

Un nouvel algorithme de bloc diagonalisation conjointe pour la séparation de sources en mélanges convolutifs

El Mostafa FADAILI², Hicham GHENNIoui^{1,3}, Nadège THIRION-MOREAU¹, Eric MOREAU¹, Abdellah ADIB^{3,4}

¹LSEET, UMR CNRS 6017, Université du Sud Toulon Var
Avenue G. Pompidou, BP. 56, 83162 La Valette du Var Cédex, France

²I.B.I.S.C, CNRS FRE 2873
40 rue du Pelvoux, 91020 Evry-Courcouronnes, France

³GSCM-LRIT, FSR, Université Mohammed V-Agdal
Av. Ibn Battouta, BP. 1014, Rabat, Maroc

⁴DPG, IS, Université Mohammed V-Agdal
Av. Ibn Battouta, P 703, Rabat, Maroc

ElMostafa.Fadaili@iup.univ-evry.fr, ghennioui@gmail.com, {thirion,moreau}@univ-tln.fr, adib@israbat.ac.ma

Résumé – Nous considérons le problème de la séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources. Nous proposons un nouvel algorithme de bloc-diagonalisation conjointe d'un ensemble de matrices sous transformation non-orthogonale. Il repose sur l'optimisation algébrique d'un critère de type moindres carrés. L'intérêt majeur d'une telle approche, outre le fait qu'elle soit plus générale, est de rendre facultatif le blanchiment des observations. Des simulations informatiques sont présentées afin d'illustrer l'efficacité de l'approche proposée dans trois cas de figure : lorsque les matrices considérées sont exactement bloc-diagonales puis lorsqu'elles sont progressivement perturbées par un bruit additif Gaussien et enfin dans le contexte de la séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources (les matrices considérées sont alors des matrices de covariance estimées).

Abstract – This paper deals with the problem of blind separation of convolutive mixtures of sources. We propose a novel non orthogonal joint block-diagonalization algorithm of a given matrices set. This algorithm is based on the algebraic optimization of a least mean squares criterion. The main advantages of the proposed approach is that it is more general and a preliminary whitening stage is no more compulsorily required. Computer simulations are provided in order to illustrate the effectiveness of the proposed approach in three cases: when exact block-diagonal matrices are built then when they are progressively perturbed by an additive Gaussian noise and, finally, in the context of blind separation of convolutive mixtures of sources (the considered matrices are then estimated covariance matrices).

1 Introduction

Au cours des dix dernières années, le problème de la décomposition conjointe d'ensembles de matrices ou de tenseurs a été largement étudié au sein de la communauté traitement du signal du fait de ces nombreuses implications en séparation aveugle de sources (SAS) et en traitement d'antenne.

Le premier type de problème à avoir été considéré est celui de la diagonalisation conjointe sous contrainte unitaire d'un ensemble donné de matrices. Cela a conduit à de nombreux algorithmes en séparation aveugle de mélanges instantanés de sources, les plus connus étant JADE [5] et SOBI [3]. Par la suite, d'autres travaux ont été conduits afin de généraliser à des ensembles de tenseurs et non plus de matrices [6][8][12] ou pour pouvoir lever la contrainte d'unitarité sur la matrice recherchée [7][11][13]-[16]. Plus récemment, un second type de décomposition matricielle s'est révélé utile pour des applications telles que la séparation aveugle de sources basée sur l'utilisation de représentations temps-fréquence ou la cryptographie. Il s'agit de la zéro-diagonalisation conjointe. Là encore, le cas unitaire a

d'abord été traité [2] avant que ne soient proposées deux solutions non unitaires dans [10][11].

Lorsque l'on s'intéresse au problème de la séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources, il est possible de faire apparaître un type particulier de décomposition matricielle appelé bloc-diagonalisation conjointe (BDC) dans la mesure où les matrices recherchées dans ce type de décomposition sont maintenant bloc-diagonales [1][4][9]. Le cas unitaire a été étudié dans [4][9]. Notre objectif est donc de proposer une alternative à ces algorithmes sous la forme d'une solution non-orthogonale fondée sur la minimisation d'un critère quadratique de type moindres carrés tout en mettant en évidence les liens qui existent entre cet algorithme et celui de diagonalisation non-orthogonale développé dans [11]. Le comportement de cet algorithme sur des ensembles de matrices soit exactement bloc-diagonales, soit bruitées (càd s'écartant de la bloc-diagonalité) est ensuite étudié. Puis, nous montrons que cet algorithme trouve une application intéressante en séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources temporellement cohérentes : les matrices de l'ensemble à bloc-diagonaliser

