
Une solution analytique pour l'identification aveugle au second ordre d'un système à deux entrées et deux sorties

Implémentation adaptative

Abdelfettah Meziane Bentahar Meziane¹,
Abdeldjalil Aissa-El-Bey², Thierry Chonavel², Adel Belouchrani¹

1. LDCCP Lab, École nationale polytechnique, Alger, Algérie

abdelfettah.meziane@enp.edu.dz, adel.belouchrani@enp.edu.dz

2. IMT Atlantique, UMR CNRS 6285 Lab-STICC, Université Bretagne Loire,
F-29238 Brest, France

abdeldjalil.aissaelbey@imt-atlantique.fr, thierry.chonavel@imt-atlantique.fr

RÉSUMÉ. Cet article propose un algorithme adaptatif spécifique pour l'identification aveugle d'un système à deux entrées et deux sorties. À partir d'une solution analytique de l'identification aveugle du système exploitant les propriétés de cohérence temporelle des sources, nous présentons une mise en œuvre adaptative simplifiée de l'algorithme ASOBI (Analytical Second Order Blind Identification) pour le calcul d'un séparateur à faible complexité. Deux versions adaptatives sont proposées. Des simulations numériques sont présentées pour l'évaluation des performances des algorithmes proposés.

ABSTRACT. This paper proposes a specific adaptive algorithm for the blind identification of a two input two output system. Starting from a closed form solution of the blind identification of the system exploiting the temporal coherence properties of the input sources, we present a simplified adaptive implementation of the ASOBI algorithm (Analytical Second Order Blind Identification) to compute a zero forcing second order blind separator with low complexity. Two adaptive versions are provided. Numerical experiments are presented to assess the performance of the proposed algorithms.

MOTS CLÉS : séparation aveugle de sources, algorithme adaptatif, matrice de covariance, statistiques d'ordre deux, solution analytique.

KEYWORDS: blind source separation, adaptive algorithm, covariance matrix, second order statistics, analytical solution.

DOI: 10.3166/ts.2017.00004 © 2016 Lavoisier

1. Introduction

La séparation aveugle de sources (SAS) consiste à récupérer un ensemble de signaux sources dont seulement des mélanges instantanés linéaires sont observés. Cette séparation devient possible grâce à des diversités existantes entre les signaux sources. Ici, on suppose la diversité spectrale, stipulant que les signaux sources ont des spectres distincts susceptibles de se chevaucher. La SAS est un problème omniprésent dans de nombreuses applications, tels que la réduction du bruit, le traitement radar et le sonar, l'amélioration de la qualité de la parole (Aïssa-El-Bey *et al.*, 2007), le traitement du signal biomédical (Comon et Jutten, 2010 ; Kachenoura *et al.*, 2007) et les communications sans fil (Hyvarinen *et al.*, 2001). Ce problème a été largement traité dans la littérature et de nombreuses solutions efficaces ont été proposées (Belouchrani, 1995). La SAS des mélanges linéaires instantanés a intéressé un grand nombre de chercheurs en raison de ses nombreuses applications (Aïssa-El-Bey, 2007) et de sa souplesse mathématique qui mène à plusieurs solutions simples (Hyvarinen *et al.*, 2001). La séparation de sources est effectuée en exploitant des informations portant principalement sur les statistiques des signaux (Cardoso, 2001). Lorsque les signaux sources sont temporellement cohérents, il est possible de résoudre le problème en n'exploitant que les statistiques d'ordre deux, mais si les signaux sources sont par contre temporellement blancs ou présentent des densités spectrales normalisées identiques, toute résolution du problème nécessite l'utilisation des statistiques d'ordre supérieur à deux. Lorsque les distributions des sources sont connues, une solution au sens du maximum de vraisemblance devient possible. Signalons que dans le cas de signaux sources stationnaires, temporellement blancs et gaussiens, le problème de la SAS n'admet pas de solution. Toutefois, les méthodes de séparation de sources tolèrent au plus une seule source gaussienne (Belouchrani, 1995). Le choix des méthodes est donc fondé sur les statistiques d'ordre deux et motivé par la capacité de séparer des sources gaussiennes, la prise en compte de la corrélation temporelle et la réduction de la complexité arithmétique (Mansour, 1997). Pour des spécifications particulières, il est possible de concevoir un algorithme SAS spécifique. Lorsque le nombre de capteurs et de sources est spécifié (Linh-Trung *et al.*, 2005), des solutions analytiques deviennent possibles. Ceci est valable pour un canal à deux entrées et deux sorties (Deschamps et Sutler, 2005 ; Bashagha, 2001). En outre, il est bien connu que les divisions et les racines carrées sont plus complexes à implémenter que les multiplications et nécessitent plus de ressources lors de leurs implémentations VLSI. Une telle solution analytique a été proposée dans Belouchrani *et al.* (2006) et implémentée sur un circuit FPGA dans Fermas *et al.* (2012). Dans le cas d'environnements variants dans le temps (Kacha *et al.*, 2006), il est important de fournir une solution adaptative au problème de SAS (Robert *et al.*, 2011) avec un minimum de divisions et de racines carrées (Jutten et Herault, 1991). À partir des expressions analytiques développées dans Belouchrani *et al.* (2006), cet article propose une solution adaptative pour l'identification aveugle d'un système à deux entrées et deux sorties ainsi qu'un séparateur *zero forcing* (annulateur d'interférences) en exploitant la cohérence temporelle des signaux sources. Deux versions adaptatives sont alors proposées : la première version met à jour les coefficients du séparateur tous les M nouveaux échantillons (M étant la taille du bloc),

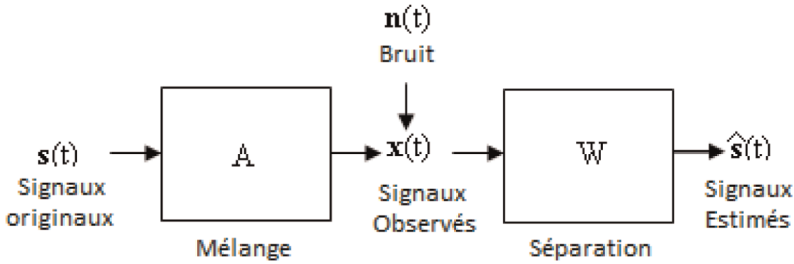


Figure 1. Structure générale

alors que dans la seconde version, la mise à jour est réalisée à chaque nouvel échantillon en le groupant avec les derniers $(M - 1)$ échantillons.

