

SEPARATION AVEUGLE DE SOURCES POUR DES MELANGES INSTANTANES : UN ALGORITHME AMELIORE

Reçu le 08/04/2007 – Accepté le 06/07/2007

Résumé

La restitution des entrées et /ou la fonction de transfert inconnues d'un system, à partir seulement de ses sorties observées, est l'objet de la séparation aveugle de sources. Plusieurs approches ont été proposés, mais qui partagent toutes la même condition de séparabilité : l'indépendance statistique des signaux sources.

Dans leur algorithme, H-L Nguyen Thi et C. Jutten proposent une solution au problème, basés sur l'annulation des cumulants d'ordre 4 d'une structure récursive. Cependant, leur choix d'une architecture récursive et l'utilisation des cumulants Cum22, conduisent à un ralentissement de la convergence et à une accumulation de l'erreur.

Nous proposons dans cet article, un nouvel algorithme adaptatif basé sur l'annulation des cumulants d'ordre 4 d'une structure directe. Les résultats expérimentaux obtenus, pour des mélanges instantanés de signaux sources, montrent que l'algorithme proposé améliore la vitesse et la précision de convergence, comparativement à l'algorithme bien connu de H-L Nguyen Thi et C. Jutten.

Mots clés : Séparation aveugle de sources – Mélange instantané – Cumulants – Indépendance statistique.

Abstract

The restitution of unknown entries and /or the transfer function of a system, from only its exits observed, is the object of the blind separation of sources. Several approaches were proposed, but which share all the same condition of separability: the statistical independence of the sources's signals.

In their algorithm, H-L Thi Nguyen and C Jutten propose a solution to the problem, based on the cancellation of 4th order cumulants of a recursive structure. However, their choice of a recursive architecture and the use of cumulant Cum22, lead to a deceleration of convergence and an accumulation of the error.

We propose in this article, a new adaptive algorithm based on the cancellation of 4th order cumulants of a direct structure. The experimental results obtained, for instantaneous mixtures of sources's signals, show that the algorithm proposed improves the speed and the precision of convergence, comparatively with the well-known algorithm of H-L Nguyen Thi and C Jutten.

Key words: blind separation of sources, instantaneous mixtures, cumulant, the statistical independence

L. GHALOUCI*
M.F. BELBACHIR**

* Département de Physique, Faculté des Sciences – USTO
** Lab. *Signaux, Systèmes et Données*, Dept Electronique, Faculté du Génie Electrique – USTO
BP 1505 El M'Naouer 31000 Oran, Algérie

ملخص

C. Jutten و H-L. Nguyen Thi
(Structure Directe) (Cumulants d'ordre 4)
Cum₂₂
إلغاء (Algorithme Adaptatif) ن
(Structure Directe) (Cumulants d'ordre 4)

C. Jutten و H-L. Nguyen Thi

الكلمات المفتاحية:

I NTRODUCTION

La séparation aveugle de sources est une technique en traitement de signal [1]. Elle vise à restituer les entrées aléatoires et inconnues d'un système déterministe et

linéaire (et/ou sa fonction de transfert inconnue), à partir seulement des sorties observées. Le terme «aveugle» signifie le manque d'information sur le système de transfert, ainsi que sur les signaux à ses entrées. Plusieurs domaines d'application sont à l'origine de cette technique (astrophysique, télécommunications, applications médicales et acoustique, ...etc.), donnant ainsi naissance à diverses approches adaptatives ou non [2][3][4][5][6][7][8][9]. Toutefois, elles partagent toutes la même condition de séparabilité, i.e. l'indépendance statistique des signaux sources.

En partant de cette même condition, notre article s'inscrit dans le cadre des méthodes adaptatives directes [5], en proposant un nouvel algorithme adaptatif, basé sur l'annulation des cumulants d'ordre 4, pour séparer deux signaux sources dans un mélange instantané. Le positionnement du problème ainsi que la présentation des différentes hypothèses le régissant sont le sujet de la section 2. La section 3 sera consacrée à la synthèse de l'algorithme classique de H.-L. Nguyen Thi [5]. L'algorithme que nous proposons est donné dans la section 4. La section 5 contiendra les résultats expérimentaux. Enfin, les conclusions issues de ce travail seront présentées dans la section 6.

