

N°d'ORDRE : 19/2009-M/EL

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET
DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE
« HOUARI BOUMEDIENE »
FACULTE D'ELECTRONIQUE ET D'INFORMATIQUE



MEMOIRE

*Présenté pour l'obtention du diplôme de **MAGISTER***

En : **ELECTRONIQUE**

Spécialité : **Systemes Radiofréquences Et Micro-Ondes**

Par : Mr **MONCEF BENMIMOUNE**

Sujet

**Séparation de signaux dans les systèmes
MIMO-CDMA**

Soutenu le 01/07/2009, devant le jury composé de :

M	A. HOUACINE	Professeur	USTHB	Président
M	S. CHITROUB	Professeur	USTHB	Directeur de Thèse
M	A. BELOUHRANI	Professeur	ENP	Examineur
M	M. DEBYECHE	Maître de Conférences	USTHB	Examineur
M	M. L. TOUNSI	Maître de Conférences	USTHB	Examineur
M	A. HAMZA	Chargé de cours	USTHB	Invité

Remerciements

Tout d'abord, je remercie *DIEU* le tout puissant de m'avoir donné la force et la volonté pour mener ce projet.

Je remercie sincèrement Monsieur Salim CHITROUB, Professeurs à l'USTHB (Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene), d'avoir accepté la responsabilité de diriger ce mémoire.

Je remercie également Monsieur Abdelkrim HAMZA, Chargé de cours à l'USTHB, pour son aide et ses conseils. Il a toujours été disponible pour répondre à mes questions et pour résoudre mes problèmes.

J'exprime ma profonde gratitude aux différents membres du jury : Monsieur Amrane HOUACINE, Professeur à l'USTHB, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider ce jury, Monsieur Adel BELOUHRANI, Professeur à l'ENP (Ecole Nationale Polytechnique), Mohamed DEBYECHE, Maître de Conférences à l'USTHB, et Mohamed Lamine TOUNSI Maître de Conférences à l'USTHB, qui ont bien voulu accepter la charge d'examiner ce travail. Je les remercie pour leurs remarques pertinentes qui ont permis de compléter ce mémoire.

J'aimerais enfin exprimer toute ma gratitude à mes parents et ma famille, mes amis pour avoir toujours été présents.

Acronymes

ACI	Analyse en Composantes Indépendantes
ACP	Analyse en Composantes Principales
AMUSE	Algorithm for Multiple Unknown Signals Extraction
AWGN	Additive White Gaussian Noise
ASK	Amplitude Shift Keying
BER	Bit Error Rate
BLAST	Bell Labs Advanced Space Time
BPSK	Binary Phase Shift Keying
BSS	Blind Source Separation
CDMA	Code Division Multiple Access
CSI	Channel State Information
D-BLAST	Diagonally Bell Labs Advanced Space Time
DS-CDMA	Direct Sequence Code Division Multiple Access
EASI	Equivariant Adaptive Source Separation
FDMA	Frequency Division Multiple Access
FH-CDMA	Frequency Hopping Code Division Multiple Access
FSK	Frequency Shift Keying
JADE	Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices
H-BLAST	Horizontally Bell Labs Advanced Space Time
ICA	Independent Component Analysis
CI	Composantes Indépendantes
CP	Composantes Principales
IID	Indépendantes et Identiquement Distribuées
ISI	Inter Symbol Interference
MAI	Multiple Access Interference
MC	Monte Carlo
MF	Matched Filter
MIMO	Multiple Input Multiple Output
ML	Maximum Likelihood
MMSE	Minimum Mean Square Error
MRC	Maximum Ratio Combining
NLR	Non parametric Likelihood Ratio
NMF	Non – negative Matrix Factorization
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
PCA	Principal Component Analysis

PN	Pseudo Noise
PSK	Phase Shift Keying
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
QPSK	Quadrature Phase Shift Keying
RADICAL	Robust Accurate Direct Independent Component Analysis Algorithm
RIF	Réponse Impulsionnelle Finie
SF	Spreading Factor
SISO	Single Input Single Output
SNR	Signal to Noise Ratio
SAND	Stochastic Advanced Nonlinear Denoising
STBC	Space-Time Block Coding
STTC	Space Time Trellis Code
SUD	Single User Detection
TDMA	Time Division Multiple Access
V-BLAST	Vertically Bell Labs Advanced Space Time
ZF	Zero – Forcing

Liste des Figures

-
- Figure 1. 1** Schéma synoptique d'un système de transmission numérique typique.
- Figure 1. 2** Exemple d'une constellation $M - QAM$ pour $M = 16$.
- Figure 1. 3** Exemple d'une constellation $M - PSK$ pour $M = 8$
- Figure 1. 4** Densité spectrale de puissance d'un bruit blanc.
- Figure 1. 5** Distribution Gaussienne.
- Figure 2. 1** Architecture MIMO générique.
- Figure 2. 2** Canal MIMO.
- Figure 2. 3** Diagramme de treillis pour un STTC à 4 états utilisant $N_t = 2$ et une modulation QPSK.
- Figure 2. 4** Architecture STBC proposée dans [12].
- Figure 3. 1** Accès multiple par répartition de fréquences (FDMA).
- Figure 3. 2** Accès multiple par répartition dans le temps (TDMA).
- Figure 3. 3** Accès multiple par répartition de codes (CDMA).
- Figure 3. 4** Génération d'une séquence Walsh – Hadamard.
- Figure 3. 5** Différentes techniques de CDMA.
- Figure 3. 6** Modulation des données par séquence pseudo – aléatoires.
- Figure 3. 7** Emetteur d'un système CDMA à séquence directe.
- Figure 3. 8** Le spectre de densité de puissance de la séquence d'information : a) avant étalement, b) après étalement.
- Figure 3. 9** Récepteur d'un système CDMA à séquence directe.
- Figure 3. 10** Architecture du récepteur Rake.
- Figure 3. 11** Architecture du récepteur ZF.
- Figure 3. 12** Architecture du récepteur MMSE.
- Figure 5. 1** Organigramme général des algorithmes des simulations.
- Figure 5. 2** Schéma synoptique général d'un système STBC.
- Figure 5. 3** Performances du STBC : Nombre d'antennes N_r est variable et le canal considéré est supposé de type Rayleigh.
- Figure 5. 4** Comparaison entre les performances des différents récepteurs dans un canal de type Rayleigh (configuration d'antennes : 2x2).
- Figure 5. 5** Comparaison entre les performances du système STBC pour différentes modulations numériques dans un canal de type Rayleigh (configuration d'antennes : 2x2).
- Figure 5. 6** Comparaison entre les performances du système STBC avec deux canaux différents AWGN et Rayleigh, respectivement.
- Figure 5. 7** Schéma synoptique général d'un système CDMA.

- Figure 5. 8** Performances du récepteur MF pour K variable, le canal considéré est de type AWGN et le gain d'étalement $SF=31$.
- Figure 5. 9** Performances du récepteur MF pour SF variable, le canal considéré est de type AWGN et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$.
- Figure 5. 10** Comparaison entre les performances des différents récepteurs dans un canal de type AWGN, le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$ et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.
- Figure 5. 11** Schéma synoptique général d'un système MIMO – CDMA.
- Figure 5. 12** Performances du récepteur MF pour K variable, le canal considéré est de type Rayleigh et le gain d'étalement $SF=31$.
- Figure 5. 13** Performances du récepteur MF pour SF variable, le canal considéré est de type Rayleigh et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$.
- Figure 5. 14** Performances du récepteur MF pour différentes modulations, le canal considéré est de type Rayleigh et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=2$.
- Figure 5. 15** Performances du récepteur MF pour N_r variable, le canal considéré est de type Rayleigh, le gain d'étalement est fixé à $SF=31$ et le nombre d'utilisateurs à $K=2$.
- Figure 5. 16** Performances du récepteur MF pour N_t variable, le canal considéré est de type Rayleigh, le gain d'étalement est fixé à $SF=31$ et le nombre d'utilisateurs à $K=2$.
- Figure 5. 17** Schéma synoptique général d'un système MIMO – CDMA.
- Figure 5. 18** Performances du récepteur MF pour K variable, le canal considéré est de type Rayleigh et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.
- Figure 5. 19** Performances du récepteur MF pour SF variable, le canal considéré est de type Rayleigh et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$.
- Figure 5. 20** Performances du récepteur MF pour N_r variable, le canal considéré est de type Rayleigh, le gain d'étalement est fixé à $SF=31$ et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=2$.
- Figure 5. 21** Comparaison entre les performances du récepteur MF suivant le canal AWGN ou le canal Rayleigh, le nombre d'utilisateur est fixé à $K=2$ et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.
- Figure 5. 22** Comparaison entre les performances des différent récepteurs dans un canal de type Rayleigh, le nombre d'utilisateur est fixé à $K=5$ et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.
- Figure 5. 23** Architecture du système STBC à base du récepteur ACI.
- Figure 5. 24** Performances des algorithmes ACI, le canal considéré est de type AWGN, le nombre d'antennes 2×1 et la taille des données transmises $N=1000$ bits.
- Figure 5. 25** Performances des algorithmes ACI, le canal considéré est de type AWGN, le nombre d'antennes 2×1 et la taille des données transmises $N=5000$ bits.
- Figure 5. 26** Performances des algorithmes ACI, le canal considéré est de type AWGN, le nombre d'antennes 2×2 et la taille des données transmises $N=1000$ bits.
- Figure 5. 27** Performances des algorithmes ACI, le canal considéré est de type AWGN, le nombre d'antennes 2×2 et la taille des données transmises $N=5000$ bits.

- Figure 5. 28** Comparaison entre les signaux sources, reçus et séparés pour une trame transmise de 400 bits en appliquant l'algorithme EASI.
- Figure 5. 29** Comparaison entre les signaux sources, reçus et séparés pour une trame transmise de 4000 bits en appliquant l'algorithme EASI.
- Figure 5. 30** Comparaison entre les signaux sources, reçus et séparés pour une trame transmise de 400 bits en appliquant l'algorithme FastICA.
- Figure 5. 31** Comparaison entre les signaux sources, reçus et séparés pour une trame transmise de 4000 bits en appliquant l'algorithme FastICA.
- Figure 5. 32** Architecture du système CDMA à base du récepteur ACI.
- Figure 5. 33** Performances du récepteur MF pour K variable, le canal considéré est de type AWGN et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.
- Figure 5. 34** Performances du récepteur MF pour SF variable, le canal considéré est de type AWGN et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$.
- Figure 5. 35** Comparaison des performances des différents récepteurs dans un canal de type AWGN, le nombre d'utilisateur est fixé à $K=10$ et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE.....	01
CHAPITRE 1 : TRANSMISSIONS NUMERIQUES.....	04
1. Introduction.....	04
2. Chaîne de Transmission Numérique.....	04
3. Techniques de Modulation.....	05
4. Canal de Transmission.....	06
4. 1. Canal à bruit blanc.....	07
4. 2. Canal à évanouissement.....	08
5. Notion de Diversité.....	09
6. Conclusion.....	11
CHAPITRE 2 : SYSTEMES MULTI – ANTENNES.....	12
1. Introduction.....	12
2. Canal MIMO.....	13
2. 1. Modèle théorique.....	14
2. 2. Capacité.....	15
3. Codes Spatio – Temporels.....	16
3. 1. Codes spatio – temporels en treillis.....	16
3. 2. Codes spatio–temporels par blocs.....	17
3. 3. Codes spatio – temporels en couches.....	19
4. Algorithmes de Détection Associés aux Systèmes MIMO.....	20
4. 1. Algorithmes de détection linéaires.....	20
4. 1. 1. <i>Algorithme de forçage à zéro</i>	21
4. 1. 2. <i>Algorithme basé sur l'erreur quadratique moyenne</i>	21
4. 2. Algorithmes de détection non – linéaires.....	22
5. Conclusion.....	22
CHAPITRE 3 : ACCES MULTIPLE PAR REPARTITION DE CODES (CDMA).....	23
1. Introduction.....	23
2. Techniques d'Accès Multiple.....	23

2. 1. Accès multiple par répartition de fréquence (FDMA).....	23
2. 2. Accès multiple par répartition dans le temps (TDMA).....	24
2. 3. Accès multiple par répartition de codes (CDMA).....	24
3. Étalement de Spectre.....	25
4. Code d'Étalement.....	26
4. 1. Séquences de Walsh – Hadamard.....	26
4. 2. Séquences Pseudo Aléatoire (PN).....	28
4. 3. Séquences de Gold.....	29
5. Techniques de CDMA.....	29
6. Système CDMA à Séquence Directe.....	30
7. Récepteurs DS – CDMA.....	34
7. 1. Récepteur en râteau : <i>Rake</i>	34
7. 2. Récepteur à forçage à zéro.....	35
7. 3. Récepteur MMSE.....	36
8. Conclusion.....	37
CHAPITRE 4 : ANALYSE EN COMPOSANTES INDEPENDANTES.....	38
1. Introduction.....	38
2. Séparation Aveugle de Sources.....	38
2. 1. Modèle mathématique de BSS.....	39
2. 2. Indéterminations.....	40
2. 3. Hypothèses.....	41
2. 4. Critères de séparation et mesures d'indépendance.....	41
2. 4. 1. Critères basés sur les statistiques croisées d'ordre supérieur :.....	41
2. 4. 2. Critère de maximum de vraisemblance :.....	43
2. 4. 3. Critère de minimisation de l'information mutuelle :.....	44
2. 4. 4. Critère de maximum de non – gaussianité :.....	44
2. 4. 5. Critères utilisant les statistiques croisées du second ordre :.....	46
2. 4. 6. Parcimonie :.....	47
2. 4.7. Positivité :.....	47
3. Analyse en Composantes Indépendantes.....	48
3. 1. Définition et modèle.....	48
3. 2. Hypothèses et indéterminations.....	49
3. 3. Prétraitements.....	50
a) Données centrées :.....	50
b) Blanchiment :.....	51
3. 4. Mesures d'indépendance.....	52
3. 5. Algorithme FastICA et la non – gaussianité.....	52
3. 6. Algorithme EASI.....	53
3. 7. Algorithme <i>Noisy FastIC</i>	54
3. 7. 1 Formulation mathématique :.....	55
3. 7. 2. Idée de base :.....	56

3. 7. 3. <i>Algorithme</i> :.....	57
4. Application de l'ACI en Télécommunications	57
4. 1. Application de l'ACI dans les systèmes à base de CDMA.....	58
4. 2. Application de l'ACI dans les systèmes MIMO – STBC.....	58
5. Conclusion.....	59
CHAPITRE 5 : RESULTATS EXPERIMENTAUX : TESTS ET	
ÉVALUATIONS.....	60
1. Introduction.....	60
2. Performances du Système MIMO.....	60
3. Performances du Système CDMA.....	65
4. Performances du CDMA Dans le Contexte MIMO.....	68
5. Application de l'ACI Dans le Contexte MIMO.....	76
6. Application de l'ACI Dans le Contexte CDMA.....	81
7. Conclusion.....	81
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES.....	84

Introduction Générale : Contexte du Travail

Le travail de ce Mémoire de Magister a été réalisé au sein de Laboratoire Instrumentation de la Faculté d'Electronique et d'Informatique (FEI) de l'Université de Sciences et de la Technologie Houari Boumediene (USTHB). Ce Mémoire de Magister s'inscrit aussi dans le cadre des activités de recherche développées par l'équipe de recherche « Traitement des Signaux » de Laboratoire de Communication Parlée et Traitement des Signaux (LCPTS) au sein de la FEI de l'USTHB. Les résultats obtenus dans le cadre de ce Mémoire sont les fruits d'une coopération scientifique qui a été établie entre l'équipe de recherche « Radio Fréquence » de Laboratoire Instrumentation et l'équipe de recherche de « Traitement des Signaux » de Laboratoire LCPTS. Cette coopération scientifique concerne le thème de recherche « Sécurité de l'Information appliquée aux Télécommunications et Biométrie ». Ce Mémoire s'inscrit également dans la thématique du projet de recherche agréé par la Commission Nationale des Projets de Recherche Universitaires – Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique (CNEPRU – MESRS).

Les télécommunications occupent une place de plus en plus importante dans le monde de par la diversité de ses applications associées. Les télécommunications couvrent le domaine conventionnel des communications, le téléphone mobile, l'Internet et les multimédias qui se développent rapidement. Les applications des télécommunications font largement appel aussi bien aux techniques de traitement du signal, des images et de l'information en général, qu'aux aspects architecturaux, réalisations et sécurité de données. Ainsi, les résultats des recherches développées dans les télécommunications ont donné la naissance à des nouvelles Technologies de l'Information et des Communications (TIC). Ces nouvelles technologies ont largement contribué à l'amélioration de la productivité et de l'efficacité de plusieurs secteurs économiques et sociaux tels que, les communications d'une manière générale, les systèmes d'indentification des personnes, la santé, les banques, le transport, le contrôle d'accès à l'information ...etc.

Un des principaux défis pour la prochaine génération des systèmes de communication sans fil est d'utiliser les ressources limitées de la transmission d'une manière efficace pour fournir une qualité et une capacité qui soient suffisantes pour la gamme croissante de services. Un exemple de telles ressources limitées est la bande passante du canal de transmission. Il est bien connu que les réseaux d'antennes peuvent améliorer les performances et/ou les débits des systèmes de communication sans fil dans un environnement à évanouissement. Les réseaux d'antennes peuvent être utilisés du côté de l'émetteur et/ou du côté de récepteur, créant ainsi une diversité en transmission et/ou en réception.

D'autre part, la technologie d'accès multiple par répartition de code (*en anglais : Code Division Multiple Access : CDMA*), ou communication à étalement de spectre, est l'une des meilleures méthodes de multiplexage connues car tous les utilisateurs peuvent transmettre en même temps et sur toute la bande fréquentielle disponible. Son avantage majeur réside dans le fait que chaque utilisateur est assigné un code qui lui est spécifique. Elle est la principale technologie utilisée dans les communications mobiles notamment de troisième génération. Cependant, les performances des systèmes CDMA sont limitées par la présence de l'interférence mutuelle des utilisateurs (*en anglais : Multiple Access Interference : MAI*). En effet, l'influence de MAI doit être réduite afin de maintenir la qualité de réception à un niveau acceptable.

L'objectif de ce présent Mémoire de Magister est d'étudier et de combiner des techniques de traitement du signal et de codage afin d'exploiter la diversité en transmission et en réception dans des canaux à évanouissement. Nous envisageons ainsi d'étudier en premier lieu les systèmes multi – antennes, ou les systèmes multi – entrées multi – sorties (*en anglais : Multiple Input Multiple Output : MIMO*), et également les techniques de détection dans les systèmes à accès multiple CDMA et ceci afin de pouvoir simuler les transmissions de type MIMO – CDMA et évaluer leurs performances. De ce fait, notre Mémoire est organisé comme suit.

Dans le premier chapitre, nous donnons quelques généralités sur les communications numériques. Nous décrivons brièvement le fonctionnement d'une chaîne de transmission et nous présentons les modulations numériques que nous avons utilisées dans notre travail. La notion de diversité temporelle et spatiale ainsi que les principales techniques du multiplexage sont également introduites.

Les systèmes MIMO font l'objet du deuxième chapitre. Nous traitons particulièrement les aspects du codage spatio – temporel par bloc (*en anglais : Spatio – Temporal Block Coding (STBC)*) dans les systèmes MIMO. Ainsi, les codes spatio – temporels sont abordés, et quelques types des récepteurs sont étudiés. Deux différentes architectures spatio – temporelles adaptées au contexte des systèmes CDMA sont aussi données. Nous exposons aussi dans ce chapitre les principales caractéristiques et limitations des systèmes multi – antennes.

Le troisième chapitre est consacré à détailler le concept général des systèmes à accès multiple CDMA. De ce fait, les méthodes d'étalement du spectre et les codes d'étalement utilisés sont donnés et quelques récepteurs linéaires sont détaillés.

La plupart des contributions faites dans le contexte MIMO considèrent que le canal de transmission est connu en émission et en réception. Dans la réalité, le canal de transmission devrait être estimé au moins en réception. Habituellement, dans les systèmes de communication, nous utilisons des séquences d'apprentissage afin d'estimer le canal de transmission. Cependant, des résultats récents montrent que les systèmes utilisant les séquences d'apprentissage dans le contexte MIMO sont sous – optimaux, particulièrement

en termes de rapport signal sur bruit (*en anglais : Signal to Noise Ratio : SNR*). De plus, ils réduisent le flux des informations dans le système. C'est pourquoi, dans le chapitre quatre nous nous intéressons aux techniques d'identification aveugle. Dans ce contexte, la technique de séparation aveugle des sources (*en anglais : Blind Source Separation : BSS*) est exposée. Une vue générale sur le problème de BSS, comment il est posé, son modèle mathématique, les hypothèses de départ pour le résoudre ainsi que les ambiguïtés soulevées avec BSS sont alors donnés. Ensuite, nous détaillons la méthode statistique émergente Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) qui peut être utilisée pour résoudre le problème de BSS. Nous proposons une nouvelle combinaison de l'ACI bruitée avec STBC. Afin d'établir une étude comparative, plusieurs d'autres algorithmes de l'ACI développés dans la littérature sont exposés dans ce chapitre qui seront par la suite testés et évalués dans le contexte STBC.

Le cinquième chapitre consiste à présenter les résultats des simulations ainsi obtenus, et à évaluer les performances des différents systèmes étudiés et simulés en utilisant des critères mathématiques fondés.

Nous terminons notre manuscrit par une conclusion générale en mettant en évidence le travail réalisé dans ce Mémoire. À la lumière des résultats obtenus nous montrons aussi les perspectives futures envisagées.

Chapitre 1

Transmissions Numériques

1. Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'introduire le concept des communications numériques et les généralités qui serviront à la bonne compréhension de l'ensemble de ce Mémoire. Nous allons dans un premier temps décrire le fonctionnement d'une chaîne de transmission numérique, de la source d'information binaire au destinataire, par les étapes successives de codage, de transmission dans un canal physique et de décodage. Les canaux de transmission vont alors être décrits, et comme nous privilégions dans ce document les transmissions sans fil, nous nous attarderons sur les canaux à évanouissements. Enfin, nous ferons un aperçu rapide des différentes techniques de diversité qui permettent de traiter le problème des évanouissements et les distorsions provoqués par les canaux de transmission.

2. Chaîne de Transmission Numérique

Les systèmes de transmission numérique véhiculent de l'information entre une source et un ou plusieurs destinataires en utilisant un support physique comme le câble, la fibre optique ou encore, la propagation sur un canal radioélectrique. Les signaux transportés peuvent être soit directement d'origine numérique, comme dans les réseaux de données, soit d'origine analogique (parole, image, séquence vidéo, ...etc.) mais convertis sous une forme numérique. La tâche du système de transmission est d'acheminer l'information de la source vers le destinataire avec le plus de fiabilité possible [1].

La figure 1.1 nous donne le schéma synoptique d'un tel système de transmission numérique. Dans ce schéma ; nous nous limitons aux fonctions de base suivantes :

- La source émet un message numérique sous la forme d'une suite d'éléments binaires.
- Le codeur peut éventuellement supprimer des éléments binaires non significatifs (il s'agit ici de la compression de données ou de codage de source), ou au contraire introduire de la redondance dans l'information en vue de la protéger contre le bruit et les perturbations présentes sur le canal de transmission (il s'agit ici de codage de canal). Notons ici que le codage de canal n'est possible que si le débit de source est

inférieure à la capacité du canal de transmission avec une probabilité d'erreur P_e qui tend vers 0 d'après les travaux de Hartley – Shannon [2,3].

- La modulation a pour rôle d'adapter le spectre du signal au canal (milieu physique) sur lequel il sera émis.
- Enfin, du côté récepteur, les fonctions de démodulation et de décodage sont les inverses respectifs des fonctions de modulation et de codage situées du côté émetteur.

Les trois caractéristiques principales permettant de comparer entre elles les différentes techniques de transmission sont les suivantes:

- ❖ La probabilité d'erreur P_e par bit transmis permet d'évaluer la qualité d'un système de transmission. Elle est fonction de la technique de transmission utilisée, mais aussi du canal sur lequel le signal est transmis. Il est à noter ici que P_e est une valeur théorique dont une estimation pratique au sens statistique est donnée par la valeur de Taux d'Erreur par Bit (TEB) ou en anglais (*Bit Error Rate (BER)*). Ce dernier est utilisé dans le chapitre 5 comme critère d'évaluation des performances des systèmes étudiés.
- ❖ Le support du spectre du signal émis doit être connu afin d'utiliser d'une manière efficace la bande passante disponible du canal de transmission. De ce fait, il est plus judicieux d'utiliser des modulations à grande efficacité spectrale.
- ❖ La complexité du récepteur, dont la fonction est de restituer le signal émis, est un autre aspect important qui doit être considéré avec prudence pour un tel système de transmission fiable.

3. Techniques de Modulation

La modulation, comme déjà définie, a pour objectif d'adapter le signal à émettre au canal de transmission. Cette opération consiste à modifier un ou plusieurs paramètres d'une onde porteuse $S(t) = A \cos(w_0 t + \varphi_0)$ centrée sur la bande de fréquence du canal. Dans les procédés de modulation binaire, l'information est transmise à l'aide d'un paramètre qui ne prend que deux valeurs possibles. Dans les procédés de modulation M – aire, l'information est transmise à l'aide d'un paramètre qui prend M valeurs. Ceci permet d'associer à un état de modulation un mot de n nombres binaires. Le nombre d'états est donc $M = 2^n$. Ces n nombres proviennent du découpage en paquets de n nombres du train binaire issu du codeur.

Parmi les techniques de modulation, on trouve la modulation à déplacement d'amplitude (*en anglais : Amplitude Shift Keying (ASK)*), la modulation à déplacement de phase (*en anglais : Phase Shift Keying (PSK)*), la modulation à déplacement de fréquence (*en anglais : Frequency Shift Keying (FSK)*) et la modulation d'amplitude de deux porteuses en quadrature (*en anglais : Quadrature Amplitude Modulation (QAM)*).

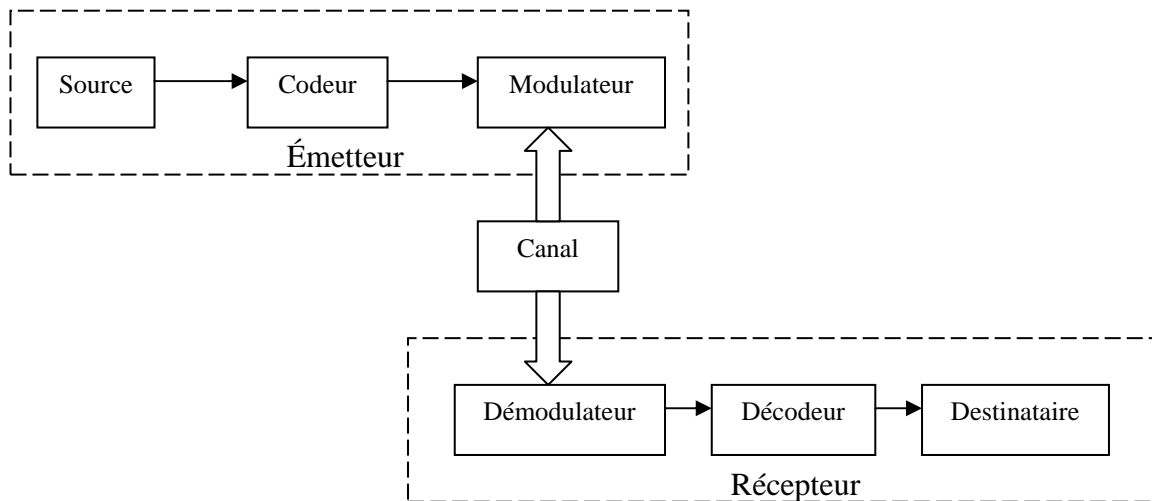


Figure 1.1. Schéma synoptique d'un système de transmission numérique typique.

Ces techniques de modulation permettent de représenter les symboles émis dans un espace à N dimensions où la position de chaque symbole par rapport à l'origine est égale à la racine carrée de l'énergie de ce même symbole. En générale les techniques de modulation sont choisies en fonction des contraintes et performances que l'on voudrait obtenir car chacune d'elles présente une certaine probabilité d'erreurs en fonction du rapport signal sur bruit.

La modulation $M - QAM$, par exemple, est un mélange de modulation en amplitude et en phase, les symboles sont alignés horizontalement et verticalement dans la constellation comme cela est indiqué dans la figure 1. 2. Dans le cas de la modulation $M - PSK$, le signal en bande de base est modulé en phase. Les symboles dans la constellation sont ainsi régulièrement espacés sur un cercle de rayon constant, où ce rayon détermine la puissance du signal. Une représentation géométrique des signaux est donnée dans la figure 1. 3.

Le choix du type de modulation numérique pour une application dépend, en général, du taux d'erreur désiré, du largeur de bande disponible et de la complexité de la réalisation.

4. Canal de Transmission

Le canal de transmission est le moyen physique permettant de véhiculer un signal de l'émetteur au récepteur. Dans les communications sans fil, le canal est l'atmosphère. Les canaux téléphoniques peuvent être des lignes téléphoniques, de la fibre optique ou sans fil (radio micro - onde). Quel que soit ce moyen physique, le signal à transmettre est corrompu aléatoirement par diverses perturbations. Le bruit thermique est une des principales perturbations, il provient généralement des circuits d'amplification du signal au récepteur. D'autres perturbations peuvent être d'origine humaine ou atmosphérique.

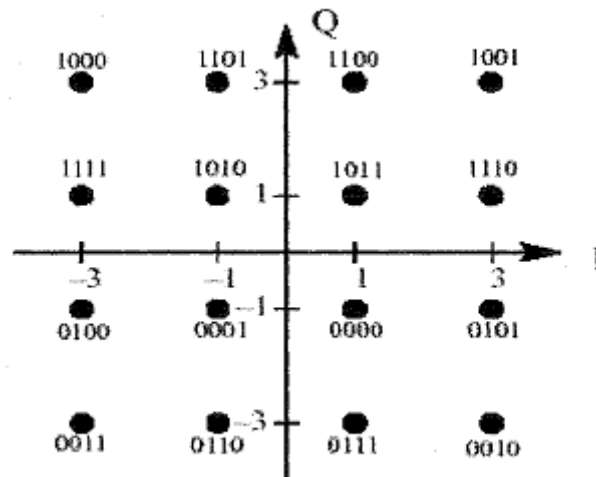


Figure 1.2. Exemple d'une constellation $M - QAM$ pour $M = 16$.

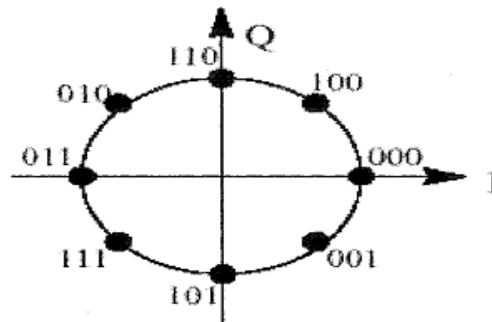


Figure 1.3. Exemple d'une constellation $M - PSK$ pour $M = 8$

Les interférences provenant d'autres utilisateurs du canal constituent aussi une autre forme de bruit additif. Une autre forme de dégradation du signal, qui apparaît dans certaines communications radio, est le multi - trajet.

Dans la littérature, deux canaux sont généralement étudiés : le canal bruité à bruit blanc additif gaussien (*en anglais : Additive White Gaussian Noise (AWGN)*), ou bien sur des canaux à évanouissements et dispersions, appelé aussi canaux multi - trajets où l'on étudie l'effet de ces trajets multiples et leurs influences sur la transmission.

4. 1. Canal à bruit blanc

Le canal à bruit Gaussien additif (AWGN) insère un bruit de variance σ^2 , de moyenne nulle, et d'une densité spectrale de puissance égale à $N_0/2$ (Figure 1. 4.)

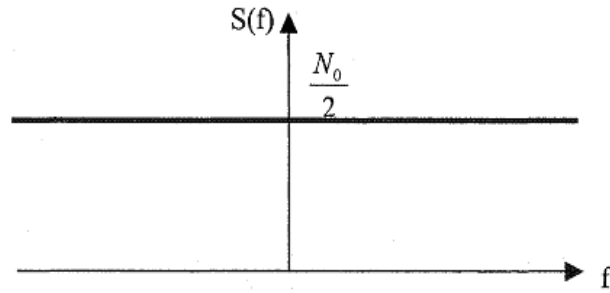


Figure 1.4. Densité spectrale de puissance d'un bruit blanc.

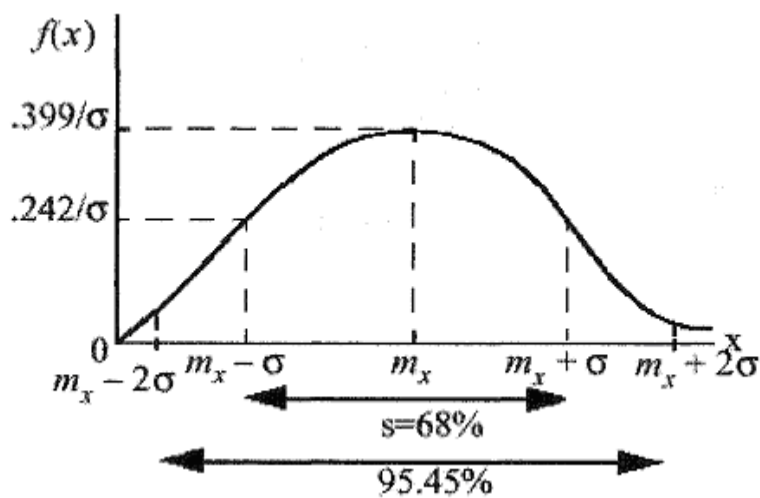


Figure 1.5. Distribution Gaussienne.

Une telle densité de probabilité indique que le bruit est une variable aléatoire dont les paramètres statistiques tels que la variance, la moyenne, la corrélation, et surtout la distribution qui est normale. Cette loi de distribution, présentée dans la figure 1.5, possède la formule mathématique suivante :

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-m_x)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

4. 2. Canal à évanouissement

Dans ce modèle de canal, le signal émis subit une atténuation et un délai. Ce phénomène est relié aux trajets multiples introduits par le canal physique comme les réflexions spéculaires ou diffuses sur des obstacles tels que des montagnes ou des bâtiments, ainsi qu'à la position relative de l'émetteur et du récepteur s'ils sont en mouvement, ce qui cause une variation temporelle du canal.

Ce qui est connu sur le canal de transmission des systèmes sans fil, c'est qu'il souffre d'une limitation due au caractère aléatoire des évanouissements. Cette limitation peut être modélisée par un processus aléatoire Gaussien complexe [4]. Si la moyenne des évanouissements est nulle, alors l'enveloppe suit une loi de Rayleigh et le canal est dit canal de Rayleigh.

La matrice H du canal sera à entrées complexes gaussiennes. Chaque composante dispose d'une partie réelle et une partie imaginaire gaussienne de moyenne nulle et de variance égale à 0.5. Si la moyenne des évanouissements n'est pas nulle le canal est dit canal de Rice [5].

Il existe trois types de canaux de Rayleigh classés suivant la nature de l'évanouissement.

- ④ Canal ergodique, ou canal FF (*en anglais : Fast – Fading (FF) Channel*) : une réalisation du canal est vue à chaque temps symbole.
- ④ Canal quasi – statique (*en anglais : Quasi – Static Fading Channel*) : le canal reste constant durant la transmission d'une trame ou d'un mot de code.
- ④ Canal à évanouissement par blocs (*en anglais : Block – Fading Channel*) : le canal reste constant durant la transmission de n trames. Si $n = 1$, on retrouve le canal quasi – statique.

Au canal de transmission s'ajoute le bruit dû aux divers rayonnements captés par les antennes, les interférences éventuelles entre utilisateurs et le bruit généré par les composants électroniques. Ce bruit est modélisé par un bruit type AWGN de moyenne nulle et de variance σ^2 .

5. Notion de Diversité

Il est évident qu'un signal transmis sur un canal radio mobile est fortement affecté par les interférences et les évanouissements liés aux obstacles et aux multi – trajets. En présence de forts évanouissements, l'envoi d'une seule réplique du signal peut être insuffisant pour décoder l'information. Pour pallier ce problème, il serait intéressant de récupérer à la réception diverses répliques du signal affectées par des évanouissements indépendants. Cette technique de récupération de diverses répliques s'appelle diversité. La diversité consiste à envoyer sur plusieurs voies indépendantes le même signal de façon à moyenniser les évanouissements. L'ordre de diversité est égal au nombre de voies indépendantes à la réception [5]. Il existe différents types de diversité :

- **La diversité temporelle** : c'est l'envoi en n instants différents du même signal. Les instants sont séparés d'au moins le temps de cohérence du canal, ce temps correspond à celui durant lequel nous pouvons considérer que le canal est stable, afin d'assurer une bonne dé-corrélation des signaux. Ce type de diversité est intéressant pour les canaux ergodiques.
- **La diversité fréquentielle** : c'est l'envoi sur n fréquences différentes du même signal. Les fréquences sont séparées d'au moins la bande de cohérence du canal qui est défini comme étant correspond à la gamme de fréquences sur laquelle les amplitudes des composantes fréquentielles du signal, fortement corrélées, subissent des atténuations semblables. La diversité fréquentielle est utilisée dans les systèmes à multiplexage par répartition orthogonale de la fréquence (*en anglais : Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM)*).
- **La diversité d'espace en émission** : c'est l'envoi du même signal sur n antennes différentes séparées d'au moins dix fois la longueur d'onde. A la réception, cette diversité est perçue comme une diversité temporelle.

Ces trois types de diversités sont coûteux en termes d'efficacité spectrale, défini comme le rapport du taux de transmission sur la largeur de la bande utilisée, puisqu'elles nécessitent la répétition du même signal. L'association d'un codage correcteur d'erreurs avec l'un de ces types de diversité permet d'augmenter l'efficacité spectrale, et ainsi d'éviter un gaspillage des ressources spectrales. Il existe deux autres types de diversités, à savoir :

- **La diversité d'espace en réception** : c'est la réception du même signal sur n antennes différentes séparées d'au moins dix fois la longueur d'onde. L'ordre de diversité maximal possible est égal à n .
- **La diversité de trajets** : c'est la réception de n répliques du même signal issues de n multi – trajets. Un récepteur *Rake* permet de dé-corréler les différents trajets. Cette technique est utilisée dans le système DS – CDMA (*en anglais : Direct Sequence Code Division Multiple Access*).

La combinaison de plusieurs types de diversité permet d'obtenir des ordres de diversité élevés. Elle permet de résister plus efficacement aux effets des évanouissements et augmenter, de ce fait, l'efficacité spectrale. L'ordre de diversité total est le produit des ordres de diversités particuliers.

