

Méthodologie générale pour la séparation aveugle de sources cyclostationnaires arbitraires – Application à l’écoute passive des radiocommunications

P. CHEVALIER⁽¹⁾, A. FERREOL⁽¹⁾, L. ALBERA^(1,2)

(1) Thalès-Communications, TRS/TSI/LTC, 66 rue du Fossé Blanc, 92231 Gennevilliers

Tel : 01-46-13-26-98, Fax : 01-46-13-25-55, pascal.chevalier@fr.thalesgroup.com

(2) I3S, Algorithmes-Euclide-B, BP 121, 06903 Sophia-Antipolis

Résumé – La plupart des techniques de séparation aveugle de sources actuellement disponibles visent à séparer des sources statistiquement indépendantes supposées *stochastiques, stationnaires, centrées* et *ergodiques*. Toutefois, les sources inhérentes au contexte des radiocommunications sont généralement cyclostationnaires et peuvent aussi s’avérer déterministes lorsqu’il s’agit de signaux de balise par exemple. Dans ce contexte, l’article présente une méthodologie générale pour la séparation aveugle, à l’ordre 2 et aux ordres supérieurs à 2, de sources statistiquement indépendantes, cyclostationnaires et arbitrairement modulées (sources déterministes périodiques, sources modulées numériquement linéairement ou non linéairement...).

Abstract – *Most of the blind source separation methods currently available aim at separating statistically independent sources assumed stochastic, stationary, zero-mean and ergodic. However, most of the radiocommunication sources are cyclostationary and may also be deterministic for beacon signals for instance. In this context, this paper presents a general methodology for the second and higher order blind source separation of statistically independent cyclostationary and arbitrary modulated sources (deterministic sources, digitally modulated sources with linear or non linear modulation...).*

1. Introduction

La plupart des techniques de séparation aveugle de sources développées depuis le milieu des années 1985, qu’elles soient à l’ordre 2 [1] ou aux ordres supérieurs à 2 [2] [5], visent à séparer des sources statistiquement indépendantes supposées *stochastiques, stationnaires, centrées, ergodiques*.

Toutefois, dans de nombreux contextes applicatifs tels que les radiocommunications ionosphériques HF, les radiocommunications tactiques ou mobiles cellulaires en VUHF, les télécommunications spatiales ou l’écoute passive de ces liaisons, les sources rencontrées ont rarement les propriétés requises précédemment. En effet, certaines de ces sources, comme les signaux de balise, ne véhiculent pas d’informations et sont *déterministes* (porteuses pures par exemple) et a fortiori *non centrées*. D’autre part, les sources véhiculant de l’information sont *stochastiques* mais généralement *non stationnaires, non ergodiques* comme les sources à modulation analogique et plus particulièrement *cyclostationnaires* comme les sources à modulation numérique. En outre, parmi ces dernières, certaines sources sont *non centrées* et même *cyclostationnaires à l’ordre 1* comme les sources FSK (Frequency Shift Keying) ou certaines sources CPM (Continuous Phase Modulation) comme les sources CPFSK (Continuous Phase FSK) d’indice de modulation entier [4].

Une première analyse du comportement des séparateurs aveugles actuels en présence de sources *cyclostationnaires* est présentée dans [6] pour des sources *centrées*. Sous cette hypothèse, valable en particulier pour les sources à modulation numérique linéaire, il est montré dans [6] que les séparateurs aveugles à l’ordre 2 actuels ne sont pas affectés par la cyclostationnarité des sources alors que les séparateurs

