

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA

FACULTE : Sciences et Technologies

DEPARTEMENT : Électronique.

N° :



DOMAINE :

FILIERE :

OPTION : Systèmes des Télécommunications (STLC)

Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique

Par : - Kadiri Wahiba

- Khenache Bouchra

THEME

Séparation Aveugle de Signaux
Audio en Utilisant les Statistique
D'ordre Supérieur

Soutenu devant le jury composé de :

Lahouaoui Lalaoui	MCA	Univ.Md Boudiaf M'sila	Président
Ali Khalfa	MCB	Univ.Md Boudiaf M'sila	Rapporteur
Zohra Zerdoumi	MCB	Univ.Md Boudiaf M'sila	Examineur

Année universitaire : 2019 / 2020

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier vivement mon Rapporteur, **Mr. KHALFA Ali**, docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour avoir dirigé et encadré cette mémoire, ainsi que pour le temps passé à me conseiller. Je le remercie aussi pour sa confiance, sa souplesse et son ouverture d'esprit qui m'ont permis de mener à bien ce travail de recherche.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à **Mr. Lahouaoui Lalaoui** docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de notre master et pour l'intérêt et le soutien dont il m'a fait preuve.

Mes remerciements vont aussi à Mme , **Zohra Zerdoumi** docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour avoir accepté d'évaluer et de juger mon travail en tant que membres de jury de notre mémoire master.

اهداء

الحمد لله فائق الانوار وجاعل الليل والنهار ثم الصلاة على محمد المختار
الحمد لله الذي وفقنا ولم نكن لنصل اليه لولا فضل الله علينا اما بعد

من دواعي الفخر والاعتزاز ان اهدي ثمرة هذا العمل الى سندي ومعلمي وأبي " **سعد قديري** "...والى من كان دعاؤها سر
نجاحي "**امي العزيزة** " حفصهما الله وأطال في عمرهما

الى القلوب الطاهرة الرقيقة واجمل ما في الحياة اخواني واخواتي " **امباركة . نور . محمود . رفيق . بسمة . امال . علي . شكري**
.ام الخير .جدة "

الى روعي ورفيقة دربي الى صاحبة القلب الطيب الى التي ترافقتني دوما "**صديقتي سعيدة**"

الى من شاركتني هذا البحث "**بشرى**"

الى من تذوقت معهم أجمل اللحظات ... صديقتي في الحرم الجامعي "**وفاء . ايمان . سعاد . لينا . هبة . شروق . سندس . الهام**"

الى من علمني حرفا ولقنتني علما نافعا " **أساتذة ومعلمي الأفاضل**"

' **قديري وهيبة** '

أتوجه بالشكر الجزيل الى من قال في شأنهما عز وجل. بعد بسم الله الرحمن الرحيم

(وقضى ربك الا تعبدوا الا اياه وبالوالدين احسانا)

"**الوالدين العزيزن**" برا واحسانا لهما. وتقديرا لما قدماه لي

الى رمز الحنان اخواتي " **اخلاص . بدرة . مروة** "

والى كل من وقف معي ودعمني من قريب أو بعيد للإنجاز هذا البحث بجهده. ووقته ودعائه

' **خناش بشرى** '

Résumé

La Séparation Aveugle de Sources (SAS) est un sujet de grand intérêt dans le domaine du traitement du signal qui a été très investi au cours de la dernière décennie. La séparation aveugle de source (BSS) consiste à récupérer des signaux de source inconnus uniquement à partir des mélanges observés, mot aveugle signifie on n'a pas besoin d'information sur les signaux source original sauf leurs indépendances statiques.

L'objectif de cette mémoire est de exploiter des algorithmes de la SAS. Ces algorithmes seront ensuite simulé en comparant leurs performances en s'appuyant sur un ensemble d'expériences de séparation aveugle de mélanges instantanés de sources de signaux audio, ces méthodes sont ICA, INFOMAX, JADE, où nous présentons les résultats de simulation ainsi que les critères de performance de chaque méthode.

Mots clés : Séparation Aveugle de Sources; Signaux audio; Infomax FAST ICA, JADE

Abstract

Blind Source Separation (SAS) is a subject of great interest in the field of signal processing which has been heavily invested in the last decade. Blind Source Separation (BSS) consists of recovering unknown source signals only from the observed mixtures, word blind means no information is needed on the original source signals except their static independence.

The purpose of this memory is to use SAS algorithms. These algorithms will then be simulated by comparing their performance based on a set of blind separation experiments of instantaneous mixtures of audio signal sources, these methods are FAST ICA, INFOMAX, JADE, where we present the simulation results as well as the performance criteria for each method.

Keywords: Blind Separation of Sources; Audio signals; Infomax FAST ICA, JADE.

ملخص

يعتبر فصل المصادر العمياء (SAS) موضوعا ذا اهمية كبيرة في مجال معالجة الاشارات والذي تم استثماره بشكل كبير في العقد الماضي .

يتكون فصل المصدر الاعمى (BSS) من استعادة إشارات المصدر الغير معروفة فقط من الخلائط المرصودة . وتعني عمياء عدم الحاجة الى معلومات عن إشارات المصدر الأصلي باستثناء استقلالها الثابت .

الغرض من هذه المذكرة هو استخدام خوارزميات (SAS) . سيتم بعد ذلك محاكاة هذه الخوارزميات من خلال مقارنة ادائها بناء على مجموعة من تجارب الفصل الاعمى لمخاليط فورييه من مصادر الاشارات الصوتية . وهذه الطرق هي ICA و INFOMAX و JADE . حيث نقدم نتائج المحاكاة بالإضافة الى معايير الاداء لكل طريقة .

الكلمات المفتاحية : الفصل الاعمى للمصادر , اشارات صوتية JADE, ICA, INFOMAX

Liste des figures

Figure I.1. Principe de la Séparation Aveugle de Sources	4
Figure I.2. Modèle du mélange linéaire	9
Figure I.3. Modèle des mélanges convolutifs.....	11
Figure I.4. L'émission, la propagation et la réception du signal Audio	12
Figure I.5. L'évolution de l'amplitude sonore dans le temps	13
Figure I.6. Les types de fréquences.....	14
Figure I.7. Exemple d'une chaîne numérique pour le signal Audio	14
Figure I.8. Echantillonnage d'un signal audio	16
Figure I.9. Signal audio échantillonné avant et après quantification.....	17
Figure II.1. Mélange ,séparation , et non linéaire transformation	35
Figure IV.1. Signaux originaux speech1.wav et speech2.wav	52
Figure IV.2. Mélanges signaux speech1.wav et speech2.wav	52
Figure IV.3. Signaux estimés speech1.wav et speech2.wav	53
Figure IV.4. Signaux originaux speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav.....	53
Figure IV.5. Signaux mélanges speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav.....	54
Figure IV.6. Signaux estimés speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav.....	54
Figure IV.7. Signaux originaux Music_Mandolin_30s.wav et MusicVivaldi_30s.wav	55
Figure IV.8. Signaux Mélanges Music_Mandolin_30s.wav et MusicVivaldi_30s.wav	55
Figure IV.9. Signaux estimés Music_Mandolin_30s.wav et MusicVivaldi_30s.wav.....	56
Figure IV.10. Signaux originaux speech1.wav et speech2.wav	58
Figure IV.11. Signaux originaux speech1.wav et speech2.wav	59
Figure IV.12. Signaux estimés speech1.wav et speech2.wav	59
Figure IV.13. Signaux originaux speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav.....	60
Figure IV.14. Signaux mélange speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav	60
Figure IV.15. Signaux estimés speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav.....	61
Figure IV.16. Signaux originaux Music_Mandolin_30s.wav.wav et MusicVivaldi_30s.wav.....	61
Figure IV.17. Signaux mélanges Music_Mandolin_30s.wav.wav et MusicVivaldi_30s.wav	62
Figure IV.18. Signaux estimés Music_Mandolin_30s.wav.wav et MusicVivaldi_30s.wav	62
Figure IV.19. Signaux originaux speech1.wav.wav et speech2.wav	65
Figure IV.20. Signaux estimés speech1.wav.wav et speech2.wav.....	65
Figure IV.21. Signaux estimés speech1.wav.wav et speech2.wav.....	66
Figure IV.22. Signaux originaux speech1.wav.wav et Music_Vivaldi_30s	66
Figure IV.23. Signaux mélange speech1.wav.wav et Music_Vivaldi_30s	67
Figure IV.24. Signaux estimés speech1.wav. et Music_Vivaldi_30s	67
Figure IV.25. Signaux originaux Music_Mandolin_30s.wav. et Music_Vivaldi_30s.wav	68
Figure IV.26. Signaux Mélange Music_Mandolin_30s .wav et MusicVivaldi_30s.wav.....	68
Figure IV.27. Signaux estimés Music_Mandolin_30s.wav. et Music_Vivaldi_30s.wav.....	69

Liste des tableaux

Tableau IV.1. SDR (dB) pour l'algorithmes Infomax	57
Tableau IV.2. AVCC pour l'algorithmes infomax	57
Tableau IV.3. MSE pour l'algorithmes infomax	58
Tableau IV.4. SDR (dB) pour l'algorithmes Jade.....	63
Tableau IV.5. AVCC pour l'algorithmes Jade	64
Tableau IV.6. MSE pour l'algorithmes JADE.....	64
Tableau IV.7. SDR(dB)pour l'algorithmes Fast-ICA.....	69
Tableau IV.8. AVCC pour l'algorithmes Fast-ICA	70
Tableau IV.9. MSE pour l'algorithmes Fast-ICA.....	70

Liste des abréviations

ICA	Independent Component Analysis
FastICA	Fast Independent Component Analysis
JADE	Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices
PCA	Principal Component Analysis
SAS	Séparation Aveugle De source

Table des matières

.....	i
Remerciements	ii
اهداء	iii
Résumé	iv
Abstract	v
ملخص	vi
Liste des figures	vii
Liste des tableaux	viii
Introduction générale.....	1
Chapitre I: Etat de l’art sur la Séparation Aveugle de	
Source	
I.1 Introduction.....	3
I.2 Description générale de la Séparation Aveugle de Sources (SAS)	3
Etat de l’art	4
sur la Séparation Aveugle de Sources	4
I.3 Bref historique de la Séparation Aveugle de Sources.....	4
I.4 Applications de séparation aveugle de source (SAS).....	6
I.4.1 Séparation de signal parole	6
I.4.2 Communication et traitement du signal.	7
I.4.3 Traitement et reconnaissance d'image.	7
I.4.4 Traitement de l'information géologique spatiale.....	8
I.4.5 Traitement du signal biomédical.....	8
I.4.6 Analyse de documents texte.....	9
I.5 Les types de mélanges.....	9
I.5.1 Les mélanges convolutifs.....	10
I.6 Le Signal Audio.....	12
I.6.1 Emission, propagation et réception d’un signal audio	12
I.6.2 Les caractéristiques d’un signal audio	12
I.7 Les format des fichiers audio.....	19
I.7.1 Les caractéristique des formats audio	19
I.7.2 Les types de formats	19
I.8 Conclusion	21
Bibliographie.....	22

Chapitre II : Techniques de Séparation Aveugle de Sources

II.1 Introduction	26
II.2 L'Analyse en composantes principales :	26
II.2.1 Introduction :	26
II.2.2 Définition :	27
II.2.3 Modélisation mathématique d'un ACP :	27
II.2.4 Recherche des composantes principales :	28
II.2.5 Réalisation :	29
II.3 Analyse en composantes indépendantes (ACI) :	30
II.3.1 Etapes ACI :	31
II.3.1.1 Etape de centrage	31
II.3.2 Principales approches ICA :	32
II.3.2.2 Kurtosis	33
II.3.2.3 Néguentropie	33
II.3.3 Différences et similarités entre PCA et ICA :	33
II.4 Principe de base de l'algorithme Fast-ICA	33
II.4.1 Propriétés de l'algorithme Fast-ICA	34
L'algorithme Fast ICA présente les propriétés suivantes [II.12].	34
II.4.2 Procédure Fast-ICA	34
II.5 Méthode Maximisation de Information (infomax)	34
II.5.1 Introduction	34
II.5.2 Algorithme de la technique infomax	35
II.6 CONCLUSIONS :	37
Bibliographies	39

Chapitre III : Séparation Aveugle de Sources Utilisant Moment Ordre 4

III.1 Introduction	40
III.2 Les statistiques d'ordre supérieur (SOS)	40
III.2.1 Moments et Cumulants d'une Variable Aléatoire Complexe	41
III.2.2 Cumulant d'ordre quatre pour des variables aléatoires complexes	42
III.2.3 Corrélation d'ordre trois (triple corrélation)	43
III.2.4 Kurtosis positif et kurtosis négatif	44
III.2.5 Corrélation d'ordre quatre des signaux complexes	44
III.2.6 Maximisation du kurtosis	45
III.3 L'algorithme JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices)	45
III.3.1 Introduction	45
III.3.2 Définition	45

III.3.3 Principe de base de l'algorithme JADE	47
III.4 Conclusion	49
<u>Chapitre IV: Résultats Et simulations</u>	
IV. Introduction	51
IV.1 Les signaux source	51
IV.2 Les mesures de performance	51
IV.3 Méthode Infomax	51
IV.3.1 Interprétations	56
IV.4 Méthode JADE	58
IV.4.1 Interprétations	63
IV.5 Méthode Fast-ICA.....	64
IV.5.1 Interprétations	69
IV.6 Conclusion	70
Bibliographie.....	71
Conclusion générale et perspectives.....	72

Introduction générale

La séparation aveugle de sources (SAS ou BSS pour Blind Source Separation en anglais)

est une méthode robuste de traitement du signal qui a été proposée à la fin des années 1980, a attiré l'attention en raison de ses applications potentielles dans le traitement du signal, comme dans les systèmes de reconnaissance vocale, les télécommunications et le traitement du signal médical. Il vise à récupérer les signaux sources de leurs mélanges sans connaissance détaillée du processus de mélange. La SAS peut être appliquée pour l'extraction des signaux de l'Electrocardiogramme (ECG), l'Electromyogramme (EMG) ou l'Electroencéphalogramme (EEG), des battements cardiaques du fœtus à partir des signaux ECG enregistrés. On peut aussi appliquer dans les applications en téléphonie mobile où la parole de notre interlocuteur peut être issue d'un environnement bruyant (musiques, voitures qui passent dans la rue, etc...).

Le but de cette mémoire est d'exploiter des algorithmes qui simulent les éléments de la matrice de séparation qui rend les sources indépendantes.

Ce manuscrit est organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre présente l'état de l'art de la SAS. Nous présenterons une description générale de la SAS, les types de mélanges et leurs modèles mathématiques, ainsi que les applications de la SAS. Les caractéristiques du signal audio sont ensuite introduites et discutées. Les signaux audios seront utilisés dans les simulations réalisées et présentées dans le dernier chapitre. Le chapitre II est consacré aux techniques utilisées dans séparation aveugle de source. Il s'agit la technique PCA, ICA et la dernière technique Informations Maximisation (Infomax) qui est une méthode de recherche de signaux mutuellement indépendants par la maximisation du flux d'information. Ces techniques leurs but de chercher tous le composantes indépendantes (c-à-d retrouver les signaux originaux). le chapitre III introduit une autre méthode plus performant que les autres techniques cité dans le chapitre II c'est la méthode Moments Ordre 4 on utilisée l'algorithme Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices(jade). Le chapitre IV nous présenterons les résultats de simulation pour chaque algorithme étudié afin de donner les critères de performances. Enfin, une conclusion générale est présentée, laquelle inclut le bilan du travail réalisé ainsi que des perspectives de recherche future

CHAPITRE I

Etat de l'art

Sur la Séparation Aveugle de Sources

I.1 Introduction

Lors d'un cocktail animé, il y a les sons mélangés d'amis discutant, des voix et une musique de fond faible. Si ces sons mélangés sont captés par un microphone, comment peut-on identifier une seule voix d'intérêt à partir du son mélangés ?

Dans le domaine de l'analyse d'images de télédétection, de l'information au sol, les informations minérales et les autres informations d'interférence sont toutes mélangées dans le signal reçu.

Comment déterminer les informations sur le sol et les minéraux à partir de ce signal ? Les environnements de champ de bataille modernes sont généralement complexes et défavorables à la communication militaire. Comment alors capturer, séparer et distinguer correctement et précisément les communications provenant de l'ennemi et de nos troupes des signaux radio mélangés ?

I.2 Description générale de la Séparation Aveugle de Sources (SAS)

La séparation aveugle de sources (SAS) (en anglais BSS pour Blind Source Séparation) est une puissante méthode en traitement du signal qui a été proposée à la fin des années 80 [I.1]. Dérivée à partir des réseaux de neurones artificiels, du traitement statistique du signal et de la théorie de l'information, la SAS est devenue un sujet important de la recherche et de développement dans de nombreux domaines, notamment les sciences biomédicales, les communications, le traitement de la parole, le traitement d'images, les sciences de la Terre, etc.

À l'heure actuelle, les travaux de recherche liés à la SAS ont acquis un grand intérêt dans le domaine du traitement du signal et sont donc devenus d'une grande valeur pratique.

La SAS, qui est un problème classique et complexe dans le traitement des signaux, consiste à extraire et à récupérer les signaux sources à partir de données statistiques à variables multiples. Le mot « Aveugle » signifie que le signal source est inconnu (non observé) et que, soit les caractéristiques du système hybride ne sont pas connues à l'avance, soit qu'il n'y a qu'une petite quantité d'information a priori sur le signal source (comme la non Gaussienne, le cycle-stabilité et l'indépendance statistique).

Dans les applications scientifiques et techniques, de nombreux signaux observés peuvent être perçus comme un mélange d'une pluralité de signaux sources, c'est-à-dire que le signal mélange

Observé est une série de sorties de capteurs, chacun recevant différentes combinaisons de signaux sources. La principale tâche de la SAS est donc de récupérer le signal source qui nous intéresse à partir des données observées Figure I.1.

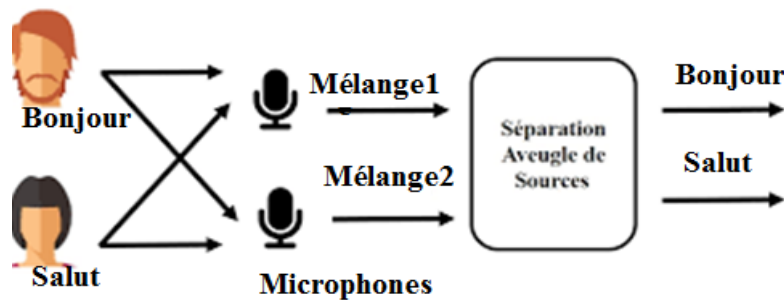


Figure I.1 Principe de la Séparation Aveugle de Sources

I.3 Bref historique de la Séparation Aveugle de Sources

Avec le développement rapide des réseaux, de la communication et de la technologie informatique, nous sommes passés à un numérique et à l'information, avec le traitement du signal numérique l'un des liens clés. En tant que concept principal du traitement des signaux aveugles, la séparation des sources aveugles est définie comme suit: avec des paramètres de source de signal et de canal de transmission inconnus, les signaux observés sont détectés et tous les composants sont séparés dans le signal de la source d'entrée en fonction de leurs caractéristiques statistiques.

Ce processus nécessite la connaissance de nombreux domaines, notamment la théorie de l'information, le traitement statistique du signal et les réseaux de neurones artificiels. C'est également une option très attrayante pour une utilisation dans de nombreux domaines tels que le traitement d'images de télédétection, la communication mobile, le traitement de la voix, l'ingénierie biomédicale, l'économie et les applications de traitement de signaux sonar et sismiques.

La séparation des sources aveugles est une technologie émergente qui, bien qu'elle ne soit présente que depuis une vingtaine d'années, est rapidement devenue un site de recherche qui a attiré des chercheurs dans tous les domaines en raison de sa valeur théorique importante et de ses larges perspectives d'application.

Généralement, la première étude de fond du problème BSS remonte à 1986, lorsque Héroult et Jutten ont présenté le H-Jalgorithme [I.1] (c'est-à-dire un modèle de réseau de neurones de rétroaction avec un algorithme d'apprentissage basé sur Hebb) pour séparer deux signaux sources indépendants mixtes à une Conférence du Neural Network for Computing tenue en Amérique (Héroult et Jutten, 1986). La résolution des problèmes BSS est une tâche très

difficile, car nous n'avons aucune information sur les signaux source. la résolution des problèmes BSS est une tâche très difficile, car nous n'avons aucune information sur les signaux source

Dans l'algorithme proposé par Héroult et Jutten, deux hypothèses sont faites : on suppose que les signaux source sont statistiquement indépendants et que la distribution statistique du signal source connu est connue.

Giannakis et Swami ont introduit un moment du troisième ordre basé sur une recherche exhaustive pour résoudre le problème d'identification du BSS (Giannakis et Swami, 1987) [I.2]. En 1989, le premier atelier international sur l'analyse spectrale d'ordre supérieur a été organisé. Dans cet atelier, les premiers articles sur l'ICA de Cardoso (1989) et Comon (1989) ont été présentés. Ces travaux ont fourni un cadre généralement clair pour ICA, où si les signaux d'origine sont statistiquement indépendants, des signaux sources mutuellement statistiquement indépendants peuvent être obtenus [I.3].

Ces travaux ont fourni un cadre généralement clair pour ICA, où si les signaux d'origine sont statistiquement indépendants, des signaux sources mutuellement statistiquement indépendants peuvent être obtenus.

En 1991, Héroult et Jutten ont publié un article classique sur le problème BSS dans *Signal Processing*, présentant un algorithme de réseau de neurones artificiels pour BSS (Jutten et Héroult, 1991) [I.4].

Cette étude marque le début d'un nouveau domaine de recherche. Bell et Sejnowski (1995) ont proposé l'approche par entropie maximale basée sur le principe d'Infomax. Cet algorithme a été perfectionné par le spécialiste japonais Amari et ses collègues en utilisant le gradient naturel (Amari, Cichocki et Yang, 1996; Amari, 1998), et ses connexions à l'estimation du maximum de vraisemblance [I.5]. Quelques années plus tard, les chercheurs finlandais Hyvärinen, Oja et Pajunen ont présenté l'algorithme à virgule fixe ou FastICA (Hyvärinen et Oja, 1997, 2000; Hyvärinen, 1999; Hyvärinen et Pajunen, 1999), qui a contribué à l'application de l'ICA [I.6].

Standard, telles que l'algorithme rapide (FastICA), l'algorithme Infomax, l'algorithme de maximisation de l'information étendue (Girolami, 1999; Lee, Girolami et Sejnowski, 1999) et l'algorithme EASI (séparation adaptative équivariante par indépendance) (Cardoso et Laheld, 1996) [I.7].

L'ICA standard utilise un modèle mathématique idéalisé, mais les utilisateurs ont désormais tendance à se concentrer sur diverses extensions de l'ICA, telles que l'ICA de bruit (Hyvärinen, 2001; Zhong et al., 2004a, b), les représentations clairsemées et trop complètes

(Zhong et al., 2004a ; Lewicki et Sejnowski, 2000; Girolami, 2001), ICA non linéaire (Hyvärinen, 1999; Lappalainen et Honlela, 2000; Lee, Kohler et Orglmeister, 1997; Taleb et Jutten, 1997; Harmeling et al., 2001, 2003), ICA non stationnaire (Pham et Cardoso, 2000; Sanchez, 2002) et ICA à convolution (Hyvärinen, 1998, 2001) [I.8] [I.9] [I.10].

Depuis le milieu des années 90, il y a eu une augmentation du nombre de documents, d'ateliers et de sessions spéciales consacrés au BSS. Le premier atelier international sur l'ICA a eu lieu à Aussois, en France, en janvier 1999, et le deuxième atelier a suivi en juin 2000 à Helsinki, en Finlande. Les deux ont réuni plus de 100 chercheurs travaillant sur sur l'ICA et la séparation aveugle des signaux.

Depuis la publication en 1991 des premiers articles internationaux sur le traitement du signal (Jutten et Héroult, 1991; Comon, Jutten et Héroult, 1991), une variété de revues internationales ont contribué à la diffusion de la recherche BSS, y compris *Traitement du Signal*, *Signal Processing*, *IEEE Transactions on Signal Processing*, *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, *Neural Computation*. Dans nombreuses conférences. Ces événements ont tous contribué à la transformation du BSS en un domaine de recherche établi et naturel. Les algorithmes BSS peuvent être divisés en trois groupes en fonction de l'indépendance statistique du signal source, des caractéristiques parcimonieuses du signal source et des contraintes non négatives du signal source, respectivement. Du point de vue de la fonction de coût ou des lignes directrices, les algorithmes BSS peuvent être divisés en méthodes indépendantes basées sur des statistiques de second ordre (comme l'algorithme AMUSE (extracteur de sous-formules non satisfaisant)), des approches statistiques d'ordre supérieur, des méthodes basées sur un réseau de neurones, et méthodes basées sur des fonctions non linéaires.