Dans ce travail, nous nous intéressons à deux types de diversité, à savoir : diversité spatio – temporelle. Nous allons considérer un système à antennes multiples à l'émission et à la réception associé au système DS – CDMA. La diversité à la réception est acquise. Il reste donc à récupérer la diversité à l'émission. Pour cela, une technique de codages spatio – temporels sera utilisée.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les notions et les définitions qui seront utiles tout au long de ce Mémoire. Nous avons rappelé le fonctionnement d'une chaîne de transmission numérique et donné les principales techniques de modulation utilisées, puis nous avons détaillé le canal de transmission qui nous intéresse dans cette étude à savoir le canal type AWGN et le canal à évanouissement. Enfin, nous avons présenté les techniques de diversité qui permettent de mieux résister aux évanouissements et aux distorsions provoqués par les canaux de transmission, amenant ainsi au concept des systèmes multi – antennes qui fera l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 2

Systèmes Multi – Antennes

1. Introduction

Le potentiel de la dimension spatiale est apparu dès les débuts des transmissions radio, où les éléments directifs servaient à concentrer l'énergie dans la direction de l'émetteur ou du récepteur, permettant ainsi, par filtrage spatial, d'abaisser la puissance d'émission et de minimiser l'impact des signaux interférents. L'utilisation d'antennes directives a été, par la suite, écartée par l'apparition des réseaux d'antennes adaptatifs, connus sous le nom d'antennes intelligentes (*en anglais : smart antennas*), capables d'ajuster dynamiquement leur diagramme de rayonnement aux conditions de propagation. Cependant, l'intérêt des antennes directives diminue dès lors que l'on se trouve en présence d'obstacles ou de réflecteurs importants puisque la notion de trajet dominant disparaît. Un autre avantage de la dimension spatiale apparaît lorsque la distance inter – éléments est suffisamment grande, le détecteur dispose alors de plusieurs copies indépendantes d'un même signal qu'elles peuvent être combinées afin de diminuer le risque d'erreur. Une diversité spatiale en réception peut alors exploiter. De même, si la condition de dé-corrélation est respectée à l'émission, il est possible de mettre en forme le signal transmis de telle sorte que le récepteur reçoive un ensemble de copies différentes du message, disposant ainsi d'une diversité spatiale en émission.

L'étape suivante a été d'implanter simultanément des réseaux d'antennes, en émission et en réception, donnant ainsi le jour aux premières architectures de type MIMO [6]. Pour un milieu de propagation suffisamment dispersif, il a été montré [6] qu'une telle architecture est en mesure de créer, dans une même bande de fréquence, plusieurs canaux indépendants. De ce fait, en répartissant les données sur le multiplex de canaux, les débits supportés sont ainsi largement supérieurs à ceux atteints par les systèmes classiques. Les explications théoriques avancées dans [7] puis [8] et [9], confirment cette analyse quelques années plus tard en montrant, sous certaines conditions, que la capacité d'une liaison MIMO, i.e. le débit théorique maximal transmis sans erreurs, croît linéairement en fonction du nombre minimal d'antennes d'émission et de réception. Le concept MIMO prend réellement son essor en 1996 grâce au démonstrateur BLAST, élaboré au sein des laboratoires Bell, qui a permis d'obtenir des efficacités spectrales de l'ordre de 40 bit/s/Hz avec 8 éléments d'émission et de réception [9].

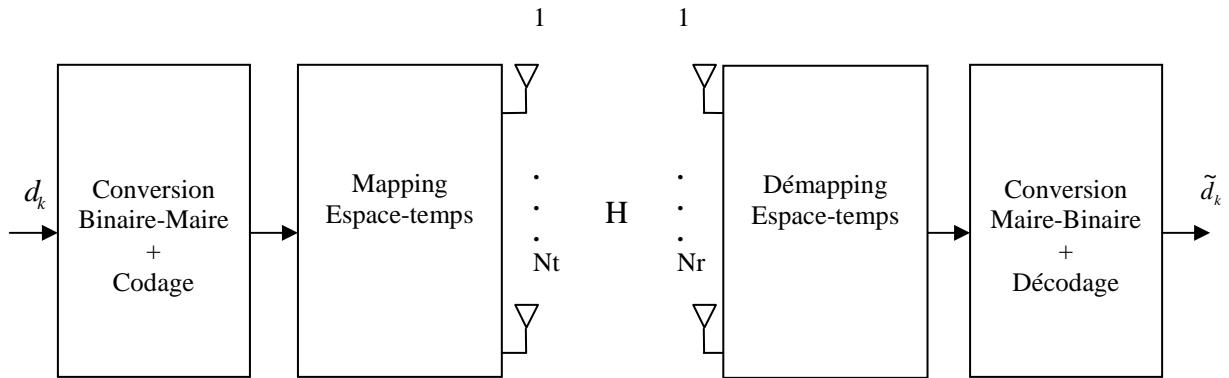


Figure 2.1. Architecture MIMO générique.

La figure 2. 1. nous donne la forme simplifiée d'un système MIMO typique. Les données binaires d'information d_k alimentent un bloc de transmission comprenant les fonctions de codage de canal, d'entrelacement, de conversion binaire – Maire et enfin un organe appelé *mapper* espace – temps qui permet d'assigner à chaque antenne les différents symboles. Cette assignation peut se faire soit avec ajout de redondance, il s'agit ici de codage espace – temps, soit sans aucune redondance, les données sont alors multiplexées spatialement. Le codage spatio – temporelle peut être éventuellement complété par une pondération de l'antenne considérée ou bien par un pré – codage linéaire spatio – temporel.

En réception, le signal émis est capté simultanément par plusieurs antennes. Un traitement spécifique est alors mis en œuvre pour retrouver le symbole émis à partir des différentes séquences reçues pour chaque antenne. En plus des opérations classiques de conversion Maire – binaire, des entrelacements et de décodage de canal, le récepteur comprend un égaliseur (ou détecteur) espace – temps. Cet égalisateur exploite en général la connaissance du canal (*en anglais : Channel State Information (CSI)*) et dont la structure et la complexité varient suivant l'application et la technique d'émission considérées.

2. Canal MIMO

Le canal de transmission, entendu dans le sens général du terme, assure le lien entre l'émetteur et le récepteur permettant le transfert de l'information. Une connaissance fine des mécanismes mis en jeu est indispensable à la conception d'une chaîne de communication et à l'estimation des performances optimales.

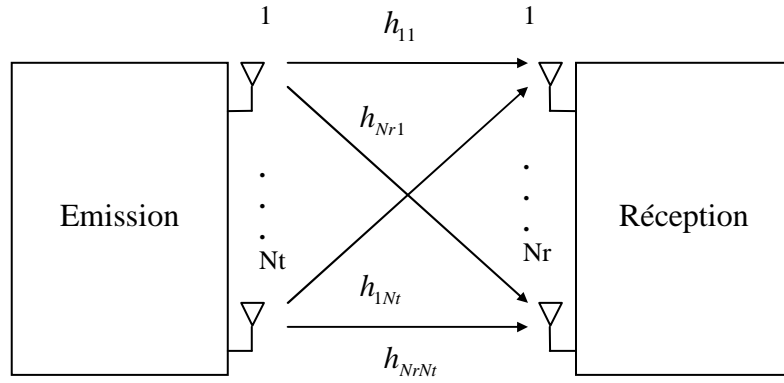


Figure 2. 2. Canal MIMO.

2. 1. Modèle théorique

Considérons le système MIMO, donné dans la figure 2. 2., constitué de N_t antennes à l'émission et de N_r antennes à la réception. L'émetteur transmet simultanément le multiplex de signaux $\{x_i\}_{i=1}^{N_t}$, où la composante x_i alimente l'antenne i . L'ensemble des antennes de réception récolte les signaux $\{r_j\}_{j=1}^{N_r}$ résultant de la superposition des signaux transmis filtrés par le canal. Le signal reçu sur l'antenne j s'écrit :

$$r_j = \sum_{i=1}^{N_t} h_{ji} x_i + n_j \quad (1)$$

où n_j est le bruit additif gaussien associé à l'antenne de réception j suivant la loi normale de moyenne nulle et de variance σ^2 . L'équation (1) peut être formulée sous forme matricielle suivante :

$$r = Hx + n \quad (2)$$

$$\text{Avec : } \begin{bmatrix} h_{11} & \dots & h_{1N_t} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ h_{N_r1} & \dots & h_{N_rN_t} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$x = [x_1 \quad \dots \quad x_{N_t}]^T \in \mathcal{C}^{N_t \times 1} \quad (4)$$

$$r = [r_1 \quad \dots \quad r_{N_r}]^T \in \mathcal{C}^{N_r \times 1} \quad (5)$$

$$n = [n_1 \quad \dots \quad n_{N_r}]^T \in \mathcal{C}^{N_r \times 1} \quad (6)$$

2. 2. Capacité

La capacité de Shannon est une mesure du taux maximum possible que l'on peut transmettre dans un canal avec une probabilité d'erreur binaire BER arbitrairement faible. Le théorème de Shannon dit que l'on peut transmettre de l'information sans perte sur un canal, même bruité, tant que le taux de transmission reste inférieur à la capacité C [10]. Au – delà de ce taux, il est impossible de transmettre sans perte. L'expression originale de la capacité de Shannon pour un canal d'une seule entrée et une seule sortie (*en anglais : Single Input Single Output (SISO)*) avec un bruit blanc additif gaussien est [11] :

$$C = \log_2 \left(1 + \frac{S}{N} \right) \quad (7)$$

Avec S est la puissance du signal et N est la puissance du bruit. Cette formule reflète également l'efficacité spectrale de la bande utilisée.

Les premières études sur la capacité d'un système multi – antennes ont été publiées dans [7]. L'auteur a évalué une capacité dite ergodique et il a considéré comme canal de transmission un canal matriciel à évanouissements de Rayleigh, statistiquement indépendants, plats en fréquence et variant rapidement dans le temps. L'un des principaux résultats théoriques est que la capacité croît linéairement avec le nombre minimal d'antennes en émission et en réception.

L'expression de la capacité de canal, pour un système MIMO ayant N_t antennes à l'émission et N_r antennes à la réception, avec un bruit blanc additif gaussien, est [9] :

$$C_{MIMO} = \log_2 \left(\det \left(I + \frac{\rho}{N_t} H H^H \right) \right) \quad (8)$$

Avec ρ est la moyenne du rapport signal sur bruit, I est une matrice identité $N_r \times N_r$, et H est la matrice $N_r \times N_t$ du canal normalisé, considérée non sélective en fréquence. L'opérateur " (H) " désigne le conjugué transposé d'une matrice. Pour le canal sélectif en fréquence, la formule de capacité de Shannon devient [9] :

$$C = \frac{1}{B} \int_B \log_2 \left(\det \left(I + \frac{\rho}{N_t} H(f) H(f)^H \right) \right) df \quad (9)$$

où B est la bande considérée. Dans le cas d'une modélisation statistique, les éléments de H sont des variables aléatoires ; donc les valeurs de C seront aussi des variables aléatoires. La capacité moyenne ergodique peut être définie dans ce cas par [12] :

$$\langle C \rangle = \left\langle \log_2 \left(\det \left(\delta_{ij} + \frac{\rho}{N_t} r_{ij} \right) \right) \right\rangle \quad (10)$$

où r_{ij} représentent les éléments de la matrice de corrélation instantanée, δ_{ij} le delta de Kroneker et $\langle \rangle$ est l'espérance mathématique par la matrice de canal. Pour la réalisation d'un canal donné, ces termes sont donnés par [12] :

$$r_{ij} = \sum_k h_{ik} h_{jk}^* \quad (11)$$

où h_{ij} désignent les composants de la matrice H .

3. Codes Spatio – Temporels

Les études sur la capacité des canaux MIMO et sur la probabilité d'erreur par mot des codes spatio – temporels ont mis en évidence l'intérêt des systèmes de transmission utilisant des codages espace – temps. De multiples codes ont été alors proposés dans la littérature depuis 1998.

3. 1. Codes spatio – temporels en treillis

Les codes spatio – temporels en treillis (*en anglais : Space Time Trellis Code (STTC)*) ont été introduits dans [13] comme un nouveau moyen de fournir de la diversité d'émission pour des canaux à antennes multiples sujets à des évanouissements. Ils ont été utilisés pour présenter les critères de construction des codes spatio – temporels. Les STTC offrent à la fois un gain de diversité qui peut être maximal et un gain de codage défini entre autres par le nombre de bascules contenu dans le codeur. Leur rendement est unitaire puisque les symboles transmis simultanément à partir de plusieurs antennes ont été construits à partir des mêmes bits d'informations présents à l'entrée d'un codeur non systématique, i.e. sans rajout de bits de redondance. Les bits d'information sont donc codés en temps et en espace.

Le fonctionnement du codeur est relativement simple et peut être résumé comme suit:

- θ_k représente l'état du treillis à l'instant k et par conséquent l'état suivant est noté θ_{k+1} .
- Considérons que le treillis est à l'état initial $\theta_k = 0$.
- L'état suivant du treillis dépend des bits d'information à coder. Ainsi, si les deux bits à coder sont 11, alors l'état suivant prend la valeur décimale équivalente c'est – à – dire $\theta_{k+1} = 3$.
- Les symboles à droite du treillis sont les codes associés à chaque doublet d'éléments binaires entrants.

Dans notre cas ($\theta_k = 0$ et $\theta_{k+1} = 3$) le doublet à la sortie du codeur est donc 30 (3 sur la première antenne et 0 sur la seconde). Ces symboles sont alors mis en forme par la modulation QPSK avant l'émission par leur antenne respective.

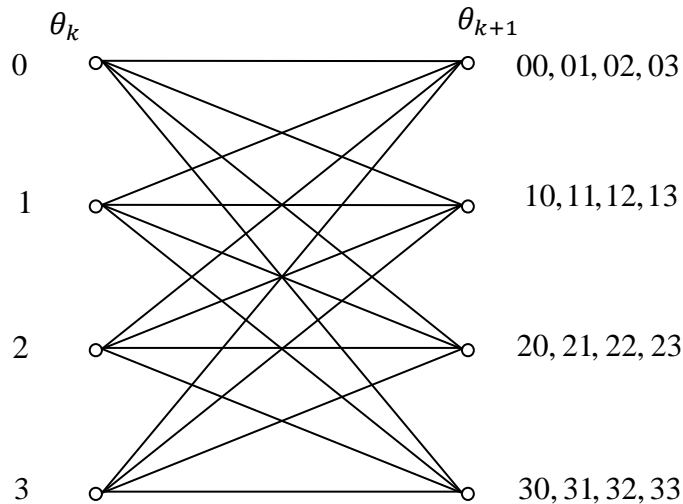


Figure 2. 3. Diagramme de treillis pour un STTC à 4 états utilisant $N_t = 2$ et une modulation QPSK.

Par exemple si nous voulons transmettre la séquence $\{10 \ 01 \ 11 \ 00 \ 01\}$, correspondant aux symboles QPSK $\{2 \ 1 \ 3 \ 0 \ 1\}$ il faut alors transmettre :

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 1 & 3 & 0 \\ 2 & 1 & 3 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Le décodage d'un code en treillis se fait par l'algorithme de Viterbi. La complexité de cet algorithme est exponentielle en fonction du nombre d'états du codeur, le nombre d'antennes à l'émission et l'ordre de la modulation, ce qui rend les codes en treillis peu pratiques.

3 2. Codes spatio-temporels par blocs

Les STTC souffrant d'une complexité de décodage accrue lorsque le nombre d'antennes à l'émission et l'ordre de la modulation augmentent. Dans [14], l'auteur a proposé une technique de transmission appelée STBC (*en anglais : Space-Time Block Coding*) repose sur la construction, à partir de symboles complexes, de matrices orthogonales. Beaucoup moins complexe que les STTC, ces codes sont utilisables pour 2 antennes à l'émission et s'appuient sur un algorithme de décodage très simple. Il ne nécessite d'ailleurs qu'une seule antenne en réception. De plus, le code proposé a des propriétés intéressantes d'être à diversité spatiale maximale et d'avoir un rendement de codage $R_c = 1$. Cette technique a été généralisée dans [15] à un nombre arbitraire d'antennes d'émission. Néanmoins, les codes obtenus, bien qu'à diversité maximale, perdent en rendement lorsque le nombre d'antennes est supérieur à 2.

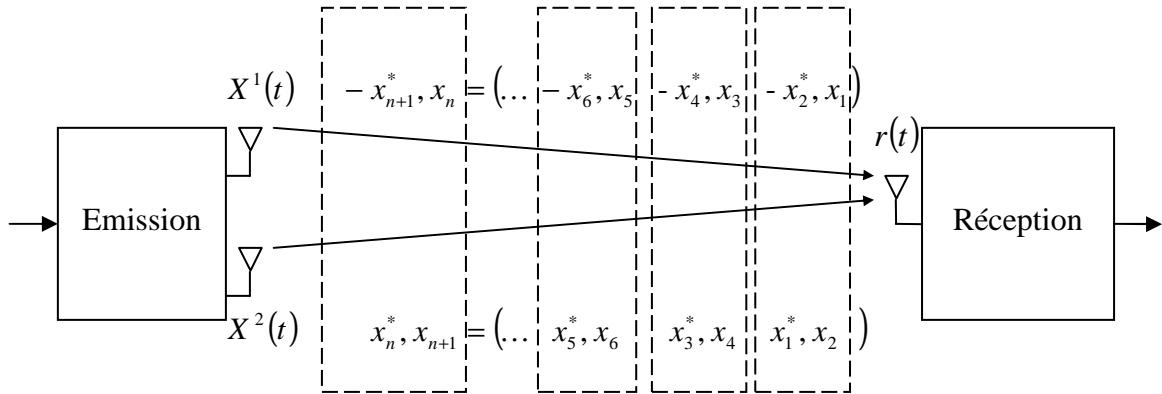


Figure 2. 4. Architecture STBC proposée dans [14].

La structure de codage proposée peut être représentée sous forme matricielle suivante:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & -x_2^* \\ x_2 & x_1^* \end{bmatrix} \quad (12)$$

Les symboles sont transmis dans deux périodes consécutives à travers les deux antennes. Pendant la première période de transmission, les deux symboles x_1 et x_2 sont transmis simultanément par l'antenne 1 et l'antenne 2, respectivement. Dans la deuxième période de transmission, le symbole $-x_2^*$ est transmis par l'antenne 1 et le symbole x_1^* est transmis par l'antenne 2, il fait noter que x_1^* est le complexe conjugué de x_1 .

Il est clair que le codage est fait à la fois dans l'espace et dans le temps. On considère X^1 et X^2 les séquences transmises par les antennes 1 et 2, respectivement :

$$X^1 = [x_1 \quad -x_2^*], \quad X^2 = [x_2 \quad x_1^*] \quad (13)$$

La principale caractéristique du système proposé dans [14] est que les séquences à transmettre par les deux antennes sont orthogonales, cela revient à dire que le produit scalaire des séquences X^1 et X^2 est égal à zéro, c'est-à-dire :

$$X^1 X^2 = x_1 x_2^* - x_2^* x_1 = 0 \quad (14)$$

La matrice de code a pour propriété :

$$X X^H = \begin{bmatrix} |x_1|^2 + |x_2|^2 & 0 \\ 0 & |x_1|^2 + |x_2|^2 \end{bmatrix} = (|x_1|^2 + |x_2|^2) I \quad (15)$$

où I est une matrice identité 2×2 .

À la réception, les signaux reçus sur les deux périodes consécutives, noté par r_1 et r_2 pour l'instant t et $t + T$, respectivement, peuvent être exprimés comme suit :

$$r_1 = h_1 x_1 + h_2 x_2 + n_1 \quad \text{et} \quad r_2 = -h_1 x_2^* + h_2 x_1^* + n_2 \quad (16)$$

où h_1 et h_2 sont les coefficients des canaux entre les antennes d'émission et l'antenne de réception et n_1 et n_2 sont des variables complexes indépendantes avec moyenne nulle et densité spectrale de puissance qui vaut $N_0/2$, se qui correspondant à un bruit additif blanc gaussien. Le mot de code reçu s'écrit donc :

$$r = [r_1 \quad r_2] = [h_1 \quad h_2] \cdot \begin{bmatrix} x_1 & -x_2^* \\ x_2 & x_1^* \end{bmatrix} + [n_1 \quad n_2] \quad (17)$$

En remarquant que :

$$r_2^* = h_2^* x_1 - h_1^* x_2 + n_2^* \quad (18)$$

Nous pouvons introduire le nouveau mot de code r' qui fait intervenir $\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$:

$$r' = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 \\ h_2^* & -h_1^* \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2^* \end{bmatrix} \quad (19)$$

La transmission étant cohérente, h_1 et h_2 sont connus du récepteur et nous pouvons facilement construire :

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -h_1^* & h_2 \\ h_2^* & h_1 \end{bmatrix} \cdot r' = (|h_1|^2 + |h_2|^2) \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \end{bmatrix} \quad (20)$$

Comme les coefficients h_1 et h_2 sont décorrélés, les bruits additifs n_1 et n_2 restent décorrélés. La constellation des symboles x n'a subi qu'une dilatation de $(|h_1|^2 + |h_2|^2)$ et le détecteur de maximum de vraisemblance (*en anglais : Maximum Likelihood (ML)*) est donc un simple détecteur à seuil.

3. 3. Codes spatio – temporels en couches

Le rendement limité des codes précédents a motivé la construction de code spatio – temporels ayant une plus grande efficacité spectrale. Les codes spatio – temporels en couches, permettent une augmentation du rendement. Pour les systèmes symétriques (même nombre d'antennes à l'émission et à la réception), leurs rendements augmentent linéairement en fonction du nombre d'antennes. Ces codes exploitent le multiplexage spatial afin d'augmenter l'ordre de diversité atteint, c'est – à – dire sa répartition en espace sans redondance de l'information. Le système transmet alors N_t fois plus de symboles utiles par unité de temps qu'un système mono – antenne [8].

Il existe trois types de codes spatio – temporels en couches. Le premier repose sur un encodage diagonal appelé D – BLAST (abréviation de l’appellation en anglais : *Diagonally – Bell Labs Advanced Space Time*). Il a été conçu pour un système symétrique, dans un premier temps, la trame est divisée en N_t sous trames et à chacun de ces sous trames est appliqué un code correcteur d’erreur, avant d’être modulée [8]. Les sous trames résultantes sont ensuite affectées aux antennes d’émission selon un ordre variant périodiquement par permutation circulaire conférant une structure en couches diagonales. L’inconvénient majeur de cette méthode est la complexité du décodage au niveau du récepteur.

Une seconde approche a ainsi été proposée. Elle est identique à l’approche précédente mise à part que les N_t sous trames résultantes, après les opérations de codage correcteur d’erreur et de modulation, sont transmises sur chaque antenne directement. On parle alors de H – BLAST (abréviation de l’appellation en anglais : *Horizontally – Bell Labs Advanced Space Time*).

Enfin, une troisième approche, la plus simple, qui ne fait appel à aucune technique de codage [16], [17] et [18]. On parle alors de V – BLAST (abréviation de l’appellation en anglais : *Vertically – Bell Labs Advanced Space Time*). Cette architecture verticale procède tout simplement à un démultiplexage de la chaîne d’informations en N_t sous trames, chacune d’entre elles étant transmise par son antenne respective après avoir été modulée.

Par construction, la technologie BLAST n’exploite pas la diversité spatiale à l’émission mais uniquement celle en réception. Une autre remarque importante concerne le nombre d’antennes en réception. Le bon fonctionnement de ce type de transmission implique l’existence d’au moins N_t modes propres, c’est – à – dire un rang de canal supérieur ou égal à N_t . Or, le rang de la matrice représentative du canal est borné par le minimum du nombre d’antennes à l’émission et en réception. Donc, une contrainte importante pour les schémas MIMO de type BLAST est que le nombre d’antennes en réception doit être supérieur ou égal au nombre d’antennes en émission.

4. Algorithmes de Détection Associés aux Systèmes MIMO

Au récepteur, différentes techniques de traitement sont utilisées pour détecter efficacement le signal reçu. Dans le cas des systèmes MIMO, ces techniques sont regroupées en deux approches qui sont les techniques linéaires et non – linéaires.

4. 1. Algorithmes de détection linéaires

Dans ce paragraphe, les algorithmes de détection linéaires sont introduits. Un algorithme de détection est dit linéaire si l’estimation statistique (avant décision) du vecteur émis s’obtient par transformation linéaire du vecteur reçu. Ces algorithmes sont caractérisés par leurs simplicités et leurs performances moyennes.

4.1.1. Algorithme de forçage à zéro

Cette technique est basée sur le calcul de l'inverse de la matrice canal H . Le vecteur estimé est obtenu par :

$$s_{est} = ((H^H H)^{-1} H^H).r = H^\# r \quad (21)$$

où H^H désigne la transposée conjuguée de la matrice. $H^\#$ est la matrice pseudo inverse de H . La condition principale pour l'existence de la matrice pseudo inverse (appelée aussi matrice inverse au sens de Moore – Penrose [19,20]) est que le nombre de colonnes soit inférieur ou égales au nombre de lignes, c'est – à – dire $N_t \leq N_r$, sinon la matrice $H^* H$ devient singulière est donc sa matrice inverse n'existe pas [21]. D'autre part $(H^* H)^{-1}$ existe si et seulement si les colonnes de H sont indépendantes. C'est en fait le cas, puisqu'on a supposé que les éléments de H sont indépendants [22].

Finalement, les éléments du vecteur estimé s_{est} sont introduits dans une constellation en fonction du type de modulation utilisée (QAM, PSK, FSK, ... etc.), et la décision est prise dans cette constellation grâce à un comparateur à distance euclidienne. Malheureusement, cette détection ne prend pas en considération la variance du bruit, ce qui limite les performances de cet algorithme.

4.1.2. Algorithme basé sur l'erreur quadratique moyenne

Une autre approche linéaire pour estimer le vecteur reçu r consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le vecteur de données et son estimation. A cet effet, on définit une matrice W telle que les conditions suivantes, exprimées par les équations (22) et (23), soient réalisées :

$$s_{est} = W.r \quad (22)$$

$$J(W) = E(\|e\|^2) = E(\|s - W.r\|^2) \text{ est minimale} \quad (23)$$

La matrice W est égale à [22] :

$$W = (H^* H + \sigma^2 . I)^{-1} H^* \quad (24)$$

où $\sigma = 1/\rho$ et ρ étant le rapport signal sur bruit par antenne réceptrice.

Les composantes du vecteur s_{est} ainsi obtenues, sont assimilées aux points les plus proches de la constellation dans le bloc de décision. L'avantage de cet algorithme réside dans la prise en considération des paramètres statistiques du bruit à travers le paramètre σ donné dans l'équation (24).

Les deux algorithmes présentés dans ce paragraphe sont attrayants en raison de leur simplicité et la linéarité des opérations matricielle effectuées lors de la détection. Toutefois, ils ne peuvent être appliqués que sous la condition $N_t \leq N_r$, ce qui limite considérablement la capacité de transmission. De plus, leurs performances sont très moyenne [23]. De meilleures performances peuvent être obtenues si des techniques de détection non – linéaires sont utilisées.

4. 2. Algorithmes de détection non – linéaires

Parmi les algorithmes de détection non – linéaire, nous considérons ici l’algorithme de maximum de vraisemblance. Cet algorithme, contrairement aux détecteurs linéaires, ne nécessite pas le calcul de la matrice pseudo inverse du canal. L’approche consiste en la comparaison du vecteur reçu r avec tous les vecteurs possibles transmis et modifiés par la matrice du canal, en utilisant le principe du maximum de vraisemblance. Ce principe est décrit par la formule suivante :

$$s_{est} = \underset{d}{\operatorname{argmin}}(\|r - H \cdot d\|^2) \quad (25)$$

Cependant, cet algorithme présente des inconvénients liés à sa complexité qui augmente exponentiellement avec le nombre d’antennes, notamment des constellations à plusieurs points. Des techniques sont alors proposées à ce sujet en vue de diminuer sa complexité de calcul tout en conservant ses attrayantes performances [23].

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le concept MIMO ainsi que les différentes techniques de codage espace – temps. Parmi ces techniques, on distingue celle qui exploite uniquement la diversité spatiale sans gain de codage, les STBC, de celle avec gain de codage, les STTC. Quoiqu’il en soit, dans tous les cas, STBC et STTC conduisent à un gain de multiplexage spatial faible comparé au gain obtenu avec une technique de multiplexage spatial. La dernière partie du chapitre a été consacrée aux différents algorithmes de détection associés aux systèmes MIMO à savoir les algorithmes linéaires et les algorithmes non – linéaires. Dans ce qui suit de ce présent Mémoire, nous nous sommes intéressés en particulier aux algorithmes non – linéaires de type STBC.

Chapitre 3

Accès Multiple par Répartition de Codes (CDMA)

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes techniques d'accès multiple utilisées en télécommunications avant de détailler le principe d'étalement de spectre sur lequel s'appuie la technique d'accès multiple par répartition de codes (CDMA). Nous verrons ensuite les codes d'étalement utilisés dans le processus d'étalement. Nous élaborons après le concept CDMA et la modélisation des signaux issus de ce système. Pour terminer, nous évoquerons les principales techniques de détection.

2. Techniques d'Accès Multiple

Les communications sans fil doivent utiliser la bande fréquentielle allouée de manière optimale. Il s'agit en effet, d'une part de transmettre un maximum de données utiles par unités de temps entre la source et le destinataire, mais également de fixer les règles permettant à tous les émetteurs de communiquer de façon optimale. Dans ce contexte, il sera donc nécessaire de définir les principes de communication pour que les utilisateurs puissent se partager le canal. Il s'agit des techniques d'accès multiple. Autrement dit, il s'agit de partager un ensemble limite de canaux de communication, de telle sorte que plusieurs utilisateurs puissent y avoir accès pour communiquer simultanément. Un canal est donc une portion de cet ensemble qui est alloué temporairement à un utilisateur pour sa communication. Il est donc important de rentabiliser au maximum cette ressource. Différentes techniques d'accès multiples ont fait leur apparition.

2. 1. Accès multiple par répartition de fréquence (FDMA)

Parmi les méthodes d'accès multiple de base, l'accès multiple par répartition de fréquences (*en anglais : Frequency Division Multiple Access (FDMA)*) représente la technique la plus utilisée dans les réseaux mobiles de la première génération. Avec cette méthode (Figure 3. 1), les utilisateurs se partagent la bande passante du canal alors divisée. Chaque utilisateur se voit allouer une fréquence porteuse différente. Il peut alors émettre en continu dans sa bande de fréquence propre. La largeur de la bande étant plus réduite que la bande totale autorisée. La technique est réputée d'être moins sensible aux interférences.

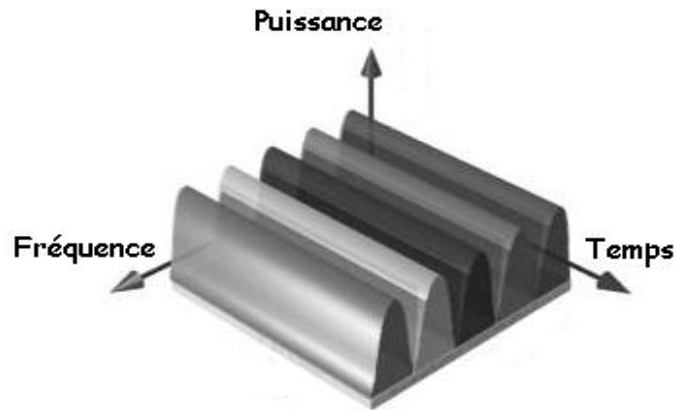


Figure 3. 1. Accès multiple par répartition de fréquences (FDMA).

Cette technique s'applique principalement aux signaux analogiques. Son inconvénient majeur est le manque de souplesse pour la réalisation d'un débit variable. Il est à noter que le nombre d'utilisateurs est fixé par le nombre de synthétiseurs de fréquence implantés dans le système.

2. 2. Accès multiple par répartition dans le temps (TDMA)

La technique d'accès multiple par répartition dans le temps (*en anglais : Time Division Multiple Access (TDMA)*) est apparue lors du passage analogique à numérique, elle est surtout utilisée dans les systèmes de la deuxième génération. Contrairement au FDMA, où tous les utilisateurs transmettent en continu sur une bande de fréquence propre, le TDMA permet aux utilisateurs d'utiliser toute la ressource fréquentielle un court laps de temps (appelé « slot »). Le débit est plus grand que pour le FDMA mais entraîne une sensibilité plus importante aux interférences (un retard peut dégrader l'intervalle de temps suivant). Son inconvénient principal est la nécessité d'une synchronisation entre tous les utilisateurs avec une horloge commune.

2. 3. Accès multiple par répartition de codes (CDMA)

La dernière technique d'accès multiple présentée est appelée accès multiple par répartition de codes (*en anglais : Code Division Multiple Access (CDMA)*). Dans cette technique, chaque utilisateur transmet ses informations sur le canal continûment et en utilisant toute la bande passante. Ceci veut dire qu'il y a interférence entre les différents utilisateurs, mais la distinction entre les différents utilisateurs s'effectue grâce à un code qui leur est attribué et connu exclusivement par l'émetteur et le récepteur. Ce code (signature) est appelé code d'étalement et il est combiné avec les informations utiles avant de tout transmettre et cela par étalement de spectre.

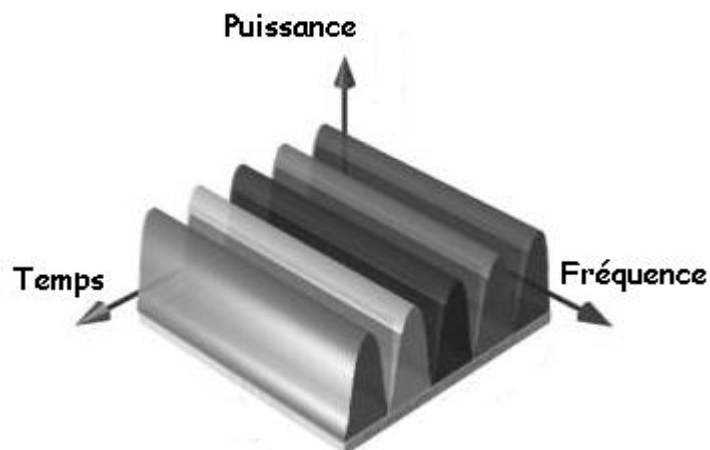


Figure 3. 2. Accès multiple par répartition dans le temps (TDMA).

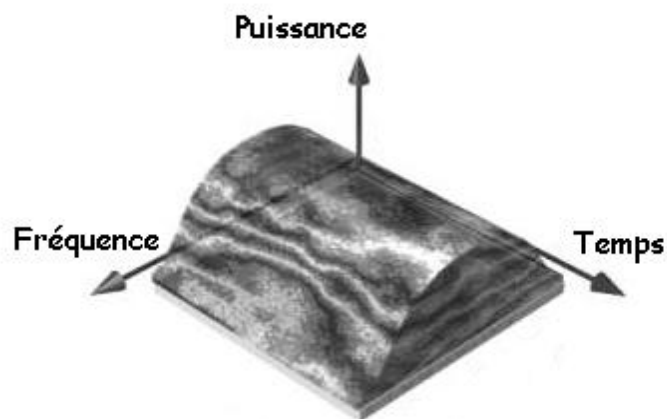


Figure 3. 3. Accès multiple par répartition de codes (CDMA).

3. Étalement de Spectre

Le CDMA est aussi connu sous le nom d'accès multiple par étalement de spectre. En effet, Le CDMA utilise le principe de l'étalement de spectre [2] et qui permet à plusieurs utilisateurs d'être présents simultanément sur une même bande de fréquence. Cette technique permet de transmettre un signal d'information sur une largeur de bande plusieurs fois supérieure à la largeur de bande nécessaire pour transmettre le signal. Dans un système à étalement de spectre, le signal transmis est "étaillé" à partir d'un code indépendant du message d'information. Après d'être synchronisé avec l'émetteur, le récepteur doit utiliser ce même code pour "désétailler" le signal et pouvoir par la suite récupérer le message d'information.

La technique d'étalement de spectre est tout d'abord été utilisée par les militaires dans les années 40, en raison de sa faible probabilité d'interception. Cette technique est issue des travaux réalisés par Wiener et Shannon [24]. Le principe de base de l'étalement de spectre est très simple, il repose sur la relation de Shannon qui exprime la capacité maximale C du canal perturbée par un bruit additif gaussien :

$$C = B_s \log \left(1 + \frac{P_s}{P_B} \right) \quad (1)$$

où C est la capacité maximale du canal, en bit/s, B_s est la bande occupée par le signal émis, en Hertz (Hz), P_s est la puissance du signal émis, en Watt (W), et P_B est la puissance du bruit, en Watt (W). Cette relation nous montre que pour transmettre sans erreur une quantité d'information C donnée, il est possible d'utiliser soit une bande B_s étroite et un fort rapport P_s/P_B , soit une large bande B_s et un faible rapport P_s/P_B . L'idée de l'étalement de spectre consiste à émettre un signal dont la bande est largement supérieure à celle du signal utile. C'est le faible rapport P_s/P_B qui a, en partie, séduit les militaires. De ce fait, un message peut être transmis alors qu'il est noyé dans le bruit.

4. Code d'Étalement

L'utilisation de CDMA comme technique d'accès multiple pose la question du choix des séquences de code à utiliser pour distinguer les signaux associés aux différents utilisateurs. La capacité de multiplexage, la taille des séquences de code, leur poids, la complexité des systèmes de détection associés et les performances des codes en termes de fonction d'autocorrélation et d'intercorrélation déterminent le choix des codes appropriés à la réalisation d'un système d'accès multiple par répartition de codes.

Par exemple si la fonction d'intercorrélation entre deux codes différents a_i et a_j satisfait $R_{a_i a_j}(0) = 0$, on dit que les deux codes sont orthogonaux. Dans le cas où les codes ne sont pas complètement orthogonaux, un « résidu » d'intercorrélation apparaît entre le code de l'utilisateur qui nous intéresse et celui des autres utilisateurs dans la cellule. Ce résidu donne lieu à une forme d'interférence, très peu appréciée par les concepteurs des réseaux à base de CDMA qu'on appelle interférence d'accès multiple (*en anglais : Multiple Access Interference (MAI)*).

4. 1. Séquences de Walsh – Hadamard

Commençons d'abord par un des codes les plus utilisés dans les systèmes CDMA, à savoir les séquences Wash – Hadamard. Ces séquences fournissent un ensemble de codes orthogonaux qui permettent, dans un système multi – utilisateurs synchrone, de minimiser l'interférence entre utilisateurs. Ces codes orthogonaux sont choisis d'après un ensemble de fonctions proposées par Walsh. Il existe plusieurs manières de générer les séquences de

Walsh [25]. La génération par des matrices de Hadamard est l'une des plus courantes. Dans ces matrices, toujours carrées, une séquence de code est représentée par les lignes de la matrice de Hadamard.