à l’ordre 4, tels que les méthodes JADE [2] ou COM2 [5], peuvent être très affectés, dans certains cas, par celle-ci. Pour remédier à ce problème, une adaptation de ces méthodes, prenant en compte les fréquences cycliques des statistiques du second ordre des observations, est proposée dans [6]. Toutefois, pour les sources cyclostationnaires *non centrées*, dont font partie les sources déterministes périodiques ou certaines sources à modulation numérique non linéaire, l’analyse présentée dans [6] n’est plus valable et une autre analyse s’impose. C’est précisément ce qui est effectué dans les références [4] et [7] pour les séparateurs actuels respectivement à l’ordre 2 et à l’ordre 4. Il est montré dans ces deux références que le caractère cyclostationnaire à l’ordre 1 des sources peut affecter considérablement le comportement des séparateurs aveugles actuels, aussi bien à l’ordre 2 qu’à l’ordre 4. Pour cette raison, une adaptation des méthodes aux ordres 2 et 4, prenant en compte les fréquences cycliques des statistiques respectivement d’ordre 1 et d’ordre 1 et 2 des observations, est proposée respectivement dans [4] et [7]. Malheureusement, en permettant la séparation autodidacte de sources *stochastiques cyclostationnaires non centrées*, ces adaptations ne permettent plus la séparation de sources déterministes à spectre disjoint, pourtant séparables par les séparateurs actuels.

Ainsi, aucune méthode ne permet à ce jour le traitement complet d’un mélange de sources cyclostationnaires arbitraires, généralement caractéristique du contexte opérationnel de l’écoute passive des radiocommunications. Pour cette raison et dans la perspective d’une mise en œuvre opérationnelle efficace des séparateurs autodidactes vis-à-vis de sources cyclostationnaires, par exemple à des fins d’écoute passive de celles-ci, l’objet de cet article est de proposer une méthodologie générale pour la séparation autodidacte, aussi

bien à l'ordre 2 qu'à l'ordre 4, de mélanges instantanés de sources cyclostationnaires arbitraires, c'est-à-dire pouvant être de nature aussi bien stochastique que déterministe, centrées ou non. La méthodologie relative aux séparateurs à l'ordre 2 est appelée SOBEFOCYs (Second Order Blind Extraction of First Order CYclostationary Sources) alors que celle relative aux séparateurs à l'ordre 4 est appelée FOBEFOCYs (Fourth Order BEFOCYs).

2. Formulation du problème

Un réseau de N capteurs reçoit un mélange instantané et bruité de P sources cyclostationnaires à bande étroite statistiquement indépendantes, dont P_1 sont stochastiques et P_2 sont déterministes ($P = P_1 + P_2$). Sous ces hypothèses, le vecteur des enveloppes complexes des signaux reçus à l'instant t en sortie des capteurs s'écrit :

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= \sum_{p=1}^P m_p(t) e^{j(2\pi\Delta f_p t + \phi_p)} \mathbf{a}_p + \mathbf{b}(t) \\ &\triangleq A \mathbf{m}_c(t) + \mathbf{b}(t) = A_1 \mathbf{m}_{1c}(t) + A_2 \mathbf{m}_{2c}(t) + \mathbf{b}(t) \quad (1) \end{aligned}$$

où $\mathbf{b}(t)$ est le vecteur bruit, supposé stationnaire, centré, ergodique, circulaire et spatialement blanc, $m_p(t)$, Δf_p , ϕ_p et \mathbf{a}_p correspondent respectivement à l'enveloppe complexe cyclostationnaire (déterministe ou stochastique, centrée ou non), au résidu de porteuse, à la phase et au vecteur directeur de la source p , $\mathbf{m}_c(t) \triangleq [\mathbf{m}_{1c}(t)^T, \mathbf{m}_{2c}(t)^T]^T$ est le vecteur dont les composantes sont les signaux $m_{pc}(t) \triangleq m_p(t) \exp[j(2\pi\Delta f_p t + \phi_p)]$, $\mathbf{m}_{1c}(t)$ et $\mathbf{m}_{2c}(t)$ sont les vecteurs dont les composantes sont les composantes respectivement stochastiques et déterministes de $\mathbf{m}_c(t)$, A_1 ($N \times P_1$) et A_2 ($N \times P_2$) sont les matrices des vecteurs directeurs des sources respectivement stochastiques et déterministes, $A \triangleq [A_1, A_2]$ est la matrice ($N \times P$) dont les colonnes sont les vecteurs \mathbf{a}_p . Notons que l'indépendance statistique des sources stochastiques signifie que les composantes de $\mathbf{m}_{1c}(t)$ sont statistiquement indépendantes, celle des sources déterministes signifie que les composantes de $\mathbf{m}_{2c}(t)$ ont des spectres et polyspectres à support disjoint. Enfin, l'indépendance statistique des sources stochastiques et déterministes signifie dans ce papier que les vecteurs $\mathbf{m}_{1c}(t)$ et $\mathbf{m}_{2c}(t - \tau)$ sont non corrélés quelque soit τ , ($\langle E[\mathbf{m}_{1c}(t) \mathbf{m}_{2c}(t - \tau)^T] \rangle_c = 0$) où \dagger signifie transposé et conjugué et où $\langle \cdot \rangle_c$ est l'opération de moyennage temporel en temps continu en t sur un horizon d'observation infini.

