

Sondeo compresivo aplicado a la detección eficiente de espacios en blanco en señales multibanda - validación metodológica

Compressive sensing applied to efficient white spaces detection in multiband signals - methodological validation

Evelio Astaiza^{1, 2} Héctor Bermúdez^{2*}

Recibido 20 de abril de 2016, aceptado 25 de julio de 2016
Received: April 20, 2016 Accepted: July 25, 2016

RESUMEN

En este artículo se propone un algoritmo de sondeo de espectro de banda ancha como mecanismo de validación de la metodología de sondeo compresivo para el procesamiento eficiente de señales propuesta en un trabajo anterior; en este sentido, se aborda el problema de sondeo de espectro en sistemas de Radio Cognitivo (CR) desde una perspectiva diferente a la tradicional, donde el sondeo de espectro se realiza mediante algoritmos que muestrean la señal de Radio Frecuencia (RF) a altas tasas, iguales o superiores a la tasa de Nyquist. Los resultados de simulación demuestran que la metodología de sondeo compresivo propuesta permite satisfacer el desarrollo de algoritmos de sondeo de espectro y por consiguiente, extender su aplicación en general al procesamiento digital de señales. La eficiencia de los resultados obtenidos al realizar el desarrollo metodológico contra los resultados obtenidos en desarrollos no metódicos se evidencian en el desempeño del algoritmo de sondeo propuesto, el que, presenta un mejor desempeño en términos de la probabilidad de detección, omisión de detección y de falsa alarma que otros algoritmos propuestos recientemente.

Palabras clave: Algoritmos, multibanda, radio cognitiva, sondeo de espectro.

ABSTRACT

This article describes a wideband spectrum sensing algorithm, proposed as a mechanism for validation of a methodology of compressive sensing for efficient signal processing proposed in a previous work. In this sense, the problem of spectrum sensing in cognitive radio (CR) systems is solved by a different perspective from the traditional approach, where the spectrum sensing is performed by algorithms that sample the radio frequency signal (RF) at high rates, at or above the Nyquist rate. Simulation results show that the proposed compressive sensing method satisfies the spectrum sensing algorithms and therefore extend its application to digital signal processing. The efficiency of the results obtained by performing a methodological development against the results with no methodical development is evident in the performance of the proposed sensing algorithm. This performance is present in terms of better probability of detection, miss- detection and false alarm than other recently proposed algorithms.

Keywords: Algorithms, multiband, cognitive radio, sensing spectrum.

¹ GNTT. Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones. Universidad del Cauca (UC) Calle 5, # 4-70. Popayán, Colombia. E-mail: estaizah@unicauca.edu.co

² GITUQ. Facultad de Ingeniería. Universidad del Quindío. Carrera 15. Calle 12N. Armenia, Colombia. E-mail: estaiza@uniquindio.edu.co; hfermudez@uniquindio.edu.co

* Autor de correspondencia

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la demanda de servicios de comunicaciones inalámbricas ha crecido de manera exponencial, lo que ha producido que se hable de una saturación del espectro, situación que no necesariamente es correcta, dado que existen bandas de frecuencias que están siendo subutilizadas, donde el ejemplo más evidente son las bandas asignadas para la prestación del servicio de televisión; por tanto, en general, existen huecos espectrales que en algunos casos son permanentes, y en otros, se producen en determinados momentos sobre algunas bandas de frecuencia; lo que implica un dilema ya que, por un lado, los usuarios de algunos servicios como los móviles, no cuentan con la suficiente cantidad de espectro para transmitir pero, de otra parte, algunas bandas espectrales no se encuentran completamente en uso. Para resolver este dilema surge Radio Cognitiva, la que es una tecnología propuesta en comunicaciones inalámbricas en la que, tanto los dispositivos de red y la red en sí misma, tienen la capacidad de cambiar sus parámetros de transmisión para establecer una comunicación en la cual se haga uso eficiente de los recursos de radio, sin interferir con los usuarios a quienes se les ha concedido el derecho legal de utilización de las bandas espectrales subutilizadas (usuarios licenciados o usuarios primarios). La alteración de parámetros de transmisión se basa en el monitoreo de ciertos factores en el entorno de radio, dentro de estos, uno de los más importantes es el estado del espectro, el que se obtiene mediante la implementación de la función de sondeo de espectro, que a su vez permite realizar el proceso de acceso dinámico de espectro.

Para lograr este propósito, los dispositivos de CR deben tener la capacidad de identificar con una alta probabilidad la ubicación de los espacios en blanco (WS) (subbanda ocupada solo por ruido) disponibles en una banda ancha de interés, adicionalmente, realizar el sondeo de espectro es una tarea que implica grandes retos desde la perspectiva de los recursos computacionales requeridos, ya que implementar esta función utilizando los métodos tradicionales como lo son el detector de energía [1-2], sondeo por filtro adaptado [2-4], sondeo por características ciclo-estacionarias [2, 5-6] y detector wavelet [7-9] entre otros, implica realizar el muestreo del espectro de banda ancha a tasas

por encima de la tasa de Nyquist; es por ello, que resulta atractivo implementar un nuevo paradigma denominado Sondeo Compresivo (SC) [10-12], proporciona una manera eficiente de muestrear y procesar señales dispersas, en las cuales la cantidad de términos o componentes significativas (diferentes de cero) es muy pequeña comparado con la cantidad de componentes totales de la señal, o señales que pueden ser aproximadas adecuadamente por señales dispersas, es decir, que se pueden aproximar por una expansión en términos de una base adecuada, que solo tiene algunos términos significativos.

Haciendo uso del hecho que las señales inalámbricas en redes de espectro abierto (bandas no licenciadas) y algunas en redes licenciadas como las de teledifusión, son típicamente dispersas en el dominio de la frecuencia, ya que considerando la banda completa de operación de la red y su canalización, en general, solo algunos canales son utilizados quedando la gran mayoría disponibles; en este caso, es posible presentar un modelo de sondeo de espectro de banda ancha que permite reducir de manera significativa la tasa de muestreo; en el modelo, la banda de interés (multibanda), se divide en un número finito de subbandas espectrales; la banda ancha de interés se muestrea utilizando el demodulador aleatorio (RD) propuesto en [13], la reconstrucción de la señal en el canal (banda de interés) se realiza mediante una modificación del algoritmo OMP (*Orthogonal Matching Pursuit*) [14] la que permite realizar la estimación de la estadística de segundo orden de la señal dispersa a partir de la estadística de segundo orden de las muestras tomadas con el RD. Finalmente el proceso de identificación de ocupación o no de una sub-banda se realiza a través de la identificación de presencia o ausencia de energía en cada sub-banda.