Le problème de SAS consiste à estimer un ensemble de signaux sources inconnus partir d'un ensemble de signaux observés qui résultent d'un mélange inconnu de ces signaux sources (Mansour et al, 2000; Comon and Jutten, 2010; Deville, 2016). Le terme aveugle se réfère au fait que ni les signaux sources, ni le mélange sont connus.

I.4 Applications de séparation aveugle de source (SAS)

Les applications des méthodes de SAS sont diverses, parmi lesquelles nous citons

I.4.1 Séparation de signal parole

Étant donné que la situation en temps réel des positions des microphones par rapport aux sources peut être assez arbitraire, le processus de mélange n'est pas connu et doit donc être estimé à l'aveugle. Dans cette situation, les algorithmes BSS sont importants.

De plus, les algorithmes BSS convolutifs ont tendance à être de préférence appliqués dans le domaine de la musique. Douglas (2002) a séparé deux voix en utilisant des techniques BSS convolutives, tandis que Vincent (2005) a appliqué la technologie ICA pour obtenir les sons de différents instruments dans une bande sonore [I.13].

I.4.2 Communication et traitement du signal.

BSS a une large application dans les communications numériques sans fil (Zhang et Hu, 2000; Cances, Mohammadkhani et Meghdadi, 2006). Divers chercheurs ont proposé d'utiliser un système de réception de réseau d'antennes et des techniques de filtrage spatial ainsi qu'un algorithme BSS pour réaliser la séparation du signal multi-utilisateur, de sorte qu'une pluralité de signaux d'utilisateur peuvent être transmis sur le même canal en même temps, améliorant ainsi considérablement la capacité du canal. Dans un système à accès multiple par répartition en code (CDMA), plusieurs utilisateurs partagent la même bande passante de canal et transmettent des signaux simultanément. Les utilisateurs peuvent distinguer leurs propres signaux par les codes d'étalement orthogonale plus longue et, par conséquent, l'utilisation de l'ICA peut aider à améliorer le rapport signal / bruit (SNR) du côté du récepteur [I.14].

En 2006, l'Institut de recherche japonais RIKEN et Chaosware Company, qui se consacrent depuis longtemps à la recherche sur les mécanismes de traitement de l'information du cerveau humain et la technologie de séparation des signaux (ICA), ont développé une nouvelle technique pour séparer précisément une onde électromagnétique hybride de téléphone, ainsi améliorant considérablement la vitesse de transmission et la clarté des communications.

I.4.3 Traitement et reconnaissance d'image.

Actuellement, le BSS est largement utilisé dans le domaine du traitement d'image, avec la technologie de séparation aveugle utilisée dans l'extraction de caractéristiques d'image, la reconnaissance faciale, la détection d'objets en mouvement, les filigranes d'images numériques, le débruitage d'image, la séparation d'images et la restauration d'images (Tukr et Pentland, 1991; Bartlett, Lades et Sejnowski, 1998; Bartlett, Movellan et Sejnowski, 2002) [I.15].

Par exemple, dans une application de restauration et de reconstruction d'images, les méthodes BSS disponibles peuvent aider à récupérer le contenu original des images à partir d'images contaminées et à éliminer les effets négatifs, tels que le bougé de l'appareil photo.

L'objectif et le bruit superposé pendant le processus de transmission (Ma, Niu et Chen, 2006), introduit lors de l'acquisition des images [I.16].

I.4.4 Traitement de l'information géologique spatiale

Dans le traitement des informations spatiales géoscientifiques, les techniques BSS ont été appliquées à de nombreux aspects du traitement des données de télédétection, notamment la fusion d'images de télédétection, la décomposition mixte de pixels et la classification et la reconnaissance d'images de télédétection (Si and Zhang, 2002; Wang, Yu et Zhang, 2007; Huang et al., 2008; Wang, Yu et Zhang, 2008) [I.17]

Dans la prévision des minéraux, les méthodes BSS ont été appliquées avec succès à l'analyse des données géophysiques et géochimiques (Yu, Cao et Yang, 2009; Cao et Yu, 2009; Liu et al., 2007) [I.18]. Les techniques BSS peuvent également être utilisées dans l'exploration sismique (Liu, Liu et Zheng, 2003). L'utilisation de techniques BSS dans le dynamitage explosif du sol peut aider à distinguer différentes caractéristiques lithologiques des signaux réfléchis ou diffractés reçus.

I.4.5 Traitement du signal biomédical

Il s'agit d'un domaine d'application très encourageant pour les techniques BSS, non seulement parce que c'est un domaine de croissance rapide et de grande importance, mais aussi parce que certains types de données d'imagerie cérébrale semblent être assez bien décrits par le modèle BSS.

En particulier pour l'électrocardiogramme (ECG), l'EEG, l'électromyogramme (EMG), le MEG, ainsi que les signaux fMRI, qui sont des enregistrements de champs électriques et magnétiques de signaux provenant de courants neuronaux dans le cerveau (Choi, 2005; Cichocki et Amari, 2002; Brookings, Ortigueb et Graftonb, 2009) [I.19]. Par exemple, dans le traitement du signal ECG fœtal, le signal ECG mesuré par une femme enceinte comprend en fait les signaux des femmes enceintes et du bébé à naître, tandis que les paramètres du milieu de transmission sont inconnus, ce qui est une application typique de la technique BSS. En utilisant des méthodes BSS, nous pouvons distinguer et séparer le signal ECG d'une femme enceinte de celui du bébé à naître, fournissant ainsi des données précises pour un diagnostic ultérieur. De plus, l'ICA a été appliqué avec succès au traitement du signal IRMf du cerveau pour obtenir des informations sur les caractéristiques cachées, fournissant des données utiles pour la recherche scientifique sur le comportement humain (Fan, Tang et Tang, 2003; Long et al., 2003; Yu, Ren et Zhang, 2007; Yang et al., 2008) [I.20].

Comme les résultats de décomposition du NMF ne sont pas négatifs, de nombreux chercheurs ont appliqué le NMF à la génétique et à la découverte de médicaments. Les résultats expérimentaux

Ont montré que les résultats des séquences de molécules d'ADN génomique analysées par le NMF sont plus fiables. De même, le NMF peut également aider à sélectionner les ingrédients pharmaceutiques les plus efficaces avec le moins d'effets négatifs (Gao et Church, 2005).

I.4.6 Analyse de documents texte

Le problème du traitement de texte intelligent est de capturer la sémantique ou les informations connexes représentant le document intégral du texte. (Yihong, 2003) [I.21]. NMF peut aider à diminuer les dimensions de la matrice mot-texte et à filtrer les éléments caractéristiques du bruit, fournissant ainsi éventuellement la définition d'un indice de similarité efficace. Néanmoins, la technologie BSS est loin d'être limitée aux domaines de recherche susmentionnés. Il est allé bien au-delà du domaine du traitement du signal et a été appliqué à l'analyse des données financières, au chiffrement des données et à l'analyse des réactions chimiques.

I.5 Les types de mélanges

Il existe plusieurs types de mélanges divisés en deux classes : les mélanges linéaires et les mélanges non-linéaires.

On dit que les mélanges sont linéaires instantanés quand les observations s'écrivent comme des combinaisons linéaires des sources. Dans ce cas, le nombre de sources est supposé égal au nombre d'observations. Supposons qu'il existe N sources statistiquement indépendantes passant par un système de mélange linéaire instantané et reçues par M capteurs. Ensuite, chaque signal observé est une combinaison linéaire de ces sources. Le modèle d'un mélange linéaire est donné sur la figure I.2.

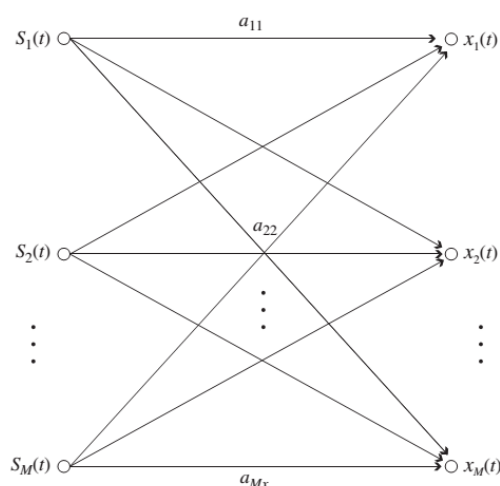


Figure II .2. Modèle du mélange linéaire

L'équation suivante régit la fonction de mélange instantané linéaire invariant dans le temps :

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^N a_{ji} s_i(t) \quad (\text{I.1})$$

avec :

$a_{ji} (i \in \{1, 2, \dots, N\}, j \in \{1, 2, \dots, M\})$ sont les paramètres du mélange, $s_i(t) (i \in \{1, 2, \dots, N\})$ sont les signaux de source et $x_i(t) (i \in \{1, 2, \dots, M\})$ sont les signaux observés.

Il est plus facile d'utiliser la forme vectorielle pour exprimer le processus de mélange :

$$s(t) = [s_1(t) \dots \dots s_N(t)]^T, x(t) = [x_1(t) \dots \dots x_M(t)]^T.$$

Donc l'équation (I.1) peut être écrite comme suit :

$$x(t) = A \cdot s(t) \quad (\text{I.2})$$

où $A \in R^{M \times N}$ est la matrice de mélange et $s \in R^{M \times N}$ est le vecteur source dont les éléments sont les coefficients de la matrice A .

Comme le canal de transmission et le réseau de capteurs peuvent inclure du bruit additif qui est à prendre en compte, l'équation (1.2) devient :

$$x(t) = A \cdot s(t) + n(t) \quad (\text{I.3})$$

où $n(t) = [n_1(t) \dots \dots n_M(t)]^T$ est le vecteur de bruits additifs.

Si le nombre d'observations est inférieur au nombre de sources, on dit que le mélange est sous-déterminé, et dans ce cas, il est impossible de résoudre le problème sans hypothèses supplémentaires [1.22].

Dans le cas où le nombre d'observations est supérieur aux nombres de sources, on dit que le mélange est sur-déterminé. Dans ce cas, Bermon et al. Utilisent l'ACI pour résoudre le problème de séparation aveugle de sources à condition de supposer qu'il y ait au plus une source gaussienne [I.23].

I.5.1 Les mélanges convolutifs

Le modèle des mélanges convolutifs des sources est plus proche d'un modèle de mélanges réel.

Supposons qu'il existe des sources statistiquement indépendantes $s_i(t), i = 1, 2, \dots, N$ reçues par M capteurs après le processus de mélange par convolution (figure I.3).

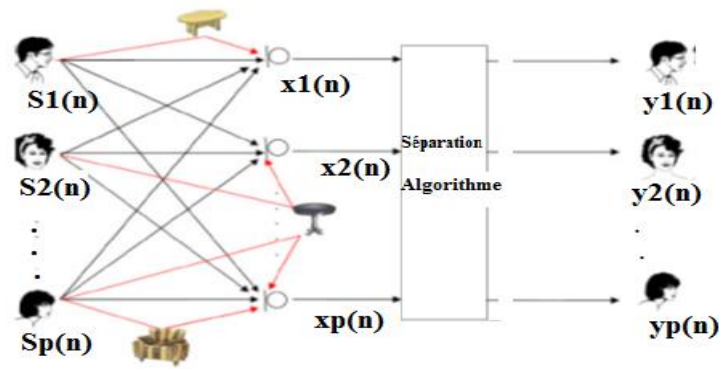


Figure III .3. Modèle des mélanges convolutifs

Les signaux mélangés sont notés par $x_i(t)$, $i = 1,2 \dots M$, et le modèle de mélanges par convolution peut être exprimé par :

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^N a_{ji}(t) * s_i(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{\tau=0}^{L-1} a_{ji}(\tau) s_i(t - \tau) \tag{I.4}$$

où * désigne l'opération de convolution et $a_{ji}(\tau)$ est la réponse impulsionnelle du capteur j sur la source i. Étant donné que chaque canal peut être désigné par un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR) du nième ordre, le système de mélange par convolution peut être représenté par la matrice FIR via l'équation (I.5).

$$x = As \tag{I.5}$$

où A est une matrice FIR de la forme :

$$A = \begin{bmatrix} a_{11}^T & \dots & a_{1n}^T \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1}^T & \dots & a_{pn}^T \end{bmatrix} \tag{I.6}$$

où a_{ji} est une colonne de dimension L qui désigne l'ordre du filtre FIR.

La forme vectorielle de l'équation (I.5) est :

$$x(t) = \sum_{\tau=0}^{L-1} A(\tau) s(t - \tau) \tag{I.7}$$

où $s(t) = [s_1(t) \dots \dots \dots s_N(t)]^T$, $x(t) = [x_1(t) \dots \dots \dots x_M(t)]^T$, et A la matrice de mélange.

Pour $L=1$, le mélange convolutif devient un mélange instantané.

On parle de mélanges convolutifs lorsque les sources s'écrivent comme la somme de sources convoluées par un filtre de propagation, c.à.d. les signaux reçus au niveau des capteurs dépendent à la fois des sources et de leurs versions retardées.

I.6 Le Signal Audio

Dans les travaux de recherche qu'on a effectués on a exclusivement travaillé avec le signal audio (parole + musique). Il est donc utile de bien définir ce qu'est un signal audio qu'on appelle communément son. Un son est une énergie qui se propage sous forme de vibrations mécaniques dans un support gazeux, fluide ou solide. Il est propagé grâce à l'élasticité du milieu environnant sous forme d'ondes longitudinales. Par extension physiologique, le son désigne la sensation auditive à laquelle cette vibration est susceptible de donner naissance. Le traitement du son est la

branche du traitement du signal qui s'applique aux signaux audio, dans le but notamment de les numériser, les coder, les compresser, d'améliorer leur qualité ou d'en extraire l'information.

I.6.1 Emission, propagation et réception d'un signal audio

Quand on veut transmettre un signal audio, une énergie doit avant tout mettre en mouvement un corps pour créer une vibration. Ainsi, le muscle du larynx ou la tension électrique dans un haut-parleur, provoqueront l'énergie nécessaire pour produire cette vibration. Ensuite, pour que ce son puisse se propager, il est nécessaire de disposer d'un milieu élastique propice à la transmission des vibrations. En créant des pressions ou des dépressions, l'air permet la propagation de l'onde. Pour être perçue, il doit y avoir un récepteur sensible. Chez l'homme, l'oreille possède une membrane (le tympan) capable de transmettre les informations de vibration en signaux nerveux jusqu'au cerveau, grâce au nerf auditif Figure (I.4).



Figure I.4. L'émission, la propagation et la réception du signal Audio

I.6.2 Les caractéristiques d'un signal audio

Le son est un phénomène vibratoire qui peut être analysé comme un signal qui varie dans le temps. Les caractéristiques utiles sont l'amplitude et la fréquence.

I.6.2.1 L'amplitude

Le son est caractérisé par son amplitude. Appelée aussi intensité sonore. C'est l'expression de la pression de l'air qui se mesure en décibels (dB). 0 dB correspond au minimum que l'oreille humaine puisse percevoir (seuil d'audibilité) figure I.5.

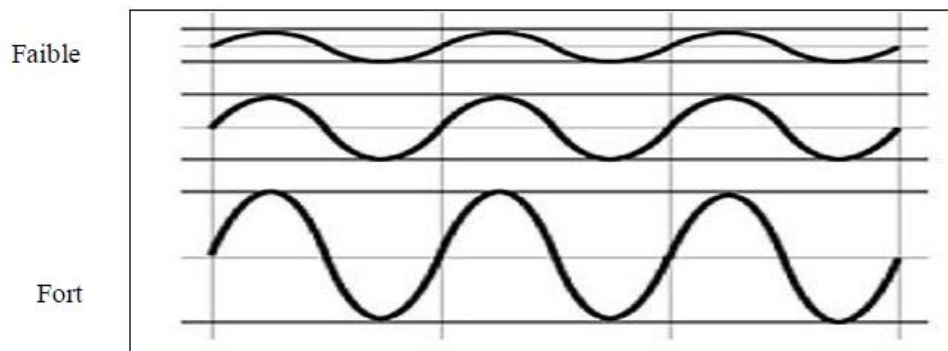


Figure I.5. L'évolution de l'amplitude sonore dans le temps

Ci-dessous sont donnés des exemples concrets de l'amplitude sonore :

- De 0 à 10 dB : Seuil d'audibilité
- De 60 à 70 dB : sonnerie de téléphone.
- 120 dB : seuil de la douleur.

I.6.2.2 La fréquence

Il y a une variété de sons dans notre environnement, allant de faibles sons comme le chant des oiseaux et le bruissement des feuilles à plus fort comme la musique, les cris et le bruit industriel. Chaque son que nous entendons possède certaines fréquences. Lorsque nous disons que quelqu'un a une voix profonde, nous décrivons une voix produisant de basses fréquences. De même, si nous disons que quelqu'un a une voix aigüe, nous décrivons une voix produisant des fréquences plus élevées. Alors, c'est quoi la fréquence d'un son ?

Techniquement la fréquence, est le nombre de formes d'onde générées en une seconde, exprimée en Hertz (Hz). L'oreille humaine perçoit des fréquences entre 20 Hz (pas le plus bas) et 20 kHz (pas le plus haut). Tous les sons de moins de 20 Hz sont qualifiés d'infrasons, mais certains animaux (comme les éléphants) les entendent. De même, tous les sons supérieurs à 20 kHz sont qualifiés d'ultrasons, mais ce sont des sons pour un chat ou un chien (jusqu'à 40 kHz) ou pour un dauphin ou une chauve-souris (jusqu'à 160 kHz).

En musique, la fréquence définit donc la hauteur d'un son, soit, la note. Par exemple, la note « LA » correspond à 440 Hz, soit 440 vibrations en une seconde Figure I.6.

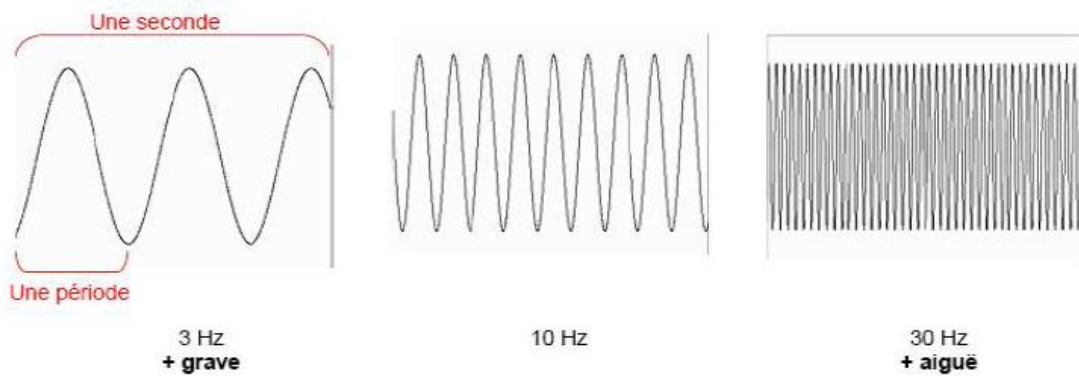


Figure I.6. Les types de fréquences.

I.6.2.3 Le Signal Audio en numérique

Le stockage et la reproduction de la musique audio analogique reposent sur les mêmes principes que l'audition humaine. Dans un système audio analogique, les sons commencent comme des formes d'onde physiques dans l'air, sont transformés en une représentation électrique de la forme d'onde via un transducteur (par exemple, un microphone) et sont stockés ou transmis. Pour être recréé en son, le processus est inversé, par amplification puis conversion en formes d'ondes physiques via un haut-parleur. Bien que sa nature puisse changer, ses caractéristiques fondamentales semblables à des vagues demeurent inchangées pendant son stockage, sa transformation, sa duplication et son amplification. Tous les signaux audio analogiques sont sensibles au bruit et à la distorsion, en raison du bruit inhérent aux circuits électroniques.

L'audio numérique est une technologie qui utilise les signaux numériques pour la reproduction du son. Il comprend la conversion analogique-numérique, le stockage et la transmission, et la conversion numérique-analogique figure I.7 [I.24].

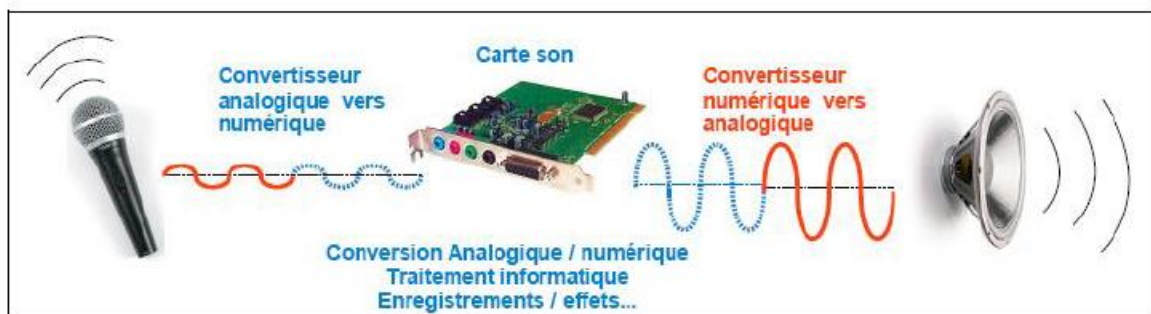


Figure I.7. Exemple d'une chaîne numérique pour le signal Audio

Un signal audio numérique commence par un convertisseur analogique-numérique qui convertit un signal analogique en signal numérique. Cela consiste donc à passer d'un signal continu (une variation de tension électrique) en une suite de valeurs mesurées à intervalles réguliers, donc signal discontinu [I.25]. L'avantage d'un signal audio numérique est la résistance à la corruption et la possibilité de lire et de reproduire autant de fois ce signal sans aucune dégradation puisqu'il a été réduit en une suite de nombres stockés dans un fichier informatique. Cela dit, la compression audio comme le MP3 peut provoquer une perte volontaire du signal afin d'économiser de l'espace de stockage.

I.6.2.4 La fréquence d'échantillonnage d'un signal audio

La fréquence d'échantillonnage est définie comme le nombre d'échantillons par seconde d'un signal continu pour créer un signal discret ou numérique. Dans le domaine temporel tel que les formes d'onde du son (et d'autres types de contenu audio), les fréquences sont mesurées en hertz (Hz) ou en cycles par seconde. Le théorème d'échantillonnage de Nyquist – Shannon (principe de Nyquist) stipule qu'une reconstruction parfaite d'un signal est possible lorsque la fréquence d'échantillonnage est supérieure à deux fois la fréquence maximale du signal échantillonné. Par exemple, si un signal audio a une limite supérieure de 20 kHz (la limite supérieure approximative de l'audition humaine), une fréquence d'échantillonnage supérieure à 40 kHz évitera le repliement du spectre et permettra une reconstruction théoriquement parfaite.

Les fréquences d'échantillonnage couramment utilisées en audio sont 44100Hz et 48000Hz. Elles sont souvent exigées par des contraintes technologiques. Par exemple, la norme du disque compact audio (CD audio) impose une fréquence d'échantillonnage de 44100Hz. L'échantillonnage est réalisé par découpage temporel du signal audio analogique. Ce découpage temporel permet de reconstruire en données chiffrées la forme d'onde du signal numérisé. La numérisation n'établit que sur des séries de 0 et de 1 : il s'agit d'un codage binaire.

La recherche montre que les instruments de musique peuvent produire de l'énergie au-dessus de 20 KHz, mais l'énergie sonore au-dessus de 40 KHz est faible. La plupart des microphones ne choisissent pas les sons à plus de 20KHz. L'audition humaine dépasse rarement 20KHz et ne le fait certainement pas atteindre 40KHz figure I.8 [I.26].