conjointement étant alors des matrices de corrélation estimées. L'intérêt principal de cet algorithme est qu'il ne nécessite plus de blanchiment préalable des observations. Le papier est organisé de la façon suivante. Le problème général de la BDC de même que la solution proposée sont présentés au niveau de la Section 2. Dans la Section 3, nous rappelons comment reformuler le problème de la SAS en contexte convolutif en un problème de séparation aveugle de mélange instantané de sources puis nous montrons comment l'algorithme proposé trouve une application en SAS. Des simulations informatiques illustrent chacune de ces deux sections. Elles témoignent de l'efficacité de la méthode proposée et permettent d'établir une comparaison avec un algorithme de bloc diagonalisation conjointe sous contrainte orthogonale [4].

2 Bloc diagonalisation conjointe non-orthogonale

2.1 Formulation du problème

Le problème de la BDC sous transformation non orthogonale s'énonce de la manière suivante. Considérons un ensemble \mathcal{M} de N_m , $N_m \in \mathbb{N}^*$, matrices carrées $\mathbf{M}_i \in \mathbb{R}^{M \times M}$, $i \in \{1, \dots, N_m\}$, admettant toutes la factorisation suivante :

$$\mathbf{M}_i = \mathbf{A}\mathbf{D}_i\mathbf{A}^T \text{ ou } \mathbf{D}_i = \mathbf{B}\mathbf{M}_i\mathbf{B}^T, \forall i \in \{1, \dots, N_m\} \quad (1)$$

$$\text{avec : } \mathbf{D}_i = \begin{pmatrix} \mathbf{D}_{i,11} & \mathbf{0}_{12} & \dots & \mathbf{0}_{1r} \\ \mathbf{0}_{21} & \mathbf{D}_{i,22} & & \mathbf{0}_{2r} \\ & \ddots & \ddots & \mathbf{0}_{r-1r} \\ \mathbf{0}_{r1} & \dots & \mathbf{0}_{rr-1} & \mathbf{D}_{i,rr} \end{pmatrix},$$

$\forall i \in \{1, \dots, N_m\}$ sont des matrices bloc-diagonales de dimensions $N \times N$ et les matrices $\mathbf{D}_{i,jj}$, $i \in \{1, \dots, N_m\}$, $j \in \{1, \dots, r\}$ sont des matrices carrées de dimensions $n_j \times n_j$ avec $n_1 + \dots + n_r = N$ (au niveau de l'application en SAS, nous nous restreindrons au cas où les matrices $\mathbf{D}_{i,jj}$ sont toutes de la même taille *i.e.* $N = r \times n_j$, $j \in \{1, \dots, r\}$), où $\mathbf{0}_{ij}$ désigne la matrice nulle de dimensions $n_i \times n_j$ et $(\cdot)^T$ l'opérateur de transposition. La matrice \mathbf{A} est une matrice de rang plein de dimensions $M \times N$ ($M \geq N$) et \mathbf{B} est sa pseudo-inverse (ou inverse généralisée de Moore-Penrose). Le problème de la BDC non orthogonale est alors d'estimer la matrice \mathbf{B} et ce uniquement à partir des matrices de l'ensemble \mathcal{M} .

2.2 Algorithme proposé

Le cas d'une matrice \mathbf{B} orthogonale a été traité dans [9] où une solution est proposée. Dans le cas où la matrice \mathbf{B} n'est plus nécessairement orthogonale, nous proposons de considérer la fonction de coût suivante :

$$\mathcal{C}_{BD}(\mathbf{B}) = \sum_{k=1}^{N_m} \|\text{OffBdiag}_{n_j, j=1, \dots, r} \{\mathbf{B}\mathbf{M}_k\mathbf{B}^T\}\|_F^2 \quad (2)$$

où l'opérateur $\text{OffBdiag}_{n_j, j=1, \dots, r} \{\cdot\}$ représente la matrice "zéro bloc-diagonale" construite à partir des éléments hors

bloc diagonal de son argument et $\|\cdot\|_F$ désigne la norme de Frobenius. Ainsi :