Cet article est organisé comme suit : dans la section 2, la formulation du problème avec les indéterminations inhérentes au traitement aveugle sont fournies. La section 3 présente la solution analytique au problème considéré. La section 4 décrit les deux versions adaptatives pour la mise en oeuvre de la solution proposée. La section 5 présente les résultats des simulations numériques. Enfin, la conclusion est donnée à la section 6.

2. Formulation du problème

2.1. Le model SAS

Considérons un réseau à deux capteurs recevant des signaux provenant de deux sources à bande étroite. Les sorties du réseau, notées $x_i(t)$, $1 \leq i \leq 2$, forment un vecteur aléatoire $x(t)$ de taille 2×1 . Il est altéré par un bruit blanc additif noté $n(t)$ (figure 1).

Ainsi, le modèle s’écrit comme suit :

$$x(t) = A s(t) + n(t), \tag{1}$$

où $s(t)$ est un vecteur 2×1 , le i^e élément noté $s_i(t)$ correspond au signal émis par la i^e source. La matrice de mélange de taille 2×2 du canal inconnu est donnée par :

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix},$$

et supposée de rang plein. Les signaux sources sont temporellement corrélés et sont des processus mutuellement décorrélés. Le but de la séparation de sources est de récupérer les signaux sources à partir de la sortie du vecteur $x(t)$ sans connaissance *a priori* de la matrice du mélange A . L’avantage d’une telle approche « aveugle » est que

la séparation de sources est essentiellement non affectée par les erreurs du modèle de propagation ou par les erreurs dues à une mauvaise calibration des antennes. Les solutions de séparation de sources basées sur les statistiques du second ordre supposent des signaux sources mutuellement décorrélés mais temporellement corrélés. En outre, nous supposons que le bruit $\mathbf{n}(t)$ indépendant des signaux sources et temporellement blanc avec une matrice de covariance $\mathbb{E}[\mathbf{n}(t)\mathbf{n}(t)^T] = \sigma^2\mathbf{I}$, où $\mathbb{E}[\]$ désigne l'espérance mathématique et \mathbf{I} la matrice identité de taille 2×2 .

2.2. Indéterminations

On peut observer que la représentation (1) n'est pas unique. Dans le contexte de la SAS, l'identification exacte de la matrice du mélange \mathbf{A} est impossible, comme illustré par la relation suivante :

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) = \sum_{i=1}^2 \frac{\mathbf{a}_i}{\alpha_i} \alpha_i s_i(t) + \mathbf{n}(t), \quad (2)$$

où $\alpha_i \in \mathbb{R}^*$ et \mathbf{a}_i dénote la i^{e} colonne de \mathbf{A} . Par conséquent, l'échange d'un facteur scalaire fixe entre le signal source et la colonne correspondante de \mathbf{A} n'affecte pas les observations. Un avantage peut être tiré de cette indétermination sans perte de généralité, en supposant une variance unité des signaux sources, de sorte que la dynamique de la source est représentée par l'amplitude des colonnes correspondantes de \mathbf{A} . Aussi, l'indice i associé à une source dans l'équation (2) est arbitraire. Par conséquent, l'identification aveugle de \mathbf{A} correspond à la détermination d'une matrice \mathbf{A} à une phase et une permutation près de ses colonnes.

Cependant, ces indéterminations n'entravent pas la séparation de sources. Si la matrice de mélange est estimée à une matrice diagonale et une permutation près, elle permet encore de déterminer les signaux sources à un facteur d'échelle et une permutation près. Dans ce qui suit, nous exploitons ces indéterminations pour développer un algorithme SAS spécifique ne nécessitant aucune opération de division.

3. Identification aveugle au second ordre : une solution analytique

Considérons la version échantillonnée du modèle de formation des données (1) :

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= [x_1(k)x_2(k)]^T = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) + \mathbf{n}(k), \\ \mathbf{s}(k) &= [s_1(k)s_2(k)]^T \end{aligned} \quad (3)$$

et introduisons les corrélations suivantes :

$$R_{ij}(p) = \mathbb{E}[x_i(k)x_j(k-p)], i, j = 1, 2. \quad (4)$$

En prenant en compte les hypothèses de la section 2.1, on obtient les relations suivantes :

$$\bar{R}_{11} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P R_{11}(p) = a_{11}^2 R_1 + a_{12}^2 R_2 \tag{5}$$

$$\bar{R}_{22} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P R_{22}(p) = a_{21}^2 R_1 + a_{22}^2 R_2 \tag{6}$$

$$\bar{R}_{12} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P R_{12}(p) = a_{11}a_{21}R_1 + a_{12}a_{22}R_2 \tag{7}$$

$$R_{11}(0) = E[x_1(k)x_1(k)] = a_{11}^2 + a_{12}^2 + \sigma^2 \tag{8}$$

$$R_{22}(0) = E[x_2(k)x_2(k)] = a_{21}^2 + a_{22}^2 + \sigma^2 \tag{9}$$

$$R_{12}(0) = E[x_1(k)x_2(k)] = a_{11}a_{21} + a_{12}a_{22} \tag{10}$$

où $R_i = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P E[s_i(k)s_i(k-p)]$, $i = 1,2$ et P est le nombre de retards considérés. Dans les équations (8), (9) et (10), nous avons utilisé le fait que les sources sont supposées de variance unité.

