



A MULTI-TAG RADIO-FREQUENCY IDENTIFICATION SYSTEM USING NEW BLIND SOURCE SEPARATION METHODS BASED ON SPECTRAL DECORRELATION

SYSTEME D'IDENTIFICATION RADIO-FREQUENCE MULTI-BADGE UTILISANT DE NOUVELLES METHODES DE SEPARATION AVEUGLE DE SOURCES A DECORRELATION SPECTRALE

H. Saylani^{1,2*}, S. Hosseini¹, Y. Deville¹, M. Habibi²

¹Laboratoire d'Astrophysique de Toulouse et Tarbes-UMR 5572; Observatoire Midi-Pyrénées;
Université Paul Sabatier Toulouse3 - CNRS ; 14 Av. Edouard Belin; 31400 Toulouse, France

²Laboratoire des Systèmes de Télécommunications et Ingénierie de la Décision;
Faculté des Sciences; Université Ibn Tofail; BP 133 ; 14000 Kénitra, Maroc

* Corresponding author. E-mail:hsaylani@ast.obs-mip.fr

Received: 27 September 2005; revised version accepted: 02 February 2007

Abstract

In recent years, electronic systems have been progressively replacing mechanical devices and human operation for identifying people or objects in many everyday-life applications. This includes systems which perform contactless identification by using radio-frequency tags. Although the latter systems are efficient, they are often unable to easily identify several simultaneously present tags. A solution to this problem, based on blind source separation (BSS) techniques which use artificial neural networks, has already been studied and implemented. It yields attractive results. However, the considered method was not able to achieve identification when the size of the signals to be processed is lower than about 1000 samples. In this paper, we therefore aim at using two new BSS methods which were recently developed in our team. These methods are based on frequency-domain decorrelation and apply to non-stationary mutually uncorrelated signals. They allowed us to develop an identification system which achieves much higher performance than the previous one in terms of required signal size and independence of performance with respect to the positions of the tags to be identified.

Keywords : Blind source separation (BSS); Identification system; Radio-frequency communication; Tag; Spectral decorrelation; Non-stationary signal; Cyclo-stationary signal.

Résumé

Pendant ces dernières années, dans de nombreuses applications de la vie quotidienne, les systèmes électroniques ont progressivement remplacé les dispositifs mécaniques et l'intervention humaine pour identifier des personnes ou des objets. Parmi ces systèmes figurent ceux qui réalisent une identification sans contact en utilisant des badges radio-fréquences. Bien que ces derniers soient efficaces, ils sont souvent incapables d'identifier facilement plusieurs badges simultanément présents. Une solution à ce problème, basée sur des techniques de séparation aveugle de sources (SAS) qui utilisent des réseaux de neurones artificiels, a été déjà étudiée et mise en œuvre. Ses résultats ont été globalement satisfaisants. Néanmoins la méthode utilisée a été incapable de réaliser l'identification quand la taille des signaux mis en jeu est inférieure à environ 1000 échantillons. C'est pourquoi, dans cet article, on se propose d'utiliser deux nouvelles méthodes de SAS récemment développées au sein de notre équipe. Ces méthodes sont basées sur la décorrélation dans le domaine fréquentiel et s'appliquent aux signaux non stationnaires et mutuellement non corrélés. Elles nous ont permis de développer un système d'identification présentant des performances nettement meilleures que le précédent en termes de taille de signaux nécessaire et d'indépendance des performances par rapport aux positions des badges à identifier.

Mots clés : Séparation aveugle de sources (SAS); Système d'identification; Communications radio-fréquences; Badge; Décorrélation spectrale; Signal non-stationnaire; Signal cyclo-stationnaire.

1. Position du problème

De nos jours, les systèmes d'identification de personnes ou d'objets sont devenus de plus en plus répandus. A titre d'exemple on peut citer l'identification du propriétaire d'une voiture avant

la mise en marche du moteur, le contrôle d'accès à des locaux sous surveillance, le contrôle de flux de produits fabriqués dans une usine ou l'identification des articles à la caisse d'un supermarché. Dans le passé, les méthodes utilisées

pour réaliser ces identifications étaient principalement basées sur des dispositifs mécaniques¹ ou des opérateurs humains². Ces approches sont progressivement remplacées par divers systèmes électroniques et particulièrement par des systèmes basés sur des communications radio-fréquences.

La figure 1 représente un exemple de système d'identification radio-fréquence étudié dans [1]-[4]. Il consiste en une station de base couplée de façon inductive à un unique identificateur portable, appelé badge, qui contient un résonateur LC, un contrôleur et une mémoire non volatile (EEPROM). Le contenu de cette mémoire est spécifique à chaque badge et permet d'identifier son porteur (personne ou autre). Le mode de fonctionnement de base de ce système peut être modélisé comme suit.

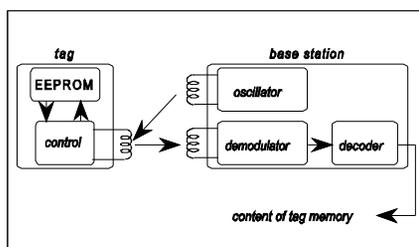


Figure 1 : Système d'identification pour badge unique.

La station de base émet un signal sinusoïdal radio-fréquence. Le badge reçoit ce signal, s'active et émet à son tour un signal sinusoïdal de même fréquence (en raison du couplage inductif) modulé par le contenu encodé de sa mémoire. Ce signal est de nouveau reçu par la station, et démodulé et décodé afin de déterminer le contenu de la mémoire. Le système d'identification complet vérifie alors ces données et contrôle ses actionneurs en conséquence. Ce type de système est attrayant parce que l'identification se fait sans contact entre la station de base et le badge; il n'y a donc pas de contrainte sur la position du porteur de badge.

Cependant, quand deux badges sont placés dans le champ radio-fréquence de la station de base, ils émettent en même temps. Le signal démodulé fourni par la station résulte donc du mélange des deux signaux émis et ne peut donc être décodé par cette station. Ce système est donc incapable d'identifier deux porteurs de badges présents simultanément.

Quelques tentatives pour résoudre ce problème ont été proposées dans la littérature. Certaines sont fondées sur une station de base et des badges qui communiquent selon un protocole prédéterminé de telle sorte que les badges fournissent leur contenu l'un après l'autre [5]. Cette approche induit un fonctionnement lent et un système complexe puisque des circuits conséquents doivent être ajoutés au niveau de la station de base et des badges pour mettre en œuvre le protocole de communication en question; cette solution est donc d'un intérêt limité. Une autre approche consiste à utiliser des badges qui fonctionnent à des fréquences différentes [6]. Cela implique de nouveau des circuits complexes et exige qu'une large bande de fréquences soit allouée au système, ce qui n'est pas toujours possible.

Évitant ce type de contraintes, une approche basée sur les techniques de Séparation Aveugle de Sources (SAS) et utilisant des "réseaux de neurones artificiels" a été proposée par Y. Deville et al. [7]. Elle permet de séparer les deux signaux de badges dans le cas où on dispose de deux mélanges différents de ces deux signaux³. Le deuxième mélange est obtenu en introduisant une deuxième antenne de réception et un deuxième démodulateur au niveau de la station de base. Dans ce cas, les badges sont inchangés par rapport à ceux du système mono-badge classique, la séparation est réalisée grâce à une unité de traitement qui est implantée dans la station de base, plus simple à mettre en œuvre et moins coûteuse que les dispositifs proposés dans les solutions précédentes. Le nouveau système ainsi obtenu est représenté en figure 2.

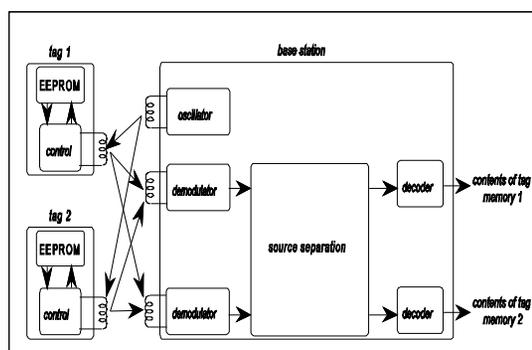


Figure 2: Système d'identification pour deux badges.

