

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère De L'enseignement Supérieur et De La Recherche Scientifique

Université Mohammed Seddik Benyahya

JIJEL

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département : Automatique

Filière : Automatique et Informatique Industriel



Thème :

Séparation Aveugle Des Sources

Réalisé par :

- ❖ ***BENYOUCEF HOCINE***
- ❖ ***SALHI TARIQ***

Proposé par :

D_r : KEMIHA MINA

Remerciement

*Avant tout nous remercions le bon **dieu** qui nous a donné
Le courage et la force pour continuer.
Merci de nous avoir éclairé le chemin de réussite.*

*Nous remercions très vivement Madame **kemiha** notre
promoteur de nous avoir encadré, orienté, conseillé et
corrigé tout au long de notre travail.*

*Nous remercions également les membres de jury qui ont
accepté d'examiner et de juger notre travail.*

*Notre reconnaissance s'adresse à **nos familles** qui ont su
nous apporter, sans relâcher leur soutien durant toutes
ces longues années d'étude.*

*Enfin, nous remercions également, tous les enseignants
qui ont assuré notre formation durant notre cycle
professionnel*

A tous, un grand Merci.

Dédicaces

Rien n'est aussi beau à offrir que le fruit d'un labeur qu'on dédie du fond du cœur à ceux qu'ont aimés et qu'on remercie en exprimant la

et la reconnaissance durant toute notre existence.

Je dédie ce modeste travail à :

- *l'amour de ma vie ma Chère mère,*
- *Mon cher père,*
- *Mon cher frère et mes chères sœurs,*
- *Tous mes amis(e) et tous les autres.*

Hocine

Dédicaces

Rien n'est aussi beau à offrir que le fruit d'un labeur qu'on dédie du fond du cœur à ceux qu'ont aimés et qu'on remercie en exprimant la et la reconnaissance durant toute notre existence.

Je dédie ce modeste travail à :

- *l'amour de ma vie ma Chère mère,*
- *Mon cher père,*
- *Mes chers frères et mes chères sœurs,*
- *Tous mes amis(e) et tous les autres.*

Tariq

Table des matières

Remerciements	
Dédicaces	
Table des figures	i
Liste des tableaux.....	ii
Liste des symboles.....	iii
Abréviations.....	v
Introduction général.....	1
Chapitre 1 : Etat de l'art de la séparation aveugle des sources	
1.1 Introduction.....	3
1.2 Application	3
1.3Principe.....	5
1.4 Niveau de connaissance a priori sur les sources et le mélange.....	6
1.5 Détermination du mélange.....	6
1.6 Nature du mélange.....	6
1.6.1 Mélange instantanée.....	7
1.6.2 Mélange an échoïque.....	7
1.6.3 Mélange convolutif.....	8
1.7 Ambiguïté de séparation.....	9
1.7.1 Ambiguïté de permutation.....	9
1.7.2 Ambiguïté de d'échelle.....	10
1.7.3 Ambiguïté de filtrage.....	11

1.7.4 Ambiguïté de complète.....	12
1.8 Hypothèses nécessaires.....	13
1.8.1 Hypothèse 1.....	13
1.8.1.1 Cumulant croisé.....	14
1.8.1.2 Divergence de Kullback-Leibler.....	14
1.8.1.3 Information mutuelle.....	14
1.8.2 Hypothèse 2.....	15
1.8.2.1 L'entropie différentielle marginale et conjointe.....	15
1.8.2.2 Néguentropie conjointe.....	16
1.8.2.3 Curtosis.....	16
1.9 Conclusion.....	17

Chapitre 2 : Méthodes de résolution pour la SAS

1. Introduction.....	18
2. Classification des méthodes de la séparation.....	19
2.1 Les méthodes temporelle.....	19
2.1.1 Analyse en composantes principales ACP.....	19
2.1.1.1 Principe de l'ACP.....	19
2.1.1.2 Analyse en composantes principales et blanchiment.....	20
2.1.1.3 Inconvénient du ACP.....	20
2.1.2 Analyse en composantes indépendantes.....	20
2.1.3 La méthode SOBI.....	22
2.1.3.1 Statistiques utilisées.....	22
2.1.3.2 Décomposition en valeurs singulières.....	24
2.1.3.3 SOBI-Second Order Blind Identification approche.....	25
2.1.3.4 Mise en œuvre de l'algorithme SOBI.....	25

2.1.3.5 Identifiabilité.....	26
2.1.3.6 Principe de la méthode SOBI.....	29
2.2 Les méthodes fréquentielle	30
2.2 .1 la méthode F-ICA	30
Le principe de la méthode	31
2.2.2 la méthode F-SOBI	31
2.2.2.1. Espace de Fourier.....	32
b. Coefficients de corrélation de f-SOBI.....	32
3. Conclusion	34

Chapitre 3 : Résultats et discussion

1 Introduction.....	35
2 Les critères d'évaluation de la méthode.....	35
3 Résultats et discussions	37
3.1 Présentation des sources	37
3.3 Présentation des mélange convolutif.....	47
4 conclusion.....	53
Conclusion générale.....	54
Références bibliographiques	56

Résumé

Liste des figures

N°	Titre	Page
Fig1.1	Configuration générale de la séparation aveugle de sources	5
Fig1.2	Illustration du mélange convolutif	8
Fig2.1	Représentation de l'ACP	19
Fig2.2	Représentation de l'ACI	21
Fig3.1	Représentation des sources	39
Fig3.2	Représentation des spectrogrammes des sources	41
Fig3.3	Représentation des mélanges	42
Fig3.4	Représentation les signaux sources estimée	44
Fig3.5	Représentation spectrogrammes des sources estimée	46
Fig3.6	Configuration spatiale: localisation des sources et des capteurs dans la pièce (x, y et z en mètre)	47
Fig3.7	Représentation des sources	48
Fig3.8	Représentation des spectrogrammes	49
Fig3.9	Représentation des signaux mélangés	50
Fig3.10	Représentation des sources estimées	51
Fig3.11	Représentation des Spectrogrammes des sources estimées	52

Liste des tableaux

N°	Titre	Page
Tableau 1	Résume les performances de la méthode de résolution de problème de la séparation aveugle basé sur SOBI en comparaison avec celle basé sur l'ACI en termes de qualité de signal	46
Tableau 2	Résume les performances de la méthode de résolution de problème de la séparation aveugle basé sur FSOBI en comparaison avec celle basé sur l'ACI en termes de qualité de signal	52

Liste des symboles

- \mathbf{s} vecteur de sources .
- \mathbf{x} vecteur de M mélanges d'observés .
- \mathbf{z} vecteur de sources estimés.
- A matrice de mélange .
- W matrice de séparation.
- D matrice diagonale .
- $E\{.\}$ espérance du signal .
- H matrice de mélange.
- h coefficient d'un filtre.
- I matrice identité.
- i.i.d indépendant et identiquement distribué.
- $kurt_x(n)$ kurtosis du signal x à l'instant n .
- cum cumulant d'ordre supérieur.
- H entropie différentielle.
- \mathbf{k} constante positive.
- j_3, j_4, p l'élément d'indice (j_3, j_4) de la matrice P .
- G fonction non-quadratique.
- M nombre d'observations disponibles.
- \bar{M} matrice centrée.
- \tilde{M} matrice centrée réduite.
- N nombre de sources présentes dans les observations.

- P matrice de permutation.
- $p(s_i(t))$ densité de probabilité.
- $R_x(n)$ matrice d'auto-corrélation du vecteur x à l' instant n .
- R_s matrice d'auto-corrélation des signaux source.
- R_b matrice d'auto-corrélation du bruit.
- $r_{xy}(n)$ vecteur d'inter-corrélation des signaux x et y à l' instant n .
- $f_j(s_j)$ densités de probabilité marginales.
- $f(s)$ densité de probabilité conjointe.
- $S_x(t, f)$ densité de spectre de puissance du signal $x(t)$.
- y_g variable aléatoire gaussienne, centrée, de même variance que y .
- f_y densité de probabilité de la variable aléatoire y .
- T nombre d'échantillons de chaque observation.
- U^T matrice transposée.
- $X(f)$ transformée de Fourier du vecteur $x(n)$.
- $X(t, f)$ transformée de Fourier à court terme.
- λ valeurs propres d'une matrice.
- $\rho_{xy}(n)$ coefficient de corrélation.
- $\sigma_{x y}$ écart type.
- $*$ opérateur de convolution.
- μ pas d'adaptations.
- ∇ gradient.
- $\prod p(S_i(t))$ produit des densités de probabilité.
- ξ vecteur de variables d'intégration muettes.
- Σ_{u_g} matrice de covariance du vecteur u_g .

Abréviations

Pour des raisons de lisibilité, la signification d'une abréviation ou d'un acronyme n'est souvent rappelée qu'à sa première apparition dans le texte d'un chapitre.

ACI	Analyse en Composantes Indépendantes.
SAS	Séparation Aveugle des Sources.
ACP	Analyse en Composantes Principales.
SVD	Décomposition en Valeurs Singuliers.
SOBI	Second Order Blind Identification.
F-SOBI	Frequency Second Order Blind Identification.
BSSEVAL	Blind Source Separation Evaluation.
SDR	Rapport signal à distortions (Signal to distortions Ratio).
SIR	Rapport signal à interférences (Signal to Interference Ratio).
SAR	Rapport signal à artefacts (Signal to artefacts Ratio).

Introduction Générale

La séparation aveugle de sources (SAS) a pour objectif d'estimer un ensemble de signaux appelés sources à partir d'observations qui sont des mélanges de ces signaux et cela sans connaissance a priori. La SAS est appliqué dans les principaux domaines de recherche.

Le mélange de ces sources s'effectue lors de leurs propagations jusqu'aux capteurs. Dans certaines applications telles que l'analyse du signal biomédical [1], chaque enregistrement du mélange peut être modélisé comme étant la somme pondérée des signaux sources. Ce modèle est connu sous le nom de mélange instantané. Dans de nombreuses applications du monde réel telles que les communications radio [2] et la propagation multi-chemins des signaux acoustiques [3], chaque enregistrement du mélange est modélisé comme étant la somme pondérée des versions retardées des signaux sources. Ce modèle est appelé mélange convolutif.

Le problème de la SAS peut être formulé dans le domaine temporel ou dans le domaine fréquentiel. Les méthodes temporelles de SAS sont complexes en termes de calcul. Les méthodes fréquentielles de SAS sont plus efficaces en termes de complexité de calcul. De plus, le mélange convolutif peut être transformé en un mélange instantané dans le domaine fréquentiel.

Plusieurs algorithmes ont été proposés pour résoudre le problème de SAS. Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés à la résolution du problème de la SAS basé sur les statistiques d'ordre 2 représenté par la méthode SOBI, dans le domaine fréquentiel on va résoudre ce problème par la méthode F-SOBI et on va comparer cette méthode par une autre méthode selon plusieurs critères d'évaluation de qualité du signal.

Le mémoire est organisé en trois chapitres.

- Dans le premier chapitre, nous présenterons le problème de séparation de sources en expliquant son principe, en donnant son modèle mathématique et en citant les domaines d'application de la séparation de sources.
- Dans le deuxième chapitre, en faisant un état de l'art sur quelques méthodes de séparation de sources, nous allons présenter les principales idées utilisées pour résoudre ce problème ; nous évoquerons, essentiellement, les méthodes basées sur les statistiques d'ordre 2 et dédiées au cas instantané dans le domaine temporel et convolutif dans le domaine fréquentiel.
- le dernier chapitre aura pour objectif, la présentation des résultats de la simulation avec des jeux de données réelles, ainsi que la mesure de performance, dans le cas sans bruit.

Enfin, nous terminerons ce manuscrit par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre 1

Etat de l'art de la séparation aveugle des sources

1. Introduction

La séparation aveugle des sources est un problème générique qui consiste à restaurer un ensemble de signaux sources à partir d'observations qui sont des mélanges de ces signaux source.

La SAS a beaucoup évolué au cours des deux dernières décennies, et a trouvé un large éventail d'applications dans les principaux domaines de recherche

Dans ce chapitre nous présentons un état de l'art de la SAS, nous présentons les fondements de la séparation telle que les types des mélanges et les hypothèses existant dans la littérature

2. Applications

La séparation de sources est l'objet de développements accrus étant donné l'intérêt qu'elle présente dans plusieurs situations et dans différentes applications. Dans ce paragraphe, nous essaierons d'énumérer quelques applications de séparation de sources :

- Dans leur travail [4], Westner et Bove utilisent la séparation de sources dans une application de salles acoustiques.

- Quant à Mitianoudis [5], il s'en sert pour séparer des signaux audio. Il réalise la séparation dans le plan temps-fréquence et il propose une solution au problème de permutation.
- Mansour [6], avec la séparation de sources, traite le cas des signaux de paroles qui sont non stationnaires. Il considère un cas simple où les sources se propagent de la même façon (cas de mélanges instantanés).
- En électrotechnique, la séparation de sources a aussi été utilisée ; Capdevielle et al. [7], Fabry [8] et Gelle et al. [9] l'ont appliquée aux machines tournantes.
- Un autre domaine de séparation de sources est la télécommunication. J. M. F. Xavier [10] adopte une modélisation pour les GSM MIMO à architecture SDMA.
- En biomédecine, pour l'ECG par exemple, une étude récente basée sur la SdS a été développée dans [11]. Par ailleurs, Deville [12] présente un panorama des applications biomédicales des méthodes de séparation aveugle de sources des signaux ECG, MEG et EEG.
- En rehaussement de parole, W. Bobillet et al. [13] utilisent également la séparation de sources ; ils prennent en compte le bruit (coloré additif) et essaient de le supprimer via cette approche.
- En astronomie et en traitement d'images astronomiques, la séparation de sources a été employée par Nuzillard [14].
- Dans son système optique, composé de microprocesseur, d'une électronique de puissance (50W) et d'une antenne travaillant à 10GHz, Smith [15] et al. Ont implémenté et utilisé une approche adaptative de séparation de sources.

3. Principe

Le problème de la SAS représenté par la figure 1.1 peut être décrit comme suit: Soit $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ un vecteur de N sources indépendantes à l'instant discret t . Le vecteur $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ de M mélanges observés est modélisé (dans le cas du mélange instantané) par $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t)$, où \mathbf{A} est la matrice de mélange de dimension $(M \times N)$ qui définit le milieu de propagation des sources. L'objectif est de récupérer les N signaux sources à partir des M mélanges observés en calculant la matrice de séparation \mathbf{W} dont la sortie $\mathbf{z}(t)$ est une estimation du vecteur $\mathbf{s}(t)$ des signaux sources $\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$, où $\mathbf{z}(t) = [z_1(t), \dots, z_N(t)]^T$ et $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_N]^T$.

Donc la séparation aveugle des sources possède plusieurs degrés de difficulté selon le type de système de mélange envisagé

- Modèle de mélange sur-déterminé ou sous-déterminé.
- Mélange instantané ou convolutif.
- Stationnaires, cyclo-stationnaires ou non stationnaires.
- Statistiquement mutuellement indépendants ou corrélés ou non.

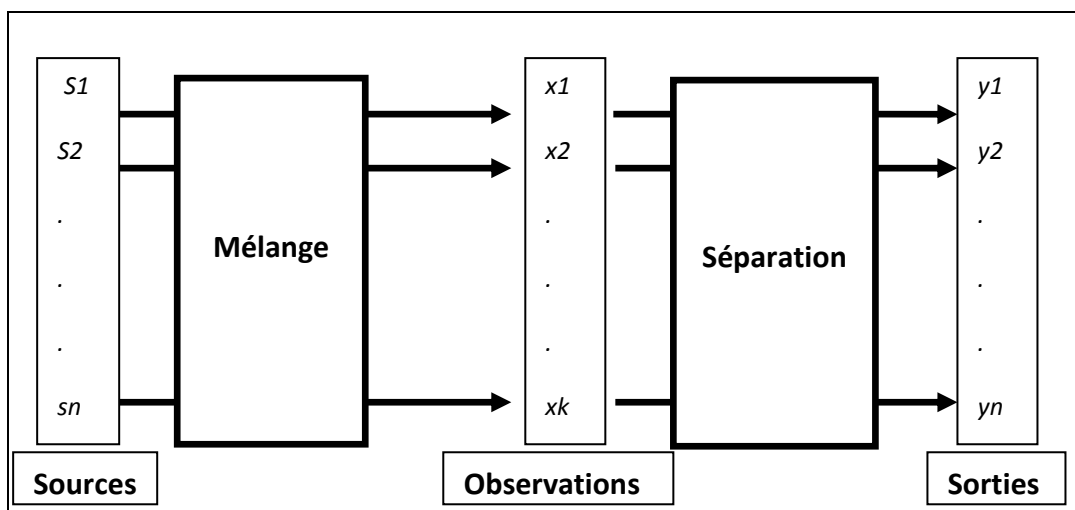


Fig 1.1 Configuration générale de la séparation aveugle de sources.

4. Niveau de connaissance a priori sur les sources et le mélange

Il est plus simple d'estimer le mélange, si l'on connaît le nombre de sources, l'emplacement physique des sources et des capteurs, ou bien les caractéristiques et la position relative des capteurs (cas du HRTF : Head Relative Transfer Function). De même un certain nombre de connaissances a priori sur les sources, comme par exemple, des informations de nature spectrale sur les sources, permettent de résoudre le problème de séparation aveugle de sources de façon plus efficace.

5. Détermination du mélange

La détermination du mélange représente le rapport entre le nombre de sources et le nombre de capteurs.

