

# Une nouvelle méthode sans blanchiment pour la séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources basée sur l'utilisation de distributions temps-fréquence spatiales quadratiques

Hicham GHENNIoui<sup>1,3</sup>, El Mostafa FADAILI<sup>2</sup>, Nadège THIRION-MOREAU<sup>1</sup>, Abdellah ADIB<sup>3,4</sup>, Eric MOREAU<sup>1</sup>

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

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

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

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

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

**Résumé** – Nous considérons le problème de la séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources par bloc-diagonalisation conjointe non unitaire d'un ensemble de matrices issues de transformées temps-fréquence spatiales quadratiques. Nous proposons un nouveau critère de sélection automatique de points temps-fréquence permettant la construction de l'ensemble des matrices à bloc-diagonaliser conjointement. Les principaux avantages de cette méthode sont d'être plus directe en ce sens qu'elle ne requière plus de blanchiment préalable des observations et de pouvoir être appliquée à des signaux corrélés. À l'aide de simulations informatiques, nous illustrons le comportement de la méthode proposée ainsi que son efficacité et la comparons à une autre méthode basée quant à elle sur un algorithme de bloc-diagonalisation conjointe unitaire.

**Abstract** – This paper considers the problem of the blind separation of convolutive mixtures of sources based on the non unitary joint block-diagonalization of a set of spatial quadratic time-frequency matrices. We propose a novel automatic time-frequency selection criterion to build the matrices set to be joint block-diagonalized. The main advantages of the proposed method are that it more direct since it does not require a pre-whitening stage any more and that it can be used with correlated signals. Computer simulations are provided in order to illustrate the behavior and effectiveness of the proposed method and to compare it with another method based upon a unitary joint block-diagonalization algorithm.

## 1 Introduction

L'objet de la séparation aveugle de sources (SAS) est de parvenir à ré-estimer  $n$  signaux source à partir de la seule connaissance de  $m$  signaux d'observation correspondant à des mélanges de ces sources. Elle possède plusieurs degrés de difficulté selon les caractéristiques des sources considérées (signaux déterministes ou aléatoires, statistiquement mutuellement indépendants ou corrélés, i.i.d. ou non, stationnaires, cyclo-stationnaires ou non-stationnaires...) et également selon le type de système mélangeant envisagé (système linéaire ou non linéaire, mélange instantané ou convolutif, modèle de mélange sur-déterminé ou sous-déterminé). Elle possède de nombreuses applications parmi lesquelles la téléphonie mobile, les télécommunications numériques, le traitement de la parole, le génie biomédical, la géophysique interne ou externe, le radar, le sonar, etc...

Dans ce papier, nous nous intéressons au problème de la SAS basée sur l'utilisation de :

- représentations temps-fréquence spatiales quadratiques (RTFSQ) dans le contexte des mélanges linéaires, convolutifs à réponse impulsionnelle finie (RIF) de sources déterministes,
- ou de spectres temps-fréquence spatiaux quadratiques (STFSQ) dans le cas des mélanges linéaires convolutifs RIF de sources aléatoires non-stationnaires, éventuellement corrélées.

Notre objectif est de proposer une alternative aux méthodes présentées dans [1] et [5], lesquelles opèrent sous transformation unitaire. Notons que le problème de la séparation de mélanges linéaires instantanés de sources au moyen de RTFSQ a dorénavant déjà fait l'objet de nombreux travaux parmi lesquels [1][4][6].

Les méthodes de SAS basées sur l'utilisation de RTFSQ reposent toutes sur une étape préalable de sélection (automatique) de points temps-fréquence ( $t-f$ ) particuliers permettant la construction d'ensembles de matrices devant ensuite être (bloc) diagonalisées conjointement et/ou

(bloc) zéro-diagonalisées conjointement. Pour que la séparation soit effectivement possible, il faut donc que les RTFSQ des sources diffèrent en un nombre suffisant de points  $t$ - $f$ , en d'autres termes que les signatures des sources soient suffisamment différentes dans le plan  $t$ - $f$  pour permettre la construction des ensembles de matrices auxquels on s'intéresse (cette hypothèse jouant le rôle de l'hypothèse d'indépendance sur laquelle sont fondées la plupart des méthodes de SAS classiques). En contexte instantané, de nombreux travaux sont dédiés au problème de la sélection automatique des points  $t$ - $f$  permettant la construction soit d'un seul ensemble [6] (celui des matrices qui devront être diagonalisées conjointement) soit de deux ensembles (ceux des matrices qui devront être diagonalisées conjointement et zéro-diagonalisées conjointement) [1][4]. Certains de ces détecteurs opèrent sur les données blanches, d'autres directement sur les données non blanches. En contexte convolutif, un premier détecteur a été proposé dans [5]. En ce qui concerne la mise au point d'algorithmes de bloc-diagonalisation conjointe, cette problématique a suscité un certain nombre de travaux parmi lesquels [2][3]. Ces algorithmes ont ensuite été appliqués au problème de la SAS basée sur l'utilisation de RTFSQ en mélange convolutif dans [1][5].