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} \mathbf{M}_{11} & \mathbf{M}_{12} & \dots & \mathbf{M}_{1r} \\ \mathbf{M}_{21} & \dots & \dots & \vdots \\ \vdots & \dots & \dots & \vdots \\ \mathbf{M}_{r1} & \mathbf{M}_{r2} & \dots & \mathbf{M}_{rr} \end{pmatrix} \Rightarrow \text{OffBdiag}_{n_j, j=1, \dots, r} \{\mathbf{M}\} = \begin{pmatrix} \mathbf{0}_{11} & \mathbf{M}_{12} & \dots & \mathbf{M}_{1r} \\ \mathbf{M}_{21} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mathbf{M}_{r1} & \mathbf{M}_{r2} & \dots & \mathbf{0}_{rr} \end{pmatrix} \quad (3)$$

avec \mathbf{M}_{ij} , $\forall i, j \in \{1, \dots, r\}$ matrices de taille $n_i \times n_j$. Notons que lorsque les matrices $\mathbf{D}_{i,jj}$ pour tout $j \in \{1, \dots, r\}$ et pour tout $i \in \{1, \dots, N_m\}$ se réduisent à des scalaires *i.e.* $n_j = 1$ pour tout $j \in \{1, \dots, r\}$ impliquant $r = N$, on retombe alors sur un problème de diagonalisation conjointe (DC) sous transformation non orthogonale. La fonction de coût donnée Eq. (2) se simplifie alors en $\sum_{k=1}^{N_m} \|\text{Offdiag} \{\mathbf{B}\mathbf{M}_k\mathbf{B}^T\}\|^2$, avec $(\text{Offdiag} \{\mathbf{M}\})_{ij} = (1 - \delta_{ij})M_{ij}$, qui n'est autre que la fonction de coût $\mathcal{C}_D(\mathbf{B})$ utilisée dans [7][11]. Dans [10] et [11] nous avons proposé deux algorithmes différents pour l'optimiser, l'un algébrique, l'autre de type Levenberg-Marquardt avec paramétrisation des colonnes de la matrice \mathbf{B} recherchée. Précisons que d'autres approches de la DC non-unitaire ont été proposées dans [13]-[16].

Dans le cas de la bloc-diagonalisation conjointe, il s'agit de trouver une matrice \mathbf{B} en minimisant la somme des carrés des normes des blocs hors diagonale de $\mathbf{B}\mathbf{M}_k\mathbf{B}^T$. Pour cela, nous proposons un algorithme de type algébrique, basé sur le calcul des éléments propres d'une forme quadratique particulière.

En posant $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{B}_r \end{pmatrix}$ où les \mathbf{B}_j , $j \in \{1, \dots, r\}$ désignent

les r matrices bloc de taille $n_j \times M$, l'Eq. (2) peut être réécrite de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \mathcal{C}_{BD}(\mathbf{B}) &= \sum_{k=1}^{N_m} \sum_{i,j=1(i \neq j)}^r \|\mathbf{B}_i \mathbf{M}_k \mathbf{B}_j^T\|_F^2 \\ &= \sum_{k=1}^{N_m} \sum_{m=1}^{n_i} \sum_{n=1}^{n_j} \sum_{i,j=1(i \neq j)}^r |\mathbf{b}_i^m \mathbf{M}_k (\mathbf{b}_j^n)^T|^2 \end{aligned} \quad (4)$$

où \mathbf{b}_j^n pour tout $n \in \{1, \dots, n_j\}$ désigne le n -ième des n_j vecteurs ligne de la matrice \mathbf{B}_j , $\forall j \in \{1, \dots, r\}$. Ainsi :