Une fonction de Walsh d'ordre n peut être définie, récursivement, par :

$$W(n) = \begin{bmatrix} W(n/2) & W(n/2) \\ W(n/2) & W'(n/2) \end{bmatrix} \quad (2)$$

où W' est le complément logique de la matrice W . Par exemple, si l'on veut obtenir quatre codes orthogonaux c_1, c_2, c_3 et c_4 , il faudra générer une matrice de Hadamard d'ordre 4. D'après la définition (2), on a donc les matrices suivantes :

$$W(1) = 0, W(2) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, W(4) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Comme les codes sont donnés par les lignes de la matrice :

$$c_1 = [0 \ 0 \ 0 \ 0], c_2 = [0 \ 1 \ 0 \ 1], c_3 = [0 \ 0 \ 1 \ 1], c_4 = [0 \ 1 \ 1 \ 0]$$

La représentation bipolaire de ces séquences consiste à remplacer simplement les valeurs $[0,1]$ par les valeurs $[-1, +1]$. On peut voir que deux rangés quelconques k et m de la matrice représentent des séquences dont la version bipolaire présente des fonctions d'intercorrélation égales à 0, ce qui est le critère de définition de séquences orthogonales :

$$w_k(n) = \{w_{k,j}(n)\}, w_m(n) = \{w_{m,j}(n)\}, j = 1, \dots, n \quad (3)$$

La figure (3.4) montre une variante de la précédente construction des séquences orthogonales avec un facteur d'étalement variable. Ce dernier est défini comme étant le rapport entre le débit du signal étalé et le débit du signal non étalé. A chaque nœud du graphe, un code $w_k(n/2)$ de taille $n/2$ génère deux codes de taille n par :

$$\begin{aligned} w_k(n/2) &\rightarrow w_{2k-1}(n) = \{w_k(n/2), w_k(n/2)\} \\ &\rightarrow w_{2k}(n) = \{w_k(n/2), -w_k(n/2)\} \end{aligned} \quad (4)$$

L'inconvénient majeur que présentent les séquences de Walsh – Hadamard est qu'elles ne possèdent plus les mêmes propriétés d'orthogonalité dans le cas d'une émission asynchrone des différents utilisateurs.

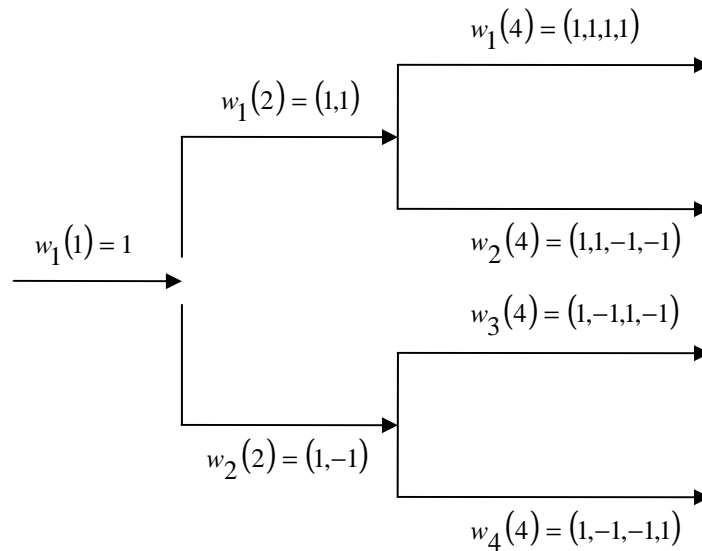


Figure 3. 4. Génération d'une séquence Walsh – Hadamard.

4. 2. Séquences Pseudo Aléatoire (PN)

Les séquences d'étalement pseudo – aléatoires (*en anglais : Pseudo – Random ou Pseudo – Noise (PN)*) répondent aux propriétés de corrélation et d'orthogonalité que doivent valider les codes utilisables dans les systèmes CDMA. Parmi les codes PN, les séquences à longueur maximale (m – séquences) satisfont aux mieux à l'ensemble de ces conditions. Il s'agit d'une séquence réelle périodique de taille $N = 2^n - 1$, générée par un registre à décalage d'écrit par un polynôme générateur de degré n , primitif et irréductible. On initialise les registres avec n'importe quelle séquence sauf avec une séquence composée seulement de zéros. Après $N = 2^n - 1$ cycles d'horloge, on obtient toute la séquence/code. Les bits zéros sont convertis en " - 1" et les bits un sont convertis en " + 1". Ce code possède une fonction d'autocorrélation circulaire très proche d'une impulsion, presque comme un bruit blanc, c'est pourquoi on appelle ces séquences "Pseudo – Noise (PN)".

Comme déjà dit la génération d'une séquence nécessite la définition d'un polynôme générateur de degré n :

$$h(x) = h_0x^n + h_1x^{n-1} + \dots + h_{n-1}x + h_n \quad (5)$$

avec: $h_i \in [0,1]$ et $h_0 = h_n = 1$

Malgré ses bonnes caractéristiques d'étalement, ce code présente certains inconvénients. Le premier est la taille N de la séquence, égale à $N = 2^n - 1$, ce qui ne permet pas d'utiliser la transformée de Fourier rapide. Le deuxième est l'absence de codes orthogonaux, ce qui rend l'approche moins attractive pour l'utilisation dans les systèmes synchrones. Finalement, il n'y a pas une grande quantité de polynômes générateurs.

4. 3. Séquences de Gold

Étant donné les propriétés d'intercorrélation assez moyennes entre deux m – séquences [26], un autre type de codes a été proposé du nom de « codes de Gold » [27] afin d'améliorer les propriétés d'intercorrélation, tout en étant capable de générer un nombre plus important de codes avec les mêmes propriétés pseudo - aléatoires.

Les séquences Gold sont obtenues en combinant, avec modulo – 2, deux séquences à longueur maximale. Pour un degré i donné, il existe des séquences de longueur $N = 2^n - 1$ dont l'intercorrélation prend trois valeurs différentes, à savoir $\{-1, -t(n), t(n) - 2\}$, avec :

$$t(n) = \begin{cases} 2^{(n+1)/2} + 1, & n \text{ impair} \\ 2^{(n+1)/2} + 2, & n \text{ pair} \end{cases} \quad (6)$$

Il est intéressant de noter que, pour de grandes valeurs de n , le rapport entre les pics de l'intercorrélation et l'autocorrélation tend vers $2^{-n/2} \rightarrow 0$. Ce rapport est aussi connu comme facteur de rejet.

On peut générer $N + 2$ séquences Gold avec cette propriété d'intercorrélation en décalant une des séquences générées et en utilisant aussi les deux séquences de chaque polynôme générateur. Le grand avantage de ce type de séquence est que l'on garantit une valeur d'intercorrélation relativement faible entre tous les codes.

5. Techniques de CDMA

Pour obtenir de meilleures performances, plusieurs études ont associé le CDMA aux autres techniques d'accès multiples à savoir le TDMA et le FDMA. Deux grandes catégories de codage CDMA sont alors dégagées. La première, sous le nom de CDMA directe, regroupe le CDMA à séquences directes, le CDMA à saut de fréquence (lent ou rapide) et le CDMA à saut de temps. La seconde, appelée CDMA hybride, associe le CDMA aux autres techniques d'accès de manière plus hiérarchisée. L'arbre représenté dans la figure (3.5) regroupe l'ensemble de cette classification.

Le principe de base du CDMA est une modulation directe du message à transmettre par une séquence de code affectée à un utilisateur donné. Cette manière de faire a donné naissance à ce qui est communément appelé CDMA à étalement de spectre à séquence directe (*en anglais : Direct Sequence – Code Division Multiple Access (DS – CDMA)*). Ainsi, des déclinaisons sont apparues, par la suite, ayant pour principal objectif l'augmentation de la capacité de multiplexage et la réduction des interférences multi – utilisateurs.

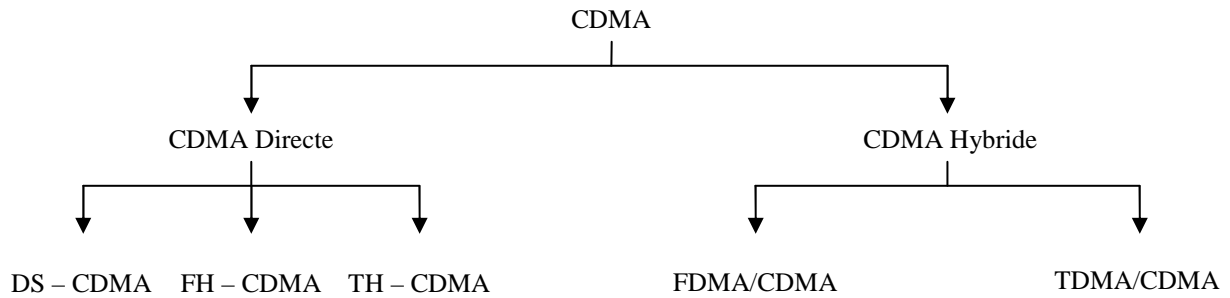


Figure 3. 5. Différentes techniques de CDMA.

De l'association de CDMA au TDMA résulte le CDMA à saut de temps (en anglais : *Time - Hopping CDMA (TH - CDMA)*) qui consiste à transmettre les chips qui composent une séquence de code donnée sur différents *times slots*. La transmission de la séquence ne se fait pas de manière continue. Le CDMA à saut de fréquence (en anglais : *Frequency - Hopping CDMA (FH - CDMA)*), prend aussi la forme d'une association du CDMA avec le FDMA. Dans ce cas, les chips des séquences de code sont transmises sur des fréquences différentes.

Pour les techniques de CDMA hybride, il s'agit d'associer à l'accès multiple par répartition de code une des méthodes présentées dans le paragraphe (2). Dans le cas du FDMA/CDMA, on affecte à chaque famille de codes une fréquence porteuse grâce à laquelle les utilisateurs peuvent émettre. Cette même famille de codes peut être réutilisée sur toutes les fréquences porteuses disponibles. Par conséquent, il est possible, théoriquement, de multiplier le nombre d'utilisateurs d'un système CDMA classique par autant de fréquences porteuses disponibles. Il est toutefois important de noter que, même si les techniques hybrides peuvent paraître plus attractives que le CDMA classique (surtout en termes de capacité de multiplexage), ces méthodes présentent l'inconvénient d'associer les difficultés propres à chacune des méthodes et d'engendrer par conséquent des systèmes plus complexes.

6. Système CDMA à Séquence Directe

C'est la forme la plus fréquente de l'étalement spectral [28] ; elle consiste à moduler de manière pseudo - aléatoire chaque bit par une séquence temporelle comprenant N chips, ce qui fait élargir le spectre de données N fois (Figure 3.6). Cette méthode utilise souvent une modulation numérique de phase telle que la modulation de phase binaire BPSK. L'expression analytique de la modulation PSK est [29] :

$$s_i(t) = \sqrt{\frac{2E}{T}} \cos(w_0 t + \phi_0(t)), \quad 0 \leq t \leq T \text{ et } i = 1, \dots, M \quad (7)$$

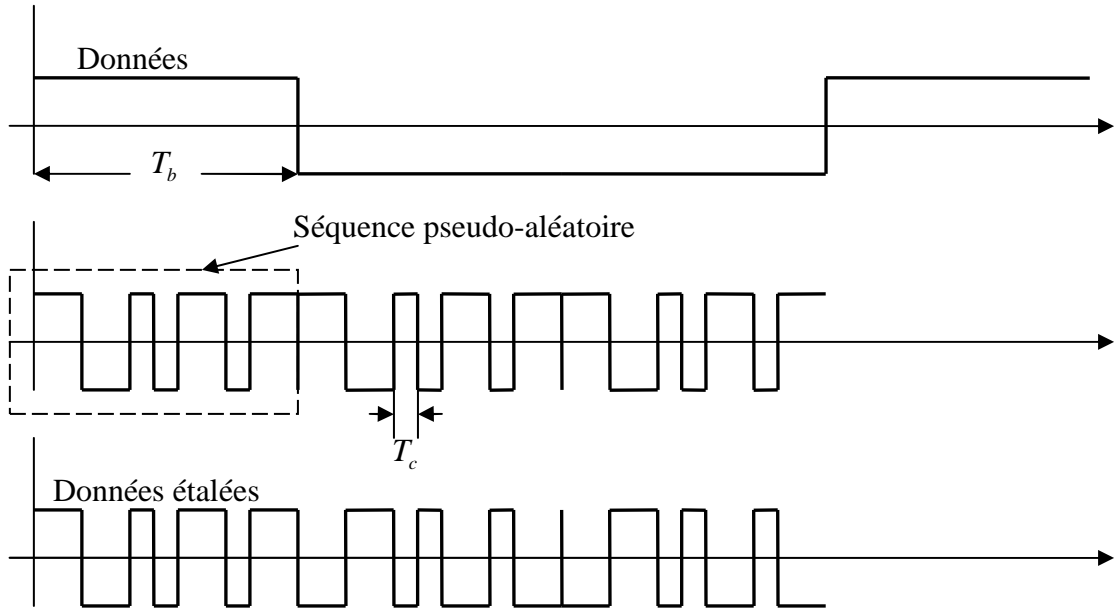


Figure 3. 6. Modulation des données par séquence pseudo – aléatoires.

où la phase, $\Phi_0(t)$ peut prendre M valeurs discrètes, telles que :

$$\Phi_0(t) = \frac{2\pi i}{M}, \quad i = 1, \dots, M \quad (8)$$

où E est l'énergie par symbole et T étant la durée d'un symbole. Pour une modulation BPSK, M est égale à 2. Dans un système DS – CDMA à modulation BPSK, le signal transmis (Figure 3.6) par le $k^{\text{ème}}$ usager est tel que :

$$s_k(t) = \sqrt{2P} a_k(t) b_k(t) \cos(w_c t + \theta_k(t)) \quad (9)$$

où $P = E_b/T_b$ est la puissance moyenne avec E_b est l'énergie par bit et T_b est la durée d'un bit d'information. w_c étant la porteuse et θ_k est le déphasage initial du signal. $a_k(t)$ est un train d'impulsions rectangulaires qui représente la séquence pseudo – aléatoire. Cette séquence peut s'écrire sous la forme suivante :

$$a_k(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} a_k^{(i)} P_{T_c}(t - iT_c) \quad (10)$$

où $a_k^{(i)}$ a comme valeurs ± 1 et P_{T_c} est une impulsion rectangulaire de durée T_c . $b_k(t)$ est un train d'impulsions rectangulaires qui peut s'écrire comme suit :

$$b_k(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} b_k^{(j)} P_{T_b}(t - jT_b) \quad (11)$$

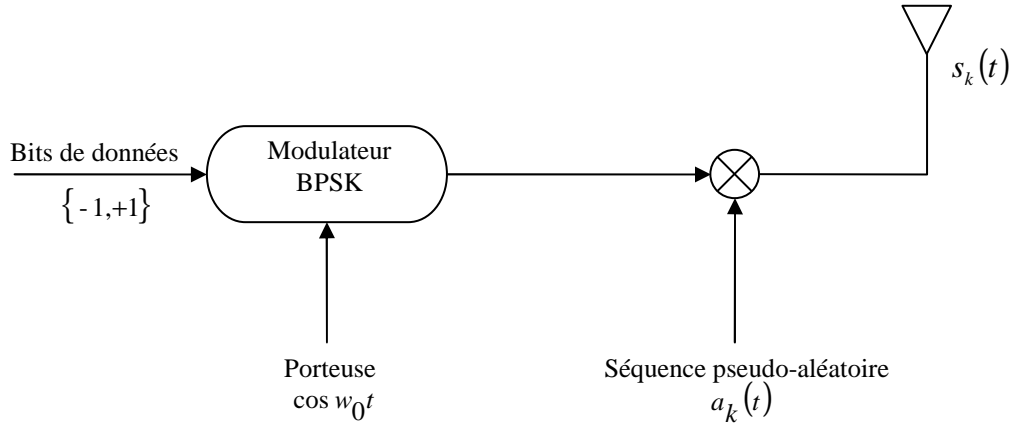


Figure 3. 7. Emetteur d'un système CDMA à séquence directe.

où $b_k^{(i)}$ a comme valeurs ± 1 et P_{T_b} est une impulsion rectangulaire de durée T_b . Une séquence pseudo – aléatoire constituée de N chips est reliée à la séquence de données par la relation [30] :

$$T_b = NT_c \quad (12)$$

Avec $T_b = 1/R_b$ où R_b est le débit binaire. L'efficacité d'un tel système à étalement de spectre est évaluée par un gain de traitement appelé aussi facteur d'étalement spectral (*en anglais : Spreading Factor (SF)*) [31], défini comme le rapport de la bande de fréquence occupée B_c sur la bande de fréquence requise B_b :

$$SF = \frac{T_b}{T_c} = \frac{B_b}{B_c} \quad (13)$$

Ce gain est généralement beaucoup plus grand que un, plus il est grand plus il permet d'étaler fortement le spectre de densité de puissance du signal d'information qui va descendre au niveau du bruit, ce qui diminue en plus son interception. La figure (3.8) illustre le spectre de densité de puissance de la séquence d'information et celui de la séquence d'information étalée où w_c est la fréquence porteuse et la partie hachurée représente le bruit blanc gaussien additif. Une fois étalé, le signal occupe une largeur de bande beaucoup plus grande que la largeur de bande nécessaire à la transmission de l'information. Ensuite, le signal résultant est utilisé pour moduler une onde porteuse. Après avoir passé par le canal de transmission, un récepteur à corrélation synchronisée sur la séquence pseudo – aléatoire d'un usager particulier permet de récupérer le signal modulé désiré qui sera enfin démodulé pour reconstituer le message d'origine. Le signal reçu, issu du récepteur illustré à la figure (3.9), est tel que :

$$\sum_{k=1}^K \sqrt{2P} b_k(t - \tau_k) a_k(t - \tau_k) \cos(w_c t + \theta_k) + w(t) \quad (14)$$

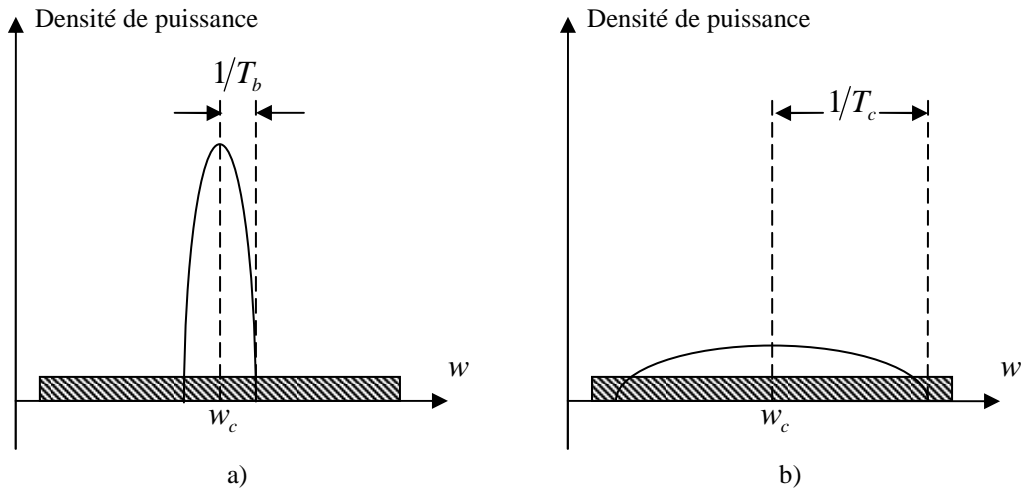


Figure3.8. Le spectre de densité de puissance de la séquence d'information : a) avant étalement, b) après étalement.

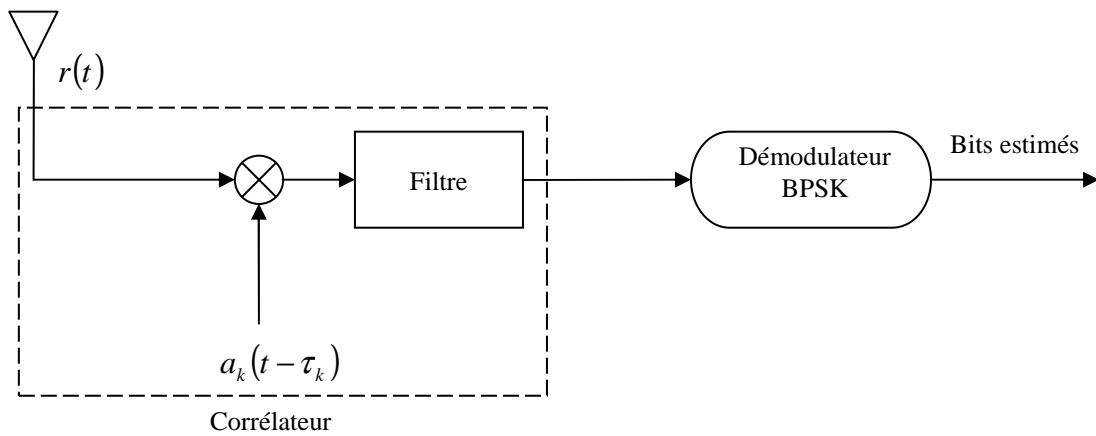


Figure3.9. Récepteur d'un système CDMA à séquence directe.

où $w(t)$ est le bruit blanc additif gaussien de moyenne nulle et K est le nombre d'usagers partageant le même canal de transmission. τ_k est le délai relatif entre le signal reçu et le début de la séquence pseudo – aléatoire au récepteur et θ_k est le déphasage initial. La sortie du récepteur l est telle que :

$$Z_l = \int_0^{T_0} r(t) a_1(t) \cos(w_c t) dt \tag{15}$$

$a_1(t)$ étant la séquence pseudo – aléatoire ou code spécifique du récepteur.

Le résultat de l'équation (15), comprend trois termes qui représentent le signal désiré, le bruit gaussien et l'interférence d'accès multiple MAI s'écrivant respectivement comme suit.

Pour $k = l = 1$ et pour un récepteur parfaitement synchronisé avec le signal désiré, on a alors :

$$s_1 = \sqrt{\frac{P}{2}} b_1^{(0)} T_b \quad (16)$$

$$w_1 = \int_0^{T_b} w(t) a_1(t) \cos(w_c t) dt \quad (17)$$

Et enfin l'interférence par accès multiple est donné par :

$$I_1 = \int_0^{T_b} \left(\sum_{k=2}^K \sqrt{2P} b_k(t - \tau_k) a_k(t - \tau_k) \cos(w_c t + \theta_k) a_1(t) \cos(w_c t) \right) dt \quad (18)$$

7. Récepteurs DS – CDMA

Plusieurs récepteurs peuvent être utilisés dans les systèmes DS – CDMA. Nous présentons dans ce qui suit les récepteurs les plus utilisés, en faisant ressortir les avantages et les inconvénients de chacun d'eux.

7. 1. Récepteur en râteau : *Rake*

Le détecteur en râteau (*en anglais : Rake*) est l'élément de base du système DS – CDMA [32]. L'idée du détecteur Rake est d'identifier un certain nombre de trajets différents dans un scénario par trajets multiples et de les aligner de manière constructive, en temps et en phase. Ensuite, on les additionne ensemble pour générer un signal plus significatif à la sortie du détecteur. Inventé par Price et Green en 1958 [33], le détecteur Rake est utilisé dans le système DS – CDMA pour deux raisons. La première est qu'il permet de minimiser les dégradations suscitées par les interférences entre symboles (*en anglais : Inter Symbol Interference (ISI)*) et la deuxième raison est la diversité par trajets multiples [34].

Le principe du récepteur Rake est schématisé dans la figure (3.10). Il est composé d'un banc de corrélateurs dits doigts (*en anglais : fingers*) et d'un combineur. Il nécessite aussi la connaissance des paramètres du canal fournis par un estimateur du canal. Dans chaque *finger*, on trouve un corrélateur et un générateur de code. Le corrélateur effectue la fonction de corrélation entre le signal reçu et le code (signature) généré localement. L'estimateur de canal détecte le retard temporel de chacun des trajets sur une fenêtre de temps de longueur finie, puis donne cette information aux corrélateurs. Chaque *finger* doit être synchronisé avec le retard de chaque trajet et le nombre de *fingers* est égal au nombre de trajets que l'on veut traiter. Enfin, le rôle du combineur est tout simplement d'additionner les différentes copies des symboles d'information disponibles à la sortie de chaque *finger* et permettre ainsi de minimiser les dégradations suscitées par les ISI ce qui se traduit par une amélioration globale des performances du récepteur [35].

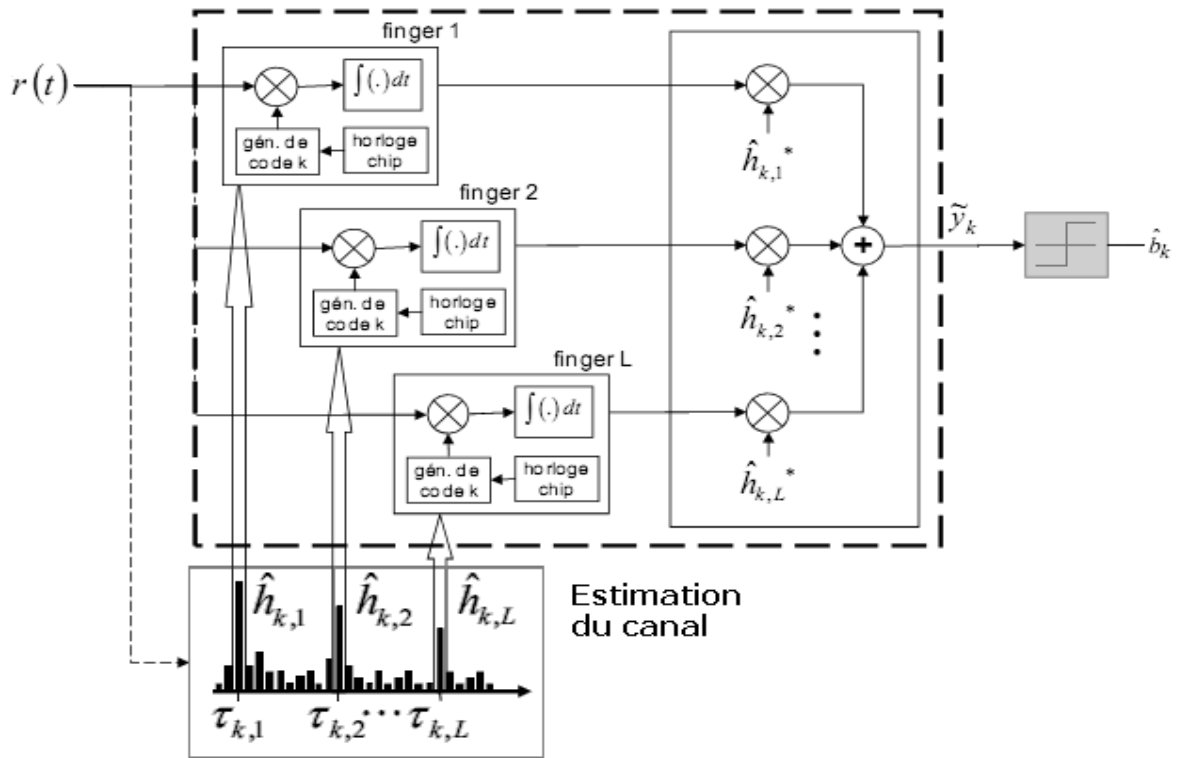


Figure 3. 10. Architecture du récepteur Rake.

Le combineur le plus répandu est celui à rapport maximal (*en anglais : Maximum Ratio Combiner (MRC)*). A la sortie des *fingers*, on obtient des symboles portant chacun une information de phase et d'amplitude. Cependant, la phase et l'amplitude originales de ces symboles peuvent être modifiées par le canal de transmission. Il est alors nécessaire d'estimer les coefficients complexes $h(t - \tau_1)$, τ_1 est la position du trajet estimé. Ces coefficients sont calculés par le récepteur à partir de symboles dits pilotes, transmis par l'émetteur et connus par le récepteur.

L'inconvénient du récepteur Rake est du fait qu'il est limité par les MAI et ISI. Cet inconvénient fait en sorte que toutes les recherches actuelles se concentrent à associer le Rake à un autre type de récepteur [36]. Le premier prendra avantage des trajets multiples pour donner une première estimation alors que le deuxième aura la tâche d'éliminer les MAI et les ISI.

7. 2. Récepteur à forçage à zéro

Le récepteur à forçage à zéro (*en anglais : Zero Forcing (ZF)*), donné dans la figure 3.11, est un décorrélateur, qui permet de séparer et d'éliminer complètement les interférences ISI et MAI en les forçant à zéro [37]. La sortie du décorrélateur peut être exprimée sous la forme matricielle suivante :

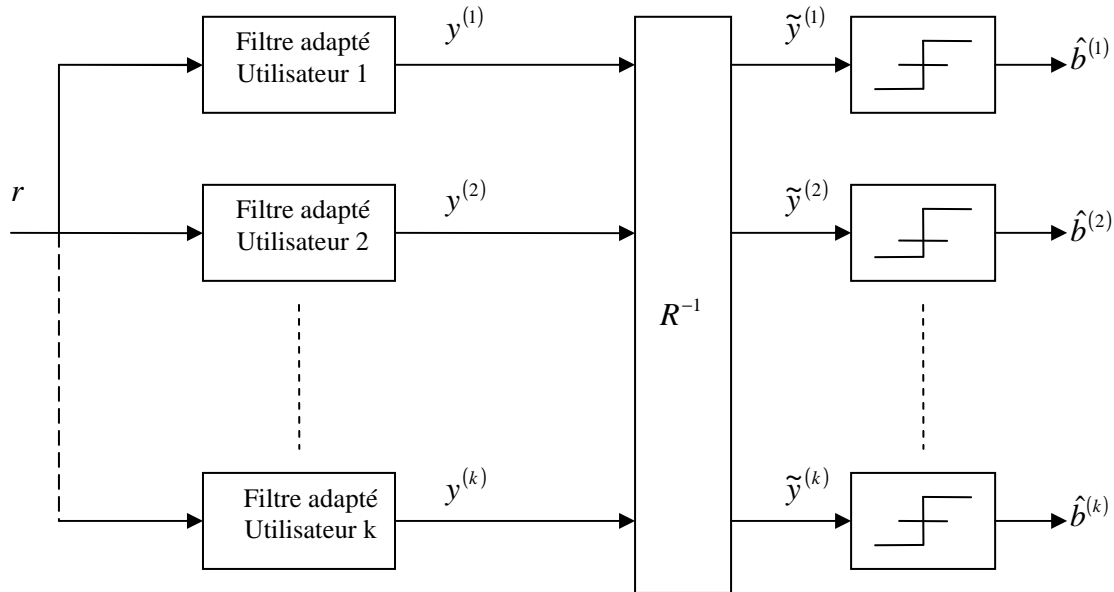


Figure 3. 11. Architecture du récepteur ZF.

$$y = Rb + w \quad (19)$$

où $R = a^T a$, tel que $a = [a_1, a_2, \dots, a_k]$ est la matrice d'intercorrélacion, b est le vecteur des symboles émis et w est un vecteur de bruit gaussien. En l'absence du bruit, l'équation (19) devient $y = Rb$ et l'élimination totale des interférences peut donc être réalisée en multipliant y par l'inverse de la matrice d'intercorrélacion R^{-1} . Cependant, le terme du bruit existe, ce qui engendre une augmentation du bruit en le multipliant par R^{-1} . Ainsi, les performances optimales du système ne peuvent pas être atteintes par ce récepteur. L'estimation des bits d'information est donnée par la formule suivante :

$$\hat{b} = \text{sign}(R^{-1}y) \text{ ou } \hat{b} = \text{sign}(R^{-1}(Rb + w)) \quad (20)$$

Les performances d'un tel récepteur sont meilleurs que celles du Rake mais pas suffisantes. En effet, la décorrélation entre les symboles envoyés et les interférences ne peut être obtenue car la technique ne tient pas compte du niveau de bruit dans son algorithme [37].

7. 3. Récepteur MMSE

À la différence de technique fondée sur le principe ZF, le récepteur de l'erreur quadratique moyenne minimale (*en anglais : Minimum Mean Square Error (MMSE)*) tient compte de la variance du bruit qui est retranchée de la matrice de corrélacion et, de ce fait, les performances sont meilleures que le ZF. Il est à noter qu'en absence de bruit, les performances de ces deux récepteurs sont équivalentes.

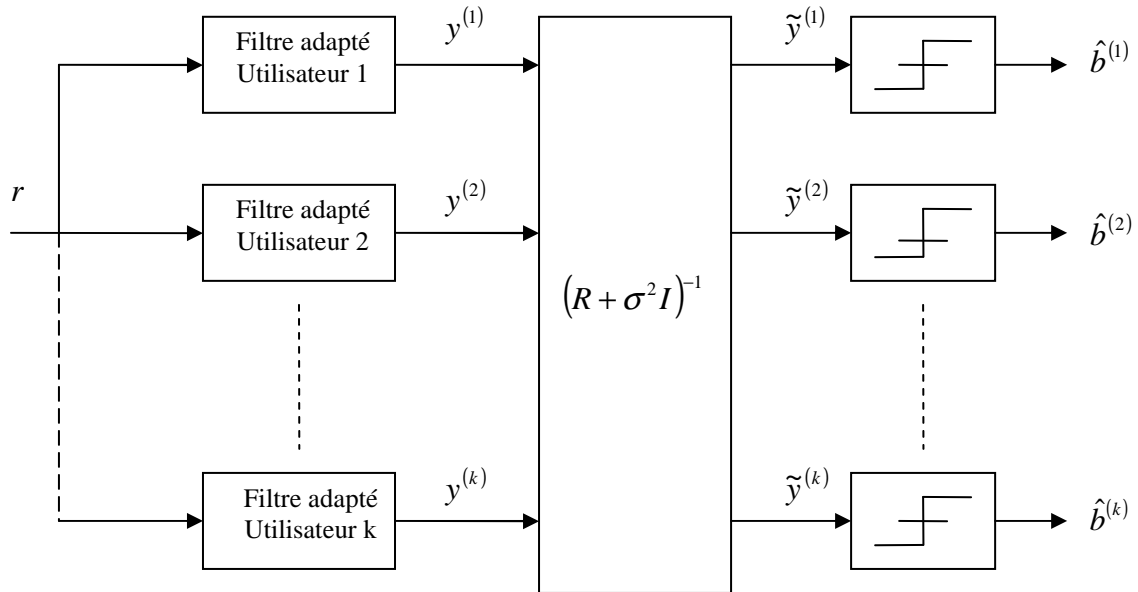


Figure 3. 12. Architecture du récepteur MMSE.

Comme son nom l'indique, le principe du récepteur MMSE repose sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne de la différence entre les bits estimés et les bits réellement envoyés, c'est – à – dire $E(|b - \hat{b}|^2)$. Ce récepteur permet un bon compromis entre la suppression d'interférences et la minimisation du bruit. La structure du récepteur MMSE est donnée par la figure (3.12). L'estimation de chaque bit d'information s'exprime de la manière suivante :

$$\hat{b} = \text{sign}((R + \sigma^2 I)^{-1}(Rb + w)) \quad (21)$$

Lorsque la variance du bruit tend vers zéro, le détecteur MMSE converge vers le détecteur décorrélateur (ZF). Par contre, à faible SNR, le détecteur MMSE possède de meilleures performances grâce à la prise en compte du bruit par l'intermédiaire de $\sigma^2 I$.

8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé les différentes techniques d'accès multiple couramment utilisées dans le domaine des communications radiofréquences. Ainsi, le TDMA et FDMA ont été exposés. Les paramètres physiques, tels que le nombre de fréquences porteuses ou de *time slot* disponible, limitent la capacité de multiplexage et constituent le principal inconvénient de ces deux méthodes d'accès. Dans le cas du CDMA, on peut obtenir une capacité de multiplexage plus importante en utilisant des algorithmes de génération de codes ayant de bonnes propriétés de corrélation. Enfin, nous avons présenté les différents récepteurs utilisés en CDMA.

Chapitre 4

Analyse en Composantes Indépendantes

1. Introduction

Ce présent chapitre est consacré à la méthode statistique émergente pour l'analyse de données à savoir Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) (*en anglais : Independent Component Analysis (ICA)*). Nous adoptons dans un premier temps une démarche évolutive en commençant d'abord par présenter le problème de séparation aveugle de sources (*en anglais Blind Source Separation (BSS)*) qui a encouragé les chercheurs de développer et proposer l'ACI comme solution efficace à ce problème. Nous présentons ensuite l'ACI ou nous allons faire une étude théorique détaillé de cette technique permettant ainsi la compréhension des provenances et des hypothèses de départ de l'ACI afin de l'appliquer par la suite à notre étude. Dans un premier temps, nous allons définir les notions de base de l'ACI telles que les mesures d'indépendance statistique, blanchiment des données analysées et le calcul de la matrice de séparation. Ensuite, quelques algorithmes de l'obtention de l'ACI développés dans la littérature seront décrits d'une manière générale. Enfin nous allons détailler les procédures d'application de ces algorithmes dans notre contexte d'application qui est le CDMA et le STBC.

2. Séparation Aveugle de Sources

La grande majorité des technologies modernes, dans la plupart des disciplines, utilisent des capteurs pour mesurer des grandeurs utiles pour l'étude ou le contrôle d'un phénomène physique. Les microphones par exemple captent les ondes sonores se propageant dans l'air, les antennes radio mesurent l'évolution d'un champ électromagnétique, les détecteurs photo – sensibles numérisent l'image obtenue par un système optique, enfin les électrodes placées sur le crâne d'un patient permettent d'enregistrer le champ électrique associé à son activité cérébrale.

En pratique, cependant, les signaux obtenus grâce à ces capteurs sont souvent des mélanges de plusieurs contributions issues de signaux originels appelés sources. Dans le cas le plus général, ces contributions sont des signaux obtenus par filtrage non – linéaire des sources physiques. Dans d'autres cas plus simples, elles peuvent être des versions pondérées et /ou décalées temporellement des sources.

La séparation aveugle de sources (ou BSS) consiste à estimer les signaux sources à partir des mélanges obtenus sur chaque capteur. Le corps humain possède un organe réalisant ce type d'opération : le cerveau. Celui – ci peut en effet se focaliser sur un phénomène extérieur particulier détecté par les sens. On peut ainsi écouter une personne s'exprimant dans une salle bruitée où d'autres personnes parlent en même temps. La zone du cerveau dédiée à la vision peut aussi fixer notre attention sur une zone précise du champ visuel [38].

BSS, en tant que discipline scientifique est relativement récente et s'est inspirée, au début de son apparition, du cerveau humain et de son organisation en réseaux de neurones [39]. Elle s'est aussi basée sur des résultats obtenus en déconvolution aveugle, en adaptant un critère particulier, le kurtosis ou cumulants d'ordre 4 qui est aujourd'hui encore l'un des plus utilisés. BSS a ensuite connu durant deux décennies des évolutions constantes, et a trouvé un vaste champ d'applications, ce qui en fait actuellement un domaine de recherche majeur en traitement du signal.