Bien que les résultats obtenus à l'aide de cette dernière approche soient attrayants, les performances de la méthode de SAS utilisée dans [7] dépendent fortement du mélange, ce qui rend la

¹Exemple du moteur d'une voiture : seule la personne possédant la bonne clef peut mettre en marche le moteur.

²Inspection visuelle de personnes ou produits dans les exemples cités ci-dessus.

³Plus précisément, on doit disposer de deux combinaisons linéaires différentes des deux signaux de badges.

qualité d'identification des porteurs de badges fortement dépendante de leurs positions. De plus, ces performances se dégradent pour des signaux de badges courts, ce qui limite la capacité de ce système à fonctionner avec un temps de réponse très faible. C'est pourquoi on se propose dans cet article d'utiliser deux nouvelles méthodes de SAS, développées récemment au sein de notre équipe [8],[9], dans le but d'obtenir de meilleures performances. Ces méthodes sont basées sur la décorrélation spectrale et exploitent la non-stationnarité des sources.

Le reste de cet article est organisé comme suit. Le but de la SAS et les méthodes utilisées dans cet article sont décrits respectivement dans les sections 2 et 3. Les performances expérimentales sont présentées dans la section 4 et les conclusions ainsi que des perspectives sont données dans la section 5.

2. But de la SAS

Supposons qu'on dispose de deux observations $x_1(n)$ et $x_2(n)$ qui sont des mélanges non bruités de deux sources à temps discret $s_1(n)$ et $s_2(n)$ aléatoires et inconnues. Dans le cas de mélanges linéaires instantanés, ces observations sont définies par le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} x_1(n) = a_{11}s_1(n) + a_{12}s_2(n) \\ x_2(n) = a_{21}s_1(n) + a_{22}s_2(n) \end{cases} \quad (1)$$

où les $a_{ij}(i, j = 1, 2)$, sont des nombres réels qui représentent les coefficients du mélange, soit en notation matricielle :

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A} \mathbf{s}(n), \quad (2)$$

où $\mathbf{x}(n) = [x_1(n), x_2(n)]^T$ et $\mathbf{s}(n) = [s_1(n), s_2(n)]^T$ sont respectivement, les vecteurs observations et sources, et \mathbf{A} est la matrice de mélange qui est supposée inconnue :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}. \quad (3)$$

On suppose que les sources sont réelles et centrées, et que \mathbf{A} est une matrice réelle et non singulière.

Le but des méthodes de SAS est de trouver une estimation de la matrice de mélange \mathbf{A} , ou de son inverse \mathbf{A}^{-1} appelée matrice de séparation. Plus précisément, il est montré dans [10] que dans le contexte aveugle⁴, ces estimations ne peuvent être obtenues qu'à une matrice de permutation et une matrice diagonale près. Les méthodes de SAS

estiment donc une matrice $\mathbf{B} = \mathbf{PDA}^{-1}$ (ou une matrice $\mathbf{B}' = \mathbf{PDA}$), où \mathbf{P} est une matrice de permutation et \mathbf{D} une matrice diagonale. Par abus de langage, cette matrice \mathbf{B} prendra le nom de matrice de séparation.

En utilisant l'équation (2), le vecteur de signaux de sortie d'un système de SAS, noté $\hat{\mathbf{s}}(n)$, est donc défini par :

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{s}}(n) &= \mathbf{B} \mathbf{x}(n) \\ &= (\mathbf{PDA}^{-1})(\mathbf{A} \mathbf{s}(n)) \\ &= \mathbf{PD}(\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A})\mathbf{s}(n) \\ &= \mathbf{PD} \mathbf{s}(n). \end{aligned} \quad (4)$$

Par conséquent, l'estimation de la matrice de séparation \mathbf{B} nous permet de retrouver nos sources $s_1(n)$ et $s_2(n)$ à une permutation et un facteur d'échelle près. Ces indéterminations ne posent aucun problème pour l'application considérée dans cet article : en appliquant les deux signaux $\hat{s}_i(i=1,2)$ ainsi obtenus aux décodeurs du système d'identification étudié, nous obtenons bien le contenu des mémoires des deux badges mis en jeu.

3. Méthodes de SAS utilisées

3.1. Principes généraux

L'étude théorique et expérimentale de la nature des signaux fournis par les démodulateurs, disponible dans [7], a montré que ces signaux sont des mélanges linéaires instantanés des composantes correspondant aux deux badges. Depuis près de vingt ans, diverses approches de SAS convenant à ce type de mélange ont été proposées. Une présentation générale de ces approches se trouve par exemple dans [10]. Dans cet article, nous employons deux méthodes, récemment développées dans notre laboratoire, qui sont basées sur la décorrélation spectrale [8],[9].

Ces méthodes peuvent être utilisées pour la séparation de mélanges linéaires instantanés de signaux non-stationnaires, gaussiens ou non gaussiens, mutuellement non corrélés. La première est basée sur la diagonalisation d'une matrice calculée à partir des statistiques d'ordre 2 des signaux exprimés dans le domaine de Fourier, et elle est utilisée, en particulier, pour la séparation des signaux cyclo-stationnaires. Quant à la deuxième méthode, elle est particulièrement importante puisqu'elle permet d'appliquer des algorithmes existants, développés initialement dans le domaine temporel pour des signaux stationnaires et corrélés dans le temps, à des signaux non-stationnaires et non corrélés dans le temps, juste en transposant les mélanges dans le domaine fréquentiel.

⁴Le cas aveugle est celui où on ne connaît ni les sources ni la matrice de mélange.

Les deux méthodes proposées n'imposent donc pas de contrainte de stationnarité des sources, contrairement à la plupart des méthodes de SAS. Elles ont été choisies d'une part parce qu'elles sont adaptées aux types de sources et de mélanges considérés dans notre application, et d'autre part pour leurs avantages : (1) elles ont des performances peu sensibles aux valeurs des coefficients de mélange a_{ij} , c-à-d peu dépendantes de la position des porteurs de badges, (2) elles ont de bonnes performances même pour des signaux de badges très courts comme nous le montrerons dans la suite de cet article.

3.2. SAS dans le domaine fréquentiel

Comme les deux méthodes considérées s'appliquent dans le domaine fréquentiel, on se propose, dans cette sous-section, d'étudier le problème de SAS dans ce domaine. On suppose que les deux sources $s_1(n)$ et $s_2(n)$ sont réelles, centrées, non-stationnaires et mutuellement non corrélées. En appliquant la transformée de Fourier⁵ à l'équation (2) on obtient :

$$\mathbf{X}(\omega) = \mathbf{A}\mathbf{S}(\omega), \quad (5)$$

où $\mathbf{X}(\omega) = [X_1(\omega), X_2(\omega)]^T$ et

$\mathbf{S}(\omega) = [S_1(\omega), S_2(\omega)]^T$, avec $S_i(\omega)$ et $X_i(\omega)$ ($i=1,2$) les transformées de Fourier respectivement de $s_i(n)$ et $x_i(n)$. Ainsi, les observations fréquentielles $X_i(\omega)$ sont des mélanges linéaires instantanés des sources fréquentielles $S_i(\omega)$.

Les équations (2) et (5) sont équivalentes. L'intérêt de transposer le problème dans le domaine fréquentiel réside dans le fait que les sources $S_i(\omega)$, ainsi obtenues, possèdent de nouvelles propriétés pour lesquelles des méthodes performantes de SAS peuvent être appliquées. Il s'agit d'estimer la matrice \mathbf{B} en traitant les mélanges linéaires instantanés ($X_i(\omega)$) des sources $S_i(\omega)$ et non pas ceux des sources $s_i(n)$. Une fois la matrice \mathbf{B} estimée, on pourra estimer les sources temporelles $s_i(n)$ grâce à l'équation (4).