La résolution des équations (5) à (10) conduit aux expressions suivantes des éléments de la matrice de mélange (Belouchrani *et al.*, 2006) :

$$a_{11} = \sqrt{\frac{\bar{R}_{11} - (R_{11}(0) - \sigma^2)\beta}{\gamma}} \tag{11}$$

$$a_{22} = \sqrt{\frac{(R_{22}(0) - \sigma^2)\alpha - \bar{R}_{11}}{\gamma}} \tag{12}$$

$$a_{12} = \frac{R_{12}(0)\alpha - \bar{R}_{12}}{\gamma a_{22}} \tag{13}$$

où :

$$a_{21} = \frac{\bar{R}_{12} - R_{12}(0)\beta}{\gamma a_{11}} \tag{14}$$

et :

$$\alpha = \frac{b+d}{c}, \beta = \frac{b-d}{c} \text{ et } \gamma = \frac{2d}{c}$$

$$b = 2\bar{R}_{12}R_{12}(0) - [\bar{R}_{11}(R_{22}(0) - \sigma^2) + (R_{12}(0) - \sigma^2)] \tag{15}$$

$$c = 2R_{12}(0)^2 - [R_{11}(0)^2 - \sigma^2(R_{22}(0) - \sigma^2)] \tag{16}$$

$$d^2 = [\bar{R}_{11}(R_{22}(0) - \sigma^2) - (R_{11}(0) - \sigma^2)\bar{R}_{22}]^2 + 4[\bar{R}_{12}(R_{22}(0) - \sigma^2) - R_{11}(0)\bar{R}_{22}][\bar{R}_{12}(R_{11}(0) - \sigma^2) - R_{12}(0)\bar{R}_{11}]. \tag{17}$$

Pour estimer les coefficients de mélange, une estimation de la variance du bruit σ^2 est nécessaire. Elle peut être obtenue par la décomposition propre de la matrice de covariance des données si un troisième capteur est disponible (Belouchrani *et al.*, 2006). Autrement, σ^2 peut être estimée seulement à l'aide de deux capteurs avant le début de l'enregistrement des données. Il est également possible d'estimer σ^2 en choisissant la valeur qui minimise (au sens des moindres carrées) l'auto-corrélation (à des retards différents) entre les deux sorties de $\mathbf{A}(\sigma^2)^{-1}\mathbf{x}(t)$. Notons qu'en pratique, les matrices de corrélation temporelle des données sont remplacées par leurs moyennes temporelles. Pour poursuivre une non-stationnarité éventuelle, ces matrices de corrélation temporelle sont estimées de façon récursive en utilisant, par exemple, un facteur d'oubli exponentiel.

3.1. Solution simplifiée

En tirant profit des indéterminations inhérentes au problème de la SAS, on peut réduire davantage la complexité de calcul des solutions ci-dessus en supprimant toutes les opérations de division. Ces simplifications devraient aboutir à une forme simple de l'algorithme proposé lors de son implémentation sur des composants matériels par exemple, processeurs de traitement de signal « DSP » (*Digital Signal Processor*) et FPGA (*Field Programmable Gate Array*) (Meziane Bentahar Meziane *et al.*, 2006).

Réécrivons les expressions (11) à (14) des éléments de la matrice de mélange sous la forme suivante :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \frac{\sqrt{\bar{R}_{11} - (R_{11}(0) - \sigma^2)\beta}}{\gamma} & \frac{R_{12}(0)\alpha - \bar{R}_{12}}{\sqrt{\gamma((R_{22}(0) - \sigma^2)\alpha - \bar{R}_{22})}} \\ \frac{\bar{R}_{12} - R_{12}(0)\beta}{\sqrt{\gamma(\bar{R}_{11} - (R_{11}(0) - \sigma^2)\beta)}} & \frac{\sqrt{(R_{22}(0) - \sigma^2)\alpha - \bar{R}_{22}}}{\gamma} \end{pmatrix} \quad (18)$$

Profitant encore des indéterminations ci-dessus, une nouvelle solution pour l'identification aveugle de la matrice de mélange est obtenue en multipliant la matrice \mathbf{A} par la matrice diagonale suivante :

$$\begin{pmatrix} c\sqrt{\gamma(\bar{R}_{11} - (R_{11}(0) - \sigma^2)\beta)} & 0 \\ 0 & -c\sqrt{\gamma((R_{22}(0) - \sigma^2)\alpha - \bar{R}_{22})} \end{pmatrix} \quad (19)$$

Ce qui conduit à la solution :

$$\mathbf{A}_s = (c\bar{R}_{12} - R_{12}(0)d_2c\bar{R}_{12} - R_{12}(0)d_1b\bar{R}_{22} - (R_{22}(0) - \sigma^2)d_2) \quad (20)$$

où $d = b - d$ et $d_2 = b + d$.

Cette solution ne comporte aucune division et réduit, en même temps, le nombre de racines carrées calculées pour l'identification de la matrice de mélange à une seule racine carrée¹.

3.2. Récupération du signal source

À présent, l'objectif est de déterminer les coefficients de la matrice de séparation, notée :

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{pmatrix}. \quad (21)$$

Les signaux sources sont estimés comme étant les éléments de $\mathbf{W}\mathbf{x}(t)$. Plusieurs critères peuvent être optimisés pour estimer les coefficients de la matrice de séparation (Belouchrani, 1995). On peut citer par exemple la maximisation du rapport signal sur interférence (Belouchrani et Amin, 1999). Dans cet article, nous calculons le filtre spatial « annulateur d'interférences » qui maximise le rapport signal sur interférence à la sortie du séparateur. Tenons compte encore une fois des indéterminations inhérentes à la SAS, la solution « annulateur d'interférences » est donnée par :

$$\mathbf{W}\mathbf{A} = \mathbf{P}\mathbf{D}, \quad (22)$$

où \mathbf{P} et \mathbf{D} sont, respectivement, la matrice de permutation et la matrice diagonale. Une solution possible de l'équation (22) est donnée par :

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} a_{22} & a_{12} \\ a_{21} & a_{11} \end{pmatrix}, \quad (23)$$

où les coefficients a_{ij} sont donnés par les éléments de la matrice simplifiée \mathbf{A} comme indiqué dans l'équation (20).

4. Séparation aveugle adaptative au second ordre

Le filtrage adaptatif a atteint un niveau de maturité lui permettant de constituer une partie importante du traitement statistique du signal. Chaque fois qu'il y a un besoin de traiter des signaux provenant d'opérations dans un environnement avec des statistiques variant dans le temps, le filtrage adaptatif offre une solution attractive et prometteuse. Généralement, cette approche permet une amélioration significative des performances par rapport à l'utilisation d'un filtre fixe conçu par des méthodes conventionnelles (Haykin, 1986). Dans cet article, une version adaptative de l'algorithme ASOBI est proposée.