2. 1. Modèle mathématique de BSS

Le processus de mélange entre sources et capteurs est modélisé en général par l'équation vectorielle suivante :

$$x(t) = A.s(t) + b(t) \quad (1)$$

où $s(t)$ est le vecteur des signaux sources que l'on cherche à estimer, $x(t)$ est le vecteur des observations mesurées par les capteurs, $b(t)$ est le vecteur de bruit qui modélise les erreurs de mesure des capteurs et A est la matrice de mélange. Notons que la séparation est dite aveugle en raison du fait que l'on ne dispose d'aucune information propre aux signaux sources ni de la forme de la combinaison des signaux reçus, c'est – à – dire de la matrice A . Cependant, on peut classer les problèmes de BSS en fonction de la nature de la matrice de combinaison A . Si cette combinaison est linéaire, il s'agit alors d'un mélange linéaire convolutif qui tient compte de la déformation du signal propagé et la modélise par un filtrage entre la source et l'observation. Mathématiquement, ceci s'écrit sous la forme d'une convolution :

$$x(t) = A(t) * s(t) + b(t) \quad (2)$$

avec $A(t)$ cette fois – ci est une matrice qui regroupe les réponses impulsionnelles de filtres présents entre sources et capteurs et '*' est l'opérateur de convolution continue. Si les signaux mesurés sont à temps discret, ce qui est nécessairement le cas pour des signaux numériques enregistrés, la variable de temps t est remplacée par un indice temporel n et l'opérateur de convolution continue est remplacé par une convolution discrète, on a alors :

$$x(n) = A(n) * s(n) + b(n) \quad (3)$$

Parmi les mélanges linéaires, on peut distinguer deux cas particuliers de mélanges. Mélanges linéaires instantanés où $A(n) = A \cdot \delta(n)$, c'est – à – dire que $A(n)$ est une matrice constante et l'opérateur de convolution devient une simple multiplication matricielle de forme :

$$x(n) = A \cdot s(n) + b(n) \quad (4)$$

La grande majorité des travaux de BSS dans le cas convolutif supposent un modèle de mélange faisant intervenir des filtres causaux à Réponses Impulsionnelles Finies (RIF) [38], [40].

Le deuxième cas de mélanges linéaires est les mélanges qui sont linéaires mais à atténuation et retards. Ceci se produit quand la matrice $A(n)$ est constituée d'échantillons unités d'amplitudes différentes et centrés à des instants différents suivant le couple source – capteur considéré [38]. En effet, la supposition que le signal n'est pas déformé par le milieu peut ne pas être conforme à la réalité et le temps de propagation entre une source et un capteur n'est jamais parfaitement nul, même s'il peut parfois être négligé.

Il ya aussi des mélanges non – linéaires qui sont les plus généraux mais aussi les plus difficiles à traiter. Ils ont d'abord été étudiés dans un cas particulier celui où la non – linéarité est introduite uniquement au niveau du capteur. Les observations consistent alors en une somme de contributions qui subit une non – linéarité au moment de la conversion en signal électrique. Il s'agit ici de mélanges post – non – linéaires. Des configurations plus générales ont été traitées comme les mélanges linéaires quadratiques [41] ou certaines classes particulières de mélanges [42].

Les mélanges peuvent être aussi classés suivant le nombre d'observations relativement au nombre de sources. Ainsi, on a les mélanges sur – déterminés dont le nombre d'observations est supérieur au nombre de sources. Dans le cas inverse, c'est – à – dire le nombre d'observations est inférieur au nombre de sources, les mélanges sont dits sous – déterminés et le problème de BSS n'est pas soluble sans connaissance *a priori* supplémentaires sur les sources puisque même si la matrice de mélange A est connue, elle n'est pas inversible. Les mélanges sont dits déterminés si le nombre d'observations est égale au nombre de sources.

2. 2. Indéterminations

Le BSS cherche à estimer les sources à partir des observations. Dans le cas d'un mélange convolutif, cette estimation n'est possible qu'à une indétermination de filtrage près. Sans d'autres hypothèses sur les sources, il n'y a aucun moyen de lever cette indétermination. Dans le cas de sources indépendantes et identiquement distribuées (iid), cette indétermination peut être levée en identifiant les sources à un retard et à un scalaire multiplicatif près [43]

L'autre indétermination concerne l'ordre des sources séparées. En effet, on ne sait pas à quel indice de source j correspond un signal séparé i . Cette indétermination n'existe en fait que si l'on a numéroté de façon arbitraire les signaux sources inconnus. Dans le cas contraire, on peut ordonner les sources *a posteriori* de la même façon que les signaux séparés associés.

2. 3. Hypothèses

Les hypothèses généralement admises par les méthodes de séparation de mélanges convolutifs appartenant à la classe de l'ACI, qui sera développé dans le prochain paragraphe, sont les suivantes :

- (1) Les sources sont centrées en centrant les observations.
- (2) Les signaux considérés sont stationnaires et ergodiques de sorte que l'on peut estimer les espérances mathématiques par des moyennes temporels.
- (3) La matrice de mélange est inversible dont la matrice inverse peut être approchée à l'aide de filtres RIF éventuellement non causaux d'ordre suffisamment grands. Ceci implique d'avoir un nombre d'observations supérieur ou égal au nombre de sources.
- (4) Les sources sont supposées statistiquement indépendantes.
- (5) Les sources à estimer sont non – gaussiennes, sauf une source éventuellement.

2. 4. Critères de séparation et mesures d'indépendance

La majorité des critères de BSS pour mélanges convolutifs ont été utilisés d'abord par des méthodes applicables aux mélanges linéaires instantanés [38]. Certains de ces critères exigent les hypothèses relatives à l'ACI. Dans d'autres critères, certaines des hypothèses précédentes sont remplacées par des hypothèses spécifiques telles que : la non – corrélation, la coloration des sources, la non – stationnarité et la positivité (la parcimonie). Néanmoins, les principaux critères utilisés dans la littérature peuvent être classés en sept catégories.

2. 4. 1. Critères basés sur les statistiques croisées d'ordre supérieur

L'annulation de statistiques croisées d'ordre supérieur impair (équation (5)) qui est une façon d'exprimer l'indépendance des sources estimées, en supposant que ces sources sont centrées et à densités symétriques :

$$E\{y_i(n)^\alpha y_j(n-\tau)^\beta\} = 0, \quad \forall i \neq j, \quad \forall \tau, \quad \forall \alpha, \beta = 1, 3, 5, 7, \dots \quad (5)$$

Cependant, il n'est pas nécessaire d'annuler tous ces statistiques croisées pour réaliser la séparation. En outre, on peut utiliser deux autres critères qui ont des liens avec ce critère et qui quantifient l'indépendance des sources. Le premier critère est d'annuler les moments croisés non – linéaires définis à partir de deux fonctions f et g , dont au moins une est non

– linéaire, par la formule suivante [39, 44-46] :

$$C_{(f,g)}(i,j) = E \left\{ f(y_i(n))g(y_j(n)) \right\}, \quad \forall i \neq j \quad (6)$$

Selon les travaux publiés dans [39, 44-46], la fonction $C_{(f,g)}(i,j)$ peut être annulée en utilisant l'algorithme adaptatif suivant :

$$c_{ij}(n+1) = c_{ij}(n) + \mu_n f(y_i(n))g(y_j(n)) \quad (7)$$

avec μ_n est le pas d'adaptation. Les fonctions f et g les plus utilisées sont $f(x) = x^3$ et $g(y) = y$ en raison de leur simplicité. L'utilisation de ces fonctions revient à l'annulation du moment croisé des signaux de sortie, qui ne permet que la séparation de sources globalement sous – gaussiennes [38]. Cependant, en optimisant les fonction f et g , il est possible de séparer des sources sur – gaussiennes et sous – gaussiennes [47-49]. La décorrélation non – linéaire est équivalente pour certain choix de f et g à d'autres critères de séparation tel que la maximisation de vraisemblance [50].

Le cumulants croisé d'ordre 4, $Cum(y_i, y_j, y_j, y_j)$, est un autre critère d'indépendance utilisé pour la séparation des sources [51], [52]. Ce cumulants est nul si les deux signaux y_i et y_j sont indépendants. Cependant, aucune preuve de consistance du critère n'a été établie [38], [53]. Ainsi, une approche plus générale d'utilisation des cumulants croisés, basée sur l'analyse tensorielle, est proposée dans la littérature. Elle consiste à considérer le tenseur T défini par :

$$T_{ijkl} = Cum(y_i, y_j, y_k, y_l) \quad (8)$$

Si les signaux y_i, y_j, y_k et y_l sont indépendants, alors le tenseur T_{ijkl} est diagonal. La diagonalisation de ce tenseur T est réalisée en pratique grâce à l'identification de matrices propres pour la transformation linéaire :

$$F_{ij}(M) = \sum_{kl} m_{kl} Cum(y_i, y_j, y_k, y_l) \quad (9)$$

La méthode de puissance, qui consiste à appliquer itérativement la transformation F jusqu'à la convergence, permet d'obtenir rapidement les matrices propres. Les matrices propres ainsi identifiées sont associées à des composantes indépendantes. Elles s'écrivent sous la forme $w_i w_i^t$ où w_i est égal à une colonne de la matrice de mélange blanchie. Les valeurs propres associées sont les kurtosis des composantes indépendantes.

Notons que l'image de toute matrice M suivant l'expression (9) est aussi diagonale si les signaux y_i, y_j, y_k et y_l sont indépendants entre eux. De ce fait, la séparation peut être effectuée par une diagonalisation conjointe approchée de plusieurs matrices $F(M_r)$. Ce

constat est derrière le concept de l'algorithme JADE (*Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices*) [54], en choisissant pour matrices M_r les matrices propres du tenseur T [50]. Le critère de séparation d'un tel algorithme est alors comme suit :

$$J_{JADE} = \sum_{(ijkl) \neq (iikl)} \left(\text{Cum}(y_i, y_j, y_k, y_l) \right)^2 \quad (10)$$

Pour terminer, il est de point de mentionner que, dans la pratique, les méthodes de BSS basées sur les statistiques d'ordre supérieur sont confrontées au problème d'extraction d'un nombre suffisant d'échantillons d'apprentissage et aussi au problème de choix d'un estimateur statistique robuste.

2. 4. 2. Critère de maximum de vraisemblance

Avec le critère de maximum de vraisemblance, on cherche les paramètres qui maximisent la probabilité d'occurrence des observations. On considère le mélange de l'équation (4), en supposant que le bruit est nul, on peut exprimer la densité de probabilité du vecteur $x(n)$ en fonction des densités de probabilité des sources et du déterminant de l'inverse B de la matrice de mélange A :

$$p_x(x) = |\det(B)| \prod_i p_i(s_i) = |\det(B)| \prod_i p_i(b_i x(n)) \quad (11)$$

où b_i est vecteur ligne de la matrice inverse B . Pour N échantillons indépendants, la vraisemblance de l'obtention du vecteur $x(n)$ est telle que :

$$V = \prod_{n=1}^N |\det(B)| \prod_i p_i(b_i x(n)) \quad (12)$$

Puisque la fonction logarithmique est une fonction monotone croissante, l'expression logarithmique de l'équation (12) exprime donc la même vraisemblance mais avec seulement des opérations d'addition, qui sont faciles à les manipulées, au lieu des multiplications. Ainsi, on a alors :

$$\log(V) = \sum_n \sum_i \log(p_i(b_i x(n))) + N \log(|\det(B)|) \quad (13)$$

On suppose que le vecteur d'observations est ergodique et en divisant chaque terme par le nombre d'échantillons, on obtient alors :

$$\frac{1}{N} \log(V) = \sum_i E \left\{ \log(p_i(b_i x(n))) \right\} + \log(|\det(B)|) \quad (14)$$

En exploitant la définition de l'entropie différentielle du signal $y(n) = b_i x(n)$ et dont l'expression est telle que :

$$H(y(n)) = - \int p_y(\theta) \log(p_y(\theta)) d\theta \quad (15)$$

et en intégrant (15) dans (14), on obtient le critère de séparation au sens de maximum de vraisemblance suivant :

$$\frac{1}{N} \log(V) = -\sum_i H(b_i x(n)) + \log(|\det(B)|) \quad (16)$$

Cette approche de BSS a été introduite dans [55] puis dans [56]. La difficulté majeure du critère de vraisemblance réside dans le fait que l'on ne connaît pas la densité de probabilité des sources et des observations. Cette difficulté est palliée soit par la supposition que ces densités sont connues *a priori*, soit supposer qu'elles appartiennent à une famille donnée de distributions.

2. 4. 3. Critère de minimisation de l'information mutuelle

L'information mutuelle est un critère qui mesure la ressemblance entre la densité conjointe et le produit des densités marginales. Pour des signaux indépendants, la densité de probabilité conjointe est égale au produit des densités marginales. La divergence de Kullback – Leibler peut mesurer la ressemblance entre la densité conjointe et le produit des densités marginales du vecteur signal Y . Elle est définie par :

$$I(y_1, y_2, \dots, y_P) = \text{div}K(p(Y), \prod_i p_i(y_i)) = \int_Y p(Y) \log\left(\frac{p(Y)}{\prod_i p_i(y_i)}\right) dY \quad (17)$$

L'argument du logarithme dans (17) vaut 1 si et seulement si les variables y_i sont indépendantes. Ainsi, l'information mutuelle est nulle uniquement pour des variables y_i indépendantes [57]. L'expression (17) peut être reformulée en utilisant l'entropie différentielle du vecteur Y et celle de ces composantes y_i telle que :

$$I(y_1, y_2, \dots, y_P) = \sum_i H(y_i) - H(Y) \quad (18)$$

Sachant que pour une transformation linéaire $Y = BX$ on a la relation $H(Y) = H(X) - \log(|\det(B)|)$, donc on obtient l'expression suivante de l'information mutuelle :

$$I(y_1, y_2, \dots, y_P) = \sum_i H(y_i) - H(X) - \log(|\det(B)|) \quad (19)$$

Comme $H(X)$ est constante par rapport à la matrice de séparation B à estimer, la comparaison entre (16) et (19) permet d'écrire :

$$I(y_1, y_2, \dots, y_P) = -\frac{1}{N} \log(V) + \text{Const.} \quad (20)$$

Ainsi, l'information mutuelle est égale à une constante près à l'opposé du critère de maximum de vraisemblance.

2. 4. 4. Critère de maximum de non – gaussianité

Ce critère est justifié par le théorème de la limite centrale. En fait, une combinaison linéaire de signaux non – gaussiens indépendants et de même distribution est d'avantage

gaussienne que les signaux d'origine. La gaussianité d'un signal étant définie comme l'écart de la distribution de ce signal par rapport à la distribution d'un signal gaussien de même puissance. La séparation des sources d'un mélange linéaire instantané est alors possible en maximisant la non – gaussianité du signal de sortie obtenu par une combinaison linéaire des observations. La non – gaussianité peut être exprimée en fonction du kurtosis non – normalisé qui est défini pour des signaux centrés à partir des moments d'ordres 2 et 4 par l'expression suivante [58] :

$$cum(y(n), y(n), y(n), y(n)) = E\{y^4(n)\} - 3E\{y^2(n)\}^2 \quad (21)$$

L'optimisation de la non – gaussianité demande, cependant, la normalisation du critère (21). En effet, le kurtosis augmente avec la pondération appliquée devant le signal. Pour éviter ce problème, le critère (21) est normalisé en utilisant le kurtosis normalisé donné par l'expression suivante :

$$kurt_y^{nor}(n) = \frac{kurt_y(n)}{(E\{y^2(n)\})^2} \quad (22)$$

La normalisation peut être aussi effectuée *a posteriori* en normalisant le signal ainsi extrait. Le procédé utilisé consiste à décorréler et à normaliser les observations afin que la normalisation de la sortie $y(n)$ puisse s'effectuer en normalisant simplement le vecteur d'extraction de source appliqué au vecteur d'observations décorrélé et normalisé.

L'inconvénient majeur du critère de kurtosis, cependant, est qu'il est très sensible à l'exactitude de l'estimateur du moment d'ordre 4. Il est donc utilisé comme critère uniquement pour des sources sous – gaussiennes où l'aplatissement de la distribution est peu présent. Néanmoins, pour éviter ce problème, d'autres critères basés sur l'entropie différentielle, donnée dans l'expression (15), ont été proposés. Ces critères sont établis à partir d'un résultat fondamental de théorie de l'information. En effet, dans son contexte original, l'entropie mesure le degré d'incertitude d'une variable aléatoire. Plus la variable est aléatoire, non prédictible et non structurée, et plus son entropie est grande. De ce fait, parmi toutes les distributions, la distribution gaussienne est celle qui a la plus grande entropie parce qu'elle est considérée comme la plus aléatoire. Par contre, les distributions très structurées, très plates et avec des aplatissements peu présents, possèdent une entropie faible. La néguentropie, ou critère de non – gaussianité, a été construite afin de fournir une quantité qui soit nulle pour une variable gaussienne et qui soit non – négative pour tout autre type de variable aléatoire. Elle est obtenue en comparant l'entropie différentielle du signal de sortie normalisé $y(n)$ avec l'entropie différentielle d'une variable gaussienne, notée $y_{gauss}(n)$, de variance unité. La variable gaussienne utilisée dans la mesure de la néguentropie est contraint à avoir une matrice de covariance identique à celle de signal de sortie. Mathématiquement, la néguentropie est définie par :

$$neg(y(n)) = H(y_{gauss}(n)) - H(y(n)) \quad (23)$$

Cependant, dans la pratique, il est difficile d'estimer les densités de probabilité des

sources, inconnues *a priori*, à partir des observations. Ceci a rendu l'estimation du critère (23) très difficile à l'évaluée. Une approximation de la négentropie a été développée dans [59]. Elle définie à partir d'une fonction G non quadrature quelconque [60], telle que :

$$neg(y(n)) \approx \left(E \{ G(y_{gauss}(n)) \} - E \{ G(y(n)) \} \right)^2 \quad (24)$$

La non – gaussianité a été utilisée pour la séparation de mélanges linéaires instantanés [61], [58], et largement utilisée pour la séparation de mélanges convolutifs [43, 62-68]. Cependant les algorithmes d'optimisation proposés sont très lent en général [69].

2. 4. 5. Critères utilisant les statistiques croisées du second ordre :

Ces critères supposent l'hypothèse de non – corrélation associée aux hypothèses de coloration ou de non – stationnarité des sources. Il est à noter, cependant, que la décorrélation de signaux de sortie entre eux n'est en général pas suffisantes pour effectuer la séparation de sources [50]. Des hypothèses pour estimer complètement la matrice de séparation sont de supposer que les sources sont mutuellement décorrélatées et que chacune possède une autocorrélation qui lui est propre et différente des autres.

Si les sources sont colorées et en annulant l'intercorrélacion des signaux de sortie, la séparation des sources est alors possible. Si les sources sont blanches, par conséquent l'intercorrélacion entre les sources est nulle quelque soit le pas de décalage, la séparation est alors impossible. Ainsi, les méthodes utilisant ce critère de séparation consiste en réalité de diagonaliser simultanément les matrices d'intercorrélacion correspondant à plusieurs valeurs de τ :

$$C_\tau^X = E\{X(n)X(n - \tau)^T\} \quad (25)$$

Dans [70, 71], la diagonalisation conjointement de l'ensemble des matrices d'intercorrélacion, pour des valeurs de τ non nulles, est précédée par une étape de blanchiment des observations. Une version de cet algorithme pour mélanges convolutifs a été proposé dans [72]. L'algorithme SOBI (*Appellation en anglais abrégée de : Second Order Blind Identification*) cherche lui à diagonaliser de façon approchée C_0^X et plusieurs matrices C_τ^X [73]. La diagonalisation conjointe de ces matrices se fait par la procédure de Jacobi. Comme pour l'algorithme AMUSE (*abréviation de l'appellation anglaise de l'algorithme : Algorithm for Multiple Unknown Signals Extraction*) [74], [70], une étape de blanchiment précède alors la diagonalisation conjointe des matrices. Ainsi, la matrice de diagonalisation estimée n'est rien d'autre que le résultat de produit matriciel de la matrice de blanchiment par la matrice de mélange recherchée.

Si les sources sont non – stationnaires, les variations des statistiques temporelles fournissent alors de l'information supplémentaire. Ainsi, la décorrélation des sources entre elles à plusieurs instants n permet d'effectuer la séparation. Ce critère de décorrélation a été étendu au cas convolutif dans la cadre de méthodes temporelles [75-77] et surtout

fréquentielles [75, 78-84].

2. 4. 6. *Parcimonie* :

Très populaire actuellement en BSS, la parcimonie (*en anglais il s'agit de Sparse Component Analysis* [85]) consiste à explorer les zones de la représentation où le caractère parcimonieux des sources, c'est – à – dire la nullité des sources dans certaines zones de la représentation, est amélioré. Cette amélioration permet donc une estimation meilleure des paramètres de mélange. Elle permet aussi l'estimation de sources gaussiennes et /ou corrélées ainsi que la séparation des mélanges sous – déterminés. Trois types d'approches ont été proposés dans la littérature. Approches qui consistent à identifier séparément les colonnes de la matrice de mélange en utilisant les algorithmes de clustering appliqués au nuage de points des observations pour estimer la matrice de mélange [86-90]. Autre type d'approches basées sur l'hypothèse d'orthogonalité disjointe des sources. Le principe est que dans chaque case du plan de représentation, une seule source est supposée active. Ainsi, l'identification des paramètres de la matrice de mélange est possible à partir des rapports d'observations calculés [91-107]. Les approches du troisième type prennent en compte la similitude des observations pour effectuer l'estimation de la matrice de mélange dans des zones privilégiées du plan de la représentation où une seule source est active [108-122].

2. 4. 7. *Positivité*

Lorsque les matrices des échantillons des sources, H , et de mélange, A , sont à coefficients réels positifs ou nuls, on parle alors de la positivité ou la non – négativité. Ainsi, sous la contrainte de positivité des coefficients des matrices H et A , la factorisation en matrices non – négatives (*en anglais Non – negative Matrix Factorization (NMF)*) consiste à décomposer la matrice des observations X de dimension $P \times T$, P et T étant respectivement les nombres d'observations et d'échantillons, sous la forme :

$$X = AH \quad (26)$$

Cette factorisation, cependant, n'est en général pas unique du fait que toute matrice arbitraire B inversible permet de réécrire (26) sous la forme suivante :

$$X = AB^{-1}BH \quad (27)$$

Si les matrices $A_1 = AB^{-1}$ et $H_1 = BH$ sont aussi à coefficients positifs ou nuls, il s'agit alors d'une autre nouvelle factorisation NMF de X . La forme la plus simple de la matrice B est $B = P\Delta$ où Δ est une matrice diagonale positive constituée de facteurs d'échelle et P est une matrice de permutation. Ainsi, en fonction de l'écart mesuré entre X et WH , d'une part, et de l'algorithme d'optimisation utilisé d'autre part, plusieurs types de MNF peuvent être distingués. Dans la littérature, on trouve deux distances relativement simples ont été proposées pour mesurer l'écart $X - WH$, à savoir la norme de Frobenius, équation (28), et la divergence donnée dans l'expression (29) :

$$\|X - WH\|_F^2 = \sum_{ij} (X_{ij} - (WH)_{ij})^2 \quad (28)$$

$$D(X|WH) = \sum_{ij} \left(X_{ij} \log \left(\frac{X_{ij}}{(WH)_{ij}} - X_{ij} + (WH)_{ij} \right) \right) \quad (29)$$

En adaptant les coefficients de W et H de façon itérative, ces deux critères donnent deux algorithmes de NMF différents [123-127].

3. Analyse en Composantes Indépendantes

Tout d'abord, il est à noter que l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) a été proposée, dans la première fois, comme un outil de résolution de BSS [45, 46, 128]. Cependant, bien qu'elle est parfois utilisée comme interchangeable avec BSS, l'ACI a pris une autre dimension différente de BSS après plusieurs méthodes et algorithmes de l'ACI, neuronaux et algébriques, qui ont été développés depuis les années 90 jusqu'à nos jours. En effet, techniquement ACI et BSS sont différents dans leurs tâches [129]. Il s'avère que l'ACI est une méthode statistique d'analyse de données qui peut être considérée comme une extension d'une autre méthode statistique classique d'analyse de données très populaire à savoir l'Analyse en Composantes Principales (ACP) (*en anglais : Principal Component Analysis (PCA)*). En effet, l'ACP cherche à décorréler les variables aléatoires d'entrée en diagonalisant la matrice de covariance de ces variables. L'ACI, en revanche, cherche l'indépendance statistique au-delà des statistiques d'ordre deux en utilisant les statistiques d'ordre supérieur des données. En d'autres termes, l'ACI utilise l'hypothèse d'indépendance statistique mutuelle des variables aléatoires recherchées afin de proposer une estimation de ces variables. Ainsi, toute application envisagée de l'ACI doit respecter cette hypothèse d'indépendance statistique. De ce fait, l'ACI est plus flexible et plus générale que BSS. Elle peut être utilisée pour résoudre le problème de BSS, mais BSS ne peut pas être considérée comme ACI seulement et seulement si les hypothèses de l'ACI ont été prises en considération [50].

L'ACI est utilisée dans des domaines aussi divers que le traitement de sources audio, les télécommunications, l'analyse des signaux biomédicaux, la télédétection, le traitement de données géophysiques, la détection et la localisation radar, les séries temporelles en économie, l'extraction de caractéristiques d'images naturelles, la déconvolution aveugle, etc. [130-145].

3. 1. Définition et modèle

La théorie de l'ACI a été développée pour des variables aléatoires. Afin de faciliter les explications de cette théorie, nous nous placerons dans ce cas de figure. Soit un ensemble de variables observées connues x_i avec $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ où N est le nombre de variables

observées. Le terme « connues » traduit la connaissance des réalisations des processus x_i . Leurs densités de probabilité ne sont pas disponibles et seules leurs statistiques sont estimables. Ces variables x_i sont supposées générées par des combinaisons linéaires de variables aléatoires inconnues s_j avec $j \in \{1, 2, \dots, P\}$ où P est le nombre de variables cachées, inconnues signifiant qu'aucune information n'est disponible sur ces variables. Par la suite, ce terme perdra son sens original pour signifier plus exactement que très peu d'informations sont supposées connues sur ces variables. Le modèle génératif vectoriel de l'ACI s'écrit alors comme suit :

$$X = AS \quad (30)$$

où $A = \{a_{ij} | i \in \{1, 2, \dots, N\}, j \in \{1, 2, \dots, P\}\}$ est matrice de mélange. Cependant, cette définition du modèle de mélange ne suffit pas à estimer de façon unique les variables sous-jacentes de ce modèle. En effet, A étant une matrice non – singulière, le modèle (30) est vérifié pour tout couple de matrices $\{A, A^{-1}X\}$. Donc, le modèle de l'ACI doit être complété par d'autres hypothèses sur les données afin de converger vers une solution unique au problème posé. L'utilisation d'hypothèses supplémentaires sur la structure des mélanges est possible dans certaines applications. Mais à moins de connaître parfaitement la matrice A , ces hypothèses ne feront que réduire l'espace des solutions du problème représenté par (30). De ce fait, pour conserver une forme générale au problème et lui désigner une méthode de résolution générale, des hypothèses cette fois – ci sur les variables s_j doivent être posées. L'indépendance statistique mutuelle de ces variables se révèle suffisamment puissante pour proposer une solution unique au modèle (30). Elle est plus exigeante puisqu'elle suppose l'annulation de tous les cumulants croisés d'ordre supérieur à deux.

Ainsi, nous finissons à cette définition générale de l'ACI [146] : « L'ACI d'un vecteur aléatoire X consiste à estimer le modèle génératif des données (30) en déterminant une transformation linéaire $S = WX$ de telle sorte que les composantes de S soient aussi indépendantes que possible par maximisation d'une fonction de mesure de l'indépendance statistique. ». Les méthodes d'ACI reposent donc sur une mesure d'indépendance qui reste à définir. Les différentes approches se différencient par la mesure d'indépendance retenue et par la méthode d'optimisation choisie. Cependant, toute méthode d'ACI repose sur les mêmes hypothèses et restrictions que nous allons répertorier dans le paragraphe suivant.

3. 2. Hypothèses et indéterminations

Les composantes du vecteur S sont supposées statistiquement indépendantes. Cette hypothèse est fondamentale pour garantir l'estimation du modèle de l'ACI. Les composantes indépendantes (CI) ainsi extraites doivent avoir des distributions non – gaussienne. Cependant, il s'avère qu'au plus une CI peut avoir une distribution gaussienne.

Une autre hypothèse supposée pour l'ACI est que la matrice de mélange A doit être inversible, c'est – à – dire que ses colonnes doivent être linéairement indépendantes. De ce fait, le nombre de lignes de A reste supérieur ou égal à son nombre de colonnes pour éviter

le cas sou déterminé.

Sachant ces deux hypothèses, le modèle de l'ACI est identifiable en utilisant uniquement le vecteur des observations X . Mais quelques indéterminations inhérentes à la modélisation de l'ACI demeurent. En effet, le modèle linéaire et instantané de l'ACI (30) peut être se réécrit sou la forme suivante :

$$X = AS = \sum_{j=1}^p a_j s_j \quad (31)$$

où le vecteur a_j représente la $j^{\text{ème}}$ colonne de la matrice de mélange A . Cette équation est strictement équivalent à :

$$X = AS = \sum_{j=1}^p \left(\frac{1}{\alpha_j} a_j \right) (\alpha_j s_j) \quad (32)$$

où les α_j sont des constantes non nulles. La multiplication d'une source s_j par toute constante α_j peut être donc annulée par la division de la colonne correspondante a_j de A par la même constante α_j et ceci sans qu'il ait une influence sur les hypothèses posées sur le modèle de l'ACI. Par conséquent, il est impossible d'estimer les variances des CI extraites. Pour remédier à ce problème, on suppose que les sources possèdent de variance unité. Aussi, il est impossible de déterminer le signe de chaque CI extraite puisque le choix $\alpha_j = -1$ est possible. Ainsi, le modèle de l'ACI reste valide sous la transformation linéaire suivante :

$$X = AS = AM^{-1}MS \quad (33)$$

où la matrice M est une matrice de permutation de même dimension que le vecteur des sources. Dans la somme $\sum_{j=1}^p a_j s_j$, les termes $a_j s_j$ peuvent être permutés librement. L'ordre des CI n'est donc pas déterminable.

En conclusion, la prise en compte de ces deux indéterminations signifie que l'extraction des CI n'est possible qu'à une matrice $\hat{A} = DM$ près, où la matrice D est diagonale d'éléments α_j , de même dimension que le vecteur des sources et de rang plein.

3. 3. Prétraitements

Des prétraitements sur le vecteur des données, tels que rendre les données centrées et le blanchiment, permettant de s'affranchir de certaines indéterminations précédentes et de simplifier, de ce fait, le problème d'extraction des CI.

a) *Données centrées :*

Cette étape de prétraitement est liée aux cumulants croisés et à leurs estimateurs qui sont d'expression beaucoup plus simple dans le cas de variables aléatoires centrées [147]. Le vecteur X est ainsi transformé en :

$$X^c = X - E\{X\} \quad (34)$$

Par cette opération, les CI sont elle – aussi centrées puisqu'on a :

$$E\{S^c\} = A^\# E\{X^c\} = 0 \quad (35)$$

où le sigle # définit l'inversion matricielle de Moore – Penrose, encore appelée pseudo inverse, qui est utilisée lorsque la matrice A n'est pas carrée. Lorsqu'elle est carrée, l'inversion matricielle est utilisée et l'équation s'écrit :

$$E\{S^c\} = A^{-1} E\{X^c\} = 0 \quad (36)$$

La matrice de mélange A n'est pas modifiée par cette opération qui peut donc toujours être appliquée aux données sans affecter l'estimation de A .

b) Blanchiment :

Le blanchiment est une transformation linéaire qui consiste à décorréliser et à imposer une variance unité aux variables du vecteur centré X^c telle que :

$$Z = VX^c \quad (37)$$

où les composantes du vecteur Z sont centrées, décorrélées et de variance unité, ce qui signifie que sa matrice de covariance est une matrice identité. L'obtention de matrice de la transformation linéaire V est possible en utilisant l'ACP telle que :

$$V = D^{-\frac{1}{2}} E^T \quad (38)$$

où la matrice D est une matrice diagonale de dimension $N \times N$ dont les éléments diagonaux d_i avec $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ sont les valeurs propres de la matrice de covariance de X et sont rangés par ordre décroissant, c'est – à – dire que $d_1 > d_2 > \dots > d_N$. La matrice E de dimension $N \times N$ est la matrice orthogonale des vecteurs propres de la matrice de covariance de X . L'ACP permet de projeter les données dans un espace de dimension P engendré par les sources. Donc, seules les P premières valeurs propres et les vecteurs propres associés sont conservés. On obtient ainsi :

$$Z = VAS^c = US^c \quad (39)$$

La matrice de covariance de Z peut se mettre sous la forme :

$$Cov_Z = UE\{S^c(S^c)^T\}U^T = UCov_S U^T = UU^T \quad (40)$$

Or les composantes du Z sont centrées, décorrélées et de variance unité, ce qui signifie que : $UU^T = I$, où I est la matrice identité, par conséquent U est une matrice orthogonale. Cependant, le blanchiment de X ne permet pas d'estimer les CI, mais simplifie celle – ci de moitié. En effet, il est nécessaire d'estimer seulement les $P(P - 1)/2$ inconnues de la matrice U au lieu les $N \times P$ éléments de la matrice de mélange A .

Il est à noter que le blanchiment des données n'est pas une étape nécessaire pour certains algorithmes de l'ACI développés dans la littérature, comme par exemple, l'algorithme Infomax [148], mais elle est recommandée parce qu'elle permet d'accélérer la convergence des algorithmes [50]. L'estimation de la matrice U repose sur des critères d'optimisation qui caractérisent l'indépendance statistique recherchée.

3. 4. Mesures d'indépendance

L'indépendance entre les CI recherchées est estimée par des mesures caractéristiques et autour desquelles ont été développés différents algorithmes de l'ACI [54, 128, 149]. Ces mesures ont été décrites en détail dans le sous – paragraphe (2. 4) précédent. Certains ont eu un impact considérable dans la communauté de l'ACI par leur efficacité, leur généralité et leur vitesse de convergence. Nous allons présenter dans le paragraphe suivant ces mesures d'indépendance et les algorithmes associés utilisés dans notre application.

3. 5. Algorithme FastICA et la non – gaussianité

Avec l'algorithme FastICA, les CI sont obtenues par la transformation linéaire WZ où Z est le vecteur des données centrées et blanchies et la matrice $W = [w_1, w_2, \dots, w_p]^T$ est l'estimateur de la matrice U^T . Les vecteurs lignes w_j^T de la matrice W sont estimés en maximisant la fonction d'optimisation suivante :

$$J_G(W) = \sum_{j=1}^P \left\{ E\{G(w_j^T Z)\} - E\{G(\vartheta)\} \right\}^2 \quad (41)$$

sous la contrainte : $E\{(WZ)(WZ)^T\} = I$. La variable ϑ est une variable gaussienne de même variance que $w_j^T Z$. La fonction G est choisie de telle sorte que l'estimation de W ait une variance minimale et qu'elle soit robuste [149]. Des fonctions ont été déduites de ces considérations et s'avèrent utilisables de manière générale :

$$G_1(s_j) = \frac{1}{\alpha_1} \log(\cosh(\alpha_1 s_j)), \quad G_2(s_j) = -\frac{1}{\alpha_2} \exp\left(-\frac{\alpha_2 s_j^2}{2}\right), \quad G_3(s_j) = \frac{1}{4} s_j^4$$

où $1 \leq \alpha_1 \leq 2$ et $\alpha_2 \approx 1$ sont des constantes. La minimisation de (41) par la matrice W s'appuie sur un algorithme du point fixe. La mise à jour de chaque ligne de la matrice W est selon la procédure itérative suivante :

$$w_j = E\{Zg(w_j^T Z)\} - E\{g'(w_j^T Z)\}w_j \quad (42)$$

$$w_j = w_j - \sum_{k=1}^{j-1} (w_j^T w_k) w_k \quad (43)$$

$$w_j = \frac{w_j}{\sqrt{w_j^T w_j}} \quad (44)$$

où g et g' sont respectivement les dérivées de G et g . L'équation (43) sert à rendre le vecteur w_j orthogonal aux lignes de W déjà extraites aux étapes précédentes de l'algorithme. Afin d'assurer que les CI extraites soient de variance unité, on normalisé les w_j selon l'équation (44). La convergence de cet algorithme a été prouvée dans [149].

3. 6. Algorithme EASI

L'Algorithme EASI (*Equivariant Adaptive Source Separation*) présente l'avantage de fusionner l'étape de blanchiment avec l'opération de séparation en une seule matrice de transformation linéaire [150], [50]. Il est basé sur l'idée d'estimer en série les deux matrices de blanchiment et de séparation.

En effet, autre que l'ACP présentée dans le sous – paragraphe 3. 3, une manière appropriée d'estimer la matrice de blanchiment V est d'utiliser l'algorithme d'apprentissage suivant :

$$\Delta V = \mu(I - ZZ^T)V \quad (45)$$

avec évidemment $Z = VAS$, I est la matrice d'identité et μ est le pas d'adaptation. Or on a montré dans le sous – paragraphe 3. 3. que la matrice VA est une matrice orthogonale et par conséquent son inverse, qui est la matrice de séparation recherchée W , est aussi une matrice orthogonale. L'apprentissage de la matrice W est possible en utilisant l'algorithme de gradient stochastique tel que [50] :

$$\Delta W = \mu g(Y)Y^T W \quad (46)$$

avec $Y = WZ$, g est cette fois – ci le gradient de la fonction $G(Y)$ et G , évidemment, est une fonction scalaire choisie de telle sorte que l'estimation de W ait une variance minimale et qu'elle soit robuste [149]. Cet algorithme de gradient stochastique peut également être dérivé en utilisant le gradient relatif présenté dans [150]. Ainsi, les auteurs ont développé leur *séparation adaptative équivariante par l'intermédiaire de l'indépendance* (EASI). Cependant, pour établir la règle d'apprentissage de l'algorithme EASI à partir de (46), une autre étape supplémentaire doit être prise en considération si on souhaite préserver l'orthogonalité de la matrice W à chaque itération d'apprentissage.

Soit la mise à jour périodique de la matrice W , en utilisant la règle d'apprentissage (46), notée par : $W \leftarrow W + DW$, avec $D = -\mu g(Y)Y^T$. La condition d'orthogonalité pour la matrice W devient alors :

$$(W + DW)(W + DW)^T = I + D + D^T + DD^T = I \quad (47)$$

où WW^T a été substituée. Supposant que D est petite, donc l'approximation du premier ordre donne la condition que $D = -D^T$. Appliquant cette condition à la règle

d'apprentissage du gradient relatif, nous obtenons :

$$\Delta W = \mu(g(Y)Y^T - Yg(Y)^T)W \quad (48)$$

Cependant, puisque $Y = WZ = WVX$, la matrice de séparation globale est alors égale à : $B = WV$. En supposant que le même pas d'apprentissage μ est utilisé pour les deux algorithmes d'apprentissage, de blanchiment (45) et de séparation (48), l'approximation du premier ordre donne :

$$\begin{aligned} \Delta B &= \Delta WV + W\Delta V \\ \Delta B &= \mu(g(Y)Y^T - Yg(Y)^T)WV + \mu(WV - WZZ^T W^T WV) \\ \Delta B &= -\mu(Y Y^T - I + g(Y)Y^T - Yg(Y)^T)B \end{aligned} \quad (49)$$

L'algorithme d'apprentissage (49) est l'algorithme d'EASI. Il possède la caractéristique de fusionner les deux algorithmes d'apprentissage, de blanchiment et de séparation, en un seul algorithme d'apprentissage. Une analyse de convergence ainsi que quelques résultats expérimentaux de cet algorithme sont donnés dans [150]. Notons que dans notre application de cet algorithme, nous avons considéré comme fonction non – linéaire g , le gradient de la fonction $G(Y)$, l'expression cubique suivante [151] : $g(Y) = |Y|^2 Y$.