2. POSITION DU PROBLEME

Il s'agit de restituer deux signaux sources $s_1(n)$ et $s_2(n)$ statistiquement indépendants, à partir seulement des signaux observés $x_1(n)$ et $x_2(n)$. On suppose le canal de transfert H , stationnaire, linéaire et invariant par translation temporelle. Nous avons dans le cas instantané(1) (voir fig. 1) :

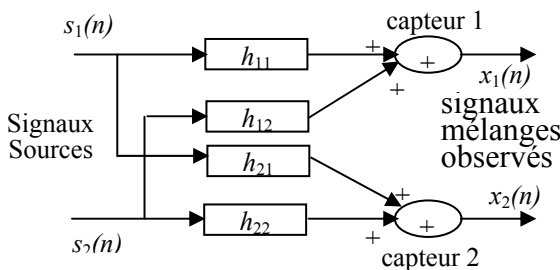


Figure 1 : Système de mélange instantané de deux signaux.

$$x_i(n) = h_{ii} s_i(n) + h_{ij} s_j(n); i \neq j \in \{1,2\} \quad (1)$$

$x_i(n)$: est le signal observé à la sortie du capteur i ;
 $s_i(n)$ et $s_j(n)$: sont les signaux sources centrés;

h_{ii} , h_{ij} : sont les coefficients du système de mélange H traduisant respectivement la propagation entre la source i et le capteur i et la propagation entre la source j et le capteur i .

Sous forme matricielle (1) s'écrit :

$$X = H S \quad (2)$$

X , S : sont respectivement, le vecteur composé des signaux observés $x_i(n)$ et le vecteur composé des signaux sources $s_i(n)$.

(1) : L'idée d'un mélange instantané est irréaliste dans beaucoup de situations. Néanmoins, on peut se placer dans le cas instantané si on considère les signaux sources à bandes étroites, ou si les sources sont placées à proximité des capteurs (5 à 15 cm).

Vu le caractère aveugle du problème, les signaux sources sont estimés par le modèle suivant :

$$\hat{S} = W X \quad (3)$$

Où, \hat{S} représente le vecteur des signaux sources estimés et W , la matrice de séparation.

D'après les équations (2) et (3), le raisonnement sera toujours valable pour un nombre de signaux sources quelconque, inférieur ou égale au nombre de capteurs. En outre, la situation de deux sources, n'excède pas d'être réaliste dans la mesure où on considère $s_1(n)$ le signal utile et $s_2(n)$ un bruit gaussien formé de tous les autres signaux sources.

A partir de (2) et (3), la séparation des deux signaux sources sera accomplie si la matrice globale (mélange-séparation) $A = WH$ est diagonale ou anti-diagonale, i.e.,

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & a_{22} \end{bmatrix} \quad \text{ou bien,} \quad A = \begin{bmatrix} 0 & a_{12} \\ a_{21} & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Pour l'obtention de la matrice de séparation, deux structures, se partagent l'intérêt : la structure récursive [1] et la structure directe [10].

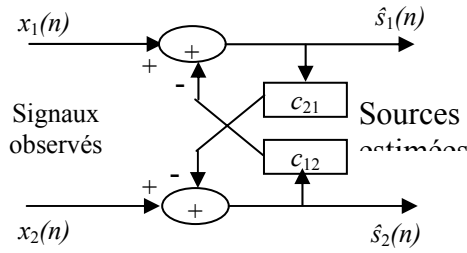


Figure 2 : Structure récurrente de séparation pour un mélange instantané de deux signaux. Dans la structure récurrente (voir fig. 2),

les sorties du système de séparation s'écrivent :

$$\hat{s}_i(n) = x_i(n) - c_{ij} \hat{s}_j(n) ; i \neq j \in \{1,2\} \quad (5)$$

$\hat{s}_i(n)$: est le signal source estimé;

c_{ij} , $i \neq j \in \{1,2\}$: sont les coefficients d'une matrice C dite de rétroaction dont les coefficients c_{ii} sont supposés nuls(2).

Sous forme matricielle, l'expression (5) donne :

$$\hat{S} = (I + C)^{-1} X \quad (6)$$

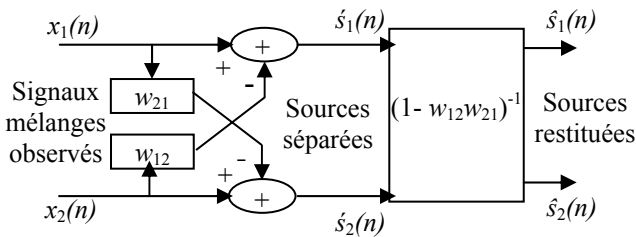


Figure 3 : Structure directe de séparation pour un mélange instantané de deux signaux.