1. Seulement le calcul de d nécessite l'évaluation d'une racine carrée.

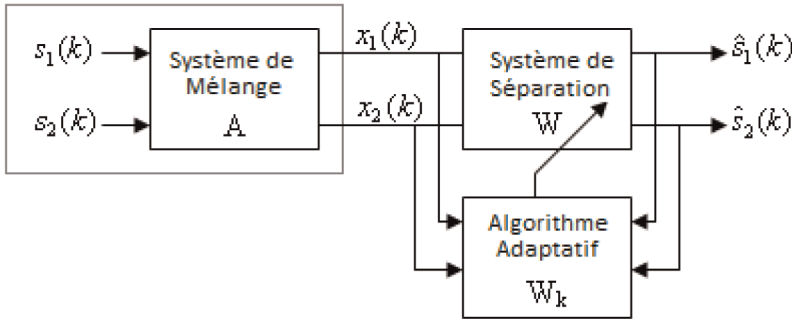


Figure 2. Schéma illustrant l'algorithme ASOBI adaptatif

4.1. L'algorithme ASOBI adaptatif

Dans la version de traitement par bloc de l'algorithme ASOBI, les corrélations (4) sont estimées par :

$$\hat{R}_{ij}(p) = \frac{1}{N} \sum_{k=p}^{N-1} x_i(k)x_j(k-p), i, j = 1, 2. \tag{24}$$

Pour obtenir une version adaptative de l'algorithme ASOBI, les corrélations sont estimées en utilisant un estimateur bloc par bloc (Torrieri et Bakhru, 2006). La figure 2 montre le schéma de l'algorithme proposé. Écrivons les données observées comme suit :

$$x_i = \left(\underbrace{x_i(0), \dots, x_i(M-1)}_{block1} \underbrace{x_i(M), \dots, x_i(2M-1)}_{block2} \dots \underbrace{x_i(N-M), \dots, x_i(N-1)}_{blockl}, i = 1, 2, \right) \tag{25}$$

où M est la taille du bloc et l est le numéro du bloc.

Les corrélations sont estimées de façon adaptative en utilisant l'expression suivante :

$$\hat{R}_{ij}(l+1)(p) = \psi \hat{R}_{ij}(l)(p) + \frac{1-\psi}{M} \sum_{k=lM+1+p}^{M(l+1)} x_i(k)x_j(k-p), i, j = 1, 2, \tag{26}$$

où ψ est un facteur d'oubli avec $0 \leq \psi \leq 1$ (e.g., $\psi = 0,8$).

Une fois les corrélations estimées à partir de l'équation (26), on calcule $\bar{R}_{11}, \bar{R}_{22}, \bar{R}_{12}, \bar{R}_{11}(0), R_{22}(0)$ et $R_{12}(0)$ pour chaque nouveau bloc l de la même manière que celle décrite dans la section 3. Une estimée de la matrice de mélange est alors calculée de manière récursive comme suit :

$$\hat{A}(l+1) = \varphi \hat{A}(l) + (1-\varphi) \hat{A}_s, \tag{27}$$

où $\hat{\mathbf{A}}_s$ est la version estimée de \mathbf{A}_s donnée par l'équation (20) et ϕ est un facteur d'oubli avec $0 \leq \phi \leq 1$ (e.g., $\phi = 0,85$). L'estimée de la matrice de séparation est aussi calculée de manière récursive :

$$\hat{\mathbf{W}}(l+1) = \phi \hat{\mathbf{W}}(l) + (1 - \phi) \hat{\mathbf{W}}_s, \quad (28)$$

où $\hat{\mathbf{W}}_s$ est la version estimée de \mathbf{W} déduite de $\hat{\mathbf{A}}_s$ selon l'équation (23). L'algorithme, appelé ASOBIadap1, est résumé dans Algorithm 1.

Algorithm 1 Résumé de l'algorithme adaptatif ASOBI (ASOBIadap1)

- 1: **Observer** : les vecteurs $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$ pour le bloc l avec une longueur M ;
 - 2: **Estimer** : $\hat{R}_{ij}^{(l)}(p)$, $i, j = 1, 2$ avec $p = 0, \dots, P$ pour l blocs en utilisant l'équation (26);
 - 3: **Calculer** : $\bar{R}_{11}, \bar{R}_{22}, \bar{R}_{12}, R_{11}(0), R_{22}(0), R_{12}(0)$ pour l blocs en utilisant les équations de (5) à (10);
 - 4: **Calculer** : b, c, d en utilisant les équations de (15) à (17), $\hat{\mathbf{A}}_s$ et $\hat{\mathbf{W}}_s$ selon les équations (20) et (23) pour l blocs;
 - 5: **Mettre à jour** : $\hat{\mathbf{W}}(l)$ et $\hat{\mathbf{A}}(l)$ selon les équations (27) et (29);
 - 6: **Retour** : à l'étape 1 pour les nouveaux signaux observés $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$ du bloc suivant.
-

4.2. Traitement adaptatif efficace

Notons que l'algorithme adaptatif présenté ci-dessus ne fonctionne pas aussi bien que l'algorithme ASOBI classique (voir les figures 5 et 6). Pour pallier cette inefficacité, nous proposons d'utiliser une version modifiée de l'estimateur dans l'équation (26). Pour cet objectif, nous utilisons des blocs se chevauchant avec $(M - 1)$ échantillons. Autrement dit, au lieu d'observer M nouveaux échantillons, nous observons uniquement un seul nouvel échantillon et on le groupe avec les derniers $(M - 1)$ échantillons observés pour former notre bloc. Ceci est illustré par l'équation suivante :

$$\hat{R}_{ij}(l+1)(p) = \psi \hat{R}_{ij}^{(l)}(p) + \frac{1 - \psi}{M} \sum_{i=l+1+p}^{l+M} x_i(k)x_j(k-p), i, j = 1, 2. \quad (29)$$

L'algorithme amélioré, dénommé ASOBIadap2, est résumé dans Algorithm 2.

