



HAL
open science

APPROCHES STATISTIQUES POUR LA SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCES : APPLICATION À LA ROBOTIQUE & À LA GUERRE ÉLECTRONIQUE

Ali Mansour

► To cite this version:

Ali Mansour. APPROCHES STATISTIQUES POUR LA SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCES : APPLICATION À LA ROBOTIQUE & À LA GUERRE ÉLECTRONIQUE. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2006. tel-00395685

HAL Id: tel-00395685

<https://theses.hal.science/tel-00395685>

Submitted on 16 Jun 2009

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.

Habilitation à Diriger des Recherches

Présentée à

l'Université de Bretagne Occidentale

par

Ali MANSOUR

APPROCHES STATISTIQUES POUR

LA SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCES

APPLICATION À LA ROBOTIQUE & À LA GUERRE ÉLECTRONIQUE

Soutenue le 10 Novembre 2006 devant le jury :

Président	M. Luc JAULIN,	Prof. ENSIETA/U.B.O.
Rapporteurs	M. Pierre COMON,	Directeur de recherche CNRS
	M. Denis HAMAD,	Prof. Université du Littoral Côte d'Opale
	M. Christian JUTTEN,	Prof. Université de Joseph Fourier
	M. Yannick DEVILLE,	Prof. Université de Paul Sabatier
Examineur		
Directeur de Recherche	M. Gilles BUREL,	Prof. Université de Bretagne Occidentale

A mon grand père

A mes parents

A ma famille

A mon frère et sa famille

A ma soeur et sa famille

Table des matières

Remerciements	5
Abréviations	7
1 Introduction et organisation du document	9
2 Présentation générale	11
1 Curriculum vitæ	11
1.1 État civil	11
1.2 Diplômes obtenus	11
1.3 Activités professionnelles	12
2 Collaborations avec des laboratoires et séjours à l'étranger	13
2.1 Participations aux groupes de travail et séjours à l'étranger	13
2.2 Collaborations avec des laboratoires	13
3 Activités de recherche	14
3.1 Séparation de sources	14
3.2 Développements statistiques	17
3.3 Guerre électronique	18
3.4 Études ponctuelles et applications diverses	19
4 Activités d'enseignement, encadrement et administration	20
4.1 Activités d'enseignement	20
4.2 Activités d'encadrement	22
4.3 Activités administratives	24
3 Séparation de sources	27
1 Introduction	27
2 Approches adaptatives	29
3 Approches géométriques	35
4 Approches algébriques	39
5 Algorithmes simplifiés	46
6 Conclusion	54

4	Développements statistiques	55
1	Introduction	55
2	Notions théoriques	55
3	Estimation des moments et des cumulants	57
4	Conclusion	61
5	Guerre électronique	63
1	Préambule	63
2	Séparation de sources pour la guerre électronique	64
3	ELINT	64
4	COMINT	66
4.1	Estimation de paramètres	67
4.2	Classification et reconnaissance de modulation	70
4.3	Séparation de signaux de communication numérique	73
5	Tomographie passive	77
5.1	Caractérisation statistique des signaux acoustiques	80
5.2	Modélisation d'un canal acoustique	81
5.3	Estimation du nombre de sources	84
5.4	Étude approfondie sur les indices de performances	84
5.5	Architecture générale : pré- et post-traitement des signaux	88
5.6	Implémentation et test de plusieurs algorithmes ICA	89
6	Conclusion	91
6	Conclusion générale	95
7	Présentation abrégée des projets de recherche à quatre ans	97
1	Préambule	97
2	Séparation de sources	98
2.1	Mélange instantané	99
2.2	Mélange convolutif	99
2.3	Mélange sous-déterminé	100
2.4	Séparation de signaux ciblés	101
3	Guerre Électronique	102
3.1	COMINT	103
3.2	ELINT	104
3.3	Tomographie Passive	104
4	Projets et collaborations futurs	105
8	Publications personnelles	107
1	Articles dans des revues internationales	107
2	Conférences internationales avec comité de lecture et avec actes	108
3	Exposés invités, conférences et journées de travail sans acte	112
4	Rapports	112

<i>TABLE DES MATIÈRES</i>	3
5 Documents Pédagogiques	113
Autres Références	115

Pour un observateur superficiel, la vérité scientifique est hors des atteintes du doute ; la logique de la science est infaillible et, si les savants se trompent quelquefois, c'est pour en avoir méconnu les règles.

Henri POINCARÉ

Deux choses sont infinies : l'univers et la bêtise humaine ; en ce qui concerne l'univers, je n'en ai pas acquis la certitude absolue.

Albert EINSTEIN

Remerciements

Je remercie Monsieur l'Ingénieur Général de l'Armement Ph. Le Glas, Directeur de l'École Nationale Supérieure des Ingénieurs des Études et Techniques d'Armement (ENSIETA), pour son soutien moral et financier pour la préparation de mon HDR.

Je tiens à remercier chaleureusement Messieurs les Professeurs et Directeurs de Recherche, membres du jury, qui m'ont fait l'honneur de s'intéresser à mes travaux :

- Monsieur le Professeur L. Jaulin de l'Université de Bretagne Occidentale (UBO) en délégation à l'ENSIETA, pour avoir accepté la présidence du jury. J'apprécie beaucoup sa franchise.
- Monsieur P. Comon, Directeur de Recherche CNRS, d'avoir accepté d'être un rapporteur. En plus de ses travaux scientifiques incontournables en traitement du signal, j'apprécie beaucoup sa simplicité et sa modestie.
- Monsieur le Professeur D. Hamad de l'Université du Littoral Côte d'Opale, d'avoir accepté d'être un rapporteur. Je tiens aussi à le remercier pour ses conseils et sa sympathie.
- Monsieur le Professeur Ch. Jutten de l'Université Joseph Fourier, d'avoir accepté d'être un rapporteur. J'aimerais bien mentionner ici qu'il était mon initiateur potentiel à la recherche et qu'il m'a toujours impressionné par ses compétences scientifiques et par ses qualités humaines.
- Monsieur le Professeur Y. Deville de l'Université de Paul Sabatier, d'avoir accepté d'être mon examinateur. J'apprécie beaucoup sa gentillesse.
- Monsieur le Professeur G. Burel, Prof. à l'université de Bretagne Occidentale (UBO), pour ses encouragements et sa disponibilité d'une part, d'autre part pour son aide et ses conseils appréciables et constructifs tout au long de la démarche de mon HDR.

Plusieurs parties de mes travaux ont été le fruit de diverses collaborations. Je tiens à exprimer mes sincères gratitude pour :

- Monsieur le Professeur P. Loubaton de l'Université de Marne la Vallée, France.
- Monsieur le Dr. M. Kawamoto, Chercheur au "National Institute of Advanced Industrial Science and Technology", au Japon.
- Monsieur le Professeur C. Puntonet de l'Université de Granada, en Espagne.
- Monsieur le Dr. S. Reimann, Chercheur au Centre National de Recherche en Théorie des Informations (GMD), en Allemagne.
- Monsieur le Dr. Babaie-Zadeh, Enseignant-Chercheur à Sharif University, en Iran.
- Monsieur le Dr. K. Yao, Maître de Conférences à l'Université de Bretagne Occidentale (UBO), en France.
- Monsieur A. Al-Falou, Enseignant-chercheur (HDR) à l'Institut Supérieur de l'Électronique et du Numérique (ISEN-Brest), en France.

Je remercie chaleureusement les équipe formidables de mes anciens laboratoires LIS (à l'INPG) et le BMC (au RIKEN, Japon), permanents et thésards sans exception en particulier :

- Monsieur le Professeur J. Hérault, pour ses conseils pratiques et rigoureux.
- Monsieur le Professeur N. Ohnishi, directeur du laboratoire Bio-Mimetic Sensory Systems au BMC, pour ses conseils, ses aides et ses qualités humaines.

Je tiens à remercier chaleureusement les membres du laboratoire E3I2 à l'ENSIETA, permanents et doctorants en particulier :

- Monsieur le Dr. L. Collin, mon collègue de bureau, pour sa sincère amitié et ses nombreux conseils.
- Monsieur le Dr. C. Gervaise, chef du projet MODE, pour ses conseils et ses aides.
- Madame le Dr. D. LeGuen, mon ancienne collègue de bureau, pour son amitié.
- Monsieur le Dr. M. Legris, pour son amitié et nos nombreuses discussions très intéressantes.
- Monsieur A. Quinquis, Enseignant-chercheur (HDR) à l'ENSIETA, pour la confiance et la liberté qu'il m'a accordées dans l'encadrement de Monsieur Pedzisz.

Je n'oublie pas, bien sûr, Monsieur le Dr. M. Pedzisz dont j'ai eu le plaisir d'encadrer la thèse. Je le remercie pour son enthousiasme et sa motivation à mener à bien un projet de recherche.

Je remercie du fond du coeur ma femme, pour ses profonds et sincères sentiments envers moi. Et j'apprécie énormément son aide, physique et morale, pour que je puisse préparer mon HDR . Je n'oublierai pas mes enfants, Taha et Mary qui avec leurs sourires m'ont aidé à oublier le stress et la fatigue de mes jours du travail.

Finalement, je n'oublierai pas ma famille, mes parents qui ont fait l'impossible pour que je puisse finir mes études.

Abréviations

- AOA : Angle Of Arrival (angle d'arrivée).
- ASK : Amplitude Shift Keying (modulation par déplacement en amplitude).
- ASM : Acoustique Sous-Marine.
- AWGN : Additive White Gaussian Noise (bruit additif blanc et gaussien).
- BMC : Bio-Mimetic Control Research Center.
- C4I : Command, Control, Communication, Computer and Intelligence systems (guerre du commande, du contrôle, de communication, des ordinateurs et des renseignements).
- CELAR : Centre Électronique de l'Armement.
- CMO : Centre Militaire d'Océanographie.
- COMINT : COMMunication INTelligence (renseignement transmissions).
- DF : Direction Finding (radiogoniométrie).
- DOA : Direction Of Arrival (direction d'arrivée).
- DSP : Densité Spectrale de Puissance.
- DTOA : Difference Time Of Arrival (Différence de temps d'arrivée).
- E3I2 : Extraction et Exploitation de l'Information en Environnements Incertains.
- ECG : Electro-Cardio-Gram (électrocardiogramme).
- ECM : Electronic CounterMeasure (contre-mesures électroniques).
- ELINT : ELectionic INTelligence (renseignement électronique).
- ENSIETA : École Nationale Supérieure des Ingénieurs des Études et Techniques d'Armement.
- ESPRIT : Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique (estimation de paramètres du signal en utilisant une technique invariante en rotation).
- ESM : Electronic Support Measures (mesures de soutien de guerre électronique).
- EWIS : Electronic Warfare Integrated System (système intégré pour la guerre électronique).
- FSK : Frequency Shift Keying (modulation par déplacement en fréquence).
- ddp : Densité De Probabilité.
- DGA : Délégation Générale pour l'Armement.
- ICA : Independent Component Analysis (Analyse en Composantes Indépendantes).
- IID : Indépendant, Identiquement Distribué.
- MIMO : Multi-Input Multi-Output (système multi-entrées et multi-sorties).

- MODE : Méthodes d’Observation Discrète de l’Environnement.
- MUSIC : MUltiple SIgnal Classification (classification de multi-signaux).
- ODE : Ordinary Differential Equation (équation différentielle ordinaire).
- OFDM : Orthogonal Frequency-Division Multiplexing (système de multiplexage orthogonal par division de fréquences).
- PAT : Passive Acoustic Tomography (tomographie acoustique passive).
- PCA : Principal Component Analysis (Analyse en Composantes Principales).
- PSK : Phase Shift Keying (modulation par déplacement en phase).
- QAM : Quadrature Amplitude Modulation (modulation d’amplitude en quadrature).
- RF : Radio Frequency (fréquence radio).
- RIF : Filtre à réponse impulsionnelle finie.
- RIKEN : Institute of Physical and Chemical Research.
- RTF : Représentations Temps-Fréquence.
- SHOM : Service Hydrographique et Océanographique de la Marine.
- SNR : Signal to Noise Ratio (rapport signal à bruit).
- TCM : Treillis Coded modulation (modulations codées en treillis).
- TOA : Time Of Arrival (temps d’arrivée).

Chapitre 1

Introduction et organisation du document

Si on appelle un signal toute grandeur physique portant de l'information et le bruit une grandeur souvent de la même nature qui gêne à l'extraction ou à l'exploitation de cette information, on peut classer les signaux en deux catégories : signaux non-intentionnels et signaux intentionnels dus à une démarche d'un être humain. Dans la première catégorie, on vise essentiellement les signaux non-intelligibles générés par un phénomène naturel ou une activité d'un être vivant. La 2^e catégorie contient les signaux intelligibles (la parole par exemple) et les signaux artificiels (signaux radar, sonar, télécommunication, *etc*).

Dans la vie quotidienne, les êtres vivants utilisent différents signaux pour communiquer avec leur environnement, se localiser, se nourrir, *etc*. Pour parvenir à leurs fins, ils utilisent plusieurs systèmes biologiques plus ou moins complexes. A titre d'exemple, le cerveau traite les signaux provenant de ses multiples capteurs : visuel, auditif, ... et ce depuis plusieurs centaines de millions d'années.

Pour faciliter ces tâches, comprendre ou dominer son environnement, l'homme a inventé, depuis l'aube de la civilisation jusqu'à nos jours, plusieurs systèmes pour transmettre ou extraire de l'information en utilisant divers signaux (électriques, électromagnétiques, lumineux, sonores, *etc*). Vue la complexité et la diversité de signaux utilisés ainsi que de systèmes de traitement ou celles de canaux de transmission, des chercheurs du monde entier ont développé depuis plusieurs décades des outils théoriques (filtrage, analyse, interprétation, *etc*.) pour traiter ses divers signaux. L'ensemble de ces outils constitue les techniques de traitement du signal. Le traitement du signal est une discipline qui prend de l'ampleur dans la science moderne.

Pour plusieurs raisons (économique, logistique, militaire ou écologique), les chercheurs sont amenés à développer des nouvelles techniques de traitement qui nous permettent d'exploiter les signaux reçus avec peu d'information ou sans information a priori sur les signaux émis. Ces techniques sont appelées des méthodes semi-aveugles ou aveugles respectivement. Parmi ces dernières, on trouve notamment les méthodes aveugles de séparation, d'identification, d'égalisation et de classification ou de reconnaissance automatique.

Dans mon parcours professionnel, j'ai été amené à développer principalement des méthodes aveugles utilisables dans trois domaines différents : rehaussement de parole, capacité auditive d'un robot et guerre électronique. Ce présent document constitue un rapport de synthèse de mon parcours professionnel. Il est rédigé avec trois soucis la simplicité, la clarté et surtout l'optimalité. C'est ainsi que les détails sont volontairement omis et que toute redondance nécessaire pour la clarté du document est réduite. Il nous reste à noter que certains travaux sont uniquement mentionnés dans le chapitre suivant.

Finalement, ce document s'articule autour de quatre volets :

- Le 2^e chapitre "présentation générale" fournit une vue d'ensemble de mes parcours universitaire et professionnel.
- Dans le 3^e chapitre "séparation aveugle de sources", j'expose certaines de mes contributions à ce domaine de recherche suivant quatre axes.
- Pour certaines applications ou algorithmes, nous sommes amenés à explorer les propriétés statistiques de signaux. Mes travaux sur les concepts ou les estimateurs statistiques sont décrits dans le 4^e chapitre "développements statistiques".
- En basculant sur les applications, au 4^e chapitre, je présente trois activités de recherche directement liées à la guerre électronique.
- Une conclusion générale est donnée au 6^e chapitre.
- Un projet de recherche est présenté au 7^e chapitre.
- Ce rapport se termine par une liste de publications personnelles.

Chapitre 2

Présentation générale

L'objectif principal de ce chapitre est de fournir, en abrégé, des renseignements sur mon curriculum vitæ, mon cursus professionnel et d'introduire mes activités de recherche et d'enseignement. Certaines de mes activités de recherche sont détaillées dans les autres chapitres. D'autres activités sont uniquement abordées dans ce chapitre.

1 Curriculum vitæ

1.1 État civil

Nom :	MANSOUR
Prénom :	Ali
Nationalité :	Française
Date et lieu de naissance :	né le 19 - 10 - 1969 à Tripoli - LIBAN.
Situation de famille :	Marié (deux enfants).
Adresse professionnelle :	École Nationale Supérieure des Ingénieurs des Études et Techniques d'Armement, (ENSIETA). 2 Rue François Verny, 29806 Brest Cedex 09. Tel : 02 98 34 87 43 , Fax : 02 98 34 87 90 Email : mansour@ieee.org . Web page : http://ali.mansour.free.fr

1.2 Diplômes obtenus

- 1987 Baccalauréat libanais (Série Math, Mention Très Bien).
- 1992 Diplôme d'ingénieur en Électricité - Électronique de la faculté de Génie, branche 1, de l'université libanaise (Major de la promotion, Mention Très Bien).

- 1993 D.E.A. Signal Image Parole, Option Signal de l'Institut National Polytechnique de Grenoble (INPG), (Mention Bien).
- 1997 Doctorat Signal Image Parole, Option Signal, Mention très honorable de l'INPG. Intitulé "contribution à la séparation aveugle de sources" soutenu le 13 janvier 1997 devant le jury :

Président	Mme Odile MACCHI, directeur de recherche CNRS
Rapporteurs	M. Philippe LOUBATON, Prof. à l'université Marne-la-Vallée M. Yannick DEVILLE, LEP Philips
Examineurs	M. Jean-Louis LACOUME, Prof. à l'INPG M. Maurice BELLANGER, Prof. au CNAM
Directeur	M. Christian JUTTEN, Prof. à l'université Joseph Fourier

1.3 Activités professionnelles

- Post Doctorant :** Au laboratoire de Traitement d'Images et Reconnaissances de Formes (TIRF) qui est un laboratoire de l'Institut National Polytechnique de Grenoble (janvier - juin 1997). Le sujet de ce poste est la séparation aveugle de sources.
- Chercheur scientifique :** Laboratory for Bio-Mimetic Control Research Center (BMC) at The Institute of Physical and Chemical Research (RIKEN) (août 1997-sept. 2001). Projet : Application en robotique de méthodes récentes de traitement du signal, principalement des méthodes de la séparation aveugle de sources.
- Enseignant - Chercheur :** **ENSIETA**, (depuis octobre 2001). Thèmes de recherche : Application du traitement de signal et des méthodes aveugles dans les activités de recherche du laboratoire Extraction et Exploitation de l'Information en Environnements Incertains (E^3I^2), à savoir : radar, sonar et Guerre Électronique (GE).

2 Collaborations avec des laboratoires et séjours à l'étranger

2.1 Participations aux groupes de travail et séjours à l'étranger

- Participation régulière aux réunions du Groupement De Recherche en Information, Signal, Images et ViSion (GDR PRC-ISIS).
- Deux séjours d'un mois à l'université de Granada (Dept. de Arquitectura y Tecnología de Computadores, ATC) en Espagne en 1994 et 1995.
- Participation au Working Group ATHOS (Workshops in Edinburgh - Scotland, and in Girona - Spain).
- Participation régulière aux réunions du Center for Integrated Acoustic Information Research (CIAIR), part of Center Of Excellence (COE, Ministry of Education), Nagoya University, Nagoya, Japon.
- Séjour de quatre ans à Kasugai au Japon, entre Août 1997 et Septembre 2001.

2.2 Collaborations avec des laboratoires

1. Collaboration avec M. P. Loubaton du Télécom Paris et de l'université de Marne-la-Vallée (1995-1997).
2. Collaboration avec l'université de Granada (Espagne) Dans le cadre d'une action intégrée européenne "PICASSO", j'ai travaillé avec des collègues de l'université de Granada (Dept. ATC). J'ai effectué deux séjours dans leur laboratoire en juillet 1994 et en juin 1995.
3. Collaboration avec M. S. Reimann du Centre National de Recherche en Théorie des Informations en Allemagne (GMD) en 1999.
4. Collaboration avec M. M. Kawamoto du Department of Electronic and Control Systems Engineering, Shimane University, Shimane, Japon (2002-2003).
5. Collaboration avec M. Babaie-Zadeh du "Multimedia Lab, Iran Telecom Research Center", Tehran, Iran (2004-2005).
6. Collaboration avec M. K. Yao du Laboratoire LEST de l'Université de Bretagne Occidentale (UBO), (2005).
7. Collaboration avec M. A. Al-Falou de l'Institut Supérieur de l'Électronique et du Numérique (ISEN-Brest), (2006).
8. Collaboration avec d'autres membres de l'ENSIETA : MM. A. Martin, C. Gervaise, L. Collin et Mlle D. Le-Guen.

3 Activités de recherche

Dans ce paragraphe, j'introduis brièvement une vision globale de mes activités de recherche qui sont les fruits de plus de douze ans du travail principalement dans trois différents établissements, à savoir : TIRF à l'INPG, BMC au RIKEN et E3I2 à l'EN-SIETA. Certaines de ces activités sont plus détaillées dans les chapitres suivants.

3.1 Séparation de sources

3.1.1 Introduction

Le problème de la séparation aveugle de source est un problème récent et très important en traitement de signal. Il a été introduit en 1985 par C. Jutten et J. Héroult et il a été formalisé plus tard par P. Comon sous l'aspect de "l'Analyse en Composantes Indépendantes" (plus répondu encore sous le sigle ICA issu des termes en anglais). Ce problème consiste à retrouver les signaux émis (dits sources) dans un canal de transmission en utilisant seulement les signaux reçus (dits signaux d'observation ou signaux mélangés).

Nous avons publié dans une revue internationale (IEICE Vol EA83 en 2000 et IEICE Vol EA86 en 2003) deux études générales sur la séparation aveugle de sources. La première étude était focalisée principalement sur les différents principes et approches utilisés en séparation aveugle. Par contre la deuxième étude était dédiée à l'illustration de l'importance de cette discipline à la lumière de ses diverses applications.

3.1.2 Approches par blocs

Une question se pose : Est-il possible de séparer les sources directement à partir des signaux mélangés ? Il est sûr que les données nécessaires pour séparer nos sources existent entièrement dans les statistiques de signaux mélangés.

Donc il est raisonnable de croire à l'existence d'une méthode directe qui nous permet de faire la séparation de sources, en basant seulement sur les statistiques des signaux mélangés. Cette idée nous a conduit à faire l'étude de l'existence d'une méthode directe pour faire la séparation de sources.

Dans le cas de mélanges instantanés de deux sources et deux capteurs, en écrivant les cumulants d'ordre 2 et 4 des signaux mélangés, nous avons montré que l'on obtient un système de huit équations non-linéaires à six inconnues que l'on peut résoudre algébriquement. En effet, nous avons montré que ce système peut se ramener aux solutions des équations du second degré ou du 4^e degré. La séparation proprement dite est

immédiate obtenue par une simple inversion de la matrice mélange. Les résultats expérimentaux montrent l'efficacité de cette méthode pour des signaux réels, et même des signaux non-stationnaires comme des signaux de paroles. De même, nous avons proposé une méthode de séparation en blocs basée uniquement sur les cumulants d'ordre quatre.

Les avantages d'une méthode de calcul en blocs par rapport à une autre basée sur un algorithme adaptatif, sont la simplicité d'implantation et la rapidité de l'algorithme. Par contre, les performances de ce type de méthodes sont moins bonnes que celles d'une méthode adaptative et elles sont difficilement généralisables pour un nombre quelconque de sources et de capteurs. En revanche, une telle méthode est très utile pour initialiser un algorithme adaptatif. Nous avons publié cette approche dans IEEE Trans. on Signal Processing (Vol 44, n°3, 1996). Fig. 2.1 illustre un exemple sur les performances de cette méthode appliquée à la séparation des signaux de paroles.

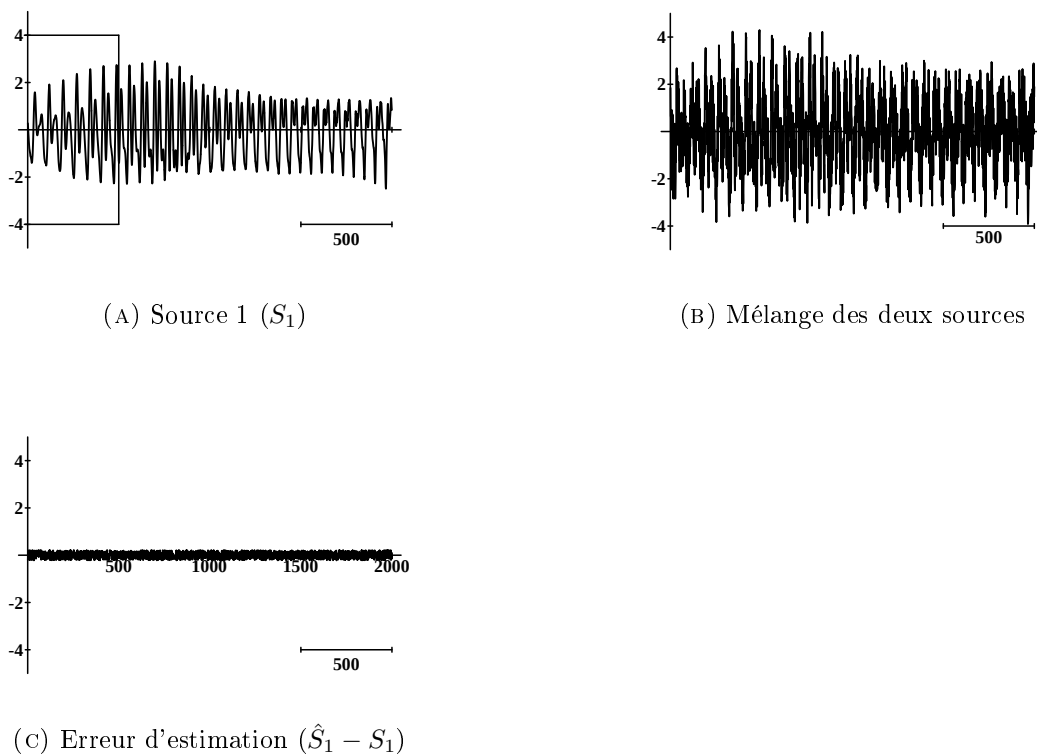


FIG. 2.1 – Approches par blocs : Signaux et performances. (tiré du papier publié à IEEE Trans. on Signal Processing, Vol 44, n°3, 1996)

Il faut noter ici, que cette approche a été complètement réalisée pendant ma thèse. La grande sensibilité d'une telle approche par rapport au nombre de sources et la présence d'un bruit additif a été un motif principal pour abandonner cette étude. Cette approche ne sera plus détaillée dans la suite du document.

3.1.3 Approches adaptatives

Pour éluder les problèmes de performances des approches en blocs, nous avons penché sur une approche adaptative. Dans cette approche, nous avons proposé une fonction de coût dont la minimisation par un algorithme de gradient nous conduit à la séparation de deux sources. La fonction de coût en question est une fonction basée sur un cumulante du 4^e ordre, Cum_{22} .

Nous avons publié un article sur ce critère, ses performances et ses résultats expérimentaux à IEEE Trans. on Signal Processing (Vol 43, n^o. 8, 1995). Plus tard et en utilisant une méthode de minimisation dite méthode de Levenberg-Marquardt, nous avons proposé une autre étude pour un nombre quelconque de sources. Cette dernière étude a été également publiée à IEEE Trans. on Signal Processing (Vol 47, n^o. 11, 1999).

3.1.4 Approches géométriques

Même si les méthodes adaptatives restent parmi les méthodes de séparation les plus performantes, leurs temps de convergence et la nécessité d'utiliser certains estimateurs plus ou moins complexes nous ont amenés à investir d'autres approches moins exigeantes. C'est ainsi, nous avons proposé une approche basée sur les propriétés géométriques de signaux. Cette approche a été le fruit d'une coopération avec des chercheurs de l'université de Granada et elle a fait l'objet d'une communication présentée à GRETSI'95.

Cette étude a été suivie par d'autres études plus récentes où on a proposé plusieurs algorithmes pour faire la séparation de plusieurs sources bornées ou non-bornées dans un mélange instantané linéaire. Cette étude a été publiée dans la revue Signal Processing (Vol 82, 2002). En utilisant un réseau de neurones pour l'estimation des densités de probabilité, on a proposé une autre méthode de séparation publiée dans la revue IEICE Trans on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences en 2001. Cette dernière étude a été complétée par une approche basée sur le principe de "Simulated Annealing" et un réseau de "Competitive Learning" et a été publiée dans la revue NeuroComputing (Vol 49, 2002).

3.1.5 Approches algébriques

Si le nombre de capteurs est plus grand que celui de sources, les statistiques d'ordre deux sont suffisantes pour séparer un mélange convolutif. Dans ce cas, les méthodes de type sous-espace sont envisageables. En collaboration avec l'université de Marne-la-Vallée, nous avons suggéré des méthodes de type sous-espace pour séparer un mélange convolutif.

Nous avons montré que le mélange convolutif peut être réduit à un mélange instantané en utilisant seulement les statistiques de second ordre. Cette étude a été publiée dans IEEE Trans. on Signal Processing (Vol 48, 2000). Plus tard, nous avons proposé d'autres fonctions de coût dont la minimisation conduit à une estimation plus rapide des paramètres de mélange. La dernière étude a fait l'objet d'un article apparu dans la revue Signal Processing (Vol 81, 2001).

3.1.6 Algorithmes simplifiés

Pour certaines applications, les signaux originaux (sources) inconnus sont caractérisés par des propriétés (fréquentielles ou statistiques) qui sont elles bien connues. Pour "la capacité auditive" d'un robot qui imite le comportement des humains, seuls les signaux audibles et intelligibles sont à traiter. En utilisant certaines propriétés de ces derniers signaux, nous avons proposé plusieurs approches qui ont été présentées dans des conférences internationales et une autre approche basée sur l'inégalité de Hadamard a été publiée dans la revue IEICE volJ82-1999.

3.2 Développements statistiques

La grande majorité de méthodes dites aveugles (i.e. séparation, identification, égalisation ou classification) exploitent certaines propriétés statistiques de signaux (à titre d'exemple, l'indépendance spatiale, la non-stationnarité de signaux, le caractère i.i.d, la corrélation temporelle, *etc.*). Nos contributions dans ce domaine se limitent à deux axes :

- Théorique : En étudiant certaines propriétés de l'auto-cumulant d'ordre quatre normalisé, i.e. l'aplatissement (mieux connu sous le terme anglais "Kurtosis").
- Pratique : En faisant une étude comparative entre différents estimateurs et en proposant plus tard certains estimateurs pour les statistiques d'ordre quatre (moments et cumulants).

3.2.1 Notions théoriques

Nous avons étudié les propriétés du kurtosis en montrant que généralement la forme de la densité de probabilité d'un signal n'est pas suffisante pour prédire la valeur ou le signe de son kurtosis. Cette étude a été publiée dans la revue IEEE Signal Processing Letters (vol. 6, 1999).

3.2.2 Estimation des moments et cumulants

Nous avons présenté à (ICONIP98) une comparaison entre trois différents estimateurs. Dans cette communication, nous avons montré par une étude expérimentale que les performances des estimateurs dépendent de la nature des signaux. Récemment, nous avons proposé plusieurs estimateurs non biaisés pour les statistiques d'ordre 4. Ces études ont été publiées dans deux conférences internationales STCN2004 et ITST2005.

3.3 Guerre électronique

Lorsqu'on parle de la guerre électronique, on vise principalement l'interception de signaux électromagnétiques dont la totalité de paramètres sont mal connus ou inconnus. Ces signaux peuvent être émis par les deux systèmes suivants :

- Systèmes de télécommunication (téléphones mobiles, satellites, *etc.*), on parle ainsi de la "COMmunication INTelligence" ou tout simplement "COMINT".
- Radars, on parle alors de l'"ELEctronique INTelligence", ou ELINT.

D'autre part, la tomographie passive est un domaine de recherche très actif dont lequel on souhaite caractériser l'environnement sous-marin en utilisant des ondes acoustiques. Cette technique peut être utilisée dans certaines applications civiles (météorologie, *etc.*), mais elle est aussi utilisée dans certaines applications militaires dans le cadre de la surveillance maritime ou la guerre électronique dans une façon plus large. Pour cette raison, je présente dans la suite mes contributions à la tomographie passive comme étant une partie de la guerre électronique.

3.3.1 COMINT & ELINT

Mes contributions dans le domaine de COMINT étaient les fruits de deux collaborations avec deux chercheurs de notre laboratoire D. Le Guen et L. Collin dans le cadre d'un projet industriel, l'encadrement de la thèse de M. Pedzisz et de stages de DEA. Mes contributions à l'ELINT se limitent à l'encadrement d'un projet de fin d'études et d'un stage de DEA. Certaines études ont été publiées dans des conférences internationales et dans la revue Digital Signal Processing (Vol 15, 2005).

3.3.2 Tomographie passive

La tomographie acoustique passive consiste à exploiter les sources acoustiques d'opportunité naturellement présentes dans le milieu. Ainsi, un système de tomographie reçoit simultanément un mélange de sources qu'il convient de séparer dans une phase

3.4 Études ponctuelles et applications diverses

3.4.1 Élimination des artefacts dans un signal biomédical

```

graph LR
    X((X)) --> Hs[H(s)]
    X --> Sum1((X))
    Hs --> Sum1
    Sum1 --> Sum2((X))
    Sum1 --> ICA1[ICA 1]
    Sum2 --> Sum3((X))
    Sum2 --> ICA2[ICA 2]
    Sum3 --> Sum4((X))
    Sum4 --> Output([Output])
    style Sum1 fill:none,stroke:none
    style Sum2 fill:none,stroke:none
    style Sum3 fill:none,stroke:none
    style Sum4 fill:none,stroke:none

```

FIG. 2.2 – Modèle proposé (tiré du papier publié à NeuroComputing, vol. 22, 1999)

3.4.2 Commande optimale d'un robot

Un robot mobile (sous-marin ou dans l'espace) est caractérisé par un mouvement de six degrés de liberté (trois rotations et trois translations). Or, il est connu dans le domaine de l'automatique que le contrôle de six degrés de liberté est un problème très difficile à résoudre. D'où la question importante : Quelle est la commande optimale de ce robot ? Autrement dit, quel est le nombre minimum de degrés de liberté qu'il faut pour le commander ?

S. Reimann (chercheur au "GMD", Centre National de Recherche en Théorie des informations en Allemagne) et moi avons développé un modèle inspiré de la biologie (Asticot, "protozoa" et bactéries). Ce modèle ajuste seulement le sens du vecteur vitesse en utilisant seulement l'information, loin ou proche de l'objectif, donnée par un simple capteur. Les résultats expérimentaux obtenus montrent la simplicité, la stabilité et des bonnes performances du modèle. Cette étude a été publiée dans la revue *ALIFE & Robotics*, Vol. 4, 2000.

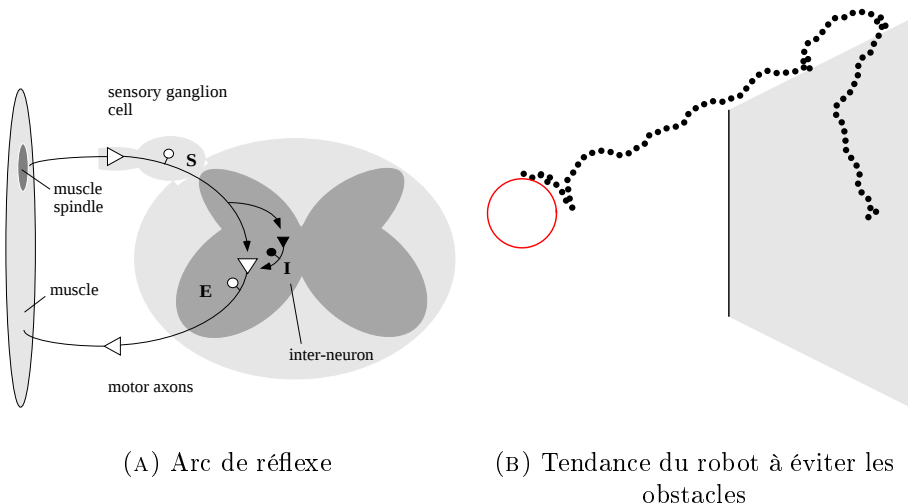


FIG. 2.3 – Modèle proposé et performances (tiré du papier publié à *ALIFE & Robotics*, Vol. 4, 2000)

4 Activités d'enseignement, encadrement et administration

4.1 Activités d'enseignement

Dès ma première année de thèse, j'ai eu l'occasion d'enseigner aux élèves de 3^e année dans l'école d'ingénieur 3I (Informatique, Industrielle et Instrumentation) et à l'école d'ingénieur de Géotechnique (IG) de l'Institut des Sciences et Technologie de Grenoble

(ISTG). Mes activités d'enseignement durant cette période se manifestent principalement dans les trois points suivants :

- TD d'estimation et détection de signaux à 3I : Tout d'abord, j'ai complété les TD des années précédentes, par une série d'exercices et de TD qui aident les élèves à bien comprendre la théorie. En particulier, pour améliorer le niveau des élèves en théorie des probabilités (et avec l'accord du professeur du cours), j'ai préparé un document récapitulatif sur ce thème (cours et TD) correspondant à quatre séances de TD.
- Cours de traitement de signal à l'ISTG : j'ai conçu ce cours comme un "thème avancé" avec l'objectif d'attirer l'attention des élèves non-spécialistes du domaine. A partir de systèmes réels d'instrumentation, j'ai introduit les notions essentielles du traitement du signal.
- École d'été : L'école des techniques avancées en Signal, Image, Parole a été créée en 1996 par Ch. Jutten, J.-L. Lacoume et P. Escudier, pour diffuser aux doctorants, chercheurs et enseignants-chercheurs, et ingénieurs de l'industrie, les techniques les plus récentes de ces domaines. La première session, intitulée " De l'ordre 2... aux ordres supérieurs en traitement du signal" a été partagée en exposés théoriques le matin et en travaux pratiques. J'ai participé à l'organisation et à l'encadrement de trois après-midis.

Même si mes principales activités au BMC ont été liées à mon poste de chercheur-scientifique, j'ai eu l'occasion de donner un cours avancé en traitement de signal pour les étudiants en 2^e et 3^e dans une école d'ingénieurs à l'université de Nagoya.

Étant enseignant-chercheur à l'ENSIETA, j'ai ainsi pu développer davantage mes activités d'enseignement, d'encadrement et d'administration :

- J'ai participé très activement à la mise en place des travaux pratiques (TP) et de travaux dirigés (TD).
- J'ai mis en place des nouveaux enseignements :
 - Méthodes statistiques (cours-TD-TP) pour des officiers marins saoudiens qui font des études à l'ENSIETA en tant qu'Ingénieurs Grandes Écoles (IGE).
 - Probabilité-Statistiques (cours-TD-TP) en 1^{re} année.
 - Communication numérique (cours-TD-BE) en 2^e année.
 - L'ENSIETA organise chaque année plusieurs formations continues dans différents domaines. Ces formations s'adressent aux ingénieurs et aux techniciens de différents partenaires industriels comme Thalès, DCN, etc. J'ai participé à l'enseignement et l'encadrement des formations en traitement de signal.

