

# Représentations parcimonieuse et applications en communication numérique

Abdeldjalil Aissa El Bey

▶ **To cite this version:**

Abdeldjalil Aissa El Bey. Représentations parcimonieuse et applications en communication numérique. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2012. tel-01063287

**HAL Id: tel-01063287**
**https://theses.hal.science/tel-01063287**

Submitted on 11 Sep 2014

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



**HDR / UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE**
*sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne*

pour obtenir le titre de
**HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES**
*Mention : Traitement du signal*
**École Doctorale SICMA**

Présentée par
Abdeldjalil Aïssa-El-Bey
Préparée à Télécom Bretagne

# Représentations parcimonieuses et applications en communication numérique

**HDR soutenue le 30 Novembre 2012**
devant le jury composé de :

**Mérouane DEBBAH**
Professeur, Supélec / *Rapporteur*

**David BRIE**
Professeur, CRAN Nancy / *Rapporteur*

**Mounir GHOGHO**
Professeur, Leeds University / *Rapporteur*

**Dominique PASTOR**
Professeur, Télécom Bretagne / *Examinateur*

**Gilles BUREL**
Professeur, UBO / *Examinateur*

**Emanuel RADOI**
Professeur, UBO / *Examinateur*

# Table des matières

**Table des matières** **i**

**Table des figures** **v**

**Liste des tableaux** **xi**

**Notations** **xiii**

**Introduction générale** **1**

## I Parcours professionnel 3

**1 Curriculum vitae** **5**

1.1 État civil . . . . . 5
1.2 Titres universitaires . . . . . 6
1.3 Expériences professionnelles . . . . . 6
1.4 Activités d'enseignement . . . . . 7
1.4.1 Enseignements dispensés avant mon arrivée à Télécom Bretagne . . 7
1.4.2 Enseignements à Télécom Bretagne . . . . . 9
1.5 Activités de recherche . . . . . 10
1.5.1 Thématiques de recherche . . . . . 10
1.5.2 Activités contractuelle . . . . . 14
1.5.3 Collaborations internationales . . . . . 18
1.5.4 Diffusion et prix . . . . . 19
1.5.5 Participation à des jurys de thèse . . . . . 20
1.6 Encadrements . . . . . 21

1.6.1 Doctorants . . . 21
1.6.2 Post-doctorants et ingénieurs de recherche . . . 22
1.6.3 Stagiaires . . . 23
1.7 Publications . . . 25
1.7.1 Brevets . . . 25
1.7.2 Chapitre de livre . . . 25
1.7.3 Articles soumisdans des revues internationales avec comité de lecture 25
1.7.4 Articles dans des revues internationales avec comité de lecture . . . 25
1.7.5 Articles dans des congrès internationaux avec comité de lecture . . 27
1.7.6 Articles dans des congrès nationaux avec comité de lecture . . . . . 31
1.7.7 Rapports . . . 32

**II Travaux de recherche 33**

**2 Identification de canaux parcimonieux dans les systèmes multi-capteurs 35**
2.1 Introduction . . . 35
2.2 Méthodes d'identification des systèmes SIMO . . . 36
2.2.1 Formulation du problème . . . 36
2.2.2 Méthode du maximum de vraisemblance . . . 37
2.2.3 Méthode du maximum a posteriori . . . 38
2.2.4 Méthode des relations croisées parcimonieuses . . . 39
2.2.5 Implémentation itérative . . . 39
2.2.6 Implémentation adaptative . . . 46
2.3 Méthodes d'identification des systèmes MIMO-OFDM . . . 52
2.3.1 Modélisation des systèmes MIMO-OFDM . . . 53
2.3.2 Identification aveugle des systèmes MIMO-OFDM . . . 56
2.3.3 Identification semi-aveugle des systèmes MIMO-OFDM . . . 59
2.4 Conclusion . . . 63

**3 Signaux à alphabet fini et parcimonie 65**
3.1 Introduction . . . 65
3.2 Problèmes inverses de signaux à alphabet fini et parcimonie . . . 65
3.2.1 Modélisation du problème . . . 65
3.2.2 Conditions de solvabilité . . . 66
3.2.3 Méthodes de reconstruction . . . 67
3.2.4 Résultats de simulation . . . 72

3.3 Égalisation aveugle de signaux à alphabet fini . . . 73
3.3.1 Formulation du problème d'égalisation aveugle . . . 75
3.3.2 Égalisation aveugle avec terme de régularisation . . . 78
3.3.3 Résultats de simulation . . . 80
3.4 Conclusion . . . 82

**4 Tests statistiques et parcimonie 85**
4.1 Introduction . . . 85
4.2 Méthodes d'estimation de l'écart-type du bruit basées sur des hypothèses de parcimonie . . . 85
4.2.1 Algorithme MC-ESE . . . 86
4.2.2 Algorithme DATE . . . 87
4.3 Application à la guerre électronique . . . 88
4.3.1 Modèle du signal . . . 90
4.3.2 Utilisation de l'algorithme MC-ESE . . . 90
4.3.3 Résultats de simulation . . . 91
4.4 Estimation aveugle de la variance du bruit pour les signaux OFDMA . . . 95
4.4.1 Résultats de simulation . . . 96
4.5 Application à la séparation aveugle de sources de mélanges sous-déterminés 98
4.5.1 Modélisation du problème de séparation de sources . . . 99
4.5.2 Utilisation de l'algorithme DATE . . . 100
4.5.3 Résultats de simulation . . . 102
4.6 Conclusion . . . 105

**5 Conclusions et perspectives 109**
5.1 Les problèmes inverses . . . 109
5.1.1 Techniques d'identification de systèmes . . . 109
5.1.2 Égalisation aveugle . . . 110
5.1.3 Séparation de sources et alignement d'interférences . . . 111
5.2 Détection et parcimonie . . . 111
5.2.1 Radio cognitive . . . 111
5.2.2 Guerre électronique . . . 112
5.3 Techniques de codage . . . 113
5.4 Transformations parcimonieuses et optimisation (outils méthodologiques) . 113
5.5 Perspectives générales . . . 114

**Annexes** **115**

**A Méthodes d'identification aveugles** **117**

A.1 Méthode du maximum de vraisemblance pour l'identification aveugle de systèmes SIMO . . . . . 117

A.2 Méthode sous-espaces pour l'identification aveugle de systèmes MIMO-OFDM . . . . . 118

**Bibliographie** **123**

# Table des figures

2.1 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison entre l'algorithme CR et l'algorithme CR parcimonieux (SCR). . . . . 44

2.2 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison entre l'algorithme MV et l'algorithme MAP. . . . . 45

2.3 Évolution de la fonction de coût en dB en fonction du nombre d'itérations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Comparaison de la vitesse de convergence entre le Gradient et le Gradient à pas optimisé pour l'algorithme SCR. . . . . 46

2.4 Évolution de la fonction de coût en dB en fonction du nombre d'itérations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Comparaison de la vitesse de convergence entre le Gradient à pas optimisé et le Newton pour l'algorithme SCR. . . . . 47

2.5 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction de la surestimation de l'ordre du canal pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Performances de l'algorithme SCR pour différentes valeurs de SNR. . . . . 48

2.6 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Comparaison des performances de l'algorithme SCR pour différentes valeurs du paramètre de régularisation $\lambda$. . . . . 49

2.7 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Comparaison des performances des algorithmes CR et SCR et de l'algorithme SCR avec l'optimisation du paramètre de régularisation $\lambda$. . . . . 50
2.8 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 4 antennes à la réception en utilisant un canal réel estimé dans une application en communication acoustique sous-marine : Comparaison des performances des algorithmes CR et SCR. . . . . 51
2.9 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du nombre d'observations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison de la vitesse de convergence entre les algorithmes CR, SCR1 et SCR2 pour un SNR de 20dB. . . . . 52
2.10 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du nombre d'observations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison de la vitesse de convergence entre les algorithmes CR, SCR1 et SCR2 pour un SNR de 50dB. . . . . 53
2.11 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du nombre d'observations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison des performances de l'algorithme SCR2 avec et sans surestimation de l'ordre du canal. . . . . 54
2.12 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du nombre d'observations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison des performances de l'algorithme SCR2 pour différent ordre du canal et un SNR de 50dB. . . . . 55
2.13 Modèle du système MIMO-OFDM avec $M_T$ antennes à l'émission et $M_R$ antennes à la réception . . . . . 55
2.14 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système MIMO avec 2 antennes à l'émission et 2 antennes à la réception : Comparaison des performances entre les algorithmes CS, SCS1 et SCS2. . . . . 58
2.15 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système MIMO avec 2 antennes à l'émission et 2 antennes à la réception : Comparaison des performances entre les algorithmes CS, SCS1 et SCS2 semi-aveugle ainsi que la solution MC pour 200 symboles OFDM. 61
2.16 Répartition des tons pilotes dans une communication descendante du standard LTE avec 1 antenne. . . . . 61

2.17 Répartition des tons pilotes dans une communication descendante du standard LTE avec 2 antennes. . . . . 62

2.18 Répartition des tons pilotes dans une communication descendante du standard LTE avec 4 antennes. . . . . 62

2.19 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction de la densité temporelle des pilotes pour un système MIMO avec 2 antennes à l'émission et 2 antennes à la réception : Comparaison des performances entre les algorithmes CS, SCS1 et SCS2 semi-aveugle pour 14 symboles OFDM et SNR=10dB. . . . . 63

2.20 L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction de la densité temporelle des pilotes pour un système MIMO avec 2 antennes à l'émission et 2 antennes à la réception : Comparaison des performances entre les algorithmes CS, SCS1 et SCS2 semi-aveugle pour 14 symboles OFDM et SNR=30dB. . . . . 64

3.1 Probabilité de reconstruction exacte de $(P_{\mathcal{F},1})$ pour $p = 2$ . . . . . 73

3.2 Probabilité de reconstruction exacte de $(P_{\mathcal{F},1})$ pour $p = 4$ . . . . . 74

3.3 Probabilité de reconstruction de l'approche par transformation parcimonieuse pour $p = 2$ . . . . . 75

3.4 Probabilité de reconstruction de l'approche par transformation parcimonieuse pour $p = 4$ . . . . . 76

3.5 Schéma simplifié du modèle d'égalisation aveugle. . . . . 76

3.6 Fonction coût pour un critère $\Phi_{\text{CMA}}$, une fonction de régularisation $\Psi_{\cos}$ et une modulation 16-QAM. . . . . 79

3.7 Fonction coût pour un critère $\Phi_{\text{CMA}}$, une fonction de régularisation $\Psi_{\ell_1}$ et une modulation 16-QAM. . . . . 79

3.8 (a) Constellation à la réception (16-QAM), (b) Constellation égalisée avec l'algorithme CMA, (c) Constellation égalisée avec l'algorithme CMA et une fonction de régularisation en cosinus (d) Constellation égalisée avec l'algorithme CMA et la fonction de régularisation en norme $\ell_1$. . . . . 80

3.9 Performances des algorithmes, CMA, CMA régularisé en cosinus, CMA régularisé en norme $\ell_1$ et CMA régularisé en min $\ell_1$ en terme d'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération et une modulation 16-QAM. . . . . 81

3.10 Performances des algorithmes, MMA, MMA régularisé en cosinus, MMA régularisé en norme $\ell_1$ et MMA régularisé en min $\ell_1$ en terme d'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération et une modulation 16-QAM. . . . . 82

3.11 Performances des algorithmes, MMA, MMA régularisé en cosinus, MMA régularisé en norme $\ell_1$ et MMA régularisé en min $\ell_1$ en terme d'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération et une modulation 64-QAM. . . . . 83

4.1 Exemple d'une interception 20MHz de signal dans la gamme VHF militaire : deux émetteurs à sauts de fréquence ainsi que divers communications à fréquence fixe sont présents dans le signal CES large bande avec un taux d'activité temps-fréquence global inférieur à 10%. . . . . 89

4.2 Comparaison des performances des algorithmes MC-ESE et MAD pour une durée du signal de 250 µs. . . . . 92

4.3 Comparaison des performances de détection quand la variance du bruit est parfaitement connue ou estimée avec l'algorithme MC-ESE pour un taux d'activité $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q)=1]=0.25$ et une durée du signal de 250 µs. . . . . 93

4.4 Comparaison des performances de détection quand la variance du bruit est parfaitement connue ou estimée avec l'algorithme MC-ESE pour un taux d'activité $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q)=1]=0.4$ et une durée du signal de 250 µs. . . . . 94

4.5 Comparaison des performances des algorithmes MAD et MC-ESE pour l'estimation de la variance du bruit : l'erreur moyenne normalisée en fonction du taux d'activité pour un signal OFDMA. . . . . 97

4.6 Organigramme des algorithmes UBSS à deux étapes. . . . . 101

4.7 Organigramme du nouvel algorithme UBSS proposé à deux étapes. . . . . 102

4.8 Comparaison des performances entre les algorithmes SUBSS, SUBSS modifié avec et sans débruitage, SUBSS modifié avec l'estimée MAD : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du SNR. . . . . 104

4.9 Comparaison des performances entre les algorithmes SUBSS et SUBSS modifié sans débruitage pour un SNR=10dB : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du nombre de sources. . . . . 105

4.10 Comparaison des performances entre les algorithmes SUBSS et SUBSS modifié sans débruitage pour un SNR=20dB : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du nombre de sources. . . . . 106

4.11 Comparaison des performances entre les algorithmes DUET et DUET modifié : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du SNR. . . . . 107
4.12 Comparaison des performances entre l'algorithme basé sur la minimisation de la norme $\ell_1$ et sa version modifiée : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du SNR. . . . . 108

# Liste des tableaux

1.1 Récapitulatif des enseignements avant recrutement à Télécom Bretagne . . 9
1.2 Récapitulatif de la charge annuelle moyenne d'enseignements à Télécom Bretagne . . . . . 11

4.1 Modèle du canal pour la simulation de système CES . . . . . 91
4.2 Taux de fausse alarme effectif en fonction de la $P_{fa}$ théorique pour différents taux d'activité P$[\varepsilon(k,q)=1]$ et un SNR=10dB. . . . . 95

# Notations

Nous avons regroupé ci-dessous les principales notations employées dans les différents chapitres du document. Dans la mesure du possible, nous avons tenté de conserver les mêmes notations d'un chapitre à l'autre.

| | |
|---|---|
| $\boldsymbol{v}$ | vecteur |
| $\boldsymbol{M}$ | matrice |
| $(\cdot)^T$ | transposé |
| $(\cdot)^*$ | conjugué |
| $(\cdot)^H$ | conjugué transposé |
| $\Re e$ | partie réelle |
| $\Im m$ | partie imaginaire |
| $\lvert\cdot\rvert$ | module |
| $\mathbb{E}[\cdot]$ | espérance mathématique |
| $\widehat{(\cdot)}$ | estimateur d'un paramètre |
| $\det(\cdot)$ | déterminant d'une matrice |
| $\mathrm{diag}(\boldsymbol{v})$ | matrice diagonale construite à partir du vecteur $\boldsymbol{v}$ |
| $\mathrm{diag}(\boldsymbol{M})$ | matrice diagonale construite à partir des éléments diagonaux de la matrice $\boldsymbol{M}$ |
| $\mathrm{trace}(\cdot)$ | trace d'une matrice |
| $\boldsymbol{M}^\#$ | pseudo-inverse au sens de Moore-Penrose $\boldsymbol{M}^\# = (\boldsymbol{M}^H\boldsymbol{M})^{-1}\boldsymbol{M}^H$ |
| $\boldsymbol{I}_n$ | matrice identité de dimension $n \times n$ |
| $\otimes$ | produit de Kronecker |
| $\oslash$ | division terme à terme de chaque vecteur |
| $\mathrm{vec}(\cdot)$ | empilement des colonnes de la matrice dans un vecteur |
| $\mathrm{span}(M)$ | espace engendré par les vecteurs colonnes de la matrice $M$ |
| $\mathbf{0}_n$ | vecteur colonne de dimension $n$ dont tous les coefficients valent 0 |
| $\mathbf{1}_n$ | vecteur colonne de dimension $n$ dont tous les coefficients valent 1 |

# Introduction générale

L'objet de ce document est de rapporter une partie des travaux de recherche auxquels j'ai contribué durant les 5 dernières années. Le but visé n'est pas de faire une synthèse exhaustive des travaux réalisés sur cette période mais d'en sélectionner certains d'entre eux pour leur pertinence et leur cohérence. Les travaux rapportés dans ce manuscrit concernent l'exploitation des représentations parcimonieuses dans les applications en télécommunication. Plus précisément, ce document est organisé en deux partie comme suit :

La première partie résume brièvement mon parcours professionnel ainsi que mes différentes activités de recherche et d'enseignement. Elle décrit de manière synthétique mes axes de recherche, mon activité contractuelle et mes encadrements. Enfin, elle donne une liste exhaustive de mes publications.

La seconde partie décrit les travaux qui ont été menés sur l'étude des représentations parcimonieuses et leurs applications en télécommunication. Depuis mes travaux de thèse, où j'ai abordé le problème de la séparation aveugle de sources en exploitant le caractère parcimonieux des signaux audio, mes travaux gravitent autour des représentations parcimonieuses et leurs applications en communication numérique. En effet, après avoir exploité la propriété de parcimonie des signaux audio dans le domaine temps-fréquence d'un point de vue structurel, je me suis intéressé aux mesures de parcimonie et aux problèmes inverses régularisés. Cette réflexion m'a poussé à entreprendre l'étude sur l'exploitation de la parcimonie pour l'estimation aveugle de canaux de communication. Ce qui a donné les travaux présentés dans le Chapitre 2. L'identification de canaux pour les communications est étroitement liée aux signaux à alphabet fini. Par conséquent, je me suis intéressé à l'exploitation de cette caractéristique des signaux de communication (signaux à alphabet fini) par le biais des représentations parcimonieuses afin de résoudre certains problèmes inverses difficiles. Ces travaux sont présentés dans le Chapitre 3 de ce manuscrit. Dans

le Chapitre 4, je présenterai des travaux concernant les applications en communication et en traitement du signal de méthodes de tests statistiques basées sur l'hypothèse de parcimonie des signaux observés.
Ce mémoire s'achève par une conclusion sur mes travaux et une présentation de mes perspectives à venir en matière de recherche.

# Première partie
# Parcours professionnel

Chapitre 1

# Curriculum vitae

## 1.1 État civil

Abdeldjalil AISSA-EL-BEY
Né à Alger (Algérie) le 10 juillet 1981
Marié, deux enfants

Maître de conférences
Institut Télécom ; Télécom Bretagne
Département Signal & Communications
Technopôle Brest-Iroise - CS 83818 -
29 238 Brest Cedex 3 - France

Téléphone : 02 29 00 15 72
Télécopie : 02 29 00 10 12

E-mail : abdeldjalil.aissaelbey@telecom-bretagne.eu
Page internet : http://perso.telecom-bretagne.eu/abdeldjalilaissaelbey/

## 1.2 Titres universitaires

**2004–2007** : Thèse de doctorat au département TSI (Traitement du Signal et des Images) de Télécom PariTech (ex École Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris) en collaboration avec France Télécom R&D Lannion, sur le thème : *"Séparation aveugle de sources audio dans le contexte automobile"*, soutenue le 06 Juillet 2007 devant le jury :

| | |
|---|---|
| Pr. Yannick Deville | Président du jury |
| Pr. Christian Jutten | Rapporteur |
| Pr. Pierre Comon | Rapporteur |
| Pr. Gaël Richard | Examinateur |
| Dr. Karim Abed-Meraim | Directeur de thèse |
| Pr. Yves Grenier | Directeur de thèse |

obtenue avec la mention *"Très Honorable"*

**2003–2004** : Diplôme d'études approfondies (DEA) en automatique et traitement du signal : mention *"Bien"*, de l'Université de Paris Sud XI & le Laboratoire des Signaux et Systèmes (L2S) de Supélec, Gif-sur-Yvette, France.

**2000–2003** : Diplôme d'ingénieur d'état en électronique : mention *"Très Bien"*, de l'École Nationale Polytechnique d'Alger, Algérie.

**1998–2000** : Tronc en commun sciences fondamentales à l'École Nationale Polytechnique d'Alger (reçu 5$^{e}$), Algérie.

**Juin 1998** : Baccalauréat Série Sciences Exactes (Maths) : Lauréat du prix de la Wilaya d'Alger, Algérie.

## 1.3 Expériences professionnelles

- **Depuis Septembre 2007 :** Maître de conférences au département Signal & Communications de Télécom Bretagne.
- **Avril–Juin 2010 :** Séjour d'étude au département Wireless Signal Processing Laboratory de Fujitsu Laboratories Ltd., Yokosuka, Japon.
- **Octobre 2006–Août 2007 :** Attaché temporaire d'enseignement et de recherche (ATER), Section Traitement du Signal à l'Université de Paris Sud XI.

- **Nov 2005–Juin 2006 :** Enseignant vacataire à l'Institut de Formation d'Ingénieurs en Techniques Électroniques (IFITEP), Université Pierre & Marie Curie Paris VI.
- **Oct 2005–Jan 2006 :** Enseignant vacataire à l'Université Paris I Panthéon-Sorbonne.
- **Janvier–Juillet 2004 :** Stage de fin d'étude de DEA à Wavecom S.A., Issy-les-Moulineaux, intitulé : *" Étude, développement et intégration d'un nouveau récepteur UMTS dans une chaîne de simulation sous CCSS".*
- **Avril–Juillet 2003 :** Stage de fin d'étude à l'École Nationale Supérieure des Télécommunications ENST Paris, intitulé :*"Techniques d'identification aveugle multi-capteurs : Étude algorithmique, Implémentation sous circuit FPGA et réalisation d'une plate-forme logicielle".*
- **Septembre 2002–Avril 2003 :** Stage de fin d'étude au Centre de Développement des Technologie Avancées CDTA, Alger, Algérie, intitulé :*"Implémentation de l'algorithme des Relations-Croisées (CR) sur Circuit FPGA en utilisant le langage VHDL".*

## 1.4 Activités d'enseignement

### 1.4.1 Enseignements dispensés avant mon arrivée à Télécom Bretagne

Au cours de mes années de thèse, j'ai assuré divers enseignements axés principalement sur le traitement du signal et l'analyse mathématique. Durant ma dernière année de thèse, j'ai eu l'occasion d'occuper un demi poste ATER à l'université Paris Sud XI, dont l'enseignement était orienté vers le traitement du signal et le traitement de l'information. Dans ce qui suit, je présente le détail de ces enseignements, ainsi qu'un tableau récapitulatif.

- **2006 – 2007 :** Attaché temporaire d'enseignement et de recherche (ATER), section traitement du signal à l'université Paris Sud XI :
  - **24 heures** de TP en signal et image, 2$^{e}$année du cycle d'ingénieur IFIPS, (Corrélation, filtrage adapté et mesure de la vitesse du son ; Identification et synthèse de voyelles ; Traitement d'antenne et localisation de sources).
  - **09 heures** de TD en signal et image, 2$^{e}$année du cycle d'ingénieur IFIPS (Filtrage de Wienner, Estimation au sens des moindres carrés, Estimateur du maximum de vraisemblance, Estimateur au sens du maximum a posteriori, Prédiction linéaire).
  - **33 heures** de TD en traitement de l'image, du signal et du son, 1$^{re}$année du cycle d'ingénieur IFIPS, (Systèmes linéaires ; Transformée de Fourier ; Échantillonnage et

modulation d'un signal déterministe ; Bases probabilistes pour la représentation d'un signal aléatoire).

- **12 heures** de TP en codage de sources, Master 2 Pro Génie des Réseaux et Télécoms, (Codage de Huffman, Compression sans perte de son et d'image ; Codage par transformées, codage par décomposition de JPEG à JPEG 2000).
- **08 heures** de TP en communications numériques, Master 2 Pro Génie des Réseaux et Télécoms, (Communications en bande de base ; Modulations numériques).
- **12 heures** de TP en traitement du signal, Master 2 Pro Génie des Systèmes Électroniques, (Analyse spectrale, méthode du périodogramme ; Méthode paramétrique d'estimation spectrale, estimation spectrale de signaux non-stationnaires ; Filtrage adaptatif, annulation d'écho).
- **12 heures** de TP en codage de sources, Master 1 Information, Systèmes et Technologie, (Codage de Huffman, Compression sans perte de son et d'image ; Codage par transformées, codage par décomposition de JPEG à JPEG 2000 ; Compression vidéo de motion JPEG à H261).
- **08 heures** de TD en codage de sources, Master 1 Information, Systèmes et Technologie, (Codage d'une source de Markov, Codage de Huffman ; Codage de Lempel-Ziv, Codeur arithmétique ; Codage par transformées, codage par décomposition).
- **08 heures** de TP en codage de sources, 3$^{e}$année du cycle d'ingénieur IFIPS (Master 2), (Codage de Huffman, Compression sans perte de son et d'image ; Codage par transformées, codage par décomposition de JPEG à JPEG 2000).

- **2005 – 2006 :** Enseignant vacataire à l'Institut de Formation d'Ingénieurs en Techniques Électroniques (IFITEP), université Pierre & Marie Curie Paris VI :
  - **32 heures** de TD électronique analogique, 1$^{re}$année du cycle d'Ingénieur.
  - **16 heures** de TP en systèmes asservis, 2$^{e}$année du cycle d'Ingénieur.

- **2005 – 2006 :** Enseignant vacataire à l'université Paris I Panthéon-Sorbonne :
  - **48 heures** de TD d'analyse mathématique, 2$^{e}$année du cycle D.E.U.G de sciences économiques.

| **Matière** | **Niveau** | **Nombre d'heures (équivalent TD)** |
|---|---|---|
| Signal et image | 2eannée IFIPS | 25 |
| Traitement du signal | 1reannée IFIPS | 33 |
| Codage de sources | M2 Réseaux et Télécoms | 8 |
| Comm. numériques | M2 Réseaux et Télécoms | 6 |
| Traitement du signal | M2 Systèmes Électroniques | 8 |
| Codage de sources | M1 IST | 16 |
| Codage de sources | 3eannée IFIPS | 6 |
| Électronique analogique | 1reannée IFITEP | 32 |
| Systèmes asservies | 2eannée IFITEP | 16 |
| Analyse mathématique | 2eannée DEUG | 48 |
| **Total** | | **198** |

TABLE 1.1 – Récapitulatif des enseignements avant recrutement à Télécom Bretagne

### 1.4.2 Enseignements à Télécom Bretagne

Depuis mon recrutement à Télécom Bretagne, j'ai assuré divers enseignements axés principalement sur le traitement du signal et les communications numériques. Comme pour la section précédente, je présente brièvement ces enseignements, ainsi qu'un tableau récapitulatif de ma charge d'enseignement annuelle moyenne :

**Depuis Septembre 2007 :** Maître de conférences au département Signal & Communications de Télécom Bretagne :

- **UVTC-101B : Probabilité (10 heures)** 1reannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste
- **UVTC-111B : Théorie des signaux et filtrage (10 heures)** 1reannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste
- **UVTC-131B : Méthodes et outils d'analyse numérique (09 heures)** 1reannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste
- **MTS-202 : Processus aléatoires (27 heures et responsable de module)** 1reet 2eannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste
- **MTS-411 : Communications numériques (06 heures)** 1reet 2eannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste

- **MTS-302 : Processus aléatoires (09 heures)** 1re et 2eannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste
- **F4BP01A : Projets applicatifs STI (15 heures)** 3eannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste
- **F4BP01B : Projets de recherches STI (20 heures et co-responsable de l'UV)** 3eannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste
- **F4M301A : Analyse statistique de données (14 heures)** 3eannée du cycle de formation d'ingénieur généraliste
- **FIP-MTS303 : Processeur de traitement du signal DSP (12 heures)** 3eannée du cycle de formation d'ingénieur par alternance
- **FIP-PRO301 : Projet de développement (06 heures)** 3eannée du cycle de formation d'ingénieur par alternance
- **FIP-TUT : Tutorat (15 heures)** cycle de formation d'ingénieur par alternance
- **MSC-MTS2 : Mathematics, signal processing and statistics (24 heures et responsable de module)** Master of Science

## 1.5 Activités de recherche

### 1.5.1 Thématiques de recherche

J'effectue mes recherches au sein du département Signal & Communications de Télécom Bretagne et du pôle Communications, Architecture et Circuits (CACS) du laboratoire des Sciences et Techniques de l'Information, Communication et Connaissance (Lab-STICC) dont la vocation est de maîtriser toute la chaîne entre les capteurs et la connaissance. Le spectre de recherche de ce pôle s'étend des communications numériques à la conception de circuits et systèmes numériques, avec en son sein, une compétence d'interaction entre algorithme et silicium. Au sein de ce pôle, j'effectue principalement ma recherche dans l'équipe thématique communication. Mes thématiques de recherche sont les représentations parcimonieuses, la radio cognitive et l'alignement d'interférences.

#### Représentations parcimonieuses

La représentation parcimonieuse des signaux a connu un essor important au cours des dix dernières années. Ceci a permis de résoudre de nombreux problèmes de traitement du signal et des images tels que la compression, la séparation aveugle de sources ou leur

| **Matière** | **Niveau** | **Nombre d'heures (équivalent TD)/an** |
|---|---|---|
| UVTC-101B : Probabilité | 1re année FIG | 10 |
| UVTC-111B : Théorie des signaux et filtrage | 1re année FIG | 10 |
| UVTC-131B : Méthodes et outils d'analyse numérique | 1re année FIG | 9 |
| MTS-202 : Processus aléatoires | 1re et 2e année FIG | 27 |
| MTS-411 : Communications numériques | 1re et 2e année FIG | 6 |
| MTS-302 : Processus aléatoires | 1re et 2e année FIG | 9 |
| F4BP01A : Projets applicatifs STI | 3e année FIG | 15 |
| F4BP01B : Projets de recherches STI | 3e année FIG | 20 |
| F4M301A : Analyse statistique de données | 3e année FIG | 14 |
| FIP-MTS303 : Processeur de traitement du signal DSP | 3e année FIP | 12 |
| FIP-PRO301 : Projet de développement | 3e année FIP | 6 |
| FIP-TUT : Tutorat | tout le cycle FIP | 15 |
| MSC-MTS2 : Mathematics, signal processing and statistics | 1re année MSC | 24 |
| **Total** | | **177** |

TABLE 1.2 – Récapitulatif de la charge annuelle moyenne d'enseignements à Télécom Bretagne

détection, ou encore le débruitage. Outre les avancées réalisées tant du point de vue des études théoriques, que de leurs mises en œuvre sur des problèmes pratiques importants, les méthodes de traitement basées sur des approximations ou des représentations parcimonieuses restent extrêmement prometteuses en termes d'applications notamment dans les télécommunications, où la parcimonie reste encore peu exploitée.
La recherche menée dans cet axe a pour but de franchir une étape décisive dans l'usage des représentations parcimonieuses pour les télécommunications. Il s'agit de lever effectivement un certain nombre des verrous et d'identifier des stratégies pour s'attaquer à ceux qui demeurent. L'objectif scientifique général est d'exploiter les représentations parcimonieuses pour traiter les problèmes inverses en télécommunications. Plus précisément, dans cet axe de recherche nous traitons les thèmes de l'identification de systèmes (identification de canaux), l'égalisation et la séparation de sources. D'un point de vue méthodologique, la recherche de domaines de représentations dans lesquels la parcimonie peut être mise en évidence et l'étude des méthodes d'optimisation parfois non triviales à mettre en œuvre pour extraire les paramètres des signaux parcimonieux seront également envisagées.
Dans le cadre de cet axe de recherche, les thèses de Si Mohamed Aziz Sbaï et Souhaila Fki ont démarré au département Signal & Communications en 2009 et 2011, respectivement.

**Radio Cognitive**

La tendance actuelle des systèmes de radiocommunications s'oriente vers une meilleure gestion des ressources spectrales. L'approche que nous voulons étudier dans cet axe est celle de la radio cognitive qui apporte des perspectives de gestion plus dynamique du spectre. En effet, une étude réalisée par D. J. Schaefer [1] montre que le spectre présente des bandes très utilisées (bandes noires) et d'autres sous-utilisées (bandes blanches).
De nombreuses propositions ont été faites pour mieux exploiter la ressource spectrale. Et parmi celles-ci, deux solutions semblent se distinguer. La première solution est la radio opportuniste : La station de base est capable de sonder périodiquement le spectre afin de choisir une bande de fréquences libre et disponible afin d'y établir une communication. Cette solution permet d'améliorer la gestion de la ressource spectrale en exploitant les parties inutilisées du spectre si la demande de service est forte, ou au contraire, d'économiser de l'énergie (et de la ressource spectrale) si la demande de service est faible. Le récepteur opportuniste doit être capable également de scanner le spectre afin de trouver des stations de base opportunistes.
L'autre solution est la radio universelle. Il s'agit d'un récepteur radio capable de recevoir et d'émettre des signaux de différents protocoles. En présence de plusieurs systèmes dans son voisinage, le système est capable de choisir via lequel il est préférable de commu-

niquer. Cette solution permet d'améliorer la politique de gestion de la ressource radio. Par exemple, si la demande est forte pour un service, le récepteur universel peut céder sa place et se connecter sur un autre réseau. Il est très probable que les deux solutions résumées ci-dessus soient retenues puisqu'elles sont complémentaires. La couverture des réseaux classiques pourrait être rendue extrêmement flexible en construisant un récepteur universel capable de communiquer avec une station de base opportuniste. Les opérateurs pourraient ainsi offrir un service très complet aux utilisateurs et répondre à leurs exigences. Dans le cadre de la thèse Mohamed Rabie Oularbi (soutenue en 2011), nous avons fourni une étude sur les capacités et les performances d'un récepteur universel en répondant essentiellement aux questions suivantes : comment détecter (rapidement) la présence d'un signal dans une bande de fréquence ? Comment le récepteur universel peut-il caractériser l'environnement spectral autour de lui ? Comment détecter (rapidement) l'arrivée d'un nouveau signal dans une bande de fréquence ?
Nous avons aussi réalisé des tests basés sur la plateforme RAMMUS (RAdio Mobile Multi-Standards) pour confirmer la pertinence des résultats obtenus par l'étude théorique et expérimenter les solutions proposées en situation réelle.

**Alignement d'interférences**

La réduction d'interférences constitue un enjeu de taille pour le monde des télécommunications et en particulier dans le domaine des transmissions sans fils. Afin de traiter le problème de la réduction d'interférences entre les systèmes et les utilisateurs dans un milieu de transmission, de nombreux travaux ont été présentés. Cependant, même si ces méthodes répondaient au problème de la réduction d'interférences, elles causaient un effet indésirable qui consistait en la dégradation de la capacité du système. Cela se traduisait par le fait que la capacité du système tendait vers la borne inférieure théorique après l'application des techniques de réduction d'interférences. Par conséquent, il paraît évident qu'un compromis doit être trouvé entre la réduction d'interférences et la conservation de la capacité du système. Dans un premier temps, les études ont porté sur l'effet de l'interférence sur la capacité du système. Autrement dit, comment trouver les bornes inférieure et supérieure d'un système constitué de plusieurs émetteurs et récepteurs. Sachant que la borne inférieure est égale à 1, il restait à déterminer la borne supérieure. En 2006, il a été démontré que cette dernière pouvait atteindre un DoF (*Degree of Freedom*) de $\frac{K}{2}$ (où $K$ est le nombre d'utilisateurs) dans certaines configurations. Par la suite, il a été question de trouver une méthode qui pouvait atteindre cette capacité maximale. En 2008, V.R. Cadambe et al. [2] proposent une nouvelle méthode qui permet d'éliminer l'interférence en atteignant la borne supérieure de la capacité du système $\frac{K}{2}$. Néanmoins, l'application

de cette méthode est soumise à plusieurs conditions et hypothèses parmi lesquelles une partie n'est pas réaliste d'un point de vue applicatif ; la connaissance parfaite et globale du canal à chaque émetteur. Ce qui offre une nouvelle perspective de recherche, qui consiste à trouver des champs d'application réalistes à la méthode proposée ainsi que son adaptation au contexte choisi. Par conséquent, dans le cadre de la thèse de Yasser Fadlallah, nous avons commencé par une étude relative aux méthodes utilisées pour les canaux d'accès multiples, les canaux $X$ et les canaux à interférences. Par la suite, nous nous sommes consacrés à l'étude de la nouvelle méthode d'alignement d'interférence proposée dans [2]. Suite à cette phase de recherche bibliographique, nous nous sommes fixés comme objectif l'étude des techniques d'alignement d'interférences qui garantissent un débit optimal mais utilisées sous des hypothèses et conditions réalistes.

### 1.5.2 Activités contractuelle

- **Industriel : CS-SLFD**
  - Titre : Séparation de sources dans une liaison filaire full duplex
  - Date : Octobre 2007 - Février 2008
  - Implication : Responsable Télécom Bretagne
  - Budget : 8 k€
  - Partenaire : CS Systèmes d'information
  - Description : Le but de l'étude est de parvenir à séparer les signaux abonné et réseau qui transitent sur une ligne téléphonique full duplex. Le principe consiste à mesurer la tension et le courant en un point de la ligne téléphonique. Cette mesure se fait à proximité immédiate du central téléphonique, en insérant par exemple une résistance de faible valeur sur la ligne filaire. Les signaux ainsi relevés seront traités par des méthodes de séparation aveugle de sources.
- **ANR Télécom : DEMAIN**
  - Titre : raDio Evolutive, Mobile, Adaptative et INtelligente
  - Date : Novembre 2007-Octobre 2008
  - Implication : Participant
  - Budget : 70 k€
  - Partenaires : Télécom Paris-Tech, Télécom Sud Paris, UMLV, CEA, France Télécom, AMESYS
  - Description : L'objectif de ce projet est d'étudier le concept de radio universelle (ou radio reconfigurable) : Il s'agit d'un récepteur radio capable de recevoir et d'émettre des signaux de différents protocoles, et s'il y a plusieurs systèmes autour de lui,

capable de choisir celui dans lequel il est préférable de communiquer.

- **Industriel : AXESS II**
  - Titre : Étude et évaluation d'algorithme de traitement du signal pour la formation de faisceaux
  - Date : Novembre 2007-Novembre 2008
  - Implication : Participant
  - Budget : 240 k€
  - Partenaire : AXESS
  - Description : Ce contrat a pour but l'étude et le développement d'un système visant a fournir de l'Internet à haut débit aux passagers d'un avion de ligne. Les données seront fournies par un satellite. Les bandes de fréquences utilisées dans les applications satellitaires pour les flux de données IP à haut débit sont les bandes $Ku$. Des études préalablement établies ont conclu qu'une architecture adaptée pour communiquer avec des satellites situés à des latitudes élevées devrait être constituée d'un réseau d'antennes composé de ; $72 \times 72$ éléments ; chaque capteur dépointant en élévation de $\pm 35°$ par rapport à la normale du réseau ; deux antennes adjacentes sont écartées l'une de l'autre de $0.63\lambda$. Par conséquent, nous avons étudié des algorithmes de formation de voies dépendants et indépendants des données, et nous avons évalué leurs performances sur ce réseau.
- **Carnot COG-6**
  - Titre : COGnitif SYStème.
  - Date : Octobre 2008-Septembre 2011
  - Budget : 115 k€ (financement d'une thèse).
  - Implication : Co-responsable
  - Collaborations : Saeed Gazor, Queen's university, Canada.
  - Description : Ce projet a permis le financement de la thèse de M-R. Oularbi intitulée "*Identification de systèmes OFDM et estimation de la QoS : Application à la radio opportuniste*". Ainsi, dans le cadre de cette thèse nous nous sommes intéressés dans un premier temps à des algorithmes d'identification de systèmes OFDM. Dans un second temps, nous nous sommes intéressés à la qualité de service disponible sur les réseaux détectés, nous avons ainsi proposé des estimateurs de métriques de qualité de service dédiés à des réseaux basés sur les schémas d'accès multiples OFDMA et CSMA/CA. Les techniques proposées dans le cadre de cette thèse, sont des approches dites passives à faible coût de calcul qui ne nécessitent aucune connexion au point d'accès, permettant ainsi une économie en temps et en énergie.

- **Plateforme RAMMUS**
  - Titre : RAdio Mobile Multi-Standards
  - Date : 2008-maintenant
  - Implication : Participant
  - Budget : 180 k€
  - Partenaires : Département RSM (Télécom Bretagne), Pracom [1], Lab-STICC, Fondation Télécom.
- **Carnot Alignement d'interférences**
  - Titre : Réduction d'interférence dans les systèmes de transmission sans fils.
  - Date : Octobre 2010-Septembre 2013
  - Budget : 115 k€ (financement d'une thèse).
  - Implication : Co-responsable
  - Collaborations : Amir K. Khandani, University of Waterloo, Canada.
  - Description : Ce projet a permis le financement de la thèse de Y. Fadlallah intitulée "*Réduction d'interférences dans les systèmes de transmission sans fils*". Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons aux techniques dites d'alignement d'interférences. Ces techniques permettent une exploitation des systèmes de communications à des débits optimaux et en garantissant un niveau d'interférences minimale. Cependant, ces méthodes se basent actuellement sur des hypothèses très fortes qui freinent leurs exploitations pratique. Dans cette étude nous tenterons d'apporter des améliorations au schéma proposé ainsi qu'une relaxation des hypothèses initiales.
- **Industriel : AIS**
  - Titre : Étude bibliographique sur la réception des signaux AIS par satellites.
  - Date : Novembre 2010-Décembre 2011
  - Implication : Participant
  - Budget : 40 k€
  - Partenaire : ASTRIUM
  - Description : L'étude porte sur l'évaluation d'algorithme de formation de voies appliqués à la séparation de source et à la réduction d'interférences en vue d'une application pour le système d'aide à la navigation marine AIS satellite. Nous proposerons différents algorithmes de traitement du signal permettant une meilleure capacité de détection et d'identification en réception des trames de signalisation.
- **Industriel : SAT AIS**
  - Titre : Technique de séparation de sources pour les signaux AIS.
  - Date : Juillet 2011-Octobre 2012

1. Pôle de Recherche Avancée en Communications

  - Implication : Participant
  - Budget : 120 k€
  - Partenaire : ESA, ASTRIUM
  - Description : Suite au contrat AIS avec l'entreprise ASTRIUM, nous avons répondu avec succès (en collaboration avec ASTRIUM) à un appel d'offre de l'ESA (European Space Agency). Ce contrat porte lui aussi sur l'étude et l'évaluation d'algorithmes de formation de voies avancées dans les systèmes d'aide à la navigation marine AIS satellite.
- **Carnot SPARTE**
  - Titre : Techniques d'identification et d'égalisation sur canaux de communication parcimonieux.
  - Date : Novembre 2011-Octobre 2014
  - Budget : 115 k€ (financement d'une thèse).
  - Implication : Co-responsable
  - Collaborations : Karim Abed-Meraim, Telecom PariTech .
  - Description : Ce projet a permis le financement de la thèse de S. Fki intitulée "*Techniques d'identification et d'égalisation sur canaux de communication parcimonieux*". L'objectif de cette thèse et d'aborder les problèmes d'identification et d'égalisation de canal en présence de trajets multiples dans un contexte de parcimonie. Aussi, on s'intéressera aux problèmes amonts d'identifiabilité, d'optimisation et d'implémentation adaptative qui se posent. L'hypothèse de parcimonie sera introduite par la prise en compte de la nature discrète des symboles transmis et des propriétés physiques des canaux de propagation.
- **Industriel : CIFRE INEO**
  - Titre : Étude des techniques de traitement d'antennes pour les systèmes de communication HF.
  - Date : Novembre 2011-Octobre 2014
  - Implication : Encadrement de thèse Cifre
  - Budget : 45 k€ (frais d'encadrement de thèse)
  - Partenaires : INEO
  - Description : Cette étude porte sur l'étude de techniques de traitement d'antennes pour les signaux HF. Ces traitements s'appliquent à la réception multivoies et visent à améliorer les performances d'écoute ou de démodulation-décodage de sources HF connues. Ils répondent à des situations opérationnelles couramment rencontrées dans l'exploitation des systèmes de communication. Plus précisément, nous nous intéresserons à l'application des techniques d'égalisation adaptative à la réception multivoies

et l'évaluation du gain de performances par rapport à une configuration SISO. Aussi, nous étudierons l'application des techniques de filtrage spatial auto adaptatif pour le maintien d'une liaison perturbée et le tracking des sources HF mobiles.