Les deux sources étant supposées mutuellement non corrélées dans le domaine temporel et centrées, on peut facilement montrer (voir l'Annexe A de [9]) que

$$\begin{cases} E\{S_1(\omega_1)S_2(\omega_2)\} = 0 \\ E\{S_1(\omega_1)S_2^*(\omega_2)\} = 0 \end{cases} \quad \forall \omega_1, \omega_2. \quad (6)$$

De ce fait, le but des deux méthodes de SAS considérées est d'obtenir, après séparation, deux signaux décorrélés dans le domaine fréquentiel, d'où le nom de "méthodes à décorrélation spectrale".

Pour la suite, on définit les matrices $\mathbf{R}_X(\omega)$, $\mathbf{P}_X(\omega, \nu)$ et $\mathbf{Q}_X(\omega)$ par :

$$\begin{cases} \mathbf{R}_X(\omega) = E\{\mathbf{X}(\omega)\mathbf{X}^H(\omega)\} \\ \mathbf{P}_X(\omega, \nu) = E\{\mathbf{X}(\omega + \nu)\mathbf{X}^H(\omega)\} \\ \mathbf{Q}_X(\omega) = E\{\mathbf{X}(\omega)\mathbf{X}^T(\omega)\} \end{cases} \quad (7)$$

où \mathbf{X}^H et \mathbf{X}^T sont respectivement les vecteurs transposée hermitienne et transposée de \mathbf{X} .

3.3. Première méthode

Cette méthode est basée sur le théorème suivant.

Théorème 1:

On suppose que les sources $s_1(n)$ et $s_2(n)$ sont réelles, centrées et mutuellement non corrélées. S'il existe une fréquence⁶ ω_0 telle que :

$$\begin{cases} E\{|S_i(\omega_0)|^2\} \neq 0, \quad i=1,2 \\ \frac{E\{S_1^2(\omega_0)\}}{E\{|S_1(\omega_0)|^2\}} \neq \frac{E\{S_2^2(\omega_0)\}}{E\{|S_2(\omega_0)|^2\}}, \end{cases} \quad (8)$$

et si on note \mathbf{V} la matrice complexe dont les colonnes sont les vecteurs propres de la matrice $\mathbf{R}_X^{-1}(\omega_0)\mathbf{Q}_X(\omega_0)^T$, alors la matrice \mathbf{A}^{-1} est égale à la transposée de la matrice \mathbf{V} à une matrice de permutation \mathbf{P} et une matrice diagonale complexe \mathbf{D} près, c-à-d :

$$\mathbf{V}^T = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{A}^{-1}. \quad (9)$$

La démonstration de ce théorème se déduit directement de celle qui est fournie dans l'Annexe C de [9] et qui est relative à la deuxième méthode présentée dans la section 3.4 de cet article-ci : partant des équations de cette annexe, on fixe ici $\nu_1 = 0$ et on remplace des termes conjugués $S_k^*(\omega)$ et $X_k^*(\omega)$ respectivement par $S_k(\omega)$ et $X_k(\omega)$, ce qui revient à considérer les matrices $\mathbf{Q}_X(\omega)$ au lieu de $\mathbf{P}_X(\omega, \nu)$.

D'après le théorème 1, du moment que la condition (8) est vérifiée pour une fréquence ω_0

⁵La transformée de Fourier d'un processus stochastique à temps discret $u(n)$ est un processus stochastique $U(\omega)$ donné par $U(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} u(n)e^{-j\omega n}$ [11].

⁶Par abus de langage, le mot fréquence veut dire ici fréquence angulaire ou pulsation.

⁷C-à-d $\mathbf{R}_X^{-1}(\omega_0)\mathbf{Q}_X(\omega_0) = \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{V}^{-1}$ où \mathbf{A} est une matrice diagonale.

donnée, la détermination des vecteurs propres de la matrice $\mathbf{R}_X^{-1}(\omega_0)\mathbf{Q}_X(\omega_0)$ nous permet d'identifier la matrice \mathbf{A}^{-1} à une matrice de permutation et une matrice diagonale complexe près. Toutefois, comme la matrice \mathbf{A} est supposée réelle, en utilisant l'équation (9), on ne doit considérer que la partie réelle de la matrice \mathbf{V}^T . En effet, si on pose $\mathbf{D} = \mathbf{D}_R + j\mathbf{D}_I$ où \mathbf{D}_R et \mathbf{D}_I sont respectivement les parties réelle et imaginaire de la matrice \mathbf{D} , alors l'équation (9) s'écrit : $\mathbf{V}^T = \mathbf{P}(\mathbf{D}_R + j\mathbf{D}_I)\mathbf{A}^{-1}$. D'où, $\Re\{\mathbf{V}^T\} = \mathbf{P}\mathbf{D}_R\mathbf{A}^{-1}$. Il s'ensuit que la matrice \mathbf{A}^{-1} est égale à la partie réelle de la matrice complexe \mathbf{V}^T à une matrice de permutation et une matrice diagonale réelle près. Les sources seront donc estimées à une permutation et à un facteur d'échelle réel près comme le montre l'équation suivante :

$$\Re\{\mathbf{V}^T\}\mathbf{x}(n) = \mathbf{P}\mathbf{D}_R\mathbf{A}^{-1}\mathbf{x}(n) = \mathbf{P}\mathbf{D}_R\mathbf{s}(n). \quad (10)$$

En pratique, pour calculer les matrices $\mathbf{R}_X(\omega)$ et $\mathbf{Q}_X(\omega)$ définies dans (7), on doit estimer des espérances mathématiques. Si on suppose que les signaux sont cyclo-stationnaires, chaque réalisation du mélange *temporel* a presque la même forme spectrale dans les différentes tranches dont la taille est un multiple entier du plus petit commun multiple (ppcm) des périodes de cyclo-stationnarité des deux sources. On peut donc estimer les espérances mathématiques en calculant la transformée de Fourier des mélanges sur chacune des tranches puis en faisant la moyenne sur toutes les tranches.

Nous montrons en Annexe A que le système d'équation (8) ne peut être vérifié que pour des fréquences ω_0 multiples de $\omega_c/2$, où ω_c est la fréquence de cyclo-stationnarité de l'une des deux sources.

3. 4. Deuxième méthode

Cette méthode s'applique aux signaux non-stationnaires mutuellement non corrélés, qui sont en plus non corrélés dans le temps. Elle est basée sur le théorème suivant, dont la démonstration est fournie en Annexe B de [9].

Théorème 2:

Si $s_i(n)$ est un signal réel, centré et non corrélé dans le temps, avec une variance $\gamma_i(n)$, c-à-d $E\{s_i(n_1)s_i(n_2)\} = \gamma_i(n_1)\delta(n_1 - n_2)$ où $\delta(n)$ est l'impulsion unité, alors sa transformée de Fourier $S_i(\omega)$ est stationnaire au sens large, avec une auto-corrélation $\Gamma_i(\nu)$ qui n'est autre que la transformée de Fourier de $\gamma_i(n)$, c-à-d :

$$\begin{aligned} E\{S_i(\omega + \nu)S_i^*(\omega)\} &= \Gamma_i(\nu) \\ &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \gamma_i(n)e^{-j\nu n}, \end{aligned} \quad (11)$$

et si en plus $s_i(n)$ est non-stationnaire en termes de variance, c-à-d si $\gamma_i(n)$ n'est pas constante, alors $S_i(\omega)$ est autocorrélé.

Par conséquent, si on suppose les sources $s_i(n)$ ($i=1,2$), mutuellement non corrélées, réelles, centrées, non corrélées dans le temps et non stationnaires en termes de variance, alors d'après les équations (5) et (11), on dispose de mélanges linéaires instantanés, $X_i(\omega)$, de processus fréquentiels $S_i(\omega)$, mutuellement non corrélés, stationnaires au sens large et auto-corrélés dans le domaine fréquentiel. Plusieurs algorithmes ont été proposés pour la séparation de tels mélanges [12]-[17]. Bien que ces algorithmes soient à l'origine développés pour des processus *temporellement* stationnaires au sens large et corrélés dans le domaine *temporel*, rien ne nous interdit de les appliquer à des processus *fréquentiellement* stationnaires au sens large et corrélés dans le domaine *fréquentiel*. Ainsi, rien qu'en observant dans le domaine fréquentiel nos mélanges de signaux initialement non stationnaires et non corrélés dans le temps, la SAS peut être réalisée en employant une des nombreuses méthodes développées précédemment pour des mélanges de signaux stationnaires et corrélés dans le temps.