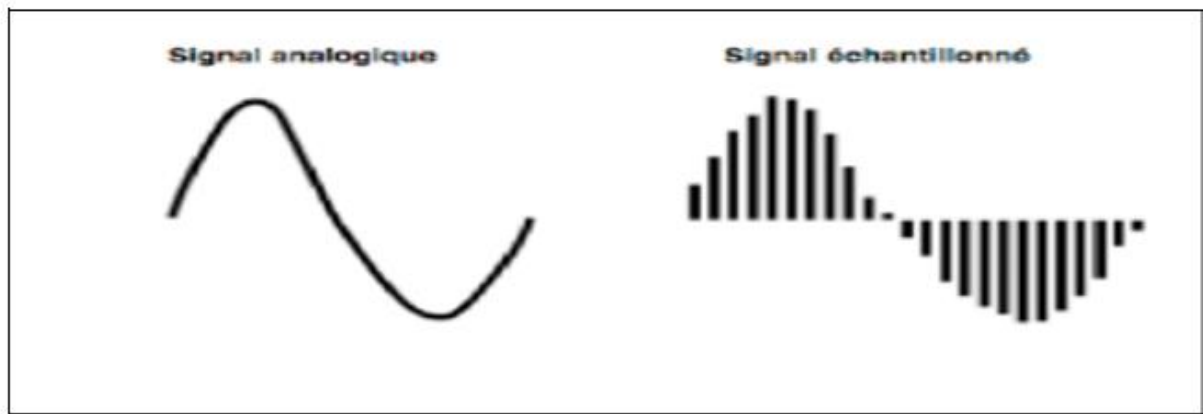


Figure IV.8. Échantillonnage d'un signal audio

I.6.2.5 La quantification d'un signal audio

La conversion analogique-numérique est habituellement décomposée en deux processus distincts : l'échantillonnage et la quantification. L'échantillonnage convertit un signal de tension variant dans le temps en un signal à temps discret, c.à.d. une séquence de nombres réels. La quantification remplace chaque nombre réel par une approximation à partir d'un ensemble fini de valeurs discrètes. Le plus souvent, ces valeurs discrètes sont représentées sous forme de mots à virgule fixe. Bien que tous les niveaux de quantification soient possibles, les longueurs de mot courantes sont les suivantes : 8 bits (256 niveaux), 16 bits (65 536 niveaux) et 24 bits (16,8 millions de niveaux). La quantification d'une séquence de nombres produit une séquence d'erreurs de quantification qui est parfois modélisée comme un signal aléatoire additif appelé bruit de quantification en raison de son comportement stochastique. Plus un quantificateur utilise de niveaux, plus sa puissance de bruit de quantification est faible [I.26]. Lorsqu'un échantillon est quantifié, son amplitude analogique doit être arrondie à la valeur numérique disponible la plus proche. Ce processus d'arrondi s'appelle approximation. Plus le nombre de bits utilisés par échantillon est petit, plus les valeurs analogiques auxquelles il faut arrondir les valeurs sont grandes. La différence entre la valeur analogique et la valeur numérique s'appelle l'erreur d'approximation ou de quantification, comme indiqué sur la figure (I.9).

Si la valeur d'amplitude de l'échantillon se situe entre deux niveaux de l'échelle de quantification, elle est approximée au niveau le plus proche. Cette approximation amène une erreur que l'on nomme « erreur de quantification ». Par la suite, plus le nombre de bits est élevé, plus le nombre de niveaux est important et l'erreur de quantification faible. Autrement dit, les petites variations d'amplitude du signal échantillonné sont d'autant mieux approximées que la résolution de la quantification est élevée. La fiabilité de la forme d'onde numérisée à la forme

d'onde du signal analogique dépend donc de la résolution (exprimée en bits) et de la fréquence d'échantillonnage (exprimée en kHz). De même que pour la fréquence d'échantillonnage, le choix de la résolution de la quantification est soumis à des contraintes techniques figure I.9.

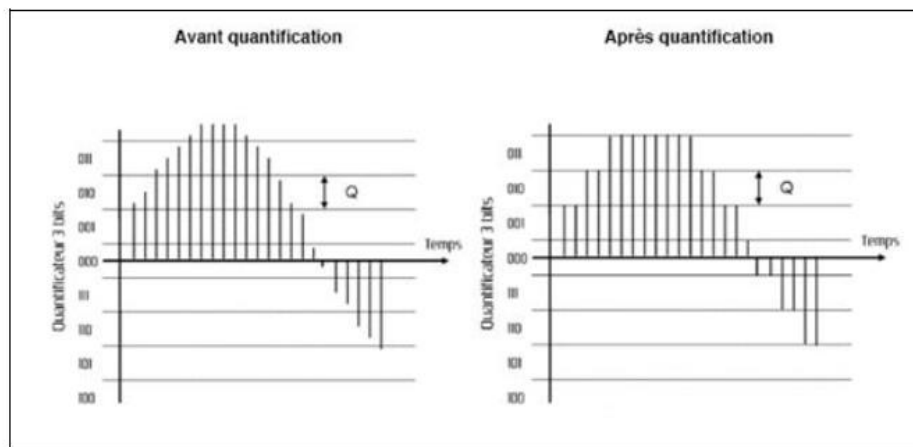


Figure I.9. Signal audio échantillonné avant et après quantification

I.6.2.6 La compression du signal audio numérisé

La compression audio numérique permet un stockage et une transmission efficaces des données audio. Les différentes techniques de compression audio offrent différents niveaux de complexité, qualité audio compressée et quantité de compression de données. Différents types de techniques de compression audio diffèrent dans les compromis entre la complexité de l'encodeur et du décodeur, la qualité audio compressée, et la quantité de compression de données [I.27]. La compression numérique a pour objectif de produire une représentation d'un signal audio qui, une fois décodé et reproduit, a la même qualité que le signal d'origine, tout en utilisant un minimum d'informations numériques (débit binaire) pour la représentation comprimée. Les applications audios numériques émergentes dans les réseaux, les ordinateurs sans fil et multimédia font face à de graves lacunes telles que des limitations de bande passante et une capacité de stockage limitée. Ces technologies ont créé une demande de qualité audio pouvant être transférée et stockée à des débits binaires faibles. Cela crée un besoin de compression dont le rôle est de minimiser le nombre de bits nécessaires pour conserver une qualité acceptable du signal source d'origine.

I.6.2.7 Les algorithmes de compression

Les algorithmes de compression sont généralement utilisés pour réduire la taille d'un fichier sans supprimer d'informations et analyser les caractéristiques des données à compresser,

afin d'obtenir une représentation compacte. Il existe deux grandes familles d'algorithmes de compression en termes de possibilité de reconstruction de la source originale. Ils sont appelés compression sans perte et la compression avec perte.

- **La compression sans pertes**

La compression de données sans perte est la réduction de la taille d'un fichier, de sorte qu'une fonction de décompression puisse restaurer le fichier d'origine exactement sans perte de données.

Les techniques de compression sans perte permettent une reconstruction exacte du signal d'origine. La compression sans perte supprime les redondances dans les données et le codage du signal résultant avec un schéma de codage efficace [I.28]. Bien que la compression sans perte permette une reconstruction parfaite de la forme d'onde d'origine, il n'est pas généralement préféré comme méthode de compression unique pour l'audio numérique en raison de sa limite en taux de compression. La plupart des signaux audio d'intérêt ont des propriétés temporelles et spectrales variables selon le temps. On s'attend alors à ce que la technique de compression sans perte puisse s'adapter aux caractéristiques du signal à court terme, ce qui implique que le débit binaire instantané nécessaire pour représenter le signal compressé varie également dans le temps. Dans certaines applications, telles que le stockage d'un fichier de données audio sur un disque dur, le problème majeur est le débit moyen, car la taille du fichier résultant doit être minimisée [I.29]. Ce type de compression est utilisée en Audio : Real Player (Windows, Mac OS X, Linux, Unix, Palm OS, Windows Mobile) et WMA (Windows Media Audio).

- **La compression avec pertes**

La compression avec perte peut permettre de réduire la taille du fichier d'origine à environ 5 à 20% de la taille du fichier d'origine tout en maintenant une bonne qualité sonore, de sorte que la (parole + musique) ne se distingue pas du fichier d'origine pour l'auditeur moyen. Les principales applications concernent principalement le taux de transfert des données numériques. La télévision numérique, les émissions radio, les DVD et les satellites utilisent tous la compression avec perte pour accélérer les taux de transfert et rendre la donnée plus accessible aux utilisateurs. L'innovation de la compression audio avec perte consistait à utiliser la psychoacoustique parce que toutes les données audio ne peuvent pas être perçues par le système auditif humain. Dans la compression audio avec perte, les méthodes de psychoacoustique sont utilisées pour éliminer les composantes non audibles (ou moins audibles) du signal audio, de sorte que la compression de la parole ou le codage de la voix est parfois distingué en tant que discipline distincte de la compression audio. Différentes normes de compression audio et vocale sont classées dans les codecs audio. La compression vocale est

utilisée par exemple dans la téléphonie Internet, tandis que la compression audio est utilisée dans les CD et est décodée par des lecteurs audio [I.30]. La compression avec pertes est parfois appelée compression irréversible ou non conservative. Ce type de compression est utilisée en MP3 (MPEG-1 Audio layer 3).

I.7 Les format des fichiers audio

Un format de fichier audio est un format de fichier permettant de stocker des données audio numériques sur un système informatique, La structure de bits des données audio s'appelle le format de codage audio et peut être compressée pour réduire la taille du fichier, souvent à l'aide d'une compression avec pertes. Les formats audio sont généralement divisés en trois catégories : Le format non compressé, le format compressé avec perte et le format compressé sans perte. Les formats le plus utilisés sont les formats MP3 et WMA.

I.7.1 Les caractéristique des formats audio

Les formats audios délimitent la quantité d'informations dans le signal audio afin de réduire le débit (et donc le poids du fichier), en tenant compte de la perception humaine des sons et de la qualité de reproduction qu'ils tolèrent. Ils varient selon le nombre d'échantillons par seconde.

De nombreux formats de fichiers audio permettent un nombre variable de canaux. Ainsi, un fichier pourrait être mono, stéréo ou n'importe quel nombre de canaux discrets selon l'algorithme de codage, le type de compression utilisé (le cas échéant), et éventuellement des commandes et / ou informations utiles au système d'exploitation pour lequel le format du fichier a été développé. Les fichiers audio peuvent être encodés de différentes manières. La plupart des schémas de codage sont linéaires (comme PCM), alors que certains sont logarithmiques (comme A-Law). Les systèmes de codage varient également dans leur utilisation d'entiers signés ou non signés. En outre, certains formats de fichier (tels que MP3) utilisent un schéma de compression pour réduire considérablement la taille d'un fichier audio [I.31].

I.7.2 Les types de formats

Un format de fichier audio est un format de fichier permettant de stocker des données audio numériques sur un système informatique. La structure de bits des données audio s'appelle le format de codage audio et peut être décompressée ou compressée pour réduire la taille du fichier, souvent à l'aide d'une compression avec pertes. Les données peuvent être binaires dans un format de codage audio, mais elles sont généralement incorporées dans un format dont la spécification décrit la manière des différents éléments de données qui co-existent dans un fichier informatique [I.32]. Il est important de faire la distinction entre un format de fichier et un codec

audio. Un codec effectue le codage et le décodage des données audio brutes tandis que les données elles-mêmes sont stockées dans un fichier avec un format de fichier audio spécifique. La plupart des formats de fichiers audio documentés publiquement peuvent être créés avec un ou plusieurs codeurs ou codecs. La plupart des formats de fichiers audio ne prennent en charge qu'un seul type de données audio créées avec un codeur audio.

I.7.2.1 Les formats audio avec compression sans pertes

Il s'agit d'une technique de compression qui décompresse le fichier audio conforme à leur origine. Les méthodes sans perte peuvent fournir un niveau élevé de compression numérique, il n'y a aucune perte de taille ou de qualité audio. La compression sans perte est idéale pour les fichiers audio professionnels. Les formats de musique de compression sans perte incluent les formats FLAC, ALAC et WMA.

Le format FLAC, ou Free Lossless Audio Codec, délivre un son de qualité CD dans un fichier dont la taille est inférieure à celle d'un CD réel. C'est également un codec non propriétaire à code source ouvert, idéal pour les développeurs de logiciels qui souhaitent utiliser de l'audio sans perte. Bien que les fichiers FLAC soient facilement accessibles, ils peuvent être six fois plus volumineux que les fichiers MP3. Leur téléchargement est donc plus long.

Le format ALAC, ou Apple Lossless Audio Codec, a un son identique à celui de l'enregistrement audio original, mais il est compressé à une taille plus petite sans supprimer les bits. ALAC fonctionne principalement avec les produits Apple. Il prend également plus de temps pour télécharger.

Le format WMA, ou Windows Media Audio, offre un choix aux auditeurs. Généralement, les fichiers WMA sont plus petits que leurs équivalents non compressés et ont des fonctionnalités similaires à celles des fichiers MP3 et FLAC.

I.7.2.2 Les formats audio avec compression avec pertes

C'est une forme de compression qui perd des données pendant le processus de compression. Mais la différence de qualité n'est pas perceptible à entendre. Les formats de compression avec perte incluent les formats MP3 et AAC. Le format MP3 correspond à MPEG-1 Audio Layer 3. Il a été publié en 1993 et est devenu populaire. C'est le format audio le plus populaire pour les fichiers de musique. Le but principal du MP3 est d'éliminer tous les sons insensibles ou moins perceptibles par les oreilles de l'homme. Par conséquent, la taille du fichier de musique est réduite. Le MP3 est un format universel compatible avec presque tous les appareils.

Le format AAC correspond à Advanced Audio Coding (codage audio avancé). Il a été développé en 1997 après le format MP3. L'algorithme de compression utilisé par AAC est beaucoup plus complexe et avancé que le format MP3. Par conséquent, comparé à un fichier audio particulier aux formats MP3 et AAC au même débit, celui-ci aura généralement une meilleure qualité sonore. Il s'agit de la méthode de compression audio standard utilisée par YouTube, et PlayStation.

I.7.2.3 Les formats audio non compressés

Le format PCM (Pulse Code Modulation) représente la modulation par code d'impulsion. Il représente les signaux audios analogiques bruts sous forme numérique. Pour convertir un signal analogique en un signal numérique, il doit être enregistré à un intervalle particulier. Par conséquent, il possède un taux d'échantillonnage et un débit (bits utilisés pour représenter chaque échantillon). C'est une représentation exacte du son analogique et n'implique pas de compression. C'est le format audio le plus courant utilisé sur les CD et DVD.

WAV signifie Waveform Audio File Format, il a été développé par Microsoft et IBM en 1991. Il s'agit simplement d'un conteneur Windows pour les formats audio. Cela signifie qu'un fichier WAV peut contenir de l'audio compressé. La plupart des fichiers WAV contiennent de l'audio non compressé au format PCM. C'est juste un emballage. Il est compatible avec Windows et Mac.

Dans notre thèse, nous sommes intéressés aux fichiers audios non compressés représentés dans le format WAV.

I.8 Conclusion

La notion de séparation aveugle de source a été adoptée depuis les années 1980. Son développement n'a pas arrêté de grandir en raison de fait qu'elle concerne plusieurs disciplines dans le domaine du traitement de l'information. Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les méthodes typiques de séparation des sources aveugles pour les mélanges linéaires (instantanés et convolutifs) et non linéaires instantanés. Nous avons proposé une formulation et les éléments théoriques de la séparation aveugle de sources. Nous avons aussi introduit les notions des signaux audio. Dans les chapitres suivants nous présenterons notre travail de recherche qui comprend les algorithmes développés dans le but de faire la séparation aveugle de sources audio (parole et musique).

Bibliographie

- [I.1] Héroult, J., and Jutten, J. Space or time adaptive signal processing by neural network models, in AIP Conference Proceedings 151 on Neural Networks for Computing, American Institute of Physics Inc., 1986, pp. 206–211.
- [I.2] Amari, S. I., Chen, T. P., & Cichocki, A. (1997). Stability analysis of learning algorithms for blind source separation. *Neural Networks*, 10(8), 1345-1351.
- [I.3] Giannakis, B., and Swami, A. (1987) New results on state-space and input-output identification of non-Gaussian processing using cumulants. *Proceedings of the SPIE*, 826, 199–205.
- [I.4] Cardoso, J.F. (1989) Blind identification of independent components with higher-order statistics. *Workshop on Higher-order Spectral Analysis*, Vail, CO, pp. 174–179.
- [I.5] Comon, P., Jutten, C., and Héroult, J. (1991) Blind separation of sources, part II: problem statement. *Signal Processing*, 24, 11–20.
- [I.6] Bell, J., and Sejnowski, T.J. (1995) An information maximization approach to blind separation and deconvolution. *Neural Computation*, 7(6), 1129–1159.
- [I.7] Hyvärinen, A., Karhunen, J., and Oja, E. (2001) *Independent Component Analysis*, John Wiley & Sons, Ltd, Chichester.
- [I.8] Cardoso, J. F., & Laheld, B. H. (1996). Equivariant adaptive source separation. *IEEE Transactions on signal processing*, 44(12), 3017-3030.
- [I.9] Lappalainen, H., and Honlela, A. (2000) Bayesian nonlinear independent component analysis by multi-layer perceptrons, in *Advances in Independent Component Analysis*, Springer, pp. 93–121.
- [I.10] Taleb, A., and Jutten, C. (1997) Nonlinear source separation: the post-nonlinear mixtures. *Proceedings of ESANN'97*, pp. 279–284.
- [I.11] Pham, D. T. (2000). Blind separation of instantaneous mixture of sources based on order statistics. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 48(2), 363-375

- [I.12] Mansour, A., Barros, A. K., & Ohnishi, N. (2000). Blind separation of sources: Methods, assumptions and applications. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 83(8), 1498-1512.
- [I.13] Vincent, E. (2005) Musical source separation using time-frequency source priors. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 14(1), 91–98.
- [I.14] Zhang, X. and Hu, B.(2000)An application of blind signal separation in wireless digital communication. *Journal of China Institute of Communications*, 21(2), 73–77.
- [I.15] Tukr, M., and Pentland, A. (1991) Face recognition using eigenfaces. *Proceedings of IEEE Conferences on Computer Vision and Pattern Recognition*, Maui, HI, pp. 586–591.
- [I.16] Ma, J.C., Niu, Y.L., and Chen, H.Y. (2006) *Blind Signal Processing*, National Defence Industry Press, Beijing .
- [I.17] Si,H.L. and Zhang ,L.M.(2002) *Intelligent Visual Image Processing* ,Shangha I Science and Technology Education Press, Shanghai.
- [I.18] Cao, H.Z., and Yu, X.C. (2009) Mixed pixel decomposition. *Journal of Remote Sensing*, 13(2), 217–224.
- [I.19] Choi, S. (2005) Blind source separation and independent component analysis: a review. *Neural Information Processing-Letters and Reviews*, 6(1), 1–57.
- [I.20] Fan, L.W., Tang, H.W., and Tang, Y.Y. (2003) Applying independent component analysis to fMRI data analysis. *Journal of Dalian University of Technology*, 1(4), 399–402.
- [I.21] Wei,X.,Xin,L.,and Yihong ,G.(2003)Document clustering based on non -negative matrix factorization .
- [I.22] BERMOND, Olivier et CARDOSO, Jean-François. Méthodes de séparation de sources dans le cas sous-déterminé. In : 17^o Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 1999. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images, 1999.
- [I.23] ZHANG, L.-Q., CICHOCKI, Andrzej, et AMARI, Shun-ichi. Natural gradient algorithm for blind separation of overdetermined mixture with additive noise. *IEEE Signal Processing Letters*, 1999, vol. 6, no 11, p. 293-295.
- [I.24] PROAKIS, John G. *Digital signal processing: principles algorithms and applications*. Pearson Education India, 2001.

- [I.25] Borwick, John. 1996. Sound Recording Practice, 4th edition. Oxford: Oxford University Press. ISBN 0198166087.
- [I.26] LAVRY, Dan. Sampling Theory For Digital Audio. Lavry Engineering, Inc. Available online: http://www.Lavryengineering.com/documents/Sampling_Theory.pdf (checked 24.5.2010), 2004.
- [I.27] LIPSHITZ, Stanley P., WANNAMAKER, Robert A., et VANDERKOOY, John. Quantization and dither: A theoretical survey. Journal of the audio engineering society, 1992, vol. 40, no 5, p. 355-375.
- [I.28] PAN, Davis Yen. Digital audio compression. Digital Technical Journal, 1993, vol. 5, no 2, p. 28-40.
- [I.29] Mat Hans, Ronald W. Shafer, "Lossless Compression of Digital Audio", IEEE Signal Processing Magazine, July 2001.
- [I.30] MAHER, ROBERT C. Lossless Compression of Audio Data. Lossless Compression Handbook, 2003.
- [I.31] MAHMUD, Salauddin. An improved data compression method for general data. International Journal of Scientific & Engineering Research, 2012, vol. 3, no 3, p. 2.
- [I.32] BIJSTERVELD, Karin et VAN DIJCK, José. Sound souvenirs: audio technologies, memory and cultural practices. Amsterdam University Press, 2009.

CHAPITRE II

Techniques de Séparation Aveugle de Sources

II.1 Introduction

La séparation aveugle de sources, dite BSS (Blind Source Separation), est un domaine en plein développement dans le domaine du traitement du signal et plusieurs méthodes, statistiques et neuronales, ont été proposées pour trouver une solution analytique performante à ce problème. Supposons que l'on dispose de plusieurs capteurs recevant des signaux de sources distinctes. Chaque capteur reçoit un mélange linéaire des signaux sources : on appelle ce mélange signal mesuré. Cependant, ce mélange linéaire n'est pas connu. Mais, avec les méthodes de séparation de sources, on tente de reconstituer les signaux sources [II.1].

Plusieurs travaux ont vu le jour qui ont abouti à l'analyse en composantes indépendantes (ACI) (independant component analysis (ICA), est une technique statistique dont l'objectif est de décomposer un signal aléatoire multivariable X (observations) en une combinaison linéaire de signaux indépendants (les signaux sources), pour faire ressortir des signaux aussi indépendants que possible à partir des signaux mesurés (signaux observés) [II.2]. Les grands ensembles de données sont de plus en plus répandus dans de nombreuses disciplines. Afin d'interpréter de tels ensembles de données, les méthodes sont nécessaires pour réduire considérablement leur dimensionnalité d'une manière interprétable, de sorte que la plupart des informations contenues dans les données soient protégées. De nombreuses techniques ont été développées à cet effet, mais l'analyse en composantes principales (ACP) est l'une des plus anciennes et des plus largement utilisées. Son idée est simple : réduire la dimensionnalité d'un ensemble de données, tout en préservant autant de « variabilité » (c'est-à-dire des informations statistiques) que possible. Bien qu'elle soit utilisée, et parfois réinventée, dans de nombreuses disciplines différentes, elle est, au fond, une technique statistique et, par conséquent, une grande partie de son développement a été réalisée par des statisticiens [II.3].

II.2 L'Analyse en composantes principales :

II.2.1 Introduction :

L'Analyse en composantes principales ("Principal Component Analysis"), appelée aussi «analyse géométrique des données» ou «analyse des corrélations», en abrégé ACP est un outil extrêmement puissant de synthèse de l'information, très utile l'on est en présence d'une somme importante de données quantitatives à traiter et interpréter [II.4]. C'est une méthode d'analyse des données la plus connue et la plus utilisée, qui développée par Hotelling [II.5]. Nécessitant d'importants calculs numériques, L'ACP n'est devenue une technique

opérationnelle qu'à partir des années 1960, avec le développement des moyens de calcul informatique.

II.2.2 Définition :

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode descriptive elle ne s'appuie pas sur un modèle probabiliste, mais elle dépend d'un modèle géométrique qui permet d'effectuer une représentation simplifiée d'une série de variables. Cette technique utilise comme principe une transformation des variables initiales en de nouvelles variables non corrélées. Ces nouvelles variables sont appelées les Composantes Principales. Chaque composante principale est une combinaison linéaire des variables initiales. La mesure de la quantité d'informations représente sa variance. Les variances associées à chaque composante principale sont classées par ordre décroissant. La composante principale la plus informative est donc la première, et la moins informative la dernière. La méthode est basée sur l'hypothèse qu'il existe de fortes corrélations entre les données étudiées. On passe d'un certain nombre de variables potentiellement corrélées à un plus petit nombre de variables non corrélées, les "Composantes Principales". La 1^{ère} "Composante Principale" absorbe le plus de variance possible, la 2^{ème} "Composante Principale" absorbe le plus de variance possible parmi la variance restante, etc. L'ACP permet d'analyser des données multivariées et de les visualiser sous forme de nuages de points dans des espaces géométriques.

L'analyse en composantes principales est utilisée pour réduire la dimension (le nombre de variables) d'un problème. Cette diminution du nombre de variables doit s'effectuer en perdant un minimum d'informations. Le but de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) est de condenser les données originelles en de nouveaux groupements, appelées nouvelles composantes.

II.2.2.1 Les étapes de ACP :

- Normalisation des données des P paramètres.
- Calcul d'une matrice de similarité C (bien souvent la corrélation).
- Recherche des éléments propres de C, qui donnent les axes principaux.
- Représentation des individus dans le nouvel espace (en ne considérant que les valeurs propres).

II.2.3 Modélisation mathématique d'un ACP :

Soit x un tableau à n lignes et m colonnes. La ligne i décrit la valeur prise par l'individu i par m variables quantitatives. Les données sont centrées et réduites, c'est-à-dire que chaque variable a une moyenne nulle et une variance égale à 1

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{i1} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{im} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & \dots & x_{nj} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (\text{II.1})$$

On note x_j le vecteur – colonne constitué par les éléments de la colonne j de x , x_{ij} désigne l'élément de x situé à l'intersection de la ligne i et de la colonne j , c'est-à-dire la valeur de l'individu i pour la variable x_j .