- **Industriel : G3 Competence Center**
  - Titre : Etude et implementation de solution G3 PLC.
  - Date : Septembre 2011- Décembre 2012
  - Implication : Responsable Télécom Bretagne
  - Budget : 297 k€
  - Partenaires : Itron, Texas Instrument
  - Description : Le but de cette étude est de comparer les stratégies de routage dans l'environnement Smart Grid. ERDF a développé une approche basée sur 6LoWPAN pour interconnecter des compteurs électriques en mode G3-PLC avec le protocole de routage LOAD. Dans cette étude, nous comparerons les performances des algorithmes de routage LOAD et RPL par le biais d'outils de simulation réseau (OPNET). Aussi, une implémentation et une validation sur circuit DSP est envisagée.

### 1.5.3 Collaborations internationales

**Coopération avec Fujitsu Laboratories Ltd., Japon**

Lors de mon séjour d'étude de 3 mois (Avril à Juin 2010) au sein du département Wireless Signal Processing Laboratory de Fujitsu Laboratories Ltd. au Japon, une étude a été menée sur l'exploitation des représentations parcimonieuses dans le cadre de l'estimation de canal pour les systèmes basés sur la technologie MIMO OFDM. Cette collaboration a donné lieu à un certain nombre de résultats que je développerai au Chapitre 2 de ce manuscrit.

**Coopération avec Queen's University, Canada**

Dans le cadre de la thèse de Mohamed Rabie Oularbi, ce dernier a effectué un séjour de 6 mois à Queen's University sous la direction de Saeed Gazor. Cette collaboration a permis de développer des nouveaux algorithmes de détection de signaux OFDM basés sur le détecteur GLRT.

**Coopération avec l'École Nationale Polytechnique d'Alger, Algérie**

Cette collaboration consiste actuellement en le co-encadrement de 3 étudiants inscrits en thèse de doctorat à l'École Nationale Polytechnique d'Alger et qui ont effectué plusieurs séjours d'études de 6 mois au département Signal & Communications.

**Coopération avec Waterloo University, Canada**

Dans le cadre de la thèse de Yasser Fadlallah, ce dernier effectue actuellement un

séjour de 6 mois à Waterloo University sous la direction de Amir Khandani. Cette collaboration a pour but d'étudier des schéma d'alignement d'interférences sans connaissance a priori de la totalité des canaux de communication.

**Coopération avec Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Chine** Haibin Wang a effectué un séjour de 12 mois au sein du département Signal & Communications où il a travaillé sur l'application du principe du retournement temporel en acoustique sous-marine. Ces travaux ont donné lieu à une publication en revue et un brevet.

### 1.5.4 Diffusion et prix

- *Best paper and oral presentation award* pour l'article [3] présenté à *l'IEEE International Conference on Information Sciences, Signal Processing and their Applications* (ISSPA) en juillet 2012.
- Membre de IEEE Signal Processing and Communications Societies depuis 2007.
- Membre du GDR-ISIS depuis 2004,
- Évaluation pour les revues suivantes (une dizaine par an en moyenne) :
  - IEEE Transactions on Signal Processing
  - IEEE Transactions on Vehicular Technology
  - IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing
  - IEEE Signal Processing Letters
  - IEEE Wireless Communications Letters
  - Elsevier Signal Processing
  - Elsevier Digital Signal Processing
  - EURASIP Journal on Advances in Signal Processing
- Évaluation pour les conférences suivantes (une douzaine par an en moyenne) :
  - IEEE International Conference on Communications ICC (2011)
  - IEEE Global Communications Conference GLOBCOM (2012)
  - European Signal Processing Conference EUSIPCO (2006, 2008, 2009, 2011, 2012)
  - IEEE Vehicular Technology Conference VTC (2009, 2011, 2012)
  - IEEE Wireless Communications and Networking Conference WCNC (2009)
  - IEEE International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications ISSPA (2005, 2007, 2010)
  - IEEE Workshop on Signal Processing and its Applications WOSSPA (2008, 2011)
  - IEEE International Conference on Advanced Technologies for Communications ATC (2009, 2010, 2012)

- IEEE International Symposium on Communications, Control and Signal Processing ISCCSP (2010)
- IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference IWCMC (2010)
- IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference WPMC (2011)
- IEEE International Conference on Signal Processing and Communication ICSPC (2007)

- Participation au comité technique des conférences suivantes :
  - IEEE Wireless Communications and Networking Conference WCNC (2013)
  - IEEE International Conference on Communications ICC (2011)
  - IEEE International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications ISSPA (2010)
  - IEEE International Conference on Advanced Technologies for Communications ATC (2009)
  - IEEE International Conference on Signal Processing and Communication ICSPC (2007)
  - IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference IWCMC (2010)
  - IEEE International Conference on Communications in China ICCC (2012)

### 1.5.5 Participation à des jurys de thèse

**Prasad Sudhakara Murthy**

Thèse de doctorat de l'université de Rennes I, sur le thème : *"Sparse Models and Convex Optimisation for Convolutive Blind Source Separation"*, soutenue le 21 Février 2011 devant le jury :

| | |
|---|---|
| Pr. Jean-Jacques Fuchs | Président du jury |
| Pr. Mark Plumbley | Rapporteur |
| Pr. Michel Zibulevsky | Rapporteur |
| Dr. Abdeldjalil Aïssa-El-Bey | Examinateur |
| Dr. Mathieu Kowalski | Examinateur |
| Pr. Rémi Gribonval | Directeur de thèse |

## 1.6 Encadrements

### 1.6.1 Doctorants

**1- Mohamed Rabie OULARBI**

Titre : *Identification de systèmes OFDM et estimation de la QoS : Application à la radio opportuniste.*

Financement : Carnot Télécom Bretagne

Date de soutenance : 23 septembre 2011

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey, S. Houcke et R. Pyndiah (Directeur de thèse)

Taux d'encadrement : 1/2

Jury :

| | |
|---|---|
| Pr. Mérouane Debbah | Président du jury |
| Pr. Philippe Ciblat | Rapporteur |
| Pr. Aawatif Hayar | Rapporteur |
| Pr. Saeed Gazor | Examinateur |
| Pr. Ramesh Pyndiah | Directeur de thèse |
| Dr. Abdeldjalil Aïssa-El-Bey | Encadrant |
| Dr. Sébastien Houcke | Encadrant |

**2- Si Mohamed AZIZ SBAI**

Titre : *Traitement statistique des signaux parcimonieux et leurs applications.*

Financement : Bourse MESR

Date de soutenance : 20 novembre 2012

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et D. Pastor (Directeur de thèse)

Taux d'encadrement : 1/2

Jury :

| | |
|---|---|
| Pr. Karim Abed-Meraim | Président du jury |
| Pr. Yanick Deville | Rapporteur |
| Pr. Yanick Berthoumieu | Rapporteur |
| Pr. Rémi Gribonval | Examinateur |
| Pr. Stéphane Azou | Examinateur |
| Pr. Dominique Pastor | Directeur de thèse |
| Dr. Abdeldjalil Aïssa-El-Bey | Encadrant |

**3- Abdenour LABED**

Titre : *Exploitation de la nature discrète des signaux de communication dans les techniques d'égalisation aveugle.*

Financement : Bourse MESR Algérien

Date de soutenance : prévue décembre 2012

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey, T. Chonavel et A. Belouchrani (Directeur de thèse)

Taux d'encadrement : 1/3

**4- Mohamed El Mounir ABDELAZIZ**

Titre : *Méthodes de traitement du signal avancées pour le radar intelligent.*

Financement : Bourse MESR Algérien

Date de soutenance : prévue décembre 2012

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey, T. Chonavel et A. Belouchrani (Directeur de thèse)

Taux d'encadrement : 1/3

**5- Yasser Fadlallah**

Titre : *Réduction d'interférence dans les systèmes de transmission sans fils.*

Financement : Carnot Télécom Bretagne

Date de soutenance : prévue septembre 2013

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey, K. Amis et R. Pyndiah (Directeur de thèse)

Taux d'encadrement : 1/2

**6- Abdelfettah MEZIANE BENTAHAR MEZIANE**

Titre : *Séparation de sources pour des applications temps réel.*

Financement : Bourse MESR Algérien

Date de soutenance : prévue septembre 2013

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey, T. Chonavel et A. Belouchrani (Directeur de thèse)

Taux d'encadrement : 1/3

**7- Souhaila FKI**

Titre : *Techniques d'identification et d'égalisation sur canaux de communication parcimonieux.*

Financement : Carnot Télécom Bretagne

Date de soutenance : prévue septembre 2014

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et T. Chonavel (Directeur de thèse)

Taux d'encadrement : 1/2

### 1.6.2 Post-doctorants et ingénieurs de recherche

**1- François-Xavier SOCHELEAU**

Titre : *Identification de systèmes OFDM.*

Financement : Projet DEMAIN (ANR)

Duré : 12 mois à partir de Novembre 2007

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et S. Houcke

Taux d'encadrement : 1/2

**2- Rabie Mohamed OULARBI**

Titre : *Traitement d'antennes pour les signaux AIS.*

Financement : Projet SAT AIS (Astrium)

Duré : 15 mois à partir d'Octobre 2011

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et S. Houcke

Taux d'encadrement : 1/2

**3- Thierry LE GALL**

Titre : *Implémentation de la norme G3-PLC sur DSP C2000.*

Financement : Projet G3-Competence Center (TI & ITRON)

Duré : 12 mois à partir de Mars 2012

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et J. Trubuil

Taux d'encadrement : 1/2

### 1.6.3 Stagiaires

**1- Tarik SAIDANI**

Titre : *Classification vectorielle pour la séparation de sources.*

Niveau : PFE Master 2 Université Paris XI

Période : Juin-Septembre 2006

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et K. Abed-Meraim

Taux d'encadrement : 3/4

**2- Nicolas AMIOT**

Titre : *Études et implémentation de techniques de séparation aveugle de source.*

Niveau : PFE Ingénieure INSA Rennes

Période : Février-Juillet 2007

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et K. Abed-Meraim

Taux d'encadrement : 3/4

**3- Rabie Mohamed OULARBI**

Titre : *Techniques de formation de voies dans les réseaux 2D.*

Niveau : PFE Master 2 INSA de Rennes

Période : Mars-Septembre 2008

Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et K. Amis

Taux d'encadrement : 1/2

**4- Quang-Thang NGUYEN**

Titre : *Retournement temporel et égalisation CMA.*
Niveau : 2eAnnée Télécom Bretagne
Période : Été 2008
Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et T. Chonavel
Taux d'encadrement : 1/2

**5- Kaoutar EL GHALI**

Titre : *Le Retournement temporel pour les signaux basses fréquences (VLF à HF).*
Niveau : PFE Ingénieure ENSEIRB
Période : Mai-Septembre 2009
Encadrement : A. Aïssa-El-Bey
Taux d'encadrement : 1/1

**6- Dan MAMAN**

Titre : *Plate-forme RAMMUS.*
Niveau : PFE Mastère Spécialisé Télécom Bretagne
Période : Mai-Septembre 2009
Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et S. Houcke
Taux d'encadrement : 1/2

**7- Malik MESSAI**

Titre : *l'égalisation par méthode à noyaux.*
Niveau : PFE ingénieur Supcom (Tunisie)
Période : Février-Juillet 2012
Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et T. Chonavel
Taux d'encadrement : 1/2

**8- Mohammed El Hadi TIAB**

Titre : *Estimation de canaux parcimonieux.*
Niveau : PFE Master 2 Télécom PariTech
Période : Février-Juillet 2012
Encadrement : A. Aïssa-El-Bey et T. Chonavel
Taux d'encadrement : 1/2

## 1.7 Publications

### 1.7.1 Brevets

**B01** H.B. Wangn, J. Wang, L. Wu, A. Aïssa-El-Bey and R. Pyndiah, "A kind of underwater time service and synchronisation method", *Propriété, Institut Télécom-Télécom Bretagne. WO/2011/020222*, February, 2011.

### 1.7.2 Chapitre de livre

**CH01** F-X. Socheleau, S. Houcke, P. Ciblat and A. Aïssa-El-Bey, "Signal metrics for vertical handoff towards (Cognitive) WiMAX", *WIMAX, new developments, In Tech, pp. 1-20, ISBN 9789537619534*, 2010.

### 1.7.3 Articles soumis dans des revues internationales avec comité de lecture

**J17** S-M. Aziz Sbaï, A. Aïssa-El-Bey and D. Pastor, "Recovery of finite alphabet solutions of undertermined system", *Submitted to Elsevier Digital Signal Processing*, September, 2012.

**J16** Y. Fadlallah, A. Aïssa-El-Bey, K. Amis, R. Pyndiah and K. Abed-Meraim, "Semi-Blind source separation applied to a multi-user transmission system with interference alignment scheme", *Submitted to Elsevier Signal Processing*, September, 2012.

**J15** Y. Fadlallah, A. Aïssa-El-Bey, K. Amis and R. Pyndiah, "Interference Alignment : Precoding Subspaces and Beamforming Vectors", *Submitted to IEEE Transactions on Vehicular Technology*, September, 2012.

**J14** M-R. Oularbi, S. Gazor, A. Aïssa-El-Bey and S. Houcke, "GLR test for OFDM system identification using pilot tones pattern", *Submitted to EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, August, 2012.

### 1.7.4 Articles dans des revues internationales avec comité de lecture

**J13** M-R. Oularbi, S. Gazor, A. Aïssa-El-Bey and S. Houcke, "Enumeration of base Station antennas in a cognitive receiver by exploiting pilot patterns", *to appear in IEEE Communications Letters*, December, 2012.

**J12** M-M. Abdelaziz, T. Chonavel, A. Aïssa-El-Bey, A. Belouchrani and M. Hamadouche, "Sea clutter texture estimation : Exploiting decorrelation and cyclostationarity", *to appear in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, November, 2012.

**J11** A. Labed, T. Chonavel, A. Aïssa-El-Bey and A. Belouchrani, "Min-norm based alphabet-matching algorithm for adaptive blind equalization of high-order QAM signals", *to appear in European Transactions on Telecommunications*, November, 2012.

**J10** S-M. Aziz Sbaï, A. Aïssa-El-Bey and D. Pastor, "Contribution of statistical tests to sparseness-based blind source separation", *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2012, No. 169*, August, 2012.

**J09** M-R. Oularbi, F-X. Socheleau, S. Houcke and A. Aïssa-El-Bey, "Physical layer metrics for vertical handover toward OFDM based networks", *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, vol. 2011, No. 93, pp. 1-25*, September, 2011.

**J08** F-X. Socheleau, S. Houcke, P. Ciblat and A. Aïssa-El-Bey, "Cognitive OFDM system detection using pilot tones second and third-order cyclostationarity", *Elsevier Signal Processing, vol. 91, No. 2, pp. 252-268*, February, 2011.

**J07** F-X. Socheleau, D. Pastor and A. Aïssa-El-Bey, "Robust statistics based noise variance estimation : application to wideband interception of non-cooperative communications", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 47, No. 1, pp. 746-755*, January, 2011.

**J06** H. Lu, H.B. Wang, A. Aïssa-El-Bey and R. Pyndiah, "Underwater time service and synchronization based on time reversal technique", *American Institute of Physics Proceedings, vol. 1272, No. 1, pp. 397-404*, September, 2010.

**J05** F-X. Socheleau, A. Aïssa-El-Bey and S. Houcke, "Non data-aided SNR estimation of OFDM signals", *IEEE Communications Letters, vol. 12, No. 11, pp. 813-815*, November, 2008.

**J04** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim, Y. Grenier and Y. Hua, "A general framework for second order blind source separation", *Elsevier Signal Processing, vol. 88, No. 9, pp. 2123-2137*, September, 2008.

**J03** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Blind separation of underdetermined convolutive mixtures using their time-frequency representation", *IEEE Transactions on Audio, Speech & Language Processing, vol. 15, No. 5, pp. 1540-1550*, July, 2007.

**J02** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Underdetermined blind audio source separation using modal decomposition", *EURASIP Journal on Audio, Speech and Music Processing, vol. 2007, pp. 1-15*, March, 2007.

**J01** A. Aïssa-El-Bey, N. Linh-Trung, K. Abed-Meraim, A. Belouchrani and Y. Grenier, "Underdetermined blind separation of nondisjoint sources using time-frequency representation", *IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 55, No. 3, pp. 897-907*, March, 2007.

### 1.7.5 Articles dans des congrès internationaux avec comité de lecture

**CI34** M-R. Oularbi, A. Aïssa-El-Bey and S. Houcke, "Introducing pilot cyclostationarity for LTE base station number of antennas estimation", $23^{th}$ *IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, Sydney, Australia, September, 2012.

**CI33** Y. Fadlallah, A. Aïssa-El-Bey, K. Amis and R. Pyndiah, "Interference Alignment : Precoding subspaces design", $13^{th}$ *IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, Çeşme, Turkey, June, 2012.

**CI32** S-M. Aziz Sbaï, A. Aïssa-El-Bey and D. Pastor, "Underdetermined source separation of finite alphabet signals via $\ell_1$ minimization", $11^{th}$ *IEEE International Conference on Information Sciences, Signal Processing and their Applications (ISSPA)*, Montreal, Quebec, Canada, July, 2012.

**CI31** Y. Fadlallah, A. Aïssa-El-Bey, K. Amis and R. Pyndiah, "Interference alignment : improved design via precoding vectors", $75^{th}$ *IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, Yokohama, Japan, May, 2012.

**CI30** A. Aïssa-El-Bey, D. Kimura, H. Seki and T. Taniguchi, "Blind and semi-blind sparse channel identification in MIMO OFDM systems", *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pp. 1-5, Kyoto, Japan, June, 2011.

**CI29** S-M. Aziz Sbaï, A. Aïssa-El-Bey and D. Pastor, "Robust underdetermined blind audio source separation of sparse signals in the time-frequency domain", $36^{th}$ *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 3716-3719, Prague, Czech Republic, May, 2011.

**CI28** S-M. Aziz Sbaï, A. Aïssa-El-Bey and D. Pastor, "Recovery of finite alphabet signals from incomplete measurements", $3^{rd}$ *Signal Processing with Adaptive Spars Structured Representations (SPARS)*, Edimbourg, United Kingdom, June, 2011.

**CI27** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and C. Laot, "Adaptive blind estimation of sparse SIMO channels", $7^{th}$ *International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WOSSPA)*, pp. 348-351, Tipaza, Algeria, May, 2011.

**CI26** M-R. Oularbi, S. Gazor, S. Houcke and A. Aïssa-El-Bey, "OFDM system identification using pilot tone signature", $7^{th}$ *International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WOSSPA)*, pp. 95-98, Tipaza, Algeria, May, 2011.

**CI25** A. Kammoun, A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and S. Affes, "Robustness of blind subspace based techniques using $\ell_p$ quasi-norms", $11^{th}$ *IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, pp. 1-5, Marrakech, Morocco, June, 2010.

**CI24** M-R. Oularbi, A. Aïssa-El-Bey and S. Houcke, "Physical layer IEEE 802.11 channel occupancy rate estimation", $5^{th}$ *International Symposium on Images /Video Communications over fixed and Mobile Networks (ISIVC)*, pp. 1-4, Rabat, Morocco, September, 2010.

**CI23** M-R. Oularbi, F-X. Socheleau, A. Aïssa-El-Bey and S. Houcke, "Blind estimation of the time-frequency activity rate of OFDMA signals", $2^{nd}$ *International Conference on Ultra Modern Telecommunications (ICUMT)*, pp. 10-13, Moscou, Russian Federation, October, 2010.

**CI22** C-T. Do, A. Aïssa-El-Bey, D. Pastor and A. Goalic, "Area of mouth opening estimation from speech acoustics using blind deconvolution technique", $8^{th}$ *International conference on auditory-visual speech processing (AVSP)*, pp. 80-85, Norwich, United Kingdom, September, 2009.

**CI21** A. Labed, A. Aïssa-El-Bey, T. Chonavel and A. Belouchrani, "New hybrid adaptive blind equalization algorithms for QAM signals", $34^{th}$ *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 2809-2812, Taipei, Taiwan, Province Of China, April, 2009.

**CI20** A. Labed, A. Belouchrani, A. Aïssa-El-Bey and T. Chonavel, "Comparison of hybrid adaptive blind equalizers for QAM signals", *Signal Processing Symposium (SPS)*, vol. 7502, Jachranka, Poland, May, 2009.

**CI19** M-R. Oularbi, A. Aïssa-El-Bey and S. Houcke, "Two vertical handcover metrics toward an IEEE 802.11n network", *Cognitive systems with Interactive Sensors (COGIS)*, Paris, France, September, 2009.

**CI18** D. Pastor, F-X. Socheleau and A. Aïssa-El-Bey, "Sparsity hypotheses for robust estimation of the noise standard deviation in various signal processing applications", $2^{nd}$ *Signal Processing with Adaptive Spars Structured Representations (SPARS)*, Saint Malo, France, May, 2009.

**CI17** F-X. Socheleau, D. Pastor, A. Aïssa-El-Bey and S. Houcke, "Blind noise variance estimation for OFDMA signals", $34^{th}$ *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 2581-2584, Taipei, Taiwan, Province Of China, April, 2009.

**CI16** A. Aïssa-El-Bey and K. Abed-Meraim, "Blind identification of sparse SIMO channels using maximum a posteriori approach", $16^{th}$ *European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Lausanne, Switzerland, August, 2008.

**CI15** A. Aïssa-El-Bey and K. Abed-Meraim, "Blind SIMO channel identification using a sparsity criterion", $9^{th}$ *IEEE international workshop on signal processing advances in wireless communications (SPAWC)*, pp. 271-275, Recife, Brazil, July, 2008.

**CI14** A. Aïssa-El-Bey, A. Saleem, K. Abed-Meraim and A. Beghdadi, "Watermark extraction using blind image separation and sparse representation", $5^{th}$ *International Workshop on Signal Processing and its Applications (WOSSPA)*, Sharjah, United Arab Emirates, March, 2008.

**CI13** F-X. Socheleau, S. Houcke, A. Aïssa-El-Bey and P. Ciblat, "OFDM system identification based on m-sequence signatures in cognitive radio context", $19^{th}$ *IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, pp. 1-5, Cannes, France, September, 2008.

**CI12** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Blind audio source separation using sparsity based criterion for convolutive mixture case", $7^{th}$ *International Conference on Independent Component Analysis and Blind Source Separation (ICA)*, pp. 317-324, London, UK, September, 2007.

**CI11** W. Souidane, A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and A. Beghdadi, "Blind image separation using sparse representation", $14^{th}$ *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, vol. 3, pp. 125-128, San Antonio, Texas, U.S.A, September, 2007.

**CI10** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Underdetermined blind separation of audio sources from the time-frequency representation of their convolutive mixtures", $32^{nd}$ *IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 1, pp. 153-156, Hawaii, U.S.A, April, 2007.

**CI09** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Underdetermined audio source separation using fast parametric decomposition", $9^{th}$ *International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA)*, pp. 1-4, Sharjah, U.A.E, February, 2007.

**CI08** A. Aïssa-El-Bey, H. Bousbia-Salah, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Audio source separation using sparsity", $10^{th}$ *International Workshop on Acoustic Echo and Noise Control (IWAENC)*, Paris, France, September, 2006.

**CI07** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Iterative blind source separation by decorrelation : algorithm and performance analysis", $14^{th}$ *European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Florence, Italy, September, 2006.

**CI06** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "On the identifiability testing in blind source separation using resampling technique", $6^{th}$ *International Conference on Independent Component Analysis and Blind Source Separation (ICA)*, LCNS 3889, pp. 755-764, Charleston, SC, USA, March, 2006.

**CI05** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Underdetermined blind source separation of audio sources in time-frequency domain", $1^{st}$ *Signal Processing with Adaptive Spars Structured Representations (SPARS)*, vol. 1, pp. 115-118, Rennes, France, November, 2005.

**CI04** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Blind separation of audio sources convolutive mixtures using parametric decomposition", $9^{th}$ *International Workshop on Acoustic Echo and Noise Control (IWAENC)*, vol. 1, pp. 161-164, Eindhoven, Pays-Bas, September, 2005.

**CI03** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and Y. Grenier, "Blind separation of audio sources using modal decomposition", $8^{th}$ *International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA)*, vol. 2, pp. 451-454, Sydney, Australia, August, 2005.

**CI02** N. Linh-Trung, A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim and A. Belouchrani, "Underdetermined blind source separation for non-disjoint sources in time-frequency domain", $8^{th}$ *International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA)*, vol. 1, pp. 46-49, Sydney, Australia, August, 2005.

**CI01** A. Aïssa-El-Bey, M. Grebici, K. Abed-Meraim and A. Belouchrani, "Blind System Identification Using Cross-Relation Methods : Further Results And Developments", $7^{th}$ *International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA)*, vol. 1, pp. 649-652, Paris, France, July, 2003.

### 1.7.6 Articles dans des congrès nationaux avec comité de lecture

**CN07** M-R. Oularbi, S. Gazor, S. Houcke et A. Aïssa-El-Bey, "Identification de systèmes OFDM à partir de la signature des pilotes", *$23^{e}$Colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, Bordeaux, France, Septembre, 2011.

**CN06** M-R. Oularbi, F-X. Socheleau, S. Houcke et A. Aïssa-El-Bey, "Estimation du taux d'activité temps-fréquence d'un signal OFDMA pour des applications en radio-cognitive", *$23^{e}$Colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, Bordeaux, France, Septembre, 2011.

**CN05** C-T Do, A. Aïssa-El-Bey, D. Pastor et A. Goalic, "Estimation de l'aire d'ouverture de la bouche à partir d'information acoustique du signal de parole en utilisant des techniques de déconvolution aveugle", *$22^{e}$Colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, Dijon, France, Septembre, 2009.

**CN04** F-X. Socheleau, S. Houcke, P. Ciblat et A. Aïssa-El-Bey, "Identification des systèmes OFDM cognitifs basée sur les signatures pilotes cyclostationnaires", *$22^{e}$Colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, Dijon, France, Septembre, 2009.

**CN03** F-X. Socheleau, S. Houcke et A. Aïssa-El-Bey, "Estimation aveugle du taux d'activité temps-fréquence des signaux OFDMA", *$22^{e}$Colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, Dijon, France, Septembre, 2009.

**CN02** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim et Y. Grenier, "Séparation aveugle sous-déterminée de sources audio en utilisant la décomposition en paquet d'ondelettes", *$21^{e}$Colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, Troyes, France, Septembre, 2007.

**CN01** A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim et Y. Grenier, "Séparation de sources aveugle sous déterminée basée sur l'algorithme EMD (Empirical Mode Decomposition)", *20$^e$Colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, vol. 2, pp. 1233-1236, Louvain-la-neuve, Belgique, Septembre, 2005.

### 1.7.7 Rapports

**D01** F-X. Socheleau, D. Pastor and A. Aïssa-El-Bey, "A sparse model for robust noise variance estimation and application to wideband CES interception", *Collection des rapports de recherche de Télécom Bretagne, RR-2009003-SC, ISSN 1255-2275, 23p*, 2009.

# Deuxième partie
# Travaux de recherche

Chapitre 2

# Identification de canaux parcimonieux dans les systèmes multi-capteurs

Dans ce chapitre, nous présentons les travaux relatifs à l'identification de canaux parcimonieux dans les systèmes multi-capteurs. La première partie concerne l'identification aveugle de canaux parcimonieux dans les systèmes *Single-Input Multiple-Output* (SIMO) et qui a donné lieu aux publications suivantes [4–7]. La deuxième partie est le résultat de travaux que j'ai effectué lors de mon séjour d'étude au sein de Fujitsu Laboratories Ltd. au Japon [8]. Ces travaux adressent le problème d'identification aveugle et semi-aveugle des canaux parcimonieux dans les systèmes *Multiple-Input Multiple-Output* (MIMO) OFDM.

## 2.1 Introduction

Les techniques d'identification aveugle ont connu une évolution considérable ces dernières années. Cette famille de techniques a reçu beaucoup d'attention dans la littérature du traitement du signal et une pléthore de méthodes ont été proposées au cours des deux dernières décennies [9–11]. Le but principal de ces méthodes est d'identifier la réponse impulsionnelle du canal en utilisant uniquement les données observées et éventuellement une information sur l'ordre du canal. Aussi, ces méthodes peuvent être conjuguées à des techniques d'égalisation afin de retrouver le signal émis à partir des observations et de l'estimée de la réponse impulsionnelle du canal.

Les techniques d'identification aveugle peuvent généralement être classées en deux catégories principales : **(i)** méthodes basées sur les statistiques d'ordre supérieur et **(ii)** celles

basées sur les statistiques du second ordre. Bien que les méthodes d'identification aveugle d'ordre supérieur [9] ont été proposées en raison de la richesse de l'information traitée, elles nécessitent un grand nombre d'échantillons d'observation, ce qui limite leur utilisation. Par conséquent, les méthodes d'identification aveugle du second ordre [12] sont devenues plus populaires. Plusieurs études comparatives des deux familles de méthodes ont été présentées [11]. Cependant, elles ont démontré que ces techniques atteignent leurs limites, lorsque la réponse impulsionnelle du canal est très longue et parcimonieuse (par exemple dans les communications HF, l'annulation d'écho, etc.)
Dans ce chapitre, nous traiterons de l'estimation aveugle de canaux longs et parcimonieux dans les systèmes *Single-Input Multiple-Output* (SIMO) et les systèmes *Multiple-Input Multiple-Output* (MIMO). Ce modèle de canaux est souvent utilisé dans plusieurs applications de communication : dans les communications sans fils en particulier à large bande [13] et dans les communications acoustiques sous-marines [14–16].
Afin d'exploiter la nature parcimonieuse de la réponse impulsionnelle du canal, nous avons proposé l'utilisation d'estimateur du maximum a posteriori (MAP). Pour ce faire, nous avons choisi d'utiliser un modèle Gaussien généralisé pour représenter l'a priori sur la parcimonie du canal. Il en résulte un critère du MAP qui combine la fonction de coût du maximum de vraisemblance (MV) avec une contrainte en norme $\ell_p$ ($0 \leq p \leq 1$) de la réponse impulsionnelle du canal, qui est considéré comme une bonne mesure de parcimonie [17, 18].

## 2.2 Méthodes d'identification des systèmes SIMO

### 2.2.1 Formulation du problème

Considérons le modèle mathématique où les entrées et sorties du système sont discrètes, le système est entraîné par une séquence émise $s(n)$ qui est observée via $M$ séquences de sortie $x_1(n), \ldots, x_M(n)$, et le système est représenté pas $M$ filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) $h_i(n)$, pour $n = 0, \ldots, L$ et $i = 1, \ldots, M$. Un tel modèle peut être décrit comme suit :

$$\begin{cases} x_1(n) &= s(n) * h_1(n) &+ w_1(n) \\ x_2(n) &= s(n) * h_2(n) &+ w_2(n) \\ &\vdots & \\ x_M(n) &= s(n) * h_M(n) &+ w_M(n) \end{cases} \tag{2.1}$$

où $*$ représente la produit de convolution et $\boldsymbol{w}(n) = [w_1(n), \ldots, w_M(n)]^T$ est un bruit additif spatialement blanc, i.e. $\mathbb{E}[\boldsymbol{w}(n)\boldsymbol{w}(n)^H] = \sigma^2 \boldsymbol{I}_M$. Sous forme vectorielle, l'équation

(2.1) peut être réécrite comme suit :

$$\boldsymbol{x}(n) = \sum_{k=0}^{L} \boldsymbol{h}(k)s(n-k) + \boldsymbol{w}(n) \ ,$$

où $\boldsymbol{h}(z) = \sum_{k=0}^{L} \boldsymbol{h}(k)z^{-k}$ est un filtre RIF causal inconnu, dont la fonction de transfert satisfait $\boldsymbol{h}(z) \neq 0, \ \forall z$.
Étant donné un ensemble fini de vecteurs d'observation $\boldsymbol{x}(1), \ldots, \boldsymbol{x}(T)$, l'objectif est d'estimer les coefficients du vecteur canal $\boldsymbol{h} = [\boldsymbol{h}(0)^T, \cdots, \boldsymbol{h}(L)^T]^T$ à une constante scalaire près (problème inhérent d'indétermination d'échelle des techniques d'identification aveugle de systèmes [12]).
Dans ce qui suit, nous présentons les méthodes d'identification aveugle de systèmes SIMO basées sur l'hypothèse de parcimonie de la réponse impulsionnelle du canal. Par conséquent, nous commencerons par un bref rappel de la méthode du maximum de vraisemblance [10], afin de faciliter la présentation l'approche MAP et ses variantes.

### 2.2.2 Méthode du maximum de vraisemblance

La méthode du MV est une approche classique applicable à tout problème d'estimation de paramètres où la fonction de densité de probabilité des données est connue. En supposant que le vecteur de sortie du système est corrompu par un bruit blanc additif Gaussien, le vecteur des données observées peut être écrit comme suit :

$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{\mathcal{H}}_M \boldsymbol{s} + \boldsymbol{w} \tag{2.2}$$

et la densité de probabilité de $\boldsymbol{x}$ est donnée par

$$f(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{h}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{T}{2}}\sigma^T} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mathcal{H}}_M \boldsymbol{s}\|_2^2\right)$$

où $\sigma^2$ est la variance de chaque élément de $\boldsymbol{w}$. Après développement, il en résulte le critère suivant (pour plus de détails voir l'Annexe A.1)

$$\widehat{\boldsymbol{h}} = \arg\min_{\boldsymbol{h}} \left\{ \boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \left(\boldsymbol{\mathcal{G}}_M^H \boldsymbol{\mathcal{G}}_M\right)^{\#} \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h} \right\} \tag{2.3}$$

Par conséquent, l'expression (2.3) peut être résolue comme suit :

**Étape 1 :** $\widehat{\boldsymbol{h}}_c = \underset{\|\boldsymbol{h}\|_2=1}{\arg\min} \left\{ \boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h} \right\}$

**Étape 2 :** $\widehat{\boldsymbol{h}}_{MV} = \underset{\|\boldsymbol{h}\|_2=1}{\arg\min} \left\{ \boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \left(\boldsymbol{\mathcal{G}}_c^H \boldsymbol{\mathcal{G}}_c\right)^{\#} \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h} \right\}$.

Un des points faibles de cette famille de méthodes réside dans le fait qu'elle nécessite la connaissance de l'ordre du canal $L$ afin d'identifier ce dernier à une constante près. Dans le cas où l'ordre du canal est surestimé, l'identification s'effectuera à un filtre près ; c'est à dire que le canal estimé sera le résultat de la convolution du canal réel avec un filtre inconnu, ce qui le rend inexploitable. Dans ce qui suit, nous présenterons une nouvelle famille de méthodes basée sur l'exploitation du caractère parcimonieux des canaux et qui présente une robustesse à ce problème de surestimation de l'ordre du canal.

### 2.2.3 Méthode du maximum a posteriori

Dans cette section, nous introduisons la méthode du MAP pour l'estimation de canaux parcimonieux dans les systèmes SIMO. En tenant compte d'un a priori sur la distribution du canal, l'estimation de ce dernier pourra s'écrire comme suit :

$$\begin{aligned} \widehat{\boldsymbol{h}}_{MAP} &= \arg\max_{\boldsymbol{h}} \left\{ \frac{f(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{h})g(\boldsymbol{h})}{\int f(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{h}')g(\boldsymbol{h}')d\boldsymbol{h}'} \right\} && (2.4) \\ &= \arg\max_{\boldsymbol{h}} \left\{ f(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{h})g(\boldsymbol{h}) \right\} && (2.5) \end{aligned}$$

Dans l'équation (2.5), nous utilisons un a priori Gaussien généralisé pour modéliser la densité de probabilité de $\boldsymbol{h}$. Ce modèle est représenté mathématiquement dans le cas où les composantes de $\boldsymbol{h}$ sont $i.i.d$ par :

$$g(\boldsymbol{h}) = \left( \frac{p}{2\,\beta\,\Gamma\left(\frac{1}{p}\right)} \right)^{-M(L+1)} \exp\left( -\frac{\|\boldsymbol{h}\|_p^p}{\beta^p} \right) \tag{2.6}$$

où $\beta > 0$ est le paramètre d'échelle, $0 < p \leq 1$ et $\Gamma(z) = \int_0^\infty t^{z-1}e^{-t}dt,\ z > 0$, est la fonction Gamma.

Ce choix de modèle de la distribution de $\boldsymbol{h}$ permet de donner plus de poids dans le critère aux valeurs à faible amplitude, ce qui incite la solution à avoir le plus de valeurs à faible amplitude. Cela le rend idéal pour l'estimation des modèles parcimonieux.

La combinaison des équations (2.5) et (2.6) conduit à la fonction objective suivante :

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{h}) = \boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \left( \boldsymbol{\mathcal{G}}_c^H \boldsymbol{\mathcal{G}}_c \right)^{\#} \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h} + \lambda \|\boldsymbol{h}\|_p^p \tag{2.7}$$

où $\lambda = \frac{2\sigma^2}{\beta^p}$ est le paramètre de pondération qui contrôle le compromis entre l'erreur par rapport au modèle et la parcimonie. Le premier terme correspond au critère du MV et le second est un terme de pénalité, qui minimise la norme $\ell_p$ de la réponse impulsionnelle du canal $\boldsymbol{h}$.

Dés lors, la solution recherché de $\boldsymbol{h}$ est déterminée en minimisant la fonction de coût $\mathcal{J}(\boldsymbol{h})$ sous la contrainte de norme unité $\|\boldsymbol{h}\|_2 = 1$ :

$$\widehat{\boldsymbol{h}} = \arg \min_{\|\boldsymbol{h}\|_2=1} \left\{ \boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \left( \boldsymbol{\mathcal{G}}_c^H \boldsymbol{\mathcal{G}}_c \right)^{\#} \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h} + \lambda \|\boldsymbol{h}\|_p^p \right\} \tag{2.8}$$

### 2.2.4 Méthode des relations croisées parcimonieuses

Afin de simplifier l'optimisation de la fonction de coût (2.8), nous proposons de fixer la matrice de pondération $\left( \boldsymbol{\mathcal{G}}_M^H \boldsymbol{\mathcal{G}}_M \right)^{\#}$ égale à la matrice identité. Cette approximation est équivalente à la première étape de la méthode du MV qui conduit à une estimation exacte de $\boldsymbol{h}$ en absence de bruit. Par conséquent, la solution recherchée $\boldsymbol{h}$ est estimée par minimisation la fonction suivante :

$$\widehat{\boldsymbol{h}} = \arg \min_{\|\boldsymbol{h}\|_2=1} \left\{ \boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h} + \lambda \|\boldsymbol{h}\|_p^p \right\} \ . \tag{2.9}$$

où dans ce cas, le premier terme représente le critère de la méthode des relations croisées ou *cross-relations* (CR) [10, 12, 19].

