



Departament de Teoria  
del Senyal i Comunicacions



UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA

# Nuevo Método de Detección Espectral para Sistemas Multiportadora basado en la Radio Cognitiva

*Autor:*

Miguel Ángel Rojas Hernández

*Director*

Dr. Miguel Ángel Lagunas Hernández.  
Centre Tecnològic de Telecomunicacions de Catalunya (CTTC)

Barcelona, septiembre 2019

# RESUMEN

En la actualidad, la creciente demanda de bandas de frecuencias libres para nuevas tecnologías inalámbricas emergentes y las políticas de asignación fija de frecuencias en el uso del espectro radioeléctrico han dado como resultado una saturación del espectro de radio frecuencia. Esta última constituye un elemento limitante en el uso eficiente del espectro.

Desde este punto de vista, podría pensarse que el radio espectro está completamente ocupado y no hay más bandas de frecuencia para nuevos sistemas de comunicación inalámbricos. Sin embargo, diferentes instituciones han realizado mediciones de ocupación del espectro en diferentes ciudades del mundo que revelan que el espectro de radio licenciado presenta una utilización muy baja en ciertas bandas de frecuencia, dando como resultado una ineficiente utilización del espectro.

Para dar una utilización óptima del espectro radioeléctrico se requiere cambiar las políticas de asignación fijas de frecuencias a un esquema de administración dinámica que posibilite la utilización del espectro en una forma inteligente y oportunista sin interferir a los servicios de comunicación inalámbrica ya establecidos.

La radio cognitiva (RC) es una tecnología que ha sido propuesta como una posible solución para mejorar el acceso al espectro de radio e incrementar su eficiencia de utilización. La idea principal de la RC es el compartir el espectro entre usuarios primarios y secundarios incorporando una estrategia dinámica. Esta estrategia dinámica consiste en, que el usuario primario quien es el propietario de la licencia puede permitir el acceso a su espectro para la utilización por un usuario secundario, y de esta forma incrementar la disponibilidad de las bandas de frecuencias para nuevos servicios de comunicación sin causar interferencia a los usuarios primarios.

La tecnología RC tiene principalmente tres funciones para llevar a cabo este objetivo que son: detección, análisis y decisión del espectro. Sin embargo, la función de detección del espectro ha sido identificada como la primera y la más importante. Para que la tecnología RC tenga éxito principalmente tiene que realizar la detección de las señales del usuario primario en una forma confiable aun cuando estas señales estén en un escenario de baja relación señal a ruido (SNR: *Signal to Noise Ratio*). Además del requerimiento de confiabilidad, la tecnología RC debe asegurarse de no provocar interferencia a los usuarios primarios durante el proceso de detección y uso del espectro disponible.

Otro requerimiento igual de importante a los de confiabilidad y no interferencia es la detección de las señales del usuario primario en tiempo real que permitan conocer si el espacio está realmente disponible o está siendo utilizado nuevamente por el usuario primario. Es decir, la detección del usuario primario debe realizarse tan rápido como sea posible, ya que en algunos casos es del orden de unos cuantos segundos. Dados estos requerimientos, la detección del espectro juega un papel primordial y es la tarea más desafiante a la que se enfrenta la tecnología RC. Por otra parte, en el contexto de la tecnología RC, los métodos de detección espectral se dividen principalmente en tres categorías, detección del transmisor, detección cooperativa y detección de energía basada en interferencia. Sin embargo, las más recientes investigaciones se enfocan en la detección del transmisor, debido a que esta técnica presenta una mayor factibilidad y flexibilidad en la aplicación de los sistemas RC, además de su capacidad para coexistir con los sistemas de comunicación en actual operación. Las técnicas basadas en la detección del transmisor se agrupan en tres esquemas principalmente: detección de energía, detección de filtro adaptado y detección de las características de ciclo-estacionaridad. La selección de alguna de las 3 técnicas, mencionadas anteriormente, para la detección de una señal de usuario primario depende del grado de conocimiento de las características y/o parámetros de esta señal.

La técnica de detección de energía es la más simple utilizada hasta ahora para detectar un usuario primario y consiste en medir la potencia de la señal de usuario primario (PU, *Primary User*) dentro de un ancho de banda y compararlo con un umbral. Las principales ventajas de ésta son su baja complejidad de cómputo y no requiere previamente conocer ninguna de las características de transporte de la señal a detectar. Sin embargo, el detector de energía es incapaz de diferenciar al usuario primario de las señales interferentes o de otros usuarios secundarios. Por otro lado, si se conocen las características de la señal del usuario primario, entonces la mejor opción para la detección de esta señal es el detector de filtro adaptado. Sin embargo, éste método es impráctico en escenarios RC reales, ya que se requiere conocer todas las características de la señal a detectar para su demodulación y posiblemente esta información no esté disponible para usuarios secundarios. En contraste con estas dos técnicas, existe la detección de características ciclo-estacionarias, ésta necesita para la detección de la señal primaria conocer algunas de sus características como son la frecuencia portadora y la frecuencia cíclica. Esta técnica de detección espectral utiliza la periodicidad de la estadística de la señal deseada para su detección. Su principal ventaja es que puede detectar e identificar la señal de usuario primario del ruido o señales interferentes. Sin embargo, ésta requiere para una detección confiable un gran número de muestras de datos de la señal. Adicionalmente a esta

desventaja, la complejidad de computacional de las técnicas de detección espectral basadas en las características ciclo-estacionarias constituye su mayor desventaja.

Esta tesis doctoral se enfoca principalmente en el diseño de una nueva técnica de detección del espectro de radio, llamada Estimación Espectral Candidata (CASE: *CAndidate Spectral Estimation*), cuyo objetivo es presentar una posible solución a la necesidad de una detección confiable y rápida de las señales de usuario primario para los sistemas RC. Este detector propuesto se basa en el esquema de banco de filtros para la detección espectral y se incluye como la cuarta alternativa en las técnicas de detección espectral dentro de la categoría de detección del transmisor. El detector CASE es capaz de detectar e identificar a usuarios primarios con características espectrales específicas.

Adicionalmente, este trabajo de tesis proporciona un estudio que muestra el potencial de esta nueva técnica de estimación espectral en escenarios RC. Como ejemplos de posibles aplicaciones, consideramos el detector (CASE) para la detección de señales de Televisión Digital, (DVB-T: *Digital Video Broadcasting-Terrestrial*) y señales de multiportadora para banco de filtros. Resultados de simulaciones numéricas, realizadas en MATLAB, se presentan para evaluar el comportamiento del detector propuesto. Las simulaciones se llevaron a cabo bajo diferentes escenarios utilizando principalmente niveles de señales con alto y bajo SNR. Para demostrar el potencial del detector CASE en la estimación del nivel de potencia y la localización en frecuencia de la señal del usuario primario en presencia de una señal interferente y de ruido blanco se utilizó un Escenario con alto SNR.

Finalmente, se presenta una comparación entre las técnicas de detección espectral como el detector de energía y de características ciclo-estacionarias para evaluar el rendimiento de esta nueva técnica de detección diseñada especialmente para su aplicación en la Radio Cognitiva. Presentamos, 1) la robustez del detector CASE a señales interferentes y ruido blanco en escenarios con alto SNR, 2) la capacidad del detector CASE para identificar al usuario primario en escenario con niveles de bajo SNR y señales interferentes.

## Agradecimientos

Quiero agradecer en primer lugar al CTTC, por haberme dado la oportunidad de realizar este trabajo de investigación y a la Universidad Veracruzana que hizo posible mis estudios de doctorado en la Universidad Politécnica de Cataluña.

A mi asesor el Dr. Miguel Ángel Lagunas Hernández gracias por todo ese apoyo incondicional, dedicación y sus sabios consejos a lo largo de estos años para llegar a la culminación de esta tesis. Así como el de compartir sus conocimientos conmigo. Quiero dar las gracias también a Dr. Carlos Bader y Dra. Ana Pérez por sus consejos que mejoraron este trabajo de investigación

A lo largo de mi vida siempre he tenido la suerte de contar con amigos que me dieron la mano y con los que compartí excelentes momentos de mi vida: Andrey, Alessandro, Miguel Ángel, Guissepe, David Gregoratti, Musbah, Ana María, Javier, Jaime, Pol, Angelos. A mis amigos de café Aurora, Carlos, Sandra. A todos mis compañeros de CTTC, de la administración y CSI.

A mis padres y hermanos que durante mi estancia en Barcelona siempre estuvieron en constante comunicación y me hacían sentir parte de México.

A mi esposa Elizabeth, por todo ese amor y palabras de aliento que me hicieron seguir adelante, a mis hijas Michelle y Berenice, por compartir sonrisas y esperanzas que dieron luz a mi vida. A Dios, gracias por darme fortaleza y tranquilidad espiritual cuando más lo he necesitado.

# Tabla de Contenido

<b>CAPÍTULO 1.....</b>	<b>13</b>
<b>1 INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>13</b>
1.1 MOTIVACIÓN .....	13
1.2 OBJETIVO.....	18
1.3 PRINCIPALES CONTRIBUCIONES Y ESTRUCTURA DE LA TESIS .....	19
1.4 REFERENCIAS .....	21
<b>CAPÍTULO 2.....</b>	<b>23</b>
<b>2 MÉTODOS DE DETECCIÓN DEL ESPECTRO PARA LA RADIO COGNITIVA.....</b>	<b>23</b>
2.1 ESPECTRO RADIOELÉCTRICO .....	24
2.1.1 Acceso al espectro de radio .....	25
2.1.2 Mediciones de Ocupación del Espectro de Radio .....	26
2.1.3 Acceso Dinámico al espectro.....	30
2.2 FUNDAMENTOS DE LA TECNOLOGÍA DE RADIO COGNITIVA.....	33
2.2.1 Concepto Radio Cognitiva.....	33
2.2.2 Ciclo Cognitivo.....	35
2.2.3 Clasificación del espectro y concepto de huecos espectrales .....	37
2.3 MÉTODOS DE DETECCIÓN ESPECTRAL EN RADIO COGNITIVA .....	38
2.3.1 Detección del transmisor.....	40
2.3.1.1 Escenario Radio Cognitiva para la detección del transmisor.....	42
2.3.1.2 Detección del espectro mediante Filtro Adaptado .....	43
2.3.1.3 Detección Espectral de Energía .....	44
2.3.1.4 Detección de Características Ciclo-estacionarias .....	50
2.3.2 Detección Espectral en modo Cooperativo .....	62
2.4 TÉCNICAS DE COMUNICACIÓN MULTIPORTADORA .....	64
2.4.1 Introducción .....	64
2.4.2 Sistemas OFDM y OFDM/OQAM.....	66
2.4.3 Sistemas Multiportadora basada en banco de Filtros .....	67
2.5 CONCLUSIONES.....	69
2.6 REFERENCIAS .....	70
<b>CAPÍTULO 3.....</b>	<b>74</b>
<b>3 MÉTODO DE ESTIMACIÓN ESPECTRAL CANDIDATO PARA LA RADIO COGNITIVA</b>	<b>74</b>
3.1 INTRODUCCIÓN .....	74
3.2 BANCO DE FILTROS EN ANÁLISIS ESPECTRAL.....	77
3.3 MÉTODO DE CAPON.....	80
3.3.1 Derivación del Método de Capon.....	80
3.4 REVISANDO LA ESTIMACIÓN ESPECTRAL DE BANCO DE FILTROS.....	84
3.5 ESTIMACIÓN DEL NIVEL DE POTENCIA .....	87
3.6 MÉTODO DE ESTIMACIÓN ESPECTRAL CANDIDATO: DETECTOR CASE .....	90
3.6.1 Detector de espectro basado en la distancia Frobenius: CASE-F .....	91
3.6.2 Detector de espectro basado en la distancia geodésica: CASE-G .....	93
3.6.3 Detector de espectro basado en el autovalor mínimo: CASE-M.....	95
3.6.3.1 Algoritmo de estimación espectral para la Radio Cognitiva utilizando el detector CASE-M ....	97
3.7 MODELO BÁSICO DE ESCENARIO PARA UN SISTEMA RC .....	100
3.7.1 Criterio Neyman-Pearson.....	102
3.8 ANÁLISIS DEL ESPECTRO UTILIZANDO EL DETECTOR DE ESTIMACIÓN ESPECTRAL CANDIDATO: CASE	104
3.8.1 Detección de una señal BPSK .....	104
3.8.2 Resultados de las Simulaciones numéricas.....	107
3.8.2.1 Escenario con un nivel alto de SNR .....	107
3.8.2.2 Detector CASE-G.....	108
3.8.2.3 Detector CASE-M.....	109
3.8.2.4 Escenario con niveles bajos de SNR: curvas ROC.....	111

3.9	CONCLUSIONES.....	119
3.10	REFERENCIAS .....	120
<b>CAPÍTULO 4.....</b>		<b>122</b>
<b>4</b>	<b>APLICACIÓN DE LA TECNOLOGÍA RADIO COGNITIVA.....</b>	<b>122</b>
4.1	INTRODUCCIÓN .....	122
4.2	SISTEMA DE RADIO DIFUSIÓN DEL VIDEO DIGITAL-TERRESTRE (DVB-T).....	124
4.2.1	<i>Señal de televisión en formato DVB-T.....</i>	<i>124</i>
4.3	DETECCIÓN DE LA SEÑAL DVB-T.....	126
4.3.1	<i>Escenario Radio Cognitiva para la detección de la señal DVB-T.....</i>	<i>127</i>
4.3.2	<i>Detector de Energía.....</i>	<i>128</i>
4.3.1.1	<i>Resultados de las Simulaciones .....</i>	<i>130</i>
4.3.3	<i>Detector de Características Ciclo-estacionarias.....</i>	<i>133</i>
4.3.3.1	<i>Resultados de la Simulación.....</i>	<i>135</i>
4.3.4	<i>Detector de Estimación Espectral Candidato: CASE-M.....</i>	<i>137</i>
4.3.5	<i>Resultados de las Simulaciones .....</i>	<i>139</i>
4.3.6	<i>Comparación de las diferentes técnicas de estimación espectral y el detector CASE-M... 142</i>	
4.3.7	<i>Conclusiones.....</i>	<i>145</i>
4.4	DETECTOR CASE-M EN LOS SISTEMAS MULTIPORTADORA BASADOS EN BANCO DE FILTROS 146	
4.4.1	<i>Detección de los huecos espectrales.....</i>	<i>148</i>
4.4.2	<i>Resultados de Simulación de detección de huecos espectrales: CASE-M.....</i>	<i>151</i>
4.4.3	<i>Conclusiones.....</i>	<i>153</i>
4.5	REFERENCIAS .....	155
<b>CAPÍTULO 5.....</b>		<b>156</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....</b>	<b>156</b>
5.1	CONCLUSIONES.....	157
5.2	TRABAJO FUTURO .....	159

## Lista de Figuras

Figura 1.1 Asignación de frecuencias desde 3 a 6 GHz de acuerdo con Comisión Federal de Comunicaciones: FCC .....	14
Figura 1.2 Gráfico de la utilización del espectro de 0 hasta 6 GHz en área urbana: datos adquiridos al medio día con una resolución de 20 kHz en un intervalo de tiempo de 50 microsegundos, usando una antena direccional de 30 grados. [3] .....	14
Figura 2.1 Diagrama de barras de la ocupación del espectro por bandas de frecuencias en las ciudades de Nueva York y Chicago .....	28
Figura 2.2 Diagrama de barras de la ocupación del espectro promedio en siete ciudades de la Unión Americana. ....	28
Figura 2.3 Taxonomía de las técnicas de Acceso Dinámico del Espectro [7] .....	31
Figura 2.4 (a) Método Underlay y (b) método Overlay, ambos comparten el espectro asignado a los usuarios primarios con los usuarios secundarios [8] .....	32
Figura 2.5 Sistema RC operando en las bandas de frecuencia asignadas al usuario primario ....	34
Figura 2.6 Ciclo Cognitivo que muestra las principales funciones de la tecnología Radio Cognitiva[12]. ....	35
Figura 2.7 Concepto de hueco espectral [15] .....	38
Figura 2.8 Clasificación de las técnicas de detección espectral y la nueva estimación espectral candidata para aplicaciones de radio cognitiva .....	39
Figura 2.9 Escenario Radio Cognitiva para la detección del espectro basada en la técnica de detección del transmisor .....	43
Figura 2.10 Diagrama a Bloques de un detector de energía.....	45
Figura 2.11 Detector de Energía con el nivel de ruido conocido .....	47
Figura 2.12 Comportamiento del Detector de Energía a diferentes valores de incertidumbre en el nivel de ruido (3, 2, 1 y 0.25dB) .....	49
Figura 2.13 Diagrama a bloques de la Función de la Densidad de Correlación Espectral (SCD) [29] .....	51
Figura 2.14 Implementación del método de acumulación FFT (FAM) utilizado para el calculo de la función de densidad espectral (SCD) [32].....	58
Figura 2.15 Gráfica de la Densidad de Correlación Espectral para la señal AM-DSBSC utilizando el algoritmo FAM.....	59
Figura 2.16 Gráfica de contorno de la Densidad de Correlación Espectral para una señal AM-DSBSC utilizando el algoritmo FAM .....	59
Figura 2.17 Gráfica de la Densidad de Correlación Espectral de la señal BPSK utilizando el algoritmo FAM.....	60
Figura 2.18 Gráfico de contorno de la Densidad de Correlación Espectral del la señal BPSK usando el algoritmo FAM .....	61
Figura 2.19 Compartición del espectro de radio asignado a PU's con SU's utilizado el concepto de Radio Cognitiva.....	64
Figura 2.20 Sistema de Transmisión Multiportadora al convertir la convolución de la señal transmitida y respuesta del canal en convolución circular [39] .....	65
Figura 3.1 Técnicas de detección de las señales emitidas por el transmisor y la nueva estimación espectral candidata para aplicaciones Radio Cognitiva.....	75
Figura 3.2 Clasificación de las técnicas de Análisis Espectral.....	76
Figura 3.3 Método de banco de filtros para estimar la densidad espectral de potencia de la señal recibida, $x(n)$ .....	79

Figura 3.4 Ilustración de la distancia geodésica en el cono de las matrices de auto-correlaciones definidas como positivas. ....	95
Figura 3.5 Modelo del Sistema de Radio Cognitiva. La estación base detecta el usuario primario utilizando el metodo de detección CASE.....	101
Figura 3.6 Densidad espectral de potencia utilizando el método Welch: Señal BPSK con 10dB de SNR, localizada a una frecuencia normalizada de 0.2 y la señal interferente localizada a una frecuencia normalizada de 0.3 con una SNR de 10dB. ....	108
Figura 3.7 Comportamiento del detector CASE-G, en la localización en frecuencia de la señal BPSK utilizando la inversa de la distancia geodésica. Señal BPSK con 4 muestras por símbolo y SNR=10dB localizada a una frecuencia normalizada de 0.2. a) Escenario con interferencia localizada en 0.3 dB. b) Escenario sin interferencia. ....	109
Figura 3.8 Comportamiento de los métodos de estimación espectral banco de filtros tradicionales y la estimación espectral candidata: Detector CASE-M. La señal BPSK tiene un SNR de 10dB y localizada a una frecuencia normalizada de 0.2. La señal interferente tiene un SNR de 10 dB y localizada a una frecuencia normalizada de 0.3.....	110
Figura 3.9 Curvas de Características de Operación del Receptor (ROC) para el detector CASE-M, los rangos de SNR desde -13 dB hasta -6 dB. El usuario primario es una señal BPSK con cuatro muestras por símbolo y frecuencia portadora normalizada de 0.2. El orden del análisis y del filtro Q=16. a) N=800 muestras; b) N=200 muestras.....	115
Figura 3.10 Evaluación del detector CASE-M utilizando la simulación numérica de Montecarlo. El usuario primario es una señal BPSK con cuatro muestras por símbolo y localizado a una frecuencia normalizada de 0.2. La señal BPSK tiene valores de SNR que van desde -13 dB hasta -6 dB en incrementos de 1 dB. Cada hipótesis es calculada con 5000 registros. El orden de análisis es de 16 (Q=16). a) N=800 muestras de la señal BPSK; b) N=200 muestras de la señal BPSK.....	117
Figura 3.11 Detector CASE-M: Comportamiento de la probabilidad de detección variando el número de muestras de la señal BPSK recibida. Los valores de SNR se fijan a -13, -10 y -7dB y la $P_{fa} = 0.1$ , incrementando el número de muestras desde 0 hasta 5000 para cada valor de SNR. ....	118
Figura 4.1 Densidad espectral de potencia de la señal DVB-T (Usuario primario) modo 2K para canales de 8MHz, modulación OFDM/16QAM y localizada a una frecuencia central de 36 Mhz. ....	126
Figura 4.2 Escenario RC para la detección de la señal DVB-T basada en la detección del transmisor. El usuario secundario puede utilizar diferentes técnicas de detección para monitorear la señal DVB-T como son: detector de energía, de las características ciclo-estacionarias o el detector CASE-M.....	127
Figura 4.3 Diagrama a bloques del detector de Energía para la detección de la señal DVB-T en la Radio Cognitiva.....	128
Figura 4.4 Detector de Energía: $P_d$ vs. $SNR$ , no hay interferencias y el número de muestras de la señal DVB-T es de 2000. ....	131
Figura 4.5 Detector de Energía: $P_d$ vs. $SNR$ , no hay interferencias y el número de muestras de la señal DVB-T es de 4000. ....	132
Figura 4.6 Comportamiento del detector de características ciclo-estacionarias como una función de SNR para las probabilidades de falsa alarma de (0.5, 0.2, 0.1 y 0.01). El escenario inalámbrico es el mismo que en la Figura 4.4 , pero la longitud del registro es de 800 muestras. ....	136
Figura 4.7 Densidad espectral de potencia (arriba) y su correspondiente función de auto-correlación normalizada (abajo) de la señal de televisión DVB-T con frecuencia central a 36 MHz.....	138
Figura 4.8 Estimación espectral de potencia por el periodograma, el método de Capon y el detector de potencia candidato. Señal de usuario primario DVB-T con frecuencia central de 36 Mhz con un nivel de SNR=10 dB. Señal de interferencia localizada a 60 Mhz y con un nivel de SNR=10 dB. El registro de la señal recibida esta limitado a 200 muestras. ....	140

Figura 4.9 Comportamiento del Detector de potencia candidato mediante las curvas ROC, no hay interferencia. La señal DVB-T de usuario primario se localizada a 36 Mhz con rangos de SNR desde -13 dB a -6 dB. Cada registro de datos consiste de 200 muestras.....	141
Figura 4.10 Comportamiento del Detector CASE-M mediante las curvas ROC. La señal DVB-T de usuario primario localizada en 36 Mhz con rangos de SNR desde -13 dB a -6 dB. La señal interferente tiene SNR de 10 dB y se localiza en 60 Mhz. Cada registro de datos consiste de 200 muestras.....	141
Figura 4.11 Comparación del detector de Estimación Espectral Candidato (CASE-M) con el detector de Energía como una función de SNR para los valores de probabilidad de falsa alarma de 0.5 y 0.01). En el escenario inalámbrico no hay interferencias y la señal del usuario primario DVB-T tiene una frecuencia central de 36 Mhz con rangos de SNR desde -20 dB hasta 0 dB. La longitud del registro es de 200 y 2000 muestras para CASE-M y de Energía, respectivamente. ....	143
Figura 4.12 Comparación del detector de Estimación Espectral Candidato (CASE-M) con el detector de Características ciclo-estacionarias como una función de SNR para los valores de probabilidad de falsa alarma de 0.5 y 0.01. El escenario inalámbrico no hay interferencias y la señal del usuario primario DVB-T con frecuencia central de 36 Mhz con rangos de SNR desde -20 dB hasta 0 dB. La longitud del registro es de 200 y 800 muestras para CASE-M y de Ciclo-estacionario, respectivamente.....	144
Figure 4.13 Densidad espectral de potencia de un sistema de portadora mostrando un hueco espectral de ancho de banda B. ....	147
Figura 4.14 Densidad espectral de potencia estimada de la señal FBMC con el método de Welch, con 512 sub-portadoras mostrando un hueco espectral de 1.17 MHz, correspondiente a 30 sub-portadoras. El sistema multiportadora tiene un ancho de banda total de 20 MHz, a una frecuencia central de 20MHz, se utilizo los parámetros del filtro de acuerdo con el proyecto de PHYDYAS.....	149
Figura 4.15 Un grupo de 30 sub-portadoras sucesivas: La densidad espectral de la señal transmitida (a) y la respuesta al impulso (b) en conjunto con el filtro prototipo para este conjunto de sub-portadoras en la transmisión de banco de filtros.....	150
Figura 4.16 Respuesta de los métodos de Welch y Capon, junto con el detector CASE-M con dos diferentes huecos espectrales candidatos correspondientes a 30 y 60 sub-portadoras. ....	152
Figura 4.17 Respuesta de los métodos de Welch y Capon, junto con el detector CASE-M cuando una transmisión oportunista aparece en hueco espectral. ....	153

## **Acrónimos**

<b>CDMA</b>	<i>Code Division Multiple Access</i>
<b>FEC</b>	<i>Forward Error Correction</i>
<b>IEEE</b>	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
<b>ISM</b>	<i>Industrial, Scientific, and Medical free-license band</i>
<b>BW</b>	<i>Bandwidth</i>
<b>FCC</b>	<i>Federal Communications Commission</i>
<b>FFT</b>	<i>Fast Fourier Transform</i>
<b>OFDM</b>	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>
<b>RF</b>	<i>Radio Frequency</i>
<b>PHY</b>	<i>Physical Layer</i>
<b>SNIR</b>	<i>Signal to Noise plus Interference Ratio</i>
<b>SNR</b>	<i>Signal to Noise Ratio</i>
<b>TDMA</b>	<i>Time Division Multiple Access</i>
<b>WLAN</b>	<i>Wireless LAN</i>
<b>AWGN</b>	<i>Additive White Gaussian Noise</i>
<b>BPSK</b>	<i>Binary Phase Shift Keying</i>
<b>FFT</b>	<i>Fast Fourier Transform</i>
<b>PU</b>	<i>Primary user</i>
<b>SCF</b>	<i>Spectral Correlation Function</i>
<b>SU</b>	<i>Secondary User, in this thesis refer to an unlicensed user operating in a licensed band</i>
<b>PU</b>	<i>Primary User, this is the owner of the radio spectrum</i>

## Notación

$N(\mu, \sigma^2)$	<i>Distribución Gaussiana (i.e. normal) con media <math>\mu</math> y varianza <math>\sigma^2</math></i>
$Q(x)$	<i>La función Q de <math>x</math></i>
$\mathbf{A}^H$	<i>La Hermitiana de la matriz.</i>
$\mathbf{A}^{-1}$	<i>La transpuesta de la matriz</i>
$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}$	<i>El producto de dos matrices <math>\mathbf{A}</math> y <math>\mathbf{B}</math></i>
$\mathbf{A}$	<i>Representa la matriz</i>
$\text{Tr}\{\mathbf{A}\}$	<i>La traza de la matriz</i>
$\text{rank}\{\mathbf{A}\}$	<i>El rango de la matriz</i>
$\text{Var}(x, H_i)$	<i>Varianza de <math>x</math> asumiendo <math>H_i</math> verdadera</i>
$T(x)$	<i>Estadística de prueba</i>
$E(x, H_i)$	<i>Valor esperado de <math>x</math> asumiendo <math>H_i</math> verdadera</i>
$\mathbf{R}_{xx}$	<i>Matriz de Auto-correlación de datos</i>
$\mathbf{R}_{CM}$	<i>Matriz de Auto-correlación Candidata</i>
$\mathbf{R}_C$	<i>Matriz de autocorrelacion Banda Base</i>
$P_d$	<i>Probabilidad de detección</i>
$P_{fa}$	<i>Probabilidad de falsa alarma</i>

## Capítulo 1

### 1 Introducción

#### 1.1 Motivación

En la última década, con la creación de nuevas tecnologías inalámbricas emergentes y la aplicación de nuevos servicios de comunicaciones en muchos países ha crecido la demanda de bandas de frecuencia libres. Desafortunadamente, la mayoría del espectro de radio ha sido asignado como puede verse en el mapa de asignación de frecuencias publicado por la Comisión Federal de Comunicaciones (FCC, *Federal Communications Commission*) [1]. Enfocándonos en el rango de las frecuencias de 3 a 6 GHz (ver Figura 1.1), observamos que el mapa de asignación de frecuencias muestra que no hay bandas libres, esto representa un serio problema para el futuro desarrollo de los nuevos sistemas inalámbricos y pareciera que el espectro de radio está completamente ocupado y no hay más espacio para estos sistemas inalámbricos. Sin embargo, en el año 2002 estudios realizados por la FCC reportaron variaciones de utilización del espectro que van desde el 15% al 85% [2]. Como resultado de estos estudios se concluye que el espacio radioeléctrico está siendo desaprovechado. Por esta razón surge la iniciativa para el

desarrollo de nuevas tecnologías con el potencial de hacer un uso más eficiente del espectro radioeléctrico. En el año 2004, mediciones de ocupación llevadas a cabo en Berkeley, California revelaron que la utilización real del espectro en la banda de frecuencias de 3-4 GHz era del 0.5% y de 0.3% en la banda de 4-5 GHz [3]. De acuerdo a estos resultados está claro que la mayoría del espectro asignado en este rango de frecuencias tiene un nivel muy bajo o casi nulo de utilización, como se ilustra en la Figura 1.2.

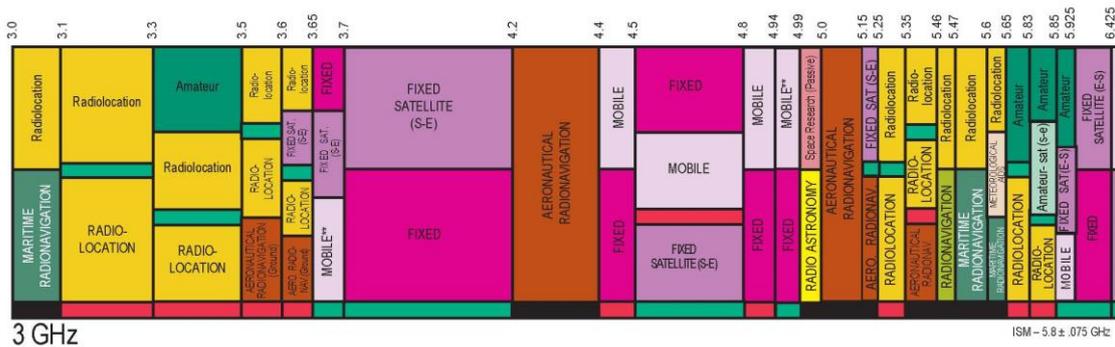


Figura 1.1 Asignación de frecuencias desde 3 a 6 GHz de acuerdo con Comisión Federal de Comunicaciones: FCC

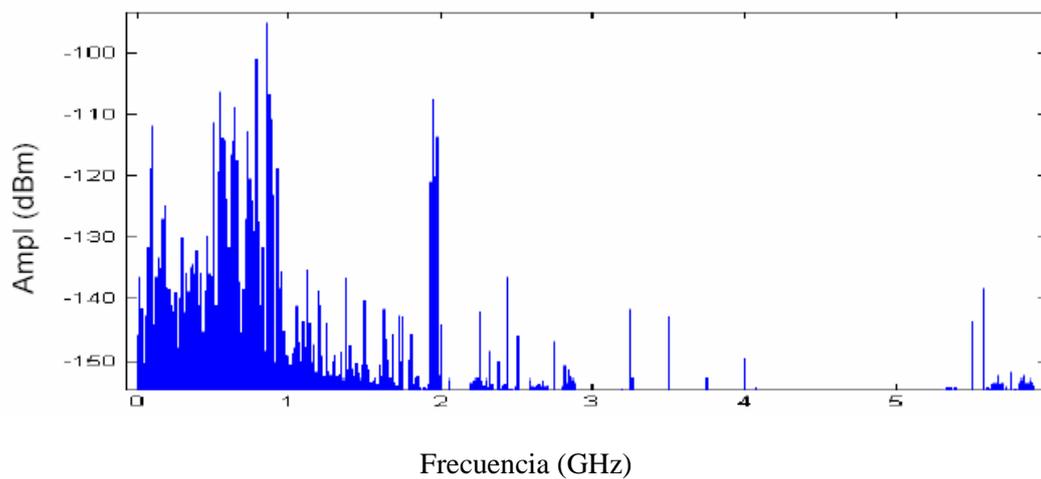


Figura 1.2 Gráfico de la utilización del espectro de 0 hasta 6 GHz en área urbana: datos adquiridos al medio día con una resolución de 20 kHz en un intervalo de tiempo de 50 microsegundos, usando una antena direccional de 30 grados. [3]

Es importante notar que hay una contradicción entre el mapa de asignación de frecuencias de la FCC y las mediciones de ocupación del espectro de radio. Esta discrepancia pone en evidencia que la actual gestión del espectro basado en la asignación fija de frecuencias no es la más adecuada para las nuevas tecnologías emergentes o sistemas de comunicación inalámbricos. Además, esta regulación tan estricta da como resultado un espectro de radio sobre-licenciado y con grandes porciones del espectro sub-utilizado. Provocando que actualmente la industria de las telecomunicaciones se enfrente a un serio problema de saturación del espectro de radio y por lo tanto un problema en la ubicación en frecuencia para los nuevos sistemas inalámbricos.

Una solución para ayudar a aminorar el problema de saturación y baja utilización del espectro de radio frecuencia es permitir que un usuario secundario haga uso del mismo cuando el usuario primario no lo está utilizando. La tecnología de acceso dinámico al espectro (*DSA: Dynamic Spectrum Access*) ha sido propuesta para permitir que los usuarios secundarios (no licenciados) puedan compartir el espectro con los usuarios primarios (licenciados) en una forma dinámica, inteligente y oportunista. Hay dos modelos *DSA* para utilizar el espectro en una forma más eficientemente [5]: la tecnología de ultra banda ancha (*UWB: Ultra Wideband*) [3] y la tecnología de Radio Cognitiva [6].

La tecnología *UWB* es una de las más prometedoras para aplicaciones de datos de alta velocidad en distancias de corto alcance. *UWB* es la más simple para compartir el espectro sin causar interferencias a los usuarios primarios. Esta tecnología fue aprobada por la FCC en el año 2002 [7], y representa el primer paso para mejorar la utilización del espectro a través de compartir el espectro entre usuarios licenciados y no licenciados. Sin embargo, *UWB* para evitar interferencias con usuarios primarios, impone severas restricciones en el nivel de potencia transmitida por los usuarios secundarios. Esta potencia de transmisión está limitada a muy bajos niveles de acuerdo con una máscara del espectro específica. Por lo tanto, esta tecnología reduce significativamente la capacidad de canal [16]. Además, la *UWB* no es capaz de detectar bandas de frecuencia libres, conocidas también como huecos espectrales, y hacer uso del espectro en una forma más eficiente.