Le concept de l'équivariance est un concept général dans l'estimation statistique [152]. L'équivariance d'un estimateur signifie que ses performances ne dépendent pas de la valeur réelle du paramètre à estimer. Dans le contexte du modèle de base de l'ACI, ceci signifie que les CI peuvent être estimés avec les mêmes performances alors que la matrice de mélange n'est jamais le cas. EASI était un des premiers algorithmes de l'ACI qui s'est explicitement avéré équivariant. En fait, la plupart des estimateurs du modèle de base de l'ACI sont équivariants [153].

3. 7. Algorithme *Noisy FastICA*

Dans la pratique, le bruit est souvent présent dans les données. Le bruit peut être engendré par les vibrations et les échauffements des composantes électroniques des instruments physiques utilisés pour mesurer et enregistrer les données, ou bien il est dû aux erreurs de la modélisation des données. Donc, il est souhaitable que le modèle de l'ACI soit conçu de sorte que le terme de bruit soit aussi pris en considération. Le problème qui se pose, cependant, est que l'estimation de la matrice de mélange devient plus difficile en présence du bruit. Autre problème posé avec ACI bruitée est comment extraire les CI qui ne sont pas bruitées. En effet, le modèle de l'ACI bruitée n'est pas inversible, et donc l'estimation des CI non bruitées nécessitent des nouvelles méthodes qui mènent à des formes intéressantes des procédures de débruitage.

Dans ce sous – paragraphe, nous allons traiter l’estimation du modèle de l’ACI dans les situations où le bruit additif est présent. Tout d’abord, notons qu’il a été montré, dans certains cas de ces situations, que la matrice de mélange A peut être facilement estimée avec les méthodes de base de l’ACI [50]. Cependant, dans les cas où l’utilisation de ces méthodes n’est pas possible, d’autres techniques d’estimation de la matrice A sont alors à considérer. Des telles techniques sont basées sur le principe de biaiser les concepts des algorithmes des base de l’ACI en intégrant le model de bruit additif dans le processus d’apprentissage, afin de neutraliser les statistiques du bruit [154-166, 144]. Dans ce contexte, nous allons présenter, dans ce qui suit, la version biaisée de FastICA, nommée *Noisy FastICA*, qui tient compte de bruit additif. Mais la suppression du bruit dans les CI ainsi estimées ne sera pas, considérée ici. Néanmoins, et d’après les conclusions publiées dans [50], les différentes méthodes de l’ACI bruitée proposées dans la littérature sont de caractère conceptuel et leur utilité dans la pratique n’a pas été démontrée. Par conséquent, il est toujours recommandé de débruiter préalablement les données de sorte que les méthodes de base de l’ACI puissent être utilisées d’une manière cohérente avec la nature du modèle de base de l’ACI.

3. 7.1 Formulation mathématique :

L’extension du modèle de l’ACI à la situation où le bruit est présent consiste d’abord à supposer que le bruit est additif. C’est une hypothèse permette de considérer une formulation simple du modèle de l’ACI bruitée. Un tel modèle peut alors être exprimé comme suit :

$$X = AS + N \quad (50)$$

où N est le vecteur bruit. Autres hypothèses sur le bruit sont généralement supposées telles que le modèle gaussien pour le bruit et l’indépendance statistique entre ce dernier et les CI à extraire. La matrice de covariance du bruit, notée Cov_N , est souvent supposée de forme $\sigma^2 I$, ce qui présente une restriction forte dans certains cas. L’hypothèse que cette matrice est connue est aussi supposée ici. Notons, dans ce contexte, que peu de travaux qui traitent l’estimation de la matrice de covariance inconnue du bruit [167-169]. L’obtention de la matrice A à partir du modèle de l’ACI bruité est garantie en respectant les mêmes hypothèses de départ du modèle de base de l’ACI, à savoir : indépendance et la non – gaussianité des CI. En revanche, les CI à extraire peuvent ne pas être complètement séparées du bruit, ce qui nécessite de tenir compte d’autres considérations supplémentaires dans le processus d’apprentissage de la matrice A .

Le bruit dans le modèle (50) est ajouté aux observations. Dans le cas où le bruit est ajouté aux sources, le modèle de l’ACI bruitée devient alors comme suit :

$$X = A(S + N) \quad (51)$$

avec l’hypothèse que Cov_N est aussi diagonale. Soit $\hat{S} = S + N$, le modèle (51) peut alors se réécrire sous la forme suivante :

$$X = A\hat{S} \quad (52)$$

Le modèle (52) est le modèle de base de l'ACI, mais avec des sources modifiées, et par conséquent, les hypothèses de départ de l'ACI restent valables, c'est – à – dire que les composantes de \hat{S} sont statistiquement indépendantes et non – gaussiennes. Ainsi nous pouvons estimer le modèle (52) en utilisant n'importe quelle méthode de base de l'ACI. Ceci nous donne un estimateur parfaitement approprié pour le modèle de l'ACI bruitée. Ainsi, la matrice A et les CI bruitées peuvent être facilement obtenus. Cependant, la détermination des CI non bruitées reste un problème à résoudre.

3. 7. 2. Idée de base :

Une approche qui permet d'estimer le modèle de l'ACI bruitée est de modifier les méthodes de base de l'ACI dans le sens d'enlever, ou au moins de réduire, le biais introduit par le bruit dans le modèle de l'ACI bruitée. En effet, soit le modèle de l'ACI des données non bruitées suivant :

$$X'' = AS \quad (53)$$

Comme cela a été démontré au-dessus, la projection linéaire $W^T X''$, dont laquelle la non – gaussianité est maximisée pour les données blanchies sous la contrainte $\|w_j\| = 1$, permet d'obtenir les CI recherchées si la mesure de la non-gaussianité est convenablement choisie. Ainsi, si nous possédons des mesures de non – gaussianité qui sont immunisées vis-à-vis la présence du bruit gaussien, ou au moins, dont les valeurs pour les données non – bruitées peuvent être facilement estimées à partir des données bruitées sans qu'elles soient affectées, alors n'importe quelle algorithme de base de l'ACI peut être utilisé pour extraire les CI recherchées à partir du modèle de l'ACI bruitée (50). En fait, nous avons $W^T X = W^T X'' + W^T N$ et nous souhaitons avoir une mesure de non – gaussianité de $W^T X''$ à partir de $W^T X$ de sorte que cette mesure ne soit pas affectée par la présence du terme $W^T N$. Dans ce contexte, si le bruit est supposé gaussien, la mesure de non-gaussianité à base de kurtosis n'a pas de sens puisque le kurtosis est immunisé vis-à-vis le bruit gaussien. En fait, le kurtosis $W^T X$ égale le kurtosis $W^T X''$ d'après les propriétés de base du kurtosis.

Il est à noter ici que dans l'étape de blanchiment préliminaire, l'effet du bruit doit être pris en considération. Ceci est possible si la matrice de covariance du bruit est supposée connue. En effet, si nous notons par Cov_X la matrice de covariance des données observées bruitées, le blanchiment défini par (37) et (38) sera reformulé en remplaçant la matrice de covariance par l'opération suivante :

$$Z = (Cov_X - Cov_N)^{-1/2} X^c \quad (54)$$

La transformation linéaire (54) est appelée quasi – blanchiment du fait que la matrice de blanchiment est obtenu à partir de la matrice de covariance des données non – bruitées ($Cov_X - Cov_N$). D’après (50) et (54), les données quasi – blanchies possèdent alors le modèle de l’ACI bruitée suivant :

$$Z = BS + \tilde{N} \quad (55)$$

avec \tilde{N} et le bruit linéairement transformé par la matrice $(Cov_X - Cov_N)^{-1/2}$. La fonction d’optimisation (41) pourrait être utilisée pour extraire les CI du modèle (55), si seulement nous pouvions l’estimer pour le modèle des données non – bruitées (53) en utilisant le vecteur des observations bruitées X . Ainsi, une variante de l’algorithme FastICA peut être déduite en modifiant sa règle d’apprentissage (42) et ceci en introduisant le terme biaisant due au bruit dans cette règle. Cette variante est alors appelée *Noisy FastICA*.

3. 7. 3. Algorithme :

En biaisant la règle d’apprentissage de l’algorithme de base FastICA, nous obtenons ainsi l’algorithme *Noisy FastICA* qui peut être donc annoncé comme suit [166], [165] :

$$w_j = E\{Zg(w_j^T Z)\} - (I + \tilde{C}ov_N)E\{g'(w_j^T Z)\}w_j \quad (56)$$

$$\tilde{C}ov_N = E\{\tilde{N}\tilde{N}^T\} = (Cov_X - Cov_N)^{-1/2}Cov_N(Cov_X - Cov_N)^{-1/2} \quad (57)$$

$$w_j = w_j - \sum_{k=1}^{j-1} (w_j^T w_k) w_k \quad (58)$$

$$w_j = \frac{w_j}{\sqrt{w_j^T w_j}} \quad (59)$$

où g et g' sont respectivement les dérivées de G et g . Comme dans le cas l’algorithme FastICA, l’équation (58) sert à rendre le vecteur w_j orthogonal aux lignes de W déjà extraites et l’équation (59) est pour normaliser les w_j . La fonction g peut être choisie parmi ces trois fonctions suivantes :

$$g_1(u) = \tanh(u), \quad g_2(u) = u \cdot \exp(-u^2/2), \quad g_3(u) = u^3 \quad (60)$$

Ces fonctions couvrent essentiellement les non – linéarités utilisées dans l’algorithme de FastICA.

4. Application de l’ACI en Télécommunications

En télécommunications, l’ACI a été appliquée dans les systèmes à base de CDMA où il faut séparer les différents utilisateurs partageant les mêmes ressources fréquentielle. Aussi, on trouve des travaux qui considèrent l’ACI pour résoudre les problèmes rencontrés dans les systèmes MIMO.

4. 1. Application de l'ACI dans les systèmes à base de CDMA

Les premiers travaux publiés dans ce contexte [170] ont visé d'estimer les symboles issus du système DS – CDMA en utilisant l'algorithme FastICA. Le canal considéré est à multi trajets. Dans [171] et [172], l'ACI a été appliquée au récepteur type multi – utilisateurs. Les auteurs dans [173] proposent d'associer ACI aux deux récepteurs différents en formant ainsi deux nouveaux récepteurs. Les deux structures hybrides de récepteurs considérées sont : structure RAKE – ACI et structure MMSE – ACI. L'approche proposée dans [174] est semi – aveugle basée sur la connaissance *a priori* de la signature. En [175] l'application de l'ACI est considérée en tenant compte du bruit. L'algorithme SAND (*abréviation de l'appellation anglaise de l'algorithme : Stochastic Advanced Nonlinear Denoising*) a été proposé dans [176], où l'ACI a été appliquée au récepteur CDMA pour un canal MIMO. Il a été prouvé que cet algorithme donne des meilleures performances par rapport aux autres récepteurs type multi – utilisateurs. L'application de l'ACI pour un canal type Rayleigh a été considérée dans [177] et [178]. Une telle approche résiste à la présence de MAI dans les systèmes CDMA à évanouissements. En [179] les auteurs ont combiné le détecteur SUD (*abréviation de l'appellation anglaise : Single User Detection*) avec l'ACI. Le récepteur résultant permet de résoudre le problème d'estimation de symbole sans le code d'étalement. Une nouvelle approche de l'ACI basée sur le critère NLR (*abréviation d'appellation anglaise du critère : Non parametric Likelihood Ratio*) pour la suppression des interférences dans les systèmes CDMA a été proposée dans [180]. L'approche permet de détecter simultanément les signaux des utilisateurs. L'approche a été comparée aux deux autres approches, à savoir RAKE – FastICA et MMSE – FastICA. L'approche de séparation à base de critère de maximum de vraisemblance a été utilisée dans [181]. L'algorithme « *Robust Accurate Direct Independent Component Analysis (RADICAL)* » a été proposé dans [182] et combiné avec un détecteur conventionnel afin de réduire les MAI en temps réel.

4. 2. Application de l'ACI dans les systèmes MIMO – STBC

Une autre application intéressante de l'ACI en télécommunications est dans les réseaux d'antennes type MIMO, en particulier avec un codage spatio – temporel en bloc (STBC). Dans cette configuration de transmission, la séparation des symboles transmis, en utilisant l'ACI, est réalisée sans estimer le canal de transmission.

En effet, le décodage STBC nécessite la connaissance *a priori* du canal au niveau du récepteur. Donc les performances du STBC dépendent de l'exactitude de l'estimation du canal. Cependant, si l'environnement de communication est variable, le canal est alors soumis à des variations non prises en considération durant son estimation. Ainsi, des erreurs se présentent dans l'estimation du canal et les performances du système sont alors dégradées. Notons que l'estimation du canal nécessite, en outre, une grande efficacité spectrale due à l'utilisation de longues séquences d'apprentissage.

L'application de l'ACI consiste à estimer les symboles transmis en utilisant uniquement les observations et sans recours à la connaissance *a priori* du canal. Dans [183], une technique à base de l'ACI a été proposée pour détecter les symboles transmis à travers une configuration type MIMO – STBC et sans estimation du canal. Du fait que les séquences d'apprentissage ne sont pas utilisées dans l'estimation du canal, l'avantage d'une telle technique est donc l'exploitation efficace de la bande passante disponible. L'évaluation de la technique a été faite à travers une étude comparative avec un récepteur basé sur le principe de maximum de vraisemblance. Les performances du système STBC associé à l'ACI font aussi l'objet du travail publié dans [184], où trois algorithmes différents de l'ACI ont été utilisés, à savoir : EASI, FastICA et JADE. Dans [185], l'ACI a été appliquée dans le cas de STBC et V-Blast pour des symboles à valeurs complexes.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le domaine de séparation de sources en mettant en évidence les différentes stratégies qui ont été proposées pour résoudre le problème de BSS. Ainsi, la problématique de BSS a été posée d'une manière à éviter toutes les ambiguïtés possibles souvent rencontrées dans la littérature. Les différents critères utilisés pour effectuer la séparation ont été présentés. Ensuite, l'ACI a été exposée en détails en ressortant sa différence avec le BSS. Des algorithmes connus de l'ACI ont été donnés et les applications perspectives de l'ACI dans le domaine des télécommunications ont été discutées. Notre application de l'ACI sera abordée en détails dans le chapitre suivant dans le quel nous allons préciser notre contexte d'application et ainsi la modélisation du problème posé dans notre cas [186]. Une étude comparative sera aussi donnée afin de conclure les avantages et les inconvénients ainsi que les limitations de notre proposition.

Chapitre 5

Résultats Expérimentaux : Tests et Évaluations

1. Introduction

Avant de concevoir des systèmes de communication, l'évaluation de leurs performances s'avère nécessaire. La méthode la plus judicieuse pour effectuer cette évaluation est l'approche analytique, où tous les paramètres sont calculés rigoureusement en adoptant une démarche mathématique. Toutefois, cette approche n'est souvent pas privilégiée en raison de sa complexité. Elle demeure par contre assez bien adaptée pour des modèles mathématiques simplifiés qui sont généralement loin de la réalité physique. La simulation est alors un recours efficace qui épargne aux concepteurs la manipulation de formules mathématiques, afin de prêter attention qu'aux résultats.

Les performances d'un système de transmission sont surtout évaluées par son aptitude à résister aux perturbations, c'est à dire à assurer un BER aussi faible que possible, et à acheminer le plus d'information utile, ce qui revient à maximiser sa capacité, ou son efficacité spectrale. Pour pouvoir comparer les différents modèles étudiés, nous allons donc avoir recours à des simulations de transmissions. Ces simulations ont été réalisées sous l'environnement MatLab Version 7.5. Les tests ont été effectués sur une machine dotée d'un processeur Pentium 4, 1.8Ghz.

Les résultats présentés dans ce chapitre ont été obtenus par la méthode de Monte Carlo utilisées généralement pour résoudre approximativement les problèmes mathématiques et physiques de nature aléatoire par simulation. L'organigramme général des simulations ainsi réalisées est illustré par la figure (5.1).

2. Performances du Système MIMO

Dans un premier temps, nous supposons un système MIMO en codage spatio – temporel par blocs (Figure 5.2) avec deux antennes émettrices N_t et un nombre d'antennes réceptrices N_r variable. La figure 5.3 nous donne les performances en termes d'évaluation de BER en fonction du SNR pour des valeurs de N_r différentes. Notons que dans cette simulation la modulation utilisée est la BPSK.

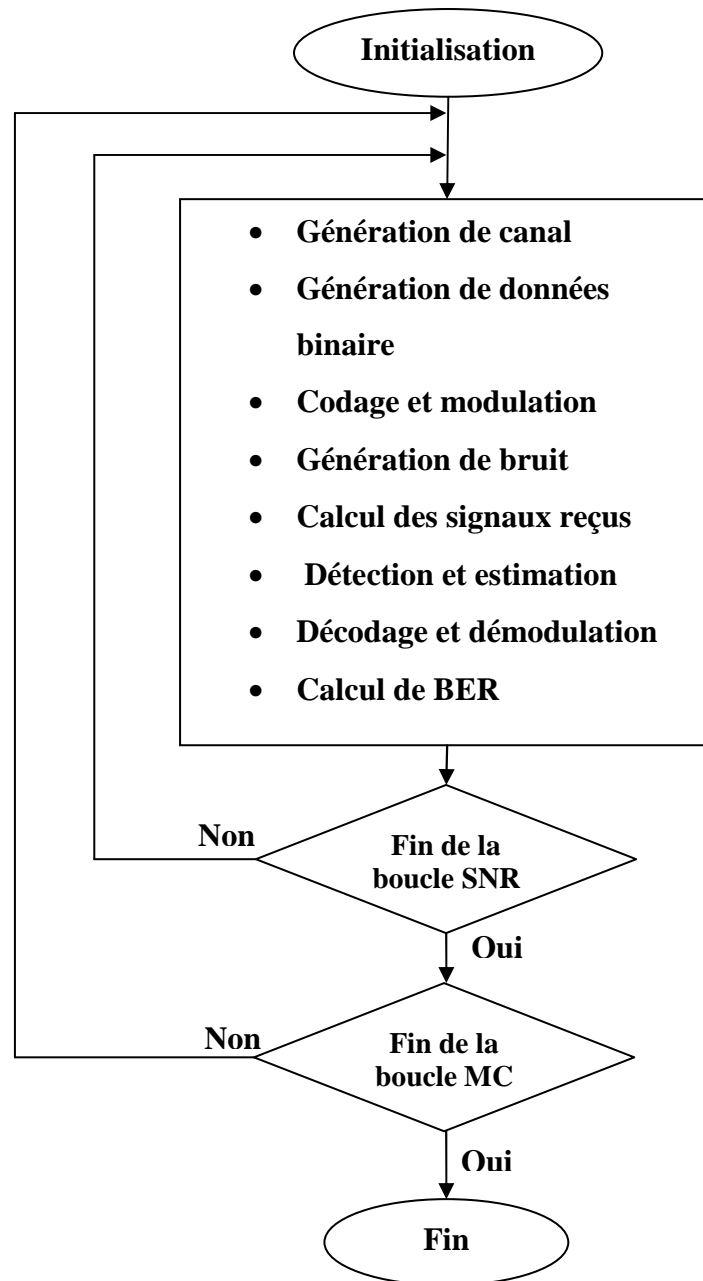


Figure 5.1 : Organigramme général des algorithmes des simulations.

Nous remarquons que le BER est abaissé en augmentant le nombre d'antennes à la réception. Ceci est justifié par le fait qu'à la réception plusieurs versions du signal émis sont considérés ce qui a pour effet de réduire le taux d'erreur.

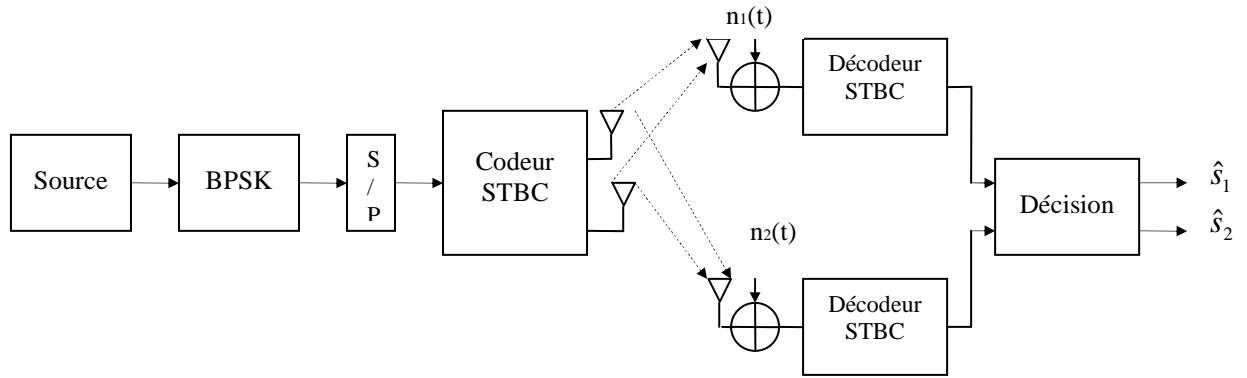


Figure 5. 2 : Schéma synoptique général d'un système STBC.

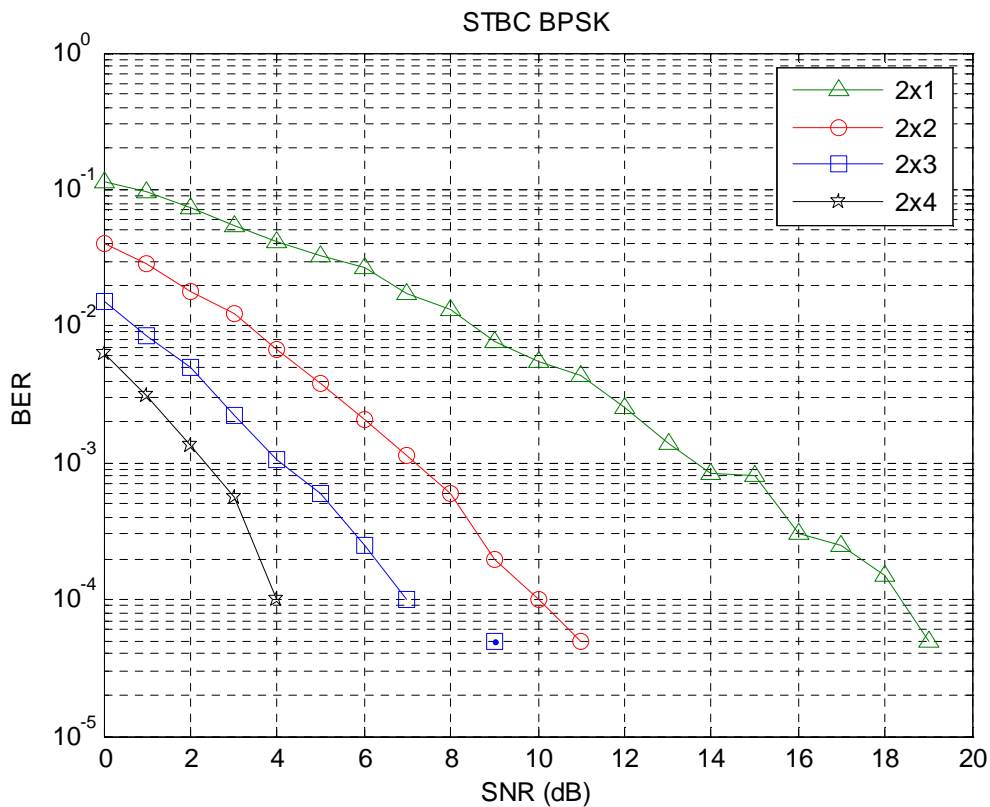


Figure 5. 3: Performances du STBC : Nombre d'antennes N_r est variable et le canal considéré est supposé de type Rayleigh.

Nous avons vu dans le chapitre 2 qu'il y a plusieurs méthodes et algorithmes pour la détection. Nous avons mentionné que le récepteur optimal est le récepteur ML, sauf que sa complexité empêche son utilisation dans la pratique [23]. Tout d'abord, nous considérons ici le cas d'un système MIMO avec $N_t = 2$ et $N_r = 2$. La figure 5.4 nous montre la variation de BER en fonction du SNR, en utilisant, respectivement, les récepteurs ML, MMSE, MMSE – ML et MRC (*abréviation de l'appellation en anglais : Maximum Ratio Combining*). Nous remarquons que les différents algorithmes ont presque la même

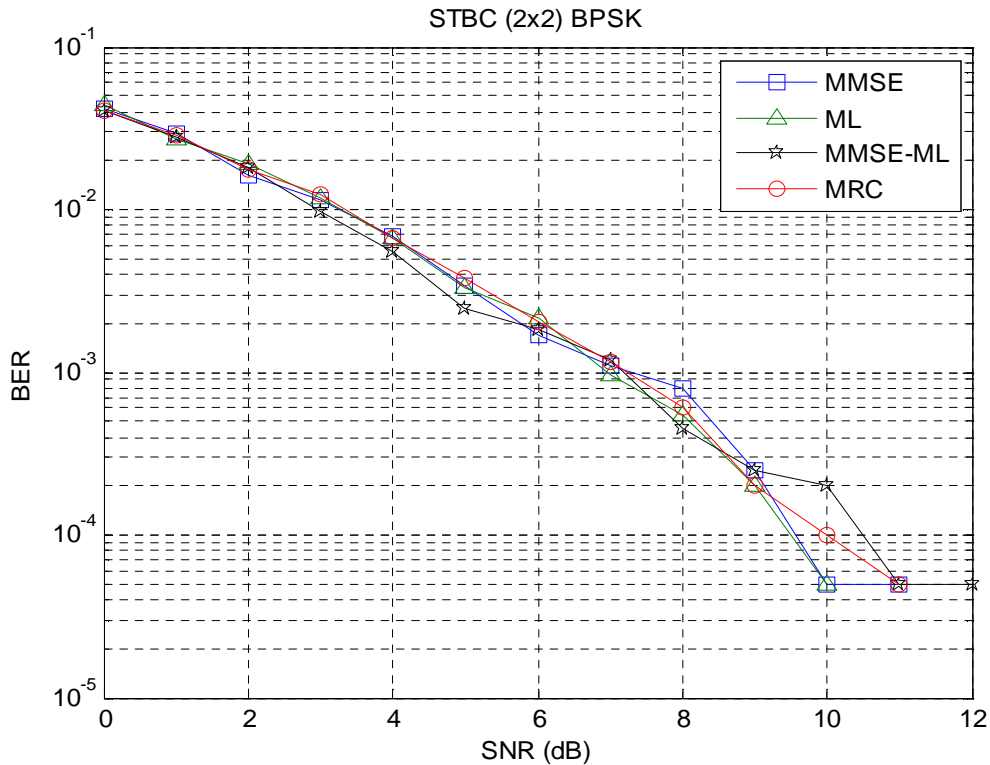


Figure 5.4 : Comparaison entre les performances des différents récepteurs dans un canal de type Rayleigh (configuration d'antennes : 2x2).

caractéristique. Cependant, une légère amélioration aux grandes valeurs du SNR, pour les récepteurs MMSE et MMSE – ML, est observée. Cette amélioration est due au fait que le récepteur MMSE tient en compte de la présence du bruit additif, ce qui n'est pas le cas pour le récepteur MRC. Nous pouvons aussi avancer que la détection linéaire MRC est équivalente à une détection type ML, comme il peut être justifié par l'équation (2.20).

Afin de mettre en évidence l'influence de la modulation sur les performances du système STBC, nous présentons dans la figure (5.5) les variations du BER en fonction du SNR et ceci pour les modulations numériques suivantes : BPSK, QPSK et 4-QAM. Pour la modulation PSK, nous remarquons que plus le nombre de constellations augmente plus le BER se dégrade. Pour les deux modulations BPSK et 4-QAM, nous remarquons que leurs courbes correspondantes sont presque confondues.

Nous nous intéressons maintenant à l'influence du canal de transmission sur le système MIMO. La figure 5.6 nous montre le BER en fonction du SNR d'un système STBC avec deux canaux différents AWGN et Rayleigh, respectivement. Nous remarquons que le BER pour un canal de type Rayleigh se dégrade par rapport à celui pour un canal de type AWGN, ce qui explique l'effet des évanouissements présents dans le canal. Nous notons ainsi une diminution de 3dB pour un taux de BER de 10^{-3} et de 5dB pour un taux de BER de 10^{-4} .

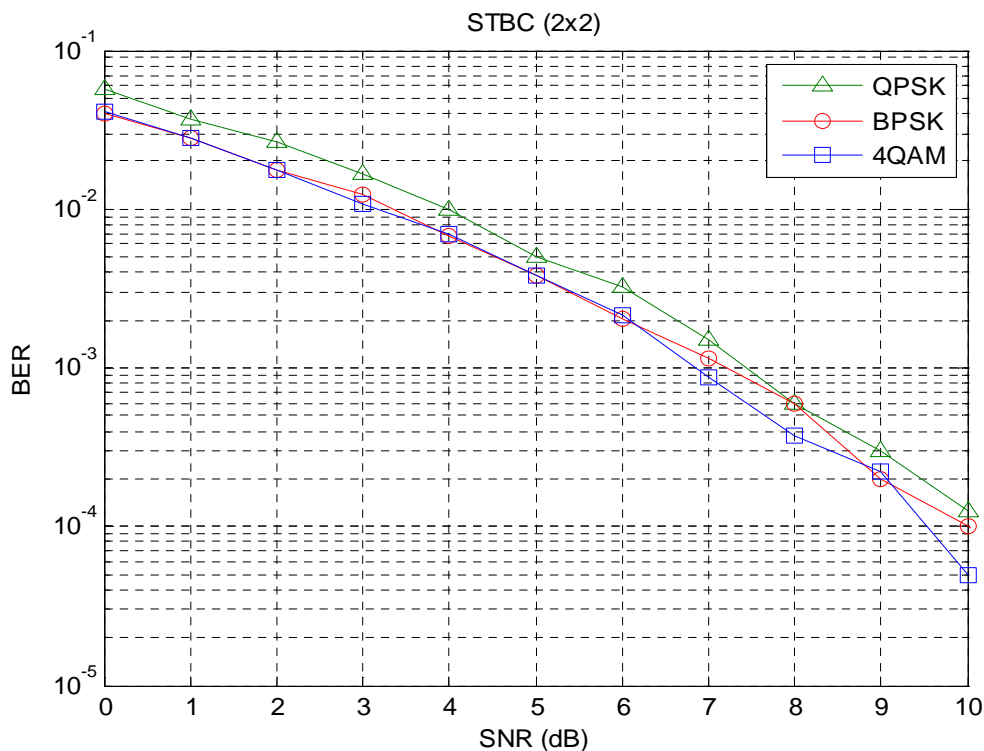


Figure 5.5 : Comparaison entre les performances du système STBC pour différentes modulations numériques dans un canal de type Rayleigh (configuration d’antennes : 2x2).

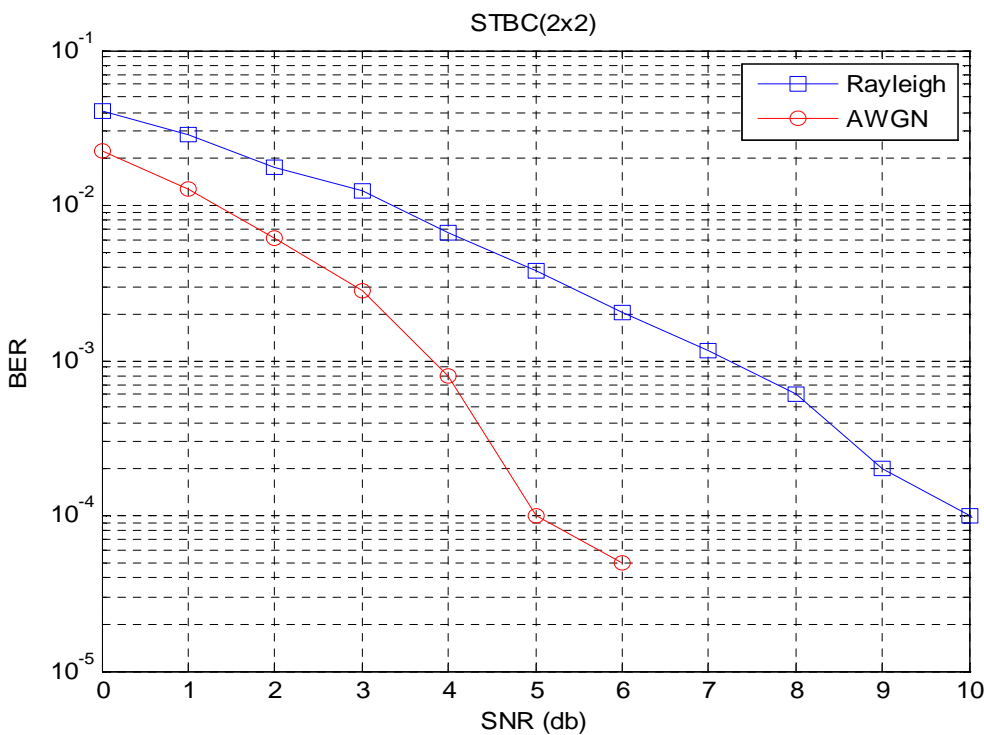


Figure 5.6 : Comparaison entre les performances du système STBC avec deux canaux différents AWGN et Rayleigh, respectivement.

3. Performances du Système CDMA

Dans cette simulation, nous avons considéré la configuration suivante : un émetteur, un récepteur, modulation BPSK et canal type AWGN. Le schéma synoptique d'une telle configuration simulée est illustré par la figure 5.7.

Dans cette première partie de simulation, nous avons fixé le nombre des données transmises et la longueur des séquences d'étalement. L'évaluation du BER en fonction du SNR se fait en faisant varier le nombre d'utilisateur K . Il convient de préciser que nous avons utilisé la modulation BPSK et les codes de gold. D'après la figure 5.8, les performances se dégradent très rapidement si le nombre K d'utilisateurs augmente. Pour un seul usager, les performances sont bonnes car le BER est en dessous de 10^{-4} pour un SNR au voisinage de $8dB$. Cependant, lorsque le nombre d'utilisateurs passe à 10 ou 20 , le BER reste au-dessus de 10^{-2} pour une valeur de SNR de $20dB$. Étant donné que nous avons utilisé les séquences de gold, les intercorrélations ne sont pas tout à fait nulles, donc le deuxième terme de l'équation (3.18) qui est considéré comme interférence par accès multiple va affaiblir le BER lorsque le nombre d'utilisateurs augmente.

Dans la deuxième partie de simulation, nous avons fixé le nombre d'utilisateurs à 10 et nous avons fait varier le gain d'étalement SF (*en anglais : Spreading Factor*). Les courbes représentant les variations du BER en fonction du SNR sont données dans la figure 5.9. Cette figure nous montre que l'augmentation du gain d'étalement a une influence positive sur le BER. En effet, ce dernier dépasse les 10^{-4} à $10dB$ pour un SF de 127 , tandis que pour un SF de 31 , il ne dépasse pas la valeur 10^{-2} .

La figure 5.10 nous montre une comparaison entre les performances des différents récepteurs que nous avons utilisés, à savoir : MF, ZF et MMSE. Notons que dans cette simulation, nous avons effectué les tests dans les mêmes conditions pour tous les récepteurs. Nous remarquons que le filtre MF est le récepteur qui donne des résultats les moins performants. Le récepteur MMSE reste le meilleur suivi de ZF. Nous remarquons aussi, pour le récepteur MF, que le BER n'atteint pas la valeur 10^{-2} pour des SNR élevés. Ceci est dû à la présence de MAI, ce qui confirme que le récepteur MF ne résiste pas contre la présence du MAI. En revanche, à travers les valeurs du BER du récepteur MMSE qui atteignent la barre 10^{-5} , nous constatons que ce dernier élimine l'effet du MAI.

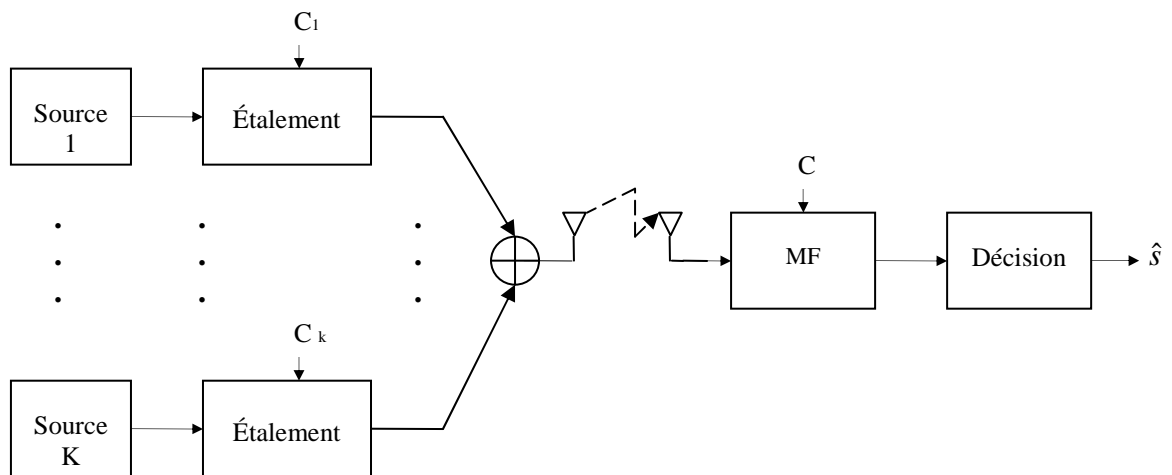


Figure 5. 7 : Schéma synoptique général d'un système CDMA.