- Si le nombre de sources est égal au nombre de capteurs, on parlera de mélange déterminé $M = N$.
- Si le nombre de sources est inférieur au nombre de capteurs, on parlera de mélange sur-déterminé $M > N$.
- Si le nombre de sources est supérieure au nombre de capteurs, on parlera de mélange sous-déterminé $M < N$.

6. Nature du mélange

La nature du mélange représente les hypothèses que l'on fait sur l'environnement acoustique dans lequel l'enregistrement est effectué. En particulier, les enregistrements qui ont lieu dans un milieu naturel sont affectés par de multiples échos qui ont pour conséquence d'introduire des directions multiples pour chacune des sources. Si l'enregistrement est effectué dans une salle an échoïque, où l'on peut supposer qu'il n'y a plus d'écho, par contre les distances d'une source à chaque microphone étant différentes, les signaux des sources

n'arrivent pas au même instant aux différents microphones. On définit trois hypothèses sur le mélange qui correspondent aux trois scénarios précédents : mélange instantané, mélange convolutif et mélange convolutif an échoïque.

6.1. Mélange instantané

Les sources se mélangent mutuellement selon un gain propre à chaque liaison source-capteur et ce mélange est observé au niveau des différents capteurs. L'observation $x_i(t)$ du capteur i à l'instant t s'écrit sous la forme d'une combinaison linéaire des différentes sources au même instant t :

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij} s_j(t), \quad i = 1, \dots, M \quad (1.1)$$

et peut s'écrire sous forme matricielle comme

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (1.2)$$

Où \mathbf{A} est la matrice mélange ayant pour éléments les coefficients de la combinaison linéaire a_{ij} .

6.2. Mélange an échoïque

Ce type de mélange est une extension du mélange instantané, où le temps d'arrivée des signaux sur les différents capteurs est pris en considération. Le temps d'arrivée ou le délai de retard dépend de la position de chaque source par rapport à chaque capteur. Le mélange de sources est défini par:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij} s_j(t - \delta_{ij}), i = 1, \dots, M \tag{1.3}$$

Où a_{ij} représente les coefficients de la combinaison linéaire et δ_{ij} représente le retard.

6.3. Mélange convolutif

Le mélange convolutif se produit dans des scénarios acoustiques en raison de la propagation du son dans l'espace et des trajets multiples générés par les réflexions du son par les différents objets, en particulier dans les salles et les environnements fermés. Le modèle de mélange convolutif est donné par

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N \sum_{k=0}^{\infty} a_{ij}(k) s_j(t - k) \quad i = 1, \dots, M \tag{1.4}$$

Toutes les équations reliant les M observations aux N sources peuvent s'écrire sous forme matricielle comme :

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}(t) * \mathbf{s}(t) \tag{1.5}$$

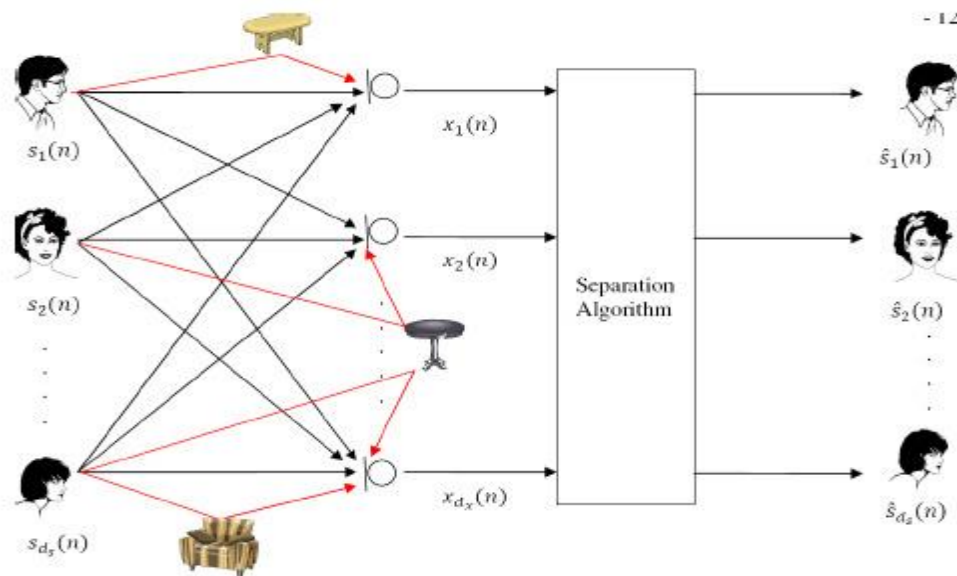


Fig 1.2 Illustration du mélange convolutif.

7. Ambiguïté de séparation

Séparer aveuglement les sources contenues dans leurs mélanges sont entachés d'ambiguïté. En effet, la séparation peut être obtenue avec une infinité de solutions [16, 17]. Nous allons, dans les sous-sections suivantes, montrer l'ambiguïté du modèle de séparation. Nous montrons par ailleurs pour chaque cas, instantané ou convolutif, le comportement de l'ambiguïté et son incidence sur la reconstruction des sources

7.1 Ambiguïté de permutation

L'estimation de la matrice inverse des filtres n'est pas unique. Ceci peut être vu sur le modèle de mélange (cas instantané) en permutant par exemple deux colonnes (*e.g.* d'indice 1 et 2) dans la matrice de mélange :

$$\mathbf{x} = \sum_{j=1}^P \mathbf{S}_j \mathbf{h}_j \quad (1.6)$$

En utilisant la propriété de commutativité de l'opération de multiplication et de l'opération d'addition, nous pouvons écrire :

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{S}_1 \mathbf{h}_1 + \mathbf{S}_2 \mathbf{h}_2 + \dots + \mathbf{S}_p \mathbf{h}_p = \mathbf{S}_2 \mathbf{h}_2 + \mathbf{S}_1 \mathbf{h}_1 + \dots + \mathbf{S}_p \mathbf{h}_p \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{12} \mathbf{S}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{h}_{p2} \mathbf{S}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{11} \mathbf{S}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{h}_{p1} \mathbf{S}_1 \end{bmatrix} + \dots + \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{1p} \mathbf{S}_p \\ \vdots \\ \mathbf{h}_{pp} \mathbf{S}_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{12} \mathbf{h}_{11} & \dots & \mathbf{h}_{12} \\ \mathbf{h}_{12} \mathbf{h}_{11} & \dots & \mathbf{h}_{12} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{h}_{12} \mathbf{h}_{11} & \dots & \mathbf{h}_{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{S}_2 \\ \mathbf{S}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{S}_p \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (1.7)$$

Nous constatons, par rapport à la matrice de mélange initiale et par rapport aux vectrices sources initiales, qu'il y a eu une permutation de la première ligne avec la deuxième et un

changement d'ordre entre les sources d'indice 1 et 2, tout en conservant le même vecteur des mélanges. Cette *permutation*¹ est modélisée par une matrice de permutation

P qui contient seulement un élément égal à un par ligne et par colonne.

En notant la nouvelle matrice de mélange : \tilde{H} et le nouveau vecteur sources \tilde{s} , le vecteur mélange s'écrira :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{x} &= \tilde{H}\tilde{s} \\
 &= \mathbf{H}\mathbf{P}\tilde{s} \\
 &= \mathbf{H}\mathbf{P}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{s} \\
 &= \mathbf{H}\mathbf{s} \\
 &= \mathbf{H}\mathbf{s}
 \end{aligned}
 \tag{1.8}$$

On conclut que la multiplication à droite de la matrice de mélange par une matrice de permutation ne change pas les mélanges, mais implique que l'ordre des sources est indéterminé.

7.2 Ambiguïté d'échelle

Nous avons vu dans la sous-section précédente que la permutation de deux colonnes dans la matrice de mélange et de deux sources, ne change en rien les mélanges. Nous allons voir dans cette section, que de même, la multiplication d'une colonne (de la matrice de mélange) et la division d'une source par un scalaire ne changera pas le vecteur mélanges :

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \mathbf{S}_1 \mathbf{h}_1 + \mathbf{S}_2 \mathbf{h}_2 + \dots + \mathbf{S}_p \mathbf{h}_p \\ &= \left(\frac{1}{\alpha_1} \mathbf{s}_1 \right) (\alpha_1 \mathbf{h}_1) + \left(\frac{1}{\alpha_2} \mathbf{s}_2 \right) (\alpha_2 \mathbf{h}_2) + \dots + \left(\frac{1}{\alpha_p} \mathbf{s}_p \right) (\alpha_p \mathbf{h}_p) \end{aligned} \quad (1.9)$$

$$= \begin{bmatrix} \alpha_1 \mathbf{h}_{11} & \alpha_2 \mathbf{h}_{12} & \dots & \alpha_p \mathbf{h}_{1p} \\ \alpha_1 \mathbf{h}_{21} & \alpha_2 \mathbf{h}_{22} & \dots & \alpha_p \mathbf{h}_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_1 \mathbf{h}_{p1} & \alpha_2 \mathbf{h}_{p2} & \dots & \alpha_p \mathbf{h}_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{s}_1}{\alpha_1} \\ \frac{\mathbf{s}_2}{\alpha_2} \\ \vdots \\ \frac{\mathbf{s}_p}{\alpha_p} \end{bmatrix}$$

En factorisant ces scalaires dans une matrice, nous obtenons une matrice diagonale qu'on note D . En notant cette fois la nouvelle matrice de mélange \tilde{H} et le nouveau vecteur sources $\tilde{\mathbf{s}}$,

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \tilde{H} \tilde{\mathbf{s}} \\ &= H D \tilde{\mathbf{s}} \\ &= H D D^{-1} \mathbf{s} \\ &= H \mathbf{I} \mathbf{s} \\ &= H \mathbf{s} \end{aligned} \quad (1.10)$$

Nous concluons que la multiplication des colonnes de la matrice de mélange par un scalaire ne change pas les mélanges, mais montre que l'amplitude des sources est indéterminée.

7.3 Ambiguïté de filtrage

Le plus souvent, la séparation de mélange convolutif de sources est ramenée à un ensemble de séparations instantanées. Ceci est réalisé par le passage dans le domaine de Fourier, où nous obtenons un modèle de mélange instantané à chaque fréquence. Comme nous l'avons vu, des ambiguïtés peuvent ainsi se produire à chaque fréquence ce qui implique un filtrage des signaux dans le temps; Ceci bien évidemment sans remettre en cause le procédé de séparation de sources :

$$\begin{aligned}
\mathbf{x} &= \mathbf{h} * \mathbf{s} \xrightarrow{Tf} \mathbf{X}(f) = (\mathbf{H}(f)\mathbf{F}(f))(\mathbf{F}(f)^{-1}\mathbf{S}(f)) \\
\mathbf{x} &= (\mathbf{H} * \mathbf{F}) * (\mathbf{F}^{-1} * \mathbf{s}) = \widetilde{\widetilde{\mathbf{H}}} * \widetilde{\widetilde{\mathbf{s}}}
\end{aligned} \tag{1.11}$$

En conséquence, la séparation de mélange convolutif peut être accomplie à un filtrage près sans remettre en cause la démarche de séparation. Il faut par ailleurs noter que cette ambiguïté est la plus complexe et présente une grande gêne à la reconstruction des sources.

$$\begin{aligned}
\mathbf{x} &= (\mathbf{HDP})(\mathbf{P}^{-1}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{s}) \\
&= (\mathbf{HDP})\mathbf{y} \\
&= \mathbf{G}^{-1}\mathbf{y}
\end{aligned} \tag{1.12}$$

7.4 Ambiguïté complète

Dans le cas où les ambiguïtés s'associent, la solution que nous obtenons par la séparation de sources (dans le cas instantané) s'écrira de la forme :

Où $\mathbf{G}^{-1} = \mathbf{HDP}$ et \mathbf{y} sont les nouvelles matrices de mélange et vecteur sources, qui forment les signaux mélanges aux capteurs. Ainsi, la séparation de sources, en partant des signaux mélanges, va rechercher à séparer des signaux sources contenus. Dans ces mélanges par l'estimation de la matrice \mathbf{G} (système inverse du système de mélange) qui permet de calculer le vecteur des sources séparées (estimées), tels que :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{G} = \widehat{\mathbf{H}}^{-1} = (\mathbf{HPD})^{-1} = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{H}^{-1} \\ \text{et} \\ \mathbf{y} = \widehat{\mathbf{s}} = \mathbf{G}\mathbf{x} = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{s} \end{array} \right. \tag{1.13}$$

Nous concluons que la séparation aveugle de sources, en plus des erreurs d'estimation, ne peut retrouver les signaux sources dans les mélanges linéaires, qu'à une permutation près, à un facteur d'échelle près et/ou à un filtrage près (cas convolutif).

Dans le cas favorable où les matrices P et D sont égales à la matrice identité, les sources estimées s'écriront :

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= (\mathbf{P}^{-1}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{s}) \\ &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} s_1 + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} s_2 + \dots + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} s_p \end{aligned} \quad (1.14)$$

Finalement, nous pouvons dire que les sources seront estimées à une possible permutation près et/ou un possible facteur d'échelle près². Dans le cas convolutif, toutes les indéterminations peuvent être modélisées par une opération complexe de filtrage des signaux. On dit dans ce cas, que les sources seront estimées à un filtrage près.

8. Hypothèses nécessaires

8.1 Hypothèse 1

Toutes les procédures de séparation aveugle de sources supposent que, statistiquement, les sources sont mutuellement indépendantes. Une notion plus faible que l'indépendance est la non-corrélation. Il est important de noter que deux variables indépendantes sont forcément non-corrélées. Par contre, deux variables aléatoires non-corrélées ne sont pas forcément indépendantes. Différents critères de dépendance peuvent être trouvés dans la littérature [18,19] :

8.1.1 Cumulant croisé

Soient $\Phi_u(v)$ et $\psi_u(v)$ la première et la deuxième fonction caractéristique d'une variable aléatoire u définies respectivement par $\Phi_u(v) = E[e^{iuv}]$ et $\psi_u(v) = \ln(\Phi_u(v))$. Les cumulants (d'ordre q) de la variable aléatoire u sont définis par

$$\text{cum}_q(\mathbf{u}) = (-j)^q \left. \frac{d^q \psi_u(\mathbf{v})}{d\mathbf{v}^q} \right|_{\mathbf{v}=\mathbf{0}} \quad (1.15)$$

Les cumulants sont bien adaptés pour indiquer la dépendance entre les variables u_i , $i = 1, \dots, p$ du vecteur \mathbf{u} . En effet, l'indépendance revient à avoir tous les cumulants croisés égaux à zéro.

En réalité, il est impossible d'utiliser les cumulants pour mesurer la dépendance dans le sens absolu, car cela demande d'inspecter une infinité de cumulants.

8.1.2 Divergence de Kullback-Leibler

Soient U et V deux lois de probabilité d'une même variable aléatoire dont les densités de probabilité marginales sont, respectivement, $p_u(x)$ et $p_v(x)$. La divergence de Kullback-Leibler est définie par

$$\delta(p_u, p_v) = \int_{-\infty}^{+\infty} p_u(x) \log \frac{p_u(x)}{p_v(x)} dx \quad (1.16)$$

En utilisant les propriétés de la fonction log, nous démontrons que $\delta(p_u, p_v) \geq 0$ et qu'elle s'annule si et seulement si $p_u(x) = p_v(x)$. Ainsi, la divergence de Kullback-Leibler mesure l'écart entre les deux lois de probabilité.

8.1.3 Information mutuelle

L'information mutuelle est une mesure de l'information que les membres d'un ensemble de variables aléatoires ont sur les autres variables aléatoires de l'ensemble. Elle peut

être exprimée comme une mesure de distance en utilisant la divergence de Kullback-Leibler. L'information mutuelle est toujours positive et elle est nul si et seulement si les variables aléatoires sont indépendantes.

8.2 Hypothèse 2

Parmi les sources, au plus une peut avoir une distribution gaussienne. Intuitivement, la distribution gaussienne est trop simple, car ses cumulants d'ordre supérieur à deux sont nuls. Dans les algorithmes qui utilisent la non-gaussianité, la fonction coût de l'algorithme sera optimisée de telle sorte que les signaux séparés soient aussi non-gaussiens que possible, ce qui les rend aussi indépendants que possible. Par conséquent, cette technique nécessite des méthodes pour mesurer la non-gaussianité des signaux après chaque itération. Les différentes mesures utilisées pour mesurer la non-gaussianité sont :

8.2.1 L'entropie différentielle marginale et conjointe

L'entropie différentielle conjointe $H_{\mathbf{u}}$ est la quantité d'information (scalaire) d'un vecteur aléatoire $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_k)^T$ de densité de probabilité conjointe $p_{\mathbf{u}}(\mathbf{u})$ définie par

$$H(\mathbf{u}) = - \int_{-\infty}^{+\infty} p_{\mathbf{u}}(\boldsymbol{\xi}) \ln[p_{\mathbf{u}}(\boldsymbol{\xi})] d\boldsymbol{\xi}$$

où $\boldsymbol{\xi} = (\xi_1, \dots, \xi_k)^T$ est un vecteur de variables d'intégration muettes.