$$\begin{aligned} \mathcal{C}_{BD}(\mathbf{B}) &= \sum_{k=1}^{N_m} \sum_{m,n=1}^{n_i, n_j} \sum_{i,j=1(i \neq j)}^r (\mathbf{b}_i^m \mathbf{M}_k (\mathbf{b}_j^n)^T) (\mathbf{b}_i^m \mathbf{M}_k (\mathbf{b}_j^n)^T)^T \\ &= \sum_{k=1}^{N_m} \sum_{m,n=1}^{n_i, n_j} \sum_{i,j=1(i \neq j)}^r \mathbf{b}_i^m (\mathbf{M}_k (\mathbf{b}_j^n)^T \mathbf{b}_j^n \mathbf{M}_k^T (\mathbf{b}_i^m)^T) \\ &= \sum_{m=1}^{n_i} \sum_{i=1}^r \mathbf{b}_i^m \left[\sum_{j=1(j \neq i)}^r \sum_{n=1}^{n_j} \sum_{k=1}^{N_m} \mathbf{M}_k (\mathbf{b}_j^n)^T \mathbf{b}_j^n \mathbf{M}_k^T \right] (\mathbf{b}_i^m)^T \\ &= \sum_{m=1}^{n_i} \sum_{i=1}^r \mathbf{b}_i^m \mathbf{Q}_i(\mathbf{B}_{\bar{i}}) (\mathbf{b}_i^m)^T \end{aligned} \quad (5)$$

où $\mathbf{Q}_i(\mathbf{B}_{\bar{i}}) = \sum_{j=1(j \neq i)}^r \sum_{n=1}^{n_j} \sum_{k=1}^{N_m} \mathbf{M}_k(\mathbf{b}_j^n)^T \mathbf{b}_j^n \mathbf{M}_k^T$ est une matrice symétrique.

Comme $(\mathbf{b}_j^n)^T \mathbf{b}_j^n$ est de rang un, pour tout $j = 1, \dots, r$ et pour tout $n = 1, \dots, n_j$, la matrice $\mathbf{Q}_i(\mathbf{B}_{\bar{i}})$ possède $N - (r - 1)n_j = n_j$ vecteurs propres associés aux valeurs propres nulles. Si bien que la minimisation de cette forme quadratique sous la contrainte de la norme unité peut être effectuée par la recherche des n_j vecteurs propres associés aux n_j plus petites valeurs propres de $\mathbf{Q}_i(\mathbf{B}_{\bar{i}})$. Cependant comme la matrice \mathbf{Q}_i pour un i donné dépend elle-même des vecteurs ligne de la matrice \mathbf{B} , nous proposons donc d'utiliser une procédure itérative. En résumé, l'algorithme de BDC non-orthogonal (baptisé NO - JBD) que nous proposons afin d'estimer le bloc-diagonaliseur conjoint ($\hat{\mathbf{B}}$) s'écrit :

$\forall i \in \{1, \dots, r\}$ avec $l \in \mathbb{N}^*$ et $\mathbf{B}_{\bar{i}}^{(0)}$ une matrice initiale, Faire (a) et (b)

(a) Calculer $\mathbf{Q}_i(\mathbf{B}_{\bar{i}}^{(l)})$

(b) Chercher les n_i plus petites valeurs propres $\lambda_i^{m(l)}$, $m \in \{1, \dots, n_i\}$ et les vecteurs propres associés $\mathbf{b}_i^{m(l)}$, $m \in \{1, \dots, n_i\}$ de la matrice $\mathbf{Q}_i(\mathbf{B}_{\bar{i}}^{(l)})$

Arrêter après un certain nombre d'itérations ou quand $|\lambda_i^{m(l)} - \lambda_i^{m(l-1)}| \leq \varepsilon$ avec ε seuil positif de faible valeur.

2.3 Simulations informatiques

Le comportement de l'algorithme est testé au moyen de simulations informatiques. Nous commençons par considérer des ensembles (construits) de N_m matrices exactement bloc diagonales générées aléatoirement (les différentes composantes de ces matrices suivent une loi Gaussienne de moyenne 0 et de variance 1). Ensuite, nous les perturbons afin de nous écarter de l'hypothèse de bloc-diagonalité. Dans ce second cas, une matrice dont les termes aléatoires sont tirés selon une loi Gaussienne de moyenne 0 et de variance σ_b^2 est ajoutée à la précédente. Le rapport signal à bruit (RSB) est alors défini en dB comme $\text{RSB} = 10 \log(\frac{1}{\sigma_b^2})$. Afin de pouvoir juger de la qualité de la séparation, nous utilisons l'indice de performance suivant - extension de celui introduit dans [12] - :