Algorithm 2 Résumé de l'algorithme adaptatif amélioré (ASOBIadap2)

- 1: **Observer** : les vecteurs $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$ pour l blocs avec une longueur M ;
 - 2: **Estimer** : $\hat{R}_{ij}^{(l)}(p)$, $i, j = 1, 2$ avec $p = 0, \dots, P$ pour l blocs en utilisant l'équation (29);
 - 3: **Calculer** : $\bar{R}_{11}, \bar{R}_{22}, \bar{R}_{12}, R_{11}(0), R_{22}(0), R_{12}(0)$ pour l blocs en utilisant les équations de (5) à (10);
 - 4: **Calculer** : b, c, d en utilisant les équations de (15) à (17), $\hat{\mathbf{A}}_s$ et $\hat{\mathbf{W}}_s$ selon les équations (20) et (23) pour l blocs;
 - 5: **Mettre à jour** : $\hat{\mathbf{W}}(l)$ et $\hat{\mathbf{A}}(l)$ selon les équations (27) et (29);
 - 6: **Retour** : à l'étape 1 pour les nouveaux signaux observés $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$ du bloc suivant.
-

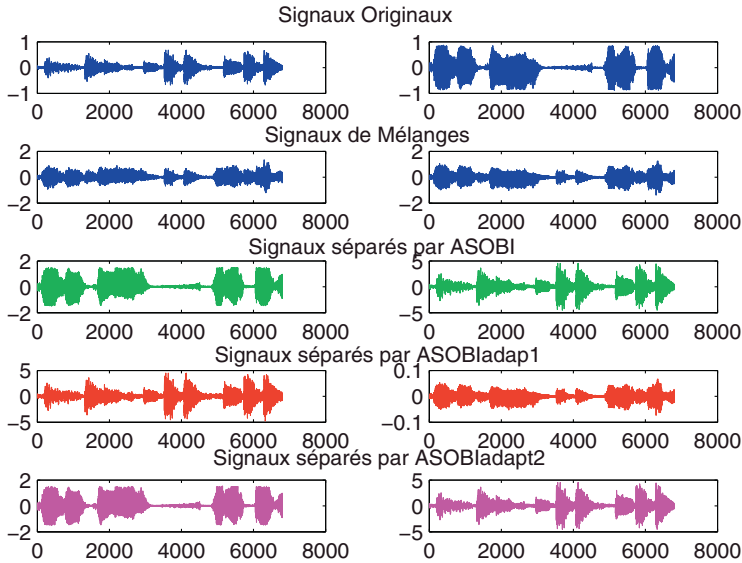


Figure 3. Résultat de la simulation : signaux de parole ; ligne 1 : signaux originaux ; ligne 2 : signaux mélangés ; ligne 3 : signaux séparés par l’algorithme Asobi ; ligne 4 : signaux séparés par l’algorithme ASOBIadapt1 ; ligne 5 : signaux séparés par l’algorithme ASOBIadapt2

5. Résultats de simulation

Tout d’abord, une analyse des solutions proposées est présentée : deux signaux de parole échantillonnés à une fréquence de 8 kHz sont mélangés par une matrice aléatoire A . Les tracés des deux signaux de parole et leurs mélanges sont représentés sur la figure 3. L’algorithme ASOBI (Belouchrani *et al.*, 2006) est utilisé pour la comparaison. La figure 4 présente la même analyse mais pour le mélange d’un signal EEG et un signal ECG. Il est clair que les solutions adaptatives proposées fonctionnent bien dans ce cas et donnent des résultats similaires à l’algorithme ASOBI.

5.1. Critère de performance

Après l’identification de la matrice de mélange, les signaux sources estimés sont donnés par :

$$\hat{s}(t) = \hat{W}_x(t)\hat{W}_A s(t) + \hat{W}_n(t) \tag{30}$$

où \hat{W} est une estimée de la matrice du filtre spatial. La matrice \hat{P} définie par : $\hat{P} = \hat{W}\hat{A}$ doit être proche d’une certaine matrice de permutation multipliée par une matrice diagonale (permutation et indéterminations d’échelle). Le p^e signal source estimé est donné par :

$$\hat{s}_p(t) = \sum_{q=1}^2 \hat{P}_{pq} s_q(t) \tag{31}$$

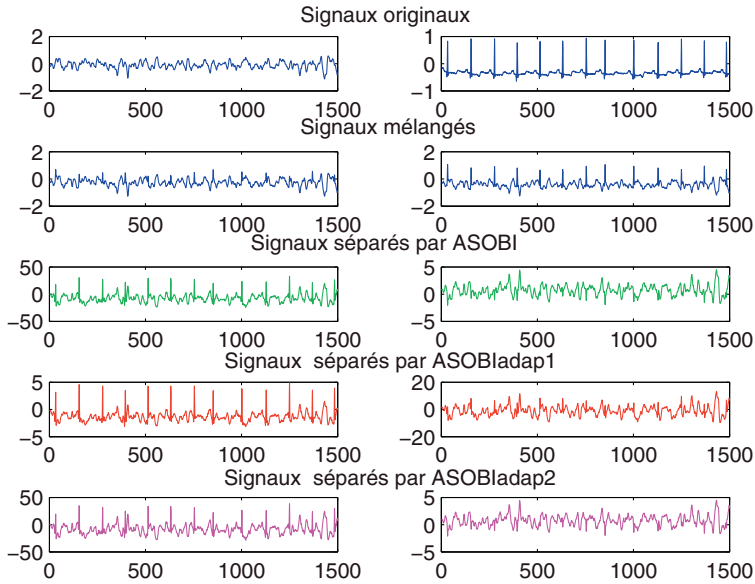


Figure 4. Résultat de la simulation : signaux EEG et ECG ; ligne 1 : signaux originaux ; ligne 2 : signaux mélangés ; ligne 3 : signaux séparés par l'algorithme Asobi ; ligne 4 : signaux séparés par l'algorithme ASOBIadap1 ; ligne 5 : signaux séparés par l'algorithme ASOBIadap2

et contient le q° signal source avec le niveau suivant :

$$\frac{\|\hat{P}_{pq}^2\|}{\|\hat{P}_{pp}^2\|}. \quad (32)$$

Dans ce qui suit, nous présentons quelques simulations pour évaluer les performances de la solution adaptative par le critère du taux de réjection moyen défini par :

$$I_{perf} = \sum_{q,p} \frac{\|\hat{P}_{pq}\|^2}{\|\hat{P}_{pp}\|^2}. \quad (33)$$