Por consiguiente, el aporte del presente trabajo es proponer un algoritmo basado en sondeo compresivo que permite validar la metodología propuesta en [12] y realizar la función de sondeo de espectro de banda ancha minimizando la cantidad de muestras a procesar, presentando un desempeño superior en términos de las probabilidades de detección, falsa alarma y omisión de detección al obtenido en [15-19]; esto genera un aporte significativo en la reducción de la carga computacional requerida para la implementación de CR, haciendo que el usuario cognitivo tenga una conciencia más amplia

del espectro disponible y de esta manera pueda aprovechar una mayor cantidad de oportunidades espectrales y, por lo tanto, alcanzar mayores tasas de transferencia de información o satisfacer las requeridas.

La estructura del artículo se presenta a continuación: en la sección II se describen los trabajos relacionados, en la sección III se presenta la metodología, en la que se plantea la validación de la metodología utilizada y se propone un algoritmo de sondeo de espectro basado en sondeo compresivo, en la sección IV se muestran los resultados obtenidos y la discusión de los mismos y, finalmente, se realizan las conclusiones.

TRABAJOS RELACIONADOS

Para realizar la función de sondeo de espectro se han propuesto varios métodos, dentro de los que se encuentran, la prueba de tasa de verosimilitud (LRT) [23], la detección de energía [20-24], el filtraje adaptado [21-23, 32, 35] y la detección por características ciclo-estacionarias [33-34] entre otros. Cada método presenta ventajas y desventajas; por ejemplo, LRT se ha probado que es óptimo [23], sin embargo, no es práctico debido a que requiere conocimiento exacto de la información del canal y de las distribuciones de probabilidad de la fuente de señal y de ruido; la detección por filtraje adaptado, requiere conocimiento perfecto de las características del canal y sincronización; el método basado en características ciclo-estacionarias, necesita conocimiento de las frecuencias cíclicas de los usuarios primarios y presenta una gran complejidad computacional [21]; el método basado en detección de energía no requiere información a priori de la señal o del canal, presentando como ventaja una robustez frente al desvanecimiento, sin embargo, requiere conocimiento de la potencia de ruido, lo que hace que malas estimaciones de la potencia de ruido conduzcan a limitaciones de eficiencia con baja SNR y altas probabilidades de falsa alarma [20-22, 25, 30].

Tradicionalmente el sondeo de espectro se realiza detectando la presencia de señal canal por canal como se plantea en los métodos descritos anteriormente, lo cual implica alta complejidad, alta latencia y bajas tasas de acceso a canales disponibles. Una alternativa a este enfoque, es dividir una banda

ancha de espectro (señal multibanda) en un gran número de canales o sub-bandas de banda angosta, quienes son sondeados simultáneamente, lo cual puede permitir disminuir la latencia y aumentar la velocidad de acceso a los canales disponibles; a este nuevo enfoque se lo denomina sondeo de espectro de banda ancha [31].

Sin embargo, el sondeo de espectro de banda ancha requiere altas tasas de muestreo (iguales o mayores a la tasa de Nyquist) para digitalizar la señal, lo que se traduce en procesar una gran cantidad de muestras que implican el incremento de la Carga Computacional (CC).

Buscando reducir la CC, se han propuesto varios métodos de sondeo de espectro de banda ancha, Tian y Giannakis en [32] proponen un método para reconstruir la Densidad Espectral de Potencia (PSD) de la señal recibida para detectar canales disponibles conociendo los límites de cada canal de banda estrecha usando el concepto de Sondeo Compresivo (CS) [AA]. Mishali y Eldar en [33] proponen un sistema de sondeo de espectro de banda ancha basado en el Convertidor Modulador de Banda ancha (MWC), quien muestrea la señal recibida a una tasa inferior a la tasa de Nyquist el cual no requiere conocimiento a priori de información del canal o características de la señal.

Metodológicamente, solo se presenta la propuesta en [12], sin embargo, en la referencia no se efectúa la validación de la metodología planteada, motivo por el que en el trabajo abordado en el presente artículo se propone un algoritmo de sondeo de espectro basado en sondeo compresivo que permite validar la metodología propuesta en [12], de quien se evalúa el desempeño en términos de las probabilidades de detección, falsa alarma y omisión de detección analizadas en función de la cantidad de componentes recuperadas en la señal estimada mediante el algoritmo de reconstrucción propuesto y en función de la relación señal a ruido de la multibanda generada, adicionalmente se hace uso de las curvas de la Característica Operacional del Receptor (ROC).

METODOLOGÍA

Validación metodológica

A continuación se abordan las etapas metodológicas propuestas en [12] para el desarrollo de un algoritmo

eficiente de sondeo de espectro, que permita identificar los espacios en blanco presentes en la multibanda de interés minimizando la tasa de muestreo requerida y garantizando alta probabilidad de detección y bajas probabilidades de omisión de detección y falsa alarma; las etapas metodológicas abordadas son las siguientes: 1) Representación dispersa de la señal. 2) Toma de medidas y codificación lineal, y 3) Recuperación dispersa o decodificación no lineal.

Representación dispersa de la señal

Asumiendo que la banda licenciada a un operador primario se extiende sobre una banda de frecuencias con un ancho de banda total de B HZ, quien se encuentra dividido en K subbandas no traslapadas de igual ancho de banda, equivalente a B/K HZ por canal como se muestra en la Figura 1, adicionalmente, en la red existen instantes de tiempo en los que no se encuentran en uso la totalidad de las subbandas disponibles, y denotando por L el número de canales ocupados por los usuarios primarios que se encuentran activos en la red, luego se tienen $K - L$ canales disponibles en la red que pueden ser aprovechados por usuarios secundarios de Radio Cognitiva.

El orden de la señal dispersa en la banda del operador primario en realidad es desconocido, pero de acuerdo a que el problema de sondeo de espectro solo requiere identificar las portadoras activas dentro del ancho de banda licenciado, este orden de dispersión puede asumirse como el máximo posible, el que equivale a tener los K canales del operador ocupados por los usuarios primarios, luego, la señal sondeada en este caso es K dispersa, con orden de dispersión $K = K$.

La función de sondeo de espectro realizada por el terminal cognitivo es determinar la ocupación de los K canales en la banda asignada al operador primario, donde los $K - L$ canales disponibles en la red representan oportunidades de transmisión

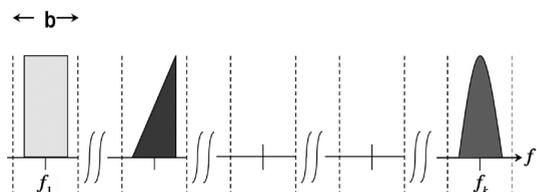


Figura 1. Señal multibanda.

a los usuarios cognitivos siempre y cuando los terminales cognitivos se encuentren en capacidad de detectar correctamente los canales disponibles en la banda sondeada.