Mes activités d'enseignement sont résumées dans les deux tableaux suivants (avant 2001 - après 2001 donc à l'ENSIETA) :

Années <i>avant l'ENSIETA</i>	1994	1995	1996	1997	2000
TD Estimation (3 ^e Année, 3I)	20 h	20 h	40 h	60 h	-
Cours de TS (3 ^e Année, ISTG)	8 h	8 h	8 h	-	-
Cours et TP d'informatique (IUT)	-	-	-	36h	-
Cours avancé en TS (Nagoya - Japon)	-	-	-	-	6h
Total Équivalent TD	32	32	52	84	9

Années	2001-02	2002-03	2003-04	2004-05	2005-06
Méthodes statistiques ENSI	7C+18TD [†]	7C+18TD [†]	7C+18TD [†]		
(1 ^{re} Année) IGE	13 C+16 TD	13 C+16 TD	13 C+16 TD	13 C+16 TD	-
Probabilités (1 ^{re} Année)	-	26 TD	26 TD	-	-
Physique du capteur (2 ^e Année)	-	6 TD	-	-	-
TP d'Électronique	-	36	36	21	21
TD de Traitement de Signal (2 ^e Année)	-	-	27	36	40
TD Asservissement (1 ^{re} Année)	-	-	-	18	21
Proba-Stat (1 ^{re} Année)	-	-	-	21 C et 45 TD [†]	21 C et 45 TD [†]
COM-NUM (2 ^e Année)	-	-	-	6 C et 15 TD [‡]	6 C et 15 TD [‡]
Total Équivalent TD	64	120	141	204	175

Total d'heures assurées entre 1994 et 2006 : 913 heures équivalent TD.

[†] Responsable matière, [‡] co-responsable matière.

4.2 Activités d'encadrement

4.2.1 Projets de Fin d'Études (PFE), Diplômes d'Études Approfondies (D.E.A) et divers

- J'ai encadré un étudiant durant son stage de fin de licence de mathématiques appliquées (en 1995). Son travail a été suivi d'une étude théorique qui a été publiée au GRETSI'96.
- J'ai proposé un sujet du PFE et j'ai encadré un élève de l'ENSIETA pendant cinq mois en 2002. Le sujet du stage était "L'application de méthodes aveugles avec des méthodes haute-résolution pour la détection d'une cible Radar". Son travail a été suivi d'une étude qui a été publiée au ICA'2003.

- Depuis 2002, j'ai proposé et encadré plusieurs sujets de stages pour différents étudiants étrangers (Japonais, Polonais, Espagnols, Libanais). Les durées de stages varient d'un à plusieurs mois, selon le programme d'échange entre l'ENSIETA et l'établissement d'origine de l'étudiant.
- J'ai encadré ou co-encadré 4 étudiants en D.E.A ou Master recherche à l'Université de Bretagne Occidentale (UBO) :
 1. En 2003, j'ai encadré M. Pedzisz. Son sujet de D.E.A était : "l'Identification multicomposante de modulation numérique en contexte Non-Data-Aided".
 2. En 2004, A. Khenchaf (Prof. à l'UBO) et moi-même (encadrant principal) avons encadré V. Nzamba. Son sujet de D.E.A était : "Développement et implémentation des algorithmes récents pour désentrelacer des signaux RADAR : Application à la guerre électronique".
 3. En 2005 :
 - (a) J'ai encadré N. BENCHEKROUN. Son sujet de D.E.A était "la séparation de sources acoustiques dans un contexte de la tomographie passive". Son travail a été suivi d'une étude qui a été publiée au ISCCSP'2006.
 - (b) L. Collin (MC à l'UBO, encadrant principal), K. Yao (MC à l'UBO) et moi-même ont encadré A. MAZEIKA. Son sujet de D.E.A était "la caractérisation et l'identification aveugles de signaux pour l'interception de signaux de télécommunications issus d'un système MIMO".

4.2.2 Thèses

1. Entre 1998 et 2001, j'ai participé à l'encadrement collectif de plusieurs doctorants au BMC-Japon. A l'université de Nagoya, chaque doctorant doit être attaché, sous la responsabilité d'un professeur d'université, dans un laboratoire de recherche. Selon le laboratoire d'attachement, le doctorant est obligé à présenter périodiquement (avec une période de 6 à 8 semaines) ses travaux devant les chercheurs du laboratoire qui interviennent dans l'encadrement du doctorant. Sur l'application de la séparation de signaux biomédicaux, nos études ont été soumises à la revue NeuroComputing en 1999.

2. M. Pedzisz a préparé sa thèse au laboratoire E3I2 de l'ENSIETA sous la direction de A. Quinquis (HDR - UBO) (taux d'encadrement à 10%) et mon encadrement (taux d'encadrement à 90%). Elle est intitulée "Séparation et reconnaissance des signaux d'interception en télécommunications". M. PEDZISZ a soutenu le 7 juillet 2006 à l'UBO. Ses travaux ont été publiés dans plusieurs conférences internationales et dans la revue Digital Signal Processing (vol 15, 2005).
3. Dans le cadre de la thèse de Vincent Choqueuse, réalisée au sein du laboratoire E3I2 de l'ENSIETA depuis Octobre 2005, sous la direction de G. Burel (Prof. à l'UBO) et l'encadrement de L. Collin et K. Yao, j'apporte mon expertise dans le domaine des méthodes de séparation de sources. La thèse est intitulée "Interception de signaux de télécommunications issus d'un système MIMO".

4.3 Activités administratives

Au TIRF, BMC ou à l'ENSIETA, j'ai eu l'occasion d'assurer plusieurs responsabilités administratives :

1. Responsabilités liées aux activités de recherche :
 - (a) Initiation et suivi d'un projet SREA-DGA.
 - (b) Participations à des comités techniques de conférences internationales.
 - (c) Proposition et Gestion en 2000 d'une subvention de recherche offerte par le JPSPS (Japan Society for the Promotion of Science) et le MEXT (Ministry of Education, Culture, Sports, Sciences and Technology).
 - (d) Rapporteur de plusieurs journaux internationaux (IEEE Trans. on Signal Processing, IEEE Trans. on Speech and Audio Processing, Signal Processing, IEEE Signal Processing Letters, NeuroComputing, IEICE, EURASIP) et plusieurs conférences internationales (EUSIPCO, ICA, ISSPA, ISCA, SCI).
 - (e) Participation aux jurys de DEA et Master recherche.
 - (f) Participation au jury de thèse de M. H. BOUMARAF soutenue le 26 Octobre 2005 à l'Université J. Fourier à Grenoble devant le jury : M. Ch. Jutten (président du jury), MM. Y. Deville et J. -F. Cardoso (rapporteurs), M. A. Mansour (examineur), M. A. Pham et Mme Ch. Servière (encadrants).
 - (g) Participation au jury de thèse de M. M. Pedzisz soutenue le 7 Juillet 2006 à l'UBO à Brest devant le jury : M. G. Burel (président du jury), MM. D. Hamad et M. Ch. Jutten (rapporteurs), M. L. Collin (examineur), MM. A. Mansour et A. Quinquis (encadrants).
 - (h) Participation à certains projets industriels à l'ENSIETA avec le CELAR (Centre Électronique de l'Armement) ou le SHOM (Service Hydrographique et Océanographique de la Marine).

- (i) "Chairman" de sessions dans huit conférences internationales (ICA'99, ISS-PA'99, NSIP'99, SPC'2000, TENCON'2000, SCI'2001, MIC'2002, ICA'2003).

2. Responsabilités liées aux activités d'enseignement :

- (a) Participation à la commission annuelle (en 1996 et 1997) de recrutement des élèves ingénieurs de 3I à Grenoble.
- (b) Participation à l'organisation d'une école d'été sur les techniques avancées en Signal, Image et Parole.
- (c) Participation aux jurys de projets de fin d'études (PFE).
- (d) Responsable du module statistique à l'ENSIETA (De 2001 au 2003).
- (e) Responsable du module probabilité-statistique à l'ENSIETA (Depuis 2004).
- (f) Co-Responsable du module communication numérique à l'ENSIETA.
- (g) "Responsable école" pour certains projets de fin d'étude de plusieurs étudiants ENSIETA (2 à 4 par an).

Chapitre 3

Séparation de sources

1 Introduction

"Un réseau d'opérateurs munis des propriétés de plasticité de la cellule nerveuse reçoit les messages composites et, par un mécanisme d'auto-apprentissage (sans superviseur), réalise l'extraction des primitives qui composent ces messages", avec ces dernières phrases [94, 95], Héroult, Jutten et Ans ont inauguré en 1984 un nouvel axe de recherche en traitement du signal qui est à la fois ambitieux et visionnaire. Les premiers travaux dans cet axe, dit "la séparation aveugle de sources", ont donc été motivés non pas par des applications industrielles mais par des études en neuro-biologie.

Le problème de la séparation aveugle de sources [110] consiste à concevoir des méthodes autodidactes capables de retrouver les p sources $S(t)$ inconnues, supposées indépendantes dans leur ensemble et observées à travers les q mélanges inconnus des p sources. Ces q mélanges $Y(t)$ sont obtenus par un réseau de q capteurs, voir Fig. 3.1.

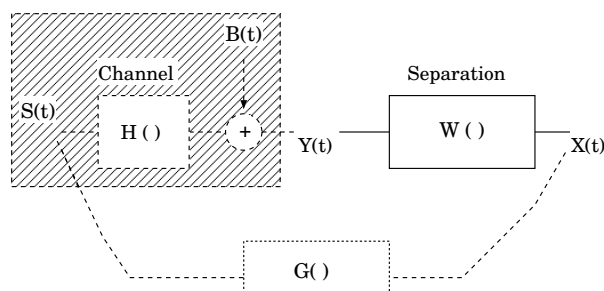


FIG. 3.1 – Structure générale (tiré du papier publié à IEICE en 2002).

Pour résoudre ce problème, des chercheurs du monde entier ont proposé plusieurs algorithmes et diverses approches [103, 112, 127]. Les premières approches étaient heuristiques [110, 130]. Ces approches ont été suivies par d'autres approches plus théoriques [29, 32, 49, 109, 111]. Parmi ces derniers travaux, on doit citer les travaux pionniers de

Comon *et al.* [50, 53, 57] qui ont fondé les bases de l'analyse en composantes indépendantes (ICA, i.e. Independent Component Analysis). Dans une revue internationale IEICE Trans. Fundamentals en 2000, nous avons publié une enquête sur les différents principes et hypothèses utilisées dans la résolution du problème de la séparation aveugle de sources (BSS, i.e. Blind Separation of Sources). Les principales approches restent des approches statistiques [6, 17, 30, 38, 46, 59, 62, 79, 115, 129, 132, 140] qui exploitent une hypothèse fondamentale sur l'indépendance statistique de différents signaux originaux (i.e. sources). Même si ces approches sont basées sur des notions mathématiques et statistiques bien avancées, on peut comparer leurs résultats à certains systèmes biologiques. En effet, les méthodes d'analyse en composantes indépendantes (ICA) peuvent être considérées comme une approche naturelle pour modéliser ou pour expliquer le comportement du système visuel humain [68, 190].

La première application en ingénierie du BSS était la séparation à l'aide d'un réseau de microphones les paroles de plusieurs individus participant à une fête ("Cocktail Party Problem") [45, 88]. Actuellement, on retrouve ce problème au coeur de plusieurs applications [28, 31, 40, 41, 63, 64]. La classification de plusieurs centaines d'algorithmes selon leurs applications a été l'objet de notre étude réalisée en 2003 et apparue dans IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences.

La richesse de la littérature en algorithmes, principes et diverses applications a généré une autre richesse de méthodes et d'outils pour l'évaluation de ces divers algorithmes. En effet, plusieurs indices de performances ont été utilisés pour montrer l'efficacité de tel ou tel algorithme vis à vis d'une application visée. Nous avons souligné les avantages et les inconvénients de certains indices utilisés surtout en simulation dans une étude présentée à une conférence internationale MIC'2002. Récemment, nous avons abordé le même problème, à EUSIPCO'2006, dans le cadre d'une application avec des signaux réels (à savoir la tomographie acoustique passive). Cette dernière étude sera discutée dans le chapitre 6, dédié aux applications en guerre électronique.

Mes expériences professionnelles dans ce domaine ont été initialisées par une thèse sous la direction de Ch. Jutten dont l'objectif était le développement de nouvelles méthodes en ICA appliquées au rehaussement de la parole. Ces expériences se sont encore enrichies pendant 4 ans par ma participation au sein de l'équipe auditif pour les applications robotiques du laboratoire BMC-RIKEN à Nagoya. Cette dernière équipe était principalement formée par des chercheurs qui travaillent essentiellement sur trois axes de recherche : la localisation de sources, la séparation de sources et la reconnaissance de la parole.

Dans mon parcours professionnel et en collaboration avec d'autres chercheurs, nous avons publié plusieurs contributions sur la séparation aveugle de sources. La sensibilité et la limitation des méthodes en blocs, vis-à-vis des différents paramètres de mélange et de divers estimateurs, ont été notre principale motivation pour "creuser" d'autres

approches de séparation qui sont brièvement abordées dans la suite.

2 Approches adaptatives

Contrairement aux approches adaptatives, les approches en blocs ont généralement le privilège d'avoir une exécution rapide et ne souffrent pas de problèmes de convergence. Par contre, leur performance et leur exigence en capacité mémoire restent leurs principaux inconvénients. Nos premiers travaux liés aux approches adaptatives ont débuté par une étude théorique des ultérieures approches heuristiques fondées sur une somme quadratique de cross-cumulants d'ordre quatre et présentées séparément par deux équipes différentes [159, 178].

Dans un contexte de séparation aveugle de signaux issus d'un mélange instantané, la relation entre les sources et les signaux observés peut généralement s'écrire de la façon suivante :

$$\begin{aligned} Y(t) = (y_i(t)) &= \mathbf{H}S(t) = (h_{ij}) (s_j(t)) \\ &= \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1p} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h_{q1} & h_{q2} & \cdots & h_{qp} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_p(t) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3.1)$$

où $S(t)$ et $Y(t)$ sont deux vecteurs et $\mathbf{H}$ est une matrice $q \times p$ qui représente la matrice du mélange (i.e. l'effet d'un canal de transmission linéaire et sans-mémoire). La séparation aveugle de sources consiste à retrouver les signaux sources en estimant une matrice $\mathbf{W}$ comme l'inverse à gauche de $\mathbf{H}$. Il est bien connu qu'en admettant uniquement l'hypothèse d'indépendance des signaux sources, la séparation des sources est possible à une permutation et à un facteur d'échelle près [53]. Dans ce cas, la séparation est considérée comme achevée si la matrice globale $\mathbf{G} = \mathbf{W}\mathbf{H}$ qui fait le lien entre les signaux sources et les signaux séparés, est donnée par la relation suivante :

$$\mathbf{G} = \mathbf{W}\mathbf{H} = \mathbf{P}\mathbf{\Delta}. \quad (3.2)$$

Ici, $\mathbf{P}$ est une matrice de permutation et $\mathbf{\Delta}$ est une matrice diagonale. Dans notre première étude, nous nous sommes limités au cas simple, $p = q = 2$. Les deux fonctions de coût proposées sont :

$$J_1 = Cum_{31}^2(x_1, x_2) + Cum_{13}^2(x_1, x_2) \quad (3.3)$$

$$J_2 = Cum_{22}^2(x_1, x_2) \quad (3.4)$$

La simplicité et la forme quadratique de J_2 représentent deux spécificités attractives pour le calcul numérique. Nous avons ainsi montré que la minimisation de J_1 et J_2 ne nous permet pas systématiquement d'obtenir la séparation à cause de l'existence de certaines solutions parasites. Pour J_2 et si les signaux ont les mêmes signes de kurtosis, voir chapitre suivant, alors les solutions parasites peuvent être évitées et la séparation devient garantie. Nous avons aussi montré qu'une simple procédure de blanchiment spatiale (i.e. une décorrélation) nous permet d'éviter les solutions parasites sans avoir recours à l'hypothèse supplémentaire sur le signe de kurtosis, voir Fig. 3.2

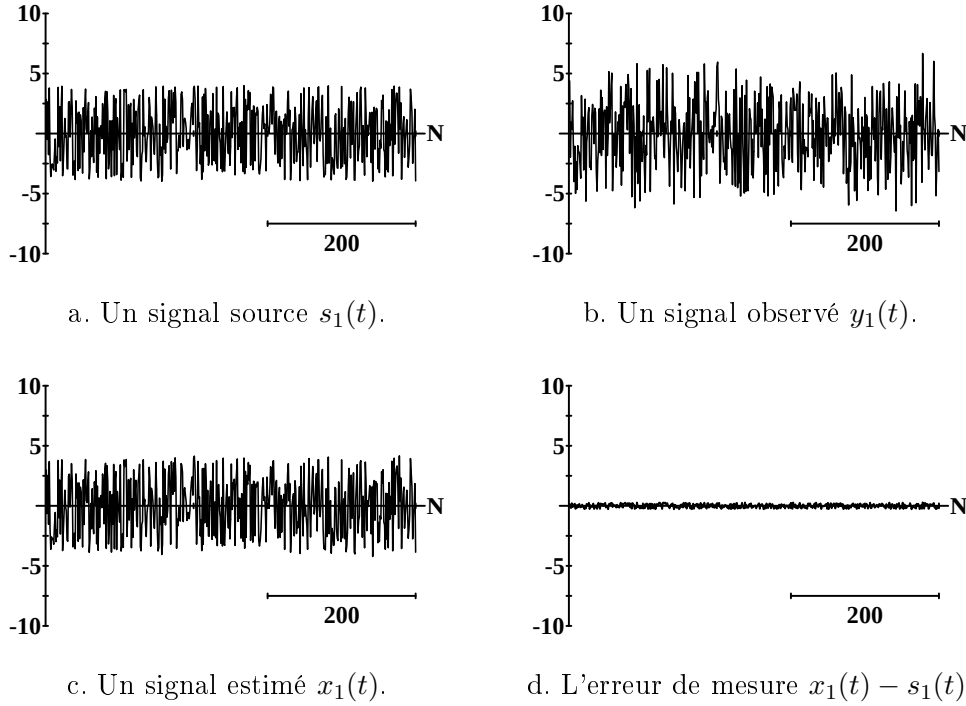


FIG. 3.2 – Résultats expérimentaux (tirés d'un article publié à IEEE Trans. on Signal Processing vol 43 (8), en 1995).

Un mélange instantané peut être considéré comme une simplification d'un canal de transmission multi-trajets (i.e. un canal avec mémoire ou échos). Ce dernier canal est mieux représenté par un autre modèle de mélange dit mélange convolutif. Dans ce dernier modèle, la relation entre les signaux observés et les sources est donnée par l'équation suivante :

$$Y(t) = [\mathbf{H}[f]]S(t) = \sum_k H_k(t) * s_k(t) \quad (3.5)$$

où $*$ représente le produit de convolution, $\mathbf{H}[f] = (h_{ij}(f))$ est une matrice $q \times p$ fonction de f qui représente la réponse fréquentielle¹ du canal, $\mathbf{H}(t) = (h_{ij}(t))$ est une matrice $q \times p$ qui représente la réponse impulsionnelle² du canal, et $H_k(t)$ est la k -ième colonne de $\mathbf{H}(t) = (H_1(t) \cdots H_p(t))$. Autrement dit le k ème signal observé est donné par la relation suivante :

$$y_i(t) = \sum_j h_{ij}(t) * s_j(t). \quad (3.6)$$

Le traitement numérique des algorithmes exigent, le plus souvent, la considération d'un canal causal de transmission et des signaux discrets (i.e. échantillonnés et quantifiés). Dans ces cas, le modèle du canal peut se simplifier de la manière suivante :

$$Y(n) = [\mathbf{H}(z)] S(n) = \sum_l \mathbf{H}(l) S(n-l) \quad (3.7)$$

$$Y(z) = H(z) S(z) \quad (3.8)$$

Ici, $Y(n)$ est le vecteur observation à l'instant n , $Y(z) = TZ(Y(n))$ est la transformée en z de $Y(n)$, $S(n-l)$ est le vecteur source à l'instant $n-l$, $\mathbf{H}(z) = \sum_l \mathbf{H}(l) z^{-l}$ est une matrice $q \times p$ polynômiale en z^{-1} qui représente la réponse fréquentielle du canal, et $\mathbf{H}(l)$ est une matrice scalaire $q \times p$ qui représente la réponse impulsionnelle du canal à l'instant l .

Pour résoudre le problème de la séparation d'un mélange convolutif, nous avons proposé deux approches théoriques dans une communication présentée au GRETSI'95 :

1. Pour le développement de la première approche, nous avons utilisé la facilité des notions tensorielles [33, 51, 77, 78, 146]. C'est ainsi que les relations entre les sources et les signaux séparés peuvent s'écrire sous la forme suivante :

$$X^1(n) = \sum_k G_1^1 \bullet S^1(n-p) \quad (3.9)$$

$$X^1(z) = G_1^1(z) \bullet S^1(z) \quad (3.10)$$

Ici, $X^1(z)$ et $S^1(z)$ représentent deux tenseurs contravariant, G_1^1 est un tenseur une fois contravariant et une fois covariant, et $\bullet$ est un produit de contraction³. En utilisant ces notations et les développements tensoriels de [77, 146], nous avons montré que la généralisation de notre deuxième fonction de coût J_2 est donnée par :

¹Le coefficient $h_{ij}(f)$ est la réponse fréquentielle du canal entre l' i ème capteur et la j ème source.

²Le coefficient $h_{ij}(t)$ est la réponse impulsionnelle du canal entre l' i ème capteur et la j ème source, i.e. $h_{ij}(f) = TF(h_{ij}(t))$, où TF est la transformée de Fourier.

³Dans les notations tensorielles, le produit de contraction est équivalent au produit matriciel. D'une façon générale, les coefficients d'un tenseur $A^1 = B_1^1 \bullet C^1$ est $a^i = \sum_j b_j^i c^j$.

$$\begin{aligned}
J_2 &= Cum(X_1(p_1), X^1(p_2), X_1(p_3), X^1(p_4)) \\
&= G_1^1(q_1) \otimes G_1^{1T}(q_2) \otimes G_1^1(q_3) \otimes G_1^{1T}(q_4) \bullet \\
&\quad Cum(S_1(p_1 - q_1), S^1(p_2 - q_2), S_1(p_3 - q_3), S^1(p_4 - q_4)).
\end{aligned}$$

où $\otimes$ est le produit tensoriel⁴. Le terme général du dernier tenseur est égal à :

$$\begin{aligned}
Cum_{X_{ij}}^{kl}(p_1, p_2, p_3, p_4) = \\
G_i^a(q_1) G_b^{jT}(q_2) G_k^c(q_3) G_d^{lT}(q_4) Cum(s_a(p_1 - q_1), s_b(p_2 - q_2), s_c(p_3 - q_3), s_d(p_4 - q_4)),
\end{aligned}$$

Ici, nous avons utilisé la notation d'Einstein⁵, et $G_i^a(q_1)$ (resp. $G_i^{aT}(q_1)$) représente le coefficient $g_{ia}(q_1)$ (resp. $g_{ja}(q_1)$) de la matrice $G(q_1)$. Finalement, nous avons montré que la minimisation de la dernière fonction de coût génère une fonction globale $\mathbf{G}(z) = \mathbf{P} \sum_i \mathbf{D}(i) z^{-i}$. Donc la séparation est faite à une permutation et à un filtre scalaire près.

2. La 2^e approche est une approche fréquentielle, où nous avons appliqué la définition classique de cumulants dans le domaine fréquentiel en z . De cette manière, nous avons montré que la minimisation de cumulant 2×2 en fréquence conduit à une séparation de sources.

Il faut bien noter ici que les deux dernières approches sont des approches théoriques qui doivent faire leurs preuves à la séparation de signaux réels. Il est connu que la séparation de sources peut être réalisée en utilisant un algorithme de diagonalisation tensorielle [33, 35, 36, 51, 52, 55, 61]. Par contre, il faut signaler qu'une telle diagonalisation n'est pas simple à mettre en oeuvre. Pour cette raison, nous avons abandonné cette dernière approche.

Pour un robot qui utilise des microphones omni-directionnels et se déplace dans une chambre anéchoïque, le modèle instantané est largement accepté. Pour cette raison, nous nous sommes penchés sur la séparation de p sources issues d'un mélange instantané. Dans un article paru à IEEE Trans. on Signal Processing en 1999, nous avons montré que la séparation d'un tel modèle est possible en considérant le critère suivant, voir Fig. 3.20 :

$$\min_{\mathbf{W}} \left\{ \sum_{m>n}^N Cum_{22}^2(x_m, x_n) \right\} \quad (3.11)$$

⁴Le produit tensoriel entre deux tenseurs B_1^1 et C_2^1 donne un tenseur $A_3^2 = B_1^1 \otimes C_2^1$, tel que les coefficients de A_3^2 sont $a_{ijk}^{lm} = b_i^l c_{jk}^m$.

⁵Selon la notation d'Einstein, la somme $a_l = \sum_{ij} b_{li} c_{ij} d_j$ est notée tout simplement par $a_l = b_{li} c_{ij} d_j$.

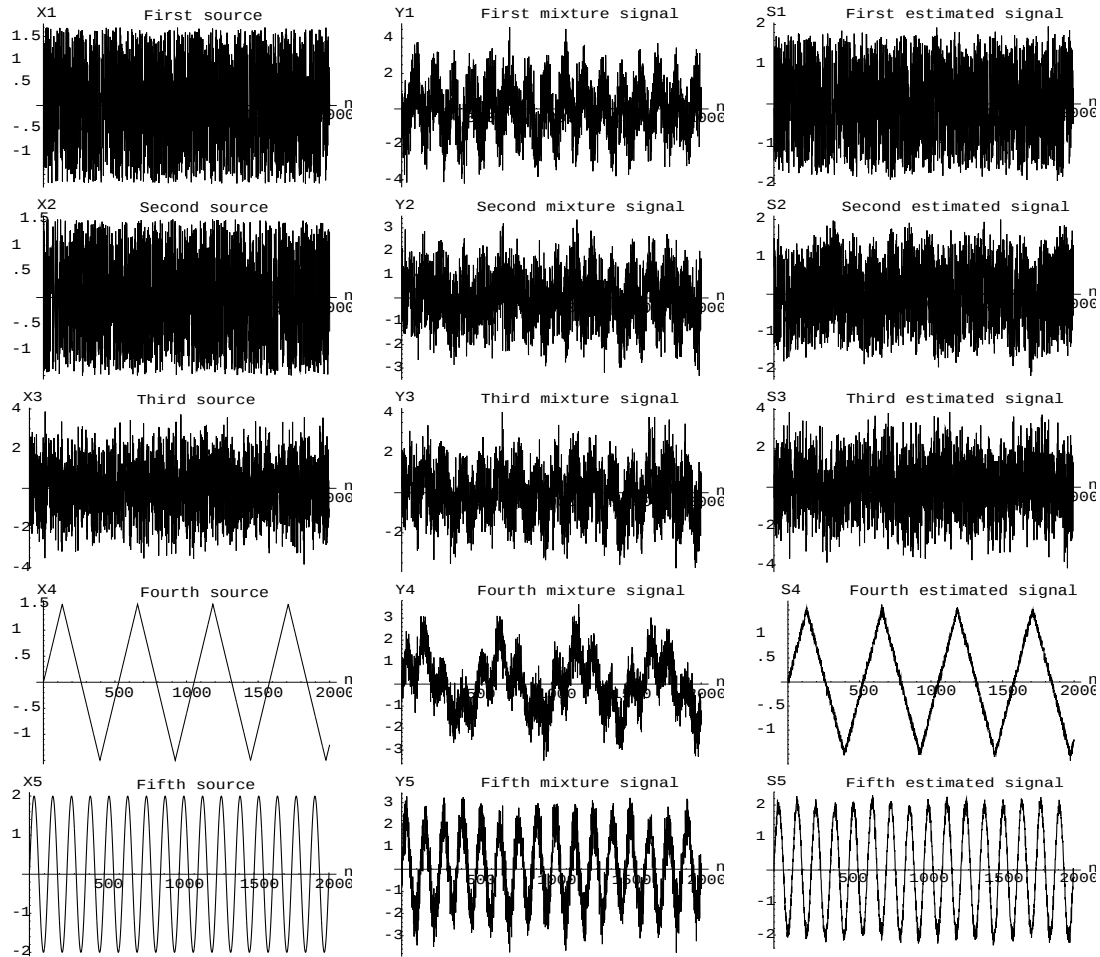


FIG. 3.3 – Résultats expérimentaux (tiré d'un article publié à IEEE Trans. on Signal Processing vol 47 (11), en 1999).

Pour accélérer la convergence de la procédure de minimisation, nous avons adapté un algorithme puissant de minimisation dans une région de confiance à notre critère. L'algorithme de minimisation en question est l'algorithme de Levenberg-Marquardt [151, 169] qui nous permet de minimiser une somme quadratique par rapport à un vecteur poids V . L'avantage principal d'un tel algorithme est sa rapidité de convergence, voir Fig. 3.4.

Nous avons ainsi proposé un algorithme adaptatif de séparation :

$$V_{k+1} = V_k - [\mathbf{J}(V_k)^T \mathbf{J}(V_k) + \lambda_k \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}(V_k)^T \Phi \quad (3.12)$$

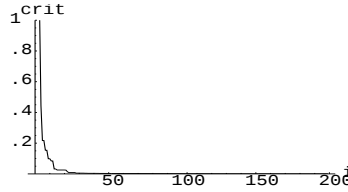


FIG. 3.4 – La convergence de l’algorithme (tiré d’un article publié à IEEE Trans. on Signal Processing vol 47 (11), en 1999).

où $V_k = \text{Col}(\mathbf{W}_k)$ est une valeur du vecteur poids à la k -ième itération, ce vecteur est obtenu à partir de la matrice poids $\mathbf{W}$ en utilisant l’opérateur⁶ Col , $\mathbf{I}$ est la matrice identité, λ_k est un pas adaptatif utilisé dans l’algorithme de Levenberg-Marquardt, Φ est un vecteur de grande dimension dont le terme général est donné par $\phi_{(m^2-3m+2n+2)/2} = E(s_m^2 s_n^2) - E(s_m^2)E(s_n^2) - 2E^2(s_m s_n)$ et $\mathbf{J}(V) = (J_{(i,j)})$ est la matrice jacobienne. L’application de cette dernière méthode sur les signaux réels est possible, voir Fig. 3.5.

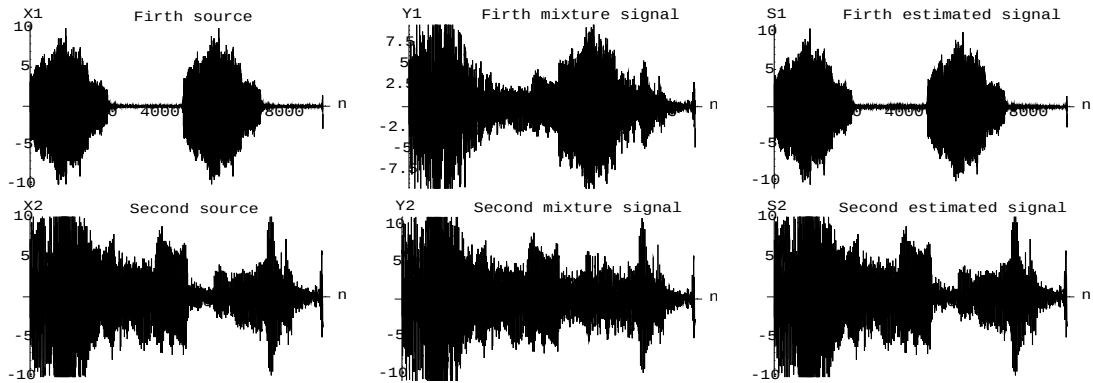


FIG. 3.5 – La séparation de signaux acoustiques (tiré d’un article publié à IEEE Trans. on Signal Processing vol 47 (11), en 1999).

Finalement, nous avons proposé à ICASSP 2002 une autre approche théorique pour la déconvolution aveugle des signaux colorés issus d’un canal convolutif de transmission. Cette dernière approche est une approche de type déflation [62] dérivée de l’algorithme super-exponentiel [104] et qui utilise une série de filtres CIC (Cascade Integrator-Comb filter) pour minimiser un critère fondé sur les cumulants croisés d’ordre quatre.

⁶Soient $W = (w_{ij})$ une matrice $n \times m$ et $V = (v_I) = \text{Col}(\mathbf{W})$, on peut alors déduire que $v_I = w_{ij}$ avec $I = i + (j - 1)n$.

3 Approches géométriques

L'indépendance statistique des signaux sources exploitée dans les approches adaptatives peut être caractérisée par certaines propriétés géométriques dans l'espace de phase des signaux. Pour mieux illustrer cette propriété, nous considérons la séparation de deux⁷ signaux issus d'un mélange instantané. La signature des signaux indépendants dans leur plan de phase (scatter plan) est caractéristique de leur densité de probabilité. C'est ainsi qu'on trouve un rectangle pour les signaux avec une densité de probabilité uniforme et un nuage de points concentrés sous la forme d'une ellipse pour les signaux gaussiens. La Fig. 3.6 nous permet de remarquer qu'un mélange instantané de deux signaux est équivalent à une transformation géométrique appliquée dans le plan de phase. L'exploitation de ce type de transformation est la base de toute approche géométrique [171, 173, 177, 186].

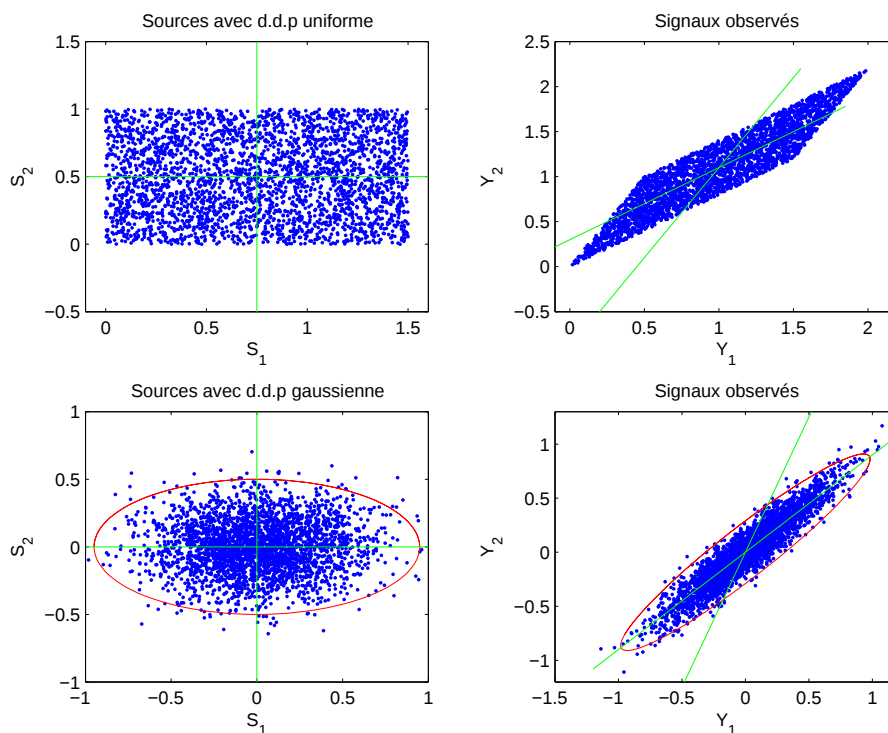


FIG. 3.6 – Un mélange instantané peut être considéré comme une transformation géométrique.

Les travaux de Puntonet *et al.* [172, 174] sur les approches géométriques peuvent être considérés comme les premiers travaux dans ce domaine de recherche. Comme les

⁷La généralisation pour un nombre quelconque de sources est quasi immédiate.

arêtes du parallélogramme sont directement liées aux coefficients de la matrice de mélange, l'algorithme de Puntonet *et al.* consiste à estimer les pentes des arêtes comme étant les extremums dans le rapport instantané des signaux observés. Une fois les coefficients de la matrice mélange estimés, la séparation peut être obtenue par une simple inversion matricielle. En collaboration avec l'équipe de Puntonet à l'université de Granada et dans le cadre d'un projet d'action intégrée PICASSO, nous avons réalisé une étude théorique sur la faisabilité, les limites et les performances de leur premier algorithme. Cette étude a été présentée au GRETSI'95.

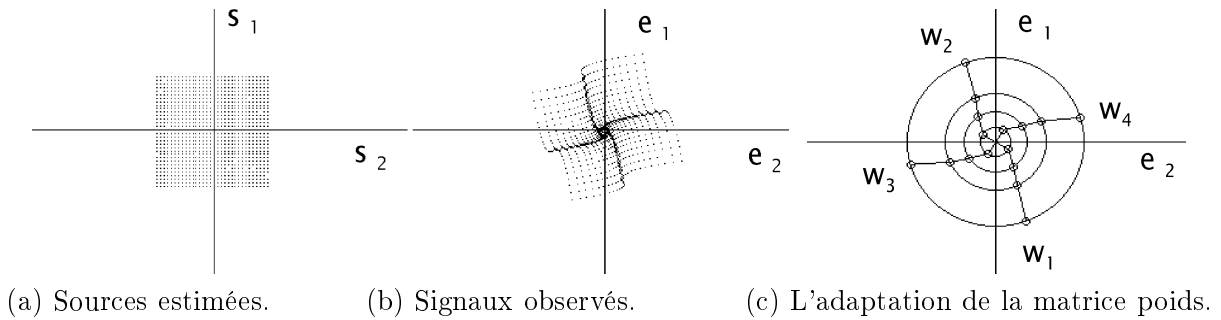


FIG. 3.7 – Résultats expérimentaux (tiré de la revue IEICE Trans. Fund. Vol. E84-A, en 2001).

En utilisant les propriétés de la transformation géométrique introduite par la procédure du mélange dans le plan de phase des divers signaux, nous avons proposé dans une revue internationale IEICE en 2001 un nouvel algorithme. Ce dernier algorithme cherche à déterminer les coefficients de la matrice poids en estimant une sorte de densité de points dans l'espace de phase à l'aide d'un réseau de neurones d'une façon similaire à l'algorithme SOM (i.e. Self Organizing Maps). Pour accélérer la convergence, les poids des neurones sont initialisés par une minimisation préliminaire d'une fonction de coût fondée sur les cumulants croisés 2×2 . Cette minimisation est effectuée par un algorithme de type recuit simulé "Simulated Annealing". Figures 3.7 et 3.15 illustrent les résultats expérimentaux du dernier algorithme.