Un algorithme simple de SAS, qui peut être considéré comme une version modifiée de l'algorithme AMUSE [13] dans le domaine fréquentiel, consiste à diagonaliser la matrice $\mathbf{R}_X^{-1}(\omega)\mathbf{P}_X(\omega, \nu)$ pour un certain décalage fréquentiel ν bien choisi. Cette diagonalisation peut être réalisée en employant la décomposition en vecteurs propres comme le suggère le théorème suivant, dont la démonstration est disponible en Annexe C de [9].

Théorème 3:

On suppose nos sources $s_1(n)$ et $s_2(n)$, mutuellement non corrélées, réelles, centrées, et telles qu'il existe une fréquence ω et un décalage fréquentiel ν pour lesquels $E\{|S_1(\omega)|^2\} \neq 0$, $E\{|S_2(\omega)|^2\} \neq 0$ et $\frac{E\{S_1(\omega + \nu)S_1^*(\omega)\}}{E\{|S_1(\omega)|^2\}} \neq \frac{E\{S_2(\omega + \nu)S_2^*(\omega)\}}{E\{|S_2(\omega)|^2\}}$. (12)

Si on note \mathbf{V} la matrice complexe dont les colonnes sont les vecteurs propres de la matrice

$\mathbf{R}_X^{-1}(\omega)\mathbf{P}_X(\omega, \nu)$ ⁸, alors la matrice \mathbf{A}^{-1} est égale à la transposée de la matrice \mathbf{V} à une matrice de permutation \mathbf{P} et une matrice diagonale complexe \mathbf{D} près, c-à-d $\mathbf{V}^T = \mathbf{PDA}^{-1}$.

Ce théorème nous permet donc de déterminer la matrice \mathbf{A}^{-1} à une matrice diagonale complexe et une matrice de permutation près. Comme on l'a vu pour la première méthode, puisque la matrice \mathbf{A} est réelle, la matrice \mathbf{A}^{-1} est égale à la partie réelle de la matrice complexe \mathbf{V}^T à une matrice de permutation et une matrice diagonale réelle près. Les sources seront donc estimées à une permutation et à un facteur d'échelle réel près.

Notons que d'après la relation (11), si deux sources $s_i(n)$ ($i = 1, 2$) sont réelles, centrées, non corrélées dans le temps, avec des variances non stationnaires $\gamma_i(n)$, alors les numérateurs et les dénominateurs de la relation (12) ne sont autres que les transformées de Fourier de ces variances aux fréquences ν et zéro. Ainsi, la condition d'identifiabilité (12) signifie que les deux sources $s_i(n)$ sont séparables du moment que leurs profils de variance normalisés sont différents.

Puisque les processus $\mathbf{S}(\omega)$, et donc $\mathbf{X}(\omega)$, sont ici stationnaires au sens large, nous pouvons espérer qu'ils sont aussi ergodiques au sens large, pour que les espérances mathématiques puissent être estimées par des moyennes en fréquence. Dans ce cas, l'algorithme de SAS considéré se réduit à la décomposition en vecteurs propres de la matrice $\hat{\mathbf{R}}_X^{-1}\hat{\mathbf{P}}_X(\nu)$ où les matrices $\hat{\mathbf{R}}_X$ et $\hat{\mathbf{P}}_X(\nu)$ sont définies par :

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{R}}_X = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{X}(\omega_n) \mathbf{X}^H(\omega_n) \\ \hat{\mathbf{P}}_X(\nu) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{X}(\omega_n + \nu) \mathbf{X}^H(\omega_n) \end{cases} \quad (13)$$

où N est le nombre d'échantillons utilisés et $\omega_n = 2\pi n/N$.

Notons aussi que, comme pour l'algorithme AMUSE [13], la diagonalisation peut se faire en série, c'est-à-dire qu'on commence par blanchir nos mélanges fréquentiels, ce qui est équivalent à la diagonalisation de la matrice $\hat{\mathbf{R}}_X$, et ensuite on calcule la matrice $\hat{\mathbf{P}}_X(\nu)$, où \mathbf{X}' représente les mélanges blanchis, et on la diagonalise en employant une matrice unitaire. Cependant, à la

différence de l'algorithme AMUSE, le choix d'un décalage fréquentiel ν égal à 1 n'est pas toujours le meilleur. Dans nos tests, après avoir calculé le maximum de la valeur absolue de la fonction d'auto-corrélation de chaque mélange fréquentiel, on choisit pour ν la valeur non nulle qui correspond au plus grand de ces deux maximums.

4. Résultats des tests

On dispose de deux signaux de badges similaires à ceux utilisés dans les tests relatifs à l'article [7]; ils contiennent chacun 8000 échantillons. Afin de pouvoir comparer nos résultats avec ceux obtenus dans l'article [7], on considère les mêmes mélanges et les mêmes critères de mesure de performances que dans ce dernier.

Pour ce qui est du mélange, on a deux cas de figure, un mélange faible et un mélange fort, représentés respectivement par :

$$\mathbf{A}_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0.4 \\ 0.3 & 1 \end{pmatrix} \text{ et } \mathbf{A}_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0.98 \\ 0.98 & 1 \end{pmatrix}. \quad (14)$$

En ce qui concerne la mesure de performances, on utilise deux critères :

- le rapport signal sur interférence en sortie, noté *SIR* (*Signal to Interference Ratio*), défini par :

$$SIR = (SIR_1 + SIR_2)/2, \quad (15)$$

où

$$SIR_i = 10 \cdot \log_{10} \left[\frac{E\{s_i(n)^2\}}{E\{\{\hat{s}_i(n) - s_i(n)\}^2\}} \right], i = 1, 2 \quad (16)$$

est le rapport signal sur interférence de la source s_i au niveau de la sortie i , exprimé en *dB*, sachant que la source estimée $\hat{s}_i(n)$ est normalisée pour avoir la même variance que la source $s_i(n)$,

- l'amélioration du rapport signal sur interférence qu'on note *SIRI* (*Signal to Interference Ratio Improvement*) définie par :

$$SIRI = (SIRI_1 + SIRI_2)/2 \quad (17)$$

où

$$SIRI_i = 10 \cdot \log_{10} \left[\frac{E\{(x_i(n) - s_i(n))^2\}}{E\{\{\hat{s}_i(n) - s_i(n)\}^2\}} \right], i = 1, 2 \quad (18)$$

est l'amélioration du rapport signal sur interférence de la source s_i au niveau de la sortie i , exprimée en *dB*.

Pour chacune des méthodes de SAS présentées dans la section 4 et chaque type de mélange on veut déterminer les performances en fonction du nombre d'échantillons des signaux observés utilisés par la méthode. Afin d'exploiter les 8000

⁸C-à-d $\mathbf{R}_X^{-1}(\omega)\mathbf{P}_X(\omega, \nu) = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^{-1}$ où $\mathbf{\Lambda}$ est une matrice diagonale.

échantillons disponibles, on adopte une approche statistique pour la mesure de $SIRI$ (resp. SIR) en fonction du nombre d'échantillons, qu'on note N . Ainsi, pour chaque valeur de N , on calcule la valeur moyenne des $SIRI$ (resp. SIR) correspondant à toutes les fenêtres de taille N , obtenues en parcourant nos signaux, avec un recouvrement de $N/2$ échantillons entre fenêtres successives⁹. On note \overline{SIRI} (resp. \overline{SIR}) la valeur moyenne des $SIRI$ (resp. SIR) ainsi obtenus pour un N donné. On calcule de même l'écart-type de $SIRI$ ¹⁰ qu'on note σ .