Asumiendo que los usuarios primarios utilizan un esquema de modulación digital, la señal presente en la banda licenciada se representa como se muestra en la ecuación (1):

$$x(t) = \sum_{n=1}^K [x_{in}(t) \cos(2\pi f_n t + \theta_n) - x_{Qn}(t) \text{sen}(2\pi f_n t + \theta_n)] \quad (1)$$

Donde $x_{in}(t)$ es la componente en fase de la señal sobre la n -ésima portadora de frecuencia f_n , $x_{Qn}(t)$ es la componente en cuadratura de la señal sobre la n -ésima portadora de frecuencia f_n y θ_n representa la fase de la señal portadora.

De acuerdo a lo anteriormente descrito, se aprecia que la señal presente en la banda licenciada puede representarse a través de una aproximación dispersa en el dominio de la frecuencia donde se cumple la ecuación (2):

$$X = \text{Umbr}(\Phi x) \text{ con } \|X\|_0 \leq k \quad (2)$$

Donde X es la representación dispersa de la señal $x(t)$, $\text{Umbr}(a)$ representa el proceso de umbralización del argumento a , Φ denota la matriz de la transformación de Fourier y $\|a\|_0$ representa la norma l_0 del argumento a [12]. La aproximación dispersa \hat{X} se muestra en la Figura 2.

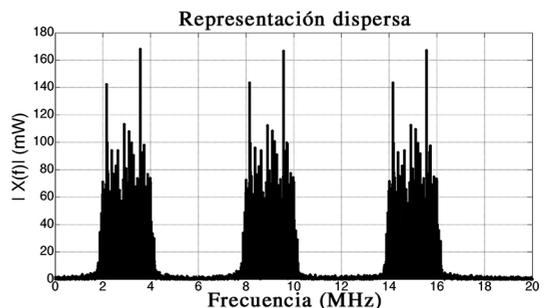


Figura 2. Representación dispersa de la señal presente en la banda primaria en el escenario de simulación planteado SNR=30dB.

Toma de medidas y codificación lineal

El muestreo de la señal multibanda $x(t)$ ilustrada en la ecuación (1), se realiza mediante el Conversor Analógico a Información (AIC) denominado demodulador aleatorio [13]. Puede considerarse como un nuevo tipo de sistema de muestreo, el que puede usarse para realizar la adquisición de señales dispersas limitadas en banda.

Como se muestra en el diagrama de la Figura 3, la señal de entrada al demodulador aleatorio se multiplica por una secuencia pseudoaleatoria de alta tasa, la cual dispersa la energía de los tonos sobre el ancho de banda total ocupado por la secuencia. Posteriormente, se aplica filtraje antialiasing para finalmente muestrear la señal a una tasa inferior a la tasa de Nyquist. Extendiendo los resultados obtenidos en [13] al escenario multibanda, en el que puede considerarse la presencia de solo algunas componentes significativas de frecuencia alrededor de las portadoras de cada subbanda, comparadas con la cantidad total de componentes frecuenciales que componen todas las subbandas en la multibanda; el proceso de demodulación (multiplicación por la secuencia pseudoaleatoria) garantiza que cada tono presente en la señal de entrada tenga una “firma” diferente dentro de la banda pasante del filtro; dado que la señal de entrada al demodulador aleatorio se encuentra conformada solamente por algunos tonos, es posible identificar los tonos y sus amplitudes a partir de las muestras de baja tasa.

Analizando el demodulador aleatorio como un sistema lineal que actúa sobre la forma discreta de la señal de entrada $x[n]$ de la señal de tiempo continuo $x(t)$, cada muestra x_n de la señal $x[n]$, donde cada muestra es el promedio de la señal $x(t)$

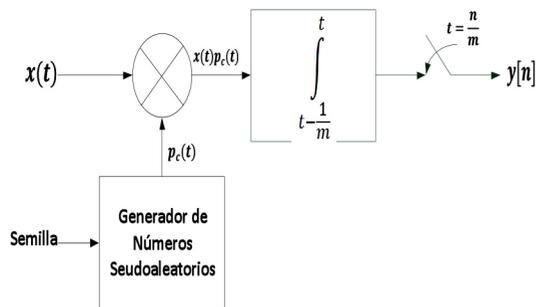


Figura 3. Diagrama en bloques del demodulador aleatorio. Fuente: [13].

sobre el n-ésimo intervalo de tiempo, se multiplica por la señal aleatoria respectiva c_n , donde c_1, c_2, \dots, c_n , es la secuencia de tiempo discreto de valores ∓ 1 equiprobables producida por el generador de números pseudoaleatorios. Por consiguiente, el proceso de demodulación es equivalente a mapear $x \rightarrow Dx$ donde D es una matriz diagonal de tamaño $n \times n$ como se aprecia en la ecuación (3).

$$D = \begin{bmatrix} c_1 & & & \\ & c_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & c_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

Finalmente se considera la acción de muestreo conjunta con la integración (acumulación), asumiendo que la tasa de muestreo es m y suponiendo que m divide exactamente a n , luego, cada muestra obtenida del demodulador aleatorio es la suma de n/m entradas consecutivas de la señal demodulada, por lo tanto, la acción del Muestreador en conjunto con la integración puede ser considerada como una matriz H de tamaño $m \times n$ cuya M -ésima fila tiene n/m entradas unitarias consecutivas iniciando en la columna $(Mn/m) + 1$ para cada $M = 1, 2, 3, \dots, m$, por ejemplo para $n = 2$ y la matriz H tiene la forma que se muestra en la ecuación (4).

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & & & & \\ & & & & 1 & 1 & 1 & 1 \\ & & & & & & & & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Por lo anterior, la matriz $A = HD$ de tamaño $m \times n$ describe la acción del sistema hardware sobre la señal discreta $x[n]$. En [13] se demuestra el cumplimiento de la condición de la propiedad de isometría restringida (RIP) del RD y en particular de la matriz de sondeo A , quien garantiza recuperación estable.

Del proceso de muestreo subNyquist, se obtienen muestras de la forma ilustrada por la ecuación (5).

$$y = Ax \quad (5)$$

Donde A es la matriz de sondeo de tamaño $m \times n$, $y \in \mathbb{R}^m$ es el vector de mediciones y $x \in \mathbb{R}^n$ es el vector que representa la señal multibanda k -dispersa

en el dominio frecuencia, por lo tanto, las entradas de y son las muestras sub-Nyquist de x .

Recuperación dispersa o decodificación no lineal

De acuerdo a que se busca realizar la identificación de espacios en blanco presentes en un ancho de banda amplio, la característica a identificar es la presencia o no de energía en cada una de las subbandas dentro del ancho de banda de B Hz.