5.2. Évaluation des performances

Considérons deux signaux sources mélangés par une matrice aléatoire \mathbf{A} . Le bruit additif est un processus gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance $\sigma^2 \mathbf{I}_N$. Les signaux sources ont une variance unité et chacun est généré par le filtrage d'un processus gaussien blanc à l'aide de deux filtres autorégressifs différents. Le taux de réjection global est moyenné sur 100 réalisations. Dans ces simulations, les solutions proposées supposent que le bruit est absent (c'est-à-dire dans les équations (11) à (14) et (20), σ^2 est mis à zéro) et $P = 8$ est le nombre de retards considéré. La longueur du bloc considérée est de $M = 50$ échantillons. Sur la figure 5, le taux de réjection moyen I_{perf} (pour ASOBI, ASOBIadap1 et ASOBIadap2) est tracé en dB en fonction du rapport signal sur bruit (RSB) en dB pour un nombre d'échantillons de 1 024.

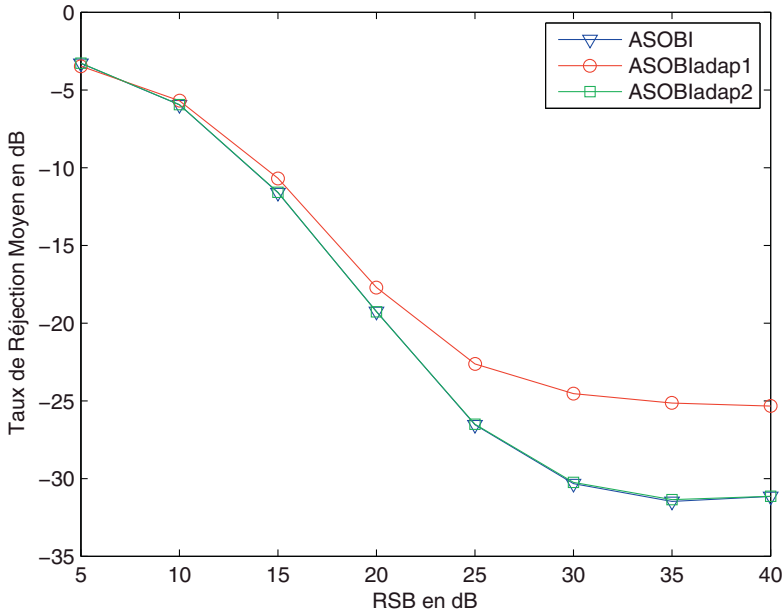


Figure 5. Taux de réjection moyen versus RSB pour $\psi = 0,8$, $\phi = 0,85$

Dans la figure 6, le RSB est maintenu à 20 dB. Les courbes montrent le taux de réjection moyen I_{perf} en dB en fonction du nombre d'échantillons. Les figures 5 et 6 indiquent une amélioration significative des performances pour un nombre suffisamment grand d'échantillons et un RSB élevé pour $\psi = 0,8$ et $\phi = 0,85$. En outre, on peut observer que la solution ASOBI par bloc et sa version adaptative proposée ont des performances similaires. Les trois courbes des figures 5 et 6 ont presque la même forme, mais ASOBIadap2 s'aligne parfaitement avec ASOBI. Lorsque l'on compare la version adaptative ASOBIadap1 par rapport à l'algorithme ASOBI par bloc, on observe une perte de performance d'environ 4 dB pour un $RSB = 20$ dB et $N = 1\,024$ échantillons mais avec une réduction importante du coût de calcul. Ce dernier est réduit par un facteur correspondant à la taille du bloc qui est égal à M .

La figure 7 présente le taux de réjection moyen I_{perf} en fonction du nombre d'échantillons de l'algorithme ASOBIadap1 pour différentes longueurs de blocs M . Nous pouvons clairement observer une amélioration significative des performances pour des longueurs de bloc élevées.

5.3. Complexité numérique

Dans cette section, la complexité numérique des trois algorithmes SAS ci-dessus est donnée. Pour le traitement de N échantillons, cette complexité en termes de multiplications est calculée comme suit :

$$C_{ASOBI} = 3((P + 1)N - P(P + 1)/2) + 21 \quad (34)$$

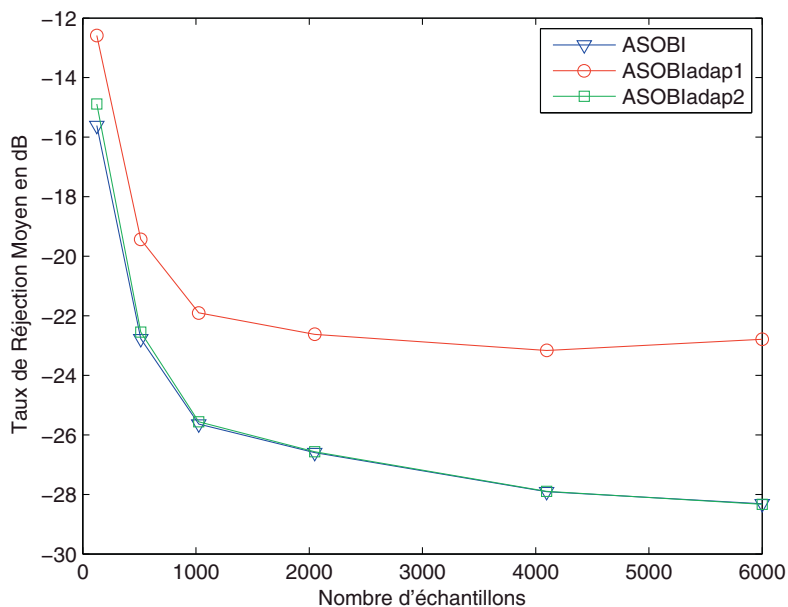


Figure 6. Taux de réjection moyen versus nombre d'échantillons pour $\psi = 0,8$, $\phi = 0,85$