Dans ce papier, nous proposons un nouveau détecteur automatique de points  $t$ - $f$  pour la construction de l'ensemble des matrices devant être bloc-diagonalisées conjointement. Il généralise celui présenté dans [5] au cas de données non blanches. Nous proposons également une nouvelle méthode pour la séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources basée sur l'utilisation de spectres temps-fréquence spatiaux quadratiques : elle sera baptisée NO – JBDMTF. Son intérêt principal est de ne plus requérir de blanchiment préalable des observations puisqu'elle combine ce détecteur automatique de points  $t$ - $f$  à l'algorithme de bloc diagonalisation conjointe non orthogonal proposé dans [8]. Enfin, au moyen de simulations informatiques, nous montrons l'intérêt de cette méthode en la comparant à d'autres approches opérant sous transformation unitaire, le domaine d'application visé étant celui des télé-communications numériques.

## 2 Séparation aveugle de sources en contexte convolutif

### 2.1 Formulation du problème

On considère le système multi-entrées multi-sorties RIF à temps discret décrit par l'équation suivante :

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

où  $s_j(t)$  représente la  $j$ -ème des  $n$  sources,  $x_i(t)$  est la  $i$ -ème des  $m > n$  observations,  $h_{ij}(t)$  est la réponse impulsionnelle réelle entre la  $j$ -ème source et le  $i$ -ème capteur. L'ordre du filtre à RIF  $\mathbf{H}(t)$  considéré est supposé être égale à  $L$  et les  $n_i(t)$  pour tout  $i = 1, \dots, m$  sont des bruits blancs Gaussiens stationnaires, centrés, mutuellement indépendants et indépendants des sources.

Il est classique de réécrire 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 :

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(t) &= [s_1(t), \dots, s_1(t - (L+L') + 1), \dots, s_n(t - (L+L') + 1)]^T \\ \mathbf{X}(t) &= [x_1(t), \dots, x_1(t - L' + 1), \dots, x_m(t - L' + 1)]^T \\ \mathbf{N}(t) &= [n_1(t), \dots, n_1(t - L' + 1), \dots, n_m(t - L' + 1)]^T \end{aligned} \quad (2)$$

avec  $(\cdot)^T$  opérateur de transposition et  $L'$  le nombre de retards considérés (suffisamment grand *i.e.*  $mL' \geq n(L+L')$ ) pour que le modèle considéré soit sur-déterminé). La matrice  $\mathbf{A}$  de dimension  $mL' \times n(L+L')$  s'écrit :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \dots & \mathbf{A}_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{m1} & \dots & \mathbf{A}_{mn} \end{pmatrix} \quad (3)$$

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

$$\mathbf{A}_{ij} = \begin{pmatrix} h_{ij}(0) & \dots & \dots & h_{ij}(L) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & h_{ij}(0) & \dots & \dots & h_{ij}(L) \end{pmatrix} \quad (4)$$

### 2.2 Principe des méthodes basées sur les STFSQ ou les RTFSQ

Le spectre temps-fréquence spatial quadratique d'un vecteur aléatoire complexe  $\mathbf{X}(t)$  est défini par :

$$\mathbf{D}_{\mathbf{X}}(t, \nu) = \int_{\mathbb{R}^2} \mathbf{R}_{\mathbf{X}}(\theta, \theta') K(\theta, \theta'; t, \nu) d\theta d\theta', \quad (5)$$

où la fonction  $K(\theta, \theta'; t, \nu)$  désigne le noyau de la transformation et  $\mathbf{R}_{\mathbf{X}}(\theta, \theta')$  représente la matrice de corrélation de  $\mathbf{X}(t)$ . Elle est définie par :