La idea es realizar la reconstrucción de la matriz de covarianza R_x a partir de la representación de la matriz de covarianza R_y como la suma ponderada de la menor cantidad posible de productos externos de las columnas de la matriz A , ya que la matriz de sondeo A al cumplir con RIP de orden k garantiza que sus columnas permiten generar el espacio de la señal x . Una vez estimada la matriz de covarianza R_x , se verifica en que subbandas definidas en la multibanda, existen componentes recuperadas, lo que permite identificar las subbandas ocupadas y las disponibles.

De la ecuación (5) se puede apreciar que, al calcular la matriz de covarianza de las muestras y se tiene la relación dada por la ecuación (6).

$$R_y = AR_x A^T \quad (6)$$

Siendo R_x la matriz de covarianza de la señal presente en el canal de comunicaciones de tamaño $n \times n$ y R_y la matriz de covarianza de las muestras tomadas con el RD de tamaño $m \times m$.

Por consiguiente, es posible a partir de la matriz de covarianza de las muestras obtener la matriz de covarianza de la señal en el canal y con ella realizar la operación de sondeo de espectro de banda ancha identificando la energía presente en cada una de las k subbandas.

Para obtener la matriz de covarianza de la señal en el canal R_x a partir de la matriz de covarianza de R_y se debe resolver el problema de optimización dado por la ecuación (7).

$$\min \|R_x\| \text{ sujeto } \alpha R_y = AR_x A^T \quad (7)$$

La solución propuesta al problema de la ecuación (7) es una modificación de OMP (*Orthogonal*

Matching Pursuit) [14] en la cual no se trabaja con vectores, motivo por el que no se emplea el producto Kronecker, sino que se trabaja directamente en forma matricial como se ilustra en la figura 4.

Algoritmo: Estimación covarianza	
1	Input: A, y, K
2	Output: \hat{R}_x
3	Var: $R \in \mathbb{R}^{m \times n}$ % Residuo
4	(i, j) % Coordenadas productos externos
5	Inicio
6	$R \leftarrow R_y$
7	$(i, j) \leftarrow \{(1,1), (1,2), \dots, (n,n)\}$
8	Para $t = 1$ hasta K
9	$(i_t, j_t) \leftarrow \underset{(i', j') \in (i, j)}{\arg\max} \frac{ \langle R, P_{i', j'} \rangle }{\ P_{i', j'}\ _2}$
10	$(i, j) \leftarrow (i, j) / (i_t, j_t)$
	\hat{u}
11	$\leftarrow \arg\min_{\hat{u}} \left\ R_y - \sum_{t=1}^t u_t P_{i_t, j_t} \right\ _2$
12	$R \leftarrow R_y - \sum_{t=1}^t \hat{u}_t P_{i_t, j_t}$
13	Fin Para
14	Para $t = 1$ hasta K
15	$\hat{Z}_{i_t, j_t} \leftarrow \hat{u}_t$
16	Fin Para
17	Retorna $\hat{R}_x = \hat{Z}$

Figura 4. Algoritmo de estimación matriz de covarianza de la señal.

Para realizar el proceso de estimación de la matriz de covarianza de la señal en el canal, y resolver el problema planteado en (7), que un problema de reconstrucción de la matriz de covarianza de la señal dispersa basado en CS, se utilizará el algoritmo que se ilustra en la Figura 4, quien es descrito a continuación. Como se muestra en la Figura 4 los parámetros de entrada del algoritmo de estimación de covarianza son: la matriz de sondeo A , el vector de muestras del canal y y la cantidad de iteraciones K (línea 1); el algoritmo propuesto retorna la matriz de covarianza estimada de la señal en el canal \hat{R}_x (línea 2). Para realizar el proceso de estimación, se requiere utilizar dos variables auxiliares; la primera de ellas (i, j) para evitar la reelección de productos externos, donde las coordenadas (i, j) guardan los índices de los productos externos que pueden seleccionarse (línea 4); la segunda $R \in \mathbb{R}^{m \times n}$ para

almacenar los residuos producidos una vez se han removido los productos externos seleccionados de R_y (línea 3). Inicialmente R se hace igual R_y (línea 6) y la variable (i, j) se inicia con todas las posibles combinaciones de índices de productos externos de las columnas de la matriz de sondeo (línea 7).

El algoritmo se ejecuta de manera iterativa en K ocasiones (línea 8), seleccionando el producto externo que mejor se adapta al residuo (línea 9), excluyendo de los índices los correspondientes al producto externo seleccionado (línea 10) y calculando los pesos asociados a cada producto externo seleccionado por medio de mínimos cuadrados (línea 11). Posteriormente se actualiza el residuo de acuerdo a los productos externos seleccionados y pesos asociados (línea 12), dando paso a la siguiente iteración. Finalmente, la matriz de covarianza estimada \hat{R}_x es aquella en la que todas sus entradas son cero excepto en las K entradas que corresponden a los productos externos seleccionados, entradas a quienes se asigna el valor de los pesos calculados (línea 15).

En el algoritmo de estimación de covarianza de canal que se muestra en la Figura 4, se tiene que $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, donde a_i es la i -ésima columna de A ; de esta manera se definen los productos externos como $P_{i,j} = a_i a_j^T$ permitiendo representar la covarianza de las muestras como la suma ponderada de productos externos de acuerdo a la ecuación (8).

$$R_y = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n z_{i,j} P_{i,j} \quad (8)$$

Algoritmo de sondeo propuesto

En el escenario de CR, una de las posibles clasificaciones del sondeo de espectro es como local o cooperativo, en el sondeo de espectro local cada usuario cognitivo toma decisiones individuales referentes a la ocupación de la banda o subbandas sondeadas, mientras que en el escenario cooperativo múltiples usuarios cognitivos en una misma área geográfica cooperan entre sí para tomar la decisión de ocupación o no de la banda o subbandas sondeadas; en este contexto, la validación metodológica se realiza mediante la implementación de la función de sondeo de espectro en un dispositivo individual de CR, lo que hace que las decisiones se tomen de forma local y no cooperativa o colaborativa. De acuerdo con lo anterior, el proceso de identificación de espacios en

blanco deriva en el desarrollo de un algoritmo que permita establecer la ocupación o no (presencia o no de energía) de cada subbanda dentro del ancho de banda de B Hz aplicando la regla de Máximo A Posteriori y que se describe a continuación.

Para implementar el sondeo de espectro se propone el algoritmo que se ilustra en la Figura 5, donde los parámetros de entrada del algoritmo son: la matriz de sondeo A , el vector de muestras del canal y , el número de subbandas K y el tamaño del vector señal n (línea 1). El algoritmo propuesto retorna el vector de subbandas ocupadas y disponibles en la multibanda ch (línea 2); se utiliza una variable auxiliar, Psb para almacenar la potencia por subbanda de la multibanda (línea 3). El proceso de sondeo de espectro se inicia estimando el vector disperso de la señal en el dominio de la frecuencia $\hat{X}[k]$ (línea 5); posteriormente se calcula la potencia estimada por subbanda (línea 7), y finalmente se estima la presencia o no de señal en cada subbanda (líneas 8 a 12).