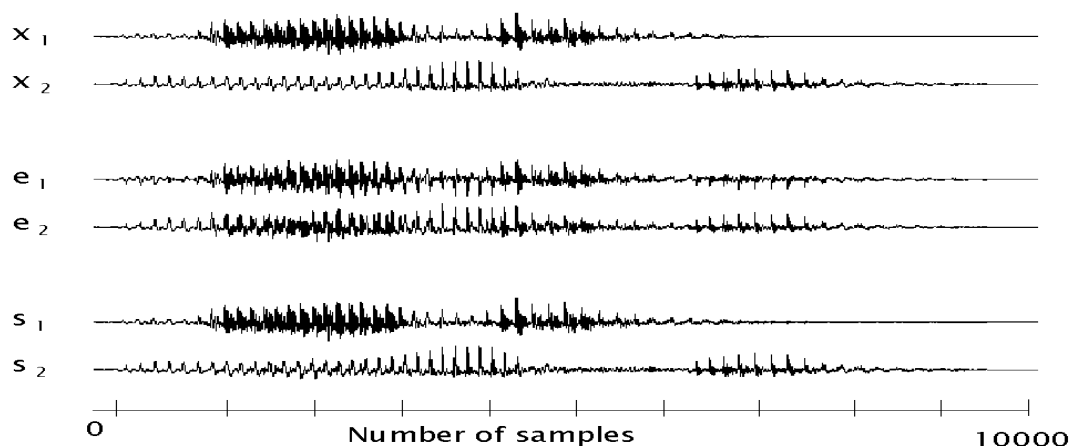


FIG. 3.8 – Résultats expérimentaux (tiré de la revue IEICE Trans on Fund. Vol. E84-A, en 2001).

Pour la séparation d'un mélange instantané, nous avons proposé un nouvel algorithme basé uniquement sur des transformations géométriques dans l'espace à p dimensions, où p représente le nombre de sources. L'idée principale de cet algorithme consiste à transformer l'hyper-parallélépipède pour les signaux bornés (resp. une hyper-étoile pour les signaux parcimonieux) dans l'espace à p dimensions en une sorte d'hyper-cube (resp. une hyper-étoile symétrique) qui est, à son tour, transformé par une $p - 1$ rotation, voir Fig. 3.9. Ces dernières rotations sont uniquement déterminées en utilisant les propriétés de l'hyper-cube.

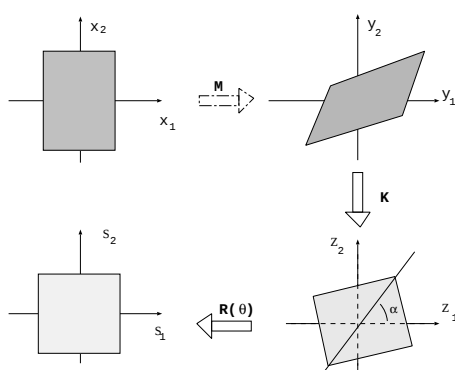


FIG. 3.9 – L'idée principale (tiré de la revue Signal Processing Vol. 82, en 2002).

Notre algorithme a fait l'objet d'un article apparu dans une revue internationale Signal Processing en 2002. Une étude de performances est aussi discutée dans le même article. Les résultats de la séparation de trois signaux réels, en utilisant le nouvel algorithme, sont présentés Fig. 3.10.

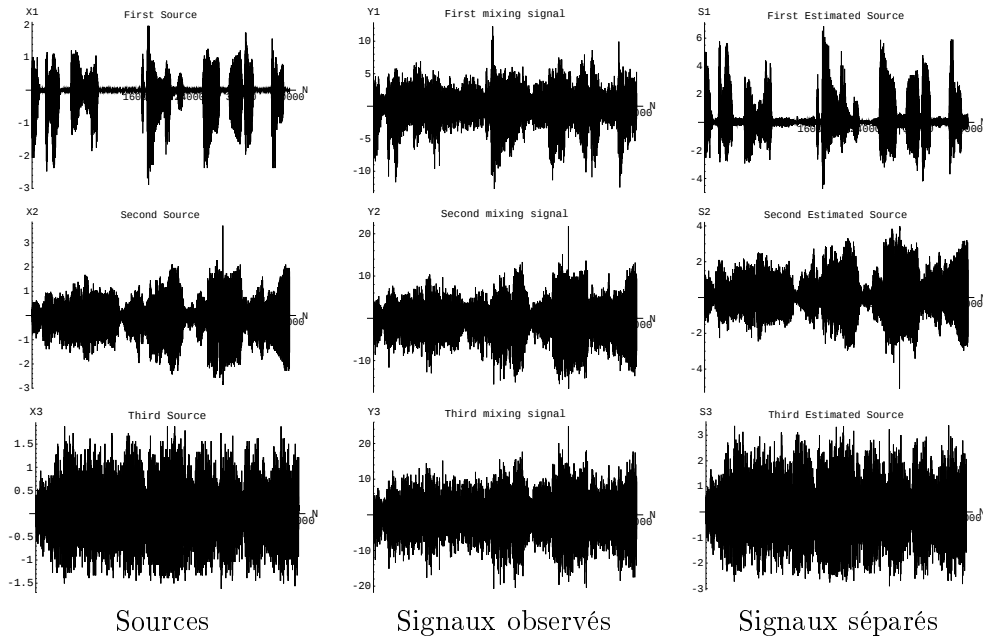


FIG. 3.10 – La séparation de deux signaux de paroles et d'un signal musical (tiré de la revue Signal Processing Vol. 82, en 2002).

Nous avons déjà mentionné que la signature de deux signaux parcimonieux (plus connu sous le terme anglais "sparse signals") (comme les signaux de paroles) dans leur plan de phase a la forme d'une étoile, voir Fig. 3.11. En utilisant cette propriété, nous avons récemment proposé un nouvel algorithme de groupement ("clustering algorithm") de divers points suivant les principaux axes de l'hyper-étoile. Cet algorithme est inspiré de l'algorithme de k-moyennes (K-means algorithm) [82, 164], voir Fig. 3.12.

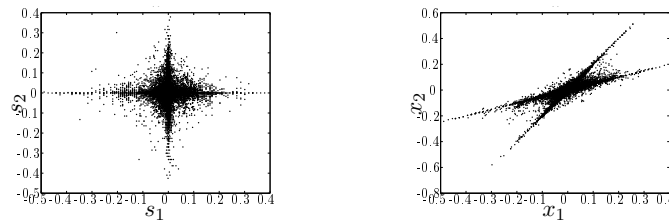


FIG. 3.11 – Le plan de phase de deux signaux de paroles et celui des signaux mélangés. (tiré d'une revue internationale NeuroComputing 2006).

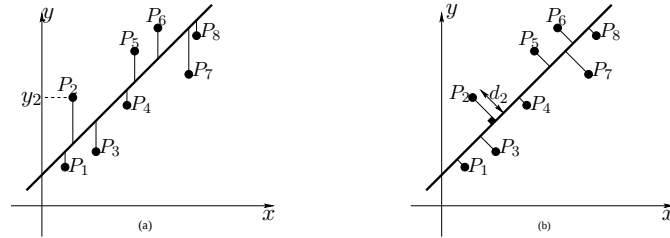


FIG. 3.12 – A gauche, on effectue un ajustement par moindres carrés et par une projection à droite (tiré d'une revue internationale NeuroComputing, Vol (69) Tissues 13-15, 2006).

Finalement, pour accentuer les caractères parcimonieux des signaux et améliorer ainsi les performances de l'algorithme, nous avons appliqué l'algorithme sur les transformations DCT (i.e. Discrete Cosine Transform) [123] des signaux, voir le tableau suivant.

Signaux Mélangés	Sans DCT				Nombre d'itérations	Avec DCT			
	SNR ₁	SNR ₂	SNR ₃	SNR ₄		SNR ₁	SNR ₂	SNR ₃	SNR ₄
s_1, s_2	28dB	28dB	–	–	$\simeq 10$	35dB	35dB	–	–
s_3, s_4	26dB	25dB	–	–	$\simeq 10$	30dB	30dB	–	–
s_1, s_2, s_3	28dB	30dB	34dB	–	$\simeq 20$	34dB	37dB	39dB	–
s_2, s_3, s_4	25dB	28dB	29dB	–	$\simeq 20$	36dB	28dB	25dB	–
s_1, s_2, s_3, s_4	42dB	30dB	43dB	39dB	$\simeq 30$	44dB	30dB	44dB	33dB

TAB. 3.1 – Résultats expérimentaux : Les diaphonies résiduelles générées par la séparation de 4 signaux de paroles (tiré d'une conférence internationale ICA'2004).

4 Approches algébriques

Les approches géométriques sont souvent caractérisées par deux avantageuses propriétés : un coût de calcul réduit et par suite un temps de calcul optimal par rapport aux approches adaptatives ou même les approches en blocs. Par contre, leurs performances dépendent strictement du nombre et de la nature des sources. Il faut aussi ajouter leur dépendance en nature de mélange. Pour les mélanges instantanés linéaires et certains non linéaires, et pour un nombre de sources relativement petit, les méthodes géométriques ont donné une bonne satisfaction. Lorsqu'il s'agit d'un mélange convolutif et parmi les approches discutées jusqu'ici, seules les approches adaptatives peuvent donner de bons résultats. Généralement, ces dernières méthodes sont basées sur les statistiques d'ordre supérieure (HOS, i.e. High Order Statistics) et par conséquence leurs performances dépendent de la qualité des estimateurs, voir le chapitre suivant.

Les approches algébriques sont souvent des approches de type sous-espace, où on a plus de capteurs que de sources $q > p$. Dans de telles approches, les algorithmes exploitent certaines propriétés algébriques des espaces signal ou bruit pour l'extraction de l'information [1, 2, 27, 60, 126, 137, 154, 188]. C'est ainsi que la séparation ou l'identification aveugle peuvent être obtenues uniquement à partir des statistiques de second ordre (SOS, i.e. Second Order Statistics) en acceptant quelques hypothèses supplémentaires sur le canal de transmission [91, 92].

Fruit d'une collaboration avec l'équipe du Prof. Loubaton à Télécom-Paris puis à l'université de Marne-la-Vallée, nos travaux sur ce type de méthodes ont été initialisés par les travaux de Gesbert *et al.* [85, 86, 87] sur l'égalisation aveugle d'un canal de transmission. Pour expliquer nos contributions sur ces approches, il faut tout d'abord présenter les modèles utilisés et les hypothèses nécessaires. En utilisant des notations algébriques, le modèle 3.7 d'un mélange convolutif peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} Y(n) \\ Y(n-1) \\ \vdots \\ Y(n-N) \end{pmatrix}}_{Y_N(n)} = \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{H}(0) & \mathbf{H}(1) & \mathbf{H}(2) & \cdots & \mathbf{H}(M) & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{H}(0) & \mathbf{H}(1) & \mathbf{H}(2) & \cdots & \mathbf{H}(M) & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & & \mathbf{0} & \cdots & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{H}(0) & \cdots & \mathbf{H}(M) \end{pmatrix}}_{\mathbf{T}_N(\mathbf{H})} \underbrace{\begin{pmatrix} S(n) \\ S(n-1) \\ \vdots \\ S(n-N-M) \end{pmatrix}}_{S_{M+N}}$$

Ici, $\mathbf{T}_N(\mathbf{H})$ est une matrice $q(N+1) \times (M+N+1)p$ dite matrice de Sylvester. Les matrices de Sylvester sont des matrices bien connues en théorie des systèmes linéaires pour leurs propriétés algébriques attractives [113]. Il est connu que [92, 113, 143] l'espace engendré par $\mathbf{T}_N(\mathbf{H})$ caractérise entièrement le filtre $\mathbf{H}(z)$ à condition que les hypothèses suivantes soient vérifiées :

- **H1** : Le nombre de capteurs est largement plus grand que le nombre de sources, $p < q$.
- **H2** : $\mathbf{H}(z)$ est irréductible (i.e. $\text{Rang}(\mathbf{H}(z)) = p, \forall z \neq 0$).
- **H3** : $\mathbf{H}(z)$ est une matrice colonne réduite, c.-à.d. elle peut être écrite sous la forme suivante :

$$\mathbf{H}(z) = \mathbf{H}_{cc} \text{diag}\{z^{-M_1}, \dots, z^{-M_p}\} + \mathbf{H}_1(z),$$

où M_j représente le degré⁸ de la jème colonne de $\mathbf{H}(z)$, $\mathbf{H}_{cc}$ est une matrice scalaire de rang plein, et $\mathbf{H}_1(z)$ est une matrice polynomiale dont les degrés de ses colonnes sont strictement inférieures à ceux de $\mathbf{H}(z)$.

⁸Le degré de la jème colonne d'une matrice polynomiale $A(z) = (a_{ij}(z))$ est donné par le degré maximum de ses coefficients $a_{ij}(z)$, $\forall i = 1, q$.

En admettant que p est largement inférieur à q , les précédentes hypothèses peuvent être considérées réalistes⁹ [90]. Sous les précédentes hypothèses, on montre que [22] :

$$\text{Rang}(\mathbf{T}_N(\mathbf{H})) = p(N + 1) + \sum_{i=1}^p M_i, \quad (3.13)$$

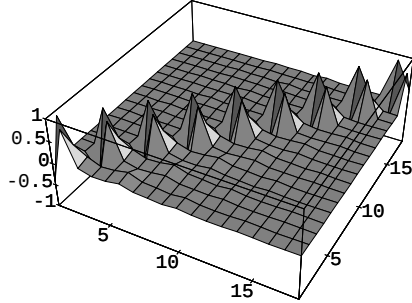
si $N \geq \sum_{i=1}^p M_i$. Il faut noter que $p(N + 1) + \sum_{i=1}^p M_i$ est exactement le nombre de colonnes non nulles de $\mathbf{T}_N(\mathbf{H})$. Si $(M_i)_{i=1,p} = M$ alors $\mathbf{T}_N(\mathbf{H})$ devient une matrice de rang plein pour toute $N \geq pM$. Par conséquence, la matrice $\mathbf{T}_N(\mathbf{H})$ devient inversible à gauche et la séparation devient ainsi possible en cherchant uniquement cette inverse à gauche.

Pour chercher l'inverse à gauche $\mathbf{G}$ de $\mathbf{T}_N(\mathbf{H})$, nous avons proposé le critère suivant paru dans un article à IEEE Tran. on Signal Processing vol 48, en 2000 :

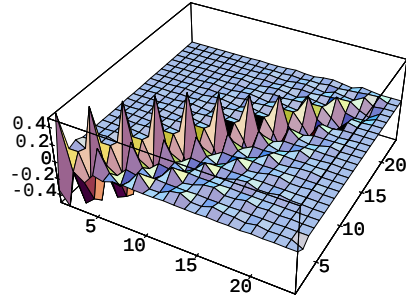
$$\min_{\mathbf{G}} E \| (\mathbf{I}_{(M+N)p} \quad \mathbf{0}_p) \mathbf{G} Y_N(n) - (\mathbf{0}_p \quad \mathbf{I}_{(M+N)p}) \mathbf{G} Y_N(n+1) \|^2. \quad (3.14)$$

L'idée principale de ce critère consiste tout simplement à annuler la différence entre les lignes blocs de $Y_N(n)$ et celles de $Y_N(n+1)$ prises avec un décalage. Pour éviter la solution triviale ($G = 0$), nous avons effectué une minimisation sous contrainte. Dans la même étude, nous avons aussi montré que la matrice $\mathbf{G}$ est une pseudo-inverse dans le sens où le produit $\mathbf{G}\mathbf{T}_N(\mathbf{H})$ est égal à une matrice diagonale par blocs au lieu d'être juste une matrice d'identité, voir Fig. 3.13. Cette dernière proposition implique que seulement la déconvolution du canal est possible en utilisant le critère ci-dessus. Après la déconvolution, nous obtenons un mélange instantané dont la séparation nécessite l'utilisation des méthodes basées sur les statistiques d'ordre supérieure (HOS). La dépendance des performances de cet algorithme vis-à-vis de certaines hypothèses a fait l'objet d'une étude présentée à GRETSI'97.

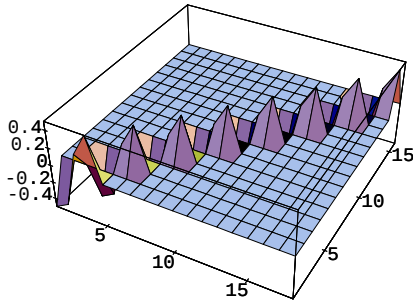
⁹Pour $p = q$, la matrice $\mathbf{H}(z)$ devient une matrice carré. Il est ainsi évident dans ce cas que la 2^e hypothèse **H2** ne pourra pas être validée puisque le rang de $\mathbf{H}(z)$ va chuter au moins pour les z_i qui sont les racines du déterminant de $\mathbf{H}(z)$.



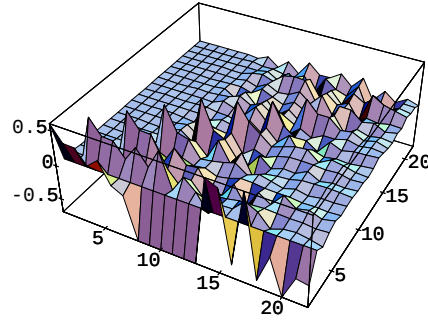
(a) Le produit $\mathbf{GT}_N(\mathbf{H})$ avec une bonne estimation de M .



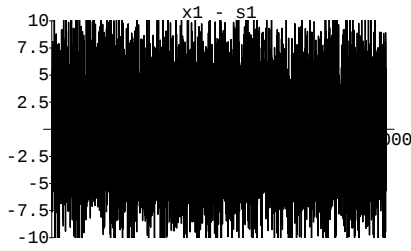
(b) Le produit $\mathbf{GT}_N(\mathbf{H})$ avec une surestimation de M .



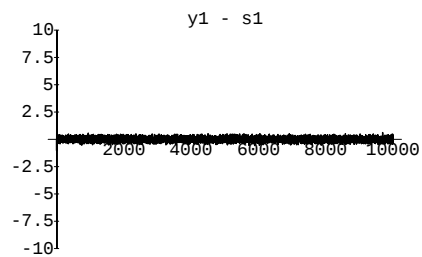
(c) Le produit $\mathbf{GT}_N(\mathbf{H})$ avec une sous-estimation de M .



(d) Le produit $\mathbf{GT}_N(\mathbf{H})$ avec une forte sous-estimation de M .



(e) Différence entre une source et le signal observé.



(f) Différence entre une source et le signal séparé.

FIG. 3.13 – La séparation de signaux acoustiques (tiré d'un article publié à IEEE Trans. on Signal Processing vol 48 (2), en 2000).

Malgré toutes ses propriétés théoriques attractives, l'application de l'algorithme précédent (3.14) a posé certains problèmes pratiques, notamment à cause de son coût de calcul relativement élevé. En effet, il fallait plusieurs heures de calcul sous une station unix pour obtenir la convergence de l'algorithme codé en C. Le temps de calcul est justifié par la manipulation de matrices de grandes dimensions et de l'algorithme de minimisation. Pour ces raisons, nous avons cherché à améliorer le critère proposé, tout

en adoptant un autre algorithme de minimisation.

Supposons que $\mathbf{G}$ est la matrice inverse de $\mathbf{T}_N(\mathbf{H})$, dans ce cas, on peut immédiatement déduire que :

$$\mathbf{G}\mathbf{Y}_N(n) = \mathbf{S}_{M+N}(n) \quad (3.15)$$

$$\mathbf{G}\mathbf{Y}_N(n+1) = \mathbf{S}_{M+N}(n+1) \quad (3.16)$$

En notant par $\mathcal{G} = (\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_{(M+N+1)})$ la $p \times q(N+1)(M+N+1)$ matrice formée par les lignes de blocs de $\mathbf{G}$, voir équation (3.14), nous pouvons montré que :

$$\begin{aligned} \mathcal{G}\mathcal{Y}(n) &= (\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_{(M+N+1)}) \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_N & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ -Y_N(n+1) & \mathbf{Y}_N & \mathbf{0} & \vdots \\ \mathbf{0} & -Y_N(n+1) & \ddots & \vdots \\ \vdots & -Y_N(n+1) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & -Y_N(n+1) & \mathbf{Y}_N \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} & -Y_N(n+1) \end{pmatrix} \\ &= \mathbf{0} \end{aligned} \quad (3.17)$$

En utilisant la propriété précédente, j'ai proposé un autre critère adaptatif

$$\min_{\mathcal{G}} \sum_{n=n_0}^{n_1} \mathcal{Y}(n)\mathcal{Y}^T(n)\mathcal{G}^T. \quad (3.18)$$

Ici, il faut noter que les coefficients de $\mathcal{Y}(n)$ peuvent être calculés d'une manière¹⁰ simple à partir de ceux de $Y_N(n)$. l'étude expérimentale a montré une dépendance entre les performances, le temps de calcul, et les valeurs de n_i . Dans nos simulations, nous avons considéré $20 < n_1 - n_0 < 50$. Pour éviter certaines solutions parasites, j'ai montré que la minimisation de ce dernier critère doit être faite en respectant une contrainte de normalisation. Cette contrainte peut être assurée par une simple décomposition de

¹⁰Les composantes non nulles $\dagger_{ij}$ de la matrice $\mathcal{Y}(n)$ peuvent être exprimées en fonction des composantes de $Y_N(n)$ suivant les relations suivantes :

$$\begin{aligned} \mathcal{Y}_{[i+1+jq(N+1)](j+1)} &= y_{[i \bmod (q+1)](n - i\%q)} \\ \mathcal{Y}_{[i+1+(j+1)q(N+1)](j+1)} &= -y_{[i \bmod (q+1)](n+1 - i\%q)} \end{aligned}$$

où $\bmod$ représente l'opération mathématique modulo, $i\%q$ est le quotient de la division de i par q , $0 \leq i < q(N+1)$ et $0 \leq j < N+M$.

Cholesky [89]. En utilisant certaines propriétés algébriques des espaces signal et bruit, j'ai ainsi montré que la minimisation de ce critère sous la contrainte proposée conduit à un ensemble de solutions unique et consistant. Pour accélérer la convergence et réduire ainsi le temps de calcul, nous avons utilisé un algorithme de gradient conjugué [42]. Cette étude a été le sujet d'un article apparu à Signal Processing en 2001.

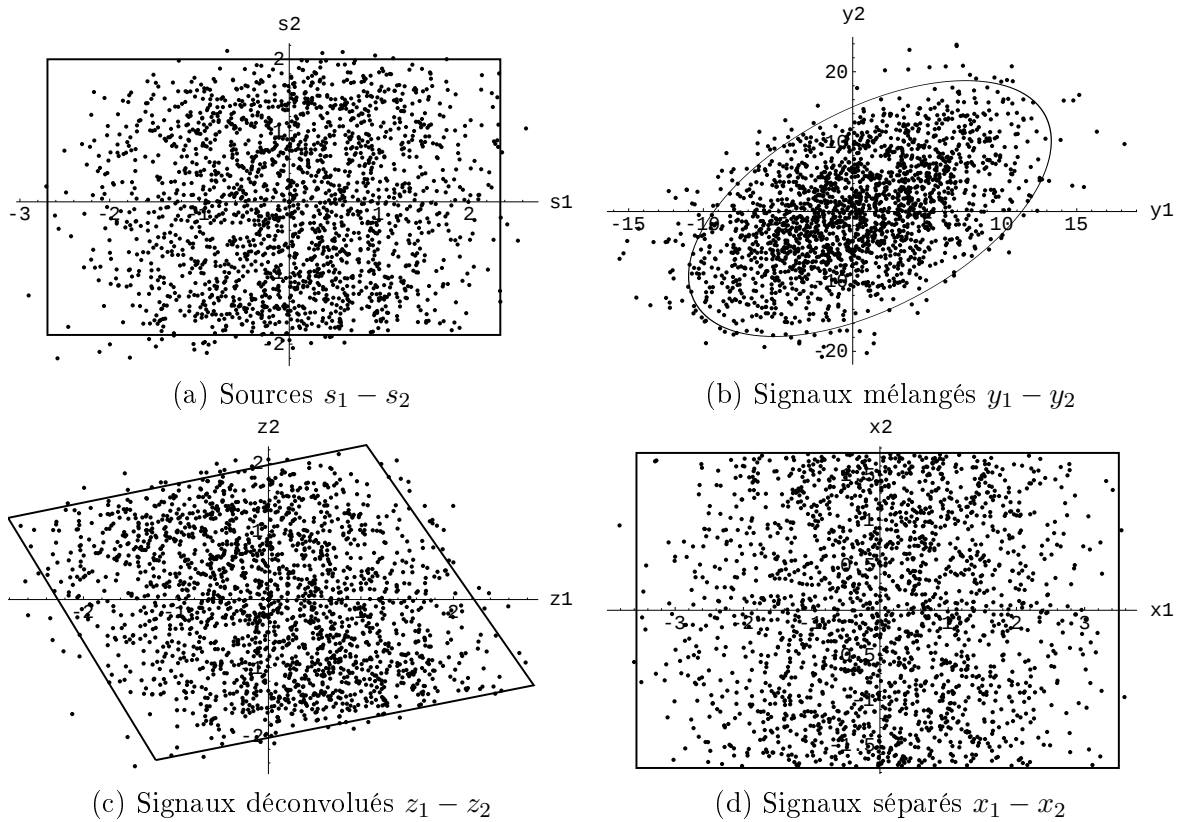


FIG. 3.14 – Résultats expérimentaux : Les plans de phase de différents signaux (tiré du Signal Processing 81 en 2001).

Nous avons montré dans une étude présentée à une conférence internationale NSIP'99, que le critère précédent (3.18) peut être simplifié si les signaux considérés sont stationnaires :

$$\min_{\mathcal{G}} \mathcal{G} \mathbf{A} \mathcal{G}^T, \quad (3.19)$$

où, $\mathbf{A} = E(\mathcal{Y}(n)\mathcal{Y}^T(n))$ est une matrice $q(N+1)(M+N+1) \times q(N+1)(M+N+1)$ qui dépend uniquement des matrices de covariance $\mathbf{R}_Y = \mathbf{R}_Y(n)$ et $\mathbf{R}_{Y1} = E\mathbf{Y}_N(n)\mathbf{Y}_N^T(n+1)$.

Pour accélérer la convergence de l'algorithme et minimiser le temps de calcul, nous avons utilisé l'algorithme proposé par Chen *et al.* en [42] comme algorithme de minimisation. Cet algorithme peut être considéré comme une généralisation de l'algorithme du gradient conjugué qui minimise une version modifiée du rapport de Rayleigh : $f(V) = V^H A V / (V^H B V)$ par rapport à un vecteur (V) (théoriquement, cet algorithme converge en un nombre d'itérations plus petit que la dimension de V). Dans notre cas, la minimisation doit être effectuée par rapport à la matrice $\mathcal{G}$. Soit $\mathcal{G}_i$ l' i ème ligne de $\mathcal{G}$, alors nous avons montré que le critère (3.19) avec une contrainte de normalisation peuvent s'écrire sous la forme suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mathcal{G}_1} \mathcal{G}_1 \mathbf{A} \mathcal{G}_1^T \\ \text{avec } \mathcal{G}_1 \mathbf{B} \mathcal{G}_1^T = 1 \end{array} \right. \quad \text{et} \quad \left\{ \begin{array}{l} \min_{\mathcal{G}_2} \mathcal{G}_2 \mathbf{A}_2 \mathcal{G}_2^T \\ \text{avec } \mathcal{G}_2 \mathbf{B} \mathcal{G}_2^T = 1 \end{array} \right. \quad (3.20)$$

avec $\mathbf{A}_2 = \mathbf{A} + \mathbf{B} \mathcal{G}_1^T \mathcal{G}_1 \mathbf{B}$ et $\mathbf{B}$ est une matrice diagonale par blocs qui dépend uniquement de la matrice de covariance $\mathbf{R}_Y$.

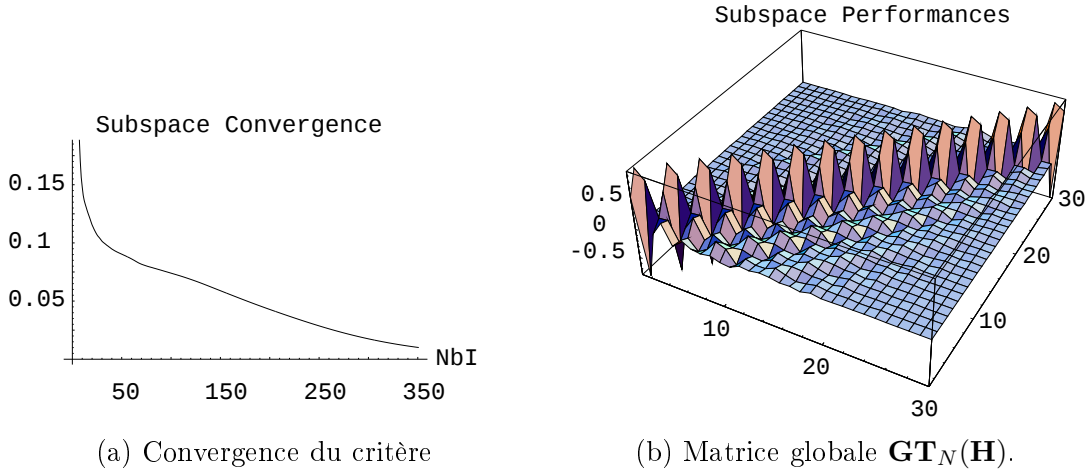


FIG. 3.15 – Résultats expérimentaux (tiré d'une conférence internationale NSIP'99).

A partir de l'équation (3.17), nous pouvons montrer que les lignes blocs de la matrice $\mathbf{G}$ vérifient le système suivant :

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_1 \mathbf{R}_Y(n) &= \mathbf{G}_2 \mathbf{R}_Y^T(n+1) \\ 2\mathbf{G}_2 \mathbf{R}_Y(n) &= \mathbf{G}_3 \mathbf{R}_Y^T(n+1) + \mathbf{G}_1 \mathbf{R}_Y(n+1) \\ &\vdots \\ 2\mathbf{G}_i \mathbf{R}_Y(n) &= \mathbf{G}_{i+1} \mathbf{R}_Y^T(n+1) + \mathbf{G}_{i-1} \mathbf{R}_Y(n+1) \\ &\vdots \\ \mathbf{G}_{M+N+1} \mathbf{R}_Y(n) &= \mathbf{G}_{M+N} \mathbf{R}_Y^T(n+1) \end{aligned} \quad (3.21)$$

En vérifiant les hypothèses sur le canal citées au début de ce paragraphe, on sait que la matrice de Sylvester devient une matrice de rang plein. Dans ces cas, il est facile de montrer que le rang de la matrice de covariance $\mathbf{R}_Y(n)$ est égal à $(M + N + 1)p$. En appliquant une décomposition SVD (Singular Value Decomposition) [98] sur la matrice $\mathbf{R}_Y$, nous pouvons ainsi trouver deux matrices $\mathbf{U}$ et $\mathbf{V}^T$ de dimensions $(M + N + 1)p \times q(N + 1)$ et de rang plein. En posant $\mathbf{V}^\dagger$ la matrice pseudo-inverse de $\mathbf{V}$, $\mathbf{P} = \mathbf{R}_Y^T(n + 1)\mathbf{V}^\dagger$ et $\mathbf{Q} = \mathbf{R}_Y(n + 1)\mathbf{V}^\dagger$, nous pouvons montrer que le système (3.21) peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{G}_1 \mathbf{U} &= \mathbf{G}_2 \mathbf{P} \\
 2\mathbf{G}_2 \mathbf{U} &= \mathbf{G}_3 \mathbf{P} + \mathbf{G}_1 \mathbf{Q} \\
 &\vdots \\
 2\mathbf{G}_i \mathbf{U} &= \mathbf{G}_{i+1} \mathbf{P} + \mathbf{G}_{i-1} \mathbf{Q} \\
 &\vdots \\
 \mathbf{G}_{M+N+1} \mathbf{U} &= \mathbf{G}_{M+N} \mathbf{Q}
 \end{aligned} \tag{3.22}$$

En supposant certaines hypothèses supplémentaires sur les signaux et le canal, et en utilisant certaines opérations algébriques, j'ai présenté, à ICA'2004, une solution analytique du système précédent :

$$\mathbf{D}_{(i+1)} = \mathbf{B}(2\mathbf{I} - \mathbf{D}_i \mathbf{A})^{-1} \tag{3.23}$$

$$\mathbf{G}_{M+N-i-1} = \mathbf{G}_{M+N-i-2} \mathbf{D}_i \tag{3.24}$$

Ici, $\mathbf{D}_0 = \mathbf{B} = \mathbf{R}_N(n + 1)\mathbf{R}_N^{-1}(n)$ et $\mathbf{A} = \mathbf{R}_N^T(n + 1)\mathbf{R}_N^{-1}(n)$. Les simulations ont montré des résultats satisfaisants avec un SNR (Signal to Noise Ratio) plus grand que 15dB. Dans une étude précédente, nous avons montré que l'initialisation d'un algorithme adaptatif par les résultats d'un algorithme en blocs (Batch algorithm) peut à la fois accélérer la convergence et améliorer les performances, voir Fig 3.16.

5 Algorithmes simplifiés

Les algorithmes et les méthodes présentés jusqu'ici sont adaptés à une séparation dite aveugle [108] dans laquelle on suppose uniquement les trois hypothèses suivantes [50] :

1. Les sources sont statistiquement indépendantes dans leur ensemble.
2. Au plus, une source peut être gaussienne.
3. Le modèle du mélange est supposé connu.

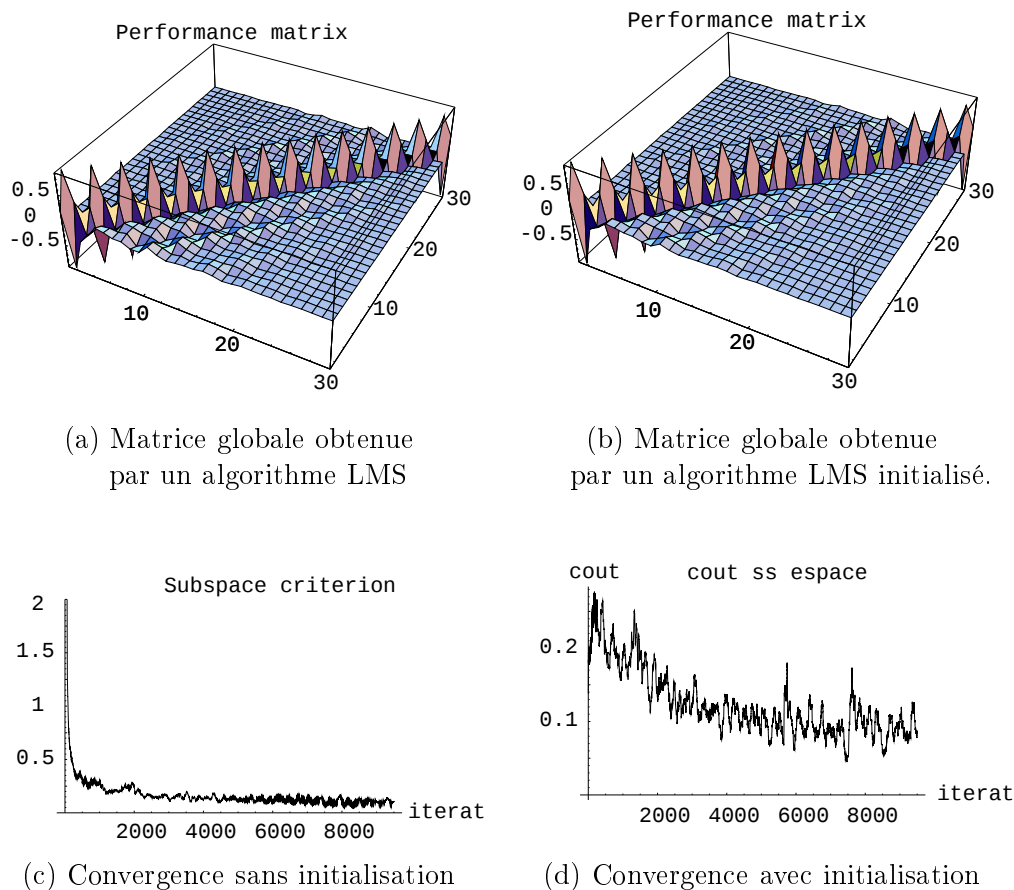


FIG. 3.16 – Performances et convergences (tiré d'une communication présentée à une conférence internationale SSPA'2000).

Selon l'application envisagée, nous pouvons avoir certaines informations a priori sur les sources ou sur les canaux de transmission. Nous pouvons souvent exploiter ces informations pour simplifier les algorithmes, accélérer la convergence ou améliorer les performances. A titre d'exemple, considérons une application robotique où l'on envisage de construire un robot autonome qui peut imiter les cinq sens d'un être humain. Donc, un tel robot doit être capable de capter, identifier, isoler, et reconnaître les paroles parmi les autres signaux audibles comme la musique, certains signaux artificiels (comme l'alarme, la sonnerie, *etc*) importants pour son fonctionnement optimal ainsi que les différents bruits. Ces signaux ont souvent certaines propriétés en commun comme la bande fréquentielle, la non-stationnarité, *etc*.

En supposant que les signaux $s_i(n)$ sont non stationnaires et que leurs autocorrélations $r_i(n, \tau)$ varient indépendamment en fonction de l'instant d'observation n , Matsuoka *et al.* [145, 118, 192] ont proposé un algorithme de séparation d'un mélange instantané. Leur algorithme, qui est fondé sur l'inégalité d'Hadamard¹¹, minimise le critère suivant :

$$\min_{\mathbf{W}} \sum_{i=1}^p \log E\{s_i^2(n)\} - \log \det\{E\{S(n) S^T(n)\}\}. \quad (3.26)$$

Cette dernière fonction de coût est une fonction positive qui prend la valeur zéro si les signaux deviennent décorrélés. En respectant certaines conditions, la décorrélation des signaux non-stationnaires à différents instant conduit à une séparation de ces signaux. Indépendamment des travaux de Matsuoka *et al.*, nous avons proposé une démonstration géométrique de cette propriété dans une communication présentée à une conférence internationale SPC'2000. Cette dernière propriété a été indirectement exploitée par Belouchrani *et al.* [19, 20] pour proposer un algorithme de séparation basé uniquement sur les statistiques d'ordre deux.

Dans un souci de contrôler la qualité de la séparation de signaux réels, nous avons utilisé un dispositif illustré dans Fig. 3.17 pour l'acquisition des signaux audibles dans un environnement réel. L'avantage d'un tel dispositif est surtout la connaissance parfaite des signaux sources. Cette connaissance est utilisée uniquement pour mesurer les performances de l'algorithme de séparation.

¹¹ Pour toute matrice $\mathbf{R} = (r_{ij})$ définie semi-positive, l'inégalité d'Hadamard est donnée par la relation suivante :

$$\prod_{i=1}^p r_{ii} \geq \det\{\mathbf{R}\}, \quad (3.25)$$

où l'égalité est obtenue si et seulement si la matrice $\mathbf{R}$ devient une matrice diagonale.