### 2.2.5 Implémentation itérative

#### Optimisation par méthode du gradient

La minimisation directe de la fonction de coût donnée par (2.9) est très complexe et devient insoluble lorsque la réponse impulsionnelle du canal est longue et le nombre de canaux grand. Par conséquent, nous avons proposé d'utiliser la technique du gradient afin de résoudre ce problème de minimisation de manière efficace. Dans ce cas, la solution est estimée de manière itérative par la formule de récurrence suivante :

$$\boldsymbol{h}_{k+1} = \boldsymbol{h}_k - \mu \nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_k) \ , \tag{2.10}$$

où $\mu$ et $\nabla$ sont le pas et l'opérateur du gradient, respectivement. Le gradient de $\mathcal{J}(\boldsymbol{h})$ est donné par :

$$\nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h}) = \frac{\partial \mathcal{J}(\boldsymbol{h})}{\partial \boldsymbol{h}} = 2 \ \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M \boldsymbol{h} + \lambda \ \widetilde{\boldsymbol{h}} \ , \tag{2.11}$$

où

$$\widetilde{h}(i) = p \ \text{sign}\left(h(i)\right) \ |h(i)|^{p-1} \qquad \text{pour} \quad i = 1, \ldots, M(L+1) \ , \tag{2.12}$$

avec $\boldsymbol{\mathcal{Q}}_M = \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M$. La contrainte de norme unité permet d'éviter la solution triviale avec tous les éléments à zéro. Cependant, nous avons observé, en plus de la non-convexité du critère, que le gradient de la norme $\ell_p$ (2.12) peut diverger si $|h(i)|$ est proche de zéro pour $0 < p < 1$. Afin de pallier ce problème, nous avons introduit le paramètre $\varepsilon > 0$ dans le

but d'apporter de la stabilité au processus et de s'assurer que les valeurs d'amplitude très proche de zéro ne fassent pas diverger l'algorithme. En plus, nous considérons uniquement les cas où $(p, \varepsilon) \in \left\{(1,0),(0,\varepsilon_0)\right\}$ afin d'éviter le problème de non-convexité du critère. Sous ces conditions, l'équation de récurrence sera donnée par :

$$\boldsymbol{h}_{k+1} = \frac{\boldsymbol{h}_k - \mu\left(2\ \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M \boldsymbol{h}_k + \lambda\ \widetilde{\boldsymbol{h}}_k^{\varepsilon}\right)}{\left\|\boldsymbol{h}_k - \mu\left(2\ \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M \boldsymbol{h}_k + \lambda\ \widetilde{\boldsymbol{h}}_k^{\varepsilon}\right)\right\|_2}\ . \tag{2.13}$$

avec

$$\widetilde{h}^{\varepsilon}(i) = p\ \text{sign}\left(h(i)\right)\ \left(|h(i)| + \varepsilon\right)^{p-1} \qquad \text{pour} \quad i = 1, \ldots, M(L+1)\ , \tag{2.14}$$

**Méthode de gradient à pas optimal**

Afin d'éviter les problèmes de divergence de l'algorithme du gradient, il est recommandé de choisir un pas d'adaptation $\mu$ petit au détriment de la vitesse de convergence. Dans cette section, nous proposons une méthode pour l'optimisation du pas d'adaptation $\mu$ et ainsi avoir une méthode de gradient à pas optimal.
Pour trouver le pas optimal $\mu$ pour chaque itération du gradient, nous proposons d'utiliser une technique de recherche linéaire. Plus précisément, nous proposons d'optimiser le critère $\mathcal{J}$ par rapport au pas $\mu$ à chaque itération.

$$\mu = \arg\min_{\mu} \left\{\mathcal{J}\left(\boldsymbol{h} - \mu \nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h})\right)\right\}\ . \tag{2.15}$$

Il en résulte que le critère à l'itération $(k+1)$ peut être réécrit comme suit :

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{h}_{k+1}) = \|\boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h}_{k+1}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{h}_{k+1}\|_p^p \tag{2.16}$$

en remplaçant $\boldsymbol{h}_{k+1}$ par l'expression donnée par (2.10), alors l'équation (2.16) s'écrira :

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{h}_{k+1}) = \|\boldsymbol{\mathcal{X}}_M \left(\boldsymbol{h}_k - \mu \nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_k)\right)\|_2^2 + \lambda \left\|\boldsymbol{h}_k - \mu \nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_k)\right\|_p^p$$

on prenant la dérivé de $\mathcal{J}(\boldsymbol{h}_{k+1})$ par rapport à $\mu$ :

$$\frac{\partial \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_{k+1})}{\partial \mu} = \mathcal{G}(\mu) = \left[\mu(2\nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_k)^H \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M - \lambda\ \boldsymbol{\gamma}_k^H) - 2\boldsymbol{h}_k^H \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M\right] \nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_k)\ ,$$

où

$$\gamma(i) = p\ sign\left(h(i) - \mu \nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h})(i)\right) \left|h(i) - \mu \nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h})(i)\right|^{p-1} \qquad \text{pour} \quad i = 1, \ldots, M(L+1)\ .$$

Donc, le pas optimal à chaque itération sera obtenu sous la forme récursive suivante :

$$\mu_k = \mu_{k-1} - \mathcal{G}(\mu_{k-1}) \frac{\mu_{k-1} - \mu_{k-2}}{\mathcal{G}(\mu_{k-1}) - \mathcal{G}(\mu_{k-2})}\ ,$$

où nous avons utilisé une approche de type Newton approximé pour résoudre (2.15).

### Optimisation par la méthode de Newton

Pour aller un peu plus loin, nous avons également proposé une variante de l'algorithme avec une optimisation par la méthode de Newton. En effet, cette technique offrira une vitesse de convergence plus accrue. Cependant, elle soufre de son coût de calcul élevé dû à l'inversion de la matrice Hessienne à chaque itération.

$$\boldsymbol{h}_{k+1} = \boldsymbol{h}_k - [\nabla^2 \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_k)]^{-1} \nabla \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_k) \ ,$$

où $\nabla^2 \mathcal{J}(\boldsymbol{h})$ représente la matrice Hessienne de $\mathcal{J}(\boldsymbol{h})$ par rapport à $\boldsymbol{h}$. Afin de calculer cette matrice Hessienne, il est nécessaire de dériver la fonction sign( $\cdot$ ). Comme la fonction sign( $\cdot$ ) est une fonction discontinue en zéro et donc non-dérivable, nous proposons d'utiliser l'approximation suivante :

$$\text{sign}(x) \approx \tanh(\theta\, x) \ .$$

Pour des valeurs très grandes de $\theta$, cette approximation permet à la pénalité de rester continue et dérivable deux fois au voisinage de zéro. Ainsi, en dérivant l'équation (2.11) par rapport à $\boldsymbol{h}$ et en prenant en compte le paramètre de régularisation, on obtient l'expression suivante de la matrice Hessienne :

$$\nabla^2 \mathcal{J}(\boldsymbol{h}_k) = 2\ \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M + \lambda\ \text{diag}(\overline{\boldsymbol{h}}_k^{\varepsilon}) \ , \tag{2.17}$$

où

$$\overline{h}_k^{\varepsilon}(i) = p\,(\theta\ \cosh^{-2}(\theta\, h_k(i))\ |h_k(i)+\varepsilon|^{p-1} + (p-1)\ |h_k(i)+\varepsilon|^{p-2}) \qquad \text{pour} \quad i = 1, \ldots, M(L+1) \ .$$

A partir de ce résultat, l'équation de mise à jour devient alors :

$$\boldsymbol{h}_{k+1} = \frac{\boldsymbol{h}_k - \left(2\ \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M + \lambda\ \text{diag}(\overline{\boldsymbol{h}}_k^{\varepsilon})\right)^{-1} \left(2\ \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M \boldsymbol{h}_k + \lambda\ \widetilde{\boldsymbol{h}}_k^{\varepsilon}\right)}{\left\| \boldsymbol{h}_k - \left(2\ \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M + \lambda\ \text{diag}(\overline{\boldsymbol{h}}_k^{\varepsilon})\right)^{-1} \left(2\ \boldsymbol{\mathcal{Q}}_M \boldsymbol{h}_k + \lambda\ \widetilde{\boldsymbol{h}}_k^{\varepsilon}\right) \right\|_2} \ .$$

### Optimisation du paramètre de régularisation $\lambda$

Pour compléter l'étude algorithmique, nous avons proposé aussi d'optimiser le paramètre de régularisation $\lambda$. Pour ce faire, nous avons proposé d'exploiter l'interprétation théorique de ce paramètre donnée par l'approche MAP. En effet, en observant l'équation (2.7), on remarque que le paramètre de régularisation $\lambda$ est égal au rapport entre la variance du bruit et la paramètre $\beta$ :

$$\lambda = \frac{2\,\sigma^2}{\beta^p} \ .$$

Par conséquent, il est possible d'estimer le paramètre $\lambda$ en estimant la variance du bruit $\sigma^2$ et le paramètre $\beta$. Pour l'estimation de la variance du bruit, il est possible d'exploiter la diversité spatio-temporelle des systèmes SIMO en utilisant les critères d'information de type Akaike. Ces techniques permettent d'obtenir une information sur les dimensions du sous-espace signal et du sous-espace bruit et donc d'estimer la variance du bruit comme étant la moyenne des valeurs propres associées au sous-espace bruit [20, 21].
Une fois la variance du bruit estimée, nous avons proposé de mettre à jour le paramètre $\lambda$ à chaque itération via la formule suivante :

$$\lambda_k = \frac{2\,\widehat{\sigma}^2}{\widehat{\beta}_k^p} \tag{2.18}$$

où $\widehat{\beta}_k$ est estimé à chaque itération comme étant une fonction de l'estimateur empirique du moment absolu d'ordre 1 du vecteur $\boldsymbol{h}_k$ :

$$\widehat{\beta}_k = \frac{\Gamma(\frac{1}{p})}{\Gamma(\frac{2}{p})\,M\,(L+1)} \sum_{i=1}^{M(L+1)} |h_k(i)|$$

**Discussion**

Nous avons introduit dans la section précédente de nouveaux critères d'identification aveugle de systèmes SIMO utilisant des fonctions de régularisation en norme $\ell_p$, où le paramètre $p$ représente le degré de parcimonie du vecteur désiré. En d'autre termes, plus $p$ est proche de 0, plus le vecteur estimé est parcimonieux. Malheureusement, ces critères ne sont convexes que pour des valeurs de $p \geq 1$. Cependant, nous avons introduit le paramètre $\varepsilon > 0$ dans le but d'apporter de la stabilité au processus et de s'assurer que les valeurs d'amplitude très proches de zéro ne fassent pas diverger l'algorithme. De plus, le critère devient convexe pour $p = 0$ et une valeur $\varepsilon > 0$. Cette affirmation est confirmée par les travaux de E.J Candès et al. [22] où ils ont introduit une nouvelle mesure nommée norme $\ell_1$ repondérée. En effet, nous avons constaté que la dérivée de la norme $\ell_1$ repondérée est identique au cas où $p = 0$ avec une valeur $\varepsilon > 0$, ce qui donne une justification théorique à cette mesure ainsi qu'une solution optimisée pour le calcul du paramètre $\varepsilon$. Dans [22], il est proposé de mettre à jour le paramètre $\varepsilon$ à chaque itération comme suit :

$$\varepsilon = \max\left\{ |h_k|_{(i_0)}, 10^{-3} \right\}$$

où $|h_k|_{(i)}$ désigne une réorganisation des $|h_k(i)|$ en ordre décroissant et

$$i_0 = \left\lceil \frac{1}{4} \frac{M(L+1)}{\log(T-L-1) - \log(M(L+1))} \right\rceil$$

avec $\lceil \cdot \rceil$ représente l'opérateur d'arrondi vers le plus petit entier supérieur.

**Résultats de simulation**

Dans cette section, nous présentons quelques résultats de simulation afin d'évaluer les performances des algorithmes d'identification aveugle proposés. Nous considérons un système SIMO avec $M = 3$ antennes à la réception où pour chaque antenne la fonction de transfert du canal est polynomiale de degré $L = 128$. La réponse impulsionnelle du canal est une séquence de variables aléatoires parcimonieuses générée suivant une loi Bernoulli-Gaussienne [17] :

$$f(h_i) = p_i\,\delta(h_i) + \frac{1-p_i}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}}\exp\left(-h_i^2/2\sigma_i^2\right)$$

tel que $p_i = 0.9$ et $\sigma_i = 1$. Le signal d'entrée est une séquence QPSK *i.i.d* de taille $T = 1024$. L'observation est corrompue par un bruit additif blanc Gaussien de variance $\sigma^2$ choisi tel que le rapport signal sur bruit $SNR = \frac{\|\boldsymbol{h}\|^2}{\sigma^2}$ varie dans la plage $[5, 50]$ dB. Le paramètre de régularisation est choisi tel que $\lambda = 1$. Les performances sont estimées pour $N_r = 200$ réalisations de Monte-Carlo par le critère de l'erreur quadratique moyenne normalisée (où NMSE pour *Normalized Mean-Square Error*) :

$$\begin{aligned} NMSE &= \frac{1}{N_r}\sum_{r=1}^{N_r}\min_{\alpha_r}\left(\frac{\|\alpha_r\,\widehat{\boldsymbol{h}}_r - \boldsymbol{h}\|^2}{\|\boldsymbol{h}\|^2}\right) \\ &= \frac{1}{N_r}\sum_{r=1}^{N_r} 1 - \left(\frac{\widehat{\boldsymbol{h}}_r^H\boldsymbol{h}}{\|\widehat{\boldsymbol{h}}_r\|\,\|\boldsymbol{h}\|}\right)^2, \end{aligned}$$

où $\widehat{\boldsymbol{h}}_r$ représente le vecteur des coefficients du canal estimé à la $r^{\text{e}}$ réalisation Monte-Carlo et $\alpha_r$ est le facteur de compensation de l'indétermination d'échelle inhérente aux méthodes d'identification aveugle. Nous utiliserons l'acronyme SCR (*Sparse Cross-Relations*) pour l'algorithme des relations croisées exploitant la parcimonie du canal.

Dans la figure 2.1, l'erreur quadratique moyenne normalisée est représentée en fonction du SNR pour les algorithmes CR et SCR. Il apparaît clairement que l'algorithme SCR surpasse la version standard en terme de performance, particulièrement pour les valeurs modérées et élevées du SNR.

Dans la figure 2.2, nous représentons les mêmes critères de performance pour les algorithmes MV et MAP que ceux représentés dans la figure 2.1. Nous aboutissons aux mêmes conclusions, c'est à dire que l'algorithme MAP a de meilleures performances que la version MV.

Dans les figures 2.3 et 2.4, nous traçons l'évolution de la fonction de coût en dB en fonction du nombre d'itérations pour la méthode du gradient à pas fixe, à pas optimal et la méthode de Newton. Ces courbes nous permettent d'analyser la vitesse de convergence des différentes techniques d'optimisation proposées. Ainsi, nous pouvons conclure que la

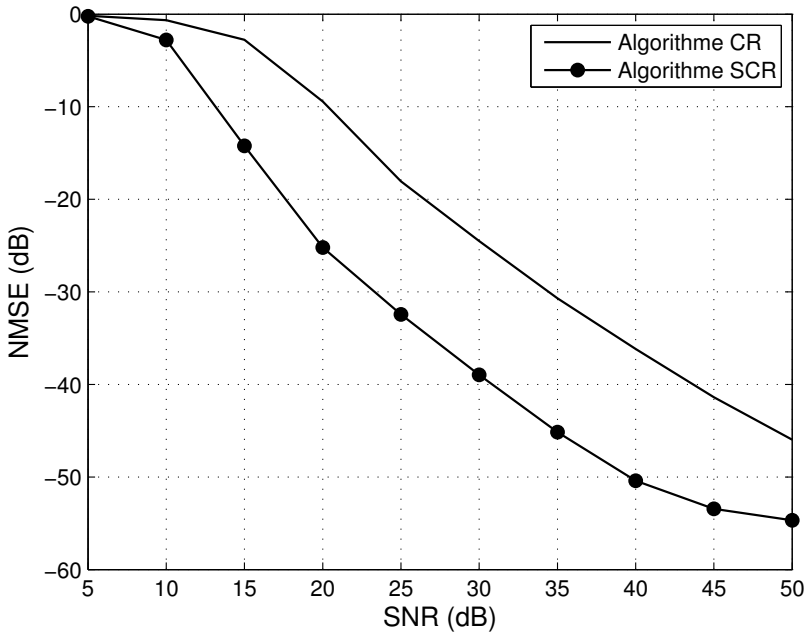



FIGURE 2.1 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison entre l'algorithme CR et l'algorithme CR parcimonieux (SCR).

méthode du gradient à pas optimal peut représenter un bon compromis entre vitesse de convergence et complexité, même si la méthode de Newton est nettement plus performante en terme de vitesse de convergence, quoiqu'elle nécessite l'inversion de la matrice Hessienne à chaque itération.

La figure 2.5 représente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne normalisée en dB en fonction de la surestimation de l'ordre du canal pour l'algorithme SCR et pour différentes valeurs du SNR. En effet, dans cette simulation, nous avons supposé que l'ordre du canal est inconnu ou mal estimé, mais que l'utilisateur a une information sur une borne supérieure de l'ordre du canal. Nous observons donc que l'algorithme SCR montre une robustesse en terme de performance par rapport à cette erreur d'estimation. Cette robustesse peut être expliquée par le fait que la méthode SCR en raison de la contrainte de parcimonie convergera vers la solution avec le plus de zero. Contrairement à la méthode CR où l'estimé du canal sera obtenue à un filtre près.

Dans la figure 2.6, nous représentons l'évolution de l'erreur quadratique moyenne normalisée en dB en fonction du SNR pour différentes valeurs du paramètre de régularisation $\lambda$. Nous observons qu'en fonction du SNR, la valeur du $\lambda$ optimal varie. Plus précisément, la valeur de $\lambda$ est inversement proportionnelle au SNR. Par conséquent, nous avons présenté

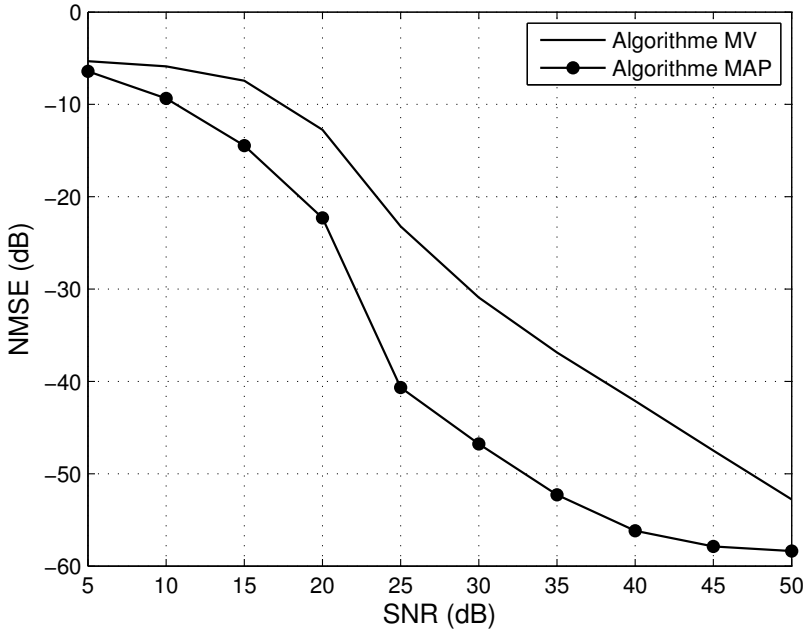



FIGURE 2.2 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison entre l'algorithme MV et l'algorithme MAP.

dans la Section 2.2.5 une approche d'optimisation du paramètre de régularisation $\lambda$.

Les courbes de la figure 2.7 représentent les performances des algorithmes CR et SCR et de l'algorithme SCR avec l'optimisation du paramètre de régularisation $\lambda$ en fonction du SNR. Il apparaît que l'optimisation du paramètre de régularisation a un impact sur l'amélioration des performances en particulier pour les valeurs faibles de SNR.

Nous avons également souhaité illustrer l'application de l'approche proposée dans un contexte plus réel. Pour ce faire, nous avons utilisé pour la simulation de la figure 2.8 une réponse impulsionnelle de canal issue d'une application de communication acoustique sous-marine. Cette réponse impulsionnelle a été mesurée entre un AUV (*Autonomous Underwater Vehicle*) et un récepteur doté de 4 capteurs placés sur un navire en dérive. L'AUV transmet vers le navire, qui est à 400 m de distance, un signal acoustique d'une fréquence porteuse de 35.4 kHz et d'une bande passante de 6.9 kHz. L'AUV est en immersion de 15 m dans une position où la profondeur est de 25 m. Les résultats obtenus dans cette simulation confirment que les hypothèses de parcimonie utilisées dans ce contexte apportent une amélioration significative des performances d'identification du canal.

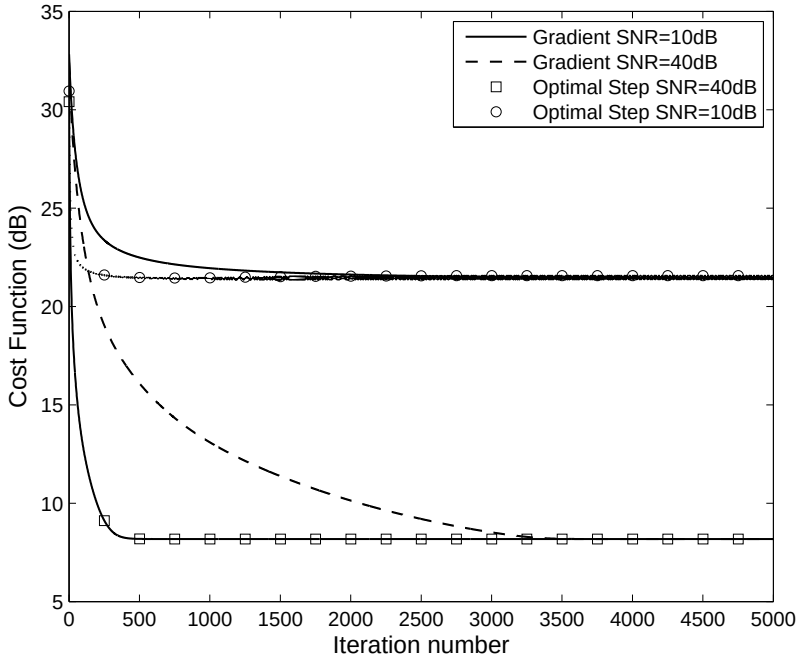



FIGURE 2.3 – Évolution de la fonction de coût en dB en fonction du nombre d'itérations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Comparaison de la vitesse de convergence entre le Gradient et le Gradient à pas optimisé pour l'algorithme SCR.

### 2.2.6 Implémentation adaptative

Afin que l'identification aveugle de canaux soit utilisable dans des applications temps réel, il est impératif que l'algorithme proposé soit le plus simple possible et qu'il puisse être mis en œuvre de manière adaptative notamment pour le traitement de canaux non-stationnaires. Dans cette section, nous présentons une version adaptative de la méthode des relations croisées parcimonieuses via les algorithmes LMS (*least mean square*) et NLMS (*normalized least mean square*).
Dans le cas adaptatif, le critère de la méthode des relations croisées parcimonieuses peut s'écrire sous la forme suivante

$$\overline{\mathcal{J}}(\boldsymbol{h}) = \boldsymbol{h}^H \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)\boldsymbol{h} \ + \lambda \|\boldsymbol{h}\|_p^p \,, \tag{2.19}$$

où

$$\overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n) = \gamma\, \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n-1) + \overline{\boldsymbol{\mathcal{X}}}_M^H(n)\overline{\boldsymbol{\mathcal{X}}}_M(n) \ ,$$

et $\overline{\boldsymbol{\mathcal{X}}}_M(n)$ est construit comme suit :

$$\overline{\boldsymbol{\mathcal{X}}}_2(n) = [\overline{\boldsymbol{x}}_2(n), \ -\overline{\boldsymbol{x}}_1(n)] \tag{2.20}$$

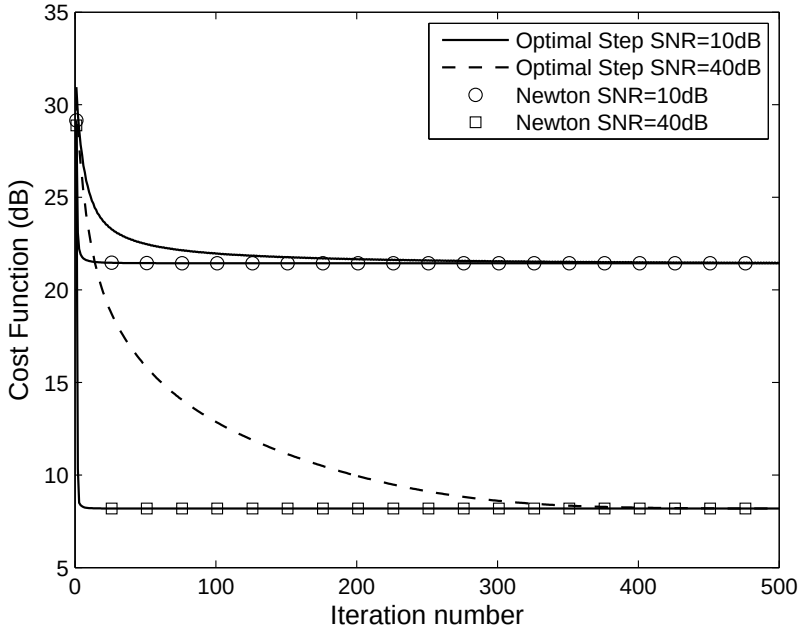



FIGURE 2.4 – Évolution de la fonction de coût en dB en fonction du nombre d'itérations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Comparaison de la vitesse de convergence entre le Gradient à pas optimisé et le Newton pour l'algorithme SCR.

et

$$\overline{\boldsymbol{\mathcal{X}}}_k(n) = \left[\begin{array}{ccc|c} \multicolumn{3}{c|}{\overline{\boldsymbol{\mathcal{X}}}_{k-1}(n)} & \mathbf{0} \\ \hline \overline{\boldsymbol{x}}_k(n) & & \mathbf{0} & -\overline{\boldsymbol{x}}_1(n) \\ & \ddots & & \vdots \\ \mathbf{0} & & \overline{\boldsymbol{x}}_k(n) & -\overline{\boldsymbol{x}}_{k-1}(n) \end{array}\right] \tag{2.21}$$

avec $k = 3, \ldots, M$ et :

$$\overline{\boldsymbol{x}}_k(n) = \left[\begin{array}{ccc} x_k(n) & \ldots & x_k(n-L) \end{array}\right] . \tag{2.22}$$

Par conséquent, la solution désirée pour $\boldsymbol{h}$ est déterminée en minimisant la fonction de coût. La solution LMS est donc donnée par la relation adaptative suivante :

$$\boldsymbol{h}_{n+1} = \frac{\boldsymbol{h}_n - \mu\left(2\,\overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)\,\boldsymbol{h}_n + \lambda\,\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)}{\left\|\boldsymbol{h}_n - \mu\left(2\,\overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)\,\boldsymbol{h}_n + \lambda\,\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)\right\|_2} . \tag{2.23}$$

où

$$\widetilde{h}_n^{\varepsilon}(i) = \mathrm{sign}\left(h_n(i)\right)\ \left(|h_n(i)| + \varepsilon\right)^{p-1} \qquad \text{pour} \quad i = 1, \ldots, M(L+1) , \tag{2.24}$$

Cependant, l'algorithme LMS souffre d'une faible vitesse de convergence. L'algorithme NLMS [23] est une variante tout aussi simple, mais plus robuste et plus efficace que l'algorithme LMS. Il présente un meilleur équilibre entre simplicité et performance.

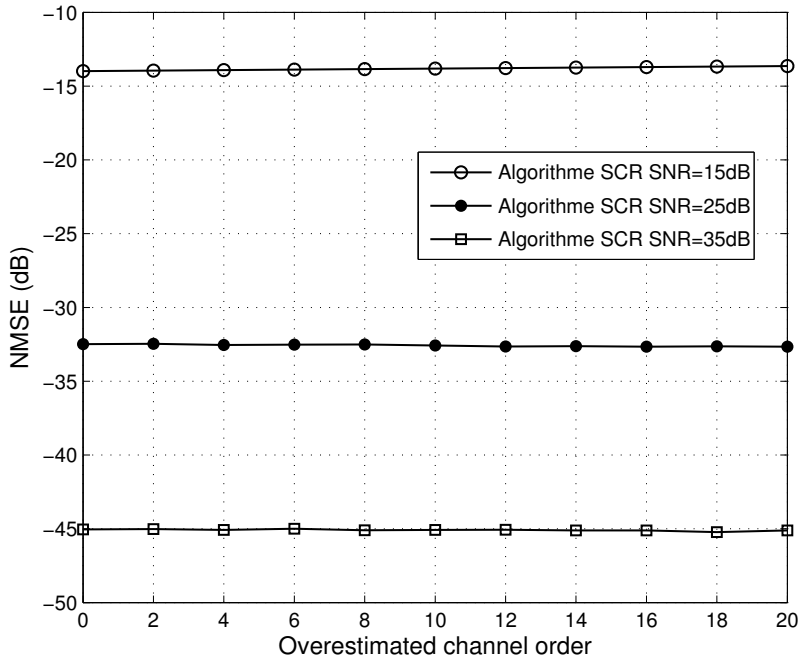



FIGURE 2.5 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction de la surestimation de l'ordre du canal pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Performances de l'algorithme SCR pour différentes valeurs de SNR.

Ainsi, nous proposons dans ce qui suit, une approche NLMS pour l'optimisation du critère des relations croisées parcimonieuses. Un moyen simple de présenter l'approche est de définir une métrique d'ajustement entre les vecteurs $\boldsymbol{h}_{n+1}$ et $\boldsymbol{h}_n$ et de la minimiser par la suite [23]. Cette métrique peut être choisie dans notre cas comme suit :

$$\mathcal{L}\left[\boldsymbol{h}_{n+1}\right] = d\left[\boldsymbol{h}_{n+1}, \boldsymbol{h}_n\right] \,+\, \mu\, \boldsymbol{h}_{n+1}^H \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n) \boldsymbol{h}_{n+1} \,+\, \lambda \|\boldsymbol{h}_{n+1}\|_p^p$$

où $d\left[\boldsymbol{h}_{n+1}, \boldsymbol{h}_n\right]$ est la mesure de distance entre la nouvelle et l'ancienne estimation du vecteur canal et $\mu$ une constante positive. Afin de minimiser $\mathcal{L}\left[\boldsymbol{h}_{n+1}\right]$ dans le cas d'une distance Euclidienne quadratique, il est nécessaire de résoudre l'équation suivante :

$$\frac{\partial \mathcal{L}\left[\boldsymbol{h}_{n+1}\right]}{\partial \boldsymbol{h}_{n+1}} = 2\,\left(\boldsymbol{h}_{n+1} - \boldsymbol{h}_n\right) \,+\, 2\mu\, \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n) \boldsymbol{h}_{n+1} \,+\, \lambda\, \widetilde{\boldsymbol{h}}_{n+1} = \boldsymbol{0} \tag{2.25}$$

Pour éviter les problèmes de divergence de la dérivée de la norm $\ell_p$, on remplace $\widetilde{\boldsymbol{h}}_{n+1}$ par $\widetilde{\boldsymbol{h}}_{n+1}^{\varepsilon}$, et en utilisant l'approximation suivante $\widetilde{\boldsymbol{h}}_{n+1}^{\varepsilon} \approx \widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}$ on obtient que

$$\boldsymbol{h}_{n+1} = \left(\boldsymbol{I} + \mu \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)\right)^{-1} \left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2} \widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right) \,. \tag{2.26}$$

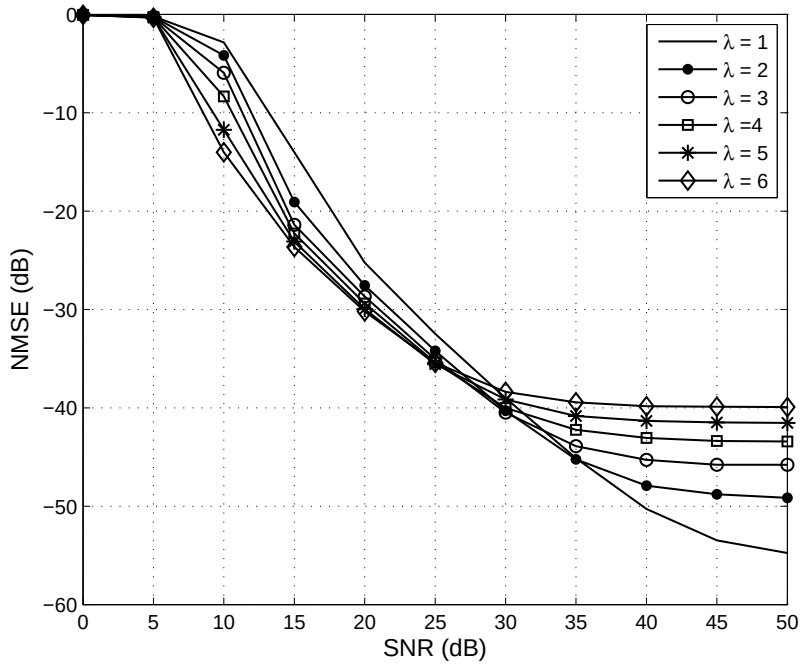



FIGURE 2.6 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Comparaison des performances de l'algorithme SCR pour différentes valeurs du paramètre de régularisation $\lambda$.

En prenant en compte la contrainte des relations croisées, l'équation (2.26) peut être réécrite comme suit :

$$\left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)^H \left(\boldsymbol{I} + \mu\overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)\right)^{-1}\overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)\left(\boldsymbol{I} + \mu\overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)\right)^{-1}\left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right) = 0\ . \tag{2.27}$$

En utilisant le développement au premier ordre de la matrice inverse, nous observons que la solution optimale par rapport à $\mu$ est la solution positive de l'équation du second ordre suivante :

$$\mu^2\ -\ 2\,a\,\mu\ +\ b = 0$$

où

$$a = \frac{\left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)^H \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)^2 \left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)}{\left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)^H \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)^3 \left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)}$$

et

$$b = \frac{\left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)^H \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n) \left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)}{\left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)^H \overline{\boldsymbol{\mathcal{Q}}}(n)^3 \left(\boldsymbol{h}_n - \frac{\lambda}{2}\widetilde{\boldsymbol{h}}_n^{\varepsilon}\right)}$$

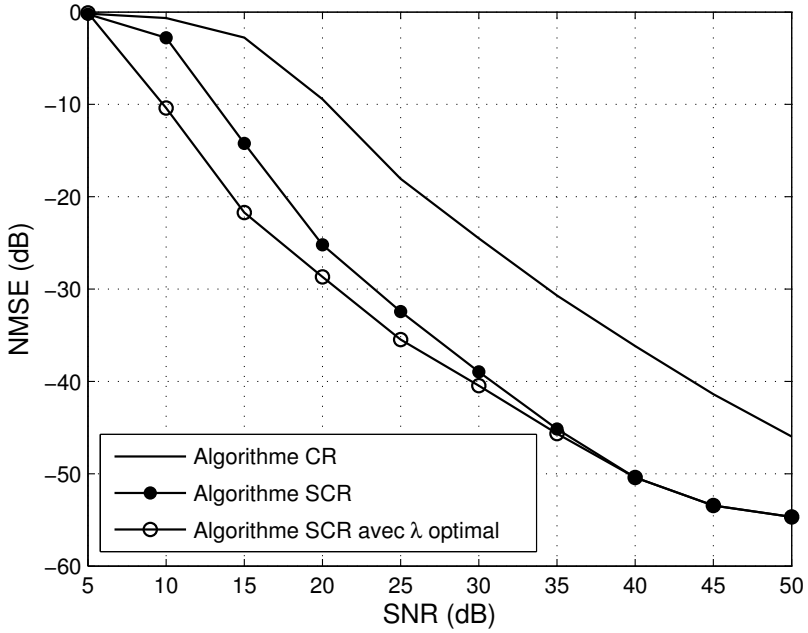



FIGURE 2.7 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : Comparaison des performances des algorithmes CR et SCR et de l'algorithme SCR avec l'optimisation du paramètre de régularisation $\lambda$.

**Résultats de simulation**

Dans cette section, nous présentons des résultats de simulation des algorithmes décrits dans la Section 2.2.6. Nous considérerons le même contexte de simulation que celui présenté dans la Section 2.2.5 à l'exception de l'ordre des canaux qui est choisi tel que $L = 32$. Pour la version adaptative de l'algorithme SCR, nous utiliserons les notations SCR1 et SCR2 pour définir l'algorithme SCR avec les paramètres $(p, \varepsilon) = (1, 0)$ et $(p, \varepsilon) = (0, \varepsilon_0)$ respectivement.

Dans les figures 2.9 et 2.10, nous représentons la variation de l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du nombre d'itérations pour les valeurs de SNR 20dB et 50dB respectivement. Dans chaque figure, nous traçons les courbes relatives aux performances des algorithmes CR, SCR1 et SCR2 dans leurs versions LMS et NLMS. Nous observons clairement l'avantage de l'algorithme SCR2 dans sa version NLMS en terme de vitesse de convergence et d'erreur résiduelle. De plus, la complexité additionnelle de cette méthode est négligeable par rapport à la complexité de la méthode standard.

Aussi, nous avons souhaité illustrer la robustesse de la version adaptative de l'algorithme SCR par rapport à la surestimation de l'ordre du canal. En effet, nous avions observé

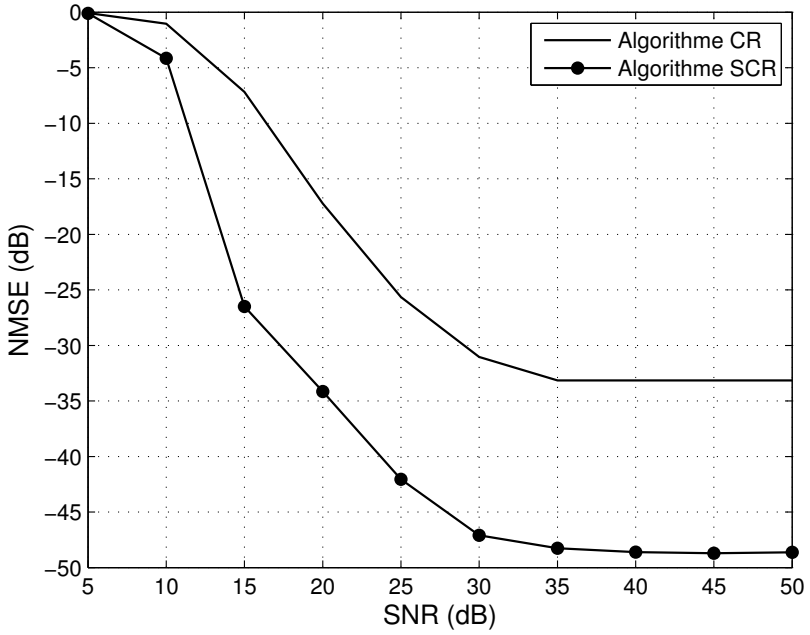



FIGURE 2.8 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système SIMO avec 4 antennes à la réception en utilisant un canal réel estimé dans une application en communication acoustique sous-marine : Comparaison des performances des algorithmes CR et SCR.

dans la Section 2.2.5 que la version récursive de l'algorithme présentait une robustesse par rapport à la surestimation de l'ordre du canal contrairement à l'algorithme CR standard. Ainsi, nous avons représenté dans la figure 2.11 l'évolution des performances de l'algorithme SCR2 avec le bon ordre du canal et une surestimation de l'ordre du canal de 10 coefficients. On observe que mise à part un léger ralentissement de la vitesse de convergence dû essentiellement à l'augmentation du nombre de paramètres à estimer, l'algorithme converge vers le même niveau d'erreur résiduelle. Ce qui montre encore une fois la robustesse d'une telle approche par rapport à la surestimation de l'ordre du canal.

Quant à la figure 2.12, elle illustre la comparaison des performances de l'algorithme SCR2 avec deux ordres différents de canal, $L = 32$ et $L = 64$. On observe un comportement similaire à celui observé pour les résultats de la figure 2.11, c'est à dire un ralentissement de la vitesse de convergence en raison de l'augmentation du nombre de paramètres à estimer mais une conservation de la qualité de l'estimation.

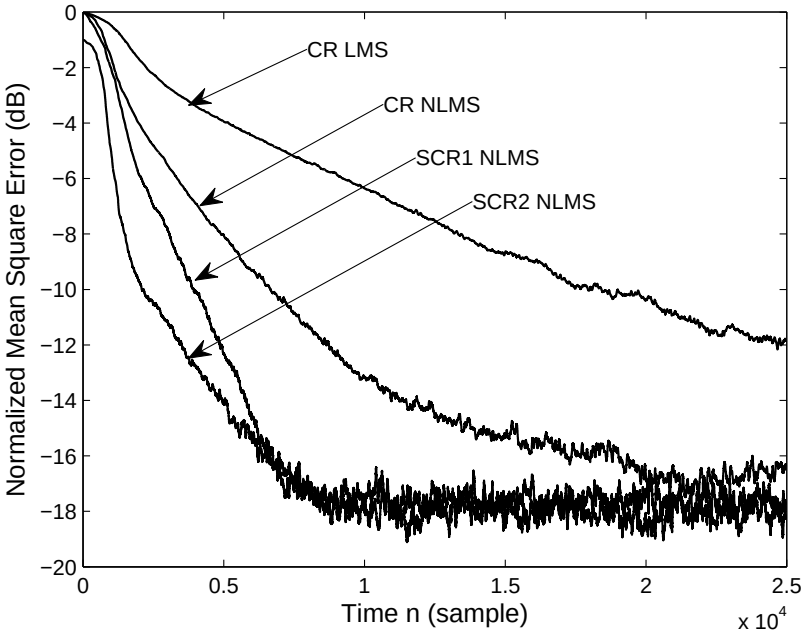



FIGURE 2.9 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du nombre d'observations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison de la vitesse de convergence entre les algorithmes CR, SCR1 et SCR2 pour un SNR de 20dB.

## 2.3 Méthodes d'identification des systèmes MIMO-OFDM

Récemment, un intérêt croissant a été constaté autour des techniques de modulation permettant d'obtenir des hauts débits sur des canaux sans fil à large bande. Cet intérêt se justifie par le grand champs d'applications possibles ; Internet sans fil, applications multimédia sans fil et futures générations de systèmes de communication mobiles. Par conséquent, l'OFDM (*Orthogonal frequency-division multiplexing*) s'est imposé comme une solution incontournable du fait de sa facilité de mise en œuvre ainsi que la simplification de l'étape d'égalisation dans le cas de canaux sélectifs en fréquence [24, 25]. De plus, la combinaison de l'OFDM avec des systèmes de communications MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) permet d'augmenter la capacité du canal de communication [26–29], et ainsi d'obtenir un système capable d'assurer des transmissions à très-haut débit [28–32]. Dans les systèmes MIMO-OFDM, la détection cohérente du signal requiert une estimation fiable de la réponse impulsionnelle du canal entre l'émetteur et le récepteur. Ce canal peut être estimé en envoyant une séquence d'apprentissage (ou séquence pilote) qui est, dans certains cas, de taille non-négligeable [33, 34]. Aussi, la transmission de séquence

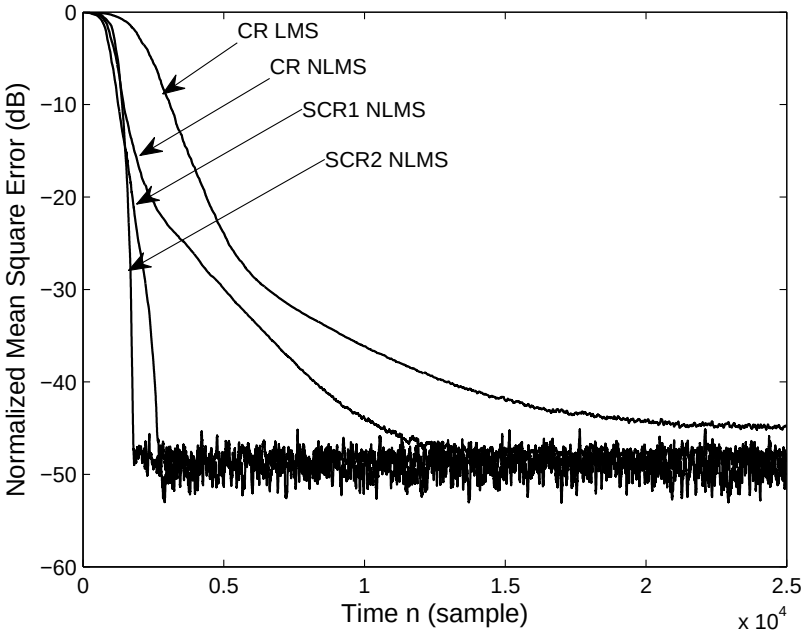



FIGURE 2.10 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du nombre d'observations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison de la vitesse de convergence entre les algorithmes CR, SCR1 et SCR2 pour un SNR de 50dB.

d'apprentissage n'est pas souhaitable pour certain système de communication [35, 36]. Ainsi, l'identification aveugle de canaux pour les systèmes MIMO-OFDM est devenue un domaine de recherche actif ces dernières années.
Dans la suite de cette section, nous présenterons les travaux relatifs à l'exploitation de la nature parcimonieuse de la réponse impulsionnelle du canal de transmission dans les systèmes MIMO-OFDM. Ce qui a non seulement permis l'amélioration de la qualité de l'estimation du canal, mais aussi, dans le cas semi-aveugle, de réduire significativement la taille des pilotes et d'augmenter donc le débit utile.