$$I(\mathbf{G}) = \frac{1}{r(r-1)} \left[\sum_{i=1}^r \left(\sum_{j=1}^r \frac{\|(\mathbf{G})_{i,j}\|_F^2}{\max_{\ell} \|(\mathbf{G})_{i,\ell}\|_F^2} - 1 \right) + \sum_{j=1}^r \left(\sum_{i=1}^r \frac{\|(\mathbf{G})_{i,j}\|_F^2}{\max_{\ell} \|(\mathbf{G})_{\ell,j}\|_F^2} - 1 \right) \right] \quad (6)$$

où $(\mathbf{G})_{i,j} \forall i, j \in \{1, \dots, r\}$ est la (i, j) -ème matrice bloc (carrée) de $\mathbf{G} = \hat{\mathbf{B}}\mathbf{A}$. Quand la séparation est parfaite, l'indice de performance doit tendre vers $-\infty$ en échelle logarithmique (0 en échelle linéaire). I en dB est représenté au niveau de la Fig. 1 en fonction de la taille N_m de l'ensemble de matrices considéré (à gauche) et en fonction du RSB (à droite). Ces résultats ont été obtenus par la méthode de Monte-Carlo sur 30 réalisations. On constate que plus le RSB est favorable, meilleurs sont les résultats. Sur des ensembles de matrices quasi bloc diagonales (RSB = 100 dB), on réstime quasiment la matrice de séparation puisque $I \approx -110$ dB.

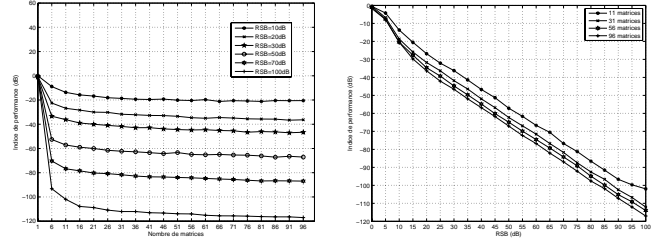


FIG. 1 - Comportement de l'algorithme NO - JBD. Gauche : I en dB en fonction du nombre de matrices considérées pour la bloc diagonalisation conjointe pour différentes valeurs de RSB = 10, 20, 30, 50, 70, 100 dB. Droite : I en dB en fonction du RSB pour des ensembles de taille variable ($N_m = 11, 31, 56, 96$ matrices).

3 Application à la séparation de mélanges convolutifs de sources

3.1 Modèle & hypothèses

On considère le système multi-entrées multi-sorties à réponse impulsionnelle finie (RIF) à temps discret décrit par l'équation suivante :

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^n \sum_{\ell=0}^L h_{ij}(\ell) s_j(t - \ell) + n_i(t), \quad \forall i = 1, \dots, m \quad (7)$$

où les $s_j(t)$, $\forall j = 1, \dots, n$ désignent les n sources supposées aléatoires, réelles, décorréliées deux à deux et temporellement cohérentes, $x_i(t)$, $i = 1, \dots, m$, sont les $m > n$ observations, $h_{ij}(t)$ est la fonction de transfert réelle entre la j -ème source et le i -ème capteur, en supposant que l'ordre du filtre RIF considéré est L et $n_i(t)$ sont des bruits blanc Gaussiens mutuellement indépendants et indépendants des sources.

Il est classique de reformuler ce modèle convolutif RIF sous la forme d'un modèle instantané de type $\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t)$. Le vecteur $\mathbf{S}(t)$ de taille $n(L + L') \times 1$ et les vecteurs $\mathbf{X}(t)$ et $\mathbf{N}(t)$ tous deux de taille $mL' \times 1$ sont alors définis de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(t) &= [s_1(t), \dots, s_1(t - (L + L') + 1), \dots, s_n(t - (L + L') + 1)]^T \\ \mathbf{X}(t) &= [x_1(t), \dots, x_1(t - L' + 1), \dots, x_m(t - L' + 1)]^T \\ \mathbf{N}(t) &= [n_1(t), \dots, n_1(t - L' + 1), \dots, n_m(t - L' + 1)]^T \end{aligned} \quad (8)$$

avec L' le nombre de retards considérés (suffisamment grand *i.e.* $mL' \geq n(L + L')$ pour que le modèle considéré soit bien sur-déterminé). La matrice \mathbf{A} de dimension $(mL' \times n(L + L'))$ s'écrit :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \dots & \mathbf{A}_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{m1} & \dots & \mathbf{A}_{mn} \end{pmatrix} \quad (9)$$

