

Un détecteur aveugle de signaux de télécommunications basé sur la parcimonie de la fonction d'autocorrélation cyclique

Ziad KHALAF¹, Jacques PALICOT¹, Amor NAFKHA¹, Honggang ZHANG²

¹SUPELEC/IETR

Avenue de la Boulaie CS 47601, 35576 Cesson-Sévigné, France

²Université Européenne de Bretagne

SUPELEC

Avenue de la Boulaie CS 47601, 35576 Cesson-Sévigné, France

ziad.khalaf@supelec.fr, jacques.palicot@supelec.fr

amor.nafkha@supelec.fr, honggang.zhang@supelec.fr

Résumé – Dans cette communication nous traitons le problème de la détection de bandes libres en radio intelligente. Cette détection doit à la fois être performante vis à vis du rapport signal sur bruit et être de faible complexité. Nous nous focalisons sur le détecteur de cyclostationnarité pour des signaux à bande étroite, celui-ci étant connu dans la littérature comme un des détecteurs les plus performants. Nous utilisons le *Compressed Sensing* pour mettre en œuvre un nouvel estimateur de la Fonction d'Autocorrélation Cyclique (FAC) en exploitant la parcimonie de celle-ci dans le domaine des fréquences cycliques. En utilisant l'estimateur ainsi obtenu, nous proposons deux détecteurs aveugles. Le premier fait l'hypothèse que la FAC de deux petits blocs d'échantillons successifs présentera des fréquences cycliques identiques si un signal de télécommunication est présent. Le second utilise la propriété de symétrie de la FAC. Les performances de ces deux détecteurs sont supérieures au détecteur de cyclostationnarité classique, non aveugle, de Dantawate et Giannakis [7].

Abstract – In this paper, we first show that the Cyclic Autocorrelation Function (CAF) is a sparse function in cyclic frequency domain. Then based on this property, and using compressed sensing techniques and *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) algorithm, we propose a new CAF estimator. The proposed estimator outperforms the classic estimator used in [7]. Unlike the classical estimator, which operates in non-blind mode as it needs the knowledge of cyclic frequency, our estimator is a blind estimator since it requires no information. Using this new CAF estimator we proposed in the second part of this paper two new blind free bands detectors. The first detector works on the principle that if a telecommunication signal is present then the two estimated CAF, of two successive small packets of samples, should have close cyclic frequencies. The second proposed free band detector profits from the symmetry property of the Cyclic Autocorrelation Function (CAF). Both detectors outperform the cyclostationarity detector of Dantawate and Giannakis [7].

1 Introduction

La radio intelligente (RI) et sa déclinaison aux réseaux, les réseaux sans fil intelligents, sont devenus l'un des paradigmes les plus étudiés dans les communications sans fil. La RI telle qu'elle est définie initialement dans le travail de Mitola [1] est une radio qui peut connaître, percevoir et apprendre de son environnement puis agir pour simplifier la vie de l'utilisateur et optimiser les ressources. Une application importante spécifique, souvent associée à la RI est l'accès dynamique au spectre *Dynamic Spectrum Access* (DSA). L'accès dynamique au spectre est la réutilisation des fréquences radio d'un utilisateur primaire (UP) par des utilisateurs secondaires (US), à condition que l'UP, titulaire de la licence, n'utilise pas ces fréquences à un moment donné ou dans une région donnée de l'espace [2], laissant ainsi la partie du spectre temporairement vide

et disponible pour les US. Les travaux sur l'accès dynamique au spectre sont devenus si importants que le DSA est souvent considéré comme la caractéristique essentielle de la RI.

Dans le cadre de cet article nous nous intéressons à la problématique de la détection de présence des UP dans un spectre sous licence, dans le contexte de la RI. On ne s'intéresse pas à une bande particulière (GSM ou TV par exemple), ni à un système particulier. L'objectif est de proposer des méthodes de détection efficaces à faible complexité et/ou à faible temps d'observation et ceci en utilisant le minimum d'information *a priori* sur le signal à détecter.