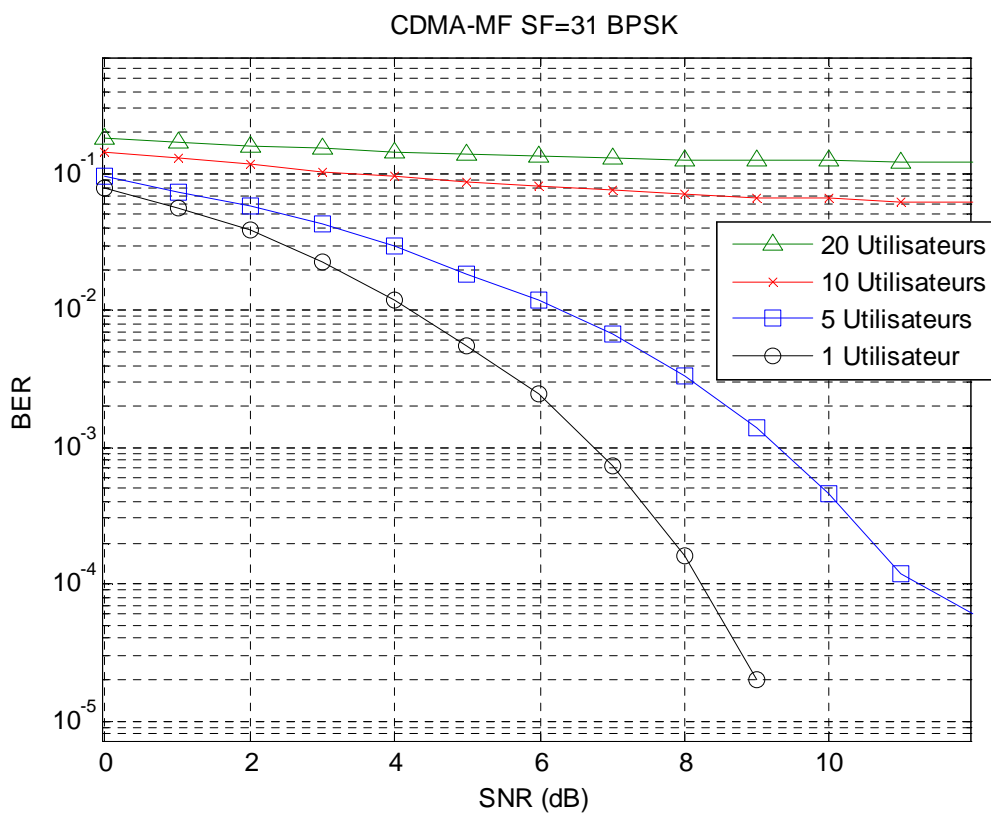


Figure 5. 8 : Performances du récepteur MF pour K variable, le canal considéré est de type AWGN et le gain d'étalement SF=31.

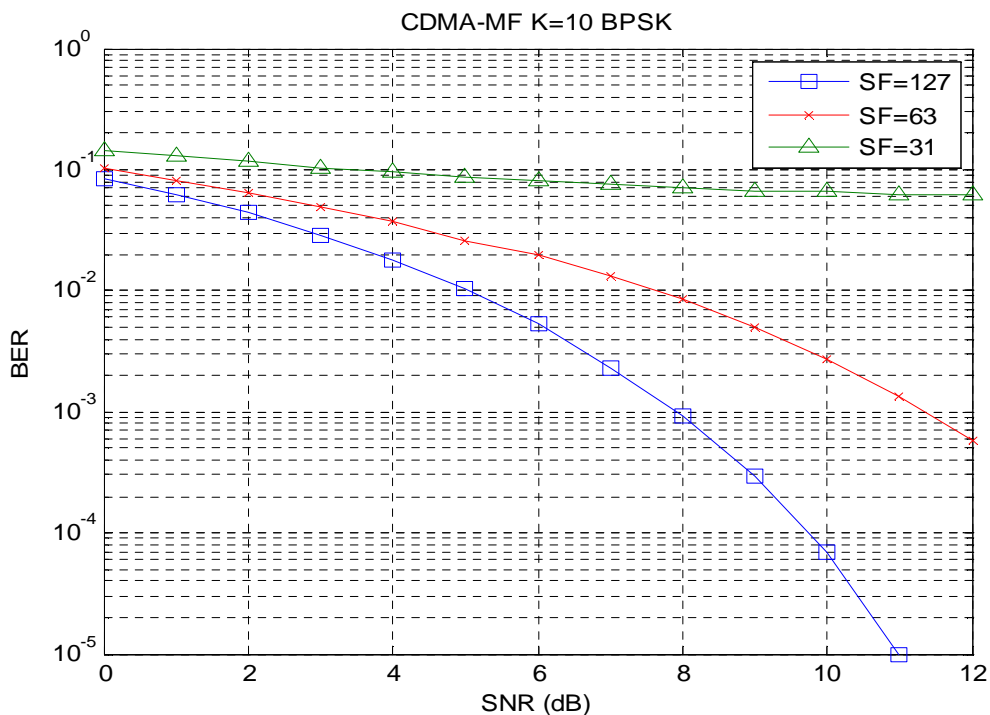


Figure 5. 9 : Performances du récepteur MF pour SF variable, le canal considéré est de type AWGN et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$.

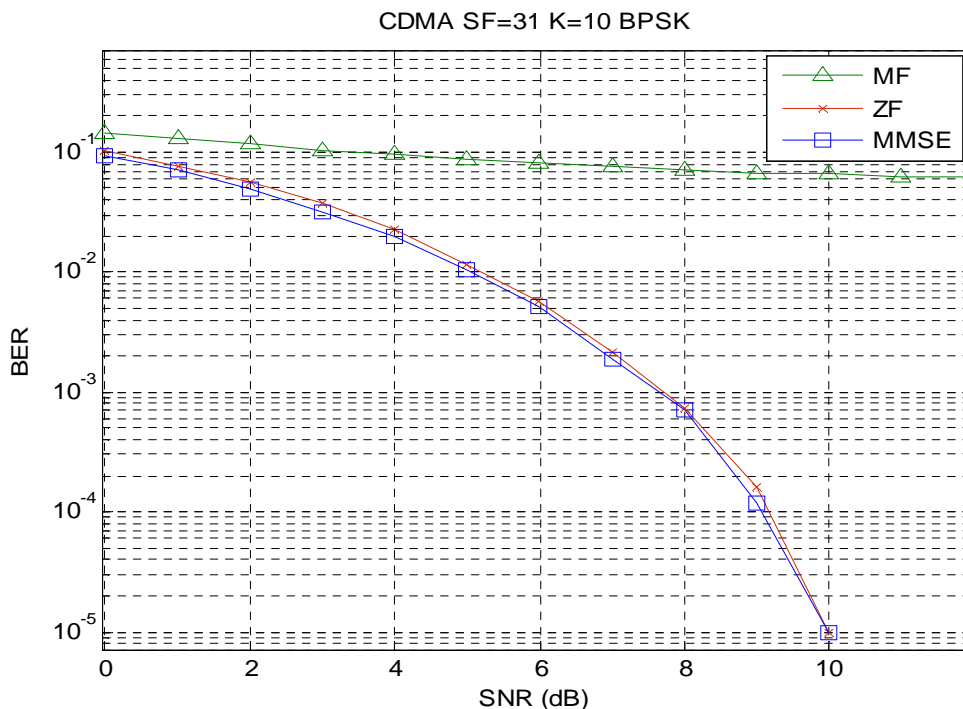


Figure 5. 10 : Comparaison entre les performances des différents récepteurs dans un canal de type AWGN, le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$ et le gain d'étalement est fixé à SF=31.

4. Performances du CDMA Dans le Contexte MIMO

Dans cette simulation, nous allons étudier l'amélioration due à l'utilisation de la diversité spatiale avec la technique CDMA. Nous avons supposé dans cette simulation une liaison descendante et une parfaite synchronisation entre les utilisateurs. Le canal est supposé de type Rayleigh. La figure 5.11 nous donne le schéma synoptique général du système étudié, où nous avons K utilisateurs partagent le même émetteur avec N_t antennes et un récepteur pour détecter seulement le signal émis par l'utilisateur désiré. Chaque signal utilisateur k est codé par le codeur STBC en N_t groupes de flux. Chaque flux d'informations est étalé par le code correspondant à son utilisateur. Les flux d'un même groupe sont additionnés et émis par l'antenne correspondante. Dans toutes les simulations que nous avons faites, le code de Gold est choisi avec un facteur d'étalement SF égale à 31.

La figure 5.12 nous montre l'effet des MAI avec un nombre d'utilisateurs différent. Les codes d'étalement utilisés sont générés aléatoirement pour chaque itération de Monte – Carlo. Le récepteur utilisé est MF, donc le signal reçu est convolué avec le code d'étalement de l'utilisateur désiré. Les signaux issus des autres utilisateurs sont considérés comme bruit. Nous constatons que pour un nombre d'utilisateurs égale seulement à 20, le BER ne descend pas en dessous de 10^{-2} , même pour un SNR de 20dB. Cependant, pour un nombre d'utilisateurs moins, le BER obtenu est meilleur. Nous constatons également que l'effet du MAI reste présent même après l'utilisation du codage STBC, et par conséquent, l'introduction de la technique MIMO a amélioré le BER.

Dans la simulation suivante, nous considérons le même système avec les mêmes caractéristiques précédentes, mais avec un nombre d'usagers fixé à 10 utilisateurs et un gain d'étalement variable. La figure 5.13 nous montre que l'augmentation du gain d'étalement a une bonne influence sur le BER. Ceci est justifié par le fait que la puissance du symbole est en fonction du gain d'étalement. Donc plus SF augmente, plus la puissance utile devient prépondérante à la somme de la puissance due au MAI, d'où une amélioration du BER.

Afin de comparer les performances du système pour une modulation donnée, la figure 5.14 nous donne l'évolution du BER en fonction du SNR. Dans cette simulation, le système MIMO – CDMA est considéré pour différents types de modulations numériques. Donc, nous avons à simuler plusieurs types de symbole transmis à travers ce système ce qui permet d'évaluer les performances du récepteur pour la séparation des symboles issus des différentes modulations. Ainsi, nous constatons qu'avec la modulation 64-QAM, le système subit une dégradation considérable de performances par rapport à la modulation PSK. La performance du système avec la QPSK est de 3.5dB supérieur au système 16-QAM et de 8.5dB meilleur par rapport au système 64-QAM pour un BER de 10^{-3} et 10^{-4} , respectivement. L'allure du BER pour le système MIMO – CDMA avec une modulation BPSK est légèrement meilleure que celle avec la modulation QPSK.

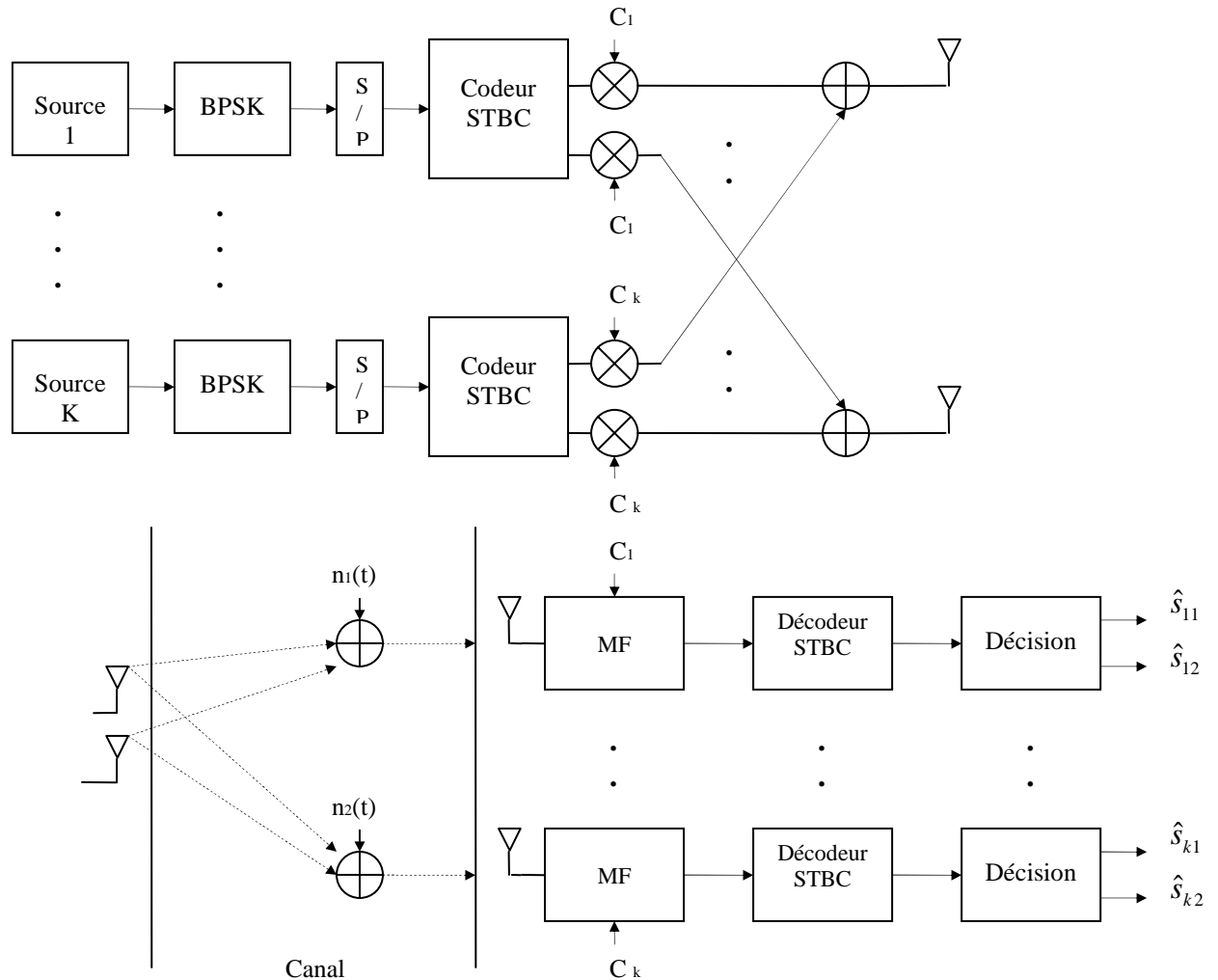


Figure 5. 11: Schéma synoptique général d'un système MIMO – CDMA.

Néanmoins, les allures du BER avec la modulation BPSK et la modulation 4-QAM sont presque confondues.

Nous étudions maintenant l'effet de la diversité spatiale sur les performances du système. Dans cette partie, nous allons évaluer les performances des systèmes MIMO – CDMA, toujours par une simulation de type Monte – Carlo, avec une modulation BPSK et ceci afin de pouvoir les comparer avec celles des systèmes STBC ou bien CDMA. La figure 5.15 nous montre les résultats obtenus pour un système MIMO – CDMA, avec un nombre d'utilisateurs fixé à $K = 2$ pour différents nombres N_r d'antennes réceptrices, et les codes d'étalement utilisés sont les séquences du Gold. Nous remarquons que les performances s'améliorent en augmentant le nombre d'antennes réceptrices. Cette amélioration est due à la disponibilité de plusieurs versions du signal émis au niveau du récepteur.

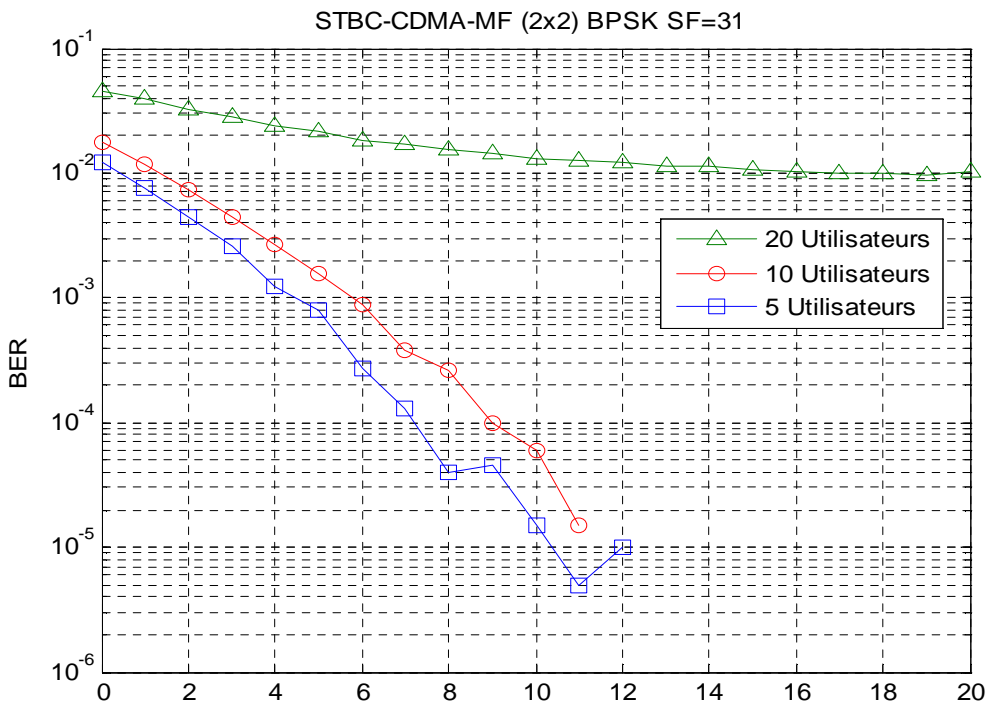


Figure 5.12 : Performances du récepteur MF pour K variable, le canal considéré est de type Rayleigh et le gain d'étalement SF=31.

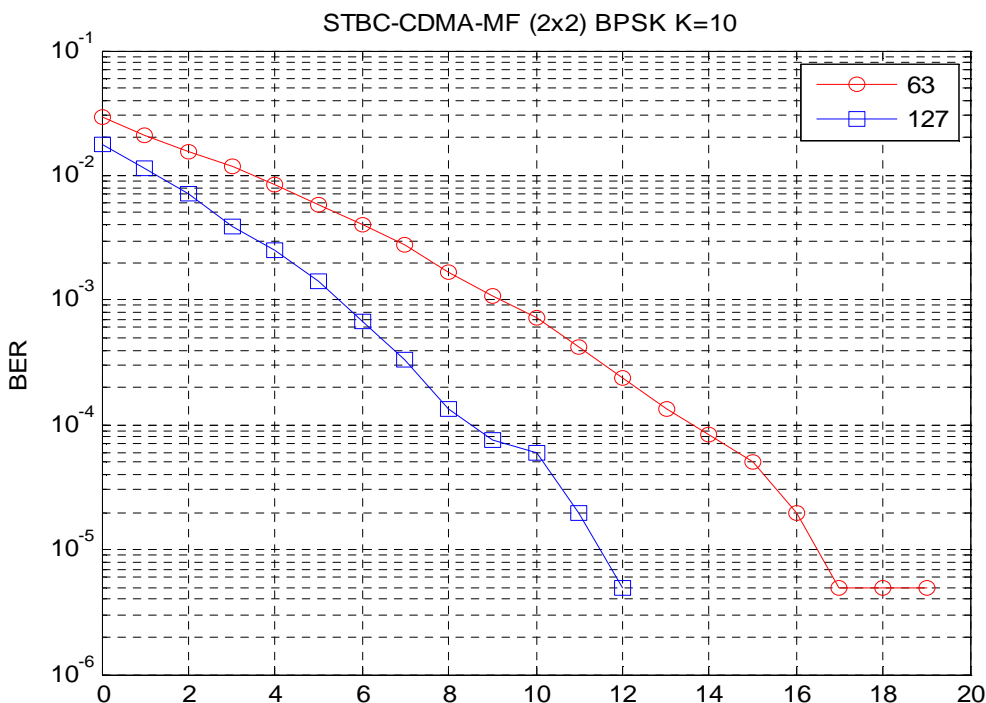


Figure 5.13 : Performances du récepteur MF pour SF variable, le canal considéré est de type Rayleigh et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$.

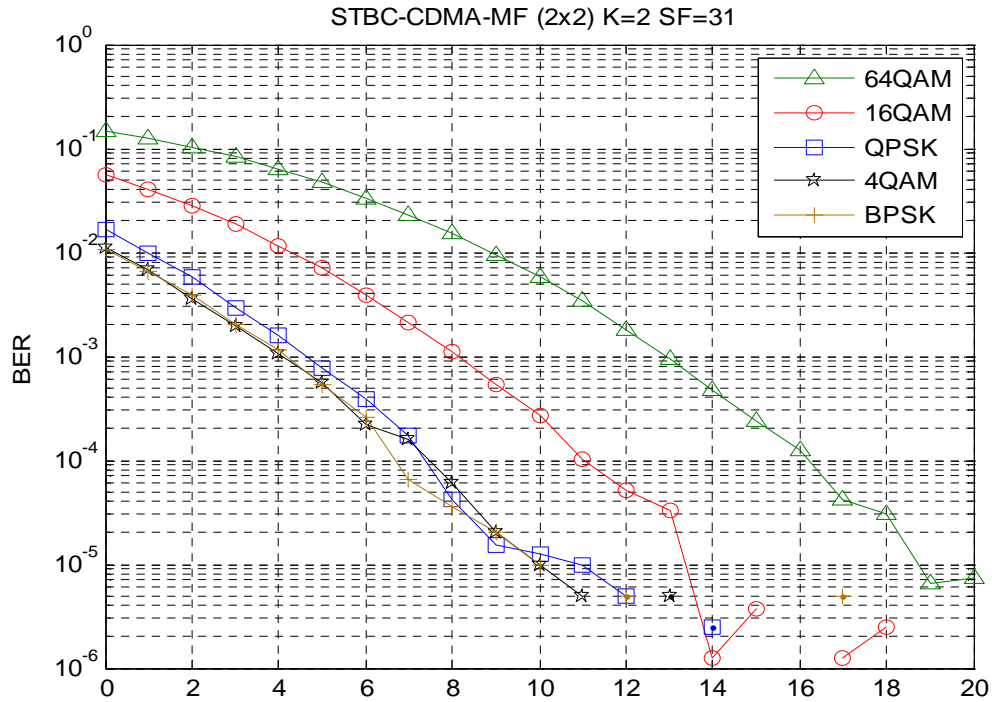


Figure 5. 14 : Performances du récepteur MF pour différentes modulations, le canal considéré est de type Rayleigh et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=2$.

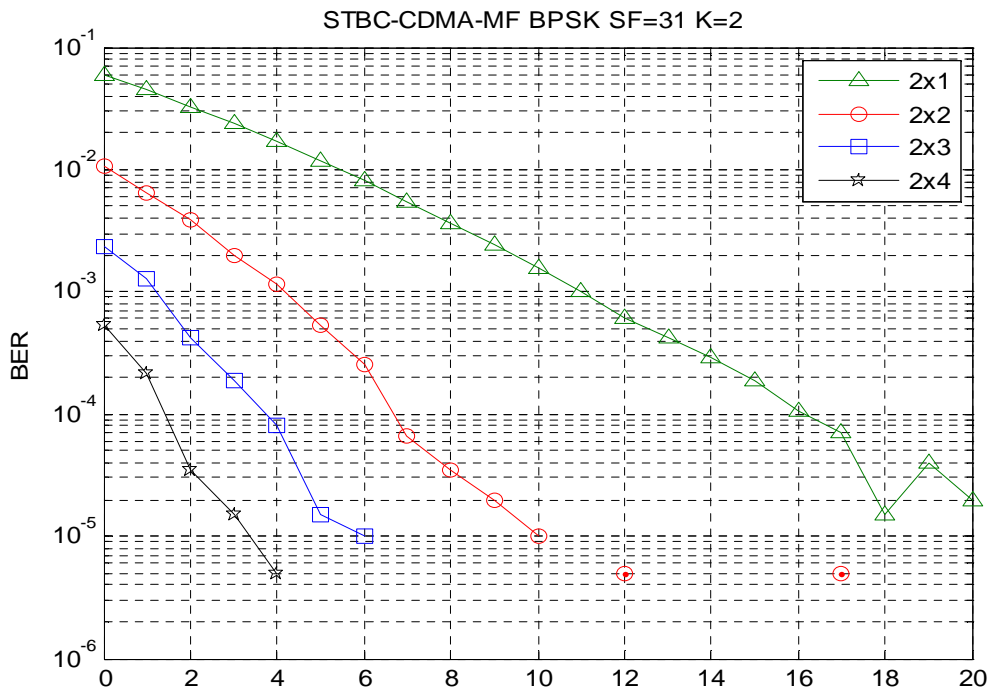


Figure 5. 15 : Performances du récepteur MF pour N_r variable, le canal considéré est de type Rayleigh, le gain d'étalement est fixé à $SF=31$ et le nombre d'utilisateurs à $K=2$.

Les performances du même système avec 3 antennes émettrices sont représentées par la figure 5.16. D'après cette figure, nous pouvons noter que même si le nombre d'antennes émettrices dépasse celui d'antennes réceptrices, le système donne toujours des bons résultats, ce qui n'est pas le cas pour les systèmes MIMO sans codage spatio – temporel. Or, nous avons vu dans la section précédente que lorsque le nombre d'antennes émettrices augmente, le BER diminue, donc nous avons une amélioration des performances ce qui présente un avantage pour les systèmes STBC.

Nous proposons maintenant une autre architecture du système MIMO – CDMA. Le schéma synoptique d'un tel système est présenté dans la figure 5.17. L'idée est la même que pour le premier système MIMO – CDMA avec codage STBC, la seule différence est de permuter entre STBC et étalement en émission et en réception. Nous supposons toujours une liaison descendante et une parfaite synchronisation entre les utilisateurs. Le canal est supposé de type Rayleigh où nous avons K utilisateurs partagent le même émetteur avec N_t antennes et un récepteur pour détecter seulement le signal émis par l'utilisateur désiré. Chaque signal utilisateur k étalé par le code correspondant à son utilisateur. Les signaux issus des différents utilisateurs sont alors additionnés. Le signal résultant est ensuite codé par le codeur STBC en N_t groupes de flux. Chaque flux d'informations est émis par l'antenne correspondante. Dans toutes les simulations que nous avons faites, la modulation BPSK est utilisée et le code de Gold est choisi avec un facteur d'étalement SF égale à 31.

Dans la première simulation, nous avons varié le nombre d'utilisateurs et nous avons fixé les autres paramètres. Les résultats donnés dans la figure 5.18 nous montrent que plus le nombre d'utilisateurs augmente, plus le BER se dégrade. Cela est dû à l'effet du MAI. En ce qui concerne le BER pour un système MIMO – CDMA avec 5 utilisateurs, une dégradation uniforme est observée. Tandis que pour le système à 10 utilisateurs, les performances se dégradent davantage pour le BER, ce qui explique le taux important de MAI généré par les différents utilisateurs.

Dans ce qui suit, nous allons fixer le nombre d'utilisateurs à 10 usagers et faire varier le gain d'étalement. D'après la figure 5.19, l'augmentation du gain d'étalement à influencer positivement sur les performances du système en termes de BER.

La simulation suivante exploite la diversité spatiale à la réception. D'après la figure 5.20, mêmes remarques peuvent être reformulées concernant le BER qui a été amélioré en augmentant le nombre d'antennes.

Dans cette partie de simulation, nous allons considérer le canal AWGN et le canal Rayleigh et nous allons garder les autres paramètres identiques. Les résultats obtenus sont illustrés par la figure 5.21. Nous observons une dégradation du BER en passant du canal AWGN au canal Rayleigh.

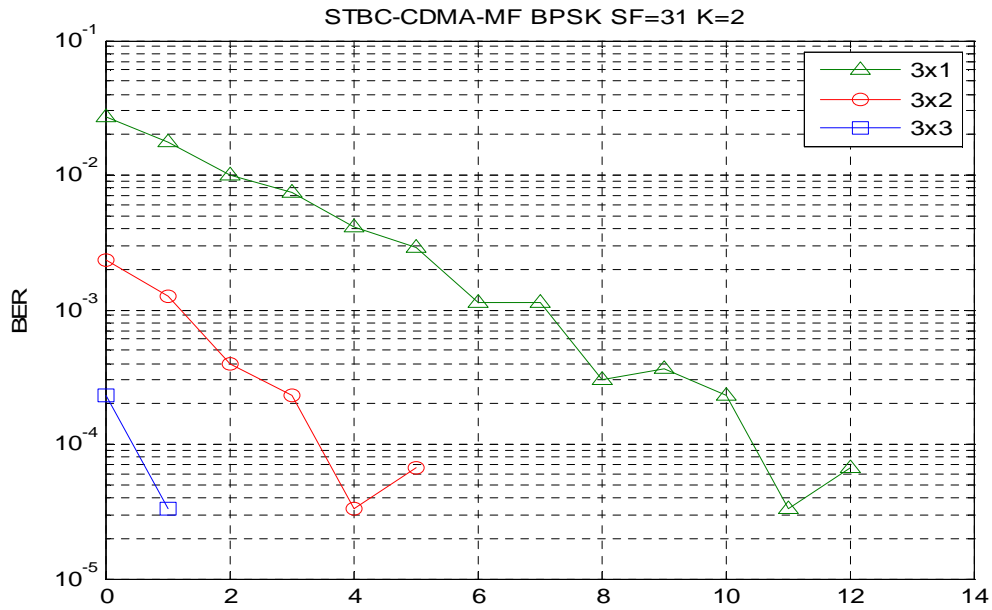


Figure 5. 16 : Performances du récepteur MF pour N_t variable, le canal considéré est de type Rayleigh, le gain d'étalement est fixé à $SF=31$ et le nombre d'utilisateurs à $K=2$.

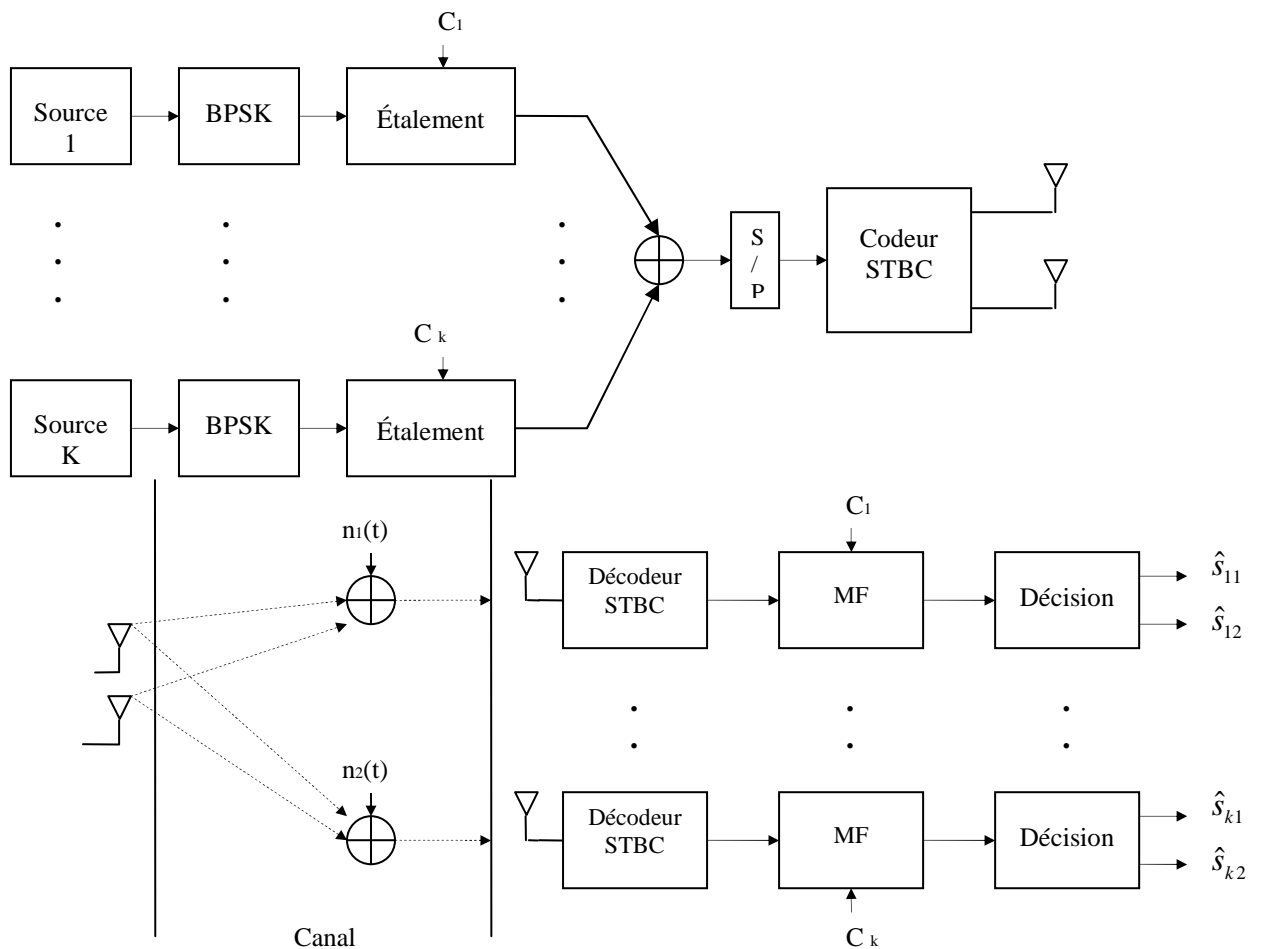


Figure 5. 17 : Schéma synoptique général d'un système MIMO – CDMA.

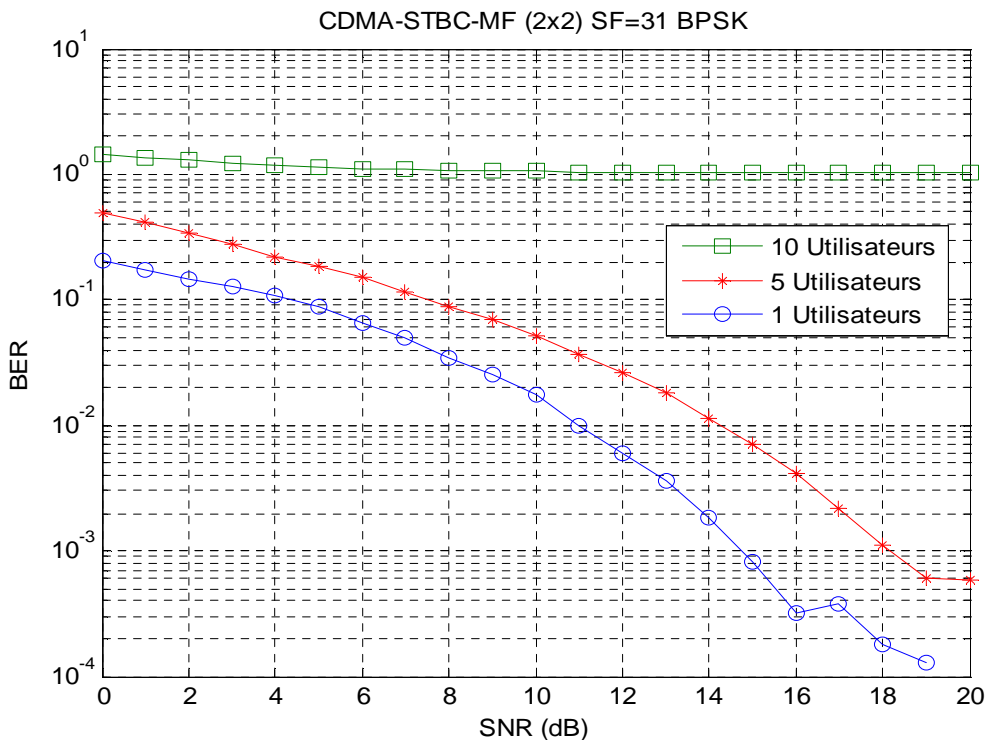


Figure 5. 18 : Performances du récepteur MF pour K variable, le canal considéré est de type Rayleigh et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.

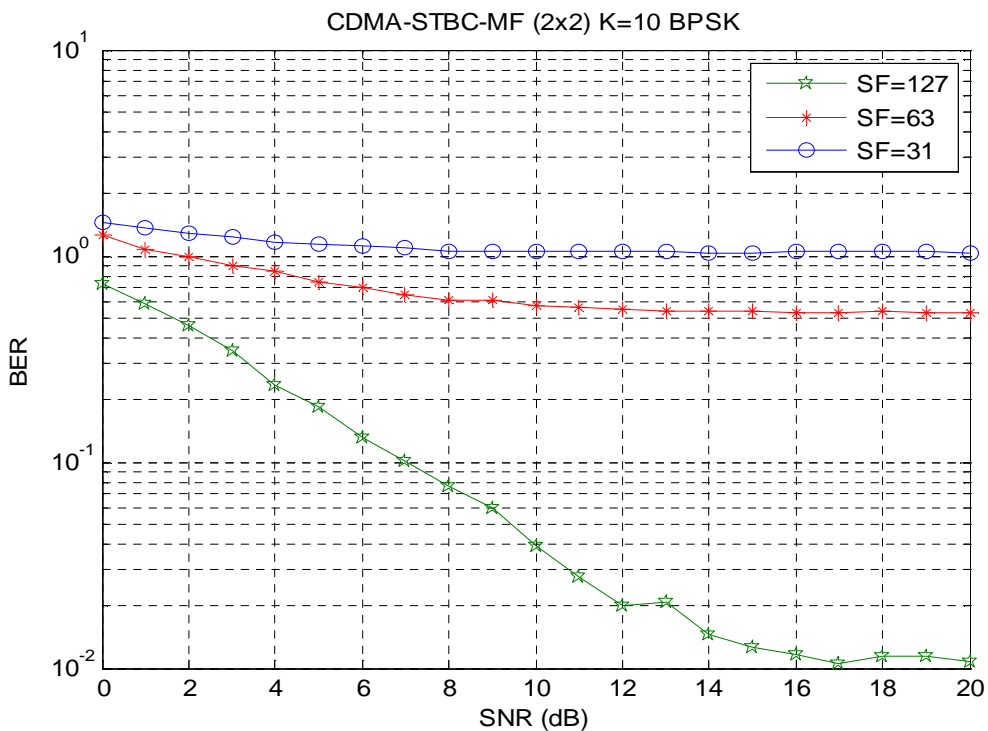


Figure 5. 19 : Performances du récepteur MF pour SF variable, le canal considéré est de type Rayleigh et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$.

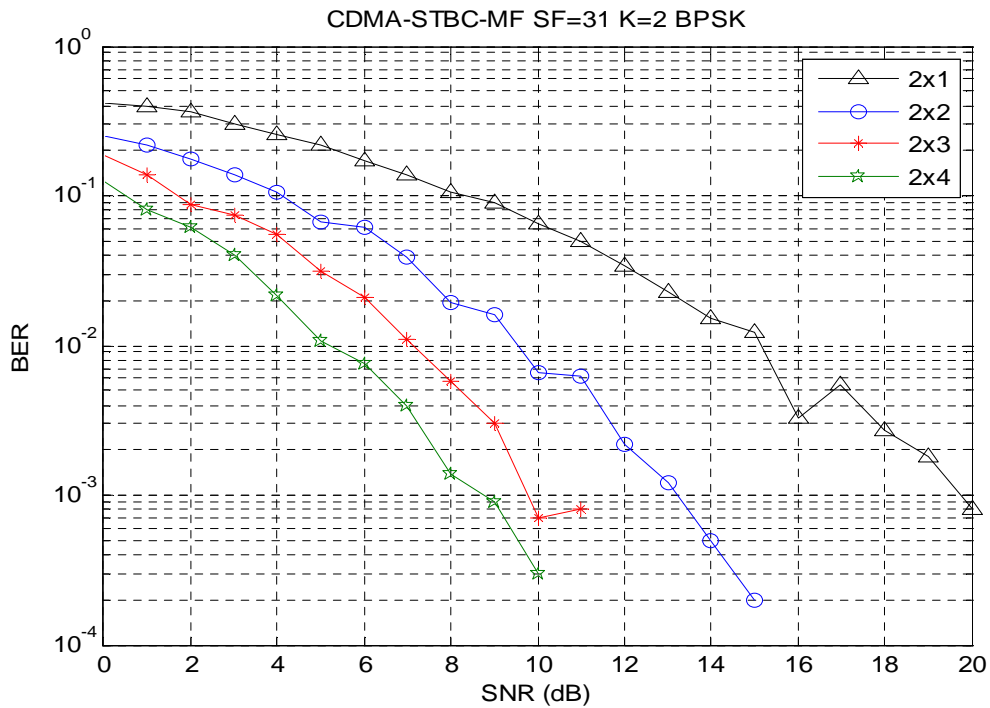


Figure 5. 20 : Performances du récepteur MF pour N_r variable, le canal considéré est de type Rayleigh, le gain d'étalement est fixé à $SF=31$ et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=2$.