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}}(\theta, \theta') = \mathbf{E} \left\{ \mathbf{X}(\theta + \frac{\theta'}{2}) \mathbf{X}^H(\theta - \frac{\theta'}{2}) \right\}, \quad (6)$$

où  $\mathbf{E}\{\cdot\}$  désigne l'espérance mathématique et  $(\cdot)^H$  l'opérateur de transposition conjuguaison. Dans le cas de signaux déterministes, cela devient

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}}(\theta, \theta') = \mathbf{X}(\theta + \frac{\theta'}{2}) \mathbf{X}^H(\theta - \frac{\theta'}{2}). \quad (7)$$

Donnons un exemple important : le Spectre de Pseudo Wigner Spatial (SPWS) que nous utiliserons pour les simulations informatiques (Section 4) car il permet la réduction des interférences entre sources. Il est défini par

$$\mathbf{D}_{\text{SPWS}, \mathbf{X}}(t, \nu) = \int_{\mathbb{R}} \mathbf{R}_{\mathbf{X}}(t, \tau) h(\tau) \exp\{-2i\nu\pi\tau\} d\tau \quad (8)$$

où  $i^2 = -1$  et  $h(\tau)$  est une fenêtre de lissage. Notons qu'en considérant  $h(\tau) = 1$ , quel que soit  $\tau$ , on retrouve le Spectre de Wigner Spatial (SWS) tandis qu'en enlevant l'espérance mathématique on retrouve la distribution de Pseudo-Wigner Spatiale (PWS) ou celle de Wigner Spatiale (WS) si en plus  $h(\tau) = 1$  pour tout  $\tau$ .

Le STFSQ des observations, noté  $\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu)$ , de dimension  $mL' \times mL'$ , vaut alors :

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu) &= \mathbf{A}\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)\mathbf{A}^H + \mathbf{D}_{\mathbf{N}\mathbf{N}}(t, \nu) \\ &+ \mathbf{A}\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{N}}(t, \nu) + \mathbf{D}_{\mathbf{N}\mathbf{S}}(t, \nu)\mathbf{A}^H \end{aligned} \quad (9)$$

où  $\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)$  représente le STFSQ des sources,  $\mathbf{D}_{\mathbf{N}\mathbf{N}}(t, \nu)$  celui des bruits tandis que  $\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{N}}(t, \nu)$  et  $\mathbf{D}_{\mathbf{N}\mathbf{S}}(t, \nu)$  sont les STFSQ croisés entre sources et bruits.  $\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)$  est une matrice carrée de taille  $n(L + L') \times n(L + L')$ .

Les bruits étant indépendants des sources alors le STFSQ des observations devient :

$$\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu) = \mathbf{A}\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)\mathbf{A}^H + \mathbf{D}_{\mathbf{N}\mathbf{N}}(t, \nu) \quad (10)$$

Remarquons que si l'on considère comme STFSQ celui de Wigner alors :  $\mathbf{D}_{\mathbf{N}\mathbf{N}}(t, \nu) = \int_{\mathbb{R}} \mathbf{R}_{\mathbf{N}}(\tau) \exp\{-2i\pi\nu\tau\} d\tau = \mathbf{S}_{\mathbf{N}\mathbf{N}}(\nu)$ , où  $\mathbf{S}_{\mathbf{N}\mathbf{N}}(\nu)$  est la matrice inter-spectrale du vecteur des bruits [7].

Pour obtenir une estimation des matrices  $t$ - $f$  correspondant à des observations non-bruitées, nous éliminons les points  $t$ - $f$  de faible énergie en ne gardant que les points tels que :

$$\min(|D_{x_i x_j}(t, \nu)|^2) > \epsilon \quad i, j \in \{1, \dots, mL'\} \quad (11)$$

où  $\epsilon$  est un réel de faible valeur ( $\epsilon > 0.01$  par exemple) et  $D_{x_i x_j}(t, \nu) = (\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu))_{ij}$ .

On peut alors considérer que :

$$\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu) \simeq \mathbf{A}\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)\mathbf{A}^H. \quad (12)$$

La matrice  $\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)$  est composée de blocs carrés de dimensions  $(L + L') \times (L + L')$ . En des points  $t$ - $f$  ne correspondant qu'à des auto-termes sur les sources - et en raison du principe d'interférences, il ne peut y avoir qu'un seul auto-terme, c'est la raison pour laquelle nous pourrions traiter le cas de sources corrélées -, cette matrice est bloc-diagonale avec un seul bloc non nul sur la diagonale. C'est de cette structure particulière dont nous allons tirer avantage au niveau du détecteur que nous proposons dans la section suivante.