Elle est constituée de blocs \mathbf{A}_{ij} de dimensions $L' \times (L + L')$, possédant tous la structure particulière suivante :

$$\mathbf{A}_{ij} = \begin{pmatrix} h_{ij}(0) & \dots & \dots & h_{ij}(L) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & h_{ij}(0) & \dots & \dots & h_{ij}(L) \end{pmatrix} \quad (10)$$

On la suppose de plus de rang plein. Les sources étant supposées décorrélées et temporellement cohérentes alors leurs matrices de corrélation $\mathbf{R}_S(t, \tau) = \mathbf{E}\{\mathbf{S}(t + \frac{\tau}{2})\mathbf{S}^T(t - \frac{\tau}{2})\}$ (avec $\mathbf{E}\{\cdot\}$ l'espérance mathématique) sont bloc diagonales pour des retards τ restant proches de l'origine (elles deviennent quasi nulles pour des valeurs de τ trop éloignées de l'origine *i.e.* $\tau > \tau_{\max}$). Pour estimer la matrice de mélange \mathbf{A} , nous proposons donc bloc diagonaliser conjointement l'ensemble suivant de matrices : $\{\mathbf{R}_Y(t, \tau) = \mathbf{R}_X(t, \tau) - \mathbf{R}_N(t, \tau) = \mathbf{A}\mathbf{R}_S(t, \tau)\mathbf{A}^T; \forall \tau = 0, \dots, \tau_{\max}, \forall t\}$, $\mathbf{R}_X(t, \tau)$, $\mathbf{R}_N(t, \tau)$ et $\mathbf{R}_Y(t, \tau)$ désignant respectivement les matrices de corrélation des observations, de bruits et des observations non bruitées.

3.2 Simulations informatiques

Nous montrons au moyen de simulations informatiques comment notre algorithme de BDC trouve une première application en séparation aveugle de mélange convolutifs de sources. Nous considérons $n = 2$ signaux sources reçus sur $m = 4$ capteurs. Les sources sont des signaux aléatoires Gaussiens indépendants, temporellement cohérents résultant du filtrage RIF de signaux aléatoires Gaussiens blancs et indépendants (dans cet exemple, l'ordre des filtres est de 128 et les coefficients des réponses impulsionnelles sont générés aléatoirement à partir de distributions uniformes sur l'intervalle $[-1, 1]$). Les sources, de taille 4096 pts, sont ensuite mélangées à l'aide de la matrice de mélange MIMO suivante ($L = 2$ et $L' = 4$) : $\mathbf{A}[z] = (\mathbf{A}_1[z] \ \mathbf{A}_2[z])$ où

$$\mathbf{A}_1[z] = \begin{pmatrix} -0.6528 - 0.6130z^{-1} + 0.4451z^{-2} \\ 0.5290 - 0.4296z^{-1} - 0.7318z^{-2} \\ -0.8561 - 0.5125z^{-1} + 0.0674z^{-2} \\ 0.9740 - 0.1660z^{-1} - 0.1540z^{-2} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A}_2[z] = \begin{pmatrix} -0.4676 - 0.3103z^{-1} + 0.8277z^{-2} \\ -0.4970 - 0.8582z^{-1} + 0.1285z^{-2} \\ -0.1294 - 0.7577z^{-1} + 0.6397z^{-2} \\ 0.2479 + 0.3501z^{-1} - 0.9033z^{-2} \end{pmatrix}$$

Nous définissons ensuite le rapport de corrélation suivant : $\text{RC} (\%) = \frac{\|\text{OffBdiag}_{n_j, j=1, \dots, r}\{\mathbf{R}_S(0)\}\|_F}{\|\text{Bdiag}_{n_j, j=1, \dots, r}\{\mathbf{R}_S(0)\}\|_F} \times 100$ où $\text{Bdiag}_{n_j, j=1, \dots, r}\{\cdot\}$ désigne la partie bloc diagonale d'une matrice et $\mathbf{R}_S(0)$ est la matrice de corrélation du vecteur source à l'origine. Au niveau de la Fig. 2, nous présentons l'évolution de I en fonction du degré de corrélation en % entre les sources et comparons nos résultats à ceux obtenus au moyen d'une méthode de BDC sous transformation orthogonale ([4], notée O – JBD). On constate qu'en l'absence de bruit, l'algorithme NO – JBD est plus robuste par rapport à l'augmentation du degré de corrélation des sources que l'algorithme O – JBD qui, lui, nécessite un blanchiment préalable des observations.