La littérature sur la détection des bandes libres (dénommée *Spectrum Sensing* en anglais) pour la RI est abondante. Nous ne détaillerons pas dans cet article toutes ces techniques, le lecteur trouvera dans l'ouvrage [2] et les articles

de synthèse [3, 4, 5] toute l'information nécessaire. Il ressort de cette littérature que le détecteur cyclostationnaire est très efficace pour des signaux à bande étroite. Le reste de cet article propose une amélioration de ce détecteur cyclostationnaire.

Depuis les travaux de Gardner dans les années 1975 [6], il est bien connu que tout signal de télécommunications est cyclostationnaire et que sa Fonction d'Autocorrélation Cyclique (FAC) possède des fréquences cycliques. Ce caractère cyclostationnaire résulte par exemple de la présence d'un intervalle de garde pour les signaux OFDM, de la fréquence symbole, *etc.* On illustrera dans un premier temps le caractère parcimonieux de cette FAC. Dans un second temps, nous montrerons qu'il est possible en utilisant le *compressed sensing* d'obtenir un estimateur de grande qualité de cette FAC. Puis, en se basant sur cet estimateur, nous proposerons deux détecteurs de bandes libres dans le contexte de la RI. Les performances de ces deux détecteurs dépassent celles du détecteur classique de Dantawate et Giannakis (D.G) de [7]. De plus nos détecteurs sont aveugles ce qui n'est pas le cas de [7], qui nécessite la connaissance préalable de la fréquence cyclique recherchée. La fonction d'autocorrélation cyclique d'un signal modulé linéairement est donnée par l'équation (1).

$$R_{yy}(\alpha, \tau) = \begin{cases} \frac{\sigma_d^2}{T_s} e^{-j2\pi\alpha\epsilon} \int_{-\infty}^{\infty} g(t - \frac{\tau}{2}) g^*(t + \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi\alpha t} dt, \\ 0 \text{ for } \alpha \neq \frac{k}{T_s}, k \in \mathbb{Z} \end{cases} \quad (1)$$

avec σ_d^2 la puissance d'un symbole à l'émission, ϵ un retard inconnu, $g(t)$ la réponse impulsionnelle du filtre d'émission et $g^*(t)$ son complexe conjugué. Cette équation confère clairement à la FAC un caractère parcimonieux. Celui-ci est illustré sur la Figure 1 où l'on constate que la FAC est nulle sur tout le support des fréquences cycliques sauf en quelques fréquences particulières.

On définit le Vecteur d'Autocorrélation Cyclique (VAC) comme un vecteur particulier issu de la FAC pour un retard fixe $\tau = \tau_0$, et sur un domaine de fréquence cyclique $[-\alpha_{max}, \alpha_{max}]$. Le VAC est donné par :

$$\mathbf{r}_{yy}^{(\tau_0)}(\alpha) = [R_{yy}(-\alpha_{max}, \tau_0), R_{yy}(-\alpha_{max} + \delta_\alpha, \tau_0), \dots, R_{yy}(\alpha_{max}, \tau_0)]^T \quad (2)$$

avec δ_α le pas de résolution fréquentielle.

2 Estimation du VAC grâce au *compressed sensing*

Afin d'estimer le VAC comme défini dans (2), on doit d'abord estimer la FAC, sur les différents couples : $(-\alpha_{max}, \tau_0)$, $(-\alpha_{max} + \delta_\alpha, \tau_0)$, \dots , (α_{max}, τ_0) . Une estimation classique de la FAC, pour un point donné (α, τ) , du signal $y(t)$, $R_{yy}(\alpha, \tau)$ peut être fournie en utilisant l'estimateur clas-

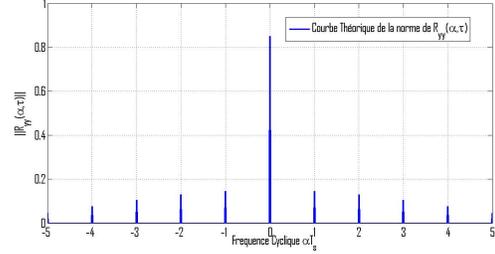


FIGURE 1 – Courbe théorique du VAC pour une BPSK : le caractère parcimonieux apparaît très clairement

sique non-biaisé utilisé dans [7] :

$$\hat{R}_{yy}^{cl}(\alpha, \tau) \cong \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} y(kT_e) y(kT_e + \tau) e^{-j2\pi\alpha kT_e} \quad (3)$$