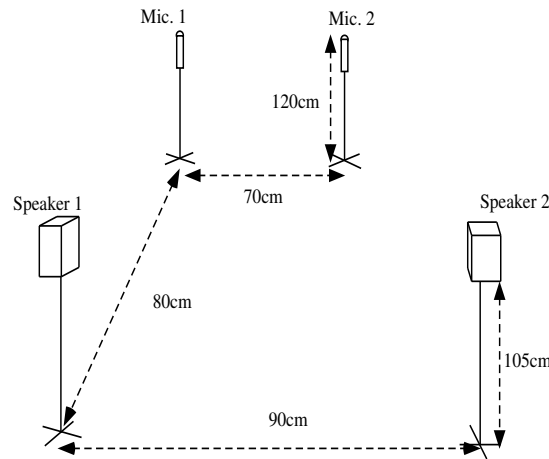


FIG. 3.17 – Dispositif d’acquisition de signaux (tiré d’un article publié dans la revue IEICE. Vol J82-A, en 1999).

Pour séparer les signaux ainsi obtenus, nous avons proposé une modification du critère précédent (3.26). Le nouveau critère nous permet de séparer les signaux non stationnaires issus d’un mélange convolutif en minimisant la fonction de coût généralisée suivante :

$$Q(t, \mathbf{W}(z)) = \sum_{i=1}^N \log E[x_i(t-L)^2] - \log (\det E [X(t-L)X(t-L)^T]) \quad (3.27)$$

pour un certain retard L . La minimisation de cette fonction coût a été réalisée en utilisant un algorithme de gradient (Steepest Descent Method) :

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{W}(k) &\doteq -\alpha \frac{\partial Q(t, \overline{\mathbf{W}}(z))}{\partial \mathbf{W}(k)} \\ &\doteq \alpha z^{-k} \left\{ \mathbf{I} - (\text{diag} E[X(t-L)X(t-L)^T])^{-1} \times E[X(t-L)X(t-L)^T] \right\} \mathbf{W}(z)^{-T} \end{aligned}$$

Ici, $k = 0, \dots, M$ et $\text{diag}(X)$ représente une matrice diagonale qui contient les composantes du vecteur X . Cet algorithme a fait partie d’une étude publiée dans une revue IEICE en 1999. Les résultats expérimentaux ont corroboré l’efficacité et les performances de cet algorithme. La figure 3.18 montre les performances de la séparation de deux signaux réels.

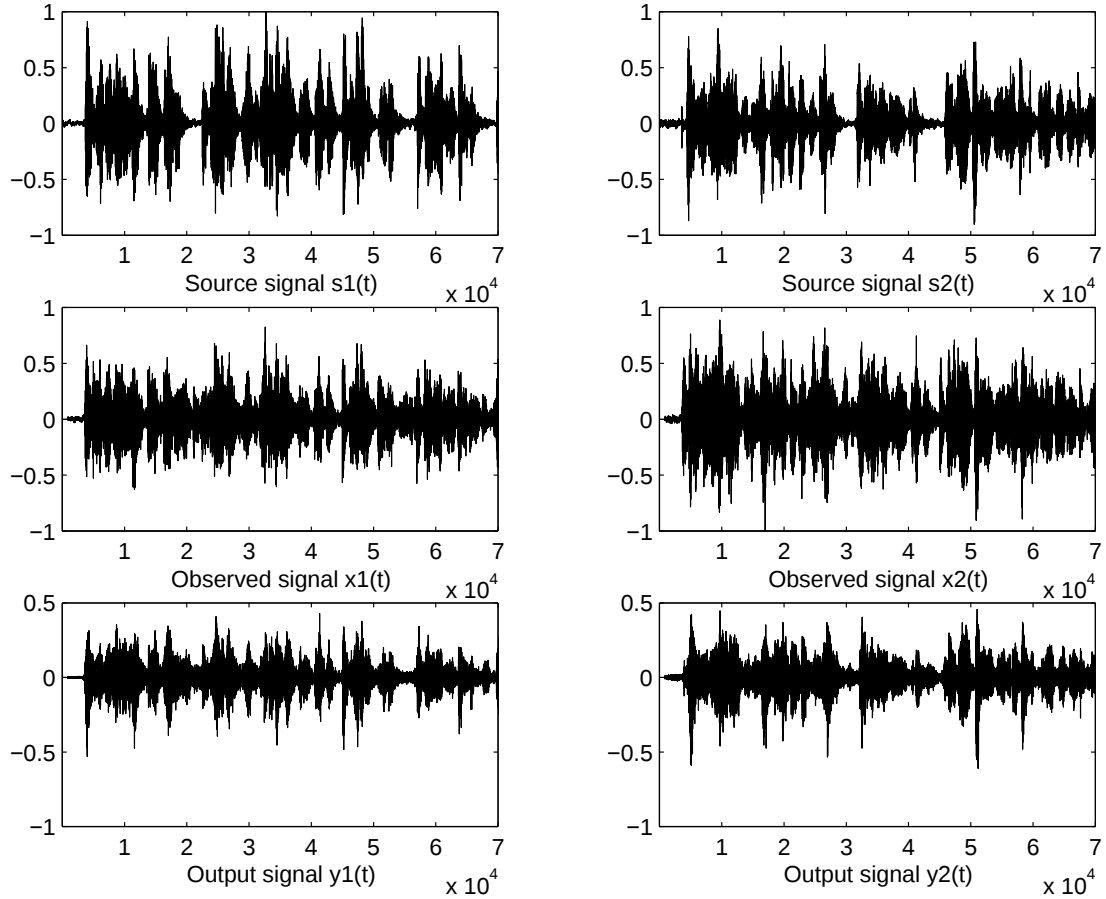


FIG. 3.18 – Résultats expérimentaux (tiré d'un article publié dans la revue IEICE. Vol J82-A, en 1999).

Nous avons déjà mentionné que les décorrélations simultanées à plusieurs instants de signaux non-stationnaires issus d'un mélange instantané produit la séparation de ces signaux. Pour bien illustrer cette idée, nous avons, en premier temps, considéré le cas de deux sources. Dans ce cas, nous avons montré que la décorrélation des signaux est équivalente à la recherche d'un point qui a comme coordonnées les deux composantes¹² de la matrice séparatrice $\mathbf{W}$ sur une hyperbole. Pour des signaux stationnaires, cette hyperbole dépend uniquement de la matrice de mélange. Par contre si les signaux sont non stationnaires, alors on obtient un ensemble d'hyperboles qui se croisent en deux points. Ces derniers points sont les deux points de séparation (à une permutation près)

¹²On sait que la séparation est seulement réalisable à une permutation et à un facteur près. En utilisant cette dernière propriété, on peut, sans perte de généralité, prendre $w_{ii} = 1$.

dans le plan de w_{ij} , voir Fig. 3.19. En utilisant des propriétés algébriques, cette étude a été généralisée pour un nombre quelconque de sources. La dernière étude a fait l'objet d'une communication présentée dans une conférence internationale SPC'2000.

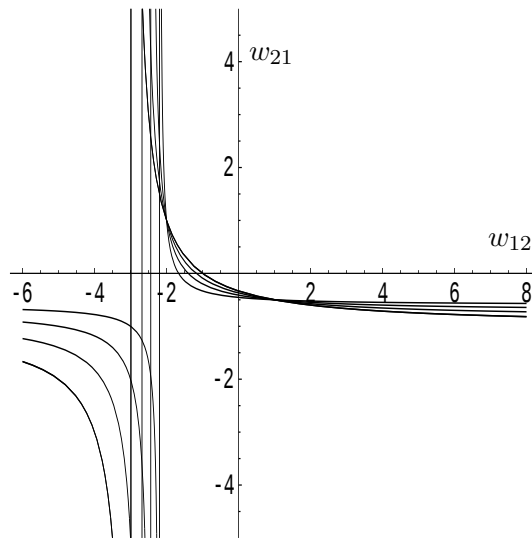


FIG. 3.19 – L'ensemble des solutions (tiré d'une communication présentée à la conférence internationale SPC'2000).

Il faut noter ici que la dernière étude nous montre la possibilité théorique de séparer les signaux non stationnaires en utilisant uniquement les statistiques d'ordre deux. On doit mentionner ici que Pham et Cardoso ont indépendamment publié une étude sur ce sujet [168, 167]. En exploitant cette propriété, nous avons proposé dans une autre conférence internationale TENCON'2000 deux différentes approches :

1. La première approche consiste tout simplement à minimiser une divergence de Kullback [15], voir Fig. 3.20. Cette approche est similaire à l'approche proposée par [131] comme un processus de blanchiment spatial.
2. La seconde approche est basée sur la diagonalisation conjointe proposée dans [39] comme une généralisation de la diagonalisation de Jacobi [89]. L'algorithme consiste à minimiser la fonction de coût suivante :

$$\text{JOff}(\mathbf{R}_1, \dots, \mathbf{R}_q) = \sum_i \text{Off}(\mathbf{V}^T \mathbf{R}_i \mathbf{V}) \quad (3.28)$$

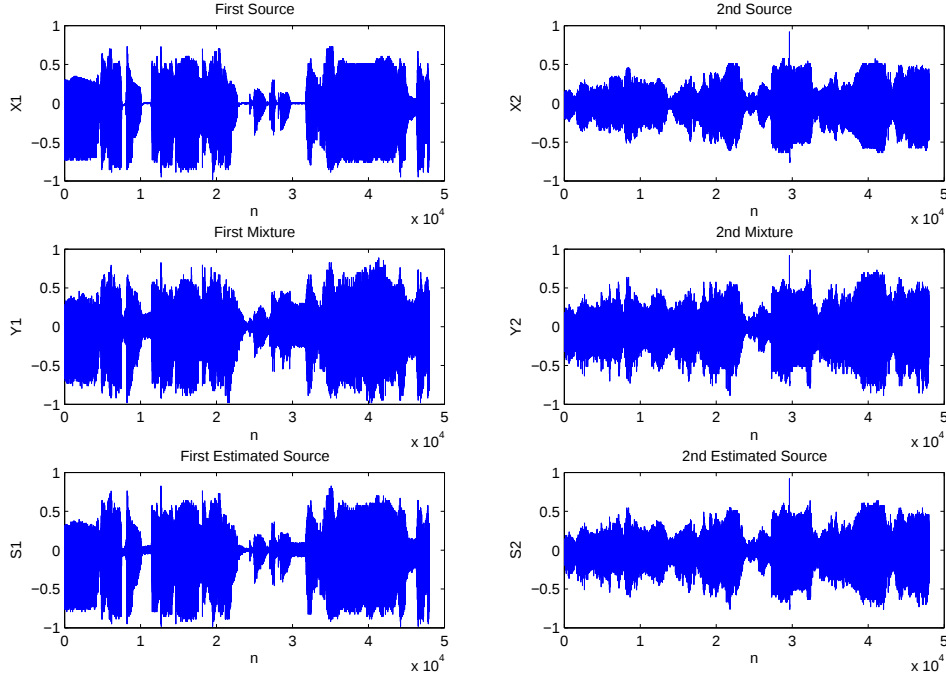


FIG. 3.20 – Résultats expérimentaux (tiré d’une communication présentée à la conférence internationale SPC’2000).

où, $\mathbf{R}_i$ représentent la matrice de covariance de signaux observés $\mathbf{X}$ à un instant donné, $\text{Off}(\mathbf{R}) = \sqrt{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1, j \neq i}^p r_{ij}^2}$. Il est clair que $\text{Off}(\mathbf{R}) = 0$ lorsque $\mathbf{R}$ devient une matrice diagonale. Dans nos simulations, nous avons considéré un nombre de matrices q entre 10 et 25. Les différentes matrices de covariance ont été estimées en utilisant un estimateur adaptatif (voir le chapitre suivant) avec une fenêtre d’estimation glissante. En utilisant ce dernier algorithme, de bons résultats ont été obtenus, voir Fig. 3.21. Dans certains cas, nous avons trouvé que notre deuxième approche est moins sensible à la nature de sources.

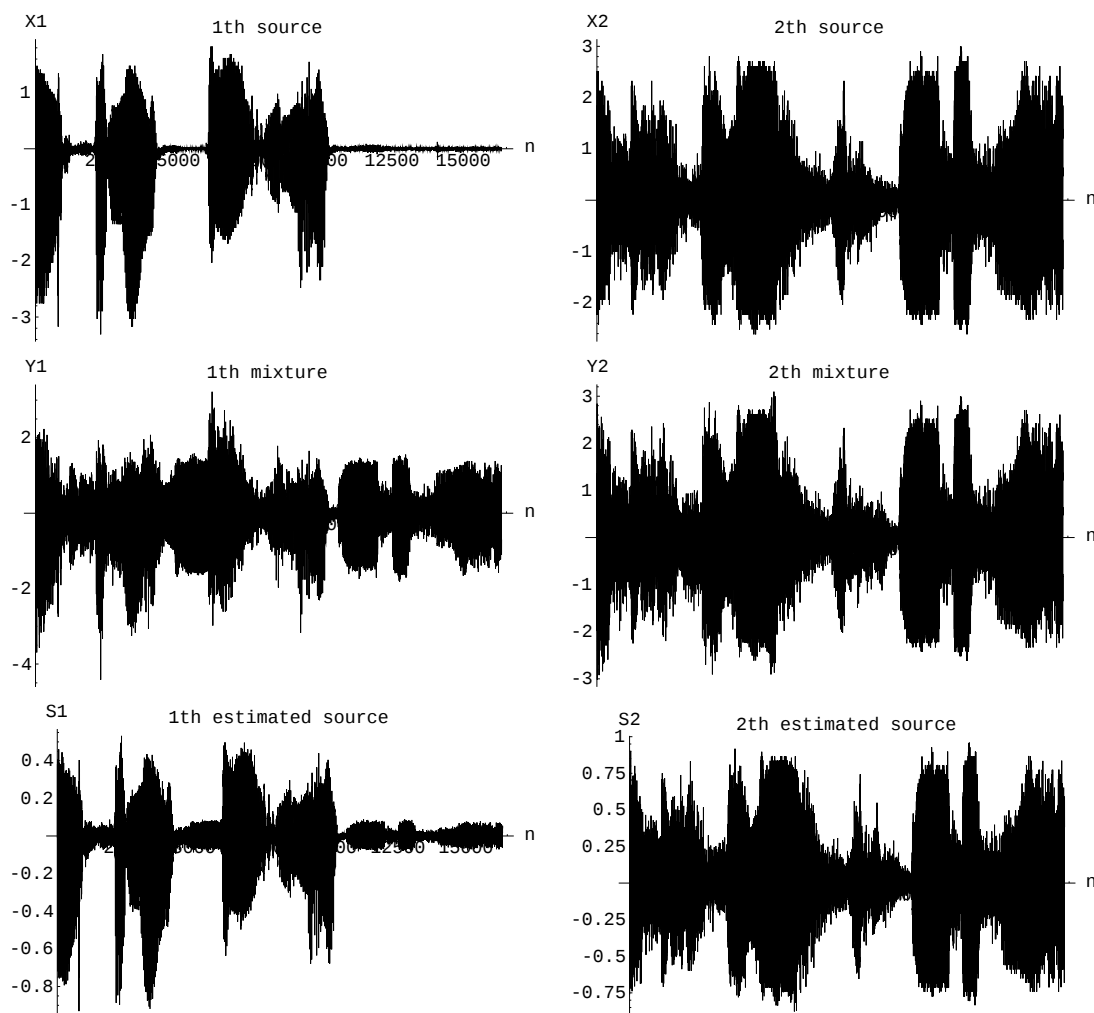


FIG. 3.21 – Résultats expérimentaux (tiré d'une communication présentée à une conférence internationale SPC'2000).

Finalement, en supposant que les signaux sont non stationnaires avec différentes signatures temps-fréquence, nous avons proposé un algorithme de séparation d'un mélange instantané sous-déterminé (i.e. le nombre de sources est inférieur à celui des signaux observés). Cet algorithme est un algorithme de ségrégation (segregation algorithm) dans le plan temps-fréquence des signaux observés. Il a fait l'objet d'une communication présentée à une conférence internationale ASM'2003.

6 Conclusion

Dans ce chapitre, j'ai introduit brièvement mes contributions dans le domaine de la séparation aveugle de sources. Il faut préciser ici que certaines de ces contributions sont les fruits de plusieurs collaborations avec différents chercheurs, équipes ou laboratoires de recherche.

Concernant les méthodes proposées, elles peuvent être essentiellement divisées en trois catégories :

1. Méthodes de séparation aveugle des mélanges instantanés : les statistiques d'ordre supérieur sont indispensables et au coeur de ces méthodes.
2. Méthodes de séparation aveugle des mélanges convolutifs : les statistiques d'ordre deux sont suffisantes pour faire obtenir une déconvolution aveugle ou une séparation à condition d'admettre des hypothèses supplémentaires sur le canal de transmission et de dispenser de plus de capteurs que de sources (méthodes semi-aveugles).
3. La dernière catégorie contient certaines méthodes dédiées à la séparation de signaux particuliers issus d'une application donnée, et exploitant des propriétés particulières.

L'adaptation de l'ensemble des méthodes ainsi proposées à une application donnée, l'amélioration de leurs performances et l'extension de ces méthodes à d'autres modèles (non linéaires, sous-déterminés) ou tout simplement une séparation de signaux cibles feront nos futurs axes de recherche.

Chapitre 4

Développements statistiques

1 Introduction

Les chercheurs en ingénierie sont souvent confrontés à divers problèmes liés aux applications réelles. En effet, le monde réel est souvent mal-connu, voire complètement inconnu. Pour arriver à résoudre leurs problèmes, les chercheurs utilisent des modèles théoriques ou empiriques de leur environnement et supposent la vérification d'un ensemble d'hypothèses par le milieu considéré. Pour valider, améliorer ou exploiter ces modèles, ils ont souvent recours aux hypothèses et aux méthodes statistiques. Selon le petit Larousse, "la statistique est un ensemble de méthodes mathématiques qui, à partir du recueil et de l'analyse de données réelles, permettent l'élaboration de modèles probabilistes autorisant les prévisions".

Durant mon parcours professionnel, les approches statistiques ont été des liens forts entre mes différentes contributions théoriques, dans le cadre de la séparation aveugle de sources, ou pratiques, dans les applications liées à la robotique ou à la guerre électronique. Dans la suite, mes contributions sont brièvement décrites.

2 Notions théoriques

Dans la littérature, on trouve souvent des algorithmes [46, 62, 152, 158] fondés sur le kurtosis ou tout simplement qui supposent la vérification de certaines propriétés par les kurtosis de divers signaux. L'importance de cet outil statistique a été notre principal motif pour effectuer une étude sur les propriétés du kurtosis, cette étude a fait l'objet d'une publication dans IEEE Signal Processing Letters en 1999.

Par définition, le kurtosis $K[p(x)]$ d'un signal aléatoire $x(t)$ est son auto-cumulant

d'ordre quatre normalisé [21, 146] :

$$\begin{aligned} K[p(x)] &= \frac{Cum_4(x)}{E(x^2)^2} \\ &= \frac{E(x^4) - 3E(x^2)^2}{E(x^2)^2} + \frac{12E(x)^2 E(x^2)}{E(x^2)^2} - \frac{4E(x)E(x^3) + 6E(x)^4}{E(x^2)^2}. \end{aligned} \quad (4.1)$$

Ici, $p(x)$ est la densité de probabilité (d.d.p) de x . En plus des propriétés classiques du kurtosis, les performances de certains algorithmes dépendent du signe de kurtosis des signaux sources [48, 133, 142]. Pour garantir la convergence de ces algorithmes, les chercheurs sont amenés à diviser leurs signaux en deux catégories selon les signes $K_s(x)$ des kurtosis [47]. Cette division est souvent faite suivant les propriétés asymptotiques des densités de probabilités des signaux [128]. Dans notre étude, nous avons montré le théorème suivant :

Théorème : Soit $g(x)$ la d.d.p d'une variable aléatoire gaussienne, si l'équation $p(x) = g(x)$ a exactement deux racines, alors on montre que

$$\begin{aligned} K_s(x) > 0 &\iff p(x) \text{ est "asymptotiquement" sur-gaussienne}^1. \\ K_s(x) < 0 &\iff p(x) \text{ est "asymptotiquement" sous-gaussienne.} \end{aligned}$$

En proposant un contre-exemple, nous avons conclu que le théorème ci-dessus ne peut pas être généralisé pour toute d.d.p. Dans notre exemple, nous avons considéré une d.d.p $p(x)$ paramétrique illustrée dans Fig. 4.1.

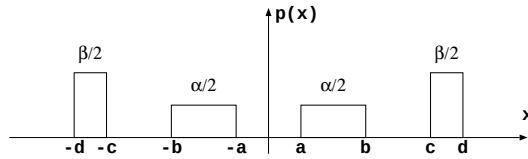


FIG. 4.1 – La densité de probabilité d'un signal aléatoire borné (tiré de la revue IEEE SPL en 1999).

Vu la forme de $p(x)$, on peut déduire que $p(x)$ est asymptotiquement sous-gaussienne. Le kurtosis d'une telle d.d.p est donné dans l'équation suivante :

$$K(p(x)) = \frac{\alpha}{5\sigma_x^4}(b^5 - a^5) + \frac{\beta}{5\sigma_x^4}(d^5 - c^5) - \frac{\alpha^2}{3\sigma_x^4}(b^3 - a^3)^2 - \frac{\beta^2}{3\sigma_x^4}(d^3 - c^3)^2 - 2\frac{\alpha\beta}{3\sigma_x^4}(b^3 - a^3)(d^3 - c^3),$$

¹i.e. $\exists x_0 \in \mathbb{R}^+ \mid \forall x \geq x_0, p(x) > g(x)$.

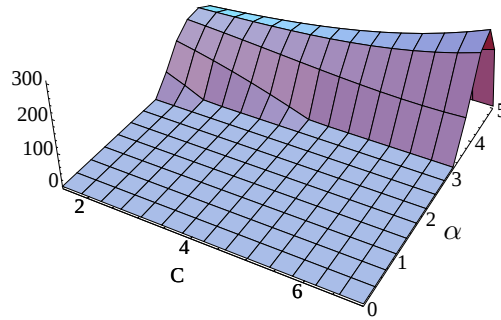


FIG. 4.2 – La variation de $K^*(p(x))$ en fonction des paramètres c et α , avec $a = 0.9$, $b = 1.1$ et $d = 9$ (tiré de la revue IEEE SPL en 1999).

où, σ_x est l'écart-type de x et la contrainte de normalisation est $\alpha(b-a) + \beta(d-c) = 1$. Pour mieux illustrer la variation du signe de kurtosis de $p(x)$, nous avons tracé la fonction $K^*(p(x)) = \frac{1}{2}[K(p(x)) + |K(p(x))|]$ (si $K(p(x)) > 0$, $K^*(p(x)) = K(p(x))$, sinon $K^*(p(x)) = 0$) dans Fig. 4.2.

D'autres propriétés du kurtosis et l'application de ces derniers résultats sur de signaux réels ont été présentées dans une communication internationale FUSION'98.

3 Estimation des moments et des cumulants

Une grande majorité des algorithmes d'analyse en composantes indépendantes exploitent directement les statistiques d'ordre supérieur et notamment les cumulants d'ordre quatre. Les estimateurs utilisés sont souvent biaisés mais consistents. Ces estimateurs ne posent aucun problème pour les signaux stationnaires, puisqu'on peut appliquer l'estimateur sur un grand nombre d'échantillons. Malheureusement, ce n'est pas le cas pour les signaux non stationnaires comme les signaux de paroles ou les signaux acoustiques.

En utilisant les définitions et les propriétés des cumulants et des moments, les auteurs de [119, 120, 121] montrent que les cumulants croisés d'ordre quatre entre deux signaux peuvent être calculés à partir de moments d'ordre inférieur ou égal à quatre. Dans ces cas, on peut proposer un estimateur de cumulants basé directement sur l'estimateur de moments :

$$k_4(X) = \frac{1}{N} \sum_i x_i^4 - \frac{3}{N^2} \left(\sum_i x_i^2 \right)^2 \quad (4.2)$$

L'estimateur $k_4(X)$ de $Cum_4(X)$ est un estimateur consistant mais biaisé. En utilisant ces derniers résultats et en considérant seulement les signaux centrés, nous avons proposé une modification d'un estimateur classique non biaisé pour le rendre adaptatif.

En comparant notre estimateur aux autres estimateurs de la littérature, nous avons proposé une étude présentée dans une conférence internationale ICONIP'98. En s'inspirant de l'estimateur d'Amblard et Brossier [9], nous avons récemment réalisé une étude pour généraliser les derniers estimateurs afin de traiter des signaux non-centrés. Notre étude a fait l'objet d'une communication présentée à la conférence internationale SOFTCOM 2004.

Dans le cadre de la tomographie passive, voir paragraphe 5, les signaux à traiter sont des signaux acoustiques centrés. Ces derniers signaux sont localement stationnaires (i.e. la stationnarité est vérifiée sur le court terme (quelques ms) mais pas sur les horizons de temps plus longs) avec de faibles kurtosis. Dans le rapport final de l'étude 6.1 d'un contrat de recherche CA/2003/06/CMO du projet "Méthodes d'Observations Discrètes de l'Environnement" (MODE), nous avons proposé plusieurs estimateurs des cumulants d'ordre quatre adaptés à des signaux centrés et localement stationnaires.

Dans notre étude et pour calculer un estimateur non-biaisé $K_{22}(X, Y)$ de $Cum_{22}(X, Y)$, on pose tout d'abord :

$$K_{22}(X, Y) = \frac{a}{N} \sum_i x_i^2 y_i^2 - \frac{b}{N^2} \sum_{ij} x_i^2 y_j^2 - \frac{2c}{N^2} \sum_{ij} x_i x_j y_i y_j$$

où les paramètres a , b et c sont à déterminer. En supposant que les x_i et y_j sont i.i.d et en supposant aussi que les x_i et les y_i sont corrélés², nous avons montré que l'estimateur suivant est non biaisé et consistant :

$$\begin{aligned} E(K_{22}(X, Y)) &= aE(X^2 Y^2) - \frac{b}{N^2} (NE(X^2 Y^2) + N(N-1)E(X^2)E(Y^2)) \\ &\quad - \frac{2c}{N^2} (NE(X^2 Y^2) + N(N-1)E(XY)^2) \end{aligned}$$

avec $a = \frac{N+2}{N-1}$ et $b = c = \frac{N}{N-1}$. De cette même manière, nous avons cherché les deux estimateurs consistants et non-biaisés suivants :

$$K_{13}(X, Y) = \widehat{Cum}_{13}(X, Y) = \frac{N+2}{N(N-1)} \sum_i x_i y_i^3 - \frac{3}{N(N-1)} \sum_{ij} x_i y_i y_j^2 \quad (4.3)$$

$$K_{31}(X, Y) = \widehat{Cum}_{31}(X, Y) = \frac{N+2}{N(N-1)} \sum_i x_i^3 y_i - \frac{3}{N(N-1)} \sum_{ij} x_i y_i x_j^2 \quad (4.4)$$

²Si les x_i et les y_i sont indépendantes alors un estimateur similaire à celui d'auto-cumulant et présenté dans nos précédentes études peut être utilisé.

Pour utiliser les 3 estimateurs ainsi trouvés pour les signaux acoustiques, nous avons été amené à les modifier pour avoir une version adaptative. Dans la suite nous discutons uniquement³ un estimateur adaptatif du $Cum_{31}(X, Y)$. En moyennant certaines opérations algébriques, nous avons montré que l'estimateur en question peut être calculé de la façon suivante :

$$C_{31}(N) = \frac{N-2}{N}C_{31}(N-1) + \frac{1}{N}\mu_{31}(X, Y) + \frac{N+2}{N(N-1)}x_N^3y_N \quad (4.5)$$

$$-3x_Ny_N\mu_{20}(X, Y) - 3x_N^2\mu_{11}(X, Y) \quad (4.6)$$

où $\mu_{nm}(X, Y) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} x_i^n y_i^m$ est un estimateur de $E(X^n Y^m)$ en utilisant $N-1$ échantillons. Pour l'estimation des moments, nous avons considéré la formule suivante :

$$\mu_{nm}(k) = \frac{1}{\lambda^k}(\lambda(1 - \lambda^{k-1})\mu_{nm}(k-1) + (1 - \lambda)x_k^n y_k^m)$$

où $0 < \lambda < 1$ est le facteur d'oubli, $\mu_{nm}(k)$ est l'estimateur de $\mu_{nm}(X, Y)$ sur k échantillons.

Pour tester l'estimateur ainsi développé, nous avons généré un signal i.i.d S de 20000 échantillons, non-stationnaire qui contient quatre parties :

- La première partie S_1 est un signal uniforme centré qui varie entre -1 et 1 (8000 échantillons).
- La 2^e partie S_2 est un signal gaussien centré réduit (5000 échantillons).
- La 3^e partie S_3 est un signal uniforme centré qui varie entre -2 et 2 (3000 échantillons).
- La dernière partie S_4 est un signal gaussien centré avec un écart type $\sigma = \sqrt{2}$ (4000 échantillons).

En utilisant le signal S , nous avons généré deux autres signaux $X(n) = S(n)$ et $Y(n) = S^3(n)$ (il est clair que les x_i et y_i sont i.i.d et x_i dépend de y_i). Dans ce cas, le cumulants d'ordre 4 est donné par :

$$Cum_{31}(X, Y) = E(X^6) - 3E(X^4)E(X^2)$$

Nous avons montré que le cumulants pour les parties uniformes est donné par $Cum_{31}(X, Y) = -\frac{2}{35}a^6$. Pour les parties gaussiennes, on sait que l'auto-cumulants d'ordre quatre d'un signal gaussien est zéro, on déduit alors que $E(X^4) = 3E(X^2)^2 = 3\sigma^4$. En utilisant l'intégration par partie, nous avons ainsi montré que le cumulants pour les parties gaussiennes devient $Cum_{31}(X, Y) = 6\sigma^6$.

³De la même manière les deux autres estimateurs adaptatifs peuvent être facilement développés.

Nos simulations ont montré que l'estimateur des moments est plus ou moins un bon estimateur (ça dépend de la valeur du facteur d'oubli et de la loi des échantillons du signal), par contre l'estimateur du cumulante proposé est un bon estimateur pour les signaux stationnaires mais pas pour les signaux non-stationnaires, voir Fig. 4.3.

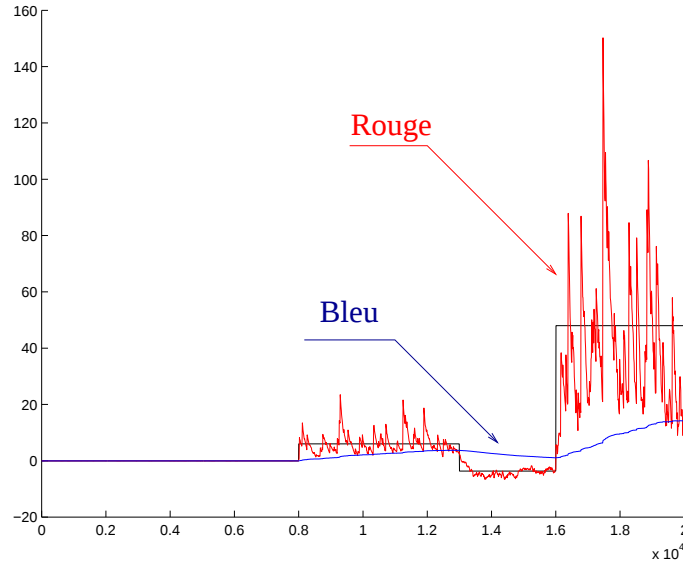


FIG. 4.3 – Valeur théorique de cumulante en noir, l'estimateur biaisé (4.2) en rouge et l'estimateur proposé (4.6) en bleu avec $\lambda = 0.99$.

Pour améliorer cet estimateur, nous avons introduit un effet de mémoire. En ajoutant un facteur d'oubli γ dans l'estimateur du cumulante, le nouvel estimateur est (voir Fig. 4.4) :

$$C_N = \frac{N-2}{N}\gamma C_{N-1} + \frac{1}{N}\gamma\mu_{13}(X,Y) + \frac{N+2}{N(N-1)}\gamma x_N y_N^3 - 3\gamma x_N y_N \mu_{02}(X,Y) - 3\gamma y_N^2 \mu_{11}(X,Y) + (1-\gamma)x_N y_N^3 - 3(1-\gamma)x_N y_N \mu_{02}^2 \quad (4.7)$$

Finalement, pour diminuer l'agitation du dernier estimateur suivant la d.d.p des échantillons, nous avons remplacé les x_N et les y_N dans la formule (4.7) par leurs moyennes sur un petit nombre d'échantillons (pour que l'estimateur ne soit pas trop gourmand en temps de calcul) entre 10 et 50 échantillons.

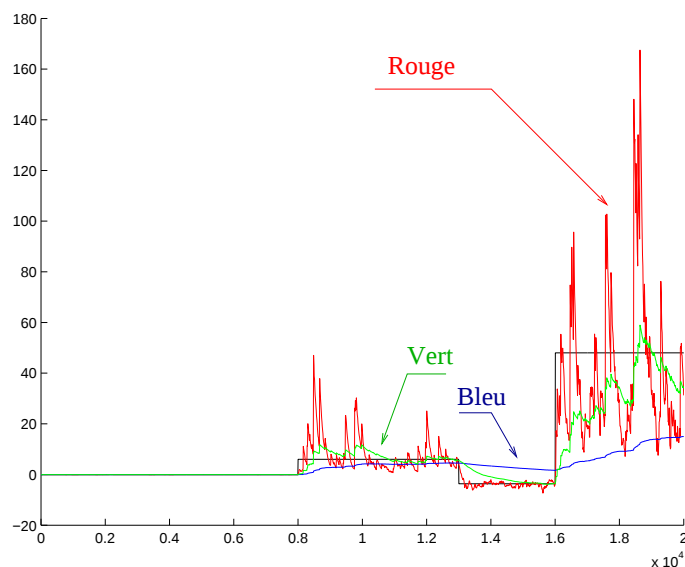


FIG. 4.4 – Valeur théorique de cumulant en noir, l'estimateur biaisé (4.2) en rouge, l'estimateur proposé (4.6) en bleu et l'estimateur (4.7) en vert avec $\lambda = 0.99$ et $\gamma = 0.998$.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, j'ai présenté nos contributions dans le développement des méthodes statistiques sur deux volets :

1. Théorique, en analysant les propriétés du kurtosis.
2. Pratique, en proposant certains estimateurs non-biaisés et consistents qui peuvent être utilisés avec les signaux stationnaires aussi bien avec les signaux non-stationnaires.

Finalement, il faut noter ici que les estimateurs ainsi proposés peuvent être améliorés en considérant un modèle non i.i.d pour les échantillons mais dans ce cas on doit définir un modèle stochastique (*i.e.* la matrice de probabilités de transitions).

Chapitre 5

Guerre électronique

1 Préambule

Après la 2^e guerre mondiale, la guerre électronique a pris une dimension importante pendant la guerre froide entre les deux grandes puissances USA et URSS. Cette guerre s'applique sur tous les systèmes qui utilisent les ondes électromagnétiques notamment les systèmes de télécommunication et les radars parmi d'autres systèmes comme : fusées de proximité, systèmes de navigation et de positionnement, contrôle et guidage d'engins, *etc.* Actuellement, les systèmes mixtes de guerre électronique EWIS (Electronic Warfare Integrated System) se développent autour de quatre grands axes de recherche :

- Les systèmes C4I (Command, Control, Communication, Computer and Intelligence systems) contrôlent les opérations de EWIS en assurant la liaison entre les différents systèmes et la fusion de données.
- Les systèmes COMINT/DF (Communication Intelligence / Direction Finding) permettent à la fois la détection, la démodulation et la classification de différents signaux de transmission (FSK, PSK, QAM, TCM, OFDM).
- Les seuls éléments actifs de EWIS sont ECM (Electronique CounterMeasure) utilisés pour interférer ou imiter les signaux des ennemis.
- ELINT (ELectronic INTelligence) : pour des raisons de surveillance militaire, un radar passif ou ESM (Electronic Support Measures) est souvent installé pour identifier et détecter les différents signaux radar interceptés.

Pour la surveillance maritime, la détection, la localisation et l'identification des engins sous-marins, ou la caractérisation de milieux sous-marins, les ondes électromagnétiques ne sont plus adaptées. La quasi-totalité des systèmes de détection, localisation ou identification sous-marines exploitent les ondes acoustiques. Ces applications sont au

coeur de l'extension de la guerre électronique aux milieux sous-marins. En 2004, l'EN-SIETA et le centre militaire d'océanographie (CMO) de l'établissement principal de service hydrographique et océanographique de la marine (SHOM) ont signé un contrat de recherche sur les Méthodes d'Observation Discrète de l'Environnement (MODE). Pour ces raisons, mes contributions au projet MODE sont décrites dans ce chapitre.

2 Séparation de sources pour la guerre électronique

Dès le début des années 1980 (surtout après l'invention du téléphone mobile), les méthodes classiques du traitement de signal, comme l'analyse spectrale, le filtrage linéaire et la transformation de Fourier, ont été limitées. Cette limitation a donné potentiellement naissance à deux axes de recherche :

- Pour répondre à des nouvelles applications très exigeantes, des chercheurs ont ainsi développé certaines méthodes et approches bien adaptées à ces applications : les méthodes aveugles (séparation, identification et égalisation), les méthodes statistiques, les filtres adaptatifs ou particuliers, *etc.*
- D'autres chercheurs ont exploré d'autres domaines de représentation et de transformation des signaux : Représentation Temps - Fréquence (RTF), représentation temps-échelle, ondelettes, *etc.*

Le problème de la séparation aveugle de sources (BSS) peut être clairement identifié dans certains cas liés aux applications de la guerre électronique comme ELINT, COMINT ou la tomographie passive. Dans beaucoup d'autres cas, le problème de la séparation n'est plus adapté à nos applications. C'est ainsi qu'il faut distinguer entre ce problème et la richesse de la littérature scientifique par différentes techniques et concepts théoriques introduits ou utilisés dans les divers algorithmes ICA, comme : les statistiques des différents ordres, les méthodes des sous-espaces, indices de performance, information mutuelle *etc.*

Nos contributions à la guerre électronique en utilisant des techniques ICA ou en développant des méthodes spécifiques sont synthétisées dans la suite.

3 ELINT

Les signaux émis par un radar ont des caractéristiques qui dépendent de son système électronique et des propriétés physiques de son antenne. Autrement dit, ces signaux peuvent être considérés comme la signature du radar et l'identification de ces signaux nous conduit à bien identifier et classer le radar en question. A nos jours, les radars modernes utilisent des signaux de plus en plus complexes. Pour détecter la direction, la vitesse et la nature d'une cible, un radar doit exploiter les différentes informations

existantes dans le signal écho réfléchi par la cible (comme la direction d'arrivée DOA¹, le délai, la fréquence Doppler, les amplitudes). D'autre part, pour identifier un radar, un ESM doit explorer d'autres types d'information à partir des signaux émis par ce radar, comme :

1. La direction (DOA) ou l'angle d'arrivée AOA (Angle Of Arrival).
2. La fréquence radio (RF i.e. Radio Frequency) ou la fréquence porteuse (Carrier Frequency).
3. Les amplitudes ou les puissances.
4. Temps d'arrivée (TOA, Time Of Arrival).
5. Différence de temps d'arrivée DTOA (Difference Time Of Arrival).
6. Largeur d'impulsion (PW, Pulse Width).
7. Période de répétition (PRI, Pulse Repetition Interval).
8. Motif de PRI stagguée.
9. Type de modulation utilisée (MOP i.e. Modulation Of Pulse : où l'on trouve des modulations linéaires comme la modulation d'amplitude ou une modulation de phase, ou bien des modulations non linéaires comme la modulation de fréquence, FM = Frequency Modulation, ou un Chirp).