### 2.3.1 Modélisation des systèmes MIMO-OFDM

Dans cette section, nous allons décrire un modèle de système MIMO-OFDM avec $M_T$ antennes à l'émission et $M_R$ antennes à la réception (voir figure 2.13). Le signal en bande de base du signal OFDM entre la $t^{\text{e}}$ antenne à l'émission et la $r^{\text{e}}$ antenne à la réception après la démodulation OFDM, peut s'écrire comme :

$$y_r(n,k) = \sum_{t=1}^{M_T} g_{tr}(n,k) d_t(n,k) \; + \; w_r(n,k) \; , \tag{2.28}$$

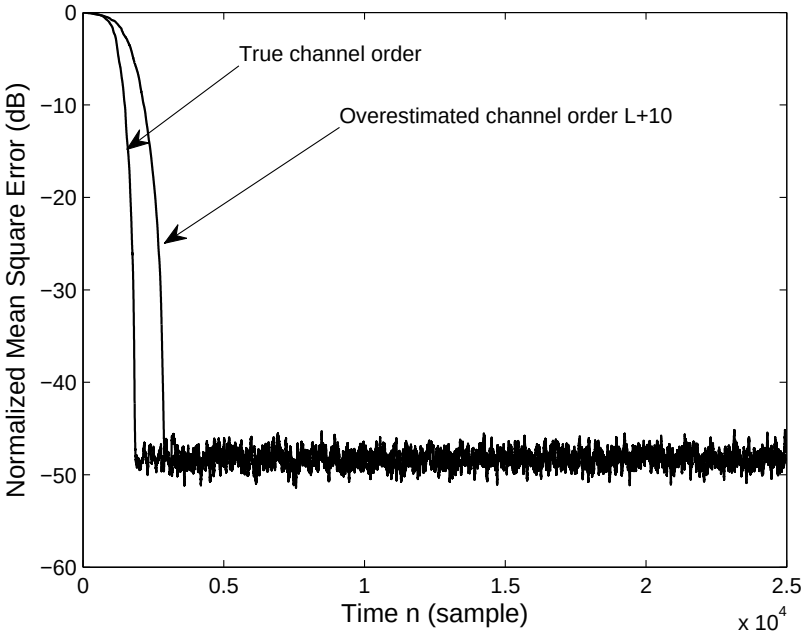



FIGURE 2.11 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du nombre d'observations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison des performances de l'algorithme SCR2 avec et sans surestimation de l'ordre du canal.

où les indices $k$, $n$ se réfèrent à la sous-porteuse et au temps, respectivement ; $g$ représente le canal, $w$ le bruit et $d$ les symboles de données. En formant les vecteurs

$$\boldsymbol{y}(n,k) = [y_1(n,k) \ \ldots \ y_{M_R}(n,k)] \tag{2.29}$$

$$\boldsymbol{d}(n,k) = [d_1(n,k) \ \ldots \ d_{M_T}(n,k)] \tag{2.30}$$

$$\boldsymbol{w}(n,k) = [w_1(n,k) \ \ldots \ w_{M_R}(n,k)] \tag{2.31}$$

et la matrice

$$\boldsymbol{G}(n,k) = \begin{bmatrix} g_{11}(n,k) & \ldots & g_{1M_R}(n,k) \\ \vdots & & \vdots \\ g_{M_T1}(n,k) & \ldots & g_{M_TM_R}(n,k) \end{bmatrix} \tag{2.32}$$

nous obtenons alors le modèle suivant :

$$\boldsymbol{y}(n,k) = \boldsymbol{d}(n,k)\boldsymbol{G}(n,k) \ + \ \boldsymbol{w}(n,k) \tag{2.33}$$

En collectant les $K$ porteuses du symbole OFDM, nous pouvons réécrire l'équation précédente comme suit :

$$\boldsymbol{Y}(n) = \sum_{l=0}^{L} \boldsymbol{\Phi}^l \boldsymbol{D}(n)\boldsymbol{H}(n,l) \ + \ \boldsymbol{W}(n) = \boldsymbol{\Delta}(n)\boldsymbol{H}(n) \ + \ \boldsymbol{W}(n) \tag{2.34}$$

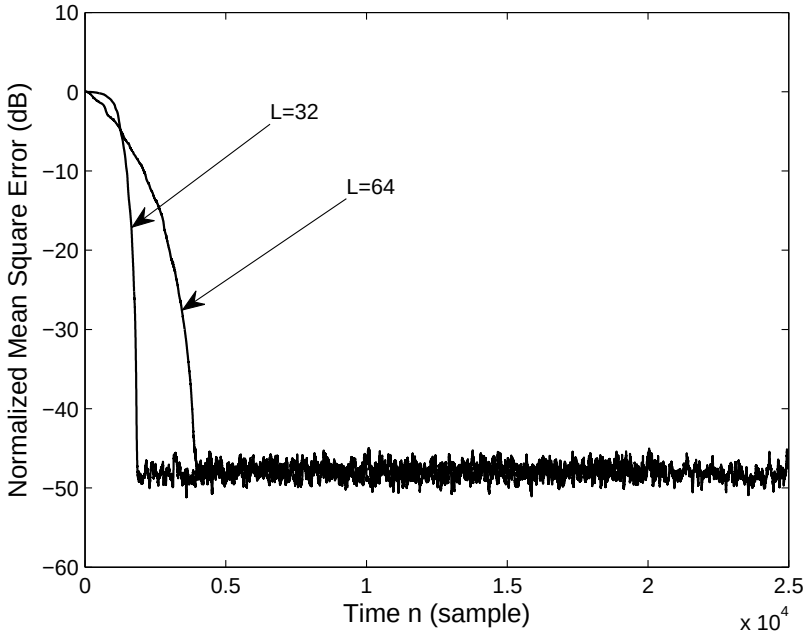



FIGURE 2.12 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du nombre d'observations pour un système SIMO avec 3 antennes à la réception : comparaison des performances de l'algorithme SCR2 pour différent ordre du canal et un SNR de 50dB.

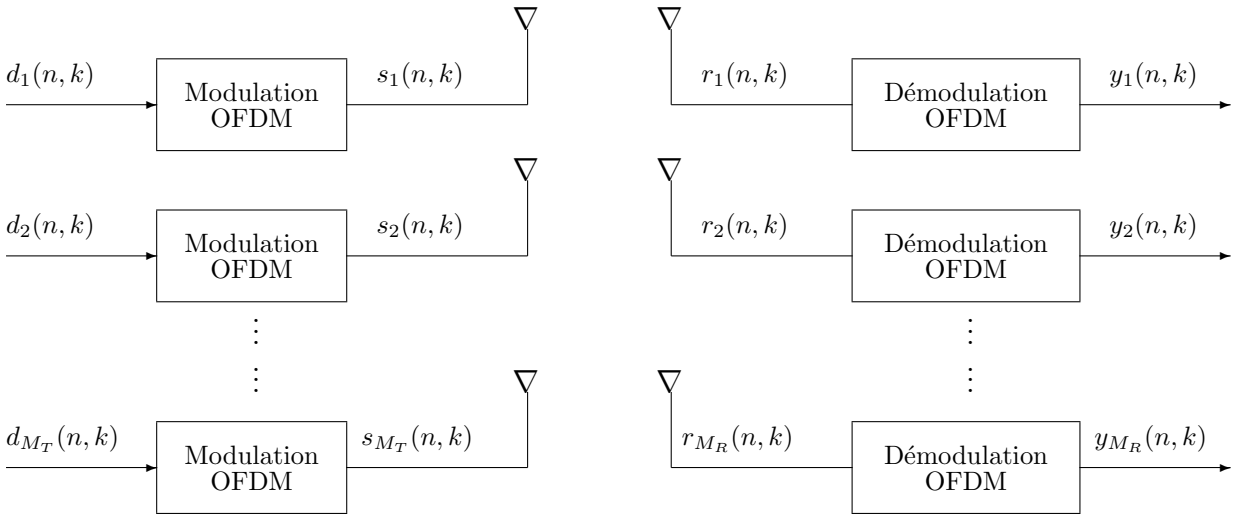



FIGURE 2.13 – Modèle du système MIMO-OFDM avec $M_T$ antennes à l'émission et $M_R$ antennes à la réception

où

$$\boldsymbol{Y}(n) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{y}(n,0) \\ \vdots \\ \boldsymbol{y}(n,K-1) \end{bmatrix}, \qquad \boldsymbol{D}(n) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{d}(n,0) \\ \vdots \\ \boldsymbol{d}(n,K-1) \end{bmatrix}$$

et $\boldsymbol{\Phi} = \text{diag}\left[\text{e}^{-\jmath 2\pi \frac{k}{K}}\right]_{k=0,\ldots,K-1}$. La matrice de canal quant à elle, est définie comme étant la transformée de Fourier inverse de la matrice $\boldsymbol{G}(n,k)$ :

$$\boldsymbol{H}(n,l) = \sum_{k=0}^{K-1} \boldsymbol{G}(n,k)\, \text{e}^{\jmath 2\pi \frac{k\,l}{L+1}} \tag{2.35}$$

et

$$\boldsymbol{H}(n) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{H}(n,0) \\ \vdots \\ \boldsymbol{H}(n,L) \end{bmatrix} \tag{2.36}$$

### 2.3.2 Identification aveugle des systèmes MIMO-OFDM

**Estimation aveugle par méthode de sous-espaces**

Ici, nous rappelons brièvement les principes de la méthode d'estimation aveugle de canaux dans les systèmes MIMO-OFDM basée sur le principe de décomposition en sous-espaces présentée par C. Shin et al. dans [37]. Nous supposons observer le modèle suivant à la réception (voir le détail dans l'Annexe A.2) :

$$\boldsymbol{r}(n) = \boldsymbol{\mathcal{H}}\boldsymbol{s}(n) + \boldsymbol{w}(n) \;=\; \boldsymbol{\mathcal{H}}\boldsymbol{\mathcal{F}}\boldsymbol{d}(n) + \boldsymbol{w}(n) \;\triangleq\; \boldsymbol{\Xi}\boldsymbol{d}(n) + \boldsymbol{w}(n) \tag{2.37}$$

Afin que les canaux MIMO puissent être identifiés par la méthode du sous-espace [38], la matrice $\boldsymbol{\Xi}$ doit être de rang plein par rapport à son espace des colonnes.
Quand la matrice d'autocorrélation $\boldsymbol{R_{rr}} = \mathbb{E}\left[\boldsymbol{r}(n)\boldsymbol{r}(n)^H\right]$ du signal reçu $\boldsymbol{r}(n)$ est diagonalisable via une décomposition en valeurs et vecteurs propres, on peut décomposer la matrice des vecteurs propres $\boldsymbol{U}$ en deux parties ; les matrices $\boldsymbol{U}_s$ et $\boldsymbol{U}_n$ qui contiennent les vecteurs propres engendrant le sous-espace signal et le sous-espace bruit, respectivement [38], tel que :

$$\boldsymbol{U} = [\boldsymbol{U}_s | \boldsymbol{U}_n] \tag{2.38}$$

Sachant que le span($\boldsymbol{\Xi}$) et le span($\boldsymbol{U}_s$) partagent le même espace et sont orthogonaux au span($\boldsymbol{U}_n$). A partir de cette relation, nous pouvons construire un critère où on fait apparaître explicitement l'expression du canal à estimer tel que :

$$\widehat{\boldsymbol{H}} = \left[\widehat{\boldsymbol{h}}_1, \widehat{\boldsymbol{h}}_2, \ldots, \widehat{\boldsymbol{h}}_{M_T}\right] = \arg\min_{\|\boldsymbol{h}_i\|_2=1} \left(\sum_{i=1}^{M_T} \boldsymbol{h}_i^H \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{h}_i\right) \tag{2.39}$$

où $\boldsymbol{\Psi}$ est une matrice définie à partir des vecteurs propres associés la matrice de sous-espace bruit $\boldsymbol{U}_n$ (voir l'Annexe A.2). La solution de l'équation (2.39) est donnée par les $M_T$ vecteurs propres associés aux $M_T$ plus petites valeurs propres de la matrice $\boldsymbol{\Psi}$.

**Estimation aveugle par méthode de sous-espace exploitant la parcimonie du canal**

Dans le même esprit que les méthodes d'identification aveugle dans les systèmes SIMO présentées dans la Section 2.2.3, nous exploitons l'information a priori sur la parcimonie du canal en définissant un nouveau critère régularisé à partir de l'équation (2.39) et d'une mesure de parcimonie qui consiste dans la norme $\ell_p$. Ce raisonnement nous conduit vers un nouveau critère donné par l'expression suivante :

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{h}) \;=\; \boldsymbol{h}^H \,\widetilde{\boldsymbol{\Psi}}\, \boldsymbol{h} \;+\; \lambda \,\|\boldsymbol{h}\|_p^p \tag{2.40}$$

où $\widetilde{\boldsymbol{\Psi}} \;=\; \boldsymbol{I}_{M_r} \otimes \boldsymbol{\Psi}$ et $\boldsymbol{h} \;=\; \mathrm{vec}\,(\boldsymbol{H})$. Pour les mêmes raisons que celles évoquées dans la Section 2.2.3, nous nous contenterons d'étudier le cas où $p = 1$ afin de veiller à la conservation de la convexité du critère.
Dans ces conditions, une optimisation du critère est possible via les différentes méthodes existantes dans la littérature. Une solution simple possible consiste à optimiser le critère avec une technique du gradient, ce qui conduit à l'équation de récurrence suivante :

$$\widehat{\boldsymbol{h}}_{k+1} = \frac{\widehat{\boldsymbol{h}}_k - \mu\left(2\;\widetilde{\boldsymbol{\Psi}}\widehat{\boldsymbol{h}}_k + \lambda\;\mathrm{sign}\left(\widehat{\boldsymbol{h}}_k\right)\right)}{\left\|\widehat{\boldsymbol{h}}_k - \mu\left(2\;\widetilde{\boldsymbol{\Psi}}\widehat{\boldsymbol{h}}_k + \lambda\;\mathrm{sign}\left(\widehat{\boldsymbol{h}}_k\right)\right)\right\|_2}\;. \tag{2.41}$$

Récemment, E. J. Candès et al. ont proposé dans leurs travaux [22] une nouvelle mesure de parcimonie nommée pénalité $\ell_1$ repondérée. L'intérêt majeur de cette mesure est qu'elle présente une meilleure relaxation de la norme $\ell_0$ en conservant la convexité du critère. Par conséquent, l'utilisation de cette nouvelle mesure conduit au critère suivant :

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{h}) \;=\; \boldsymbol{h}^H \,\widetilde{\boldsymbol{\Psi}}\, \boldsymbol{h} \;+\; \lambda \sum_{i=1}^{M_R M_T (L+1)} \log\left(|h(i)| + \varepsilon\right) \tag{2.42}$$

Ainsi, la nouvelle équation de mise à jour de l'estimation du canal est donnée par :

$$\widehat{\boldsymbol{h}}_{k+1} = \frac{\widehat{\boldsymbol{h}}_k - \mu\left(2\;\widetilde{\boldsymbol{\Psi}}\widehat{\boldsymbol{h}}_k + \lambda\;\mathrm{sign}\left(\widehat{\boldsymbol{h}}_k\right) \oslash \left(|\widehat{\boldsymbol{h}}_k| + \varepsilon\right)\right)}{\left\|\widehat{\boldsymbol{h}}_k - \mu\left(2\;\widetilde{\boldsymbol{\Psi}}\widehat{\boldsymbol{h}}_k + \lambda\;\mathrm{sign}\left(\widehat{\boldsymbol{h}}_k\right) \oslash \left(|\widehat{\boldsymbol{h}}_k| + \varepsilon\right)\right)\right\|_2}\;.$$

**Résultats de simulation**

Pour ces simulations, nous avons considéré un système MIMO-OFDM avec $M_T = 2$ émetteurs et $M_R = 2$ récepteurs. Le nombre de sous-porteuses est de $K = 1024$ avec

un préfixe cyclique $P = 144$ et un canal d'ordre $L = 100$. Aussi, nous adopterons les notations CS pour l'algorithme d'identification MIMO basé sur la décomposition en sous-espaces, SCS1 pour l'algorithme CS avec le terme de régularisation en norme $\ell_1$ et SCS2 pour l'algorithme CS avec le terme de régularisation en norme $\ell_1$ repondérée.

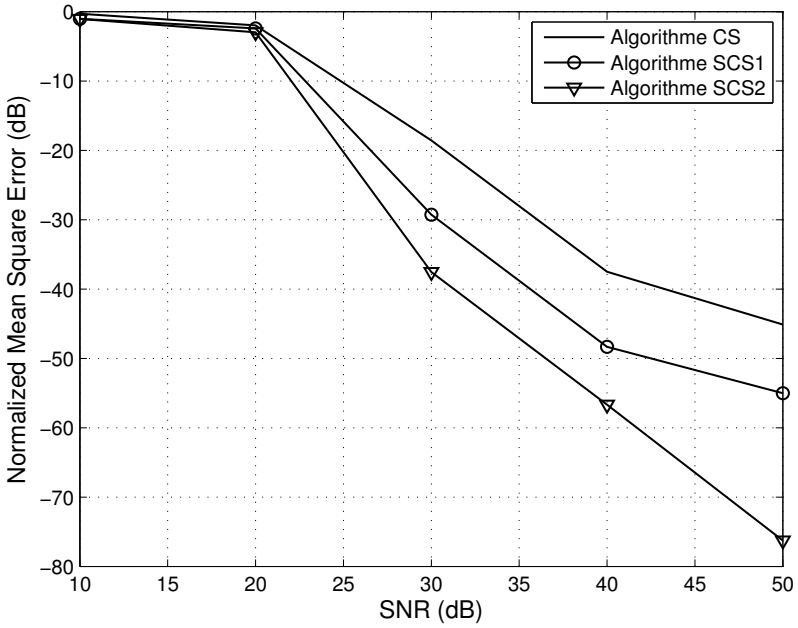



FIGURE 2.14 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système MIMO avec 2 antennes à l'émission et 2 antennes à la réception : Comparaison des performances entre les algorithmes CS, SCS1 et SCS2.

La figure 2.14 montre les performances d'identification du canal des algorithmes CS, SCS1 et SCS2 pour une observation de 200 symboles OFDM.

Malgré les bonnes performances des méthodes présentées, en particulier la méthode SCS2, il subsiste le problème d'indétermination d'échelle inhérent aux méthodes aveugles et qui limite leurs utilisation dans un contexte réel. En effet, dans le contexte des communications OFDM, une estimation d'un canal à une constante complexe près, peut générer des problèmes lors de l'égalisation du signal en raison de l'indétermination de phase. Par conséquent, nous avons pensé à l'exploitation des séquences pilotes existantes dans les standards afin de corriger cette ambiguïté via les méthodes semi-aveugles.

### 2.3.3 Identification semi-aveugle des systèmes MIMO-OFDM

**Estimation semi-aveugle par méthode de sous-espace**

Une des indéterminations inhérentes aux méthodes d'identification aveugle est que le canal est estimé à une constante près. Cette indétermination pose des problèmes notamment dans les systèmes OFDM lorsque on souhaite égaliser le signal reçu en utilisant le canal estimé, en particulier pour la phase du signal. Afin de pallier ce problème, nous proposons de profiter de l'information disponible dans les symboles pilotes en utilisant des méthodes dites semi-aveugles.

Afin de lever l'indétermination d'échelle des méthodes aveugles d'estimation du canal et d'améliorer leurs performances, V. Buchoux et al. dans [39] ont proposé de combiner linéairement un critère des moindres carrées utilisant la séquence pilote et le critère aveugle donnée par l'équation (2.39). Ainsi, le nouveau critère obtenu est donné par l'équation suivante :

$$\mathcal{C}(\boldsymbol{h}) = \left\| \mathrm{vec}(\boldsymbol{Y}) - \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}\boldsymbol{h} \right\|_2^2 + \eta\, \boldsymbol{h}^H \widetilde{\boldsymbol{\Psi}} \boldsymbol{h} \tag{2.43}$$

où

$$\boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{Y}(0) \\ \boldsymbol{Y}(1) \\ \vdots \\ \boldsymbol{Y}(J_{pilot}-1) \end{bmatrix}, \qquad \widetilde{\boldsymbol{\Delta}} = \begin{bmatrix} \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}(0) \\ \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}(1) \\ \vdots \\ \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}(J_{pilot}-1) \end{bmatrix}$$

avec

$$\widetilde{\boldsymbol{\Delta}}(n) = \Big( \boldsymbol{I}_{M_R} \otimes \boldsymbol{\Delta}(n) \Big) \boldsymbol{E} \ ,$$

$\boldsymbol{E}$ étant une matrice de permutation [8], $\widetilde{\boldsymbol{\Psi}} = \boldsymbol{I}_{M_R} \otimes \boldsymbol{\Psi}$ et $\alpha$ un paramètre de régularisation. Par conséquent, l'optimisation du critère donné par l'équation (2.43) conduit à la solution suivante :

$$\widehat{\boldsymbol{h}} = \left( \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}^H \widetilde{\boldsymbol{\Delta}} + \eta\, \widetilde{\boldsymbol{\Psi}} \right)^{-1} \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}^H \mathrm{vec}(\boldsymbol{Y}) \tag{2.44}$$

**Estimation semi-aveugle par méthode de sous-espace exploitant la parcimonie du canal**

L'exploitation de la parcimonie du canal dans le cas semi-aveugle peut se traduire aisément par la combinaison linéaire du critère semi-aveugle donné par l'équation (2.43) et une mesure de parcimonie qui consiste dans la norme $\ell_1$. Cette nouvelle formulation nous conduit à réécrire le critère sous la forme suivante :

$$\mathcal{C}_s\left(\boldsymbol{h}\right) = \left\| \boldsymbol{y} - \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}\boldsymbol{h} \right\|_2^2 + \eta\, \boldsymbol{h}^H \widetilde{\boldsymbol{\Psi}} \boldsymbol{h} + \lambda' \left\| \boldsymbol{h} \right\|_1 \tag{2.45}$$

Contrairement au cas semi-aveugle standard, il est difficile de trouver une expression analytique de la solution du critère (2.45). Ainsi, une solution itérative est proposée et son équation de mise à jour est donnée par la relation suivante :

$$\widehat{\boldsymbol{h}}_{k+1} = \widehat{\boldsymbol{h}}_k - \mu \left( \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}^H \left( \widetilde{\boldsymbol{\Delta}} \widehat{\boldsymbol{h}}_k - \boldsymbol{y} \right) + \eta \, \widetilde{\boldsymbol{\Psi}} \widehat{\boldsymbol{h}}_k + \lambda' \, \mathrm{sign} \left( \widehat{\boldsymbol{h}}_k \right) \right)$$

Nous pouvons aussi envisager d'utiliser la norme $\ell_1$ repondérée. Alors, la nouvelle équation de mise à jour sera donnée par :

$$\widehat{\boldsymbol{h}}_{k+1} = \widehat{\boldsymbol{h}}_k - \mu \left( \widetilde{\boldsymbol{\Delta}}^H \left( \widetilde{\boldsymbol{\Delta}} \widehat{\boldsymbol{h}}_k - \boldsymbol{y} \right) + \eta \, \widetilde{\boldsymbol{\Psi}} \widehat{\boldsymbol{h}}_k + \lambda' \, \mathrm{sign} \left( \widehat{\boldsymbol{h}}_k \right) \oslash \left( |\widehat{\boldsymbol{h}}_k| + \varepsilon \right) \right)$$

Dans la section suivante, nous montrerons quelques résultats de simulation qui illustreront l'amélioration des performances en terme de qualité d'estimation du canal, mais aussi, l'effet sur la réduction du nombre de pilotes notamment dans le cas à grand nombre d'antennes.

**Résultats de simulation**

Dans le cas semi-aveugle, nous avons considéré un système MIMO-OFDM avec $M_T = 2$ antennes à l'émission et $M_R = 2$ antennes à la réception. Le nombre de sous-porteuses $K = 512$ avec un préfixe cyclique $P = 36$. Nous avons choisi d'utiliser le modèle 3GPP ETU pour la génération du canal tel que définie dans [40]. Les performances sont estimées par le biais de l'erreur quadratique moyenne normalisée définie dans le cas semi-aveugle par :

$$NMSE = \frac{1}{N_r} \sum_{r=1}^{N_r} \frac{\|\widehat{\boldsymbol{h}}_r - \boldsymbol{h}\|^2}{\|\boldsymbol{h}\|^2} \ ,$$

La répartition des symboles pilotes est générée suivant la norme LTE (*Long Term Evolution*) décrite dans [41] avec des taux de fréquence et temps pilotes de $\frac{1}{6}$ et $\frac{2}{7}$ respectivement (voir la figure 2.17).

Dans un premier temps, nous avons choisi d'illustrer le gain en performance des méthodes SCS semi-aveugles. Pour ce faire, nous avons tracé, dans la figure 2.15, l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du SNR pour les différentes méthodes présentées précédemment ainsi que la solution au sens des moindres carrées (MC). Ces performances sont obtenues après convergence des algorithmes pour 200 symboles OFDM.

Dans les figures 2.19 et 2.20, nous comparons les performances des différents algorithmes en terme d'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction de la densité temporelle des pilotes pour un SNR=10dB et SNR=30dB respectivement. En effet, nous remarquons à partir des observations sur les figures 2.16, 2.17 et 2.18 que selon la norme LTE, la densité des pilotes ainsi que les tons nuls augmentent significativement avec l'augmentation

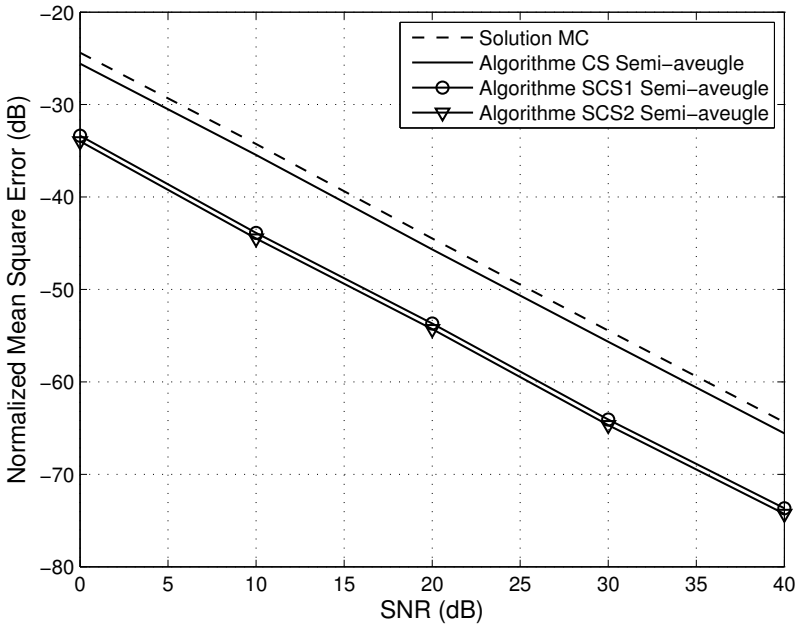



FIGURE 2.15 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction du SNR pour un système MIMO avec 2 antennes à l'émission et 2 antennes à la réception : Comparaison des performances entre les algorithmes CS, SCS1 et SCS2 semi-aveugle ainsi que la solution MC pour 200 symboles OFDM.

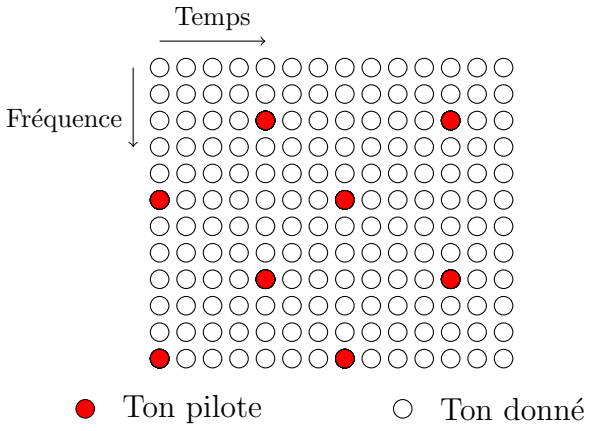



FIGURE 2.16 – Répartition des tons pilotes dans une communication descendante du standard LTE avec 1 antenne.

du nombre d'antennes. Par conséquent, nous avons choisi de présenter ces résultats de simulation afin d'analyser le gain possible en terme de densité de pilote. Nous avons privilégié dans cette simulation un nombres de symboles OFDM égal à 14 ce qui correspond à la taille d'une trame d'un signal LTE en liaison descendante (1 ms). Nous observons

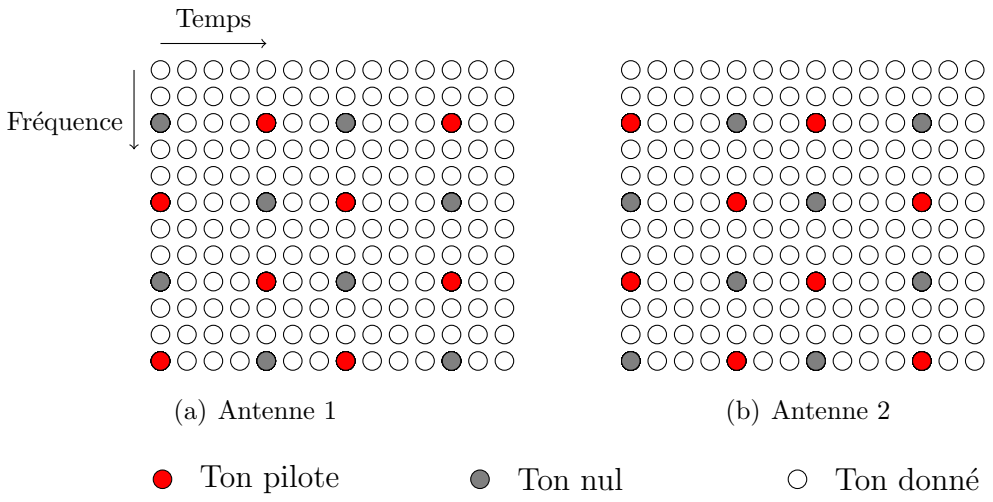



FIGURE 2.17 – Répartition des tons pilotes dans une communication descendante du standard LTE avec 2 antennes.

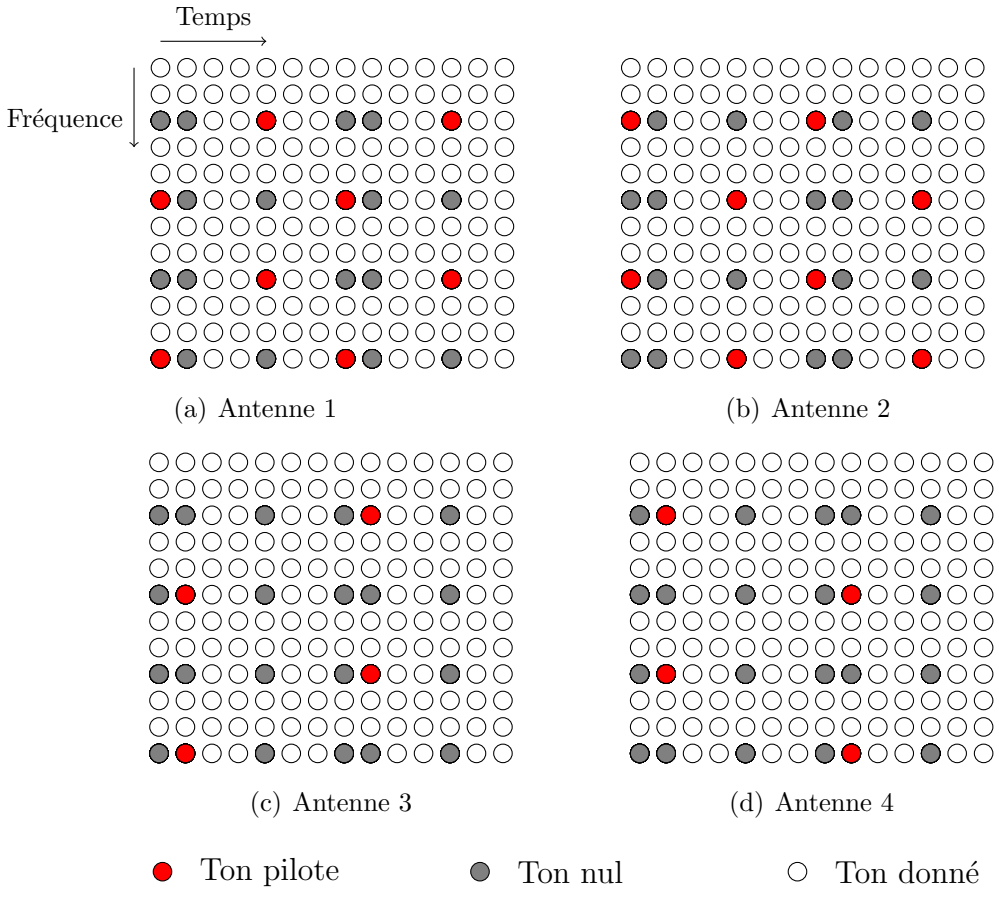



FIGURE 2.18 – Répartition des tons pilotes dans une communication descendante du standard LTE avec 4 antennes.

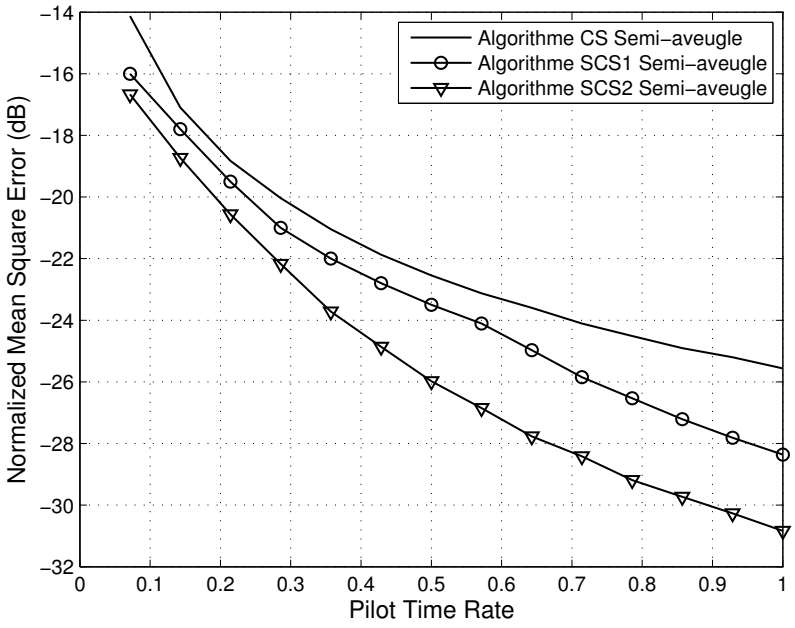



FIGURE 2.19 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction de la densité temporelle des pilotes pour un système MIMO avec 2 antennes à l'émission et 2 antennes à la réception : Comparaison des performances entre les algorithmes CS, SCS1 et SCS2 semi-aveugle pour 14 symboles OFDM et SNR=10dB.

qu'en utilisant l'algorithme SCS2 semi-aveugle nous pouvons envisager de réduire de moitié le nombre de pilotes en gardant la même qualité d'estimation. Ce qui implique un gain significatif en débit utile en particulier pour les cas à grand nombres d'antennes.

## 2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les travaux relatifs à l'identification des canaux parcimonieux dans les systèmes multi-capteurs. Dans un premier temps, nous avons présenté de nouvelles approches pour l'identification aveugle de canaux parcimonieux dans les systèmes SIMO. Ces méthodes ont montré des performances supérieures aux méthodes classiques ainsi qu'une robustesse à la surestimation de l'ordre du canal, induite par la régularisation parcimonieuse. Par la suite, nous avons présenté des nouvelles approches dédiées à l'identification aveugle et semi-aveugle des canaux parcimonieux dans les systèmes MIMO-OFDM. En plus de l'amélioration des performances et la robustesse à la surestimation de l'ordre du canal, ces méthodes, en particulier les méthodes semi-aveugles, ont montré un intérêt pratique significatif. En effet, nous avons montré que dans certain sys-

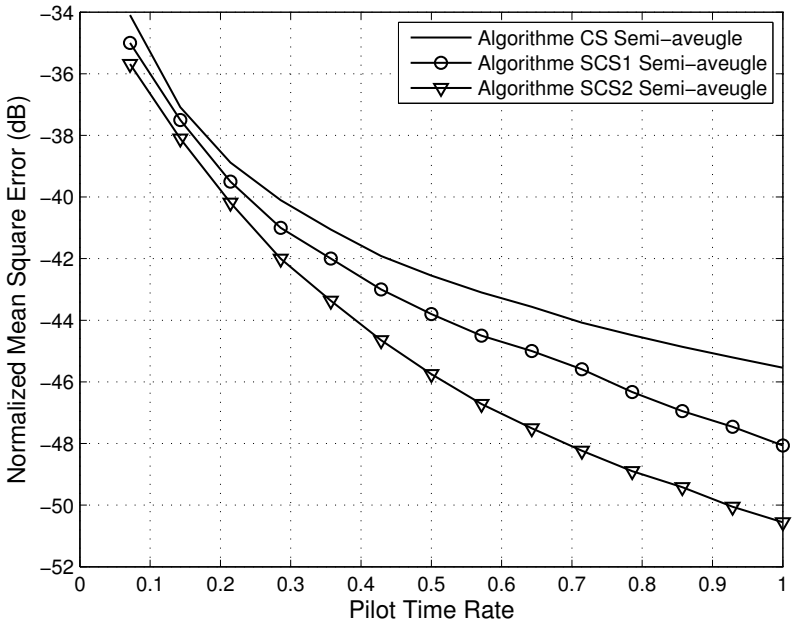



FIGURE 2.20 – L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) en fonction de la densité temporelle des pilotes pour un système MIMO avec 2 antennes à l'émission et 2 antennes à la réception : Comparaison des performances entre les algorithmes CS, SCS1 et SCS2 semi-aveugle pour 14 symboles OFDM et SNR=30dB.

tèmes les données pilotes pouvaient occuper une place importante dans les données émises ce qui réduit le débit utile transmis. Cette contrainte peut être minimisée en introduisant les approches semi-aveugles proposées qui permettent une réduction significative de la densité des données pilotes en gardant la même qualité d'estimation du canal.

Chapitre 3

# Signaux à alphabet fini et parcimonie

## 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les travaux traitant de la résolution des problèmes inverses exploitant le caractère parcimonieux des signaux à alphabet fini. La première partie de ce chapitre présente une partie des résultats des travaux de thèse de S.M Aziz-Sbaï où l'idée novatrice consiste à voir les signaux à alphabet fini comme des signaux parcimonieux. En effet, les signaux parcimonieux sont des signaux à faible degré de liberté, qui sont plongés dans des espaces de grandes dimensions. C'est le cas des signaux à alphabet fini. Nous donnerons une formalisation mathématique qui relie ces deux types de signaux. Ces travaux ont donné lieu aux publications suivantes [3, 42]. Enfin, dans la dernière partie, il sera question de résoudre le problème d'égalisation aveugle de signaux à alphabet fini et l'exploitation du caractère parcimonieux de ces derniers. Ces travaux font partie de la thèse de A. Labed et ont été publiés dans les articles suivants [43–45].

## 3.2 Problèmes inverses de signaux à alphabet fini et parcimonie

### 3.2.1 Modélisation du problème

Pour cette étude, nous nous plaçons dans le cadre de la résolution de problème inverse de signaux à alphabet fini. Soit $\mathcal{F} = \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_p\}$ un ensemble discret de cardinal $p$, on

supposera que les $(\alpha_i)_{1\leq i\leq p}$ ont une distribution équiprobable, et $\boldsymbol{f} \in \mathcal{F}^N$. On se donne $M < N$ mesures linéaires prises sur $\boldsymbol{f}$ tel que :

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{f}$$

où $\boldsymbol{A}$ est la matrice de mélange de dimension $M \times N$ choisie indépendamment de $\boldsymbol{f}$. L'objectif est de reconstruire $\boldsymbol{f}$ comme solution du système

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x} \quad \text{s.t} \quad \boldsymbol{x} \in \mathcal{F}^N \tag{3.1}$$

Afin de résoudre ce problème, deux questions se posent à nous :
- Sous quelles conditions la reconstruction est-elle possible ? Autrement dit, sous quelles conditions $\boldsymbol{f}$ est-elle l'unique solution du système (3.1) ?
- Dans le cas où ces conditions sont satisfaites, quelle est la procédure qui nous permet de reconstruire $\boldsymbol{f}$ ?

La difficulté de la deuxième question réside dans le fait que l'on cherche une procédure de reconstruction à complexité polynomiale. En effet, une recherche exhaustive de vecteur dans $\mathcal{F}^N$ attaché aux données permet de reconstruire $\boldsymbol{f}$. Cependant, un tel algorithme a une complexité exponentielle en fonction de $N$.

### 3.2.2 Conditions de solvabilité

Dans ce qui suit, nous tenterons de répondre à la première question posée dans la section précédente, c'est à dire sous quelles conditions $\boldsymbol{f}$ est l'unique vecteur de $\mathcal{F}^N$ solution de l'équation

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}, \qquad \boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^N \tag{3.2}$$

Pour ce faire, nous admettrons que la matrice de mélange $\boldsymbol{A}$ vérifie la condition (ou définition) suivante :

**Définition 3.1** *: **Matrice aléatoire générique [46]***
$\boldsymbol{A}$ *est une matrice aléatoire générique de dimension* $M \times N$ *si tous les ensembles constitués de* $M$ *colonnes de la matrice sont linéairement indépendants avec une probabilité égale à* 1 *et que toutes les colonnes sont distribuées symétriquement autour de l'origine.*

#### Hypothèse de solvabilité

L'extraction ou la séparation de signaux à alphabet fini à partir d'un système linéaire sous-déterminé sont des sujets qui s'apparentent à notre problème. La plupart des travaux

sur ces sujets [47–49], supposent que :

**Hypothèse 3.1** *Le modèle (3.2) est $\mathcal{F}$-bien posé dans le sens où la matrice $\boldsymbol{A}$ est injective sur $\mathcal{F}^N$ : si $\boldsymbol{g}, \boldsymbol{g'} \in \mathcal{F}^N$ tels que $\boldsymbol{Ag} = \boldsymbol{Ag'}$, alors $\boldsymbol{g} = \boldsymbol{g'}$ [48].*

Il est clair que, sans cette hypothèse, aucun algorithme n'est capable d'identifier le signal original. En effet, on sera en présence de plusieurs solutions du modèle (3.2) vérifiant les mêmes contraintes.