II.2.4 Recherche des composantes principales :

Soient les composantes : $C_1, C_2, \dots, C_k, \dots, C_q$

C_k = nouvelle variable = combinaison linéaire des variables d'origine x_1, \dots, x_p

$$C_k = a_{1k}x_1 + a_{2k}x_2 + \dots + a_{pk}x_p \quad (\text{II.2})$$

Coefficients a_{jk} à déterminer telle que les C_k

Soient :

- deux à deux non corrélées,

- de variance maximale,

- d'importance décroissante : est la première composante principale qui doit être de variance maximale. Géométriquement,

C_1 : détermine une nouvelle direction dans le nuage de points qui suit l'axe d'allongement maximal du nuage.

C_2 : est la deuxième composante, orthogonale à C_1 et de variance maximale. Géométriquement,

C_2 : détermine une droite perpendiculaire à C_1 , suivant un axe (perpendiculaire au premier)

II.2.5 Réalisation :

Le but est d'extraire le maximum de la variance projetée en trouvant les axes orthogonaux, on indépendants. La procédure s'énonce ainsi :

- Déterminer la matrice des données centrées-réduites.
- Déterminer la matrice des corrélations entre variables.
- Déterminer la matrice des vecteurs propres. Ces derniers sont les coordonnées du point de norme 1 des nouveaux axes sur les anciennes variables.
- Déterminer le vecteur des valeurs propres.
- Calcul des coordonnées sur les nouveaux axes.
- Calcul des corrélations des variables avec les nouveaux axes. Si nous nous plaçons dans le cas instantané linéaire et où il y a autant de sources que de capteurs. Les sources sont notées $s_j(t)$ et les observations (mélanges) sont notés $x_i(t)$.

$$X = As \quad (II.3)$$

Où l'on a noté, pour le mélange :

$$X = \begin{bmatrix} x_1(t_1) & \cdots & x_1(t_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n(t_1) & \cdots & x_n(t_n) \end{bmatrix} \quad (II.4)$$

et de même pour les sources :

$$s = \begin{bmatrix} s_1(t_1) & \cdots & s_1(t_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_n(t_1) & \cdots & s_n(t_n) \end{bmatrix} \quad (II.5)$$

On définit alors la matrice de covariance empirique des observations par :

$$C = \frac{1}{n} X X^T \quad (II.6)$$

La condition de décorrélation des sources implique que la matrice de covariance des sources soit diagonale comme vu précédemment. Il semble alors naturel de diagonaliser la matrice de covariance C et ainsi on peut écrire :

$$C U D U^T \quad (II.7)$$

Où U est une matrice orthogonale

$$U U^T = I \quad (II.8)$$

et D est une matrice diagonale. Une solution consiste alors à poser :

$$s = U^T X \quad (\text{II.9})$$

et on a :

$$\frac{1}{n} \hat{S} \hat{S}^T = U^T C U = D \quad (\text{II.10})$$

Les sources estimées \hat{s} sont donc décorrélées, mais comme nous avons posé $A = U$, nous imposons à la matrice de mélange d'être orthogonale, ce qui n'a en fait aucune raison d'être dans la réalité. Nous pouvons d'autre part nous imposer la condition de sphéricité suivante :

$$\frac{1}{N} \hat{S} \hat{S}^T = I \quad (\text{II.11})$$

qui est une condition a priori plus forte. En fait, les sources ne peuvent être réestimées qu'à un facteur d'amplitude près et aux permutations près.

II.3 Analyse en composantes indépendantes (ACI) :

Lors d'une réception animée il s'agit d'isoler ce que dit chaque participant à partir d'enregistrements. Ce problème, dit de séparation de sources, se rencontre aujourd'hui dans de nombreuses applications. Ainsi il s'agit, par exemple, en télécommunications, dans un contexte d'accès multiple par code (CDMA), de séparer différents utilisateurs partageant les mêmes ressources fréquentielles et temporelles [II.6].

Analyse en composantes indépendantes (ACI), dans un contexte linéaire, d'un vecteur aléatoire, consiste à trouver une transformation linéaire qui minimise la dépendance statistique entre ses composantes.

Soit x_1, x_2, \dots, x_n des combinaisons linéaires des n variables aléatoires latentes, s_1, s_2, \dots, s_n

Telles que :

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{II.12})$$

Où a_{ij} sont des coefficients réels inconnus.

Par définition, les variables aléatoires s_i sont mutuellement indépendantes. C'est la base du concept ACI. Donc, la fonction densité de probabilité (pdf : probability density function) conjointe du vecteur $(s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ est égale au produit des fonctions densité de probabilité marginales de chaque variable aléatoire s_i [II.7]. Si le pdf de s_i est $p_i(s_i)$ le pdf de la source du vecteur signal s est :

$$p(s) = \prod_i^n p_i(s_i) \quad (\text{II.13})$$

$p_{s_1, s_2, \dots, s_n} (s_1, s_2, \dots, s_n)$ pdf conjointe du vecteur $(s_1, s_2, \dots, s_n)^T$

$P_{s_i}(s_i)$ est la pdf marginale de la variable aléatoire s_i .

$(.)^T$: est la transposé d'un vecteur ou d'une matrice.

Sous forme matricielle (II.12) s'exprime

$$X = As \quad (\text{II.14})$$

Où $A = [a_{ij}]$ s'appelle la matrice de mélange (mixing matrix).

Dans ce cas, le but de l'ACI est d'estimer une matrice B, appelée matrice de séparation, en disposant de la relation (II.2) de sorte à ce que les composantes du vecteur $y = Bx$ soient mutuellement indépendantes. Où

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T \quad (\text{II.15})$$

II.3.1 Etapes ACI :

Avant l'application de n'importe quel algorithme d'ACI, il est impératif de réaliser à un préalable prétraitement des observations, ce prétraitement consiste à centrer et à blanchir les variables aléatoires observées.

II.3.1.1 Etape de centrage :

Le prétraitement de base est de centrer les observations, En retranchant du vecteur x sa valeur moyenne $m = E[x]$ afin de le rendre à valeur moyenne nulle.

$E[.]$ est l'opérateur de l'espérance mathématique.

$$\hat{x} = x - m \quad (\text{II.16})$$

II.3.1.2 Etape de blanchiment :

Une deuxième étape consiste au blanchiment du vecteur d'observations. Donc, après avoir centré les données, transformer le vecteur résultant à un autre vecteur, \tilde{x} , dont les composantes sont non corrélées et de variances unité. Autrement dit, la matrice de covariance de \tilde{x} est égale à la matrice identité

$$E[\tilde{x}\tilde{x}^T] = I_n \quad (\text{II.17})$$

Une des méthodes de blanchiment les plus populaires, est la décomposition en vecteurs et valeurs propres (EFD Eigen-Value Décomposition) de la matrice de covariance.

$$E[\tilde{x}\tilde{x}^T] = EDE^T \quad (\text{II.18})$$

Ou E est une matrice orthogonale des vecteurs propres

D est une matrice diagonale des valeurs propres u_i telle que :

$$D = \begin{pmatrix} u_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & u_n \end{pmatrix} = \text{diag}(u_1, u_2, \dots, u_n) \quad (\text{II.19})$$

Et dans ce cas \tilde{x} est obtenu par l'équation

$$\tilde{x} = D^{1/2}E^T \hat{x} \quad (\text{II.20})$$

$$= D^{1/2}E^T A s = \tilde{A} s \quad (\text{II.21})$$

En effet l'importance du blanchiment est d'avoir une matrice de mélange \tilde{A} orthogonale :

$$E[\tilde{x}\tilde{x}^T] = \tilde{A}E[ss^T]\tilde{A}^T = \tilde{A}\tilde{A}^T = I \quad (\text{II.22})$$

Il est clair que le blanchiment réduit le nombre de paramètres à estimer. Au lieu d'avoir n^2 paramètres de la matrice originale A, nous obtiendrons seulement $n(n-1)/2n$ paramètres de la matrice \tilde{A}

II.3.2 Principales approches ICA :

Parmi les méthodes existent celle du maximum de vraisemblance et des contrastes basés sur l'information mutuelle ou autre mesure de divergence comme divergence Kullback-Leibler. [II.8]. L'idée de l'ICA est défini comme la maximisation du degré d'indépendance statistique entre sorties.

II.3.2.1 Non- gaussianité des variables

Le non- gaussianité est le plus important dans l'estimation ICA ; s'il n'y a pas de non-gaussianité, l'estimation ICA ne peut pas être effectuée.

Pour voir cela, nous supposons que la matrice du mélange est orthogonale et les signaux si sont gaussiens, et x_1 et x_2 sont gaussiens, non corrélés, de variance unitaire. Leur densité conjointe est donnée par :

$$P(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x_1^2 + x_2^2}{2}\right) \quad (\text{II.23})$$

La distribution de toute transformation orthogonale de (x_1, x_2) gaussiens a exactement la même distribution que (x_1, x_2) et X_1 et X_2 sont indépendants [II.9]. Ainsi, dans le cas de variables gaussiennes, le modèle ICA ne peut être estimé qu'avec une transformation orthogonale. En d'autres termes, la matrice A n'est pas identifiable dans le cas des composantes indépendantes gaussiennes.

II.3.2.2 Kurtosis :

En théorie des probabilités et en statistique, le kurtosis (du nom féminin grec ancien κύρτωσις, « courbure »), coefficient d'aplatissement mesure indirecte de l'aplatissement de la distribution d'une variable aléatoire réelle. Une mesure non-gaussianité utilise la valeur absolue du "kurtosis normalisé" qui est le "cumulant normaliser" d'ordre quatre [II.10]. Il est noté $\gamma(\cdot)$ et défini par l'expression suivante (pour une variable aléatoire centrée) :

$$\gamma(y) = \frac{kurt(y)}{[cum_2(y,y)]^2} = \frac{E\{y^4\} - 3E\{y^2\}^2}{E\{y^2\}^2} \quad (\text{II.24})$$

où $kurt(\cdot)$ est le kurtosis non-normalisé égal au cumulant non-normalisé d'ordre quatre, $cum_4(y, y, y, y)$ est le cumulant d'ordre deux, $cum_2(y, y)$ et $E\{\cdot\}$ représente l'opérateur d'espérance mathématique. Le kurtosis normalisé mesure l'écart de la densité de probabilité d'une variable aléatoire par rapport à une densité gaussienne : il vaut zéro pour une densité gaussienne. Pour distributions "sous-gaussiennes" (plus aplaties que la gaussienne) dans ce cas le kurtosis normalisé prend des valeurs négatives. Ce dernier prend des valeurs positives pour les distributions "sur-gaussiennes" (plus piquées que la gaussienne).

II.3.2.3 Néguentropie

La néguentropie est une mesure robuste de la non-gaussianité. En pratique, la néguentropie peut être approximée en utilisant les cumulants d'ordre supérieur. On peut utiliser une approximation de néguentropie [II.11] pour une variable aléatoire centrée à variance unitaire est donnée par :

$$j(y) \sim \frac{1}{12} E\{y^3\}^2 + kurt(y^2) \quad (\text{II.25})$$

II.3.3 Différences et similarités entre PCA et ICA :

- Analyse des composants indépendants (ICA) : similaire à PCA, trouve une nouvelle base pour représenter les données
- L'ACP est de trouver une transformation linéaire orthogonale qui maximise la variance des variables, le but de l'ICA est de trouver la transformation linéaire, dont les vecteurs de base sont statistiquement indépendants et non gaussiens.

II.4 Principe de base de l'algorithme Fast-ICA

L'algorithme FastICA est une procédure populaire pour l'analyse indépendante des composants et la séparation aveugle des sources. La technique est simple à mettre en œuvre et converge rapidement lorsqu'elle est appliquée à des mélanges de sources indépendantes non gaussiennes. La vitesse de convergence de l'algorithme est localement quadratique, et cubique lorsque fonction de coût basé sur kurtosis est utilisé [II.12], a été développé en 1997 par Oja et Hyvarinen [II.11].

II.4.1 Propriétés de l'algorithme Fast-ICA

L'algorithme Fast ICA présente les propriétés suivantes [II.12].

- La convergence est cubique (ou du moins quadratique), contrairement aux descentes de gradient qui sont linéaires. La conséquence est une convergence très rapide (d'où l'appellation « FastICA »).
- Il n'y a pas de paramètre d'apprentissage à régler au préalable, contrairement aux algorithmes du gradient; ce qui le rend simple à utiliser.
- L'algorithme trouve directement les composantes indépendantes de n'importe quelle distribution non gaussienne, en utilisant n'importe quelle non-linéarité g . Cependant, la performance peut être améliorée en s'intéressant de plus près à g .

II.4.2 Procédure Fast-ICA

1 $\mathbf{n} = \mathbf{0}$, initialiser le vecteur $\mathbf{w}(\mathbf{0})$.

2 $n = n + 1$.

3 Mettre $\mathbf{w}(n + 1) = E(xg(\mathbf{w}^T x)) - E(g'(\mathbf{w}^T x))\mathbf{w}(n)$;

4 Effectuer un processus de normalisation $\mathbf{w}(n + 1) = \frac{\mathbf{w}(n+1)}{\|\mathbf{w}(n+1)\|}$

Si la convergence n'est pas encore atteinte, refaire les étapes 2 et 3.

La convergence signifie que les valeurs de \mathbf{w} (anciennes et nouvelles) vont dans la même direction, c'est-à-dire que la différence entre ces deux valeurs est au-dessous du critère de convergence entre deux itérations. La performance de l'algorithme Fast-ICA dépend du choix de la fonction g . Les composantes indépendantes peuvent être extraites une à une.

II.5 Méthode Maximisation de Information (infomax)

II.5.1 Introduction

Selon Bell et Sejnowski, l'application du principe infomax [II.13], à la séparation de source consiste à maximiser une entropie de sortie, c'est-à-dire transfert maximal d'informations du mélange, \mathbf{x} , vers les estimations de source \mathbf{y} , dans la (figure I.1) on remarque que les signaux

extraits y sont obtenu à partir de mélanges de signaux \mathbf{x} en optimisant la matrice de séparation W . L'entropie des mélanges de signal x est constante, mais le changement dans l'entropie peut être maximisé en transformant les signaux $y=Wx$ à un autre ensemble de signaux $\mathbf{z}=g(\mathbf{y})=g(\mathbf{x})$

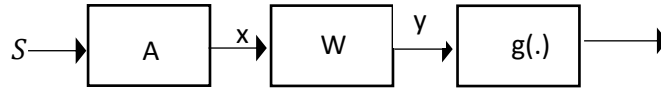


Figure II.1 mélange, séparation, et non linéaire transformation

et lorsque l'entropie est maximisée, les signaux qui en résultent sont indépendants.

II.5.2 Algorithme de la technique infomax

L'objectif d'Infomax est de trouver une matrice de séparation W qui maximise l'entropie de y . Pour cela on utilise gradient ascent est la méthode utilisée pour optimiser la matrice de séparation W . Essentiellement, le gradient ascent est un processus itératif consistant à faire un « pas » dans la direction du gradient maximal jusqu'à ce qu'un maximum local soit atteint. Le gradient ascent nécessite une expression pour le gradient d'entropie est donné par :

$$h(z) = E\{\sum_{i=1}^M \ln(p_s(y_i))\} + \ln(W) \tag{II.26}$$

Le gradient est trouvé en prenant la dérivée partielle de h par rapport W , c.-à-d. $\frac{\partial h}{\partial W}$.

Le gradient est d'abord trouvé par rapport à un élément de W , $\frac{\partial h}{\partial W_{ij}}$ et ensuite étendu à chaque élément. On a par conséquent :

$$\frac{\partial h}{\partial W_{ij}} = E\left\{\sum_{i=1}^M \frac{\partial \ln g'(y_i)}{\partial W_{ij}}\right\} + \frac{\partial \ln|W|}{\partial W_{ij}} \tag{II.27}$$

La simplification de cette dérivée partielle a lieu en deux parties, en traitant d'abord le premier terme et ensuite le second terme.

Simplification du premier terme de l'équation (II.27), c.-à-d.

$$\frac{\partial \ln g'(y_i)}{\partial W_{ij}} \tag{II.28}$$

On pose

$$u = g'(y_i) \tag{II.29}$$

L'équation (II.28) peut être exprimée par :

$$\frac{\partial \ln u}{\partial W_{ij}} = \frac{u'}{u} \tag{II.30}$$

L'équation (II.29) donne une expression pour u , et la dérivée de u est :

$$u' = \frac{\partial u}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial \ln g'(y_i)}{\partial W_{ij}} \quad (\text{II.31})$$

En remplaçant l'expression de l'équation (II.30) par les équations (II.29) et (II.31), nous obtenons :

$$\frac{\partial \ln u}{\partial W_{ij}} = \frac{1}{g'(y_i)} \frac{\partial g'(y_i)}{\partial W_{ij}} \quad (\text{II.32})$$

L'expression $\frac{\partial g'(y_i)}{\partial W_{ij}}$ dans l'équation (II.32) peut être simplifiée

$$\frac{\partial g}{\partial W} = \frac{\partial g}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial W} \quad (\text{II.33})$$

À partir de l'équation (II.33), on a :

$$\frac{\partial g'(y_i)}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial g'(y_i)}{\partial (y_i)} \frac{\partial (y_i)}{\partial W_{ij}} \quad (\text{II.34})$$

L'équation (II.34) est simplifiée encore

$$\frac{\partial g'(y_i)}{\partial W_{ij}} = g''(y_i) \frac{\partial (y_i)}{\partial W_{ij}} \quad (\text{II.35})$$

L'expression $\frac{\partial (y_i)}{\partial W_{ij}}$ est un élément d'un mélange x . On obtient :

$$\frac{\partial (y_i)}{\partial W_{ij}} = x_j \quad (\text{II.36})$$

En substituant l'équation (II.36) dans l'équation (II.35), on obtient :

$$\frac{\partial g'(y_i)}{\partial W_{ij}} = g''(y_i) x_j \quad (\text{II.37})$$

En utilisant l'équation (II.37), l'équation (II.32) devient :

$$\frac{\partial \ln u}{\partial W_{ij}} = \frac{1}{g'(y_i)} g''(y_i) x_j \quad (\text{II.38})$$

L'équation (II.38) peut maintenant remplacer l'expression $\frac{\partial \ln g'(y_i)}{\partial W_{ij}}$ dans l'espérance mathématique de l'équation (II.27). Cela donne :

$$\frac{\partial h}{\partial W_{ij}} = E \left\{ \sum_{i=1}^M \frac{g''(y_i) x_j}{g'(y_i)} \right\} + \frac{\partial \ln |W|}{\partial W_{ij}} \quad (\text{II.39})$$

Nous posons :

$$\Psi(y_i) = \frac{g''(y_i)}{g'(y_i)} \quad (\text{II.40})$$

L'équation (II.39) peut alors être exprimée par :

$$\frac{\partial h}{\partial w_{ij}} = E\{\sum_{i=1}^M \Psi(y_i) x_j\} + \frac{\partial \ln|W|}{\partial w_{ij}} \quad (\text{II.41})$$

Si on considère tous les éléments de la matrice de séparation, elle génère une expression complète du gradient d'entropie ∇h , défini comme suit :

$$\nabla h = \begin{bmatrix} \frac{\partial h}{\partial w_{11}} & \frac{\partial h}{\partial w_{12}} & \dots & \frac{\partial h}{\partial w_{1M}} \\ \frac{\partial h}{\partial w_{21}} & \frac{\partial h}{\partial w_{22}} & \ddots & \frac{\partial h}{\partial w_{2M}} \\ \frac{\partial h}{\partial w_{M1}} & \frac{\partial h}{\partial w_{M2}} & \dots & \frac{\partial h}{\partial w_{MM}} \end{bmatrix} \quad (\text{II.42})$$

Le gradient d'entropie ∇h pour tous les éléments de la matrice de séparation W est alors :

$$\nabla h = W^{-T} + E\{\sum_{i=1}^M \Psi(y) x^T\} \quad (\text{II.43})$$

En supposant que les signaux soient ergodiques, l'équation (II.43) devient alors :

$$\nabla h = W^{-T} + \frac{1}{N} (\sum_{t=1}^M \Psi(y^t) [x^t]^T) \quad (\text{II.44})$$

La matrice de séparation optimale W est trouvée en maximisant l'entropie. Cela est fait itérativement jusqu'à atteindre un maximum local.

$$W_{new} = W_{old} + \eta \nabla h \quad (\text{II.45})$$

où η est une petite constante. En insérant l'expression de ∇h dans l'équation (II.44) dans l'équation (II.45), nous obtenons l'expression qui optimise la matrice de séparation W pour maximiser l'entropie :

$$W_{new} = W_{old} + \eta (W_{old}^{-T} + \frac{1}{N} (\sum_{t=1}^M \Psi(y^t) [x^t]^T)) \quad (\text{II.46})$$

L'équation (II.46) est la forme générale de l'algorithme Infomax utilisant l'algorithme du Gradient Ascent pour optimiser la matrice de séparation W .

II.6 CONCLUSIONS :

Dans ce chapitre nous avons présenté quelques techniques de la séparation de sources. Ces techniques sont : analyse composants principale (ACP) et analyse composants indépendants. Nous avons tout d'abord, présenté le principe de l'analyse en composantes principales est une technique principale utilisée est de réduire la dimensionnalité des données d'origine en formant

un nouvel ensemble de variables combinaison linéaire des données d'origine, sans perte d'information essentielle. La deuxième technique c'est analyse composants indépendants (ACI) est basée sur l'indépendance statistique et tente d'exprimer un ensemble de variables aléatoires comme une combinaison linéaire de variables statistiquement indépendantes lorsqu'il n'y a pas d'informations sur les signaux sources et la matrice de mélange. La méthode ACI minimise la dépendance statistique entre chaque composante du signal, mettant en évidence la structure essentielle du signal source. Tandis que la dernière technique c'est maximisation d'information (infomax). La maximisation de l'information n'est que la maximisation de l'entropie et, par conséquent, elle est appelée entropie maximale. L'entropie est la mesure de l'incertitude des variables aléatoires. L'indépendance statistique la plus élevée de chaque élément de chacun, le plus grand objectif d'entropie est d'obtenir des sorties statistiquement indépendantes.

Bibliographies

- [II.1] Comon, P. And Jutten, C. (Eds.). (2010). Handbook of Blind Source Separation: Independent component analysis and applications. Academic press.
- [II.2] Choi, S., Cichocki, A., Park, H. M., & Lee, S. Y. (2005). Blind source separation and independent component analysis: A review. *Neural Information Processing-Letters and Reviews*, 6(1), 1-57.
- [II.3] Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: a review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065), 2015020.
- [II.4] Guerrien, M. (2003). L'intérêt de l'analyse en composantes principales (ACP) pour la recherche en sciences sociales. Présentation à partir d'une étude sur le Mexique. *Cahiers des Amériques latines*, (43), 181-192.
- [II.5] Hotelling, H. (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 24(7), 498–520.
- [II.6] Durieu, C., & Kieffer, M. (2005). Analyse en composantes indépendantes pour la séparation aveugle de sources. *J3eA*, 4, 036.
- [II.7] Yu, X., Hu, D., & Xu, J. (2013). *Blind source separation: theory and applications*. John Wiley & Sons.
- [II.8] Johnson, D., & Sinanovic, S. (2001). Symmetrizing the kullback-leibler distance. *IEEE Transactions on Information Theory*.
- [II.9] Cardoso, J. F. (2002). Analyse en composantes indépendantes. Proc. of XXXIV Journées de Statistique, Bruxelles.
- [II.10] Y. Deville, *Traitement du signal : signaux temporels et spatiotemporels – Analyse des signaux, théorie de l'information, traitement d'antenne, séparation aveugle de sources*, Ellipses Editions Marketing, Paris, 2011.
- [II.11] A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja, *Independent Component Analysis*, Wiley Interscience, 2001.

[II.12] Douglas, S. C., Yuan, Z., & Oja, E. (2006, March). Average convergence behavior of the FastICA algorithm for blind source separation. In International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation (pp. 790-798). Springer, Berlin, Heidelberg.

[II.13] A. J. Bell and T. J. Sejnowski, "An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution," *Neural Comput.*, vol. 7, no. 6, pp. 1004–1034.