Debido a estas limitaciones de la tecnología *UWB*, se ha considerado necesario utilizar una nueva tecnología de gestión y utilización del espectro conocida como Tecnología Radio Cognitiva. La tecnología Radio Cognitiva (RC), del inglés (CR: *Cognitive Radio*) ha sido considerada una solución al problema actual del bajo uso del espectro[9][10][11]. En realidad, el concepto RC no es nuevo, emergió como una extensión de la tecnología radio definida por software (*SDR: Software Defined Radio*). El concepto RC fue por primera vez acuñado por Joseph Mitola en 1999 [9]. En general, la Radio Cognitiva es una tecnología emergente

propuesta para mejorar la utilización del espectro, proporcionando a los usuarios secundarios la capacidad de detectar huecos espectrales y utilizar una asignación dinámica del espectro permitiendo de esta forma compartir las bandas de frecuencia libres de los usuarios primarios.

Fue hasta el año 2003 que la FCC reconsideró el concepto de RC y lo definió como un sistema radio que podía cambiar sus parámetros de transmisión, basándose en la interacción con el espectro de radio en el cual opera [12]. Pero en realidad, fue hasta mayo de 2004, que la FCC mostró un enorme interés en el desarrollo y aplicación de la tecnología RC, debido a su potencial en la gestión de acceso al espectro. En consecuencia, adoptó una *Notice of Proposed Rule Making* (NPRM) [14], donde propuso permitir a usuarios secundarios utilizar el espectro libre en la banda de televisión. En respuesta a esta propuesta, en noviembre del mismo año, el IEEE formó un grupo de trabajo llamado 802.22 Working Group. El objetivo de este grupo es desarrollar un estándar para la red de área regional inalámbrica (WRAN: *Wireless Regional Area Network*) basada en la tecnología RC.

El principal objetivo del estándar 802.22 WRAN es incrementar la utilización del espectro de los canales de TV y para realizarlo se requiere primero implementar un sistema de detección del espectro, cuya función es determinar si los canales de TV están libres u ocupados, en el caso de que estén libres éstos puedan ser utilizados por usuarios secundarios sin interferir con los usuarios primarios. Para poder operar las bandas de frecuencia asignadas a los sistemas de televisión es necesario realizar la detección de las señales de TV, que de acuerdo con el estándar IEEE 802.22 la probabilidad de detección debe ser del 90% y la probabilidad de falsa alarma del 10% en escenarios donde el nivel de la razón señal a ruido (SNR: *Signal to Noise Ratio*) es de -20dB. Adicionalmente, se requiere que el tiempo de detección de la señal de TV sea menor a dos segundos. En resumen, cualquier sistema de detección espectral basado en la tecnología RC tiene que proporcionar una detección confiable con alta probabilidad de detección, baja probabilidad de falsa alarma en escenarios de baja SNR y tiempo de detección menor a dos segundos. Adicionalmente, estos sistemas de detección deben de tener la capacidad de liberar el canal, tan rápido como sea posible, cuando el usuario primario vuelve a utilizar el canal. Por este motivo, es necesario un continuo monitoreo del espectro de radio. Como resultado de todos estos requerimientos, la detección espectral es considerada como la función más importante y de mayor desafío de la tecnología RC.

Enfrentando estos desafíos, la detección espectral para RC ha llegado a ser un área de investigación muy activa en los últimos años y ha despertado el interés en la comunidad científica en las universidades y en empresas del sector de telecomunicaciones. Como resultado de esta motivación, se han propuesto diferentes técnicas de detección espectral para la Radio

Cognitiva y se les ha clasificado en tres categorías principalmente: detección del transmisor, detección cooperativa y detección de energía basada en interferencia [15]. Sin embargo, estudios recientes investigaciones se enfocan en la detección del transmisor, debido a que esta técnica presenta una menor complejidad en la detección de señales de usuarios primarios, así como una mayor factibilidad y flexibilidad en la implementación en los sistemas radio cognitivo (RC).

En la técnica de detección del transmisor, hay tres clases diferentes las cuales pueden ser clasificadas como: detección de energía, detección de filtro Adaptado y detección de las características ciclo-estacionarias. La selección de cualquiera de estas técnicas, depende de la aplicación y del grado de conocimiento disponible a priori de la señal de usuario primario. En el capítulo 3 se describirán en forma detallada estas técnicas. A continuación, se da un breve resumen de las principales diferencias, ventajas y desventajas entre estos tres métodos.

La detección de energía es la forma más simple de todas ellas, la cual básicamente mide la energía de la señal transmitida por el usuario primario (PU) en un determinado ancho de banda, la eleva al cuadrado y la integra, para finalmente compararla con un umbral determinado y decidir sobre si el usuario primario está presente o ausente. Su principal ventaja, junto a la baja complejidad computacional, es que no requiere un conocimiento a priori de la forma de onda de transporte de la señal a detectar. La principal desventaja del detector de energía, considerando que en el rango de frecuencias a analizar en muchas ocasiones no sólo se encuentra la señal PU sino otras señales no deseadas. Lo anterior da como resultado la incapacidad de identificar entre la energía de la señal PU y la que producen otros usuarios secundarios o interferencias.

La detección mediante filtro adaptado es la forma óptima de detectar una señal siempre y cuando se tenga un completo conocimiento de la estructura de la señal del usuario primario, incluyendo tiempo, sincronización de portadora, etc. Sin embargo, este método de detección coherente es impráctico en escenarios RC reales. Ya que cada sistema de detección espectral tendría que tener una copia de la señal primaria para realizar la demodulación y en muchos casos podría no tenerse la información de esta señal.

La detección de características ciclo-estacionarias, requiere para detectar la señal de un usuario primario conocer algunas de sus características tal como: la frecuencia portadora y cíclica. Su principal ventaja es la capacidad de detectar e identificar la señal deseada del ruido y/o otras señales interferentes. Sin embargo, para una detección confiable este método requiere de gran número de muestras de la señal del PU. Adicionalmente al gran número de muestras que requiere este método, presenta una alta complejidad computacional para la detección de las

señales del usuario primario y es esta la desventaja más importante de la detección ciclo-estacionaria.

Este trabajo de tesis dirige su atención al estudio y aplicación de la tecnología RC, ya que esta tecnología puede significativamente mejorar la utilización del espectro de radio frecuencia. Además, la tecnología RC tiene un gran potencial para motivar el desarrollo de futuros sistemas inalámbricos que puedan coexistir con los sistemas radio ya existentes. Particularmente, estamos interesados en encontrar un nuevo método de detección espectral para la Radio Cognitiva que pueda superar las desventajas de la detección de energía, la del filtro adaptado y de la detección de características ciclo-estacionarias [1],[6].

## **1.2 Objetivo**

Dentro de estas nuevas tecnologías, la Radio Cognitiva (RC) es considerada como una posible solución para mejorar el actual acceso al espectro e incrementar la eficiencia de utilización [9][10][11]. Para lograr estas mejoras, la tecnología RC tiene que realizar principalmente tres funciones: detección, análisis y decisión del espectro. Sin embargo, para que la tecnología RC tenga éxito, el primer paso es la detección confiable de los usuarios primarios sin causarles interferencias. Por tal motivo, la detección espectral es uno de los más grandes desafíos que enfrenta esta tecnología y recientemente muchos de los trabajos de investigación se han enfocado en esta área. Sin embargo, hasta ahora los diferentes métodos de estimación espectral propuestos para RC, no son lo suficientemente adecuados ya que presentan algunas deficiencias. El objetivo primordial de este trabajo de tesis es investigar y desarrollar un Nuevo Método de Detección Espectral basado en el concepto de la tecnología de Radio Cognitiva. Este método de detección debe ser capaz de detectar confiablemente la señal de un usuario primario con una baja relación señal a ruido (SNR) en escenarios con ruido y señales interferentes. Adicionalmente, estimar el nivel de la potencia de la señal primaria y su localización en frecuencia. En cuanto a la complejidad computacional de este detector candidato debe ser lo más simple posible. En particular, se enfocará en la detección espectral en las bandas de televisión, debido a la disponibilidad potencial del espectro a la aplicación de RC como resultado de una migración planeada de la transmisión de televisión analógica a la transmisión digital [13].

### **1.3 Principales contribuciones y estructura de la tesis**

A continuación, describimos en forma general las principales contribuciones de esta tesis y la estructura de la misma.

En primer lugar, se contribuye al estudio y análisis de las diferentes técnicas de detección espectral propuestas para su utilización en la tecnología de la Radio Cognitiva. Estas técnicas son: detección de filtro adaptado, de energía y de las características ciclo-estacionarias. Dentro del contexto la tecnología de la Radio Cognitiva, la principal contribución es un nuevo método de estimación espectral, llamado Estimación Espectral Candidato (CASE: *Candidate Spectral Estimation*). Esta nueva técnica de detección espectral se deriva de los esquemas de banco de filtros tradicionales.

Aunque ha habido una vasta investigación sobre las técnicas de estimación espectral para aplicaciones RC, dos temas importantes que no han sido resueltos del todo son: 1) Identificación de usuarios primarios en el espectro de radio (espectro etiquetado) 2) estimación del nivel de potencia y localización en frecuencia de los usuarios primarios. El detector CASE considera estos aspectos y mejora el rendimiento, que puede ser alcanzado por los métodos tradicionales, en cuanto a la estimación de potencia y localización en frecuencia. Adicionalmente a estas mejoras, el detector CASE provee una detección espectral, con una baja complejidad computacional. Éste detector candidato puede ser implementado fácilmente en los usuarios secundarios y permite la coexistencia con los sistemas de comunicación inalámbrica que operan actualmente. En el área de las técnicas de transmisión multi-portadora, CASE proporciona un sistema de detección confiable capaz de seleccionar las bandas de frecuencias libres y de esta forma evitar interferencias con usuarios primarios que funcionan en bandas adyacentes. Finalmente, el detector CASE, contribuye a mitigar la saturación y mejorar la utilización del espectro de radio frecuencia.

La tesis ha sido dividida en 5 capítulos. En el capítulo 1 se presenta el problema de saturación del espectro de radio y se introducen las tecnologías que pueden ayudar a resolverlo, una de ellas la tecnología Radio Cognitiva. En el capítulo 2 revisamos los principales conceptos de la tecnología RC, que forman las bases teóricas en la que se fundamenta este trabajo de investigación. Se presenta un panorama general del estado del arte en RC, el concepto Radio Cognitivo y las principales funciones de esta tecnología. Se analiza el manejo actual del espectro y las mediciones de ocupación del mismo realizadas por diferentes entidades públicas y privadas. Se describen las tres técnicas de estimación espectral tradicionales, para la aplicación

en sistemas RC, correspondientes a la categoría de detección del transmisor, como son, i.e. detección de energía, detección de filtro adaptado y detección de las características ciclo-estacionarias. Adicionalmente, se describe brevemente la detección espectral y sus ventajas en el modo cooperativo. Se abordan la importancia de contar con técnicas de comunicación multi-portadora y de Banco de filtros en los sistemas RC.

En el capítulo 3, nos enfocamos en los fundamentos en los que se basa el detector de estimación candidato (CASE). Se revisa el análisis espectral clásico de banco de filtros, para derivar este nuevo método, con la finalidad de migrar de la detección de líneas espectrales a la búsqueda de una forma espectral específica que permita la identificación de una señal deseada. Este método se propone como una nueva alternativa para la estimación espectral diseñada específicamente para sistemas RC. Se estudian tres detectores desarrollados bajo la formulación de CASE que son: CASE-F, CASE-G y CASE-M. En este capítulo se muestra el potencial de estos métodos candidatos para la estimación del nivel de potencia y localización de frecuencia. Se llevan a cabo simulaciones numéricas y se comparan con los métodos no paramétricos, tal como el periodograma, el método de mínima varianza (también conocido como Capon) y la densidad espectral.

En el capítulo 4, presentamos dos casos de estudio utilizando el detector CASE-M en escenarios Radio Cognitiva. Particularmente, presentamos al detector CASE-M sintonizado para detectar señales de televisión digital (DVB-T, *Digital Video Broadcasting-Terrestrial*). Otra aplicación es la detección de huecos espectrales dentro de un ancho de banda de los sistemas multi-portadora basados en banco de filtros (FBMC, *Filterbank Multicarrier*). Proporcionando una muy buena aproximación de la estimación de potencia y localización en frecuencia aún en presencia de señales interferentes y ruido. Se llevaron a cabo simulaciones numéricas en MATLAB, para evaluar el rendimiento del detector CASE, bajo diferentes escenarios inalámbricos con alto y bajo nivel de SNR's. Adicionalmente, presentamos una comparación del detector propuesto con el detector de energía y el detector de las características ciclo-estacionarias.

Finalmente, en el capítulo 5 se concluye esta tesis doctoral con un resumen y discusión de los resultados obtenidos. Se incluyen también algunas sugerencias para trabajos futuros y aplicaciones.

## 1.4 Referencias

- [1] NTIA. “US frequency allocation chart, 2003”. <http://www.ntia.doc.gov/osmhome/allochrt.html>, 2003.
- [2] Federal Communications Commission. “Spectrum policy task force report,” ET Docket no. 02-155, Nov. 2002.
- [3] J.D. Taylor, Ed., “An Introduction to Ultra Wideband Radar Technology,” Boca Raton Florida, RCC press, 1995.
- [4] D. Cabric, S. M. Mishra, and R. W. Brodersen, “Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios,” IEEE Circuits and Systems Magazine, pp 30-45, 2006.
- [5] D. Cabric, Ian D. O’Donnell, Mike Shou-Wei Chen and R. W. Brodersen, “Spectrum Sharing Radios,” Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2004.
- [6] Zhiqiang Wu and Bala Natarajan, “Interference Tolerant Agile Cognitive Radio: Maximize Channel Capacity of Cognitive Radio,” Consumer Communications and Networking Conference, 2007. CCNC 2007. 4th IEEE.
- [7] F. C. Commission, “Revision of Part 15 of the Commission’s Rules Regarding Ultra-Wideband Transmission Systems”, vol. ET Docket no. 98-153, February 2002.
- [8] Federal Communications Commission, “Revision of Part 15 of the Commission’s Rules Regarding Ultra-Wideband Transmission Systems” ET Docket no. 98-153, 2002.
- [9] J. Mitola et al, “Cognitive radio: Making Software Radios more Personal,” IEEE Personal Communications vol. 6, no. 4, August 1999.
- [10] J.Mitola, “Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio,” PhD Dissertation, Royal Inst. Technol. (KTH), Stockholm, Sweden, 2000.
- [11] S. Haykin, “Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications,” in IEEE JSAC, vol. 23, no. 2, February 2005.
- [12] FCC commission, “Notice of proposed rule making: Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies, FCC 03-322,” vol. ET Docket no. 03-108, Dec 2003.
- [13] S.W.Oh, T.P. Cuong Le, W. Zang, S.N. Altaf Ahmed, Y. Zeng and K.J.M Kua, “TV white-space sensing prototype,” Wireless Communications and Mobile Computing, 2008.
- [14] Federal Communications Commission, “Unlicensed operation in the TV broadcast band.” ET Docket No. 04-113, May 2004.

- 
- [15] I. F. Akyildiz, W.-Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty, "Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey," *Computer Networks*, Vol. 50, pp 2127-2159, May 2006.
  - [16] Zhiqiang Wu and Bala Natarajan, "Interference Tolerant Agile Cognitive Radio: Maximize Channel Capacity of Cognitive Radio," 4th Annual IEEE Consumer Communications and Networking Conference, CCNC 2007, p 1027-1031, 2007

## Capítulo 2

### 2 Métodos de detección del espectro para la Radio Cognitiva

Con el problema de la saturación del espectro de radio frecuencia (RF) y los estudios de ocupación del espectro entre el 15% y 85%, abre con esto la posibilidad de buscar nuevas alternativas tecnológicas que solucionen este problema de saturación. Una de las tecnologías que ha sido propuesta para hacer un uso más eficiente del espectro radioeléctrico es la tecnología de Radio Cognitiva (RC), cuyo objetivo es utilizar nuevas formas de acceso dinámico al espectro para compartirlo entre usuarios secundarios y primarios.

Dentro del contexto de la tecnología RC, en este capítulo se abordan: el concepto de la radio cognitiva y sus principales funciones. La tecnología RC tiene tres funciones fundamentales: la detección espectral, el análisis del espectro y la decisión del espectro. Sin embargo, entre estas tres funciones, la detección espectral es la función más crucial y esencial que debe implementarse en los usuarios secundarios (SU's, *Secondary Users*). Esta función proporcionará capacidad a los SU's de utilizar el espectro en una forma inteligente y oportunista y a la vez evitará que se causen interferencias a las transmisiones de los usuarios primarios (PU's, *Primary*

*Users*). Para lograr este objetivo, los usuarios secundarios tienen que realizar una detección confiable y tan rápida como sea posible de las señales de los PU's. Como resultado de estos requerimientos, se han desarrollado diferentes tipos de técnicas de detección espectral para los sistemas radio cognitivos (RC). La finalidad de estas técnicas es proveer y motivar el uso secundario de las bandas de frecuencia libres asignadas a los PU's.

En forma general, los métodos de detección del espectro para RC se dividen principalmente en tres categorías, detección del transmisor, detección cooperativa y métodos de energía basados en interferencia. Sin embargo, investigaciones recientes se enfocan en la detección del transmisor, debido a que esta técnica presenta una mayor factibilidad y flexibilidad de aplicación en los sistemas RC y a la vez proporciona la capacidad de coexistir con los sistemas de comunicación inalámbricos que están en operación actualmente.

Por lo tanto, en este capítulo nos enfocaremos al estudio de la técnica de detección espectral del transmisor para RC. Dentro de esta categoría, las técnicas de detección espectral se agrupan principalmente en tres esquemas: detección de energía, detección de filtro adaptado y detección de características ciclo-estacionarias. Es importante mencionar, que además de la detección de bandas libres, se requiere conocer en qué parte del espectro de radio es posible realizar la aplicación de los sistemas RC. Por lo tanto, es imprescindible tener un estudio de medición del uso del espectro. En este capítulo se presenta, un breve panorama del uso y de las mediciones de ocupación del espectro de radio realizadas por diferentes entidades públicas y privadas.

## **2.1 Espectro Radioeléctrico**

Esta sección se enfoca en el manejo y utilización del espectro de radio frecuencia (RF), el cual es una porción del espectro electromagnético. El espectro electromagnético tiene dos características principales. La primera es un recurso intangible, lo cual significa que no podemos verlo ni sentirlo, pero que somos capaces de desarrollar sistemas de comunicación inalámbrica tal como: televisión analógica/digital, telefonía móvil, WiFi, por mencionar algunos.

La segunda característica de este intangible pero útil espectro electromagnético, es la de un recurso natural limitado que opera desde los 0 Hz hasta los 300 GHz. Por lo tanto, el espectro de RF es un recurso natural útil y limitado en el número de sistemas de comunicación que puede soportar pero que al mismo tiempo que no se agota por usarlo, que hay que explotarlo en una forma más eficiente e inteligente de lo que lo hacemos hoy en día.

Actualmente, cada país cuenta con agencias gubernamentales para la regulación y uso del espectro de radio. En el año 1934 los Estados Unidos de América crearon la Comisión Federal de Comunicaciones (FCC, *Federal Communications Commission*) para realizar la administración del espectro. La FCC es la agencia responsable de otorgar licencias para los diferentes usos de espectro de radio frecuencias. Tradicionalmente, la gestión del espectro está organizada en atribución de bandas y asignación de frecuencias. A la división del espectro de radio en bandas de frecuencias que determinan el tipo de uso permitido, se le denomina atribución de bandas. Mientras que, la asignación de frecuencias son los procesos de otorgar licencias de uso del espectro de radio frecuencia a cada uno de los usuarios primarios.

En resumen, de acuerdo con el cuadro de atribución de frecuencias de la FCC, casi la totalidad del espectro de radio disponible ha sido asignado a usuarios licenciados (primarios) y esta asignación de frecuencias ha sido realizada con una política de asignación fija. Por lo tanto, hay muy poco espectro disponible para otorgar licencias a nuevos sistemas o servicios inalámbricos. Una solución que ha sido sugerida es utilizar la tecnología RC, que permite reutilizar y compartir el espectro. Esta propuesta marca un nuevo paradigma, que cambiará el concepto de las políticas de gestión tradicionales del espectro, hacia un esquema de gestión más flexible y dinámica. Por lo tanto, está claro que se requiere un nuevo método de acceso al espectro de radio para dar un uso más eficiente. Así mismo, se necesita de la implementación de un uso secundario del espectro de radio, acorde a las demandas y necesidades de las nuevas tecnologías inalámbricas emergentes.

### **2.1.1 Acceso al espectro de radio**

En esta sección, estudiamos la actual gestión y la asignación fija del espectro de radio frecuencia (RF) a los diferentes sistemas de comunicación en las bandas desde 3 KHz a 300 GHz. Las políticas de asignación fija del espectro, hasta hoy utilizadas por operadores de telecomunicaciones (usuarios primarios), no permite compartir las bandas libres de los usuarios primarios con usuarios secundarios. En realidad, esta actual gestión del espectro evita las interferencias entre los diferentes usuarios primarios que prestan servicio a diferentes sistemas de comunicación en bandas de frecuencias contiguas, pero dan como resultado una muy baja utilización del espectro de radio.

De acuerdo con el mapa de asignación de frecuencias, publicado por la FCC, se muestra que la mayoría del espectro de radio ha sido asignado. Particularmente, enfocándose en el rango de

las frecuencias de 3 GHz a 6 GHz, parece que no hay bandas libres y esto representa un serio problema para el futuro desarrollo de nuevas tecnologías inalámbricas emergentes. Sin embargo, las mediciones de ocupación del espectro realizadas y publicadas por la Comisión Federal de Comunicaciones (FCC) y la compañía SSC (Shared Spectrum Company) han revelado que el espectro de radio asignado a los usuarios primarios tiene niveles muy bajos de utilización en algunas bandas de frecuencia.

En noviembre 2002, la FCC publicó un informe dirigido a mejorar la gestión de los recursos del espectro RF y este reporte concluye que el marco de regulación actual y el régimen de gestión del espectro son incapaces de hacer frente a la demanda de frecuencias de la industria para las nuevas tecnologías de radio inalámbricas emergentes. Adicionalmente, la FCC encontró que la saturación del espectro en muchas bandas de frecuencia es más un problema de acceso al espectro que un problema de saturación física. Este problema se debe a una regulación estricta del espectro y una asignación fija de frecuencias que imponen límites en: 1) la posibilidad de que usuarios primarios puedan compartir su espectro, 2) la capacidad de los usuarios secundarios para acceder al espectro de usuarios primarios en una forma inteligente y oportunista.

Por lo tanto, esta política de asignación fija del espectro licenciado, da como resultado una forma ineficiente del uso de este recurso. Por esta razón, en un esfuerzo por mejorar el manejo del espectro de radio y promover un uso más eficiente, la FCC ha revisado sus políticas tradicionales del manejo del espectro y considera desarrollar un nuevo modelo de acceso al espectro con esquemas de licenciamiento más flexibles y orientado a las nuevas tecnologías emergentes, como la tecnología de Radio Cognitiva.

### **2.1.2 Mediciones de Ocupación del Espectro de Radio**

En las secciones anteriores, mencionamos que la tecnología de Radio Cognitiva (RC) ha sido identificada como una posible solución al problema de saturación del espectro de radio. Sin embargo, para conocer en que bandas de frecuencia del espectro se puede aplicar la tecnología RC, es necesario conocer el porcentaje de utilización de las bandas de frecuencia asignadas a los usuarios primarios. En otras palabras, tener un estudio del uso real del espectro dentro de la banda de frecuencia de 20 MHz a 6 GHz, y en especial en aquellas regiones geográficas donde hay saturación del espectro. Este estudio sin duda alguna revelaría donde la tecnología RC requiera ser aplicada en un futuro cercano.

En esta sección, reportamos algunos ejemplos de mediciones de ocupación del espectro que fueron llevados a cabo por la comunidad científica de diferentes universidades e instituciones públicas y privadas en varios países. El objetivo de estas mediciones es proporcionar un claro panorama de la utilización real del espectro en diferentes áreas geográficas, así como la posibilidad de identificar las bandas de frecuencia que tienen bajos niveles de ocupación. Entonces, una vez identificadas estas bandas libres o temporalmente desocupadas, es posible compartir este recurso utilizando un método de acceso al espectro en forma dinámica. Así mismo, la identificación de espectro libre podría motivar a los propietarios del espectro a permitir un uso secundario del mismo para ubicar a los futuros sistemas de comunicación inalámbricos basados en la tecnología RC.

En el año 2004, la compañía Shared Spectrum Company (SSC) llevó a cabo mediciones de ocupación del espectro en las bandas de frecuencia de 30 MHz y 3 GHz en la ciudad de Nueva York en los Estados Unidos de América [1]. La ocupación se cuantifica como la cantidad de espectro detectado sobre un cierto umbral de potencia recibido. El uso promedio del espectro durante el periodo de medición fue del 13.1% en Nueva York. Mientras que la ocupación por bandas de frecuencia oscilo desde 1% en la banda de 1240-1300 MHz, hasta un 77% en la banda 174-216 MHz perteneciente a los canales de televisión del 7 al 13 (Figura 2.1).

En el año 2005, se realizó otro estudio de mediciones de ocupación del espectro por la compañía SSC, en colaboración con el laboratorio de interferencias inalámbricas del Instituto Tecnológico en Chicago, Illinois. La Figura 2.1 muestra estas mediciones que fueron obtenidas en las bandas de 30 MHz a 3 GHz [2]. Basados en estos resultados, la compañía SSC obtuvo que el uso total promedio del espectro durante el periodo de mediciones fue del 17.4%. Mientras que la ocupación por bandas de frecuencia varió desde 1% en la banda de 1240-1300 MHz hasta el 70.9% en la banda de 54 MHz – 88 MHz, perteneciente a los canales 2-6 de TV. Adicionalmente, estas mediciones muestran que las bandas de espectro no licenciadas son mejor explotadas y tienen una utilización del espectro más alta, quizás debido a las posibilidad de un acceso abierto y de regulaciones menos estrictas, como por ejemplo la banda ISM (*Industrial, Scientific and Medical*) de 2.390 a 2.500 GHz.

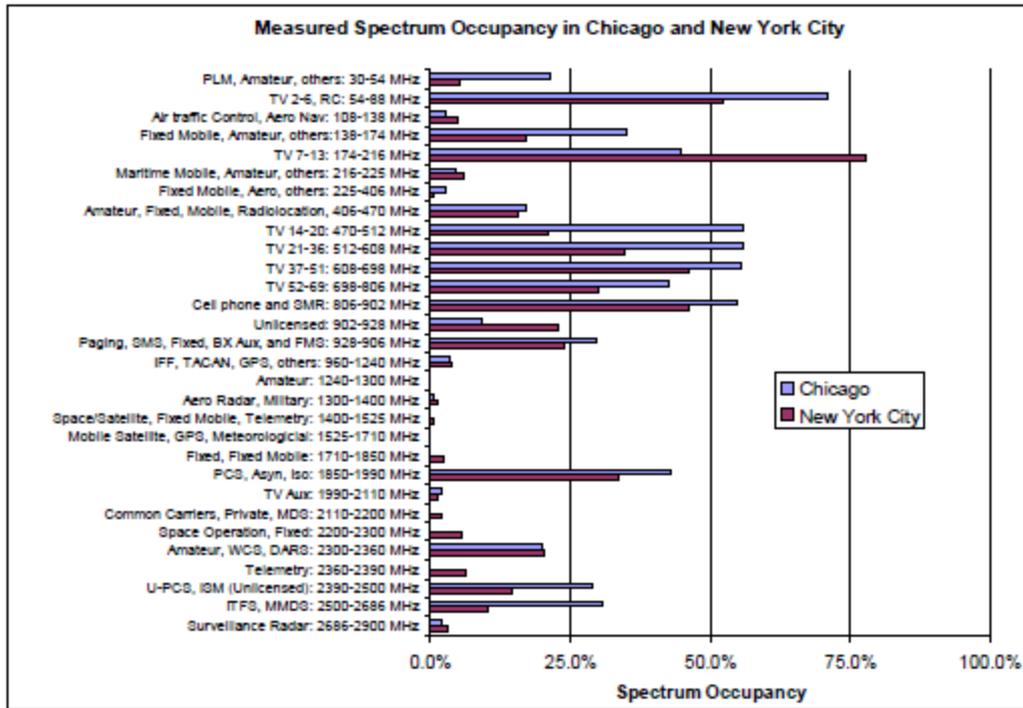


Figura 2.1 Diagrama de barras de la ocupación del espectro por bandas de frecuencias en las ciudades de Nueva York y Chicago

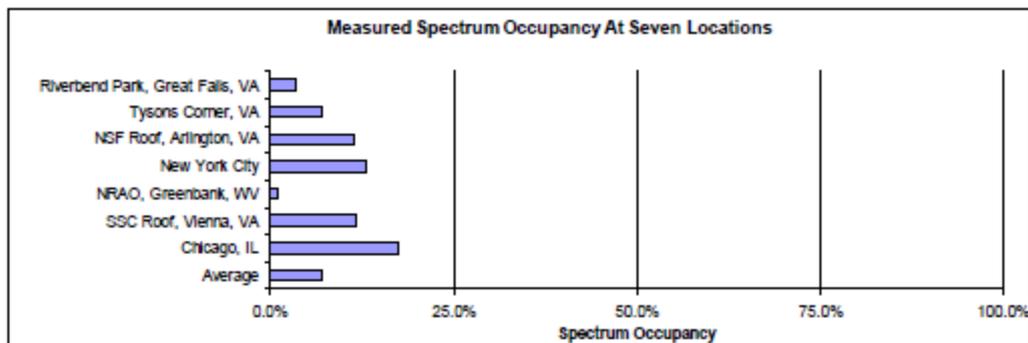


Figura 2.2 Diagrama de barras de la ocupación del espectro promedio en siete ciudades de la Unión Americana.

La Figura 2.2 muestra el promedio de la ocupación del espectro en siete ciudades de los Estados Unidos de América. Estas mediciones muestran que las dos ciudades con un nivel de ocupación más alto fueron Chicago con el 17.4% y Nueva York con el 13.1%. Con estos resultados de ocupación del espectro promedio la compañía SSC confirma que un gran porcentaje del espectro RF, asignado a los usuarios primarios, está siendo utilizado ineficientemente en estas dos ciudades.

En el año 2007, el departamento de redes inalámbricas de la Universidad de Aachen [3] llevó a cabo mediciones de ocupación del espectro en la ciudad de Aachen en Alemania. En la banda de 20 MHz hasta 3GHz, las mediciones interior y exterior mostraron una ocupación del espectro del 32% y del 100% respectivamente. La ocupación en la banda de 3-6 MHz en exterior tenía una utilización muy baja y ellos concluyeron que estas bandas podrían emplearse para un uso secundario del espectro.

En 2008, el instituto de investigación I<sup>2</sup>R (*Institute for Infocomm Research*) realizó mediciones y análisis de ocupación en la ciudad de Singapur, para las bandas de frecuencia en el rango de 80 Mhz a 5850 Mhz [4], donde se obtuvo un promedio de ocupación del espectro para las bandas de 80 a 174 MHz del 34.84%. Mientras en la banda de 174 a 230 MHz de la televisión analógica y de audio digital, la ocupación promedio fue de 49.05% y en la banda de 490 a 614 MHz de televisión digital, la ocupación promedio fue de 52.35%. En contraste, con la banda ISM (ISM, *Industrial, Scientific and Medical*) de 2500 a 2700 MHz que está completamente libre. Un patrón de ocupación similar fue observado en la banda de satélite geostacionario de 3400 a 4200 MHz y en la banda ISM de 5755 a 5875 MHz. Finalmente, el promedio de ocupación del espectro completo desde 80 MHz a 5850 Mhz fue del 4.54%. Los resultados obtenidos de las mediciones de ocupación del espectro en la ciudad de Singapur revelan que una parte significativa del espectro de radio tiene un nivel de ocupación muy bajo.

En el año 2009, el departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones, perteneciente a la Universidad Politécnica de Cataluña, llevó a cabo mediciones de ocupación del espectro en el rango de frecuencias desde 75 MHz hasta 3 GHz en ambiente exterior en la ciudad de Barcelona, España [5]. El promedio de ocupación en la banda de 75 a 1000 MHz fue del 58.65%, mientras que en la banda de 1 a 3 GHz fue solamente del 5.89%. Estos resultados demuestran la existencia de cantidades significativas de espectro disponible para el futuro desarrollo de redes de Radio Cognitiva, especialmente entre 1 y 3 GHz para la ciudad de Barcelona.

En resumen, todos los resultados de mediciones de ocupación realizados por diferentes instituciones de diversos países demuestran que hay una baja utilización del espectro de radio. Adicionalmente, estos resultados revelan que el porcentaje de ocupación varía no sólo en las bandas de frecuencia sino también de acuerdo con las zonas geográficas. Finalmente, algunos investigadores que realizaron los estudios y análisis de la ocupación del espectro sugieren que:

- a) El espectro con bajo porcentaje de utilización tiene un gran potencial para emplear tecnologías emergentes con capacidad de compartir el espectro en forma inteligente y oportunista, tal como tecnología radio cognitiva u otras nuevas tecnologías emergentes, b)

Particularmente, la utilización del espectro podría mejorarse permitiendo a usuarios secundarios acceder a las bandas de frecuencia que están temporalmente libres.

### 2.1.3 Acceso Dinámico al espectro

En la sección 2.1.1 se encontró que la ineficiente utilización del espectro, es resultado de la actual gestión de este recurso con una asignación fija de frecuencias, tal como lo confirman las mediciones de ocupación del espectro presentadas en la sección 2.1.2. Este esquema de gestión fue diseñado hace muchos años, cuyo objetivo era minimizar la interferencia entre los diferentes operadores de telecomunicaciones, pero no fue diseñado con una filosofía abierta de espectro compartido. La asignación fija de frecuencias es adecuada para aquellos sistemas de comunicación que transmiten continuamente tal como la radio, televisión y sistemas de transmisión satelital, pero no es el esquema más adecuado para los sistemas inalámbricos actuales. Es claro que seguir utilizando la asignación fija de frecuencias tradicional no resuelve el problema saturación del espectro. Por lo tanto, es necesario utilizar un nuevo método de asignación del espectro, donde usuarios secundarios se les permita el acceso al espectro de RF de los usuarios primarios en una forma inteligente y oportunista sin causar interferencia. El concepto de acceso oportunista al espectro emergió como una forma de mitigar la saturación del espectro y dar solución a la gran demanda de bandas libres para nuevas tecnologías emergentes.