N étant le nombre d'échantillons avec lequel est calculé cet estimateur classique. Le VAC estimé classiquement est alors donné par l'expression (4) :

$$V \hat{A}C_{classique} = \hat{\mathbf{r}}_{yy}^{(\tau_0)}(\alpha) = [\hat{R}_{yy}^{cl}(-\alpha_{max}, \tau_0), \hat{R}_{yy}^{cl}(-\alpha_{max} + \delta_\alpha, \tau_0), \dots, \hat{R}_{yy}^{cl}(\alpha_{max}, \tau_0)]^T \quad (4)$$

Où $\delta_\alpha = \frac{2 \cdot \alpha_{max}}{K}$ représente le pas de résolution, avec K la dimension du VAC, c'est à dire le nombre de fréquences cycliques contenues dans ce vecteur. A noter que $\mathbf{r}_{yy}^{(\tau_0)}(\alpha)$ peut aussi être estimé en utilisant l'opérateur FFT appliqué sur le produit $y(kT_e) \cdot y(kT_e + \tau)$. En effet, on définit :

$$f_\tau(kT_e) = y(kT_e) y(kT_e + \tau) \quad (5)$$

On définit le vecteur \mathbf{f}_τ comme suit :

$$\mathbf{f}_\tau = [f_\tau(0), f_\tau(1 \cdot T_e), \dots, f_\tau(K \cdot T_e - 1)]^T \quad (6)$$

On peut constater que le vecteur $\hat{\mathbf{r}}_{yy}^{(\tau_0)}(\alpha)$ qui représente l'estimation du VAC du signal $y(t)$, dans le domaine cyclique $[-\alpha_{max}, \alpha_{max}]$ n'est rien d'autre que la transformée de Fourier discrète, du vecteur \mathbf{f}_{τ_0} à un facteur $\frac{1}{K}$ près :

$$\hat{\mathbf{r}}_{yy}^{(\tau_0)}(\alpha) = \frac{1}{K} DFT(\mathbf{f}_{\tau_0}) \quad (7)$$

On propose dans ce travail d'exploiter la propriété parcimonieuse du VAC $\mathbf{r}_{yy}^{(\tau_0)}(\alpha)$. On peut donc reconstruire le vecteur $\hat{\mathbf{r}}_{yy}^{(\tau_0)}(\alpha)$ sur l'intervalle discret de taille K avec un pas δ_α de résolution égal à $\frac{2 \cdot \alpha_{max}}{K}$, en n'utilisant que n échantillons temporels (ou observations) au lieu de K avec la méthode classique donnée par (7), avec $n < K$, en appliquant un algorithme de type *Compressed Sensing*.

Le *Compressed sensing* est une technique d'acquisition et de reconstruction d'un signal qui utilise la connaissance préalable que ce signal est parcimonieux. Plus précisément, si \mathbf{v} est un vecteur de dimension K du signal parcimonieux avec k éléments non nuls, soit \mathbf{y} , le vecteur de dimension

n , ($k < n < K$), appelé le vecteur de mesure qui satisfait la relation suivante :

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{v} \quad (8)$$

où : \mathbf{A} représente la matrice de mesure (aussi appelée **dictionnaire**) qui définit la relation entre \mathbf{v} et \mathbf{y} . Les colonnes du dictionnaire \mathbf{A} sont constituées d'un vaste ensemble de signaux élémentaires et redondants, appelés **atomes** (terminologie introduite par Mallat et Zhang [8]). Les atomes, linéairement combinés entre eux, forment la représentation parcimonieuse du signal \mathbf{y} .