Pour appliquer la première méthode de SAS, on exploite la propriété de cyclo-stationnarité des deux signaux sources associés aux badges. Cette propriété est démontrée en Annexe B. Pour chaque fenêtre de taille N on calcule les matrices $R_x(\omega)$ et $Q_x(\omega)$ à l'aide de la méthode définie en section 3. On subdivise donc la fenêtre considérée en tranches dont la taille, notée F , est un multiple entier de la période de cyclo-stationnarité des deux signaux sources, notée N_c . Cette dernière est estimée, d'une façon empirique, en traçant la fonction d'auto-corrélation de chaque signal observé. D'après ce tracé¹¹, on obtient $N_c \approx 16.357$. Dans nos tests on prend $F = 131$, soit, à peu près, le premier multiple entier de N_c ($F \approx 8.N_c$). Quant à la fréquence ω_0 , on l'a prise égale à $\omega_c/2$, où $\omega_c = 2\pi/N_c$ est la fréquence de cyclo-stationnarité des sources.

Pour appliquer la deuxième méthode de SAS, on exploite la propriété de non-corrélation temporelle de chaque signal source et on utilise l'algorithme AMUSE modifié défini en section 3.

Pour les deux méthodes, les résultats obtenus, pour toutes les valeurs de N testées, sont présentés en figures 3 et 4. On rapporte en plus ces résultats, pour quelques valeurs de N , dans les tableaux 1 et 2 dans le but de pouvoir les comparer avec ceux obtenus en utilisant les réseaux de neurones artificiels [7], qui ne sont fournis que pour quelques valeurs de N ; ces derniers sont

rapportés dans les tableaux 3 et 4 pour le mélange faible, et les tableaux 5 et 6 pour le mélange fort¹². Notons que dans [7] on a utilisé cinq approches différentes pour les réseaux de neurones artificiels¹³; on ne donne ici que les meilleurs résultats, qui ont été obtenus en utilisant les réseaux NWUr et NWUd.

D'après les tableaux de résultats, les deux méthodes de décorrélation spectrale sont plus performantes que les réseaux de neurones artificiels, en particulier parce qu'elles fournissent un $SIRI$ beaucoup plus élevé à N donné :

- En *mélange faible*, en utilisant les réseaux de neurones, le $SIRI$ augmente avec le nombre d'échantillons N et vaut 21.0 dB pour $N = 16000$ pour le réseau NWUd, et 21.6 dB pour $N = 11500$ pour le réseau NWUr¹⁴, alors qu'en utilisant la décorrélation spectrale, on a par exemple un \overline{SIRI} de 30.8 dB pour la première méthode et de 25.8 dB pour la deuxième, avec 7991 échantillons seulement. En plus, en utilisant les réseaux de neurones, $SIRI$ est très faible pour $N \leq 1250$; il est de 8.4 dB pour $N = 1250$ pour le réseau NWUd, et de 4.7 dB pour $N = 1200$ pour le réseau NWUr, alors qu'en utilisant la décorrélation spectrale, on a un \overline{SIRI} de 16.2 dB pour la première méthode et de 24.6 dB pour la deuxième, avec 262 échantillons seulement.

- En *mélange fort*, en utilisant les réseaux de neurones, le $SIRI$ croît à nouveau avec N et vaut 34.1 dB pour $N = 22000$ pour le réseau NWUd, et 19.2 dB pour $N = 12000$ pour le réseau NWUr, alors qu'en utilisant la décorrélation spectrale, on a un \overline{SIRI} de 39.7 dB pour la première méthode et de 35.0 dB pour la deuxième, avec 7991 échantillons seulement. En plus, en utilisant les réseaux de neurones, $SIRI$ est faible pour N petit; il est de 12.2 dB pour $N = 1850$ pour le réseau NWUd, et de 7.7 dB pour $N = 900$ pour le réseau NWUr, alors qu'en utilisant la décorrélation spectrale, on a un \overline{SIRI}

⁹Pour N impair, on prend la partie entière de $N/2$.

¹⁰L'écart-type de SIR est identique à celui de $SIRI$. En effet, d'après (16) et (18), pour des signaux sources et des signaux observés donnés on a : $SIRI_i = SIR_i + \text{constante}$.

¹¹Le premier pic de la fonction d'auto-corrélation est situé au niveau d'un nombre d'échantillons M non-entier (compris entre 16 et 17). La première valeur entière de M qui coïncide avec un pic de la fonction d'auto-corrélation est la valeur 131. Comme cette valeur correspond au huitième pic, on en déduit que la période de cyclo-stationnarité N_c des signaux observés (et donc des sources) est à peu près égale à $131/8$, soit 16.357 .

¹²Le paramètre T_c qui représente, dans l'article [7], le nombre d'échantillons nécessaire à la convergence du réseau de neurones utilisé, est assimilé ici au nombre d'échantillons N mis en jeu dans les deux méthodes de SAS considérées.

¹³Réseau de Héroult-Jutten, Réseau de Moreau-Macchi, Réseau de Cichocki, Réseau NWU (Normalized Weight Updating algorithm) récurrent noté NWUr et Réseau NWU direct noté NWUd.

¹⁴ $N > 8000$ est atteint en appliquant les signaux observés au réseau de neurones de manière répétitive.

de 31.9 dB pour la première méthode et de 24.6 dB pour la deuxième, avec 524 échantillons seulement.

Par conséquent, on voit bien que la décorrélation spectrale a de très bonnes

performances même pour des signaux de badges de taille inférieure à 1000 échantillons, ce qui n'est pas le cas pour les réseaux de neurones artificiels considérés dans [7].

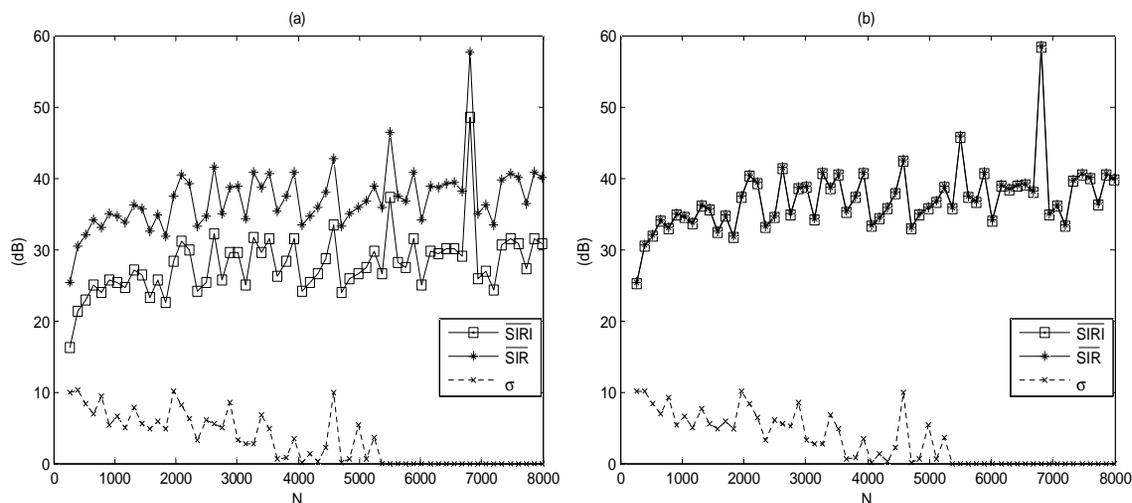


Figure 3 : Moyennes de $SIRI$ et SIR et écart-type σ de $SIRI$, en dB, en fonction du nombre d'échantillons N pour la première méthode à décorrélation spectrale : (a) *Mélange faible*, (b) *Mélange fort*.