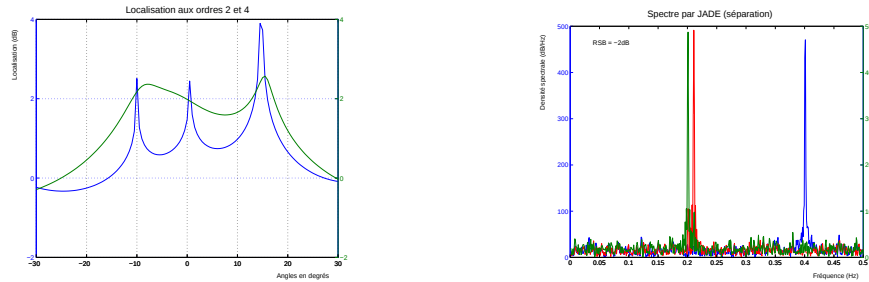
Pour l'estimation des différents paramètres du radar, plusieurs méthodes et hypothèses ont été proposées par la communauté scientifique. Pour la plupart de ces méthodes, l'existence d'un émetteur unique (mono-source) est exigée. D'autre part, les performances de ces méthodes dépendent énormément du rapport signal à bruit (SNR, Signal to Noise Ratio) et bien sûr de la nature du bruit. Cela limite l'application de ces méthodes dans le traitement des signaux réels où souvent les signaux interceptés sont les signaux émis par plusieurs émetteurs qui peuvent se chevaucher. Actuellement, le modèle multi-émetteurs ou multi-sources est largement considéré. Le traitement de ce dernier modèle a donné naissance à deux stratégies différentes :

- L'estimation des différents paramètres en utilisant les signaux observés (ou les signaux mélangés).
- L'application des algorithmes de désentrelacement des sources, puis des algorithmes plus simples d'estimation des paramètres d'un signal mono-source.

Il nous faut noter ici l'existence de deux types d'ESM (Electronic Support Measures) : mono-capteur (i.e. mono-antenne dans le cas d'un radar classique) et les multi-capteurs (i.e. multi-antennes). Il est clair que le système multi-antennes nous donne plus de possibilités pour séparer et discriminer les différents signaux. En adaptant les

¹i.e. Direction Of Arrival

méthodes de séparation aveugle de sources existantes [18, 33, 34, 38, 153, 195], nous avons proposé un critère basé sur les cumulants du 4^e ordre pour l'estimation spectrale et une étude comparative apparue à ICA 2003.



a- MUSIC-4, MUSIC-2 avec 5 capteurs et 3 sources b- 3 capteurs et 3 sources.

FIG. 5.1 – Estimation de DOA en utilisant MUSIC-4, MUSIC-2 et JADE, avec un bruit AWGN et SNR = 0dB (tiré d'une communication à ICA-2003)

Finalement, il faut mentionner que malgré l'importance des applications ELINT dans la guerre électronique, peu de méthodes sont développées et publiées [23, 58, 69, 70, 71, 99, 93, 105, 124, 144, 147, 150, 180]. La plupart de ces dernières méthodes sont des méthodes de traitement classiques fondées principalement sur les statistiques d'ordre deux et le filtrage (filtre de Kalman, filtre de Wiener, modélisation ARMA, MUSIC, ESPRIT, *etc*). L'application des méthodes aveugles du traitement reste un domaine ouvert.

4 COMINT

Pour plusieurs raisons (surveillance et contrôle des autorités civiles, mesures de qualité, guerre électronique), l'identification, la reconnaissance et l'estimation des paramètres des signaux de télécommunication interceptés prennent de l'ampleur. Le développement rapide des systèmes et des signaux de communication numérique pose un grand défi pour les systèmes COMINT. Malgré ses potentialités, l'importance et l'envergure de ses applications, un système COMINT est fortement lié à des activités militaires, ce qui explique la diffusion des méthodes du traitement soit souvent restreinte. Dans la littérature, pour ce qui est de la reconnaissance de modulation, on peut ainsi recenser plusieurs communications [4, 11, 96, 139], quelques articles [16, 156, 170, 182] et un seul livre [10] de référence. Dans [10], les auteurs proposent une étude bibliographique sur les méthodes classiques de traitement des signaux de communication analogique ou numérique. L'abondance des systèmes de communication numérique et leurs applications font que les systèmes analogiques sont quasi abandonnés. Dans la suite, seuls les signaux numériques sont considérés. Nos contributions dans COMINT peuvent principalement être résumées par les points suivants :

- Proposition et modification des méthodes statistiques simples de reconnaissance, de classification et d'extraction.
- Proposition d'une méthode de reconnaissance basée sur la Représentation Temps-Fréquence (RTF) des signaux.
- Développement de méthodes statistiques performantes de reconnaissance, de classification et d'extraction.
- Proposition d'algorithmes de séparation aveugle de signaux numériques de communication issus d'un mélange instantané ou convolutif sous-déterminé (moins de capteurs que de sources).

Pour répondre à des applications réelles d'interception, nos algorithmes doivent fonctionner avec les contraintes suivantes :

- Le signal est échantillonné à 4 fois la bande (maximum 10 fois).
- Le signal contient au moins 100 symboles et moins de 500 symboles.
- Le RSB est inférieur à 10 dB.
- Différents types de canaux sont possibles : Gaussien, COST 207, HF (CCIR).

Nos contributions à COMINT peuvent être résumées dans les trois axes de recherche suivants : estimation de paramètres, classification et reconnaissance et finalement la séparation de signaux numériques.

4.1 Estimation de paramètres

L'ultime but de COMINT est la récupération du message envoyé dans un contexte de communication non-coopérante (i.e. "non data aided"). Dans ce contexte, l'extraction de toute information à partir du signal intercepté est importante. Le cardinal de l'ensemble d'informations existantes dans les modulations numériques modernes est impressionnant. L'estimation précise de certains paramètres de modulation devient cruciale pour les différentes étapes de la chaîne de traitement. C'est ainsi qu'on trouve que l'estimation avec une extrême précision de la fréquence porteuse est nécessaire pour ramener le signal en bande de base et stabiliser les constellations de modulation pour assurer une bonne classification et reconnaissance dans la suite. Une fois le signal ramené en bande de base, il est nécessaire alors de bien estimer la durée symbole pour assurer une bonne estimation des autres paramètres.

Vue l'importance de la fréquence porteuse et de la durée symbole, nous avons intentionnellement limité nos contributions à l'estimation précise de ces deux paramètres. Tout d'abord, nous avons effectué une étude bibliographique et comparative sur l'en-

semble des méthodes classiques d'estimation de ces paramètres [100, 175]. Cette étude a fait l'objet d'une communication apparue à SPPRA'2002.

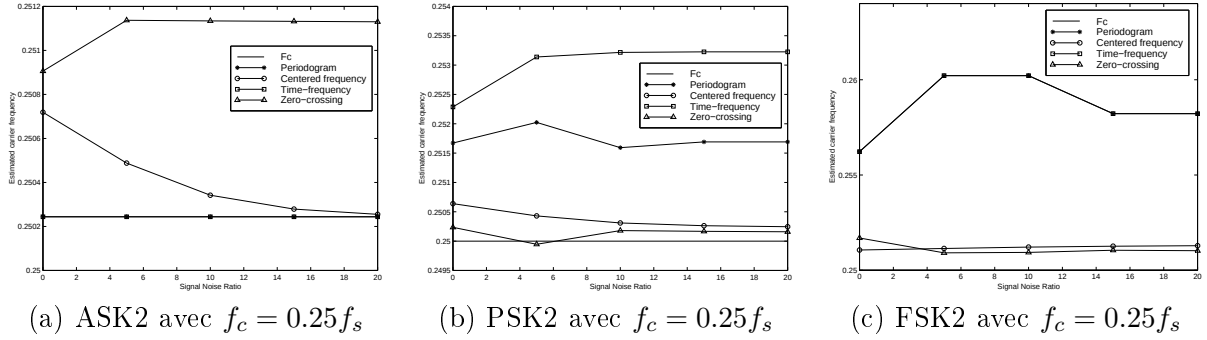


FIG. 5.2 – Quatre méthodes classiques d'estimation de la fréquence porteuse (tiré d'une communication à SPPRA 2002.)

En se basant sur une représentation temps-fréquence, nous avons proposé des estimateurs² de la durée symbole pour les différents types de modulation (ASK, PSK, QAM et FSK).

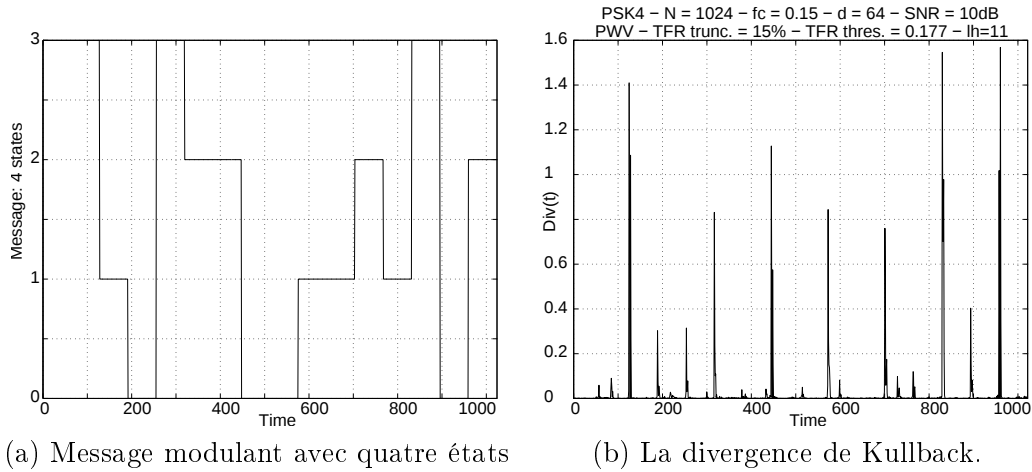


FIG. 5.3 – Estimation de la durée symbole avec la divergence de Kullback appliquée sur la RTF d'une modulation PSK4 et un SNR=10dB. (tiré d'une communication à Baiona'2003)

Dans un récepteur optimal, l'estimation de la fréquence porteuse est la première étape dans les procédures de démodulation, de classification et de reconnaissance. Dans

²Ces estimateurs sont basés sur plusieurs critères comme la dérivée de la RTF, le produit vectoriel de deux tranches de la RTF, l'entropie de Shannon normalisée, la divergence de Kullback et la variation de la fréquence centrale.

le cadre de la thèse de Pedzisz, nous avons proposé une approche à deux étapes pour une estimation précise de la fréquence porteuse :

- Une estimation préliminaire est faite à partir de la densité spectrale de puissance estimée par la méthode de Welch [191].
- Cette estimation est ensuite raffinée en minimisant au voisinage de la fréquence préliminaire une fonction objectif basée sur la densité de probabilité et l'entropie de Reny de la phase instantanée du signal reçu.

Cette approche a fait l'objet d'une communication présentée à la conférence internationale SOFTCOM'2004, voir fig. 5.4.

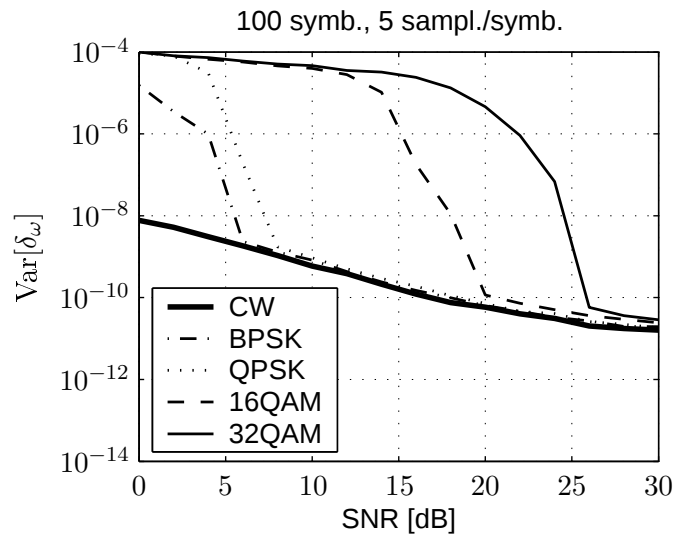


FIG. 5.4 – Estimation de la fréquence porteuse : δ_w représente l'erreur d'estimation normalisée (tiré d'une communication à SOFTCOM'2004)

Vu la complexité des systèmes de communication actuels, l'interception d'un signal isolé et bien identifié devient peu probable. Dans ce contexte, nous nous sommes penchés sur une extension de la méthode précédente pour l'estimation de deux fréquences à partir d'une seule observation (i.e. le signal reçu est un mélange de deux signaux émis et inconnus). Cet algorithme maximise deux fonctions objectifs basées sur les statistiques du 2^e et du 4^e ordre. Cette méthode a été limitée au cas de signaux BPSK. Il faut mentionner, ici, deux points importants :

- On n'a pas trouvé dans la littérature une méthode équivalente. Cette méthode a donc le mérite d'être considérée comme une étude de faisabilité d'un tel système

de synchronisation.

- Le choix des signaux BPSK n'est pas trop restrictif puisque ces signaux sont largement utilisés. On peut ajouter aussi que ce type de scénario (la synchronisation, ou ultérieurement la séparation, de deux porteuses ou deux signaux BPSK émis) peut s'inscrire dans le cadre de l'interception des signaux émis par des systèmes modernes et complexes comme un satellite communicant en mode "double-talk".

Comme la littérature est pauvre dans ce domaine, les performances de la méthode proposée ont été comparées à celles d'une méthode classique, MUSIC, mais non-adaptée à ce nouveau scénario. Notre méthode et une étude expérimentale ont fait l'objet d'une étude présentée à EUSIPCO 2005. La figure 5.5 présente une comparaison entre les performances de la méthode proposée et la méthode classique MUSIC. Les performances sont illustrées par les variances de deux estimateurs en fonction de DfT_0 (i.e. le produit entre la différence de fréquence entre les deux porteuses et le temps d'observation).

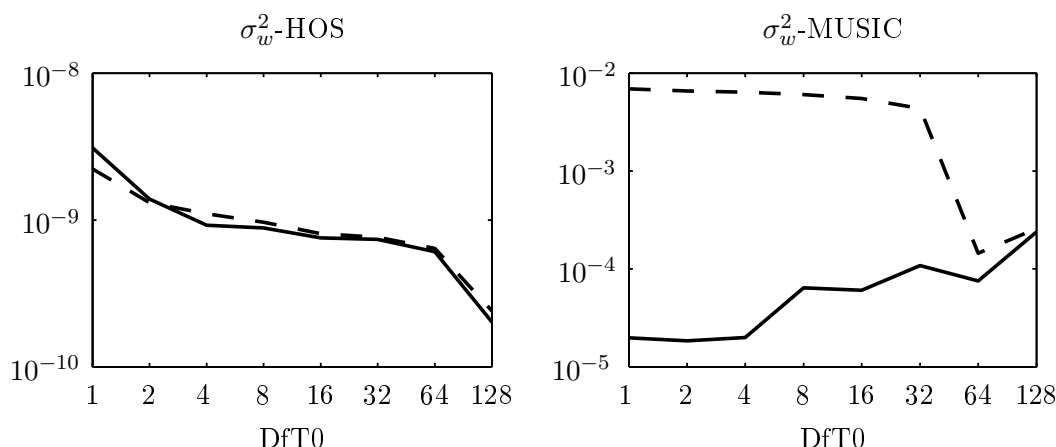


FIG. 5.5 – Une comparaison entre les performances de la méthode proposée et la méthode classique MUSIC. (tiré d'une communication à EUSIPCO'2005)

4.2 Classification et reconnaissance de modulation

Si l'estimation des paramètres est une étape nécessaire pour les systèmes d'interception, la classification et la reconnaissance de modulation sont deux étapes primordiales dans tout système COMINT. Puisque certains algorithmes font à la fois la classification et la reconnaissance, certains auteurs font l'amalgame entre ces deux termes. Dans la suite, nous considérons la classification comme étant l'opération qui nous permet d'affecter un signal à une famille de modulation (PSK, QAM, FSK, OFDM, TCM) et par la reconnaissance nous désignons l'étiquetage à l'intérieur d'une famille (8PSK, 4PSK).

Pour classifier ou reconnaître les modulations classiques, les chercheurs ont développé plusieurs algorithmes dont le point commun est l'exploitation des caractéristiques discriminantes (features ou patterns en anglais) basées sur les statistiques du signal reçu, voir [10, 101, 138, 156, 149, 194] et les autres références citées dedans.

Dans ce contexte et en développant une nouvelle caractéristique discriminante³, voir Fig. 5.6, nous avons tout d'abord proposé une modification d'un algorithme classique bien connu, i.e. le DMRA (Digital Modulation Recognition Algorithm) proposé par Azzouz et Nandi [10]. Cette méthode a fait l'objet d'une partie d'étude présentée à SP-PRA2002. La sensibilité d'un tel algorithme au bruit (via le SNR), à la durée symbole et le temps d'observation parmi d'autres contraintes liées au contrat industriel ont été nos motifs pour explorer d'autres approches basées sur les représentations RTF.

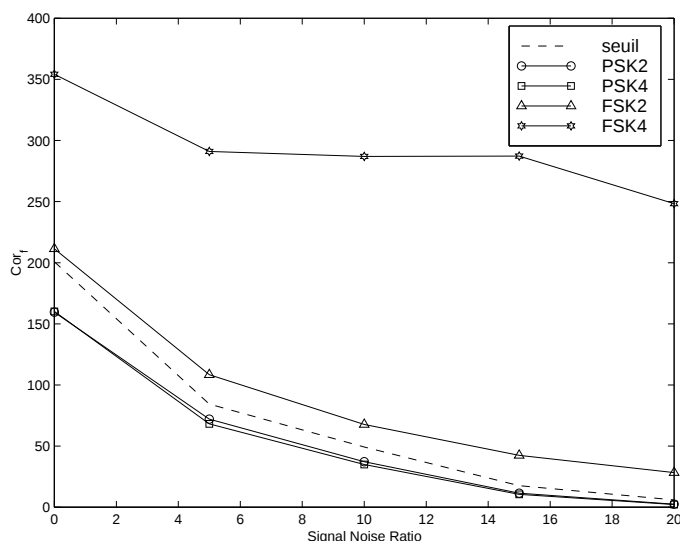


FIG. 5.6 – L'utilisation de la corrélation modifiée Cor_f pour discriminer les signaux MPSK de MFSK. (tiré d'une communication à SPPRA'2002)

Les représentations multidimensionnelles de type RTF ou ondelettes ont été récemment utilisées pour faire la classification de modulation [96, 122]. Pour diverses raisons citées plus haut, nous nous sommes penchés sur l'extraction des caractéristiques discriminantes à partir de la densité spectrale de puissance (DSP) et d'une représentation RTF adéquate⁴ du signal observé. Dans notre étude et pour un canal de transmission

³Cette caractéristique discriminante est basée sur une modification de la fonction de corrélation appliquée dans le domaine fréquentiel.

⁴Le choix d'une représentation temps-fréquence (RTF) et de ses paramètres est validé par une étude expérimentale préliminaire.

gaussien, un arbre de décision a été proposé pour classifier les signaux classiques (MPSK, MFSK, MQAM) et un algorithme de reconnaissance des signaux MFSK a été lui aussi proposé. Le dernier algorithme calcule le nombre d'états d'une FSK comme étant le nombre des maxima dominants dans l'énergie moyenne estimée à partir de DSP via des fenêtres de durée d'observation croissante, voir Fig. 5.7. Cette étude a été présentée à "Baiona Workshop on signal processing in communications" en 2003.

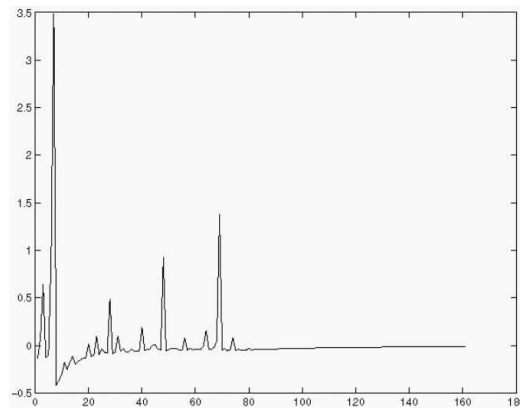


FIG. 5.7 – Reconnaissance d'une FSK4 en utilisant un critère statistique appliqué sur la RTF du signal reçu. (résultats présentés à Baiona'2003)

Généralement, les approches basées sur les RTF souffrent principalement de deux inconvénients majeurs : leur exigence de calcul (temps de calcul, mémoire nécessaire) et leur grande sensibilité aux paramètres des modulations (i.e. durée symbole, synchronisation, modèle du canal de transmission, *etc*). Le dernier inconvénient nous a obligés à reconsidérer les approches statistiques.

Suite aux problèmes mentionnés et rencontrés dans les méthodes de classification ou de reconnaissance en RTF, nous avons uniquement considéré, dans le cadre de la thèse de Pedzisz, le développement des méthodes statistiques. Dans une conférence internationale ICA'2004, nous avons proposé un algorithme de classification capable de fonctionner même avec un SNR de l'ordre de 5 dB. L'idée principale de cet algorithme consiste à classifier les signaux dans un plan obtenu à la suite d'une compression par un algorithme PCA (Principal Analysis Component) de huit caractéristiques discriminantes basées sur les statistiques d'ordre supérieur des amplitudes et des phases instantanées, voir Fig. 5.8.

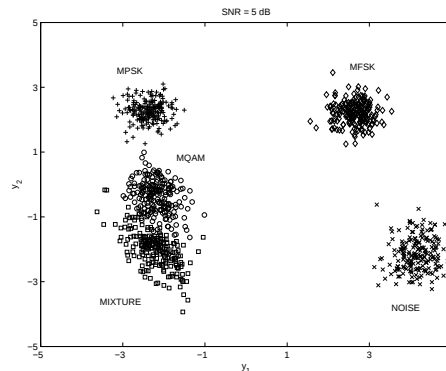


FIG. 5.8 – Classification des signaux en utilisant un critère statistique. (tiré d’une communication apparue à ICA2004)

En utilisant une méthode similaire, nous avons proposé dans la revue Digital Signal Processing, un algorithme de reconnaissance de signaux BPSK. Dans cette dernière approche, le plan de décision est obtenu par une projection (en utilisant un algorithme PCA) de trois caractéristiques discriminantes basées uniquement sur le développement en série de Fourier de kurtosis de la phase instantanée.

Il faut signaler ici, que toutes les méthodes citées ou mentionnées dans cette section sont uniquement applicables à un signal mono-composante dont le canal de transmission peut être un canal mono-trajet de type gaussien (en admettant l’existence d’un bruit additif blanc et gaussien, AWGN) ou multi-trajets (comme dans un canal de transmission de type CCIR, COST, *etc*). La généralisation de ces méthodes à un système de réception MIMO donnera une grande envergure à l’application de ce système dans un système COMINT de demain.

4.3 Séparation de signaux de communication numérique

Le nombre croissant des utilisateurs et des applications utilisant les systèmes de communication est un excellent motif pour l’évolution des systèmes de télécommunication. Ces derniers ont été obligés de migrer d’une stratégie de type TDMA (Time Division Multiple Access, i.e. Multiplexage Temporel) vers un autre de type FDMA (Frequency Division Multiple Access, i.e. Multiplexage Fréquentiel) et plus récemment vers le CDMA (CODE Division Multiple Access, i.e. Accès Multiple par Code). D’autres techniques de communication ont commencé à faire surface et à s’imposer dans différentes normes, notamment les techniques MIMO (Multi-input Multi-output dans le sens d’un codage d’Alamouti ou plus généralement d’un Codage Spatio-Temporel Orthogonal). Pour les prochaines générations des systèmes radio, certains prévoient l’utilisation de SDMA (Spatial Division Multiple Access, i.e. Multiplexage Spatial) où l’on ajoute une dimension spatiale en utilisant l’indépendance statistique des signaux. Toutes ces

stratégies doivent être aussi bien considérées dans les systèmes d'interception qui doivent être capables de classer et de reconnaître les modulations à partir des signaux observés qui seront a priori des signaux mélangés. D'où la nécessité de développer des algorithmes aveugles de traitement pour la séparation des signaux, ou l'identification du canal.

Pour une configuration opérationnelle et optimale d'un système d'interception, nous nous sommes penchés sur l'identification aveugle du canal de transmission (multi-trajets ou avec mémoire) sous-déterminé (avec plus de sources que de capteurs) et la séparation aveugle des signaux de communication numérique issus d'un tel canal. Notre objectif premier est d'isoler les différentes composantes afin de les dénombrer et de parvenir à leur identification ou à l'extraction des informations.

Il faut signaler ici que la séparation d'un mélange sous-déterminé est un thème de recherche très récent qui prend de plus en plus d'ampleur [25, 65, 135, 136, 148, 162, 183]. La plupart des derniers algorithmes nous permettent de réaliser une identification aveugle ou une séparation à condition de vérifier des hypothèses supplémentaires sur les signaux (à titre d'exemple l'aspect parcimonieux, ou *sparse* en anglais, de signaux) ou sur les canaux. Concernant la séparation des signaux de communication numérique issus d'un canal sous-déterminé, Comon *et al.* ont proposé un algorithme original dont l'idée principale est de rendre le mélange déterminé en construisant d'une façon synthétique des observations supplémentaires [54, 56, 134]. Toutes les méthodes mentionnées jusqu'ici nécessitent plus d'un capteur. Cette dernière hypothèse devient très exigeante pour certaines applications de COMINT où l'on est obligé à traiter les signaux issus d'un canal mono-capteur et sous-déterminé de type MISO (Multiple Input Single Output).

A notre connaissance, peu de méthodes ont été proposées pour traiter un canal MISO. Pour traiter des signaux acoustiques ou des instruments de musique, des algorithmes ont été considérés dans [97, 107, 106].

En utilisant une représentation RTF et en supposant une certaine continuité dans les signatures Temps-Fréquence (TF) des signaux, nous avons proposé une communication apparue à ASM'2003.

Diamantaras *et al.* dans [67, 66] ont proposé une approche théorique intéressante pour la séparation de signaux binaires antipodaux (BPSK réels) à partir d'un mélange instantané avec un bruit additif gaussien. Leur approche consiste tout d'abord à estimer les paramètres du mélange en identifiant les maxima dans la densité de probabilité du signal observé. Les sources sont ensuite séparées en minimisant un critère d'erreur quadratique. Il faut signaler la sensibilité⁵ d'une telle méthode vis à vis du rapport signal à bruit.

⁵L'identification des maxima suppose que la densité de probabilité soit la somme de plusieurs densités de probabilité gaussiennes séparables, i.e. le SNR est trop faible. Dans leurs articles, les auteurs ont montré des résultats avec un SNR de l'ordre de 25dB.

Pour séparer, identifier ou reconnaître les signaux de communication numérique issus d'un canal MISO convolutif, notre étude a été divisée volontairement en deux parties :

- Dans un premier temps, nous avons considéré une étude de faisabilité dans laquelle on suppose que le signal reçu est issu d'une antenne mono-capteur (i.e. un système SIMO, Single Input Multiple Output) et d'un canal sans mémoire autrement dit un mélange instantané. Le but principal de cette étude consiste à développer une méthode de séparation "simple" mais robuste et capable de fonctionner avec un SNR faible.
- Dans un deuxième temps, un modèle plus réaliste doit être étudié. Dans ce modèle, nous visons le cas d'un canal mono-capteur et multi-trajets avec mémoire (i.e. un mélange MISO convolutif).

Nous avons déjà mentionné l'intérêt de séparer un mélange de deux signaux BPSK pour certaines applications de COMINT. C'est cette application qui a été considérée comme un des objectifs principaux de la thèse de Pedzisz. Dans ce contexte, nous avons abordé les deux axes de recherche mentionnés ci-dessus de la façon suivante :

1. Mélange instantané : ce type de mélange correspond à un canal mono-trajet sans mémoire et qui est souvent considéré par la communauté scientifique sous le nom d'un canal gaussien. Dans une conférence internationale et spécialisée en séparation aveugle de sources, ICA'2006, nous avons proposé un algorithme de séparation constitué de deux étapes. L'estimation des paramètres du mélange est faite en utilisant les statistiques de signaux. La séparation est faite en introduisant un signal auxiliaire obtenu par une rotation fréquentielle appliquée au signal original et suivi par une minimisation d'erreur quadratique. Les résultats expérimentaux ont corroboré l'efficacité de la nouvelle méthode même avec un SNR de l'ordre de 5 dB.
2. Mélange convolutif : en considérant un canal MISO convolutif traversé par deux signaux BPSK statistiquement indépendants, nous avons proposé une structure de récepteur optimal pour récupérer les séquences binaires émises, i.e. les symboles envoyés. Notre récepteur contient d'une façon similaire aux autres récepteurs des blocs de PSF (Pulse Shaping Filter) et des seuils. Pour la récupération des séquences binaires, nous avons utilisé trois fonctions de coût Q_i , voir Fig. 5.9 :
 - (a) Q_1 est basée sur les statistiques d'ordre deux de la partie imaginaire des signaux auxiliaires obtenus par une rotation fréquentielle du signal observé. Cette fonction nous permet d'estimer les signaux modulés, $SEQS_i$.

5 Tomographie passive

La tomographie acoustique [185] est utilisée à des fins civiles ou militaires : hydrographie, cartographie, météorologie, informations utiles aux navigateurs, perfectionnement des concepts de sonars, *etc.* La majorité des systèmes utilisés dans la tomographie acoustique sont des systèmes actifs. La tomographie acoustique océanique passive [80, 81] est une nouvelle branche de la tomographie, où l'on utilise les sources acoustiques d'opportunité existants dans le milieu. La tomographie passive devient de plus en plus au centre d'intérêt de la communauté scientifique principalement pour les trois raisons suivantes :

- Un système passif est un système discret, l'importance d'une telle qualité est évidente pour toute application militaire dans le cadre d'une guerre électronique.
- Un système d'émission ne faisant pas partie d'un système passif est souvent un système sophistiqué, encombrant et cher. La marginalisation ou l'élimination d'un tel système sont des motifs logistiques et économiques. Cette dernière raison est un grand avantage en faveur du choix d'un système passif pour toute application militaire ou civile.
- Quoique, pour l'instant, l'écologie ne soit pas le souci principal dans ce domaine, on peut remarquer que les systèmes passifs sont des systèmes écologiques, puisqu'ils ne produisent aucune perturbation de l'écosystème du fond marin par une émission de signaux.

Bien sûr, il n'y a pas que des avantages à utiliser un système passif. Un inconvénient évident est la dépendance du système vis à vis des émetteurs existants naturellement dans le milieu et surtout la pénurie d'information sur ces derniers. Concernant le manque d'information a priori sur les émetteurs, on peut citer principalement le nombre, les positions et les types des émetteurs. En addition, la majorité des algorithmes de la tomographie suppose l'existence d'un émetteur unique avec un bon rapport signal à bruit. Ces dernières hypothèses ne sont plus vérifiées dans un contexte passif. Dans ce cas, plusieurs scénarii sont possibles :

1. Mono-Source Mono-Capteur : considérons le cas le plus simple où on admet l'existence d'une seule source dans le canal. Les méthodes classiques d'identification [187] sont les plus aptes, par rapport à leurs performances et par rapport à leurs temps de calcul, pour traiter ce cas.

2. Multi-Sources Mono-Capteur : admettons que pour une raison quelconque (simplicité, stratégie ou économie), l'observation est faite uniquement à l'aide d'un seul capteur. Pour une telle configuration, deux cas sont envisageables suivant les propriétés de la forme d'onde du signal :

- (a) Signaux avec différentes signatures de dimension 1 (droites ou courbes) dans le plan Temps-Fréquence ou Temps-Échelle. Dans ce cas, des algorithmes basés sur les diverses représentations Temps-Échelle ou méthodes Temps-Fréquence peuvent être considérés comme [24, 76, 141, 175] : la transformée de Fourier à court terme (STFT), le spectrogramme, la scalogramme, la distribution de Wigner-Ville, la distribution de pseudo Wigner-Ville, la distribution de Page, le spectrogramme avec Réallocation du Signal parmi d'autres représentations possibles.

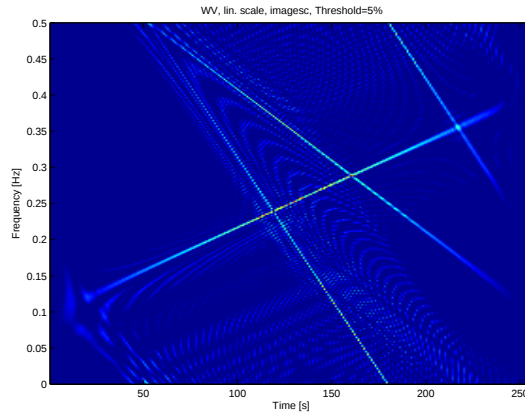


FIG. 5.10 – La représentation Wigner-Ville de certains signaux "chirp" (signaux FM)

- (b) Signaux avec les mêmes signatures ou sans signature géométrique exploitable (dimension > 1 , forme irrégulière, etc.) dans le plan temps-fréquence ou temps-échelle, voir fig. 5.11 : dans ce cas, on n'a pas de solutions classiques ou générales.
3. Multi-Sources Multi-Capteurs : ici on considère le cas général c.-à.-d. un canal avec plusieurs sources et plusieurs capteurs. Étant dépendant de la nature de sources en considération (gaussienne ou non), les algorithmes ICA peuvent être utilisés pour séparer les différentes sources.

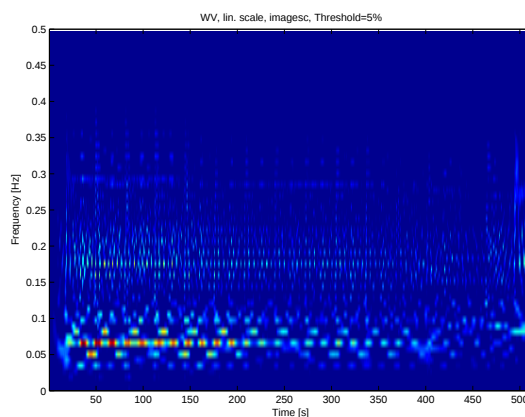


FIG. 5.11 – La représentation Wigner-Ville d'un signal d'observation issu d'un mélange de certains signaux réels

On peut constater ainsi l'importance des méthodes de traitement aveugles surtout la séparation de sources pour renforcer les algorithmes existants en tomographie. Il faut noter ici que d'une part dans les applications de l'Acoustique Sous-Marine (ASM), le canal de transmission peut être modélisé par un mélange convolutif. D'autre part, parmi les algorithmes de séparation des mélanges convolutifs, peu d'algorithmes sont consacrés au traitement des signaux non stationnaires (une caractéristique très importante de signaux acoustiques sous-marins naturels comme les vocalises de baleines et d'autres animaux marins, ou artificiels comme les bruits de bateaux, de sous-marins *etc.*). Aucun de ces derniers algorithmes est dédié au traitement de signaux acoustiques.

La stratégie choisie pour mener notre étude, consiste à développer ou à appliquer des algorithmes de séparation de sources (*Modèles Linéaires*, *i.e.* les mélanges instantanés ou convolutifs) en suivant trois phases :

1. L'application des algorithmes de séparation pour les mélanges instantanés : ici, le but principal ici est de mieux *caractériser les signaux acoustiques*.
2. L'application des algorithmes convolutifs : on a visé dans cette phase à étudier la *sensibilité des algorithmes selon les canaux et les signaux acoustiques*.
3. La phase finale consiste naturellement à adapter ou à développer certains algorithmes de séparation dédiés aux canaux et aux signaux acoustiques.

Le déroulement des trois phases nous a amenés à travailler sur différents axes. Les principales contributions de notre étude sont rapportées, brièvement, dans la suite.

5.1 Caractérisation statistique des signaux acoustiques

Dans notre étude, les sources sont uniquement des signaux acoustiques certes de différentes natures mais ils ont certaines propriétés en commun. Selon une étude expérimentale sur la "caractérisation et modélisation des sources naturelles" faite par H. Le Floch, un ingénieur chargé de recherche dans notre laboratoire, on souligne les propriétés suivantes :

- Les signaux acoustiques ne sont pas toujours gaussiens, ce qui explique les performances des algorithmes de séparation basés sur les statistiques d'ordre supérieur.
- Ces signaux sont similaires aux signaux de paroles dans le sens d'une non-stationnarité à long terme et une stationnarité à court terme.
- Ce sont souvent des signaux parcimonieux (Sparse signals).

Pour mieux caractériser les signaux et valider l'application des algorithmes ICA, plusieurs algorithmes [12, 37, 102, 145] de séparation de mélanges instantanés, qui sont basés sur divers critères, ont été implémentés et testés. L'étude expérimentale a montré que :

- Les méthodes de séparation de sources peuvent être utilisées en tomographie passive.
- Parmi les algorithmes aveugles de séparation, ceux qui exploitent les statistiques d'ordre supérieur à deux ont donné de bons résultats.
- Dans le contexte du projet MODE, d'autres algorithmes peuvent être considérés notamment ceux qui exploitent les caractéristiques des signaux (non-iid, non stationnaires, parcimonieux).
- Parmi les algorithmes testés, ceux qui ont été optimisés pour les signaux de télécommunication ne donnent pas satisfaction pour les signaux acoustiques.
- On a constaté que certains algorithmes doivent être adaptés aux signaux acoustiques.

Cette étude a fait l'objet d'une publication apparue dans la revue internationale WSEAS Trans. on Acoustics and Music (2004), voir Fig. 5.12.