La représentation parcimonieuse des n premiers éléments de \mathbf{f}_{τ_0} est faite sur une base complexe redondante constituée de K "cissoïdes" équidistantes en fréquence d'un pas δ_α ; ou d'une manière équivalente sur les colonnes (atomes) de la matrice \mathbf{A} qui est une sous-matrice formée par les n premières lignes de \mathbf{F}^* , le complexe conjugué de la matrice carrée de Fourier \mathbf{F} de dimension K . On note aussi que tous les atomes doivent être normalisés à 1, afin qu'ils obtiennent tous la même chance d'être sélectionnés en appliquant n'importe quel algorithme de reconstruction inverse. Ce dictionnaire est le même dictionnaire que celui utilisé par J.J. Fuchs dans [9] pour résoudre le problème d'identification de sinusoides dans un bruit Gaussien.

On définit $\mathbf{b}^{(\tau_0)}$ le vecteur constitué des n premiers éléments de \mathbf{f}_{τ_0} . Trouver le vecteur parcimonieux consiste donc à résoudre le problème inverse suivant :

$$\mathbf{A}\mathbf{r}^{(\tau_0)} = \mathbf{b}^{(\tau_0)}$$

Pour des raisons de complexité nous utilisons l'OMP pour résoudre ce problème. Le VAC estimé en utilisant le *compressed sensing*, noté $V\hat{A}C_{CS}$, est le vecteur obtenu après la dernière itération de l'OMP. L'algorithme OMP utilisé pour obtenir cette estimation, n'est pas reporté ici pour des raisons de place, il est décrit dans [10].

La Figure 2 montre le VAC théorique et les estimations obtenues par l'estimateur classique (équation (4)) et par l'estimateur utilisant le *Compressed Sensing*. Les deux méthodes permettent d'estimer correctement le VAC. La Figure 3 qui est une loupe sur la figure précédente montre que notre estimateur n'a pas de bruit d'estimation, contrairement à l'estimateur classique. De plus, notre estimateur est aveugle alors que l'estimateur classique nécessite la connaissance de la fréquence cyclique recherchée.

3 Deux détecteurs aveugles utilisant cet estimateur

3.1 Le détecteur basé sur la comparaison de deux petits blocs consécutifs

Nous avons vu que, grâce au *Compress Sensing*, il est possible d'obtenir une estimation très fiable du VAC avec peu d'échantillons. Fort de ce constat, le détecteur qui en

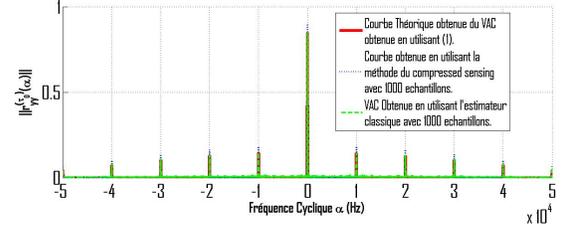


FIGURE 2 – Estimation du VAC grâce au *Compressed Sensing*

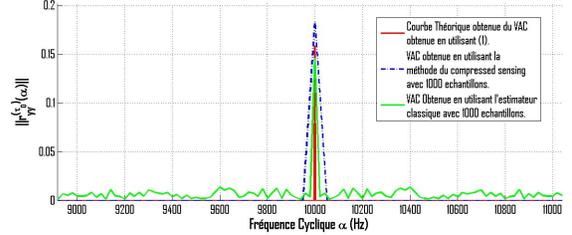


FIGURE 3 – Loupe sur le VAC estimé : mise en évidence du bruit d'estimation de l'estimateur classique

découpe consiste à dire que deux VAC estimés consécutifs, correspondant à deux blocs d'observation consécutifs (d'un même nombre faible d'échantillons), doivent posséder les mêmes fréquences cycliques si l'hypothèse de présence d'un signal est vérifiée. Ce détecteur est dénommé ci-après MCSS pour Méthode de Comparaison Souple des Slots, une version améliorée de [11]. Après avoir calculé les deux VAC de deux blocs consécutifs, un calcul d'écart de similarité sur la position des fréquences cycliques est effectué. L'algorithme est itéré sur plusieurs retards τ et la moyenne des écarts est effectuée. Si celle-ci est inférieure à un seuil k , alors l'hypothèse présence d'un signal est décidée. Sinon l'hypothèse présence de bruit est décidée. Il est évident que plus k est petit plus la probabilité de fausse alarme $P_{fa} = P(H1/H0)$ est petite. La valeur de k correspond à un point de la courbe de ROC, qui représente la probabilité de détection $P_d = P(H1/H1)$ en fonction de P_{fa} .