De la même manière, chacune des composantes u_i du vecteur \mathbf{u} , de densité de probabilité marginale $p_{u_i}(u_i)$, apporte une quantité d'information, quantifiée par l'entropie différentielle marginale $H(u_i)$ donnée par

$$H(u_i) = - \int_{-\infty}^{+\infty} p_{u_i}(\xi_i) \ln[p_{u_i}(\xi_i)] d\xi_i \quad (1.17)$$

Soient \mathbf{u}_g et \mathbf{u}_d deux vecteurs aléatoires de distributions gaussiennes et quelconques. L'entropie conjointe $H(\mathbf{u})$ vérifie l'inégalité :

$$H(\mathbf{u}) < H(\mathbf{u}_g) = \frac{1}{2} \ln\{(2\pi e)^n \det(\Sigma_{\mathbf{u}_g})\} \quad (1.18)$$

Où $\Sigma_{\mathbf{u}_g}$ est la matrice de covariance du vecteur \mathbf{u}_g

La définition de l'entropie marginale et conjointe peut être utilisée pour définir une mesure de non-gaussianité d'un vecteur aléatoire de distribution quelconque par rapport à un vecteur de distribution gaussienne.

8.2.2 Néguentropie conjointe

Pour apporter une information scalaire sur la non-gaussianité, la notion de néguentropie conjointe que nous notons $neg(\mathbf{u})$ est utilisée. La néguentropie est définie par : $neg(\mathbf{u}) = H(\mathbf{u}_g) - H(\mathbf{u})$. De la même manière, on définit la néguentropie marginale entre une variable aléatoire quelconque u_i et une gaussienne u_{gi} par $neg(u_i) = H(u_{gi}) - H(u_i)$. La néguentropie est une information scalaire, positive et qui s'annule seulement si le vecteur aléatoire suit une distribution gaussienne. Dans le cas contraire, le vecteur aléatoire suit une distribution non gaussienne.

8.2.3 Kurtosis

Le kurtosis appelé aussi cumulants d'ordre 4 d'une variable aléatoire centrée ($X = Y - E[Y]$) est défini par :

$$kurt(X) = E[X^4] - 3(E[X^2])^2 \quad (1.19)$$

Pour simplifier encore plus la forme du kurtosis, on peut supposer que X a été normalisée pour avoir une variance unitaire. Le kurtosis s'écrit alors

$$kurt(X) = E[X^4] - 3 \quad (1.20)$$

Le kurtosis vaut zéro pour une variable gaussienne et est non nul pour la grande majorité des variables aléatoires. Il est important de noter que le kurtosis peut être positif ou négatif. Les variables aléatoires avec un kurtosis négatif sont appelées sous-gaussiennes et celles avec un

kurtosis positif sont appelées sur-gaussiennes. Une mesure de non-gaussianité est donnée par la valeur absolue du kurtosis. Le carré du kurtosis peut aussi être utilisé. Cette nouvelle mesure est nulle pour une variable gaussienne alors qu'elle est positive pour la plupart des variables non-gaussiennes.

9 .Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu la définition du problème de la séparation aveugle des sources, les domaines d'application, les différents types de mélanges (instantané et convolutive) des formulations mathématiques sont proposées pour résoudre ce problème et les hypothèses sur les signaux qui existent, dans le chapitre suivant nous allons voir les différentes méthodes proposées pour la résolution de la SAS.

Chapitre 2

Méthodes de résolution pour la SAS

1. Introduction

Après avoir introduit le problème de la séparation de sources dans le premier chapitre, nous allons présenter, dans ce chapitre, le principe de quelques méthodes utilisées de séparation de sources.

Nous trouvons dans la littérature différentes classifications d'algorithmes :

Selon le type de mélanges [20], selon le critère utilisé [21] et selon la nature du traitement réalisé [22]. Dans la première section, nous présentons les méthodes pour le cas du mélange instantané. Dans la seconde section, nous focalisons sur les méthodes dédiées au cas convolutif en général et au cas de signaux acoustiques, en particulier. Cependant.

Pour chaque type de mélange, les méthodes sont présentées dans un cadre général, en fonction de l'ordre de leurs statistiques et de leur critère, en fonction de la structure non linéaire qu'ils utilisent ou bien de l'hypothèse de mélange linéaire des signaux sources ou en fonction de la nature de la séparation de sources qu'ils réalisent soit dans le domaine temporel, soit dans le domaine fréquentielle.

2. Classification des méthodes de la séparation

Le problème de la séparation aveugle de sources peut être résolu dans le domaine temporel ou dans le domaine fréquentiel

2.1. Les méthodes temporelles

2.1.1. Analyse en composantes principales ACP

L'analyse en composantes principales (ACP) sert à mettre en évidence des similarités ou des oppositions entre variables et à repérer les variables les plus corrélées entre elles.

2.1.1.1. Principe de l'ACP

L'ACP consiste à remplacer une famille de variables par de nouvelles variables de variance maximale, non corrélées deux à deux et qui sont des combinaisons linéaires des variables d'origine. Ces nouvelles variables, appelées composantes principales, définissent des plans factoriels qui servent de base à une représentation graphique plane des variables initiales. L'interprétation des résultats se restreint généralement aux deux premiers plans factoriels, sous réserve que ceux-ci expliquent la majeure partie de la variance du nuage des variables initiales.



Fig.2.1 : Représentation de PCA

2.1.1.2 Analyse en composantes principales et blanchiment

L'analyse en composantes principales des observations exploite la matrice d'autocovariance $R_y(0)$ de ces dernières afin d'assurer l'annulation de la covariance $E[z_i(t)z_j(t)]; \forall i \neq j$ Il s'agit de trouver une matrice W de telle sorte que le processus $Y(t) = W_y(t)$ soit spatialement dé-corrélé. On impose, en outre, à la matrice W de normaliser le problème de séparation, on parlera usuellement de blanchiment des signaux captés. Puisque l'on peut toujours considérer les sources de puissance unité, la condition de blanchiment s'écrit alors :

$$I_p = E \left[\left(W_y(t) \right) \left(W_y(t) \right)^T \right] \quad (2.1)$$

2.1.1.3. Inconvénient du PCA

la PCA ne suppose pas, ne cherche pas, ne trouve pas (en général) de composantes ayant une réalité physique.

2.1 .2. Analyse en composantes indépendantes

L'ACI constitue l'une des classes de méthodes les plus utilisées en SAS. Elle peut être vue comme un prolongement de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) (*Principal Component Analysis (PCA)*) [23], mais dans lequel la non-corrélation (critère sur les sorties d'une ACP) est remplacée par une hypothèse statistique plus forte, celle de l'indépendance. Par conséquent, dans cette configuration, l'objectif de l'ACI est de déterminer des sorties du système de séparation de telle sorte que celles-ci soient statistiquement indépendantes. Mais, pour que le problème de la séparation soit résolu, les sorties doivent correspondre à une estimation des sources (aux indéterminations près de permutation et de facteur d'échelle). Or ces deux objectifs peuvent, dans certaines conditions, ne pas être résolus en même temps. En effet, G. Darmois [24] a montré qu'à partir de variables aléatoires dépendantes, il est toujours

possible de construire une transformation de telle sorte que les variables aléatoires obtenues soient indépendantes.

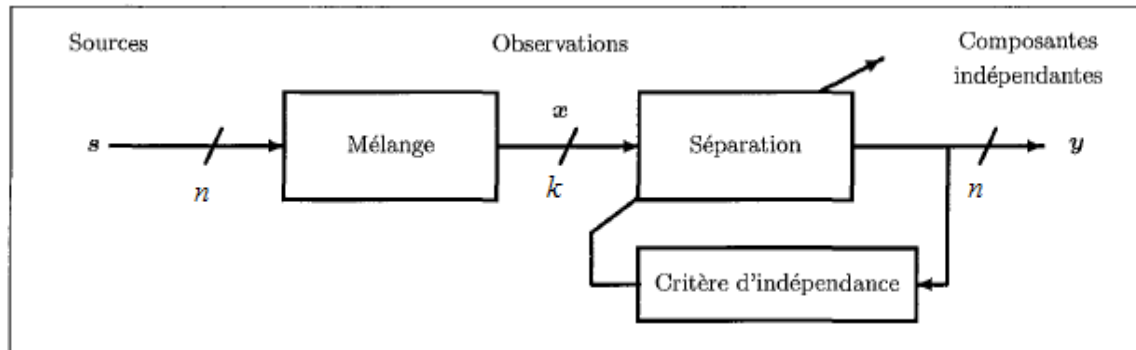


Fig.2.2 Représentation de l'ICA

La seule hypothèse d'indépendance statistique des sources n'est donc pas suffisante à l'unicité de la solution du problème de la SAS. Dans le cas des mélanges linéaires instantanés avec au moins autant de signaux observés que les signaux sources, P. Comon [25] a démontré à l'aide du théorème de Darmois [26] que l'ACI est équivalente à la résolution du problème de la SAS à condition que les signaux sources soient non gaussiens sauf un au plus. Dans ce contexte, de nombreuses approches ont été envisagées. Dans leur version de base, ces approches font l'hypothèse que les signaux sources sont statistiquement indépendants, et qu'au plus un de ces signaux sources est gaussien.

L'ACI d'un vecteur aléatoire x consiste à estimer le modèle de données $x = A s$, par une transformation linéaire $y = C x$, de telle manière que les composantes de y soient aussi indépendantes que possible. L'indépendance statistique mutuelle entre L variables aléatoires s_j , avec $j \in \{1 \dots L\}$, signifie que la connaissance des valeurs prises par certaines variables n'informe en aucune manière sur les valeurs prises par les autres variables. Considérons le vecteur s comme étant un vecteur de variables aléatoires, et supposons que sa densité de probabilité $f(s)$ existe. Le vecteur s a des composantes mutuellement indépendantes si et

seulement si la densité de probabilité conjointe $f(s)$ est factorisable par les densités de probabilité marginales $f_j(s_j)$:

$$f(s) = \prod_{j=1}^L f_j(s_j) \quad (2.2)$$

Les signaux sources s_j ne sont pas directement observables et leur densités de probabilité $f_j(s_j)$ sont rarement connues, il est donc difficile d'utiliser la définition de l'indépendance statistique (2.2) pour estimer les signaux sources indépendants. Ainsi l'ACI estime les composantes de y par maximisation d'une mesure (critère) d'indépendance statistique. Nous présentons ci-dessous les principaux critères d'ACI ainsi que quelques méthodes utilisant ces derniers.

2.1.3 La méthode SOBI

SOBI (Second Order Blind Identification) fait apparaître la notion d'identification. La notion de séparation et de l'identification sont étroitement liées. La séparation permet d'extraire les divers composants d'un mélange par contre l'identification est une assimilation d'une chose à une autre.

SOBI est basé sur les statistiques d'ordre 2. Les statistiques introduites peuvent être utilisés comme mesure d'indépendance dans la procédure de séparation de sources. Nous allons, dans cette sous-section, voir quel est l'ordre suffisant des statistiques, pouvant répondre à cette mesure:

2.1.3.1. Statistiques d'ordre deux

Le principe général de la séparation de sources consiste à appliquer des transformations aux observations pour obtenir des signaux statistiquement indépendants qui seront proportionnels aux signaux sources qu'on veut estimer. Ainsi le problème de la séparation de

sources revient à celui de la recherche de composantes indépendantes dans un mélange linéaire de ces dernières. On peut penser à une première solution qui consiste à rendre les observations indépendantes à l'ordre deux en exploitant la matrice d'autocovariance de ces dernières, mais on se rend compte rapidement que celle-ci est insuffisante pour identifier la matrice de mélange. En effet, la matrice d'autocovariance des observations est donnée par :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_y &= E[\mathbf{y}(n)\mathbf{y}(n)^T] \\ &= \mathbf{H}\mathbf{R}_s\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_b \end{aligned} \quad (2.3)$$

Où \mathbf{R}_s est la matrice d'autocovariance des signaux sources que l'on supposera égale à la matrice identité, ceci vient du fait que les signaux sources sont souvent supposés de puissances unité, et \mathbf{R}_b est la matrice d'autocovariance du bruit. En l'absence de bruit, la matrice d'autocovariance de $\mathbf{y}(n)$ se réduit à :

$$\mathbf{R}_y = \mathbf{H}\mathbf{H}^T \quad (2.4)$$

Alors, il est clair qu'à partir de \mathbf{R}_y dans (2.4), la matrice \mathbf{H} ne peut être identifiée qu'à une matrice unitaire près. Donc l'utilisation de la seule matrice d'autocovariance n'est pas suffisante pour la séparation. Certaines techniques de séparation de sources commencent d'abord par utiliser la matrice d'autocovariance des observations pour déterminer \mathbf{H} à une matrice unitaire près à partir de \mathbf{R}_y , ensuite cherchent la rotation manquante en utilisant d'autres informations. Dans le cas où les signaux sources présentent une cohérence temporelle, on peut utiliser les matrices d'intercovariance des observations pour déterminer la matrice unitaire manquante. Dans le cas où les signaux sources sont non gaussiens, on utilise des cumulants comme outils de test d'indépendance pour obtenir des signaux statistiquement indépendants à un ordre supérieur à deux.

2.1.3.2. Décomposition en valeurs singulières

On a vu que pour certaines matrices carrées, on pouvait faire une décomposition en valeurs propres:

$$A = XDX^{-1} \quad (2.5)$$

Où D est une matrice diagonale de valeurs propres et X est une matrice inversible de vecteurs propres. Quand on fait le produit matrice-vecteur $Ax=(XDX^{-1})x$, on prend x , on l'exprime dans la base donnée par les vecteurs propres ($X^{-1}x$), on multiplie les éléments de ce vecteur par les valeurs propres D une à une, et on refait le changement de base inverse en multipliant par X. Si on a un système linéaire $Ax = b$, on peut effectuer les changements de base $x = X^{-1}x$, $b = X^{-1}b$ et on obtient le système $Dx = b$. Limitations: pour effectuer cette transformation, la matrice A doit être carrée et diagonalisable.

L'idée de la décomposition en valeurs singulière est similaire à la décomposition en valeurs propres, mais fonctionne pour n'importe quelle matrice A de taille $m \times n$: on factorise A en produit de trois matrices.

$$A = U\Sigma V \quad (2.6)$$

Avec U une matrice $m \times m$ unitaire, V une matrice $n \times n$ unitaire et Σ une matrice $m \times n$ diagonale avec coefficients réels et positifs.

2.1.3.3. SOBI - Second Order Blind Identification approche

Proposé par Belouchrani et al. Dans [27], cet algorithme repose sur des statistiques de second ordre pour faire exploser la structure de corrélation temporelle des signaux. Il faut respecter les étapes suivantes:

- Blanchiment.
- Calcul des matrices de corrélation décalées.
- Diagonalisation conjointe (JD) Le concept principal de SOBI est l'hypothèse sur la forme diagonale des matrices de corrélation retardées, qui se base sur l'expression suivante:

$$\mathbf{R}_x(\tau) = E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t + \tau)^T\} = \mathbf{A}\mathbf{R}_s(\tau)\mathbf{A}^T, \forall \tau \quad (2.7)$$

Où \mathbf{R}_s est la matrice de corrélation des signaux sources et \mathbf{R}_x , la matrice de corrélation retardée. Ne considérant que l'éq. (2.7) tient pour toutes les valeurs de τ , il existe une matrice uniforme $\mathbf{U} = \mathbf{B}\mathbf{A}$ qui diagonalise conjointement toutes les matrices de corrélation:

$$\mathbf{U}^T \mathbf{R}_x(\tau) \mathbf{U} = \mathbf{R}_s(\tau) \quad (2.8)$$

Par conséquent, les signaux originaux approximatifs sont calculés par $\mathbf{U}^T \mathbf{B}_x(t)$

2.1.3.4. Mise en œuvre de l'algorithme SOBI

Basé sur les sections précédentes, nous pouvons introduire un second ordre algorithme d'identification aveugle (SOBI). SOBI est défini par la mise en œuvre suivante:

- 1) Estimer la covariance $\hat{\mathbf{R}}(0)$ de l'échantillon à partir des T données désigner par $\lambda_1 \dots \lambda_n$ les plus grandes valeurs propres et le correspondant
- 2) Sous l'hypothèse du bruit blanc, une estimation de b_1 la variance de bruit est la moyenne de $m-n$ $\hat{\mathbf{R}}(0)$ Les signaux blanchis sont $\mathbf{z}(t) = [z_1(t), \dots, z_n(t)]^T$ qui sont calculés par

$z_i(t) = (\lambda_i - \delta^2)^{\frac{1}{2}} h_i^* X(t)$ pour $1 \leq i \leq n$ C'est équivalent pour former une matrice de blanchiment par :

$$\widehat{\mathbf{W}} = \left[(\lambda_1 - \delta^2)^{1/2} \mathbf{h}_1, \dots, (\lambda_n - \delta^2)^{1/2} \mathbf{h}_n \right]^H \quad (2.9)$$

3) Formuler des estimations $\hat{R}(\tau)$ d'échantillons en calculant l'échantillon matrices de covariance de $z(t)$ pour un ensemble fixe de décalages de temps $\tau \in \{\tau_j\}/j = 1, \dots, K$

4) Une matrice unitaire est ensuite obtenue comme diagonaliser de joint de l'ensemble $\{\hat{R}(\tau_j)/j = 1, \dots, K\}$

5) Les signaux sources sont estimés comme $\hat{s} = \widehat{U}^H \widehat{W} x(t)$ et / ou la matrice \mathbf{A} de mélange est estimée comme $\hat{\mathbf{A}} = \widehat{W} \# U$

2.1.3.5. Identifiabilité

En l'absence de bruit, l'identifiabilité de $\mathbf{s}(\cdot)$ équivaut à celle de \mathbf{A} puisque $\mathbf{s}(\cdot) = \mathbf{B}\mathbf{x}(\cdot)$ avec $\mathbf{B} = \mathbf{A}^{-1}$. Elle est théoriquement possible par les méthodes à l'ordre 2 lorsque $\mathbf{R}_x(\cdot)$ permet d'identifier \mathbf{A} , ou plus exactement sa classe d'équivalence. C'est le cas si et seulement si les spectres normalisés des sources sont distincts, ce qui correspond à ce que les fonctions d'autocorrélation $\rho_{sk}(\cdot)$, composantes diagonales de $\mathbf{R}_s(\cdot)$ compte tenu de la convention $\mathbf{R}_s(0) = \mathbf{I}$, soient distinctes. Ce résultat est présenté dans [28] selon le principe suivant.