### 3 Une méthode sans blanchiment

#### 3.1 Détecteur de "bons" points $t$ - $f$

Le principe du détecteur que nous proposons est de sélectionner des points temps-fréquence ne correspondant qu'à des auto-termes sur une seule source et des inter-termes entre cette même source et ses versions retardées. La matrice  $\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)$  correspondant possède alors une structure particulière : elle est bloc-diagonale avec un seul bloc non nul sur la diagonale. Cette approche généralise donc le détecteur proposé en contexte instantané dans [6] lequel exploite une propriété de rang 1. Ce détecteur peut également être vu comme une généralisation de celui développé dans [5] au cas de signaux non blanchis. Les matrices  $\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu)$  et  $\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)$  possédant le même rang, il s'agit donc de sélectionner les matrices  $\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu)$  dont le rang est égal à  $L + L'$ .

Pour la construction de l'ensemble  $\mathcal{M}$  des matrices devant être bloc-diagonalisées conjointement, nous proposons donc la procédure suivante :

- Faire une décomposition en valeurs singulières de la matrice  $\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu)$ ,

$$\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu) = \mathbf{U}(t, \nu)\mathbf{\Delta}(t, \nu)\mathbf{V}(t, \nu)^H$$

avec  $\mathbf{V}(t, \nu)$  et  $\mathbf{U}(t, \nu)$  matrices unitaires de taille  $(mL' \times mL')$  et  $\delta(t, \nu) = \text{Diag}\{\mathbf{\Delta}(t, \nu)\}$  un vecteur composé des termes diagonaux de la matrice diagonale  $\mathbf{\Delta}(t, \nu)$ .

On note  $\delta(t, \nu) = (\delta_1(t, \nu), \dots, \delta_{mL'}(t, \nu))^T$  et on suppose que les valeurs singulières sont rangées dans l'ordre décroissant :  $\delta_1(t, \nu) \geq \delta_2(t, \nu) \geq \dots \geq \delta_{mL'}(t, \nu) \geq 0$ .

- Calculer le rapport  $\frac{\sum_{i=1}^{L+L'} \delta_i^2(t, \nu)}{\|\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu)\|_F^2}$  et vérifier s'il est proche de 1,
- Si oui alors  $\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu)$  est retenue sinon elle est rejetée.

Les matrices de l'ensemble  $\mathcal{M}$  (que l'on supposera de dimension  $N_m$  avec  $N_m \in N^*$ ) ont alors une structure particulière puisqu'elles se factorisent toutes en  $\mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t, \nu) = \mathbf{A}\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)\mathbf{A}^H$ , avec  $\mathbf{D}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t, \nu)$  matrice bloc-diagonale possédant un seul bloc non nul sur la diagonale.

#### 3.2 Bloc-diagonalisation conjointe non unitaire

Considérons l'ensemble  $\mathcal{M}$  construit au moyen du détecteur qui vient d'être présenté :

$$\mathcal{M} = \{\mathbf{M}_i = \mathbf{D}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t_i, \nu_i) \in \mathbb{C}^{mL' \times mL'}, \forall i = 1, \dots, N_m\}.$$

Les matrices de l'ensemble  $\mathcal{M}$  admettent toutes la factorisation suivante :

$$\mathbf{M}_i = \mathbf{A}\mathbf{D}_i\mathbf{A}^H \text{ ou alors } \mathbf{D}_i = \mathbf{B}\mathbf{M}_i\mathbf{B}^H \quad \forall i \in \{1, \dots, N_m\} \quad (13)$$

$$\mathbf{D}_i = \begin{pmatrix} \mathbf{D}_{i,11} & \mathbf{0}_{L+L'} & \dots & \mathbf{0}_{L+L'} \\ \mathbf{0}_{L+L'} & \mathbf{D}_{i,22} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \mathbf{0}_{L+L'} \\ \mathbf{0}_{L+L'} & \dots & \mathbf{0}_{L+L'} & \mathbf{D}_{i,nn} \end{pmatrix}, \forall i \in \{1, \dots, N_m\}$$