En [7], los autores mencionan que como resultado de la baja utilización del espectro se estimuló una gran actividad de investigación en diversos campos de las telecomunicaciones, cuya finalidad es encontrar mejores técnicas y políticas para la gestión del espectro de radio frecuencias. Sin embargo, la gran diversidad de ideas para dar solución a la saturación del espectro, provocaron un gran número de términos técnicos acuñados bajo diferentes nombres, pero con el mismo objetivo. Por lo tanto, en un intento de unificar esta terminología los autores en [7], proporcionan la siguiente taxonomía bajo el término de Acceso Dinámico al Espectro (DSA, *Dynamic Spectrum Access*). DSA es un término general, que define un conjunto de tecnologías empleadas para optimizar el uso del espectro de radio frecuencia, ilustrado en la Figura 2.3.

Dentro de las técnicas de acceso dinámico al espectro mostradas en Figura 2.3 y descritas brevemente en [7], este trabajo de tesis tiene especial interés en el estudio del Modelo de Acceso Jerárquico, particularmente sobre *Spectrum Overlay o Cognitive Radio*. El modelo de Acceso Jerárquico adopta una estructura de acceso diferenciada entre usuarios primarios y secundarios. Los usuarios primarios son aquellos que tienen los derechos de transmisión sobre el espectro asignado y en el esquema tradicional no lo comparten. La idea básica de la

tecnología Radio Cognitiva es abrir el espectro licenciado a los usuarios secundarios basado en la no interferencia hacia los usuarios primarios.

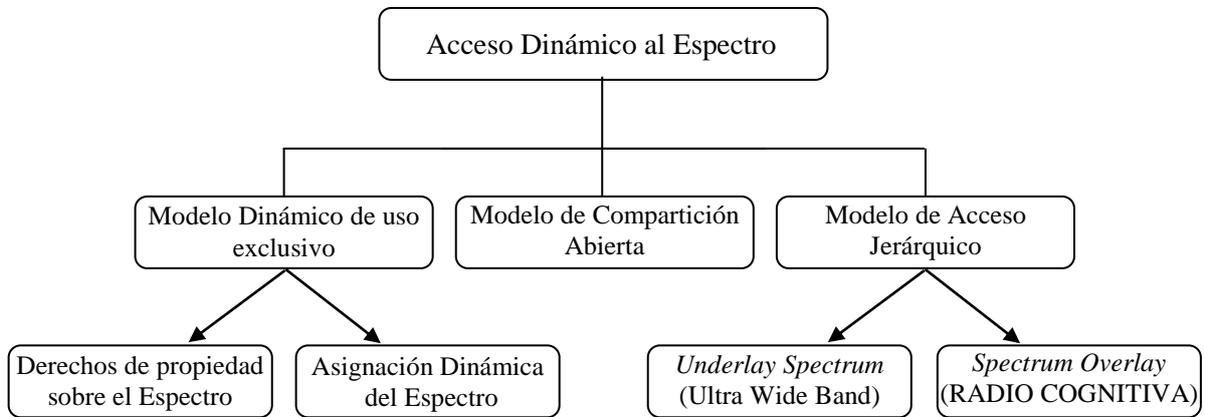


Figura 2.3 Taxonomía de las técnicas de Acceso Dinámico del Espectro [7]

Dentro de este modelo hay dos grandes métodos para compartir el espectro entre usuarios primarios y secundarios que son: *Spectrum Underlay* y *Spectrum Overlay*. El spectrum underlay impone severas restricciones sobre la potencia transmitida de los usuarios secundarios, así que tienen que operar por debajo del nivel ruido de fondo de los usuarios primarios, la Figura 2.4 (a) muestra este tipo de sistema. *Underlay Spectrum* transmite sus señales sobre un espectro ensanchado, donde los usuarios secundarios pueden alcanzar altas velocidades de transmisión en distancias cortas, pero con potencias extremadamente bajas. Sin embargo, este tipo de sistema comparte el espectro de los usuarios primarios, pero no mejora la utilización del mismo.

*Spectrum Overlay* (Cognitive Radio) fue concebido por primera vez por Mitola [6] y después investigado por DARPA bajo el programa de la siguiente generación con el término de Acceso Oportunista al Espectro (OSA, *Opportunistic Spectrum Access*), también conocido como Radio Cognitiva. A diferencia del *Spectrum Underlay*, la tecnología RC no impone severas restricciones en la transmisión de potencia de los usuarios secundarios, sino más bien por medio de un mecanismo de detección de bandas libres, controla cuando y donde éstos pueden transmitir, como se ilustra en la Figura 2.4.(b).

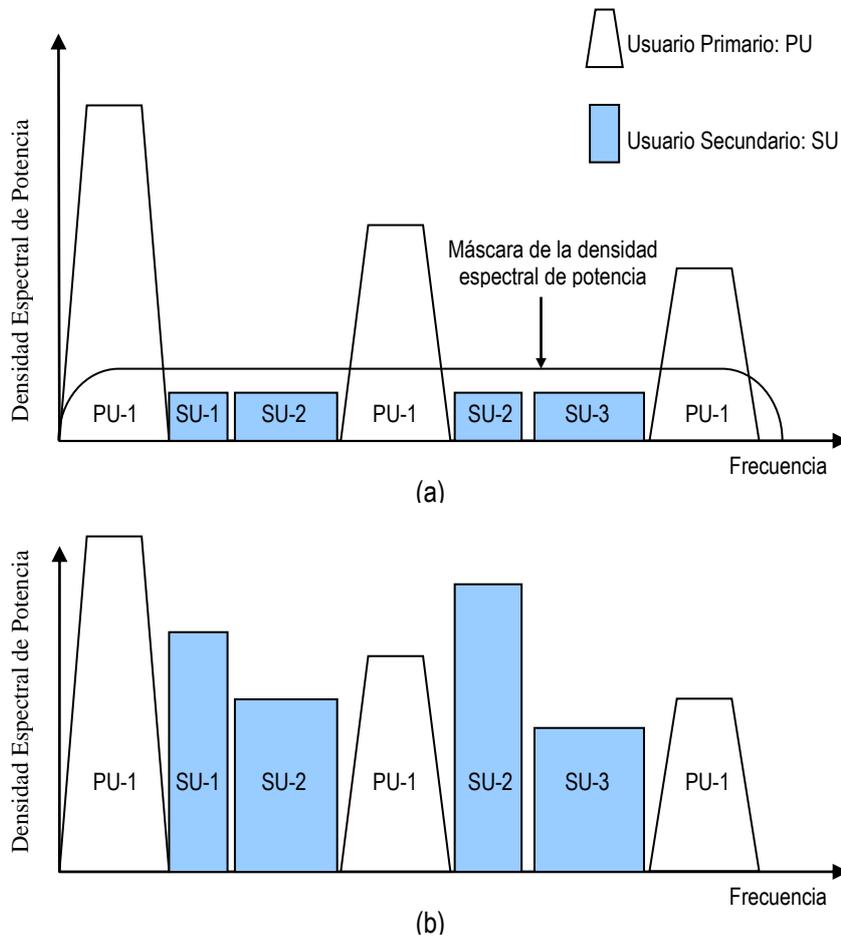


Figura 2.4 (a) Método Underlay y (b) método Overlay, ambos comparten el espectro asignado a los usuarios primarios con los usuarios secundarios [8]

De esta manera, la tecnología RC tiene la capacidad de monitorear las bandas libres del espectro de RF asignadas a los usuarios primarios y dinámicamente otorgarlas a los usuarios secundarios, dando como resultado un incremento en la utilización del espectro sobre las bandas de frecuencia que tienen muy poca o nada de ocupación espectral.

## **2.2 Fundamentos de la Tecnología de Radio Cognitiva**

En esta sección, se presentan brevemente los fundamentos teóricos de la tecnología de Radio Cognitiva (Radio Cognitiva). La Radio Cognitiva surge como una tecnología emergente para las comunicaciones inalámbricas con la finalidad de utilizar el espectro de radio en una forma eficiente. Se define el concepto de Radio Cognitiva, el ciclo cognitivo mencionando sus principales funciones, la clasificación del espectro de radio desde el punto de vista de utilización y se define hueco espectral.

### **2.2.1 Concepto Radio Cognitiva**

El concepto de Radio Cognitiva (RC) emergió como una extensión de la tecnología radio definida por software, SDR: Software Define Radio en inglés [1]. El término RC fue por primera vez acuñado por Joseph Mitola en 1999 [9]. Sin embargo, no fue hasta el año 2003 cuando la FCC uso este término de nuevo y definió a RC como un radio que podía cambiar sus parámetros de transmisión en base a la interacción con el espectro [10]. Otra definición de RC, fue dada por el grupo de trabajo IEEE 802.22, es un receptor/transmisor de radio frecuencia que está diseñado para detectar inteligentemente si una banda de frecuencias en particular del espectro de radio está siendo utilizado y saltar rápidamente a un espectro temporalmente libre, sin interferir con las transmisiones de los usuarios licenciados o usuarios primarios (PUs). En general, RC es una tecnología inalámbrica emergente propuesta para mejorar la utilización del espectro por medio del acceso dinámico y oportunista.

En los sistemas RC hay dos tipos de usuarios: usuarios primarios y usuarios secundarios. Los usuarios primarios (PU's, *Primary Users*) son todos aquellos que tiene una licencia para operar en ciertas bandas del espectro y no requieren realizar ninguna modificación o añadir funciones para compartir su espectro con usuarios secundarios. Sin embargo, los usuarios primarios exigen que no haya interferencia en sus transmisiones. Por el contrario, los usuarios secundarios (SU's, *Secondary Users*) son todos aquellos que no tienen licencia para operar en las bandas de frecuencia asignadas a los PU's. Para poder hacer uso del espectro asignado a los PU's es necesario que los SU's tengan incorporado en su sistema un método de detección del espectro basado en la tecnología RC.

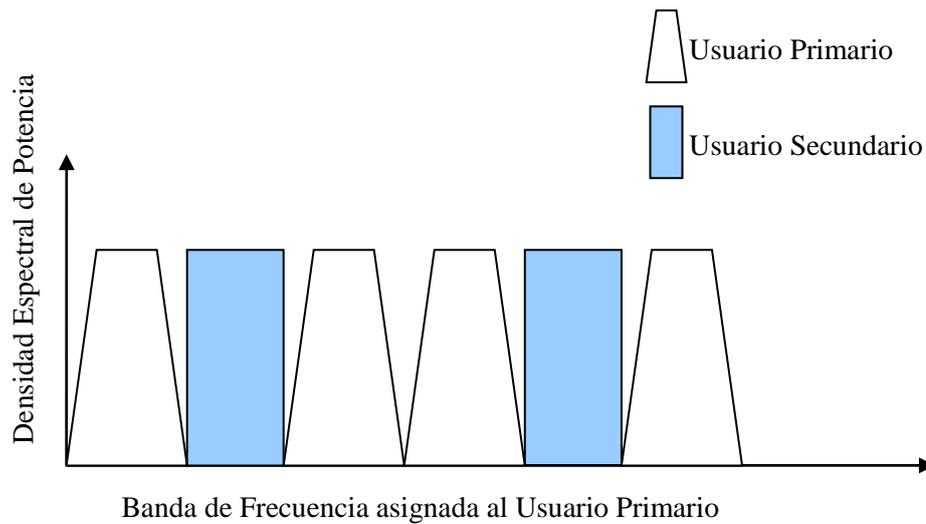


Figura 2.5 Sistema RC operando en las bandas de frecuencia asignadas al usuario primario

La Figura 2.5 ilustra un sistema RC operando en un espectro abierto, es decir los usuarios primarios han autorizado utilizar su espectro libre a los secundarios siempre y cuando estos últimos cumplan con los dos requisitos siguientes: a) Que los usuarios secundarios utilicen las bandas libres de frecuencias sin causar interferencias a las transmisiones de los usuarios primarios, b) Que los usuarios secundarios desocupen la banda de frecuencia inmediatamente cuando el usuario primario requiere utilizarla nuevamente. Para realizar este objetivo, los usuarios secundarios requieren tener incorporadas las funciones RC. Estas funciones habilitarán a los usuarios secundarios la capacidad de detectar las señales de los usuarios primarios y determinar con una alta confiabilidad si las bandas de frecuencias están libres. Estas bandas de frecuencias libres también se conocen como huecos espectrales.

## 2.2.2 Ciclo Cognitivo

Las funciones principales de la Radio Cognitiva, las cuales describen el funcionamiento de la tecnología RC, se entienden mejor haciendo uso del ciclo cognitivo introducido en [11]. Desde que este concepto fue concebido por Joseph Mitola en 1999, la operación de la radio cognitiva es frecuentemente ilustrada por el ciclo cognitivo como se muestra en la Figura 2.6.

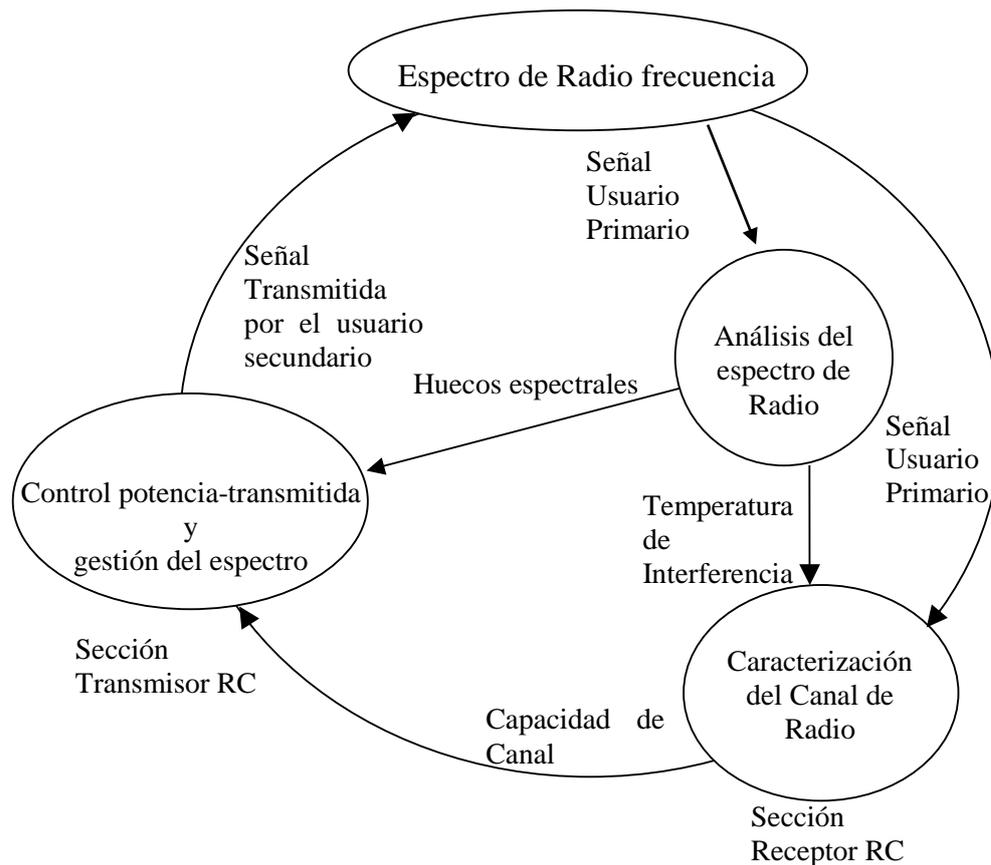


Figura 2.6 Ciclo Cognitivo que muestra las principales funciones de la tecnología Radio Cognitiva[12].

En forma breve, podemos decir que la radio cognitiva es una tecnología que tiene la capacidad de interactuar en tiempo real con el espectro de radio, permite al usuario secundario detectar los parámetros de operación de los usuarios primarios (e.g. potencia de transmisión, frecuencia portadora, y tipo de modulación) y adaptar los parámetros de sus señales de transmisión a los nuevos requerimientos del espectro de radio basados en la no interferencia a los usuarios primarios. Es importante mencionar que el análisis del espectro se debe llevar a cabo en forma continua debido a que las señales transmitidas por los usuarios primarios cambian dinámicamente. En la Figura 2.6 se muestran las funciones necesarias para realizar la detección

y operación adaptativa de los dispositivos con tecnología RC. A continuación, describimos en forma muy general estas tres funciones, más detalles se encuentran en la referencia [12]:

- a) **Análisis del espectro de Radio**, básicamente esta función se enfoca en la tarea de la estimación y detección de bandas de frecuencia libres dentro del espectro de radio. Esta función la realiza el usuario secundario, monitoreando el espectro de radio en una banda de frecuencia específica de una zona geográfica determinada, y detecta las bandas de frecuencias libres, también conocidas como huecos espectrales. La detección de estos huecos es una característica importante porque proporciona al usuario secundario la capacidad de compartir el espectro con otros usuarios licenciados en forma inteligente y oportunista.
- b) **Caracterización del Canal de Radio**: esta función incluye la estimación de la información del estado de canal y la determinación de su capacidad. Es esencial determinar cuál de los huecos espectrales disponibles es mejor para transmisión y de esta forma encontrar los requerimientos de la calidad de servicio QoS (*Quality of Service*) de un sistema con tecnología radio cognitiva.
- c) **Control de Potencia de transmisión y gestión dinámica del espectro**: Después de que la función de análisis del espectro ha encontrado bandas de frecuencias libres y la función de caracterización la calidad del canal, la función de control de potencia de transmisión realiza los cambios correspondientes en ciertos parámetros de operación del usuario secundario (por ejemplo, potencia de transmisión, frecuencia portadora, y tipo de modulación) para no causar interferencias a los usuarios primarios. Adicionalmente en un sistema RC, varios usuarios secundarios podrían decidir en transmitir al mismo tiempo en un hueco espectral, entonces se requiere un esquema de manejo del espectro para controlar la forma en que los usuarios secundarios acceden al espectro de radio. Por lo tanto, la gestión dinámica del espectro es la responsable de controlar como y cuando los usuarios secundarios pueden transmitir su señal en este hueco espectral.

En resumen, la Radio Cognitiva tiene tres funciones principales que son descritas mediante el ciclo cognitivo ( Figura 2.6). Dentro de cada una de estas tres funciones, hay un cierto número de tareas que abarcan varias áreas de las comunicaciones inalámbricas. Sin embargo, dentro del análisis del espectro de radio, hay una función en particular, llamada detección del espectro, cuyo objetivo primordial es detectar la presencia de usuarios primarios. La función de detección del espectro ha sido identificada como una de las más importantes en un sistema RC.

La razón principal, es si queremos que la tecnología RC tenga éxito se debe realizar la detección del usuario primario en una forma confiable, aun cuando estas señales estén en un escenario de baja relación señal a ruido (SNR: *Signal to Noise Ratio*). Adicionalmente, al requerimiento de confiabilidad está el de no interferencia a los usuarios primarios durante el proceso de detección y uso del espectro por parte de los usuarios secundarios. De este hecho, surge la motivación de esta tesis para desarrollar un nuevo método de detección espectral que cumpla con estos requisitos y además bajo los fundamentos de la Radio Cognitiva. Es entonces, que se inicia una investigación sobre las diferentes técnicas de detección del espectro existentes para la Radio Cognitiva.

### **2.2.3 Clasificación del espectro y concepto de huecos espectrales**

Una función primordial de los sistemas RC es encontrar bandas de frecuencia totalmente o temporalmente libres para que sean utilizadas por usuarios secundarios. Así que, la primera tarea es escanear una parte específica del espectro y clasificarlo en función del grado de utilización. Por lo tanto, una clasificación del espectro desde el punto de vista de utilización, nos ayudará a identificar si las bandas libres son adecuadas para el uso en sistemas RC. En [11], el espectro se clasifica en tres tipos: a) espacios negros que son definidos como espacios que están altamente ocupados por los usuarios primarios, b) espacios grises los cuales son definidos como espacios parcialmente ocupados y c) espacios blancos, también conocidos como “huecos espectrales”, los cuales son definidos como espacios que están libres o que no están siendo ocupados por usuarios primarios. En [12], un hueco espectral se define como una banda de frecuencia, la cual a pesar de estar asignada a un usuario primario (PU, Primary User), no está siendo explotada por este PU en un tiempo en particular y en una determinada área geográfica. Entonces, los usuarios secundarios podrían usar estos huecos espectrales, siempre y cuando no interfieran con las transmisiones de los usuarios primarios. El concepto de huecos espectrales puede entenderse mejor gráficamente y se ilustra en la Figura 2.7 [15].

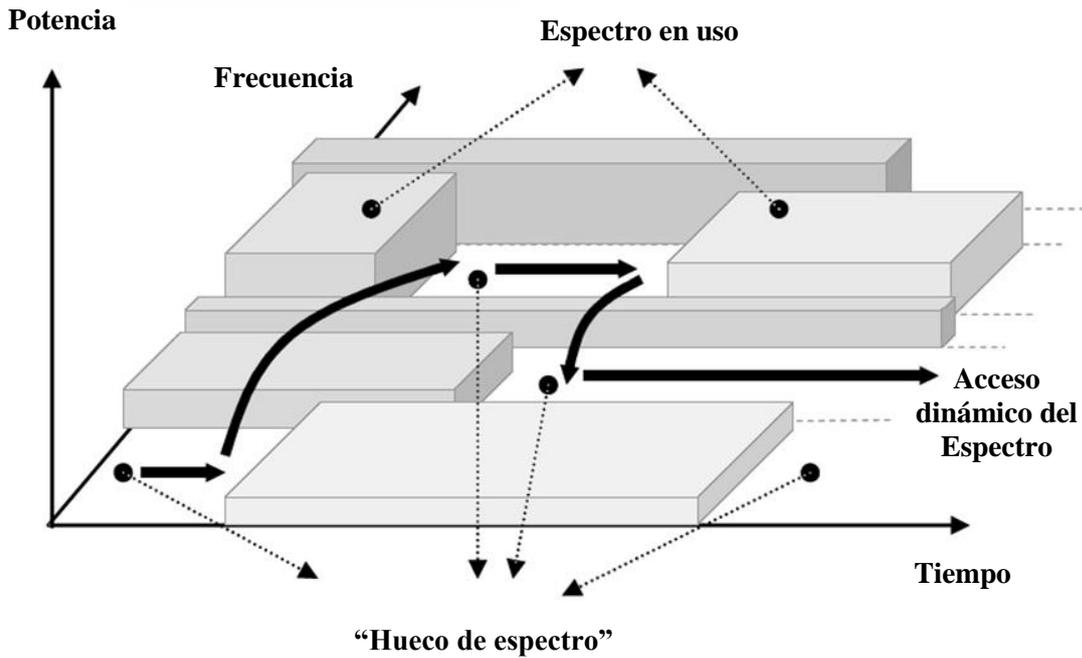


Figura 2.7 Concepto de hueco espectral [15]

En la Figura 2.7, se muestra claramente que los usuarios secundarios para no interferir con los usuarios primarios tienen que monitorear continuamente el espectro de radio tanto en la frecuencia como en el tiempo. Los usuarios secundarios tienen que detectar y usar siempre los huecos espectrales y saltar inmediatamente de un hueco a otro, cuando ese hueco vuelve a estar ocupado por un usuario primario, este proceso es conocido como acceso dinámico del espectro (DSA, *Dynamic Spectrum Access*). La capacidad de detectar huecos espectrales, sin interferir con los usuarios primarios es hasta ahora la principal dificultad que enfrenta las técnicas de detección del espectro basadas en la tecnología de la Radio Cognitiva. Por tal motivo, la descripción en detalle de estas técnicas será abordada en las siguientes secciones de este capítulo.

### 2.3 Métodos de detección espectral en Radio Cognitiva

En las secciones anteriores, hemos encontrado que el espectro de RF está sobre licenciado, pero con una muy baja utilización en algunas bandas de frecuencia. Por lo tanto, para mejorar la utilización de este recurso limitado se ha propuesto la tecnología Radio Cognitiva (RC), entre otras. La tecnología RC tiene una amplia gama de funciones, pero una función fundamental es la llamada detección espectral, dicha función habilita a los usuarios secundarios a coexistir con sistemas inalámbricos existentes por medio de la detección de huecos espectrales [1]. Una de las

formas más eficientes de detectar huecos espectrales es detectando las señales transmitidas por los usuarios primarios en forma confiable. Entonces, la detección espectral tiene la tarea de monitorear periódicamente y dinámicamente un cierto rango de frecuencias del espectro de radio. Adicionalmente, esta detección espectral debe llevarse a cabo sin causar interferencias a los usuarios primarios [14].

Como resultado de estos requerimientos en la detección del espectro para la radio cognitiva, se ha desarrollado una gran actividad de investigación en el área de la tecnología RC por parte de universidades, centros de investigación y de la industria de telecomunicaciones. Se han propuesto y analizado teóricamente varias técnicas de detección espectral para la Radio Cognitiva. En [15], las técnicas de detección espectral se clasificaron como detección del transmisor, detección cooperativa, y detección basada en Interferencia. Dentro de estas tres técnicas la más viable y sencilla de implementar es la detección del transmisor. Por consiguiente, la mayoría de los trabajos de investigación se han enfocado en este tipo de detección, la cual se basa en la detección de la señal transmitida por el usuario primario y la realiza el usuario secundario. A su vez, la detección del transmisor se clasifica en tres categorías: detección del filtro adaptado, detección de energía y detección de características ciclo-estacionarias. Esta clasificación se ilustra en la Figura 2.8.

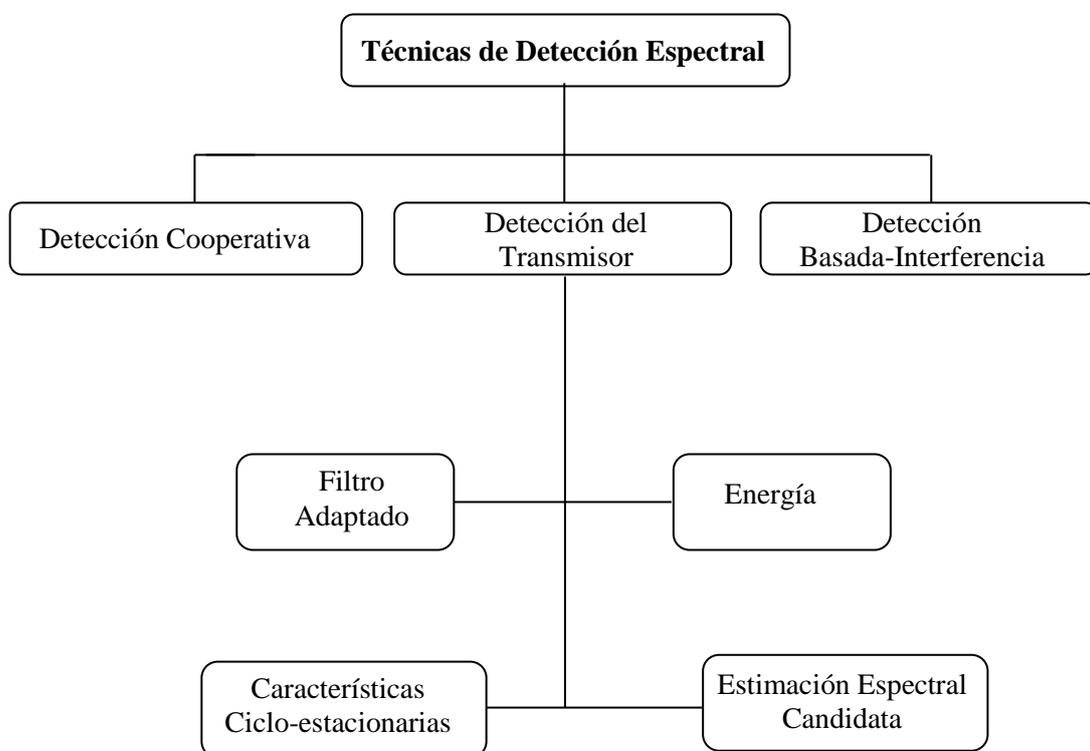


Figura 2.8 Clasificación de las técnicas de detección espectral y la nueva estimación espectral candidata para aplicaciones de radio cognitiva

En resumen, esta sección está dedicada a estudiar y analizar las técnicas de detección del transmisor, se enfoca principalmente en las ventajas y desventajas de esta técnica en sus tres categorías. La detección del transmisor puede clasificarse en tres esquemas: detección de filtro adaptado, detección de energía y detección de las características ciclo-estacionarias. Sin embargo, la selección de cualquiera de estas técnicas de detección espectral depende de la aplicación y de la información disponible de la señal que transmite el usuario primario. Si la señal de usuario primario es bien conocida por el usuario secundario, el detector óptimo es el filtro adaptado, pero si solamente conocemos la potencia y el rango de frecuencia donde se transmite la señal deseada, el método óptimo es el de energía. Finalmente, si queremos detectar la señal del usuario primario y esta señal tiene componentes periódicos inmersos en ella, entonces se puede seleccionar el detector de las características ciclo-estacionarias para detectar la señal deseada. En las siguientes secciones, se describen estos 3 métodos con más detalle.

### 2.3.1 Detección del transmisor

La detección del transmisor se basa en la detección de la señal transmitida por el usuario primario (PU, *Primary User*) y la realiza el usuario secundario (SU, *Secondary User*), también conocido como usuario Radio Cognitiva (RC). Iniciemos considerando, que la señal del PU está contaminada por ruido y/o otras señales interferentes. Asumimos que el ruido es aditivo blanco Gaussiano (AWGN, *Additive White Gaussian Noise*) y es independiente de la señal del PU. En este esquema de detección el usuario secundario debe tener la capacidad de determinar, en una banda de frecuencias específica del espectro, si el usuario primario está transmitiendo o no la señal. Entonces, podemos formular la detección de una señal del PU contaminada con ruido y/o interferencias como un problema de prueba de dos hipótesis, dada por las siguientes ecuaciones [17]:

$$H_0 : x(t) = I(t) \quad \text{usuario primario ausente} \quad (2.1)$$

$$H_1 : x(t) = s(t) + I(t) \quad \text{usuario primario presente,} \quad (2.2)$$

donde  $x(t)$  es la señal recibida por el usuario secundario,  $s(t)$  es la señal transmitida por el usuario primario e  $I(t)$  representa al ruido aditivo blanco Gaussiano (AWGN, *Additive White Gaussian Noise*) y/o otras interferencias.  $H_0$  se refiere a la hipótesis cuando el usuario primario está ausente, es decir cuando  $x(t)$  contiene sólo señales de ruido y/o interferencias. Mientras que,  $H_1$  se conoce como hipótesis cuando el usuario primario está presente, es decir

$x(t)$  contiene además de ruido y/o otras interferencias la señal del usuario primario, En realidad  $H_0$  y  $H_1$ , representan un problema de detección, entonces el detector tiene que compararlas con algún valor, llamado umbral de detección. En el procedimiento de comparación, si el detector decide a  $H_1$  cuando en realidad es  $H_0$  da como resultado una probabilidad de falsa alarma,  $P(H_0;H_1)$ . Por el contrario, si el detector decide a  $H_1$  cuando en realidad es  $H_1$ , esto se conoce como probabilidad de detección,  $P(H_1;H_1)$ . Las probabilidades de detección  $P_d$  y de falsa alarma  $P_{fa}$  proporcionan una medida de rendimiento del detector y son muy utilizadas para especificar los requerimientos de los sistemas RC.

Para obtener la estadística de decisión del detector se utiliza el método de Neyman-Pearson [16]. La estadística de decisión de Neyman-Pearson es determinar entre las hipótesis  $H_1$  y  $H_0$  basadas sobre la señal recibida. La detección Neyman-Pearson establece que la señal del usuario primario está presente si la razón de probabilidad excede el umbral,  $\Gamma$ , como en (2.3)

$$L(x) = \frac{p(x;H_1)}{p(x;H_0)} > \Gamma \quad (2.3)$$

donde  $p(x;H_1)$  y  $p(x;H_0)$  son las funciones de densidad de probabilidad de las hipótesis  $H_1$  y  $H_0$ , respectivamente. Si consideramos, un gran número de muestras de la señal transmitida por el PU podemos aplicar el teorema de límite central y la estadística de decisión de prueba  $T(x)$  puede formularse bajo cada una de las hipótesis que son gaussianas como en (2.4):

$$T(x) \approx \begin{cases} \text{N}(\mu_{H_1}, \sigma_{H_1}^2) & \text{bajo } H_1 \\ \text{N}(\mu_{H_0}, \sigma_{H_0}^2) & \text{bajo } H_0 \end{cases} \quad (2.4)$$

A partir de la estadística de detección (2.4) y del umbral  $\eta$  podemos obtener la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$ , y la probabilidad de detección,  $P_d$ . Ambas probabilidades se utilizan para medir el rendimiento de un detector. La probabilidad de falsa alarma puede calcularse utilizando la función  $Q$  formulada en (2.5):

$$P_{fa} = P(T(x) \geq \eta; H_0) = Q\left(\frac{\eta - \mu_{H_0}}{\sqrt{\sigma_{H_0}^2}}\right) \quad (2.5)$$

Donde  $\eta$  es el umbral de detección,  $\mu_{H_0}$  es el valor medio y  $\sigma_{H_0}$  es la varianza de la señal recibida bajo la hipótesis  $H_0$ . Es decir, cuando el PU no está transmitiendo ninguna señal. Si consideramos, un valor específico para la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa\_des}$ , en (2.5). Entonces, el umbral de detección,  $\eta$ , puede calcularse utilizando la ecuación (2.6)

$$\eta = Q^{-1}(P_{fa\_des})\sqrt{\sigma_{H_0}^2} + \mu_{H_0} \quad (2.6)$$

Finalmente, una vez obtenido el valor del umbral en (2.6) se puede calcular la probabilidad de detección utilizando (2.7):

$$P_d = P(T(x) \geq \eta; H_1) = Q\left(\frac{\eta - \mu_{H_1}}{\sqrt{\sigma_{H_1}^2}}\right) \quad (2.7)$$

donde  $\mu_{H_1}$  es el valor medio y  $\sigma_{H_1}$  es la varianza de la señal recibida, cuando la hipótesis es  $H_1$ . Es decir, cuando están presentes la señal de usuario primario, ruido y/o una señal interferente.

### 2.3.1.1 Escenario Radio Cognitiva para la detección del transmisor

Consideremos, un modelo básico de escenario RC, constituido por usuario primario y por una estación base con tecnología RC como usuario secundario, tal como se muestra en la Figura 2.9. La estación base tiene la función de monitorear el espectro de radio y de detectar sus señales. Esta señal recibida por la estación base puede contener la señal del usuario primario, interferencias y/o ruido.

Dentro de la estación Base se encuentra un esquema general de un detector que en principio puede ser cualquier detector de espectro tal como: filtro adaptado, de energía, de características ciclo-estacionarias, entre otros. El filtro pasa banda se utiliza para limitar el rango de frecuencias a una banda específica. La estadística de prueba del detector se compara con el nivel de umbral de detección,  $\eta_{t\Box}$ , ambos parámetros cambian de acuerdo con el tipo de detector que se utilice en la estación base RC.