La solution dépend donc de l'existence (stabilité) de la matrice $(I + C)^{-1}$.

A partir de (3) et (6), nous pouvons déduire que W est égale à $(I + C)^{-1}$, I est la matrice identité. Ainsi, tenant compte de (1), (4) et (5), la séparation sera accomplie, pour une structure récurrente, si:

$$c_{ij} = h_{ij} , i \neq j \in \{1,2\}. \quad (7)$$

$$\text{Ou bien, } c_{ij} = 1/h_{ji} , i \neq j \in \{1,2\}. \quad (8)$$

Pour une structure directe (voir fig. 3), les signaux de

$\hat{s}_i(n)$: est le signal source estimé, proportionnel au signal source d'origine;

w_{ij} , $i \neq j \in \{1,2\}$: sont les coefficients de la matrice de séparation W, dont les coefficients w_{ii} sont supposés égaux (3) à 1.

Sous forme matricielle, l'expression (9) s'écrit :

$$\hat{S} = W X \quad (10)$$

\hat{S} : est le vecteur des signaux séparés $\hat{s}_i(n)$.

A partir des expressions (2), (3), (4), (9) et (10), nous pourrions dire que la séparation est achevée si, pour $i \neq j \in \{1,2\}$:

$$w_{ij} = h_{ij} , \quad (11)$$

$$\text{ou bien, } w_{ij} = 1/h_{ji} \quad (12)$$

La matrice globale s'écrit dans ce cas (4) :

$$A = \begin{bmatrix} 1 - h_{21}w_{12} & 0 \\ 0 & 1 - h_{12}w_{21} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & h_{12} - w_{12} \\ h_{21} - w_{21} & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

ou bien,

Les solutions (7) et (11), sont le plus souvent choisies. Les signaux estimés, une fois la séparation achevée, s'écrivent dans ce cas, pour une structure récurrente :

$$\hat{s}_i(n) = s_i(n) ; i \in \{1,2\} \quad (15)$$

et pour une structure directe :

$$\hat{s}_i(n) = (1 - h_{ij} h_{ji}) s_j(n) ; i \neq j \in \{1,2\} \quad (16)$$

Le résultat (16) montre en particulier que les signaux estimés par une structure directe, doivent être normalisés par le terme $(1 - h_{12} h_{21})$ pour retrouver les signaux sources d'origine.

3. ALGORITHME DE H.-L. NGUYEN THI

Les algorithmes de séparation utilisant les moments d'ordres 3 ou 4, exigent aux sources d'avoir des densités de probabilité symétriques [11]. Afin de

(2) : La contrainte structurale imposée $c_{ii} = 0$; $i \in \{1,2\}$, pallie au problème d'indétermination qui peut subsister quant à la détermination précise des coefficients de séparation.

sorties du système de séparations sont gérés par l'expression suivante:

$$\hat{s}_i(n) = x_i(n) - w_{ij} x_j(n) \quad (9)$$

(3) : En fait, les coefficients w_{ii} ; $i \in \{1,2\}$, représentent seulement des facteurs d'échelle pour les signaux sources restitués qui leurs correspondent et donc, les choisir égaux à 1 n'influe pas beaucoup sur la solution du problème.

(4) : le couple de solutions obtenu pour la matrice de séparation W laisse émaner une certaine indétermination sur l'ordre des sources restituées.

pallier cette restriction, H.-L. Nguyen Thi [5] propose un algorithme basé sur un critère plus puissant, utilisent les

cumulants d'ordre 4. En effet, les signaux centrés statistiquement indépendants ont leur cumulants croisés d'ordre supérieur ou égal à 3 tous nuls. De plus ils sont liés aux moments statistiques par des relations assez simples, (du moins jusqu'à l'ordre 4). Pour deux sources, nous avons à l'ordre 4 :

$$\begin{aligned} Cum(s_i, s_i, s_i, s_j) &= Cum_{31}(s_i, s_j) \\ &= E[s_i^3 s_j] - 3E[s_i^2]E[s_i s_j] \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} Cum(s_i, s_i, s_j, s_j) &= Cum_{22}(s_i, s_j) \\ &= E[s_i^2 s_j^2] - E[s_i^2]E[s_j^2] - 2(E[s_i s_j])^2 \end{aligned} \quad (18)$$

$E[.]$: représente le moment statistique.