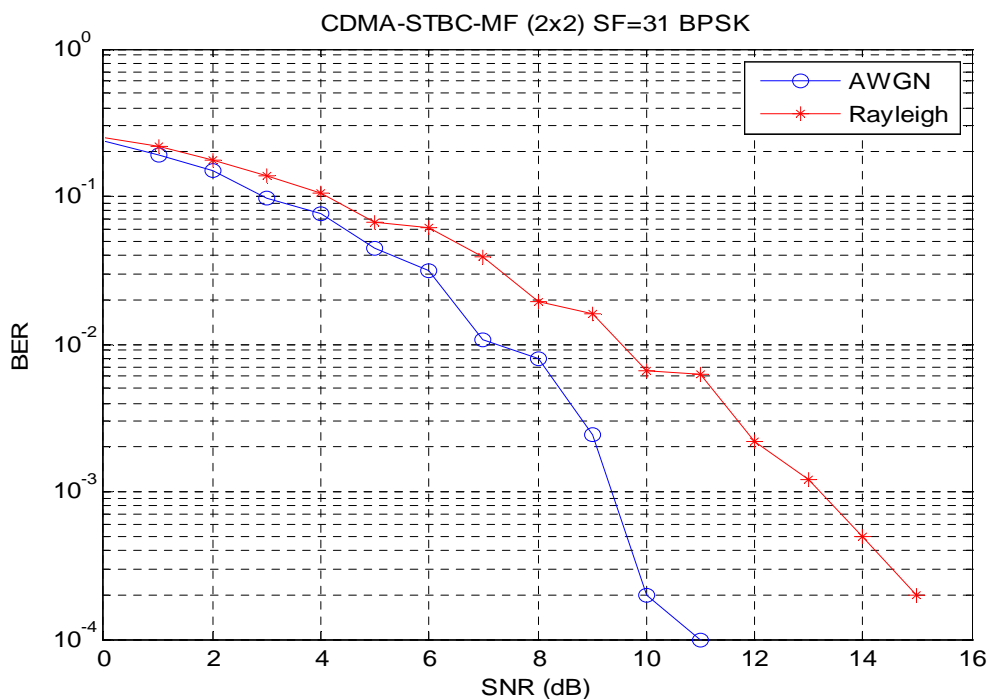


Figure 5. 21 Comparaison entre les performances du récepteur MF suivant le canal AWGN ou le canal Rayleigh, le nombre d'utilisateur est fixé à $K=2$ et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.

Afin de comparer les performances des récepteurs, une dernière simulation pour cette architecture a été faite. La figure 5.22 nous montre les performances des systèmes utilisant le récepteur MMSE pour un système avec 5 utilisateurs. Nous remarquons qu'en utilisant le récepteur MMSE pour la détection multi – usagers, l'effet du MAI s'affaiblit et le BER s'améliore.

5. Application de l'ACI Dans le Contexte MIMO

Dans ce paragraphe, nous allons étudier les performances du système Alamouti [14] avec les différents algorithmes de l'ACI. Nous avons simulé plusieurs cas afin d'évaluer les algorithmes de l'ACI et cela dans le cadre de divers scénarios à savoir le nombre d'antennes réceptrices et la taille de la trame transmise. Les simulations sont obtenues en considérant un système STBC (figure 5.23) avec deux antennes émettrices. Le canal de transmission est supposé de type AWGN et la modulation BPSK a été utilisée. A la réception, une ou deux antennes de réception ont été considérées.

Nous avons effectué une étude du système MIMO avec un codage STBC. L'information est envoyée sous forme de blocs dont la taille de chacun est de 2 bits. La simulation est faite pour une taille de trame de 1000 puis 5000 bits avec une configuration de 2×1 et 2×2 . Les trois algorithmes ont été testés pour les deux configurations. Les figures 5.24, 5.25, 5.26 et 5.27 nous montrent le BER des différents algorithmes en fonction du SNR.

D'après ces figures, l'algorithme *Noisy FastICA* présente les meilleures performances par rapport aux autres algorithmes de l'ACI. Cela est dû à la prise en considération du bruit dans le modèle de l'ACI bruitée. Tandis que l'algorithme EASI présente des performances mauvaises mais qui s'améliorent pour 5000 bits. Nous remarquons aussi, à partir des figures 5.28, 5.29, 5.30 et 5.31, que la séparation des signaux STBC s'améliore en augmentant le nombre de bits. En conclusion, le BER est amélioré avec les différents algorithmes de l'ACI en augmentant la longueur du signal transmis.

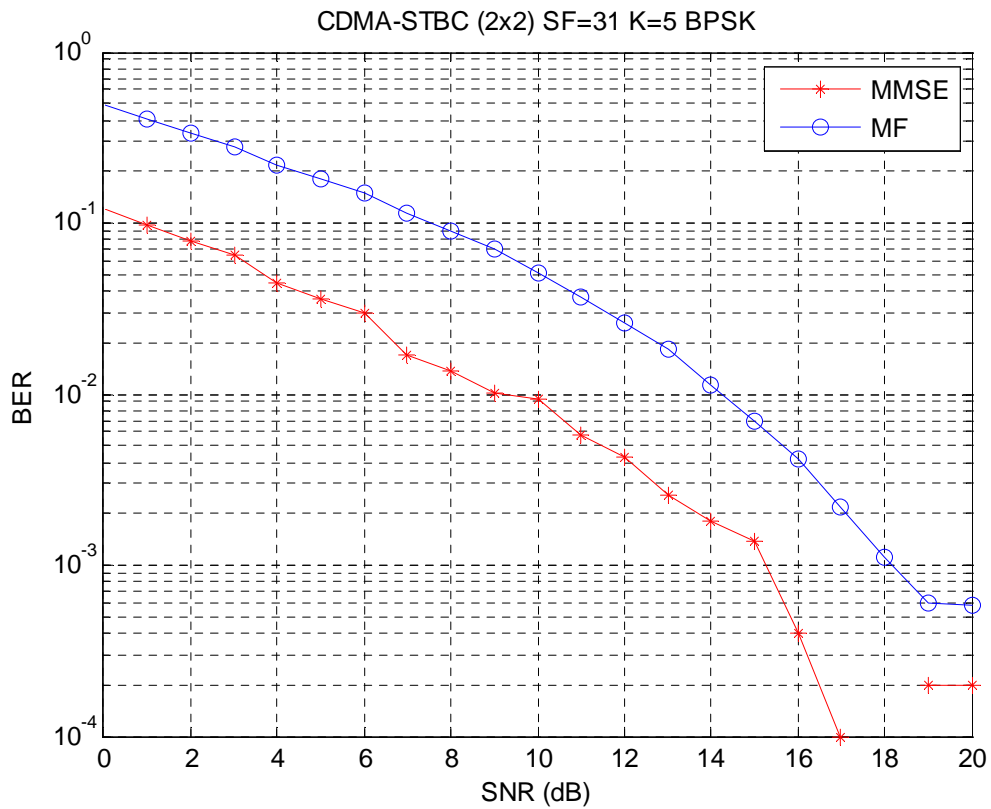


Figure 5.22 : Comparaison entre les performances des différent récepteurs dans un canal de type Rayleigh, le nombre d'utilisateur est fixé à $K=5$ et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.

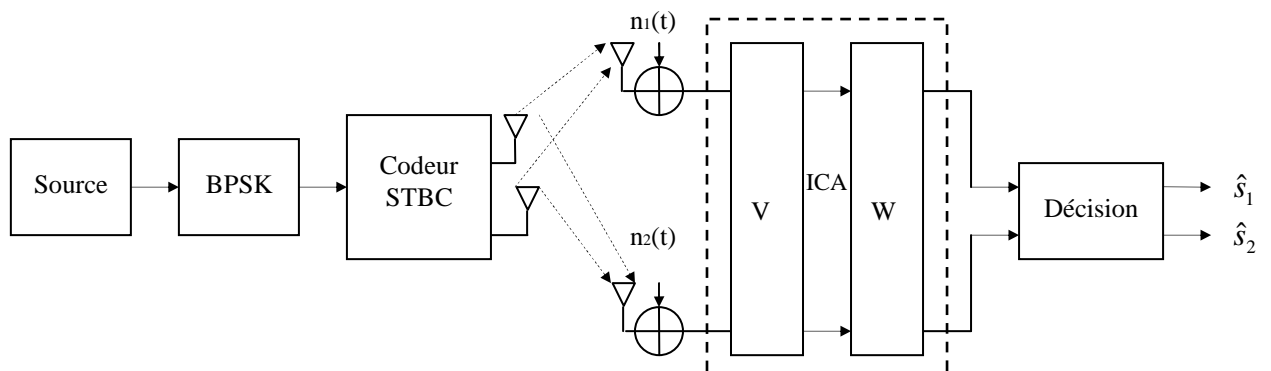


Figure 5.23 : Architecture du système STBC à base du récepteur ACI.

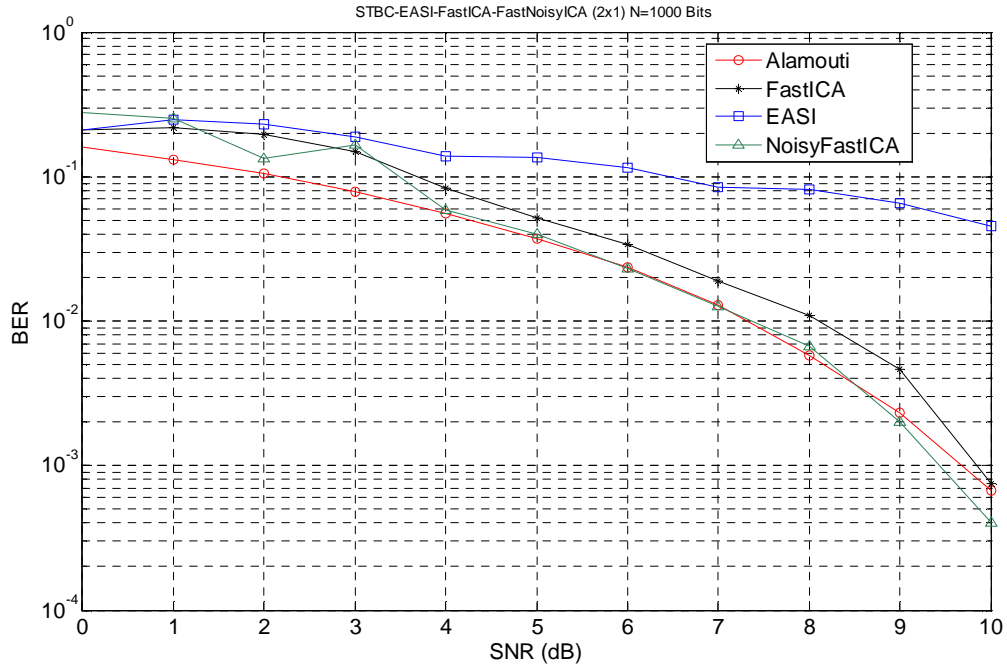


Figure 5.24 : Performances des algorithmes ACI, le canal considéré est de type AWGN, le nombre d’antennes 2x1 et la taille des données transmises $N=1000$ bits.

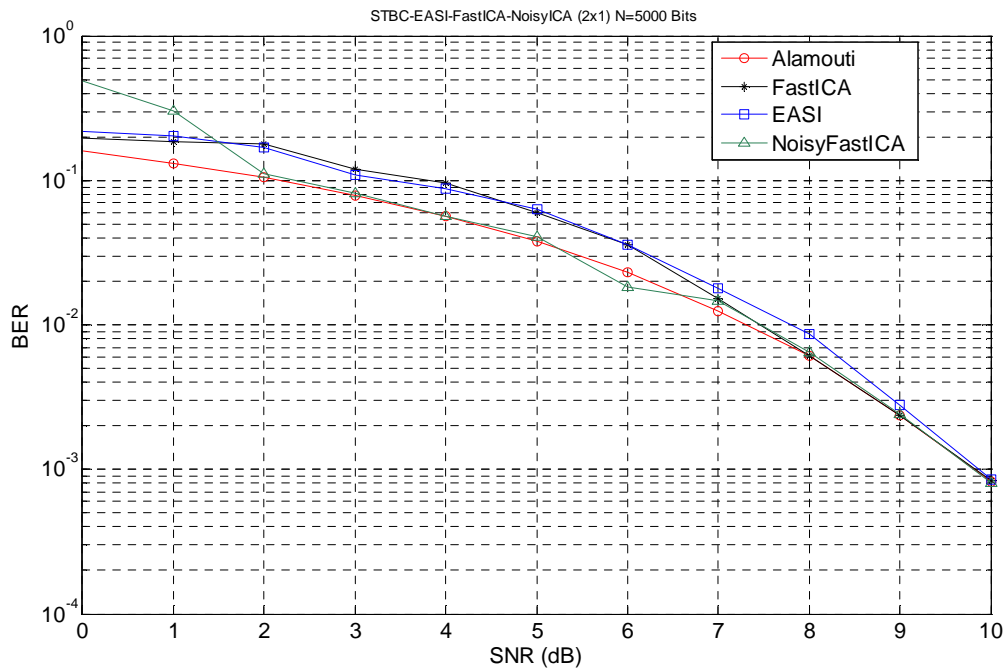


Figure 5.25 : Performances des algorithmes ACI, le canal considéré est de type AWGN, le nombre d’antennes 2x1 et la taille des données transmises $N=5000$ bits.

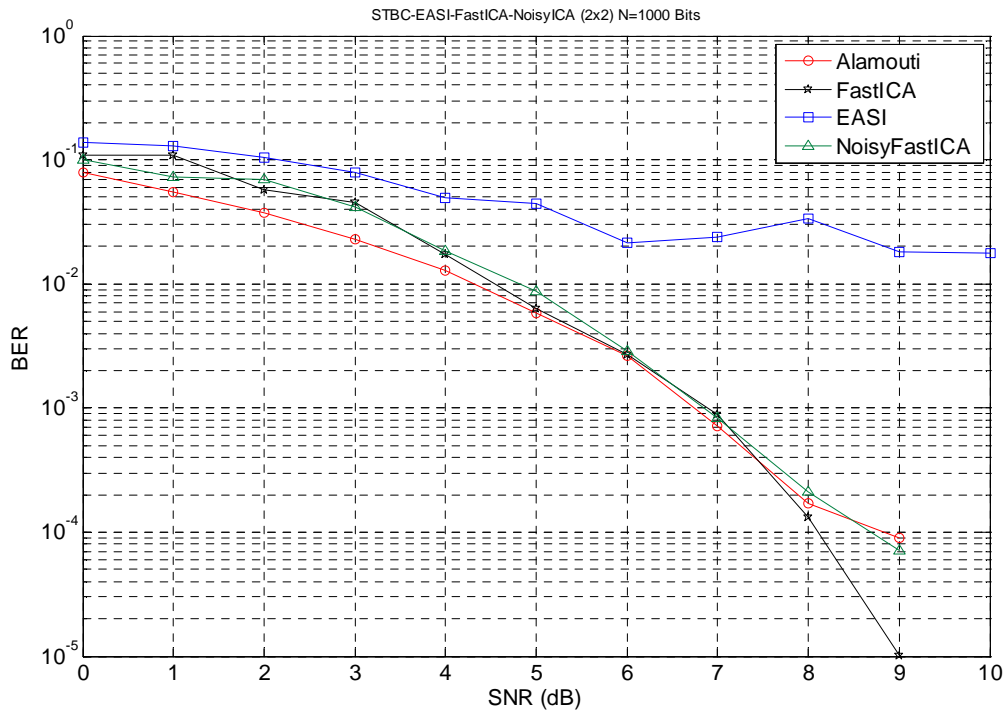


Figure 5. 26 : Performances des algorithmes ACI, le canal considéré est de type AWGN, le nombre d’antennes 2x2 et la taille des données transmises $N=1000$ bits.

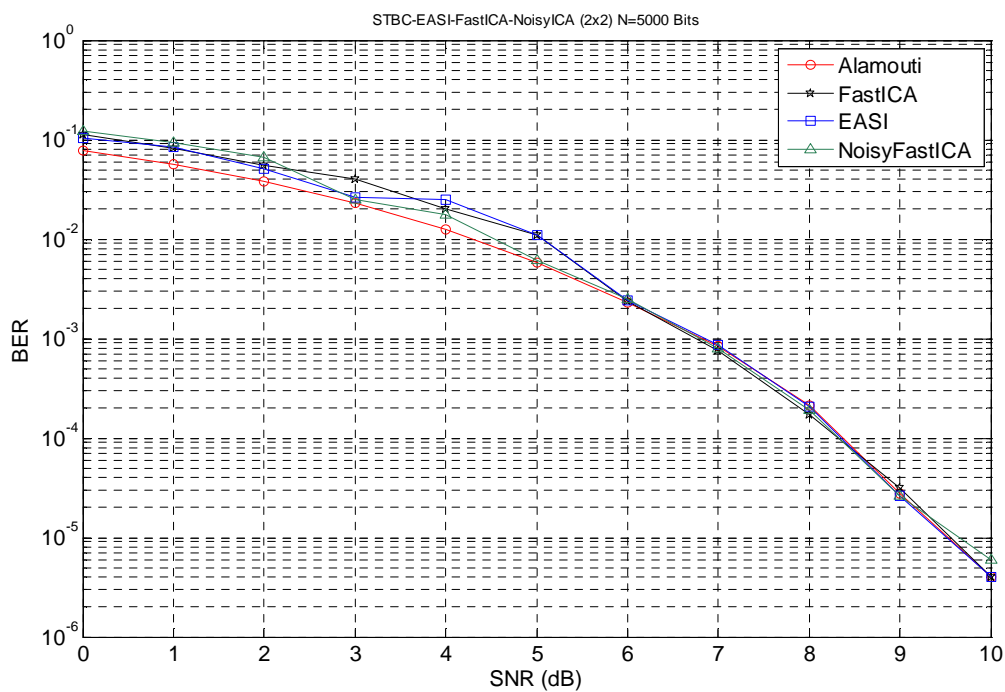


Figure 5. 27 : Performances des algorithmes ACI, le canal considéré est de type AWGN, le nombre d’antennes 2x2 et la taille des données transmises $N=5000$ bits.

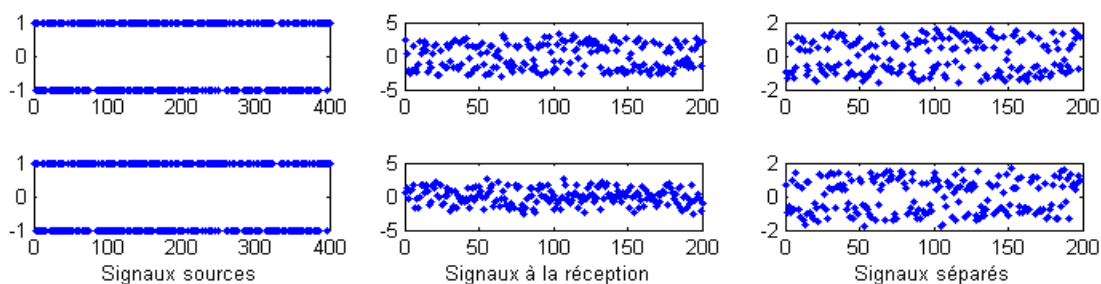


Figure 5.28 : Comparaison entre les signaux sources, reçus et séparés pour une trame transmise de 400 bits en appliquant l’algorithme EASI.

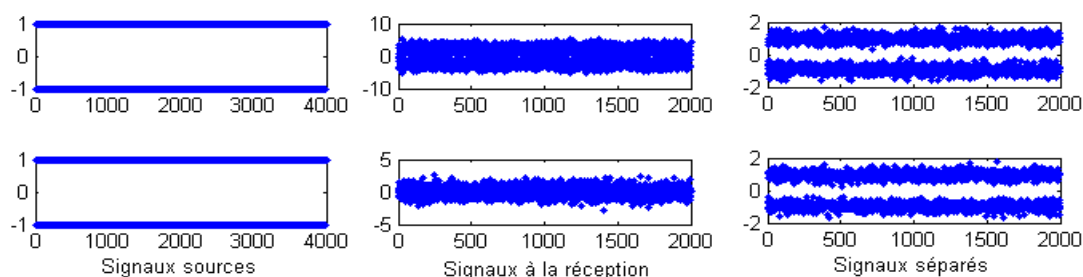


Figure 5.29 : Comparaison entre les signaux sources, reçus et séparés pour une trame transmise de 4000 bits en appliquant l’algorithme EASI.

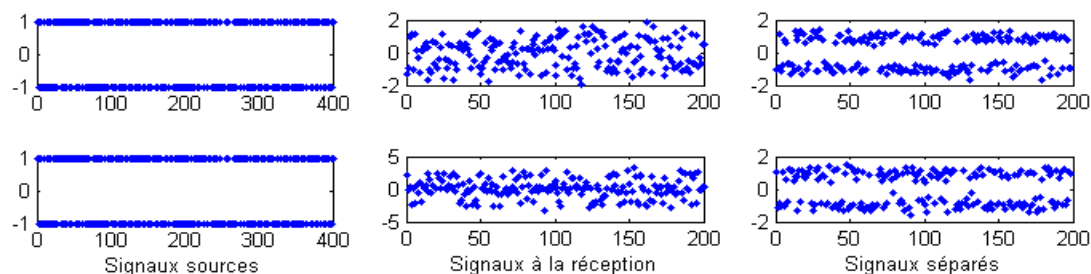


Figure 5.30 : Comparaison entre les signaux sources, reçus et séparés pour une trame transmise de 400 bits en appliquant l’algorithme FastICA.

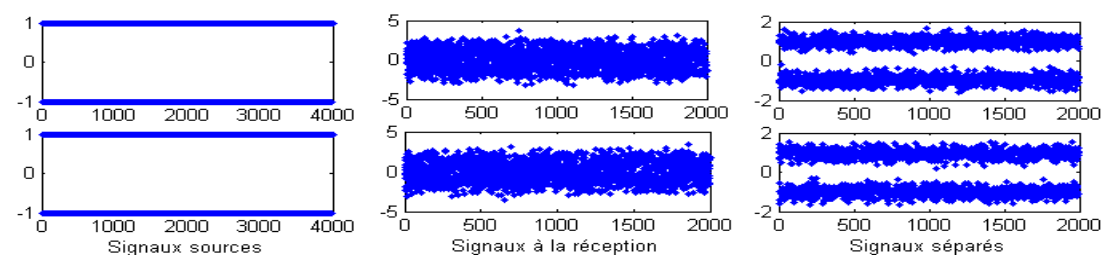


Figure 5.31 : Comparaison entre les signaux sources, reçus et séparés pour une trame transmise de 4000 bits en appliquant l’algorithme FastICA.

6. Application de l'ACI Dans le Contexte CDMA

L'initialisation est une phase très importante pour un algorithme de l'ACI. Nous avons initialisé chaque ligne de la matrice de séparation par la séquence d'étalement correspondante à l'utilisateur. La matrice de séparation ainsi obtenue joue le rôle des séquences d'étalement mais avec des coefficients d'intercorrélations plus faibles. La séparation est donc effectuée conjointement avec le dés-étalement (Figure 5.32). Ce qui va se traduire, comme nous allons le montrer par la suite, par une amélioration des performances en termes de BER et de complexité du système.

La figure 5.33 nous donne les performances du système CDMA sur un canal type AWGN en utilisant l'ACI à la réception. Nous remarquons que le récepteur ACI donne des bonnes performances par rapport au récepteur MF, même dans le cas où le nombre d'utilisateurs est important. L'ACI permet donc de réduire les effets d'accès multiple. La complexité du système est réduite du fait que l'estimation du canal a été évitée.

Dans les mêmes conditions de simulation précédente, la figure 5.34 nous donne le BER en fonction du SNR pour un gain d'étalement variable. Le récepteur ACI donne aussi des bonnes performances avec un gain d'étalement important.

La figure (5.35) nous montre que les performances du récepteur MMSE sont atteintes par le récepteur ACI, ce qui permet de réduire la complexité du système en éliminant les inverseurs utilisés par le MMSE.

7. Conclusion

Dans un premier temps, nous avons étudié particulièrement les aspects du codage spatio-temporel par bloc dans le système MIMO et nous avons donné deux différentes architectures spatio-temporelles adaptées au contexte CDMA. Ces dernières ont été simulées et ont donné des bonnes performances en termes de BER. Vu les résultats obtenus, nous pouvons avancer que le nombre des utilisateurs affecte substantiellement les performances de chacun des récepteurs étudiés, mais avec des degrés différents. Le récepteur MMSE résiste mieux aux MAI. La taille du gain d'étalement contribue à l'amélioration des performances en termes de BER.

Dans un second temps, nous nous sommes intéressés à l'application de l'ACI. Les algorithmes EASI et FastICA ont été utilisés et testés. Enfin, nous avons proposé une nouvelle combinaison *Noisy FastICA* – STBC dans laquelle le bruit est pris en charge par le modèle de l'ACI bruitée [186]. Cette nouvelle technique a donné des performances semblables aux techniques de détections classiques. Ainsi, l'introduction de l'ACI bruitée permet de s'affranchir de l'estimation du canal dans le contexte MIMO et de diminuer ainsi la complexité tout en ayant de bonnes performances.

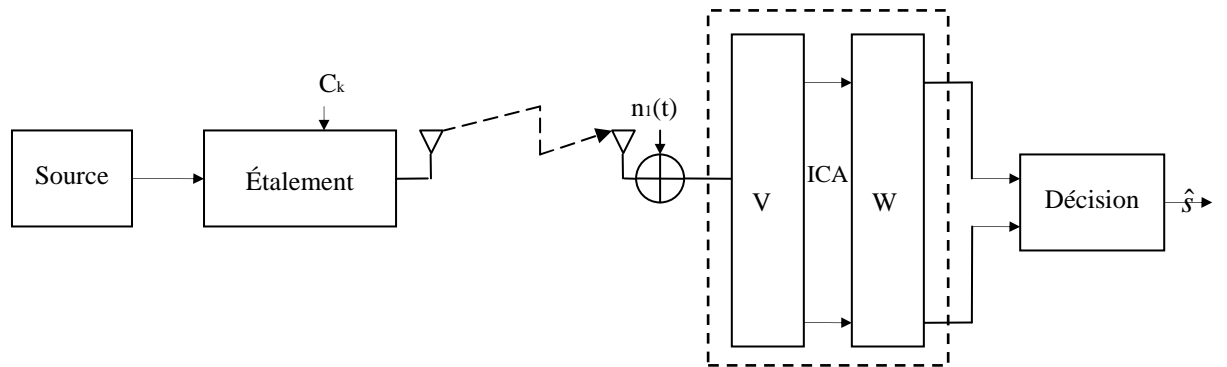


Figure 5. 32 : Architecture du système CDMA à base du récepteur ACI.

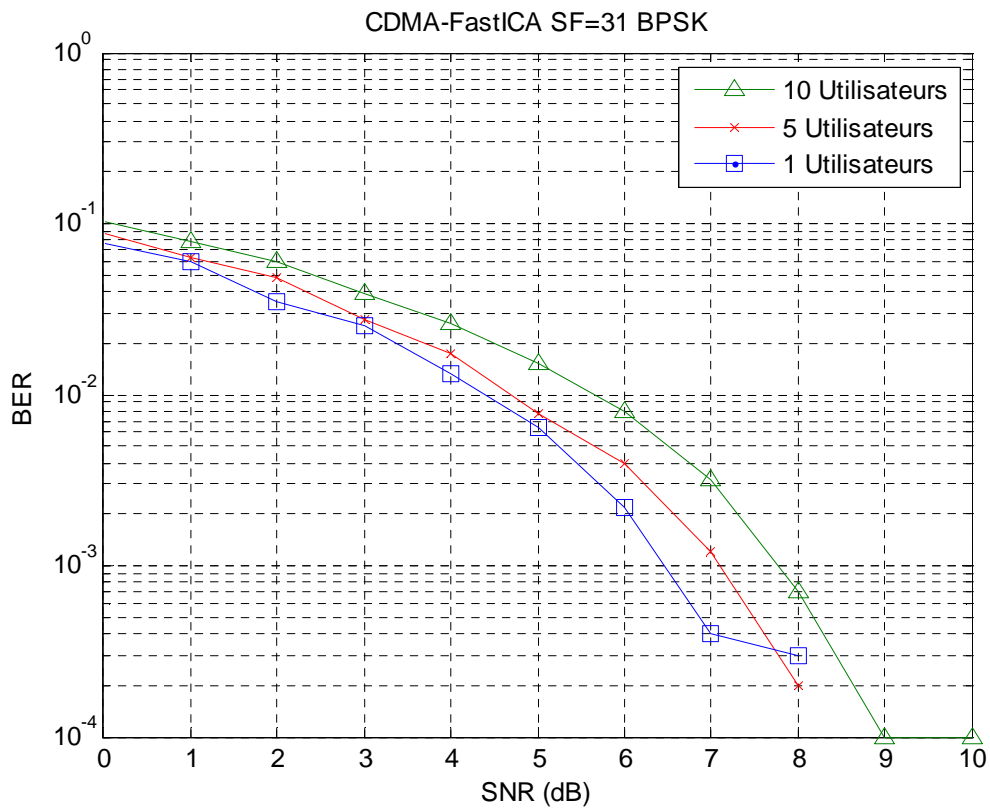


Figure 5. 33 : Performances du récepteur MF pour K variable, le canal considéré est de type AWGN et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.

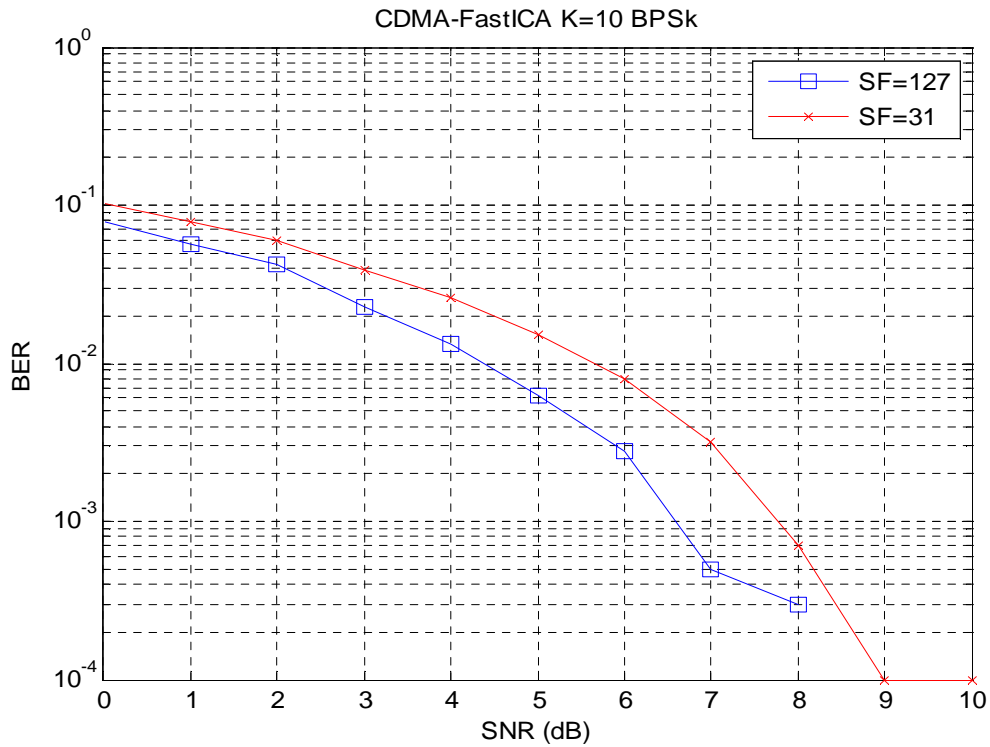


Figure 5.34 : Performances du récepteur MF pour SF variable, le canal considéré est de type AWGN et le nombre d'utilisateurs est fixé à $K=10$.

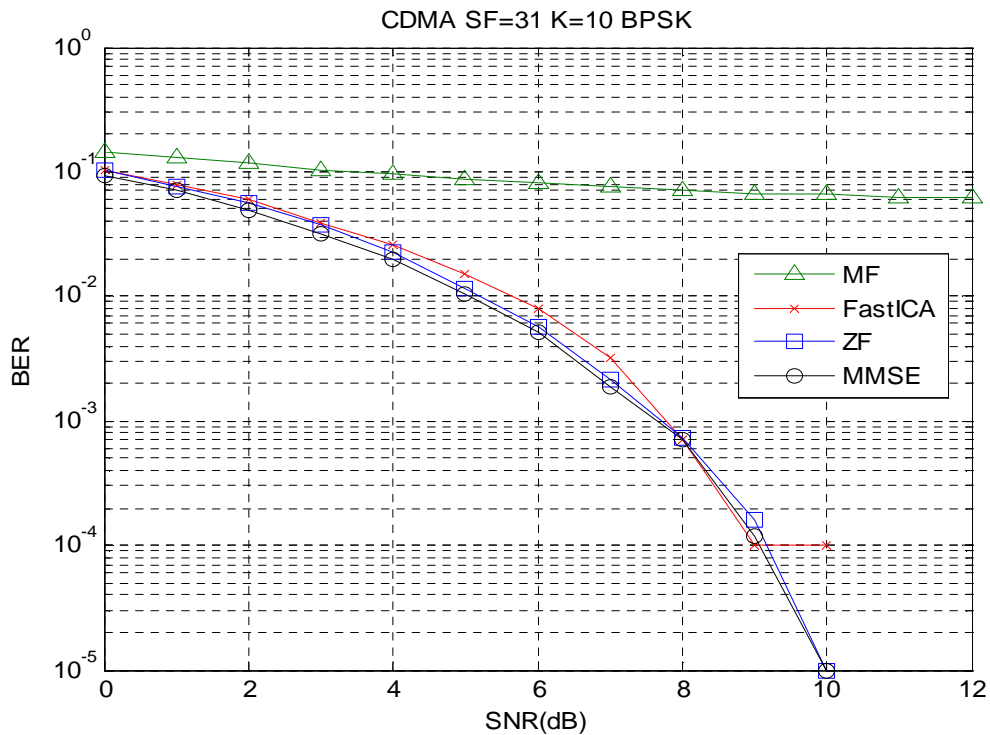


Figure 5.35 : Comparaison des performances des différents récepteurs dans un canal de type AWGN, le nombre d'utilisateur est fixé à $K=10$ et le gain d'étalement est fixé à $SF=31$.

Conclusion Générale et Perspectives

Ce Mémoire de Magister a été consacré essentiellement à l'étude des systèmes de transmissions multi – antennes. Dans un premier temps, nous avons décrit le fonctionnement d'une chaîne classique de transmission numérique, notamment celle qui caractérise le mieux les communications radio – mobiles.

Après le premier chapitre qui situe le contexte de notre travail, la diversité spatiale, à la fois à l'émission et à la réception, a fait l'objet du deuxième chapitre. Les différentes architectures MIMO, c'est – à – dire les codages spatio – temporels en blocs ainsi que les systèmes basés sur le multiplexage spatial, ont été présentées. Nous avons alors détaillé quelques récepteurs envisageables pour ce type de transmission. Si le récepteur basé sur le forçage à zéro (ZF) est le plus simple à mettre en œuvre, ses performances, cependant, ne sont pas satisfaisantes. Le récepteur MMSE basé sur l'erreur quadratique moyenne offre des perspectives plus intéressantes, tout comme le récepteur à annulations successives d'interférences.

La technologie d'accès multiple CDMA a été étudiée dans le troisième chapitre. Nous avons présenté le principe d'étalement de spectre par une séquence directe, ainsi les différents codes utilisés. L'interférence inter – usagers (MAI) est le principal problème qui se pose avec cette technologie. Le détecteur ZF s'est avéré le plus adéquat pour remédier au MAI, cependant, ces performances sont faibles vis-à-vis à la présence du bruit. Quant au récepteur conventionnel, il n'est performant que lorsque les codes d'étalement des différents usagers sont orthogonaux. Le détecteur basé sur l'algorithme MMSE donne les meilleures performances.

Les aspects du codage spatio – temporel par bloc dans le système MIMO ont été considérés plus dans notre travail. Nous avons donné deux différentes architectures spatio – temporelles adaptées au contexte CDMA.

La plupart des contributions faites dans le contexte MIMO considèrent que le canal de propagation est connu du côté de l'émetteur et/ou du récepteur. Dans la pratique, le canal de propagation devrait être estimé au moins au niveau du récepteur. Habituellement, dans tels systèmes des communications, nous utilisons des séquences d'apprentissage afin d'estimer le canal de propagation. Cependant, des résultats récents montrent que les systèmes utilisant les séquences d'apprentissage dans le contexte MIMO sont sous –

optimaux en termes de SNR. De plus, ils réduisent le flux des informations dans le système.

C'est pourquoi, dans la seconde partie de notre Mémoire, nous avons utilisé les algorithmes de l'ACI dont l'avantage est que l'estimation du canal est évitée. Plusieurs algorithmes de l'ACI ont été alors testés et évalués. Nous avons également proposé une nouvelle combinaison de l'ACI bruitée avec STBC dont les résultats obtenus sont promoteurs.

Comme perspectives de notre travail, nous nous envisageons d'abord de résoudre le problème de l'ordre des CI extraites, du fait que ce problème reste encore ouvert dans la littérature. En effet, il est souhaitable que les CI à extraire soient liées directement aux utilisateurs dans le cas où le nombre des usagers est supérieur à deux. Or, ceci n'est pas le cas, malheureusement, avec les différents algorithmes de l'ACI. Ensuite, comme deuxième perspective, nous essayons d'extraire des CI qui ne sont pas bruitées. En fait, bien que les résultats de *Noisy FastICA* dans notre application sont acceptables, les CI extraites avec cet algorithme sont bruitées en raison de la non – inversibilité de la matrice de séparation obtenue. Ainsi, un post – traitement permettant de réduire, ou de supprimer, le bruit est alors nécessaire dans le cas de l'utilisation de l'algorithme *Noisy FastICA*.