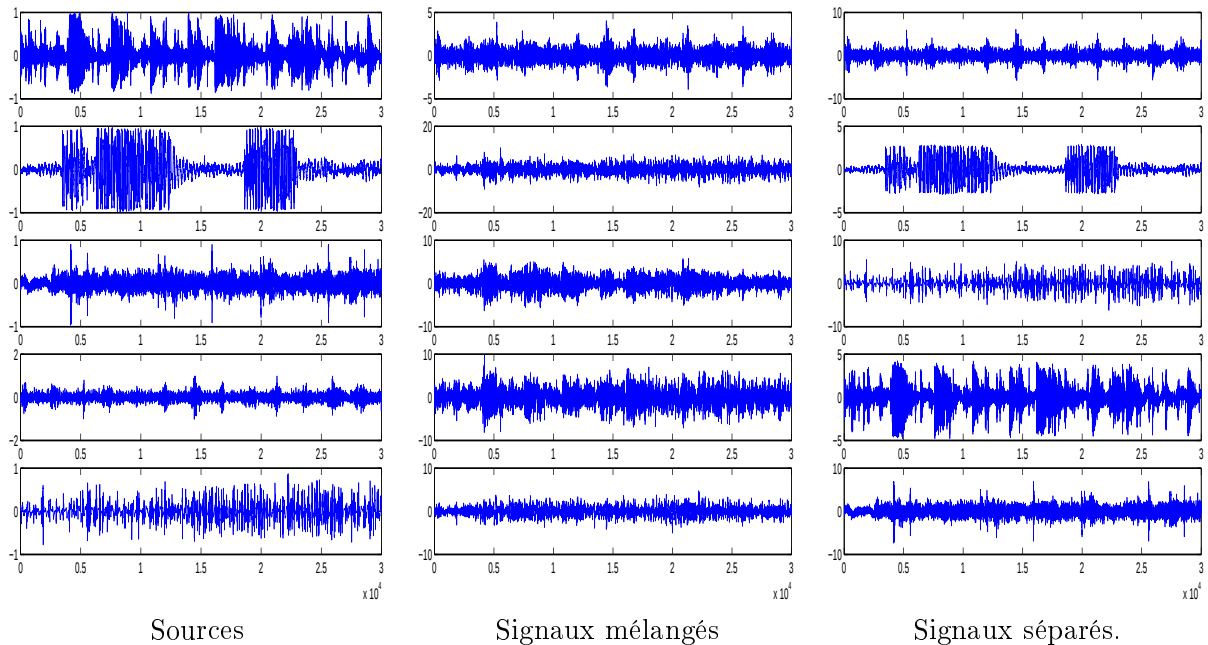


FIG. 5.12 – La séparation de signaux acoustiques issus d'un mélange instantané en utilisant un algorithme géométrique [12] (tiré de WSEAS Trans. on Acoustics and Music (2004))

5.2 Modélisation d'un canal acoustique

Pour simuler l'effet d'un canal acoustique réel, un simulateur de canal a été implémenté. Ce dernier est la généralisation d'un simulateur (Mono-source Mono-capteur) proposé par C. Gervaise *et al.* [84, 83]. Le modèle du canal choisi est calculé en utilisant la théorie des rayons. Il faut noter ici que la théorie des rayons est basée sur une approximation géométrique pour les signaux acoustiques de hautes fréquences [26]. Dans [73], Etter définit les hautes fréquences pour les ASM par l'équation suivante :

$$f > 10 \frac{c}{D}$$

où f est la fréquence de l'onde, c est la célérité moyenne ($c = 1500m/s$) et D la hauteur de la colonne d'eau. Dans la suite de notre étude, on considère que ce modèle est acceptable.

Le simulateur implémenté nous donne le choix entre deux types de mélanges : instantané ou convolutif. Pour un mélange convolutif, on doit préciser la hauteur de la colonne d'eau, le nombre et les positions (coordonnées cartésiennes) des sources et le nombre et les positions des capteurs, voir fig. 5.13.

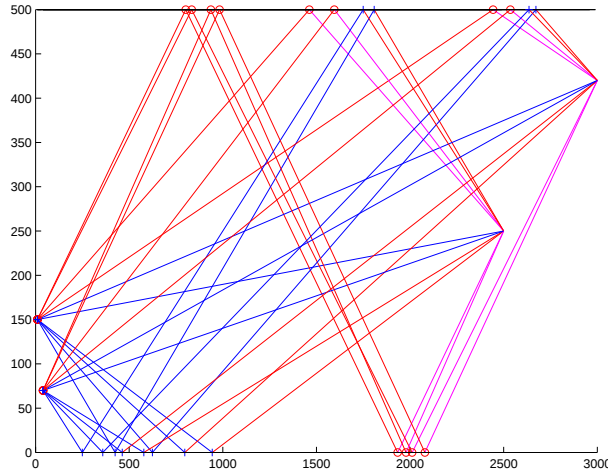


FIG. 5.13 – Un canal acoustique MIMO simple contient deux sources et deux capteurs avec une hauteur de 500 m pour la colonne d'eau (l'axe horizontal représente les distances, en m, entre les capteurs et les sources, l'axe verticale indique la profondeur du canal, en m)

Il faut bien noter ici qu'un canal acoustique peut être modélisé par un mélange convolutif dont le filtre du canal est une matrice $H(z) = (h_{ij}(z))$ des filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF). Trois points ont été considérés pour rendre notre modèle plus réaliste :

1. L'existence d'une grande différence entre les temps d'arrivée : pour montrer l'importance de ce problème, on va considérer l'exemple d'un canal acoustique (multi-entrées et multi-sorties) le plus simple possible, voir fig. 5.13.

La figure 5.14 nous montre les différents délais obtenus dans chacune des quatre réponses impulsionnelles du canal (un filtre entre chaque émetteur et chaque récepteur). Il est clair que le degré (exprimé en nombre d'échantillons) de la réponse impulsionnelle totale $H(z)$ du canal est très élevé 4500 (dans certaines simulations, on a obtenu un degré de l'ordre de 12000 et même de 22000) et que la différence entre les degrés des différents filtres est assez importante 1000 (dans certaines simulations, on a obtenu une différence plus grande que 14000). Cela implique que le filtre inverse (ou le filtre de la séparation) doit avoir un degré de l'ordre de 10000 à 25000 ce qui est considérable et posera problèmes dans les simulations (à savoir en terme de qualité de la séparation, de temps de calcul, de stabilité des algorithmes, *etc.*).

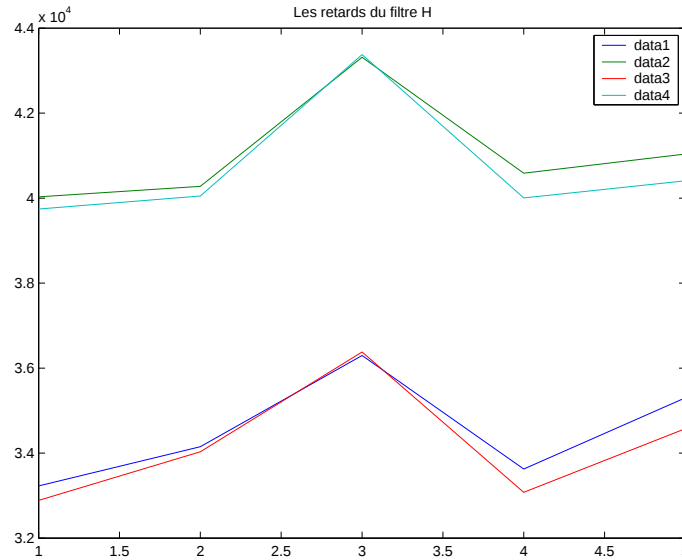


FIG. 5.14 – Les différents délais de la réponse impulsionnelle du canal. (Abscisse : indices. Ordonnée : retards en échantillons)

En utilisant l'indétermination sur le facteur multiplicatif scalaire de la séparation de sources, on peut simplifier la réponse impulsionnelle totale du canal $H(z)$ en introduisant la notion d'une réponse impulsionnelle relative $H_r(z)$. Pour l'évaluation de $H_r(z)$, on ne considère plus les sources d'origine mais une version filtrée par le filtre correspondant au chemin direct entre une source et le récepteur le plus proche de cette source. On peut ainsi remarquer que le degré du filtre total diminue. Par contre la différence entre les différents degrés sera toujours la même.

2. Les amplitudes des coefficients : pour tenir compte d'un canal réel, on a adopté le modèle de propagation acoustique donné en [179]. Selon ce modèle, l'amplitude d'un signal acoustique, reçu par un capteur qui se trouve à une distance r de la source, doit être multipliée par le facteur correctif p qui dépend de la température de l'eau de mer, de la salinité et de la pression.
3. Pour rendre le modèle encore plus réaliste, on a ajouté un modèle qui tient compte de l'impédance acoustique du fond [83, 189]. Ce modèle caractérise les pertes d'énergie dues aux réflexions au fond.

5.3 Estimation du nombre de sources

L'estimation du nombre de sources rayonnantes dans un canal acoustique n'est pas un problème trivial : il est utile pour les différentes parties du projet MODE et est nécessaire pour l'application de certains algorithmes ICA. Nous présentons ici les travaux que nous avons développés ou testés pour l'estimation de celui-ci.

On peut estimer le nombre de sources dans un mélange instantané en utilisant le rang de la matrice de covariance Σ_Y des signaux observés. Pour un canal sur-déterminé (*i.e.* le nombre de sources est strictement inférieur au nombre de capteurs), le rang de la matrice de covariance Σ_Y est égal au nombre de sources si la matrice $H(z)$ est de rang plein. Dans ce cas, la détermination du rang de Σ_Y nous permet d'estimer le nombre de sources à condition d'avoir un bon SNR.

La généralisation de la méthode précédente pour estimer le nombre de sources dans un mélange convolutif, voir [2], est immédiate en utilisant un modèle basé sur la matrice de Sylvester $T_N(H)$ correspondant à $H(z)$.

Pour finir ce paragraphe, on a programmé l'algorithme proposé par Chen *et al.* dans [43] pour estimer le nombre d'émetteurs dans un réseau de télécommunication à l'aide de deux ensembles d'antennes $X(n)$ et $Y(n)$. L'idée principale consiste à estimer la matrice d'auto-corrélation Σ_Z d'un vecteur formé par la concaténation des deux vecteurs d'observation $X(n)$ et $Y(n)$. À partir de cette dernière matrice, on peut former une matrice dite "matrice des coefficients de corrélation" Σ qui est une sorte de matrice de covariance de deux vecteurs normalisée par leurs matrices de variances. En utilisant un test de χ^2 , les auteurs ont proposé un estimateur du nombre des sources basé sur les valeurs singulières ρ_i de la matrice Σ .

Nos simulations ont montré certaines limites aux algorithmes considérés qui nécessitent des études approfondies sur le choix des critères et l'optimisation des différents paramètres.

5.4 Étude approfondie sur les indices de performances

Généralement, la classification des algorithmes de séparation aveugle de sources en fonction de la "qualité" de séparation est une tâche délicate et importante qui devient très difficile pour toute application ASM. Comme les signaux utilisés en ASM sont de signaux non stationnaires gaussiens (ou proche des gaussiens) et surtout non intelligibles, la définition de la qualité de séparation pour les mélanges réels devient un défi exaltant.

Pour mieux comparer les résultats des algorithmes et quantifier ainsi leurs performances, nous sommes inévitablement amenés à étudier les indices de performances. La difficulté de trouver un bon indice de performance dépend surtout des raisons suivantes :

- Les sources sont estimées à une permutation près.
- Les sources sont estimées à un filtre près.
- L'indice doit être basé sur l'indépendance des sources.
- Toutes les statistiques d'ordre deux sont insuffisantes pour vérifier l'état de la séparation. Par conséquent, tous les critères classiques (corrélations, filtrage optimal, *etc*) ne peuvent pas être utilisés.

Dans la littérature, plusieurs indices de performances ont été proposés et étudiés. La majorité de ces indices sont seulement applicables dans le cas de mélanges instantanés et quand on connaît le canal ou les sources. Concernant cet axe de recherche, nous avons proposé une étude en 2002 à la conférence internationale en Modélisation, Identification et Contrôle, MIC'2002.

Dans le cadre du projet MODE, d'autres indices de performances ont été implémentés, proposés et testés sur des mélanges convolutifs de signaux acoustiques traversant un canal acoustique. Parmi les différents indices de performances considérés, on trouve principalement les indices suivants :

1. *Diaphonie Résiduelle Modifiée* : nous avons proposé une modification de la diaphonie résiduelle, pour mesurer les performances de la séparation dans un mélange convolutif, où on sait qu'après une séparation non complétée (souvent le cas pour les signaux réels), une source estimée sera liée à la source originale par la relation suivante :

$$\hat{s}_1(n) = h_1(z) * s_1(n) + h_2(z) * s_2(n) \quad (5.1)$$

Ici, $s_2(n)$ peut représenter la 2^e source ou bien un mélange de sources qui sont différentes de la première source $s_1(n)$. Les $h_i(z)$ représentent les filtres résiduels après la séparation. En supposant la connaissance des sources dans nos simulations (ce ne sera pas le cas dans le monde réel), nous avons défini ainsi la Diaphonie Résiduelle Modifiée par la relation suivante :

$$D_r(\hat{s}_1, s_1) = 10 \log_{10} \left(\frac{E\{(\hat{s}_1 - s_1)^2\}}{E\{s_1^2\}} \right) \quad (5.2)$$

L'estimation de $h_1(z)$ et de la sortie de l'algorithme $\hat{s}_1$ est faite par une minimisation de l'erreur moyenne quadratique (*i.e.* la technique LMS, Least Mean Square).

2. *Information Mutuelle* : plusieurs algorithmes ICA sont basés sur la maximisation de l'Entropie ou la minimisation de l'information mutuelle, voir [17, 193]. Selon [184], l'information mutuelle est le meilleur indice pour mesurer l'indépendance. Le principal problème de l'utilisation de l'information mutuelle peut être résumé par l'estimation de l'information mutuelle elle-même. En effet, cette estimation nécessite une connaissance a priori de la densité de probabilité conjointe des sources. Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature pour estimer la densité de probabilité d'un signal aléatoire à partir de l'observation, voir [181]. Dans nos simulations, nous avons considéré un estimateur proposé par Pham [166] et basé sur les fonctions splines.
3. *Dépendance Quadratique* : il faut noter que l'information mutuelle n'est pas le seul moyen pour mesurer l'indépendance. D'autres mesures d'indépendance peuvent être utilisées, comme par exemple la mesure de dépendance quadratique décrite et estimée en [3]. Cette mesure a été initialement définie par [114] comme étant une comparaison entre la première fonction caractéristique conjointe d'un vecteur X et le produit des premières fonctions caractéristiques marginales de ses composantes.
4. *Décorrélacion non linéaire (Kernel ICA)* : sachant que l'indépendance de deux signaux aléatoires X et Y implique l'indépendance de $f(X)$ et $g(Y)$ quelle que soient les deux fonctions (f et g sont des applications de $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$). Les auteurs de [13, 14] proposent un algorithme de séparation (et en même temps une mesure d'indépendance) qui minimise une fonction de coût appelée *F-corrélacion* $\rho_{\mathcal{F}}$ et définie de la façon suivante :

$$\rho_{\mathcal{F}} = \max_{f,g \in \mathcal{F}} \text{Corr}(f(X), g(Y)) = \max_{f,g \in \mathcal{F}} \frac{\text{Cov}(f(X), g(Y))}{\sqrt{\text{Var}(f(X)) \text{Var}(g(Y))}} \quad (5.3)$$

Ici $\text{Corr}(X, Y)$, $\text{Cov}(X, Y)$ et $\text{Var}(X)$ représentent respectivement la corrélation, la covariance et la variance de X et Y . Il faut noter que $\mathcal{F}$ est un espace vectoriel des fonctions de (R) dans (R) . Pour mieux choisir les fonctions non-linéaires, les auteurs de [13] proposent un choix basé sur le noyau de Mercer $K(X, Y)$ vérifiant certaines propriétés comme l'invariance par une translation, la convergence en $L^2(\mathbb{R}^m)$ et l'isotropie.

5. *Décorrélacion non linéaire* : nous avons développé une autre fonction de mesure d'indépendance basée sur le même principe de l'approche proposée par [13, 14] en simplifiant le calcul de la fonction de contraste. Notre matrice de covariance non-linéaire $\Upsilon = (\rho_{ij})$ peut être appliquée sur les composantes d'un vecteur aléatoire $X = (x_i)$ de la façon suivante :

$$\rho_{ij} = \frac{E(\langle f(x_i) \rangle_c \langle g(x_j) \rangle_c)}{\sqrt{E(\langle f(x_i) \rangle_c^2) E(\langle g(x_j) \rangle_c^2)}} \quad (5.4)$$

où $f(x)$ et $g(x)$ sont deux fonctions non-linéaires à définir, et $\langle x \rangle_c = x - E\{x\}$. Il est clair d'après la dernière équation (5.4) et les propriétés de l'indépendance stochastique que la matrice de covariance non-linéaire d'un vecteur aléatoire, dont les composantes sont indépendantes dans leur ensemble, devient une matrice diagonale. Par contre, l'inverse n'est pas nécessairement vrai. Nous avons défini un indice numérique basé sur la matrice de covariance de la façon suivante :

$$c = 20 \log \left(\frac{\|\text{Off}(\Upsilon)\|^2}{\|\text{diag}(\Upsilon)\|^2} \right) \quad (5.5)$$

où $\text{diag}(M)$ est une matrice diagonale qui contient la diagonale principale de la matrice M et $\text{Off}(M) = M - \text{diag}(M)$ est la quantité "Off" d'une matrice.

6. *Caractérisation de l'indépendance à l'aide de la première fonction caractéristique* : pour des variables aléatoires indépendantes, la première fonction caractéristique conjointe est égale au produit des premières fonctions caractéristiques marginales. C'est ainsi que Feuerverger et Mureika en [75] ont proposé et étudié les caractéristiques d'un estimateur de la première fonction caractéristique. Quelques années plus tard, Feuerverger dans [74] a proposé la première fonction de mesure de dépendance. D'autre part Murata [155] a développé une méthode similaire mais simplifiée et basée sur l'estimateur empirique de la première fonction caractéristique.
7. *Cumulants Croisés* : il est connu que l'indépendance statistique entre deux signaux aléatoires implique l'annulation de leurs cumulants croisés. En se basant sur cette propriété, nous avons défini la matrice $\Gamma = (\gamma_{ij})$ suivante :

$$\gamma_{ij} = \frac{\overline{\text{Cum}_{(1,3)}(X_i, X_j)^2} + \overline{\text{Cum}_{(3,1)}(X_i, X_j)^2}}{\text{Var}(X_i)\text{Var}(X_j)} \quad (5.6)$$

où $\text{Var}(X_i)$ est la variance d'une composante X_i d'un vecteur aléatoire X . L'indice de performance appliqué sur les composantes du vecteur aléatoire X est donné par l'équation suivante :

$$\text{PerfCG}(X) = \text{Off}(\Gamma) \quad (5.7)$$

où Off est l'opérateur mathématique 'off', $\text{Off}(\Gamma) = \sum_{i \neq j} \gamma_{ij}^2$.

Finalement, une étude comparative sur les indices de performance, les avantages et les inconvénients de ces derniers ont été l'objet d'une publication récente à EUSIPCO'2006.

5.5 Architecture générale : pré- et post-traitement des signaux

Nos simulations ont montré l'incapacité des algorithmes actuels d'ICA, dans leurs versions brutes, vis à vis des signaux et des canaux acoustiques. En effet même avec une optimisation d'un jeu de paramètres, les algorithmes d'ICA implémentés et testés n'ont pas donné totale satisfaction dans le cadre du projet MODE. Par contre, nous avons constaté que parmi ces algorithmes, seuls les algorithmes qui exploitent la non-stationnarité des signaux acoustiques dans le domaine temporel ou fréquentiel, ont donné des résultats très moyens. Pour améliorer les performances de ces algorithmes, nous avons mis en place une structure de pré- et post- traitement des signaux, voir fig 5.15. Trois modules différents de pré- et post- traitement ont été considérés :

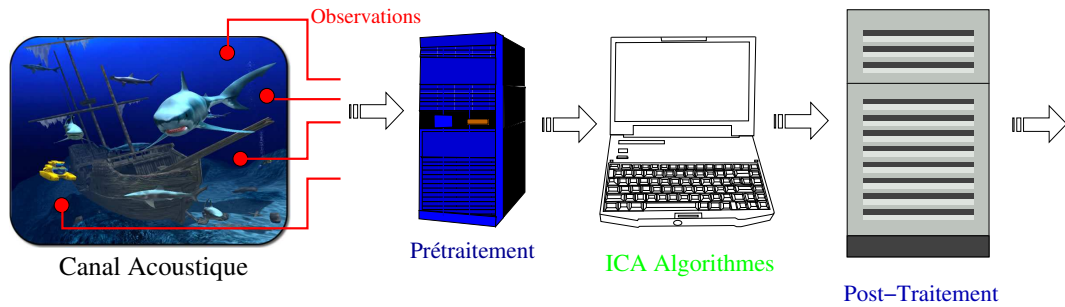


FIG. 5.15 – Schéma synoptique du modèle de séparation du signal avec un pré- et un post-traitement.

1. *Filtre Passe Bas* : vu que nos signaux sont des signaux réels enregistrés dans des canaux réels, il est évident que ces signaux sont contaminés par du bruit dont la puissance ou l'impact sur les algorithmes de séparation varient avec les signaux, le temps ou la fréquence. Ce bruit peut être modélisé par un bruit additif gaussien centré avec différentes variances qui dépendent des signaux enregistrés. Dans ce cas, il devient naturel de filtrer les signaux observés par un filtre de type passe bas dont la bande passante est relativement large pour ne pas affecter les signaux acoustiques.
2. *Banc de filtres* : les algorithmes de séparation qui exploitent la non-stationnarité des sources dans le domaine fréquentiel utilisent une procédure de quantification du domaine fréquentiel. Cette procédure consiste à estimer la réponse impulsionnelle du canal sur certains points de pulsation uniformément répartis dans la bande fréquentielle de signaux. Pour améliorer les performances d'un tel algorithme, nous avons proposé un module de pré- et post-traitement fondé sur un banc de filtres. L'application d'un tel module sur les signaux acoustiques réels nous a permis d'augmenter la résolution fréquentielle de l'algorithme et d'améliorer nettement ses performances.

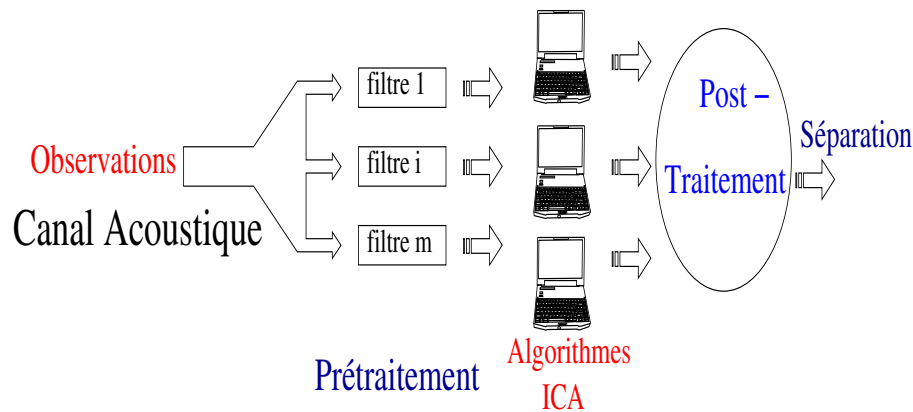


FIG. 5.16 – Schéma synoptique du module de pré- et post-traitement par un banc de filtres.

Le regroupement des différentes parties d'un même signal qui sont séparées dans les différentes bandes fréquentielles, voir Fig. 5.16, est fait sur un critère statistique de ressemblance.

3. *Transformation en DCT (Discrete Cosine Transform)* : Cette transformation nous permet évidemment de compresser les signaux, mais le plus important est le fait qu'elle rend les signaux plus parcimonieux. Cette dernière propriété est exploitée par certains algorithmes de séparation. L'utilisation d'une telle transformation en mélanges convolutifs nous permet de réduire le bruit et d'améliorer ainsi le rapport signal à bruit.

5.6 Implémentation et test de plusieurs algorithmes ICA

Souvent les points communs entre une approche universitaire souhaitée par les chercheurs et l'application industrielle visée par l'entrepreneur peuvent se résumer par une simple application des modalités du contrat et de la satisfaction plus ou moins du cahier des charges. Pour gérer le poste 6.1, sur la séparation de sources du projet MODE, je me suis trouvé devant deux chemins :

- Concevoir et développer un algorithme adapté aux signaux et aux canaux acoustiques.
- Faire une étude exhaustive en implémentant ou en modifiant les algorithmes d'ICA susceptibles de fonctionner dans le cadre d'ASM.

Pour répondre aux exigences industrielles et aux diverses contraintes, j'étais amené à choisir la 2^e approche. Dans mes prochaines implications sur ce cadre de recherche, la première approche sera fortement privilégiée. Pour ne pas noyer le lecteur dans une foule de détails inutiles, nous abordons brièvement les différents algorithmes implémentés :

1. *Algorithmes de Nguyen* : les algorithmes proposés par Nguyen [159, 160, 157, 158] sont des algorithmes simples basés sur les statistiques d'ordre supérieur des signaux observés et ils ont été testés sur des signaux de paroles. Ces algorithmes sont parmi les premiers algorithmes de séparation de sources en mélange convolutif et c'est pour ces raisons que j'ai choisi d'implémenter tout d'abord ces algorithmes.
2. *Algorithmes d'estimation du temps de retard* : la séparation de sources est l'ultime étape pour inverser l'effet d'un canal de transmission. Une identification du filtre du canal nous permet ensuite de séparer les sources si la séparation est possible. En suivant le même raisonnement, on peut considérer qu'un algorithme d'estimation de temps de retard est une première étape dans le processus d'identification. Dans [72], Comon et Emile ont proposé un algorithme d'estimation du temps de retard pour séparer, localiser ou reconstruire des signaux sources par des méthodes aveugles en utilisant les signaux d'observation d'un sonar passif. Cet algorithme est fondé sur les cumulants croisés d'ordre supérieur ou égal à quatre dans le domaine spectral.
3. *Maximisation de l'Entropie par un algorithme de gradient naturel* : pour contrôler la qualité de production de certaines pièces mécaniques, les auteurs de [125] ont estimé les temps de retard de la propagation des signaux acoustiques dans les matériaux en utilisant l'algorithme d'analyse en composantes indépendantes proposé par Amari en [7, 8]. Selon les auteurs, l'algorithme en question a donné de bons résultats et il peut être utilisé avec de données bruitées [44]. Pour cette raison, nous avons décidé d'implémenter cet algorithme. Il est nécessaire de noter que l'idée originale de l'algorithme d'Amari [5] n'est pas la minimisation d'une fonction de coût qui est équivalent à la maximisation de l'entropie ou la maximisation de vraisemblance dans certains cas, voir [6]. En effet, la contribution originale et importante d'Amari [5] est d'avoir proposé et développé une méthode de minimisation basée sur la notion du gradient naturel.
4. *Algorithme de Kawamoto* : Kawamoto *et al.* en [117, 116] ont proposé un algorithme de séparation de mélange convolutif pour les signaux non-stationnaires (signaux de paroles) dans un contexte de monde réel. Cet algorithme peut être considéré comme la généralisation d'un critère proposé en [145, 118] et basé sur la minimisation d'une fonction non négative $Q(\mathbf{G}, t)$ obtenue comme une modification de l'inégalité d'Hadamard [161]. L'algorithme généralisé [117, 116] exploite la non-stationnarité des sources et la stabilité de la réponse impulsionnelle du canal, en supposant trois hypothèses supplémentaires : le rang plein de la réponse du canal représentée par la matrice $H(z)$ qui n'a pas de pôles ni de zéros sur le cercle unité, les sources sont centrées et non-stationnaires, et les auto-covariances de sources $r_i(n, m) = E\{s_i(n)s_i(n - m)\}$ varient indépendamment en fonction du temps.

5. *Séparation aveugle de sources dans le domaine fréquentiel* : en exploitant l'indépendance stochastique dans le domaine fréquentiel, les auteurs de [176] proposent un algorithme de séparation de sources pour les mélanges convolutifs. Leur algorithme est fondé sur la minimisation d'une fonction de coût qui dépend des statistiques du second ordre dans le domaine fréquentiel (*i.e.* les densités spectrales des divers signaux). La séparation est achevée en utilisant une procédure de diagonalisation conjointe de plusieurs matrices comme les méthodes proposées dans [38, 39] ou tout simplement une généralisation d'une procédure de diagonalisation de Jacobi [89].

Il faut noter que nous avons obtenu de bons résultats en appliquant l'algorithme avec les procédures de pré- et post-traitement pour séparer deux signaux acoustiques réels de deux bateaux qui traversent un canal acoustique, voir Fig. 5.17.

6. *Algorithme de Parra* : comme l'algorithme précédent, l'algorithme proposé par Parra *et al.* [163] exploite différemment la non-stationnarité de signaux dans le domaine fréquentiel. Ici, l'estimation des différents paramètres inconnus est faite en minimisant l'erreur quadratique entre l'observation et les matrices du modèle. La minimisation du dernier critère est faite en moyennant un algorithme de gradient.

En pratique, les meilleurs résultats ont été obtenus par les algorithmes fondés sur la non-stationnarité des sources. Nous avons aussi aperçu que les performances de l'algorithme SOSFreq sont meilleures que celles obtenues par l'algorithme de Parra. Nous avons constaté aussi que les résultats obtenus par l'algorithme SOSFreq peuvent être améliorés en utilisant l'algorithme Parra en cascade avec ce dernier. Dans ce cas, les signaux mélangés font l'entrée de l'algorithme de Parra et les signaux sortant de ce dernier seront considérés comme les signaux mélangés pour l'algorithme SOSFreq. Cette étude était l'objet du rapport final de l'étude 6.1 d'un contrat de recherche CA/2003/06/CMO du projet "Méthodes d'Observations Discrètes de l'Environnement" (MODE).

6 Conclusion

Concernant les applications des approches statistiques et des algorithmes d'analyse en composantes indépendantes dans les différents travaux menés dans le contexte de la guerre électronique, nous pouvons dire que les résultats préliminaires obtenus sont encourageants et que notre étude est bien commencée mais loin d'être achevée ou finalisée. L'extension de cette étude à court terme consistera à tester et à optimiser les algorithmes ainsi développés pour les autres signaux de communication numérique (MPSK, QAM,

FSK, OFDM et MCT). A long terme, nous espérons pouvoir développer un récepteur "universel" capable de fonctionner dans un environnement réel incertain et complexe.

Concernant la tomographie passive, on peut conclure d'une part que la séparation des signaux acoustiques issus d'un canal acoustique est possible mais la qualité de séparation dépend de plusieurs paramètres. D'autre part, on constate que les performances peuvent être largement améliorées en considérant les particularités des signaux acoustiques. Les prochains travaux dans ce contexte d'étude doivent impérativement considérer à la fois les deux caractéristiques principales des signaux acoustiques, à savoir la non-stationnarité qui a été exploitée dans notre étude et la nature parcimonieuse des signaux.

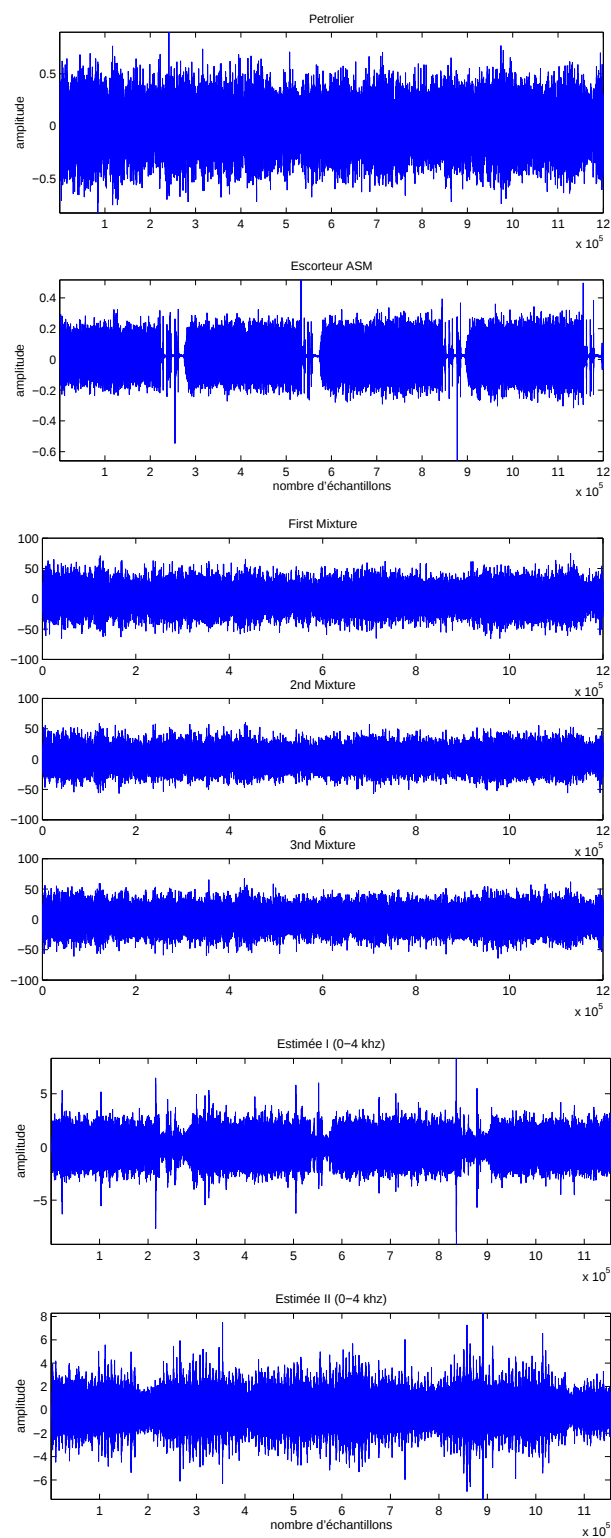


FIG. 5.17 – Signaux acoustiques originaux : Pétrolier et Escorteur

Chapitre 6

Conclusion générale

Avec ce chapitre, on arrive à la fin de ce document où j'ai résumé mes principales activités de recherche sur deux volets :

1. Recherches académiques : séparation aveugle de sources et développement des approches et des estimateurs statistiques.

Concernant la séparation de sources, des mélanges linéaires instantanés et convolutifs ont été considérés. C'est ainsi que plusieurs approches en blocs et adaptatives basées sur les statistiques d'ordre supérieur ont été abordées. Nous avons montré que ces approches peuvent être simplifiées en utilisant certaines informations disponibles a priori, selon les diverses applications, sur les signaux sources. Du point de vue académique, les approches algébriques de type sous-espaces sont des approches potentielles pour une utilisation intelligente et efficace des statistiques d'ordre deux à condition que le canal de transmission satisfasse des hypothèses supplémentaires. Il faut aussi mentionner nos contributions dans le développement de méthodes géométriques. Ces dernières méthodes sont généralement des méthodes faciles à mettre en oeuvre et ne nécessitent pas des grands efforts de calcul. Sur le plan pédagogique, elles font un excellent moyen pour initier les jeunes chercheurs et les étudiants à ce domaine de recherche.

L'ensemble des méthodes présentées dans ce document peuvent être naturellement suivies par d'autres études pour améliorer leurs performances, étendre leurs champs d'applications et les adapter à une application précisée par des procédures de pré- et post-traitement.

Concernant les nouveaux axes de recherche en séparation, mes activités à court et moyen termes seront sur les mélanges sous-déterminés, la séparation de signaux ciblés et l'élaboration de notions généralisées de séparation comme la représentation multi-dimensionnelle.

2. Recherches applicatives ou applications industrielles : la robotique et la guerre électronique.

Concernant la robotique, la capacité d'ouïe dans un robot autonome qui doit être capable d'imiter le comportement d'un être humain, est d'une importance primordiale, principalement pour les trois fonctionnalités suivantes :

- c'est le moyen le plus efficace de communication.
- c'est un excellent moyen de guidage surtout dans un lieu peu ou non éclairé.
- c'est une excellente alarme en cas de danger.

L'application de la séparation de sources dans le cadre d'un capteur auditif a été déjà évoquée à plusieurs reprises dans ce document. Il faut bien signaler que le problème de la séparation de sources n'est qu'une seule étape importante pour construire un capteur auditif d'une qualité semblable ou même supérieure à celle d'un être humain. La finalisation d'un tel capteur nécessite l'utilisation de différentes approches telle que la localisation, la séparation, l'identification et la reconnaissance de paroles. Actuellement, l'utilisation de ces différentes approches se fait par plusieurs boîtes en cascade. A long terme, l'élaboration de méthodes de traitement mixtes est une perspective pour mes recherches.

Concernant la guerre électronique, trois différentes applications ont été abordées :

- *ELINT* : sur cet axe de recherche, seules les méthodes mono-capteurs ont été abordée par la communauté scientifique. L'exploitation et l'optimisation d'un réseau multi-capteurs reste un domaine inexploré et cela pourra être un de mes objectifs.
- *COMINT* : plusieurs méthodes de classification et de reconnaissance ont été abordées dans le 5^e chapitre. L'extension croissante de nouvelles technologies, normes ou modulations dans les diverses applications civiles et militaires doit être suivie par des approches de COMINT, principalement pour trois soucis : la procédure de qualité, la surveillance, et les applications militaires. Cet axe de recherche est un axe principal pour mes recherches à court et à moyen terme.
- Finalement, mes travaux de recherche sur la tomographie passive vont s'orienter vers le développement des outils optimisés pour bien traiter les divers signaux acoustiques disponibles.

Chapitre 7

Présentation abrégée des projets de recherche à quatre ans

1 Préambule

Mes activités de recherche durant les neuf dernières années (depuis l'obtention de mon titre de docteur) étaient principalement en traitement de signal et surtout dans les techniques de la séparation aveugle de sources. Par contre les applications considérées étaient étroitement liées aux axes fondamentaux de recherches de trois laboratoires d'affectation, à savoir le renforcement de paroles (au TIRF - INPG à Grenoble), la robotique (au BMC à Nagoya) et la guerre électronique (au E3I2 - ENSIETA à Brest).

Étant enseignant - chercheur à l'ENSIETA et membre du laboratoire E3I2, mon projet de recherche pour les quatre prochaines années vient naturellement renforcer les activités de recherche au sein du laboratoire. Ce projet de recherche peut être divisé en différents sous-projets qui peuvent être projetés sur les principaux axes de recherche du laboratoire E3I2. Pour mieux illustrer mes différents prochains axes de recherches, il est opportun de présenter brièvement le statut particulier de l'ENSIETA ainsi que son centre de recherche.

L'ENSIETA ou l'École Nationale Supérieure des Ingénieurs des Études et Techniques d'Armement est un établissement public sous tutelle du Ministère de la Défense (Délégation Générale pour l'Armement, DGA) à vocation pluridisciplinaire qui forme des ingénieurs civils et militaires dans les domaines d'électronique, d'informatique, de mécanique ou de pyrotechnique. Située à Brest, elle propose également des options ouvertes sur les sciences et technologies de la mer (architecture navale, offshore, hydrographie). Le pôle scientifique de l'ENSIETA s'organise autour de deux laboratoires et deux centres de développement :

- Laboratoire E3I2-EA3876 (Extraction et Exploitation de l'Information en Environnements Incertains).
- Laboratoire MSN (Mécanique des Structures Navales).
- DTN (centre de Développement des Technologies Nouvelles).
- SHI (centre de développement des Sciences Humaines pour l'Ingénieur).

Les activités principales de recherche du laboratoire E3I2 se situent principalement dans le domaine des STIC (Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication). Même si le projet de recherche développé au sein du laboratoire est particulièrement pluridisciplinaire et concerne des applications civiles (comme la prévention de la pollution maritime en utilisant des ondes électromagnétiques pour la détection de nappe de pétrole sur la surface de la mer) ou militaires, les principaux contrats de recherches sont de nature militaire dans les trois domaines suivants : Radar, Sonar et Guerre Électronique.