Ces expressions ainsi introduites, nous présentons maintenant l'algorithme de Nguyen pour une structure réursive :

$$c_{ij}(n+1) = c_{ij}(n) - \mu \frac{\partial Cum_{31}^2(\hat{s}_i(n), \hat{s}_j(n))}{\partial c_{ij}(n)} \quad (19)$$

μ : est le gain d'adaptation, $0 < \mu < 1$;

$\hat{s}_i(n)$: est le signal source estimé ;

c_{ij} , $i \neq j \in \{1,2\}$: sont les coefficients de la matrice de rétroaction C;

L'expression finale de l'algorithme de Nguyen, tenant compte de (5), (17), (18) ainsi que de la dérivée dans (19), est :

$$\begin{aligned} c_{ij}(n+1) &= c_{ij}(n) - 2\mu \frac{Cum_{31}(\hat{s}_i(n), \hat{s}_j(n))}{1 - c_{ij}(n)c_{ji}(n)} \\ &\quad \left\{ c_{ji}(n)Cum_{31}(\hat{s}_i(n), \hat{s}_j(n)) - \right. \\ &\quad \left. Cum_{22}(\hat{s}_i(n), \hat{s}_j(n)) \right\} \end{aligned} \quad (20)$$

Cet algorithme, performant par l'utilisation des cumulants, est capable de séparer des sources, dont une au maximum est gaussienne (vu que les cumulants d'un signal gaussien sont tous nuls), tout en s'affranchissant de toute hypothèse a priori concernant leurs statistiques. Malheureusement, en plus de son expression assez complexe ainsi que son taux de calcul important, cet algorithme souffre aussi d'un certain ralentissement de la convergence, dû à l'utilisation de Cum22(5). L'utilisation de la structure réursive engendre une accumulation d'erreur importante qui se propage le long des itérations à cause même de cette réursivité. Cette erreur est due, d'une part, à l'estimation des coefficients interférents, d'autre part, à l'estimation des moments intervenants dans l'expression du cumulants. Ceci altère en partie, la précision et la vitesse de convergence. Dans le but de

pallier ces inconvénients, nous proposons un nouvel algorithme, qui tire profit des avantages de

(5) : si les signes des kurtosis des sources sont les mêmes ; Cum22 $\{\hat{s}_i(n), \hat{s}_j(n)\}$ est exprimé en fonction de la somme de deux termes de même signe, alors son signe ne change pas et la fonction est très plate au voisinage de son zéro[5]

l'algorithme de Nguyen, i.e., l'utilisation des cumulants d'ordre 4.

4. ALGORITHME PROPOSE

Il est bien connu que les algorithmes de type adaptatif sont sensibles au critère adopté; la convergence et la précision de l'algorithme en dépendent. Pour éviter le problème engendré par la réursivité de la structure, nous avons opté pour une architecture directe (voir fig. 3), qui présente en outre, une mise en œuvre algorithmique plus simple.

Ainsi, à partir d'un travail expérimental mené avec différents critères basés sur les cumulants d'ordre 4, pour l'estimation des coefficients de séparation, nous proposons l'approche itérative suivante :

$$\begin{aligned} w_{ij}(n+1) &= w_{ij}(n) + \mu Cum_{31}\{\hat{s}_i(n), \hat{s}_j(n)\} \\ &\quad Cum_{31}\{\hat{s}_j(n), x_j(n)\} \end{aligned} \quad (21)$$

avec, $i \neq j \in \{1,2\}$ et $0 < \mu < 1$;

$x_i(n)$: le signal observé à la sortie du capteur ;

$\hat{s}_i(n)$: le signal source estimé, proportionnel au signal source d'origine;

w_{ij} : sont les coefficients de séparation.

Comportement à la convergence :

A la convergence on aura :

$$w_{ij} \cong h_{ij} \Rightarrow \hat{s}_j(n) \cong (1-h_{ij} h_{ji}) s_i(n) \quad (22)$$

ce qui se traduit aussi par :

$$\begin{aligned} Cum_{31}\{\hat{s}_j(n), x_j(n)\} \\ \cong (1-h_{12} h_{21})^4 Cum_{31}\{s_j(n), x_j(n)\} \end{aligned} \quad (23)$$

avec, $i \neq j \in \{1,2\}$.