Références

[1] K. Abed-Meraïm, A. Belouchrani and R. Leyman, "Time-frequency signal analysis and processing", chapter : Blind source separation using time-frequency distributions, in *Handbook : Time-frequency signal processing & applications*, Elsevier (Editor : B. Boashash), September 2003.

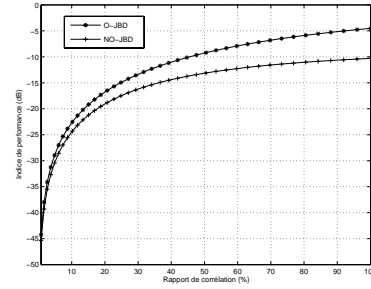


FIG. 2 – Séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources. Comparaison des algorithmes O – JBD et NO – JBD sur des ensembles de matrices de corrélation estimées : I en dB en fonction du degré de corrélation (RC en %) des sources.

- [2] A. Belouchrani, K. Abed-Meraïm, M. Amin and A. Zoubir, "Joint anti-diagonalization for blind source separation", in *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'2001)*, Salt Lake City, Utah, May 2001.
- [3] A. Belouchrani, K. Abed-Meraïm, J.-F. Cardoso and E. Moulines, "A blind source separation technique using second order statistics", *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 45, pp. 434–444, February 1997.
- [4] H. Bousbiah-Salah, A. Belouchrani and K. Abed-Meraïm, "Blind separation of non stationary sources using joint block diagonalization", in *Proc. IEEE Workshop on Statistical Signal Processing*, pp. 448–451, 2001.
- [5] J.-F. Cardoso and A. Souloumiac, "Blind beamforming for non Gaussian signals", *IEEE Proceedings-F*, Vol. 40, pp. 362–370, 1993.
- [6] P. Comon, "Independent component analysis, a new concept?", *Signal Processing*, Vol. 36, pp. 287–314, 1994.
- [7] S. Dégerine, "Sur la diagonalisation conjointe approchée par un critère des moindres carrés", in *Proc. 18ème Colloque GRETSI*, pp. 311–314, Toulouse, Septembre 2001 (in french).
- [8] L. DeLathauwer, "Signal processing based on multilinear algebra", *PhD Thesis*, Université catholique de Leuven, Belgique, September 1997.
- [9] L. DeLathauwer, C. Févotte, B. De Moor and J. Vandewalle, "Jacobi algorithm for joint block diagonalization in blind identification", *23rd Symposium on Information Theory in the Benelux*, Louvain-la-Neuve, Belgium, May 2002.
- [10] E.-M. Fadaili, N. Thirion-Moreau et E. Moreau, "Algorithme de zéro-diagonalisation conjointe pour la séparation de sources déterministes", dans *les Proc. du 20ème colloque GRETSI*, Louvain-La-Neuve, Belgique, pp. 981-984, Septembre 2005.
- [11] E.-M. Fadaili, N. Thirion-Moreau and E. Moreau, "Non orthogonal joint diagonalization/zero-diagonalization for source separation based on time-frequency distributions", *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 55, n°5, pp. 1673-1687, May 2007.
- [12] E. Moreau, "A generalization of joint-diagonalization criteria for source separation", *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 49, No. 3, pp. 530–541, March 2001.
- [13] D.-T. Pham, "Joint approximate diagonalization of positive definite matrices", *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, Vol. 22, No. 4, pp. 1136–1152, 2001.
- [14] A.J. Van Der Veen, "Joint diagonalization via subspace fitting techniques", in *Proc. Int. Conference on Acoustic Speech and Signal Processing (ICASSP'2001)*, pp. 2773–2776, Salt Lake City, USA, May 2001.
- [15] A. Yeredor, "Non-orthogonal joint diagonalization in the least square sense with application in blind source separation", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 50, No. 7, pp. 1545–1553, July 2002.
- [16] A. Ziehe, P. Laskov, G. Nolte, G. and K.-R. Müller, "A fast algorithm for joint diagonalization with non-orthogonal transformations and its application to blind source separation", *Journal of Machine Learning Research*, No. 5, pp. 801–818, July 2004.