Sous ces hypothèses, le problème de la séparation aveugle de sources consiste à trouver, à partir des statistiques du vecteur $\mathbf{x}(t)$, un séparateur linéaire et Invariant W , ($N \times P$), dont le vecteur sortie, $\mathbf{y}(t) \triangleq W^T \mathbf{x}(t)$, correspond à une matrice diagonale et de permutation près, à une estimée, $\hat{\mathbf{m}}_c(t)$, du vecteur $\mathbf{m}_c(t)$.

3. Statistiques des observations

3.1 Statistiques d'ordre 1

Les statistiques d'ordre 1 du vecteur $\mathbf{x}(t)$ sont définies par

$$e_x(t) \triangleq E[\mathbf{x}(t)] = A E[\mathbf{m}_c(t)] \triangleq A \mathbf{e}_{mc}(t) \quad (2)$$

et le caractère potentiellement cyclostationnaire à l'ordre 1 des sources implique que

$$\mathbf{e}_x(t) = \sum_{\gamma \in \Gamma} \mathbf{e}_x^\gamma e^{j2\pi\gamma t} = \sum_{p=1}^P \sum_{\gamma_p \in \Gamma_p} e_{pc}^{\gamma_p} e^{j2\pi\gamma_p t} \mathbf{a}_p \quad (3)$$

où $\mathbf{e}_x^\gamma = \langle \mathbf{e}_x(t) e^{-j2\pi\gamma t} \rangle_c$ est ce que l'on appelle la moyenne cyclique de $\mathbf{x}(t)$ pour la fréquence cyclique γ , Γ_p définit l'ensemble des fréquences cycliques γ_p de $e_{pc}(t) = E[m_{pc}(t)]$, $\Gamma = \bigcup_{1 \leq p \leq P} \{\Gamma_p\}$ est l'ensemble des fréquences cycliques γ de $\mathbf{e}_x(t)$ et $\mathbf{e}_{mc}(t)$.

3.2 Statistiques d'ordre 2

Les statistiques d'ordre 2 du vecteur $\mathbf{x}(t)$ sont définies par les deux matrices de corrélation

$$R_x(t, \tau, \varepsilon) \triangleq E[\mathbf{x}(t) \mathbf{x}(t - \tau)^{\varepsilon T}] = A R_{mc}(t, \tau, \varepsilon) A^{\varepsilon T} + \sigma^2 \delta(1 + \varepsilon, \tau) \mathbf{I} \quad (4)$$

où $\varepsilon = \pm 1$ avec la convention $x(t)^{-1} = x(t)^*$ et $x(t)^1 = x(t)$, $*$ est la conjugaison complexe, $\delta(1 + \varepsilon, \tau)$ vaut 1 si $(\varepsilon, \tau) = (-1, 0)$ et zéro dans les autres cas, $R_{mc}(t, \tau, \varepsilon)$ définit les deux matrices de corrélation du vecteur $\mathbf{m}_c(t)$. Introduisant le vecteur centré $\Delta \mathbf{x}(t) \triangleq \mathbf{x}(t) - \mathbf{e}_x(t)$, la matrice de corrélation $R_x(t, \tau, \varepsilon)$ peut s'écrire

$$R_x(t, \tau, \varepsilon) = R_{\Delta x}(t, \tau, \varepsilon) + E_x(t, \tau, \varepsilon) \quad (5)$$