sont des matrices bloc-diagonales de dimension  $n(L + L') \times n(L + L')$  et les matrices  $\mathbf{D}_{i,jj}$ ,  $i \in \{1, \dots, N_m\}$ ,  $j \in \{1, \dots, n\}$  sont des matrices carrées de dimension  $(L + L') \times (L + L')$  et  $\mathbf{0}_{L+L'}$  désigne la matrice carrée, nulle, de dimension  $(L + L') \times (L + L')$ . La matrice  $\mathbf{A}$  est une matrice de rang plein de dimension  $mL' \times n(L + L')$  et  $\mathbf{B}$  est sa pseudo-inverse (ou inverse généralisée de Moore-Penrose). Le problème de la bloc diagonalisation conjointe non unitaire est alors d'estimer la matrice de séparation  $\mathbf{B}$  uniquement à partir des matrices de l'ensemble  $\mathcal{M}$ . Nous proposons donc de considérer le critère suivant :

$$\mathcal{C}_{BD}(\mathbf{B}) = \sum_{k=1}^{N_m} \|\text{OffBdiag}_{L+L'}\{\mathbf{B}\mathbf{M}_k\mathbf{B}^H\}\|_F^2 \quad (14)$$

où  $\|\cdot\|_F$  désigne la norme de Frobenius et l'opérateur  $\text{OffBdiag}_{L+L'}\{\cdot\}$  la matrice "zéro bloc-diagonale" construite à partir des éléments hors bloc-diagonal de son argument (ses éléments bloc-diagonaux sont donc des matrices  $\mathbf{0}_{L+L'}$ ). Pour trouver l'estimée  $\hat{\mathbf{B}}$  de la matrice  $\mathbf{B}$ , il faut donc minimiser la somme des carrés des normes des blocs hors diagonale de  $\mathbf{B}\mathbf{M}_k\mathbf{B}^H$ . Ceci est réalisé comme dans [8] à savoir au moyen d'une solution algébrique (notée NO - JBD)

basée sur le calcul des éléments propres d'une forme quadratique particulière. La combinaison de cet algorithme à la sélection automatique de points  $t$ - $f$  précédemment décrite conduit à un algorithme baptisé NO – JBDMTF.

## 4 Simulations & conclusion

Dans cette partie, nous comparons les résultats obtenus au moyen de la méthode proposée à ceux obtenus au moyen d'une approche basée sur l'utilisation d'un algorithme de bloc diagonalisation conjointe sous transformation orthogonale [5] (cette méthode sera notée O – JBDMTF dans la suite). Pour être applicable, cette seconde approche nécessite un blanchiment préalable des observations. Les deux méthodes sont comparées sur des ensembles de matrices de même dimension : ceux construits à partir du détecteur de points  $t$ - $f$  donné au niveau de la Section 3.1. Dans cette simulation, nous considérons  $n = 2$  sources composées de 256 échantillons temporels, reçus au niveau de  $m = 3$  capteurs. La première source correspond à une modulation linéaire de fréquence caractérisée par une fréquence de début  $\nu_{d_1} = 0.05$  et une fréquence de fin  $\nu_{f_1} = 0.45$  tandis que la seconde est une modulation sinusoïdale de fréquence (MSF) dont la fréquence de début vaut  $\nu_{d_2} = 0.15$  et celle de fin  $\nu_{f_2} = 0.35$ . La période de la MSF est  $T_{fm} = 200$ . On considère  $L = 2$ ,  $L' = 4$  et le filtre RIF suivant :  $\mathbf{H}[z] = (\mathbf{H}_1[z] \ \mathbf{H}_2[z])$  où

$$\mathbf{H}_1[z] = \begin{pmatrix} -0.3592 + 0.4104z^{-1} + 0.8382z^{-2} \\ 0.5585 - 0.1108z^{-1} + 0.8221z^{-2} \\ 0.4550 - 0.7171z^{-1} + 0.5279z^{-2} \end{pmatrix}$$

et

$$\mathbf{H}_2[z] = \begin{pmatrix} 0.9365 - 0.3316z^{-1} + 0.1138z^{-2} \\ 0.4876 - 0.3044z^{-1} - 0.8183z^{-2} \\ -0.8218 + 0.1528z^{-1} + 0.5489z^{-2} \end{pmatrix}$$

avec  $\mathbf{H}[z]$  transformée en  $z$  de  $\mathbf{H}(t)$ . Le STFSQ utilisé est le spectre de Pseudo Wigner. Les points  $t$ - $f$  sélectionnés à l'aide du critère proposé sont représentés au niveau de la Fig. 1 pour deux valeurs de RSB (10 dB et 100 dB). En utilisant l'indice de performance suivant :