CHAPITRE III

Séparation De sources Utilisant Moment Ordre 4

III.1 Introduction

Dans le chapitre 2 on a vu la méthode ACI, et la méthode infomax repose le principe d'indépendance des signaux. On rappelle qu'en abordant d'un point de vue statistique l'idée selon laquelle la décorrélation est une condition plus faible que l'indépendance, on peut introduire la notion de statistiques d'ordres plus élevés et plus précisément de moments d'ordres plus élevés. Les statistiques et spectres d'ordre (HOS) jouent un rôle important dans le traitement numérique du signal. Ce sont des extensions des concepts mieux connus de corrélation (dans le temps ou dans l'espace) et de spectres de puissance. Tout comme le spectre de puissance est la représentation spectrale de Fourier de la fonction d'autocorrélation qui est un moment du second ordre de la fonction de densité de probabilité, les spectres d'ordre supérieur sont des représentations spectrales de Fourier d'ordre supérieur de corrélations ou moments d'ordre supérieur et de troisième ordre. Les spectres d'ordre supérieur ont été à l'origine introduits comme des représentations spectrales de cumulants ou de moments de processus aléatoires ergodiques. Ils ont été utilisés dans l'identification de systèmes non linéaires et de processus aléatoires non gaussiens et le couplage de phase dans les interactions onde-onde [III.1].

III.2 Les statistiques d'ordre supérieur (SOS)

Les statistiques d'ordre supérieur (SOS) sont les moments d'ordre supérieur à 2 et certaines combinaisons non linéaires de ces moments appelées cumulants. Elles sont utilisées essentiellement en complément aux statistiques d'ordre 2. Elles donnent une description plus complète des données et de leurs propriétés. Une analyse à l'ordre 2 examine les liens statistiques entre les valeurs à deux instants ou deux fréquences d'un signal. Ceci ne fournit qu'une description incomplète des propriétés statistiques d'un signal aléatoire (sauf s'il est gaussien). Pour approfondir l'analyse, il faut envisager les liens entre trois, quatre voire plus d'instant (ou fréquences). Les propriétés d'ordre supérieur des signaux aléatoires peuvent être décrites, comme le sont les propriétés d'ordre 2, dans le domaine du temps ou dans le domaine des fréquences. L'étude dans le domaine du temps conduit aux multicorrélations, l'étude dans le domaine des fréquences aux multispectres [III.1]. Les SOS permettent la résolution de problèmes insolubles à l'ordre 2. Elles ont été également utilisées pour améliorer les solutions (conditionnement, identifiabilité...) déjà apportées par les techniques classiques.

façon exacte (on n'en connaît pas de solution mathématique), ni de manière optimale. Ce sont des problèmes « difficiles », pour lesquels on va concevoir des heuristiques de résolution.

III.2.1 Moments et Cumulants d'une Variable Aléatoire Complexe

a- Moments

Le moment d'ordre $r = p + q$ est la dérivée partielle d'ordre r de la première fonction caractéristique, calculée en $u=0$. On dérive p fois par rapport à u et q fois par rapport à u^* , de la même manière que dans le cas vectoriel réel :

$$E[Z^p Z^{*q}] = (-2j)^r \frac{\partial^r p_{Z,Z}(u,u^*)}{\partial u^p \partial u^{*q}} \quad (\text{III.1})$$

b- Cumulants

Le cumulants d'ordre $r = p+q$ est la dérivée partielle d'ordre r de la deuxième fonction caractéristique calculée en $u=0$. On dérive p fois par rapport à u et q fois par rapport à u^* :

$$com_r(z, z, \dots, z, z^*, z^*, \dots, z^*) = (-2j)^r \frac{\partial^r p_{Z,Z}(u,u^*)}{\partial u^p \partial u^{*q}} \quad (\text{III.2})$$

c- Propriétés

Une propriété importante dans cas réel est que une variable aléatoire complexe possède $r+1$ moments ou cumulants d'ordre r au lieu d'un seul. Il existe, par ailleurs, des relations entre les cumulants d'ordre r et les moments d'ordre inférieur ou égal à r et inversement. On se contentera ici de donner quelques exemples :

$$\begin{aligned} cum_1[z] &= E[z]. \\ cum_2[z, z] &= E[z^2] - E[z]^2. \\ cum_2[z, z^*] &= E[z, z^*] - E[z]E[z^*] \\ cum_3[z, z, z] &= E[z^3] - 3E[z]E[z^2] + 2E[z]^3. \\ cum_3[z, z, z^*] &= E[z^2 z^*] - 2E[z]E[zz^*] - E[z^*]E[z^2] \\ &+ 2E[z]^2 E[z^*]. \\ cum_4[z, z, z, z] &= E[z^4] - 4E[z]E[z^3] - 3E[z^2]^2 + 12E[z^2]E[z]^2 \\ &- 6E[z]^4. \\ cum_4[z, z, z, z^*] &= E[z^2 z^*] - 3E[z]E[z^2 z^*] - E[z^*]E[z^3] \\ &- 3E[z^2]E[zz^*] + 6E[z^*]E[z]E[z^2] + 6E[z]^2 E[zz^*] - 6E[z]^3 E[z^*]. \\ cum_4[z, z, z^*, z^*] &= E[z^2 z^{*2}] - 2E[z]E[zz^{*2}] - 2E[z^*]E[z^2 z^{*2}] \\ &- E[z^2]E[z^{*2}] - 2E[zz^*]^2 + 2E[z^2]E[z^*]^2 + 8E[zz^*]E[z]E[z^*] + 2E[z^{*2}]E[z^2] \\ &- 6E[z]^2 E[z^*]^2. \end{aligned} \quad (\text{III.4})$$

Dans le cas où la variable aléatoire est centrée, on aura $E[z] = E[z^*] = 0$, ce qui conduit à des relations plus simples. D'autres propriétés de Z peuvent simplifier encore ces expressions

(circularité, par exemple). Les moments et les cumulants d'une variable aléatoire complexe conservent les mêmes propriétés que dans le cas réel:

- Les moments et les cumulants satisfont la propriété de la multilinéarité:

$$E[(z_1 + \alpha z_2)z_3 \dots z_p] = E[z_1 z_3 \dots z_p] + \alpha E[z_2 z_3 \dots z_p] \quad (\text{III.5})$$

$$\text{cum}[z_1 + \alpha z_2, z_3, \dots, z_p] = \text{cum}[z_1, z_3, \dots, z_p] + \alpha \text{cum}[z_2, z_3, \dots, z_p] \quad (\text{III.6})$$

où les $z_{k=1,\dots,p}$ sont des variables aléatoires complexes et α est une constante déterministe complexe.

- Une permutation qui intervient dans l'expression des cumulants et des moments ne les modifie pas. Par exemple:

$$\text{cum}[z, z^*, z, z^*] = \text{cum}[z, z, z^*, z^*] \quad (\text{III.7})$$

- Invariance par translation déterministe : si $z = Y + t$, où t est déterministe, alors les cumulants d'ordre supérieur ou égal à 2 de z sont identiques à ceux de Y . La translation n'affecte que le cumulants d'ordre 1, c'est-à-dire la moyenne.

La propriété d'invariance par translation déterministe n'est pas vérifiée par les moments .

- Si un groupe de variables aléatoires complexes peut être scindé en deux sousgroupes de variables indépendantes alors leur cumulants croisés est nul [III.1]. En d'autres termes si z_1 et z_2 sont deux variables aléatoires complexes indépendantes alors :

$$\forall z_3 \quad \text{cum}[z_1, z_2, z_3] = 0 \quad (\text{III.8})$$

Cette propriété est à la base des techniques de séparation de sources .

- Propriété d'additivité : Le cumulants de la somme de vecteurs aléatoires indépendants est la somme des cumulants : $\text{cum}_r[Y + Z] = \text{cum}_r[Y] + \text{cum}_r[Z]$ et ce quel que soit l'ordre r . Cette propriété, bien connue à l'ordre 2 (variance), n'est pas vérifiée par les moments .

III.2.2 Cumulants d'ordre quatre pour des variables aléatoires complexes

Nous supposons, comme c'est souvent le cas des constellations complexes utilisées en transmission numérique, que la variable aléatoire complexe Z présente les symétries telles que :

$$E[z] = 0 \quad (\text{III.9})$$

$$[z^2] = 0 \quad (\text{III.10})$$

(Cette deuxième hypothèse n'est pas toujours supposée vérifiée; bien sûr, elle n'implique pas que $E(\|z\|^2) = 0$).

$$E[z^3] = \quad (\text{III.11})$$

$$E[z^2 z^*] = 0 \quad (\text{III.12})$$

Nous nous intéresserons plus particulièrement au cumulants :

$$\begin{aligned} cum_4[z(t_1), z(t_2), z^*(t_3), z^*(t_4)] &= E[z(t_1)z(t_2)z^*(t_3)z^*(t_4)] \\ &\quad - E[z(t_1)z(t_2)]E[z^*(t_3)z^*(t_4)] \\ &\quad - E[[z(t_1)z^*(t_3)]E[z(t_2)z^*(t_4)] \\ &\quad - E[[z(t_1)z^*(t_4)]E[z(t_2)z^*(t_3)] \end{aligned} \quad (\text{III.13})$$

les autres étant égaux à zéro pour plusieurs configurations intéressantes. Notons que les moments du deuxième ordre sont la plupart du temps nuls du fait des hypothèses sur Z . Dans le cas particulier où les instants de mesure sont identiques :

$$t_1 = t_2 = t_3 = t_4 \quad (\text{III.14})$$

$$cum_4[z(t), z(t), z^*(t), z^*(t)] = E(\|z\|^4) - 2E(\|z\|^2)^2 - E[z^2(t)]E[z^{*2}(t)] \quad (\text{III.15})$$

dernier terme s'annule dans le cas de l'hypothèse (III.8); noter la différence avec le cas des signaux réels). On retrouve des formules similaires à celles du critère proposé par Godard; on pourra ainsi établir un lien entre les algorithmes d'égalisation fondés sur le "module constant" et ceux fondés sur la maximisation du kurtosis .

III.2.3 Corrélation d'ordre trois (triple corrélation)

Si le moment d'ordre un est nul, elle s'écrit dans le cas des signaux réels (elle n'est guère utilisée dans le cas complexe car les symétries des constellations impliquent souvent sa nullité :

$$E(x(t_1)x(t_2)x(t_3)) \quad (\text{III.16})$$

Si $x(t)$ est stationnaire à l'ordre trois

$$r_x^{(3)}(\tau_1, \tau_1) = E(x(t)x(t + \tau_1)x(t + \tau_1)) \quad (\text{III.17})$$

(La stationnarité à l'ordre trois est plus contraignante que la stationnarité à l'ordre deux : Un signal peut être stationnaire à l'ordre deux sans l'être à l'ordre trois)

III.2.4 Kurtosis positif et kurtosis négatif

Dans les applications en égalisation on s'intéresse surtout au cumulants d'ordre quatre, et il peut être important (par exemple dans les hypothèses de Godard et Benveniste) de connaître le signe du kurtosis du signal étudié (le signal émis et le signal reçu ont des kurtosis de même signe s'ils ne sont pas perturbés par des bruits non gaussiens). On parle de variable "sur-gaussienne" quand le kurtosis est positif (loi de Cauchy par exemple) et de variable "sous-gaussienne" quand le kurtosis est négatif (variable équirépartie). Si une densité de probabilité est bornée dans $[-A, A]$ centrée et de variance fixée, le kurtosis le plus petit (négatif) est obtenu lorsque :

$$p(x) = \frac{1}{2}\delta(x - A) + \frac{1}{2}\delta(x + A) \quad (\text{III.18})$$

pour une variance égale à A^2 . Si la densité de probabilité est bornée dans $[-A, A]$ centrée et de variance fixée égale à σ^2 (on suppose que $A^2 > 3\sigma^2$), le kurtosis le plus grand (positif) est obtenu lorsque :

$$p(x) = (1 - \alpha)\delta(x) + \frac{\alpha}{2}\delta(x - A) + \frac{\alpha}{2}\delta(x + A) \quad (\text{III.19})$$

pour une variance fixée σ^2 et où α est égal à $\sigma^2/2A^2$:

III.2.5 Corrélation d'ordre quatre des signaux complexes

Nous supposons que les moments d'ordre un et trois sont nuls. Le cumulants d'ordre quatre s'écrit dans le cas des signaux stationnaires [III.6, III.7]

$$\begin{aligned} r_x^{(4)}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) &= E(x(t), x(t + \tau_1)x^*(t + \tau_2)x^*(t + \tau_3)) \\ &\quad - E(x(t)x(t + \tau_1))E(x^*(t + \tau_2)x^*(t + \tau_3)) \\ &\quad - E(x(t)x(t + \tau_2))E(x^*(t + \tau_1)x^*(t + \tau_3)) \\ &\quad - E(x(t)x(t + \tau_3))E(x^*(t + \tau_1)x^*(t + \tau_2)) \end{aligned} \quad (\text{III.20})$$

en particulier, si $\tau_1 = \tau_2 = \tau_3 = 0$

$$cum_x^{(4)}(0,0,0) = E(|x(t)|^4) - |E(x^2(t))|^2 - 2E(|x(t)|^2)^2 \quad (\text{III.21})$$

Si, pour des raisons de symétrie de la densité de probabilité de $x(t)$, le terme $E(x^2(t))$ s'annule, on retrouve les données utilisées par Godard dans le critère du module constant [III.5],[III.8]

III.2.6 Maximisation du kurtosis

Le point de départ de l'approche de Benveniste est d'essayer de filtrer le signal mesuré $x(t)$ pour que certaines caractéristiques de la densité de probabilité de $y(t)$ se rapprochent le plus possibles des mêmes caractéristiques concernant le signal émis $m(t)$; ce que font aussi Sato et Godard. Shalvi et Weinstein [III.9, III.10] vont un peu plus loin; ils montrent qu'il suffit de maximiser (en valeur absolue) le kurtosis de la sortie pour trouver les paramètres de l'égaliseur à un retard et éventuellement à un déphasage près.

III.3 L'algorithme JADE(Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices)

III.3.1 Introduction

La diagonalisation par approximation conjointe des matrices propres (JADE) est un algorithme d'analyse des composantes indépendantes qui sépare les signaux mélangés observés en signaux sources latents en exploitant les moments du quatrième ordre. [III.11] Les moments du quatrième ordre sont une mesure de la non-gaussianité, qui est utilisée comme proxy pour définir l'indépendance entre les signaux sources. La motivation de cette mesure est que les distributions gaussiennes ne possèdent aucun excès de kurtosis, et la non-gaussianité étant une hypothèse canonique de l'ICA, JADE recherche une rotation orthogonale des vecteurs mixtes observés pour estimer les vecteurs sources qui possèdent des valeurs élevées de kurtosis en excès.

III.3.2 Définition

L'algorithme JADE (Joint Approximate Diagonalisation of Eigen Matrices) est une méthode de séparation de source aveugle basée sur la diagonalisation permet d'effectuer la séparation voulue. L'indépendance statistique est vue ici comme la recherche à tendre vers la nullité de l'ensemble des moments et cumulants (à l'ensemble des ordres), ce qui revient à annuler l'ensemble des éléments non diagonaux de la matrice associée à l'application linéaire Cardoso et Souloumiac [III.22] ont proposé une méthode de diagonalisation jointe servant à mettre en pratique ce principe. Cela revient à minimiser la somme du carré de l'ensemble des cumulants (à l'ordre quatre) « hors diagonale » (cumulant entre deux signaux divers). En pratique, JADE nécessite le calcul de l'ensemble des cumulants d'ordre

quatre et a par conséquent une complexité en $O(n^4)$. Cumulant du quatre (nous l'appelons tenseur cumulant pour plus de simplicité).le tenseur cumulatif est un tableau à quatre dimension dont les entrées sont données par des cumulants croisés de quatrième ordre de données :

$$cum(x_i, x_j, x_k, x_l) = E\{x_i x_j x_k x_l\} - E\{x_i x_j\}E\{x_k x_l\} - E\{x_i x_k\}E\{x_j x_l\} - E\{x_i x_l\}E\{x_j x_k\},$$

(III.22)

Ou x_i représente le mélange mesuré de signaux source , $i, j, k, l = 1 \dots n$, ou n est le nombre de mélange mesurés et $E\{\}$ est l'espérance de données. La propriété souhaitable des cumulants est que tous les cumulants de combinaisons linéaires peuvent être obtenus sous forme de combinaisons linéaires de cumulants de données [III.12].Ainsi, les cumulants contiennent toutes les informations de quatrième ordre des données. Le tenseur cumulant est un opérateur linéaire défini par les cumulants du quatrième ordre définissant une transformation linéaire dans l'espace de $n \times n$ matrices. On peut définir une transformation linéaire sur un espace linéaire de dimension $n \times n$. le i, j éme élément de la matrice donné par la transformation F_{ij} est défini comme :

$$F_{ij}(M) = \sum_{kl} m_{kl} cum(x_i, x_j, x_k, x_l) \quad (III.23)$$

Ou m_{kl} sont les éléments de la matrice transformée M.

Tenseur cumulatif car tout opérateur symétrique a une décomposition en valeurs propres. Une matrice propre du tenseur est une matrice tel que :

$$F(M) = \lambda M, \quad (III.24)$$

Ou λ est une valeur propre scalaire.

Considérant les données blanchies : $z = Vx = VAs = W^T s$, ou z est des données blanchies est une matrice de blanchiment, X sont des signaux mélangés, A est une matrice de mélange

et s sont des signaux source souhaités, le tenseur cumulant de z a un structure spéciale cela peut être vu dans la décomposition des valeurs propres. Chaque matrice de la forme :

$$M = W_m W_m^T \quad (III.25)$$

Pour $m = 1, \dots, n$ est une matrice propre. Le vecteur w_m est une des lignes de la matrice W . On peut montrer que :

$$F_{ij} = (W_m W_m^T) = w_{mi} w_{mj} kurt(s_m) \quad (\text{III.26})$$

Ou $kurt(s_m)$ est le Kurtosis du signal source correspondants s_m . En effet, tous les éléments du tenseur cumulant, dont les indices sont différents égaux à zéro en raison de l'indépendance des signaux source [III.12]. Nous pouvons observer que si nous connaissons les matrices propres, nous pourrions facilement obtenir des composantes indépendantes.

Tout ce qui précède peut-être reformulé comme suit :

La matrice W diagonale $F(M)$ pour tout M . Cela signifie que $WF(M)W^T$ est diagonale. En effet, la matrice F est diagonale pour une combinaison linéaire de termes de forme $w_i w_i^T$ en supposant que le modèle ICA est vrai. Ainsi, nous pouvons prendre un ensemble de matrices différentes $M_i, i = 1, \dots, k$ et essayer de rendre $WF(M)_i W^T$ aussi diagonal que possible. En situation réelle, le modèle ne tient pas exactement et les erreurs dans les données rendent la diagonalisation exacte impossible.

Pendant la diagonalisation, il faut mesurer la diagonale de la matrice $WF(M)_i W^T$, cela peut être mesuré, c'est-à-dire en utilisant la mesure suivante [III.12] :

$$J_{JADE}(W) = \sum_i \|diag(WF(M)_i W^T)\|^2, \quad (\text{III.27})$$

Ou $\|diag()\|^2$ signifie la somme des carrés de la diagonale.

L'ensemble de matrices M_i . Un choix possible et naturel est de prendre les matrices propres du tenseur cumulant, ce qui est exactement ce que fait l'algorithme JADE [III.12].

III.3.3 Principe de base de l'algorithme JADE

L'algorithme JADE est un algorithme de type Jacobi, i.e. la diagonalisation conjointe est réalisée par l'intermédiaire d'un produit de rotation plane (ou de Givens).

Chacune des rotations planes travaille sur l'une des $N' = N(N - 1)/2$ paires du vecteur de sortie. On décompose ainsi un problème de dimension N en $N0$ problèmes de dimension 2, lesquels sont censés être plus simples. C'est notamment le cas si l'on est capable d'obtenir la solution analytique exacte du problème de dimension 2. On paramétrise la matrice de séparation ainsi :

$$H = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \quad (\text{III.28})$$

Considérons maintenant la maximisation de $J_R(\mathcal{Y})$. Pour $N = 2$, on obtient la réécriture suivante du contraste

$$J_R(\mathcal{Y}) = u_\theta^T A u_\theta \quad (\text{III.29})$$

Où $u_\theta^T = (\cos 2\theta \quad \sin 2\theta)$ et où A est une matrice $(2; 2)$

réelle et symétrique définie ainsi

$$A_{1,1} = t_1; \quad A_{1,2} = t_4; \quad A_{2,2} = \frac{1}{2}t_1 + 2t_2 + t_3 \quad (\text{III.30})$$

avec, $i = (i_3, \dots, i_R)$,

$$t_1 = \sum_i \left(C_{1,1}(i) \right)^2 + \left(C_{1,2}(i) \right)^2; \quad t_2 = \sum_i \left(C_{1,2}(i) \right)^2; \quad t_3 = \sum_i C_{1,1}(i) C_{2,2}(i); \quad t_4 = \sum_i C_{1,2}(i) \left(C_{1,1}(i) - C_{2,2}(i) \right) \quad (\text{III.31})$$

On peut aussi écrire

$$u_\theta^T A u_\theta = C + D \cos(4(\theta - \alpha)) \quad (\text{III.32})$$

Où $C = (A_{1,1} + A_{2,2})/2$ est un terme constant puisque ne dépendant pas de θ

$$\text{et } D = \sqrt{\left((A_{1,1} - A_{2,2})/2 \right)^2 + A_{1,2}^2} \quad (\text{III.33})$$

et positif. L'angle α peut être déterminé par

$$\alpha = \frac{1}{4} \arctan \left(A_{1,2}, \frac{1}{2}(A_{1,1} - A_{2,2}) \right) \quad (\text{III.34})$$

Où $\arctan(y, x)$ par définition, l'unique angle β dans $(-\pi, \pi)$ tel que $\cos \beta = \frac{x}{(x^2+y^2)^{1/2}}$ et

$\sin \beta = \frac{y}{(x^2+y^2)^{1/2}}$. la valeur de θ notée θ_{opt} maximisant $u_\theta^T A u_\theta$ dans (19) est alors

aisément calculable et l'on obtient [III.13]

$$\theta_{pot} = \alpha \quad (\text{III.35})$$

L'algorithme JADE peut être résumé comme suit :

1. Initialisation. Estimer une matrice de blanchiment $\tilde{W}, Z = \tilde{W}X$.
2. Estimer un ensemble maximal $\{ \tilde{Q}_i^Z \}$ de matrices cumulantes
3. Trouvez la matrice de rotation \tilde{V} telle que les matrices cumulantes

soient aussi diagonales que possible, c'est-à-dire résolvez $\tilde{V} = \arg \min \sum_i \text{off}(V^+ \tilde{Q}_i^Z V)$ où V^+ et V sont vecteurs propres.

4. Séparé. Estimer A comme $\check{A} = \check{V}\check{W}^{-1}$, ou estimer les composantes comme $\check{S} = A^{-1}\check{X} = \check{V}Z$

III.4 Conclusion

Les Moment de 4ème ordre ont une structure très régulière dans le modèle BSS qui fait appel à des approches algébriques. Des algorithmes simples peuvent être basés sur la structure propre de « matrices cumulantes » construites à partir de cumulants, fonde sur la diagonalisation d'une seule matrice cumulante pour obtenir la matrice de rotation permettant d'assurer l'indépendance des sources estimées. Une direction intéressante de la recherche est d'étudier les décompositions d'ordre élevé qui généraliseraient les factorisations matricielles comme SVD ou EVD aux cumulants du 4ème ordre.

Bibliographies

- [III.1] J. L. Lacoume, P.O. Amblard et P. Comomn, “Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal”, Ed. Masson, 1997.
- [III.2] M. Rosenblatt. Cumulants and cumulant spectra. Elsevier Science Publisher B.V., 3 no. 2, 369-382, 1983.
- [III.3] J. Mendel, “Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications”, Proceedings of the IEEE, vol. 79, no. 3, March 1991, pp. 278-305
- [III.4] D. Godard, “Self recovering equalization and carrier tracking in two-dimensional data communication systems”, IEEE trans. on Communications, vol. COM-28 no. 11, nov. 1980, pp. 1867-1875.
- [III.5] J. Mendel, “Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications”, Proceedings of the IEEE, vol. 79, no. 3, March 1991, pp. 278-305 .
- [III.6] O. Shalvi and E.Weinstein, “New criteria for blind deconvolution of nonminimum phase systems (channels) ”, IEEE trans. information theory, vol. 36, March 1990, pp. 312-321.
- [III.7] O. Shalvi and E.Weinstein, “Super exponential methods for blind deconvolution”, Proc. SPIE 1991, Adaptive signal processing, vol. 1565, Jan. 1991, pp. 143-151.
- [III.8]. Cardoso, Jean-François; Souloumiac, Antoine (1993). "Blind beamforming for non-Gaussian signals". IEE Proceedings *F* - Radar and Signal Processing. **140** (6): 362–370.
- [III.9].Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E (2001) Independent Component Analysais. Wiley
- [III.10]Cardoso J. -F, Souloumiac A., Blind beamforming for non-gaussian signals, IEE proceedings-F, 140 (6) :362-370, 1993.
- [III.11]. MS-GESSY, ISITV, Université de Toulon et du Var av. G. Pompidou, BP56, 83162 La Valette du Var Cedex, France.