Bibliographie

- [1] O. Berder, "Optimisation et stratégies d'allocation de puissance des systèmes de transmission multi-antennes," *Thèse de Doctorat*, Université de Bretagne Occidentale, France, 2002.
- [2] R. V. L. Hartley, "Transmission of Information," *Bell System Technical Journal*, pp.535–563, 1928.
- [3] C. E. Shannon, "Communication in the presence of noise," *Proc. Institute of Radio Engineers* , Vol. 37, No. 1, pp. 10–21. Janvier 1949.
- [4] J.G. Proakis, "Digital communications," Electrical Engineering Series, *McGraw- Hill International Editions*, third edition, 1995.
- [5] G. R. Ben Othman, "Nouvelles constructions algébriques de codes spatio-temporels atteignant le compromis multiplexage-diversité," *Thèse de Doctorat*, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, France, 2004.
- [6] J. H. Winters, "On the Capacity of Radio Communication Systems with Diversity in a Rayleigh Fading Environment," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, Vol. 5, No. 5, pp. 871–878, juin 1987.
- [7] E. Telatar, "Capacity of multi antenna gaussian channel," Bell Labs. Tech. Memo., June 1995.
- [8] G. J. Foschini, "Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multi-element antennas," *Bell Syst. Tech. Journal*, Vol. 1, pp. 41–59, October 1996.
- [9] G.J. Foschini et M.J. Gans, "On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas," *Wireless Personal Multimedia Communications*, pp. 331–335, Juin 1998.
- [10] D. Chizhik, G. J. Foschini et R. A. Valenzuela, "Capacities of multi-element transmit and receiver antennas: Correlation and Keyholes," *Electronics Letters*, IEEE, Vol. 36, pp. 1099-1100, Jun 2000.
- [11] G. D. Durgin, "Space-time wireless channels," Upper Saddle River, N.J.: *Prentice Hall*, 2003.

- [12] S. L. Loyka, "Channel capacity of MIMO architecture using the exponential correlation matrix," *Communication Letters*, IEEE, Vol. 5, pp. 369-371, 2001.
- [13]: V. Tarokh, N. Seshadri et A.R. Calderbank, "Space-time codes for high data rate wireless communication: performance criterion and code construction," *IEEE Transaction on information theory*, pp. 744-765, 1998.
- [14] S. Alamouti, "Space-Time block coding: A simple transmitter diversity technique for wireless communications," *IEEE Journal on Select Areas in Communications*, Vol. 16, pp. 1451-1458, Octobre 1998.
- [15] V. Tarokh, H. Jafarkhani et A. R. Calderbank, "Space-time block codes from orthogonal design," *IEEE Transaction on Information Theory*, pp. 1456-1467, 1999.
- [16] G. D. Golden, G. J. Foschini, P. W. Wolnianski et R. A. Valenzuela, "V-BLAST: high capacity space-time architecture for the rich-scattering wireless channel," *In Proceedings of the International Symposium on Advanced Radio Technologies*, Boulder (CO), USA, 1998.
- [17] P. W. Wolniansky, G. J. Foschini, G. D. Golden, and R. A. Valenzuela, "V-BLAST: An architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel," *In Proceedings of the URSI International Symposium on Signal, Systems and Electronics (ISSSE)*, pp. 295-300, Pisa, Italie, 29 Septembre - 2 Octobre 1998.
- [18] G. D. Golden, C. J. Foschini, R. A. Valenzuela, and P. W. Wolniansky, "Detection algorithm and initial laboratory results using V-BLAST space-time communication architecture," *Electronic Letters*, Vol. 35, No 1, pp.14-15, Janvier 1999.
- [19] E.H. Moore, "On the reciprocal of the general algebraic matrix," *Bull. Amer. Math. Soc.*, Vol. 26, pp.394-395, 1920.
- [20] R. Penrose, "A generalised inverse for matrices," *Proc. Camb. Phil. Soc.*, Vol. 51, pp.406-413, 1950.
- [21] A. Jennings et J.J. McKeown, "Matrix computation 2nd edition," New York, NY, J. Wiley and Sons, 1992.
- [22] A. Van Zelst, "Space Division Multiplexing Algorithms", *10th Mediterranean Electrotechnical Conference 2000, MELECON 2000*, Cyprus, Vol. 3, pp. 1218-1221, Mai 2000.
- [23] R. van Nee, A. van Zelst et G. Awater, "Maximum Likelihood Decoding in a Space Division Multiplexing System," *51st IEEE Vehicular Technology Conference (VTC) 2000-Spring Proceedings*, Tokyo, Vol. 1, pp. 6-10, Mai 2000.
- [24] C. E. Shannon, "A Mathematical Theory of Communication," *Bell System Technical Journal*, Vol. 27, pp. 379-423 et 623-656, Juillet et Octobre 1948.

- [25] J. S. Lee et L. E. Miller, “CDMA for Third Generation Mobile Communications,” *Artech House*, 1998.
- [26] D. V. Sarwate et M. B. Pursley, “Crosscorrelation properties of pseudorandom and related sequences,” *Proceedings of the IEEE*, Vol. 68, Issue 5, pp. 593 – 619, 1980.
- [27] R. Gold, “Maximal Recursive Sequences with 3-Valued Recursive Cross Correlation Functions,” *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. IT-14, pp. 154–156, 1968.
- [28] M. B. Pursley et D. V. Sarwate, “Performance Evaluation for Phase-Coded Spread-Spectrum Multiple-Access Communication-Part II: Code Sequence Analysis,” *IEEE transactions on Commun.*, Vol. 25, No 8, 1977.
- [29] B. Sklar, “Digital Communications Fundamentals and Applications,” *Prentice Hall*, 1988.
- [30] J. S. Lehnert et M. B. Pursley, “Error Probabilities for Binary Direct-Sequence Spread-Spectrum Communications with Random Signature Sequences,” *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 35, No 1, 1987.
- [31] Y. N. Joseph, “Throughput Analysis for code Division Multiple Accessing for the Spread Spectrum Channel,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 2, No 4, 1984.
- [32] B. D. Andreev, E. L. Titlebaum, et E. G. Friedman, “Low Power Flexible Rake Receivers For WCDMA,” *IEEE ISCAS conference*, Vol. 4, pp. 97-100. 2004
- [33] R. Price et P. E. Green, “A communication technique for multipath channels,” *Proc. IRE*, vol. 46, pp. 555-570, Mars 1958.
- [34] H. Holma et A. Toskala, “WCDMA for UMTS Radio Access For Third Generation Mobile Communications,” *John Wiley and Sons, Inc.*, 2001.
- [35] S. Verdú, “Multiuser detection,” *Cambridge University Press*, 1998.
- [36] M. Latva-aho et M. J. Juntti, “LMMSE Detection for DS-CDMA Systems in fading Channels,” *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 48, No 2, pp 194-199, 2000.
- [37] S. Klein, G. K. Kaleh, et P. W. Baier, “Zero Forcing and Minimum Mean-Square-Error Equalization for Multiuser Detection in Code-Division Multiple Access Channels,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 45, No.2, pp. 276-287, 1996.
- [38] J. Thomas, “Algorithmes temporels rapides à point fixe pour la séparation aveugle de mélange convolutifs et/ou sous – déterminés,” *Thèse de Doctorat*, Université Toulouse III – Paul Sabatier, Décembre 2007.
- [39] J. Hérault et B. Ans, “Réseaux de neurones à synapses modifiables : décodage de message sensoriels composites par un apprentissage non supervisé et permanent,” *C.R. Académie des Sciences*, Paris, série III, pp. 525-528, 1984.

- [40] A. Cichocki, S.-I. Amari, et J. Cao, "Blind separation of delayed and convolved sources with self – adaptive learning rate," *In Proc. Int. Symp. on Nonlinear Theory and Applications (NOLTA'96)*, pp. 229–232, Kochi, Japon, 1996.
- [41] Y. Deville et S. Hosseini, "Blind identification and separation methods for linear-quadratic mixtures and/or lineary independante non-stationary signals," *Ds Actes Intl. Symp. On Signal Processing and its Applications (ISSPA'07)*, Sharjah, Emirats arabes unis, 2007.
- [42] J. Eriksson et V. Koivunen, "Blind Separation of a class of Nonlinear ICA Models," *Ds Actes Intl. Symp. On Circuits and Systems (ISCAS'05)*, pp. 5890-5893, Kobe, Japon, 2005.
- [43] J. K. Tugnait, "Identification and Deconvolution of Multichannel Linear Non-Gaussian Processes Using Higher Order Statistics and Inverse Filter Criteria," *IEEE Trans. On Signal Processing*, Vol. 45, No 3, pp. 658-672, 1997.
- [44] J. Hénault, C. Jutten, "Space or time adaptive signal processing by neural network models," *Ds Actes Intl. Conf. On Neural Networks for Computing*, pp. 206-211, Snowbrid, Utah, 1986.
- [45] J. Hérault, C. Jutten et B. Ans, "Détection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimétique en apprentissage non supervisé," *Actes du Xième colloque GRETSI*, Vol. 2, pp. 1017-1022, Nice, France, 1985.
- [46] C. Jutten et J. Hérault, "Blind separation of sources, Part I: An adaptative algorithm based on neuromimatic architecture," *Signal Processing*, Vol. 24, No 1, pp. 1-10, 1991.
- [47] N. Charkani " Séparation auto-adaptative de sources pour des mélanges convolutifs. Application à la téléphonie mains libres dans les voitures," *Thèse de Doctorat*, Institut National polytechnique de Grenoble, France, 1996.
- [48] N. Charkani et Y. Deville, "Self-adaptive separation of convolutively mixed signals with a recursive structure. Part I: Stability analysis and optimization of asymptotic behavior," *Signal Processing*, Vol. 73, No 3, pp. 225-254, 1999.
- [49] N. Charkani et Y. Deville, "Self-adaptive separation of convolutively mixed signals with a recursive structure. Part II: Theoretical extensions and application to synthetic and real signals," *Signal Processing*, Vol. 75, No 32, pp. 117-140, 1999.
- [50] A. Hyvarinen, J. Karhunen et E. Oja, "Independent Component Analysis," *John Wiley & Sons*, New York, ISBN 0-471-40540-X, 2001.
- [51] J. L. Lacoume et P. Ruiz, "Sources identification: A solution based on the cumulants," *on Spectrum, Estimation and Modelling*, pp. 199-203, 1988.

- [52] P. Comon, "Separation of sources using high-order cumulants," *SPIE conference on advanced algorithms and architectures for signal processing*, vol. Real-time signal processing XII, pp. 170-181, San Diego, Californie, 1989.
- [53] C. Simon, "Séparation aveugle de sources en mélanges convolutifs," *Thèse de Doctorat*, Université de Marne-la-vallée, France, 1999.
- [54] J.-F. Cardoso et A. Souloumiac, "Blind Beamforming for Non Gaussian Signals," *IEEE-Proceedings-F*, Vol.140, No 6, pp. 362-370, Décembre 1993.
- [55] M. Gaeta et J.-L. Lacoume, "Source separation without a priori knowledge: the maximum likelihood solution," *In EUSIPCO*, Vol. 2, pp. 621-641, Barcelone, Septembre 1990.
- [56] D.-T. Pham, P. Garrat et C. Jutten, "Separation of a mixture of independent sources through a maximum likelihood approach," *In Proc. EUSIPCO'92*, pp. 771-774, 1992.
- [57] J.-F. Cardoso, "Blind signal separation: statistical principles," *Proceedings of the IEEE*, Vol.9, No.10, pp. 2009-2025, 1998.
- [58] N. Delfosse et P. Loubaton, "Adaptive Blind Separation of Independent Sources: A Deflation Approach," *Signal Processing*, Vol. 45, pp. 59-83, 1995.
- [59] S. Deligne et R. Gopinath, "An EM algorithm for convolutive independant component analysis," *Neurocomputing*, Vol. 49, No 1, pp. 187-211, 2002.
- [60] A. Hyvärinen, "New approximations of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit," *Dans Advances in Neural Information Processing Systems 10*, pp. 273-279. MIT Press, 1998.
- [61] P. Comon et E. Moreau, "Improved Contrast Dedicated to Blind Separation in Communications," *in Proc. ICASSP'97*, Munich, Germany, Vol. 5, pp. 3453-3456, 1997.
- [62] P. Loubaton et P. Regalia, "Blind deconvolution of multivariate signals : a deflation approach," *Ds Actes Intl. Conf. On Communications (ICC'93)*, Vol. 2, pp. 1160-1164, Genève, Suisse, 1993.
- [63] M. Ohata , K. Matsuoka et T. Mukai, "An adaptive blind separation method using para-Hermitian whitening filter for convolutively mixed signals," *Signal Processing*, Vol.87, No 1, pp. 33-50, 2007
- [64] C. Simon, Ph. Loubaton, C. Vignat, C. Jutten et G. d'Urso, "Blind source separation of convolutive mixtures by maximization of fourth-order cumulants: the non i.i.d. case," *In Proceedings of the IEEE International Conference on Signals, Systems and Computers*, Vol. 2, pp. 1584-1588, 1998.

- [65] V. Capdevielle, C. Servièrre et J. L. Lacoume, "Blind separation of wide-band sources in the frequency domain," *IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Detroit, USA, Mai 1995.
- [66] C. Simon, P. Loubaton, C. Vignat, C. Jutten et G. d'Urso, "Separation of a class of convolutive mixtures: a contrast function approach," *Acoustics, Speech, and Signal Processing ICASSP*, Vol. 3, pp. 1429-1432, Arizona, USA, 1999.
- [67] J. K. Tugnait, "On blind separation of convolutive mixtures of independent linear signals in Unknown Additive Noise," *IEEE Trans. On Signal Processing*, Vol. 46, No 1, pp. 3117-3123, 1998.
- [68] J. K. Tugnait, "Adaptive blind separation of convolutive mixtures of independent linear signals," *Signal Processing*, Vol.73, No 1, pp. 139-152, 1999.
- [69] F. Abrard, "Méthodes de séparation aveugle de sources et applications," *Thèse de Doctorat*, Université Paul Sabatier- Toulouse 3, France, 2003.
- [70] L. Tong, R. W. Liu, V. C. Soon et Y. F. Huang, "Indeterminacy and identifiability of blind identification," *IEEE Trans. On Circuits and Systems*, Vol. 38, No 5, pp. 499-509, 1991.
- [71] L. Tong, V. C. Soon, Y. F. Huang et R. Liu "AMUSE: A new blind identification algorithm," in *Proc. 1990 IEEE ISCAS*, New Orleans, USA, 1990.
- [72] A. R. Teixeira, A. M. Tomé, E. W. Lang et K. Stadlthanner, "Delayed AMUSE - A Tool for Blind Source Separation and Denoising," *ICA '04*, pp. 287-294, 2004.
- [73] A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J.F. Cardoso et E. Moulines, "A blind source separation technique using second order statistics," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 45, No 2, pp. 434-444, 1997.
- [74] L. Molgedey et H. G. Schuster, "Separation of a mixture of independent signals using time delayed correlations," *Physical Review Letters*, pp. 3634-3636, 1994.
- [75] H. Buchner, R. Aichner et W. Kellermann, "A generalization of blind source separation algorithms for convolutive mixtures based on second-order statistics," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, Vol. 13, No 1, pp. 120-134, 2005.
- [76] M. Kawamoto, A. K. Barros, A. Mansour, K. Matsuoka et N. Ohnishi "Blind separation for convolutive mixtures of non-stationary signals," *Intl. Conf. On Neural Information Processing (ICONIP'98)*, pp. 743-746, Japon, 1998.
- [77] M. Kawamoto, K. Matsuoka et N. Ohnishi "A method of blind separation for convolved non-stationary signals," *Neurocomputing*, Vol. 22, No.1, pp. 157-171, 1998.

- [78] L. Parra et C. Alvino, "Geometric Source Separation : Merging Convolutional Source Separation with Geometric Beamforming," *IEEE Trans. On Speech Audio Processing*, Vol. 10, No 6, pp. 352-362, 2002.
- [79] L. Parra et C. Spence, "Convolutional Blind Separation for Non-Stationary Sources," *IEEE Trans. On Speech Audio Processing*, Vol. 8, No 3, pp. 320-327, 2000.
- [80] D. T. Pham, Ch. Servière et H. Boumaraf "Blind separation of convolutional audio mixtures using nonstationarity," *Intl. Conf. On Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA'03)*, pp. 975-980, Nara, Japon, 2003.
- [81] D. T. Pham, Ch. Servière et H. Boumaraf, "Blind separation of speech mixtures based on nonstationarity," *Proceeding of ISSPA'03 Conference*, pp. 73-76, Paris, France, 2003.
- [82] K. Rahbar et J. P. Reilly, "Blind source separation algorithm for MIMO convolutional mixtures," in *Proc. 3rd International Conference on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation*, pp. 242-247, San Diego, Californie, 2001.
- [83] K. Rahbar et J. P. Reilly, "A frequency domain method for blind source separation of convolutional audio mixtures," *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, Vol. 13, No 5, pp. 832-844, 2005.
- [84] K. Rahbar, J. P. Reilly et J. H. Manton, "A frequency-domain approach to blind identification of MIMO FIR systems driven by quasi-stationary signals," *IEEE Trans. On Signal Processing*, Vol. 52, No. 2, 2004.
- [85] R. Gribonval et S. Lesage, "A survey of Sparse Component Analysis for source separation: principles, perspectives, and new challenges," *ESANN'06 proceedings 14th European Symposium on Artificial Neural Networks*, Bruges, Belgique, pp. 323-330, 2006.
- [86] P. Bofill et M. Zibulevsky, "Blind separation of more sources than mixtures using sparsity of their short-time Fourier transform," *Intl. Conf. On Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA'00)*, pp. 87-92, Helsinki, Finlande, 2000.
- [87] P. Bofill et M. Zibulevsky, "Underdetermined blind source separation using sparse representations," *Signal Processing*, Vol. 81, No 11, pp. 2353-2362, 2001.
- [87] M.V. Hulle, "Clustering approach to square and nonsquare blind source separation," *Intl. Work. On Neural Networks for Signal Processing (NNSP'99)*, Madison, Wisconsin, pp. 315-323, 1999.
- [89] Y. Li, A. Cichocki et S. Amari, "Sparse Component Analysis for Blind Source Separation with Less Sensors Than Sources," *Fourth International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA'03)*, pp. 89-94, Nara, Japon, 2003.
- [90] Y. Li, A. Cichocki et S. Amari, "Analysis of sparse representation and blind source separation," *Neural Computation*, Vol. 16, No 6, pp. 1193-1204, 2004.

- [91] R. Balan, J. Rosca et S. Rickard, "Non-square blind source separation under coherent noise by beamforming and time–frequency masking," *In Proceedings of the ICA 2003*, pp. 313–318, 2003.
- [92] R. Balan, J. Rosca et S. Rickard, "Scalable non-square blind source separation in the presence of noise," *In Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP '03)*, Vol. 5, pp. 293-296, Hong Kong, Avril 2003.
- [93] A. Jourjine, S. Rickard et O. Yilmaz, "Blind separation of disjoint orthogonal signals: demixing N sources from 2 mixtures," *Intl. Conf. On Acoustic, Speech, and signal Processing (ICASSP'00)*, Vol.5, pp. 2985-2988, 2000.
- [94] S. Rickard, R. Balan et J. Rosca, "Real-time time –frequency based blind source separation," *Intl. Conf. On independant Component Analysis and signal Separation (ICA'01)*, pp. 651-656, San Diego, Californie, 2001.
- [95] S. Rickard et O. Yilmaz, "On the approximate W-disjoint orthogonality of speech," *Intl. Conf. On Acoustic, Speech, and signal Processing (ICASSP'02)*, Vol. 1, pp. 529-532, Orlando, Floride, USA, 2002.
- [96] J. Rosca, C. Borss et R. Balan, "Generalized sparse signal mixing model and application to noisy blind source separation," *Intl. Conf. On Acoustic, Speech, and signal Processing (ICASSP'04)*, Vol. 3, pp. 877-880, Montréal, Canada, 2004.
- [97] R. Saab, O. Yilmaz, M. J. McKeown et R. Abdugharbeih, "Underdetermined sparse blind source separation with delays," *Structure et Parcimonie pour la Représentation Adaptative de Signaux (SPARS'05)*, Rennes, France, 2005.
- [98] O. Yilmaz, et S. Rickard "Blind Separation of Speech Mixtures via Time-Frequency Masking," *IEEE Trans. On Signal Processing*, Vol. 52, No. 7, pp. 1830-1847, 2004.
- [99] A. Blin, S. Araki et S. Makino, "A sparseness-mixing matrix estimation (SMME) solving the underdetermined BSS for convolutive mixtures," *Intl. Conf. On Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'04)*, Vol.4, pp. 85-88, Montréal, Canada, 2004.
- [100] T. Melia et S. Rickard, "Extending the DUET Blind Source Separation technique," *Structure et Parcimonie pour la Représentation Adaptative de Signaux (SPARS'05)*, Rennes, France, 2005.
- [101] T. Melia et S. Rickard, "Underdetermined blind source separation in echoic environments using DESPRIT," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Article ID 86484, 19 pages, 2007.
- [102] C. Choi, "Real Time Binaural Blind Source Separation," *In Proc. International Conference on Independent Component Analysis (ICA03)*, pp. 567-572, 2003.

- [103] R. Saab, O. Yilmaz, M. J. McKeown et R. Abugharbieh, "Underdetermined anechoic blind source separation via l^q -basis-pursuit with $q < 1$," *IEEE Trans. On Signal Processing*, to appear.
- [104] A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim et Y. Grenier, "Underdetermined convolutive mixtures using their Time-Frequency representation," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, Vol. 15, No 5, pp. 1540-1550, 2007.
- [105] A. Aïssa-El-Bey, N. Linh-Trung, K. Abed-Meraim, A. Belouchrani et Y. Grenier, "Underdetermined Blind Separation of Nondisjoint Sources in the Time-Frequency Domain," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 55, No 3, pp. 897-907, 2007.
- [106] A. S. Master, "Sound source separation of N sources from stereo signals via fitting to N models each lacking one source," *Rapport technique*, Centre for Computer Research in Music and Acoustics, Université Stanford , 2003.
- [107] A. S. Master, "Bayesian two source modeling for separation on N sources from stereo signals," *Intl. Conf. On Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'04)*, Vol. 4, pp. 281-284, Montréal, Canada.
- [108] F. Abrard et Y. Deville, "A time-frequency blind signal separation method applicable to underdetermined mixtures of dependent sources," *Signal Processing*, vol. 85, issue 7, pp. 1389-1403, Juillet 2005.
- [109] F. Abrard, Y. Deville et P. White, "From blind source separation to blind source cancellation in the underdetermined case: a new approach based on time-frequency analysis," *Proceedings of the 3rd International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA'2001)*, pp. 734-739, San Diego, California, 2001.
- [110] D. Smith, J. Lukasiak et I. Burnett, "A two Channel, Block Adaptive Audio Separation technique based upon Time Frequency Information," *European Signal Processing Conference (EUSIPCO'04)*, pp. 393-396, Vienne, Autriche, 2004.
- [111] M. Puigt et Y. Deville, "Time-Frequency ratio-based blind separation methods for attenuated and time-delayed sources," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 19, No 6, pp. 1348-1379, 2005.
- [112] M. Puigt et Y. Deville, "Two Time Frequency Ratio-Based Blind Source Separation Methods for Time-Delayed Mixtures," *Intl. Conf. On Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA'06)*, pp. 682-690, Charleston, Caroline du Sud, USA, 2006.
- [113] Y. Deville, "Temporal and time-frequency correlation-based blind source separation methods," *Proceedings of the Fourth International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA'03)*, pp. 1059-1064, Nara, Japon, 2003.
- [114] Y. Deville et M. Puigt, "Temporal and time-frequency correlation-based blind source separation methods. Part I: determined and underdetermined linear instantaneous mixtures," *Signal Processing*, Vol. 87, No 3, pp. 374-407, 2007.

- [115] D. Smith, J. Lukasiak et I. Burnett, "Two Channel, Block Adaptive Audio Separation Using the Cross Correlation of Time Frequency Information," *Intl. Conf. On independant Component Analysis and signal Separation (ICA'04)*, pp. 889-897, Grenade, Espagne, 2004.
- [116] M. Puigt et Y. Deville, "A new time-frequency correlation-based source separation method for attenuated and time shifted mixtures," *Intl. Work. On Electronics, Control, Modelling, Measurement and Signals (ECMS'07)*, Liberec, République tchèque, 2007.
- [117] M. Puigt et Y. Deville, "A time-frequency correlation-based blind source separation method for time-delayed mixtures," *Intl. Conf. On Acoustic, Speech, and Signal Processing (ICASSP'06)*, Vol. 5, pp. 853-856, Toulouse, France, 2006.
- [118] B. Albouy, "Méthodes de séparation aveugle de sources applicables à des signaux de parole," *Thèse de Doctorat*, Université Paul Sabatier- Toulouse 3, France, 2004
- [119] B. Albouy et Y. Deville, " A time-frequency blind source separation method based on segmented coherence function," *Proc. of the 7th International Work-conference on Artificial And Natural Neural Networks (IWANN 2003)*, special session, Vol. 2, pp. 289-296, J. Mira and J. R. Alvarez eds (Springer), Mao, Menorca, Spain, 3-6 Juin, 2003.
- [120] B. Albouy et Y. Deville, " Alternative structures and power spectrum criteria for blind segmentation and separation of convolutive speech mixtures," *Proceedings of the Fourth International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA2003)*, pp. 361-366, Nara, Japon, 1-4 Avril, 2003
- [121] Y. Deville, D. Bissessur, M. Puigt, S. Hosseini et H. Carfantan, "A time-scale correlation-based blind separation method applicable to correlated sources," *Proceedings of the 14th European Symposium on Artificial Neural Networks (ESANN'06)*, Bruges, Belgique, 2006.
- [122] M. Xiao, S. Xie et Y. Fu, "A Novel Approach for Underdetermined Blind Sources Separation in Frequency Domain," *Intl. Symp. On Neural Networks (ISNN'05)*, Chine, 2005.
- [123] D. D. Lee et H. S. Seung, "Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization," *Nature*, Vol. 401, pp. 788-791, 1999.
- [124] D. D. Lee et H. S. Seung, "Algorithms for Non-negative Matrix Factorization," *Conf. On Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS'00)*, Vol. 13, pp. 556-562, Denver, Colorado, USA, 2000.
- [125] P. Smaragdis, "Non-negative matrix factor deconvolution; extraction of multiple sound sources from monophonic inputs," *Intl. Conf. On independant Component Analysis and signal Separation (ICA'04)*, pp. 494-499, Grenade, Espagne, 2004.

- [126] P. Smaragdis, "Convolutive Speech Bases and Their Application to supervised Speech Separation," *IEEE Trans. On Audio, Speech, and Language Processing*, Vol. 15, No 1, pp. 1-12, 2007.
- [127] T. Virtanen, "Sound source separation using sparse coding with temporal continuity objective," *Intl Computer Music Conf. (ICMC'03)*, pp. 231-234, Singapour, 2003.
- [128] P. Comon, "Independent component analysis – a new concept?," *Signal Processing*, Vol. 36, pp. 287–314, 1994.
- [129] Y. Hu et J. Nenghwang, "Handbook of Neural Network Signal Processing," *CRC Press*, 2001.
- [130] Y. Deville, "Towards industrial applications of blind source separation and independent component analysis," *Proceedings of the First International Workshop on Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA'99)*, pp. 19-24, Aussois, France, 11-15 Janvier, 1999.
- [131] Y. Deville, "Panorama des applications biomédicales des méthodes de séparation aveugle de sources," *Proceedings of GRETSI'2003*, Vol. 1, pp. 31-34, Paris, France, 8-11 Septembre, 2003.
- [132] C. Jutten et M. Barbaie-Zadeh, "Source separation : principles, current advances and application," *Ds Actes Work, on Advanced Control and Diagnosis (ACD'06)*, Nancy, France, 2006.
- [133] C. Jutten et P. Comon, "Séparation de sources - Tome 2 : au-delà de l'aveugle et applications," *chapitre 13 par Y. Deville. Collection "Traité IC2, Information - Commande -Communication,* " Hermès - Lavoisier, Paris, 2007.
- [134] A. Kachenoura, L. Albera et L. Senhadji, "Séparation aveugle de sources en ingénierie biomédicale," *ITBM-RBM, Recherche et Ingénierie Biomédicale*, Vol. 28, No1, pp. 20-34, April 2007
- [135] S. Chitroub, "Two ICA Approaches for SAR Image Enhancement. Part II: Independent Component Analysis of POLarimetric Synthetic Aperture Radar (POLSAR) Images. Bayesian Approach.," *Chapter in the book "Signal and Image Processing for Remote Sensing,* " Edited by Prof. C.H. Chen, University of Massachusetts Dartmouth, Publisher: CRC Press, Francis & Taylor Group, 672 pp. ISBN: 0-8493-5091-3. pp. 441-454, 2007.
- [136] M. Feng et K. D. Kammayer, "Application of source separation algorithms for mobile communications environment," *Proceedings of ICA 1999, the 1st International Conference on Independent Component Analysis and Blind Source Separation*, pp. 431-436, Aussois, France, 1999.

- [137] T. Ristaniemi et J. Joutsensalo, "On the Performance of Blind Symbol Separation in CDMA Downlink," *Proc. International Workshop on Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA'99)*, pp. 437-442, Aussois, France, 1999.
- [138] A. D. Back et A. S. Weigend, "A first application of independant component analysis to extrating structure from stock returns," *International Journal of Neural Systems* 8, Vol. 4, pp. 473-484, 1997.
- [139] K. Kiviluoto et E. Oja, "Independent Component Analysis for Parallel Financial Time Series," *ICONIP'98*, pp. 895-898, 1998.
- [140] S. Malaroiu, K. Kiviluoto et E. Oja, "Time series prediction with Independent Component Analysis," *Proc. Conf. on Advanced Investment Technologies*, Gold Coast, Australia, 2000.
- [141] A.J. Bell et T.J. Sejnowski, "The 'independent components' of natural scenes are edge filters," *Vision Research* 37, pp. 3327-3338, 1997
- [142] A. Hyv arinen et P. O. Hoyer, " Emergence of phase and shift invariant features by decomposition of natural images into independent feature subspaces," *Neural Computation*, Vol. 12, No 7, pp. 1705–1720, 2000.
- [143] H. L. Nguyen Thi et C. Jutten, "Blind source separation for convolutive mixtures," *Signal Processing* 45, pp. 209-229, 1995.
- [144] D. Yellin et E. Weinstein, "Multichannel signal separation: Methods and analysis," *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 44, pp. 106–118, 1996.
- [145] C. Gobinet, "Application de techniques de s eparation de sources   la spectroscopie Raman et   la spectroscopie de fluorescence," *Th ese de Doctorat*, Universit  de Reims, Champagne Arrdenne, Mars 2006.
- [146] A. Hyv arinen, "Survey on Independent component Analysis," *Neural Computing Surveys* 2, pp. 94-128, 1999.
- [147] M. G. Kandall et A. Stuart, "The advanced theory of statistics," Volume 1- Distribution theory, *Charles Griffin and Company Ltd*, London, 1963.
- [148] A. Bell et T. Sejnowsky, "An Information Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution," *Neural Computation*, pp. 1129-1159, 1995.
- [149] A. Hyv arinen, "Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component. Analysis," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 10. No 3, pp. 626–634, 1990.
- [150] J.-F. Cardoso et B. Hvam Laheld, "Equivariant adaptive source separation," *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 44, No 12, pp. 3017–3030, 1996.

- [151] S. Bozinoski, A. Taleb, J. C. Guizzo et C. Jutten, “Séparation de sources application à la séparation de signaux et de brouilleurs dans un satellite de télécommunications,” *seizième colloque GRETSI*, 1997, Grenoble, France.
- [152] M. Schervish, “Theory of Statistics”, *Springer*, 1995.
- [153] J. F. Cardoso, “Entropic contrasts for source separation: Geometry and stability,” *In S. Haykin, editor, Unsupervised Adaptive Filtering*, Vol. 1, pp. 139–189, Wiley, 2000.
- [154] A. Hyvärinen, “Sparse code shrinkage: Denoising of nongaussian data by maximum likelihood estimation,” *Neural Computation*, Vol. 11, No 7, pp. 1739–1768, 1999.
- [155] A. Hyvärinen, P. O. Hoyer, et E. Oja, “Image denoising by sparse code shrinkage,” *In S. Haykin and B. Kosko, editors, Intelligent Signal Processing. IEEE Press*, 2001.
- [156] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, G. Kerkyacharian, et D. Picard, “Wavelet shrinkage: asymptopia?,” *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 57, pp. 301–337, 1995.
- [157] E. P. Simoncelli et E. H. Adelson, “Noise removal via bayesian wavelet coring,” *In Proc. Third IEEE Int. Conf. on Image Processing*, pp. 379–382, Lausanne, Suisse, 1996.
- [158] B. A. Olshausen et D. J. Field, “Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images,” *Nature*, Vol. 381, pp. 607–609, 1996.
- [159] A. Hyvärinen, “Independent component analysis in the presence of gaussian noise by maximizing joint likelihood,” *Neurocomputing*, Vol 22, pp. 49–67, 1998.
- [160] A. Cichocki, S. C. Douglas et S.-I. Amari, “Robust techniques for independent component analysis with noisy data,” *Neurocomputing*, Vol 22, pp. 113–129, 1998.
- [161] J. Basak et S.-I. Amari, “Blind separation of uniformly distributed signals: A general approach,” *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 10, No 5, pp. 1173–1185, 1999.
- [162] P. Chevalier, “Optimal separation of independent narrow-band sources: Concept and performance,” *Signal Processing*, Vol. 73, pp. 27–47, 1999.
- [163] J.-F. Cardoso, “Iterative techniques for blind source separation using only fourth-order cumulants,” *In Proc. EUSIPCO*, pp. 739–742, Brussels, Belgique, 1992.
- [164] L. De Lathauwer, B. De Moor, et J. Vandewalle, “A technique for higher-order-only blind source separation,” *In Proc. Int. Conf. on Neural Information Processing (ICONIP’96)*, Hong Kong, 1996.
- [165] A. Hyvärinen, “Gaussian moments for noisy independent component analysis,” *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 6, No 6, pp. 145–147, 1999.
- [166] A. Hyvärinen, “Fast independent component analysis with noisy data using gaussian moments,” *In Proc. Int. Symp. on Circuits and Systems*, pp. 57–61, Orlando, Floride, USA, 1999.

- [167] E. Moulines, J.-F. Cardoso, et E. Gassiat, "Maximum likelihood for blind separation and deconvolution of noisy signals using mixture models," *In Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'97)*, pp. 3617–3620, Munich, Allemagne, 1997.
- [168] S. Ikeda, "ICA on noisy data: A factor analysis approach," *In M. Girolami, editor, Advances in Independent Component Analysis*, pp. 201–215, Springer-Verlag, 2000.
- [169] H. Attias, "Independent factor analysis," *Neural Computation*, Vol. 11, No 4, pp. 803–851, 1999.
- [170] T. Ristaniemi et J. Joutsensalo, "Independent Component Analysis with Code Information Utilization in DS-CDMA Signal Separation," *Proc. IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM'99)*, Rio de Janeiro, Brésil, pp. 320-324, 1999.
- [171] A. Kuh, et G. Xiaohong, "Independent component analysis for blind multiuser detections," *Information Theory, 2000. Proceedings. IEEE International Symposium*, pp. 246, 2000.
- [172] T. Ristaniemi et R. Wu, "On the Performance of Multisensor Reception in CDMA by Fast Independent Component Analysis," *The 53th IEEE Vehicular Technology Conference*, Rhodes, Grèce, vol. 3, pp. 1829-1833, 2001.
- [173] T. Ristaniemi et J. Joutsensalo, "Advanced ICA-based Receivers for DS-CDMA Systems," *Proc. The 11th IEEE International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC 2000)*, pp. 276-281, London, U.K., 2000.
- [174] M. Gupta et B. Santhanam, "ICA Based Blind Adaptive MAI Suppression in DS-CDMA Systems," *Proc. of 11th IEEE DSP and SP Education Workshop*, pp. 201-205, Taos Ski Valley, Nouveau-Mexique, USA, Août 2004.
- [175] O. Ekici et A. Yongacoglu, "Application of noisy-independent component analysis for CDMA signal separation," *Vehicular Technology Conference (VTC2004)*, Vol. 5, pp. 3812 – 3816, 2004.
- [176] W.Y. Leong et J. Holmer, "Implementing ICA in blind multiuser detection," *In IEEE International Symposium on Communications and Information Technologies*, Vol. 2, pp. 947-952, Sapporo, Japon, Octobre 2004.
- [177] W.Y. Leong et J. Homer, "Blind Multiuser Receiver in Rayleigh Fading Channel," *Proceeding of the IEEE AusCTW*, Brisbane, Australie, pp. 155-161, 2005.
- [178] W.Y. Leong et J. Homer, "Blind Multiuser Receiver for DS-CDMA Wireless System," *IEEE Proceedings in Communications*, Vol. 153, Issue 5, pp. 733- 739, U. K., Octobre 2006.

- [179] Y. Fang et K. Takaya, "An Application of ICA to DS-CDMA Detection," *2007 Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering, CCECE 2007*, pp. 609 - 612, 2007.
- [180] A. Falahati et S. R. Ghazanfari, "Blind Detection in CDMA Systems Using Nonparametric Likelihood Ratio Criterion," *IEEE Conf., ICACT 2007*, pp. 2222-2225, Seoul, Corée du sud, Février 2007.
- [181] H. Alikhanian et B. Abolhassani, "Subspace Hebbian Learning and Maximum Likelihood ICA Based Algorithms for Blind Adaptive Multiuser Detectors," *IEEE Signal Processing and Information Technology*, pp. 339 – 343, Décembre 2007.
- [182] G. T. Raja et O. Reddy, "Improved ICA Based Multi-user Detection of DS-CDMA," *1st IEEE International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology (ICETET-08)*, Nagpur, Inde, pp. 238-241, 2008.
- [183] J. Liu, A. P. Iserte et M. A. Lagunas, "Blind separation of OSTBC signals using ICA neural networks," *In Proc. IEEE Int. Symp. on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT'03)*, Darmstadt, Allemagne, pp. 502-505, Décembre 2003.
- [184] J. Liu, H. Xu, et Y. Wan, "On the Performance of Space-Time Block Coding Based on ICA Neural Networks," *Advances in Neural Networks-ISNN 2004*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 311-316, 2004.
- [185] H. Xu, J. Liu, A. Pérez-Neira et M. Lagunas, "Independent Component Analysis Applied to Multiple Antenna Space-Time Systems," *16th International Symposium on Personal Indoor Mobile Radio Communications (PIMRC 2005)*, pp. 57-61, Berlin, Allemagne, 2005.
- [186] A. K. Hamza, M. Benmimoune, S. Chitroub et R. Touhami, "Detection and Separation in Space Time Block Coding Using Noisy Compound PCA - ICA Model," *Accepted Paper to be appear in the Proceedings of International Conference on Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC 2009)*, Leipzig, Allemagne, 21 – 24 Juin, 2009.