où $E_x(t, \tau, \varepsilon) \triangleq \mathbf{e}_x(t) \mathbf{e}_x(t - \tau)^{\varepsilon T}$ et où la matrice de covariance $R_{\Delta x}(t, \tau, \varepsilon) \triangleq E[\Delta \mathbf{x}(t) \Delta \mathbf{x}(t - \tau)^{\varepsilon T}]$ est donnée par

$$R_{\Delta x}(t, \tau, \varepsilon) = A R_{\Delta mc}(t, \tau, \varepsilon) A^{\varepsilon T} + \sigma^2 \delta(1 + \varepsilon, \tau) \mathbf{I} \quad (6)$$

où $R_{mc}(t, \tau, \varepsilon) = R_{\Delta mc}(t, \tau, \varepsilon) + E_{mc}(t, \tau, \varepsilon)$ avec $\Delta \mathbf{m}_c(t) \triangleq \mathbf{m}_c(t) - \mathbf{e}_{mc}(t)$, $R_{\Delta mc}(t, \tau, \varepsilon) \triangleq E[\Delta \mathbf{m}_c(t) \Delta \mathbf{m}_c(t - \tau)^{\varepsilon T}]$ et $E_{mc}(t, \tau, \varepsilon) = \mathbf{e}_{mc}(t) \mathbf{e}_{mc}(t - \tau)^{\varepsilon T}$.

D'autre part, le caractère cyclostationnaire à l'ordre 2 des sources fait que les matrices $R_{mc}(t, \tau, \varepsilon)$ et $R_{\Delta mc}(t, \tau, \varepsilon)$, et donc les matrices $R_x(t, \tau, \varepsilon)$ et $R_{\Delta x}(t, \tau, \varepsilon)$, admettent une décomposition en série de Fourier introduisant les fréquences cycliques du second ordre de $\mathbf{m}_c(t)$, $\Delta \mathbf{m}_c(t)$, $\mathbf{x}(t)$ et $\Delta \mathbf{x}(t)$ respectivement. En particulier, on obtient

$$R_x(t, \tau, \varepsilon) = \sum_{\alpha \in \Omega} R_x^{\alpha \varepsilon}(\tau, \varepsilon) e^{j2\pi\alpha \varepsilon t} \quad (7)$$

où $R_x^{\alpha \varepsilon}(\tau, \varepsilon) = \langle R_x(t, \tau, \varepsilon) e^{-j2\pi\alpha \varepsilon t} \rangle_c$ définit les deux matrices de corrélation cyclique de $\mathbf{x}(t)$ pour la fréquence cyclique $\alpha \varepsilon$. Une expression similaire est obtenue pour $R_{\Delta x}(t, \tau, \varepsilon)$ où les fréquences cycliques $\alpha \varepsilon$ sont remplacées par $\omega \varepsilon$. On note dans la suite $R_x(\tau) \triangleq R_x^0(\tau, -1)$, $R_{\Delta x}(\tau) \triangleq R_{\Delta x}^0(\tau, -1)$, $R_x \triangleq R_x(\tau = 0)$, $R_{\Delta x} \triangleq R_{\Delta x}(\tau = 0)$, $R_x^\alpha \triangleq R_x^\alpha(0, -1)$, $C_x^\beta \triangleq R_x^\beta(0, 1)$.

3.3 Statistiques d'ordre 3

Les statistiques d'ordre 3 du vecteur $\mathbf{x}(t)$ utilisées dans la suite sont définies par

$$T_x[i, j, k](t) \triangleq E[x_i(t) x_j(t)^* x_k(t)^*] \quad (8)$$

et admettent une décomposition en série de Fourier donnée par

$$T_x[i, j, k](t) = \sum_{\nu} T_x^\nu[i, j, k] e^{j2\pi\nu t} \quad (9)$$

où $T_x^v[i, j, k] \triangleq \langle T_x[i, j, k](t) e^{-j2\pi vt} \rangle_c$ définit les moments d'ordre 3 cycliques pour la fréquence cyclique v .