CHAPITRE IV

Résultats Et Simulations

IV. Introduction

Pour montrer l'efficacité des techniques proposée sur la séparation des signaux de parole et de musique, des tests expérimentaux sont effectués.

IV.1 Les signaux source

Tous les signaux de parole et de musique sont sélectionnés dans la démonstration SAS [IV.1] et échantillonnés à 16 KHz. Dans la première expérience, nous prenons deux signaux de parole, le premier (speech1.wav) est prononcé par un homme, tandis que le second (speech2.wav) est prononcé par une femme.

Dans la deuxième expérience, nous prenons un signal musical (speech1.wav) et un signal vocal (music_vivaldi_30s.wav).

Dans la troisième expérience nous prenons des signaux musicaux:(music_mandolin_30s.wav) et (music_vivaldi_30s.wav).

Lors de l'initialisation, les capteurs et les sources sont réglés sur 2 éléments chacun. La matrice de mélange 2x2 A est choisie aléatoirement comme suit :

$$A = \begin{bmatrix} 0.4701 & 0.6705 \\ 0.2742 & 0.5310 \end{bmatrix}$$

IV.2 Les mesures de performance

Afin d'examiner les performances de la technique proposée, nous l'évaluons à l'aide de trois indices de performance : source to distortion ratio (SDR) [IV.2], valeur absolue des coefficients de corrélation (AVCC) [IV.2] et erreur quadratique moyenne (MSE) [IV.2]. Ils sont, respectivement définis comme suit :

$$SDR(y_i, s_i) = 10 \log \left[\frac{\sum_{i=1}^M |y_i(t)|^2}{\sum_{i=1}^M |y_i(t) - s_i(t)|^2} \right] \quad (IV.1)$$

où y_i sont les signaux estimés, s_i sources originales avec M échantillons.

$$AVCC = \left| \frac{\sum_{t=1}^M y_i(t) s_k(t)}{\sqrt{\sum_{t=1}^M y_i(t)^2 \sum_{t=1}^M s_k(t)^2}} \right| \quad (IV.2)$$

IV.3 Méthode Infomax

Simulation 1 : Les signaux speech1.wav et speech2. wav et leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.1, figure IV.2, figure IV.3, le temps d'exécution est : 122.542338 secondes.

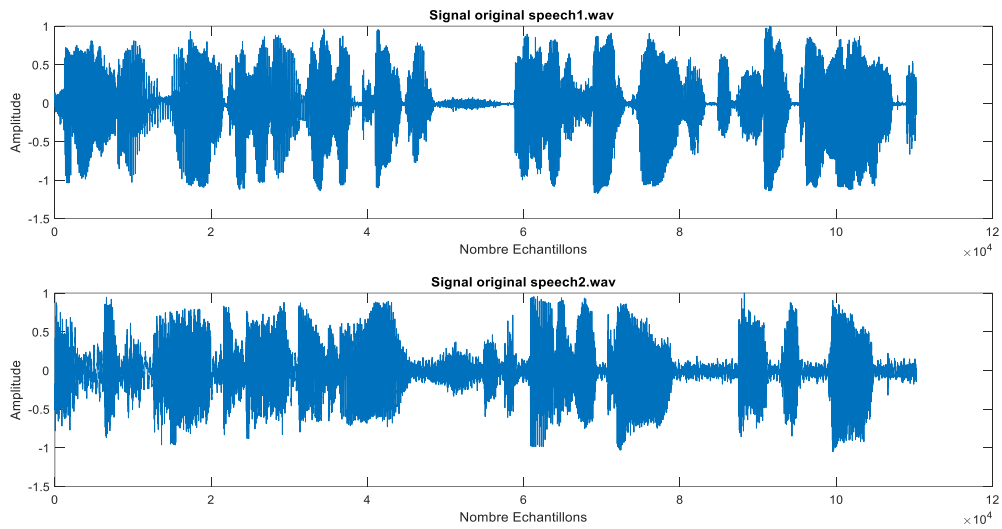


Figure V.1. Signaux originaux speech1.wav et speech2.wav

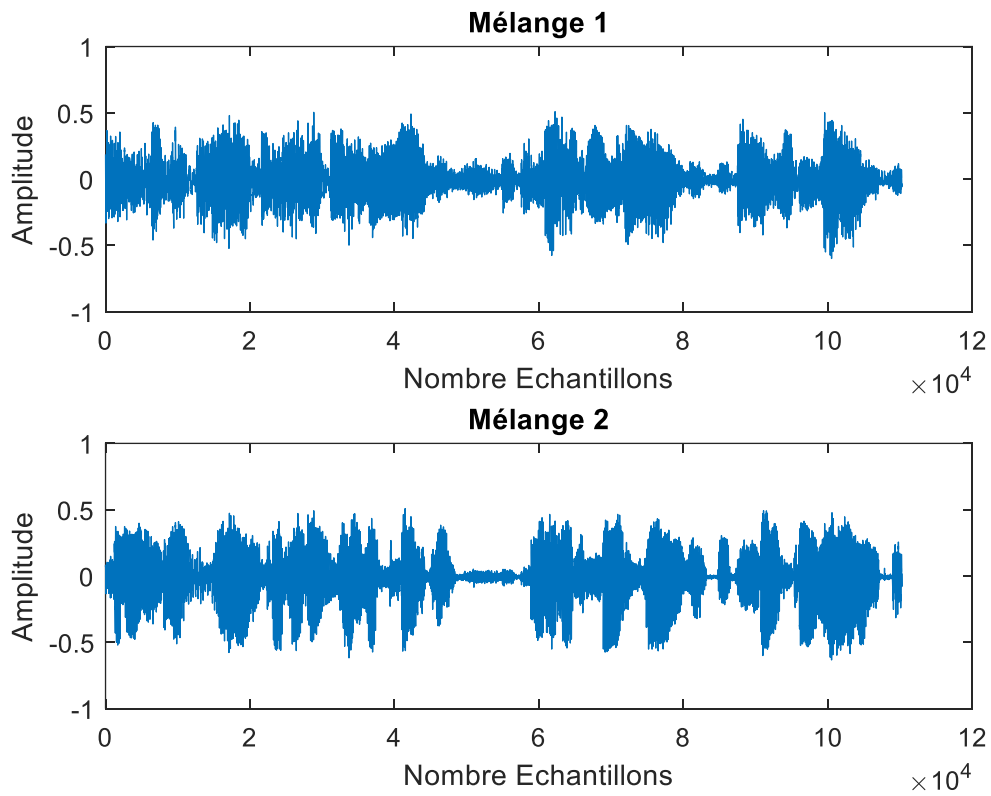


Figure IV.2. Mélanges signaux speech1.wav et speech2.wav

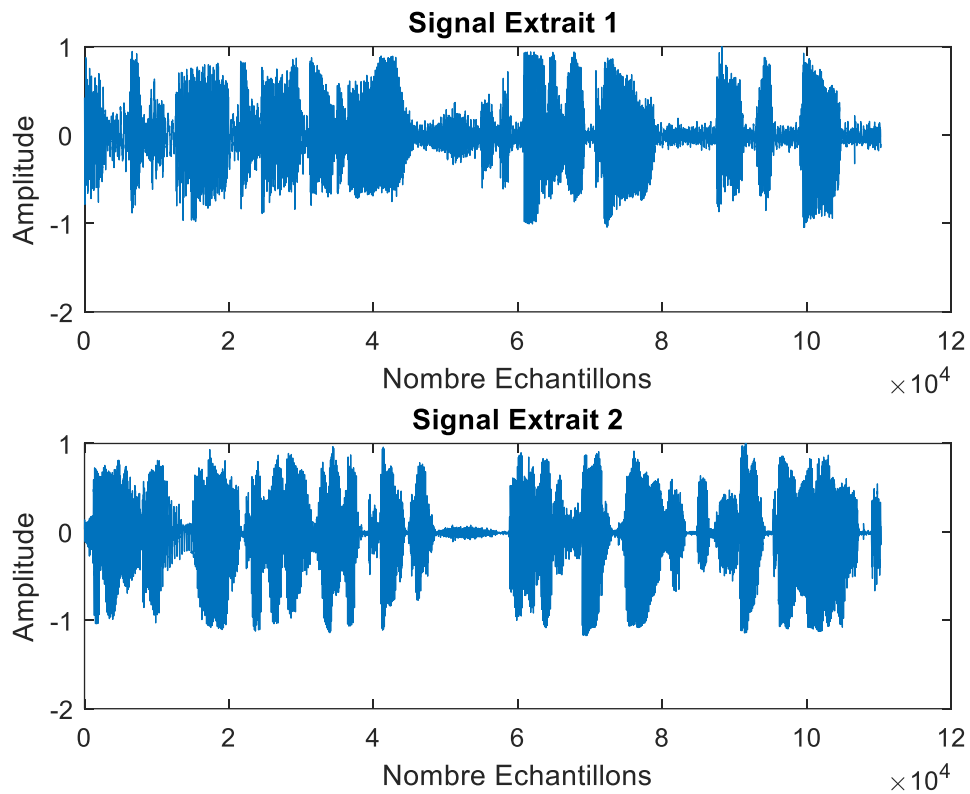


Figure IV.3. Signaux estimés speech1.wav et speech2.wav

Simulation 2 : Les signaux speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav , leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.4, figure IV.5, figure IV.6. le temps d'exécution est : 123.572297 secondes .

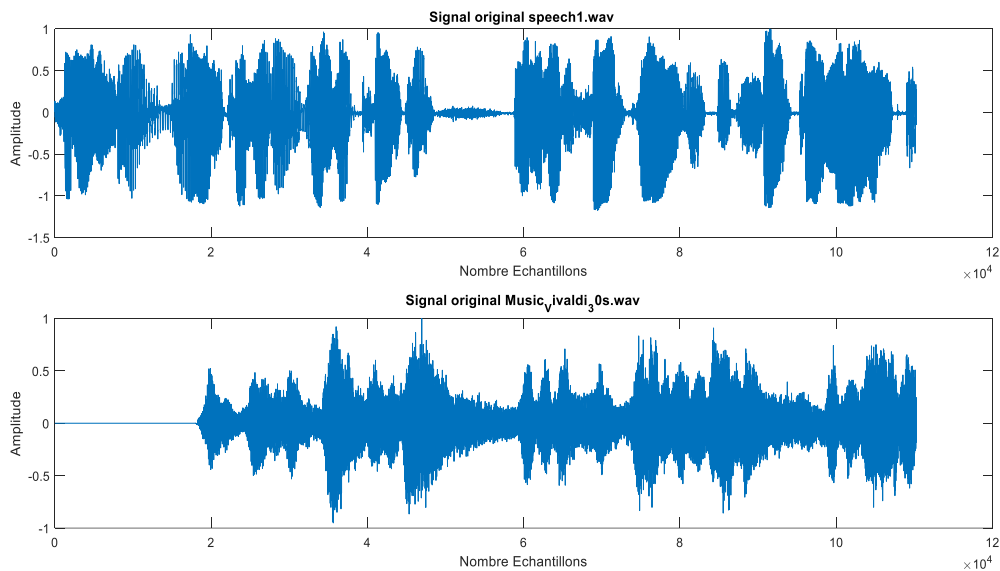


Figure IV.4. Signaux originaux speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav

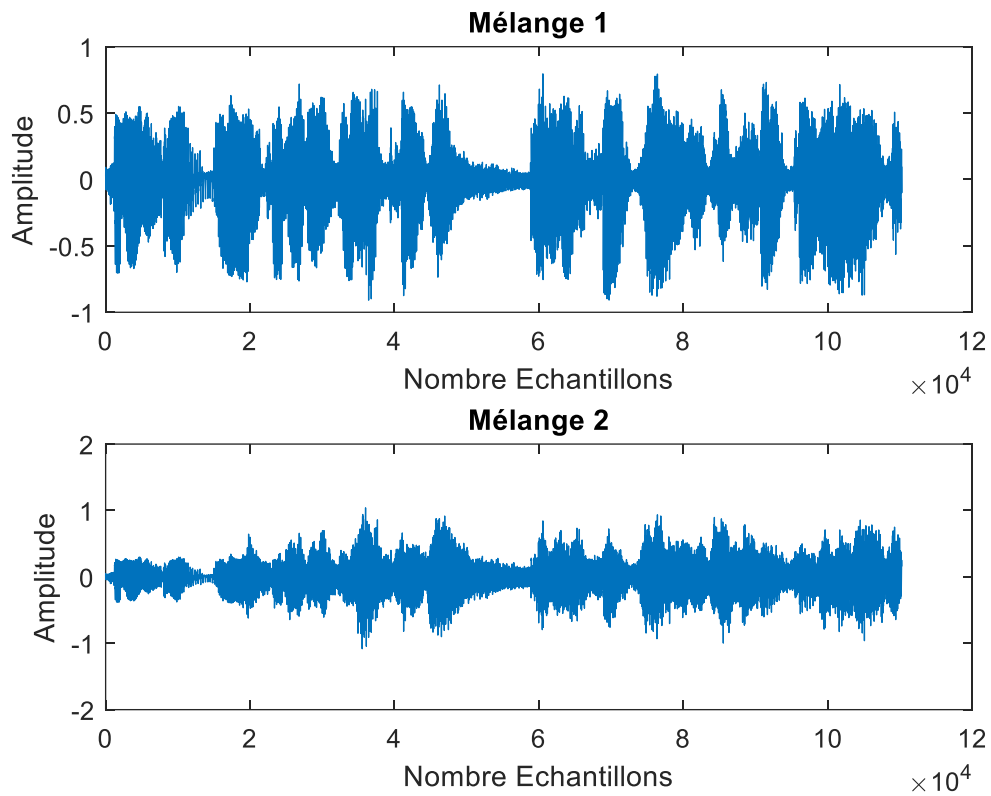


Figure IV.5. Signaux mélanges speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav

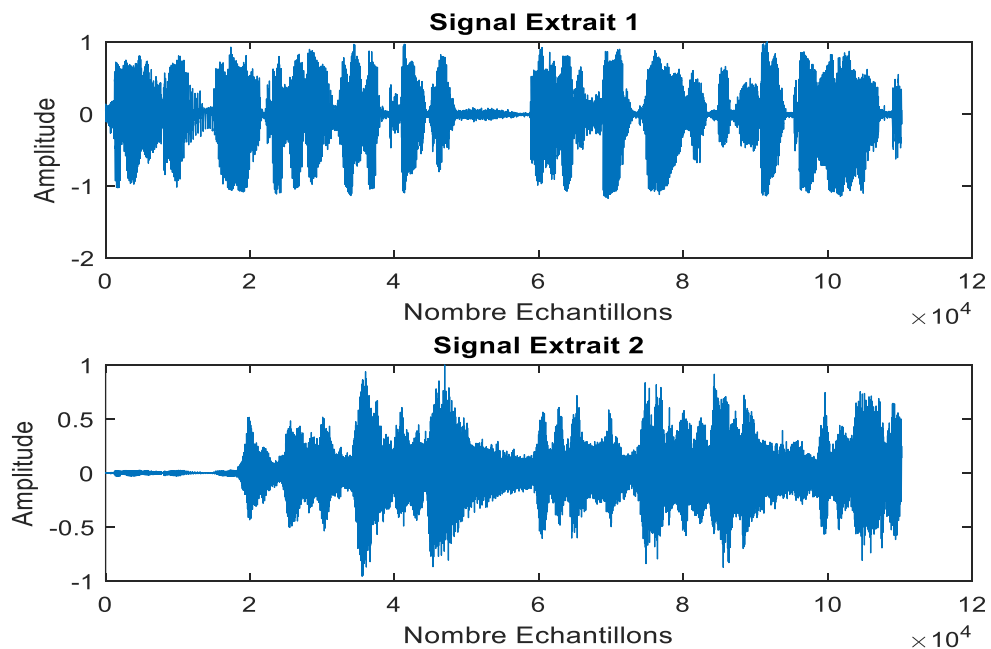


Figure IV.6. Signaux estimés speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav

Simulation 3 : Les signaux Music_Mandolin_30s.wav et MusicVivaldi_30s.wav, leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.7, figure IV.8, figure IV.9, le temps d'exécutions est : 572.168096 seconds.

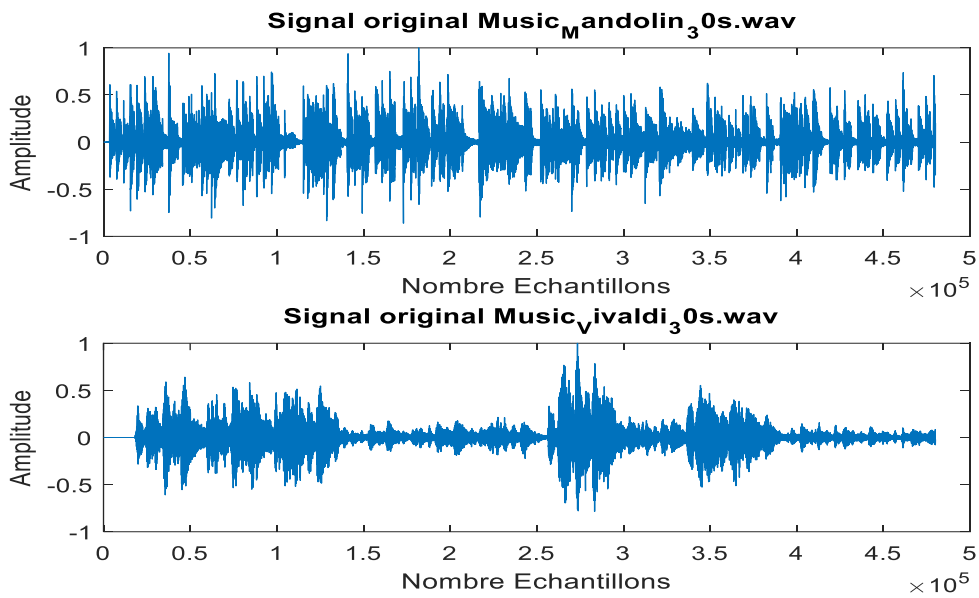


Figure IV.7. Signaux originaux Music_Mandolin_30s.wav et MusicVivaldi_30s.wav

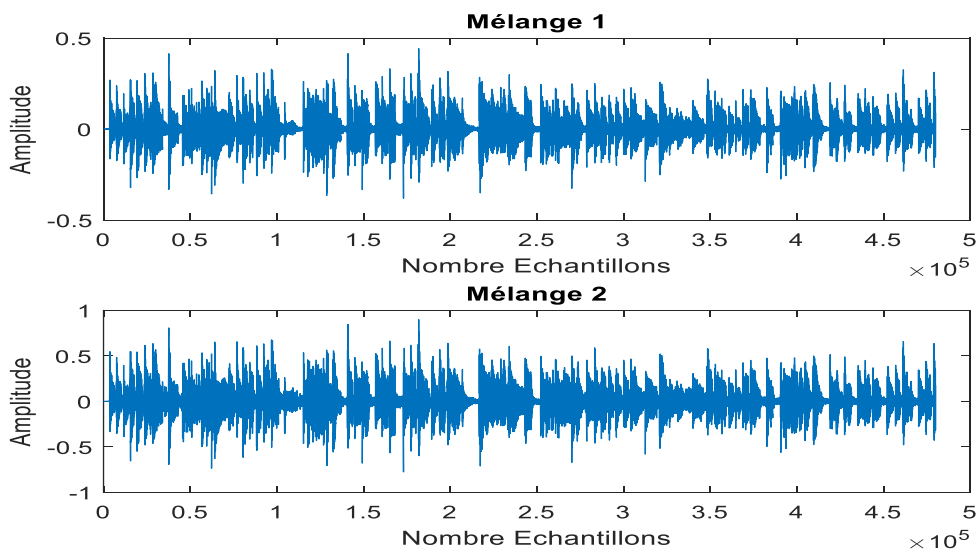


Figure IV.8. Signaux Mélanges Music_Mandolin_30s.wav et MusicVivaldi_30s.wav

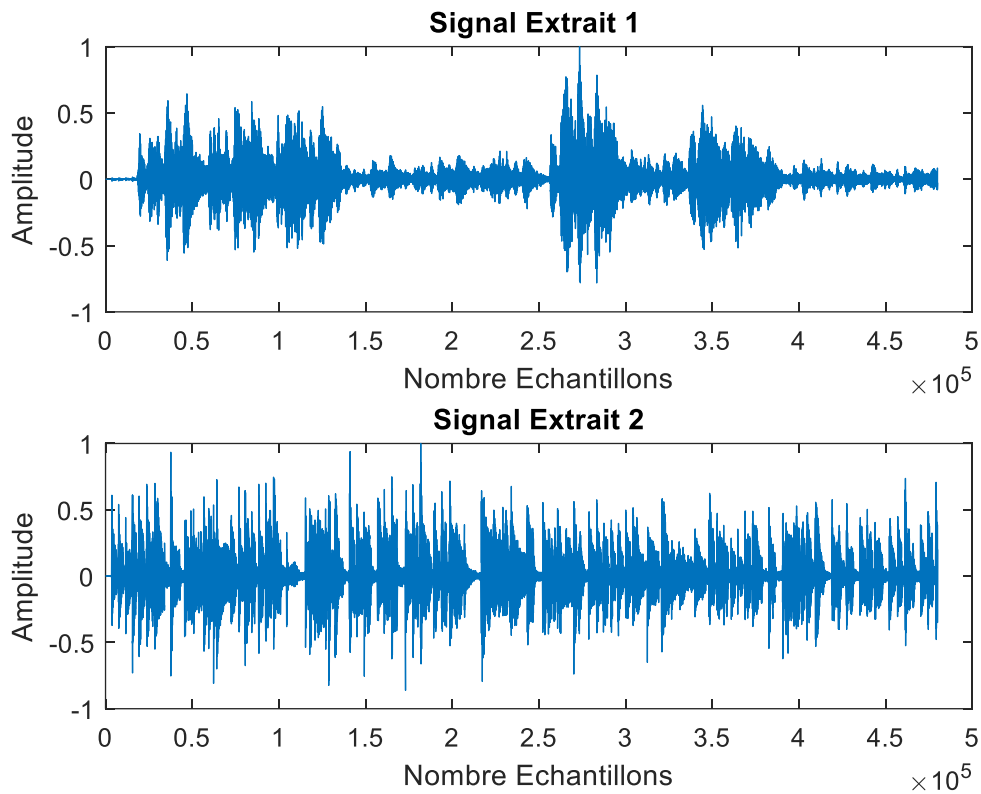


Figure IV.9. Signaux estimés Music_Mandolin_30s.wav et MusicVivaldi_30s.wav

IV.3.1 Interprétations

Des résultats simulations on peut déduire : Premièrement, sur les figures IV.1 à IV. 9, nous voyons que les formes d'onde des signaux de parole récupérés et des signaux de musique sont similaires à celles d'origine. Deuxièmement, nous prouvons l'efficacité de l'algorithme proposé en utilisant des indices de performance SDR, AVCC et MSE. Les résultats simulations des trois sont résumés dans les tableaux 1, 2 et 3.

Tableau IV .1. SDR (dB) pour l’algorithmes Infomax

Simulations	Infomax
Simulation 1	
Speech1	38.7121
Speech2	29.2960
Simulation 2	
Speech1	25.3005
MusicVivaldi_30s	24.6197
Simulation 3	
MusicVivaldi_30s	29.3905
Music_Mandolin_30s.wav	30.0417

Tableau IV.2.AVCC pour l’algorithme infomax

Simulations	Infomax (Sources estimés)	
	y1	y2
Simulation 1		
Speech1	0.0097	0.9999
Speech2	0.9994	-0.0359
Simulation 2		
Speech1	0.9985	0.0540
MusicVivaldi_30s	-0.058	0.9983
Simulation 3		
Music_Mandolin_30s.wav	-0.0322	0.9995
MusicVivaldi_30s	0.9994	0.0327

Tableau IIV 3. MSE pour l'algorithme infomax

Simulations	Infomax
Simulation 1	
Speech1	1.1102e-05
Speech2	7.3814e-05
Simulation 2	
Speech1	2.4352e-04
MusicVivaldi_30s	8.0219e-05
Simulation 3	
Music_Mandolin_30s.wav	1.4755e-05
MusicVivaldi_30s	8.1692e-06

IV.4 Méthode JADE

Simulation 1 : Les signaux speech1.wav et speech2. wav et leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.10, figure IV.11, figure IV.12, le temps d'exécution est : 0.991931 seconds.