Evaluación del algoritmo

En esta sección se analizan los resultados de simulación obtenidos de la implementación del

Algoritmo: Sondeo espectro banda ancha	
1	Input: A, y, K, n
2	Output: Ch
3	Var: Psb % Potencia por subbanda
4	Inicio
5	$\hat{X}[k] \leftarrow \arg \min_{\ X\ } \ y - Ax\ $ sujeto $\alpha y = Ax$
6	Para $j = 1$ hasta k
	$Psb(j) \leftarrow$
7	$\text{suma} \left(\hat{X} \left(Cont * \frac{n}{K} \right) \text{ hasta } \hat{X} \left((Cont + 1) * n / K \right) \right)$
8	Si $Psb(j) > 0$ luego
9	$ch(j) \leftarrow 1$
10	Sino
11	$ch(j) \leftarrow 0$
12	Fin Si
13	$Cont = Cont + 1$
14	Fin Para
15	Retorna ch

Figura 5. Algoritmo de sondeo de espectro de banda ancha.

algoritmo propuesto en un escenario en el que se presenta una señal multibanda compuesta por seis canales de 3.3MHz cada uno, quienes aleatoriamente presentan ocupación. El objetivo es evaluar las condiciones bajo el que el algoritmo presenta un desempeño adecuado para el sondeo de espectro.

Escenario y parámetros de simulación

En la implementación de la simulación del algoritmo de sondeo de espectro de banda ancha propuesto, por simplicidad y practicidad en los tiempos de simulación y sin perder generalidad, se realiza generando una señal multibanda en un rango comprendido entre 0MHz y 20MHz, en la que se definen 6 subbandas de frecuencia; para simular la señal transmitida por cada usuario primario, se generan de manera aleatoria símbolos 16QAM a una tasa de 2Msps, quienes siguen una distribución uniforme y se consideran independientes entre sí, posteriormente se conforman los pulsos mediante un filtro coseno alzado con un factor de roll off de 0,5, los que finalmente son modulados sobre la respectiva portadora, para efectos de simulación se asume que cada usuario primario genera 100 símbolos, por tanto la tasa de 2Msps la duración de la señal multibanda será de 50 μ s, donde se puede apreciar que la duración de la señal se encuentra determinada por la cantidad de símbolos transmitidos, lo que no afecta la forma de la distribución de potencia de la señal y, por tanto, al tener mayor o menor duración no se afectan los resultados de sondeo bajo los parámetros establecidos y dependientes del ancho de banda de la multibanda y de las subbandas definidas; de esta manera, considerando el ancho de banda de la señal multibanda de 20 MHz, se establece que la tasa de muestreo de Nyquist es de 40MHz; asumiendo que, en un instante de tiempo cualquiera, en el sistema solo se tienen tres usuarios primarios activos, haciendo uso de las portadoras ubicadas en 3MHz, 6MHz, 9MHz, 12MHz, 15MHz y 18MHz, y adicionando ruido blanco gaussiano generado de manera aleatoria con una distribución normal de media cero y varianza igual a la energía de símbolo sobre la relación señal a ruido (SNR) objetivo, la señal presente en la banda del operador primario en lo dominios tiempo y frecuencia luce como se muestra en las Figuras 6 y 7, respectivamente.

En este escenario, se tiene que la cantidad de canales del sistema es $K = 6$, el número de canales ocupados

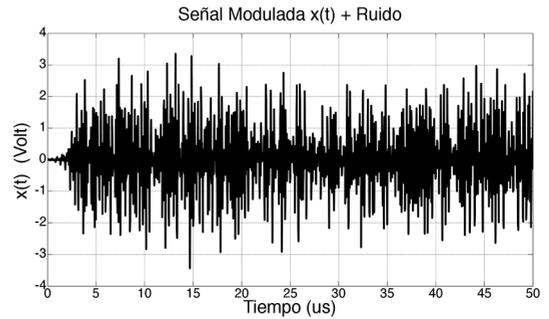


Figura 6. Señal presente en la banda primaria en el escenario de simulación planteado SNR=30dB.

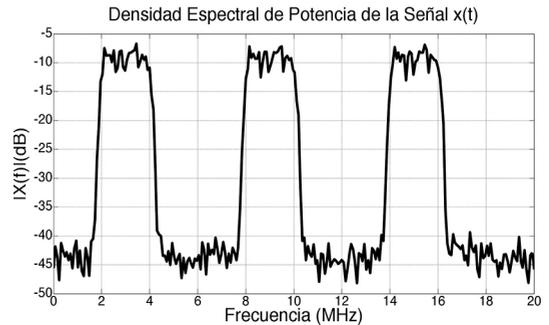


Figura 7. Densidad espectral de potencia de la señal presente en la banda primaria en el escenario de simulación planteado SNR=30dB.

por los usuarios primarios es $L = 3$, el número de canales disponibles para los usuarios cognitivos es $K - L = 3$, el ancho de banda licenciado al operador primario es $B = 20\text{MHz}$, por lo tanto, cada canal cuenta con un ancho de banda de operación de $\frac{B}{K}\text{MHz} = \frac{20}{6}\text{MHz} = 3.3\text{MHz}$; de igual forma se asume que todos los usuarios primarios transmiten con la misma potencia, y que la relación señal a ruido es de 30dB.

Normalmente, el orden de dispersión de la señal presente en la banda licenciada es desconocido, sin embargo, se presenta un límite superior, el que es igual a la cantidad de subbandas de frecuencias definidas en la banda de interés, motivo por el que, el orden de dispersión con quien se aborda el escenario es $k = K = 6$; se realiza la simulación con este valor con la intención de abordar el problema de realizar las mediciones y reconstrucción de la

señal dispersa, en un escenario que se aproxime de mejor manera al escenario real, en el que no se conoce con certeza el orden de dispersión. Los parámetros de simulación se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Parámetros de simulación.

Parámetro	Valor
Generación señal multibanda	
Ancho de banda señal multibanda, BW	20MHz
Ancho de banda por canal, B	3,3MHz
Modulación señal en canal	16QAM
Tasa de símbolos, R_s	2Msps
Factor de roll off filtro transmisión, ρ	0,5
Tasa muestreo Nyquist, f_s	40MHz
Número muestras señal multibanda (Nyquist), n	2000
Frecuencias de portadora, f_c	3MHz, 6MHz, 9MHz, 12MHz, 15MHz y 18MHz
Muestreador Sub_Nyquist (Demodulador aleatorio)	
Número muestras señal entrada, n	2000
Número muestras señal salida, m	100
Algoritmo de sondeo	
Número de iteraciones	200

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En esta sección se muestran los resultados de simulación obtenidos al implementar la simulación del algoritmo de sondeo de espectro propuesto, para ello se genera de manera aleatoria la ocupación de las 6 sub bandas definidas en la multibanda, generándose una señal que en el dominio del tiempo luce como se muestra en la Figura 6 y en dominio de la frecuencia se visualiza como se muestra en la Figura 7.