#### Condition suffisante

La condition suffisante pour que l'hypothèse 3.1 soit satisfaite est énoncée par le théorème suivant :

**Théorème 3.1** *Soient $\boldsymbol{A}$ une matrice aléatoire générique de dimension $M \times N$ et $\boldsymbol{f} \in \mathcal{F}^N$. Pour $(M, N)$ proportionnellement large, l'hypothèse 3.1 est satisfaite si*

$$\frac{M}{N} > \frac{p-1}{p}$$

La preuve de ce théorème [50] est fondée sur un résultat démontré par Donoho [51].

### 3.2.3 Méthodes de reconstruction

Dans cette section, nous présentons deux approches de reconstruction : L'approche de reconstruction par régularisation et celle par transformation parcimonieuse. Ces deux méthodes ont en commun une relaxation convexe de la norme $\ell_0$ en norme $\ell_1$. Pour les deux approches, nous montrons tout d'abord que le problème de reconstruction est équivalent à une minimisation de la norme $\ell_0$, puis nous relaxons ce problème en minimisation $\ell_1$.

#### Approche de reconstruction par régularisation

Dans les problèmes inverses sous-déterminés, la régularisation consiste à favoriser des solutions particulières ayants une propriété désirée. Pour ce faire, un terme de régularisation est introduit tel que la minimisation de ce terme promeut la propriété pour un signal donné. Nous allons donc considérer le critère d'alphabet fini comme un a priori et minimiser la fonction objective associée.
Soit $\mathcal{F} = \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_p\}$ un ensemble discret de cardinal $p$ et on pose :

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{p} \|\boldsymbol{x} - \alpha_i \mathbf{1}_N\|_0$$

Le théorème suivant montre que la minimisation de la fonction $\mathcal{J}(\boldsymbol{x})$ impose à la solution d'appartenir à $\mathcal{F}^N$.

**Théorème 3.2** *Supposons l'hypothèse 3.1 vérifiée. Soit $\boldsymbol{f}$ l'unique solution de (3.1) dont les coefficients $f_i \in \mathcal{F}$. Si la minimisation :*

$$(P_{\mathcal{F},0}) : \quad \arg\min_x \sum_{i=1}^{p} \|\boldsymbol{x} - \alpha_i \mathbf{1}_N\|_0 \;\; s.t \;\; \boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}.$$

*admet une unique solution dans $\mathbb{R}^N$, cette solution est égale à $\boldsymbol{f}$.*

L'interprétation de ce résultat est évidente, puisqu'on cherche à minimiser le nombre d'éléments différents des $(\alpha_i)_{1\leq i\leq p}$. Cependant, la minimisation de la norme $\ell_0$ est un problème NP-difficile en général [52] et nécessite une stratégie de recherche exhaustive. D'après l'état de l'art, une tentative de résolution du problème $(P_{\mathcal{F},0})$ consiste à relaxer la norme $\ell_0$ en norme $\ell_1$. Nous obtenons alors une nouvelle procédure de reconstruction de $\boldsymbol{f}$.

**Procédure de reconstruction par régularisation :**

$$(P_{\mathcal{F},1}) : \quad \arg\min_x \sum_{i=1}^{p} \|\boldsymbol{x} - \alpha_i \mathbf{1}_N\|_1 \;\; \text{s.t} \;\; \boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}.$$

Contrairement à la norme $\ell_0$, la norme $\ell_1$ est convexe. La procédure de reconstruction $(P_{\mathcal{F},1})$ peut être résolue en un temps polynomial. Par contre, une solution du problème $(P_{\mathcal{F},1})$ n'est alors pas forcément une solution de $(P_{\mathcal{F},0})$, car une telle solution est dans $\mathbb{R}^N$ et pas nécessairement dans $\mathcal{F}^N$.

Le théorème suivant donne les conditions nécessaires et suffisantes d'équivalence des deux problèmes $(P_{\mathcal{F},0})$ et $(P_{\mathcal{F},1})$ dans le cas binaire $(p = 2)$. La démonstration de ce résultat se trouve dans [50].

**Théorème 3.3 (Cas binaire)** *Soient $\boldsymbol{A}$ une matrice aléatoire générique de dimension $M \times N$, $\mathcal{F} = \{\alpha_1, \alpha_2\}$ un ensemble discret et $\boldsymbol{f} \in \mathcal{F}^N$ une solution de l'équation (3.1). La probabilité que $\boldsymbol{f}$ soit l'unique solution de la minimisation $(P_{\mathcal{F},1})$ est*

$$1 - p_{N-M,N}$$

*où $p_{m,n}$ est la probabilité d'obtenir au plus $m-1$ fois "succès" à l'issue de $n-1$ épreuves de Bernoulli de paramètre $\frac{1}{2}$. Pour $(M, N)$ proportionnellement large, la probabilité de reconstruction exacte de $\boldsymbol{f}$ via $(P_{\mathcal{F},1})$ tend vers un ou zéro selon que $\frac{M}{N} > \frac{1}{2}$ ou $\frac{M}{N} < \frac{1}{2}$ respectivement.*

Contrairement aux approches proposées dans [46], la procédure de reconstruction par régularisation donne un cadre qui permet d'étendre la résolution du problème dans le cas où $p > 2$.

### Approche de reconstruction par transformation parcimonieuse

La seconde approche proposée consiste à voir la contrainte d'alphabet fini comme une contrainte de parcimonie. Ceci se justifie par le fait que les signaux parcimonieux sont des signaux à faible degré de liberté, qui sont plongés dans des espaces de grandes dimensions. C'est le cas des signaux à alphabet fini. L'approche proposée formalise cette idée et reformule le problème de reconstruction de signaux à alphabet fini en un problème de reconstruction de signaux parcimonieux à partir de mesures largement incomplètes.
Notons $\boldsymbol{\epsilon_i} = [I(f_i = \alpha_1), I(f_i = \alpha_2), \cdots, I(f_i = \alpha_p)]^T$ le vecteur indicateur associé à $f_i$, où $I(f_i = \alpha_j)$ est la fonction indicatrice qui vaut 1 si $f_i = \alpha_j$ et 0 sinon. On note $\hat{\boldsymbol{s}}$ le vecteur de dimension $Np$ tel que :

$$\hat{\boldsymbol{s}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\epsilon_1} \\ \boldsymbol{\epsilon_2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\epsilon_N} \end{pmatrix}$$

Nous appellerons $\hat{\boldsymbol{s}}$ le vecteur indicateur associé à $\boldsymbol{f}$. Comme les $a_i$ sont différents, un vecteur de $\mathcal{F}^N$ admet un unique vecteur indicateur tel que :

$$\boldsymbol{f} = \boldsymbol{B_\alpha}\hat{\boldsymbol{s}} \ ,$$

avec $\boldsymbol{B_\alpha}$ une matrices de dimensions $N \times Np$ définie par :

$$\boldsymbol{B_\alpha} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\alpha} & \mathbf{0}_p & \dots & \mathbf{0}_p \\ \mathbf{0}_p & \boldsymbol{\alpha} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \mathbf{0}_p \\ \mathbf{0}_p & \dots & \mathbf{0}_p & \boldsymbol{\alpha} \end{pmatrix}^T$$

où $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \cdots, \alpha_p)^T$. Alors, il suffit de reconstruire $\hat{\boldsymbol{s}}$ pour pouvoir reconstruire $\boldsymbol{f}$. L'intérêt majeur d'avoir introduit le vecteur $\hat{\boldsymbol{s}}$ est l'aspect parcimonieux de ce dernier. En effet, $\|\hat{\boldsymbol{s}}\|_0$ est un vecteur de $\mathbb{R}^{Np}$ tel que $\|\hat{\boldsymbol{s}}\|_0 = N$. Supposons maintenant que $\boldsymbol{f}$ soit une solution de l'équation (3.2). Il est clair que $\hat{\boldsymbol{s}}$ est solution de l'équation

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\,\boldsymbol{B_\alpha}\,\boldsymbol{x} \tag{3.3}$$

Notons que la démarche peut paraître saugrenue au premier abord : pour un même nombre d'observations, l'équation (3.3) admet beaucoup plus d'inconnues que l'équation (3.2) ($Np$

contre $N$), donc plus d'incertitude sur la solution. De plus, la reconstruction de $\hat{\boldsymbol{s}}$ n'est pas nécessaire pour reconstruire $\boldsymbol{f}$. Cependant, l'idée principale consiste à "transformer" l'a priori d'appartenance à un alphabet fini en un a priori de parcimonie, puis exploiter l'état de l'art sur la recherche de solution parcimonieuse.
Tenant compte de la première remarque, nous réduisons l'espace des solutions possibles en ajoutant au modèle des contraintes. Par construction, le vecteur $\hat{\boldsymbol{s}}$ vérifie :

$$\mathbf{1}_N = \boldsymbol{B_1}\hat{\boldsymbol{s}}$$

et $\boldsymbol{B}_1$ étant une matrice de dimension $N \times Np$ définie par :

$$\boldsymbol{B_1} = \begin{pmatrix} \mathbf{1}_p & \mathbf{0}_p & \dots & \mathbf{0}_p \\ \mathbf{0}_p & \mathbf{1}_p & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \mathbf{0}_p \\ \mathbf{0}_p & \dots & \mathbf{0}_p & \mathbf{1}_p \end{pmatrix}^T$$

on a alors

$$\boldsymbol{\Phi}\hat{\boldsymbol{s}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{A}\boldsymbol{B}_{\boldsymbol{\alpha}} \\ \boldsymbol{B_1} \end{pmatrix} \hat{\boldsymbol{s}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{y} \\ \mathbf{1}_N \end{pmatrix} = \boldsymbol{b}.$$

Nous pouvons maintenant reformuler le problème de reconstruction de signaux à alphabet fini en un problème de recherche de solution parcimonieuse d'un système sous-déterminé. Le lemme suivant [50] relie ces deux problèmes.

**Lemme 3.1** *Supposons l'hypothèse 3.1 vérifiée. Si la minimisation :*

$$(TP_{\mathcal{F},0}) : \quad \arg\min_{\boldsymbol{s}} \|\boldsymbol{s}\|_0 \quad s.t \ \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{s} = \boldsymbol{b}.$$

*admet une unique solution dans $\mathbb{R}^{Np}$, cette solution est égale à $\hat{\boldsymbol{s}}$.*

Afin de reconstruire $\boldsymbol{f}$, il suffit donc de minimiser $(TP_{\mathcal{F},0})$ et de poser $\boldsymbol{f} = \boldsymbol{B}_{\boldsymbol{\alpha}}\hat{\boldsymbol{s}}$. Malheureusement, comme nous l'avons vu précédemment, la recherche de solutions parcimonieuses d'un système linéaire sous-déterminé est un problème NP-difficile en général [52]. Naturellement, de la même manière que dans l'approche par régularisation, on remplace la norme $\ell_0$ par la norme $\ell_1$ pour obtenir la nouvelle procédure de reconstruction de $\boldsymbol{f}$.
**Procédure de reconstruction par transformation parcimonieuse :**

1. Résoudre la minimisation

$$(TP_{\mathcal{F},1}) : \quad \arg\min_{s} \|\boldsymbol{s}\|_1 \quad \text{s.t} \ \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{s} = \boldsymbol{b} \tag{3.4}$$

2. Poser $\tilde{\boldsymbol{f}} = \boldsymbol{B}_{\boldsymbol{\alpha}}\tilde{\boldsymbol{s}}$ où $\tilde{\boldsymbol{s}}$ est une solution de $(TP_{\mathcal{F},1})$.

En procédant ainsi, on a cherché à reconstruire $\hat{\boldsymbol{s}}$ la solution parcimonieuse de l'équation $\boldsymbol{\Phi s} = \boldsymbol{b}$. En général, la minimisation $(TP_{\mathcal{F},1})$ converge vers une solution différente de $\hat{\boldsymbol{s}}$. Toutefois, ce qui nous intéresse ici, n'est pas tant la reconstruction du vecteur indicateur de $\hat{\boldsymbol{s}}$, mais le vecteur $\boldsymbol{f}$. Par conséquent, le théorème suivant donne des conditions nécessaires et suffisantes à la réussite de la procédure de reconstruction par transformation parcimonieuse.

**Théorème 3.4** *Supposons l'hypothèse 3.1 vérifiée. Pour tout $i \in \{1, \ldots, N\}$, posons $T_i = \{(i-1)p+1, \ldots, ip\}$. On note*

$$\mathcal{C}^{Np} = \{\boldsymbol{h} \in \mathbb{R}^{Np} |\ \forall i \in \{1, \ldots, N\}, \textit{il existe au maximum un } n_i \in T_i,\ \boldsymbol{h}_{n_i} < 0\}$$

*Alors, pour tout $\boldsymbol{f} \in \mathcal{F}^N$, $\boldsymbol{f}$ est l'unique sortie de la procédure de reconstruction par transformation parcimonieuse (3.4) si et seulement si*

$$\boldsymbol{\Phi h} = \boldsymbol{0},\ \ \boldsymbol{h} \in \mathcal{C}^{Np} \ \textit{n'admet pas de solution } \boldsymbol{h} \textit{ tel que } \boldsymbol{B}_{\boldsymbol{\alpha}}\boldsymbol{h} \neq \boldsymbol{0} \tag{3.5}$$

La démonstration de ce théorème est donnée dans le manuscrit de thèse de S.M Aziz-Sbaï [50]. Par conséquent, il suffit de trouver une matrice $\boldsymbol{\Phi}$ et à moindre mesure un alphabet $\mathcal{F}$ tel que la condition (3.5) du théorème 3.4 soit vérifiée. Néanmoins, cette condition n'est pas facile à vérifier. Le théorème suivant donne un exemple de matrice vérifiant la condition (3.5) dans le cas $p = 2$.

**Théorème 3.5 (Cas binaire [50])** *Soit $\boldsymbol{A}$ une matrice aléatoire générique de dimension $M \times N$. La matrice $\boldsymbol{A}$ vérifie la condition (3.5) avec une probabilité*

$$p_{M,N} = 2^{-N+1} \sum_{i=0}^{M-1} \binom{N-1}{i}$$

*Cela implique que, pour $(M, N)$ proportionnellement large, $\boldsymbol{A}$ satisfait la condition (3.5) si $\frac{M}{N} > \frac{1}{2}$ et ne la satisfait pas si $\frac{M}{N} < \frac{1}{2}$.*

Afin de généraliser ce résultat au cas $p > 2$, nous nous sommes basés sur des résultats expérimentaux (voir Section 3.2.4) qui ont conduit à la conjecture suivante :

**Conjecture 3.1 (Cas géneral)** *Soit $\boldsymbol{A}$ une matrice aléatoire générique de dimension $M \times N$. Pour $(M, N)$ proportionnellement large, la matrice $\boldsymbol{A}$ satisfait la condition (3.5) si $\frac{M}{N} > \frac{p-1}{p}$ et ne la satisfait pas si $\frac{M}{N} < \frac{p-1}{p}$.*

### 3.2.4 Résultats de simulation

Afin de valider et confirmer les résultats théoriques énoncés précédemment, nous présentons dans cette partie les résultats expérimentaux des deux méthodes de reconstructions proposées. En particulier, nous étudierons l'évolution des performances en fonction du rapport $\frac{M}{N}$.

La matrice de mélange $\boldsymbol{A}$ est générée de manière à ce que ses coefficients soient des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées $(i.i.d)$ selon une loi normale centrée de variance unité. Le vecteur $\boldsymbol{f}$ est généré de façon aléatoire à partir de l'alphabet $\mathcal{F}$. Les coefficients du vecteur $\boldsymbol{f}$ sont $(i.i.d)$ selon une loi uniforme sur l'ensemble $\mathcal{F}$. Le critère de performance choisi est la "Probabilité de reconstruction exacte" qui est obtenue en prenant une décision à partir de l'erreur quadratique normalisée $\left\|\hat{\boldsymbol{f}} - \boldsymbol{f}\right\|_2 / \|\boldsymbol{f}\|_2$. Le vecteur $\boldsymbol{f}$ est considéré comme étant reconstruit exactement si l'erreur quadratique normalisée est inférieure à $10^{-8}$. Ces résultats sont obtenus à l'issue de 100 réalisations de Monte-Carlo. Nous utiliserons l'outil CVX de Matlab qui est un programme de résolution d'optimisation convexe [53], pour résoudre les minimisations $\ell_1$ introduites par les deux procédures.

#### Procédure de reconstruction par régularisation

Les figures 3.1, 3.2 montrent les résultats de reconstruction pour des tailles d'alphabet $p = 2$ et pour $p = 4$, respectivement, avec différentes valeurs de $N$.

Dans la figure 3.1, les résultats expérimentaux correspondent bien à nos prédictions théoriques (Théorème 3.3) et mettent en évidence les deux points suivants :

- La probabilité de reconstruction par minimisation $(P_{\mathcal{F},1})$ tend vers 1 pour $\frac{M}{N} > \frac{1}{2}$ et tend vers 0 pour $\frac{M}{N} < \frac{1}{2}$.
- Le caractère asymptotique : Plus $(M, N)$ est proportionnellement large, plus les résultats sont précis (c'est à dire plus la convergence est rapide).

Dans le cas $p > 2$, nous notons que les résultats illustrés par la figure 3.2 montrent que l'augmentation de la taille de l'alphabet engendre une translation de la borne sur $\frac{M}{N}$ dans la phase de transition, tout en gardant le même caractère asymptotique des résultats. Pour $p = 4$, cette borne est à peu près égale à 0.88.

#### Procédure de reconstruction par transformation parcimonieuse

Dans les figures 3.3, 3.4, nous illustrons les résultats de reconstruction obtenus pour des tailles d'alphabet $p = 2$ et pour $p = 4$, respectivement, avec différentes valeurs de $N$.

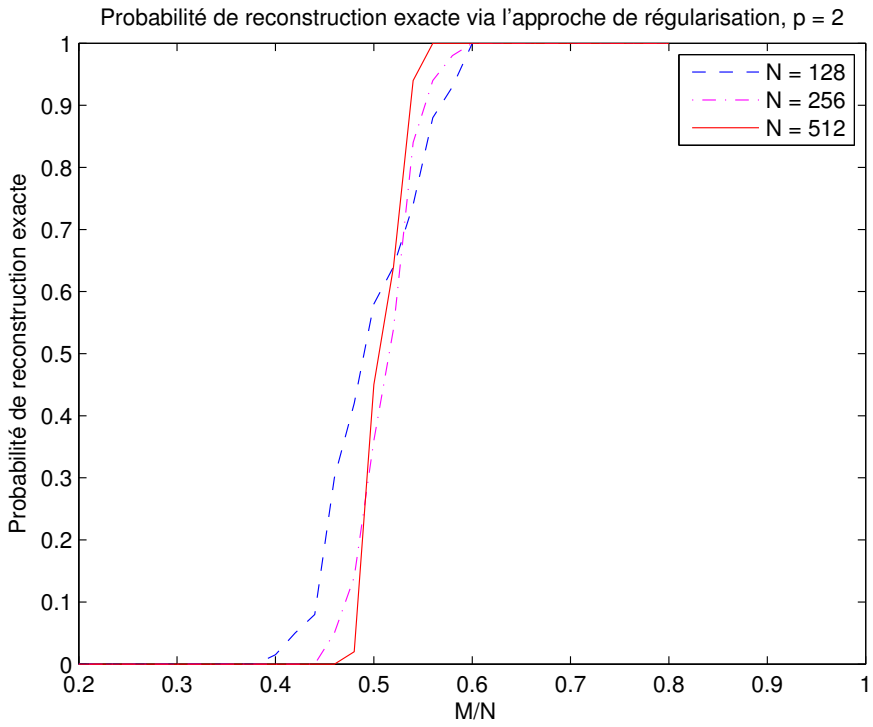



FIGURE 3.1 – Probabilité de reconstruction exacte de $(P_{\mathcal{F},1})$ pour $p = 2$

Dans la figure 3.3, les résultats expérimentaux correspondent bien à nos prédictions théoriques (Théorèmes 3.4 et 3.5) et conduisent vers les mêmes conclusions que pour la méthode de reconstruction par régularisation.

Le cas $p > 2$, illustrée par la figure 3.4 montre que l'augmentation de la taille d'alphabet engendre une translation de la borne sur $\frac{M}{N}$ dans la phase de transition, tout en gardant le même caractère asymptotique des résultats. Pour $p = 4$, cette borne est à peu près égale à $\frac{3}{4} = 0.75$. Cette valeur correspond à la borne donnée dans la conjecture 3.1.

## 3.3 Égalisation aveugle de signaux à alphabet fini

Dans un système de transmission, le milieu où se propage l'onde porteuse du signal informatif déforme cette onde et donc le signal utile. Faute d'éléments de connaissances supplémentaires, on suppose en général que cette déformation est linéaire et modélisée par la convolution du signal utile avec la réponse impulsionnelle du milieu de transmission. Cette opération de convolution va entraîner des perturbations au niveau du signal utile connues sous le nom d'interférence entre symboles. Afin de prendre en compte ce phé-

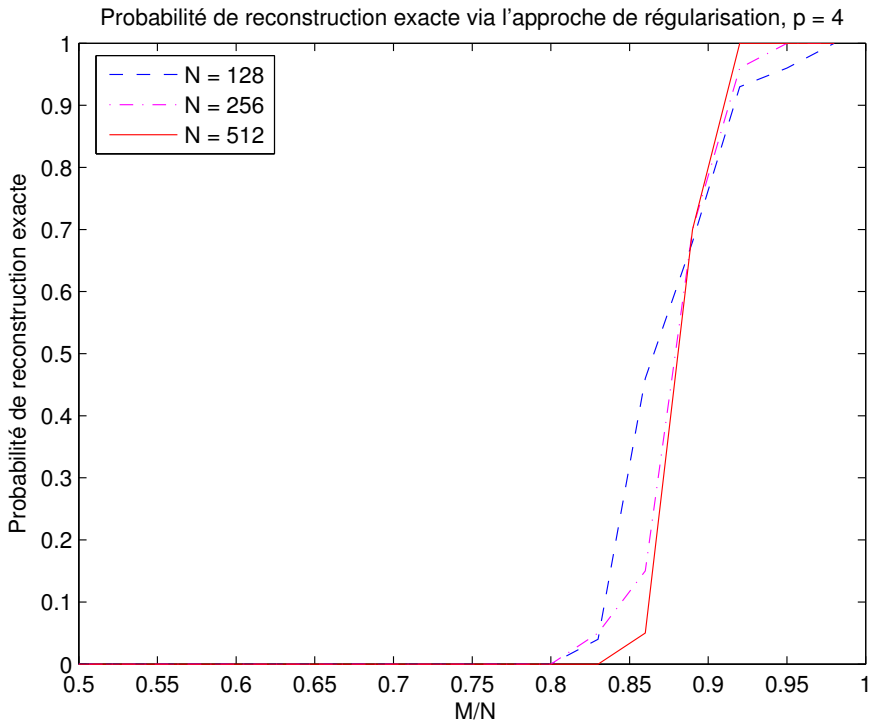



FIGURE 3.2 – Probabilité de reconstruction exacte de $(P_{\mathcal{F},1})$ pour $p = 4$

nomène, il a été indispensable d'introduire l'opération d'égalisation. Comme pour l'identification de système, on peut distinguer deux classes principales : les techniques aveugles d'égalisation et les techniques non-aveugles. Les techniques d'égalisation aveugles sont adaptées aux applications pour lesquelles l'envoi périodique d'une séquence d'apprentissage (séquence pilote) affecte la qualité de service de manière significative. Les techniques d'égalisation aveugles cherchent à estimer le signal émis en exploitant uniquement les propriétés statistiques de ce dernier. Parmi ces techniques, on peut citer l'algorithme de Sato ou l'algorithme de Godard connu sous le nom de *Constant Modulus Algorithm* (CMA) [35, 54]. Néanmoins, bien que cette famille de méthodes soit adaptée aux signaux à module constant, elle montre certaines faiblesses dans le traitement de signaux multimodaux, en particulier les modulations QAM (*Quadrature Amplitude Modulation*) à grand nombre d'états. Ainsi, d'autres algorithmes généralisant les algorithmes précédents ont été proposés ; le *Multi-Modulus Algorithm* (MMA) [55, 56] ou l'*Extended Constant Modulus Algorithm* (ECMA) [57].

Dans ce qui suit, nous avons proposé d'exploiter le caractère parcimonieux des signaux à alphabet fini en conjuguant aux critères d'égalisation aveugle cités ci-dessus un terme de régularisation en norme $\ell_1$ adapté à la modulation souhaitée.

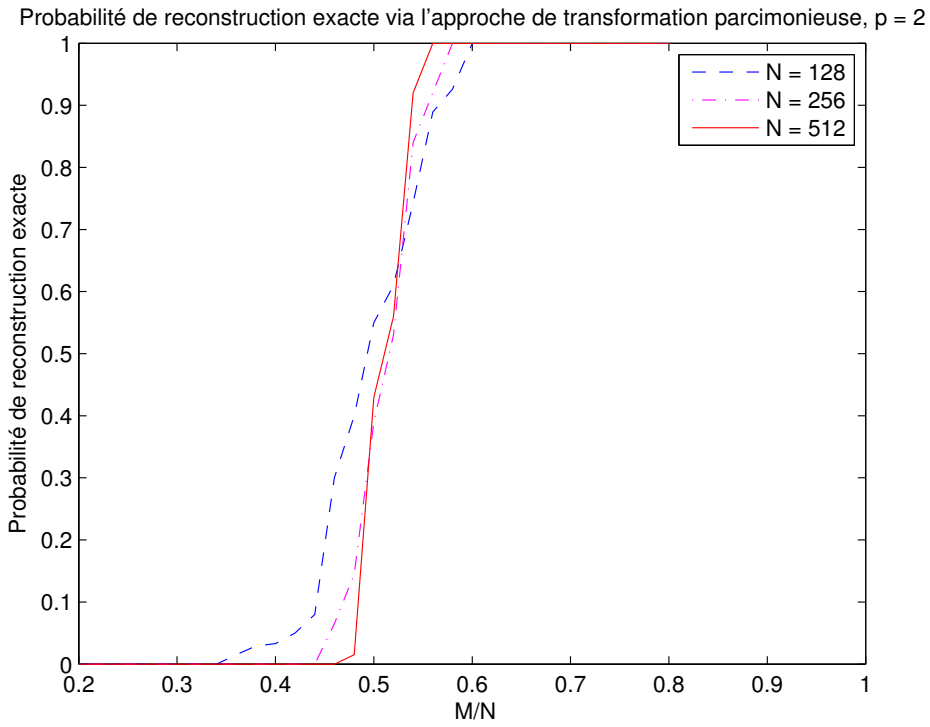



FIGURE 3.3 – Probabilité de reconstruction de l'approche par transformation parcimonieuse pour $p = 2$

### 3.3.1 Formulation du problème d'égalisation aveugle

Nous supposons observer le signal $x_n$ à l'entrée de l'égaliseur qui est modélisé par l'équation suivante :

$$x_n = \sum_{k=0}^{L} h_k s_{n-k} + w_n \ , \tag{3.6}$$

où $\boldsymbol{h} = [h_0, \ldots, h_L]^T$ représente la réponse impulsionnelle du canal d'ordre $L$, $s_n$ le signal émis et dont les coefficients appartiennent à un alphabet fini (une modulation QAM par exemple) et $w_n$ un bruit additif blanc et Gaussien (voir la figure 3.5). Ainsi, à la sortie de l'égaliseur nous obtenons la relation suivante :

$$z_n = \boldsymbol{g}^T \boldsymbol{x}_n \ , \tag{3.7}$$

où $\boldsymbol{g} = [g_0, \ldots, g_P]^T$ est modélisé par filtre à réponse impulsionnelle finie d'ordre $P$, $\boldsymbol{x}_n = [x_n, \ldots, x_{n-P}]^T$ et $z_n$ est le symbole égalisé à l'instant $n$. Admettons que les fonctions de coût associées aux égaliseurs aveugles soient de la forme suivante :

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{g}) = \mathbb{E}\left[\Phi(z_n)\right] = \mathbb{E}\left[\Phi\left(\boldsymbol{g}^T \boldsymbol{x}_n\right)\right] \ , \tag{3.8}$$

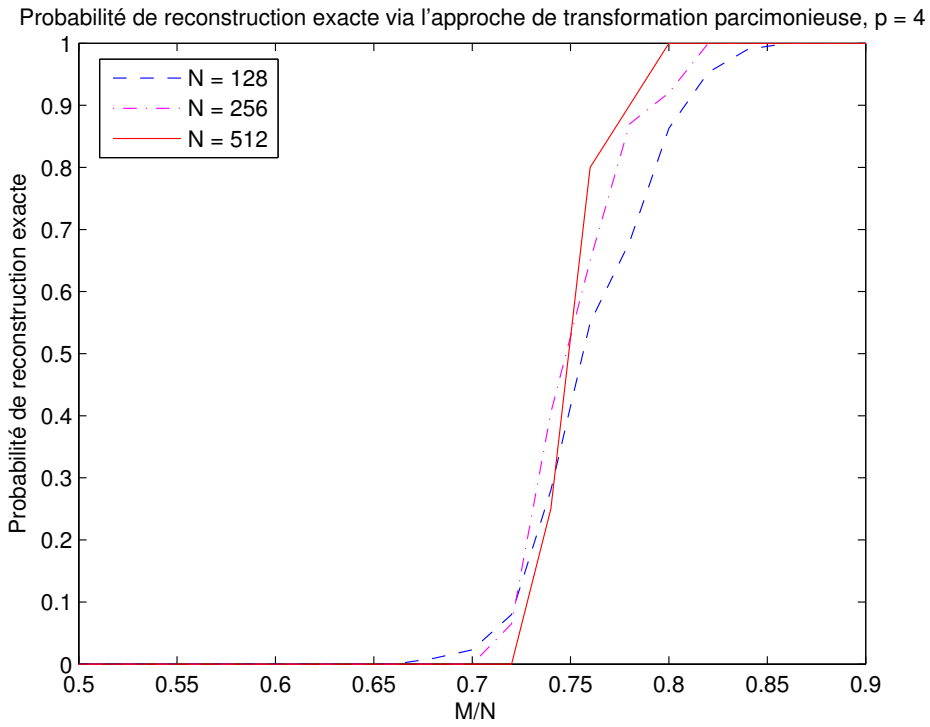



FIGURE 3.4 – Probabilité de reconstruction de l'approche par transformation parcimonieuse pour $p = 4$

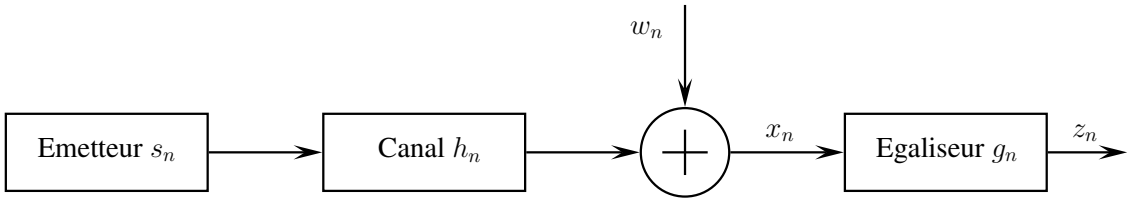



FIGURE 3.5 – Schéma simplifié du modèle d'égalisation aveugle.

où $\Phi(\cdot)$ est une fonction faisant intervenir les statistiques d'ordre supérieur de $z_n$. Généralement, l'optimisation de tels critères se fait de manière adaptative par le biais d'algorithme du gradient. Par conséquent, l'équation de mise à jour de l'égaliseur est donnée par :

$$\boldsymbol{g}_{n+1} = \boldsymbol{g}_n \; - \; \mu \, \phi(z_n) \, \boldsymbol{x}_n^* \; , \tag{3.9}$$

avec $\mu$ représente le pas d'adaptation et $\phi(\cdot)$ est la dérivée de $\Phi(\cdot)$ par rapport à $\boldsymbol{g}$. Ainsi, dans ce qui suit, nous introduisons les fonctions correspondantes aux méthodes CMA, MMA et ECMA.

La fonction de coût de l'algorithme CMA constitue la cas le plus connu de la famille des algorithmes d'égalisation à module constant et elle est donnée par :

$$\Phi_{\text{CMA}}(z_n) = \frac{1}{4}\left(|z_n|^2 - R_m^2\right)^2 \ ,$$

où $R_m$ est le rayon moyen de la constellation défini par :

$$R_m = \frac{\mathbb{E}\left[|s_n|^4\right]}{\mathbb{E}\left[|s_n|^2\right]}$$

Ainsi, la dérivée associée à la fonction de coût $\Phi_{\text{CMA}}$ de l'algorithme CMA est donnée par :

$$\phi_{\text{CMA}}(z_n) = \left(|z_n|^2 - R_m^2\right)\ z_n \ .$$

Malgré sa robustesse, l'algorithme CMA souffre de son indétermination de phase. En effet, le critère CMA est invariant par rotation de phase, ce qui le rend inefficace pour la récupération du déphasage induit par le canal. Cette lacune est généralement comblée par l'association de l'égaliseur à une boucle à verrouillage de phase (PLL pour *Phase Locked Loop*).

La fonction de coût de l'algorithme ECMA est quant à elle basée sur la généralisation du critère CMA en introduisant la notion de module d'ordre $q$ d'un nombre complexe. Étant donné un nombre complexe $z$ alors :

$$|z|_q = \sqrt[q]{|\Re e(z)|^q + |\Im m(z)|^q}, \quad q \geq 1$$

A partir de cette définition, le critère ECMA peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\Phi_{\text{ECMA}}(z_n) = \frac{1}{4}\left(|z_n|_4^2 - R_m\right)^2 \ ,$$

où $R_m$ est défini par :

$$R_m = \frac{\mathbb{E}\left[|s_n|_4^4\right]}{\mathbb{E}\left[|s_n|_4^2\right]}$$

et la dérivée associée à la fonction de coût $\Phi_{\text{ECMA}}$ est donnée par :

$$\phi_{\text{ECMA}}(z_n) = \left(|z_n|_4^2 - R_m\right)\ \frac{\Re e(z_n)^3 \ + \ \jmath\, \Im m(z_n)^3}{|z_n|_4^2} \ .$$

Notons que cette fonction, contrairement à la fonction de coût du CMA, est sensible au déphasage induit par le canal ce qui permet de le prendre en considération. Pour finir, l'algorithme MMA décompose le critère en deux fonctions appliquées sur les parties réelle et imaginaire du symbole égalisé :

$$\Phi_{\text{MMA}}(z_n) = \frac{1}{4}\left(\left(\Re e(z_n)^2 - R_m\right)^2 + \left(\Im m(z_n)^2 - R_m\right)^2\right) \ ,$$

avec

$$R_m = \frac{\mathbb{E}\left[\Re e(s_n)^4\right]}{\mathbb{E}\left[\Re e(s_n)^2\right]} = \frac{\mathbb{E}\left[\Im m(s_n)^4\right]}{\mathbb{E}\left[\Im m(s_n)^2\right]}$$

et

$$\phi_{\text{MMA}}(z_n) = \left(\Re e(z_n)^2 - R_m\right) \Re e(z_n) \; + \; \jmath \; \left(\Im m(z_n)^2 - R_m\right) \Im m(z_n) \; .$$

### 3.3.2 Égalisation aveugle avec terme de régularisation

L'idée derrière les méthodes d'égalisation aveugle régularisées et d'ajuster la fonction de coût, à l'aide de fonctions adéquates, à la constellation utilisée en gardant une faible complexité globale. Dans ces conditions, les nouveaux critères régularisés s'écrivent :

$$\mathcal{J}(\boldsymbol{g}) = \mathbb{E}\left[\Phi(z_n) \; + \; \beta \, \Psi(z_n)\right]$$

où $\Psi(\,\cdot\,)$ est la fonction de régularisation choisie et $\psi(\,\cdot\,)$ sa dérivée par rapport à $\boldsymbol{g}$. De plus, il est souhaitable que cette fonction de régularisation vérifie les trois propositions suivantes :

1. Nullité : elle doit s'annuler en chaque point de l'alphabet et sa valeur maximale est atteinte au milieu de deux points consécutifs de l'alphabet.
2. Symétrie : elle doit être symétrique autour de chacun des points de la constellation.
3. Uniformité : elle doit être uniforme (périodique) pour attribuer la même importance à tous les symboles.

Une des fonctions de régularisation les plus populaires est la fonction basée sur le cosinus des symboles, définie par :

$$\Psi_{\cos}(z) = \cos^2\left(\frac{\Re e(z)}{2d}\pi\right) \; + \; \cos^2\left(\frac{\Im m(z)}{2d}\pi\right)$$

où $2d$ représente la distance minimale entre les points de la constellation. La figure 3.6 est une représentation dans l'espace d'une telle fonction conjuguée à un critère CMA pour une modulation 16-QAM. A partir des ces observations, nous avons proposé d'exploiter la nature discrète des signaux à égaliser par le biais de mesure de parcimonie. Plus précisément, en définissant une fonction de régularisation en norme $\ell_1$ sur l'erreur résiduelle. Dans un premier temps, nous avons défini la fonction de régularisation suivante :

$$\Psi_{\ell_1}(z) = \prod_{m=1}^{Q} \left|\Re e(z_n) - \Re e(s_m)\right| \; + \; \prod_{m=1}^{Q} \left|\Im m(z_n) - \Im m(s_m)\right| \tag{3.10}$$

Nous avons représenté dans la figure 3.7 cette fonction conjuguée à un critère CMA pour une modulation 16-QAM. En utilisant cette fonction de régularisation, nous avons observé,

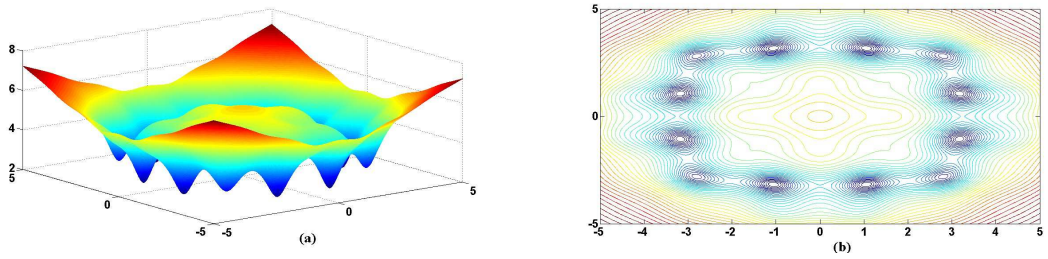



FIGURE 3.6 – Fonction coût pour un critère $\Phi_{\text{CMA}}$, une fonction de régularisation $\Psi_{\cos}$ et une modulation 16-QAM.

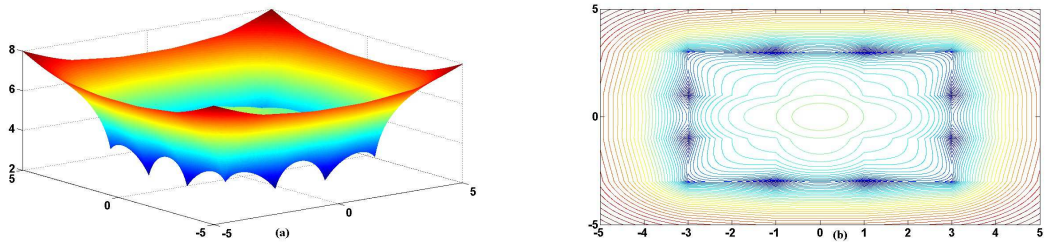



FIGURE 3.7 – Fonction coût pour un critère $\Phi_{\text{CMA}}$, une fonction de régularisation $\Psi_{\ell_1}$ et une modulation 16-QAM.

à partir des résultats de simulation présentés dans la suite, une nette amélioration des performances en terme de vitesse de convergence et d'erreur asymptotique ainsi qu'une robustesse au déphase induit par le canal de propagation. Cependant, malgré sa simplicité, cette fonction ne remplit pas rigoureusement deux des propriétés citées précédemment (symétrie et uniformité), en particulier pour des constellation à grand nombre d'états.

Afin de tirer profit des propriétés de convergence et de performances apportées par l'utilisation de la fonction de régularisation basée sur la norm $\ell_1$ et de surmonter ses limitations pour les constellations à grand nombre d'états, nous avons proposé d'utiliser le minimum de la norme $\ell_1$ comme nouvelle fonction de régularisation. Cette nouvelle fonction est donnée par la formule suivante :

$$\Psi_{\min_{\ell_1}}(z) = \min_{s_m} \{|z_{nr} - s_{mr}| + |z_{ni} - s_{mi}|\} \tag{3.11}$$

Contrairement à la fonction de régularisation donnée par l'équation (3.10), cette nouvelle fonction vérifie toutes les propriétés désirées citées précédemment ; nullité aux points de la constellation, symétrie autour de ces points et uniformité. Pour plus de détails et justifications voir les articles [43, 44] et le manuscrit de thèse de A. Labed [58].