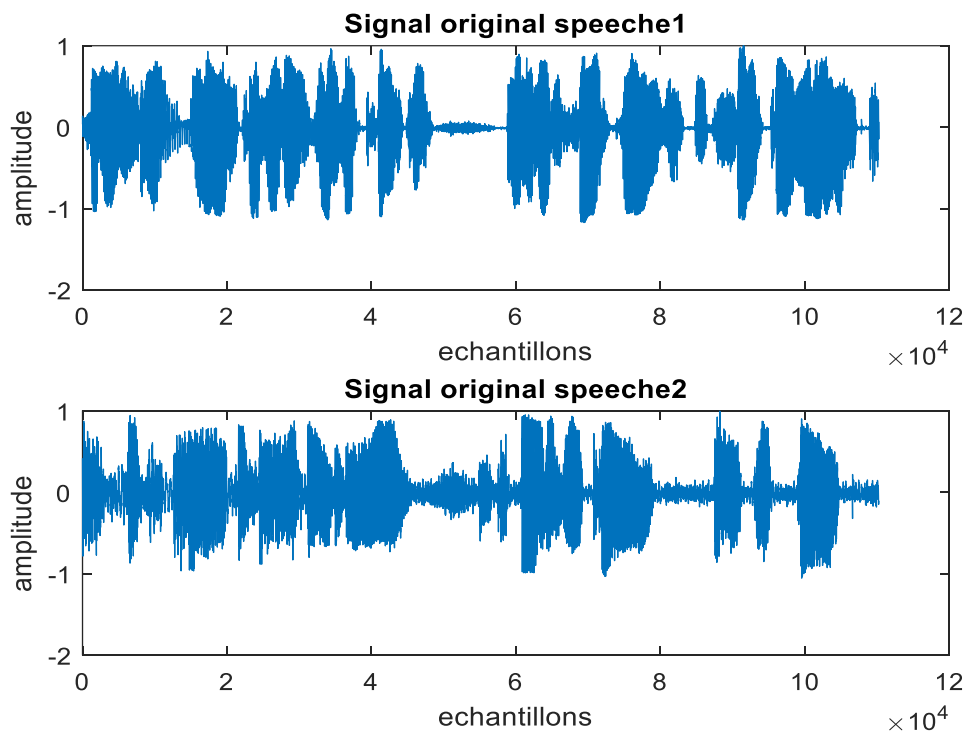


Figure IV .10. Signaux originaux speech1.wav et speech2.wav

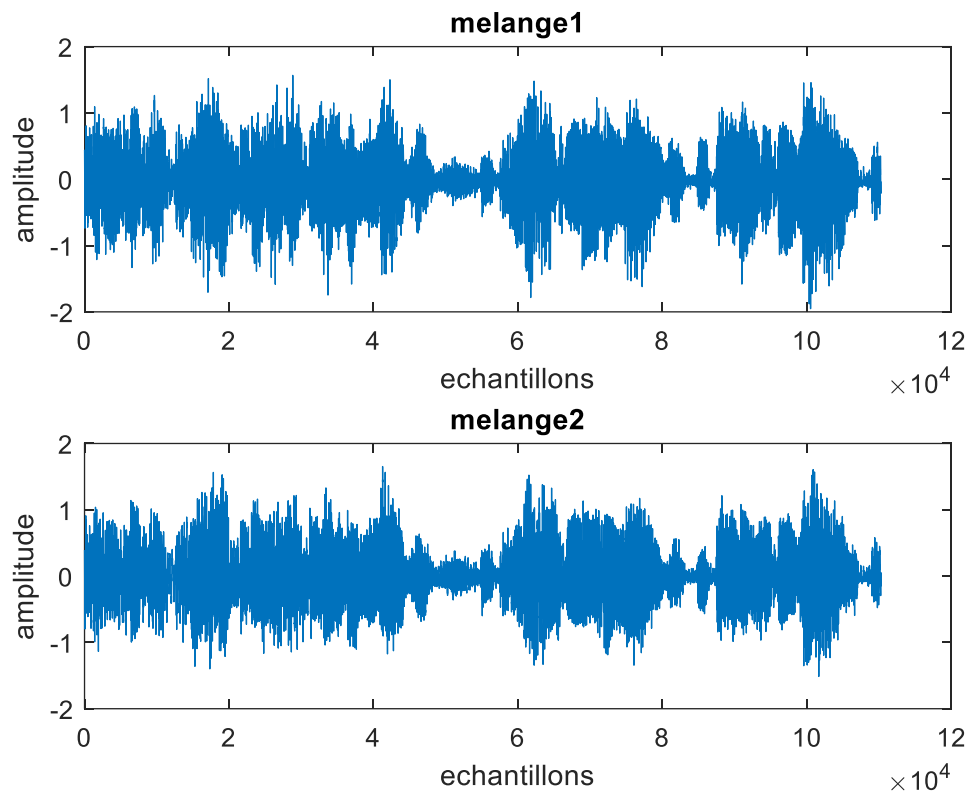


Figure IV.11. Signaux mélange speech1.wav et speech2.wav

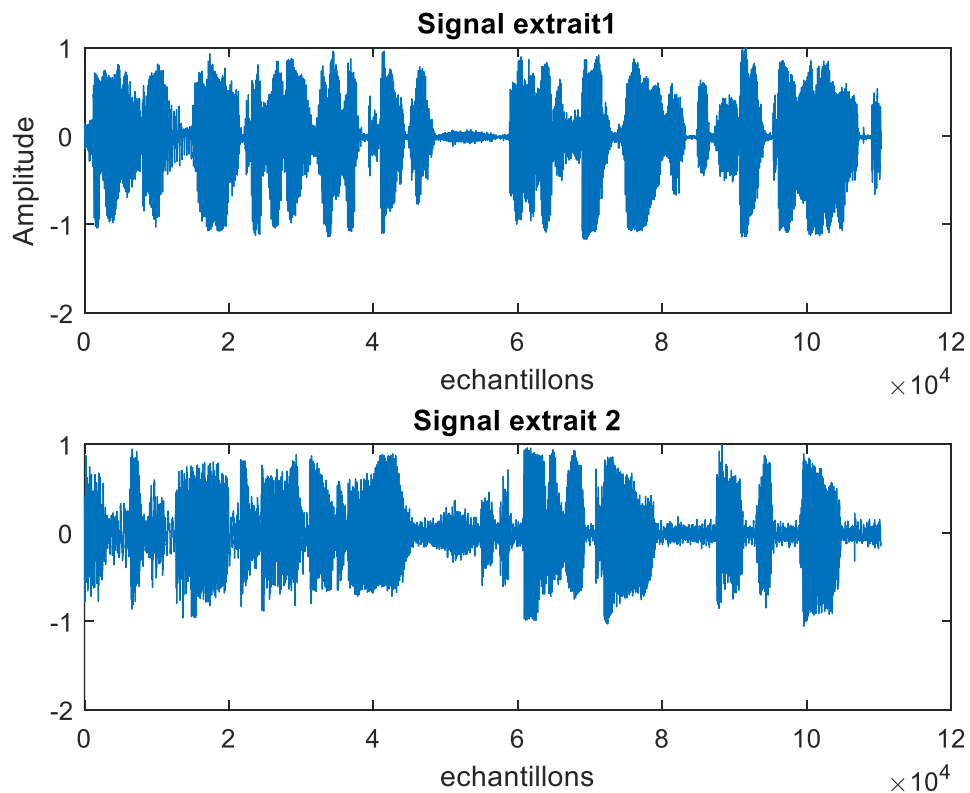


Figure IV.12. Signaux estimés speech1.wav et speech2.wav

Simulation 2 : Les signaux speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav , leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.13, figure IV.14 figure IV.15. le temps d'exécution est : 1.047925 secondes .

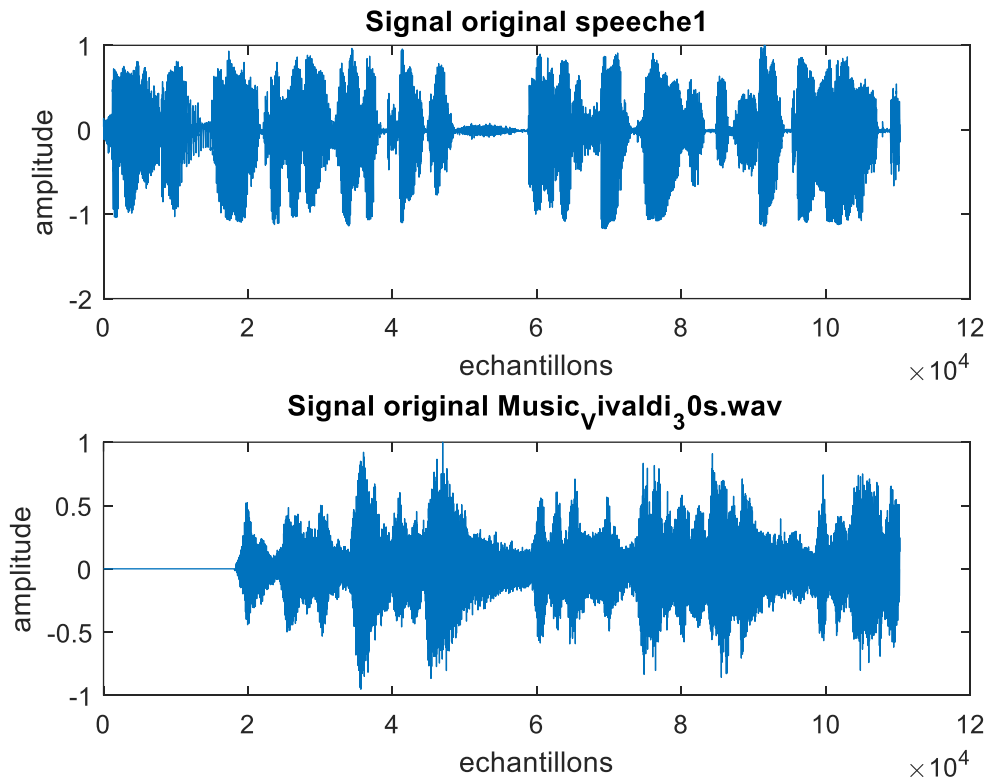


Figure IV.13. Signaux originaux speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav

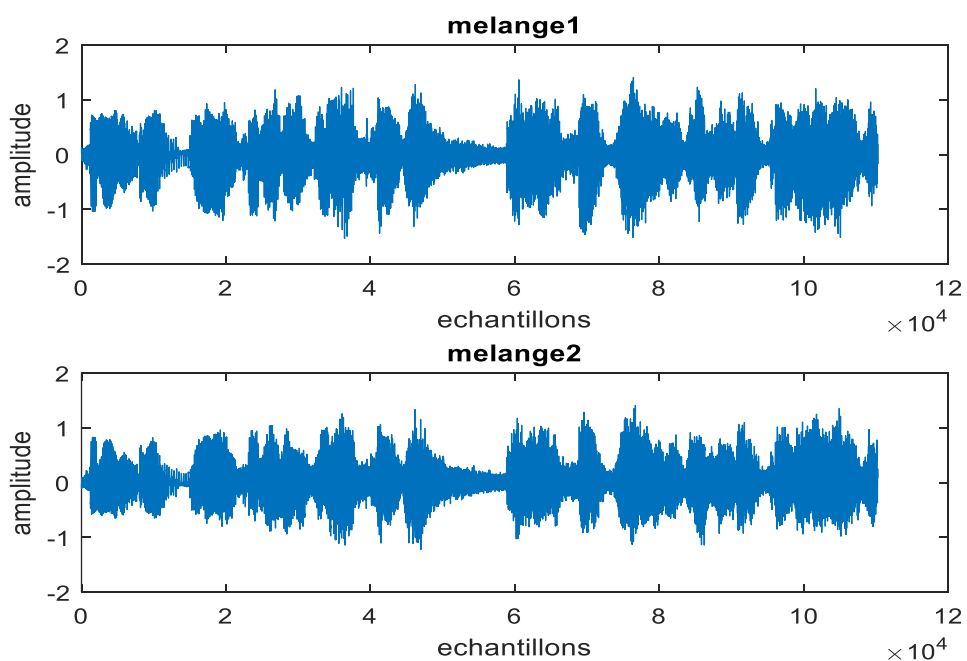


Figure IV.14. Signaux mélange speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav

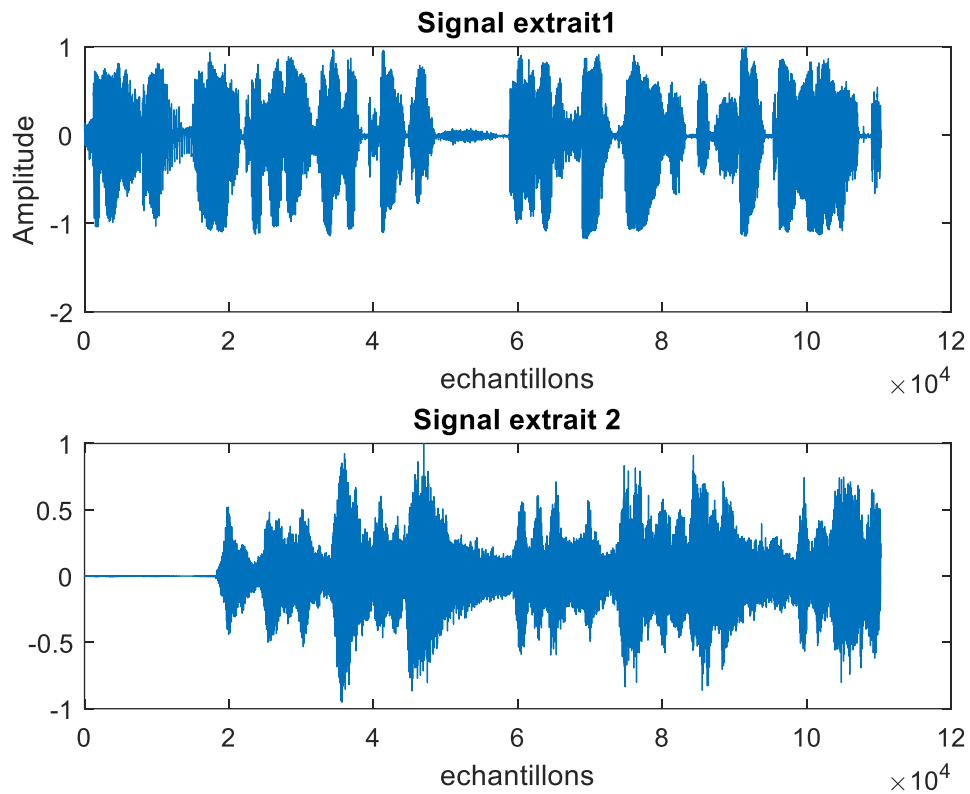


Figure IV.15 Signaux estimés speech1.wav et MusicVivaldi_30s.wav

Simulation 3 : Les signaux Music_Mandolin_30s.wav et MusicVivaldi_30s.wav, leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.16, figure IV.17 figure IV.18, le temps d'exécutions est : 1.616289 secondes.

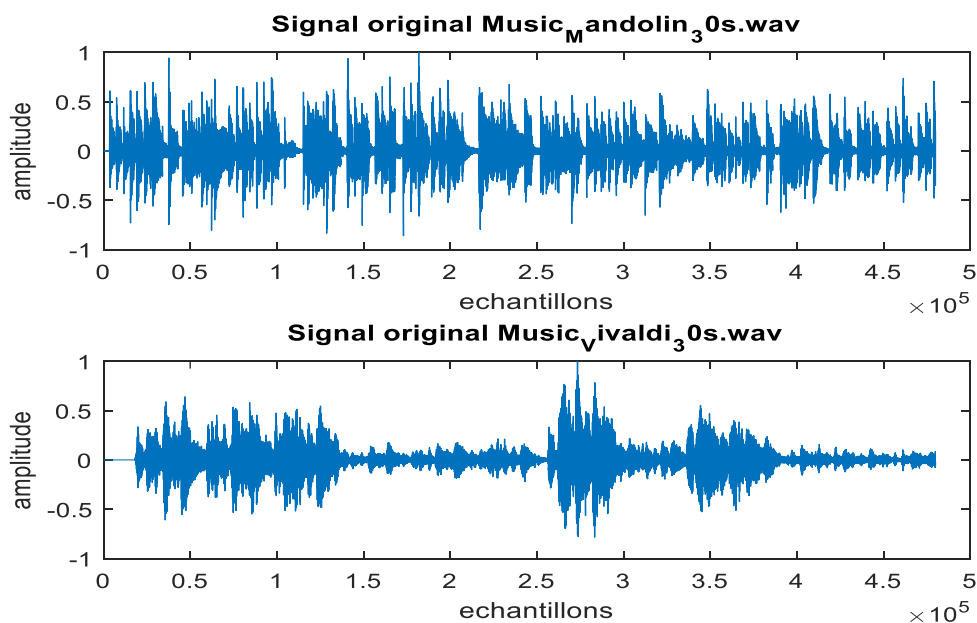


Figure IV.16. Signaux originaux Music_Mandolin_30s.wav.wav et MusicVivaldi_30s.wav

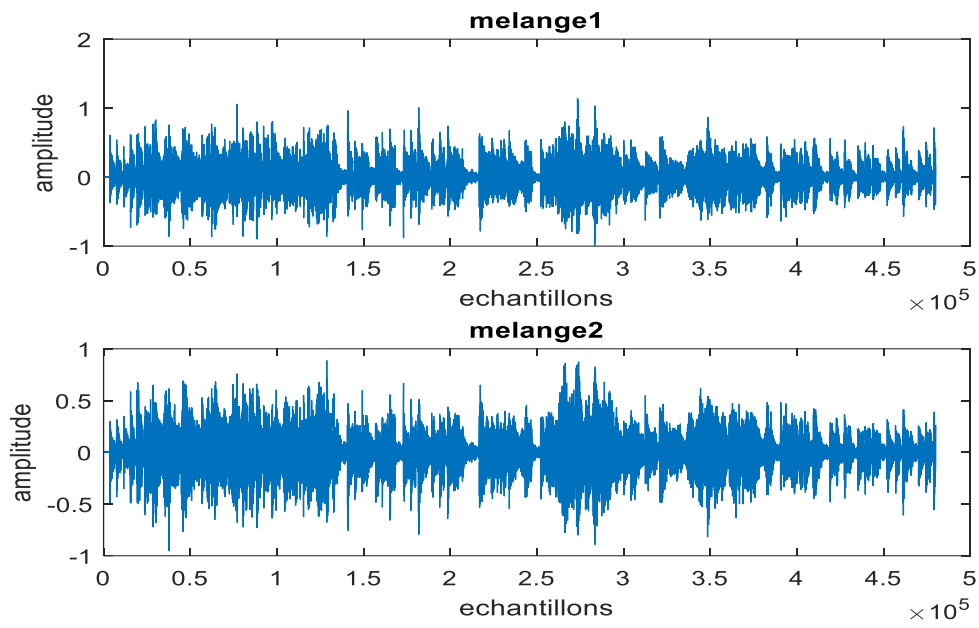


Figure IV.17. Signaux mélanges Music_Mandolin_30s.wav.wav et MusicVivaldi_30s.wav

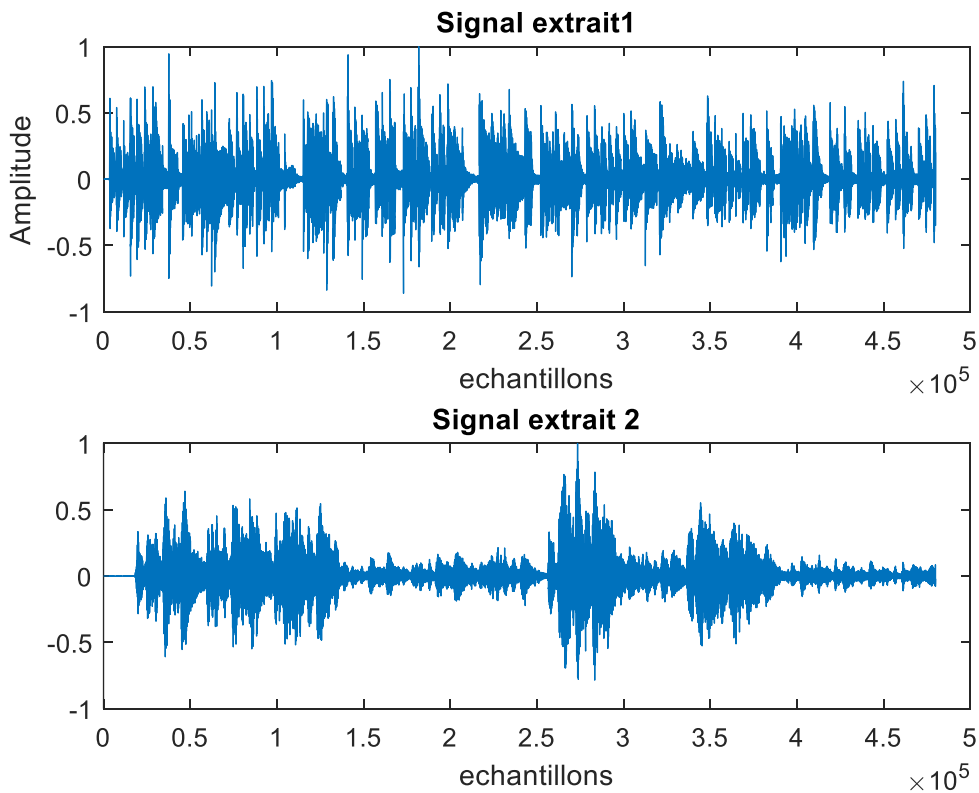


Figure IV.18. Signaux estimés Music_Mandolin_30s.wav.wav et MusicVivaldi_30s.wav

IV.4.1 Interprétations

Des résultats simulations on peut déduire : Premièrement, sur les figures IV.10 à IV.18 nous voyons que les formes d'onde des signaux de parole récupérés et des signaux de musique sont similaires à celles d'origine. Deuxièmement, nous prouvons l'efficacité de l'algorithme proposé en utilisant des indices de performance SDR, AVCC et MSE. Les résultats simulations des trois sont résumés dans les tableaux 4, 5 et 6.