L'algorithme du détecteur MCSS est donné ci-après :

```

 $\mathbf{s}_1 \leftarrow [y_1(0), \dots, y_1(n-1)]^T, \mathbf{s}_2 \leftarrow [y_2(0), \dots, y_2(n-1)]^T$ 
for  $i = 1$  to  $M$  do
   $\mathbf{b}_1^{(\tau_i)} \leftarrow n$  éléments de  $\mathbf{f}_{\tau_i}^{(1)}, \mathbf{b}_2^{(\tau_i)} \leftarrow n$  éléments de  $\mathbf{f}_{\tau_i}^{(2)}$ 
   $\hat{\mathbf{r}}_1^{(\tau_i)} \leftarrow \text{OMP}(A, \mathbf{b}_1^{(\tau_i)}), \hat{\mathbf{r}}_2^{(\tau_i)} \leftarrow \text{OMP}(A, \mathbf{b}_2^{(\tau_i)})$ 
   $ind_1 \leftarrow \text{index}(\max(|\hat{\mathbf{r}}_1^{(\tau_i)}|)), ind_2 \leftarrow \text{index}(\max(|\hat{\mathbf{r}}_2^{(\tau_i)}|))$ 
  note : La fréquence cyclique 0 n'est pas prise en compte.
   $\delta_i \leftarrow |ind_1 - ind_2|$ 
end for
 $\bar{\delta} \leftarrow \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \delta_i$ 
if  $\bar{\delta} < k$  then
   $H_1$  est décidé : Un signal est présent
else
   $H_0$  est décidé : Signal absent
end if

```

3.2 Le détecteur basé sur la propriété de symétrie du VAC

Le second détecteur, initialement présenté dans [12], utilise la propriété de symétrie du VAC. Même si le VAC du bruit est lui-même aussi symétrique, nous profitons du fait que le VAC est obtenu par l'OMP. Lors des premières itérations de l'OMP, les atomes choisis seront prioritairement des fréquences cycliques si l'hypothèse présence d'un signal est vérifiée, sinon les atomes seront choisis suivant la même probabilité dans tout le support des fréquences cycliques si c'est du bruit. Par conséquent la probabilité que la symétrie soit vérifiée avec un faible nombre d'itérations de l'OMP est beaucoup plus forte s'il s'agit d'un signal que si on est en présence de bruit. C'est exactement ce constat qui est mis en œuvre dans ce détecteur. Il utilise un faible nombre d'itérations au niveau de l'OMP, seulement trois, pour diminuer la probabilité de fausse alarme tout en diminuant avantageusement la complexité. Il est dénommé ci-après détecteur Méthode de Symétrie (MS). Les performances sont données Figure 4 où l'on constate qu'il possède de meilleures performances que le détecteur MCSS précédent qui lui-même est meilleur que le détecteur classique D.G [7]. La Figure 5 illustre clairement le gain de ces détecteurs obtenus pour le même RSB et la même probabilité de fausse alarme. La comparaison est effectuée pour la même probabilité de détection (ligne horizontale à 90% de bonne détection) on constate que le nombre d'échantillons nécessaires est de 100 pour le détecteur MS, de 1255 pour le MCSS et de 3170 pour le classique. Le gain est donc de l'ordre de 10 entre MS et MCSS et de 30 entre MS et classique.

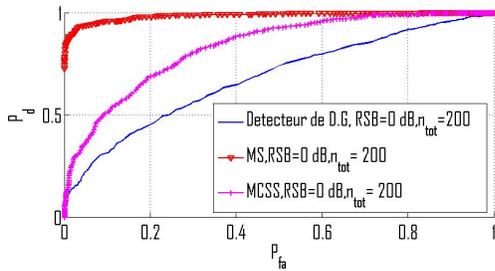


FIGURE 4 – Les courbes de ROC des détecteurs classique, MCSS et MS. Pour les trois cas le nombre total d'échantillons utilisés est égal à 200 et le RSB est égal à 0 dB. On observe les meilleures performances pour la MS.

