

1-1 introduction :

La grande majorité des technologies modernes, dans la plupart des disciplines, utilisent des capteurs pour mesurer des grandeurs utiles pour l'étude ou le contrôle d'un phénomène physique. Les microphones par exemple captent les ondes sonores se propageant dans l'air, les antennes radio mesurent l'évolution d'un champ électromagnétique, les détecteurs photosensibles numérisent l'image obtenue par un système optique, enfin les électrodes placées sur le crâne d'un patient permettent d'enregistrer le champ électrique associé à son activité cérébrale. En pratique, malheureusement, les signaux obtenus grâce à ces capteurs sont souvent des mélanges de plusieurs contributions issues de signaux originels appelés sources. Dans le cas le plus général, ces contributions sont des signaux obtenus par filtrage non-linéaire des sources physiques. Dans d'autres cas plus simples, elles peuvent être des versions pondérées et/ou décalées temporellement des sources.

Dans un grand nombre de situations, le signal reçu sur un ensemble de capteurs est la somme de plusieurs contributions appelées "signaux sources". En général, il est réaliste d'estimer que les sources émettent des signaux stochastiques indépendants. Pour étudier les effets de chaque source sur tous les signaux, il est nécessaire de séparer les sources par une procédure de filtrage. Pour réaliser cette séparation, une identification partielle des sources (en général pas totale) doit être faite. D'importants travaux ont été faits sur ce sujet en utilisant les propriétés des statistiques du deuxième ordre des signaux qui sont représentés dans la matrice inter spectrale. Plusieurs méthodes utilisant les statistiques du second ordre du signal ont été développées pour identifier et détecter le nombre de sources. En général, cette identification n'est pas réalisable et d'autres hypothèses doivent être ajoutées. En réalité, seule la sortie du capteur est observée, on ne connaît ni les signaux primitifs ni le mélange. On parle, pour ces raisons, de séparation aveugle de sources : il s'agit de restituer simultanément, à partir des observations, tous les signaux primitifs (sources) sans connaissance a priori, ni sur les signaux ni sur les mélanges. La seule hypothèse est l'indépendance statistique des sources. La solution proposée initialement par Hérault et Jutten [1], dans l'hypothèse d'un mélange linéaire instantané de sources indépendantes a suscité de nombreuses autres méthodes. Ces méthodes sont parfois très différentes au niveau des hypothèses et des principes de séparation des signaux. Depuis plusieurs années, des méthodes efficaces existent pour la séparation des mélanges linéaires instantanés de sources [2], [3].

1-2 État de l'art et recherches dans le domaine de la séparation des sources :

La séparation aveugle de sources a été formalisée pour la première fois par des chercheurs français en traitement de signal au milieu des années 80 [1], [4], [5]. Depuis lors, beaucoup de chercheurs dans le monde entier se sont intéressés à ce problème vu la diversité de ses domaines d'application. Les recherches dans ce domaine ont été initiées en 1985 par C. Jutten et J. Héroult [4]. Ces derniers ont développé, à partir d'un problème de décodage du mouvement en neurobiologie, un algorithme de séparation à base d'un réseau neuromimétique. Cet algorithme cherche à résoudre le problème du mélange instantané sans bruit avec une matrice de mélange carrée et des signaux à valeurs réelles.

En 1988 J. L. Lacoume et P. Ruiz [5][6] ont proposé un algorithme minimisant une fonction objective basée sur les cumulants croisés des sorties d'un filtre inverse, qui sont les outils naturels de mesure d'indépendance.

En 1989, J. F. Cardoso et Souloumiac proposent de considérer les propriétés algébriques

des cumulants d'ordre quatre en utilisant l'information d'ordre deux pour rendre unitaire la matrice de mélange puis de l'identifier par des techniques de diagonalisation [7]. En revanche, ils montrent que les cumulants d'ordre quatre sont suffisants pour permettre, à eux seuls, d'estimer la matrice de mélange.

P. Comon en 1990, élargit la théorie de l'analyse en composantes principales (en anglais : PCA, Principal Components Analysis) à l'analyse en composantes indépendantes (en anglais : ICA, Independent Components Analysis) et introduit la notion de fonction de contraste. L'auteur propose comme contraste à maximiser la somme des cumulants d'ordre quatre.

B. Laheld et J. F. Cardoso [8] ont développé en 1993 une famille d'algorithmes adaptatifs basés sur la notion de gradient matriciel relatif. En 1993, survient la méthode JADE (Joint approximate Diagonalization of Eigen-matrices), au travers de laquelle Cardoso et Souloumiac [7] présentent une solution algébrique à la maximisation de leur contraste basé sur les cumulants d'ordre 4.

En 2001, Comon trouve une solution analytique, nommée COM1 (CONtrast Maximization 1), à la maximisation du contraste défini, au signe près, comme la somme des kurtosis des sources estimées. Ce contraste a été initialement présenté par Moreau et al. dans [9], [10], [11]. En outre, Moreau [10], montre que ce critère est un contraste à la condition que les kurtosis des sources soient de même signe.