Une racine carrée \mathbf{A}_0 de $\mathbf{R}_x(0)$ fournit une première "estimation" de la vectrice source, $\mathbf{s}_0(\cdot) = \mathbf{B}_0 \mathbf{x}(\cdot)$, avec $\mathbf{B}_0 = \mathbf{A}_0^{-1}$, satisfaisant $\mathbf{R}_{s_0}(0) = \mathbf{I}$. Cela correspond à l'étape de blanchiment et $\mathbf{A} = \mathbf{A}_0 \mathbf{U}^T$ ou \mathbf{U}_0 est une matrice orthogonale.

La seconde "estimation", $\mathbf{s}_1(\cdot) = \mathbf{U}_1 \mathbf{s}_0(\cdot) = \mathbf{B}_1 \mathbf{x}(\cdot)$, est définie à l'aide de la matrice des vecteurs propres \mathbf{U}_1^T d'une décomposition en éléments propres de $\mathbf{R}_{s_0}(1)$,

$$\mathbf{R}_{s_0}(1) = \mathbf{B}_0 \mathbf{R}_x(1) \mathbf{B}_0^T = \mathbf{U}_0^T \mathbf{R}_s(1) \mathbf{U}_0 = \mathbf{U}_0^T \mathbf{D}_1 \mathbf{U}_0. \quad (2.10)$$

Elle satisfait $\mathbf{R}_{s_1}(0) = \mathbf{I}$ et $\mathbf{R}_{s_1}(1) = \mathbf{D}_1$, c'est-à-dire que \mathbf{B}_1 réalise une diagonalisation conjointe de $\mathbf{R}_x(0)$ et $\mathbf{R}_x(1)$,

$$\mathbf{B}_1 \mathbf{R}_x(0) \mathbf{B}_1^T = \mathbf{I} \quad \mathbf{B}_1 \mathbf{R}_x(1) \mathbf{B}_1^T = \mathbf{D}_1. \quad (2.11)$$

On a $\mathbf{A}_1 = \mathbf{B}_1^{-1} = \mathbf{A} \mathbf{U}_0 \mathbf{U}_1^T$ et $\mathbf{s}_1(\cdot) = \mathbf{U}_1 \mathbf{U}_0^T \mathbf{s}(\cdot)$. Ainsi, si les éléments diagonaux de $\mathbf{R}_s(1)$ sont distincts, $\mathbf{U}_0 \mathbf{U}_1^T$ est de la forme $\mathbf{E} \mathbf{\Pi}$ et la séparation est acquise.

Lorsque les éléments diagonaux de $\mathbf{R}_s(1)$ ne sont pas distincts, l'étape précédente a néanmoins permis de séparer les sources en autant de mélanges qu'il y a de valeurs différentes dans la diagonale de $\mathbf{R}_s(1)$. Chaque mélange est alors traité séparément pour aboutir à $\mathbf{U}_{s_2}(\cdot) = \mathbf{B}_2 \mathbf{x}(\cdot)$. La matrice orthogonale \mathbf{U}_2^T est issue de la décomposition en éléments propres de $\mathbf{R}_{s_1}(2)$,

$$\mathbf{R}_{s_1}(2) = \mathbf{B}_1 \mathbf{R}_x(2) \mathbf{B}_1^T = \mathbf{U}_1 \mathbf{U}_0^T \mathbf{R}_s(2) \mathbf{U}_0 \mathbf{U}_1^T = \mathbf{U}_2^T \mathbf{D}_2 \mathbf{U}_2, \quad (2.12)$$

effectuée bloc par bloc, c'est-à-dire en prenant soin de ne pas remélanger les sources séparées précédemment. A cette étape, les sources qui se distinguent au vu de $\mathbf{R}_s(1)$ et $\mathbf{R}_s(2)$ sont séparées. Il convient de poursuivre selon la même démarche pour les autres.

Soit donc p le plus petit retard ν pour lequel les restrictions de $\rho_{sk}(\cdot)$, $k = 1 \dots K$, à $\{1, \dots, \nu\}$ sont distinctes. Une telle valeur est parfaitement définie lorsque les fonctions d'autocorrélation $\rho_{sk}(\cdot)$ sont distinctes.

La procédure ci-dessus permet alors de construire une matrice \mathbf{B}_p qui réalise la diagonalisation conjointe des matrices $\mathbf{R}_x(v)$, $v = 0 \dots p$,

$$\mathbf{B}_p \mathbf{R}_x(0) \mathbf{B}_p^T = \mathbf{I}, \mathbf{B}_p \mathbf{R}_x(v) \mathbf{B}_p^T = \mathbf{D}v, v = 1, \dots, p. \quad (2.13)$$

On obtient $\mathbf{A}_p = \mathbf{B}_p^{-1} = \mathbf{A} \mathbf{\Xi} \mathbf{\Pi}$ et $sp(\cdot) = \mathbf{B}_p \mathbf{x}(\cdot) = \mathbf{\Pi}^T \mathbf{\Xi} \mathbf{s}(\cdot)$. Ceci ne prouve en fait que l'aspect suffisant de la condition, bien qu'il soit clair que cette procédure n'aboutit pas à la séparation lorsque deux fonctions $\rho_{sk}(\cdot)$ sont identiques.

La condition nécessaire est évidente. Considérons en effet la situation $K = 2$ dans laquelle les deux sources ont des fonctions d'autocorrélation identiques, $\rho_{s1}(v) = \rho_{s2}(v) = \rho(v)$. Alors $\mathbf{R}_s(v) = \rho(v) \mathbf{I}$ est invariante par transformation orthogonale, $\mathbf{U} \mathbf{R}_s(v) \mathbf{U}^T = \rho(v) \mathbf{U} \mathbf{U}^T = \rho(v) \mathbf{I}$. Les relations :

$$\mathbf{x}(\cdot) = \mathbf{A} \mathbf{s}(\cdot) = [\mathbf{A} \mathbf{U}^T] [\mathbf{U} \mathbf{s}(\cdot)], \quad (2.14)$$

$$\mathbf{R}_x(\cdot) = \mathbf{A} \mathbf{R}_s(\cdot) \mathbf{A}^T = [\mathbf{A} \mathbf{U}^T] \mathbf{R}_s(\cdot) [\mathbf{A} \mathbf{U}^T]^T \quad (2.15)$$

Montrent qu'il est impossible de distinguer les modèles $\{\mathbf{A}, \mathbf{s}(\cdot)\}$ et $\{\mathbf{A} \mathbf{U}^T, \mathbf{U} \mathbf{s}(\cdot)\}$ au vu de $\mathbf{R}_x(\cdot)$. Dans la situation $K > 2$, et si $\rho_{si}(\cdot) = \rho_{sj}(\cdot)$ pour $i \neq j$, il suffit de considérer une transformation orthogonale \mathbf{U} qui mélange ces deux sources tout en conservant les autres. Notons que ces dernières restent identifiables.

La connaissance de $\mathbf{R}_x(\cdot)$ permet de séparer les sources ayant des spectres normalisés distincts, ou plus exactement de regrouper entre elles celles dont les spectres sont proportionnels. Cependant le problème de l'identifiabilité est indissociable de la méthode

utilisée. Ainsi des hypothèses plus restrictives, que nous précisons par la suite, sont de fait employées. De même, la situation avec bruit est traitée ci-après.

2.1.3.6 Principe de la méthode *SOBI*

La méthode *SOBI* (*Second Order Blind Identification*) [29], [30], permet d'exploiter simultanément plusieurs matrices $\widehat{\mathbf{R}}_x(\nu)$ en utilisant un critère de diagonalisation conjointe approchée d'un ensemble de matrices.

En l'absence de bruit, toute racine carrée de $\mathbf{R}_x(0)$ définit une matrice de blanchiment, $\mathbf{W} = \mathbf{R}_x(0)^{-1/2}$, et on obtient alors $\mathbf{A} = \mathbf{W}^{-1}\mathbf{U}^T$ ou \mathbf{U} est une matrice orthogonale satisfaisant :

$$\mathbf{R}_z(\nu) = \mathbf{W}\mathbf{R}_x(\nu)\mathbf{W}^T = \mathbf{U}^T\mathbf{R}_s(\nu)\mathbf{U}, \nu \geq 1. \quad (2.16)$$

L'étape de blanchiment permet donc de remplacer la diagonalisation conjointe des matrices $\mathbf{R}_x(\nu)$, au moyen d'une matrice \mathbf{A} quelconque, par celle des matrices $\mathbf{R}_z(\nu)$, au moyen d'une matrice orthogonale \mathbf{U}^T . L'intérêt est que cette matrice est estimée comme solution d'un problème d'optimisation. Si ν_1, \dots, ν_p sont p retards permettant de distinguer les composantes diagonales de $\mathbf{R}_s(\cdot)$, alors toute matrice orthogonale \mathbf{U}_p réalisant la diagonalisation conjointe, $\mathbf{U}_p\mathbf{R}_z(\nu_i)\mathbf{U}_p^T = \mathbf{D}(\nu_i)$, $i = 1, \dots, p$, est de la forme $\mathbf{U}_p^T = \mathbf{U}^T\mathbf{E}\mathbf{\Pi}$ et se caractérise par l'annulation du critère :

$$C(\mathbf{R}_z(\nu_1), \dots, \mathbf{R}_z(\nu_p); \mathbf{U}_p) = \sum_{i=1}^p \sum_{k \neq 1} [\mathbf{U}_p \mathbf{R}_z(\nu_i) \mathbf{U}_p^T]_{k,1}^2 \quad (2.17)$$

Son estimation $\widehat{\mathbf{U}}_p$ est donc obtenue en minimisant $C(\widehat{\mathbf{R}}_z(\nu_1), \dots, \widehat{\mathbf{R}}_z(\nu_p); \mathbf{U}_p)$, par rapport à \mathbf{U}_p , où $\widehat{\mathbf{R}}_z(\nu_i) = \widehat{\mathbf{W}}\widehat{\mathbf{R}}_x(\nu_i)\widehat{\mathbf{W}}^T$, $i = 1, \dots, p$. Les problèmes d'existence et d'unicité de

ce minimum sont communs à l'ensemble des méthodes basées sur la diagonalisation conjointe approchée. Ils seront traités dans le paragraphe suivant consacré à la mise en œuvre des méthodes. L'estimation \hat{W} de la matrice de blanchiment est issue de $\hat{R}_x(0)$ ou éventuellement d'une matrice de la forme $\hat{R}_x \alpha$ considérée pour la méthode *AMUSE*.

2.2. Les méthodes fréquentielle

2.2.1 la méthode F-ICA

La séparation aveugle à la source (BSS) pour les mélanges convolutifs peut être résolue efficacement dans le domaine fréquentiel, où l'analyse indépendante des composants (ICA) est effectuée séparément dans chaque casier de fréquence. Cependant, le BSS fréquentiel implique un problème de permutation: l'ambiguïté de permutation de ICA dans chaque case de fréquence devrait être alignée de sorte qu'un signal séparé dans le domaine temporel contienne des composantes de fréquence du même signal source.

Comme une méthode pour séparer les mélanges convolutifs, l'analyse des composants indépendants (ICA) dans le domaine fréquentiel a été souvent utilisée. Le domaine de fréquence ICA a un avantage en termes de convergence plus rapide que la déconvolution du domaine temporel, Cependant, il a également un gros problème appelé permutation, incohérence de sortie canaux parmi les bandes de fréquence [31]. Récemment, pour traiter le problème de la permutation, deux approches majeures ont été données: 1) Post-processus pour corriger la permutation [32], et 2) Modélisation temps-fréquence [33]. Les deux, cependant, sont toujours difficiles. Comme pour les post-processus, la méthode de similarité des enveloppes est susceptible de mal juger dans certains bacs de faible puissance, et la méthode d'estimation de la direction d'arrivée est sensible à la configuration des microphones. De plus, les post-processus eux-mêmes puissance de calcul des dépenses. L'autre, la modélisation temps-fréquence, signifie construire des relations entre bacs dans l'algorithme d'apprentissage.

Cependant, il ne garantit pas la permutation résultats, ou son algorithme est limité au cas de deux microphones [33].

Le principe de la méthode

Tâche: Estimer les signaux sources $s_1(n)$ de leur convolutif combinaisons comme :

$$x_m(\mathbf{n}) = \sum_{l=0}^{M-1} h_{m,1}(\mathbf{n}) \otimes s_1(\mathbf{n}) \quad (2.18)$$

Étape 1. Effectuez le STFT discret sur le $x(m)s(n)x(m)$, et convertissez la combinaison convolutive dans le domaine temporel en plusieurs combinaisons instantanées dans le domaine fréquentie :

$$X_m(\mathbf{r}, \mathbf{k}) = \sum_{l=0}^{M-1} H_{m,1}(\mathbf{k}) S_l(\mathbf{r}, \mathbf{k}) \quad (2.19)$$

Étape 2. Séparez les composantes de fréquence, $Y_1(\mathbf{r}, \mathbf{k})$, de ce qui précède combinaisons instantanées.

Étape 3. Résoudre l'ambiguïté de permutation pour obtenir les $U_1(\mathbf{r}, \mathbf{k})$,

Étape 4. Exécutez ISTFT sur les $U_1(\mathbf{r}, \mathbf{k})$ pour produire les $\tilde{s}_1(n)$.

Étape 5. Effectuer une égalisation aveugle sur les $\tilde{s}_1(n)$ pour produire le $s_1(n)$

2.2.2 la méthode F-SOBI

Cet algorithme (SOBI) a fourni d'excellentes séparations, notée f-SOBI, de l'algorithme a été ensuite aménagée pour séparer des données dans l'espace de Fourier [34]. Devant la pertinence des résultats, une autre variante a été développée, puis testée avec succès comme

outil exploratoire en astronomie [35]. Pour le spectrographe l'espace direct est celui des fréquences et l'espace de Fourier est le temps.

2.2.2.1. Espace de Fourier.

La transformée de Fourier est une opération linéaire, la matrice de séparation peut donc être obtenue à partir de l'espace direct ou de Fourier et s'appliquer dans n'importe quel espace. La séparation dans l'espace de Fourier est pertinente dans les cas répertoriés ci-dessous.

- Les données temporelles nécessitent des pré et/ou post traitements dans l'espace de Fourier,
- Le nombre d'échantillons pertinents F en fréquence est faible devant le nombre d'échantillons T de l'espace temporel,
- Le nombre d'échantillons F est suffisamment faible devant le nombre p des matrices de variance-covariance et introduit un biais dans l'estimation de ces dernières,
- Les données ne sont pas corrélées dans l'espace direct mais le sont dans leur espace de Fourier, ou ont une corrélation plus importante dans cet espace que dans le direct. En particulier, cette approche se révèle utile pour des signaux à énergie à très basse fréquence qui nécessitent la prise en compte de corrélation à longue distance car les moments d'ordre élevé ne sont pas définis.

2.2.2.2 Coefficients de corrélation de f-SOBI.

Deux spectres a et b sont échantillonnés des intervalles de fréquences équidistants Δf . Les échantillons sont indicés par i , avec $0 \leq i < F$. Les échantillons correspondants dans le domaine temporel sont notés x_i and y_i :

$$x_j = \sum_{i=0}^{f-1} a_{i w^{ij}} \quad \text{et} \quad y_j = \sum_{i=0}^{F-1} b_{i w^{ij}} \quad (0 \leq j < \infty) \quad (2.20)$$

Où $w = \exp(2i\pi/F)$. La fonction de corrélation $R_{xy}^f(\Gamma)$ entre deux signaux x et y est définie

par :

$$R_{xy}^f(k\Delta t) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} a_{iY^*j_k} \quad (2.21)$$

Où Δt est l'intervalle d'échantillonnage : $\Delta f \cdot \Delta t = 1$, et k l'indice qui définit le décalage temporel $\Gamma = k \cdot \Delta t$. L'exposant f réfère à f-SOBI. Compte tenu de la cyclicité de la TF, il vient $x_{j+F} = x_j$ et $y_{j+f} = y_j$, l'expression se réduit à :

$$R_{xy}^f(k\Delta t) = \frac{1}{F} \sum_{i=0}^{F-1} a_{iY^*j_k} \quad (2.22)$$

En introduisant l'équation (2.21) dans (2.22), il vient :

$$R_{xy}^f(k\Delta t) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} a_{iY^*j_k} \quad (2.23)$$

Qui est la relation bien connue de la fonction de corrélation dans l'espace de Fourier des données [33]. Cette expression est utilisée dans f-SOBI.

$$R_{xy}^f(k_1, k_2) = \frac{1}{F_1 F_2} \sum_{j_1=0}^{F_1-1} \sum_{j_2=0}^{F_2-1} a_{j_1 j_2} b_{j_1 j_2}^* w_1^{j_1 k_1} w_1^{j_2 k_2} \quad (2.24)$$

Où k_1 et k_2 sont les décalages de fréquences spatiales, F_1 et F_2 sont les nombres de ligne et de colonne, j_1 et j_2 sont les indices des pixels des images a et b ,

$$w_1 = \exp(2i\pi/F_1) \text{ et } w_2 = \exp(2i\pi/F_2). \quad (2.25)$$

$$R_{xy}^f(j_1, j_2) = \frac{1}{F_1 F_2} \sum_{j_1=0}^{F_1-1} \sum_{j_2=0}^{F_2-1} x_{k_1 k_2} x_{k_1, k_2 - j_2}^* \quad (2.26)$$

3 . Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le principe des méthodes les plus courantes appliquées à la séparation des sources. il y a des méthode temporelles Ces méthodes sont : PCA, ICA, les méthodes de l'ordre deux et exposer quelque critères quand doit respecter pour la possibilité de mise en œuvre de ces méthodes .Il y'a des méthodes fréquentielle telles que la méthode F-ICA et F-SOBI.