### 3.3.3 Résultats de simulation

Dans cette section, nous présentons quelques résultats de simulation afin d'évaluer les performances des algorithmes d'égalisation aveugle proposés. Nous considérons un système avec une réponse impulsionnelle du canal de taille $L = 4$, un égaliseur de taille $P = 15$ et un rapport signal sur bruit de 30dB. Les performances sont estimées pour $N_r = 200$ réalisations de Monte-Carlo par le critère de l'erreur quadratique moyenne (où MSE pour *Mean-Square Error*). Dans la figure 3.8, nous représentons les symboles reçus et égali-

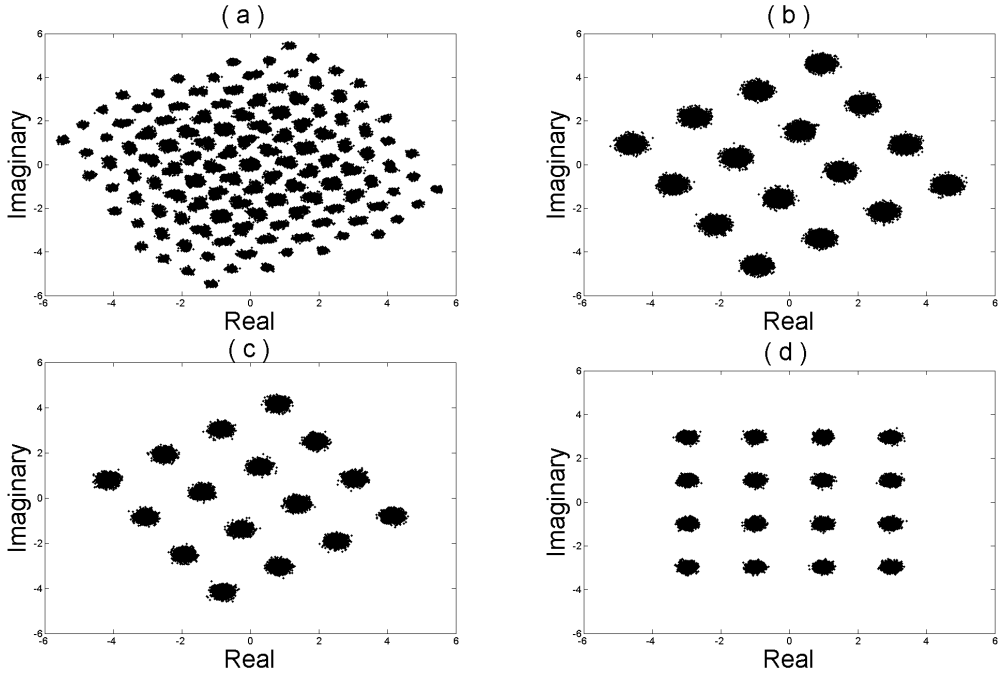



FIGURE 3.8 – (a) Constellation à la réception (16-QAM), (b) Constellation égalisée avec l'algorithme CMA, (c) Constellation égalisée avec l'algorithme CMA et une fonction de régularisation en cosinus (d) Constellation égalisée avec l'algorithme CMA et la fonction de régularisation en norme $\ell_1$.

sés issus d'une modulation 16-QAM en fonction de leurs parties réelles et imaginaires. La figure 3.8-(a) représente le signal reçu avant égalisation. Les figures 3.8-(b),3.8-(c) et 3.8-(d) représentent le signal après égalisation en utilisant les algorithme CMA, CMA régularisé en fonction cosinus et CMA régularisé en norme $\ell_1$, respectivement. Nous pouvons observer que l'algorithme CMA utilisant une fonction de régularisation en norme $\ell_1$ permet de corriger le déphasage induit par le canal de propagation contrairement aux autres méthodes. Aussi, nous observons que les symboles de la constellation égalisés avec cet algorithme sont moins dispersés que ceux égalisés avec les algorithmes CMA et CMA régularisé en fonction cosinus. Ces résultats sur la qualité de l'égalisation sont confirmés

par une mesure objective de l'erreur (MSE) dans les simulations suivantes. Dans la figure

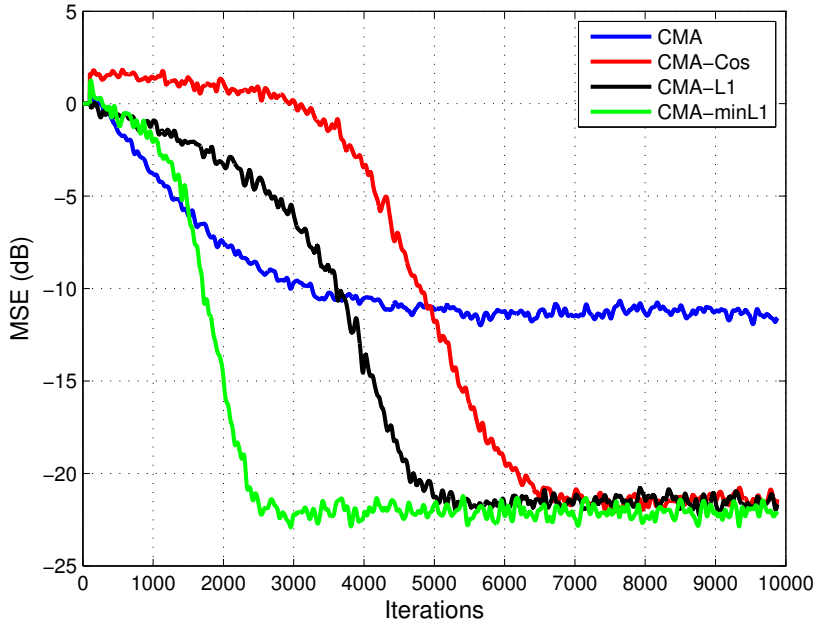



FIGURE 3.9 – Performances des algorithmes, CMA, CMA régularisé en cosinus, CMA régularisé en norme $\ell_1$ et CMA régularisé en min $\ell_1$ en terme d'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération et une modulation 16-QAM.

3.9, nous représentons l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itérations pour les algorithmes CMA, CMA régularisés et pour la modulations 16-QAM. Il convient de noter que pour les algorithmes CMA et CMA régularisé en fonction cosinus, une PLL a été ajoutée afin de corriger la rotation de phase induite par le canal. On observe que les algorithmes régularisés en norme $\ell_1$ surpassent les autres méthodes en terme de vitesse de convergence et d'erreur résiduelle.

Dans les figures 3.10 et 3.11, nous représentons l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itérations pour les algorithmes MMA, MMA régularisés et pour les modulations 16-QAM et 64-QAM, respectivement. Dans ce cas, on observe que l'algorithme MMA régularisé en min $\ell_1$ donne de très bonnes performances pour les deux modulations utilisées. Cependant, l'algorithme MMA régularisé en norme $\ell_1$ a ses performances qui se dégradent lorsque on augmente la taille de la modulation. Ceci s'explique par le fait que la fonction de régularisation choisie ne respecte pas les conditions énoncées dans la section précédente, à savoir la symétrie et l'uniformité. Ce qui devient pénalisant quand la taille de la modulation augmente. Contrairement à la fonction de régularisation en min $\ell_1$ qui

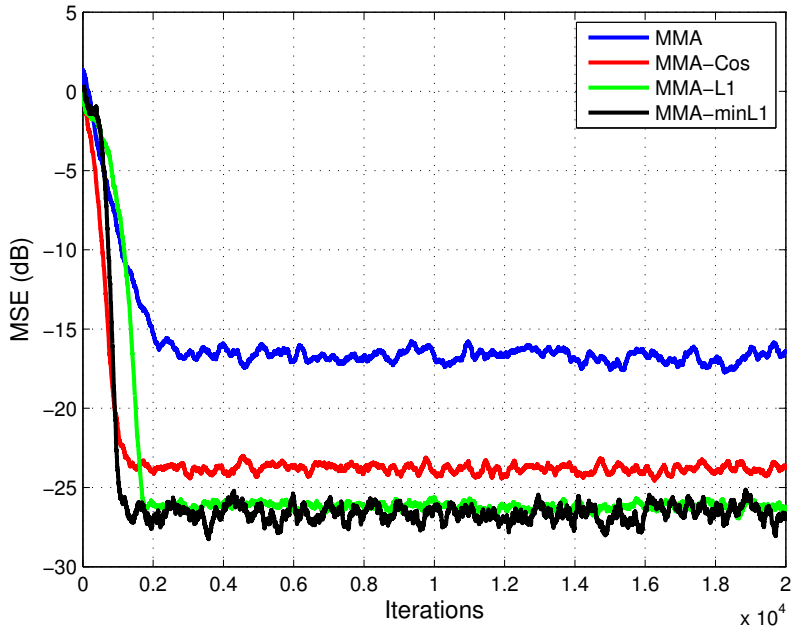



FIGURE 3.10 – Performances des algorithmes, MMA, MMA régularisé en cosinus, MMA régularisé en norme $\ell_1$ et MMA régularisé en min $\ell_1$ en terme d'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération et une modulation 16-QAM.

reste robuste au changement de la taille de la modulation.
D'autres simulations et analyses sont disponibles dans les articles [43, 44] et le manuscrit de thèse de A. Labed [58].

## 3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la résolution de problèmes inverses de signaux à alphabet fini en exploitant leurs propriété de parcimonie.
Dans un premier temps, nous avons considéré le contexte des problèmes inverses sous-déterminés de signaux à alphabet fini où nous avons établi une condition suffisante qui permet de rendre les problèmes solubles. Nous avons présenté deux procédures de reconstruction de signaux à alphabet fini à partir d'observations incomplètes. Ces procédures sont basées sur une relaxation convexe de la norme $\ell_0$ en norme $\ell_1$. La première procédure considère le critère d'alphabet fini comme un a priori et introduit un terme de régularisation, afin de favoriser les signaux dont les éléments appartiennent à l'alphabet. La seconde procédure reformule le problème de reconstruction comme un problème de re-

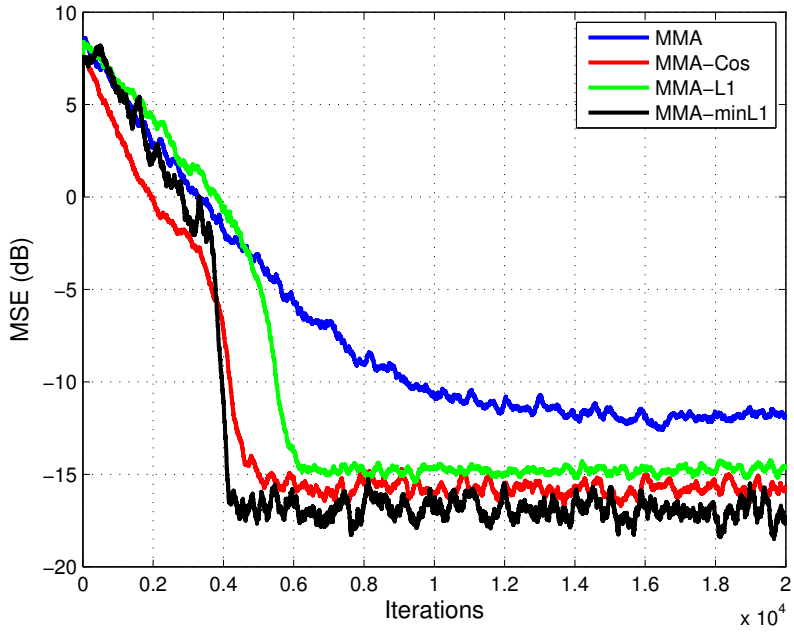



FIGURE 3.11 – Performances des algorithmes, MMA, MMA régularisé en cosinus, MMA régularisé en norme $\ell_1$ et MMA régularisé en min $\ell_1$ en terme d'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération et une modulation 64-QAM.

cherche de solution parcimonieuse d'un système sous-déterminé. Aussi, nous avons établi une condition nécessaire et suffisante de reconstruction donnée par le théorème 3.4.
Enfin, nous avons présenté des nouvelles méthodes d'égalisation de signaux à alphabet fini où le caractère parcimonieux des signaux est exploité via des fonctions de régularisation en norme $\ell_1$. Cette approche a permis d'adapter les algorithmes d'égalisation aveugle à des signaux QAM qui ne sont pas à module constant, en particulier les modulations d'ordre élevé utilisées dans les communications haut débit. Ces approches ont permis une amélioration des performances en terme de vitesse de convergence et d'erreur résiduelle, mais aussi la résolution du problème de rotation de phase des constellations sans PLL ou tout autre fonction additionnelle.
Notons que des travaux en cours sur l'application directe de la méthode présentée dans la Section 3.2 dans un contexte de communication mobile, proche du thème de l'alignement d'interférences sont en développement et n'ont pas été présentés dans ce document. Ces travaux sont une partie commune des thèses de S.M Aziz-Sbaï et Y. Fadlallah.

Chapitre 4

# Tests statistiques et parcimonie

## 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons des travaux concernant les applications en communication et en traitement du signal de méthodes de tests statistiques basées sur l'hypothèse de parcimonie des signaux observés. Les travaux sur les méthodes de tests statistiques utilisées dans ce chapitre ont été initiés par D. Pastor et al. dans [59,60]. Dans la première partie, nous utiliserons ces outils pour une application en guerre électronique où l'hypothèse de parcimonie des signaux observés est vérifiée. Cette partie à fait l'objet d'une publication en revue [61]. Aussi, une application à l'estimation aveugle de la variance du bruit dans les systèmes OFDMA sera présentée dans la deuxième partie de ce chapitre. Cette application a fait l'objet des publications suivantes [62, 63]. Enfin, dans la dernière partie, nous utiliserons les méthodes de tests statistiques afin d'améliorer la robustesse et les performances d'algorithmes de séparation aveugle de sources dans le cas sous-déterminé et sous l'hypothèse de parcimonie des signaux sources. Cette application fait partie des travaux de thèse de S.M Aziz-Sbaï et a été publiée dans les articles suivants [64, 65]

## 4.2 Méthodes d'estimation de l'écart-type du bruit basées sur des hypothèses de parcimonie

Dans cette section, nous présentons brièvement, les méthodes d'estimation de l'écart-type du bruit basées sur des hypothèses de parcimonie du signal observé. Ces travaux

introduits par D. Pastor et al. dans [59,60], nous serviront comme outils pour les différentes applications présentées plus loin dans ce chapitre.
En général, l'estimation de l'écart type du bruit, est effectuée par des méthodes basées sur des estimateurs robustes standards tels que le MAD (pour *Median Absolute Deviatione*) [66], le *Trimmed* ou le *Winsorized* [67]. Malheureusement, ces estimateurs ne sont pas adaptés aux signaux que nous souhaitons traiter, c'est à dire les signaux parcimonieux. En effet, les études menées sur ces estimateurs montrent qu'ils souffrent d'un manque de robustesse vis à vis de signaux ayant un grand nombre de valeurs aberrantes ou des valeurs aberrantes à fortes amplitudes, ce qui est le cas des signaux parcimonieux. Dans [59, 60], deux nouveaux estimateurs d'écart-type du bruit ont été proposés, à savoir le *Modified Complex Essential Supremum Estimate* (MC-ESE) et le *d-Dimensional Amplitude Trimmed Estimator* (DATE). Ces deux estimateurs reposent sur l'hypothèse de parcimonie des observations. Plus précisément, ils supposent que dans une observation donnée le signal utile est plus absent que présent.
Soit $(\boldsymbol{Y}_k)_{k\in\mathbb{N}}$ une séquence de vecteurs aléatoires indépendants de dimension $d$ tel que :

$$\boldsymbol{Y}_k = \varepsilon_k\, \boldsymbol{\Theta}_k \,+\, \boldsymbol{W}_k \qquad\qquad \text{pour} \qquad k \in \mathbb{N}$$

où $\boldsymbol{\Theta}_k$ représente un signal aléatoire de distribution inconnue, $\varepsilon_k$ est une variable aléatoire prenant ses valeurs dans $\{0, 1\}$ indiquant si le signal $\boldsymbol{\Theta}_k$ est présent ou absent et $\boldsymbol{W}_k$ représente un bruit blanc Gaussien de matrice de covariance $\sigma_0^2 \boldsymbol{I}_d$. Nous supposons que les variables et vecteurs aléatoires $\varepsilon_k$, $\boldsymbol{\Theta}_k$ et $\boldsymbol{W}_k$ sont indépendants $\forall k \in \mathbb{N}$. Par conséquent, l'hypothèse de parcimonie formulée précédemment peut se reformuler comme suit :

**Hypothèse 4.1** *La probabilité de présence du signal utile dans une observation donnée est inférieure à* $1/2$*, et nous poserons* $\mathrm{P}[\varepsilon_k = 1] < \frac{1}{2}$

Dans ce qui suit nous résumons les étapes principales des algorithmes MC-ESE et DATE. Pour plus de détails et de justifications théoriques voir [59, 60].

### 4.2.1 Algorithme MC-ESE

Nous supposons avoir observé $K \in \mathbb{N}$ vecteurs aléatoires $\boldsymbol{Y}_1, \boldsymbol{Y}_2, \ldots, \boldsymbol{Y}_K$.

**Première estimation** :

- On choisit une valeur réelle positive $R$ inférieure ou égale à $1 - \frac{K}{4(K/2-1)^2}$.
- On calcule $k_{\min} = \frac{K}{2}\left(\frac{\sqrt{K(1-R)}-1}{\sqrt{K(1-R)}}\right)$. D'après l'inégalité de Bienaymé-Chebyshev et l'hypothèse 4.1, la probabilité que le nombre d'observations dû au bruit uniquement soit supérieur à $k_{\min}$ est supérieure ou égale à $R$.

– On calcule $\sigma_{\min} = \|\boldsymbol{Y}_{k_{\min}}\| / \sqrt{2}$ et $\sigma_{\max} = \|\boldsymbol{Y}_K\| / \sqrt{2}$. $\sigma_{\min}$ et $\sigma_{\max}$ sont les bornes de l'intervalle de recherche.

– Puis, on résout la minimisation suivante sur $[\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$ par un algorithme standard telle que la routine FMINBND de Matlab.

$$\widetilde{\sigma}_0 = \arg\min_{\sigma} \sup_{k \in \{1,\dots,K\}} \left\{ \left| \frac{\sum_{r=1}^{K} \|\boldsymbol{Y}_r\| \, \mathrm{I}\left(\|\boldsymbol{Y}_r\| \leq k\,\sigma/K\right)}{\sum_{r=1}^{K} \mathrm{I}(\|\boldsymbol{Y}_r\| \leq k\,\sigma/K)} - \frac{\sigma}{\sqrt{2}} \frac{\Upsilon_1\left(k\sqrt{2}/K\right)}{\Upsilon_0\left(k\sqrt{2}/K\right)} \right| \right\}$$

où $\mathrm{I}(A)$ est la fonction indicatrice de de l'événement $A$, et pour tout $(q, x) \in [0, +\infty[^2$, $\Upsilon_q(x) = \int_0^x t^{q+1} e^{-t^2/2} dt$.

**Seconde estimation** :

On améliore la première estimation en posant

$$\widehat{\sigma}_0 = \eta \, \frac{\sum_{k=1}^{K} \|\boldsymbol{Y}_k\|^2 \, \mathrm{I}(\|\boldsymbol{Y}_k\| \leq \widetilde{\sigma}_0)}{\sum_{k=1}^{K} \mathrm{I}(\|\boldsymbol{Y}_k\| \leq \widetilde{\sigma}_0)} \tag{4.1}$$

où $\eta = \sqrt{\frac{2\Upsilon_0(\sqrt{2})}{\Upsilon_2(\sqrt{2})}}$.

### 4.2.2 Algorithme DATE

De la même manière que pour l'algorithme MC-ESE, nous supposons avoir observé $K \in \mathbb{N}$ vecteurs aléatoires $\boldsymbol{Y}_1, \boldsymbol{Y}_2, \dots, \boldsymbol{Y}_K$.

**Intervalle de recherche** :

– On choisit une valeur réelle positive $R$ inférieure ou égale à $1 - \frac{K}{4(K/2-1)^2}$.

– On calcule $k_{\min} = \frac{K}{2}\left(\frac{\sqrt{K(1-R)}-1}{\sqrt{K(1-R)}}\right)$. D'après l'inégalité de Bienaymé-Chebyshev et l'hypothèse 4.1, la probabilité que le nombre d'observations dû au bruit uniquement soit supérieur à $k_{\min}$ est supérieure ou égale à $R$.

**Existence** :

– S'il existe une valeur $k$ dans $\{k_{\min}, \dots, K\}$ telle que

$$\|\boldsymbol{Y}_k| \leq \frac{\mu(k)}{\kappa} \, \xi\left(\sqrt{\log(2\,d\,K)}\right) < \|\boldsymbol{Y}_{k+1}\| \tag{4.2}$$

où

$$\mu(k) = \begin{cases} \frac{1}{k}\sum_{r=1}^{k} \|\boldsymbol{Y}_r\| & \text{si } k \neq 0 \\ 0 & \text{si } k = 0, \end{cases} \tag{4.3}$$

on pose $k^* = k$.

– Sinon, on pose $k^* = k_{\min}$.

**Estimation** :

L'écart type estimé $\widehat{\sigma}_0$ est donné par l'équation suivante :

$$\widehat{\sigma}_0 = \frac{\mu(k^*)}{\kappa}, \tag{4.4}$$

où $\kappa = \sqrt{2}\,\Gamma(3/2)$ avec $\Gamma(\,\cdot\,)$ la fonction de Gamma standard et

$$\xi(\rho) = \rho^{-1}\, I_0^{-1}\left(\mathrm{e}^{\frac{\rho^2}{2}}\right) , \tag{4.5}$$

avec $I_0(\,\cdot\,)$ la fonction de Bessel modifiée de première espèce d'ordre zéro.
Notons que l'algorithme DATE est plus simple et plus rapide avec une meilleure justification théorique que l'algorithme MC-ESE pour des performances analogues [60].

## 4.3 Application à la guerre électronique

Une des applications majeures en guerre électronique est l'interception d'information émise par des systèmes radio-fréquence non-coopératifs nommés *Communication Electronic Support* (CES) [68]. Les systèmes CES actuels sont basés sur l'acquisition de signaux HF, VHF ou UHF, en large bande afin de maximiser la probabilité d'interception des signaux émis. En fait, ces systèmes sont conçus pour intercepter totalement ou partiellement les systèmes de communication militaires qui intègrent *l'electronic counter-counter measures* (ECCM), tels que les sauts de fréquence par exemple [69–71]. En général, la bande passante d'acquisition des systèmes CES est d'environ quelques centaines de kHz dans la gamme HF et entre 20 et 40 MHz pour les gammes VHF et UHF [72–74]. Les signaux issus de ces interceptions à large bande sont généralement parcimonieux dans le domaine temps-fréquence, car ils sont composés, dans la plupart des cas, soit d'un mélange de bruit et de quelques transmissions à bande étroite ou des transmissions à large bande intermittentes. La figure 4.1 montre un exemple de 20 MHz de signal intercepté dans la bande VHF militaire (30-88 MHz). Le signal obtenu résulte d'un mélange de communications en fréquence fixe à bande étroite (entre 10 et 25 kHz) telles que celles décrites dans [75] et des communications militaires à sauts de fréquence.

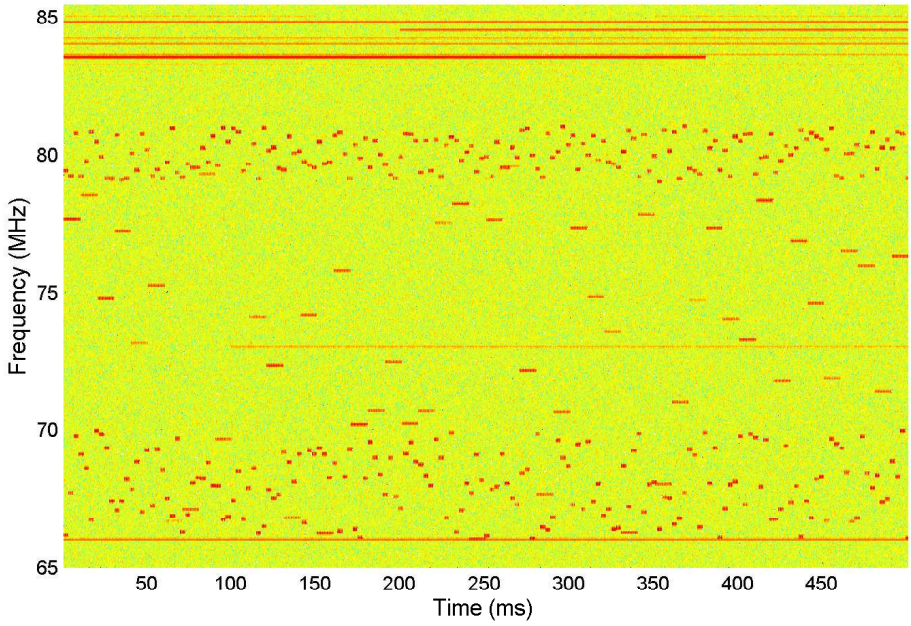



FIGURE 4.1 – Exemple d'une interception 20MHz de signal dans la gamme VHF militaire : deux émetteurs à sauts de fréquence ainsi que divers communications à fréquence fixe sont présents dans le signal CES large bande avec un taux d'activité temps-fréquence global inférieur à 10%.

La connaissance de la puissance du bruit est d'une importance primordiale pour le traitement des signaux issus de systèmes CES. Par exemple, étant dans un contexte non-coopératif et donc ayant peu ou pas d'information a priori sur les signaux interceptés, la détection des transmissions non-coopératives est généralement effectuée à l'aide d'un détecteur à fausse alarme constante qui nécessite une connaissance a priori de la puissance du bruit. Cette connaissance de la puissance du bruit peut aussi améliorer les performances de la reconnaissance aveugle de modulation ou des algorithmes de démodulation aveugle qui suivent la détection. La variance du bruit est souvent inconnue et doit être estimée afin de traiter les signaux observés. Par conséquent, il est souvent préconisé d'estimer l'écart-type du bruit via un estimateur robuste tel que le MAD [66].

Dans ce travail, nous nous intéressons au problème de l'estimation de la variance du bruit pour des applications CES où le nombre ou les amplitudes des points aberrants est trop important pour que l'algorithme MAD puisse estimer correctement la variance du bruit. Nous proposons d'estimer la variance du bruit grâce à un algorithme dérivé des résultats théoriques basés sur des hypothèses de parcimonie du même type que celles utilisées

dans [76] et [77]. Dans notre contexte, la transformée de Fourier à court terme peut être considérée comme une transformation parcimonieuse dans le sens où elle rend possible la représentation d'un signal CES à large bande par des coefficients dont la plupart sont à faible amplitude (voir la figure 4.1).

### 4.3.1 Modèle du signal

Considérons un signal issu d'un système CES mono-capteur et assumons que le signal à large bande intercepté est un mélange de $N$ sources. Le signal équivalent en bande de base à la réception peut être exprimé par :

$$y(n) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{k=0}^{L_i-1} h_i(k)\, z_i(n-k) \;+\; w(n) \tag{4.6}$$

où $z_i$ représente le $i^{\text{e}}$ signal source et $\{h_i(k)\}_{k=0,\cdots,L_i-1}$ est l'équivalent en bande de base de la réponse impulsionnelle du canal entre la $i^{\text{e}}$ source et le récepteur. $w$ est un bruit additif blanc Gaussien complexe centré de variance $\sigma_0$ tel que $w(n) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_0^2)$.

### 4.3.2 Utilisation de l'algorithme MC-ESE

L'estimateur de la variance du bruit MC-ESE est très bien adapté à l'interception non-coopérative, car il nécessite très peu de connaissance a priori. La seule limitation est que l'hypothèse 4.1 exige que le signal CES à large bande d'intérêt ait un taux d'activité inférieur à 1/2. L'expérience montre que, en moyenne, ce taux d'activité est proportionnel au ratio $f_c/B_w$, où $f_c$ et $B_w$ sont la fréquence centrale et la bande passante du signal intercepté, respectivement. Dans la plupart des cas, les signaux CES large bande sont suffisamment parcimonieux (rares) pour vérifier l'hypothèse 4.1. Cette hypothèse est facile à vérifier dans le cas de communications à fréquence fixe ou à sauts de fréquence (FH pour *frequency-hopping*), voir l'exemple de la figure 4.1. Aussi, cette hypothèse reste valide pour des signaux utilisant l'étalement de spectre à séquence directe (DSSS pour *Direct Sequence Spread Spectrum*). Un exemple pertinent est le standard NATO JTIDS/MIDS [78] qui combine à la fois des signaux FH et DSSS. Dans ce standard le signal DSSS a un facteur d'étalement de $\frac{32}{5}$ ce qui donne une bande passante de 5 MHz et une durée d'impulsion de 6.4 µs pour un intervalle entre pulsations de 6.6 µs, ce qui conduit à un taux d'activité maximum dans le domaine temps-fréquence de 12% pour une bande passante interceptée de 20 MHz.

Afin d'appliquer l'algorithme MC-ESE, nous considérons qu'au moins $T$ échantillons du signal $y$ sont disponibles à la réception. Nous répartissons cet ensemble d'observation en

$K$ sous-ensembles disjoints de $Q$ échantillons chacun tel que $T = K\,Q$. En appliquant une transformée de Fourier discrète sur les $Q$ échantillons de chaque sous-ensembles, nous obtenons la matrice à valeurs complexes $Y(k,q)$ avec $k \in \{1,\ldots,K\}$ et $q \in \{0,\ldots,Q-1\}$ définie par :

$$Y(k,q) = \frac{1}{\sqrt{Q}} \sum_{m=0}^{Q-1} y\,(k\,Q+m)\ \mathrm{e}^{-\jmath\,2\pi\,q\,m}. \tag{4.7}$$

Pour chaque point temps-fréquence $(k,q)$, nous supposons la présence aléatoire d'une composante d'un signal CES notée $\Theta(k,q)$. Nous avons donc

$$Y(k,q) = \varepsilon(k,q)\,\Theta(k,q)\ +\ W(k,q)$$

$\varepsilon(k,q)$ étant une variable aléatoire prenant ses valeurs dans $\{0,1\}$ et indiquant si le signal CES $\Theta(k,q)$ est présent ou absent au point temps-fréquence $(k,q)$. Comme le bruit est blanc et Gaussien avec un écart-type $\sigma_0$, les variables aléatoires complexes $W(k,q)$ sont mutuellement indépendantes et identiquement distribuées avec $W(k,q) \sim \mathcal{CN}\,(0,\sigma_0^2)$.
Afin d'appliquer l'algorithme MC-ESE au signal observé pour l'estimation de $\sigma_0^2$, nous réarrangeons aléatoirement nos $T = K\,Q$ observations et nous les divisons en sous-ensembles de $m$ observations chacun. Nous appliquons l'algorithme MC-ESE pour chaque sous-ensemble et nous moyennons les différents résultats obtenus afin d'avoir l'estimation finale de $\sigma_0^2$.

### 4.3.3 Résultats de simulation

Afin de valider l'estimateur de la variance du bruit présenté précédemment, nous considérons le scénario d'un système CES embarqué à bort d'un avion et scrutant la bande VHF. Chaque source est convoluée avec un canal de propagation $h_i$ variant dans le temps, modélisé par un canal à évanouissement de Rice couramment utilisé dans les simulations de communications sol-air [79]. Les paramètres du canal sont détaillés dans le tableau suivant :

TABLE 4.1 – Modèle du canal pour la simulation de système CES

| **Scénario** | En-Route |
|---|---|
| **Nombre de trajets** | 2 |
| **Délai maximum $\tau_{max}$ ($\mu$s)** | [6,100] |
| **Facteur de Rice $K_{Rice}$ (dB)** | [10,20] |
| **Doppler (Hz)** | 60 |

Notons que chaque $h_i$, $\tau_{max}$ et $K_{Rice}$ sont aléatoirement et uniformément choisis dans l'intervalle donné par le tableau 4.1. Nous simulons un signal issu d'un système CES d'une bande passante de 20 MHz avec une fréquence d'échantillonnage de 25.6 MHz. A la réception, nous opérons une transformée de Fourier sur $Q = 1024$ points tel que décrit par l'équation (4.7). Ceci correspond à une décomposition en sous-canaux de 25 kHz, ce qui est très bien adapté à l'interception de signaux VHF. La répartition des sources est supposée aléatoire et *i.i.d* dans le plan temps-fréquence. Le nombre de sources $N$ est fixé à $\lceil Q \times \mathrm{P}[\varepsilon(k,q) = 1] \rceil$ où $\lceil \cdot \rceil$ représente l'opérateur d'arrondi vers le plus petit entier supérieur. Le rapport signal sur bruit (SNR) est défini par :

$$\mathrm{SNR(dB)} = 10 \log_{10} \left( \frac{\mathbb{E}\left[|\Theta(k,q)|^2\right]}{\sigma_0^2} \right),$$

Tous les résultats présentés ci-après sont moyennés sur 500 réalisations de Monte-Carlo.

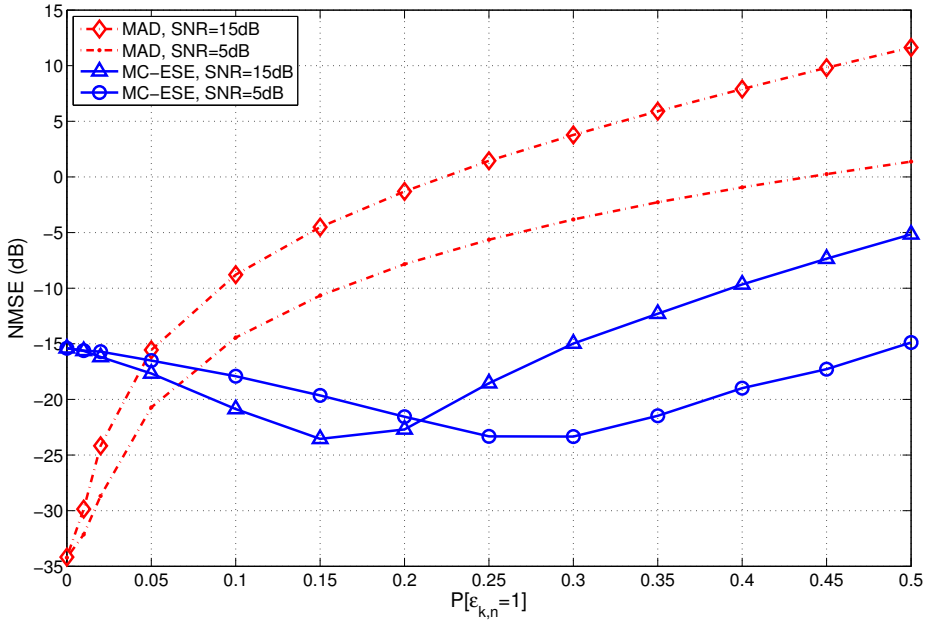



FIGURE 4.2 – Comparaison des performances des algorithmes MC-ESE et MAD pour une durée du signal de 250 µs.

Dans la figure 4.2, nous comparons l'erreur quadratique moyenne normalisée de l'algorithme MC-ESE avec celle de l'estimateur MAD, pour différentes valeurs du SNR et 250 µs de signal acquis. Comme prévu, les performances des estimateurs dépendent fortement du taux d'activité $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q) = 1]$. Cependant, il apparaît clairement que l'algorithme MC-ESE surpasse l'estimateur MAD pour $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q) = 1] \gtrsim 5\%$ car ce dernier n'est pas

robuste en présence d'un grand nombre de valeurs aberrantes ou des valeurs aberrantes à forte amplitudes. Aussi, nous pouvons observer que les performances d'estimation tendent à se détériorer avec l'augmentation du SNR. Cette observation est principalement due à l'augmentation artificielle de $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q)=1]$ en raison de la propagation à trajets multiples. Au fait, la surveillance VHF à partir d'un avion peut conduire à des délais maximum de propagation $\tau_{max}$ supérieur au 1024 points de la transformée de Fourier (100 µs comparé à 1024/25.6 =40 µs).

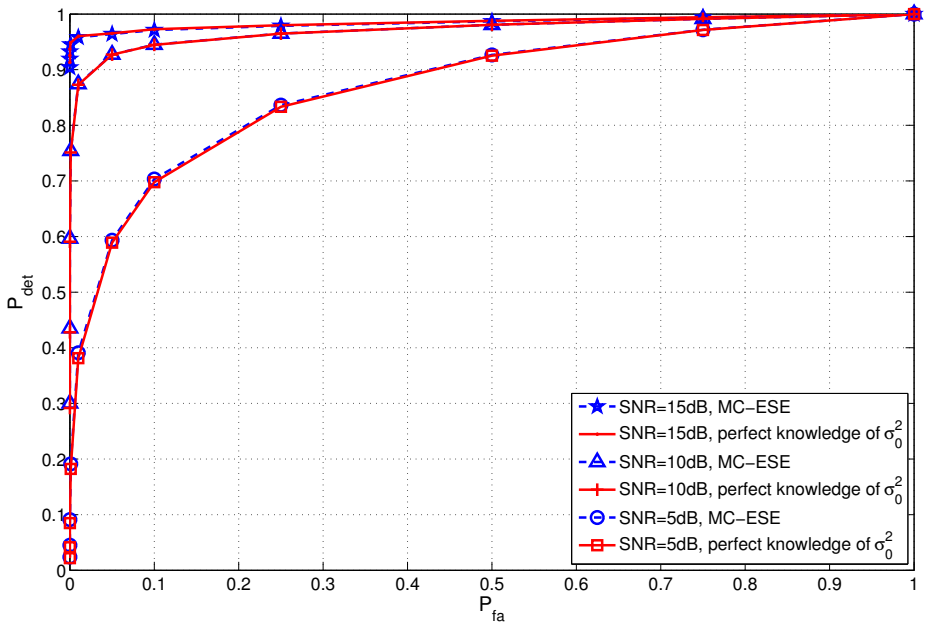



FIGURE 4.3 – Comparaison des performances de détection quand la variance du bruit est parfaitement connue ou estimée avec l'algorithme MC-ESE pour un taux d'activité $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q)=1]=0.25$ et une durée du signal de 250 µs.

Comme la détection est généralement la première et l'une des opérations les plus critiques dans les systèmes CES, l'estimateur proposé est indirectement évalué dans la figure 4.3 grâce aux performances d'un détecteur à taux de fausse alarme constante. Les figures 4.3 et 4.4 comparent le taux de bonne détection ($P_{det}$) pour différentes valeurs de probabilité de fausse alarme ($P_{fa}$) quand la variance du bruit est parfaitement connue ou estimée avec l'algorithme MC-ESE. La décision de détection est obtenue en comparant $|Y(k,q)|^2$ à un seuil positif qui aspire à garantir un certain taux de fausse alarme. Étant donné que le bruit est à valeurs complexes et Gaussiennes, $\frac{2|Y(k,q)|^2}{\sigma_0^2}$ suit une loi du $\chi^2$ avec 2 degrés de liberté lorsque $\varepsilon(k,q)=0$. Par conséquent, quand $\sigma_0$ est connue, le détecteur décidera

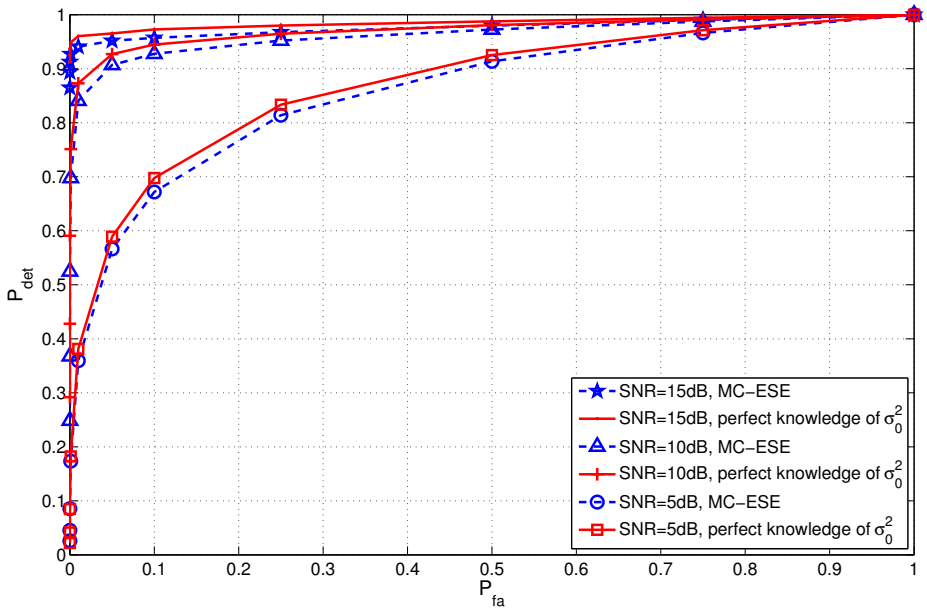



FIGURE 4.4 – Comparaison des performances de détection quand la variance du bruit est parfaitement connue ou estimée avec l'algorithme MC-ESE pour un taux d'activité $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q)=1]=0.4$ et une durée du signal de 250 µs.

que $\varepsilon(k,q)$ sera égal à 1 si $|Y(k,q)|^2 > -\sigma_0^2 \ln(P_{fa})$ et que $\varepsilon(k,q)$ sera égal à 0 sinon. Il est usuel de résumer cette prise de décision sur la valeur de $\varepsilon(k,q)$ en écrivant :

$$|Y(k,q)|^2 \underset{\varepsilon(k,q)=0}{\overset{\varepsilon(k,q)=1}{\gtrless}} -\sigma_0^2 \ln(P_{fa}). \tag{4.8}$$

Quand $\sigma_0$ est estimée par l'algorithme MC-ESE, nous remplaçons $\sigma_0$ par son estimée $\widehat{\sigma_0}$ dans l'équation (4.8). Les figures 4.3 et 4.4 confirment l'intérêt de l'application de l'algorithme MC-ESE. En effet, pour un taux d'activité de 25% (figure 4.3) la différence entre le taux de détection obtenu avec le détecteur idéal de l'équation (4.8) et le taux de détection obtenu avec le détecteur basé sur $\widehat{\sigma_0}$ est complètement négligeable quelle que soit la valeur du SNR. Cela souligne les résultats de la figure 4.2 où l'erreur quadratique moyenne normalisée varie entre $-18$ et $-24$dB pour $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q)=1]=0.25$. Nous pouvons observer dans la figure 4.4 que pour un taux d'activité de 40% la différence entre les taux de détection est plus importante mais reste tout à fait acceptable pour les exigences des systèmes CES. Le fait que le taux de détection en utilisant l'algorithme MC-ESE soit toujours inférieur au taux de détection idéal, indique que la variance du bruit est sur-estimée. Ceci est en accord avec les résultats du tableau 4.2 où le taux effectif de fausse alarme est mesuré pour différents $P_{fa}$ théoriques et taux d'activité. Ce tableau montre un

TABLE 4.2 – Taux de fausse alarme effectif en fonction de la $P_{fa}$ théorique pour différents taux d'activité $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q)=1]$ et un SNR=10dB.

| | | $P_{fa}=$ | | |
|---|---|---|---|---|
| | | $10^{-3}$ | $10^{-2}$ | $10^{-1}$ |
| $\mathrm{P}[\varepsilon(k,q)=1]=$ | 0 | $3.5\ 10^{-3}$ | $2.2\ 10^{-2}$ | $1.5\ 10^{-1}$ |
| | 0.1 | $2.1\ 10^{-3}$ | $1.5\ 10^{-2}$ | $1.2\ 10^{-1}$ |
| | 0.2 | $1.1\ 10^{-3}$ | $1.2\ 10^{-2}$ | $1.0\ 10^{-1}$ |
| | 0.3 | $8.2\ 10^{-4}$ | $8.5\ 10^{-3}$ | $9.3\ 10^{-2}$ |
| | 0.4 | $4.6\ 10^{-4}$ | $5.8\ 10^{-3}$ | $7.5\ 10^{-2}$ |
| | 0.5 | $2.8\ 10^{-4}$ | $3.1\ 10^{-3}$ | $6.4\ 10^{-2}$ |

taux effectif de fausse alarme plus faible que le taux théorique pour des taux d'activité supérieur à 30%.