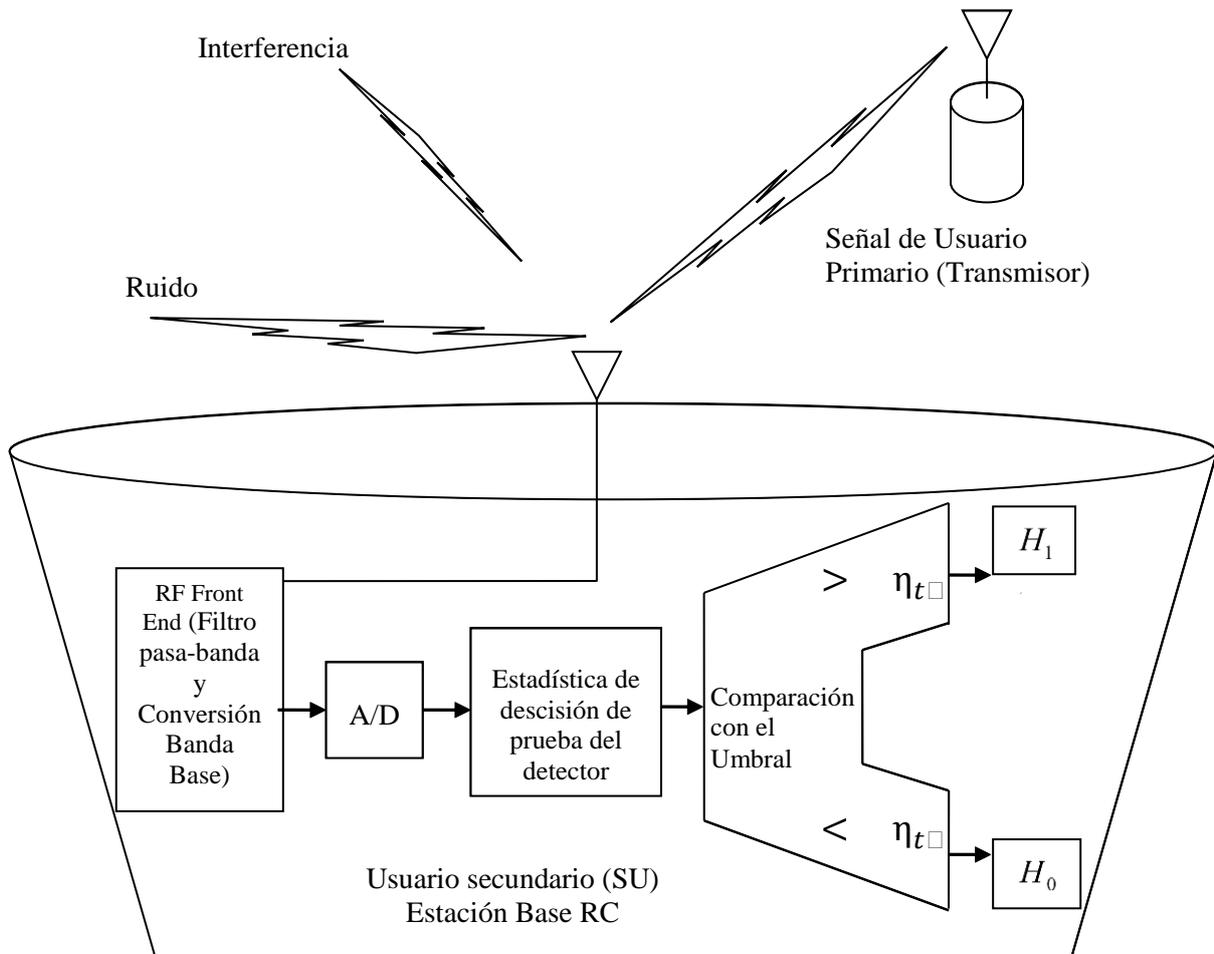


Figura 2.9 Escenario Radio Cognitiva para la detección del espectro basada en la técnica de detección del transmisor

Es importante notar, que este escenario diseñado en base a la detección del transmisor para sistemas RC, será utilizado en los análisis teóricos y de simulación numérica para las diferentes técnicas de detección espectral como son: detector filtro adaptado, detector de energía, detector de características ciclo-estacionarias.

### 2.3.1.2 Detección del espectro mediante Filtro Adaptado

El detector de filtro adaptado (MFD, *Matching filter detection*) es un filtro lineal óptimo porque maximiza la razón señal a ruido (SNR, *Signal to Noise Ratio*) en presencia de ruido AWG y se utiliza comúnmente en sistemas de radar [18]. La detección de filtro adaptado para aplicaciones RC ha sido analizada por Danijela Cabric en [19] y Rania A. Mokhtar en [20]. Ambos autores mencionan que en escenarios RC, un detector basado en filtro adaptado no es

una buena opción porque requiere de conocer a priori la señal primaria, como tipo de modulación, forma del pulso y formato de transmisión, para realizar la demodulación coherente. En [19], Cabric concluye que los dispositivos con tecnología RC que utilicen la detección de filtro adaptado requerirían un receptor dedicado para cada tipo de señal del usuario primario, siendo esta la desventaja más significativa. Adicionalmente, en [21], Danijela Cabric y demás autores, hicieron un estudio experimental que evalúa el rendimiento del filtro adaptado, y asume que el transmisor del usuario primario envía una señal piloto simultáneamente con los datos. Ellos encontraron que la detección de esta señal piloto en filtro adaptado requiere una cantidad mínima de tiempo para su detección, pero requiere una sincronización perfecta, como consecuencia esta técnica es altamente susceptible a desplazamientos de frecuencia.

Una gran desventaja de la detección mediante filtro adaptado en los sistemas RC prácticos es que no podría tenerse toda la información necesaria de las señales de usuarios primarios. Al no contar con la información indispensable, tal como: sincronización de frecuencia, temporizadores, etc., la técnica de detección del filtro adaptado no puede detectar a los usuarios primarios. Entonces, la detección espectral MFD no es una opción adecuada para aplicaciones RC.

### 2.3.1.3 Detección Espectral de Energía

En esta sección, nos enfocaremos en la detección espectral basada en el detector de energía para escenarios RC. Nuestro objetivo es investigar las limitaciones de este detector cuando se utiliza en la detección de señales de usuarios primarios. Particularmente, estudiamos este detector en el régimen de bajo nivel de SNR, conociendo y sin conocer la densidad espectral de potencia del ruido.

En escenarios inalámbricos donde no hay suficiente información acerca de la señal transmitida por el usuario primario, el detector óptimo es el de energía. Este tipo de detector es un método clásico para la detección de señales desconocidas y ha sido utilizado ampliamente en radiometría [22]. La Figura 2.10 ilustra un detector de energía convencional, que consiste de un filtro paso bajo para rechazar las señales adyacentes y el ruido fuera de la banda de frecuencias deseada, un dispositivo que calcula el módulo al cuadrado de la señal de entrada y un integrador. Considerando, una señal  $x(t)$  recibida por el detector para medir su energía, la señal  $x(t)$ , pasa a través de un filtro de ancho de banda  $W$ . La señal de salida del filtro se eleva al cuadrado y se integra en un intervalo de tiempo,  $T$ . Finalmente, la salida del integrador,  $V$ , se compara con un umbral de detección,  $\Gamma_{th}$ , para decidir si la señal del usuario primario está presente o no.

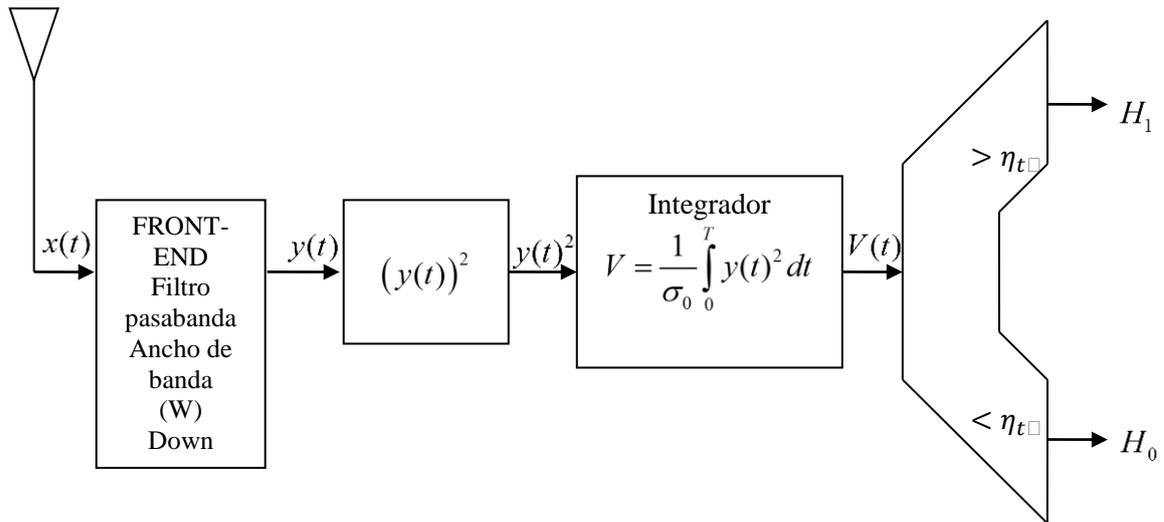


Figura 2.10 Diagrama a Bloques de un detector de energía

Primero, analizaremos el detector de energía considerando que se conoce el nivel de ruido,  $N_0$ , utilizando el procedimiento matemático reportado en [24]. Como mencionamos anteriormente, este detector calcula la energía de la señal recibida,  $x(t)$ , y la compara con un nivel de umbral,  $\eta_{t\Box}$ . Por lo tanto, la estadística de decisión para un detector de energía se puede formular de la siguiente manera:

$$T = \sum_{n=1}^N (y(n))^2 > \eta_{t\Box} \quad (2.8)$$

Donde  $N$  es el número de muestras de la señal recibida. Consideramos, la detección de la señal transmitida dentro del intervalo de duración  $T$  en un ancho de banda  $W$ . Por simplicidad, el ruido se considera aditivo blanco Gaussiano con una densidad espectral de potencia  $N_0$  y el producto  $TW$  lo suficientemente grande para permitir el uso de la aproximación Gaussiana en la estadística de prueba. De acuerdo con [25], la media  $\mu$  y la varianza  $\sigma^2$  del detector de energía formuladas bajo las hipótesis  $H_0$  y  $H_1$ , se obtienen con las siguientes ecuaciones:

$$H_0 : \mu_{H_0} = N_0TW \quad , \quad \sigma_{H_0}^2 = N_0^2TW \quad (2.9)$$

$$H_1 : \mu_{H_1} = N_0TW(SNR+1) \quad , \quad \sigma_{H_1}^2 = N_0^2TW(2SNR+1) \quad (2.10)$$

Si consideramos, las hipótesis formuladas en (2.9) y (2.10) y el número de muestras de la señal de usuario primario lo suficientemente grandes. Podemos utilizar el teorema de límite central para aproximar la estadística de prueba,  $T(x)$ , a una distribución Gaussiana como se muestra en las siguientes ecuaciones:

$$H_0: T(x) \sim \mathcal{N}(N_0TW, N_0^2TW) \quad (2.11)$$

$$H_1: T(x) \sim \mathcal{N}(N_0TW(SNR + 1), N_0^2TW(2SNR + 1)) \quad (2.12)$$

Una vez, que se tiene la media y la varianza de la señal  $x(t)$  para cada una de las hipótesis,  $H_0$  y  $H_1$ . La probabilidad de falsa alarma  $P_{fa}$ , y la probabilidad de detección  $P_d$ , pueden aproximarse utilizando las ecuaciones (2.13) y (2.14) :

$$P_{fa} = P(T(x) \geq \eta_{t\Box}; H_0) = Q\left(\frac{\eta_{t\Box} - \mu_{H_0}}{\sqrt{\sigma_{H_0}^2}}\right) \quad (2.13)$$

$$P_d = P(T(x) \geq \eta_{t\Box}; H_1) = Q\left(\frac{\eta_{t\Box} - \mu_{H_1}}{\sqrt{\sigma_{H_1}^2}}\right) \quad (2.14)$$

donde  $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{x(n)^2}{2}} dx$  es la función  $Q$

En el contexto de la Radio Cognitiva, la probabilidad de falsa alarma, determina la probabilidad de detectar un usuario primario cuando el canal está realmente vacante. Mientras que, la probabilidad de detección, determina la probabilidad de detectar un usuario primario cuando éste está realmente utilizando el canal. Adicionalmente, las probabilidades de detección y de falsa alarma son parámetros que miden el rendimiento de detección de un detector. Estos dos parámetros están relacionados con el umbral. En la práctica, el umbral de detección, puede obtenerse a partir de la ecuación (2.13) siempre y cuando se especifique un valor deseado de la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa\_des}$  como se muestra en la ecuación (2.15):

$$\eta_{t\Box} = \mu_{H_0} + \sigma_{H_0} Q^{-1}(P_{fa\_des}) \quad (2.15)$$

Utilizando, los valores de la media y la varianza obtenidos anteriormente en la ecuación (2.9) y sustituyéndolos en la ecuación (2.15) obtenemos el umbral como:

$$\eta_{t\Box} = N_0(TW + \sqrt{TW} Q^{-1}(P_{fa\_des})) \quad (2.16)$$

Usando (2.10) y (2.16) en (2.14) obtenemos la probabilidad de detección

$$P_d = Q\left(\frac{Q(P_{fa})^{-1} - \sqrt{TW} SNR}{\sqrt{1 + 2SNR}}\right) \quad (2.17)$$

Ahora queremos encontrar, cual es el mínimo nivel de la relación señal a ruido ( $SNR$ , *Signal Noise Ratio*) necesario para detectar la señal de un PU utilizando el detector de energía. Despejamos la variable  $SNR$  de la ecuación (2.17) obtenemos:

$$SNR = \frac{Q^{-1}(P_{fa})}{\sqrt{TW}} + \frac{Q^{-1}(P_d)}{TW} [Q^{-1}(P_d)] - \sqrt{(Q^{-1}(P_d))^2 + TW + 2\sqrt{TW} Q^{-1}(P_{fa})} \quad (2.18)$$

La ecuación (2.18) representa el valor de  $SNR$  requerido para detectar la señal de un PU, considerando que el detector de energía conoce el nivel de ruido y que el producto tiempo-ancho de banda es grande. La representación gráfica de la ecuación (2.18), para los valores fijos de la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$  de 0.1 y 0.01, con su correspondiente probabilidad de detección  $P_d$  de 0.9 y 0.99, se muestran en la Figura 2.11.

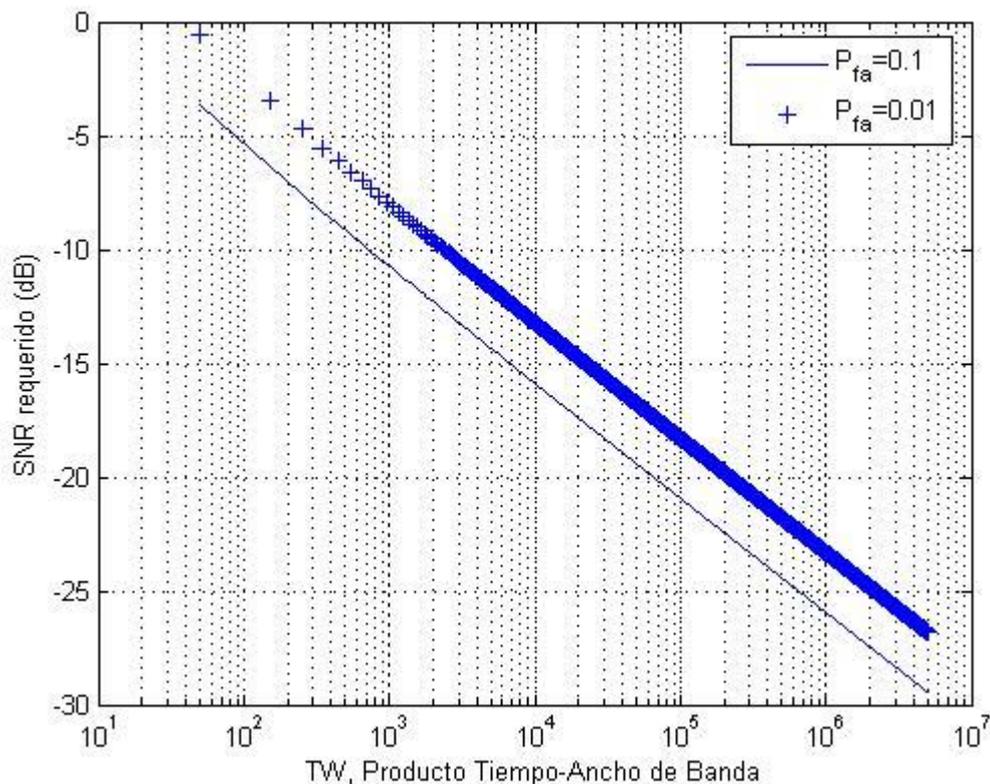


Figura 2.11 Detector de Energía con el nivel de ruido conocido

La Figura 2.11 presenta la  $SNR$  requerida versus el producto tiempo-ancho de banda. Se observa que el detector de energía puede detectar las señales a niveles de  $SNR$  tan bajos como se requiera, siempre y cuando el intervalo de detección  $TW$  sea lo suficiente grande y se conozca la densidad espectral de potencia del ruido  $N_0$ .

Sin embargo, los sistemas de comunicación inalámbricos prácticos tienen limitaciones en el conocimiento del nivel de ruido. Por lo tanto, se requiere estimar la densidad espectral de potencia del ruido,  $N_0$ . Considerando, el ruido estimado como  $\hat{N}_0$  y asumiendo que el error en la estimación  $\hat{N}_0$ , está limitado en la parte superior por  $(1 + \varepsilon_2)N_0$  y por la parte inferior  $(1 - \varepsilon_1)N_0$ , entonces se obtiene la siguiente ecuación:

$$(1 - \varepsilon_1)N_0 \leq \hat{N}_0 \leq (1 + \varepsilon_2)N_0 \quad (2.19)$$

Donde  $0 \leq \varepsilon_1 < 1$  y  $\varepsilon_2 \geq 0$

Considerando el límite inferior de (2.19) para  $\hat{N}_0$  y utilizando la ecuación del umbral (2.16), la estimación del nuevo umbral se puede obtener de la siguiente forma:

$$\hat{\eta}_{t\Box} = \frac{\hat{N}_0}{(1 - \varepsilon_1)} (TW + \sqrt{TW}Q^{-1}(P_{fa\_des})) \quad (2.20)$$

Si ahora, se utiliza el límite superior de (2.19), entonces  $\hat{N}_0$  tiene el siguiente valor:

$$\hat{N}_0 = (1 + \varepsilon_2)N_0 \quad (2.21)$$

Sustituyendo (2.21) en la ecuación (2.20) obtenemos la estimación del umbral considerando errores en la estimación del ruido:

$$\hat{\eta}_{t\Box} = \frac{(1 + \varepsilon_2)}{(1 - \varepsilon_1)} N_0 (TW + \sqrt{TW}Q^{-1}(P_{fa\_des})) = UN_0 (TW + \sqrt{TW}Q^{-1}(P_{fa\_des})) \quad (2.22)$$

Donde  $U$  se define como la incertidumbre pico-a-pico

$$U \triangleq \frac{(1 + \varepsilon_2)}{(1 - \varepsilon_1)} \geq 1 \quad (2.23)$$

Asumiendo, que hay un error en la estimación de la densidad espectral de potencia de ruido, entonces, para calcular la probabilidad de detección teniendo en cuenta estas incertidumbres en los niveles del ruido, utilizamos la media y la varianza obtenidas en (2.10) y el valor estimado del umbral dado en (2.22). Sustituyéndolos en (2.14), la probabilidad de detección se obtiene mediante la siguiente ecuación:

$$P_d = Q \left[ \frac{(U - 1)\sqrt{TW} + UQ(P_{fa\_des})^{-1} - \sqrt{TW}SNR}{\sqrt{1 + 2SNR}} \right] \tag{2.24}$$

Finalmente, resolviendo la ecuación (2.24) para  $SNR$ , podemos calcular el valor mínimo de  $SNR$  que se requiere para detectar una señal de usuario primario, con valores específicos de probabilidad de falsa alarma y de detección, obtenemos (2.25)

$$SNR = (U - 1) + \frac{UQ^{-1}(P_{fa\_des})}{\sqrt{TW}} + \frac{Q^{-1}(P_d)}{TW} [Q^{-1}(P_d)] - \sqrt{(Q^{-1}(P_d))^2 + TW + 2\sqrt{TW}Q^{-1}(P_{fa\_des})} \tag{2.25}$$

Es importante notar, que la ecuación (2.25) considera las incertidumbres del ruido. Sin embargo, se transforma en (2.18) cuando  $U$  tiene el valor de uno y entonces calcula la  $SNR$  requerida considerando que conoce el nivel de potencia del ruido. Adicionalmente, la ecuación (2.25) muestra que el nivel incertidumbre de ruido en un detector de energía produce una degradación en el rendimiento e impone límites para detectar una señal de usuario primario sobre todo con niveles de bajo  $SNR$ .

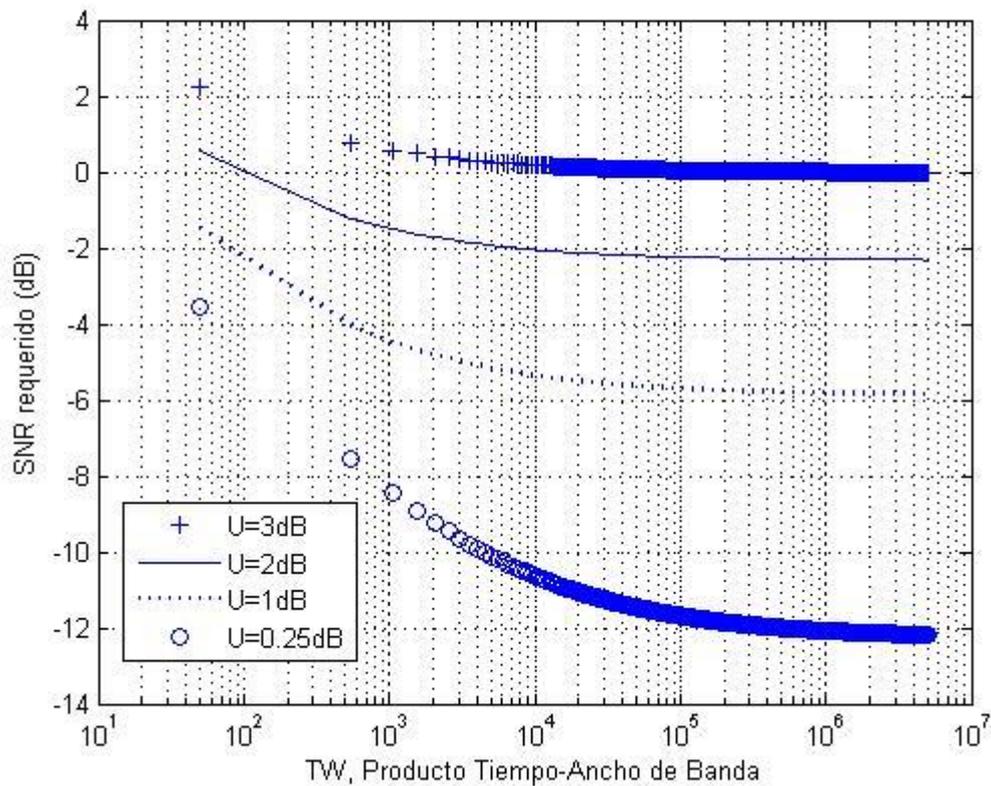


Figura 2.12 Comportamiento del Detector de Energía a diferentes valores de incertidumbre en el nivel de ruido (3, 2, 1 y 0.25dB)

La Figura 2.12 muestra como el detector de energía se ve afectado significativamente por las incertidumbres del nivel de ruido. Además, esta gráfica muestra que para un valor incertidumbre del ruido de 3 dB, el detector de energía no puede sensar señales con niveles de  $SNR$  más abajo de los 0 dB, aun cuando se incremente el valor de  $TW$  indefinidamente. Desafortunadamente, la detección espectral basada en la detección de energía no sólo incrementa el tiempo de detección sino también tiene un mínimo nivel de  $SNR$  detectable. En [22], se presentó un estudio experimental que evalúa el rendimiento y limitaciones de la detección de energía en escenarios RC y se encontró que el detector de energía requiere un tiempo de demasiado largo para la detección de la señal y si hay incertidumbre en potencia de ruido éste impone límites sobre el mínimo nivel de señal detectable.

Uno de los principales requerimientos de un dispositivo con tecnología Radio Cognitiva (RC) es la detección confiable y rápida del usuario primario. Aunque, la detección de energía es muy simple y puede implementarse eficientemente por medio del algoritmo de la transformada rápida de Fourier (FFT: *Fast Fourier Transform*). Hay dos factores importantes que afectan severamente el rendimiento de este detector. Primero, con señales de bajo  $SNR$  y sin conocer la densidad espectral de potencia del ruido, el detector de energía no puede detectar confiablemente la señal transmitida por el usuario primario, a pesar de que éste utilice más tiempo para su detección. Segundo, el detector de energía es incapaz de diferenciar la señal deseada de la señal de ruido o interferencias, debido a que sólo detecta energía. Basados en estos hechos, el detector de energía no es el más adecuado para aplicaciones RC. Como resultado, es necesario realizar más investigaciones en busca de una mejor técnica de detección espectral, que pueda resolver los problemas que enfrentan el detector de filtro adaptado y el de energía en aplicaciones RC.

### 2.3.1.4 Detección de Características Ciclo-estacionarias

Otra técnica importante de detección del espectro que puede emplearse para detectar e identificar las señales de usuario primario, en sistemas RC, es la detección de características ciclo-estacionarias. Tradicionalmente, el análisis de señales de comunicación se realiza asumiendo un proceso estacionario en el sentido amplio (WSS, *Wide Sense Stationary*), donde sus propiedades estadísticas son consideradas que no cambian con el tiempo. Por el contrario, en un proceso ciclo-estacionario, los parámetros estadísticos de las señales de comunicaciones varían con el tiempo, tal como su media y auto-correlación [29]. Sin embargo, estos parámetros estadísticos presentan cierta periodicidad y esto es lo que se conoce como propiedades ciclo-estacionarias. Esta periodicidad se debe al hecho que muchas de las señales

de comunicaciones tienen componentes no-aleatorios dentro de su estructura, tal como la señal portadora, el periodo de símbolo, tipo de modulación, señales piloto, por mencionar algunas.

De acuerdo con Gardner [29], la extracción de estos componentes involucra el análisis espectral cíclico (CSA: *cyclic spectral analysis*) de la señal que se desea detectar. El método de análisis espectral cíclico está basado en una transformación cuadrática de la señal para generar las líneas espectrales y después aplicar el análisis de Fourier para detectar las características ciclo-estacionarias en el dominio de la frecuencia. Para lograr este objetivo el método CSA debe obtener la función de Densidad de Correlación Espectral (SCD: *Spectral Correlation Density*). La función de SCD de un proceso ciclo-estacionario se obtiene simplemente desplazando en frecuencia la señal de interés, por ejemplo  $x(t)$  en  $e^{-i\pi\alpha t}$  y  $e^{+i\pi\alpha t}$ , generando las señales  $u(t)$  y  $v(t)$ , respectivamente. Pasando estas dos señales a través de un conjunto de filtros pasa-banda y después medir la correlación temporal de estas dos señales desplazadas en frecuencia y filtradas, se obtiene la SCD que se puede expresar matemáticamente como en (2.26)[29]:

$$S_x^\alpha(f) \triangleq \lim_{B \rightarrow 0} \frac{1}{B} \left\langle \left[ \square_B^f(t) \otimes u(t) \right] \left[ \square_B^f(t) \otimes v(t) \right]^* \right\rangle \quad (2.26)$$

donde  $S_x^\alpha(f)$  es la función de densidad de correlación espectral,  $h_B^f(t)$  es la respuesta al impulso el filtro pasa-banda de frecuencia central  $f$  con ganancia unitaria a esta frecuencia y ancho de banda  $B$ , el símbolo  $\otimes$  denota la operación de convolución,  $\alpha$  es la frecuencia cíclica. Una forma gráfica de la ecuación (2.26) se muestra en la Figura 2.13.

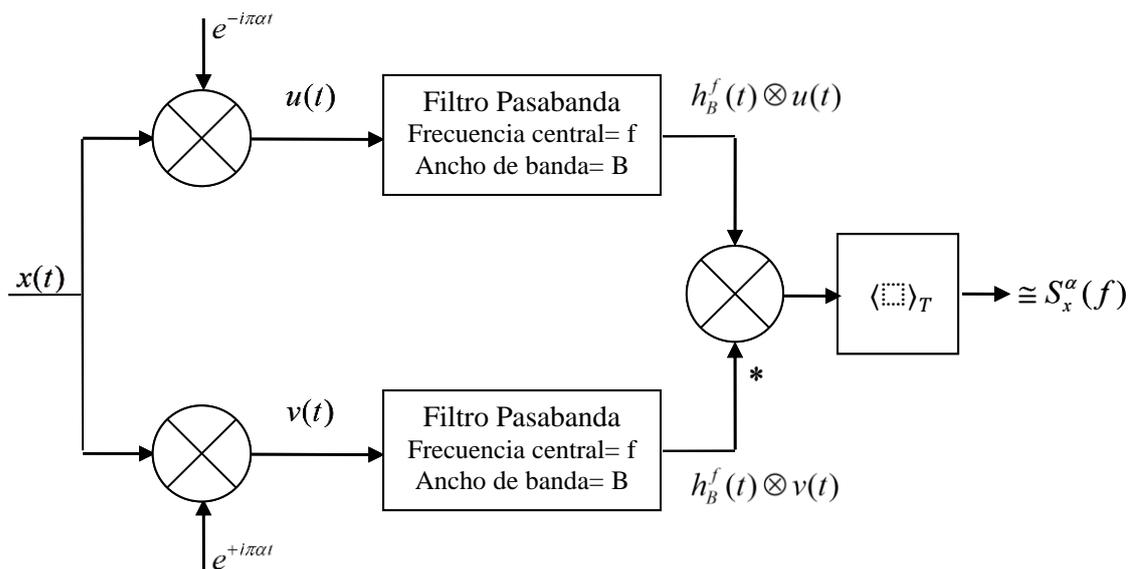


Figura 2.13 Diagrama a bloques de la Función de la Densidad de Correlación Espectral (SCD) [29]

Gardner mostró que la función SCD obtenida mediante (2.26), es el espectro cruzado de la señal y una versión desplazada en frecuencia de ella misma, proporcionando una descripción estadística de segundo orden en el dominio de la frecuencia de tales señales [31]. Entonces, la función SCD se puede calcular por medio de la transformada de Fourier de la función de auto-correlación cíclica,

$$S_x^\alpha(f) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} R_x^\alpha(\tau) e^{-i2\pi f\tau} \quad (2.27)$$

donde  $S_x^\alpha(f)$  es la función de densidad de correlación espectral, también conocida como espectro cíclico de la señal discreta  $x(n)$ .  $R_x^\alpha(\tau)$  se conoce como la función de auto-correlación cíclica (CAF: *Cyclic Auto-correlation Function*) y  $\alpha$  es la frecuencia cíclica. Las frecuencias cíclicas son usualmente armónicos de la frecuencia fundamental y están relacionadas con la razón de símbolo, frecuencia portadora.

Es importante destacar, que en el caso de  $\alpha = 0$  en (2.27) la  $R_x^\alpha(\tau)$  se reduce a la función de auto-correlación convencional  $R_x(\tau)$  y el espectro cíclico se convierte en la densidad espectral de potencia  $S_x(f)$ . Es claro en (2.27), que para obtener la SCD se requiere primero calcular la función de auto-correlación cíclica en tiempo discreto y una forma de hacerlo es mediante la fórmula obtenida por Gardner en [29]:

$$R_{xx}^\alpha(\tau) = \langle x(t)x(t-\tau)e^{-i2\pi\alpha t} \rangle e^{i\pi\alpha\tau} \quad (2.28)$$

La función CAF se puede interpretar como una medida de la cantidad de correlación entre versiones desplazadas en frecuencia de una señal dada. Para señales diferentes, la CAF muestra características diferentes, las cuales son utilizadas para detectar la presencia de la señal deseada. Sin embargo, estas características no son fácilmente observadas con sólo obtener la CAF de la señal en el dominio del tiempo. Por esta razón, es necesario calcular la función de densidad de correlación espectral (SCD) que está en el dominio de la frecuencia.

Para mejorar la claridad del procedimiento de detección de señales ciclo-estacionarias, utilizando el análisis cíclico a través de la estimación de la función SCD. Proporcionamos dos ejemplos de detección de señales ciclo-estacionarias, que más tarde serán simulados con Matlab,

utilizando un algoritmo computacional que hace uso de la transformada de Fourier (FT: Fourier Transform) en una forma eficiente. En [32], Da Costa realiza un análisis teórico y de simulación para la estimación de la función SCD para las señales de banda lateral única modulada en amplitud (AMSSB: *Amplitude Modulated Single-Side Band*) y de modulación BPSK (Binary Phase-Shift Keying). A continuación, se presenta los siguientes dos ejemplos para mostrar la capacidad del detector de características ciclo-estacionarias.