En remplaçant $x_j(n)$ par son expression dans (1) et en vertu de l'indépendance statistique des sources centrées $s_i(n)$ et $s_j(n)$, on obtient finalement :

$$\text{Cum31}\{\hat{s}_j(n), x_j(n)\} \cong (1 - h_{12}h_{21})^4 \left\{ E[s_j^4(n)] - 3E[s_j^2(n)]^2 \right\} \quad (24)$$

Or, le kurtosis d'un signal $s_j(n)$ est défini :

$$\text{kurtosis}(s_j(n)) = E[s_j^4(n)] - 3 \left\{ E[s_j^2(n)] \right\}^2 = \text{const_1} \quad (25)$$

Où, const_1 est une constante, son signe dépend de la densité de probabilité du signal $s_j(n)$ [12].

Enfin, la substitution de (25) dans (24) donne :

$$\text{Cum31}\{\hat{s}_j(n), x_j(n)\} \cong (1 - h_{12}h_{21})^4 \text{kurtosis}(s_j(n)) = \text{const_2} \quad (26)$$

Avec, const_2 : une constante qui dépend de la densité de probabilité du signal source $s_j(n)$. On peut conclure donc, que $\text{Cum31}\{\hat{s}_j(n), x_j(n)\}$ donne à l'algorithme une certaine inertie au début, qui va accélérer le processus de la convergence, puis se transforme, tout en approchant le point séparant, en un palier (constante), tandis que $\text{Cum31}\{\hat{s}_i(n), \hat{s}_j(n)\}$ continuera son annulation. Ainsi, $\text{Cum31}\{\hat{s}_j(n), x_j(n)\}$ ne perturbe en aucun cas le processus de convergence.

5. RESULTATS EXPERIMENTAUX

Afin de valider l'efficacité de notre Nouvel Algorithme (NA) proposé, nous avons comparé ces performances à celles de l'algorithme de Nguyen (ANGU), par des expériences menées avec des mélanges instantanés artificiels, en utilisant la relation (1). Nous avons choisi $h_{12} = h_{21} = 0.8$; ceci traduit une situation défavorable où la proportion du signal indésirable est importante dans chaque signal mélange. La première expérience consiste à séparer un bruit aléatoire avec un signal de parole extrait de Internet [13]; c'est la voix d'un locuteur prononçant en espagnol « Uno, Dos, Tres ». La deuxième expérience consiste à séparer deux signaux de parole, le 1er est la voix d'un locuteur prononçant en anglais « One, Two, Three, Four », le deuxième est la voix d'un locuteur prononçant « Uno, Dos, Tres, Cuatro », tous deux extraits de Internet [13]. Dans chaque expérience, les deux signaux mélangés seulement, ont été présentés aux deux algorithmes, NA et ANGU. Les résultats obtenus sont illustrés sur les figures 4a – 4d pour la première expérience et 5a – 5d pour la 2ème expérience. Le rapport signal sur bruit moyen (RSBm) des signaux estimés est calculé par la relation suivante (pour les deux structures) :

$$\text{RSBm} = \frac{\text{RSBi}}{N} ; \quad (27)$$

$$\text{RSBi} = 10 \log \left(\frac{\sum_{n=0}^{L-1} s_i^2(n)}{\sum_{n=0}^{L-1} (\hat{s}_i(n) - s_i(n))^2} \right) ; \quad (28)$$

N : est le nombre de sources ;

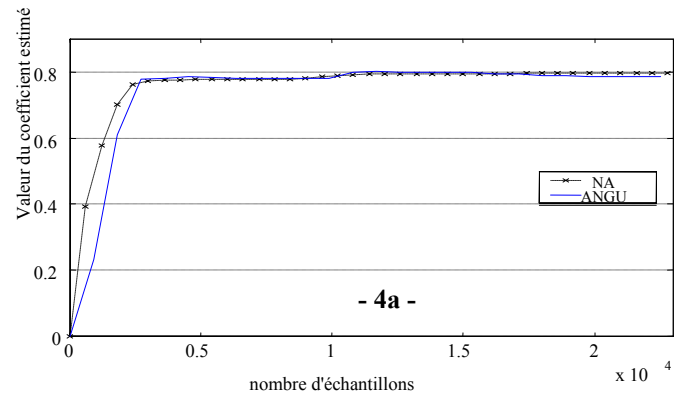
L : est le nombre d'échantillons du signal.