Chapitre 3

Résultats et discussion

1. Introduction

Les méthodes de résolution du problème de la séparation aveugle de source sont basées sur plusieurs concepts, Dans ce chapitre, la méthode SOBI basé sur les statistiques d'ordre 2 est introduite. SOBI est utilisé comme alternative pour résoudre le problème de la séparation aveugle des sources dans le domaine temporel. Les résultats de résolution de problème de la SAS basé sur SOBI sont comparées résultats de résolution obtenue par la méthode de la séparation basée sur l'ACI (méthode classique).

Dans le domaine fréquentiel, le mélange convolutif peut être transformé en un mélange instantané par la transformée de fourrier. Une extension de SOBI appelé FSOBI est introduite. Les résultats de la séparation de mélanges dans le domaine fréquentiel sont comparés aux résultats obtenus par la séparation aveugle basée sur la méthode ACI dans le domaine fréquentiel (ACIF)

Pour tester les performances de SOBI et FSOBI en termes de qualité de signal, une évaluation des paramètres utilisés dans la littérature à savoir SIR, SAR, SDR est effectué.

2. Critères d'évaluation

BSSEval (pour *Blind Source Séparation Evaluation*) [36] est une boîte à outils qui permet de calculer des critères objectifs de qualité de séparation de sources, à partir des sources originales et des sources estimées.

Nous décrivons brièvement ici le principe de construction de ces indicateurs.

La différence entre les sources s_{x_k} et leur estimée $s_{\hat{x}_k}$ est décomposé en trois composantes :

$$\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{e}_k^{target} + \mathbf{e}_k^{interf} + \mathbf{e}_k^{artif} \quad (3.1)$$

- \mathbf{e}_k^{target} (t) est une déformation autorisée de la source cible si (t).

- \mathbf{e}_k^{interf} (t) est une déformation autorisée des sources qui explique les interférences des sources non désirées.

- \mathbf{e}_k^{artif} (t) est un terme "artefact" qui peut correspondre à des artefacts de l'algorithme de séparation tels que musical bruit, etc. ou simplement aux déformations induites par l'algorithme de séparation qui ne sont pas autorisées.

où les trois composantes sont respectivement l'erreur par rapport à la cible, la composante d'interférence et la composante d'artefact. ces composantes sont calculées par projection de $\hat{\mathbf{x}}_k$ sur divers sous espaces par exemple,

\mathbf{e}_k^{artif} est obtenu par projection de $\hat{\mathbf{x}}_k$ sur divers sous espaces engendré par les x_l , $l \in [1, k]$.

Une fois ces composantes obtenues, on calcule divers rapports d'énergies qui quantifient la qualité de séparation, à partir de définitions similaires au rapport signal sur bruit :

-le SDR (*Signal to Distorsion Ratio*) qui évalue la qualité globale de l'estimation, défini comme suite :

$$SDR = 10 \log_{10} \frac{\|\mathbf{s}_{target}\|^2}{\|\mathbf{e}_{interf} + \mathbf{e}_{noise} + \mathbf{e}_{artif}\|^2} \quad (3.2)$$

-le SIR (*Signal to Interférence Ratio*) qui mesure le rejet d'interférences, défini comme suite :

$$SIR = 10 \log_{10} \frac{\|S_{target}\|^2}{\|e_{interf}\|^2} \quad (3.3)$$

-le SAR (*Signal to Artifact Ratio*) qui évalue le rejet d'artéfacts, défini comme suite :

$$SAR = 10 \log_{10} \frac{\|e_{target} + e_{interf} + e_{noise}\|^2}{\|e_{interf}\|^2} \quad (3.4)$$

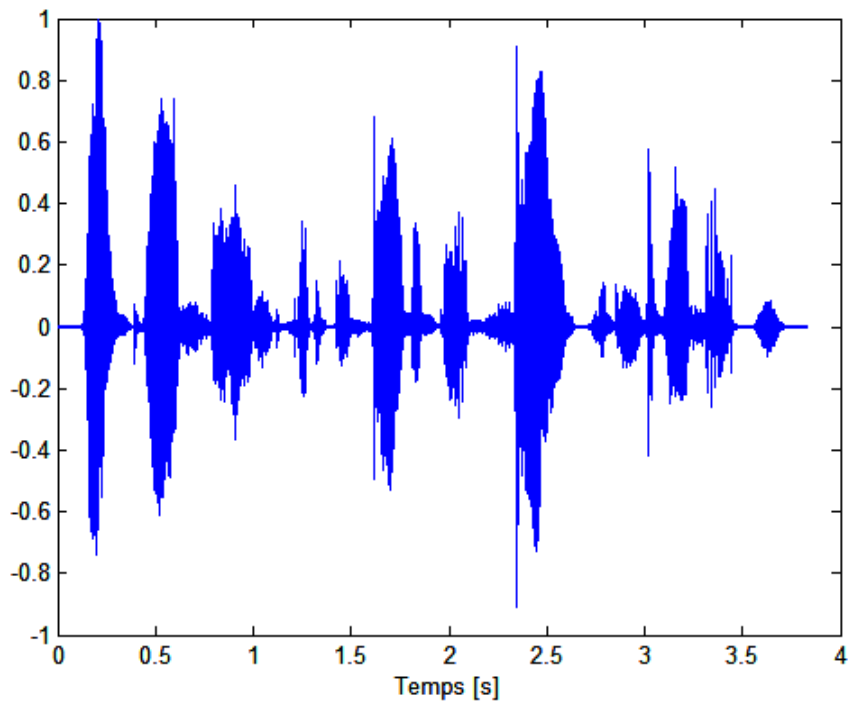
Ces indicateurs, largement utilisés par la communauté scientifique, permettent de comparer de nombreuses méthodes. Ils apparaissent comme des indicateurs significatifs des rejets d'artéfacts et d'interférences, même si certains phénomènes (comme le masquage perceptif) ne sont pas toujours bien pris en compte par ces quantités

3. Résultats et discussions

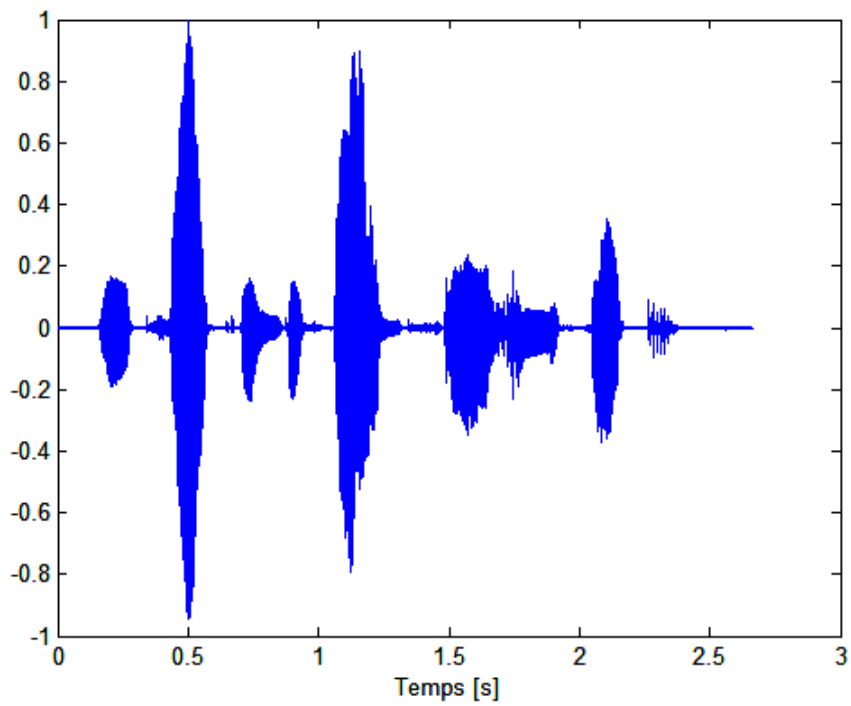
Dans cette partie SOBI et FSOBI sont introduit pour résoudre le problème de la séparation aveugle des sources instantanément et convolutivement mélangé. La résolution est effectuée dans le domaine temporel et fréquentiel (respectivement). Les signaux sources sont choisis à partir des bases de données TIMIT et NOIZEU disponible en ligne

3.1 Séparation de mélange instantanée

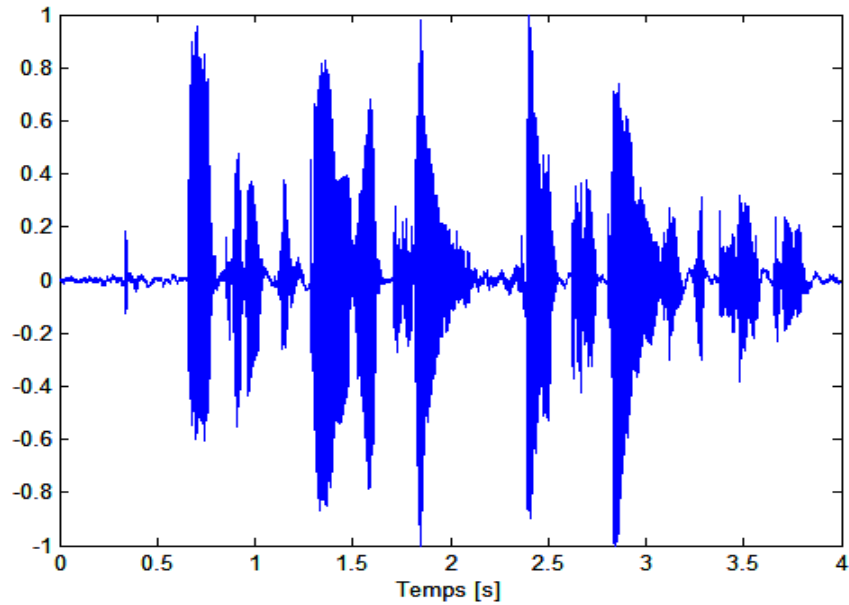
La figure 3.1 présente les signaux sources. Les trois signaux de parole sont de durée de 2.5 à 4 seconds et de fréquence d'échantillonnage de 8 et 16KHz.



a : Représentation de la source 1



b : Représentation de la source 2

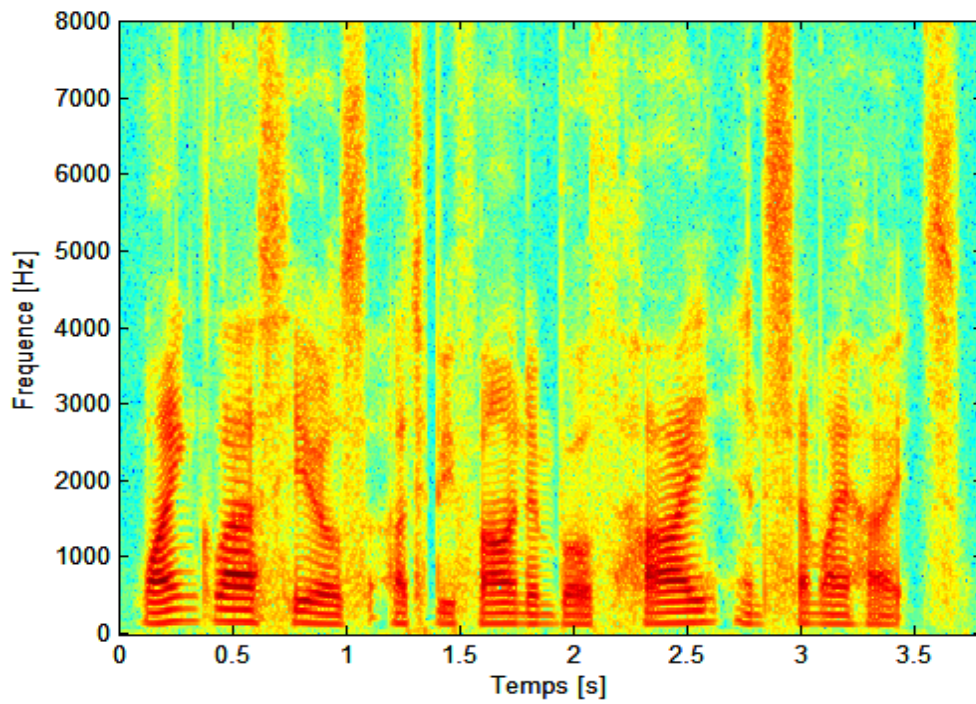


c : Représentation de la source 3

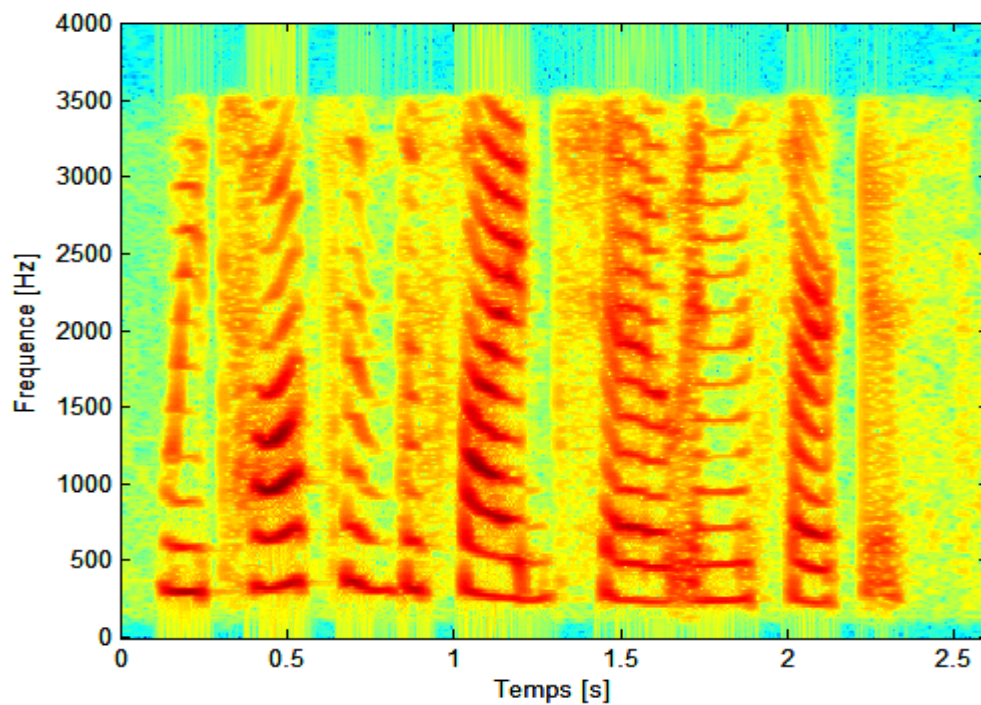
Fig 3.1 Représentation des sources

Le spectrogramme est un diagramme associant à chaque instant t d'un signal, son spectre de fréquence. C'est un outil de visualisation utilisant la technique de la transformée de Fourier. Le spectrogramme permet de mettre en évidence les différentes composantes fréquentielles du signal à un instant donné.