**Ejemplo 1** Considérese,  $x[n]$  sea una señal doble banda lateral con portadora suprimida modulada en amplitud (AMSSB: *Amplitude Modulated Single-Side Band*) dada por:

$$x[n] = \cos(2\pi f_a n) \cos(2\pi f_o n + \theta) \quad (2.29)$$

Donde  $f_a$  es la frecuencia de la señal modulante,  $f_o$  es la frecuencia de la señal portadora, y  $\theta$  la fase inicial. Si utilizamos la identidad trigonométrica  $\cos x \cdot \cos y = 1/2[\cos(x+y) + \cos(x-y)]$ , la ecuación (2.29) puede reescribirse como:

$$x[n] = \frac{1}{2} \{ \cos(2\pi(f_a + f_o)n + \theta) + \cos(2\pi(f_o - f_a)n + \theta) \} \quad (2.30)$$

Se sustituye (2.30) en (2.28) para calcular la función de autocorrelación cíclica de  $x[n]$  y se obtiene

$$R_x^\alpha(\tau) = \left\langle \frac{1}{2} \{ \cos(2\pi(f_a + f_o)n + \theta) + \cos(2\pi(f_o - f_a)n + \theta) \} \right. \\ \left. \frac{1}{2} \{ \cos[2\pi(f_a + f_o)(n - \tau) + \theta] + \cos[2\pi(f_o - f_a)(n - \tau) + \theta] \} e^{-i2\pi\alpha n} \right\rangle e^{i2\pi\alpha\tau} \quad (2.31)$$

La solución de la ecuación (2.31), desarrollada por Da Costa en [32], se presenta a continuación:

$$R_x^\alpha[\tau] = \frac{1}{8} [\cos(2\pi(f_o + f_a)\tau + \cos 2\pi(f_o - f_a)\tau) e^{i\pi\alpha\tau} \langle e^{-i2\pi\alpha n} \rangle + \\ \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha - 2(f_o + f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi[\alpha - 2(f_o + f_a)]n} \rangle e^{i2\theta} + \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha + 2(f_o - f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi[\alpha - 2f_a]n} \rangle +$$

$$\begin{aligned}
& \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha-2(f_o-f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi[\alpha-2f_o]n} \rangle e^{i2\theta} + \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha+2(f_o+f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi[\alpha+2(f_o+f_a)]n} \rangle e^{-i2\theta} + \\
& \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha+2(f_o-f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi(\alpha+2f_o)n} \rangle e^{-i2\theta} + \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha-2(f_o-f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi(\alpha+2f_a)n} \rangle + \\
& \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha+2(f_o+f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi(\alpha+2f_a)n} \rangle + \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha-2(f_o+f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi(\alpha-2f_o)n} \rangle e^{i2\theta} + \\
& \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha-2(f_o-f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi[\alpha-2(f_o-f_a)]n} \rangle e^{i2\theta} + \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha+2(f_o+f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi(\alpha+2f_o)n} \rangle e^{-i2\theta} + \\
& \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha-2(f_o+f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi(\alpha-2f_a)n} \rangle + \frac{1}{16} e^{i\pi[\alpha+2(f_o-f_a)]\tau} \langle e^{-i2\pi[\alpha+2(f_o-f_a)]n} \rangle e^{-i2\theta} \quad (2.32)
\end{aligned}$$

Una forma más simplificada de la ecuación anterior, se obtiene buscando los valores de  $\alpha$  que dan por resultado una CAF de valor diferente de cero como se muestra a continuación:

$$R_x^\alpha(\tau) = \begin{cases} \frac{1}{8} [\cos(2\pi(f_o + f_a)\tau) + \cos(2\pi(f_o - f_a)\tau)], & \alpha=0 \\ \frac{1}{16} e^{i2\pi f_o \tau} + \frac{1}{16} e^{-i2\pi f_o \tau} = \frac{1}{8} \cos(2\pi f_o \tau) & \alpha = \pm 2f_a \\ \frac{1}{16} e^{\pm i2\theta}, & \alpha = \pm 2(f_o - f_a) \\ \frac{1}{8} e^{\pm i2\theta} \cos(2\pi f_a \tau), & \alpha = \pm 2f_o \\ \frac{1}{16} e^{\pm i2\theta}, & \alpha = \pm 2(f_o + f_a) \end{cases} \quad (2.33)$$

Finalmente, si aplicamos la transformada de Fourier a la autocorrelación cíclica en (2.33), obtenemos la función de la densidad espectral cíclica (SCD)

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{16} [\delta(f - f_o - f_a) + \delta(f - f_o + f_a) + \delta(f + f_o - f_a) + \delta(f + f_o + f_a)], & \alpha=0 \\ \frac{1}{16} [\delta(f - f_o) + \delta(f + f_o)], & \alpha = \pm 2f_a \\ \frac{1}{16} \delta(f) e^{\pm i2\phi}, & \alpha = \pm 2(f_o - f_a) \\ \frac{1}{16} [\delta(f - f_a) + \delta(f + f_a)] e^{\pm i2\phi}, & \alpha = \pm 2f_o \\ \frac{1}{16} \delta(f) e^{\pm i2\phi}, & \alpha = \pm 2(f_o + f_a) \end{cases} \quad (2.34)$$

De la ecuación (2.34) observamos que no para todos los valores de la frecuencia cíclica  $\alpha$  obtenemos una SCD. Además, es importante notar que la frecuencia cíclica,  $\alpha$ , está relacionada con las frecuencias de la portadora y de la moduladora de la señal AMDSB-SC. Cuando  $\alpha = 0$ , en realidad lo que obtenemos son las componentes espectrales que obtendríamos con la densidad espectral de potencia.

**Ejemplo 2** Ahora consideremos, una señal  $x(t)$ , que define la modulación de fase binaria conocida como modulación BPSK (*Binary Phase-Shift Keying*), que tiene la siguiente expresión matemática:

$$x(t) = a(t) \cos(2\pi f_c t + \theta) \quad (2.35)$$

Donde la señal  $a(t)$  es definida como

$$a(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n q(t - nT) \quad (2.36)$$

y  $a(t)$  es una secuencia binaria ( $\pm 1$ ),  $q(t)$  es la forma del pulso,  $T$  es el periodo del símbolo,  $f_c$  es la frecuencia de la señal portadora, y  $\theta$  la fase inicial. Para calcular la función de auto-correlación cíclica de  $x(t)$ , se utiliza la fórmula siguiente [29]:

$$R_x^\alpha(\tau) = \left\langle x(t + \tau/2)x(t - \tau/2)e^{-i2\pi\alpha t} \right\rangle \quad (2.37)$$

Sustituyendo la ecuación (2.35) en (2.37) y utilizando las identidades trigonométricas  $\cos x \cos y = 1/2[\cos(x + y) + \cos(x - y)]$  y  $\cos x = (e^{jx} + e^{-jx})/2$  obtenemos:

$$\begin{aligned} R_x^\alpha(\tau) &= \left\langle \{a(t + \tau/2) \cos[2\pi f_c(t + \tau/2) + \theta]\} \{a(t - \tau/2) \cos[2\pi f_c(t - \tau/2) + \theta]\} e^{-i2\pi\alpha t} \right\rangle \\ &= \left\langle a(t + \tau/2)a(t - \tau/2) \frac{1}{2} [\cos(2\pi f_c \tau) + \cos(4\pi f_c t + 2\theta)] e^{-i2\pi\alpha t} \right\rangle \\ &= \left\langle \frac{1}{2} a(t + \tau/2)a(t - \tau/2) \cos(2\pi f_c \tau) e^{-i2\pi\alpha t} \right\rangle + \left\langle \frac{1}{2} a(t + \tau/2)a(t - \tau/2) \cos(4\pi f_c t + 2\theta) e^{-i2\pi\alpha t} \right\rangle \\ &= \frac{1}{2} R_a^\alpha(\tau) \cos(2\pi f_c \tau) + \left\langle \frac{1}{2} a(t + \tau/2)a(t - \tau/2) \cos(4\pi f_c t + 2\theta) e^{-i2\pi\alpha t} \right\rangle \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{2} R_a^\alpha(\tau) \cos(2\pi f_c \tau) + \left\langle \frac{1}{2} a(t + \tau/2) a(t - \tau/2) \frac{e^{j(4\pi f_c t + 2\theta)} + e^{-j(4\pi f_c t + 2\theta)}}{2} e^{-j2\pi\alpha t} \right\rangle \\
&= \frac{1}{2} R_a^\alpha(\tau) \cos(2\pi f_c \tau) + \frac{1}{4} \left\langle a(t + \tau/2) a(t - \tau/2) e^{-j2\pi(\alpha - 2f_c)t} e^{j2\theta} + a(t + \tau/2) a(t - \tau/2) e^{-j2\pi(\alpha + 2f_c)t} e^{-j2\theta} \right\rangle \\
R_x^\alpha(\tau) &= \frac{1}{2} R_a^\alpha(\tau) \cos(2\pi f_c \tau) + \frac{1}{4} R_a^{\alpha - 2f_c}(\tau) e^{j2\theta} + \frac{1}{4} R_a^{\alpha + 2f_c}(\tau) e^{-j2\theta} \tag{2.38}
\end{aligned}$$

Donde  $R_a^\alpha(\tau)$  es la auto-correlación cíclica de la señal  $a(t)$  y  $R_x^\alpha(\tau)$  es la auto-correlación cíclica de la señal BPSK, expresada matemáticamente en (2.35). Sabemos que para obtener la SCD aplicamos la transformada de Fourier a la función de auto-correlación cíclica. Por lo tanto, utilizando la ecuación (2.27) obtenemos:

$$S_x^\alpha = \frac{1}{4} [S_a^\alpha(f - f_c) + S_a^\alpha(f + f_c) + S_a^{\alpha - 2f_c}(f) e^{j2\theta} + S_a^{\alpha + 2f_c}(f) e^{-j2\theta}] \tag{2.39}$$

Es claro en (2.27), que para obtener la SCD se requiere primero calcular la función de auto-correlación cíclica en tiempo discreto y una forma de hacerlo es mediante la fórmula obtenida por Gardner en [29]. Si queremos estimar la SCD a la señal  $a(t)$  formulada en (2.36), obtenemos primero la auto-correlación cíclica y después le aplicamos la transformada de Fourier, obtenemos:

$$S_a^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{4T} Q(f + \alpha/2) Q^*(f - \alpha/2) \tilde{S}(f + \alpha/2) e^{-j2\pi\alpha t} & \alpha = p/T \\ 0 & \text{en cualquier otro caso} \end{cases} \tag{2.40}$$

Donde  $p$  es un entero,  $Q(f) = F\{q(t)\}$ ,  $\tilde{S}_a(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \tilde{R}_a(k) \exp(-j2\pi kfT)$  y  $\tilde{R}_a(k) = \langle a_{k+n} a_n \rangle$ . Considerado que  $a_n = \pm 1$  y distribuida idénticamente e independientemente (i.i.d), entonces  $\tilde{S}_a(f) = 1$ . Utilizando la SCD de la señal  $a(t)$  obtenida en (2.40) y las consideraciones anteriormente elegidas, podemos expresar la función de la densidad espectral cíclica de la señal BPSK obtenida en (2.39), como a continuación se muestra:

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{4T} [Q(f - f_c + \alpha/2)Q^*(f - f_c - \alpha/2) \\ + Q(f + f_c + \alpha/2)Q^*(f + f_c - \alpha/2)]e^{-i2\pi\alpha t} & , \alpha = p/T \\ \frac{1}{4T} [Q(f - f_c + \alpha/2)Q^*(f - f_c - \alpha/2)e^{i[4\pi f_c t + 2\theta]} \\ + Q(f + f_c + \alpha/2)Q^*(f + f_c - \alpha/2)e^{-i[4\pi f_c t + 2\theta]}]e^{-i2\pi\alpha n} & , \alpha = \pm 2f_c + p/T \end{cases} \quad (2.41)$$

Donde  $Q(f) = \frac{\sin(2\pi f_c T)}{\pi f}$  si  $p(t)$  es un pulso rectangular de banda limitada.

Como mencionamos anteriormente, la ciclo-estacionaridad puede extraerse por medio de la función densidad de correlación espectral [26][27][28]. Del análisis teórico de la señal AMDSB-SC y de la señal BPSK se obtuvieron las SCD para cada una de ellas. Es claro que, para cada tipo de señal, la SCD toma valores diferentes de cero para diferentes valores de frecuencias cíclicas. Entonces, es posible identificar una señal AMSSB de la señal BPSK analizando sus funciones SCD. Por lo tanto, es posible distinguir el tipo de señal siempre que las señales que se analizan tengan diferentes frecuencias cíclicas y reconocerlas de acuerdo a la huella que producen por el tipo de modulación utilizada. El análisis espectral cíclico, puede utilizarse para detectar señales analógicas o digitales. Sin embargo, queda muy claro, la complejidad que el detector de características ciclo-estacionarias utiliza para detectar una señal deseada, esta es su principal desventaja en escenarios RC.

### 2.3.1.4.1 Simulaciones Numéricas

En la sección anterior se realizó un análisis teórico de la función de densidad de correlación espectral (SCD) mediante el análisis cíclico desarrollado por Gardner. En esta sección, se realiza la simulación numérica de la SCD de las señales AMSSB y BPSK. Para realizar la estimación de la SCD de las señales ciclo-estacionarias se requiere el uso de algoritmos computacionales. De acuerdo con [30] existen dos algoritmos computacionalmente eficientes para la estimación de la SCD: aquellos que promedian en la frecuencia, conocidos como “*frequency smoothing*”, y aquellos que promedian en el tiempo, también conocidos como “*time smoothing*”. Sin embargo, desde el punto de vista de eficiencia computacional, los métodos que promedian en el tiempo son considerados que son más eficientes que los que promedian en frecuencia [30]. Dentro de la categoría de “*time smoothing*”, Da Costa en [32] desarrolló e implementó dos algoritmos en MATLAB que explotan la eficiencia computacional de la

transformada rápida de Fourier (FFT) que son: el método de acumulación FAM (FAM, *Fast Fourier Transform accumulation method*) y el analizador de correlación espectral SSCA (*Strip Spectral Correlation Analyzer*). Para estimar la SCD de las señales AMSSB y BPSK, utilizaremos el algoritmo implementado con el método FAM desarrollado en [32], el cual se muestra en la figura 2.14.

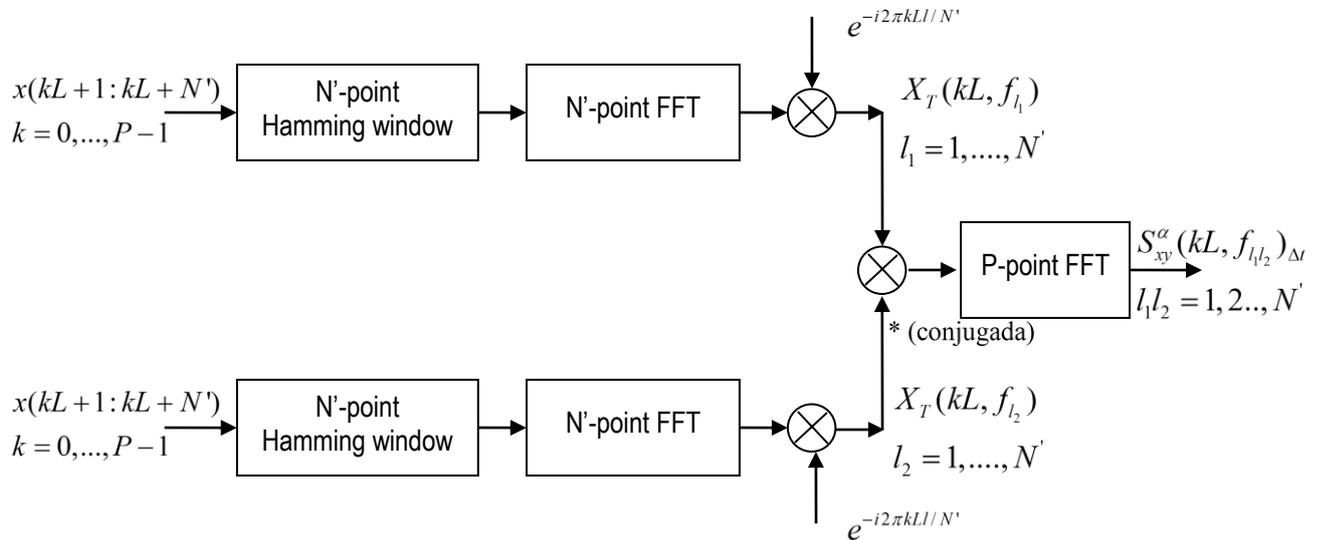


Figura 2.14 Implementación del método de acumulación FFT (FAM) utilizado para el cálculo de la función de densidad espectral (SCD) [32]

La función de correlación espectral es una característica importante de las señales moduladas que puede ser utilizada por el detector de características ciclo-estacionarias, para detectar señales de usuarios primarios, aun cuando estas señales están inmersas en ruido. Esto se debe principalmente a que el ruido es una señal estacionaria que contribuye solamente a la densidad espectral de potencia (PSD), mientras que las señales de usuario primario con las propiedades ciclo-estacionarias contribuyen a la SCD. Adicionalmente, con este método es posible detectar señales con un bajo nivel de SNR en escenarios RC. En [19], los autores mostraron la diferencia entre la SCD y PSD bajo condiciones de bajo y alto SNR.

La SCD es una transformación bidimensional que consiste de 2 variables: la frecuencia convencional  $f$  y la frecuencia cíclica  $\alpha$ . La Figura 2.15 muestra la densidad de correlación espectral para una señal de modulada en amplitud de doble banda lateral (AM-DSBSC) con una frecuencia central de 2048Hz. La Figura 2.16 muestra la gráfica de contorno de SCD de la señal de usuario primario y se muestra que las frecuencias cíclicas  $\alpha$  están relacionadas a la frecuencia portadora de la señal de usuario primario (AM-DSBSC).

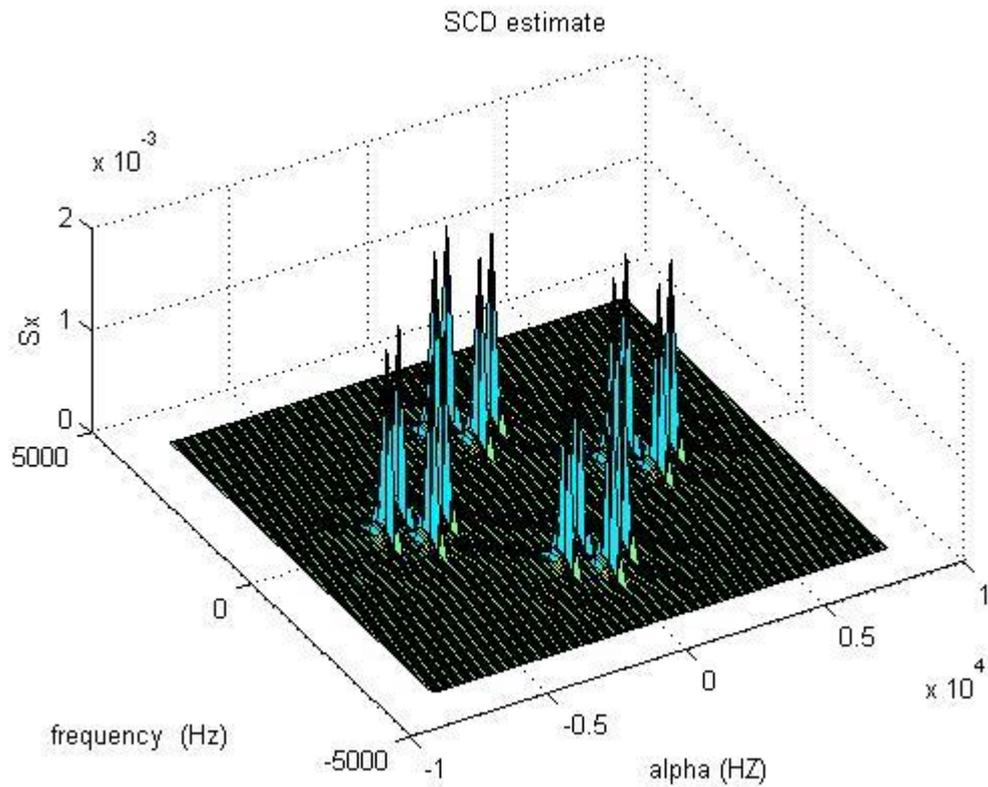


Figura 2.15 Gráfica de la Densidad de Correlación Espectral para la señal AM-DSBSC utilizando el algoritmo FAM

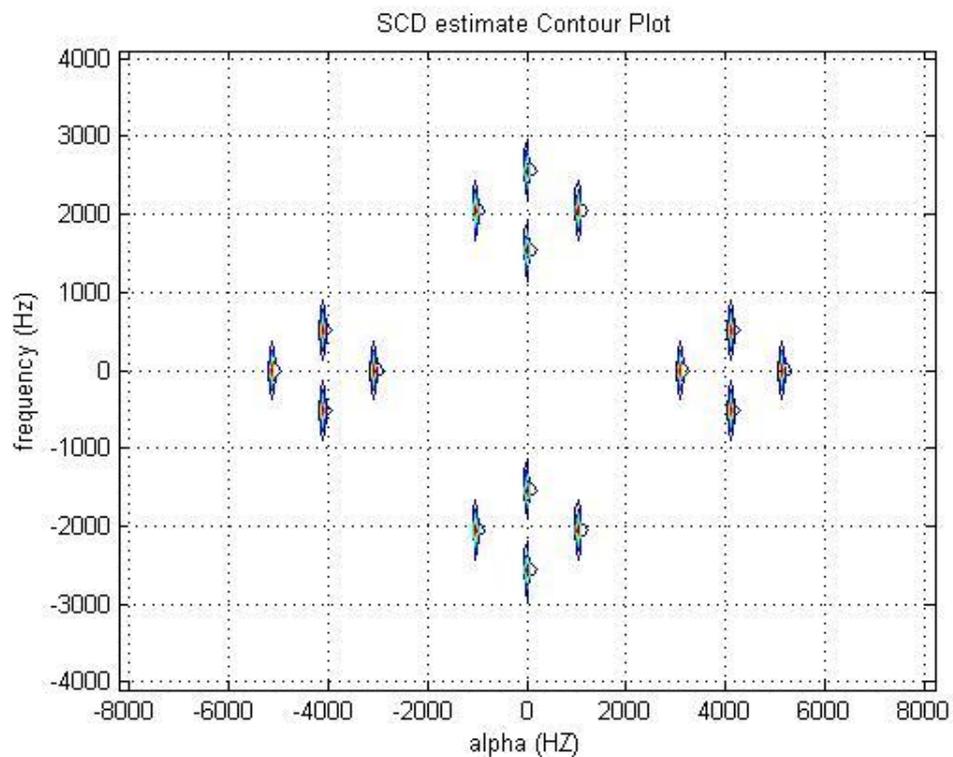


Figura 2.16 Gráfica de contorno de la Densidad de Correlación Espectral para una señal AM-DSBSC utilizando el algoritmo FAM

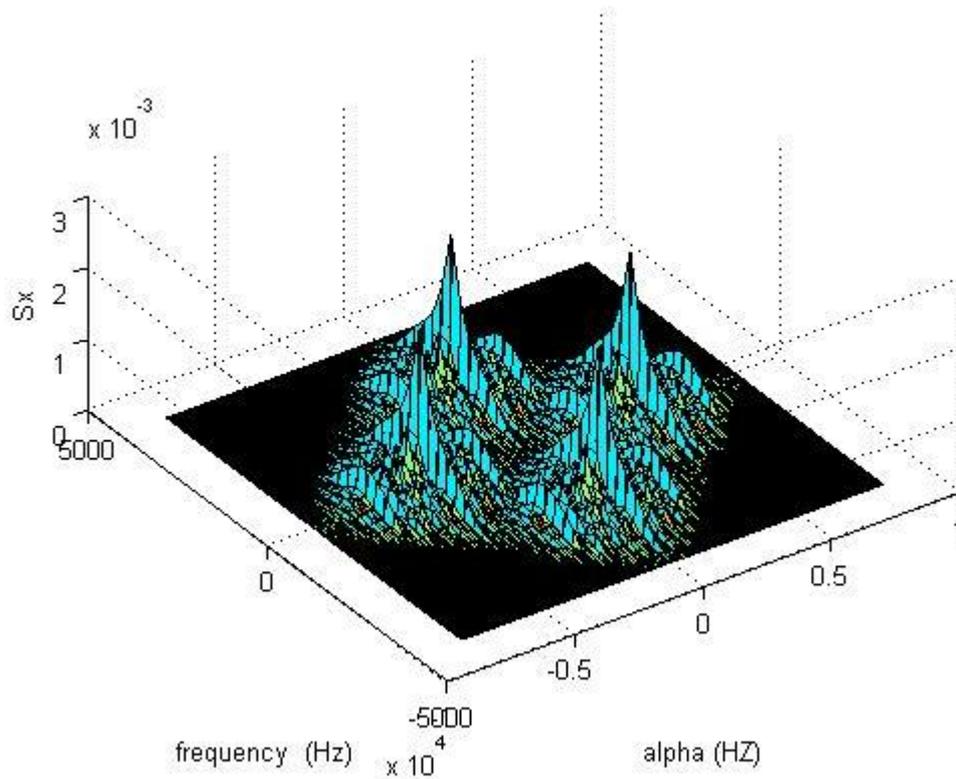


Figura 2.17 Gráfica de la Densidad de Correlación Espectral de la señal BPSK utilizando el algoritmo FAM.

La Figura 2.17 muestra la densidad de correlación espectral para la señal BPSK con una frecuencia portadora igual a 2000 Hz. Se muestra que la frecuencia cíclica  $\alpha$  está relacionada con la frecuencia portadora de la señal de usuario primario, por ejemplo, la frecuencia cíclica de este ejemplo es dos veces la frecuencia portadora. Una forma útil de identificar la huella de cada una de las señales de usuario primario es mediante las gráficas de contorno de la SCD. La Figura 2.18 muestra la gráfica de contorno de la SCD de la señal BPSK. Si comparamos las gráficas de contorno de las Figura 2.16 y Figura 2.18 observamos que las señales AMSSB y BPSK generan diferentes formas de huella, que nos permite identificarlas y diferenciarlas.

Finalmente en [8], menciona que la detección de características ciclo-estacionarias tiene ventajas sobre la detección de filtro adaptado y la detección de energía en escenarios la radio cognitiva. Estas ventajas se deben a la capacidad de esta técnica en diferenciar la señal modulada deseada, con niveles de baja relación-señal-a-ruido (SNR), de las interferencias y el ruido. Esto se puede realizar porque el ruido no presenta periodicidad, es decir no es un proceso ciclo-estacionario y por lo tanto es fácilmente reconocido a pesar de su potencia. Entonces, la detección de las características de ciclo-estacionaridad es particularmente atractiva debido a su robustez a la potencia de ruido y resulta en un rendimiento mejorado para el régimen de bajo

nivel de SNR. Sin embargo, este detector presenta una complejidad computacional mucho más alta en comparación del detector de energía y del filtro adaptado.

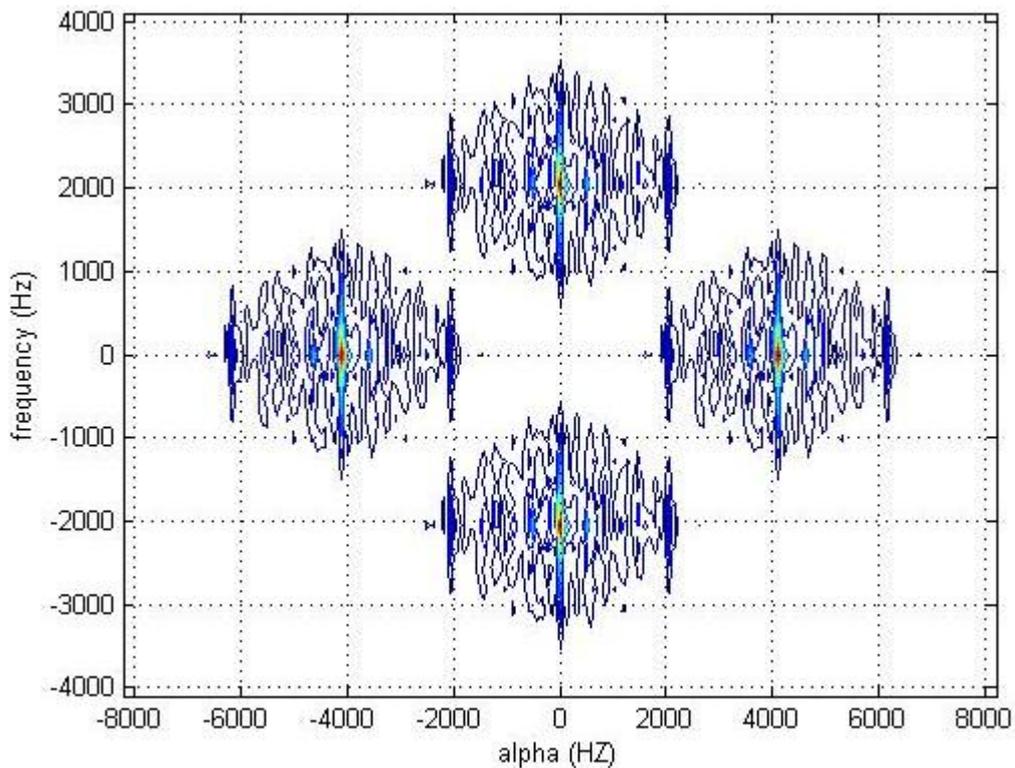


Figura 2.18 Gráfico de contorno de la Densidad de Correlación Espectral de la señal BPSK usando el algoritmo FAM

Después de realizar el análisis teórico y de simulación del detector de energía y de características ciclo-estacionarias, se encontró que el de energía sufre severas degradaciones con las incertidumbres de la potencia de ruido y el de ciclo-estacionaridad es robusto ante el ruido, pero tiene una complejidad computacional alta. Por lo tanto, estas dos categorías presentan desventajas, particularmente porque no alcanzan a cubrir los requisitos indispensables en las aplicaciones RC. Por tal motivo, se propone un nuevo método de detección espectral, llamado Estimación Espectral Candidato (CASE, *CAndidate Spectral Estimation*) para la radio cognitiva. Este método tendrá sus fundamentos en la estimación espectral basada en bancos de filtros y se incluye como una cuarta alternativa dentro de la categoría de detección del transmisor. El detector CASE estará diseñado para detectar y etiquetar una firma espectral específica de un usuario primario. El desarrollo y la descripción de este detector propuesto se darán en el capítulo tres. En la siguiente sección, se describe brevemente las técnicas de estimación espectral utilizadas en sistemas radio cognitiva en modo cooperativo, no es el objetivo de esta tesis tratar con detección espectral en modo cooperativo. Sin embargo, se incluyen a manera de introducir los beneficios que proporciona el modo cooperativo y tener

presente este tema como un trabajo futuro para el detector CASE propuesto en este trabajo de investigación.

### 2.3.2 Detección Espectral en modo Cooperativo

En la sección anterior, presentamos una descripción general de las técnicas de detección del espectro más utilizadas en Radio Cognitiva, tal como detección de filtro adaptado, de energía y de características ciclo-estacionarias. Hasta ahora, hemos considerado que sólo un usuario secundario (modo no cooperativo) realice la detección de la señal del usuario primario con las técnicas antes mencionadas. Sin embargo, en algunos escenarios RC la detección individual puede ser insuficiente, cuando las condiciones del canal se vean afectadas por desvanecimiento y/o ensombrecimiento. Estas condiciones podrían fácilmente originar que la señal a detectar tenga valores muy bajos de SNR y que sea casi imposible detectar la señal deseada por un usuario secundario individualmente. Una forma de resolver o mitigar este problema es utilizar la detección del espectro en forma cooperativa. En la detección del espectro en el modo cooperativo, las mediciones de varios usuarios secundarios se combinan y analizan juntas para determinar si el usuario primario esté presente o no.

Recientemente varios trabajos de investigación han estudiado la detección del espectro cooperativo. Los resultados de estas investigaciones han mostrado que la detección cooperativa de la señal del usuario primario es mejor que la realizada en forma individual (no cooperativa). A continuación, mencionamos algunos ejemplos para la detección cooperativa en escenarios RC. En [34], los autores utilizan varios usuarios RC (usuarios secundarios) para detectar una señal de televisión localizada a 10 kilómetros de la red de RC. Cada usuario secundario realiza una detección local y decide sobre la presencia de la señal de TV. Los autores calculan la probabilidad de interferencia versus el número de usuarios secundarios, encontrando que la probabilidad de interferencia disminuye cuando más usuarios RC operan en forma cooperativa para la detección de la señal deseada de la señal de TV.

En un sistema RC, un requerimiento importante es detectar al usuario primario en un tiempo mínimo. En [35], se ha mostrado que se reduce el tiempo de detección del usuario primario y que se mejora la probabilidad de detección a través de la cooperación entre usuarios RC. En resumen, los trabajos de investigación mencionados anteriormente muestran que la detección espectral cooperativa puede alcanzar un mejor desempeño que la no cooperativa. Sin embargo, hay algunos problemas que aún deben resolverse [36]. En primer lugar, debe garantizarse que el intercambio de información entre los usuarios RC trabajando en modo cooperativo sea confiable. En segundo lugar, la aplicación de la detección cooperativa en los métodos avanzados

de detección espectral, tal como detección de características ciclo-estacionarias y la detección basada en los auto-valores se requiere realizar más investigación.

El objetivo de esta sección, fue proporcionar un breve panorama de los beneficios de la detección del espectro en el modo cooperativo. Sin embargo, esta tesis se enfoca a la detección del espectro no cooperativo, la principal razón es porque hay varios desafíos en la detección del espectro de la señal del usuario primario cuando los usuarios RC trabajan en forma individual que aún no han sido resueltos. Por lo tanto, el primer paso de esta tesis doctoral es desarrollar un nuevo método de detección del espectro en el modo no cooperativo. Esta nueva propuesta debe ser robusta ante interferencias y detectar confiablemente y tan rápido como sea posible la señal del usuario primario, principalmente en escenarios con niveles bajos de SNR.

## 2.4 Técnicas de Comunicación Multiportadora

### 2.4.1 Introducción

En las secciones anteriores, mencionamos que la detección del espectro de radio es función crucial de los sistemas Radio Cognitiva (RC) y es una función esencial que deben de tener los usuarios secundarios (SU's, *Secondary Users*) para la detección confiable de usuarios primarios (PU's, *Primary Users*). Adicionalmente a una técnica de detección confiable, es también importante que los sistemas RC tengan un sistema de transmisión de datos que no causen interferencia en la banda de frecuencias de los usuarios primarios. En [37], Cabric y Brodersen mencionan que los sistemas RC tienen varios requerimientos en cuanto a transmisión se refiere como son: Primero, las bandas de frecuencias para la transmisión podrían estar sobre un amplio rango de frecuencias, con anchos de banda variables. Segundo, para un uso eficiente del espectro y potencia cada usuario RC debe estimar la calidad de las frecuencias libres. Por último, diferentes aplicaciones podrían requerir la selección de bandas de frecuencias para evitar interferencias con usuarios primarios adyacentes a estas bandas. Por lo tanto, el esquema de transmisión de datos deberá permitir la asignación de cualquier banda de frecuencia a cualquier usuario RC y debe ser escalable con el número de bandas y usuarios (ver Figura 2.19).