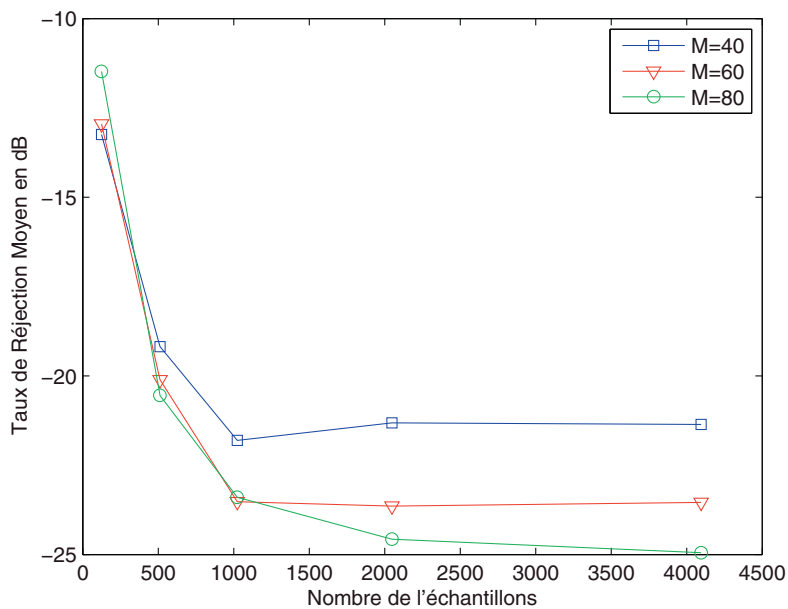


Figure 7. Taux de réjection moyen versus nombre d'échantillons pour plusieurs longueur du bloc (cas de ASOBladap1)

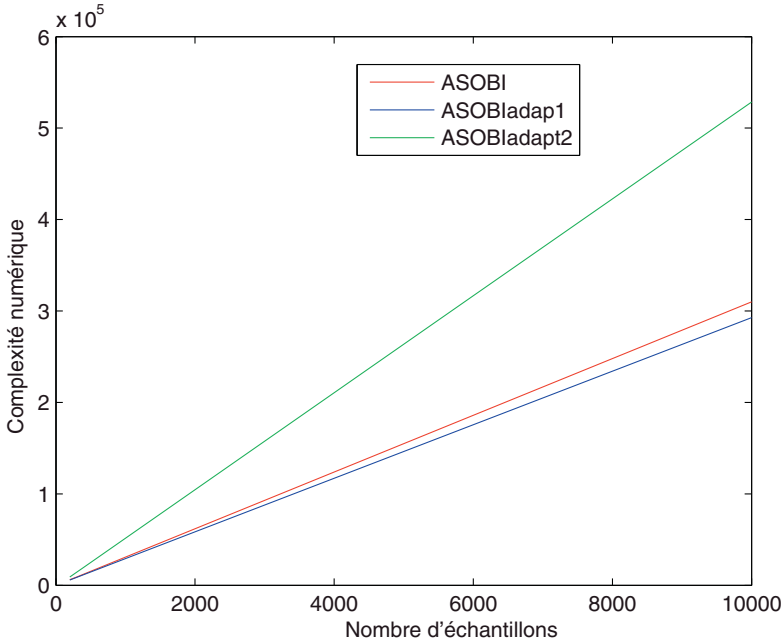


Figure 8. Complexité numérique versus nombre d'échantillons

$$C_{ASOBIadapt1} = \frac{N}{M} [3((P + 1)M - P(P + 1)/2) + 21] \tag{35}$$

$$C_{ASOBIadapt2} = [3(P + 1) + 21](N - M) + ((3(P + 1)M - P(P + 1)/2) + 21) \tag{36}$$

où M : longueur du bloc et P : nombre de retards considérés.

La complexité ci-dessus est donnée pour le traitement d'un nombre total de N échantillons. Dans un processus en ligne où uniquement M échantillons sont traités par itération, les versions adaptatives nécessitent beaucoup moins de ressources en termes de multiplications et espace mémoire que la version par blocs, à savoir $3((P + 1)M - P(P + 1)/2) + 21$ et $3(P + 1) + 21$ pour ASOBIadapt1 et ASOBIadapt2, respectivement.

Ici, nous comparons la complexité de l'algorithme ASOBI avec les deux versions adaptatives de ASOBI (ASOBIadapt1 et ASOBIadapt2). Dans la figure 8, la complexité est calculée en termes du nombre de multiplications en fonction du nombre d'échantillons pour une longueur de bloc de 50 échantillons et $P = 8$. Le nombre d'opérations augmente plus rapidement lors de l'utilisation du ASOBIadapt2, tandis que ASOBIadapt1 a un peu moins de calculs que ASOBI.

Dans la figure 9, la complexité est tracée en fonction de la longueur du bloc, le nombre d'échantillons est fixé à 1 000. Il apparaît que la complexité de ASOBIadapt1 augmente avec la longueur du bloc et se rapproche de celle de ASOBI, tandis que la