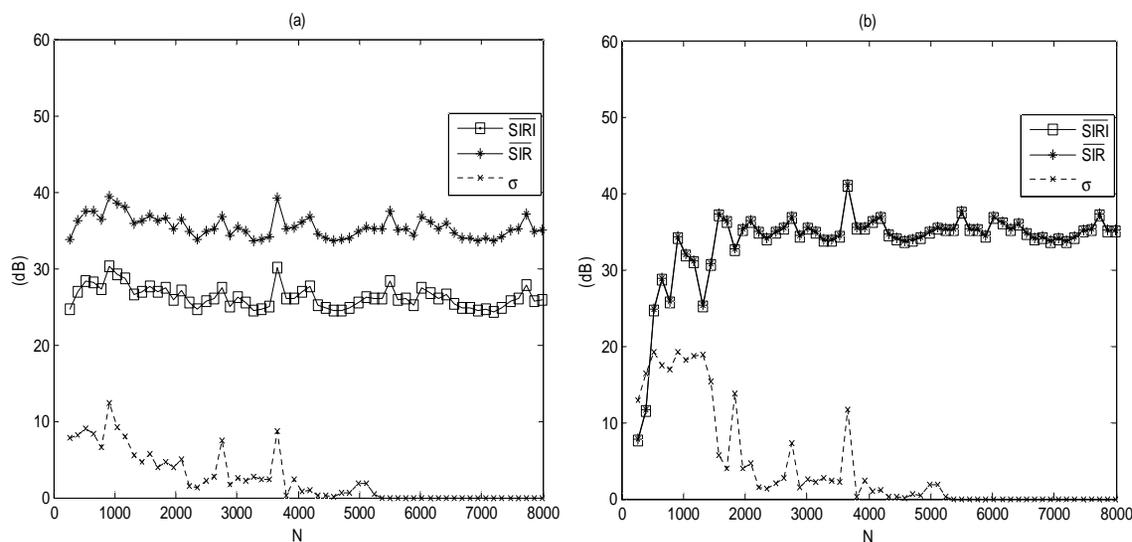


Figure 4 : Moyennes de $SIRI$ et SIR et écart-type σ de $SIRI$, en dB, en fonction du nombre d'échantillons N pour la deuxième méthode à décorrélation spectrale : (a) *Mélange faible*, (b) *Mélange fort*.

N	262	524	1048	2096	3013	4061	5109	6026	7074	7991
$\overline{SIRI}_1 (dB)$	16.20	22.82	25.38	31.14	29.62	24.14	27.47	24.93	26.99	30.83
$\sigma_1 (dB)$	9.95	8.36	6.63	8.17	3.29	0.15	0.65	0	0	0
$\overline{SIRI}_2 (dB)$	24.62	28.30	29.22	27.13	26.19	26.89	26.22	27.46	24.67	25.81
$\sigma_2 (dB)$	7.80	9.06	9.25	4.99	2.61	0.79	1.90	0	0	0

Tableau 1 : Moyennes et écart-types de $SIRI$ en fonction du nombre d'échantillons N pour la décorrélation spectrale, notés \overline{SIRI}_1 et σ_1 pour la première méthode, \overline{SIRI}_2 et σ_2 pour la deuxième méthode : *mélange faible*.

N	262	524	1048	2096	3013	4061	5109	6026	7074	7991
$\overline{SIRI}_1 (dB)$	25.19	31.89	34.40	40.28	38.64	33.16	36.50	33.95	35.99	39.68
$\sigma_1 (dB)$	10.05	8.31	6.64	8.34	3.28	0.15	0.63	0	0	0
$\overline{SIRI}_2 (dB)$	7,66	24,60	31,81	36,29	35,37	36,20	35,4	36,71	33,93	35,03
$\sigma_2 (dB)$	12.92	19.25	18.18	4.70	2.56	0.97	1.80	0	0	0

Tableau 2 : Moyennes et écart-types de $SIRI$ en fonction du nombre d'échantillons N pour la décorrélation spectrale, notés \overline{SIRI}_1 et σ_1 pour la première méthode, \overline{SIRI}_2 et σ_2 pour la deuxième méthode : *mélange fort*.

N	900	1000	1250	1300	1350	2000	6500	16000
$SIRI (dB)$	4.09	7.34	8.40	10.57	14.60	17.62	19.87	20.96

Tableau 3 : $SIRI$ en fonction du nombre d'échantillons N pour le réseau NWUd : *mélange faible*.

N	1200	1400	1450	1500	1600	2000	3000	11500
$SIRI (dB)$	4.75	8.01	8.96	11.17	15.08	17.85	19.91	21.63

Tableau 4 : $SIRI$ en fonction du nombre d'échantillons N pour le réseau NWUr : *mélange faible*.

N	1850	1900	2000	2300	4200	6000	22000
$SIRI (dB)$	12.17	16.40	22.30	24.06	26.39	28.04	34.08

Tableau 5 : $SIRI$ en fonction du nombre d'échantillons N pour le réseau NWUd : *mélange fort*.

N	900	1200	2000	4500	12000
$SIRI (dB)$	7.68	9.49	11.38	14.52	19.20

Tableau 6 : $SIRI$ en fonction du nombre d'échantillons N pour le réseau NWUr : *mélange fort*.

Si on fait, cette fois-ci, une comparaison entre les deux méthodes à décorrélation spectrale, d'après les figures 3 et 4, à l'exception du cas $N \leq 1834$ ¹⁵ en mélange faible, la première méthode est généralement légèrement meilleure que la deuxième :

- En *mélange faible*, calculée sur l'ensemble des valeurs $N = k.F \leq 1834$ ($k \geq 2$), la valeur moyenne de \overline{SIRI} vaut 23.8 dB pour la première méthode et 27.6 dB pour la deuxième. Par contre sur l'ensemble des valeurs $N = k.F > 1834$, elle vaut 29.0 dB pour la première méthode et 25.8 dB pour la deuxième.

- En *mélange fort*, pour $N \leq 1441 = 11.F$, la valeur moyenne de \overline{SIRI} vaut 32.8 dB et le \overline{SIRI} minimal est de 25.2 dB (obtenu pour $N = 262$) pour la première méthode, alors que pour la deuxième méthode, la valeur moyenne de \overline{SIRI} vaut 25.1 dB, mais le \overline{SIRI} chute jusqu'à 7.7 dB pour $N = 262$. Sinon, pour $N > 1441$, la valeur

moyenne de \overline{SIRI} vaut 37.7 dB pour la première méthode et 35.1 dB pour la deuxième.

Comme cela apparaît sur les figures 3 et 4, pour chaque mélange et chacune des méthodes, l'écart-type de $SIRI$ est nul pour $N \geq 5371 = 41.F$, ce qui provient du fait que pour ces valeurs de N on n'a qu'une seule fenêtre¹⁶. Sinon, pour $N < 5371$, pour les deux mélanges, on note que l'écart-type de $SIRI$ reste globalement faible par rapport à la valeur moyenne de $SIRI$ pour la première méthode. Il en est de même pour la deuxième méthode, à l'exception des cas $N \leq 1441 = 11.F$ en mélange fort, dans lesquels l'écart-type de $SIRI$ devient significatif par rapport à la valeur moyenne de $SIRI$ (voir figure 4-(b)), ce qui est en concordance avec la dégradation des performances de la deuxième méthode en mélange fort signalée ci-dessus.

On note également que l'amélioration du rapport signal sur interférence (mesurée par le paramètre \overline{SIRI}) dépend du mélange et qu'elle est pratiquement égale au rapport signal sur

¹⁵Sur les courbes des figures 3 et 4, la valeur $N = 1834 = 14.F$ correspond au treizième point (la valeur $N = 262 = 2.F$ correspond au premier point).

¹⁶Les signaux observés contiennent chacun 8000 échantillons et on utilise un recouvrement de moitié ($N/2$) entre fenêtres successives.

interférence en sortie (mesuré par le paramètre \overline{SIR}) en mélange fort. Ce dernier résultat est attendu puisque le rapport signal sur interférence en entrée est très voisin de la valeur 0 dB dans le cas d'un mélange fort¹⁷. Toutefois, on remarque que le rapport signal sur interférence en sortie (SIR) ne dépend quasiment pas du mélange. Cette propriété, que peu de méthodes de SAS possèdent, est très importante puisque les performances du système, en utilisant comme critère la mesure du SIR , ne vont pas dépendre de la position des porteurs de badges. Par conséquent, la décorrélation spectrale est très bien adaptée à notre application.