3.4 Statistiques d'ordre 4

Les statistiques d'ordre 4 du vecteur $\mathbf{x}(t)$ utilisées dans la suite sont définies par

$$Q_x[i, j, k, l](t) \triangleq \text{Cum}(x_i(t), x_j(t)^*, x_k(t)^*, x_l(t)) = \quad (10)$$

$$E[\Delta x_i(t) \Delta x_j(t)^* \Delta x_k(t)^* \Delta x_l(t)] - E[\Delta x_i(t) \Delta x_j(t)^*] E[\Delta x_k(t)^* \Delta x_l(t)]$$

$$- E[\Delta x_i(t) \Delta x_k(t)^*] E[\Delta x_j(t)^* \Delta x_l(t)] - E[\Delta x_i(t) \Delta x_l(t)] E[\Delta x_j(t)^* \Delta x_k(t)^*]$$

et correspondent, pour un rangement particulier des statistiques $Q_x[i, j, k, l](t)$, aux éléments de la matrice de quadricovariance des observations, $Q_x(t)$, donnée par

$$Q_x(t) = (A \otimes A^*) Q_{mc}(t) (A \otimes A^*)^\dagger \quad (11)$$

où \otimes est le produit de Kronecker et où $Q_{mc}(t)$ est la quadricovariance de $\mathbf{m}_c(t)$. On note $Q_x \triangleq \langle Q_x(t) \rangle_c$.

4. Méthodologies Sobefocys et Fobefocys

Les méthodologies SOBEFOCYS et FOBEFOCYS sont composées de 3 étapes dont le but est respectivement :

- d'estimer le nombre de sources déterministes contenues dans $\mathbf{x}(t)$,
- d'identifier et d'extraire les sources stochastiques du mélange vectoriel (1)
- d'extraire les sources déterministes de ce mélange à partir de l'identification des sources stochastiques

4.1 Etape 1 : Dénombrement des sources déterministes

L'étape 1 met en œuvre les opérations suivantes :

Etape 1.1 : Estimation, \hat{P} , de P à partir de l'EVD d'une estimée empirique, \hat{R}_x , de R_x

Etape 1.2 : Détection des composantes déterministes de $\mathbf{x}(t)$ par l'estimation des fréquences cycliques γ et des moments cycliques d'ordre 1, e_x^γ , en utilisant par exemple le détecteur cyclique et l'estimateur de e_x^γ introduits dans [4].

Etape 1.3 : Estimation non biaisée et consistante de $R_{\Delta x}$ à partir de \hat{R}_x et des estimées des γ et de e_x^γ en utilisant l'estimateur de covariance moyennée introduit dans [4]. Notons que les sources déterministes ont disparu de $R_{\Delta x}$.

Etape 1.4 : Estimation, \hat{P}_1 , de P_1 à partir de l'EVD de l'estimée de $R_{\Delta x}$, puis estimation, \hat{P}_2 , de P_2 par $\hat{P}_2 = \hat{P} - \hat{P}_1$. Il existe des sources déterministes ssi $\hat{P}_2 \neq 0$.

4.2 Etape 2 : Identification et extraction des sources stochastiques

L'étape 2 met en œuvre les opérations suivantes :

4.2.1 SOBEFOCYS

Etape 2.1 : Estimation non biaisée et consistante, pour différents τ , de $R_{\Delta x}(\tau)$ à partir de l'estimée empirique de $R_x(\tau)$ et de l'estimée des moments cycliques e_x^γ , en utilisant l'estimateur de covariance moyennée introduit dans [4].

Etape 2.2 : Estimation, \hat{A}_1 , de A_1 par la méthode SOBI_COV [4] exploitant les estimées non biaisées et consistantes des matrices $R_{\Delta x}$ et $R_{\Delta x}(\tau)$.

Etape 2.3 : Extraction des sources stochastiques par : $y_1(t) = W_1^\dagger \mathbf{x}(t)$ où $W_1 \triangleq \hat{R}_x^{-1} \hat{A}_1 [\hat{A}_1^\dagger \hat{R}_x^{-1} \hat{A}_1]^{-1}$.

4.2.2 FOBEFOCYS

Etape 2.1 : Estimation des fréquences cycliques d'ordre 2, α et β , de $\mathbf{x}(t)$ en utilisant un détecteur cyclique arbitraire. Estimation des matrices de corrélation cyclique R_x^α et C_x^β ainsi que des composantes du moment cyclique à l'ordre 3, $T_x^v[i, j, k]$, de $\mathbf{x}(t)$ pour $v = \pm \gamma$.