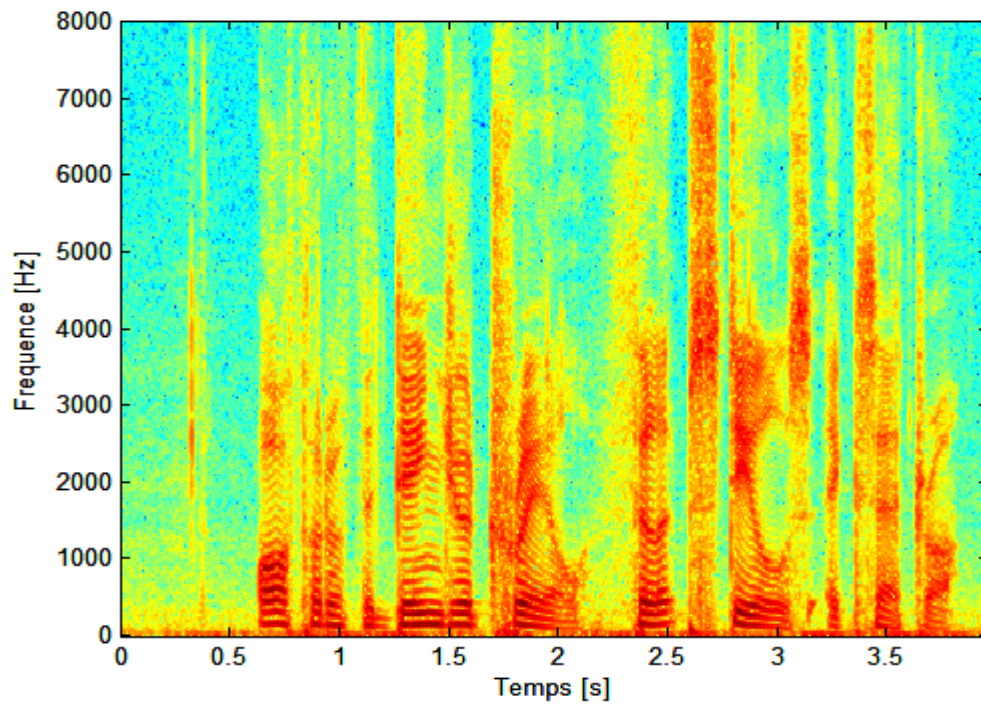
La figure 3.2 Présente les spectrogramme des signaux sources



d : Spectrogramme de la source 1



e : Spectrogramme de la source 2



f : Spectrogramme de la source 1

Fig 3.2 Représentation des spectrogrammes des sources

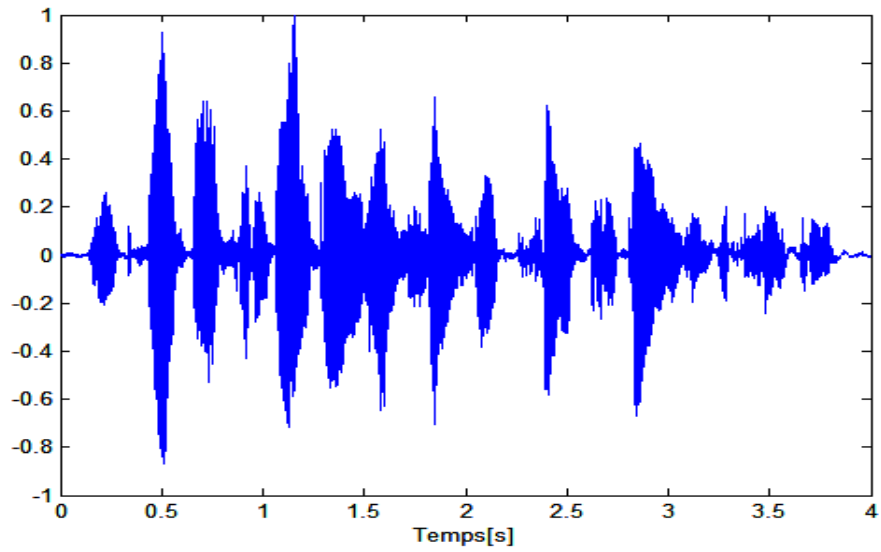
Les sources sont instantanément mélangé en utilisant la matrice de mélange A défini par (3.5)

$$A = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.7 & 0.4 \\ 1.25 & 2.25 & 1.02 \\ 0.75 & 0.83 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

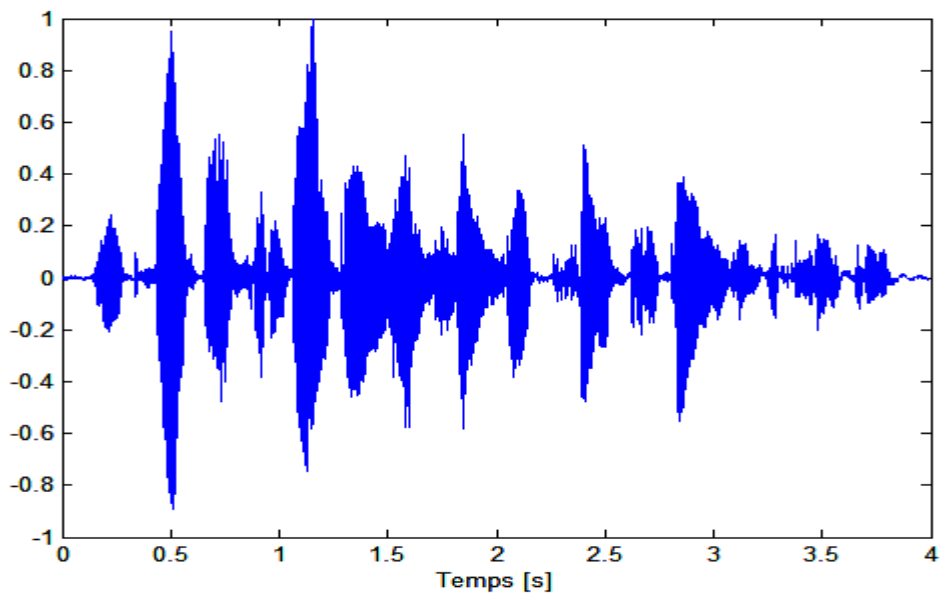
Dans notre travail nous considérons que les mélange sont déterminé

Les signaux observes sont données par :

$$X = AS \quad (3.6)$$



g : Représentation de mélange 1

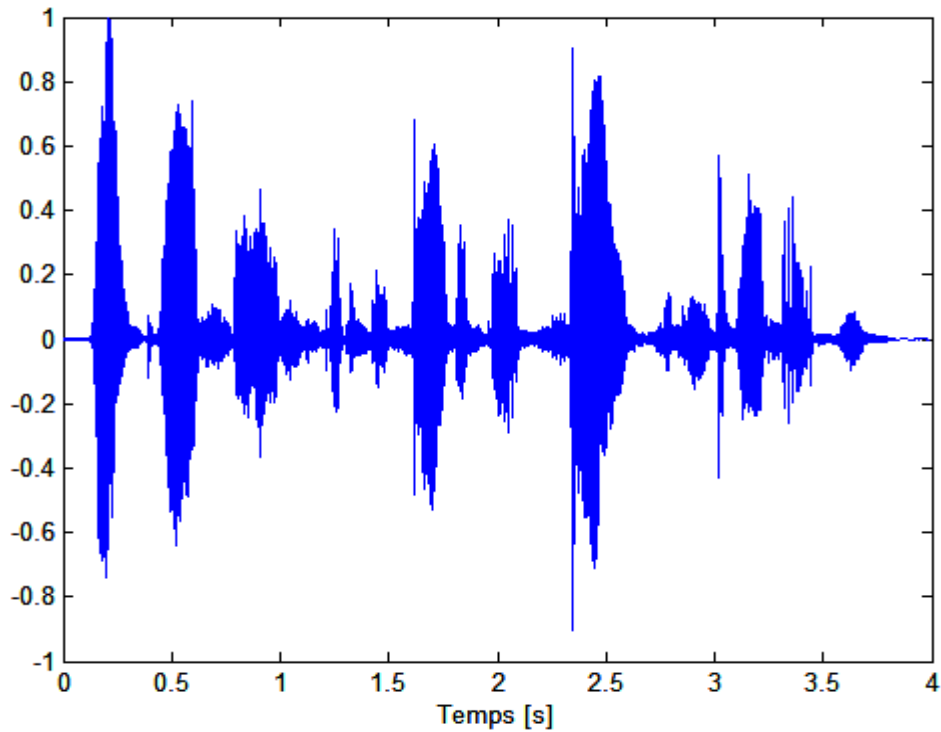


h : Représentation de mélange 2

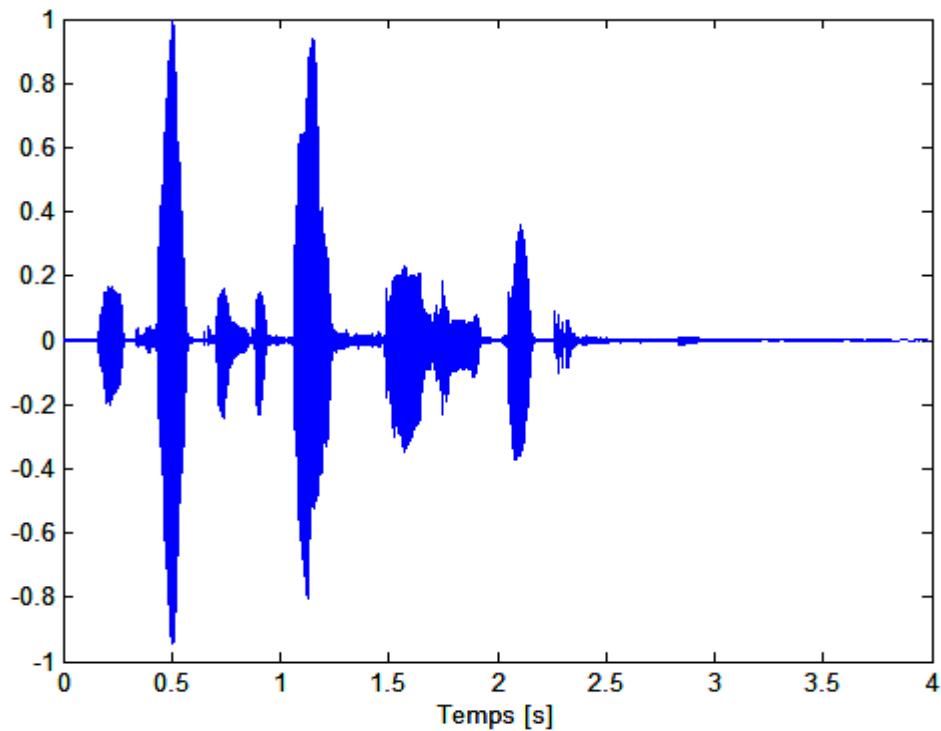
Fig 3.3 Représentation des mélanges

Les signaux observés sont illustrés par la figure 3.4

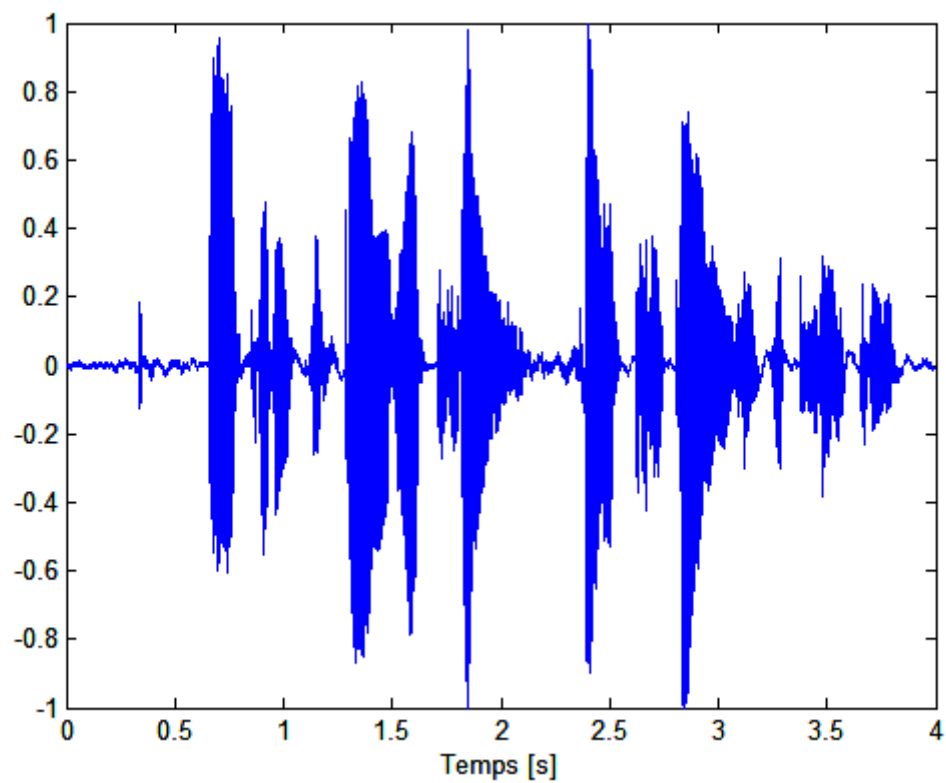
La figure 3.4 et la figure 3.5 Présentent les signaux sources estimés et leurs spectrogrammes



j : Représentation de source estime 1

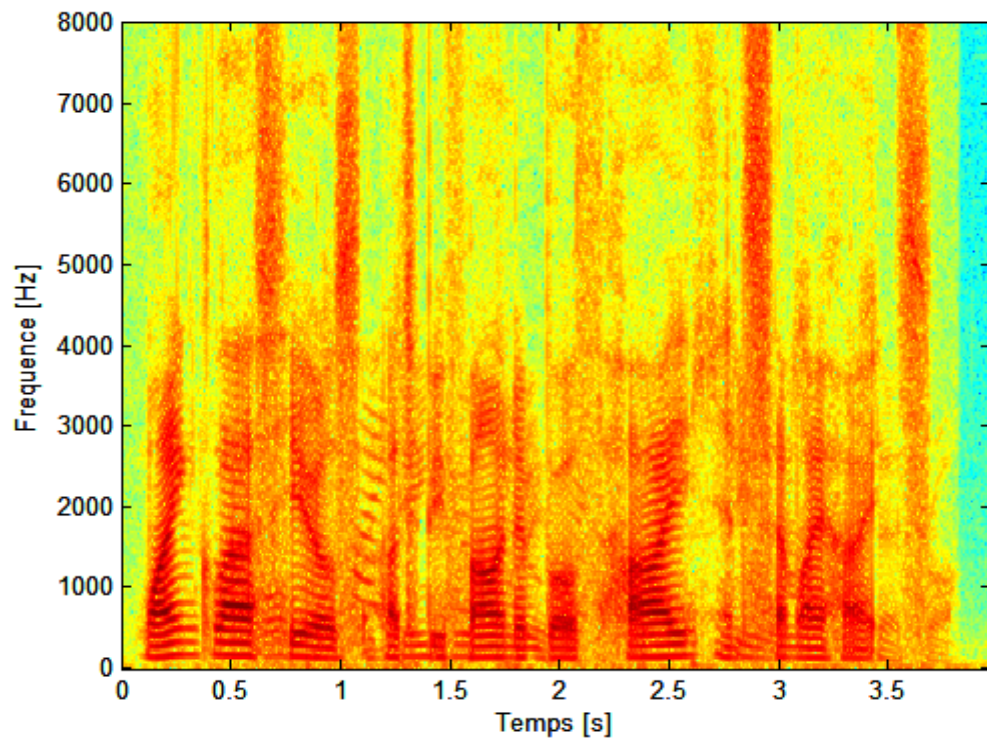


k : Représentation de source estime 2

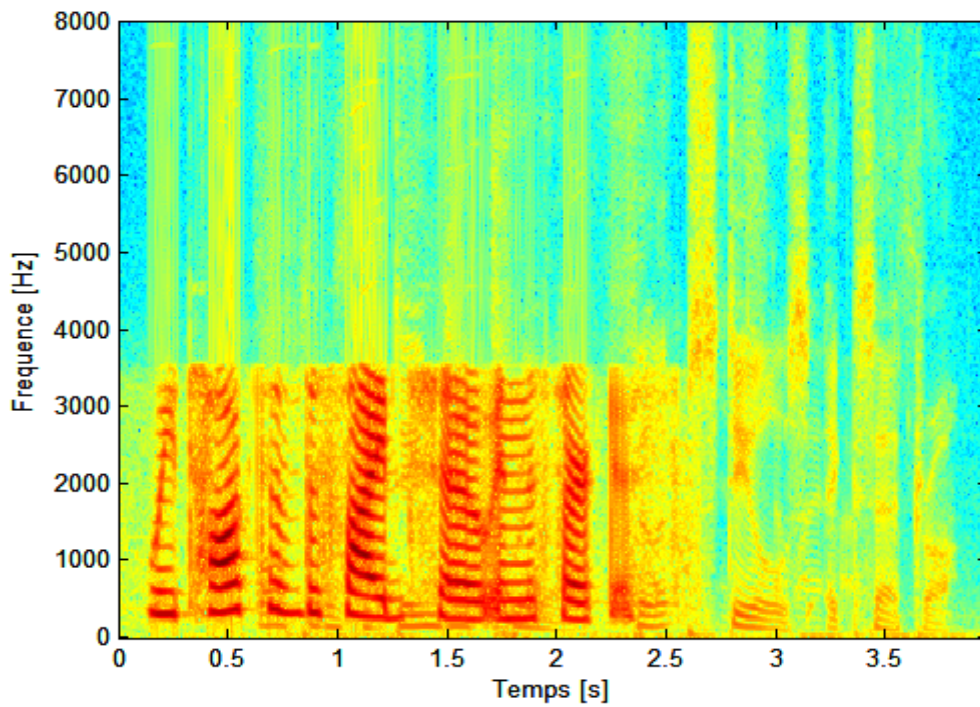


1 : Représentation de source estime 3

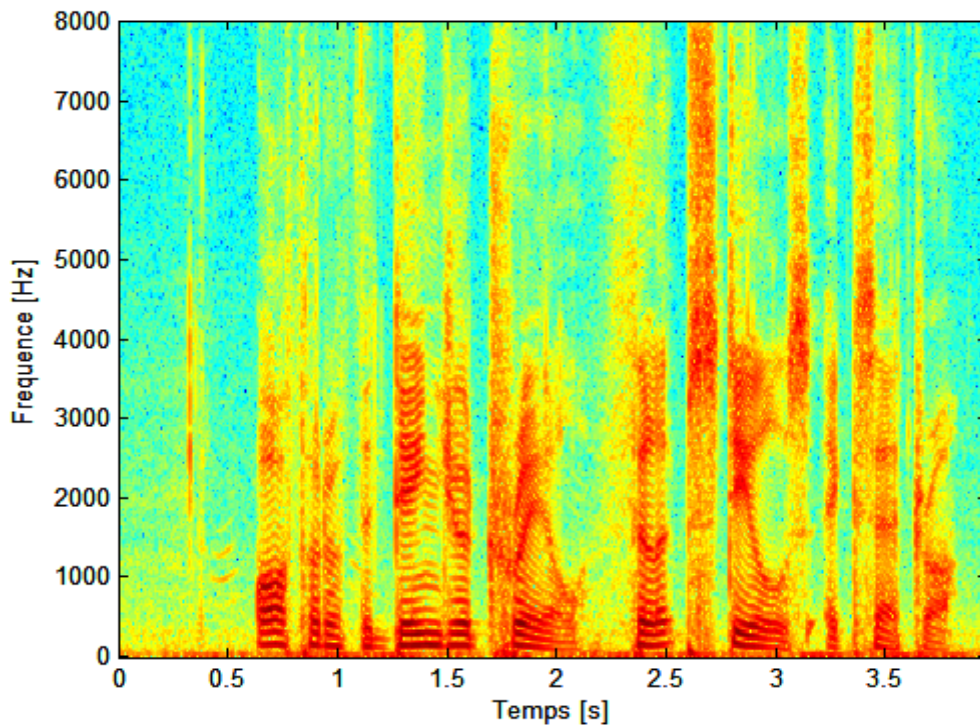
Fig 3.4 Représentation les signaux sources estimée



m : Représentation de Spectrogramme de la source estime 1



n : Représentation de Spectrogramme de la source estime 2



o : Représentation de Spectrogramme de la source estime 3

Fig 3.5 Représentation spectrogrammes des sources estimée

Le tableau 1 : Résume les performances de la méthode de résolution de problème de la séparation aveugle basé sur SOBI en comparaison avec celle basé sur l'ACI en termes de qualité de signal