## 4.4 Estimation aveugle de la variance du bruit pour les signaux OFDMA

L'OFDMA (*Orthogonal Frequency Division Multiple Access*) est une technologie d'accès multiple prometteuse pour les nouvelles générations de réseaux sans fil [80]. Dans cette application, la connaissance de l'écart type du bruit peut être d'une importance primordiale car elle permet d'améliorer l'estimation du canal de propagation, la détection du signal est un paramètre clé dans la décision pour *l'adaptive modulation and coding* ou de l'allocation de puissance adaptative. En utilisant l'algorithme MC-ESE, nous pouvons obtenir une estimation aveugle de l'écart-type du bruit en tenant compte de la nature parcimonieuse des signaux OFDMA. Nous rencontrons ces cas de figures parcimonieux dans le cas de réseaux à faible charge ou pour les systèmes utilisant la segmentation et la sectorisation [81] de telle sorte que toutes les sous-porteuses ne peuvent pas être actives en même temps. Plus précisément, en supposant qu'un symbole OFDMA est composé de $J$ sous-porteuses actives, alors le modèle équivalent en bande de base du signal transmis est donné par :

$$s(t)=\frac{1}{\sqrt{J}}\sum_{k\in\mathbb{Z}}\sum_{n=0}^{J-1}\varepsilon_{k,n}\,S_{k,n}\,\mathrm{e}^{\jmath 2\pi\,\frac{n}{J}(t-P-k(J+P))}g(t-k(J+P)), \tag{4.9}$$

où $t \in \mathbb{Z}$, $S_{k,n}$ est une séquence de symboles aléatoires centrés et *i.i.d*, $\varepsilon_{k,n}$ représente une séquence de variables *i.i.d* prenant leurs valeurs dans $\{0, 1\}$ qui modélisent la présence ou l'absence de l'activité signal au point temps-fréquence $(k, n)$. $P$ est la taille du préfixe cyclique et $g$ un filtre de mise en forme.
Soit $\{h(k)\}_{k=0,\cdots,L}$ l'équivalent en bande de base de la réponse impulsionnelle d'un canal de Rayleigh de longueur $L+1$ avec $L < P$. Par conséquent, à la réception les échantillons du signal peuvent être modélisés par l'expression suivante :

$$y(t) = \sum_{k=0}^{L} h(k)\, s(t-k-\tau) + w(t)$$

où $w(t)$ est un bruit additif blanc Gaussien tel que $w(t) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_0^2)$.
Nous supposons observer $T$ échantillons du signal reçu $y(t)$. Nous décomposons cet ensemble d'observations en $K$ sous-ensembles disjoints de $Q$ échantillons chacun tel que $T = K\,Q$. En appliquant une transformée de Fourier discrète sur les $Q$ échantillons de chaque sous-ensembles, nous obtenons la matrice à valeurs complexes $Y(k, q)$ avec $k \in \{1, \ldots, K\}$ et $q \in \{0, \ldots, Q-1\}$ définie par :

$$Y(k,q) = \frac{1}{\sqrt{Q}} \sum_{t=0}^{Q-1} y(kJ+t)\, \mathrm{e}^{-\jmath\, 2\pi\, q\, t}.$$

Pour chaque point temps-fréquence $(k, q)$, nous supposons la présence aléatoire d'une composante d'un signal OFDMA notée $\Theta(k, q)$. Nous avons donc

$$Y(k,q) = \widetilde{\varepsilon}(k,q)\, \Theta(k,q) \;+\; W(k,q)\;,$$

$\widetilde{\varepsilon}(k, q)$ étant une variable aléatoire prenant ses valeurs dans $\{0, 1\}$ et indiquant si le signal OFDMA $\Theta(k, q)$ est présent ou absent au point temps-fréquence $(k, q)$. Comme le bruit est blanc et Gaussien avec un écart-type $\sigma_0$, les variables aléatoires complexes $W(k, q)$ sont mutuellement indépendantes et identiquement distribuées avec $W(k, q) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_0^2)$.
Afin d'appliquer l'algorithme MC-ESE pour l'estimation de $\sigma_0^2$ sur les échantillons observés, nous réarrangeons aléatoirement les $T = K\,Q$ observations et les divisons en sous-ensemble de $m$ échantillons chacun sur les quels nous appliquerons l'algorithme MC-ESE. L'estimation de $\sigma_0^2$ est obtenue en moyennant tous les résultats obtenus pour chaque sous-ensemble de $m$ échantillons.

### 4.4.1 Résultats de simulation

Nous considérons un signal OFDMA avec $K = 512$ sous-porteuses avec $P = 128$. L'allocation des ressources temps-fréquence est supposée aléatoire. Nous disposons à la réception

de $T = 25$ symboles OFDMA. Le canal de propagation $\{h(k)\}_{k=0,\cdots,L}$ est simulé comme étant variant dans le temps avec un profil de décroissance exponentielle pour ses composantes non-nulles et $L = 120$. Les résultats présentés ci-dessous sont moyennés sur 1000 réalisations de Monte-Carlo.

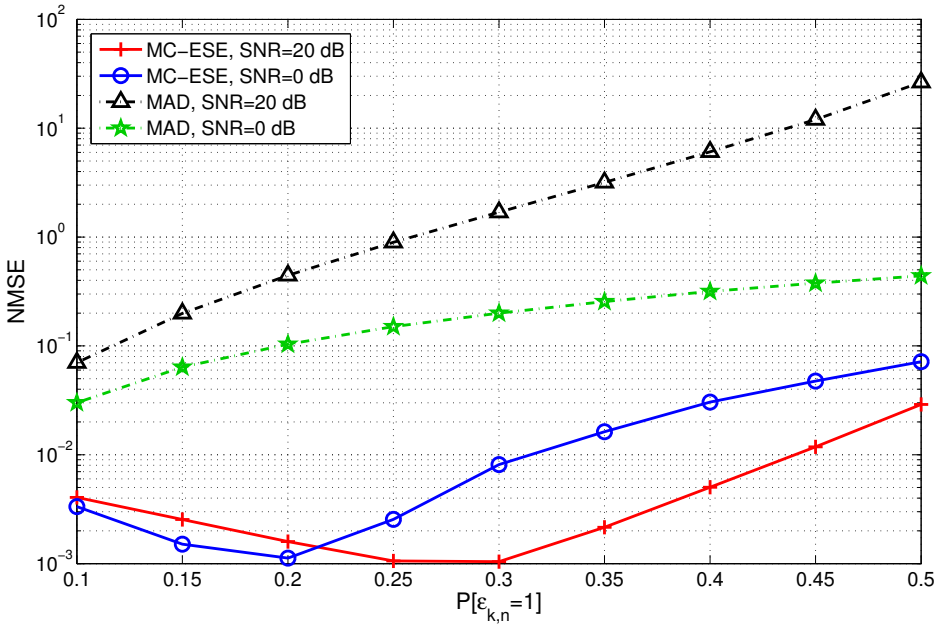



FIGURE 4.5 – Comparaison des performances des algorithmes MAD et MC-ESE pour l'estimation de la variance du bruit : l'erreur moyenne normalisée en fonction du taux d'activité pour un signal OFDMA.

La figure 4.5 compare l'erreur quadratique moyenne normalisée des estimées de la variance du bruit obtenue avec les algorithmes MC-ESE et MAD en fonction du taux de charge du signal OFDMA. Nous observons que l'algorithme MC-ESE surpasse l'algorithme MAD tant que l'hypothèse que le taux de charge du signal OFDMA reste inférieure à 50%. Cette hypothèse représente une limitation majeure pour l'application de cette technique dans tous les systèmes basés sur l'OFDMA. Cependant, nous avons observé que l'algorithme DATE avait un comportement plus robuste par rapport à cette hypothèse de parcimonie. A savoir, qu'il donne de bonnes performances d'estimation de l'écart-type du bruit lorsque le taux de charge du système est supérieure à 50% [60]. Toutefois, cette conclusion se base uniquement sur des résultats expérimentaux et aucune justification théorique n'a été trouvée pour l'instant.

## 4.5 Application à la séparation aveugle de sources de mélanges sous-déterminés

La séparation aveugle de sources (BSS pour *Blind Source Separation*) consiste à estimer $N$ signaux inconnus (les sources) d'après la seule connaissance de $M$ mélanges de ces signaux (les observations). Le terme aveugle signifie que les sources ne sont pas observées et qu'on ne connaît pas les paramètres de mélange. La séparation aveugle de sources possède de nombreuses applications [82,83], notamment dans les domaines du traitement du signal audio et du traitement du signal biomédical. Dans le domaine de l'audio, la séparation aveugle de sources concerne par exemple la séparation d'extraits musicaux stéréophoniques ou le rehaussement de la parole pour la téléphonie mobile ou pour l'élaboration de prothèses auditives [84]. Dans le domaine biomédical, de nombreux travaux existent sur la séparation de signaux électroencéphalogrammes (EEG) et électrocardiogrammes (ECG). La séparation aveugle de sources possède plusieurs degrés de difficulté, selon les caractéristiques des sources et surtout du mélange. Plusieurs paramètres sont à prendre en considération. Le premier paramètre est le nombre $M$ d'observations par rapport au nombre $N$ de sources. Intuitivement, on conçoit aisément que le cas sur-déterminé ($M \geq N$) est plus simple à résoudre que le cas sous-déterminé ($M < N$), ce dernier cas ne pouvant généralement être résolu qu'au prix d'une importante information a priori sur les sources. Un deuxième paramètre est la nature du mélange. Le mélange le plus simple est le mélange linéaire instantané : à chaque instant, les observations sont des combinaisons linéaires des sources au même instant. Dans la réalité, les mélanges sont souvent convolutifs : à chaque instant, les observations dépendent aussi des valeurs des signaux sources aux instants précédents. Enfin, un troisième paramètre est la nature des sources. La plupart des méthodes de séparation aveugle de sources reposent sur l'hypothèse que les sources sont mutuellement indépendantes, au moins à l'ordre deux. Ceci est une contrainte forte qui ne peut pas toujours être vérifiée en pratique.

Dans le cas sous-déterminé (UBSS pour *Underdetermined Blind Source Separation*), une façon de faire pour contourner le manque d'information est d'utiliser les méthodes basées sur *l'Expectation-Maximization* (EM) [85] afin d'obtenir un estimateur au sens du maximum de vraisemblance de la matrice de mélange et des sources. Cependant, de telles approches nécessitent la connaissance a priori des distributions des signaux sources. En revanche, les méthodes basées sur l'hypothèse de parcimonie des signaux sources résolvent le problème UBSS [86–95], sans connaissance a priori des distributions des signaux sources, en exploitant la parcimonie des signaux non-stationnaires dans le domaine temps-fréquence. En substance, les approches basées sur l'hypothèse de parcimonie [96]

nécessitent la transformation des mélanges dans un domaine de représentation approprié. Les sources transformées sont alors estimées grâce à leurs parcimonie et enfin, les sources sont reconstruites par transformée inverse.
Dans le cas du mélange instantané, les méthodes basées sur la parcimonie des signaux sources introduites dans [86–91, 95], entre autres, utilisent en entrée des paramètres choisis de manière empirique. La question est alors de savoir dans quelle mesure ce choix de paramètres empiriques peut être évité grâce à des méthodes statistiques, spécifiquement conçues pour exploiter la nature parcimonieuse des signaux. Cette question est particulièrement pertinente, car toute une famille d'algorithmes résolvant le problème UBSS et basés sur la parcimonie des signaux sources repose sur des hypothèses très similaires à celles employées pour la détection des signaux parcimonieux (voir les algorithmes MC-ESE et DATE présentés dans la Section 4.3).
Les méthodes d'UBSS proposées dans [86–91, 95] proposent d'estimer la matrice de mélange en supposant la présence d'une seule source dans une zone temps-fréquence. L'estimée de la matrice de mélange est ensuite utilisée pour retrouver les signaux sources. Par conséquent, le fait de sélectionner et de traiter uniquement les points temps-fréquence où le signal est présent et de rejeter les points temps-fréquence de bruit, contribuera à l'amélioration des performances générales des méthodes. Notre contribution est alors d'effectuer les étapes de sélection mentionnées précédemment, en les considérant comme des problèmes de décision statistique et de réduire le nombre de paramètres empiriques pour une meilleure robustesse des méthodes.

### 4.5.1 Modélisation du problème de séparation de sources

Le modèle du mélange instantané suppose, à l'instant $t$, l'existence de $N$ signaux sources notés $s_i(t)$, pour $i = 1, \ldots, N$ dont on observe $M$ mélanges linéaires instantanés, appelés signaux capteurs. Le modèle s'écrit alors sous la forme :

$$\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{A}\,\boldsymbol{s}(t) + \boldsymbol{w}(t) \qquad t = 0, \cdots, T-1 \;, \tag{4.10}$$

où les $M$ composantes du vecteur $\boldsymbol{x}(t) = [x_1(t), \ldots, x_M(t)]^T$ représentent les signaux capteurs, $\boldsymbol{w}(t)$ est le bruit additif supposé blanc Gaussien, les $N$ signaux sources $s_1(t), \ldots, s_N(t)$ sont contenus dans le vecteur $\boldsymbol{s}(t) = [s_1(t), \ldots, s_N(t)]^T$, tandis que les coefficients des mélanges forment une matrice notée $\boldsymbol{A} = [\boldsymbol{a}_1, \ldots, \boldsymbol{a}_N]$ de dimension $M \times N$, appelée matrice de mélange où $\boldsymbol{a}_i = [a_{1i}, \ldots, a_{Mi}]^T$ contient les coefficients du mélange. Dans ce qui suit nous nous intéresserons au cas sous-déterminé, c'est à dire lorsque $M < N$.
Le traitement du signal en temps-fréquence fournit des outils efficaces pour l'analyse des signaux non-stationnaires, dont la fréquence varie dans le temps. Une des représentations

temps-fréquence la plus utilisée en pratique, est la transformée de Fourier à court terme (TFCT). Le modèle du mélange décrit par l'équation (4.10) peut être représenté dans le domaine temps-fréquence en utilisant la TFCT comme suit :

$$\mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f) = \boldsymbol{A}\,\mathcal{S}_{\boldsymbol{s}}(t,f) \,+\, \mathcal{S}_{\boldsymbol{w}}(t,f)\ , \tag{4.11}$$

où $\mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f)$, $\mathcal{S}_{\boldsymbol{s}}(t,f)$ et $\mathcal{S}_{\boldsymbol{w}}(t,f)$ sont les vecteurs TFCT des mélanges, des sources et du bruit respectivement.
Comme présenté dans [97], le problème d'UBSS est généralement décomposé en deux sous-problèmes. Tout d'abord, l'estimation de la matrice de mélange, où les colonnes normalisées $(\boldsymbol{a}_i)_{1\leq i\leq N}$ sont estimées afin d'obtenir une estimée de la matrice $\boldsymbol{A}$. Ensuite, sur la base de cette estimation, la deuxième étape appelée, estimation du signal, donne une solution de l'équation (4.11). La figure 4.6 présente l'organigramme d'une telle approche en deux étapes.

### 4.5.2 Utilisation de l'algorithme DATE

Dans cette section, nous présentons comment nous avons utilisé l'algorithme DATE pour améliorer l'étape de sélection des points temps-fréquence multi-sources nécessaires pour l'estimation des sources. Concernant l'étape de sélection des points temps-fréquence auto-sources indispensables pour l'estimation de la matrice de mélange, nous avons fait le choix de ne pas la présenter dans ce document afin de maintenir la cohérence générale du manuscrit. Mais pour plus de détails, vous pouvez vous référer aux travaux présentés dans [64].
Pour la sélection des points temps-fréquence multi-sources, nous procéderons de la même façon que dans la détection des signaux CES à la différence que nous utilisons l'algorithme DATE au lieu du MC-ESE et un test d'hypothèse indépendant de la connaissance de la probabilité de fausse alarme. La figure 4.7 présente l'organigramme de la nouvelle approche.
Afin d'estimer les signaux sources, il est nécessaire de détecter les points temps-fréquence où le signal est présent et d'éliminer les points où le bruit est présent seul. Pour ce faire, nous proposons d'utiliser un test d'hypothèse, où l'hypothèse nulle $\mathcal{H}_0$ est que $\mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f) \sim \mathcal{CN}(0,\sigma_0^2)$ est un bruit complexe Gaussien et l'hypothèse alternative $\mathcal{H}_1$ est que $\mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f) = \boldsymbol{\Theta}(t,f) + \mathcal{S}_{\boldsymbol{w}}(t,f)$ est un mélange de source et d'un bruit additif complexe blanc Gaussien, avec $\mathcal{S}_{\boldsymbol{w}}(t,f) \sim \mathcal{CN}(0,\sigma_0^2)$ et $\boldsymbol{\Theta}(t,f)$ représente un mélange de signaux éventuellement présent au point temps-fréquence $(t,f)$. Ce modèle peut être réécrit sous une forme plus compacte tel que :

$$\mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f) = \varepsilon(t,f)\,\boldsymbol{\Theta}(t,f) + \mathcal{S}_{\boldsymbol{w}}(t,f)$$

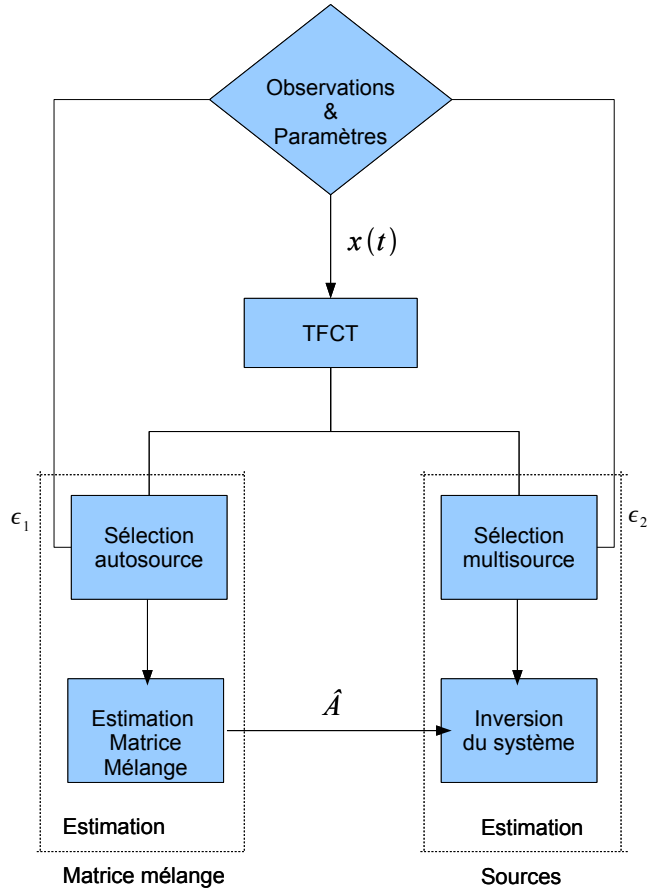



FIGURE 4.6 – Organigramme des algorithmes UBSS à deux étapes.

où $\varepsilon(t,f)$ est une variable aléatoire de Bernoulli prenant ses valeurs dans $\{0,1\}$ et indépendante des variables $\boldsymbol{\Theta}(t,f)$ et $\mathcal{S}_{\boldsymbol{w}}(t,f)$. Cette modélisation nous permet d'utiliser l'algorithme DATE sur chaque composante du signal observé afin d'obtenir une estimée de l'écart-type du bruit $\widehat{\sigma}_0$ et de moyenner les différentes estimées pour avoir le résultat final. Une fois l'estimée de l'écart-type du bruit obtenue, nous procédons à une prise de décision sur la valeur de $\varepsilon(t,f)$ avec le test suivant :

$$\|\mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f)\| \underset{\varepsilon(t,f)=0}{\overset{\varepsilon(t,f)=1}{\gtrless}} \widehat{\sigma}_0\, \xi\left(\sqrt{2\,M\,K}\right) \tag{4.12}$$

où $K$ représente le nombre des observés temps-fréquence disponibles, $\widehat{\sigma}_0$ l'écart-type estimé par l'algorithme DATE et où $\xi\left(\sqrt{2\,M\,K}\right)$ (cf. équation (4.5)) est un seuil de détection approprié dont le calcul est précisé dans [64].

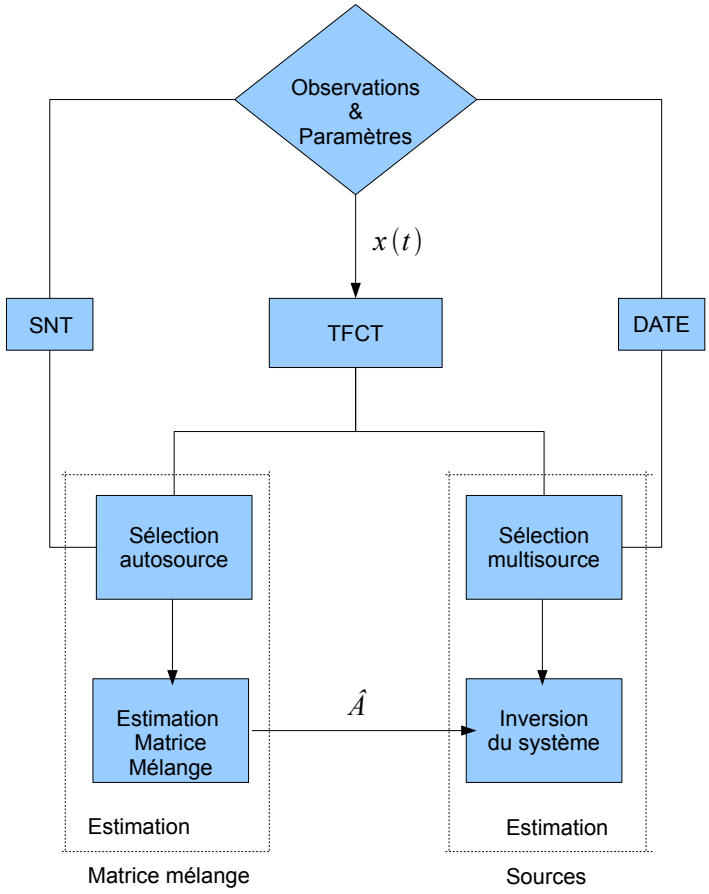



FIGURE 4.7 – Organigramme du nouvel algorithme UBSS proposé à deux étapes.

### 4.5.3 Résultats de simulation

Dans cette section, nous présentons quelques résultats de simulation pour illustrer l'efficacité de notre nouvelle approche appliquée à différents algorithmes d'UBSS. Pour cela, nous considérons une antenne composée de $M = 3$ capteurs recevant $N = 4$ signaux sources arrivant suivant les angles d'arrivés $\theta_1$ =15°, $\theta_2$ =30°, $\theta_3$ =45° et $\theta_4$ =75° respectivement. Les signaux sources sont des signaux de parole issus de la base TI-digits [98]. La taille des observations est de $T = 8192$ échantillons et les signaux sources sont échantillonnés à une fréquence de 8 kHz. Les signaux observés sont corrompus par un bruit blanc additif de covariance $\sigma_0^2 \boldsymbol{I}_M$. La qualité de la séparation est mesurée par l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) des sources estimées pour $N_r = 100$ réalisations aléatoires du bruit.

Dans ce qui suit, nous proposons de nommer l'algorithme présenté dans [89] SUBSS pour *Subspace based Underdtermined Source Separation*. Rappelons que dans l'algorithme SUBSS, une fois la matrice de mélange estimée est les sources actives dans un points temps fréquence identifiés, le modèle donné par l'équation (4.11) peut être remplacé par :

$$\mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f) = \boldsymbol{A}_J \mathcal{S}_{\boldsymbol{s}_J}(t,f) + \mathcal{S}_{\boldsymbol{w}}(t,f) \tag{4.13}$$

et les coefficients TFCT des sources actives sont estimés par :

$$\mathcal{S}_{\boldsymbol{s}_J}(t,f) \approx \boldsymbol{A}_J^{\#} \mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f), \tag{4.14}$$

où $\boldsymbol{A}_J^{\#} = (\boldsymbol{A}_J^H \boldsymbol{A}_J)^{-1} \boldsymbol{A}_J^H$ est la pseudo-inverse au sens de Moore-Penrose de la matrice $\boldsymbol{A}_J$. Nous proposons d'exploiter l'estimation disponible de l'écart-type du bruit fournie par l'algorithme DATE afin de débruiter et séparer les sources en se basant sur les points temps-fréquence sélectionnés par le test d'hypothèse décrit dans la Section 4.5.2. Par conséquent, au lieu d'effectuer l'étape de séparation en utilisant l'équation (4.14), nous proposons de procéder comme suit :

$$\widehat{\mathcal{S}}_{\boldsymbol{s}_J}(t,f) = \boldsymbol{R}_{\boldsymbol{s}_J} \boldsymbol{A}_J^H (\boldsymbol{A}_J \boldsymbol{R}_{\boldsymbol{s}_J} \boldsymbol{A}_J^H + \widehat{\sigma}_0^2 \boldsymbol{I}_M)^{-1} \mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f) \tag{4.15}$$

où $\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{s}_J} = \mathbb{E}[\mathcal{S}_{\boldsymbol{s}_J}(t,f) \mathcal{S}_{\boldsymbol{s}_J}^H(t,f)]$. Dans la figure 4.8, les performances de l'algorithme SUBSS modifié, avec et sans débruitage, sont comparés à ceux obtenus avec la version originale de l'algorithme SUBSS. Nous observons que les résultats de la nouvelle approche proposée surpassent ou égalent ceux de la version originale de l'algorithme SUBSS où il est nécessaire de fixer un seuil empirique pour chaque valeur du SNR. En plus, nous traçons dans la figure 4.8 les performances en terme de NMSE obtenus en utilisant l'estimateur MAD au lieu du DATE. Nous observons une perte de performance dû au fait que l'estimateur MAD est inadapté au contexte des signaux parcimonieux.

Dans les figures 4.9 et 4.10, nous représentons l'erreur quadratique moyenne normalisée obtenue avec les algorithme SUBSS et SUBSS modifié sans débruitage en fonction du nombre de sources à séparer pour des SNR de 10dB et 20dB respectivement. Dans les deux figures, les performances générales se dégradent plus le nombre de sources augmente, mais ce qui est à noter, est que les performances de l'algorithme SUBSS modifié sont identiques à celles obtenues avec l'algorithme SUBSS, ce qui montre la robustesse de l'approche proposée par rapport à la variation de l'environnement de simulation.

Nous avons aussi appliqué la nouvelle procédure à l'algorithme DUET (*Degenerate Unmixing Estimation Technique*) [86] où nous avons utilisé l'estimée de l'écart-type du bruit donnée par l'algorithme DATE dans la procédure de reconstruction de l'algorithme DUET, comme illustré par la figure 4.11.

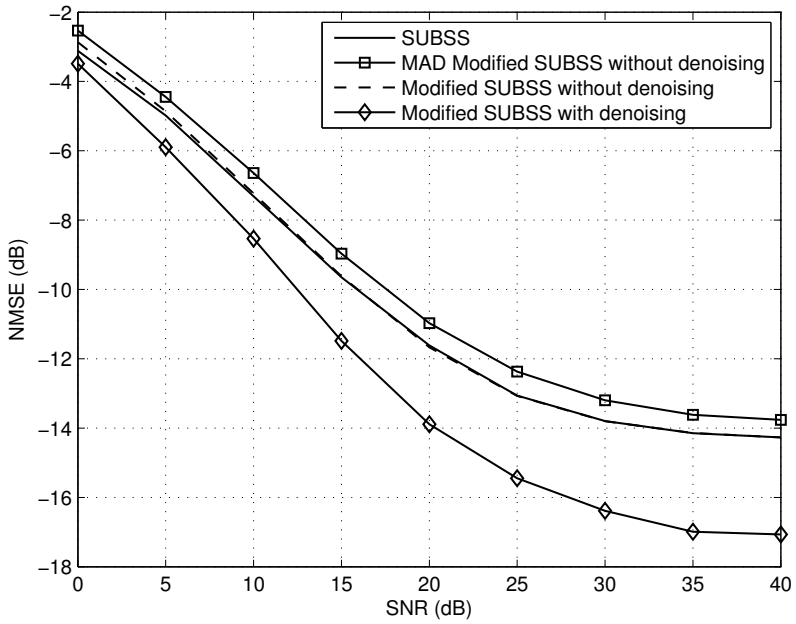



FIGURE 4.8 – Comparaison des performances entre les algorithmes SUBSS, SUBSS modifié avec et sans débruitage, SUBSS modifié avec l'estimée MAD : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du SNR.

Comme nous l'avons vu précédemment, une autre contribution des méthodes de tests de statistiques est l'estimation de l'écart-type de bruit. En effet, plusieurs méthodes nécessitent la connaissance de l'écart-type du bruit afin d'effectuer l'étape de séparation. Par exemple, P. Bofill et al. dans [92], utilisent la minimisation de la norme $\ell_1$ afin d'estimer les signaux sources. En présence de bruit, ils proposent de résoudre le problème d'optimisation suivant :

$$\min_{\mathcal{S}_{\boldsymbol{s}}(t,f)} \frac{1}{2\sigma^2} \left\| \mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f) - \boldsymbol{A}\mathcal{S}_{\boldsymbol{s}}(t,f) \right\|_2^2 + \left\| \mathcal{S}_{\boldsymbol{s}}(t,f) \right\|_1 . \tag{4.16}$$

En raison de l'hypothèse de parcimonie des signaux observés, nous avons préféré suivre l'approche présentée dans [99] dédiée à l'estimation stable de signaux parcimonieux bruités. Nous avons donc à résoudre le problème d'optimisation suivant

$$\min_{\mathcal{S}_{\boldsymbol{s}}(t,f)} \left\| \mathcal{S}_{\boldsymbol{s}}(t,f) \right\|_1 \quad \text{subject to} \quad \left\| \mathcal{S}_{\boldsymbol{x}}(t,f) - \boldsymbol{A}\mathcal{S}_{\boldsymbol{s}}(t,f) \right\|_2 \leq \sigma^2(M + 2\sqrt{2M}). \tag{4.17}$$

Ainsi, dans la figure 4.12 nous avons tracé les performances obtenues par la méthode originale basée sur la minimisation de la norme $\ell_1$ décrite par l'équation (4.16) comparées à celles obtenues par la version modifiée donnée par l'équation (4.17) utilisant l'estimée

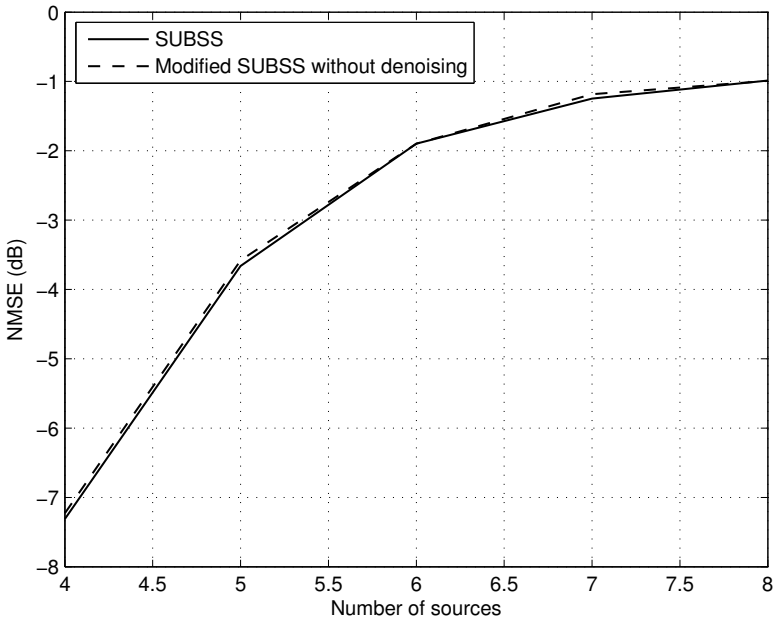



FIGURE 4.9 – Comparaison des performances entre les algorithmes SUBSS et SUBSS modifié sans débruitage pour un SNR=10dB : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du nombre de sources.

de l'écart-type du bruit issue de l'algorithme DATE. Comme prévu, le gain obtenu par la version modifiée de l'algorithme est significatif en terme d'erreur quadratique moyenne normalisée. Notons aussi, que la comparaison avec une version modifiée supposant la connaissance exacte de l'écart-type du bruit (Oracle) confirme la conclusion précédente, c'est à dire que l'erreur d'estimation du DATE n'affecte pas de manière significative les performances de séparation.
Cette approche a été appliquée à d'autres algorithmes et a montré son efficacité et sa robustesse dans différents contexte de simulation [64].

## 4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les applications en communication et en traitement du signal de méthodes de tests statistiques basées sur l'hypothèse de parcimonie des signaux observés. Les méthodes en question sont les algorithmes MC-ESE et DATE [59, 60].
La première application est la guerre électronique, où nous avons exploité l'algorithme

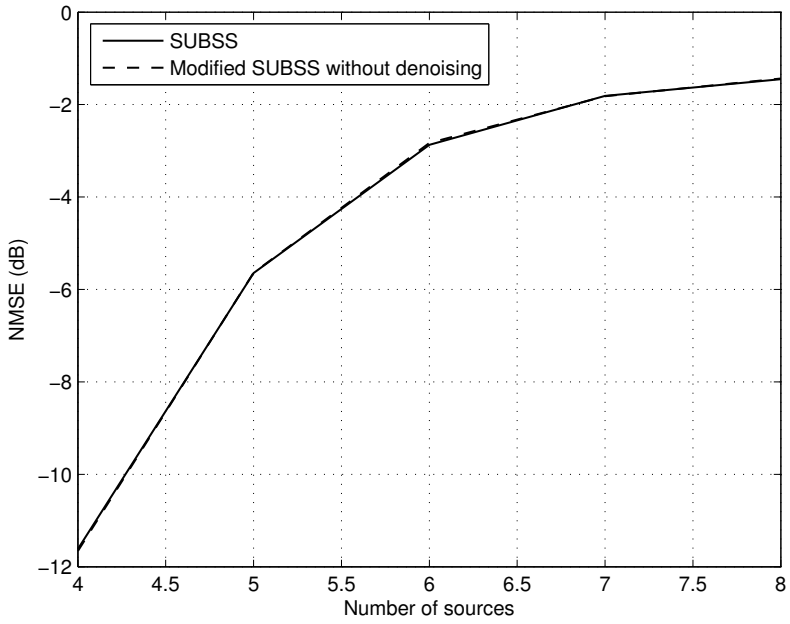



FIGURE 4.10 – Comparaison des performances entre les algorithmes SUBSS et SUBSS modifié sans débruitage pour un SNR=20dB : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du nombre de sources.

MC-ESE afin de détecter des signaux issus de système CES large bande sous l'hypothèse que la probabilité de présence des signaux soit inférieure à 1/2. En effet, l'estimée de l'écart-type du bruit issue de l'algorithme MC-ESE est utilisée dans un test d'hypothèse à probabilité de fausse alarme fixe afin de détecter les signaux dans une acquisition de signal CES large bande.

La deuxième application présentée est l'estimation de la variance du bruit en aveugle pour les systèmes de communication OFDMA. Dans le contexte de communications OFDMA, la connaissance de la puissance du bruit présente un intérêt majeur en particulier pour l'estimation du canal de propagation ou la détection du signal. De même que dans la précédente application, l'algorithme MC-ESE est utilisé afin d'obtenir une estimation de la variance du bruit. Cependant, cette application est limitée à des contextes bien particuliers où le taux d'activité du signal OFDMA est inférieur à 1/2, ce qui restreint l'application de cette approche pour la totalité des systèmes de communications basés sur l'OFDMA.

Enfin, dans la dernière application présentée, nous avons utilisé l'algorithme DATE afin d'améliorer la robustesse et les performances d'algorithmes de séparation aveugle de

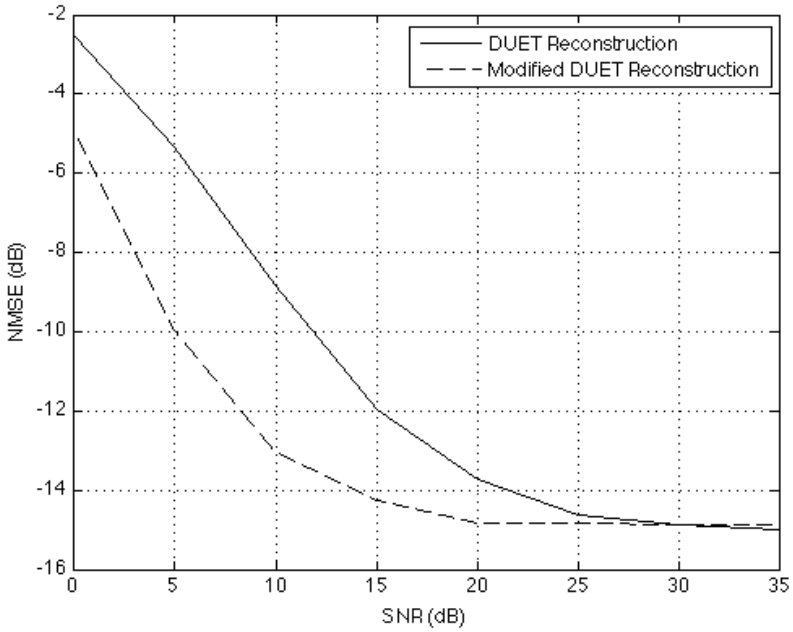



FIGURE 4.11 – Comparaison des performances entre les algorithmes DUET et DUET modifié : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du SNR.

sources dans le cas sous-déterminé et sous l'hypothèse de parcimonie des signaux sources. Cette hypothèse de parcimonie des signaux sources est doublement exploitée, dans un premier temps par l'algorithme DATE pour estimer l'écart-type du bruit et dans un deuxième temps par l'algorithme UBSS afin de séparer les signaux sources dans le domaine temps-fréquence. L'estimée de l'écart-type du bruit ainsi obtenue est utilisée dans un test d'hypothèse permettant de pré-sélectionner les point temps-fréquence où le signal est présent. Cet écart-type est aussi utilisé dans l'étape de séparation afin de séparer et débruiter conjointement les signaux sources dans le domaine temps-fréquence.

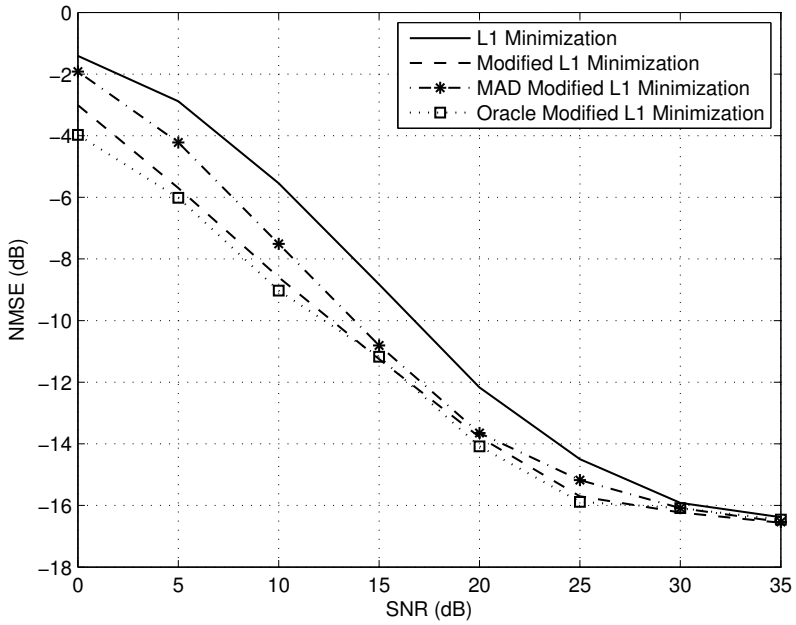



FIGURE 4.12 – Comparaison des performances entre l'algorithme basé sur la minimisation de la norme $\ell_1$ et sa version modifiée : l'erreur quadratique moyenne normalisée en fonction du SNR.

Chapitre 5

# Conclusions et perspectives

Nos perspectives de recherche s'inscrivent dans la continuité de nos actions menées jusqu'à ce jour, en particulier sur l'axe de recherche concernant les représentations parcimonieuses et leurs applications dans le cadre des télécommunications. En effet, dans ce qui suit, nous présenterons les perspectives dans différents axes de recherche vues à travers le prisme des représentations parcimonieuses.

## 5.1 Les problèmes inverses

### 5.1.1 Techniques d'identification de systèmes

Nous avons présenté dans ce manuscrit et notamment dans le Chapitre 2 différentes approches d'identification de canaux parcimonieux dans les systèmes multi-capteurs. Néanmoins, ces approches exigent une convexité du critère à optimiser qui n'est vérifiée que pour les valeurs $p \geq 1$. Pourtant, il serait souhaitable de savoir traiter aussi le cas $p < 1$. Par conséquent, on voit apparaître l'intérêt de traiter ce cas figure afin de garantir un meilleur taux de parcimonie des canaux à estimer. Cependant, cela posera un problème d'optimisation induit par la non-convexité du critère. Un premier problème identifié est donc celui de l'optimisation de ce type de critère avec un coût raisonnable et des performances équivalentes à celles obtenues dans le cas convexe. En particulier, nous étudierons la reformulation de la contrainte de manière à garantir la convexité.
Une autre approche sera de considérer le problème plus en amont. En effet, le terme de pénalité n'est rien d'autre qu'une réécriture du problème de minimisation du critère quadratique de base, en cherchant la solution la plus parcimonieuse. Néanmoins, de manière

classique, la résolution du critère non-pénalisé se fait par la recherche du vecteur propre associé à la plus petite valeur propre. Dans le cadre de l'estimation des canaux parcimonieux, on pourra alors réfléchir à introduire un outil mathématique qui permette une décomposition en vecteurs propres parcimonieux. Cette question soulève encore une fois la question de la mesure de parcimonie à utiliser. De la même manière que les techniques d'optimisation, cette décomposition en vecteurs propres parcimonieux aura des applications plus larges que l'identification aveugle de système multi-capteurs. Nous avons commencé à initier ces travaux dans le cadre de la thèse de S. Fki.