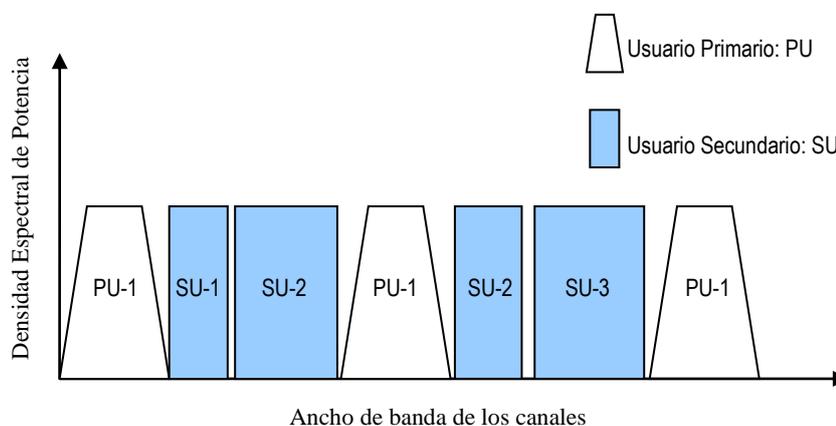


Figura 2.19 Compartición del espectro de radio asignado a PU's con SU's utilizado el concepto de Radio Cognitiva

Para cubrir los requisitos antes mencionados, se han identificado a las técnicas de modulación multiportadora como una opción para la implementación y diseño de la capa física para los sistemas la Radio Cognitiva [39]. La razón fundamental de la aplicación de RC a la modulación multiportadora es su flexibilidad para el control de los parámetros de transmisión en el dominio de la frecuencia.

Además, actualmente la mayoría de los sistemas de comunicación inalámbricos utilizan diferentes técnicas de modulación multiportadora (MCM: *Multi Carrier Modulation*), por ejemplo, la televisión digital terrestre (DVB-T, Digital Video Broadcasting-Terrestrial), sistemas Celulares (4G), WiMAX, por mencionar algunos. Las técnicas de modulación multiportadora son métodos de transmisión eficiente, donde la idea básica es dividir el canal en subcanales paralelos, y entonces considerar cada subcanal como un canal Gaussiano de banda limitada.

En los sistemas Multiportadora, especialmente la multiplexión por división en frecuencia (OFDM, *Orthogonal Frequency-Division Multiplexing*), ha sido adoptada por varios estándares de comunicación. En las aplicaciones por cable el más conocido es ADSL (Asymmetrical Digital Subscriber Lines), diseñada para la transmisión de datos de video sobre las líneas telefónicas existentes. En las aplicaciones inalámbricas que utilizan OFDM están, entre otros, Wireless LAN, WiMAX y Televisión Digital Terrestre (DVB-T).

Hay diferentes de técnicas multiportadora, pero la multiplexión por división de frecuencia (OFDM) ha sido sin duda la más importante de todas. Por ejemplo, OFDM ha llegado a ser la modulación seleccionada para la red de área local inalámbrica (WLAN) y para los estándares de la radio difusión digital terrestre (digital audio and video broadcasting; DAB, DVB-T, DVB-H) [4]. En la práctica, OFDM utiliza el prefijo cíclico (CP, cyclic prefix), el cual es más largo que la respuesta del impulso del canal o el máximo retraso multi-trayectoria, utilizado para eliminar la interferencia intersímbolo (ISI) causada por el canal de comunicación.

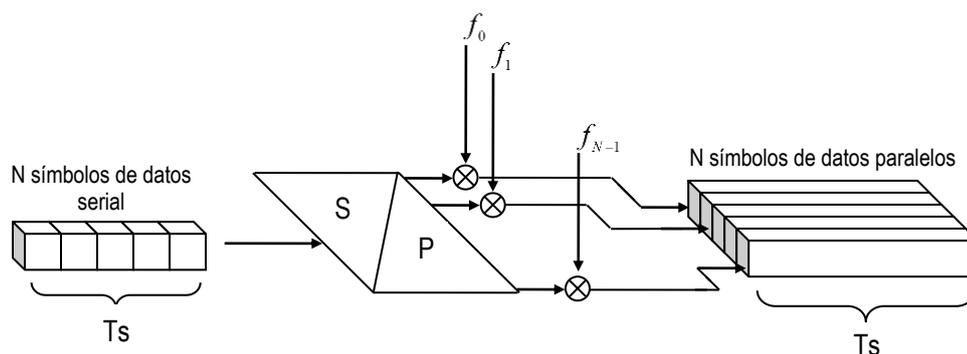


Figura 2.20 Sistema de Transmisión Multiportadora al convertir la convolución de la señal transmitida y respuesta del canal en convolución circular [39]

Trabajos recientes en radio cognitiva (RC) han sugerido a la comunicación multiportadora basada en la multiplexación por división de frecuencia ortogonal (OFDM, *Orthogonal Frequency-Division Multiplexing*) como posible candidata para las redes de Radio Cognitiva [39][40][41].

En resumen, detectar señales de usuarios primarios con modulación multi-portadora es muy relevante en el área de la Radio Cognitiva, principalmente debido a que las técnicas MCM son tecnologías muy utilizadas en la gran mayoría de los sistemas de comunicaciones inalámbricas modernos. Se describe en una forma resumida las dos formas más importantes de la MCM que son la OFDM y bancos de filtros. La principal ventaja de las modulaciones multi-portadora es que son robustas a la interferencia inter-símbolo (ISI, *intersymbolic interference*) que aparece en las comunicaciones de banda ancha con multi-trayectoria.

El objetivo de esta sección no es realizar un estudio exhaustivo sobre las técnicas de modulación multiportadora basadas sobre la Radio Cognitiva, sino más bien presentar una breve introducción sobre los diferentes métodos disponibles de la comunicación multi-portadora para la Radio Cognitiva.

## 2.4.2 Sistemas OFDM y OFDM/OQAM

La Multiplexión por División de Frecuencia Ortogonal (OFDM, *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*) es un caso especial de los sistemas de transmisión multi-portadora, en el cual el espaciamiento entre sub-portadoras es seleccionado tal que cada sub-portadora está localizada en el primer nulo de la sub-portadora adyacente en el espectro. Además, cada sub-portadora puede modularse con alguna técnica de modulación tal como: FSK, PSK, QAM, OQAM. La técnica OFDM ha sido adoptada por varios estándares de comunicación. En las aplicaciones con cables el más conocido es ADSL, donde la transmisión de datos se lleva cabo sobre las líneas de cobre telefónicas. En las aplicaciones inalámbricas que utilizan OFDM son, entre otras, Wireless LAN, WiMAX, 4G y Digital Video Broadcasting-Terrestrial (DVB-T).

En 2004, T. Weiss y F.K. Jondral sugirieron a la multi-portadora OFDM como candidata para la Radio Cognitiva [39]. La razón fundamental es que OFDM tiene varias ventajas como el decremento de la razón de símbolo, lo cual resultaba en una menor sensibilidad a la interferencia inter-símbolo y entonces se podrían utilizar estructuras de ecualizador más simples. Otra ventaja de utilizar sistemas multi-portadora OFDM en los sistemas RC, es la posibilidad de utilizar la transformada de Fourier en el módulo del receptor para el análisis del espectro del usuario primario con un costo mínimo adicional.

Sin embargo, en el 2007, E. Azarnassb y demás autores, encontraron algunas desventajas de OFDM en aplicaciones RC, como el problema de la fuga espectral y el bajo rango dinámico [24]. Adicionalmente, otras desventajas del sistema OFDM son: la alta razón entre la potencia pico y la potencia promedio (PAPR, *High Peak to Average Power Ratio*) que provocan un problema de potencia en las sub-portadoras degradando la señal y que requieren una correcta sincronización en el tiempo y la frecuencia.

Para reducir el problema de fuga espectral de los sistemas multi-portadora OFDM convencional, las compañías Philips y France Telecom propusieron otra técnica multi-portadora para RC basada en banco de filtros utilizando la modulación Offset QAM (OQAM, *Offset Quadrature Amplitude Modulation*) [24]. En OFDM/OQAM cada sub-portadora está modulada con una modulación Offset QAM. Más detalles de los conceptos básicos de esta técnica de modulación se encuentran en [26]. El acceso a las bandas no licenciadas por usuarios secundarios puede utilizar la modulación OFDM/OQAM para evitar interferencias a los usuarios primarios. Con el sistema de multi-portadora con OFDM/OQAM es posible dejar un conjunto de sub-portadoras sin utilizar, esto proporciona una forma espectral flexible [34]. Utilizar OFDM-OQAM basada en bancos de filtros como capa física de los sistemas RC ofrece las siguientes ventajas: La atenuación de la banda de paro de cada sub-portadora puede controlarse a través del diseño del filtro prototipo y entonces controlar el nivel de interferencia que producen los usuarios secundarios a los primarios.

Desde el punto de vista de detección del espectro, detectar señales MCM como usuarios primarios es muy relevante ya que OFDM es una tecnología utilizada en la gran mayoría de los sistemas de comunicación inalámbricos actuales y futuros. La capacidad de detectar bandas libres (huecos espectrales), sin interferir con los usuarios primarios es la principal dificultad que enfrenta las técnicas de detección del espectro actuales basadas en la Radio Cognitiva.

### **2.4.3 Sistemas Multiportadora basada en banco de Filtros**

A pesar del hecho que los sistemas OFDM convencionales proporcionan numerosas ventajas, tal como los mecanismos de múltiple acceso, robustez a la propagación multi-trayectoria y los beneficios de diversidad frecuencial, podría no ser la opción óptima para los sistemas RC. Estos sistemas sufren interferencias por parte de los PU's debido a largos lóbulos laterales de su respuesta en frecuencia del filtro, y la inserción del prefijo cíclico (CP, *Cyclic Prefix*) en cada símbolo OFDM degrada la capacidad del sistema.

Los sistemas multi-portadora de banco de filtros (FBMC, *Filter Bank Multicarrier System*) utilizan la técnica de modulación Offset QAM para obtener una menor interferencia inter-símbolo (ISI) e interferencia inter-portadora (ICI) utilizando formas de pulso con lóbulos laterales más pequeños y sin utilizar el prefijo cíclico.

En [41], Peiman Amini y demás autores, propusieron la modulación multi-portadora basada en banco de filtros para los sistemas RC. Estos sistemas MCM basados en banco de filtros son: Filtered Multitone (FMT), el cual es una técnica de modulación multi-portadora desarrollada especialmente para líneas de abonado dedicadas (DSL: *Dedicated Subscriber Line*) y Banco de Filtros de Coseno Modulado (CMFB, *Cosine Modulated Filter Bank*) también diseñadas para DSL. Los autores concluyen que tanto FMT y CMT son buenas candidatas para su aplicación en sistemas RC.

En [42], los autores estudian y comparan tres métodos de comunicación basados en filtros para los sistemas Radio Cognitiva. El primer método es FMT (Filtered Multitone), donde las sub-portadoras están colocadas de tal forma que no se traslapan, haciendo al sistema FMT robusto ante los problemas de canal (multi-trayectoria, desvanecimiento, ensombrecimiento, interferencias) pero conduce a una pérdida de eficiencia del ancho de banda del sistema. El segundo método es OFDM con Offset QAM, el cual se basa en la transmisión de los componentes de los símbolos QAM de fase y cuadratura desplazados en el tiempo por un periodo de medio símbolo OFDM. El tercer método, el cual se conoce como CMT (*Cosine Modulated Multitone*) está basado en bancos de filtros coseno modulado. Finalmente, ellos encontraron que en el sistema OFDM-OQAM presenta mejores prestaciones en la aplicación en sistemas RC.

Recientemente el Proyecto PHYDYAS ( *PHYSical layer for DYnamic AccesS*) propuso una capa física basada en Banco de Filtros Multi-portadora (FBMC, *FilterBank Multicarrier*) para los nuevos conceptos de gestión del espectro de acceso dinámico (DASM, *Dynamic Access Spectrum Management*) y radio cognitiva (RC) [45].

## 2.5 Conclusiones

En este capítulo, se confirmó mediante las mediciones de ocupación del espectro de radio, que el problema de saturación de este recurso limitado es debido a la actual y deficiente gestión del espectro. Una solución a la saturación del espectro, que es ampliamente considerada por la comunidad científica y la industria de las telecomunicaciones, es la utilización de la tecnología Radio Cognitiva (RC).

Se analizaron y discutieron el comportamiento de las técnicas de detección de energía, de filtro adaptado y de detección de características para radio cognitiva. Se encontró que la desventaja principal para la detección de energía fue su degradación en su comportamiento en escenarios con incertidumbre en el nivel de ruido. Adicionalmente, el detector de energía no puede diferenciar la señal deseada del ruido y/o interferencias. Por otra parte, en relación con el filtro adaptado su principal desventaja es que requiere conocer la estructura completa de la señal transmitida por el usuario primario para poder realizar su detección. En cuanto, a la técnica de detección de las características ciclo-estacionarias puede diferenciar la señal de usuario primario del ruido y/o interferencias, pero para lograrlo requiere una alta complejidad computacional.

Desafortunadamente, estas técnicas de detección espectral mencionadas anteriormente, no han alcanzado a cubrir adecuadamente los requerimientos de los sistemas RC. Por tal motivo, este trabajo se enfoca en la investigación de una nueva técnica de detección espectral que realice una detección confiable de los usuarios primarios y tenga una complejidad computacional moderada.

Esta tesis doctoral propone desarrollar un nuevo método de detección del espectro para su aplicación en los sistemas RC en el modo no cooperativo. En el siguiente capítulo, se presenta las bases teóricas y análisis de este nuevo método. Esta nueva propuesta debe ser robusta ante interferencias y detectar confiablemente y tan rápido como sea posible la señal del usuario primario en escenarios de alto y bajo SNR.

## 2.6 Referencias

- [1] “Spectrum Occupancy Measurements, Location 4 of 6: Republican National Convention, New York City, New York, August 30, 2004 – Sept. 3, 2004, Revision 2”. [http://www.sharedspectrum.com/inc/content/measurements/nsf/4\\_NSF\\_NYC\\_Report.doc](http://www.sharedspectrum.com/inc/content/measurements/nsf/4_NSF_NYC_Report.doc)
- [2] “Spectrum Occupancy Measurements: Chicago, Illinois, November 16-18, 2005”, Mark A. McHenry, Dan McCloskey, Shared Spectrum Company Report, 2005. [http://www.sharedspectrum.com/measurements/download/NSF\\_Chicago\\_2005-11\\_measurements\\_v12.pdf](http://www.sharedspectrum.com/measurements/download/NSF_Chicago_2005-11_measurements_v12.pdf).
- [3] M. Wellens, J. Wu, P. Mähönen, “Evaluation of Spectrum Occupancy in indoor and outdoor scenario in the context of Cognitive Radio,” in Proc. Second International conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (RCwnCom 2007), August 2007.
- [4] Md Habibul Islam et al., “Spectrum Survey in Singapore: Occupancy Measurements and Analyses,” in Proc. 3rd. International conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (RCwnCom 2008), May 2008.
- [5] Miguel López-Benítez, Anna Umbert and Fernando Casadevall, “Evaluation of Spectrum Occupancy in Spain for Cognitive Radio Applications” IEEE 69th Vehicular Technology Conference (VTC 2009 Spring), Barcelona, 26-29 April 2009.
- [6] J. Mitola, “Cognitive Radio for Flexible Mobile Multimedia Communications,” IEEE, 1999.
- [7] Q. Zhao and Brian M. Sadler, “A Survey of Dynamic Spectrum Access,” IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 24, pp 79-89, No. 3 May 2007.
- [8] D. Cabric, Ian D. O’Donnell, Mike Shou-Wei Chen and R. W. Brodersen, “Spectrum Sharing Radios,” Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2004.
- [9] J. Mitola and G. Q. Maguire, “Cognitive radio: Making Software Radio more Personal,” IEEE Personal Communications Mag, vol. 6 no. 4, pp. 13-18, August 1999.
- [10] FCC commission, “Notice of proposed rule making: Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies,” vol. ET Docket no. 03-108, Dec 2003.
- [11] T. Renk, C. Kloeck, and F. K. Jondral, “A Cognitive Approach to the Detection of Spectrum Holes in Wireless Networks,” Computer Communications and Networking Conference. CCNC 2007, January 2007 4th IEEE 2007.
- [12] S. Haykin, “Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications,” IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 23, pp. 201-220, Feb 2005.

- [13] F. C. Commission, "Notice of inquiry and notice of proposed rulemaking", vol. ET Docket no. 03-237, November 2003.
- [14] C. Cordeiro, M. Ghosh, D. Cavalcanti, and K. Challapali, "Spectrum Sensing for Dynamic Spectrum Access of TV Bands". In Proc. of RCownCom, July 2007.
- [15] I. F. Akyildiz, W.-Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty, "Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey," *Computer Networks*, Vol. 50, pp 2127-2159, May 2006.
- [16] Steven, M. Kay, "Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory," Prentice Hall, Vol. II, 1998.
- [17] R. Tandra and A. Sahai, "Fundamentals Limits on Detection in low SNR," In proc. of wireless Comm05 Symposium on Signal Processing, June 2005.
- [18] J. Proakis "Digital Communications," 3rd. edition, Mc Graw Hill. USA 1995
- [19] D. Cabric, S. M. Mishra, and R. W. Brodersen, "Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios," *Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2004.
- [20] R. A. Mokhtar, S. Khatun, B. Ali, and R. A. Saeed, "Cognitive radio technology for flexible spectrum sharing," *SCORED*, Kuala Lumpur, Malaysia. June 2006.
- [21] D. Cabric, A. Tkachenko, and R. W. Brodersen, "Spectrum sensing measurements of pilot, energy, and collaborative detection," 2006.
- [22] D. Cabric, Artem Tkachenko and R. W. Brodersen, "Experimental Study of Spectrum Sensing Based on Energy Detection and Network Cooperation," *First International Workshop on Technology and Policy for Accessing Spectrum*, August 5 2006.
- [23] Bruce A. Fette, , "Cognitive Radio Technology," First Edition, Elsevier 2006.
- [24] Urkowitz Harry, "Energy Detection of Unknown Deterministic Signals," *Proceedings of the IEEE*, 55, Apr. 1967, 523-531.
- [25] Sonnenschein Alexander, "Radiometric Detection of spread-Spectrum Signals in Noise of Uncertain Power," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 28, No. 3, July 1992.
- [26] W.A. Gardner, "Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 8, pp. 14-36, 1991.
- [27] W.A. Gardner, "Spectral correlation of modulated signals: part I-analog modulation," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 35, no. 6, pp. 584-594, 1987.
- [28] W.A. Gardner, W.A. Brown III, and Chih-Kang Chen, "Spectral correlation of modulated signals: part II-digital modulation," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 35, no. 6, pp. 595-601, 1987.

- [29] W.A. Gardner, "Cyclostationarity in Communications and Signal Processing," IEEE press, 1994.
- [30] Robers, R. S., Brown, W.A., and Loomis, H.H., "Computationally Efficient Algorithms for Cyclic Spectral Analysis," IEEE Signal Processing Magazine, pp. 38-49, April 1991.
- [31] A. William, H. Herschel, "Digital Implementations of Spectral Correlations Analyzers," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, no. 2, pp. 703-720, Feb. 1993.
- [32] Da Costa Evandro. L. "Detection and Identification of Cyclostationary Signals," MS Thesis, Monterrey California, Naval Postgraduate School, March 1996.
- [33] Eric April. "On the Implementation of the Strip Spectral Correlation Algorithm for Cyclic Spectrum Estimation," Technical Report, Defence Research Establishment Ottawa, February 1994.
- [34] R. A. Mokhtar, S. Khatun, B. Ali, and R. A. Saeed, "Cognitive radio technology for flexible spectrum sharing," IEEE, 2006.
- [35] G. Ganesan and Y. Li, "Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks," Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 137-143, November 2005.
- [36] Yonghong Zeng, Ying-Chang Liang, Anh Tuan Hoang and Rui Zhan, "A review on Spectrum Sensing Techniques for Cognitive Radio: Challenges and Solutions," EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Volume 2010.
- [37] Cabric Danijela, and Brodersen Rober W., "Physical Layer Design Issues Unique to Cognitive Radio Systems," IEEE 16<sup>th</sup> International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2005
- [38] R. Van Nee and R. Prasad, Norwood, OFDM for Wireless Multimedia Communications. Artech House MA, USA, 2000.
- [39] T. Weiss and F. Jondral, "Spectrum pooling: an innovative strategy for the enhancement of spectrum efficiency," IEEE Communications Magazine, vol. 42, No. 3, pp. S8-S14, March 2004.
- [40] Farhang-Boroujeny and R. Kempter, "Multicarrier communication techniques for spectrum sensing and communication in cognitive radios," accepted for publication in IEEE Communications Magazine, May 13 2007 Park, Y.
- [41] P. Amini, R. Kempter, R. Chen, L. Lin, and B. Farhang-Boroujeny, "Filter multitone: A physical layer candidate for cognitive radio." in Proceedings of the Software Defined Radio Technical Conference and Product Exhibition (SDR '05), Orange County, Calif, USA, November 2005.

- [42] P. Amini, R. Kempter, and B. Farhang-Boroujeny, "A comparison of alternative filterbank multicarrier methods for Cognitive Radio systems," in Proceedings of the Software Defined Radio Technical Conference and Product Exhibition (SDR '06), Orlando, Fla, USA, November 2006.
- [43] N. V. Khambekar, L. Dong, and V. Chaudhary, "Utilizing OFDM guard interval for spectrum sensing," In Proc. IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Mar 2007.
- [44] P. Shioan, C. Siclet, and Lacaille, "Analysis and design of OFDM/OQAM systems based of filter bank theory," IIE transactions on Signal Processing, vol. 50, No. 5, pp. 1170-1183, May 2002.
- [45] "PHYDYAS-Physical layer for dynamic spectrum access and cognitive radio," <http://www.ict-phydyas.org/>.

## Capítulo 3

### 3 Método de Estimación Espectral Candidato para la Radio Cognitiva

#### 3.1 Introducción

Para poder utilizar el espacio radioeléctrico asignado a los usuarios primarios (PU's, *primary users*) que se encuentra temporalmente libre y no causarles interferencias, los sistemas RC deben detectar las señales de los PU's a niveles SNR (*Signal to Noise Ratio*) muy bajos.

Este trabajo de tesis propone un nuevo método de detección espectral, llamado Estimación Espectral Candidato (CASE: *Candidate Spectral Estimation*). Este nuevo método deberá cubrir los requisitos mínimos que demandan los sistemas RC y la no interferencia a los usuarios primarios. Por lo tanto, CASE deberá ser capaz de detectar e identificar una firma espectral específica del usuario primario con niveles de SNR bajo, en forma confiable, tan rápido como sea posible y con una complejidad computacional moderada.

En este capítulo, nos enfocamos en encontrar los fundamentos teóricos de esta nueva alternativa de estimación espectral para la Radio Cognitiva. Como se explicó en el capítulo 2, la mayoría de los trabajos actuales utilizan el esquema de detección del transmisor para detectar la presencia de señales de usuarios primarios. La razón principal del uso de esta técnica, es su

flexibilidad y factibilidad en la implementación en los sistemas RC. Adicionalmente, proporciona la capacidad de coexistir con los sistemas de comunicación inalámbricos en actual operación, sin que éstos últimos realicen modificaciones en sus sistemas. Por lo tanto, el detector CASE estará diseñado bajo la categoría de la detección del transmisor.

Convencidos de que la tarea más importante es la detección confiable de la presencia de los usuarios primarios y que ésta representa uno de los mayores desafíos que tiene que hacer frente la tecnología Radio Cognitiva. El método CASE tiene como función esencial detectar los huecos espectrales y de una forma inteligente utilizar las bandas de frecuencia libres de usuarios primarios sin causarles interferencias. Este procedimiento está basado en el esquema de banco de filtros y se incluye como la cuarta alternativa de las técnicas de estimación espectral dentro de la categoría de detección del transmisor (Figura 3.1).

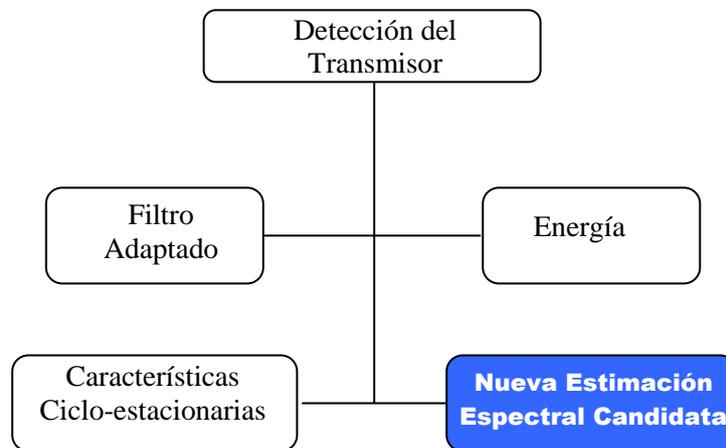


Figura 3.1 Técnicas de detección de las señales emitidas por el transmisor y la nueva estimación espectral candidata para aplicaciones Radio Cognitiva.

En el análisis espectral, hay varios métodos de estimación del espectro y se clasifican en dos categorías principalmente: paramétricos y no paramétricos (véase Figura 3.2)[2]. Los métodos paramétricos son aquellos en los cuales la densidad espectral de potencia (PSD: *Power Spectral Density*) es estimada primero calculando los parámetros del sistema lineal que genera la señal. La señal se modela por alguno de los métodos siguientes: auto-regresivo (AR: *autoregressive*), promedio móvil (MA: *Moving Average*) o auto-regresivo de promedio móvil (ARMA: *Auto-Regresive Moving Average*). Dentro de este grupo también está el método de máxima entropía. Estos métodos dan mejores resultados que los métodos no paramétricos clásicos cuando la longitud disponible de los datos es relativamente corta. Sin embargo, la gran desventaja los métodos paramétricos es si la señal no está adecuadamente descrita por el modelo el resultado no es el adecuado.

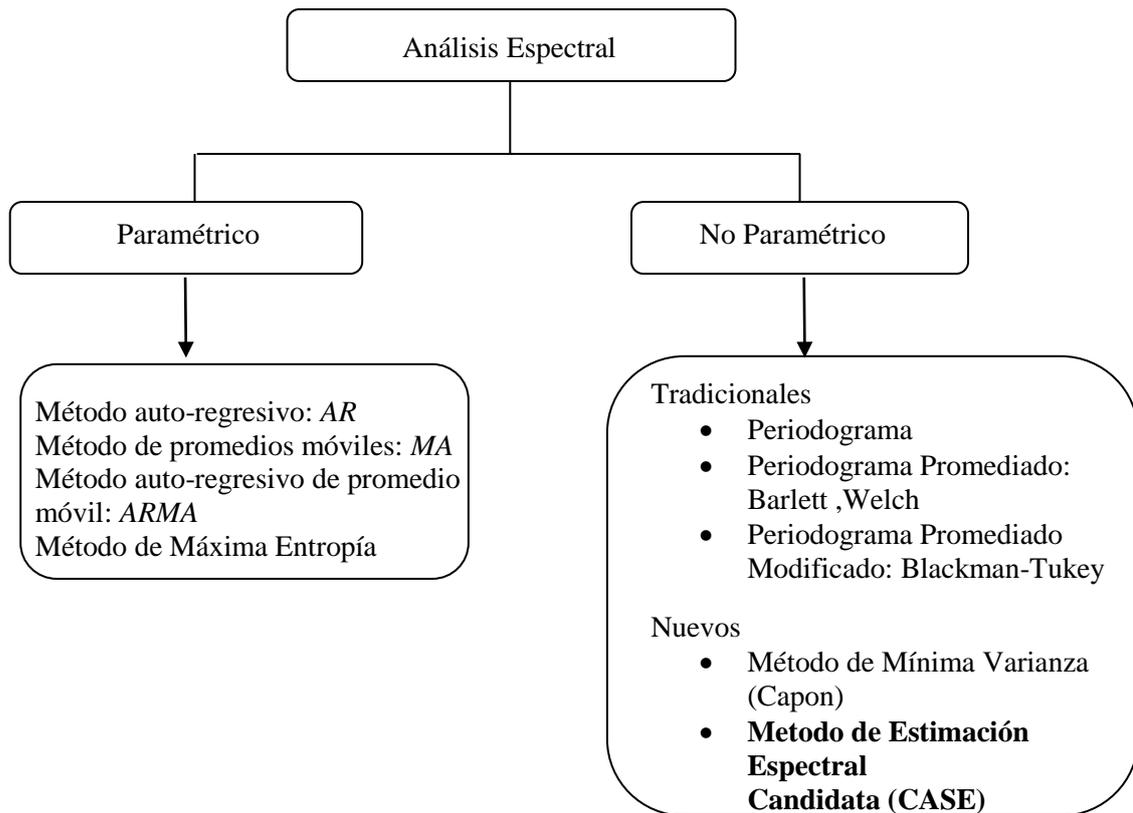


Figura 3.2 Clasificación de las técnicas de Análisis Espectral

Por otro lado, los métodos clásicos o técnicas no paramétricas para la estimación del espectro se basan en la estimación de la secuencia de auto-correlación de una señal aleatoria. Posteriormente aplican la transformada de Fourier para obtener una estimación de la densidad espectral de potencia. Estos métodos no tienen suposiciones acerca del espectro de potencia y tratan de encontrar una estimación aceptable del espectro de potencia sin conocer a priori la estructura de la señal a ser estimada.

Dentro de los métodos no paramétricos tradicionales de detección espectral tenemos, el primer método no paramétrico conocido como periodograma, introducido por Shuster en 1898. El periodograma es el método más simple dentro de esta categoría. Emplea la transformada de Fourier para estimar la PSD, sin embargo, este método presenta una estimación inconsistente. Con el fin de obtener estimaciones consistentes de la PSD se realizaron varias modificaciones al periodograma. En 1948, Bartlett para reducir la varianza del periodograma, subdivide la señal analizada en segmentos no traslapados, cada segmento de cierta longitud, entonces calcula el periodograma para cada uno de estos segmentos y los promedia. En 1958, Blackman y Tukey analizan el periodograma y proponen que la secuencia de auto-correlación sea enventanada

primero y después se aplicará la transformada de Fourier para estimar la PSD. Más tarde en 1967, Welch realiza dos modificaciones al método de Bartlett, primero permite que los segmentos se traslapen y segundo eventana los segmentos de datos antes de calcular el periodograma. El proceso de eventado permite eliminar la inconsistencia y la irregularidad del periodograma, hace que se suavicen las ordenadas del mismo pero introduce la dificultad de diferenciar frecuencias próximas. Estos métodos no hacen suposiciones acerca de cómo son generados los datos y entonces son llamados no paramétricos. Adicionalmente, a los métodos no paramétricos tradicionales, se tienen los nuevos métodos no paramétricos, como son el método de mínima varianza desarrollado por Capon (1966) y el método de máxima entropía. En lo particular, el desarrollo de las bases teóricas del detector CASE, estará bajo la categoría de los métodos no paramétricos, específicamente enfatizaremos aquellos que utilizan el banco de filtros porque es posible aplicarlos a la tecnología de la Radio Cognitiva y sistemas multi-  
portadora.

### 3.2 Banco de Filtros en Análisis Espectral

En análisis espectral, una forma simple de calcular la densidad espectral de potencia de la señal  $x(n)$ , es por medio de banco de filtros. El banco de filtros es un estimador espectral no paramétrico, que estima la PSD de la señal deseada de la siguiente manera. Se requiere encontrar la relación entre la salida del banco de filtros y la PSD de la señal que se desea estimar. Considerando que  $x(n)$  sea un proceso estacionario en un sentido amplio (WSS, *Wide-Sense Stationary*) con una densidad espectral de potencia igual a  $S_x(\omega)$  y  $A_{\omega_o}(\omega)$  un filtro ideal pasa-banda con un ancho de banda  $B_N$  con frecuencia central  $\omega_o$ , como puede verse en la Figura 3.3. Entonces, si la señal  $x(n)$  se filtra con  $A_{\omega_o}(\omega)$  la salida del filtro puede expresarse como:

$$y_{\omega_o}(n) = \sum_{q=0}^{Q-1} a_{\omega_o}(q)x(n-q) = \mathbf{a}^H(\omega_o)\mathbf{x}(n) \quad (3.1)$$

donde  $\mathbf{a}^H$  es la respuesta del filtro al impulso con un número de coeficientes  $Q$ , y la densidad espectral de potencia de salida puede escribirse como:

$$S_y^{\omega_o}(\omega) = S_x(\omega) |A_{\omega_o}(\omega)|^2 \quad (3.2)$$

Adicionalmente, en la Figura 3.3 puede verse, que si el filtro es muy selectivo entonces la salida del filtro realmente calcula la potencia de la señal dentro del ancho de banda  $B_N$ , en lugar de la PSD, y la potencia de  $y_{\omega_0}(n)$  está definida por:

$$P(\omega_0) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_y^{\omega_0}(\omega) d\omega = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_x(\omega) |A_{\omega_0}(\omega)|^2 d\omega \approx \hat{S}_x(\omega_0) \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |A_{\omega_0}(\omega)|^2 d\omega \quad (3.3)$$

si consideramos el ancho de banda del filtro  $B_N = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |A_{\omega_0}(\omega)|^2 d\omega$  de tal forma que  $S_x(\omega_0)$  puede considerarse aproximadamente constante sobre esta banda, entonces el nivel de potencia aproximado puede calcularse como:

$$P(\omega_0) \approx \hat{S}_x(\omega_0) B_N \quad (3.4)$$

Por lo tanto, es posible estimar la PSD de  $x(n)$ , alrededor de la frecuencia central  $\omega_0$ , desde el proceso de filtrado, realizando la estimación de la potencia de  $y_{\omega_0}(n)$  y dividiéndola por el ancho de banda del filtro,  $B_N$

$$\hat{S}_x(\omega_0) = \frac{P(\omega_0)}{B_N} \quad (3.5)$$

Aunque esta ecuación se derivó para la frecuencia  $\omega_0$ , podemos considerar que es válida para todo valor  $\omega$  siempre y cuando la respuesta del filtro a la frecuencia de análisis sea la unidad, entonces la densidad espectral de potencia de  $x(n)$  para cualquier valor de  $\omega$  es:

$$\hat{S}_x(\omega) = \frac{P(\omega)}{B_N} \quad (3.6)$$

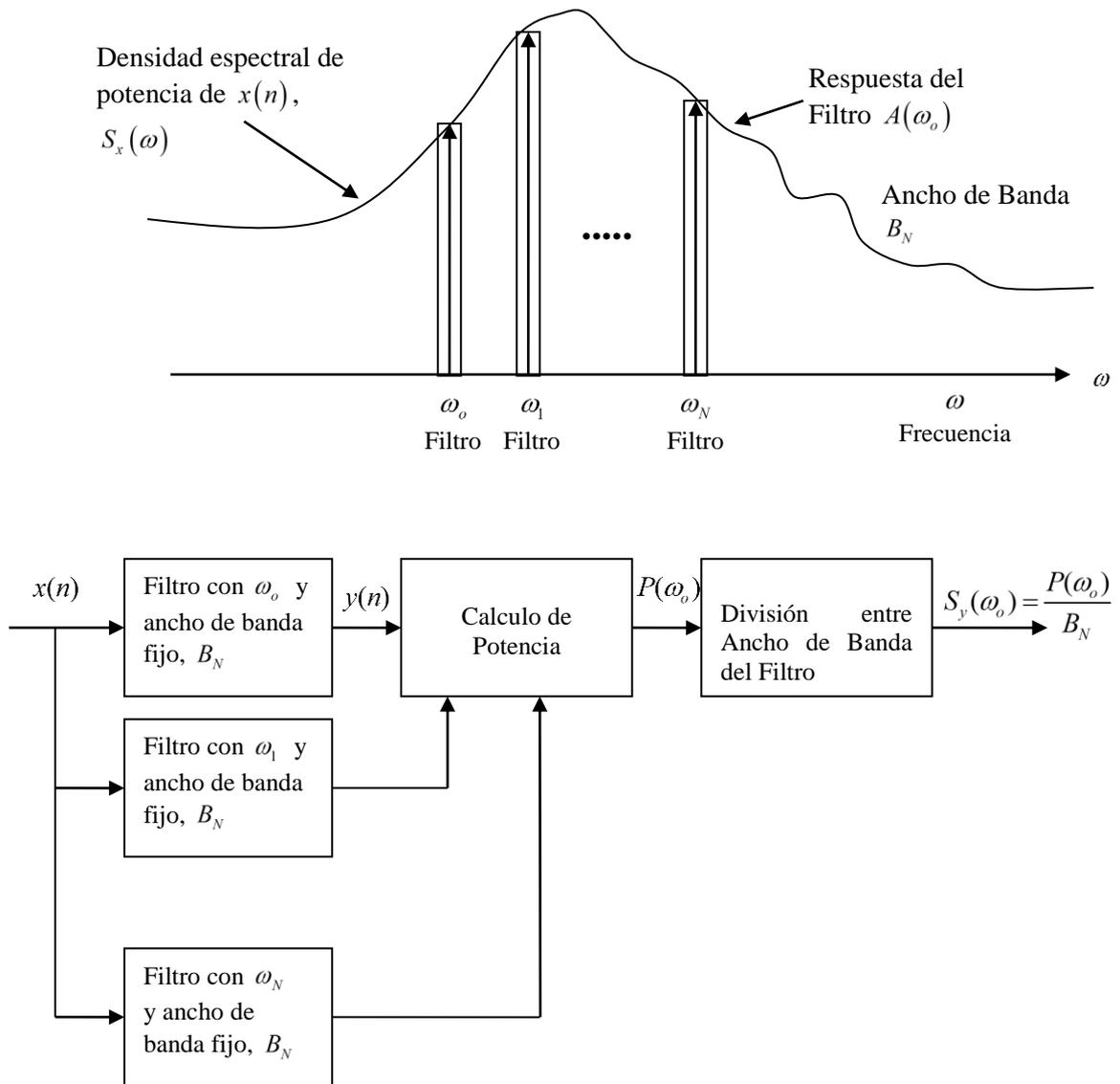


Figura 3.3 Método de banco de filtros para estimar la densidad espectral de potencia de la señal recibida,  $x(n)$

La Figura 3.3 muestra la estimación espectral de la densidad espectral de potencia (PSD) de la señal  $x(n)$  utilizando el método de banco de filtros. En el método de banco de filtros, la señal  $x(n)$ , pasa a través de un banco de filtros que varían su frecuencia central,  $\omega_N$  donde  $N = 0, 1, \dots, N$ , sobre un rango específico. Entonces, se calcula la potencia de salida, y finalmente la estimación de la PSD se obtiene dividiendo la potencia entre el ancho de banda equivalente del filtro. Aunque, en la Figura 3.3 se muestra un banco de filtros, en realidad este método tiene un solo filtro pasa-banda, el cual hace un barrido en la banda de frecuencia de interés, como por ejemplo desde la frecuencia  $\omega_0$  hasta la frecuencia  $\omega_N$  y puede considerarse como un banco de filtros. El método más conocido de banco de filtros es el método de Capon, el cual pertenece a

la clase de métodos de detección espectral no paramétricos, y se describe con mayor detalle en la siguiente sección.