5. Conclusion et perspectives

Les résultats présentés dans cet article confirment, d'une part, que la SAS nous permet d'identifier deux badges radio-fréquences simultanément présents en utilisant un système presque aussi simple que celui utilisé pour identifier un seul badge et montrent, d'autre part, que la décorrélation spectrale, dans ses deux versions, est plus performante que les méthodes de SAS utilisées dans [7]. Elle offre une meilleure qualité d'identification grâce à un SIR plus élevé à N donné, et garantit une bonne identification même pour les signaux de badges de petites tailles, quel que soit le mélange : $SIR \approx 20$ dB pour $N \approx 300$ en utilisant la première méthode et pour $N \approx 500$ en utilisant la deuxième, alors qu'avec les réseaux de neurones artificiels, pour avoir un SIR de seulement 10 dB, il faut au moins disposer d'environ 1500 échantillons. En plus, la décorrélation spectrale a un rapport signal sur interférence en sortie (SIR) indépendant du mélange, ce qui lui permet d'assurer une bonne identification quelle que soit la position des porteurs de badges par rapport à la station de base.

Notons que notre application pourrait être étendue aux cas suivants : (1) systèmes d'identification avec plus de deux badges en l'absence de sources d'interférence, sachant qu'on doit alors disposer d'autant d'antennes de réception que de badges au niveau de la station de base; (2) systèmes d'identification de K badges en présence de L sources ponctuelles d'interférence (K et L étant des entiers) à condition de prévoir $K+L$ antennes de réception au niveau de la station de base. Une étude expérimentale pourrait

donc être intéressante afin de quantifier les performances de la décorrélation spectrale dans ces deux cas de figure.

Annexes

A. Fréquences utilisables dans la première méthode de séparation

Nous montrons dans cette Annexe que le système d'équations (8), concernant la première méthode¹⁸, ne peut être vérifié que pour des fréquences ω_0 multiples de $\omega_c/2$, où ω_c est la fréquence de cyclo-stationnarité de l'une des deux sources.

Théorème : Si $s_i(n)$ est un signal cyclo-stationnaire ayant pour fréquence de cyclo-stationnarité $\omega_{c_i} = 2\pi/N_{c_i}$, où N_{c_i} est sa période de cyclo-stationnarité, alors $E[S_i^2(\omega)] = 0$ partout sauf, éventuellement, aux fréquences $\omega = k\omega_{c_i}/2$, où k est un entier.

Démonstration : La définition de la transformée de Fourier à temps discret implique que

$$E[S_i^2(\omega)] = \sum_{n_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{+\infty} E[s_i(n_1)s_i(n_2)] e^{-j\omega(n_1+n_2)}. \quad (A1)$$

Comme $s_i(n)$ est cyclo-stationnaire, de période N_{c_i} , son autocorrélation est périodique sur la diagonale du plan (n_1, n_2) , de période N_{c_i} (supposée entière), si bien que nous avons

$$E[S_i^2(\omega)] = \sum_{n_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{+\infty} E[s_i(n_1+N_{c_i})s_i(n_2+N_{c_i})] e^{-j\omega(n_1+n_2)}. \quad (A2)$$

En utilisant les nouvelles variables $m_1 = n_1 + N_{c_i}$ et $m_2 = n_2 + N_{c_i}$, l'équation ci-dessus peut être réécrite sous la forme

$$E[S_i^2(\omega)] = \sum_{m_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{m_2=-\infty}^{+\infty} E[s_i(m_1)s_i(m_2)] e^{-j\omega(m_1-N_{c_i}+m_2-N_{c_i})}. \quad (A3)$$

Il s'ensuit que

$$E[S_i^2(\omega)] = E[S_i^2(\omega)] e^{j2\omega N_{c_i}} \quad (A4)$$

ce qui peut s'écrire

$$E[S_i^2(\omega)](1 - e^{j2\omega N_{c_i}}) = 0. \quad (A5)$$

¹⁷L'amélioration du rapport signal sur interférence n'est autre que la différence entre le rapport signal sur interférence en sortie et le rapport signal sur interférence en entrée exprimés en dB.

¹⁸En supposant que les signaux sources sont cyclo-stationnaires.

Par conséquent, les seules fréquences pour lesquelles $E[S_i^2(\omega)]$ peut être non nul sont les solutions de $e^{j2\omega N/c_i} = 1$, c-à-d $\omega = k\pi/N_{c_i} = k\omega_{c_i}/2$ où k est un entier.

Corollaire : Etant donné deux sources cyclo-stationnaires $s_i(n)$ de fréquences de cyclo-stationnarité ω_{c_i} , la condition d'identifiabilité

$$\frac{E\{S_1^2(\omega_0)\}}{E\{|S_1(\omega_0)|^2\}} \neq \frac{E\{S_2^2(\omega_0)\}}{E\{|S_2(\omega_0)|^2\}} \quad (A6)$$

contenue dans (8) ne peut pas être satisfaite sauf, éventuellement, aux fréquences $\omega_0 = k\omega_c/2$, où k est un entier et ω_c est la fréquence de cyclo-stationnarité de l'une des deux sources¹⁹.

Démonstration : D'après le théorème démontré au début de cette annexe, si $\omega_0 \neq k\omega_{c_1}/2$ et $\omega_0 \neq k\omega_{c_2}/2$ alors $E[S_1^2(\omega_0)] = 0$ et $E[S_2^2(\omega_0)] = 0$, si bien que la condition d'identifiabilité (A6) n'est pas satisfaite.

B. Modèle et propriétés des signaux de badges

Dans cette annexe, nous présentons le modèle des signaux de badges utilisés dans notre application et nous montrons que ces signaux sont cyclo-stationnaires.

Chaque signal consiste en une succession de trames identiques. Chaque trame est constituée d'un motif de synchronisation suivi par des données qui représentent le contenu de la mémoire du badge correspondant. Le contenu de la mémoire de chaque badge est une suite binaire qui peut être représentée par une séquence de variables aléatoires $\{i_n\}$ que nous supposons indépendantes. Chaque variable vaut 0 ou 1 avec la même probabilité 1/2. Le codage binaire à signal utilisé dans [7] se compose :

- d'une règle de codage qui associe à la suite $\{i_n\}$ une suite de variables aléatoires $\{C_n\}$ stationnaire et prenant ses valeurs dans un alphabet de sortie à 3 valeurs $\{V_0 = 0, V_1 = 1, V_2 = -1\}$:

$$C_n = V_0 = 0, \text{ pour } i_n = 0,$$

$$C_n = V_1 = 1, \text{ pour les apparitions impaires de } i_n = 1, \text{ et}$$

$$C_n = V_2 = -1 \text{ pour les apparitions paires de } i_n = 1.$$

Il est évident que $p(C_n = 0) = 1/2$ et $p(C_n = 1) = p(C_n = -1) = 1/4$.

- d'une mise en forme électrique faite par une correspondance entre les valeurs V_j et des signaux $f_j(t)$ ($j = 1, 2, 3$) qui ont une durée T associée au temps de transmission d'un bit et dont la forme n'a pas d'incidence sur le développement théorique présenté ci-dessous.