Un certain nombre d'auteurs parmi eux K. Kokkinakis en 2006 [12], ont utilisé des critères en combinant le domaine temporel et domaine fréquentiel avec la mise en œuvre de la rapidité des calculs. Un des moyens les plus efficaces de la séparation aveugle de sources dans le cas des mélanges convolutifs. utilise les relations statistiques de la densité de puissance du signal, au lieu de résoudre la séparation de sources dans chaque bande de fréquence pour le cas du mélange instantané. Kim (2006) [13] propose une version d'algorithme multidimensionnel pour l'estimation de la densité (2007) [14] et en exploitant les dépendances en fréquence d'ordre supérieur.

1-3 Application au traitement de la parole :

L'application est en général de type convolutif car nous avons le problème d'échos ou de déplacement des personnes qui parlent. Les capteurs sont des microphones et si(t) avec

$i = [1, 2, 3, \dots, N]$ représente le signal de parole (la parole étant de nature non-stationnaire)

Le travail proposé concerne le problème de la séparation de mélanges

convolutifs des sources audio dans une situation réelle. Les auteurs adaptent le principe de l'analyse en composantes indépendantes (ICA) dans le domaine fréquentiel.

En traitement de la parole, un algorithme en ligne appartenant à la classe des approches fréquentielles, proposé dans [15] permet de séparer des sources enregistrées dans un environnement réel. Il s'agit de la situation où des personnes parlent simultanément et en se déplaçant dans une salle.

La séparation de sources peut être également appliquée au rehaussement de la parole [16]. La solution au problème de la séparation de sources est fortement liée aux modèles du mélange des sources qui représentent les interactions entre les sources et les signaux reçus à la sortie des capteurs. Les premières solutions de séparation ont été proposées sous l'hypothèse d'un mélange instantané linéaire.

1-4 Ambiguïté de séparation :

Séparer aveuglement les sources contenues dans leurs mélanges est entaché d'ambiguïté. En effet, la séparation peut être obtenue avec une infinité de solutions [17], [18]. Pour chaque cas, instantané ou convolutif, le comportement de l'ambiguïté a une incidence sur la reconstruction des sources.

1-4-1 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 (d'indice 1

et 2) dans la matrice de mélange et en utilisant la propriété de commutativité de l'opération de multiplication et de l'opération d'addition, nous pouvons écrire :

$$\mathbf{x} = \sum_{j=1}^p \mathbf{s}_j \mathbf{a}_j = \mathbf{s}_1 \mathbf{a}_1 \div \mathbf{s}_2 \mathbf{a}_2 \div \dots \dots \div \mathbf{s}_p \mathbf{a}_p = \mathbf{s}_2 \mathbf{a}_2 \div \mathbf{s}_1 \mathbf{a}_1 \div \dots \dots \div \mathbf{s}_p \mathbf{a}_p \quad (1.1)$$

On constate, par rapport au mélange initial et par rapport au vecteur initial représentant les sources, qu'il y a eu un changement d'ordre entre les sources d'indice 1 et 2, tout en conservant le même vecteur des mélanges. Ce qui entraîne une permutation de la première ligne avec la deuxième dans la matrice de mélange. Cette permutation est modélisée par une matrice de permutation P qui contient seulement un élément égal à « un » par ligne et par colonne. Nous pouvons conclure que la permutation ne change pas les mélanges, mais implique que l'ordre des sources est indéterminé.

1-4-2 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 :

$$\mathbf{s}_1 \mathbf{a}_1 \div \mathbf{s}_2 \mathbf{a}_2 \div \dots \dots \div \mathbf{s}_p \mathbf{a}_p = \left(\frac{1}{\alpha_1} \mathbf{s}_1 \right) (\alpha_1 \mathbf{a}_1) \div \left(\frac{1}{\alpha_2} \mathbf{s}_2 \right) (\alpha_2 \mathbf{a}_2) \div \dots \div \left(\frac{1}{\alpha_p} \mathbf{s}_p \right) (\alpha_p \mathbf{a}_p) \quad (1.2)$$

1-4-3 Ambiguïté complète :

Dans le cas où les ambiguïtés s'associent, 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). Nous pouvons alors conclure que les sources seront estimées à une possible permutation près et/ou un possible facteur d'échelle près. 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.

1-5 Conclusion :

Le concept de la séparation aveugle de source a été introduit au milieu des années 1980. Son essor n'a pas cessé de grandir compte tenu de son caractère transversal dans le domaine du traitement de l'information. Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principaux fondements permettant la mise au point d'approches traitant du problème de la séparation aveugle de sources. Des méthodes spécifiques ont été détaillées et des

applications dans le contexte du traitement des signaux de parole exploitant la problématique de séparation aveugle de sources ont été présentées.

Nous retiendrons que la solution fournie par les méthodes de séparation aveugle n'est pas unique mais les sources séparées sont estimées à une permutation et à un facteur d'échelle dans les cas de mélanges instantanés ou à un filtrage près dans le cas de mélanges convolutifs.