Etape 2.2 : Estimation non biaisée et consistante, par l'estimateur proposé dans [7], de Q_x à partir d'une part, de l'estimée des fréquences cycliques γ , α , β et des moments cycliques d'ordre 1, 2 et 3 associés de $\mathbf{x}(t)$ et d'autre part, de l'estimée empirique des moments d'ordre 4 de $\mathbf{x}(t)$.

Etape 2.3 : Estimation, \hat{A}_1 , de A_1 par exemple par la méthode JADE adaptée [7] exploitant les estimées non biaisées et consistantes des matrices $R_{\Delta x}$ et Q_x .

Etape 2.4 : Extraction des sources stochastiques par : $y_1(t) = W_1^\dagger \mathbf{x}(t)$ où $W_1 \triangleq \hat{R}_x^{-1} \hat{A}_1 [\hat{A}_1^\dagger \hat{R}_x^{-1} \hat{A}_1]^{-1}$.

4.3 Etape 3 : Extraction des sources déterministes

L'étape 3 met en œuvre les opérations suivantes :

Etape 3.1 : Elimination des sources stochastiques dans $\mathbf{x}(t)$ par construction du vecteur $\mathbf{v}(t) \triangleq F_1 \mathbf{x}(t)$, où $F_1 \triangleq I - \hat{A}_1 [\hat{A}_1^\dagger \hat{A}_1]^{-1} \hat{A}_1^\dagger$.

Etape 3.2 : Estimation, $\hat{A}_{F2} \triangleq F_1 \hat{A}_2$, de la matrice $F_1 A_2$ par une méthode d'identification aveugle classique, à l'ordre 2 telle que SOBI [1] (SOBEFOCYS) ou à l'ordre 4 telle que JADE [2] ou COM2 [5] (FOBEFOCYS), à partir du vecteur observation $\mathbf{v}(t)$.

Etape 3.3 : Extraction des sources déterministes par : $y_2(t) = W_2^\dagger \mathbf{x}(t)$ où $W_2 \triangleq F_1 \hat{A}_{F2} [\hat{A}_{F2}^\dagger \hat{A}_{F2}]^{-1}$.

5. Simulations

Les performances de JADE (a) [2], JADE adapté (b) (à partir de l'estimateur non biaisé et consistant de Q_x [7]) et FOBEFOCYS (c) sont illustrées sur les figures 1 à 6, montrant l'évolution, en fonction du nombre d'échantillons observés L , du SINRM (Signal to Interference plus Noise Ratio Maximum) en sortie [3], respectivement des 6 sources statistiquement indépendantes (1 à 6), de SNR (Signal to Noise Ratio) par capteur égal à 10 dB, relativement bien séparées spatialement, reçues par un réseau de 10 capteurs. Les sources 1 et 2 sont déterministes à spectres disjoints (porteuses différentes) (a priori séparables par JADE), les sources 3 et 4 sont des sources centrées, BPSK, à résidu de porteuse non nul et identique (mal séparées par JADE [6]), et les sources 5 et 6 sont des sources non centrées, CPFSK, d'indice de modulation égal à 2, partageant 2 tons (mal séparées par JADE [7]). On note, comme attendu, la piètre identification des sources stochastiques par JADE (a) et la bonne extraction de toutes les sources stochastiques, centrées

ou non, par JADE adapté (b) qui ne voit cependant pas les sources déterministes. On note la bonne extraction des 6 sources, stochastiques et déterministes, centrées ou non par FOBEFOCYS (c).