Dados los parámetros de generación de la señal multibanda, se observa que la tasa de muestreo Nyquist es igual a 40MHz, sin embargo, el muestreo de la señal se realiza con el RD, quien se implementa para tomar muestras a una tasa de 2MHz (factor de submuestreo igual a 20), bteniéndose la señal muestreada que se ilustra en la Figura 8.

A partir del conjunto de muestras y obtenido, se estima el vector disperso de la señal en el dominio

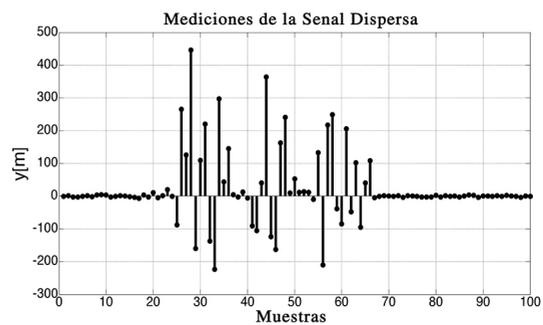


Figura 8. Señal de salida del RD con tasa de muestreo 2MHz - 1/20 tasa de Nyquist.

frecuencia $\hat{X}[k]$. La estimación obtenida no necesita ser una representación exacta de la señal multibanda para realizar la función de sondeo de espectro. Es por ello que es posible considerar la señal multibanda como una señal k -dispersa, con k igual al número de subbandas que componen la multibanda. Por tanto al comparar la estimación obtenida con el espectro de energía de la señal original se obtiene el resultado que se ilustra en la Figura 9.

Métricas y caracterización

Para evaluar el desempeño del algoritmo de sondeo de espectro propuesto, se utilizan como métricas la probabilidad de falsa alarma, la probabilidad de omisión de detección y la probabilidad de detección, analizadas en función de la cantidad de componentes recuperadas en la señal estimada mediante el algoritmo de reconstrucción propuesto y en función de la relación señal a ruido de la multibanda generada, el ruido que como se indicaba anteriormente es de tipo blanco gaussiano generado de manera aleatoria con una distribución normal de media cero y varianza igual a la energía de símbolo acerca de la relación señal a ruido (SNR) objetivo,

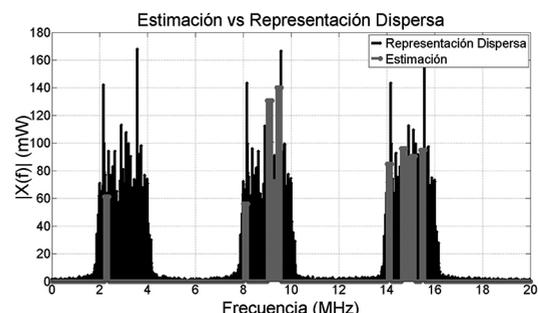


Figura 9. Espectro señal multibanda vs. estimación.

de esta forma las curvas de las Figuras 10, 11 y 12 se obtienen a partir de realizar 1.000 corridas de simulación por punto (con el objetivo de reducir la varianza de los resultados de simulación) y un número de simulaciones equivalentes a la cantidad de puntos a graficar, variando en cada simulación (cada 1.000 corridas) la SNR en pasos de 2 y la dispersión en pasos de 10, adicionalmente se hace uso de las curvas de la Característica Operacional del Receptor (ROC) a partir de los valores obtenidos de probabilidad de detección y falsa alarma para una SNR de 1dB, comparadas con las métricas obtenidas del algoritmo de detección de energía secuencial [15-16], y los algoritmos basados en sondeo compresivo propuestos por, Haque [17], Sun [18] y Wang [19].

En la Figura 10 puede observarse que el número de componentes significativas a recuperar de la señal multibanda (iteraciones del algoritmo de estimación) en el escenario de simulación descrito es aproximadamente 180 para garantizar una probabilidad de detección aproximadamente igual a 1; aquí se evidencia que la señal multibanda es una señal que no puede considerarse exactamente dispersa, ya que de ser dispersa, de acuerdo a la presunción bajo la que se realiza el modelo de señal y del sistema, la cantidad de componentes significativas (iteraciones del algoritmo de estimación) que permitirían una recuperación cercana a la exacta de la señal sería de seis componentes (iteraciones). En la Figura 10 puede observarse que la probabilidad de falsa alarma permanece en cero, de acuerdo a que las componentes recuperadas de la señal se encuentran en canales ocupados, pero no necesariamente en cada uno de ellos hay componentes recuperadas. Por

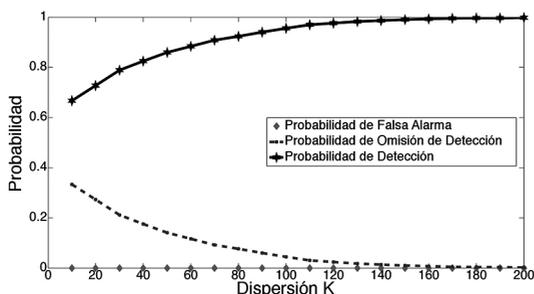


Figura 10. Probabilidades de detección, falsa alarma y omisión de detección en función del número de componentes recuperado para SNR=30dB.

lo tanto, el algoritmo de sondeo propuesto siempre detectará de manera correcta los canales ocupados en los que el algoritmo detectó componente, pero aquellos ocupados en ellos no se realizó detección de componente, el algoritmo propuesto lo estima como canal no ocupado, lo que deriva en una omisión de detección; de esta manera, en la medida que se ejecutan mayor cantidad de iteraciones del algoritmo, mayor cantidad de componentes son recuperadas (una componente por iteración), y por consiguiente, mayor posibilidad de que en cada canal ocupado existan componentes recuperadas y con ello, mayor probabilidad de detección y menor probabilidad de omisión de detección.

En la Figura 11 se puede apreciar que el algoritmo alcanza un desempeño en el que la probabilidad de detección es aproximadamente 1 para valores de SNR superiores a 5dB. Para valores de SNR por debajo de 5dB, la probabilidad de omisión de detección es aproximadamente igual a 0 lo que implica que en el escenario de Radio Cognitiva en general su desempeño será adecuado, evitando que un usuario cognitivo haga uso de una banda ocupada por un usuario primario en condiciones de baja SNR, a pesar de desaprovechar oportunidades espectrales dados los altos valores de la probabilidad de falsa alarma.