L'erreur quadratique paramétrique E.Q.P (pour un mélange simulé, i.e. les h_{ij} sont connus), est calculée par la relation suivante :

$$\text{E.Q.P} = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} (t_{ij}(n) - h_{ij}(n))^2 ; \quad (29)$$

$t_{ij} = c_{ij}$ ou $t_{ij} = w_{ij}$, selon la structure adoptée.

Les figures 4a, 4b, 5a et 5b, traduisant l'évolution des coefficients de séparation vers la valeur (0.8) assurant la séparation, montrent bien que NA converge plus rapidement que ANGU. Ce résultat est confirmé par les figures 4c, 4d, 5c et 5d traduisant les évolutions des erreurs quadratiques paramétriques des coefficients. Le tableau1 indique que l'ordre de grandeur de l'E.Q.P pour NA va de 10^{-5} à 10^{-6} alors que celui pour ANGU est de seulement 10^{-4} . Ceci affirme la meilleure précision de convergence de NA. Nous constatons aussi que NA a apporté une amélioration dans le RSBm des signaux estimés, qui est de 12.22 dB dans la première expérience et de 12.86 dB dans la deuxième expérience. D'autre part, le tableau 2 montre que pour un nombre de sources $N \geq 3$, ce qui traduit mieux une situation réelle, le nouvel algorithme exige un taux de calcul réduit par rapport à celui de Nguyen, ceci le favorise pour les applications en temps réel. Les signaux $\hat{s}_i(n)$ estimés par les deux algorithmes ont été soumis à un test d'audition d'une dizaine de personne, 90 % des avis étaient en faveur de NA, les 10 % restant n'ont pas pu distinguer de différence.



- 4a -

1^{ère} expérience : Séparation bruit aléatoire – parole

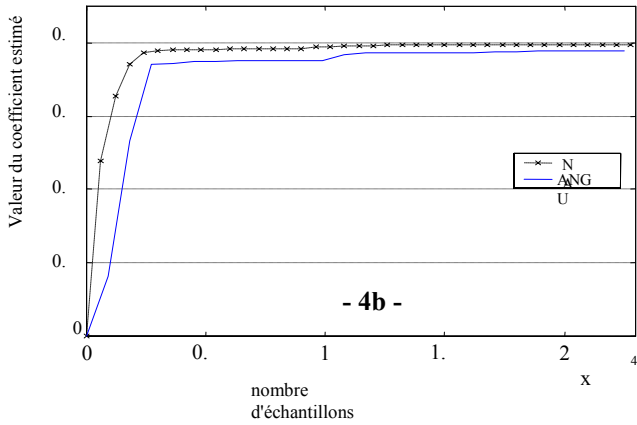
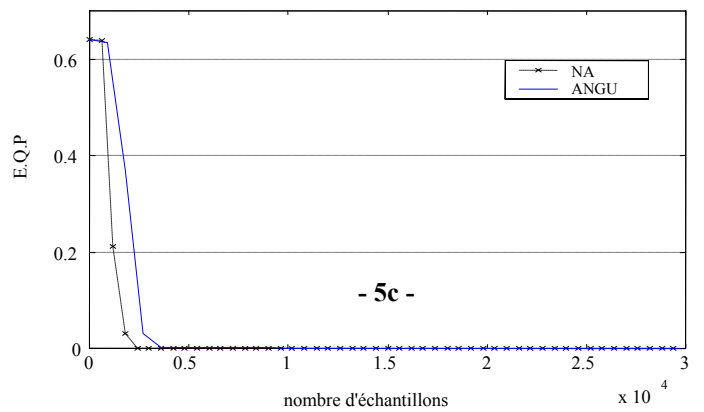
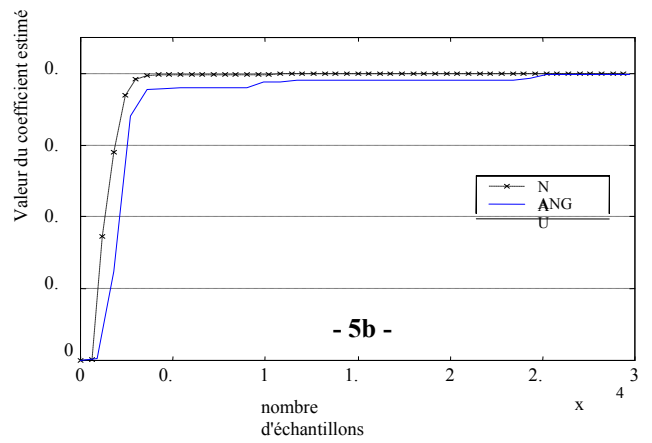
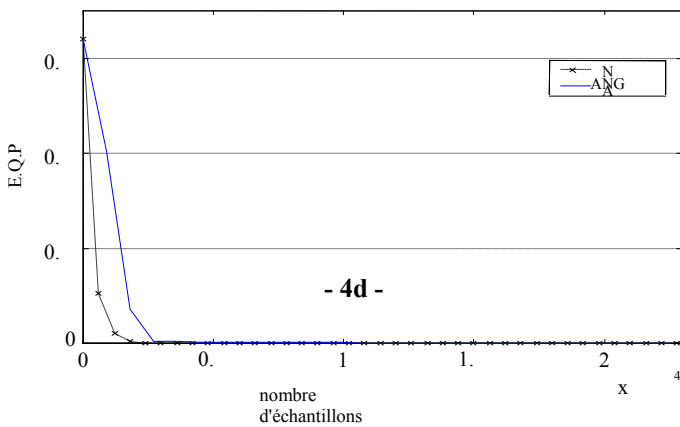
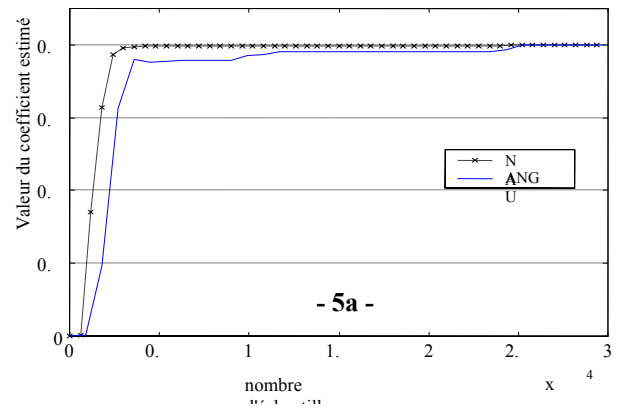
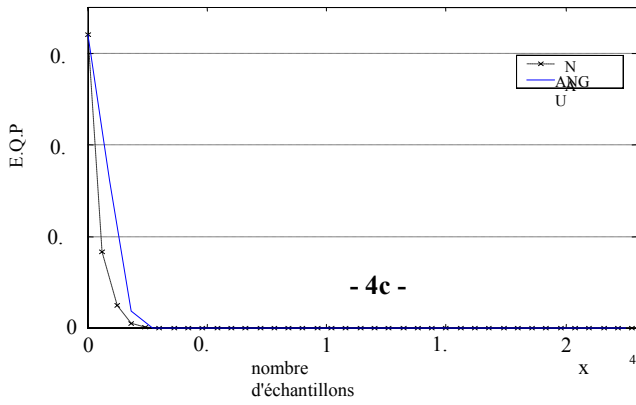