Toujours dans le cas de l'identification aveugle de système multi-capteurs, un des challenges est d'identifier des systèmes non inversibles, ayant plus d'entrées que de sorties. Il s'agit en fait ici d'identifier un mélange sous-déterminé (le nombre de capteurs est inférieur au nombre de sources). Dans ce cas, le caractère parcimonieux des canaux à identifier pourra nous apporter une information a priori cruciale permettant d'assurer l'identifiabilité du système. Une approche potentielle serait d'utiliser un modèle paramétrique pour les canaux. Les paramètres du modèle seront les retards des trajets significatifs et leurs amplitudes associées. Ce qui serait une autre manière d'exploiter le caractère parcimonieux des canaux en réduisant le système sous-déterminé à un système sur-déterminé et donc identifiable. La problématique de l'identification de systèmes MIMO sous-déterminés est cruciale aussi dans le cas non-aveugle.

### 5.1.2 Égalisation aveugle

Dans ce manuscrit, nous avons proposé d'exploiter la propriété des signaux de communication dans le cadre de l'égalisation aveugle. En effet, les signaux utilisés en communication numérique sont des signaux à alphabet fini, qui ne sont parcimonieux, ni dans le domaine temporel, ni dans le domaine fréquentiel, ni dans le domaine temps-fréquence. Cependant, le caractère discret de ces signaux (en d'autres termes le fait qu'ils soient à alphabet fini) constitue une parcimonie dans un autre domaine. La question soulevée concerne donc la possibilité de développer une transformation adéquate permettant d'exploiter cette parcimonie, question à laquelle nous avons répondu partiellement dans le Chapitre 2 dans le cadre des travaux de thèses de S.M Aziz-Sbaï et A. Labed. Une autre possibilité est d'exploiter la parcimonie des signaux à alphabet fini dans le domaine des fonctions de densité de probabilité. L'histogramme des signaux de communication est naturellement parcimonieux en raison de la nature discrète de ces signaux construits à partir d'alphabets finis. Par conséquent, on pourra utiliser des méthodes d'estimation de fonction de densité de probabilité après égalisation, comme les méthodes à noyaux. Un critère d'égalisation

potentiel serait une distance entre la fonction de distribution de probabilité des symboles émis et celle estimée après égalisation, sous contrainte que cette dernière soit la plus parcimonieuse possible. Cette approche pose de nombreuses interrogations ; quelle est la meilleure fonction de noyau à utiliser dans ce contexte ? Comment prendre en compte dans l'expression formelle du critère à minimiser, la contrainte sur la parcimonie de la fonction à estimer ? Est-ce que le critère obtenu reste convexe et, donc, peut-il être optimisé par les méthodes standards présentées dans la littérature ? Les premiers travaux sont entamés dans le cadre de la thèse de S. Fki.

### 5.1.3 Séparation de sources et alignement d'interférences

La séparation aveugle de sources est une problématique importante et centrale dans un large champ d'applications. En particulier, en télécommunications, où les systèmes de communications sont de plus en plus exigeants sur la capacité et le nombre d'utilisateurs tout en demandant la meilleure qualité de service possible. Cette demande croissante entraîne l'apparition du problème d'interférences entre utilisateurs qui peut être résolu en utilisant la séparation aveugle de sources. Comme on l'a mentionné précédemment, les représentations parcimonieuses sont largement exploitées en séparation aveugle de sources, car très bien adaptées aux signaux de parole et de musique, puisque ces signaux sont naturellement parcimonieux (dans le domaine temporel, fréquentiel ou dans le domaine temps-fréquence). Cependant cette notion de parcimonie reste sous-exploitée pour les problèmes de séparation aveugle de sources dans le domaine des télécommunications. Dans un premier temps, nous proposons d'étudier l'exploitation des résultats obtenus des études sur l'identification de canaux et en égalisation dans le cadre de la séparation aveugle de sources. Ce que nous avons commencé, avec les travaux collaboratifs de S.M. Aziz-Sbaï et Y. Fadlallah en appliquant une technique d'identification de signaux à alphabet fini dans le cadre de l'alignement d'interférences, en accordant un intérêt particulier au problème sous-déterminé.

## 5.2 Détection et parcimonie

### 5.2.1 Radio cognitive

La tendance actuelle des systèmes de radiocommunications s'oriente vers une meilleure gestion des ressources spectrales. Une approche possible est celle de la radio cognitive qui apporte des perspectives de gestion plus dynamique du spectre. Lors des travaux de thèse

de M.R. Oularbi et F-X. Socheleau, nous avons proposé des solutions permettant l'identification des systèmes présents et l'estimation de leurs qualité de service. En particulier les travaux exploitant le caractère parcimonieux des signaux OFDMA pour l'estimation de la puissance du bruit (voir Section 4.4). Une autre problématique est celle de la détection des bandes libres. Dans ce cas, le caractère parcimonieux du spectre sondé nous fournira une information importante sur les bandes de fréquence inoccupés. Contrairement au applications précédentes, on cherchera dans ce cas de figure les zones spectrales les moins informatives (libres) afin d'y établir la communication. Un autre aspect de l'utilisation de parcimonie dans le contexte de la radio cognitive, est l'allocation de canaux dans le cadre d'une communication Wifi. En effet, le standard Wifi prévoit 11 canaux de communication superposés dans la bande 2.4 GHz, et la communication est établie dans un canal défini par défaut même s'il est surchargé. Une réponse à ce problème est d'avoir un terminal cognitif capable de scanner les 11 canaux disponibles, et en choisir le moins chargé en se basant sur des critères de mesure de parcimonie, le tous en respectant les contraintes de temps-réel.

### 5.2.2 Guerre électronique

La guerre électronique des communications a pour principaux objectifs la détection, l'identification, l'écoute et la localisation de toutes émissions électromagnétiques ayant pour vocation de transmettre de l'information. Les systèmes CES actuels disposent de voies d'acquisition HF, VHF et UHF dites larges bandes afin de maximiser la probabilité d'interception des émissions radioélectriques d'intérêt. Les signaux résultants de ces interceptions larges bandes sont très fortement parcimonieux dans le domaine temps-fréquences car ils sont le plus souvent constitués d'un mélange bruité de quelques émissions à bande étroite. Nous avons présenté dans la Section 4.3 comment nous avons exploiter ce caractère parcimonieux pour la détection des signaux. Reste maintenant à étendre cette approche au cas multi-capteurs et compléter la détection par les étapes de séparation et de goniométrie exploitant eux aussi le caractère parcimonieux des signaux. En effet, il est capital pour un système de guerre électronique de séparer les différents signaux détectés. Pour ce faire, nous proposons d'adapter les techniques de séparation aveugle de sources basées sur les représentations parcimonieuses temps-fréquence, au contexte de la guerre électronique.

## 5.3 Techniques de codage

Le codage et le décodage de l'information consistent à changer l'espace dans lequel celle-ci est représentée. Les représentations parcimonieuses trouvent naturellement leur place dans cette problématique. En codage de source, l'intérêt d'exploiter la parcimonie de l'information utile est évident. La plupart des transformations appliquées sont du type transformées en cosinus discrètes ou ondelettes. Le codage correcteur d'erreur, introduit au contraire de la redondance afin d'augmenter la robustesse vis-à-vis des erreurs de transmission. Cependant, les techniques avancées de décodage de codes correcteurs d'erreurs telles que celles des codes LDPC (*Low-Density Parity-Check*) possèdent des équations de contraintes parcimonieuses. Cette parcimonie rend l'algorithme de décodage plus performant. Ces algorithmes sont basés sur la propagation de croyance, et ne fonctionnent que sur des arbres. Lorsque l'on souhaite les appliquer sur des graphes, il faut qu'ils soient le plus parcimonieux possible afin que l'approximation de la propagation de croyance reste bonne. Ainsi, cela ouvre une perspective au niveau des transformations parcimonieuses appliquées à de tels codes. En effet, ces codes sont construits afin de garantir la parcimonie. Mais il n'est pas mis en évidence de transformations permettant de rendre parcimonieux la représentation d'un code. L'existence d'une telle transformation permettrait de décoder avec une complexité linéaire en la taille, des codes denses, algébriques par exemple, qui sont pour l'instant très complexes à décoder. La principale difficulté tient au côté discret des espaces dans lesquels ces codes sont définis (corps finis).

## 5.4 Transformations parcimonieuses et optimisation (outils méthodologiques)

Dans toutes les applications potentielles citées ci-dessus, l'exploitation de la parcimonie reste conditionnée par l'existence de cette dernière, soit dans le domaine naturel (temporel), soit dans des domaines autres qui nécessitent une transformation (fréquence, temps-fréquence, temps-échelle, domaine des probabilités...). Par conséquent, un effort particulier doit être apporté au problème de la mise en évidence d'un domaine de représentation du signal dans lequel l'hypothèse de parcimonie est vérifiée. Ainsi, le développement d'outils et de méthodes permettant la transformation du signal dans un domaine où il est parcimonieux représente une des clés de la réussite des axes de recherche cités précédemment. La deuxième problématique, est celle de l'optimisation. En effet, selon les applications visées, des problèmes d'optimisation non-triviaux se poseront et nécessiteront la mise en œuvre d'outils élaborés. Par exemple, dans le cas du codage correcteur

d'erreur, des problèmes d'optimisation en nombre entiers peuvent apparaître. De même, la déconvolution de signaux ou l'identification de canaux parcimonieux peut conduire à l'emploi de techniques d'optimisation continue pour des critères non-convexes.

## 5.5 Perspectives générales

Les thématiques de recherche présentées précédemment se situent dans un contexte international très dynamique où l'activité s'intensifie autour de l'étude mathématique et statistique des représentations parcimonieuses de signaux. Ces études s'inscrivent également dans une dynamique nationale dont témoignent les différentes journées thématique organisées par le GDR-ISIS depuis 2004.

Afin de communiquer autours de nos travaux et mise à part la participation à des colloques et conférences nationales et internationales, nous proposerons d'organiser une journée sur les *Méthodes et techniques de représentations parcimonieuses pour les télécommunications* à l'image des journées organisées par le GDR-ISIS, afin de diffuser le plus largement auprès des industriels et de la communauté des télécommunications, les connaissances sur les possibilités et les limites de ces outils.

Compte tenu des activités du département Signal & Communications de Télécom Bretagne et du laboratoire CNRS Lab-STICC, que ce soit en télécommunications ou en traitement du signal et des actions transverses déjà menées entre les différentes équipes du Lab-STICC et compte tenu de la teneur ambitieuse et transversale de ces axes de recherche, l'objectif est d'atteindre une masse critique suffisante pour générer une activité durable sur la thématique des représentations parcimonieuses et d'être reconnu comme un pôle de recherche sur cette thématique.

# Annexes

Annexe A

# Méthodes d'identification aveugles

## A.1 Méthode du maximum de vraisemblance pour l'identification aveugle de systèmes SIMO

Nous nous plaçons dans le contexte de l'identification aveugle de système SIMO. Nous supposons que le vecteur de sortie du système est corrompu par un bruit blanc additif Gaussien, le vecteur des données observées peut être écrit comme suit :

$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{\mathcal{H}}_M \boldsymbol{s} + \boldsymbol{w} \tag{A.1}$$

et la densité de probabilité de $\boldsymbol{x}$ est donnée par

$$f(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{h}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{T}{2}}\sigma^T} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mathcal{H}}_M \boldsymbol{s}\|_2^2\right)$$

où $\sigma^2$ est la variance de chaque éléments de $\boldsymbol{w}$. L'estimateur au sens du MV de $\boldsymbol{\mathcal{H}}_M$ et $\boldsymbol{s}$ est donné par la maximisation de la densité de probabilité $f(\boldsymbol{x})$

$$\begin{aligned} (\boldsymbol{\mathcal{H}}_M, \boldsymbol{s}) &= \arg\max_{\boldsymbol{\mathcal{H}}_M, \boldsymbol{s}} f(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{h}) && \text{(A.2)} \\ &= \arg\min_{\boldsymbol{\mathcal{H}}_M, \boldsymbol{s}} \left\{\|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mathcal{H}}_M \boldsymbol{s}\|_2^2\right\} && \text{(A.3)} \end{aligned}$$

Après développement, Il en résulte le critère suivant (pour plus de détails voir [10])

$$\widehat{\boldsymbol{h}} = \arg\min_{\boldsymbol{h}} \left\{\boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \left(\boldsymbol{\mathcal{G}}_M^H \boldsymbol{\mathcal{G}}_M\right)^{\#} \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h}\right\} \tag{A.4}$$

où $\boldsymbol{\mathcal{X}}_M$ est définie par :

$$\boldsymbol{\mathcal{X}}_2 = [\boldsymbol{X}_2,\ -\boldsymbol{X}_1] \tag{A.5}$$

et

$$\boldsymbol{\mathcal{X}}_k = \left[\begin{array}{ccc|c} & \boldsymbol{\mathcal{X}}_{k-1} & & \mathbf{0} \\ \hline \boldsymbol{X}_k & & \mathbf{0} & -\boldsymbol{X}_1 \\ & \ddots & & \vdots \\ \mathbf{0} & & \boldsymbol{X}_k & -\boldsymbol{X}_{k-1} \end{array}\right] \tag{A.6}$$

avec $k = 3, \ldots, M$ et :

$$\boldsymbol{X}_k = \begin{bmatrix} x_k(L) & \ldots & x_k(0) \\ \vdots & & \vdots \\ x_k(T-1) & \ldots & x_k(T-L-1) \end{bmatrix} . \tag{A.7}$$

et $\boldsymbol{\mathcal{G}}_M$ est définie par :

$$\boldsymbol{\mathcal{G}}_2^H = \left[-\overline{\boldsymbol{H}}_1,\ \overline{\boldsymbol{H}}_2\right] \tag{A.8}$$

avec

$$\boldsymbol{\mathcal{G}}_q^H = \left[\begin{array}{ccc|c} & \boldsymbol{\mathcal{G}}_{q-1}^H & & \mathbf{0} \\ \hline -\overline{\boldsymbol{H}}_q & & \mathbf{0} & \overline{\boldsymbol{H}}_1 \\ & \ddots & & \vdots \\ \mathbf{0} & & -\overline{\boldsymbol{H}}_q & \overline{\boldsymbol{H}}_{q-1} \end{array}\right] \tag{A.9}$$

où $q = 3, \ldots, M$ et $\overline{\boldsymbol{H}}_q$ est la sous-matrice supérieure-gauche de dimension $(T-L) \times T$ de $\boldsymbol{H}_q$. Par conséquent, l'expression (A.4) peut être résolue comme suit :

**Étape 1 :** $\widehat{\boldsymbol{h}}_c = \underset{\|\boldsymbol{h}\|_2=1}{\arg\min} \left\{\boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h}\right\}$

**Étape 2 :** $\widehat{\boldsymbol{h}}_{MV} = \underset{\|\boldsymbol{h}\|_2=1}{\arg\min} \left\{\boldsymbol{h}^H \boldsymbol{\mathcal{X}}_M^H \left(\boldsymbol{\mathcal{G}}_c^H \boldsymbol{\mathcal{G}}_c\right)^{\#} \boldsymbol{\mathcal{X}}_M \boldsymbol{h}\right\}$, où $\boldsymbol{\mathcal{G}}_c$ est $\boldsymbol{\mathcal{G}}_M$ construit à partir de $\widehat{\boldsymbol{h}}_c$ selon les équations (A.8) et (A.9).

## A.2 Méthode sous-espaces pour l'identification aveugle de systèmes MIMO-OFDM

Nous présentons ici la méthode d'estimation aveugle de canaux dans les systèmes MIMO-OFDM basée sur le principe de décomposition en sous-espaces présentée par C. Shin et al. dans [37]. Nous notons les symboles d'information après la modulation OFDM par :

$$\boldsymbol{d}_n = [\boldsymbol{d}(n,0), \ldots, \boldsymbol{d}(n,K-1)] \ . \tag{A.10}$$

En collectant $J$ symboles OFDM consécutifs des $M_T$ émetteurs, le vecteur des symboles $\boldsymbol{d}(n)$ est construit comme suit :

$$\boldsymbol{d}(n) = [\boldsymbol{d}_n, \boldsymbol{d}_{n-1}, \ldots, \boldsymbol{d}_{n-J+1}]^T \tag{A.11}$$

En définissant les matrices $\boldsymbol{F}(k)$, $\boldsymbol{F}$, et $\boldsymbol{\mathcal{F}}$ associées à la transformé de Fourier inverse par

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{F}(k) &\triangleq \frac{1}{\sqrt{K}}\left[1, \mathrm{e}^{\jmath 2\pi \frac{k}{K}}, \ldots, \mathrm{e}^{\jmath 2\pi \frac{k(K-1)}{K}}\right] && \text{(A.12)}\\
\boldsymbol{F} &\triangleq \left[\boldsymbol{F}(K-1)^T, \ldots, \boldsymbol{F}(0)^T, \boldsymbol{F}(K-1)^T, \ldots, \boldsymbol{F}(K-P)^T\right]^T && \text{(A.13)}\\
\boldsymbol{\mathcal{F}} &\triangleq \boldsymbol{I}_J \otimes \boldsymbol{F} \otimes \boldsymbol{I}_{M_T} && \text{(A.14)}
\end{aligned}$$

où $P$ étant la taille du préfixe cyclique. Aussi, notant le vecteur de signal $\boldsymbol{s}(n)$ défini dans le domaine temporel et à transmettre après la modulation OFDM par

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{s}(n,k) &= [s_1(n,k), \ldots, s_{M_T}(n,k)] && \text{(A.15)}\\
\boldsymbol{s}_n &= [\boldsymbol{s}(n,K-1), \ldots, \boldsymbol{s}(n,0), \boldsymbol{s}(n,K-1), \ldots, \boldsymbol{s}(n,K-P)] && \text{(A.16)}\\
\boldsymbol{s}(n) &= [\boldsymbol{s}_n, \boldsymbol{s}_{n-1}, \ldots, \boldsymbol{s}_{n-J+1}]^T && \text{(A.17)}
\end{aligned}$$

Nous obtenons la relation donnée par l'équation suivante :

$$\boldsymbol{s}(n) = \boldsymbol{\mathcal{F}}\,\boldsymbol{d}(n) \tag{A.18}$$

Nous supposons que le canal discret entre les $M_T$ émetteurs et les $M_R$ récepteurs est modélisé par $(L+1)$ matrices de dimension $M_R \times M_T$, où $L$ représente la borne supérieure de l'ordre des différentes réponses impulsionnelles des canaux.

$$\boldsymbol{H}(l) = \begin{bmatrix} h_{11}(l) & \ldots & h_{1M_T}(l) \\ \vdots & & \vdots \\ h_{M_R1}(l) & \ldots & h_{M_RM_T}(l) \end{bmatrix} \tag{A.19}$$

Par conséquent, le signal reçu par les $M_R$ récepteurs peut être exprimé par :

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{r}(n,k) &= [r_1(n,k), \ldots, r_{M_R}(n,k)] && \text{(A.20)}\\
\boldsymbol{r}_n &= [\boldsymbol{r}(n,Q-1), \ldots, \boldsymbol{r}(n,0)] && \text{(A.21)}
\end{aligned}$$

avec $Q = K + P$. En collectant $J$ symboles OFDM consécutifs à la réception, le vecteur du signal reçu $\boldsymbol{r}(n)$ est donné par :

$$\boldsymbol{r}(n) = \left[\boldsymbol{r}_n, \boldsymbol{r}_{n-1}, \ldots, \boldsymbol{r}_{n-J+1}\left[1 : (Q-L)\,M_R\right]\right]^T \tag{A.22}$$

En définissant la matrice $\boldsymbol{\mathcal{H}}$ de dimension $(JQ-L)\,M_R \times JQ\,M_T$

$$\boldsymbol{\mathcal{H}} \triangleq \begin{bmatrix} \boldsymbol{H}(0) & \cdots & \boldsymbol{H}(L) & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{H}(0) & \cdots & \boldsymbol{H}(L) & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & & \ddots & & \ddots & \\ \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \boldsymbol{H}(0) & \cdots & \boldsymbol{H}(L) \end{bmatrix} \tag{A.23}$$

Le vecteur du signal reçu $\boldsymbol{r}(n)$ défini dans (A.22) peut être écrit sous forme matricielle comme suit :

$$\boldsymbol{r}(n) = \boldsymbol{\mathcal{H}}\boldsymbol{s}(n) + \boldsymbol{w}(n) \;=\; \boldsymbol{\mathcal{H}}\boldsymbol{\mathcal{F}}\boldsymbol{d}(n) + \boldsymbol{w}(n) \;\triangleq\; \boldsymbol{\Xi}\boldsymbol{d}(n) + \boldsymbol{w}(n) \tag{A.24}$$

Afin que les canaux MIMO puissent être identifiés par la méthode du sous-espace [38], la matrice $\boldsymbol{\Xi}$ doit être de rang plein par rapport à son espace des colonnes.
Quand la matrice d'autocorrélation $\boldsymbol{R_{rr}} = \mathbb{E}\left[\boldsymbol{r}(n)\boldsymbol{r}(n)^H\right]$ du signal reçu $\boldsymbol{r}(n)$ est diagonalisable via une décomposition en valeurs et vecteurs propres, on peut décomposer la matrice des vecteurs propres $\boldsymbol{U}$ en deux parties ; les matrices $\boldsymbol{U}_s$ et $\boldsymbol{U}_n$ qui contiennent les vecteurs propres engendrant le sous-espace signal et le sous-espace bruit, respectivement [38], tel que :

$$\boldsymbol{U} = [\boldsymbol{U}_s|\boldsymbol{U}_n] = \left[\boldsymbol{u}_1, \ldots, \boldsymbol{u}_{JKM_T}|\boldsymbol{u}_{JKM_T+1}, \ldots, \boldsymbol{u}_{(JQ-L)M_R}\right] \tag{A.25}$$

Sachant que le span($\boldsymbol{\Xi}$) et le span($\boldsymbol{U}_s$) partagent le même espace de dimension $JKM_T$ et sont orthogonaux au span($\boldsymbol{U}_n$), nous pouvons écrire la relation d'orthogonalité suivante [38] :

$$\boldsymbol{u}_k^H\boldsymbol{\Xi} = \mathbf{0} \quad \text{pour tout} \quad k \in \{JKM_T+1, \ldots, (JQ-L)M_R\} \tag{A.26}$$

A partir de cette relation, nous pouvons construire un critère où on fait apparaître explicitement l'expression du canal à estimer tel que :

$$\widehat{\boldsymbol{H}} = \left[\widehat{\boldsymbol{h}}_1, \widehat{\boldsymbol{h}}_2, \ldots, \widehat{\boldsymbol{h}}_{M_T}\right] = \arg\min_{\|\boldsymbol{h}_i\|_2=1} \left(\sum_{i=1}^{M_T} \boldsymbol{h}_i^H\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{h}_i\right) \tag{A.27}$$

où $\boldsymbol{\Psi}$ est une matrice définie par :

$$\boldsymbol{\Psi} \triangleq \sum_{k=JKM_T+1}^{(JQ-L)M_R} \boldsymbol{\mathcal{V}}_k \left(\boldsymbol{I}_J \otimes \boldsymbol{F}^*\boldsymbol{F}^T\right) \boldsymbol{\mathcal{V}}_k^H \tag{A.28}$$

avec $\boldsymbol{\mathcal{V}}_k$ des matrices construites à partir du $k^{\text{e}}$ vecteur propre de la matrice $\boldsymbol{U}_n$ comme suit ; En décomposant le vecteur propre $\boldsymbol{u}_k$ de dimension $(JQ-L)M_R$ en $JQ-L$ sous-vecteurs comme suit :

$$\boldsymbol{u}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{v}_1^{(k)} \\ \boldsymbol{v}_2^{(k)} \\ \vdots \\ \boldsymbol{v}_{JQ-L}^{(k)} \end{bmatrix} \tag{A.29}$$

on pourra construire la matrice $\boldsymbol{\mathcal{V}}_k$ de dimension $(L+1)M_R \times JQ$ par :

$$\boldsymbol{\mathcal{V}}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{v}_1^{(k)} & \boldsymbol{v}_2^{(k)} & \cdots & \boldsymbol{v}_{JQ-L}^{(k)} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{v}_1^{(k)} & \boldsymbol{v}_2^{(k)} & \cdots & \boldsymbol{v}_{JQ-L}^{(k)} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \\ \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \boldsymbol{v}_1^{(k)} & \boldsymbol{v}_2^{(k)} & \cdots & \boldsymbol{v}_{JQ-L}^{(k)} \end{bmatrix} \tag{A.30}$$

La solution de l'équation (A.27) est donnée par les $M_T$ vecteurs propres associés aux $M_T$ plus petites valeurs propres de la matrice $\boldsymbol{\Psi}$.

# Bibliographie


[1] D. J. Schaefer, "Wide area adaptive spectrum applications," in *IEEE Military Communications Conference (MILCOM)*, vol. 1, 2001, pp. 1–5.

[2] V. Cadambe and S. Jafar, "Interference alignment and degrees of freedom of the $k$-user interference channel," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 54, no. 8, pp. 3425–3441, August 2008.

[3] S. M. Aziz-Sbaï, A. Aïssa-El-Bey, and D. Pastor, "Underdetermined Source Separation of Finite Alphabet Signals Via L1 Minimization," in *11th IEEE International Conference on Information Sciences, Signal Processing and their Applications, ISSPA*, Montreal, Canada, July 2012, pp. 625–628.

[4] A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim, and C. Laot, "Adaptive blind estimation of sparse SIMO channels," in *7th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications WOSSPA*, Tipaza, Algeria, May 2011.

[5] A. Kammoun, A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim, and S. Affes, "Robustness of blind subspace based techniques using lp quasi-norms," in *11th IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications SPAWC*, Marrakech, Morocco, June 2010.

[6] A. Aïssa-El-Bey and K. Abed-Meraim, "Blind identification of sparse SIMO channels using maximum a posteriori approach," in *16th European Signal Processing Conference, EUSIPCO*, Lausanne, Switzerland, August 2008.

[7] ——, "Blind SIMO channel identification using a sparsity criterion," in *9th IEEE international workshop on signal processing advances in wireless communications, SPAWC*, Recife, Brazil, July 2008, pp. 271 – 275.

[8] A. Aïssa-El-Bey, D. Kimura, H. Seki, and T. Taniguchi, "Blind and semi-blind sparse channel identification in MIMO OFDM systems," in *Proc. IEEE International Conference on Communications ICC*, Kyoto, Japan, June 2011, pp. 1–5.

[9] J. A. Cadzow, "Blind deconvolution via cumulant extrema," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 6, no. 13, pp. 24–42, May 1996.

[10] K. Abed-Meraim, W. Qiu, and Y. Hua, "Blind system identification," *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 8, pp. 1310–1322, August 1997.

[11] L. Tong and S. Perreau, "Multichannel blind identification : from subspace to maximum likelihood methods," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 10, pp. 1951–1968, October 1998.

[12] G. Xu, H. Liu, L. Tong, and T. Kailath, "A least-squares approach to blind channel identification," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 43, no. 12, pp. 2982–2993, December 1995.

[13] S. Ariyavisitakul, N. Sollenberger, and L. Greenstein, "Tap selectable decision-feedback equalization," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 45, no. 12, pp. 1497–1500, December 1997.

[14] M. Kocic, D. Brady, and M. Stojanovic, "Sparse equalization for real-time digital underwater acoustic communications," in *Proc. OCEANS*, vol. 3, San Diego, USA, October 1995, pp. 1417–1422.

[15] M. Stojanovic, "Recent advances in high-speed underwater acoustic communications," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 21, no. 2, pp. 125–136, April 1996.

[16] ——, "Retrofocusing techniques for high rate acoustic communications," *Journal of Acoustical Society of America*, vol. 117, no. 3, pp. 1173–1185, March 2005.

[17] M. Zibulevsky and Y. Zeevi, "Extraction of a source from multichannel data using sparse decomposition," *Neurocomputing*, vol. 49, no. 1, pp. 163–173, December 2002.

[18] A. Ossadtchi and S. Kadambe, "Over-complete blind source separation by applying sparse decomposition and information theoretic based probabilistic approach," in *Proc. ICASSP*, vol. 5, 2001, pp. 2801–2804.

[19] A. Aïssa-El-Bey, M. Grebici, K. Abed-Meraim, and A. Belouchrani, "Blind system identification using cross-relation methods : further results and developments," in *Proc.* $7^{th}$ *International Symposium on Signal Processing and Its Applications ISSPA*, vol. 1, Paris, France, July 2003, pp. 649–652.

[20] A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim, and Y. Grenier, "Underdetermined blind audio source separation using modal decomposition," *EURASIP Journal on Audio, Speech & Music Processing*, vol. 2007, pp. 1–15, March 2007.

[21] ——, "Blind separation of underdetermined convolutive mixtures using their time-frequency representation," *IEEE Transactions on Audio, Speech & Language Processing*, vol. 15, no. 5, pp. 1540–1550, July 2007.

[22] E. J. Candès, M. Wakin, and S. Boyd, "Enhancing sparsity by reweighted $\ell_1$ minimization," *Journal of Fourier Analysis and Applications*, vol. 14, no. 5-6, pp. 877–905, December 2008.

[23] S. Haykin, Ed., *Adaptive filter theory*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 2002.

[24] L. J. Cimini, "Analysis and simulation of a digital mobile channel using orthogonal frequency division multiplexing," *IEEE Transactions on Communications*, vol. COM-33, no. 7, pp. 665–675, July 1985.

[25] J. A. C. Bingham, "Multicarrier modulations for data transmission : An idea whose time has come," *IEEE Communications Magazine*, vol. 28, no. 5, pp. 5–14, May 1990.

[26] A. J. Paulraj, R. U. Nabar, and D. A. Gore, *Introduction to Space-Time Wireless Communications*. Cambridge, U.K. : Cambridge Univ. Press, 2003.

[27] D. Gesbert, M. Shafi, D. Shiu, P. J. Smith, and A. Naguib, "From theory to practice : An overview of MIMO space-time coded wireless systems," *IEEE Journal on Selected Areas of Communications*, vol. 21, no. 3, pp. 281–302, April 2003.

[28] G. L. Stüber, J. R. Barry, S. W. Mclaughlin, Y. Li, M. A. Ingram, and T. G. Pratt, "Broadband MIMO-OFDM wireless communications," *Proc. IEEE*, vol. 92, no. 2, pp. 271–294, February 2004.

[29] A. J. Paulraj, D. A. Gore, R. U. Nabar, and H. Bölcskei, "An overview of MIMO communications : A key to gigabit wireless," *Proc. IEEE*, vol. 92, no. 2, pp. 198–218, February 2004.

[30] H. Sampath, S. Talwar, J. Tellado, V. Erceg, and A. Paulraj, "A fourthgeneration MIMO-OFDM broadband wireless system : Design, performance, and field trial results," *IEEE Communications Magazine*, vol. 40, no. 9, pp. 143–149, September 2002.

[31] C. Dubuc, D. Starks, T. Creasy, and Y. Hou, "A MIMO-OFDM prototype for next-generation wireless WANs," *IEEE Communications Magazine*, vol. 42, no. 12, pp. 82–87, December 2004.

[32] A. van Zelst and T. C. W. Schenk, "Implementation of a MIMO OFDM based wireless LAN system," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 52, no. 2, pp. 483–494, February 2004.

[33] Y. Li, J. H. Winters, and N. R. Sollenberger, "MIMO-OFDM for wireless communications : Signal detection with enhanced channel estimation," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 50, no. 9, pp. 1471–1477, September 2002.

[34] H. Minn, D. I. Kim, and V. K. Bhargava, "A reduced complexity channel estimation for OFDM systems with transmit diversity in mobile wireless channels," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 50, no. 5, pp. 799–807, May 2002.

[35] D. N. Godard, "Self-recovering equalization and carrier tracking in two-dimensional data communication systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 28, no. 11, pp. 1867–1875, November 1980.

[36] M. Ghosh, "Blind decision feedback equalization for terrestrial television receivers," *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 10, pp. 2070–2081, October 1998.

[37] C. Shin, R. W. Heath, and E. J. Powers, "Blind channel estimation for MIMO-OFDM systems," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 56, no. 2, pp. 670–685, March 2007.

[38] E. Moulines, P. Duhamel, J. Cardoso, and S.Mayrargue, "Subspace methods for the blind identification of multichannel FIR filters," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 43, no. 2, pp. 516–525, February 1995.

[39] V. Buchoux, O. Cappe, E. Moulines, and A. Gorokhov, "On the performance of semi-blind subspace-based channel estimation," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 48, no. 6, pp. 1750–1759, June 2000.

[40] *Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Physical Channels and Modulation*, 3GPP TS 36.211, December 2009.

[41] *Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Base Station (BS) radio transmission and reception*, 3GPP TS 36.104, March 2009.

[42] S. M. Aziz-Sbaï, A. Aïssa-El-Bey, and D. Pastor, "Recovery of finite alphabet signals from incomplete measurements," in *Workshop on Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations, SPARS*, Edimbourg, United Kingdom, June 2011.

[43] A. Labed, T. Chonavel, A. Aïssa-El-Bey, and A. Belouchrani, "Min-norm based alphabet-matching algorithm for adaptive blind equalization of high-order QAM signals ," *to appear on European Transactions on Telecommunications*, 2012.

[44] A. Labed, A. Aïssa-El-Bey, T. Chonavel, and A. Belouchrani, "New hybrid adaptive blind equalization algorithms for QAM signals," in *34th IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP*, Taipei, Taiwan, April 2009, pp. 2809–2812.

[45] A. Labed, A. Belouchrani, A. Aïssa-El-Bey, and T. Chonavel, "Comparison of hybrid adaptive blind equalizers for QAM signals," in *Signal Processing Symposium*, Jachranka, Poland, May 2009.

[46] O. L. Mangasarian and B. Recht, "Probability of unique integer solution to a system of linear equations," *European Journal of Operational Research*, vol. 214, no. 1, pp. 27–30, December 2011.

[47] M. Rostami, M. Babaie-Zadeh, S. Samadi, and C. Jutten, "Blind source separation of discrete finite alphabet sources using a single mixture," in *IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*, June 2011, pp. 709–712.

[48] Y. Li, A. Cichocki, and L. Zhang, "Blind separation and extraction of binary sources," *IEICE Transactions on Fundamentals*, vol. E86-A, no. 3, pp. 580–589, March 2003.

[49] K. I. Diamantaras, "Blind separation of two multi-level sources from a single linear mixture," in *IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, October 2008, pp. 67–72.

[50] S. M. Aziz-Sbaï, "Traitement statistique des signaux parcimonieux et leurs applications," Ph.D. dissertation, Institut Télécom ; Télécom Breatgne, 2012.

[51] D. L. Donoho and J. Tanner, "Counting the faces of randomly-projected hypercubes and orthants, with applications," *Discrete and Computational Geometry*, vol. 43, no. 3, pp. 522–541, April 2010.

[52] B. Natarajan, "Sparse approximate solutions to linear systems," *SIAM Journal on Computing*, vol. 24, no. 2, pp. 227–234, 1995.

[53] M. Grant and S. Boyd, "CVX : Matlab software for disciplined convex programming," http://stanford.edu/˜boyd/cvx, April 2011.

[54] Y. Sato, "A method of self-recovering equalization for multilevel amplitude modulation systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 23, no. 6, pp. 679–682, June 1975.

[55] K. Oh and Y. Chin, "Modified constant modulus algorithm : blind equalization and carrier phase recovery algorithm," in *Proc. IEEE International Conference on Communications ICC*, vol. 1, Seattle, USA, June 1995, pp. 498–502.

[56] J. Yang, J. Werner, and G. Dumont, "The multimodulus blind equalization and its generalized algorithms," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 20, no. 5, pp. 997–1015, June 2002.

[57] X. Li and X. Zhang, "A family of generalized constant modulus algorithms for blind equalization," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 54, no. 11, pp. 1913–1917, November 2006.

[58] A. Labed, "Exploitation de la nature discrète des signaux des communications numériques dans les techniques aveugles d'égalisation et de séparation de sources." Ph.D. dissertation, École Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, 2012.

[59] D. Pastor, "A theoretical result for processing signals that have unknown distributions and priors in white gaussian noise," *Computational statistics and data analysis*, vol. 52, no. 6, pp. 3167–3186, February 2008.

[60] D. Pastor and F.-X. Socheleau, "Robust estimation of noise standard deviation in presence of signals with unknown distributions and occurrences," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 4, pp. 1545–1555, April 2012.

[61] F.-X. Socheleau, D. Pastor, and A. Aïssa-El-Bey, "Robust statistics based noise variance estimation : application to wideband interception of non-cooperative communications," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 47, no. 1, pp. 746 – 755, January 2011.

[62] F.-X. Socheleau, D. Pastor, A. Aïssa-El-Bey, and S. Houcke, "Blind noise variance estimation for OFDMA signals," in *34th IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP*, Taipei, Taiwan, April 2009, pp. 2581–2584.

[63] D. Pastor, F.-X. Socheleau, and A. Aïssa-El-Bey, "Sparsity hypotheses for robust estimation of the noise standard deviation in various signal processing applications," in *2nd Workshop on Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations, SPARS*, Saint Malo, France, May 2009.

[64] S. M. Aziz-Sbaï, A. Aïssa-El-Bey, and D. Pastor, "Contribution of statistical tests to sparseness-based blind source separation," *EURASIP journal on applied signal processing*, vol. 2012, no. 169, August 2012.

[65] ——, "Robust underdetermined blind audio source separation of sparse signals in the time-frequency domain," in *36th IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP*, Prague, Czech Republic, May 2011, pp. 3716–3719.

[66] F. R. Hampel, "The influence curve and its role in robust estimation," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 69, no. 346, pp. 383–393, June 1974.

[67] P. J. Huber and E. M. Ronchetti, *Robust Statistics*, 2nd ed., ser. Wiley Series in Probability and Statistics. John Wiley & Sons, 2009.

[68] R. Poisel, *Introduction to Communication Electronic Warfare Systems*. Artech House Publishers, 2002.

[69] P. Lagarde and S. di Pasquale, "The PR4G VHF ECCM system : extensive tactical communications for the battlefield," in *IEEE Military Communications Conference (MILCOM)*, vol. 2, 1992, pp. 662–666.

[70] "Sincgars," http://en.wikipedia.org/wiki/SINCGARS.

[71] "Tadiran," http://www.tadcomm.com/.

[72] "PAC COMINT analysis station (France)," *Jane's Military Communications, Surveillance and signal analysis*, August 2008.

[73] "Sozvezdie," http://www.sozvezdie.su/.

[74] "Telemus," http://www.telemus.com/.

[75] "Tetrapol," http://en.wikipedia.org/wiki/TETRAPOL.

[76] A. Atto, D. Pastor, and G. Mercier, "Detection thresholds for non-parametric estimation," *Signal, Image and Video processing*, vol. 2, no. 3, pp. 207–223, 2008.

[77] D. Pastor and A. Atto, "Sparsity from binary hypothesis testing and application to non-parametric estimation," in *European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, August 2008.

[78] C. Golliday, "Data link communications in tactical air command and control systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 3, no. 5, pp. 779–794, 1985.

[79] E. Haas, "Aeronautical Channel Modeling," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 51, no. 2, pp. 254–264, March 2002.

[80] H. Yin and S. Alamouti, "OFDMA : A broadband wireless access technology," in *IEEE Sarnoff Symposium*, March 2006, pp. 1–4.

[81] *Part 16 : Air Interface for Fixed and Mobile Broadband Wireless Access Systems, Amendment 2*, IEEE Std. 802.16, 2006.

[82] A. K. Nandi, *Blind estimation using higher-order statistics*. Boston : Kluwer Academic Publishers, January 1999.

[83] A. Cichocki and S. Amari, *Adaptive Blind Signal and Image Processing : Learning Algorithms and Applications*. John Wiley and Sons, March 2003.

[84] E. Vincent, C. Févotte, and R. Gribonval, "A tentative typology of audio source separation tasks," in *Proc. $4^{th}$ Symposium on Independent Component Analysis and Blind Source Separation ICA*, Nara, Japan, April 2003, pp. 715–720.

[85] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *Journal Of The Royal Statistical Society, Series B*, vol. 39, no. 1, pp. 1–38, 1977.

[86] O. Yilmaz and S. Rickard, "Blind separation of speech mixtures via time-frequency masking," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 52, no. 7, pp. 1830–1847, July 2004.

[87] T. Melia and S. Rickard, "Underdetermined blind source separation in echoic environments using DESPRIT," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2007, no. 86484, pp. 1–19, 2007.

[88] N. Linh-Trung, A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, and B. Boashash, "Separating more sources than sensors using time-frequency distributions," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2005, no. 17, pp. 2828–2847, 2005.

[89] A. Aïssa-El-Bey, N. Linh-Trung, K. Abed-Meraim, A. Belouchrani, and 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, March 2007.

[90] F. Abrard and Y. Deville, "A time-frequency blind signal separation method applicable to underdetermined mixtures of dependent sources," *Signal Processing*, vol. 85, no. 7, pp. 1389–1403, July 2005.

[91] S. Arberet, R. Gribonval, and F. Bimbot, "A robust method to count and locate audio sources in a multichannel underdetermined mixture," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 1, pp. 121–133, January 2010.

[92] P. Bofill and M. Zibulevsky, "Underdetermined blind source separation using sparse representations," *Signal Processing*, vol. 81, no. 11, pp. 2353–2362, November 2001.

[93] S. Araki, H. Sawada, R. Mukai, and S. Makino, "Underdetermined blind sparse source separation for arbitrarily arranged multiple sensors," *Signal Processing*, vol. 87, no. 8, pp. 1833–1847, March 2007.

[94] S. Araki, T. Nakatani, H. Sawada, and S. Makino, "Stereo source separation and source counting with MAP estimation with dirichlet prior considering spatial aliasing problem," in *Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA)*, ser. LNCS, vol. 5441. Springer, 2009, pp. 742–750.

[95] A. Aïssa-El-Bey, K. Abed-Meraim, and Y. Grenier, "Underdetermined blind source separation of audio sources in time-frequency domain," in *1st Workshop on Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations, SPARS*, Rennes, France, November 2005, pp. 67–70.

[96] P. O'Grady, B. Pearlmutter, and S. Rickard, "Survey of sparse and non-sparse methods in source separation," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 15, no. 1, pp. 18–33, July 2005.

[97] F. Theis and E. Lang, "Formalization of the two-step approach to overcomplete BSS," in *Signal and Image Processing (SIP)*, Kauai, USA, August 2002, pp. 207–212.

[98] R. Leonard, "A database for speaker-independent digit recognition," in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing (ICASSP)*, vol. 9, San Diego, California, USA, March 1984, pp. 328–331.

[99] E. J. Candès, J. Romberg, and T. Tao, "Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements," *Communications on Pure and Applied Mathematics*, vol. 59, no. 8, pp. 1207–1223, August 2006.