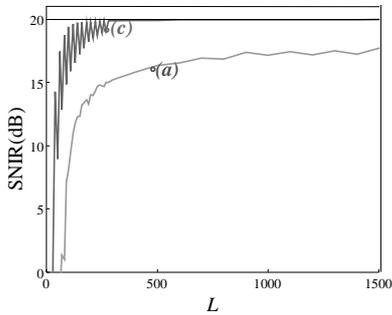


FIG. 1 : Source 1 – Porteuse 1

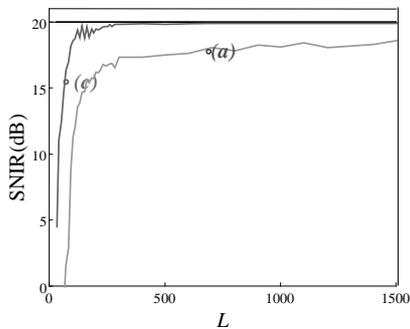


FIG. 2 : Source 2 – Porteuse 2

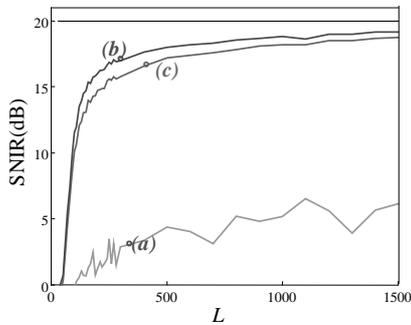


FIG. 3 : Source 3 – BPSK 1

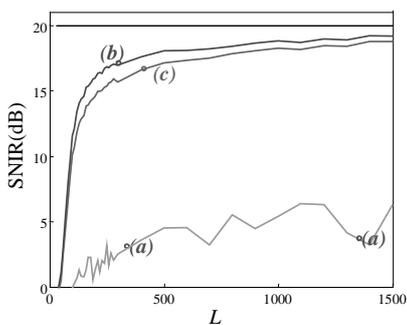


FIG. 4 : Source 4 – BPSK 2

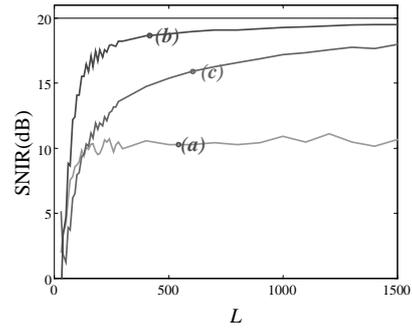


FIG. 5 : Source 5 – CPFSK 1

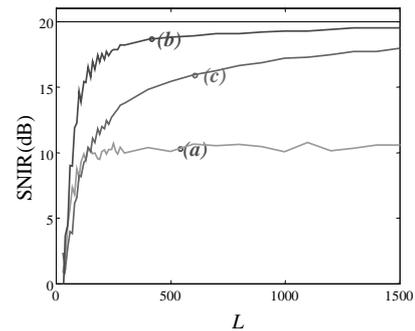


FIG. 6 : Source 6 – CPFSK 2

Références

- [1] A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J.F. Cardoso, E. Moulines, *A blind source separation technique using second order statistics*. IEEE Trans. Signal Processing, Vol 45, N°2, pp 434-444, Feb. 1997.
- [2] J.F. Cardoso, A. Souloumiac, *Blind beamforming for non Gaussian signals*, IEE Proceedings-F, Vol. 140, N°6, pp. 362-370, Dec. 1993.
- [3] P. Chevalier, *Optimal separation of independent narrow-band sources – concept and performance*, Signal Processing, Elsevier, Vol 73, N°1-2, pp 27-47, Feb 1999.
- [4] P. Chevalier, A. Ferréol, L. Albera, *On the behavior of current second order blind source separation methods for first and second order cyclostationary sources – Application to CPFSK sources*, Proc ICASSP, Orlando (USA), pp. 3081-3084, May 2002.
- [5] P. Comon, *Independent component analysis – a new concept*, Signal Processing, Elsevier, Vol 36, N°3, Special issue on higher order statistics, pp 287-314, April 1994.
- [6] A. Ferréol, P. Chevalier, *On the behavior of current second and higher order blind source separation methods for cyclostationary sources*, IEEE Trans. Signal Processing, Vol 48, N° 6, pp. 1712-1725, June 2000. Erratum : Vol 50, N°4, pp. 990, April 2002.
- [7] A. Ferréol, P. Chevalier, L. Albera, *Higher order blind separation of non zero-mean cyclostationary sources*, Proc. EUSIPCO, Toulouse (France), pp. 103-106, Sept. 2002.