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

où  $r = L + L'$  et  $(\mathbf{G})_{i,j} \forall i, j \in \{1, \dots, N\}$  est la  $(i, j)$ -ème matrice bloc (carrée) de  $\mathbf{G} = \hat{\mathbf{B}}\mathbf{A}$ . Avec ce choix d'indice de performance,  $I$  tendant vers  $-\infty$  en échelle logarithmique (0 en échelle linéaire) implique une séparation parfaite. Les résultats obtenus sont présentés au niveau de la Fig. 2. A gauche, nous donnons le nombre de matrices sélectionnées en fonction du RSB et à droite la valeur de l'indice de performance (en dB) en fonction du RSB. Sur cet exemple, on constate qu'il est possible avec la méthode NO – JBDMTF d'atteindre de meilleures performances que celles obtenues au moyen d'une méthode opérant après blanchiment (on passe ici de -31 dB à -38 dB soit un gain de 7 dB). Cette méthode combine un détecteur

de points  $t$ - $f$  opérant sur des données non blanchies à un algorithme de bloc-diagonalisation conjointe non-unitaire. Nous remarquons également que le détecteur proposé est robuste par rapport à l'addition de bruit.

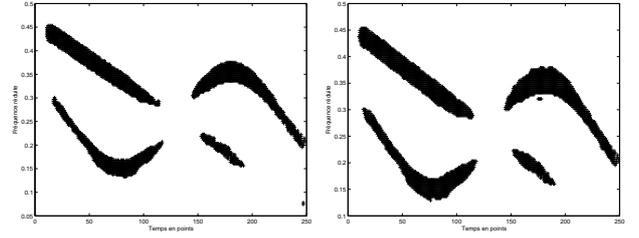


FIG. 1 – Points  $t$ - $f$  sélectionnés avec un RSB de 10 dB (à gauche) et de 100 dB (à droite).

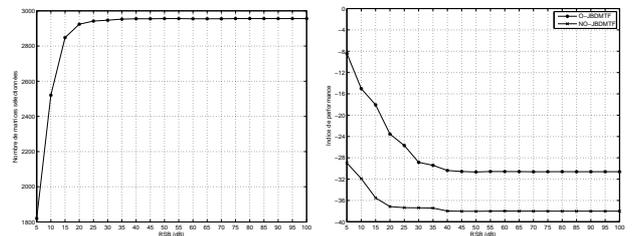


FIG. 2 – Evolution du nombre de matrices sélectionnées avec le détecteur proposé en fonction du RSB (à gauche) et évolution de  $I$  en dB ( $I(\cdot)$  dB =  $10 \log(I(\cdot))$ ) obtenu avec les méthodes NO – JBDMTF et O – JBDMTF en fonction du RSB (à droite).

## Références

- [1] K. Abed-Meraïm, A. Belouchrani and R. Leyman, "Time-frequency signal analysis and processing : a comprehensive reference", chapter in "Blind source separation using time-frequency distributions", Prentice-Hall, B. Boashash Editor, Oxford, UK, January 2003.
- [2] 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.
- [3] L. De Lathauwer, C. Févotte, B. De Moor and J. Vandewalle, "Jacobi algorithm for joint block diagonalization in blind identification", in *Proc. 23rd Symposium on Information Theory in the Benelux*, Louvain-la-Neuve, Belgium, May 2002.
- [4] 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, No. 5, pp. 1673–1687, May 2007.
- [5] C. Févotte and C. Doncarli, "A unified presentation of blind source separation methods for convolutive mixtures using block-diagonalization", in *Proc. Independent Component Analysis (ICA)*, pp. 349–354, Nara, Japan, April 2003.
- [6] L. Giulieri, H. Ghennioui, N. Thirion-Moreau and E. Moreau, "Non-orthogonal joint diagonalization of spatial quadratic time-frequency matrices for source separation", *IEEE Signal Processing Letter*, Vol. 12, No. 5, pp. 415–418, May 2005.
- [7] L. Stankovic and S. Stankovic, "Wigner distribution of noisy signals", *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 41, No. 2, pp. 956–960, February 1993.
- [8] E.-M. Fadaili, H. Ghennioui, N. Thirion-Moreau, E. Moreau and A. Adib, "Un nouvel algorithme de bloc diagonalisation conjointe pour la séparation de sources en mélanges convolutifs", in *Proc. GRETSI'07*, 11-14 septembre 2007, Troyes, France