Le présent chapitre constitue une présentation abrégée de mes activités de recherche à court et/ou à moyen terme. Il s'articule autour de trois grandes parties. La première partie fait l'objet de la présentation des études académiques développées dans le contexte de la séparation aveugle de sources, la deuxième partie traite mes perspectives de recherche qui sont de nature industrielle et applicative dans le contexte de la guerre électronique. Quant à la troisième partie, elle présente les orientations et les pistes envisageables pour mener à terme nos objectifs.

2 Séparation de sources

On a mentionné auparavant dans le chapitre activités de recherches que pour résoudre le problème de la séparation aveugle de sources, les chercheurs proposent différents algorithmes d'analyse en composantes indépendantes qui exploitent principalement l'indépendance statistique de sources.

Actuellement, les techniques d'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA, i.e. Independent Component Analysis) sont considérées parmi les méthodes les plus récentes et les plus sophistiquées en traitement du signal. Ces méthodes ont été appliquées et exploitées dans des dizaines d'applications différentes¹. Dans la majorité de ces applications, le modèle de mélange instantané (*i.e.* un simple canal de transmission mono-trajet sans mémoire et sans écho) est applicable. Quelques algorithmes ont été développés pour traiter les mélanges convolutifs (dans ce cas, le canal est un canal de transmission réel multi-trajets avec retards et échos). De nos jours, peu d'algorithmes traitent le cas d'un canal non-linéaire.

¹En collaboration avec d'autres chercheurs, on a publié à IEICE (en 2000 et en 2003) deux études générales sur les principes, les algorithmes et les applications de techniques d'Analyse en Composantes Indépendantes.

Malgré l'importance du modèle non-linéaire du point de vue académique et pour certaines applications, je n'ai pas eu l'obligation ni la nécessité de son utilisation dans mon parcours professionnel. Je dois mentionner ici que pour un tel sujet, je ne manque pas d'intérêt et je regarde de près les différentes approches proposées pour le canal non-linéaire. Par contre, ce sujet ne sera pas considéré dans un prochain avenir parmi mes priorités de recherche. Les points restant à aborder sont dans un canal linéaire (instantané ou convolutif).

Il faut souligner ici que mes prochaines contributions dans le domaine de la séparation aveugle de sources s'orientent naturellement vers le contexte de la guerre électronique. Dans ce cadre, un scénario réaliste se résume par la séparation d'un signal d'intérêt noyé dans un mélange de signaux inconnus et qui traversent un canal de transmission multi-trajets. Suivant la situation sur les terrains, le nombre de capteurs peut être inférieur ou supérieur au nombre de sources. On peut ainsi envisager le développement des quatre axes de recherche suivants.

2.1 Mélange instantané

Historiquement, le mélange instantané a été le premier modèle traité par les divers chercheurs. Ce type de mélange est le plus simple, le plus connu et le plus maîtrisé dans un cadre général. La majorité des algorithmes ainsi proposés exploitent uniquement l'indépendance statistique de sources et par conséquent ils deviennent plus ou moins complexes. Pour certaines applications, d'autres hypothèses sur les sources peuvent être facilement vérifiées. Pour de telles applications, on a montré récemment la possibilité de simplifier les algorithmes tout en améliorant leurs performances ou en accélérant leurs vitesses de convergence.

Dans les applications, on dispose souvent la connaissance de certaines propriétés statistiques ou fréquentielles de signaux sources à part l'indépendance. Suivant l'application en question, des algorithmes simplifiés vont être proposés. Cette dernière procédure n'empêche pas la mise en oeuvre d'autres modules de pré/post-traitements.

2.2 Mélange convolutif

Le mélange convolutif représente un modèle réaliste d'un canal de transmission réel. Il faut bien noter que le traitement de ce type de mélange reste un sujet d'actualité. Mes contributions sur ce sujet seront dans trois axes :

- Statistiques d'ordres supérieurs : on sait bien que la séparation d'un mélange convolutif est possible en utilisant une fonction de coût basée sur les statistiques d'ordre supérieur à deux de signaux dans le domaine temporel. Généralement, les fonctions de coût proposées sont trop compliquées et nécessitent une très bonne

approche de minimisation. De ce point de vue, on pourra aborder ce thème de recherche en simplifiant une fonction de coût tout en adaptant un algorithme de minimisation adéquat.

- Approche Fréquentielle : il faut noter "l'équivalence" entre un ensemble de mélanges instantanés à coefficients complexes et un mélange convolutif réel considéré dans le domaine fréquentiel. La différence majeure réside dans les indéterminations inhérentes au modèle du mélange. Si les indéterminations d'échelle (i.e. facteur multiplicatif) et ordre des signaux reconstitués (i.e. permutation par rapport aux signaux originaux) ne posent aucun problème significatif pour un mélange instantané, elles deviennent très gênantes pour un mélange convolutif dans la phase de la reconstitution de signaux. Ainsi, la projection du modèle convolutif dans le domaine fréquentiel conduit d'une part à une simplification considérable au niveau de la fonction de coût et d'autre part à une difficulté dans la reconstitution ou l'estimation de sources. Pour ces raisons, il n'est pas absurde de regarder l'existence d'une fonction objectif pour éliminer ou réduire l'effet non-désirable de ces indéterminations et en parallèle de concevoir une fonction de coût qui tient également compte de ces indéterminations.
- Approches sous-espace : les méthodes de séparation de type sous-espace peuvent uniquement être appliquées quand le nombre de capteurs est largement supérieur à celui de sources. L'espace généré par les signaux sources est alors noyé dans celui généré par les signaux d'observation. Ces méthodes ont été suffisamment développées en automatique et elles ont été aussi appliquées sur les problèmes d'identification et d'égalisation de canaux de transmission. D'un point de vue mathématique, ces méthodes sont très compactes et élégantes. Malheureusement, la mise en oeuvre de ces méthodes nécessite souvent la manipulation de matrices de très grandes dimensions qui réduisent énormément leurs performances pour la séparation de signaux réels.

D'une part, On a montré que l'utilisation de telles méthodes nous permet d'identifier la majorité des coefficients du canal en utilisant seulement les statistiques d'ordre deux de signaux et de ramener ainsi un mélange convolutif à un mélange instantané réel et normal. D'autre part, il était démontré qu'une séparation complète basée sur les statistiques d'ordre deux de sources est possible à condition d'admettre plus d'hypothèses non sur les sources mais sur le canal. Une consolidation de ces méthodes vis-à-vis de nos signaux réels devra certainement être abordée.

2.3 Mélange sous-déterminé

Fréquemment, le nombre de sources dans un mélange a été considéré connu (ou bien estimé dans le meilleur des cas) et plus petit ou égal au nombre de capteurs. Récemment,

on a trouvé surtout en communication et dans certaines situations réelles que cette hypothèse n'est plus valable. Dans ce cas, les algorithmes classiques, fondés sur l'estimation d'un inverse du mélange, ne peuvent pas fournir de solutions cohérentes.

Récemment, certains chercheurs ont accepté le défi et un certain nombre d'approches a été proposé. Ces dernières approches sont souvent liées directement à la nature de signaux traités. A Ce jour, ce sujet reste ouvert à la fois d'un point de vue méthodologique et applicatif (à titre d'exemple voir les paragraphes suivants).

2.4 Séparation de signaux ciblés

Dans plusieurs applications, on dispose d'informations sur les (ou certaines) sources et on souhaite exploiter ces informations pour mieux séparer un ou plusieurs signaux. Parmi ces applications, on trouve :

- En robotique : Dans la vie quotidienne, l'homme est capable d'identifier et de comprendre les paroles d'un locuteur même dans un environnement très bruité (par les discussions des autres personnes, de la musique, TV, *etc.*). Dans le but de construire un robot autonome capable de communiquer avec l'homme, on souhaite en premier temps que ce robot soit capable d'identifier et séparer les ordres de son maître. L'identification de son maître doit être réalisé par des techniques de la reconnaissance d'un locuteur. Il s'agit ici d'extraire un signal partiellement connu dans des mélanges de signaux.
- Dans le cadre de surveillance, on souhaite séparer les discours d'une personne à l'aide de quelques microphones cachés.
- En sécurité routière : Dans un carrefour, on souhaite estimer la direction (et la distance) d'une voiture de police ou de pompiers à l'aide des signaux produits par leurs sirènes.
- En radar : on souhaite séparer et identifier les signaux des alliés (ou des ennemis).
- En COMINT : D'un point de vue logistique et stratégique, la séparation par déflation d'un signal ciblé est fortement recommandée.

Dans cet axe de recherche, on souhaite séparer en premier temps un signal (parmi les p sources) qui est caractérisé par certaines propriétés (par exemple, le signal cible suit un modèle statistique bien connu). Bien sûr, ces propriétés dépendent largement de l'application souhaitée ainsi que les algorithmes et les méthodes nécessaires pour faire la séparation.

3 Guerre Électronique

Après la 2^e guerre mondiale, la guerre électronique a pris une dimension importante dans la guerre froide entre les deux grandes puissances USA et URSS. Cette guerre s'applique à tous les systèmes qui utilisent les ondes électromagnétiques notamment les systèmes de télécommunications et les radars parmi d'autres systèmes comme : fusées de proximité, système de navigation et positionnement, contrôle et guidage d'engins, etc. Après la première guerre du Golfe et pour traiter les différentes informations obtenues dans le champ de bataille, l'armée française a créé la brigade de renseignements et de la guerre électronique avec deux unités :

- DASEM : Détection et Analyse des Signaux ElectroMagnétiques.
- ILBS : Interception - Localisation - Brouillage - Système.

Actuellement, les systèmes mixtes de guerre électronique EWIS (Electronic Warfare Integrated System) contiennent quatre axes de recherche :

- C4I (Command, Control, Communication, Computer and Intelligence Systems) : Le C4I contrôle les opérations de EWIS en assurant la liaison entre les différents systèmes et la fusion de données.
- COMINT/DF (Communication Intelligence / Direction Finding) : Ces systèmes travaillent en large bande (HF, VHF, et UHF). Les systèmes de COMINT permettent à la fois la détection, démodulation et classification de différents signaux de transmissions (FSK, PSK, QAM, TCM, OFDM). Souvent, ils sont accompagnés de systèmes de localisation et de détection de zones d'activités de EWIS.
- ECM (Electronic CounterMeasure) : ce sont les seuls éléments actifs de EWIS. Ils sont capables d'interférer et ou imiter les signaux des ennemis.
- ELINT (ELectronic INTelligence) : Pour des raisons de surveillance militaire, un radar passif ou ESM (Electronic Support Measures) est souvent installé pour identifier et détecter les différents signaux radar interceptés.

A nos jours, différentes techniques et concepts théoriques ont été introduits dans les divers algorithmes d'analyse en composantes indépendantes, comme : les statistiques de différents ordres, les méthodes de sous-espaces, *etc.* L'utilisation de ces techniques ou concepts pourra se manifester essentiellement dans les deux domaines ELINT et COMINT. Mes contributions dans ce domaine comportent principalement trois volets.

3.1 COMINT

Dans le cadre de la guerre électronique (GE) ou de la surveillance civile il est nécessaire de pouvoir intercepter des signaux de télécommunication (COMINT). Pour cela, plusieurs étapes sont indispensables :

- Identification des signaux.
- Caractérisation des signaux.
- Démodulation de la transmission.
- Décodage des données reçues.

Chacune de ces étapes doit être réalisée en aveugle, c'est-à-dire sans information sur le ou les émetteurs. Généralement les signaux qui traversent un canal de propagation, subissent des modifications dues aux trajets multiples, au bruit ou aux effets Doppler. Pour le traitement de signaux de communication classiques (PSK, FSK) issus d'un canal mono-composante, on a proposé plusieurs méthodes statistiques d'identification et de reconnaissance en utilisant les représentations temporelle, fréquentielle ou temps-fréquence de différents signaux (voir activités de recherche). L'évolution récente de systèmes de télécommunication va modifier le contexte de systèmes d'écoute pour au moins trois raisons :

- En milieu urbain le développement de systèmes mobiles entraîne une forte densité d'utilisation de différents réseaux. Cela implique que le mélange de plusieurs signaux va devenir courant pour les systèmes d'écoute.
- De nouveaux systèmes d'émission, souvent appelés MIMO (Multi-Input, Multi-Output) utilisent la diversité spatiale via un jeu de plusieurs antennes. Les intérêts de cette nouvelle technique se manifestent dans les efforts de développement fournis tant par la communauté scientifique que par les industriels. Dès maintenant, les premiers systèmes MIMO apparaissent dans les normes, introduisant les premiers signaux de télécommunication volontairement mélangés.
- Récemment, il a été prouvé dans le cadre de la téléphonie mobile que l'utilisation par les stations de base de techniques de diversité spatiale augmente le taux de couverture des cellules. Vu les contraintes économiques en téléphonie mobile, il est probable que cette voie soit rapidement explorée et exploitée.

Il est donc primordial pour les systèmes d'interception COMINT de suivre cette évolution en étant capables de traiter des signaux mélangés, volontairement ou non. L'utilisation de techniques récentes de séparation de sources devrait fournir des solutions pour cette problématique. Notre premier objectif sera la séparation aveugle de signaux de communication numérique par des approches statistiques et de techniques basées sur les représentations multidimensionnelles de signaux reçus, formés de composantes multiples.

3.2 ELINT

Actuellement, le radar est utilisé dans beaucoup d'applications comme : contrôle de navigation, surveillance, guerre électronique, etc. Les premières méthodes de détection et de reconnaissance de formes étaient basées sur l'analyse spectrale et la transformée de Fourier. Actuellement, on utilise de méthodes à haute résolution, comme :

- La modélisation ARMA par la méthode de Prony,
- Les méthodes aléatoires basées sur la diagonalisation de la matrice de corrélation,
- MUSIC (Multiple Signal Classification),
- ESPRIT (Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique).

Les méthodes aveugles d'identification, d'égalisation et de séparation sont des disciplines très importantes en traitement du signal. Dans les cinq dernières années, certains chercheurs ont proposé plusieurs algorithmes basés sur la décomposition conjointe de plusieurs matrices ou un tenseur à 4 indices formés par les statistiques d'ordre supérieur à deux pour résoudre le problème de la direction d'arrivée, DOA (i.e. Direction Of Arrival). Récemment, on a montré que l'utilisation de méthodes aveugles pourra modifier et améliorer les performances de détection d'une cible mobile. Dans nos prochaines études, nous nous intéresserons seulement aux algorithmes de désentrelacement ou d'estimation de paramètres des signaux issus de plusieurs radars, avec différents modes de période de répétition (PRI, Pulse Repetition Interval), simples, staggées ou modulées.

3.3 Tomographie Passive

On utilise la tomographie acoustique dans certaines applications civiles ou militaires : cartographie, applications météorologiques (mesurer la température, la salinité, la profondeur du canal, la vitesse du courant, *etc.*) et pour améliorer les performances du sonar. Récemment, la tomographie acoustique passive (PAT) a pris de plus en plus d'ampleur principalement pour les trois raisons suivantes : les applications militaires liées à la guerre électronique, des raisons économiques et logistiques justifiées par l'absence d'émetteur, et finalement des raisons écologiques (dans le mode passif, on ne perturbe pas le milieu marin).

La tomographie acoustique passive consiste à exploiter les sources acoustiques d'opportunité naturellement présentes dans le milieu. Dans ce cas, on ne peut pas contrôler ou connaître la nature, le nombre et les positions de sources. Puisque les algorithmes classiques de tomographie peuvent être uniquement appliqués dans un canal mono-composante, il faut impérativement identifier le nombre de sources existantes et les séparer.

Au sein de notre laboratoire, on a réalisé une étude de faisabilité pour séparer les sources dans le contexte de la tomographie passive. Il faut noter ici que plusieurs algo-

rithmes de séparation ont échoué et cela est dû d'une part à la particularité du canal acoustique sous-marin et d'autre part à la nature même des signaux acoustiques. Les meilleurs résultats expérimentaux ont été obtenus à l'aide d'une architecture complète de traitement avec des modules de pré/post-traitement et après la mise en cascade de deux algorithmes de séparation pour les mélanges convolutifs basés sur deux approches fréquentielles.

Il faut signaler que dans notre étude, les sources sont uniquement des signaux acoustiques certes de différentes natures, avec certaines propriétés en commun :

- ils ne sont pas toujours des signaux gaussiens, ce qui justifie les performances des algorithmes de séparation basés sur les statistiques d'ordre supérieur.
- ce sont des signaux proches des signaux de paroles dans le sens de la non-stationarité à long terme et de la stationarité à court terme.
- ils sont souvent des signaux parcimonieux (Sparse signals).

Finalement, on peut conclure que la séparation de signaux acoustiques issus d'un canal acoustique est possible, mais que la qualité de séparation dépend de plusieurs paramètres. Par ailleurs, on constate que les performances peuvent être largement améliorées en considérant les particularités de signaux acoustiques. Les prochains travaux dans ce contexte doivent impérativement considérer de façon conjointe les deux caractéristiques principales de signaux acoustiques à savoir la non-stationnarité et la nature parcimonieuse des signaux.

4 Projets et collaborations futurs

Après cette présentation rapide, on peut constater la richesse du thème de la séparation de sources et la possibilité à investir tant en recherches académiques qu'en recherches pratiques. Il faut signaler que pour atteindre ces objectifs, je m'appuierai principalement sur six différentes pistes en cours ou en préparation :

1. Deux laboratoires japonais le BIS (Biologically Integrative Sensors Laboratory, Nagoya) et l'AIST (i.e National Institute of Advanced industrial Science and Technology, Tsukuba) ont manifesté un intérêt particulier pour la séparation aveugle de sources issues d'un mélange convolutif sous-déterminé. Un dossier de collaboration sera monté en s'appuyant sur le projet SAKURA (un projet d'action intégrée entre la France et le Japon, soutenu par les ministères des affaires étrangères).
2. Les activités de tomographie passive (PAT) dans notre laboratoire tournent autour du projet MODE (Méthodes d'Observation Discrète de l'Environnement) qui est

un contrat de recherche entre l'ENSIETA et le CMO-SHOM. Ce projet s'achèvera en février 2007. Les résultats encourageants obtenus et les perspectives soulignées au cours de la phase actuelle du projet seront un point essentiel pour une proposition d'études afin de prolonger les travaux engagés durant la période 2004-2007. En accord avec C. Gervaise (enseignant-chercheur à l'ENSIETA) responsable actuel du projet MODE au sein de notre laboratoire, je souhaite m'impliquer directement et fortement dans la partie scientifique, l'organisation et la gestion du prochain projet.

3. Concernant l'application des techniques d'analyse en composantes indépendantes dans le contexte d'ELINT et en collaboration avec d'autres membres du laboratoire, nous souhaitons monter un dossier DGA-CNRS pour une thèse sur "Modélisation, caractérisation et identification de sources radar en multistatique".
4. Mes contributions sur COMINT seront en relation directe avec L. Collin (Maître de Conférences à l'ENSIETA) et se manifesteront principalement par deux volets : la thèse de V. Choqueuse pour l'interception de signaux MIMO et un projet COMINT en cours de discussion avec le CELAR.
5. En collaboration avec K. Yao (Maître de Conférences à LEST - UBO), on a proposé un sujet de Master recherche sur la séparation d'un signal cible dans le contexte de l'interception d'une communication. Suivant les résultats qui seront obtenus dans ce stage, la continuation d'une thèse sera prévue en appuyant notre démarche par une demande de bourse à la communauté urbaine de Brest "BMO".
6. En collaboration avec A. Al-Falou (Enseignant chercheur de l'Institut Supérieur de l'Électronique et du Numérique de Brest), on va proposer un sujet de PFE/DEA sur l'application de méthodes d'analyse en composantes indépendantes dans le cryptage des données multimédias.

Chapitre 8

Publications personnelles

1 Articles dans des revues internationales

– Publications réalisées durant la thèse

1. A. Mansour et C. Jutten, "Fourth order criteria for blind separation of sources", IEEE Trans. on Signal Processing, vol 43, N° 8, pp 2022-2025, Août 1995.
2. A. Mansour et C. Jutten, "A direct solution for blind separation of sources", IEEE Trans. on Signal Processing, vol 44, N° 3, pp 746-748, Mars 1996.

– Publications effectuées durant les neuf dernières années

1. A. Kardec Barros, A. Mansour et N. Ohnishi, "Removing Artifacts From ECG Signals Using Independent Components Analysis", NeuroComputing, vol 22, pp 173-186, 1998.
2. M. Kawamoto, A. Kardec Barros, A. Mansour, k. Matsuoka et N. Ohnishi, "Blind Signal Separation for Convolved Non-Stationary Signals", IEICE vol J82-A (8), pp 1320-1328, Août 1999.
3. A. Mansour et N. Ohnishi, "Multichannel Blind Separation of Sources Algorithm Based on Cross-Cumulant and the Levenberg-Marquardt Method", IEEE Trans. on Signal Processing, vol 47, N° 11, pp 3172-3175, Nov. 1999.
4. A. Mansour et C. Jutten, "What should we say about the Kurtosis?", IEEE Signal Processing Letters, vol 6, N°12, Décembre 1999.
5. A. Mansour, C. Jutten et P. Loubaton, "An Adaptive Subspace Algorithm for Blind Separation of Independent Sources in Convolutional Mixture", IEEE Trans. on Signal Processing, vol 48, pp. 583 - 586 Février, 2000.
6. A. Mansour, A. Kardec Barros et N. Ohnishi, "Blind Separation of Sources : Methods, Assumptions and Applications", In Special Issue on Digital Signal Processing in IEICE Trans on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, Vol. EA83, pp. 1498-1512, Août 2000.
7. S. Reimann et A. Mansour, "Orientation by Weighted Randomness", Artificial Life & Robotics, Vol. 4(2), pp. 119-123, Septembre 2000.
8. C. G. Puntonet et A. Mansour, "Blind Separation of Sources Using Density Estimation and Simulated Annealing", In Special Issue on Digital Signal Processing

- in IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences. Vol E84-A (10), pages 2539-2547, Octobre 2001.
9. A. Mansour, "A mutually referenced blind multiuser separation of convolutive mixture algorithm", Signal Processing, Vol. 81, Vol 81(11), pages 2253-2266, Novembre 2001.
 10. A. Mansour, N. Ohnishi et C. G. Puntonet, "Blind Multiuser Separation of Instantaneous Mixture Algorithm Based on Geometrical Concepts", Signal Processing. Vol 82 (8), pages 1115-1175, 2002.
 11. C. G. Puntonet, A. Mansour, C. Bauer et E. Lang, "Separation of sources using simulated annealing and competitive learning", NeuroComputing, Vol 49 (12), pages 39-60, 2002.
 12. A. Mansour et M. Kawamoto, "ICA Papers Classified According to their Applications and Performances", In Special Issue on Blind Signal Processing : ICA and BSS in IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, Vol. E86 (6), pp 620-633 , Mars 2003.
 13. A. Mansour et C. Gervaise, "ICA applied to passive ocean acoustic tomography", In WSEAS Trans. on Acoustics and Music, vol. 1 (2), pp 83-89, Avril 2004.
 14. M. Pedzisz et A. Mansour, "Automatic Modulation Recognition of MPSK Signals Using Constellation Rotation and its 4-th Order Cumulant", In Digital Signal Processing, vol. 15 (3), pp 295-304, 2005.
 15. M. Babaie-Zadeh, C. Jutten et A. Mansour, "Sparse ICA via cluster-wise PCA", Neurocomputing, 2006.

2 Conférences internationales avec comité de lecture et avec actes

– Communications réalisées durant la thèse

1. A. Mansour et C. Jutten, "A new cost for blind separation of sources", XVème colloque GRETSI, Juan-les-Pins, France, pp 273-277, septembre 1995.
2. C. G. Puntonet, A. Mansour et C. Jutten, "Geometrical algorithm for blind separation of sources", XVème colloque GRETSI, Juan-les-Pins, France, pp 301-305, septembre 1995.
3. A. Mansour, C. Jutten et P. Loubaton, "Subspace method for blind separation of sources in convolutive mixture", VIII EUSIP'96, Triesta, (Italie), pp 2081-2084, septembre 1996.
4. K. Abed Meraim, A. Belouchrani, A. Mansour et Y. Hua, "Parameter estimation of exponentially damped sinusoids using second order statistics", VIII EUSIP'96, Triesta, Italie, pp 2025-2028, septembre 1996.
5. A. Mansour, C. Jutten et P. Loubaton, "Robustesse des hypothèses dans une méthode sous-espace pour la séparation de sources", XVIème colloque GRETSI, Grenoble, France, pp 111 - 114, septembre 1997.

– Communications effectuées durant les neuf dernières années

1. A. Kardec Barros, A. Mansour, et N. Ohnishi, "Adaptive blind elimination of artifacts in ECG signals", International ICSC Workshop on Independence & Artificial Neural Networks 98, pp 1380 - 1386, Tenerife, Spain, Février 1998.

2. A. Mansour, A. Kardec Barros, et N. Ohnishi, "Subspace adaptive algorithm for blind separation of convolutive mixtures by conjugate gradient method", The First International Conference and Exhibition Digital Signal Processing (DSP'98), Moscow, Russia, pp I-252 - I-260 Juin 30 - Juillet 3 1998.
3. A. Mansour, C. Jutten, et N. Ohnishi, "Kurtosis : Definition and Properties", The 1998 International Conference on Multisource-Multisensor : Data Fusion (FUSION'98), pp 40-46, Las Vegas, USA, 6 - 9 Juillet 1998.
4. A. Mansour, A. Kardec Barros, M. Kawamoto et N. Ohnishi, "A fast algorithm for blind separation of sources based on the cross-cumulant and Levenberg-Marquardt method", Fourth International Conference on Signal Processing (ICSP'98), pp 323 - 326, Beijing, China, 12 - 16 Octobre 1998.
5. A. Mansour, A. Kardec Barros, et N. Ohnishi, "Comparison Among Three Estimators For High Order Statistics", Fifth International Conference on Neural Information Processing (ICONIP'98), pp 899 - 902, Kitakyushu, Japan, 21 - 23 Octobre 1998.
6. M. Kawamoto, A. Kardec Barros, A. Mansour, K. Matsuoka et N. Ohnishi, "Blind separation for convolutive mixtures of non-stationary signals", Fifth International Conference on Neural Information Processing (ICONIP'98), pp 743 - 746, Kitakyushu, Japan, 21 - 23 Octobre 1998.
7. M. Kawamoto, A. Kardec Barros, A. Mansour, K. Matsuoka et N. Ohnishi, "Real World Blind Separation of Convolved Non-Stationary Signals", International workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA'99), pp 347 - 352, Aussois, France, 11 - 15 Janvier 1999.
8. A. Mansour et N. Ohnishi, "A Blind Separation Algorithm Based on Subspace Approach", IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP'99), pp 268 - 272, Antalya, Turkey, 20 - 23 Juin 1999.
9. S. Reimann et A. Mansour, "Navigation by Weighted Chance", The Second International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials IPMM'99 (session on Navigation of Autonomous Vehicles and Robots), pp 1103 - 1107, Honolulu, Hawaii, 10 - 15 Juillet 1999.
10. A. Mansour, "The blind separation of non stationary signals by only using the second order statistics", Fifth International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA'99), pp 235 - 238, Brisbane, Australia, 22 - 25 Août 1999.
11. S. Reimann et A. Mansour, "From Life to Robotics : Social Robots?", The Fifth International Symposium on Artificial Life and Robotics AROB 5th'00, pp 359-362, Oita, Japan, 26 - 28 Janvier 2000.
12. A. Mansour et N. Ohnishi "A Batch Subspace ICA Algorithm", 10th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal and Array Processing (SSAP'00), pp 63-67, Pocono Manor Inn, Pennsylvania, USA, 14-16 Août 2000.
13. A. Mansour, et N. Ohnishi "Discussion of Simple Algorithms and methods to Separate Non-Stationary Signals", Fourth IASTED International Conference On Signal Processing and Communications SPC 2000, pp 78-85, Marbella, Spain, 19-22 Septembre 2000.
14. A. Mansour, M. Kawamoto et N. Ohnishi, "Blind Separation For Instantaneous Mixture of Speech Signals : Algorithms and Performances", Intelligent Systems

- and Technologies for the Next Millennium (TENCON 2000), pp I-26 - I-32, Kuala Lumpur, Malaysia, 23-26 Septembre 2000.
15. C. G. Puntonet, A. Mansour, M. R. Alvarez, B. Prieto et I. Rojas, "A Stochastic and Competitive Network for the Separation of Sources", The 9th European Symposium on Artificial Neural Network (ESANN'2001), Bruges, Belgium, 25-27 Avril 2001.
 16. A. Kardec Barros, T. Rutkowski, F. Itakura, A. Mansour, et N. Ohnishi, "Estimation of speech embedded in a reverberant environment with multiple sources of noise", Proceedings of International Conference on Speech and Signal Processing 2001, ICASSP'2001, Utah, USA, Mai 2001.
 17. A. Mansour, C. G. Puntonet et N. Ohnishi, "A new geometrical blind separation of sources algorithm", The 5th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI'2001), Florida, USA, Juillet 2001.
 18. A. Mansour, C. G. Puntonet et N. Ohnishi, "A simple ICA algorithm based on geometrical approach", Sixth International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA'2001), pp 9-12, Kuala-Lumpur, Malaysia, 13-16 Août 2001.
 19. M. Kawamoto, Y. Inouye, A. Mansour et R. Liu, "Blind Deconvolution Algorithms for MIMO-FIR Systems Driven by Fourth-order Colored Signals", Third International workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA2001), pp 692-697, San Diego, California, U.S.A, 9-12 Décembre 2001.
 20. A. Mansour, M. Kawamoto et N. Ohnishi, "A survey of the performance indexes of ICA algorithms", 21th IASTED International Conference on Modelling, Identification and Control (MIC 2002), pages 660-666, Innsbruck, Austria, 18 -21 Février 2002.
 21. M. Kawamoto, Y. Inouye, A. Mansour et R. Liu, "A Deflation Algorithm for the Blind Deconvolution of MIMO-FIR channels Driven by Fourth-Order Colored Signals", In Proceedings of International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing 2002 (ICASSP 2002), pp 1651-1654, Orlando, Florida, U.S.A, 13-17 Mai 2002.
 22. Le Guen, et A. Mansour, "Automatic Recognition Allgorithm for Digitally Modulated Signals", In IASTED International Conference on Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications (SPPRA 2002), pp 32-36, Crete, Greece, 25-28 Juin 2002.
 23. C. G. Puntonet, A. Mansour et F. Rojas, "Competitive learning, Simulated annealing and genetic algorithms for the separation of sources", The 6th IASTED International Conference Artificial Intelligent & Soft Computing (ASC 2002), Bannff, Alberta, Canada, 17-19-July 2002.
 24. M. Bouzaïen et A. Mansour, "HOS Criteria & ICA Algorithms Applied to Radar Detection." Fourth International workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA2003), pp 692-697, Nara, Japan, 1-4 Avril 2003, pp 433-438.
 25. M. Rodrigues-Alvarez, F. Rojas, C. G. Puntonet et A. Mansour, "Blind separation of speech signals based on lattice-ica geometric procedure", The 7th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI'2003) , Florida, USA, 27-30 Juillet 2003.

26. A. Mansour, M. Kawamoto et C. G. Puntonet, "A time-frequency approach to blind separation of under-determined mixture of sources", The IASTED International Conference on APPLIED SIMULATION AND MODELLING, ASM 2003 , Marbella, Spain, 3-5 Septembre, 2003.
27. D. Le Guen et A. Mansour, "Automatic Recognition Algorithm for Digitally Modulated Signals based on Statistical Approach in Time-Frequency Domain", In 6th Baiona workshop on signal processing in communications ,Baiona, Spain, pp 247-252, 8 - 10 Septembre 2003.
28. E. Moline, J. Tsutsui, T. okamoto, A. Mansour, M. Kawamoto et Y. Inouye, "A method for segregation of speech signals", In 5th IEEE Hiroshima Student Symposium ,Hiroshima, Japan, pp 161-166, Décembre 2003.
29. A. Martin et A. Mansour, "Comparative study of high order statistics estimators", In the 2004 International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks", Venice (Italy), pp 511-515, 10-13 Octobre 2004.
30. M. Pedzisz et A. Mansour, "Carrier synchronization based on renyi's entropy", In the 2004 International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks", Venice (Italy), pp 498-501, 10-13 Octobre 2004.
31. A. Mansour, "Batch Mutually referenced Separation Algorithm for MIMO Convolutional Mixtures", in Independent Component Analysis and Blind source Separation, Lecture Notes in Computer Science 3195, C.P.a.A. Prieto, Editor. 2004 : Granada, Spain. p. 453-460
32. M. Pedzisz et A. Mansour, "HOS Based Distinctive Features for Preliminary Signal Classification", in Independent Component Analysis and Blind source Separation, Lecture Notes in Computer Science 3195, C.P.a.A. Prieto, Editor. 2004 : Granada, Spain. p. 1158 - 1164.
33. Babaie-Zadeh, M., A. Mansour, C. Jutten, et F. Marvasti, "A geometric approach for separating several speech signals", in Independent Component Analysis and Blind source Separation, Lecture Notes in Computer Science 3195, C.P.a.A. Prieto, Editor. 2004 : Granada, Spain. p. 798-806.
34. S.Vallez, A. Martin, A. Mansour, C.Gervaise et A.Khenchaf, "Contribution to Passive Acoustic Ocean Tomography- Part IV : A Data Fusion Strategy For Blind Source Separation and Classification", In the IEEE Conference & Exhibition OCEANS'05 Europe, Brest, France, Juin 20-23, 2005.
35. A. Martin et A. Mansour, "High order statistic estimators for speech processing", In the 5th International Conference on ITS Telecommunications, ITST'05, Brest, France, Juin 27-29, 2005.
36. M. Pedzisz et A. Mansour, "HOS-Based multi-component frequency estimation", In the 13th European conference on Signal Processing, Theories and Applications (EUSIPCO'2005), Antalya, Turkey, septembre 2005.
37. N. Benckroun et A. Mansour, "A general Structure for the Separation of Underwater Acoustic Signals", In Second International Symposium on Communications, Control and Signal Processing , 13-15 Mars 2006, Marrakech, Morocco.
38. M. Pedzisz et A. Mansour, "A Simple Idea to Separate Convolutional Mixtures in an Undetermined Scenario", In 14 th European Symposium on Artificial Neural Networks, Bruges, Belgium, Avril 2006.

39. A. Mansour et A. Al-Falou "Performance Indices of BSS for real-world applications", In 14th European Signal Processing Conference, Florence, Italy, Septembre 2006.
40. M. Pedzisz et A. Mansour, "Instantaneous MISO separation of BPSK sources", in Independent Component Analysis and Blind source Separation, Lecture Notes in Computer Science 3889, J. Rosca, D. Erdogmus, J. Principe and S. Haykin Editors. 2006 : Charleston, USA. p. 862-867.
41. A. Mansour et N. Bencheikroun et C. Gervaise, "Blind Separation of Underwater Acoustic Signals", in Independent Component Analysis and Blind source Separation, Lecture Notes in Computer Science 3889, J. Rosca, D. Erdogmus, J. Principe and S. Haykin Editors. 2006 : Charleston, USA. p. 181-188.

3 Exposés invités, conférences et journées de travail à diffusion restreinte et sans acte

1. A. Mansour, "Différentes approches en séparation de sources", Exposé invité au L2S, Supelec, Orsay, France, Novembre 1993.
2. A. Mansour, "Séparation de sources par une approche de type sous espace", Exposé dans le groupe de travail 4, du GDR-PRC ISISGDR134, GT 4, France, Juin 1995.
3. A. Mansour, "Blind Separation of Sources", Exposé invité au Venture Business Laboratory (VBL), Nagoya University, Nagoya, Japon, Novembre 1999.
4. A. Mansour, "A survey of ICA : Application in Robotics fields", Exposé invité au Center for Integrated Acoustic Information Research (CIAIR), part of Center Of Excellence (COE, Ministry of Education), Nagoya University, Nagoya, Japon, Mai 2000.
5. A. Mansour, "Présentation Générale sur l'Analyse en Composantes Indépendantes de A à Z : Problème, Origine, Principe, Méthodes et Algorithmes, Applications", Exposé invité au Laboratoire d'Analyse des Systèmes du Littoral (LASL), Université du Littoral, Calais, France, Novembre 2002.

4 Rapports

1. H. Khalil, A. Mansour, "Filtre analyseur syntaxique". Rapport de fin d'étude du diplôme d'ingénieur, 30 pages, juillet 1992.
2. A. Mansour, "Séparation aveugle de sources". Rapport de DEA, 60 pages, juin 1993.
3. A. Mansour, "A new cost for Blind Separation of Sources", décembre 1994.
4. A. Mansour, "La minimisation d'un critère d'identification par une méthode Lagrangienne généralisée", février 1995.
5. A. Mansour, "Blind Separation of Sources Using the Cumulant by Tensorial Notation", juin 1995.
6. A. Mansour, "Méthode sous-espace pour la séparation aveugle d'un mélange convolutif", septembre 1995.
7. A. Mansour, "Séparation aveugle de sources". Thèse INP Grenoble, soutenue le 13 janvier 1997. Thèse préparée au sein du laboratoire de Traitement d'Images et de Reconnaissance des Formes à l'INPG.

8. A. Mansour, "Rapports annuels d'activités et fiches annuelles d'objectifs", Reports at BMC & ENSIETA, 4-6 pages par an depuis 1998.
9. A. Mansour, "Kurtosis and Probability Density Functions." TECHNICAL Report of IEICE, pp 19 - 24, Sapporo, Japan, 2 - 3 February 1999.
10. A. Mansour, "Apport des méthodes de séparation de sources en Guerre Electronique (ELINT)" TECHNICAL Report at ENSIETA, 7 pages, juillet 2003.
11. A. Mansour, "Guerre Electronique au sein de E3I2" TECHNICAL Report at ENSIETA, 6 pages, Novembre 2003.
12. A. Mansour, "La Reconnaissance De Modulations Multiporteuses OFDM À Partir Des Transformations Temps-Fréquences" TECHNICAL Report at ENSIETA, 37 pages, Mars 2004.
13. A. Mansour, "Rapport d'avancement de l'étude 6.1 : Séparation De Sources du Poste 6 : Fusion Pour La Diversité D'Information Et L'Assimilation De Données", Contrat de recherche CA/2003/06/CMO - Projet Méthodes d'Observations Discrètes de l'Environnement, 11 pages, Juin 2004.
14. A. Mansour, "Rapport d'étude de l'étude 6.1 : Séparation De Sources du Poste 6 : Fusion Pour La Diversité D'Information Et L'Assimilation De Données", Contrat de recherche CA/2003/06/CMO - Projet Méthodes d'Observations Discrètes de l'Environnement, 42 pages, Janvier 2005.
15. A. Mansour, "Rapport final d'étude : Séparation De Sources du Poste 6 : Fusion Pour La Diversité D'Information Et L'Assimilation De Données", Contrat de recherche CA/2003/06/CMO - Projet Méthodes d'Observations Discrètes de l'Environnement, 120 pages, Juillet 2005.
16. A. Mansour, "rapport d'activité de recherche pour Octobre 2001 - Septembre 2005" TECHNICAL Report at ENSIETA, 44 pages, Octobre 2005.