	SAR	SIR	SDR
SOBI (dB)	15.7	33	18.5
ICA (dB)	10.5	29.7	15.4

les résultats du tableau (tableau 1) nous montre que les résultats obtenus dans les critères SAR , SIR et SDR par l' algorithmme SOBI performances que l'algorithmme ICA

3.2 Séparation de mélange convolutif

Les signaux audio sont mélangés selon le modèle décrit dans [36]. Les signaux observés sont acquis par deux microphones repartis dans une pièce. Le milieu de propagation est réverbérant. La localisation des sources s_1 et s_2 et des microphones m_1 et m_2 dans la pièce est illustrée par la figure 6

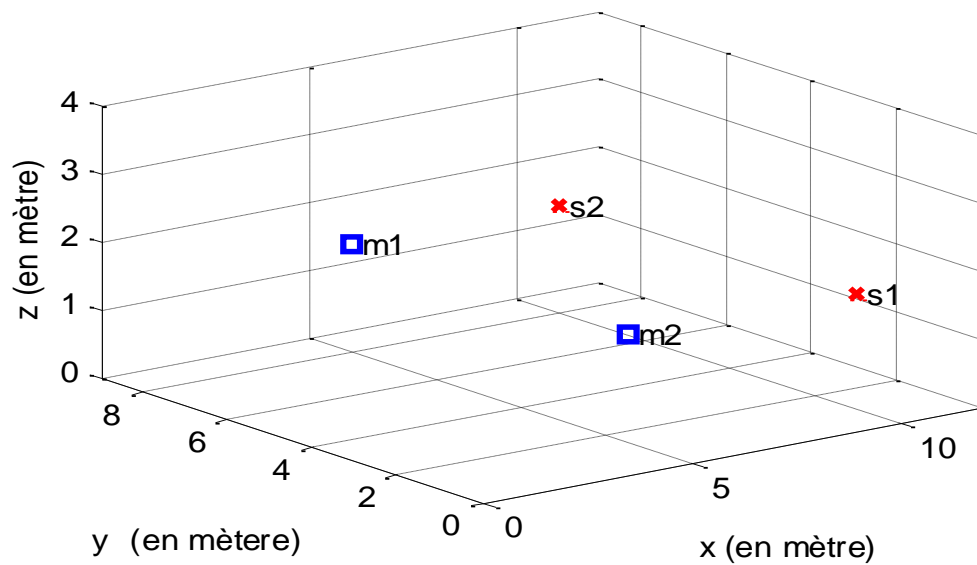
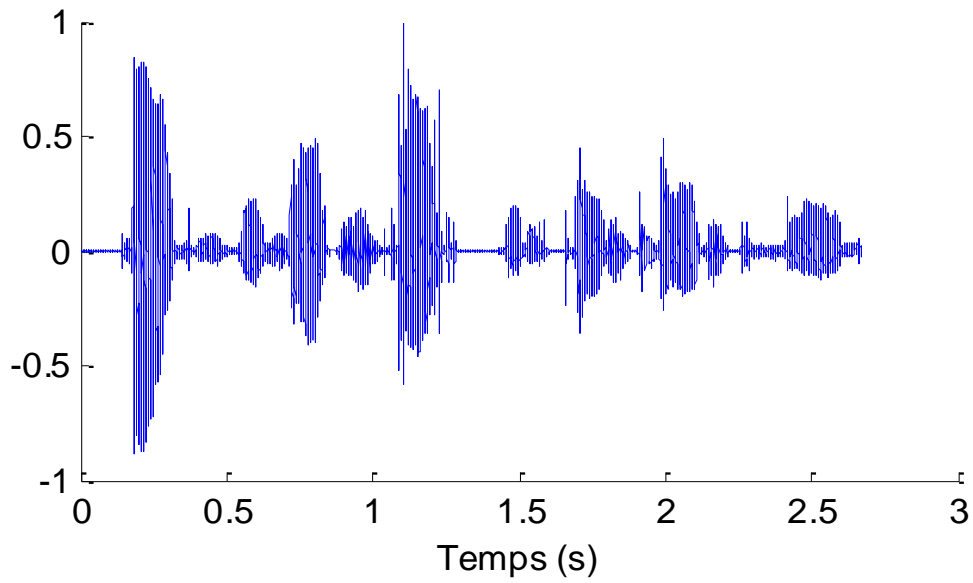


Fig 3.6 Configuration spatiale: localisation des sources et des capteurs dans la pièce (x, y et z en mètre)

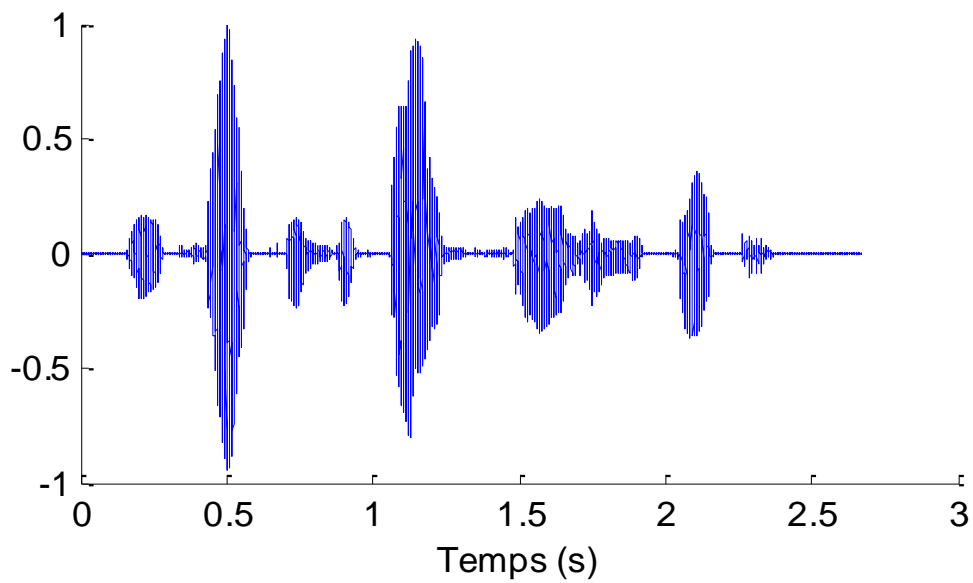
Les sources sont convolutivement mélangées en utilisant la matrice de mélange décrite par sa transformation en z :

$$A(z) = \begin{bmatrix} 1 + 0.08z^{-1} + 0.5z^{-2} & 0.8 + 0.7z^{-1} + 0.4z^{-2} \\ 0.7 + z^{-1} + 0.6z^{-2} & 1 + 0.9z^{-1} + 0.3z^{-2} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$



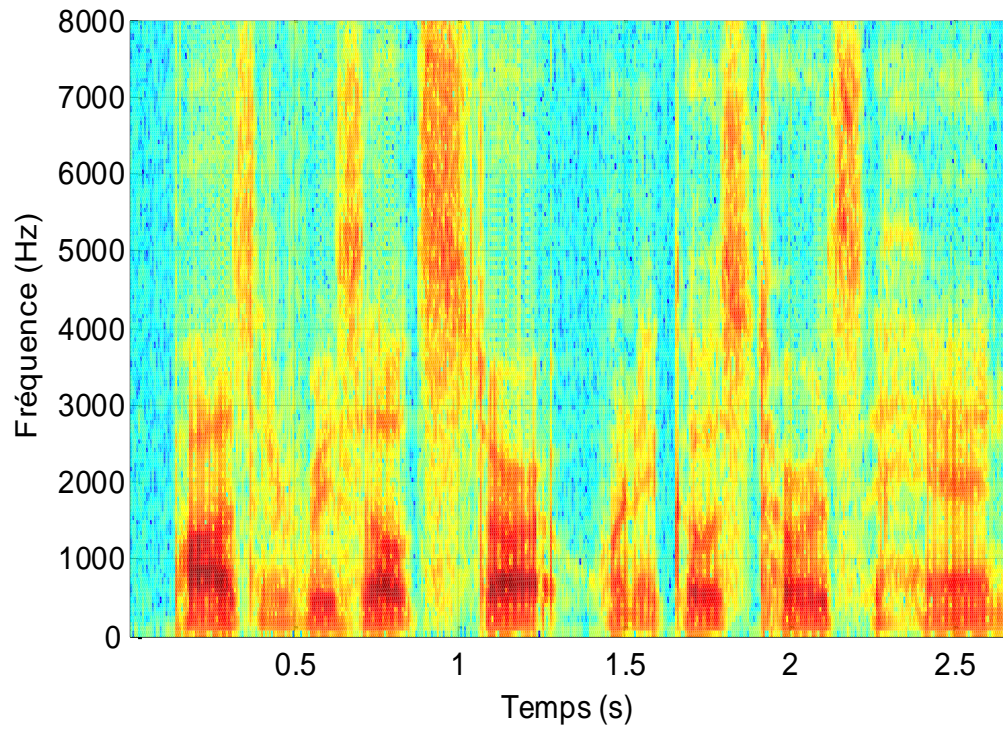
(a) Source 1

Exemple d'illustration de la séparation aveugle de mélanges convolutifs de deux signaux de parole