4 Conclusion

Ce travail présente un nouvel estimateur de la FAC obtenu par un algorithme de *Compress Sensing* basé sur le caractère parcimonieux de cette FAC. A l'aide de cet estimateur, nous avons ensuite proposé deux détecteurs aveugles dont les performances dépassent celles du détecteur

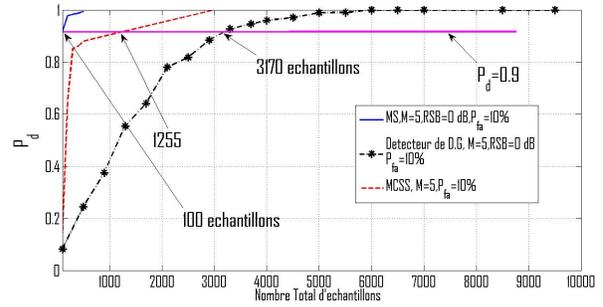


FIGURE 5 – Les courbes de Probabilité de bonne détection de la MS, la MCSS et du détecteur classique D.G, dans les mêmes conditions, en fonction du nombre d'échantillons.

cyclostationnaire classique de Dantawate et Giannakis [7]. Les perspectives de ce travail sont nombreuses. Parmi celles-ci nous souhaitons trouver d'autres détecteurs utilisant notre estimateur et développer l'analyse théorique des performances de nos détecteurs.

Remerciements

Ce travail a bénéficié d'une aide de l'Etat attribuée au labex CominLabs et gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme "investissement d'avenir" portant la référence NR-10-LABX-07-01. Les auteurs remercient aussi la Region Bretagne, France, pour l'aide attribuée.

Références

- [1] J. Mitola, *Cognitive radio : An integrated agent architecture for software defined radio*, PhD thesis Royal Institute of Technology, 2000.
- [2] J. Palicot (sous la direction de), *De la radio logicielle à la radio intelligente*, Collection Télécom, Hermes Lavoisier Librairie, 2010.
- [3] Lu, L. and Zhou, X. and Onunkwo, U. and Li, G.Y., *Ten years of research in spectrum sensing and sharing in cognitive radio*, EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2012, N1, Springer.
- [4] Axell, E. and Leus, G. and Larsson, E.G. and Poor, H.V., *Spectrum sensing for cognitive radio : State-of-the-art and recent advances*, Signal Processing Magazine, vol29, N3, pp101-116, 2012, IEEE.
- [5] Ycek, T. and Arslan, H., *A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications*, Communications Surveys & Tutorials, vol11, N1, pp116-130, 2009, IEEE.
- [6] Gardner, W.A. and Franks, L.E., *Characterization of cyclostationary random processes*, *IEEE Trans. on Information Theory*, vol 21, pp 414, 1975.
- [7] A.V. Dandawate and G.B. Giannakis, *Statistical tests for presence of cyclostationarity*, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 42, pp. 2355-2369, September 1994.
- [8] S. Mallat and Z. Zhang *Matching pursuit in a time-frequency dictionary*. *IEEE Trans. on Signal Processing* 49, 12, 3397-3415, 1993.
- [9] Fuchs, J.J., *Identification of real sinusoids in noise, the global matched filter approach.. 15th Ifac-Ifors symposium on Identification and system Parameter Estimation*, 1127-1132, 2009.
- [10] Khalaf Z, Palicot J, *On the Use of the Sparse Property of the Cyclic Autocorrelation Function to Blindly Estimate the Cyclostationarity*, *Frequenz*, issn 2191-6349 vol. 66, issue 9-10, 2012.
- [11] Khalaf Z, Nafkha A, Palicot J, *Blind Spectrum Detector for Cognitive Radio using Compressed Sensing*, *IEEE GLOBECOM* 5-9 December 2011, Houston, Texas, USA.
- [12] Khalaf Z, Nafkha A, Palicot J, *Blind Spectrum Detector for Cognitive Radio Using Compressed Sensing and Symmetry Property of the Second Order Cyclic Autocorrelation*, *CROWNCOM* 2012, June 18-20, Stockholm, Sweden.