En la Figura 12 se observa el desempeño del algoritmo propuesto en función de la probabilidad de detección contra el desempeño del detector de energía [15-16] y contra el desempeño de los algoritmos basados en sondeo compresivo propuestos en [17-19]. En dicha figura se puede apreciar que el desempeño del algoritmo propuesto mejora significativamente el

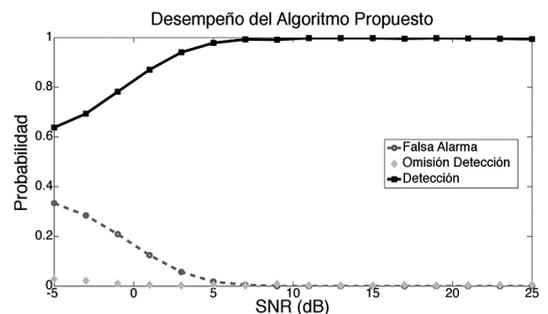


Figura 11. Probabilidades de detección, falsa alarma y omisión de detección en función de SNR para K=200.

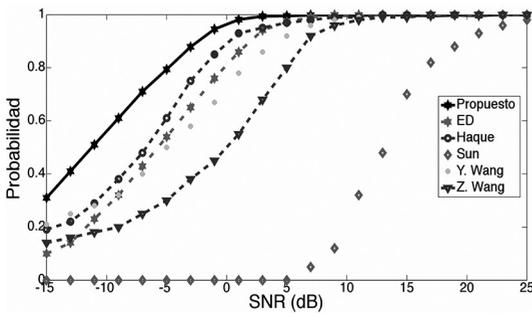


Figura 12. Probabilidad de detección para diferentes valores de SNR.

desempeño de los otros algoritmos particularmente en condiciones de baja SNR (SNR menores a 5dB) ya que la probabilidad de detección es mayor a la obtenida por los demás algoritmos con los que se hace el comparativo.

En la Figura 13 puede observarse que el mejor desempeño en términos de las curvas de ROC es el correspondiente al algoritmo propuesto, esto debido a que el área bajo la curva del algoritmo propuesto es la mayor, ellos indica la capacidad del algoritmo de propuesto de identificar acertadamente los WS. Como se aprecia de igual manera en la figura, el algoritmo con peor desempeño es el propuesto por Sun [18], ya que la curva ROC indica una probabilidad de 0.5 de realizar una detección correcta de los WS. Considerando que los resultados ilustrados en la Figura 13 corresponden a las curvas ROC de los cinco algoritmos contrastados a una SNR de 1dB, se evidencia de nuevo que el algoritmo propuesto mejora significativamente el desempeño de los otros algoritmos en condiciones de baja SNR.

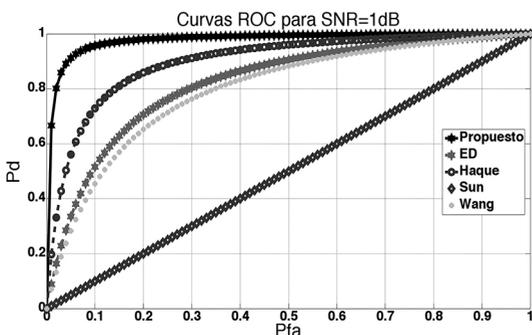


Figura 13. Curvas ROC para SNR = 1dB.

CONCLUSIONES

En este artículo se propone un algoritmo de sondeo de espectro de banda ancha basado en sondeo compresivo. El algoritmo propuesto no requiere conocimiento a priori de las características de la señal presente en el entorno de radio y es independiente del conocimiento del nivel de ruido presente en el canal, demostrándose que es posible realizar el desarrollo de la función de sondeo de espectro de manera eficiente, garantizando minimizar el número de muestras requeridas para implementar la función de sondeo de espectro en CR. Asimismo, se evidencia que la respuesta del algoritmo de sondeo de espectro propuesto es acorde a los requerimientos funcionales de los sistemas de telefonía celular de quinta y próxima generación. Lo anterior representa un aporte significativo para la evolución formal, sistémica y eficiente del proceso de desarrollo de algoritmos de sondeo de espectro.

Se evidencia que mediante el algoritmo propuesto es posible realizar la función de sondeo de espectro de banda ancha utilizando una cantidad de muestras 20 veces menor a las obtenidas a la tasa de Nyquist. Alcanza un desempeño superior en condiciones de baja SNR a los desempeños obtenidos por algoritmos que operan a la tasa de Nyquist, quienes son basados en sondeo compresivo y, por consiguiente, operan a tasas inferiores a la tasa de Nyquist.

REFERENCIAS

- [1] H. Urkowitz. “Energy detection of unknown deterministic signals”. Proceedings of the IEEE. Vol. 55 N° 4, pp. 523-531. 1967.
- [2] P. Kumar Verma, S. Taluja and R. Lal Dua. “Performance analysis of Energy detection, Matched filter detection & Cyclostationary feature detection Spectrum Sensing Techniques”. International Journal Of Computational Engineering Research. Vol. 2 N° 5, pp. 1296-1301. 2012. ISSN: 2250-3005 (on line).
- [3] A. Sahai, N. Hoven and R. Tandra. “Some fundamental limits in cognitive radio”, In Proc Allerton Conf Commun Control Comput, Monticello, Illinois, USA. 2004.
- [4] S. Shobana, R. Saravanan and R. Muthaiah. “Matched Filter Based Spectrum Sensing on Cognitive Radio for OFDM WLANs”.