### 3.3 Método de Capon

El método de estimación espectral de mínima varianza (MVSE: *Minimum Variance Spectral Estimation*), fue originalmente desarrollado por J. Capon [1], para la estimación del número de onda de frecuencia y utilizado por Lacoss [4]. Este método también es conocido como Método de Capon, permite estimar la densidad espectral de potencia (PSD) a través del banco de filtros pasa-banda de banda angosta. Entonces, para estimar la PSD de la señal deseada, se mide primero la potencia de la señal en la salida del banco de filtros a la frecuencia central,  $\omega_o$ , conocida como frecuencia de direccionamiento. La característica más importante de este método es la selección de la respuesta del filtro tal que la potencia de salida está sujeta a la siguiente restricción: la señal recibida es filtrada a la frecuencia central,  $\omega_o$ , y pasa sin ser distorsionada, mientras que a todas las demás frecuencias la potencia es minimizada. Finalmente, la PSD se calcula dividiendo la potencia estimada entre el ancho de banda del filtro.

#### 3.3.1 Derivación del Método de Capon

Como se mencionó en la sección anterior, el objetivo del método de Capon es estimar la PSD de una señal deseada utilizando banco de filtros. Desde este punto de vista, este método puede formularse como un problema de diseño de filtros sujeto a algunas restricciones. Si consideremos una señal discreta en el tiempo,  $x(n)$ ,  $0 \leq n \leq N-1$ , de la cual se requiere estimar la densidad espectral de potencia. Entonces, la señal  $x(n)$  se pasa a través de un filtro de respuesta al impulso finita (FIR: *Finite Impulse Response*) y la señal de salida del filtro,  $y(n)$  es:

$$y(n) = \sum_{q=0}^{Q-1} a(q)x(n-q) = \mathbf{a}^H \begin{bmatrix} x(n) \\ x(n-1) \\ \vdots \\ x(n-Q+1) \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

donde  $\mathbf{a}^H$  es la respuesta del filtro al impulso con un número de coeficientes  $Q$ ,  $(\cdot)^H$  denota la transpuesta conjugada. Utilizando la definición de la potencia y aplicándola a la salida del filtro, obtenemos:

$$P(\omega) = E\{|y(n)|^2\} \quad (3.8)$$

donde  $E\{\cdot\}$  denota el operador del valor esperado, sustituyendo la ecuación (3.7) en (3.8), se puede calcular la potencia de salida del filtro de la siguiente manera:

$$(3.9) \quad P(\omega) = E \left\{ \left[ \mathbf{a}^H \begin{bmatrix} x(n) \\ x(n-1) \\ \vdots \\ x(n-Q-1) \end{bmatrix} \right]^2 \right\} = \mathbf{a}^H E \left\{ \begin{bmatrix} x(n) \\ x(n-1) \\ \vdots \\ x(n-Q-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(n)^H & x(n-1)^H & \cdots & x(n-Q-1)^H \end{bmatrix} \right\} \mathbf{a}$$

Como se puede observar en la ecuación (3.9), el término central corresponde a la definición de la matriz de auto-correlación. Por lo tanto, la potencia de salida del filtro puede reescribirse en forma matricial como se muestra en (3.10)

$$(3.10) \quad P(\omega) = \mathbf{a}^H \mathbf{R} \mathbf{a}$$

La ecuación (3.10) calcula la potencia de la salida del filtro sin ninguna restricción. Sin embargo, el método de Capon está diseñado con bancos de filtros de banda estrecha, que son idealmente lo bastante selectivos, de tal forma que la señal de entrada no sufre modificaciones en la potencia a la frecuencia  $\omega_0$ . Adicionalmente, rechaza la máxima cantidad de potencia fuera de la frecuencia  $\omega_0$ . Entonces, a nivel de diseño para garantizar que la respuesta del filtro,  $A(\omega_0)$ , no altera la potencia de la señal de entrada, se coloca la siguiente restricción a la respuesta del filtro: que su ganancia debe ser igual a la unidad a la frecuencia central  $\omega_0$  [2], como puede verse en (3.11)

$$(3.11) \quad A(\omega_0) = \sum_{q=0}^{Q-1} a(q) e^{-j\omega_0 q} = \mathbf{a}_{\omega_0}^H \mathbf{s}(\omega_0) = 1$$

donde  $\mathbf{a}_{\omega_0}^H = [a_0 \ a_1 \ \dots \ a_{Q-1}]$  es el vector que contiene los  $Q$  coeficientes de la respuesta al impulso del filtro FIR a la frecuencia central  $\omega_0$ ,  $\mathbf{s}(\omega_0) = [1 \ e^{-j\omega_0} \ \dots \ e^{-j\omega_0(Q-1)}]^T$  es el vector de frecuencias de direccionamiento compuesto de exponenciales complejos a la frecuencia  $\omega_0$ , siendo  $j = \sqrt{-1}$ .

En resumen, al diseñar un filtro que sea tan selectivo como sea posible a la frecuencia de  $\omega_0$ , hacemos que la potencia,  $P(\omega_0)$ , sea minimizada fuera de la frecuencia central, y ésta es la idea básica del método de Capon, que finalmente se puede formular como en (3.12):

$$P(\omega_0) = \mathbf{a}_{\omega_0}^H \mathbf{R} \mathbf{a}_{\omega_0} \Big|_{MIN} \quad \text{sujeto a } \mathbf{a}_{\omega_0}^H \mathbf{s}(\omega_0) = 1 \quad (3.12)$$

Donde  $P(\omega_0)$  es la potencia de salida del filtro y depende de la frecuencia central,  $\mathbf{a}_{\omega_0}$  denota el vector de coeficientes del filtro FIR,  $\mathbf{R}$  es la matriz de autocorrelación de la señal de entrada de dimensiones  $Q \times Q$ .

La solución del problema de minimización de la potencia sujeto a las restricciones en el diseño del filtro de la ecuación (3.12), se puede obtener mediante el uso de la técnica del multiplicador de Lagrange, y se obtiene la solución de los coeficientes del filtro, como en (3.13) :

$$\mathbf{a}_{\omega_0} = \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}(\omega_0)}{\mathbf{s}(\omega_0)^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}(\omega_0)}, \quad (3.13)$$

y sustituyendo la ecuación (3.13) en (3.12) se obtiene el nivel de potencia estimado dado por (3.14)

$$P_x(\omega_0) = \frac{1}{\mathbf{s}(\omega_0)^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}(\omega_0)}. \quad (3.14)$$

La ecuación (3.14) define la potencia de la señal analizada a la frecuencia central  $\omega_0$ . Es claro que para estimar la potencia en (3.14), debe calcularse primero la matriz de autocorrelación  $\mathbf{R}$ . Sin embargo, como la señal  $x(n)$  es muestreada en un intervalo finito de  $0 \leq n \leq N-1$ , la matriz de autocorrelación ha de ser la estimada,  $\hat{\mathbf{R}}$ . Es importante notar, que aunque las ecuaciones (3.13) y (3.14) fueron solucionadas para la frecuencia central  $\omega_0$ , podemos considerar que son válidas para cualquier frecuencia  $\omega$ . Por lo tanto, la potencia estimada de la señal  $x(n)$  a la frecuencia  $\omega$ , mediante el método de Capon es:

$$\hat{P}_x(\omega) = \frac{1}{\mathbf{s}(\omega)^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}(\omega)} \quad (3.15)$$

En un principio, mencionamos que el objetivo del método de Capon es estimar la PSD de la señal  $x(n)$ , entonces podemos usar la relación existente entre el nivel de potencia estimado y el ancho de banda del filtro dada en la ecuación (3.5). Así, el valor estimado de PSD de la señal  $x(n)$  a la frecuencia  $\omega$  se obtiene utilizando (3.16)

$$\hat{S}_x(\omega) = \frac{1}{\mathbf{s}(\omega)^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}(\omega) B_N} \quad (3.16)$$

donde  $B_N$  el ancho de banda del filtro, hay varias formas de determinar su valor. La forma más simple de determinarlo es considerando que el producto tiempo-ancho de banda es igual a la unidad y entonces  $B_N$  es seleccionado como el recíproco de la longitud del orden del filtro utilizado en el método de Capon, esto es:

$$B_N = \frac{1}{Q} \quad (3.17)$$

Sustituyendo la ec. (3.17) en (3.16) obtenemos la PSD estimada mediante el método de Capon

$$\hat{S}_x(\omega) = \frac{Q}{\mathbf{s}(\omega)^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}(\omega)} \quad (3.18)$$

Una expresión más exacta para  $B_N$  fue obtenida en [7], donde se define la respuesta en frecuencia del filtro ideal equivalente a la real,  $A(\omega)$ , en el sentido su ganancia  $A(\omega)$  a la frecuencia de direccionamiento, y su ancho de banda es el ancho de banda efectivo  $B_N$ . La restricción del área equivalente implica que  $B_N$  tiene que satisfacer:

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |A_{\omega}(\omega)|^2 d\omega = B_N |A_{\omega}(\omega)|^2 \quad (3.19)$$

Ahora, puesto que la ganancia del método de Capon a la frecuencia central  $\omega_o$  es forzada a la unidad, utilizando la igualdad de Parseval y el resultado obtenido en (3.13),  $B_N$  está dado por:

$$B_N = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |A_{\omega_o}(\omega)|^2 d\omega = \mathbf{a}_{\omega_o}^H \mathbf{a}_{\omega_o} = \frac{\mathbf{s}^H(\omega_o) \hat{\mathbf{R}}^{-2} \mathbf{s}(\omega_o)}{\left[ \mathbf{s}^H(\omega_o) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}(\omega_o) \right]^2}, \quad (3.20)$$

Finalmente, la PSD estimada puede escribirse de la siguiente manera:

$$\hat{S}_x(\omega_0) = \frac{\mathbf{s}(\omega)^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}(\omega)}{\mathbf{s}(\omega)^H \hat{\mathbf{R}}^{-2} \mathbf{s}(\omega)} \quad (3.21)$$

Hasta ahora, se han presentado el cálculo de potencia y de la densidad espectral de potencia mediante el método de Capon. Sin embargo, este método tiene un comportamiento que no es adecuado para la aplicación en sistemas radio cognitiva. Específicamente, este método está diseñado para obtener la densidad espectral de potencia en una banda de frecuencias en particular del espectro de radio, como puede verse en la ecuación (3.21). Sin embargo, este método no puede diferenciar la señal de un usuario primario de las señales interferentes, requisito indispensable para los sistemas RC. Por lo tanto, en la siguiente sección realizaremos algunas modificaciones al método de Capon y derivaremos las bases teóricas para el nuevo método de estimación espectral particularmente diseñado para su aplicación en el área de la Radio Cognitiva.

### 3.4 Revisando la estimación espectral de Banco de Filtros

En esta sección, presentamos la derivación de un nuevo método de estimación espectral, desde el método de banco de filtros tradicional. El método propuesto, es llamado Estimación Espectral Candidata (CASE: *C*andidate *S*pectral *E*stimation) para la radio cognitiva. CASE tendrá la capacidad de detectar una señal de usuario primario deseada y que implementado en los usuarios secundarios proporcionaría la capacidad de utilizar las bandas de frecuencia libres pertenecientes a los usuarios primarios en una forma oportunista sin causarles interferencias.

Para lograr este objetivo, es necesario encontrar los fundamentos base para el detector CASE, consideramos como primera opción revisar los bancos de filtros para estimación espectral presentado en [5], así como también el método de Capon. En la sección anterior, mencionamos que el método de Capon pertenece a la clase de bancos de filtros y básicamente está formulado como un problema de diseño de filtros sujeto a algunas restricciones. La ecuación (3.22) presenta la formulación del método de Capon y para mayor simplicidad en la notación, hemos removido de las ecuaciones la dependencia de  $\omega$ , entonces la potencia de salida para este método es:

$$P = \mathbf{a}^H \mathbf{R} \mathbf{a} \Big|_{MIN} \quad \text{sujeto a} \quad \mathbf{a}^H \mathbf{s} = 1 \quad (3.22)$$

Se sabe que la restricción de la ecuación (3.22), está diseñada para minimizar la potencia de las señales que están localizadas fuera de la frecuencia central del filtro y dejar pasar las señales a la frecuencia central del filtro sin distorsionarlas. Como resultado, el método de Capon no está diseñado para la aplicación a sistemas Radio Cognitiva.

En realidad, este método está diseñado para obtener la densidad espectral de potencia de las señales que estén ubicadas dentro de las bandas de frecuencias del espectro a analizar. Por lo tanto, este método no identifica una señal del usuario primario en particular de las señales interferentes o de ruido. Sin embargo, realizando algunas modificaciones al método de Capon podremos encontrar las bases teóricas fundamentales para el nuevo método de estimación espectral candidato (CASE). Este método estará enfocado principalmente a cubrir los requerimientos de los sistemas de detección del espectro en aplicaciones de la Radio Cognitiva.

Analizando, las ecuaciones de diseño del método de Capon formulados en (3.22), en particular atención, a la restricción de la ecuación sobre la potencia de salida del filtro. Esta restricción muestra que la respuesta del filtro a cero dB a la frecuencia direccionamiento se refiere a la magnitud solamente y no necesariamente especifica la fase del filtro. Para encontrar los fundamentos que permitan moverse desde el escaneo por frecuencias puras (líneas espectrales), como lo realiza Capon, a escanear o sintonizar el filtro a una forma espectral de una señal de usuario primario específico. Colocamos la restricción de magnitud solamente, y la ecuación (3.22) puede reformularse como en (3.23)

$$P(\omega) = \mathbf{a}^H \mathbf{R} \mathbf{a} \Big|_{MIN} \quad \text{suje to a } \mathbf{a}^H [\mathbf{ss}^H] \mathbf{a} = 1 \quad (3.23)$$

La solución de la ecuación en forma cuadrática (3.23), se encuentra utilizando la técnica del multiplicador de Lagrange y es formulada por la ecuación (3.24)

$$\mathbf{a}^H \mathbf{R} \mathbf{a} - \lambda \mathbf{a}^H \mathbf{ss}^H \mathbf{a} = \underline{\mathbf{0}} \quad (3.24)$$

Donde,  $\lambda$  es el multiplicador de Lagrange. El valor de  $\lambda$ , para una sustracción espectral de rango uno, puede derivarse directamente y se reduce al problema de auto-valores generalizados. Entonces, la solución para el auto-vector  $\mathbf{a}$  y el autovalor  $\lambda$ , están dados por las ecuaciones (3.25) y (3.26), respectivamente:

$$\mathbf{a} = \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}}{\left( \mathbf{s}^H \mathbf{R}^{-2} \mathbf{s} \right)^{0.5}} \quad (3.25)$$

$$\lambda = \frac{1}{\mathbf{s}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}} \quad (3.26)$$

A pesar de que esta solución tiene una formulación diferente a la solución de Capon encontrada en las ecuaciones (3.13) y (3.14), ésta produce el mismo resultado que el método de Capon. Sin embargo, es importante mencionar que la solución de  $\lambda$  encontrada en (3.26) es exactamente igual al nivel de potencia estimado por el método de Capon en (3.14). Entonces, en este caso en particular el multiplicador de Lagrange representa el nivel de potencia estimado generado por las líneas espectrales que contenga la señal analizada a la frecuencia central del filtro  $\omega$ . Adicionalmente, la ecuación (3.24) puede interpretarse como una sustracción espectral de potencia.

En resumen, cambiando la restricción de magnitud y fase, utilizada en el método de Capon, por la restricción de sólo la magnitud propuesta por nosotros, hemos introducido una visión diferente en la estimación espectral de bancos de filtros y encontramos la generalización del método de Capon. En realidad, la ecuación (3.24) puede interpretarse como una resta espectral y sugiere una reformulación del problema de la estimación espectral no paramétrica. El problema puede verse de la siguiente manera: Primero, el nivel de potencia estimado es justo cuanta potencia puede remover desde una contribución de línea espectral de la matriz de auto-correlación de datos, aun preservando el carácter definido de la matriz resultante como positivo. Segundo, el ancho de banda de análisis puede ser definido como el ancho de banda del filtro produciendo la misma potencia ya sea introduciendo una línea espectral o la matriz de auto-correlación de datos. Esto es el auto-vector de (3.27)

$$\mathbf{R}\mathbf{a} = \lambda \mathbf{s}\mathbf{s}^H \mathbf{a} \quad (3.27)$$

El ancho de banda del ruido del autovector será:

$$B_N = \frac{\mathbf{a}^H \mathbf{a}}{\mathbf{a}^H (\mathbf{s}\mathbf{s}^H) \mathbf{a}} = \frac{1}{\mathbf{a}^H (\mathbf{s}\mathbf{s}^H) \mathbf{a}} \quad (3.28)$$

Finalmente, la densidad espectral de potencia, es estimada utilizando la relación existente entre el nivel de potencia  $\lambda$  y el ancho de banda de ruido  $B_N$ , y puede formularse como en (3.29)

$$\hat{S}_x(\omega) = \frac{\mathbf{a}^H (\mathbf{s}\mathbf{s}^H) \mathbf{a}}{\mathbf{s}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}} \quad (3.29)$$

Motivados por esta nueva formulación de detección espectral derivada a partir del método tradicional de Capon, la cual abre una posibilidad de rediseñar la estimación espectral para sistemas RC, utilizando banco de filtros. Entonces, nosotros necesitamos explorar si este método puede extenderse para estimar la potencia de un usuario primario en particular, a partir de su forma espectral definida. En la siguiente sección, desarrollaremos una nueva formulación de comparación de matrices que nos permita estimar el nivel de potencia mediante métodos diferentes basados en la comparación de matrices de autocorrelación formulada por la ecuación (3.24)

### 3.5 Estimación del nivel de potencia

El objetivo de las técnicas de estimación espectral tradicionales es obtener, de un registro de datos de  $N$  muestras,  $\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \cdots \ x(n-N+1)]$ , una estimación de la densidad espectral de potencia en términos de potencia versus frecuencia utilizando algoritmos de procesamiento de señal. Básicamente, si las densidades de potencia por medio de estas técnicas tradicionales se obtienen con exactitud, entonces éstas proporcionan una estimación adecuada del nivel de potencia que se obtiene directamente integrando la densidad de potencia estimada sobre el rango de frecuencia correspondiente. Sin embargo, estas técnicas no pueden estimar la potencia de una señal en particular y diferenciarla de otras señales no deseadas. Nuestro interés es estimar directamente el nivel de potencia de una señal en particular (usuario primario), puesto que la densidad puede derivarse del cociente del nivel de potencia y el ancho de banda de análisis. Adicionalmente, en el espectro abierto, conocer el nivel de potencia del usuario primario proporcionaría información sobre la distancia entre el usuario primario y el secundario.

Por lo tanto, en esta sección, desarrollamos una formulación de comparación de las matrices de auto-correlación (*correlation matching Framework*) que nos permita obtener diferentes métodos para detectar una forma espectral predefinida con alta sensibilidad y robustez. En la sección 3.4, revisamos el análisis espectral clásico para generalizarlo y migrar desde la búsqueda de una línea espectral hacia una búsqueda de forma espectral general. Desde este análisis, obtuvimos la formulación  $(\mathbf{R} - \gamma \mathbf{S} \mathbf{S}^H) \mathbf{a} = \mathbf{0}$  y encontramos que el problema de estimación de nivel de potencia candidato es justo un problema de auto-correlación ajustada. Consideremos que  $\{R(k)\}$  representa la auto-correlación de  $x(n)$  y  $\mathbf{R}$  la matriz de auto-correlación de la señal recibida (por ejemplo,  $[\mathbf{R}]_{ij} = R(j-i)$ ). Basados en estos resultados, nosotros definimos una formulación para la estimación del nivel de potencia  $\gamma$  a la frecuencia  $\omega$  como  $\gamma(\omega)$ .

Entonces, esta formulación general  $\gamma(\omega)$  es una medida de calidad apropiada que determina cuanta potencia de las líneas espectrales o frecuencia pura generada por la señal de usuario primario, está contenida dentro de la matriz de auto-correlación de datos  $\mathbf{R}$ . Asumimos que la contribución de frecuencia pura es  $\gamma\mathbf{ss}^H$ . Basados en esta suposición, la formulación de la comparación de la correlación para estimar el nivel de potencia puede formularse como:

$$\min[\Psi(\mathbf{R}, \gamma\mathbf{R}_{CM})] \quad \text{with } \mathbf{R}_{CM} = \mathbf{ss}^H \quad (3.30)$$

Donde,  $\Psi(\cdot, \cdot)$  es la función de similitud entre dos matrices,  $\mathbf{R}$  es la matriz de auto-correlación de datos, y nosotros introducimos el concepto de matriz de auto-correlación candidata,  $\mathbf{R}_{CM}$ . Primero consideramos, el caso en el cual  $\mathbf{R}_{CM}$  es igual a la matriz banda base modulada a la frecuencia  $\omega$ . Sin embargo, el propósito de esta sección es desarrollar una formulación generalizada de la comparación de la correlación, la cual será extendida en la siguiente sección, entonces la generalización de la tan llamada  $\mathbf{R}_{CM}$  puede formularse como:

$$\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{R}_C \odot \mathbf{ss}^H \quad (3.31)$$

Donde  $\odot$  indica el producto elemento a elemento de dos matrices y  $\mathbf{R}_C$  es la matriz de auto-correlación banda base. Esta matriz es la auto-correlación de la respuesta al impulso del filtro banda base básico que es usada por el analizador espectral. Este hecho pone en evidencia que el escaneo en frecuencia en la estimación del nivel de potencia es modulado por un patrón banda base dado. Por ejemplo, si  $\mathbf{R}_C$  es igual a  $\mathbf{1}\mathbf{1}^H$ , donde  $\mathbf{1}$  denota al vector de unos en cada una de sus entradas, entonces la forma espectral de esta auto-correlación es una línea espectral o un componente continuo. Entonces, (3.31) llega a ser  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{ss}^H$ , y es este el valor de la matriz que utilizan todas técnicas de análisis espectral no paramétricas tradicionales y así como también el método de Capon. Es importante mencionar, que desde este punto de vista, la estimación del nivel de potencia tradicional se reduce a determinar alguna función de similitud  $\Psi(\cdot, \cdot)$  que describa cuanta potencia del espectro de frecuencia pura está contenido en una matriz de auto-correlación de datos dada. En general, los métodos de estimación espectral no paramétricos, principalmente aquellos basados en bancos de filtros, pueden ser diseñados bajo esta formulación.

Finalmente, diferentes métodos de estimación del nivel de potencia pueden encontrarse de acuerdo con el tipo de la función de similitud seleccionada, los cuales pueden ser dividirse en dos tipos de métodos. El primer método, en términos de distancia entre dos matrices, por ejemplo, la matriz de autocorrelación de datos  $\mathbf{R}$  y  $\gamma\mathbf{R}_{CM}$ , que puede calcularse utilizando la distancia Frobenius o la distancia geodésica, entre otras. El segundo método está basado el carácter definido como positivo de la matriz resultante de la diferencia espectral  $\mathbf{R} - \gamma\mathbf{R}_{CM}$ . A continuación, proporcionamos un breve resumen del uso de esta formulación de la correlación ajustada para la estimación del nivel de potencia.

Dentro del grupo para la estimación del nivel de potencia utilizando el criterio de distancia como función de similitud, la más popular se obtiene por medio de la distancia de Frobenius. Consideremos, en este caso  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{s}\mathbf{s}^H$ , entonces el nivel de potencia estimada es formulada como:

$$P_F = \min_{\gamma} \left[ \left\| \mathbf{R} - \gamma\mathbf{R}_{CM} \right\|_F \right] = \min_{\gamma} \left[ \left\| \mathbf{R} - \gamma\mathbf{s}\mathbf{s}^H \right\|_F \right] \quad (3.32)$$

La solución de (3.32) con la distancia mínima resultante está dada por:

$$\gamma_F = \frac{\mathbf{s}^H \mathbf{R} \mathbf{s}}{Q} \quad \Psi_{\min} = \text{trace}(\mathbf{R}^2) - Q^2 \gamma_F^2 \quad (3.33)$$

En el segundo grupo de estimación de la potencia, el más popular es

$$\max_{\gamma \geq 0} \gamma \quad \text{sujeto a} \quad \mathbf{R} - \gamma\mathbf{R}_{CM} \geq 0 \quad (3.34)$$

Esto es, el nivel máximo de potencia que garantiza la diferencia, entre las matrices de auto-correlación de datos y la candidata, permanezca definida como positiva. Considerando a  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{s}\mathbf{s}^H$ , en la solución de (3.34), obtenemos que la estimación espectral de potencia es la misma que el método de mínima varianza o método de Capon, el cual es dado por

$$\gamma_{\text{Capon}} = \frac{1}{\mathbf{s}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s}} \quad (3.35)$$

La ecuación (3.35) representa el máximo nivel de potencia que garantiza que la diferencia entre la matriz de auto-correlación de datos y la candidata permanezca definida como positiva.

Hasta ahora, hemos encontrado que la función de similitud utilizada en la estimación del espectro detecta las líneas espectrales de la señal, tal como lo hacen los métodos espectrales tradicionales. Sin embargo, en los sistemas RC se deben identificar a usuarios primarios específicos. Por lo tanto, nosotros consideraremos otra formulación para la matriz de auto-correlación candidata, donde la modulación de ésta no sea realizada en términos de una línea de frecuencia pura sino mediante una forma espectral predefinida, la cual es llamada como espectro candidato. El espectro candidato corresponde a la firma espectral del usuario primario que nosotros queremos etiquetar o identificar en un escenario de espectro abierto para aplicaciones de la radio cognitiva.

### **3.6 Método de Estimación Espectral Candidato: detector CASE**

En esta sección, se propone un nuevo método de detección espectral, llamado como detector Estimación Espectral Candidato (CASE), el cual tiene como objetivo detectar e identificar una firma espectral específica de un usuario primario. El desarrollo de la formulación del detector CASE, se inició en las secciones 3.4 y 3.5 mostramos como estimar el nivel de potencia. En la sección 3.4, encontramos una nueva formulación al modificar la restricción en las ecuaciones de diseño del filtro del método de Capon, que en resumen revela que la estimación de potencia es una sustracción espectral y en la sección 3.5 proponemos una formulación de comparación de las matrices de auto-correlación que permite obtener métodos diferentes para detectar una forma espectral predefinida. En esta formulación se utiliza  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{ss}^H$  y da por resultado la estimación de la potencia generada por todas las líneas espectrales contenidas en la señal recibida. Sin embargo, en escenario RC se requiere detectar los huecos espectrales de un usuario primario específico. Por lo tanto, lo que buscamos es emigrar de las líneas espectrales a la búsqueda de una forma espectral específica. En esta sección usamos la misma formulación que fue descrita en la sección 3.5 en la ecuación (3.30), pero en este caso utilizamos  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{R}_C \odot \mathbf{ss}^H$ , donde  $\mathbf{R}_C$  es la matriz de auto-correlación banda base derivada de la forma espectral del usuario primario. Por lo tanto, la función de similitud formulada en (3.30), se puede reescribir como:

$$\min[\Psi(\mathbf{R}, \gamma \mathbf{R}_{CM})] \quad \text{con } \mathbf{R}_{CM} = \mathbf{R}_C \odot \mathbf{ss}^H \quad (3.36)$$

Finalmente, el problema de encontrar la matriz de auto-correlación candidata  $\mathbf{R}_{CM}$  dentro de la matriz de la señal recibida,  $\mathbf{R}$ , puede resolverse utilizando los dos métodos que fueron

mencionados en la sección 3.5. En el primer método, se define en términos de distancia entre dos matrices que pueden ser calculados utilizando la distancia de Frobenius o la distancia geodésica, entre otras. El segundo método se basa en el carácter definido como positivo de la matriz resultante de la sustracción espectral  $(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{R}_{CM})$ . En la siguiente sección, estos métodos serán descritos con más detalle.

En esta sección, nosotros proponemos 3 nuevos procedimientos que son capaces de censar el espectro conocido de un usuario primario candidato, cubriendo los requisitos de escenarios de espectro abierto. Estos procedimientos están desarrollados bajo la formulación de la comparación de las matrices de correlación, cambiando el escaneo tradicional de frecuencia por escaneo de una forma espectral y generalizando el diseño de bancos de filtros. Las técnicas propuestas son todas bajo el nombre de CASE, estas técnicas sólo reaccionan ante la forma espectral un usuario primario en particular, llamado aquí espectro candidato. El primer método propuesto es: CASE-F es un método de detección espectral basado en la minimización de la norma de Frobenius. El segundo método es: CASE-G es un método de que utiliza la distancia geodésica para la detección espectral de un usuario primario. Finalmente, el tercer método: CASE-M es un método de detección del espectro basado en los auto-valores mínimos de la matriz de auto-correlación de la señal recibida y de la matriz de auto-correlación candidata.

En resumen, los requerimientos para los tres procedimientos de estimación espectral son: a) el detector debe ser sintonizado a la forma espectral del usuario primario que se desea identificar b) el detector debe proporcionar una estimación del nivel de potencia lo más exacta posible y de la localización frecuencias del usuario primario; c) el detector deberá trabajar con una longitud de registro menor que la trama del usuario primario; d) las curvas ROC detector deben cubrir escenarios con bajo SNR finalmente; e) el detector debe ser robusto ante señales interferentes. A continuación, considerando estos requerimientos, se describen en forma detallada los tres detectores propuestos y diseñados para la detección de huecos espectrales en escenarios radio cognitiva.

### **3.6.1 Detector de espectro basado en la distancia Frobenius: CASE-F**

Basados en la función de similitud propuesta en la ecuación (3.36), se establece que para estimar el nivel de potencia del usuario primario desde una señal recibida se requiere encontrar la distancia entre sus matrices. Una alternativa para encontrar esta distancia entre la matriz de

auto-correlación de la señal recibida  $\mathbf{R}$  y la matriz de auto-correlación candidata  $\mathbf{R}_{CM}$  es la distancia euclídea, la cual es la norma Frobenius. Entonces, la línea que conecta estas dos matrices puede calcularse como:

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R} + t(\gamma\mathbf{R}_{CM} - \mathbf{R}) \quad t \in [0,1] \quad (3.37)$$

y la distancia euclídea como:

$$d(\mathbf{R}, \gamma\mathbf{R}_{CM}) = \|\mathbf{R} - \gamma\mathbf{R}_{CM}\|_F \quad (3.38)$$

Minimizando esta distancia con respecto al parámetro  $\gamma$ , la estimación del nivel de potencia correspondiente, usando la norma Frobenius, está dado por

$$P_{CASE-F} = \min_{\gamma} (\|\mathbf{R} - \gamma\mathbf{R}_{CM}\|_F) \quad (3.39)$$

$$P_{CASE-F} = \frac{\text{Trace}(\mathbf{R}_{CM}\mathbf{R})}{\text{Trace}(\mathbf{R}_{CM}^2)} \quad (3.40)$$

Esta expresión puede extenderse como la versión generalizada del procedimiento de inventanar, solapar y promediar periodogramas (WOSA, *Weigthed Overlapped Segment Averaging*) reportado por Welch [8], cuando la matriz de auto-correlación candidata es igual a  $\mathbf{s}\mathbf{s}^H$ . Entonces, la ecuación (3.40) produce el bien conocido nivel de potencia estimado por  $(\mathbf{s}^H\mathbf{R}\mathbf{s})/Q^2$ , y su correspondiente densidad espectral estimada  $(\mathbf{s}^H\mathbf{R}\mathbf{s})/Q$ . Este estimador presenta baja resolución debido a la considerable fuga existente. Esto conduce a falsas alarmas o detección de candidatos falsos, junto con pérdidas de detección debido a la falta de resolución. En resumen, el rendimiento de este detector basado en la norma Frobenius formulado en (3.40) es severamente degradado por la presencia de otras contribuciones diferentes a las de la señal que se desea detectar. Por esta razón, este método no es un procedimiento adecuado en detección del espectro para escenarios RC. Adicionalmente, no es adecuado definir la distancia entre matrices usando (3.38), puesto que este espacio lineal no garantiza que las matrices a lo largo de la línea sean definidas positivas como debería ser el caso de cualquier matriz de auto-correlación semidefinida positiva. Una distancia más apropiada entre matrices es aquella basada en la distancia geodésica, la cual será introducida en la siguiente sección.