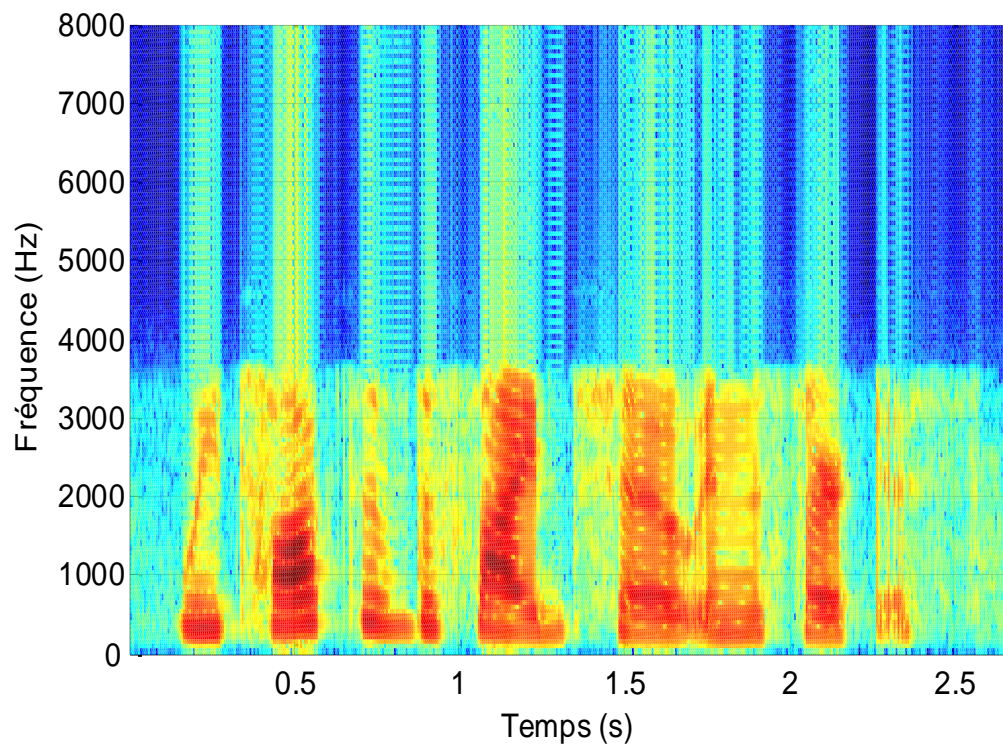


(b) Source 2

Fig 3.7 Représentation des sources

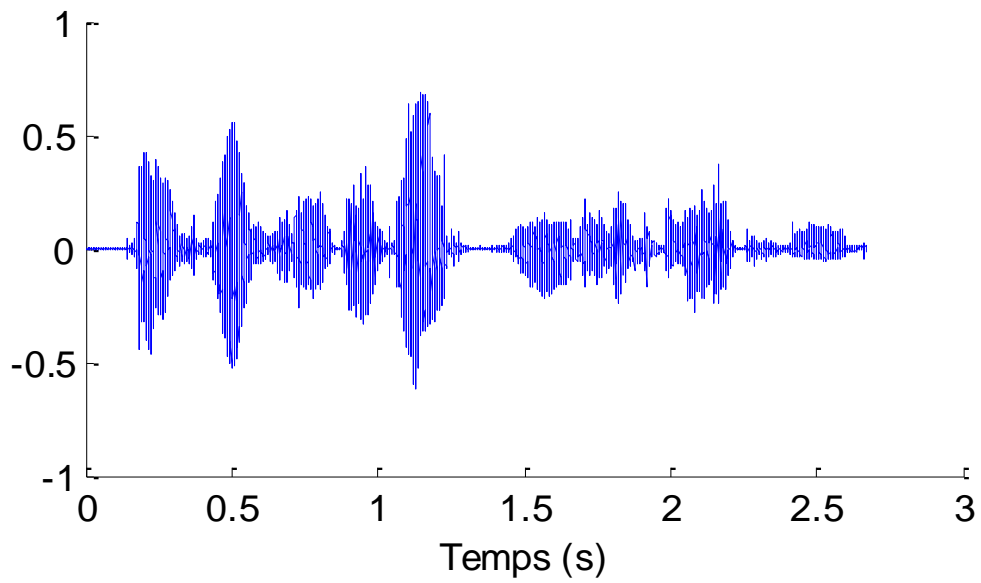


(c) Spectrogramme de la source 1

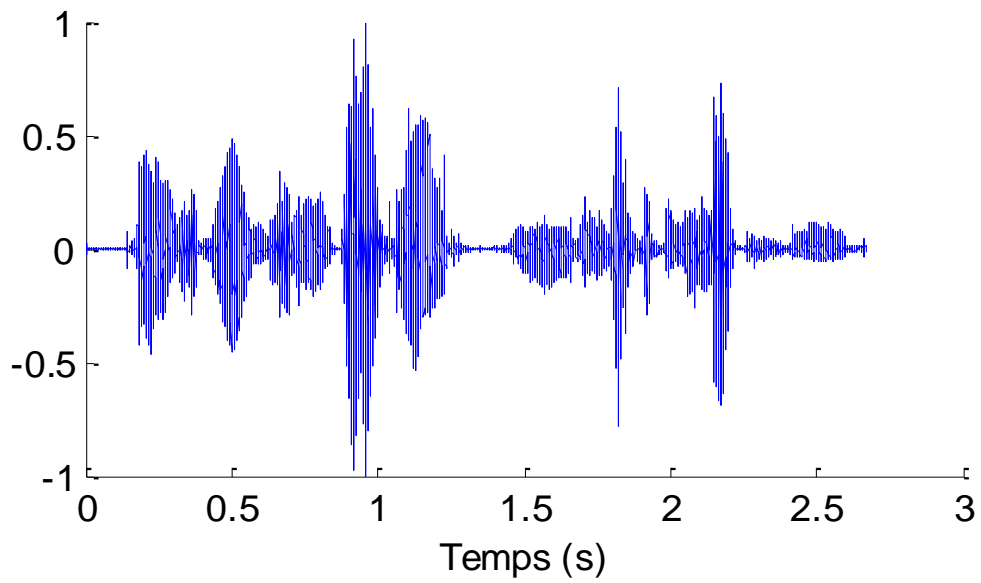


(d) Spectrogramme de la source 2

Fig 3.8 Représentation des spectrogrammes

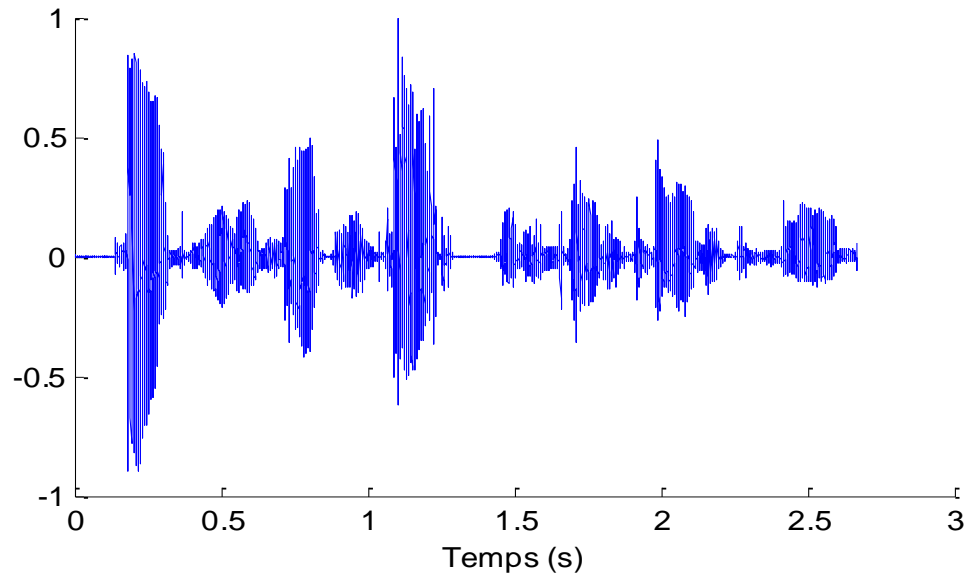


(e) Signal observé 1



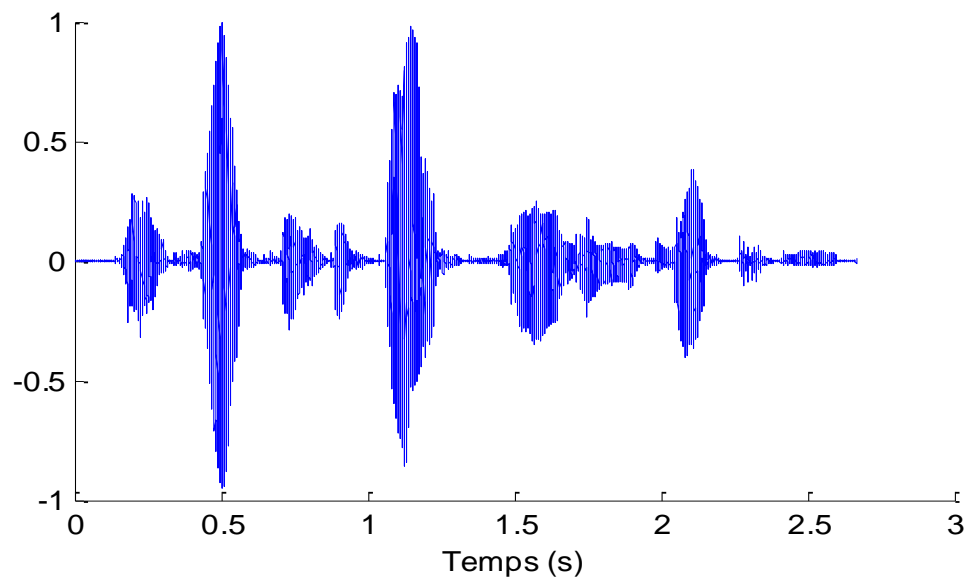
(f) Signal observé 2

Fig 3.9 Représentation des signaux mélangés



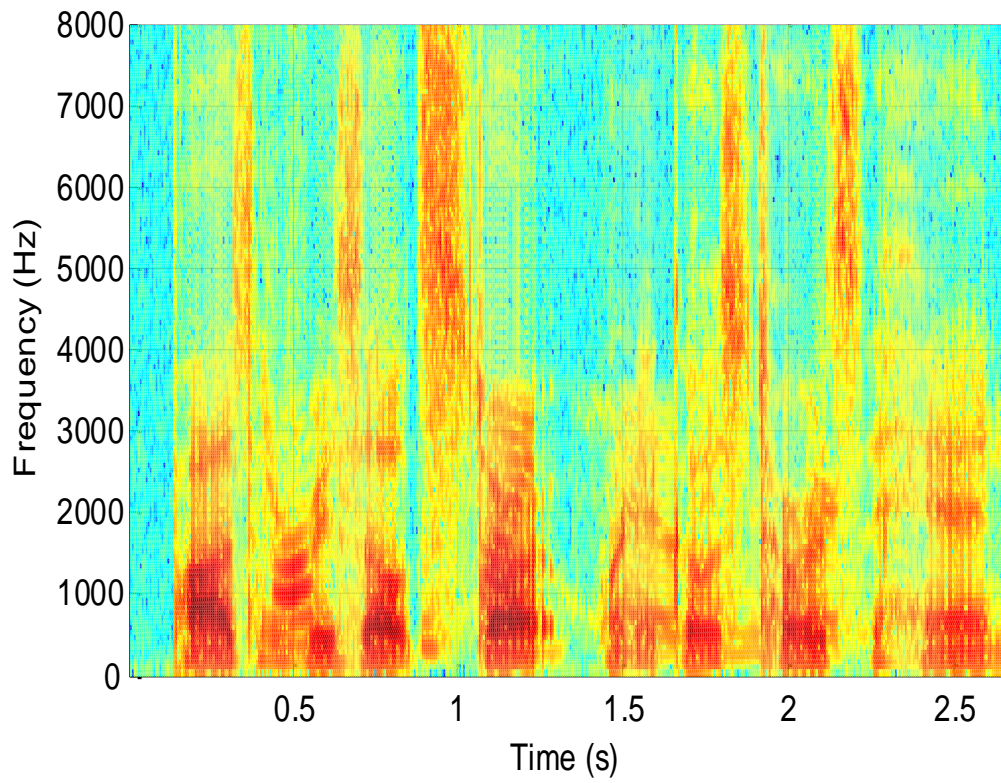
(a) Source estimée 1

Sources estimées et leurs spectrogrammes.

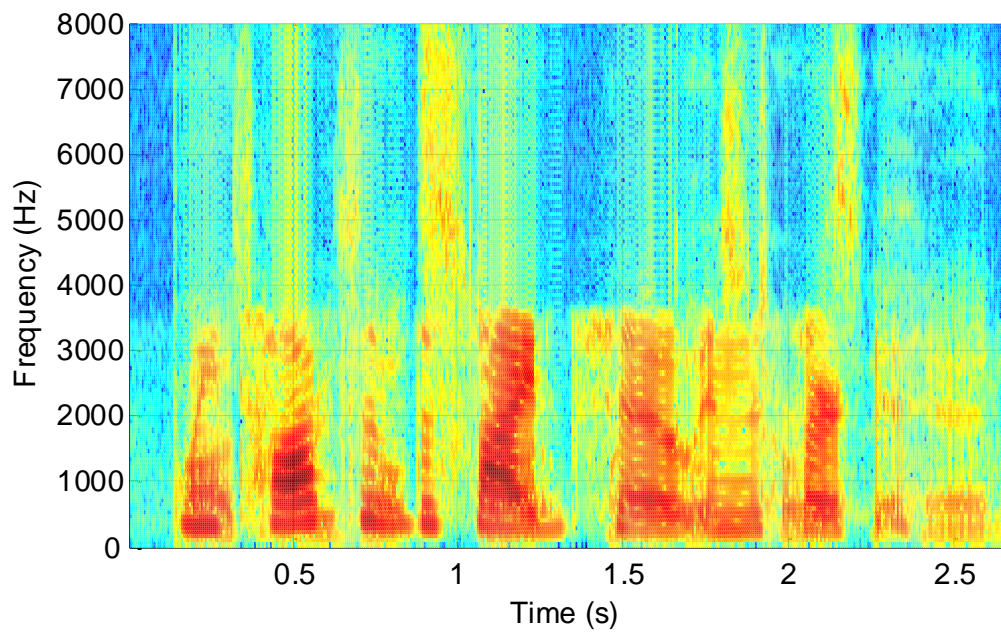


(b) Sources estimée 2

Fig 3.10 Représentation des sources estimées



(c) Spectrogramme de la source estimée 1



(d) Spectrogramme de la source estimée 2

Fig 3.11 Représentation des Spectrogrammes des sources estimées

Le tableau 2 : Résume les performance de la méthode de résolution de problème de la séparation aveugle basé sur FSOBI en comparaison avec celle basé sur l'ACI en termes de qualité de signal Tableau

	SAR	SIR	SDR
FSOBI (dB)	13.7	30	15.5
ICA (dB)	9.5	20.2	11.0

les résultats du tableau (tableau 2) nous montre que les résultats obtenus dans les critères SAR , SDR par l' algorithmme SOBI performances que l'algorithmme ICA mais pour le SIR plus performance que ICA

3. Conclusion

Dans ce chapitre, deux méthodes de séparation aveugle d'un mélange instantanée et convolitif ont été proposée pour le SAS la première méthode est SOBI et nous avons comparé les performances de notre algorithmme avec une autre algorithmme (ICA) pour le mélange convolitif nous avons également comparé les performances de la méthode F-SOBI avec F-ICA

Conclusion générale

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à la résolution de problème de la séparation aveugle de sources.

La résolution de problème de la SAS peut être basée sur plusieurs critères à savoir l'information mutuelle, kurtosis, statistique d'ordre 2 ou d'ordre supérieur.

Le problème de la SAS possède plusieurs degrés de difficulté selon le Domain de résolution au selon le type de mélange.

Tout d'abord nous avons présenté un état de l'art de la séparation aveugle des sources, nous avons défini les types des mélanges, les hypothèses et l'ambiguïté de la méthode

Ensuite, nous avons consacré un chapitre pour la méthode de résolution de SAS basé sur la statistique d'ordre 2. Nous avons présenté son principe et l'extension dans le domaine fréquentiel.

Dans ce travail, nous avons introduit la méthode de SOBI comme alternative pour séparer les mélanges de signaux de parole, au début, nous nous sommes intéressés à la séparation de mélange instantanée. Les mélanges sont construits à partir des bases de données disponibles en ligne. Les résultats de séparation ont été comparés à ceux obtenus par la méthode classique ACI en termes de qualité de signal.

Concernant le mélange convolutif, la méthode SOBI présente des limitations. Une extension de SOBI est introduite appelée FSOBI. Le mélange convolutif est construit dans une chambre virtuelle avec un effet miroir sans prendre en considération la réverbération. Les résultats de séparation ont été comparés à ceux obtenus par la méthode classique FACI

Les résultats de simulation en montré que les méthodes SOBI et FSOBI permettent d'avoir des sources estimé fortement semblable aux sources originales. Consternant la qualité de signal estimé, les résultats montre que SOBI et FSOBI permet d'avoir une estimation plus précise des sources en terme de SIR, SAR et SDR

Références bibliographiques

- [1] D. Farina, C. Févotte, C. Doncarli, R. Merletti, Blind separation of linear instantaneous mixtures of nonstationary surface myoelectric signals. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51(9), 1555-1567, 2004.
- [2] S. Cruces-Alvarez, A. Cichocki, L. Castedo-Ribas, An iterative inversion approach to blind source separation. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* 11(6), 1423-1437, 2000.
- [3] K. Kokkinakis, V. Zarzoso, A-K. Nandi, Blind separation of acoustic mixtures based on linear production analysis. *In proceeding of the 4th ICA2003 (2003)*, pp. 343-348.
- [4] A. Westner and V. M. Bove. Applying blind source separation and deconvolution to real-world acoustic environments. *Proceeding 106th of Audio Engineering Society*, 1999.
- [5] N. Mitianoudis and M. Davies. Audio source separation of convolutive mixtures. *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, xx :y. 2002.
- [6] A. Mansour. Blind separation for instantaneous mixture of speech signals: Algorithms and performances. *IEEE Conf.*, pages 26-32, 2000.
- [7] V. Capdevielle, Ch. Servière, and J.-L. Lacoume. Blind separation of wide-band sources: application to rotating machine signals. *Proceedings of EUSIPCO*, 3:20852088, 1996.
- [8] P. Fabry. Techniques de séparation de sources appliquées à des signaux vibratoires de machines tournantes. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2001.
- [9] G. Gelle, M. Colas, and C. Servière. Blind source separation : A tool for rotating machine monitoring by vibration analysis. *Journal of Sound and Vibration*, 248(5) :865-885, 2001.

- [10] J. M. F. Xavier, V. A. N. Barroso, and J. M. F. Moura. Closed-form blind channel identification and source separation in SDMA systems through correlative coding. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 16 :1506-1517, 1998.
- [11] P. Gao, E.-C. Chang, and L. Wyse. Blind separation of fetal ECG from single mixture using SVD and ICA. *IEEE Proceedings*, 3 :1418-1422, 2003.
- [12] Y. Deville. Panorama des applications biomédicales des méthodes de séparation aveugle de sources. *Proceedings of GRETSI 2003*, 1 :31-34, Paris, France. Sept. 8-11, 2003.
- [13] W. Bobillet, E. Grivel, R. Guidorzi, and M. Najim. Cancelling convolutive and additive coloured noises for speech enhancement. In *Proceedings of ICASSP 2004*, Montreal, Canada, May 17-21, 2004.
- [14] D. Nuzillard and A. Bijaoui. Blind source separation and analysis of multispectral astronomical images. *Astronomy & Astrophysics Supplement Series*, Ser. 147:129138, 2000.
- [15] P. Smith, E. Fotheringham, D. Anderson, and Z. Popvic. Smart antennas with optical processing for broadband blind source separation. *IEEE Topical Conference on Wireless Communication Technology and NSF Wireless Grantees Workshop*, 2003.
- [16] L. Tong, R. W. Liu, V. C. Soon, Y. F. Huang, "Indeterminacy and identifiability of blind identification", *IEEE Trans. on Circuit and Systems*, 499-509, 1991.
- [17] I. Bradaric, A. P. Petropulu, and K. I. Diamantaras, "On resolving the column permutation ambiguity in the estimates of MIMO system response", *Conference on Information Sciences and Systems*, 2000.
- [18] Y. Deville. *Actes de l'école de printemps : De la séparation de sources à l'analyse en composantes indépendantes. Méthodes algorithmes et applications.* Ch. Jutten, A. Guérin-Dugué, éditeurs, Villard-de-Lans (Isère), 2(2001).
- [19] J-F.Cardoso. Blind signal separation: statistical principle, *proceeding of the IEEE* (1998), pp. 2009-2025.

- [20] A. Mansour. Blind separation of sources : Methodes, assumptions and applications. IEICE TRANS., E83 :1498_1512, 2000.
- [21] A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja. Independent Component Analysis. Wiley- Inter science, New York, 2001.
- [22] A. Belouchrani. Séparation autodidacte de sources : Algorithmes, Performances et Applications à des signaux expérimentaux. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1995.
- [23] I. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, Springer Series, 2002.
- [24] G. Darmois, "Analyse générale des liaisons de probabilités," *In Proceedings Int. Stat. Conferences 1947, III A*, p. 231, Washington (D.C.), USA, 1951.
- [25] P. Comon, "Independent Component Analysis, a new concept" *Signal Processing*, 36(3), pp. 287-314, 1994. Special issue on Higher-Order Statistics.
- [26] G. Darmois, "Analyse générale des liaisons stochastiques," *Revue de l'Institut International de Statistique*, 21(1-2), pp. 2-8, 1953.
- [27] A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J.-F. Cardoso, and E. Moulines, "A Blind Source Separation Technique Using Second-Order Statistics," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, no. 2, pp. 434–444, 1997.
- [28] L. Féty. Méthodes de traitement d'antenne adaptées aux radiocommunications. *Thèse de Docteur-Ingénieur, ENST, Paris*, juin 1988.
- [29] A. Belouchrani et K. Abed-Meraim. Séparation aveugle au second ordre de sources temporellement corrélées. In *14ème colloque GRETSI*, pages 309–312, Juan-les-Pins, France, septembre 1993.
- [30] A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J.-F. Cardoso and E. Moulines. A blind source separation technique using second-order statistics. *IEEE, Trans. on Signal Processing*, 45(2):434–444, February 1997.
- [31] Smaragdakis, P.: Blind separation of convolved mixtures in the frequency domain. *Neurocomputing* 10(2), 251–276 (1998).
- [32] Sawada, H., Mukai, R., Araki, S., Makino, S.: A Robust and Precise Method for Solving the Permutation Problem of Frequency-Domain Blind Source Separation. In: *Proc. ICA 2003*, pp. 505–510 (April 2003).

- [33] Mitianoudis, N., Davies, M.: Audio source separation of convolutive mixtures. *Trans. Audio and Speech Processing* 11(5), 489–497 (2003).
- [34] D. Nuzillard. Adaptation de SOBI à des données fréquentielles, GRETSI '99, pp. 745-748, Vannes,1999.
- [35] D. Nuzillard, A. Bijaoui, Blind Source Separation and Analysis of multispectral Astronomical Images, *Astronomy & Astrophysic, Sup. Series*, vol. 147, pp. 129-138.2000.
- [36] E. Vincent, R. Gribonval, and C. Févotte, “Performance measurement in blind audio source separation,” *IEEE Trans. Speech and Audio Proc.*, 2005, to appear.

Résumé

La séparation aveugle de sources (SAS) a pour objectif d'estimer un ensemble de signaux appelés sources à partir d'observations sans connaissance a priori de ces sources. Le problème de la séparation aveugle des sources (SAS) revient à la recherche de composant indépendant dans un mélange linéaire. La déconvolution aveugle a pour objectif d'estimer le signal source à partir de signal observé. Dans ce travail, nous avons présenté le principe des méthodes les plus courantes appliquées à la séparation des sources. Les méthodes proposée et testée sur aveugle des sources et comparé la méthode proposée dans la littérature. Les méthodes de résolution du problème de la séparation aveugle de source sont basées sur plusieurs concepts, la méthode SOBI basé sur les statistiques d'ordre 2 est introduite. SOBI est utilisé comme alternative pour résoudre le problème de la séparation aveugle des sources dans le domaine temporel. Les résultats de résolution de problème de la SAS basé sur SOBI pour le domaine temporel et F-SOBI pour le domaine fréquentiel sont comparées résultats de résolution obtenue par la méthode de la séparation basée sur l'ACI.