On peut facilement conclure que le signal $s(t)$ non modulé associé à un badge s'écrit :

$$s(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} (1+C_n)(1-C_n)f_0(t-nT) + \frac{1}{2}C_n(1+C_n)f_1(t-nT) - \frac{1}{2}C_n(1-C_n)f_2(t-nT).$$

Montrons que le signal $s(t)$ est cyclo-stationnaire au sens large avec une période de cyclo-stationnarité égale à T , c-à-d :

- 1) $E\{s(t+kT)\} = E\{s(t)\}$,
- 2) $E\{s(t_1+kT)s(t_2+kT)\} = E\{s(t_1)s(t_2)\}$.

$$\begin{aligned} 1) \quad E\{s(t+kT)\} &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} E\{(1+C_n)(1-C_n)\}f_0(t-(n-k)T) \\ &\quad + \frac{1}{2}E\{C_n(1+C_n)\}f_1(t-(n-k)T) \\ &\quad - \frac{1}{2}E\{C_n(1-C_n)\}f_2(t-(n-k)T). \end{aligned}$$

En posant $n' = n - k$ on obtient :

$$\begin{aligned} E\{s(t+kT)\} &= \sum_{n'=-\infty}^{+\infty} E\{(1+C_{n'+k})(1-C_{n'+k})\}f_0(t-n'T) \\ &\quad + \frac{1}{2}E\{C_{n'+k}(1+C_{n'+k})\}f_1(t-n'T) \\ &\quad - \frac{1}{2}E\{C_{n'+k}(1-C_{n'+k})\}f_2(t-n'T). \end{aligned}$$

Comme la séquence C_n est stationnaire, on a :

$$E\{C_{n'+k}\} = E\{C_{n'}\} \text{ et } E\{C_{n'+k}^2\} = E\{C_{n'}^2\}.$$

D'où :

$$\begin{aligned} E\{s(t+kT)\} &= \sum_{n'=-\infty}^{+\infty} E\{(1+C_{n'})(1-C_{n'})\}f_0(t-n'T) \\ &\quad + \frac{1}{2}E\{C_{n'}(1+C_{n'})\}f_1(t-n'T) \\ &\quad - \frac{1}{2}E\{C_{n'}(1-C_{n'})\}f_2(t-n'T) \\ &= E\{s(t)\}. \end{aligned}$$

¹⁹C-à-d $\omega_0 = k\omega_{c_1}/2$ ou $\omega_0 = k\omega_{c_2}/2$.

$$2) E\{s(t_1+kT)s(t_2+kT)\} =$$

$$\sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} E\{[(1+C_n)(1-C_n)f_0(t_1-(n-k)T) + \frac{1}{2}C_n(1+C_n)f_1(t_1-(n-k)T) - \frac{1}{2}C_n(1-C_n)f_2(t_1-(n-k)T)] \cdot [(1+C_m)(1-C_m)f_0(t_2-(m-k)T) + \frac{1}{2}C_m(1+C_m)f_1(t_2-(m-k)T) - \frac{1}{2}C_m(1-C_m)f_2(t_2-(m-k)T)]\}.$$

En posant $n' = n - k$ et $m' = m - k$ on obtient :

$$E\{s(t_1+kT)s(t_2+kT)\} = \sum_{n'=-\infty}^{+\infty} \sum_{m'=-\infty}^{+\infty} E\{[(1+C_{n'})(1-C_{n'})f_0(t_1-n'T) + \frac{1}{2}C_{n'}(1+C_{n'})f_1(t_1-n'T) - \frac{1}{2}C_{n'}(1-C_{n'})f_2(t_1-n'T)] \cdot [(1+C_{m'})(1-C_{m'})f_0(t_2-m'T) + \frac{1}{2}C_{m'}(1+C_{m'})f_1(t_2-m'T) - \frac{1}{2}C_{m'}(1-C_{m'})f_2(t_2-m'T)]\}.$$

Comme la séquence C_n est stationnaire, on a :

$$\begin{aligned} E\{C_{n'+k}\} &= E\{C_{n'}\}, E\{C_{m'+k}\} = E\{C_{m'}\}, \\ E\{C_{n'+k}C_{m'+k}\} &= E\{C_{n'}C_{m'}\}, \\ E\{C_{n'+k}^2C_{m'+k}^2\} &= E\{C_{n'}^2C_{m'}^2\}, \\ E\{C_{n'+k}^2\} &= E\{C_{n'}^2\}, E\{C_{m'+k}^2\} = E\{C_{m'}^2\}, \\ E\{C_{n'+k}^2C_{m'+k}\} &= E\{C_{n'}^2C_{m'}\} \text{ et} \\ E\{C_{n'+k}C_{m'+k}^2\} &= E\{C_{n'}C_{m'}^2\}. \end{aligned}$$

D'où :

$$\begin{aligned} E\{s(t_1+kT)s(t_2+kT)\} &= \sum_{n'=-\infty}^{+\infty} \sum_{m'=-\infty}^{+\infty} E\{[(1+C_{n'})(1-C_{n'})f_0(t_1-n'T) + \frac{1}{2}C_{n'}(1+C_{n'})f_1(t_1-n'T) - \frac{1}{2}C_{n'}(1-C_{n'})f_2(t_1-n'T)] \cdot [(1+C_{m'})(1-C_{m'})f_0(t_2-m'T) + \frac{1}{2}C_{m'}(1+C_{m'})f_1(t_2-m'T) - \frac{1}{2}C_{m'}(1-C_{m'})f_2(t_2-m'T)]\} \\ &= E\{s(t_1)s(t_2)\}. \end{aligned}$$

Références

[1] S. Drews, W. Tobergte, V. Timm, K. Axer, Verfahren zum Steuern des Zugriffs auf einen Speicher sowie Anordnung zur Durchführung des Verfahrens, German patent no. 4205567.9, European patent no. 0558132, 26 August 1993.
 [2] Philips Semiconductors data sheet, OM 4282 RF - Identification, Hardware description &

tutorial, ID-No: 8962D26CEA20068F.

[3] Philips Semiconductors data sheet, OM 4282 RF-Identification, Software command reference & RS 232 transmission protocol, ID-No: 7F3C1206084C995E.

[4] W. Tobergte, Datenaustauschanordnung, German patent no. 4323530.1, European patent no. 0634729, 19 January 1995.

[5] P. R. M. Denne, C. D. Hook, Identification system, UK patent no. 2 157 132 A, 16 October 1985.

[6] C.D. Hook, C.S. Hall, *Transponder system*, European patent no. 0 527 172 B1, 5 April 1995.

[7] Y. Deville, J. Damour, N. Charkani, Multi-tag radio-frequency identification system based on new blind source separation neural networks, *Neurocomputing*, 49 (2002) 369-388.

[8] S. Hosseini, Y. Deville, Blind separation of nonstationary sources by spectral decorrelation in *Proc. ICA 2004*, pp. 279-286, Grenade, Espagne, Sept. 22-24, 2004.

[9] S. Hosseini, Y. Deville, H. Saylani, From time-domain separation of stationary temporally correlated sources to frequency-domain separation of nonstationary sources, *PSIP 2005*, pp. 55-59, Toulouse, France, Jan. 31- Feb. 2, 2005.

[10] A. Hyvarinen, J. Karhunen, E. Oja, *Independent Component Analysis*, Wiley, 2001.

[11] A. Papoulis, S. U. Pillai, *Probability, random variables and stochastic processes*, 4th Ed., McGraw-Hill, 2002.

[12] A. Belouchrani, K. Abed Meraim, J.-F. Cardoso, E. Moulines, A blind source separation technique based on second order statistics, *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 45, pp. 434-444, Feb. 1997.

[13] L. Tong, R.-W Liu, V. C. Soon, Y.-F Huang, Indeterminacy and identifiability of blind identification, *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 38, pp. 499-509, May 1991.

[14] L. Molgedey, H. G. Schuster, Separation of a mixture of independent signals using time delayed correlation, *Physical Review Letters*, vol. 72, pp. 3634-3636, 1994.

[15] A. Ziehe, K. R. Muller, TDSEP - an efficient algorithm for blind separation using time structure, in *Proceedings of Int. Conf. on Artificial Neural Networks*, Skovde, Sweden, pp. 675-680, 1998.

[16] S. Degerine, R. Malki, Second order blind separation of sources based on canonical partial innovations, *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 48, pp. 629-641, 2000.

[17] S. Hosseini, C. Jutten, D.-T. Pham, Markovian source separation, *IEEE Trans. On Signal Processing*, 51 (2003) 3009-3019.