Tableau IV .4. SDR (dB) pour l'algorithmes Jade

Simulations	Jade
Simulation 1	
Speech1	27.9627
Speech2	35.1048
Simulation 2	
Speech1	43.2680
MusicVivaldi_30s	39.3474
Simulation 3	
MusicVivaldi_30s	43.4778
Music_Mandolin_30s.wav	45.0526

Tableau III .5. AVCC pour l’algorithme Jade

Simulations	Jade (Sources estimés)	
	y1	y2
Simulation 1		
Speech1	0.9992	-0.0420
Speech2	0.0157	0.9998
Simulation 2		
Speech1	1.0000	0.0069
MusicVivaldi_30s	-0.0108	0.9999
Simulation 3		
Music_Mandolin_30s.wav	1.0000	0.0068
MusicVivaldi_30s	-0.0056	1.0000

Tableau IIV. 6. MSE pour l’algorithme JADE

Simulations	Jade
Simulation 1	
Speech1	1.3363e-04
Speech2	1.9503e-05
Simulation 2	
Speech1	4.0259e-06
MusicVivaldi_30s	2.7508e-06
Simulation 3	
Music_Mandolin_30s.wav	6.9887e-07
MusicVivaldi_30s	2.2596e-07

IV.5 Méthode Fast-ICA

Simulation 1 : Les signaux speech1.wav et speech2. wav et leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.19, figure IV.20, figure IV.21,N=50000 Échantillons le temps d’exécution est : 0.876642 secondes

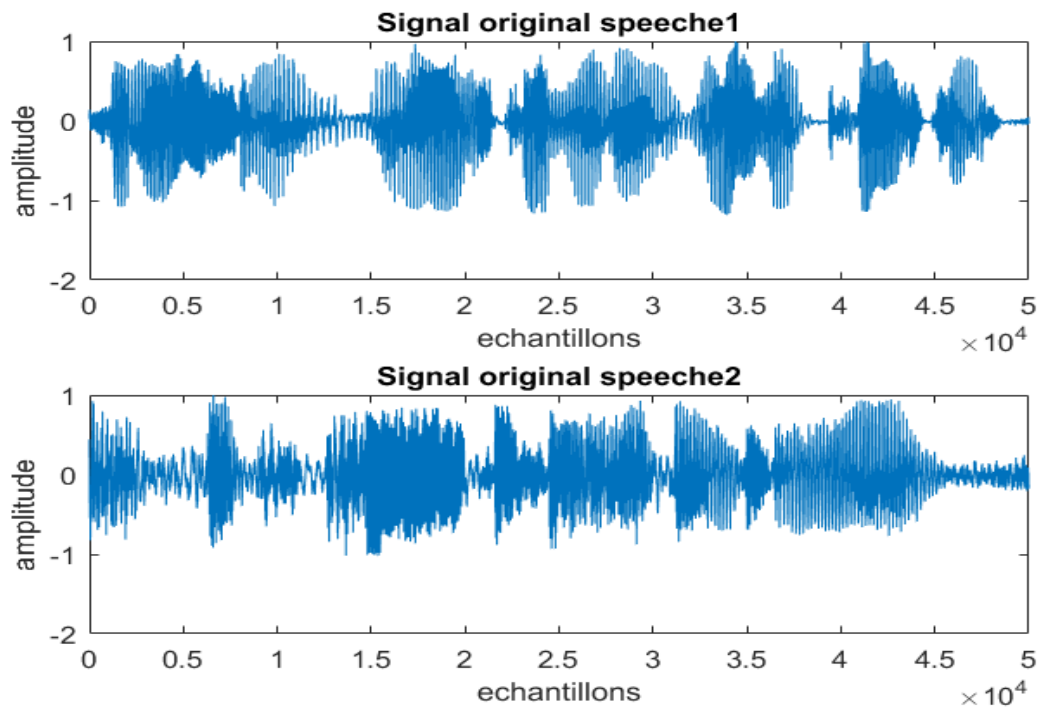


Figure IV.19. Signaux originaux spech1.wav.wav et spech2.wav

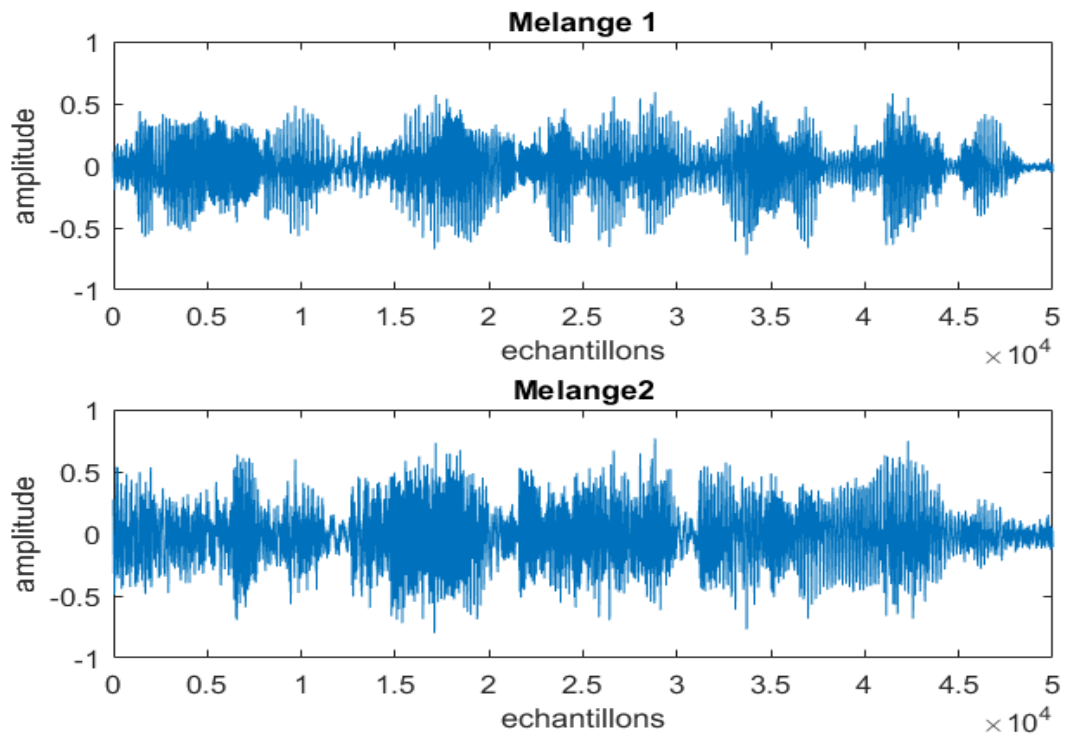


Figure IV.20. Signaux Mélanges spech1.wav.wav et spech2.wav

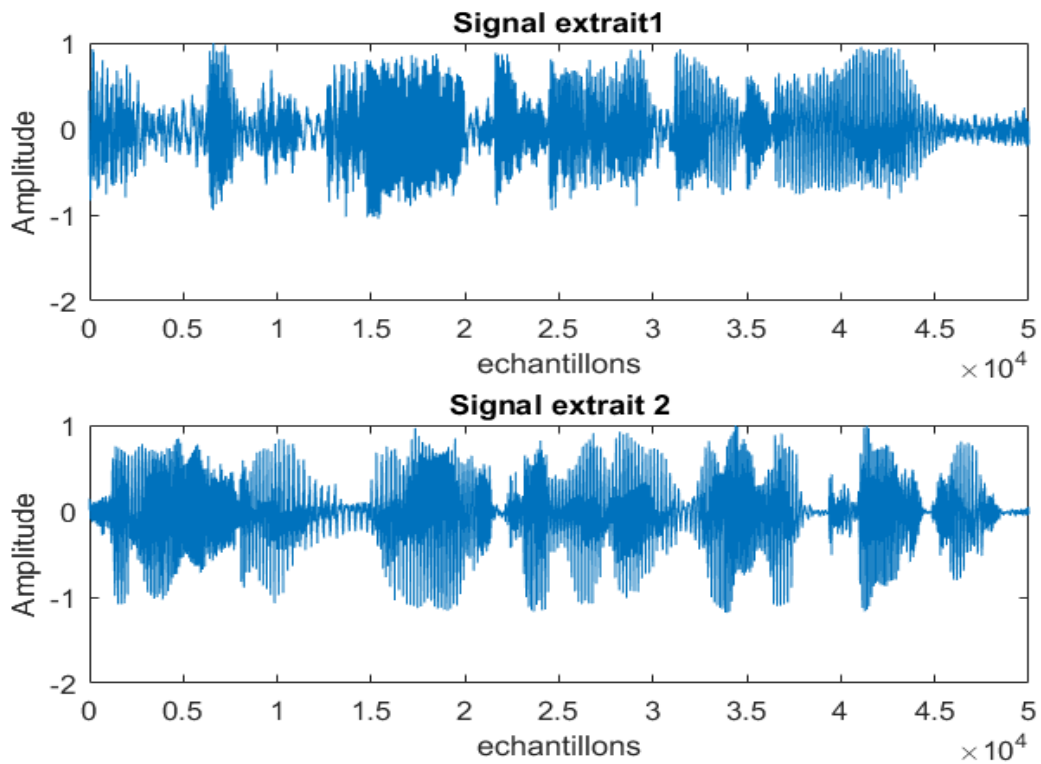


Figure IV.21. Signaux estimés speech1.wav.wav et speech2.wav

Simulation 2 : Les signaux speech1.wav et Music_Vivaldi_30s.wav et leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.22, figure IV.23, figure IV.24, N=50000 Échantillons le temps d'exécution est : 1.044222 secondes

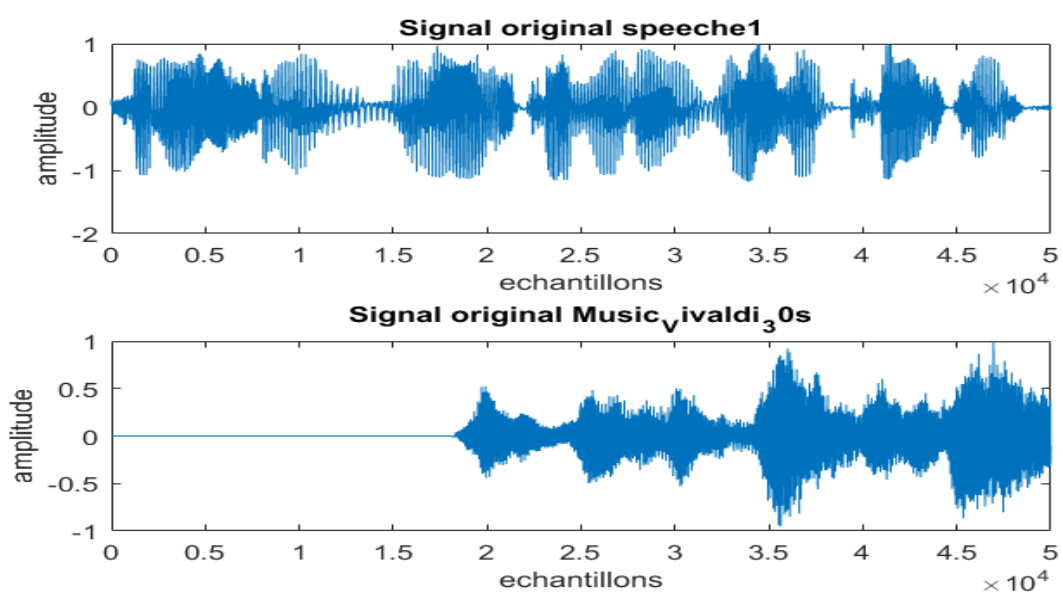


Figure IV.22. Signaux originaux speech1.wav.wav et Music_Vivaldi_30s

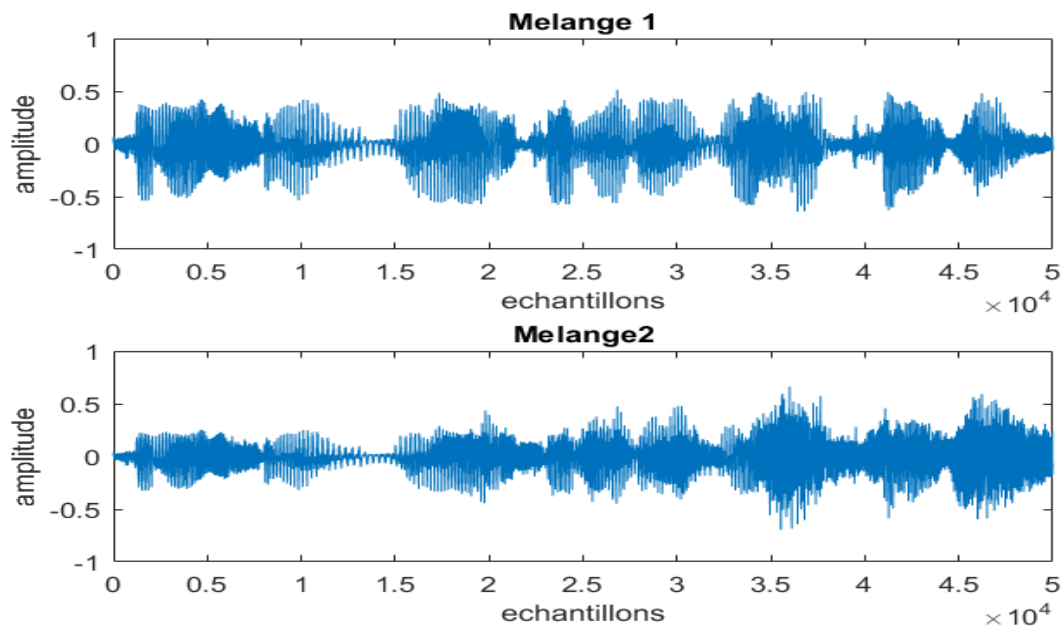


Figure IV.23. Signaux mélange speech1.wav.wav et Music_Vivaldi_

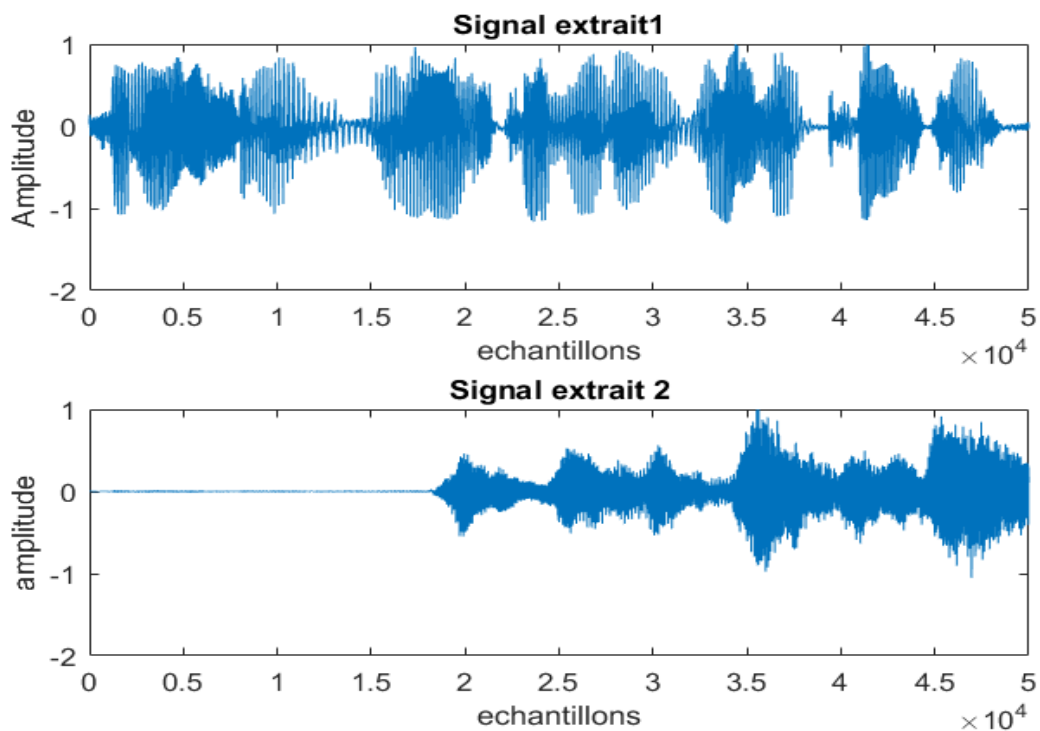


Figure IV.24. Signaux estimés speech1 .wav. et Music_Vivaldi_30s.wav

Simulation 3 : Les signaux Music_Mandolin_30s.wav et Music_Vivaldi_30s.wav et leurs signaux originaux, estimés et leurs mélanges sont montrés dans les figure IV.25, figure IV.26, figure IV.27, N=50000 Échantillons le temps d'exécution est : 1.006079 secondes

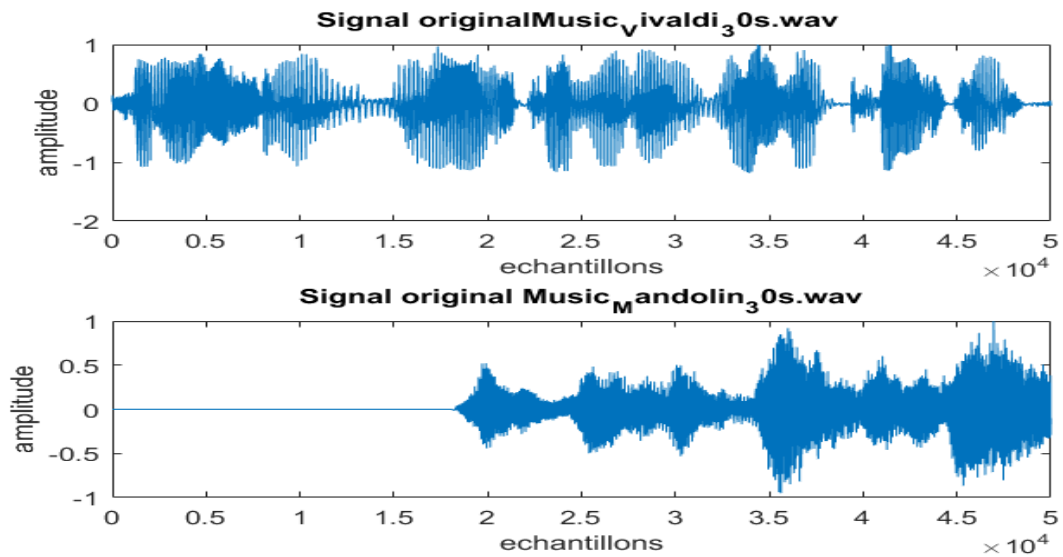


Figure IV.25. Signaux originaux Music_Mandolin_30s.wav. et Music_Vivaldi_30s.wav

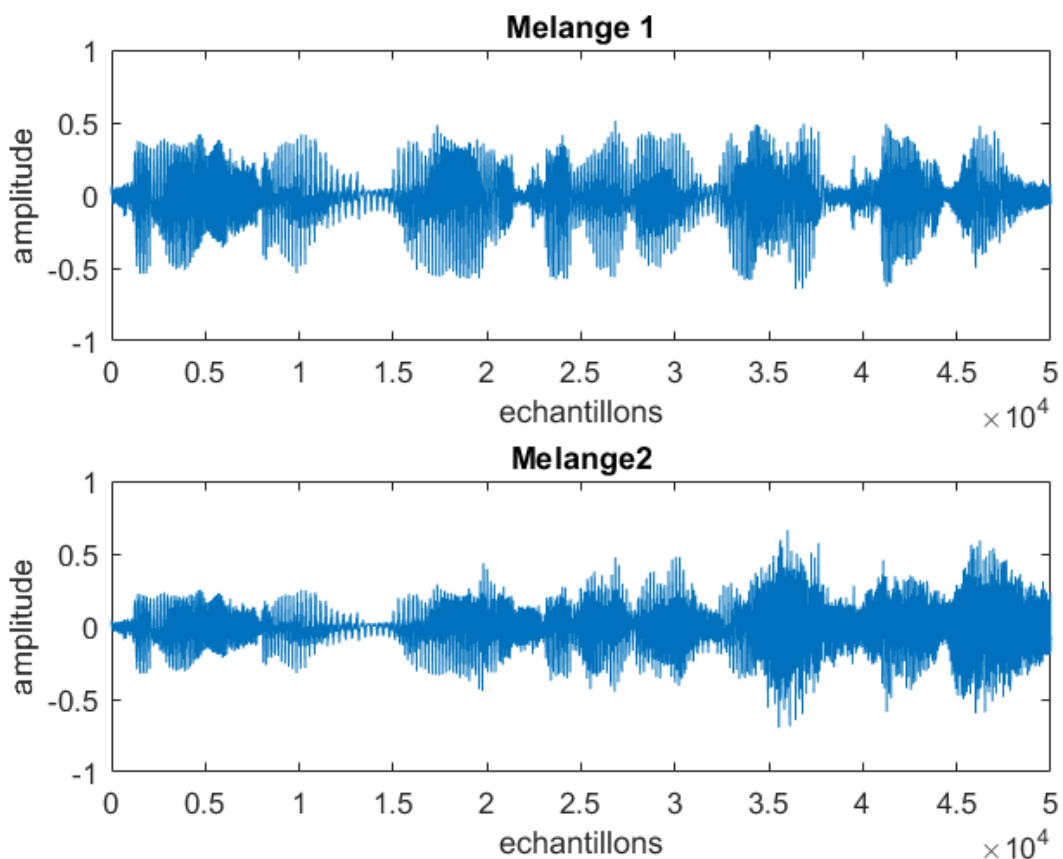


Figure IV.26. Signaux Mélange Music_Mandolin_30s.wav. et Music_Vivaldi_30s.wav

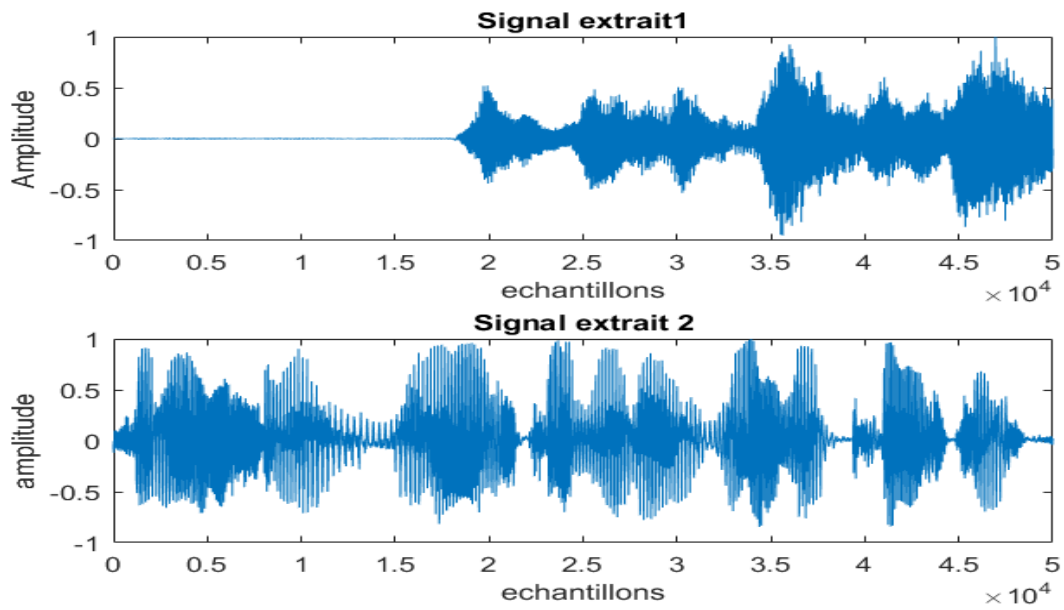


Figure IV.27. Signaux estimés Music_Mandolin_30s.wav. et Music_Vivaldi_30s.wav

IV.5.1 Interprétations

Des résultats simulations on peut déduire : Premièrement, sur les figures IV.20 à IV28 nous montre que les signaux estimés sont similaires aux signaux originaux Deuxièmement, nous prouvons l'efficacité de l'algorithme proposé en utilisant des indices de performance SDR, AVCC et MSE. Les résultats simulations des trois sont résumés dans les tableaux 7, 8 et 9.

Tableau IV.7. SDR (dB) pour l'algorithmes Fast-ICA

Simulations	Fast-ICA
Simulation 1	
Speech1	31.3644
Speech2	25.5604
Simulation 2	
Speech1	33.9955
MusicVivaldi_30s	32.4092
Simulation 3	
MusicVivaldi_30s	39.7173
Music_Mandolin_30s.wav	36.7768

Tableau IV.8. AVCC pour l'algorithme Fast-ICA

Simulations	Fast-ICA (Sources estimés)	
	y1	y2
Simulation 1		
Speech1	0.0272	0.9996
Speech2	0.9986	-0.0529
Simulation 2		
Speech1	0.9998	-0.0201
MusicVivaldi_30s	-0.024 3	-0.9997
Simulation 3		
Music_Mandolin_30s.wav	0.0104	-0.9999
MusicVivaldi_30s	0.9999	0.0146

Tableau IV.9. MSE pour l'algorithme Fast-ICA

Simulations	Fast-ICA
Simulation 1	
Speech1	2.4034e-04
Speech2	2.4034e-04
Simulation 2	
Speech1	4.0132e-05
MusicVivaldi_30s	0.0828
Simulation 3	
Music_Mandolin_30s.wav	0.0024
MusicVivaldi_30s	4.2427e-06

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre, une séparation aveugle de sources audio utilisant les méthodes Infomax, JADE, Fast-ICA sont exploités expérimentalement. Les sources distinctes ont été estimées à partir des mélanges observés. Les résultats de la simulation montrent que

l'algorithme Jade offre de meilleures performances par rapport aux l'algorithmes Infomax et fast-Ica.

Dans nos travaux futurs, nous prévoyons d'examiner d'autres méthodes, telles que les Algorithmes Evolutionnaires afin d'améliorer la précision de leurs performances

Bibliographie

[IV.1] D. Freedman, R. Pisani, and R. Purves, "Statistics, BSS demo," W. W. Norton & Company, 2007.

[IV.2] Y. Yang, X. Wang, D. Zhang, "Blind Source Separation Research Based on the Feature Distance Using Evolutionary Algorithms", International Journal of Acoustics and Vibration, 2014, Vol. 19, No 4. 1 DOI:0.20855/ijav.2014.19.4360.

Conclusion générale et perspectives

Dans cette mémoire nous sommes intéressés au problème de la séparation aveugle de source mélanges linéaires instantanés de sources audios. De nombreuses techniques ont été étudiées et simulé fait l'étude de la séparation aveugle de sources audio. Nous avons exposé l'historique de la SAS et étudié la théorie existante. Techniques ont été proposées au chapitre II et qui sont les techniques PCA, ICA et infomax., s'est avérée être une solution réalisable au problème de séparation aveugle. Dans le troisième chapitre avons la théorie détaillée de la méthode moment d'ordre 4 pour cela on introduit l'algorithme de jade qui utilise cette méthode qui peut améliorer considérablement les techniques SAS. Dans le dernier chapitre, nous avons effectué simulations les méthodes citées aux chapitres deux, trois nous avons montré que ces méthodes donnent des résultats de simulation acceptables. Mais on a remarqué la méthode jade une considérable amélioration des performances par rapport aux l'algorithmes ICA, INFOMAX

Des perspectives futures de ce travail seront pris en considération et développées. On peut citer les points suivants :

- Certaines Applications utilisant SAS nécessite temps Réel dans ce cas ces algorithmes ne s'adapte pas il faut penser aux algorithmes évolutionnaire(optimisations) qui sont robustes
- Appliquer la technique SAS proposée sur les modèles de mélanges non linéaires.
- Etendre la méthode développée à d'autres signaux, tels que les signaux et images ECG.