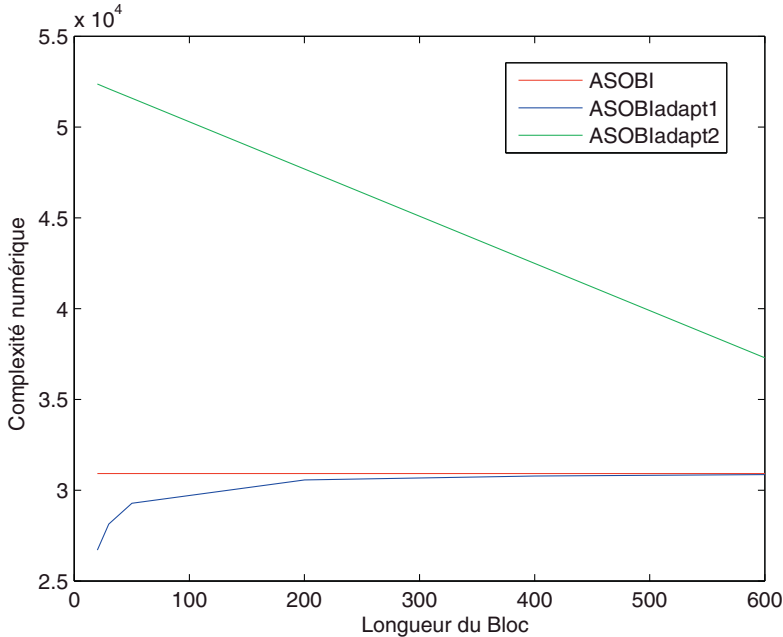


Figure 9. Complexité numérique versus longueur du bloc

complexité de l'ASOBIadapt2 diminue avec la longueur du bloc. Nous observons également que ASOBIadapt2 a besoin de plus de calculs que ASOBIadapt1. Comme ASOBIadapt2 a de meilleures performances que ASOBIadapt1, un compromis doit être fait entre les performances et la complexité numérique.

6. Conclusion

Cet article propose une solution adaptative à faible complexité numérique destinée au problème spécifique de la séparation de deux signaux à partir de deux mélanges instantanés. La solution proposée résout le problème de la séparation aveugle à travers les statistiques du second ordre en supposant que les signaux sources sont temporellement corrélés. Cette solution exploite l'indétermination inhérente au traitement aveugle pour aboutir à des algorithmes sans opérations de division. Ces algorithmes sont intéressants pour l'implémentation sur des processeurs de traitement du signal « DSP » et les FPGA où une division nécessite des ressources importantes. À travers cet article, il est montré que la solution adaptative proposée et sa version par blocs ont des performances similaires avec un ajustement parfait pour l'algorithme ASOBIadapt2. En comparant ces versions adaptatives, l'algorithme ASOBIadapt1 présente une perte de performance par rapport à l'algorithme ASOBIadapt2 mais avec une économie importante du coût de calcul. En termes de complexité numérique, l'algorithme ASOBIadapt2 présente la charge de calcul la plus élevée, tandis que

ASOBIadap1 présente moins de calculs que la version par blocs. Comme ASOBIadap2 présente de meilleures performances que ASOBIadap1, un compromis est nécessaire entre les performances et la complexité numérique.

Bibliographie

- Aïssa-El-Bey A. (2007). *Séparation aveugle de sources audio dans le contexte automobile*. Unpublished doctoral dissertation, École nationale supérieure des télécommunications, Paris, France.
- Aïssa-El-Bey A., Abed-Meraïm K., Grenier Y. (2007). Underdetermined blind audio source separation using modal decomposition. *Eurasip Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, vol. 2007.
- Bashagha A. (2001). Novel radix-2k square root module. *IEE Proceedings on Circuits, Devices and Systems*, vol. 148, n° 4, p. 190-196.
- Belouchrani A. (1995). *Séparation autodidacte de sources : algorithmes, performances et application à des signaux expérimentaux*. Unpublished doctoral dissertation, École nationale supérieure des télécommunications, Paris, France.
- Belouchrani A., Amin M.G. (1999). A two-sensor blind beamformer for direct sequence spread spectrum communications. *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 47, n° 2, p. 2191-2199.
- Belouchrani A., Bourennane E., Abed-Meraïm K. (2006). A closed form solution for the blind separation of two sources from two sensors using second order statistics. In: *Eusipco-2006*, Italy.
- Cardoso J.F. (2001). The three easy routes to independent component analysis; contrasts and geometry. *Proc. Int. Conf. on Independent Component Analysis and Blind Source Separation (ICA01)*, p. 1-6.
- Comon P., Jutten C. (2010). *Handbook of blind source separation, independent component analysis and applications*, Elsevier, Paris.
- Deschamps J.-P., Sutler G. (2005). Finite field division implementation. In: *International Conference on Field programmable logic and applications, 2005*, p. 670-674.
- Fermas A., Belouchrani A., Ait-Mohamed O. (2012). Floating point scaling technique for sources separation automatic gain control. *International Journal of Electronics*.
- Haykin S. (1986). *Adaptive filter theory*, Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice Hall.
- Hyvarinen A., Karhunen J., Oja E. (2001). *Independent component analysis*, John Wiley and Sons.
- Jutten C., Herault J. (1991). Blind separation of sources, part 1: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Process*, vol. 24, n° 1, p. 1-10. DOI: 10.1016/0165-1684(91)90079-X.
- Kacha B., Abed-Meraïm K., Belouchrani A. (2006). Fast adaptive blind MMSE equalizer for multichannel FIR systems. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2006.

- Kachenoura A., Albera L., Senhadji L., Bakhru K. (2007). *Séparation aveugle de sources en ingénierie biomédicale*, Elsevier Masson, Paris, vol. ITBM-RBM 28.
- Linh-Trung N., Belouchrani A., Abed-Meraim K., Boashash B. (2005). Separating more sources than sensors using time-frequency distributions. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2005, p. 2828-2847.
- Mansour A. (1997). *Contribution à la séparation aveugle de sources*. Unpublished doctoral dissertation, INPG, Grenoble, retrieved from <http://opac.inria.fr/record=b1064348> (Th.: signal, image, parole).
- Meziane Bentahar Meziane A., Magaz B., Belouchrani A. (2006). A DSP implementation of a second order blind identification algorithm using TMS320C6711 processor. In: *Proc. of DAT06, 3e séminaire sur les systèmes de détection architectures et technologie*, Algiers, Algeria.
- Robert A.M., Randy L.H., Thomas W.M. (2011). *Introduction to adaptive arrays*, SciTech Publishing.
- Torrieri D., Bakhru K. (2006). Direction finding for spread-spectrum systems with adaptive arrays. In: *IEEE on Military communications conference, 2006. milcom 2006*, p. 1-7.

Article reçu le : 22 Juillet 2014

Accepté le : 22 Mai 2015