5 Documents Pédagogiques

1. A. Mansour, "Notions de probabilité". Fascicule de cours pour les étudiants ingénieurs en dernière année à l'ISTG Grenoble, 11 pages, Décembre 1995.
2. A. Mansour, "Méthodes Statistiques". Fascicule de cours pour les étudiants ingénieurs en première année à l'ENSIETA, 75 pages, Décembre 2001.
3. A. Mansour, "Probabilité et Méthodes Statistiques". Fascicule de cours pour les étudiants ingénieurs en première année à l'ENSIETA, 165 pages, juillet 2004.
4. A. Mansour, "Communications Numériques : Codage Source et Codage Canal". Support de cours pour les étudiants ingénieurs en deuxième année à l'ENSIETA, 48 pages, janvier 2005.

Autres Références

- [1] K. Abed Meraim and Y. Hua. Blind identification of multi-input multi-output system using minimum noise subspace. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 45(1) :254–258, January 1997.
- [2] K. Abed Meraim, Ph. Loubaton, and E. Moulines. A subspace algorithm for certain blind identification problems. *IEEE Trans. on Information Theory*, 43(3) :499–511, March 1997.
- [3] S. Achard, D.-T. Pham, and C. Jutten. Quadratic dependence measure for nonlinear blind sources separation. In *4th International Workshop on Independent Component Analysis and blind Signal Separation, ICA2003*, pages 263–268, Nara, Japan, 1-4 April 2003.
- [4] W. Akmouche, E. Kerherve, and A. Quinquis. Ofdm spectral characterization : Estimation of the bandwidth and the number of sub-carriers. In *10th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal and Array Processing*, pages 48–52, Pennsylvania, USA, 14-16 August 2000.
- [5] S. I. Amari. Natural gradient works efficiently in learning. *Neural Computation*, 10(4) :251–276, 1998.
- [6] S. I. Amari and J. F. Cardoso. Blind source separation-semiparametric statistical approach. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 45(11) :2692–2700, November 1997.
- [7] S. I. Amari, S. Douglas, A. Cichocki, and H. Yang. Novel on-line adaptive learning algorithms for blind deconvolution using the natural gradient approach. In *11th IFAC Symposium on Systems Identification*, Kitakyushu, Japan, July 1997.
- [8] S. I. Amari, S. C. Douglas, A. Cichocki, and H. H. Yang. Multichannel blind deconvolution and equalization using the natural gradient. In *IEEE International workshop on wireless communication*, pages 101–104, Paris, France, 1997.
- [9] P. O. Amblard and J. M. Brossier. Adaptative estimation of the fourth-order cumulant of an i.i.d. stochastic process. *Signal Processing*, 42 :37–43, February 1995.
- [10] E. E. Azzouz and A. K. Nandi. *Automatic modulation recognition of communication signals*. Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [11] E. E. Azzouz and A. K. Nandi. New techniques for the baud duration estimation. In *Signal Processing VIII, Theories and Applications (EUSIPCO'96)*, Triest, Italy, September 1996. Elsevier.
- [12] M. Babaie-Zadeh, A. Mansour, C. Jutten, and F. Marvasti. A geometrical approach for separating several speech signals. In *International Workshop on Independent Component Analysis and signal Separation (ICA2004)*, pages 798–806, Granada, Spain, 22-24 September 2004.
- [13] F. R. Bach and M. I. Jordan. Kernel independent component analysis. *Journal of Machine Learning Research*, 3 :315–327, 2002.
- [14] F. R. Bach and M. I. Jordan. Finding clusters in independent component analysis. In *4th International Workshop on Independent Component Analysis and blind Signal Separation, ICA2003*, pages 891–896, Nara, Japan, 1-4 April 2003.
- [15] M. Basseville. Distance measures for signal processing and pattern recognition. *Signal Processing*, 18(4) :349–369, December 1989.

- [16] B. F. Beidas and C. L. Weber. Higher-order correlation-based approach to modulation classification of digitally frequency-modulated signals. *IEEE Journal on Selected Areas In Communications*, 13(1) :89–101, January 1995.
- [17] A. J. Bell and T. J. Sejnowski. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 7(6) :1129–1159, November 1995.
- [18] A. Belouchrani and K. Abed Meraim. Estimation du propageur au quatrième ordre. In *Actes du XVème colloque GRETSI*, pages 189–192, Juan-Les-Pins, France, 18-21 September 1995.
- [19] A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J. F. Cardoso, and E. Moulines. Second-order blind separation of correlated sources. In *Int. Conf. on Digital Sig.*, pages 346–351, Nicosia, Cyprus, july 1993.
- [20] A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J. F. Cardoso, and E. Moulines. A blind separation technique using second-order statistics. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 45(2) :434–444, 1997.
- [21] A. Benvéniste, M. Métivier, and P. Priouret. *Adaptive algorithms and stochastic approximations*. Springer-Verlag, 1990.
- [22] R. Bitmead, S. Kung, B. D. O. Anderson, and T. Kailath. Greatest common division via generalized Sylvester and Bezout matrices. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 23(6) :1043–1047, December 1978.
- [23] H. A. P. Blom and Y. Bar-Shalom. The interleaving multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 33(8) :780–783, August 1988.
- [24] B. Boashash. *Time frequency signal analysis and processing : A comprehensive reference*. Oxford, UK, 2003.
- [25] P. Bofill and M. Zibulevsky. Underdetermined blind source separation using sparse representations. *Signal Processing*, 81 :2353–2363, 2001.
- [26] S. Bonnifay. *Séparation de sources appliquée aux communications sous-marines*. PhD thesis, Université de Bretagne Occidentale, Octobre 2001.
- [27] V. Buchoux, O. Cappé, E. Moulines, and A. Gorokhov. On the performance of semi-blind subspace-based channel estimation. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 48(6) :1750–1759, 2000.
- [28] G. Burel. *Reseaux de neurones en traitement d’images : Des modèles théoriques aux applications industrielles*. PhD thesis, Université de Bretagne occidentale, 1991.
- [29] G. Burel. Blind separation of sources : A nonlinear neural algorithm. *Neural Networks*, 5 :937–947, 1992.
- [30] X. R. Cao and R. W. Liu. General approach to blind source separation. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 44(3) :562–571, March 1996.
- [31] V. Capdevielle, C. Sevière, and J. L. Lacoume. Blind separation of wide-band sources : Application to rotating machine signals. In *Signal Processing VIII, Theories and Applications (EUSIP-CO’96)*, pages 2085–2088, Triest, Italy, September 1996. Elsevier.
- [32] J. F. Cardoso. Source separation using higher order moments. In *Proceedings of International Conference on Speech and Signal Processing 1989, ICASSP 1989*, pages 2109–2212, Glasgow, Scotland, May 1989.
- [33] J. F. Cardoso. Eigen-structure of the fourth-order cumulant tensor with application to the blind source separation problem. In *Proceedings of International Conference on Speech and Signal Processing 1990, ICASSP 1990*, pages 2655–2658, Albuquerque, USA, April 3-6 1990.
- [34] J.-F. Cardoso. Higher-order narrow-band array processing. In *Proc. IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics*, pages 121–130, Chamrousse, France, June 1991.
- [35] J. F. Cardoso. Super-symmetric decomposition of the fourth-order cumulant tensor. blind identification of more sources than sensors. In *Proceedings of International Conference on Speech and Signal Processing 1991, ICASSP’91*, pages 3109–3112, Toronto-Canada, May 1991.

- [36] J. F. Cardoso and P. Comon. Tensor-based independent component analysis. In L. Torres, E. Masgrau, and M. A. Lagunas, editors, *Signal Processing V, Theories and Applications (EU-SIPCO'90)*, pages 673–676, Barcelona, Spain, 1990. Elsevier.
- [37] J. F. Cardoso and B. Laheld. Equivariant adaptive source separation. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 44(12) :3017–3030, December 1996.
- [38] J. F. Cardoso and A. Soulamic. Blind beamforming for non-gaussian signals. *IEE Proceedings-F*, 140(6) :362, December 1993.
- [39] J. F. Cardoso and A. Souloumiac. Jacobi angles for simultaneous diagonalization. *SIAM*, 17(1) :161–164, 1996.
- [40] N. Charkani. *Séparation auto-adaptative de sources pour les mélanges convolutifs. Application à la téléphonie mains-libres dans les voitures*. PhD thesis, INP Grenoble, November 1996.
- [41] E. Chaumette, P. Comon, and D. Muller. Application of ICA to airport surveillance. In *HOS 93*, pages 210–214, South Lake Tahoe-California, 7-9 June 1993.
- [42] H. Chen, T. K. Sarkar, S. A. Dianat, and J. D. Brule. Adaptive spectral estimation by the conjugate gradient method. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, ASSP-34(2) :272–284, April 1986.
- [43] W. Chen, J. P. Reilly, and K. M. Wong. Detection of the number of signals in noise with banded covariance matrices. *IEE Proceedings- Radar, sonar and Navogation*, 143(5) :289–294, October 1996.
- [44] A. Chichocki, S. C. Douglas, and S. Amari. Robust techniques for independent component analysis (ica) with noisy data. *NeuroComputing*, 22 :113–129, 1998.
- [45] S. Choi and A. Cichocki. Adaptive blind separation of speech signals : Cocktail party problem. In *Proceedings of International Conference on Speech and Signal Processing 1997, ICASSP 1997*, Munich, Germany, 1997.
- [46] A. Cichocki, S. Douglas, S. I. Amari, and P. Mierzejewski. Independent component analysis for noisy data. In *Proc. of International Workshop on Independence & Artificial Neural Networks*, pages 52–58, Tenerife, SPAIN, February 9-10 1994.
- [47] A. Cichocki, I. Sabala, and S. I. Amari. Intelligent neural networks for blind signal separation with unknown number of sources. In *Proc. of Conf. Engineering of Intelligent Systems, ESI-98*, Tenerife, SPAIN, 1998.
- [48] A. Cichocki, I. Sabala, S. Choi, B. Orsier, and R. Szupiluk. Self-adaptive independent component analysis for sub-gaussian and super-gaussian mixtures with an unknown number of sources and additive noise. In *Proceedings of the 1997 International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications (NOLTA '97)*, pages 731–734, Hawaii, U.S.A, December 1997.
- [49] P. Comon. Separation of sources using higher-order cumulants. In *SPIE Vol. 1152 Advanced Algorithms and Architectures for Signal Processing IV*, San Diego (CA), USA, August 8-10 1989.
- [50] P. Comon. Analyse en composantes indépendantes et identification aveugle. *Traitement du signal*, 7(5) :435–450, December 1990.
- [51] P. Comon. Independent component analysis, and the diagonalization of symmetric tensors. In H. Dedieu, editor, *European Conference on Circuit Theory and Design - ECCTD*, pages 185–190, Davos, August 30-September 3 1993. Elsevier.
- [52] P. Comon. Remarque sur la diagonalisation tensorielle par la méthode de Jacobi. In *Actes du XIVème colloque GRETSI*, pages 125–128, Juan-Les-Pins, France, September 1993.
- [53] P. Comon. Independent component analysis, a new concept ? *Signal Processing*, 36(3) :287–314, April 1994.
- [54] P. Comon. Blind channel identification and extraction of more sources than sensors. In *SPIE Conference on Advanced Algorithms and Architectures for Signal Processing*, pages 2–13, San Diego (CA), USA, July 19-24 1998. Keynote address.

- [55] P. Comon. Tensor decompositions, state of the art and applications. In *IMA Conf. Mathematics in Signal Processing*, Warwick, UK, Dec. 18-20 2000.
- [56] P. Comon and O. Grellier. Non-linear inversion of underdetermined mixtures. In J. F. Cardoso, Ch. Jutten, and Ph. Loubaton, editors, *First International Workshop on Independent Component Analysis and signal Separation (ICA99)*, pages 461–465, Aussois, FRANCE, 11-15 January 1999.
- [57] P. Comon, C. Jutten, and J. Hérault. Blind separation of sources, Part II : Statement problem. *Signal Processing*, 24(1) :11–20, November 1991.
- [58] T. Conroy and J. B. Moore. The limits of extended kalman filtering for pulse train deinterleaving. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 46(12) :3326–3332, December 1998.
- [59] L. De Lathauwer, B. De Moor, and J. Vandewalle. Blind source separation by higher-order singular value decomposition. In M.J.J. Holt, C.F.N. Cowan, P.M. Grant, and W.A. Sandham, editors, *Signal Processing VII, Theories and Applications (EUSIPCO'94)*, pages 175–178, Edinburgh, Scotland, September 1994. Elsevier.
- [60] L. De Lathauwer, B. De Moor, and J. Vandewalle. Fetal electrocardiogram extraction by blind sources subspace separation. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 47(5) :567–572, May 2000.
- [61] L. De Lathauwer, B. D. Moor, and J. Vandewalle. Independent component analysis and (simultaneous) third-order tensor diagonalization. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 49(10) :2262–2271, October 2001.
- [62] N. Delfosse and P. Loubaton. Adaptive blind separation of independent sources : A deflation approach. *Signal Processing*, 45(1) :59–83, July 1995.
- [63] Y. Deville. Towards industrial applications of blind source separation and independent component analysis. In J. F. Cardoso, Ch. Jutten, and Ph. Loubaton, editors, *International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Separation of Signals*, pages 19–24, Aussois, France, 11-15 January 1999.
- [64] Y. Deville and L. Andry. Application of blind source separation techniques to multi-tag contactless identification systems. *IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, E79-A(10) :1694–1699, October 1996.
- [65] Y. Deville and S. Savoldelli. A second order differential approach for underdetermined convolutive source separation. In *Proceedings of International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing 2001, ICASSP 2001*, Salt Lake City, Utah, USA, May 7-11 2001.
- [66] K. Diamantaras. Blind separation of multiple binary sources using a single linear mixture. In *Proceedings of International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing 2001, ICASSP 2000*, pages 2889–2892, Istanbul, Turkey, Jun 2000.
- [67] K. Diamantaras and E. Chassioti. Blind separation of n binary sources from one observation : A deterministic approach. In *International Workshop on Independent Component Analysis and blind Signal Separation*, pages 93–98, Helsinki, Finland, 19-22 June 2000.
- [68] D. L. Donoho. Nature vs. math : Interpreting independent component analysis in light of computational harmonic analysis. In *International Workshop on Independent Component Analysis and blind Signal Separation*, pages 459–470, Helsinki, Finland, 19-22 June 2000.
- [69] S. D. Elton and D. A. Gray. The application of circular statistics to specific radar pulse train detection. In M.J.J. Holt, C.F.N. Cowan, P.M. Grant, and W.A. Sandham, editors, *Signal Processing VII, Theories and Applications (EUSIPCO'94)*, Edinburgh, Scotland, September 1994. Elsevier.
- [70] S. D. Elton and B. J. Slocumb. A robust kalman filter for estimation and tracking of a class of periodic discrete event processes. In *Fourth International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA'96)*, pages 184–187, Gold Coast, Australia, August 25-30 1996.
- [71] S. D. Elton and B. J. Slocumb. A state space approach to joint AOA and period estimation for a class of periodic discrete event process. In *IEEE Conf. of TENCON Digital Signal Processing Applications (TENCON'96)*, pages 686–691, Perth, WA, Australia, 1996.

- [72] B. Emile, P. Comon, and J. LeRoux. Estimation of time delays between wide-band sources. In *Proc. IEEE-ATHOS Workshop on Higher-Order Statistics (HOS'95)*, pages 111–115, Girona-Spain, 12-14 June 1995.
- [73] P. Etter. *Underwater acoustic modeling principles, techniques and applications*. Elsevier, New York, 1991.
- [74] A. Feuerverger. A consistent test for bivariate dependence. *International Statistical Review*, 61(3) :419–433, 1993.
- [75] A. Feuerverger and R. A. Mureika. The empirical characteristic function and its applications. *Annals of Statistics*, 5(1) :88–97, 1977.
- [76] P. Flandrin. *Time-Frequency / Time-Scale analysis*. Academic Press, Paris, 1999.
- [77] M. Gaeta. *Les statistiques d'ordre supérieur appliquées à la séparation de sources*. PhD thesis, CEPHAG-ENSIEG Grenoble, July 1991.
- [78] M. Gaeta and J. L. Lacoume. Estimateurs du maximum de vraisemblance étendus à la séparation de sources non gaussiennes. *Traitement du Signal*, 7(5) :419–434, 1990.
- [79] M. Gaeta and J. L. Lacoume. Sources separation without a priori knowledge : the maximum likelihood solution. In L. Torres, E. Masgrau, and M. A. Lagunas, editors, *Signal Processing V, Theories and Applications (EUSIPCO'90)*, pages 621–624, Barcelona, Spain, 1990. Elsevier.
- [80] D. Gaucher and C. Gervaise. Feasibility of passive oceanic acoustic tomography : a cramer rao bounds approach. In *Oceans 2003 Marine Technology and Ocean Science Conference*, pages 56–60, San Diego, USA, 22-26 September 2003.
- [81] D. Gaucher, C. Gervaise, and G. Jourdain. Feasibility of passive oceanic acoustic tomography in shallow water context : Optimal design of experiments. In *European Conference on UNDERWATER ACOUSTICS ECUA 2004*, pages 56–60, Delft, Netherlands, 5-8 July 2004.
- [82] A. Gersho and R. M. Gray. *Vector quantization and signal compression*. Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [83] C. Gervaise, A. Quinquis, and I. Luzin. High resolution identification of an underwater channel from unknown transient stimuli. In *18eme Colloque Gretsi*, Toulouse, 10-13 Sept 2001.
- [84] C. Gervaise, A. Quinquis, and N. Martins. Time frequency approach of blind study of acoustic submarine channel and source recognition. In *Physics in Signal and Imane Processing, PSIP 2001*, Marseille, France, January 2001.
- [85] D. Gesbert. *Egalisation et identification multi-voies : Méthodes auto-adaptatives au second-ordre*. PhD thesis, ENST Paris, March 1997.
- [86] D. Gesbert, P. Duhamel, and S. Mayrargue. Subspace-based adaptive algorithms for the blind equalization of multichannel fir filters. In M.J.J. Holt, C.F.N. Cowan, P.M. Grant, and W.A. Sandham, editors, *Signal Processing VII, Theories and Applications (EUSIPCO'94)*, pages 712–715, Edinburgh, Scotland, September 1994. Elsevier.
- [87] D. Gesbert, P. Duhamel, and S. Mayrargue. On-line blind multichannel equalization based on mutually referenced filters. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 45(9) :2307–2317, September 1997.
- [88] M. Girolami and C. Fyfe. An extended exploratory projection pursuit network with linear and nonlinear anti-hebbian lateral connections applied to the cocktail party problem. *Neural Networks*, 10(9) :1607–1618, 1997.
- [89] G. H. Golub and C. F. Van Loan. *Matrix computations*. The johns hopkins press- London, 1984.
- [90] A. Gorokhov. *Blind separation of convolutive mixtures : Second order methods*. PhD thesis, ENST Paris, 1997.
- [91] A. Gorokhov and Ph. Loubaton. Second order blind identification of convolutive mixtures with temporally correlated sources : A subspace based approach. In *Signal Processing VIII, Theories and Applications (EUSIPCO'96)*, pages 2093–2096, Triest, Italy, September 1996. Elsevier.

- [92] A. Gorokhov and Ph. Loubaton. Subspace based techniques for second order blind separation of convolutive mixtures with temporally correlated sources. *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, 44 :813–820, September 1997.
- [93] E. Granger, M. A. Rubin, S. Grossberg, and P. Lavoie. A what-and-where fusion neural network for recognition and tracking of multiple radar emitters. Technical report, Boston University, USA, December 2000. Technical Report CAS/CNS-TR-2000-029.
- [94] J. Héroult and B. Ans. Réseaux de neurones à synapses modifiables : Décodage de messages sensoriels composites par un apprentissage non supervisé et permanent. *C. R. Acad. Sci. Paris, série III* :525–528, 1984.
- [95] J. Héroult, C. Jutten, and B. Ans. Détection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimétique en apprentissage non supervisé. In *Actes du Xème colloque GRETSI*, pages 1017–1022, Nice, France, 20–24, May 1985.
- [96] L. Hong and K. C. Ho. Identification of digital modulation types using the wavelet transform. In *In Proc. IEEE MILitary COMMunication conference (MILCOM'99)*, pages 427–431, Atlantic City, NJ, USA, Octobre 1999.
- [97] J. R. Hopgood and P. J. W. Rayner. Single channel nonstationary stochastic signal separation using linear time varying filters. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 51(11) :1739–1752, July 2003.
- [98] R. A. Horn and Ch. R. Johnson. *Matrix analysis*. Cambridge University Press, 1985.
- [99] S. D. Howard and S. Sirianunpiboon. A robust recursive filter for radar pulse train parameter estimation and tracking. In *Fourth International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA'96)*, Gold Coast, Australia, August 25–30 1996.
- [100] S. Z. Hsue and S. S. Soliman. Automatic modulation classification using zero crossing. *IEE Proceedings- Radar, sonar and Navogation*, 137(6) :459–464, December 1990.
- [101] C. Y. Huang and A. Polydoros. Likelihood methods for MPSK modulation classification. *IEEE Trans. on Communications*, 43(2/3/4) :1493–1504, 1995.
- [102] A. Hyvärinen and E. Oja. A fast fixed point algorithm for independent component analysis. *Neural computation*, 9 :1483–1492, 1997.
- [103] A. Hyvärinen and E. Oja. Independent componenet analysis : algorithms and applications. *Neural Networks*, 13 :411–430, 2000.
- [104] Y. Inouye and K. Tanebe. Super-exponential algorithms for multichannel blind deconvolution. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 48(3) :881–888, 2000.
- [105] R. Jackson, D. Pycock, M. Xu, M. Knowles, and S. Harman. Multi-scale event detection and period extraction. In *IEE Colloquium on Time-Scale and Time-Frequency Analysis and applications*, London, UK, February 2000.
- [106] g. J. Jang and T. W. Lee. A maximum likelihood approach to single-channel source separation. *Journal of Machine Learning Research*, 4 :1365–1392, 2003.
- [107] G. J. Jang, T. W. Lee, and Y. H. Oh. Single channel signal separation using time-domain basis functions. *IEEE Signal Processing Letters*, 10(6) :168–171, Jun 2003.
- [108] C. Jutten and J. F. Cardoso. Separation of sources : Really blind? In *International symposium on nonlinear theory and its applications, nolta'95*, pages 79–84, Las Vegas, Nevada, U. S. A., December 1995.
- [109] C. Jutten and J. Héroult. Independent components analysis versus principal components analysis. In J. L. Lacoume, A. Chéhikian, N. Martin, and J. Malbos, editors, *Signal Processing IV, Theories and Applications (EUSIPCO'88)*, pages 643–646, Grenoble, France, September 1988. Elsevier.
- [110] C. Jutten and J. Héroult. Une solution neuromimétique du problème de séparation de sources. *Traitement du signal*, 5(6) :389–403, 1988.
- [111] C. Jutten and J. Héroult. Blind separation of sources, Part I : An adaptive algorithm based on a neuromimetic architecture. *Signal Processing*, 24(1) :1–10, 1991.

- [112] C. Jutten and A. Taleb. Source separation : From dusk till dawn. In *International Workshop on Independent Component Analysis and blind Signal Separation*, Helsinki, Finland, 19-22 June 2000.
- [113] T. Kailath. *Linear systems*. Prentice Hall, 1980.
- [114] A. Kankainen. *Consistent testing of total independence based on empirical characteristic functions*. PhD thesis, University Jyväskylä, 1995.
- [115] J. Karhunen, E. Oja, L. Wang, R. Vigario, and J. Joutsensalo. A class of neural networks for independent component analysis. Technical report, Helsinki University of Technology, Faculty of information Technology, Lab of Computer and Information Science in Finland, October 1995.
- [116] M. Kawamoto, A. Kardec Barros, A. Mansour, K. Matsuoka, and N. Ohnishi. Real world blind separation of convolved non-stationary signals. In J. F. Cardoso, Ch. Jutten, and Ph. Loubaton, editors, *First International Workshop on Independent Component Analysis and signal Separation (ICA99)*, pages 347–352, Aussois, France, 11-15 January 1999.
- [117] M. Kawamoto, K. Matsuoka, and N. Ohnishi. A method of blind separation for convolved non-stationary signals. *Neurocomputing*, 22 :157–171, 1998.
- [118] M. Kawamoto, K. Matsuoka, and M. Oya. Blind separation of sources using temporal correlation of the observed signals. *IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, E80-A(4) :111–116, April 1997.
- [119] M. Kendall and A. Stuart. *The advanced theory of statistics : Design and analysis, and time-series*. Charles Griffin & Company Limited, 1961.
- [120] M. Kendall and A. Stuart. *The advanced theory of statistics : Distribution theory*. Charles Griffin & Company Limited, 1961.
- [121] M. Kendall and A. Stuart. *The advanced theory of statistics : Inference and relationship*. Charles Griffin & Company Limited, 1961.
- [122] H. Ketterer, F. Jondral, and A. H. Costa. Classification of modulation modes using time-frequency methods. In *Proceedings of International Conference on Speech and Signal Processing 1999, ICASSP 1999*, Arizona, USA, March 1999.
- [123] S. A. Khayam. The discrete cosine transform (dct) : theory and application. Technical report, tutorial, March 2003.
- [124] E. T. Kofler and C. T. Leondes. New approach to the pulse train de-interleaving problem. *INT. J. Systems SCI.*, 20(12) :2663–2671, 1989.
- [125] T. Kosel, I. Grabec, and F. Kosel. Time delay estimation of acoustic emission signals using ICA. *Ultrasonics*, 40 :303–306, 2002.
- [126] M. Kristensson and B. Ottersten. A statistical approach to subspace based blind identification. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 46(6) :1612–1623, June 1998.
- [127] J.-L. Lacoume. A survey of source separation. In J. F. Cardoso, Ch. Jutten, and Ph. Loubaton, editors, *First International Workshop on Independent Component Analysis and signal Separation (ICA99)*, pages 1–5, Aussois, France, 11-15 January 1999.
- [128] J. L. Lacoume, P. O. Amblard, and P. Comon. *Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal*. Mason, Paris, 1997.
- [129] J. L. Lacoume, M. Gaeta, and W. Kofman. Source separation using higher order statistics. *JATP*, 54(10) :1217–1226, 1992.
- [130] J. L. Lacoume and P. Ruiz. Sources identification : A solution based on cumulants. In *IEEE ASSP Workshop V*, Mineapolis, USA, August 1988.
- [131] B. Laheld. *Séparation auto-adaptative de sources. Implantations et performances*. PhD thesis, ENST Paris, 1994.
- [132] B. Laheld and J. F. Cardoso. Séparation adaptative de sources en aveugle. implantation complexe sans contraintes. In *Actes du XIVème colloque GRETSI*, pages 329–332, Juan-Les-Pins, France, 13-16 September 1993.

- [133] B. Laheld and J. F. Cardoso. Adaptive source separation with uniform performance. In M.J.J. Holt, C.F.N. Cowan, P.M. Grant, and W.A. Sandham, editors, *Signal Processing VII, Theories and Applications (EUSIPCO'94)*, pages 1–4, Edinburgh, Scotland, September 1994. Elsevier.
- [134] L. De Lathauwer, P. Comon, B. De Moor, and J. Vandewalle. ICA algorithms for 3 sources and 2 sensors. In *IEEE SP Int Workshop on High Order Statistics, HOS 99*, pages 116–120, Caesarea, Israel, 12–14 June 1999.
- [135] T. W. Lee, M. S. Lewicki, M. Girolami, and T. J. Sejnowski. Blind source separation of more sources than mixtures using overcomplete representations. *IEEE Signal Processing Letters*, 6(4) :87–90, April 1999.
- [136] M. Lewicki and T. J. Sejnowski. Learning overcomplete representations. *Neural Computation*, 12(2) :337–365, 2000.
- [137] A. P. Liavas, A. R. Regalia, and J. P. Delams. Robustness of least-squares and subspace methods for blind channel identification / equalization with respect to effective channel undermodeling/overmodeling. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 47(6) :1636–1644, June 1999.
- [138] F. F. Liedtke. Computer simulation of an automatic classification procedure for digitally modulated communication signals with unknown parameters. *Signal Processing*, 6 :31–323, 1984.
- [139] J. Lopatka and M. Pedzisz. Automatic modulation classification using statistical moments and a fuzzy classifier. In *World Computer Congress, International Conference on Signal Processing, (ICSP 2000)*, pages 121–127, Beijing, China, 2000.
- [140] O. Macchi and E. Moreau. Self-adaptive source separation using correlated signals and cross-cumulants. In *Proc. 3rd Workshop on Higher Order Statistics*, Edinburgh, Scotland, September 1994.
- [141] S. Mallat. *A wavelet tour of signal processing*. Academic Press, 1999.
- [142] A. Mansour and C. Jutten. Fourth order criteria for blind separation of sources. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 43(8) :2022–2025, August 1995.
- [143] A. Mansour, C. Jutten, and Ph. Loubaton. Subspace method for blind separation of sources and for a convolutive mixture model. In *Signal Processing VIII, Theories and Applications (EUSIPCO'96)*, pages 2081–2084, Trieste, Italy, September 1996. Elsevier.
- [144] H. K. Mardia. New techniques for the ndeinterleaving of repetitiven sequences. *Proceedings of the IEEE*, 136(4) :149–154, 1997. Pt. F.
- [145] K. Matsuoka, M. Oya, and M. Kawamoto. A neural net for blind separation of nonstationary signals. *Neural Networks*, 8(3) :411–419, 1995.
- [146] P. McCullagh. *Tensor methods in statistics*. Chapman and Hall, 1987.
- [147] D. J. Milojevic and B. M. popovic. Improved algorithm for the deinterleaving of radar pulses. *IEE Proceedings-F*, 139(1) :98–104, February 1992.
- [148] N. Mitianoudis and T. Stathaki. Overcomplete source separation using laplacian mixture models. *IEEE Signal Processing Letters*, 12(4) :277–280, April 2005.
- [149] B. G. Mobasser. Digital modulation classifiactaion using constellation shape. *Signal Processing*, 80 :251–277, 2000.
- [150] J. B. Moore and V. Krishnamurthy. Deinterleaving pulse train using discrete time stochastic dynamic linear models. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 42(11) :3092–3103, November 1994.
- [151] J. J. Moré. The Levenberg-Marquardt algorithm : Implementation and theory. In G.E. Waston, editor, *Lecture Notes in Mathematics 630*, pages 105–116, 1978.
- [152] E. Moreau and O. Macchi. New self-adaptive algorithms for source separation based on contrast functions. In *IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics*, pages 215–219, South Lac Tahoe, USA (CA), June 1993.
- [153] E. Moulines and J.-F. Cardoso. Second-order versus fourth-order MUSIC algorithms : an asymptotical statistical analysis. In *Proc. IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics*, Chamrousse, France, June 1991.

- [154] E. Moulines, Duhamel P., J. F. Cardoso, and Mayrargue S. Subspace methods for the blind identification of multichannel FIR filters. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 43(2) :516–525, February 1995.
- [155] N. Murata. Properties of the empirical characteristic function and its application to testing for independence. In *Third International Workshop on Independent Component Analysis and signal Separation (ICA2001)*, pages 295–300, San Diego, California, U.S.A, 9-12 December 2001.
- [156] A. K. Nandi and E. E. Azzouz. Automatic analogue modulation recognition. *Signal Processing*, 46 :211–222, 1995.
- [157] L. Nguyen Thi. *Séparation aveugle de sources à large bande dans un mélange convolutif*. PhD thesis, INP Grenoble, January 1993.
- [158] L. Nguyen Thi and C. Jutten. Blind sources separation for convolutive mixtures. *Signal Processing*, 45(2) :209–229, 1995.
- [159] L. Nguyen Thi, C. Jutten, and J. Caelen. Separation aveugle de parole et de bruit dans un mélange convolutif. In *Actes du XIIIème colloque GRETSI*, pages 737–740, Juan-Les-Pins, France, September 1991.
- [160] L. Nguyen Thi, C. Jutten, and J. Caelen. Speech enhancement : Analysis and comparison of methods in various real situations. In J. Vandewalle, R. Boite, M. Moonen, and A. Oosterlinck, editors, *Signal Processing VI, Theories and Applications (EUSIPCO'92)*, pages 303–306, Brussels, Belgium, August 1992. Elsevier.
- [161] B. Noble and J. W. Daniel. *Applied linear algebra*. Prentice-Hall, 1988.
- [162] H. G. Okuno, S. Iketa, and T. Nakatani. Ijcai combining independent component analysis and sound stream segregation. In *Workshop on Computational Auditory Scene Analysis CASA'99*, pages 92–98, Stokholm, Sweden, August 2002.
- [163] L. Parra and C. V. Alvino. Convolutional blind separation of non-stationary sources. *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, 8(3) :320–327, May 2000.
- [164] K. Pearson. On lines and planes of closest fit to system of points in space. *Phil. Trans.*, clxxxvii. A :559–572, 1996.
- [165] M Pedzisz. *Séparation et reconnaissance des signaux d'interception en télécommunications*. PhD thesis, Université de Bretagne Occidentale, 2006.
- [166] D.-T. Pham. Fast algorithm for estimating mutual information, entropies and score functions. In *4th International Workshop on Independent Component Analysis and blind Signal Separation, ICA2003*, pages 17–22, Nara, Japan, 1-4 April 2003.
- [167] D. T. Pham and J. F. Cardoso. Blind separation of instantaneous mixtures of nonstationary sources. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 49(9) :1837–1848, September 2001.
- [168] D.T. Pham and J. F. Cardoso. Blind separation of instantaneous mixtures of non stationary sources. In *International Workshop on Independent Component Analysis and blind Signal Separation*, pages 187–192, Helsinki, Finland, 19-22 June 2000.
- [169] T. Q. Phong, R. Horaud, A. Yassine, and P. D. Tao. Object pose from 2-d to 3-d point and line correspondences. *International Journal of Computer Vision*, 15(3) :225–243, 1994.
- [170] A. Poolydoros and K. Kim. On the detection and classification of quadrature digital modulations in broad-band noise. *IEEE Trans. on Communications*, 38(8) :1199–1211, August 1990.
- [171] A. Prieto, C. G. Puntonet, and B. Prieto. A neural algorithm for blind separation of sources based on geometric properties. *Signal Processing*, 64(3) :315–331, 1998.
- [172] C. G. Puntonet. *Nuevos algoritmos de separación de fuentes en medios lineales*. PhD thesis, University of Granada, SPAIN, September 1994.
- [173] C. G. Puntonet and A. Prieto. Neural net approach for blind separation of sources based on geometric properties. *NeuroComputing*, 18(3) :141–164, 1998.

- [174] C. G. Puntonet, A. Prieto, C. Jutten, M. Rodriguez Alvarez, and J. Ortega. Separation of sources : A geometry-based procedure for reconstruction of n-valued signals. *Signal Processing*, 46(3) :267–284, 1995.
- [175] S. Qian and D. Chen. *Joint-frequency analysis-methods and applications*. Prentice Hill, 1996.
- [176] K. Rahbar and J. Reilly. Blind separation of convolved sources by joint approximate diagonalization of cross-spectral density matrices. In *Proceedings of International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing 2001, ICASSP 2001*, Salt Lake City, Utah, USA, May 7-11 2001.
- [177] M. Rodrigues-Alvarez, F. Rojas, C. G. Puntonet, and A. Mansour. Blind separation of speech signals based on lattice-ica geometric procedure. In *The 7th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI'2003)*, pages 350–355, Florida, USA, 27-30 July 2003.
- [178] P. Ruiz and J. L Lacoume. Extraction of independent sources from correleated inputs : A solution based on cumulants. In *Proc. Workshop on Higher-Order Spectral Analysis*, pages 146–151, 1989.
- [179] M. Shulkin and H. W. Marsh. Sound absorption in sea water. *Journal of the Acoustical Society of America*, 134 :864–865, 1962.
- [180] H. C. Shyu, C. C. Chang, Y. J. Lee, and C. H. Lee. Radar signal clustering and deinterleaving by a neural network. *IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, E80-A(5) :903–911, May 1997.
- [181] B. W. Silverman. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. Champon & Hall, New York and London, 1986.
- [182] S. Soliman and S. Z. Hsue. Signal classification using statistical moments. *IEEE Trans. on Communications*, 40(5) :908–916, December 1997.
- [183] A. Taleb. An algorithm for the blind identification of n independent signals with 2 sensors. In M. Deriche, Boashash, and W. W. Boles, editors, *Sixth International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA 2001)*, Kuala-Lampur, Malaysia, August 13-16 2001.
- [184] Y. Tan, J. Wang, and J. M. Zurada. Nonlinear blind source separation using a radial basis function network. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 12(1) :124–134, January 2001.
- [185] M. Taroudakis. Ocean acoustic tomography. In *Lecture Notes of the Tutorial Course fro Young Acousticians from European Countries*, Gdansk, Poland, 23-24 June 2002.
- [186] F. J. Theis, E. W. Lang, and C. G. Puntonet. A geometric algorithm for overcomplete linear ica. *Neuro Computing*, 56 :381–398, 2004.
- [187] D. J. Tong and S. perreau. Multichannel blind identification from subspace to maximum likelihood methods. *IEE Proceedings-F*, 86(10) :1951–1968, Octobre 1998.
- [188] M. K. Tsatsanis and G. B. Giannakis. Subspace methods for blind estimation of time-varying FIR channels. *IEEE Trans. on Signal processing*, 40(12) :3084–3093, December 1997.
- [189] S. Vallez, A. Martin, A. Mansour, C. Gervaise, and A. Khenchaf. Contribution to passive acoustic ocean tomography- part IV : A data fusion strategy for blind source separation and classification. In *IEEE Conference & Exhibition OCEANS'05 Europe*, page To appear, Brest, France, 2005.
- [190] J. H. Van Hateren and D.L. Ruderman. Independent component analysis of natural image sequences yields spatiotemporal filters similar to simple cells in primary visual cortex. In *Proceedings of R. Soc. Lond. B265*, London, UK, 1998.
- [191] P. D. Welch. The use of fast fourier transform for the stimation of power spectra : A method based on time averging over short modified periodograms. *IEEE Signal Trans on Audio and Electroaccoustics*, AU(15) :70–73, June 1967.
- [192] H. C. Wu and J. C. Principe. Simultaneous diagonalization in the frequency domain (SDIF) for source separation. In J. F. Cardoso, Ch. Jutten, and Ph. Ioubaon, editors, *First International Workshop on Independent Component Analysis and signal Separation (ICA99)*, pages 245–250, Aussois, France, 11-15 January 1999.

- [193] H. H. Yang and S. I. Amari. Adaptive on-line learning algorithms for blind separation - maximum entropy and minimum mutual information. *Neural Computation*, 9 :1457–1482, 1997.
- [194] Y. Yang and S. S. Soliman. An improved moment-based algorithm for signal classification. *Signal Processing*, 43 :231–244, 1995.
- [195] S. Zhenghao and F. M. Fairman. Harmonic retrieval via state space and fourth-order cumulants. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 42(5) :1109–1119, 1994.