- International Journal of Engineering and Technology. Vol. 5 N° 1, pp. 142-146. 2013. e-ISSN:0975-4024.
- [5] M. Ghozzi, F. Marx, M. Dohler and J. Palicot. "Cyclostationarity-based test for detection of vacant frequency bands". In Proc 2nd Int Conf on Cognitive Radio Oriented Wireless Netw and Commun, Mykonos Island, pp. 1-5, 2006. DOI: 10.1109/CROWNCOM.2006.363454.
- [6] P.D. Sutton, K.E. Nolan and L.E. Doyle. "Cyclostationary signature in practical cognitive radio applications". IEEE Journal Sel on Areas Commun. Vol. 26 N° 1, pp. 13-24. 2008. DOI: 10.1109/JSAC.2008.080103
- [7] Z. Tian and G.B. Giannakis. "A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radios". In Proc. IEEE Int. Conf. Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Commun. Mykonos Island, pp. 1-5 2006. DOI: 10.1109/CROWNCOM.2006.363459
- [8] Y. Hur, J. Park, K. Kim, J. Lee, K. Lim, C. Lee, H. Kim and J. Laskar. "A cognitive radio (CR) testbed system employing a wideband multiresolution spectrum sensing (MRSS) technique". In Proc. IEEE Veh. Technol. Conf. Montreal, Canada, pp. 1-5. 2006. DOI: 10.1109/VTCF.2006.260
- [9] P.V. Lavanya, R. Sindhu Bargavi and R. Saravanan. "Wavelet and Energy Detection Based Spectrum Sensing Techniques in Cognitive Radio Technology". MIT International Journal of Electronics and Communication Engineering. Vol. 3 N° 2, pp. 53-58. 2013. ISSN: 2230-7672.
- [10] E.J. Candès, J.T. Tao and J. Romberg. "Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information". IEEE Trans. Inform. Theory. Vol. 52, pp. 489-509. 2006.
- [11] D.L. Donoho. "Compressed sensing". IEEE Trans. Inform. Theory. Vol. 52 N° 4, pp. 1289-1306. 2006. DOI: 10.1109/TIT.2006.871582.
- [12] E. Astaiza Hoyos, P.E. Jojoa Gómez and H.F. Bermúdez Orozco. "Compressive sensing: a methodological approach to an efficient signal processing". Revista DYNA. Vol. 82 N° 192, pp. 203-210. 2015. ISBN: 0012-7353.
- [13] J.A. Tropp, J.N. Laska, M.F. Duarte, J.K. Romberg and R.G. Baraniuk. "Beyond Nyquist: Efficient Sampling of Sparse Bandlimited Signals". IEEE Trans. Inform. Theory. Vol. 56 N° 1, pp. 520-544. 2010. DOI: 10.1109/TIT.2009.2034811.
- [14] J. Tropp and A. Gilbert. "Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit". IEEE Trans. Inform. Theory. Vol. 53 N° 12, pp. 4655-4666. 2007. DOI: 10.1109/TIT.2007.909108.
- [15] O. Olabiyi and A. Annamalai. "Extending the Capability of Energy Detector for Sensing of Heterogeneous Wideband Spectrum". In IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC), pp. 454-458. Las Vegas, USA. 2012. DOI: 10.1109/CCNC.2012.6181033.
- [16] O. Olabiyi and A. Annamalai. "Parallel multi-channel detection: A practical solution to energy detection of heterogeneous wideband spectrum". In IEEE Sarnoff Symposium (SARNOFF), pp. 1-5. Newark, USA. 2012. DOI: 10.1109/SARNOF.2012.6222719.
- [17] T. Haque, R.T. Yazicigil, K.J. Pan, J. Wright and P.R. Kinget. "Theory and Design of a Quadrature Analog-to-Information Converter for Energy-Efficient Wideband Spectrum Sensing". IEEE Transactions On Circuits And Systems. Vol. 62 N° 2, pp. 527-535. 2015. DOI: 10.1109/TCSI.2014.2360756.
- [18] W. Sun, Z. Huang, F. Wang and X. Wang. "Compressive wideband spectrum sensing based on single channel". IEEE Electronics Letters. Vol. 51 N° 9, pp. 693-695. 2015. DOI: 10.1049/el.2014.4223.
- [19] Y. Wang, C. Guo, X. Sun and C. Feng. "Time-Efficient Wideband Spectrum Sensing based on Compressive Sampling". In IEEE 81 Vehicular Technology Conference, Glasgow, UK., pp. 1-5, 2015. DOI: 10.1109/VTCSpring.2015.7146135.
- [20] A. Sonnschein and P. M. Fishman. "Radiometric detection of spread spectrum signals in noise of uncertainty power". IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. Vol. 28 N° 3, pp. 654-660. 1992. DOI: 10.1109/7.256287.
- [21] A. Sahai and D. Cabric. "Spectrum sensing: Fundamental limits and practical challenges". A tutorial in IEEE Int. Symp. New Frontiers DySPAN, Baltimore, MD. Nov. 2005.
- [22] R. Tandra and A. Sahai. "Fundamental limits on detection in low SNR under noise uncertainty". In Proc. WirelessCom, Maui,

- HI, Jun. 2005, pp. 464-469. DOI: 10.1109/WIRELES.2005.1549453
- [23] S.M. Kay. "Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory". Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall. Vol. 2. 1998.
- [24] H. Urkowitz. "Energy detection of unknown deterministic signals". Proc. IEEE. Vol. 55 N° 4, pp. 523-531. Apr. 1967. DOI: 10.1109/PROC.1967.5573.
- [25] D. Cabric, A. Tkachenko and R.W. Brodersen. "Spectrum sensing measurements of pilot, energy, and collaborative detection". In Proc. MILCOM, Washington, USA, pp. 1-7. 2006. DOI: 10.1109/MILCOM.2006.301994.
- [26] H.-S. Chen, W. Gao, and D. G. Daut. "Signature based spectrum sensing algorithms for IEEE 802.22 WRAN". In Proc. IEEE ICC, Glasgow, UK., pp. 6487-6492. 2007. DOI: 10.1109/ICC.2007.1073.
- [27] W.A. Gardner. "Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals". IEEE Signal Process. Mag. Vol. 8 N° 2, pp. 14-36. Apr. 1991. DOI: 10.1109/79.81007.
- [28] W.A. Gardner, W.A. Brown and C.-K. Chen. "Spectral correlation of modulated signals- Part II: Digital modulation". IEEE Trans. Commun. Vol. 35 N° 6, pp. 595-601. 1987. DOI: 10.1109/TCOM.1987.1096816.
- [29] N. Han, S.H. Shon, J.O. Joo and J.M. Kim. "Spectral correlation based signal detection method for spectrum sensing in IEEE 802.22 WRAN systems". In Proc. Int. Conf. Advanced Commun. Technol. Phoenix Park, Korea, pp. 1765-1770. 2006. DOI: 10.1109/ICACT.2006.206331.
- [30] S. Shellhammer and R. Tandra. Performance of the Power Detector With Noise Uncertainty, Jul. 2006. IEEE Std. 802.22-06/0134r0.
- [31] H. Sun, A. Nallanathan, C.X. Wang and Y. Chen. "Wideband Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks: A Survey". IEEE Wireless Communications, pp. 74-81. 2013. DOI: 10.1109/MWC.2013.6507397.
- [32] Z. Tian and G. B. Giannakis. "Compressed sensing for wideband cognitive radios". In IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP. Vol. 4, pp. 13571360. Honolulu, USA. 2007. DOI: 10.1109/ICASSP.2007.367330.
- [33] M. Mishali and Y.C. Eldar. "Wideband spectrum sensing at sub-Nyquist rates". IEEE Signal Processing Magazine. Vol. 28 N° 4. 2011. DOI: 10.1109/MSP.2011.941094.
- [34] H.V. Trees, K.L. Bell and Z. Tian. "Detection Estimation and Modulation Theory, 2nd Edition, Part I, Detection, Estimation, and Filtering Theory". Second Edition, Willey. 2013. ISBN: 978-0-470-54296-5.