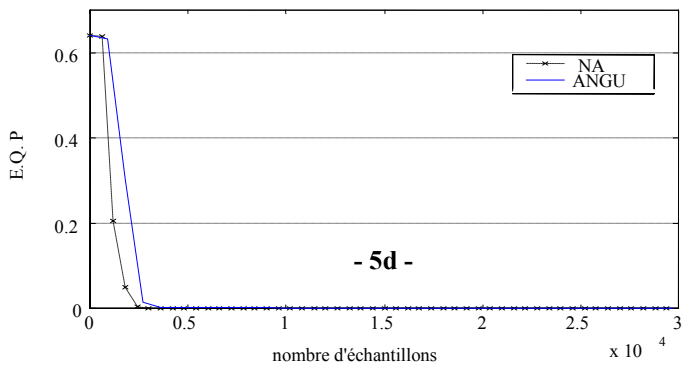
Fig. 4a : Evolution de l'estimation du coefficient c_{12} par ANGU et de w_{12} par NA.

Fig. 4b : Evolution de l'estimation du coefficient c_{21} par ANGU et de w_{21} par NA.

Fig. 4c : Evolutions des erreurs quadratiques paramétriques des coefficients c_{12} (ANGU) et w_{12} (NA).

Fig. 4d : Evolutions des erreurs quadratiques paramétriques des coefficients c_{21} (ANGU) et w_{21} (NA).





Expérience	Algo.	Coeff.	E.Q.P	RSBm (dB)
Bruit aléatoire parole	ANG	c12	1.7915e-4	36.59
		c21	4.9598e-4	
	NA	w12	5.6733e-6	48.81
		w21	2.1627e-5	
Parole parole	ANG	c12	3.5658e-4	21.57
		c21	3.1364e-4	
	NA	w12	3.7232e-6	34.43
		w21	4.0600e-5	

Tableau 1. L'erreur quadratique paramétrique des coefficients estimés, réalisée par ANGU et NA, ainsi que le RSB moyen des signaux estimés.

2^{ème} expérience : Séparation parole - parole

Fig. 5a : Evolution de l'estimation du coefficient c_{12} par ANGU et de w_{12} par NA.

Fig. 5b : Evolution de l'estimation du coefficient c_{21} par ANGU et de w_{21} par NA.

Fig. 5c : Evolutions des erreurs quadratiques paramétriques des coefficients c_{12} (ANGU) et w_{12} (NA).

Fig. 5d : Evolutions des erreurs quadratiques paramétriques des coefficients c_{21} (ANGU) et w_{21} (NA).

Algorithme	Nombre de multiplications / itération	Nombre d'additions / itération
ANGU	$\frac{33 N^2 - 29 N}{2}$	$9 N^2 - 7 N$
NA	$9 N^2 + 3 N$	$5 N^2 + 3 N$

Tableau 2. Taux de complexité des deux algorithmes de séparation de sources (ANGU et NA).

CONCLUSION

Nous avons proposé dans cet article, un nouvel algorithme adaptatif pour la séparation aveugle de deux sources dans un mélange instantané. Notre contribution consiste d'une part, à utiliser un critère approprié basé sur les cumulants d'ordre 4, d'autre part, par l'utilisation de la structure directe de séparation. Les résultats expérimentaux obtenus confirment que le nouvel algorithme proposé est meilleur que l'algorithme classique de Nguyen, tant de point de vue vitesse de convergence que précision.

RÉFÉRENCES

[1] C. Jutten & J. Herault. Blind separation of sources, part I: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. Signal processing, vol. 24, N°1 : pp. 1-10, July 1991.

[2] Michel Gaeta, J. L. Lacoume. Estimateurs du maximum de vraisemblance étendus à la séparation de sources non gaussiennes. Traitement de Signal vol. 7 N°5 spécial «non gaussien, non linéaire», pp. 267-274, 1 janvier 1990.

[3] Anthony J. Bell, Terrence J. Sejnowski. An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution. Neural Computation, vol. 7, N°6, pp. 1129-1159. 1995.

[4] P. Comon. Independent component analysis and blind identification. Signal Processing, vol.7, N°5 spécial: pp. 435-450, November 1990.

- [5] H. L. Nguyen Thi et C. Jutten. Blind source separation for convolutive mixtures. *Signal Processing*, vol. 45 : pp. 209-229, March 1995.
- [6] A. Mansour & C. Jutten. Fourth-order criteria for blind sources separation., *IEEE Transactions on Signal Processing*. Vol. 43, Issue 8, Aug 1995, Page(s):2022 - 2025
- [7] S. Amari, A. Cichocki & H. H. Yang. A New Learning Algorithm for Blind Signal Separation. In *Advances in Neural Information Processing Systems 8*, Editors D. Touretzky, M. Mozer, and M. Hasselmo, pp.757-763, MIT Press, Cambridge MA, 1996.
- [8] Heinz Mathis, Thomas P. von Hoff & Marcel Joho. Blind Separation of Signals with Mixed Kurtosis Signs Using Threshold Activation Functions. *IEEE Transactions on Neural Networks*, pp. 618-624, vol. 12, no. 3, may 2001
- [9] Aapo Hyvärinen. Blind Source Separation by Nonstationarity of Variance: A Cumulant-Based Approach. *IEEE Transactions on Neural Networks*, pp. 1471-1474, vol. 12, no. 6, november 2001
- [10] O. Macchi and E. Moreau. Self-adaptive source separation by direct and recursive networks. In *Proc. International Conference on Digital Signal Processing (DSP'95)*, Limasol, Cyprus, pp. 1154-1159 May 1993.
- [11] P. Duvaut. Principes des Méthodes de Séparation Fondées sur les Moments d'Ordre Supérieur. *Traitement de Signal vol.7 N°5 spécial « non gaussien, non linéaire »*, pp. 407-718, 1990.
- [12] H. Ventsel. *Théorie des probabilités*. Edition Mir, 1973, pp. 91-104 .
- [13] <http://www.cnl.salk.edu/~tewon/ica-cnl.html>.