### 3.6.2 Detector de espectro basado en la distancia geodésica: CASE-G

Adicionalmente, a la norma de Frobenius reportada en la sección anterior, esta sección motiva el uso de la distancia geodésica como una métrica más natural de las matrices de correlación. Las matrices de correlación no son espacios vectoriales, cuyos puntos están conectados por vías en líneas rectas, sino espacios donde sus puntos están conectados con vías exponenciales. Mientras que la distancia Euclidea es adecuada para el espacio vectorial, la geodésica es más adecuada para conectar dos matrices de correlación o dos funciones de densidad espectral. En la geodésica las matrices de correlación yacen en un objeto geométrico de matrices semidefinidas como positivas, en este caso en particular la figura geométrica es un cono. Por lo tanto, el segmento que conecta las matrices de auto-correlación  $\mathbf{R}_1$  y  $\mathbf{R}_2$  se le conoce como curva geodésica, y está formulado en (3.41)

$$\tilde{\mathbf{R}}(t) = \mathbf{R}_1^{1/2} \exp\left[t\left(\mathbf{R}_1^{-1/2} \text{Ln}(\mathbf{R}_2) \mathbf{R}_1^{-1/2}\right)\right] \mathbf{R}_1^{1/2} \quad t \in [0,1] \quad (3.41)$$

donde  $\mathbf{R}_1 = \gamma \mathbf{R}_{CM}$  y  $\mathbf{R}_2 = \mathbf{R}$

Note que todas las matrices a lo largo de (3.41) son semidefinidas positivas. En la Figura 3.4, el cono muestra la superficie donde todas las matrices de auto-correlación están presentes. El vértice es la matriz identidad  $\mathbf{I}$  y el perímetro de los círculos normal al eje principal del cono contiene las versiones moduladas de la matriz dada por  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{R}_C \odot (\mathbf{s}\mathbf{s}^H)$ . Los puntos sobre el cono están conectados por vías exponenciales y sólo localmente son consideradas como un espacio Euclidiano plano.

La distancia geodésica entre  $\gamma \mathbf{R}_{CM}$  y  $\mathbf{R}$ , se ilustra en la Figura 3.4 y su expresión matemática está dada en (3.42):

$$d_{geo}^2(\gamma \mathbf{R}_{CM}, \mathbf{R}) = \sum_{q=1}^Q (\text{Ln}(\lambda(q)))^2 \quad (3.42)$$

Donde,  $d_{geo}$  es la distancia geodésica definida como: la norma-2 del vector formado por el logaritmo de los auto-valores generalizados de las dos matrices de tamaño  $Q \times Q$ ,  $\gamma \mathbf{R}_{CM}$  y  $\mathbf{R}$ . Que corresponden a la matriz de auto-correlación candidata modulada y la matriz de auto-correlación de la señal del usuario primario, respectivamente. La ecuación (3.42) es una métrica

que está expresada en términos del logaritmo del cociente de dos matrices de auto-correlación. Consecuentemente, la estimación del nivel de potencia se puede derivar de la ecuación (3.42), minimizando la distancia geodésica entre las matrices de auto-correlación de datos  $\mathbf{R}$  y la candidata  $\mathbf{R}_{CM}$ . Considerando,  $\lambda_m (m=1, Q)$  como los auto-valores de  $\mathbf{R}_{CM}^{-1} \mathbf{R}$ , la estimación del nivel de potencia que minimiza la distancia geodésica se obtiene por medio de (3.43) y la distancia mínima geodésica resultante está dada por (3.44)

$$P_{CASE-G} = \left( \prod_{m=1}^Q \lambda_m \right)^{1/Q} = \left[ \det(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \mathbf{R}) \right]^{1/Q} \quad (3.43)$$

$$d_{geo, \min}^2 = \sum_{m=1}^Q \left| \ln(\lambda_m) \right|^2 - \ln \left( \prod_{m=1}^Q \lambda_m \right) \quad (3.44)$$

La ecuación (3.43) estima el nivel de potencia que es derivada de la distancia geodésica y a su vez la potencia es igual a la media geométrica de los autovectores  $(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \mathbf{R})$ . Sin embargo, la media geométrica de los autovalores es independiente de la modulación, en otras palabras, la media geométrica del par  $(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \mathbf{R})$  es igual a la media geométrica  $(\mathbf{R}_C^{-1} \mathbf{R})$ . En resumen, el determinante de  $(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \mathbf{R})$  es igual a determinante de  $(\mathbf{R}_C^{-1} \mathbf{R})$ . Entonces, esta estimación del nivel de potencia es independiente de la localización de la matriz candidata, lo cual representa una gran ventaja para este detector en términos de complejidad. Como resultado, la ecuación (3.43) tiene una complejidad muy baja que se reduce a la siguiente expresión matemática

$$P_{CASE-G} = \left[ \det(\mathbf{R}_C^{-1} \mathbf{R}) \right]^{1/Q} \quad (3.45)$$

Es claro que utilizando (3.45) para el cálculo de potencia no se requiere un escaneo en frecuencia. Pero si se requiere encontrar la localización en frecuencia de la señal de usuario primario, puede derivarse graficando la inversa de la distancia geodésica de (3.44) versus frecuencia. Entonces, la señal del usuario primario se encontrará donde la distancia geodésica sea mínima. Si observamos en la Figura 3.4, la multiplicación de cualquier matriz sobre una circunferencia por un nivel de potencia estimado para estar más cerca de la matriz de auto-correlación de datos, la cantidad de nivel de potencia no depende de la localización de la matriz candidata sobre la circunferencia. Sin embargo, la distancia geodésica mínima resultante sí depende de la localización de la matriz candidata; entonces se justifica el uso de su inversa como una estimación de localización en frecuencia.

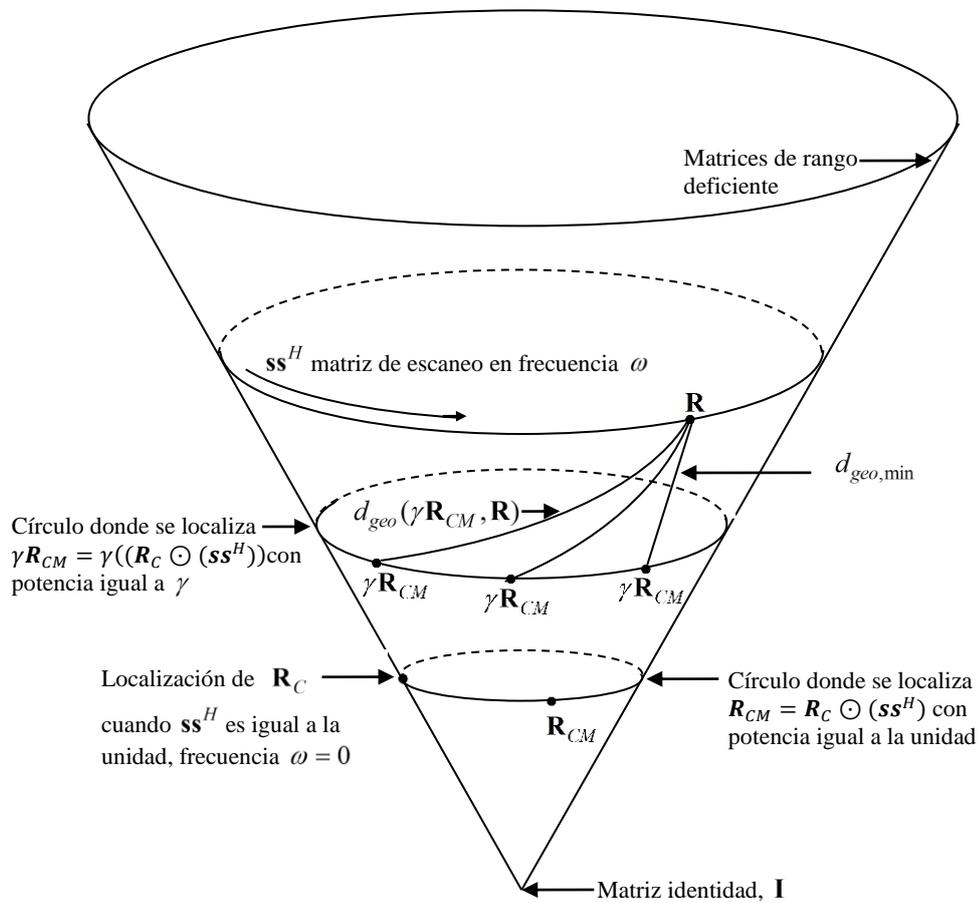


Figura 3.4 Ilustración de la distancia geodésica en el cono de las matrices de auto-correlaciones definidas como positivas.

### 3.6.3 Detector de espectro basado en el autovalor mínimo: CASE-M

En las secciones anteriores, presentamos el método CASE-F basado en la norma Frobenius y el método CASE-G basado en distancia geodésica, para obtener la estimación del nivel de potencia de un usuario primario candidato. En esta sección, un nuevo método de estimación de potencia puede derivarse de la formulación general dada por (3.46), llamado CASE-M, la cual limita a la diferencia entre la matriz de auto-correlación de datos de la señal recibida y la matriz de auto-correlación candidata permanezca positiva. Sin embargo, nos concentraremos en la

aproximación de orden cero, en otras palabras, en el caso donde el auto-valor mínimo es puesto a cero (i.e.  $\sigma^2 = 0$ ) como en (3.47):

$$P_{CASE-\sigma^2}(\omega) = \underset{\gamma}{\text{solution}} \left[ \lambda_{\min} \left( \mathbf{R} - \gamma \left( \mathbf{s}(\omega) \mathbf{s}^H(\omega) \right) \odot \mathbf{R}_C \right) = \sigma^2 \right] \quad (3.46)$$

$$P_{CASE}(\omega) = \underset{\gamma}{\text{solution}} \left[ \lambda_{\min} \left( \mathbf{R} - \gamma \left( \mathbf{s}(\omega) \mathbf{s}^H(\omega) \right) \odot \mathbf{R}_C \right) = 0 \right] \quad (3.47)$$

Estas dos ecuaciones representan la base fundamental para el detector CASE-M, el cual está basado en la correlación ajustada, donde  $\mathbf{R}_C$  es la matriz de auto-correlación banda base, derivada del espectro del usuario primario que se desea detectar. Como hemos comprobado anteriormente, el método de Capon puede ser reformulada mediante la modificación de la restricción y como resultado se puede estimar la potencia y localizar en frecuencia un usuario primario en particular. Esto se logra gracias a que la  $\mathbf{R}_C$  se deriva del espectro del usuario primario que se desea detectar. En consecuencia, esta nueva formulación en la que se basa el detector CASE-M puede utilizarse para los sistemas de detección del espectro requeridos en los sistemas de radio cognitiva.

Dado que en la sección 3.4, encontramos que  $\gamma$  es igual a la potencia, entonces para calcular el nivel de potencia estimado es necesario encontrar los auto-valores mínimos de (3.47) y la solución es:

$$P_{CASE} = \lambda_{\min} \left( \mathbf{R}_{CM}^{-1}, \mathbf{R} \right) \quad (3.48)$$

En (3.48), notamos que el escaneo en frecuencia está implícito en  $\mathbf{R}_{CM}$ . El escaneo puede verse como la operación por la cual la matriz candidata banda base,  $\mathbf{R}_C$ , se traslada a la frecuencia deseada  $\mathbf{s}^H$  y finalmente obtenemos que  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{s}(\omega) \mathbf{s}^H(\omega) \odot \mathbf{R}_C$ . Haciendo una comparación entre el método de estimación espectral tradicional de Capon y el detector CASE-M, ambos miden el nivel de potencia en la salida del filtro para la estimación espectral. Sin embargo, el detector CASE-M está basada en los auto-valores mínimos e identifica una señal de usuario primario específica y puede diferenciarla del ruido y/o interferencia, mientras que la estimación espectral tradicional de Capon, no puede identificar al usuario primario.

En la Tabla 3.1, presentamos un cuadro comparativo entre el detector CASE-M versus estimación espectral tradicional de Capon. La idea fundamental del detector CASE-M es

reemplazar la matriz de auto-correlación  $\mathbf{1}$ , formada por unos en todas sus entradas, por la matriz de auto-correlación banda base  $\mathbf{R}_C$ , la cual puede ser cualquier matriz de auto-correlación derivada del espectro de la señal de usuario primario que se desea detectar.

### Comparación de Estimación Espectral: CASE-M versus Capon

	Estimación Espectral Tradicional de Capon	Detector de Estimación Espectral Candidato (CASE-M)
<i>Matriz de autocorrelación banda base</i>	$\mathbf{1}$	$\mathbf{R}_C$
<i>Matriz de autocorrelación Candidata</i>	$\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{s}(\omega)\mathbf{s}^H(\omega) \odot \mathbf{1}$	$\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{s}(\omega)\mathbf{s}^H(\omega) \odot \mathbf{R}_C$
<i>Vector de dirección de frecuencia</i>	$\mathbf{s}(\omega)$	$\mathbf{s}(\omega)$
<i>Matrix de escaneo de frecuencia</i>	$\mathbf{s}(\omega)\mathbf{s}^H(\omega)$	$\mathbf{s}(\omega)\mathbf{s}^H(\omega)$
<i>Detecta</i>	Las líneas espectrales contenidas en la señal recibida	Una forma espectral específica, representada en la matriz $\mathbf{R}_C$ , contenida en la señal recibida
<i>Estimación de la matriz de autocorrelación de la señal recibida</i>	$\hat{\mathbf{R}}$	$\hat{\mathbf{R}}$
<i>Nivel de Potencia Estimado</i>	$P_{CAPON}(\omega) = \frac{1}{\mathbf{s}(\omega)^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}(\omega)}$	$P(\omega)_{CASE-M} = \lambda_{\min}(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \hat{\mathbf{R}})$

Tabla 3.1 Comparación entre el detector CASE-M versus estimación espectral tradicional de Capon

### 3.6.3.1 Algoritmo de estimación espectral para la Radio Cognitiva utilizando el detector CASE-M

En esta sección, el objetivo es desarrollar un algoritmo de detección de una señal de usuario primario, estimar el nivel de potencia y su localización en frecuencia mediante el detector CASE-M. Considerando escenarios RC con sólo un usuario primario y un secundario. Generalmente, la señal recibida está compuesta de la señal deseada, ruido blanco Gaussiano e interferencias. Por lo tanto, el detector CASE-M debe ser capaz de identificar solamente la señal del usuario primario, estimar el nivel de su potencia y su localización en frecuencia. Iniciemos, estimando el nivel de potencia, utilizando la ecuación en (3.49)

$$P_{CASE-M} = \lambda_{\min}(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \hat{\mathbf{R}}) \quad (3.49)$$

Es claro que para encontrar los auto-valores de (3.49), es necesario estimar la matriz de autocorrelación de datos  $\hat{\mathbf{R}}$  y definir la matriz de autocorrelación candidata  $\mathbf{R}_{CM}$ . Hay varias formas de estimar la matriz de autocorrelación de datos. Teniendo en cuenta que la señal recibida es una señal estacionaria en el sentido amplio (WSS, *Wide-Sense Stationary signal*) con media cero. La forma más simple, es realizar alguna segmentación de la señal recibida (i.e. registros de longitud  $Q$ ) para calcular la estimación de la correlación. Entonces, una forma de estimar la matriz de autocorrelación de datos está dada por:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \quad (3.50)$$

donde  $x(n)$  ( $n=0, \dots, N-1$ ) son las muestras de la señal recibida,  $N$  es el número de muestras, y  $\hat{\mathbf{R}}$  es la matriz de auto-correlación estimada. Otra forma de calcular la matriz de auto-correlación es utilizando el método *forward and backward* formulado como (3.51)

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{2(N-Q)} \sum_{n=Q}^{N-1} \{ \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^H + \mathbf{J} \mathbf{x}_n^* \mathbf{x}_n^T \mathbf{J} \} \quad (3.51)$$

Donde los superíndices H, T y \* denotan la hermítica, transpuesta y el complejo conjugado respectivamente,  $\mathbf{x}(n)$  es un vector columna en un arreglo de  $Q$  muestras consecutivas de la señal de datos desde  $x(n)$  hasta  $x(n-Q+1)$ . Finalmente, la matriz  $\mathbf{J}$  denota la matriz de intercambio con los elementos en la anti-diagonal principal iguales a unos y el resto iguales a ceros.

Una vez que se tiene la matriz de auto-correlación, se define la matriz de auto-correlación banda base del usuario primario,  $\mathbf{R}_C$ , derivada del espectro del PU considerando un nivel de potencia unitario y frecuencia banda base. Entonces, para calcular el nivel de potencia estimado utilizando (3.49), se requiere encontrar los auto-valores mínimo y auto-vectores asociados de la siguiente expresión matemática

$$\mathbf{R} \mathbf{a} = \lambda \mathbf{R}_{CM} \mathbf{a} \quad (3.52)$$

El procedimiento completo para la detección de un usuario primario mediante el detector CASE-M puede resumirse en el siguiente algoritmo. Este algoritmo presenta los pasos del procedimiento, destacando las ecuaciones fundamentales en las que se basa el detector CASE-M, para la detección de la señal de un usuario primario. Las matrices de auto-correlación

espectral candidatas de diferentes señales de comunicación son usualmente diferentes, y el detector CASE-M toma estas ventajas para diferenciar entre un usuario primario en particular y otro usuarios o interferencias. El algoritmo general para el detector CASE-M se resume en la siguiente tabla.

#### Algoritmo del Método de Estimación Espectral Candidato para Radio Cognitiva

**Paso 1** Detectar de la señal recibida en el usuario secundario,  $x(n)$ ,  $0 \leq n \leq N-1$ , donde  $N$  es el número de muestras:

$$x(n) = \text{Usuario primario} + \text{ruido AWG} + \text{interferencia}$$

**Paso 2** Estimar la matriz de auto-correlación de la señal recibida  $\hat{\mathbf{R}}$ , utilizando la siguiente ecuación:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{2(N-Q)} \sum_{n=Q}^{N-1} \{ \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^H + \mathbf{J} \mathbf{x}_n^* \mathbf{x}_n^T \mathbf{J} \}$$

**Paso 3** A partir del espectro de la señal del usuario primario que se desea detectar, definir la matriz de auto-correlación banda base  $\mathbf{R}_C$ , a un nivel de potencia unidad y frecuencia banda base.

**Paso 4** Calcular los auto-valores y auto-vectores mínimos generalizados asociados a  $(\mathbf{R} - \lambda[\mathbf{s}(\omega)\mathbf{s}^H(\omega) \odot \mathbf{R}_C])\mathbf{a} = \mathbf{0}$

**Paso 5** Una vez obtenidos los auto-valores en el paso 4, el nivel de potencia estimado del usuario primario específico, definido por la matriz de auto-correlación candidata  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{s}(\omega)\mathbf{s}^H(\omega) \odot \mathbf{R}_C$ , también es encontrada y entonces la potencia se calcula con la siguiente expresión:

$$\hat{P} = \lambda_{\min}(\mathbf{R}, \mathbf{R}_{CM})$$

### **3.7 Modelo básico de escenario para un sistema RC**

Aunque existen diferentes escenarios para los sistemas RC, en este trabajo de tesis, consideramos un modelo básico de escenario basado en el concepto de espectro abierto (no espectro libre). La idea esencial es, que los usuarios primarios (PU's, *Primary Users*) abren su espectro de radio a usuarios secundarios. En otras palabras, cuando un usuario primario está de acuerdo en permitir el uso de su espectro disponible por usuarios secundarios (SU's, *Secondary Users*). El concepto de espectro abierto, podría dar una iniciativa al desarrollo de un sistema de monitoreo espectral, que podría ser realizado por operadores de telecomunicaciones ya existentes o por nuevos operadores. Este monitoreo espectral detectaría los huecos espectrales en términos de disponibilidad en tiempo y rangos de frecuencia. Adicionalmente, los operadores de telecomunicaciones podrían recibir una compensación económica por abrir su espectro a usuarios secundarios.

En este contexto, el modelo del sistema de RC que se utilizará en análisis y simulación del detector CASE, en cualquiera de sus tres versiones desarrolladas en la sección 3.6, se ilustra en la Figura 3.5. Este modelo RC incluye un usuario primario (transmisor), un usuario secundario (estación base RC), y otros usuarios secundarios asociados a la estación base, llamados también dispositivos RC. En esta topología los usuarios primarios no necesitan conocer nada acerca de los usuarios secundarios o dispositivos RC, por lo tanto, ellos no requieren modificar ninguno de sus equipos ni sistemas. Esto representa una ventaja para los sistemas de telecomunicaciones (usuarios primarios) ya existentes. Por el contrario, la estación base RC debe detectar la señal de usuario primario y utilizar las bandas de frecuencia de los usuarios primarios si y sólo si estas bandas están libres. Por supuesto, que, para realizar la detección del usuario primario, los usuarios secundarios requieren monitorear el espectro RF utilizando alguna técnica de detección espectral.

En el capítulo dos, se evaluaron y compararon los métodos de detección espectral basados en filtro adaptado, en detección de energía y detección de características ciclo-estacionarias. Sin embargo, estos métodos presentan varias desventajas, particularmente cuando se utilizan en sistemas de la radio cognitiva. Por tal motivo, la detección espectral de la señal de usuario primario se llevará a cabo con los tres procedimientos propuestos en esta tesis en la sección 3.6, los detectores de estimación espectral CASE-F, CASE-G y CASE-M. El escenario a utilizar en la evaluación del comportamiento de estos detectores propuestos se muestra en la Figura 3.5. Una vez recibida la señal por la estación base RC, la detección de la señal PU se realizará con una de las tres opciones del detector CASE, aun cuando esta señal esté contaminada con ruido e interferencias. Después, la estación base RC enviará las señales de control a los dispositivos

RC. Estas señales de control indicarán a los dispositivos RC, la existencia de huecos espectrales, que pueden utilizar estas bandas de frecuencias para transmitir sus señales de comunicación.

En otros escenarios, por ejemplo, en el modo cooperativo, los dispositivos RC también participan en el proceso de detección. Ellos hacen su propia detección del espectro y envían el resultado a la estación base, quien toma la decisión final. En contraste, con el modelo del sistema RC propuesto aquí, los dispositivos RC no son capaces de monitorear el espectro RF. Así que ellos tienen que recibir señales de control desde la estación base RC, para iniciar o detener sus transmisiones

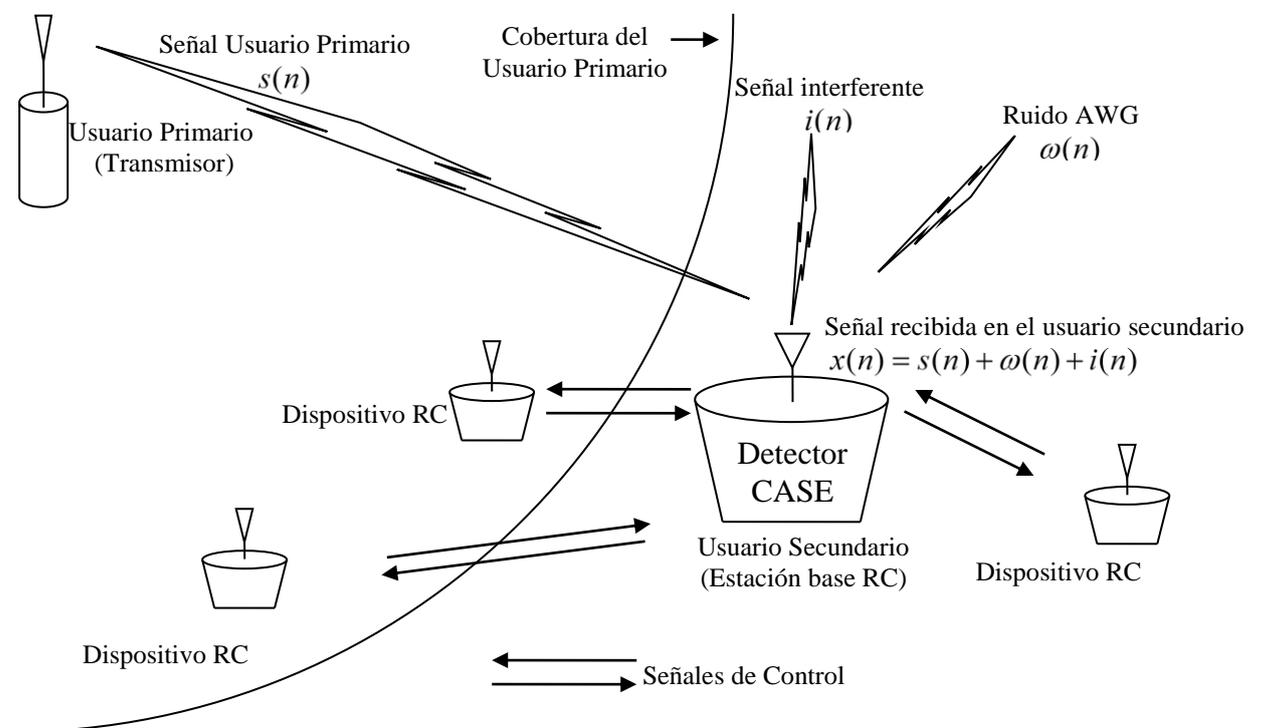


Figura 3.5 Modelo del Sistema de Radio Cognitiva. La estación base detecta el usuario primario utilizando el método de detección CASE.

En el siguiente escenario, consideramos que el usuario primario está transmitiendo una señal  $s(n)$ , y la estación base además de la señal  $s(n)$ , está recibiendo también ruido y una señal interferente. Entonces, la señal recibida, por la estación base RC, puede ser modelada como en (3.53)

$$x(n) = s(n) + i(n) + \omega(n) \quad (3.53)$$

Donde  $x(n)$  es la señal recibida,  $s(n)$  es la señal del usuario primario,  $i(n)$  es la señal interferente,  $\omega(n)$  es ruido blanco aditivo Gaussiano (AWG: *additive white Gaussian*) que es estadísticamente independiente de  $s(n)$ . En el caso cuando el usuario primario no está transmitiendo, la señal recibida es sólo ruido e interferencia, y se puede formular de la siguiente manera:

$$x(n) = \omega(n) + i(n) \quad (3.54)$$

Las ecuaciones (3.53) y (3.54) representen las dos hipótesis de señales recibidas en el usuario secundario. Esto también podemos verlo como un problema simple de detección, basado en decidir si la señal de usuario primario está presente o no. Por lo tanto, nosotros podemos modelar la detección del espectro como un problema de prueba de hipótesis binaria. Para resolver este problema de hipótesis y obtener la estadística de prueba se utiliza el criterio Neyman-Pearson, el cual se describe en detalle en la siguiente sección.

### 3.7.1 Criterio Neyman-Pearson

En esta sección, se utiliza el Criterio de Neyman-Pearson para obtener la estadística de decisión a partir de la prueba de hipótesis binaria del problema de detección de un usuario primario. Como ya hemos mencionado en la sección anterior, el problema de detección más simple se basa en decidir si la señal de usuario primario está presente o si sólo están presentes señales no deseadas, tales como: señales interferentes y ruido. Supongamos que la señal deseada  $s(n)$  está contaminada con ruido,  $\omega(n)$  y con una la señal interferente  $i(n)$ . Por lo tanto, podemos modelar la detección del espectro como un problema de prueba de hipótesis binaria, la cual puede estar dada por las siguientes dos ecuaciones:

$$\begin{aligned} H_1 & : x(n) = s(n) + \omega(n) + i(n) \quad n = 1, \dots, M \text{ usuario primario presente} \\ H_0 & : x(n) = \omega(n) + i(n) \quad n = 1, \dots, M \text{ usuario primario ausente} \end{aligned} \quad (3.55)$$

Donde  $n = 1, \dots, M$ ,  $M$  es el número de muestras. La estadística de decisión de Neyman-Pearson es determinar entre las hipótesis  $H_1$  y  $H_0$  basadas sobre la señal recibida. La detección Neyman-Pearson establece que la señal del usuario primario está presente si la razón de probabilidad excede el umbral,  $\Gamma$ , i.e.

$$L(x) = \frac{p(x; H_1)}{p(x; H_0)} > \Gamma \quad (3.56)$$

donde  $p(x;H_1)$  y  $p(x;H_0)$  son las funciones de densidad de probabilidad de las hipótesis  $H_1$  y  $H_0$ , respectivamente. Cuando se tiene un gran número de muestras de la señal primaria, se puede aplicar el teorema de límite central y, la estadística de decisión de prueba  $T(x)$  puede calcularse bajo las hipótesis  $H_1$  y  $H_0$ :

$$T(x) \approx \begin{cases} \text{N}(\mu_{H_1}, \sigma_{H_1}^2) & \text{bajo } H_1 \\ \text{N}(\mu_{H_0}, \sigma_{H_0}^2) & \text{bajo } H_0 \end{cases} \quad (3.57)$$

Una vez obtenida la estadística de detección, se puede calcular la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$ , y la probabilidad de detección,  $P_d$ . En general, el comportamiento de un detector espectral se mide en función de ambas probabilidades. La probabilidad de falsa alarma puede calcularse como en (3.58):

$$P_{fa} = P(T(x) \geq \eta; H_0) = Q\left(\frac{\eta - \mu_{H_0}}{\sqrt{\sigma_{H_0}^2}}\right), \quad (3.58)$$

donde  $Q(x)$  es la función de distribución complementaria de la Gaussiana normalizada,  $\eta$  es el umbral de detección,  $\mu_{H_0}$  es el valor medio y  $\sigma_{H_0}^2$  es la varianza de la señal recibida para la hipótesis  $H_0$ : cuando no hay transmisión de la señal primaria. Si consideramos, un valor específico para la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$ , en (3.58). Entonces, el umbral de detección  $\eta$  puede calcularse, utilizando la ecuación (3.59)

$$\eta = Q^{-1}(P_{fa})\sqrt{\sigma_{H_0}^2} + \mu_{H_0}. \quad (3.59)$$

La probabilidad de detección está en función de la probabilidad de falsa alarma. Por lo tanto ésta se puede calcular utilizando (3.60) y sustituyendo el valor obtenido del umbral en (3.59).

$$P_d = P(T(x) \leq \eta; H_1) = Q\left(\frac{\eta - \mu_{H_1}}{\sqrt{\sigma_{H_1}^2}}\right) \quad (3.60)$$

donde  $\mu_{H_1}$  es el valor medio y  $\sigma_{H_1}^2$  es la varianza de la señal recibida asumiendo la hipótesis  $H_1$ . Es decir cuando están presentes en la señal recibida: la señal de usuario primario, señal interferente y el ruido.

### **3.8 Análisis del espectro utilizando el Detector de Estimación Espectral Candidato: CASE**

El detector de estimación espectral candidato (CASE), en cualquiera de sus tres versiones propuestas, es una nueva alternativa a las técnicas de detección espectral tradicionales para RC, es capaz de utilizar las bandas de frecuencias libres de los usuarios primarios sin afectar su transmisión. El objetivo de esta sección es estudiar y evaluar el comportamiento de los detectores CASE-F, CASE-M, en particular en dos escenarios. El primer caso de estudio, es en escenarios con un nivel alto en la relación señal a ruido (SNR) de la señal de usuario primario. La finalidad de este primer caso, es conocer con exactitud la capacidad del detector CASE en la estimación del nivel de potencia y en la localización en frecuencia de la señal de un usuario primario en particular. El segundo caso de estudio, es en escenarios de bajo SNR, en donde el funcionamiento del detector CASE puede medirse en una forma más apropiada y con valores de parámetros más prácticos que se utilizan en los sistemas RC. Por lo tanto, el desafío para el detector CASE, es la detección confiable en el régimen de la señal con bajo SNR inclusive cuando la señal deseada está con otras señales interferentes.

#### **3.8.1 Detección de una señal BPSK**

El objetivo de esta sección, es mostrar que las tres versiones de detectores CASE propuestos pueden identificar una señal BPSK (BPSK, *Binary Phase Shift Keying*) en escenarios radio cognitiva donde esta señal BPSK está contaminada con ruido y/o interferencias.

Para evaluar, los detectores CASE-F, CASE-G, y CASE-M se llevará a cabo una serie de simulaciones numéricas, siguiendo el procedimiento del algoritmo de detección propuesto en la sección 3.6.3.1 y el escenario para un sistema RC mostrado en la Figura 3.5. En este caso particular, la señal recibida  $x(n)$ , consiste en una señal BPSK, una señal interferente y ruido AWG. Consideramos como usuario primario una señal BPSK, la interferencia es una señal senoidal y el ruido es aditivo blanco Gaussiano. Para realizar la detección de la señal del usuario

primario, se asume que se desconoce el nivel de potencia y la localización en frecuencia de la señal BPSK. No se conoce el nivel de potencia puesto que este nivel depende de la ubicación del usuario secundario. La frecuencia portadora también es desconocida puesto que el usuario secundario busca huecos espectrales entre las diferentes bandas licenciadas pertenecientes al usuario primario.

Una vez que se tiene la señal recibida  $x(n)$ , el siguiente paso es estimar su matriz de auto-correlación  $\hat{\mathbf{R}}$ , utilizando la ecuación definida anteriormente en (3.51)

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{2(N-Q)} \sum_{n=Q}^{N-1} \{ \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^H + \mathbf{J} \mathbf{x}_n^* \mathbf{x}_n^T \mathbf{J} \}$$

Donde los superíndices  $H$ ,  $T$  y  $*$  denotan la hermítica, la transpuesta y el complejo conjugado respectivamente,  $\mathbf{x}(n)$  es la señal recibida arreglada en vector columna de  $Q$  muestras consecutivas y  $\mathbf{J}$  es la matriz de intercambio con los elementos de la anti-diagonal igual a unos y los demás elementos iguales a cero.

A continuación, se requiere definir la matriz de auto-correlación banda base de la señal BPSK que deseamos detectar. Asumiendo, una modulación BPSK con cuatro muestras por símbolo y una forma de pulso rectangular. La señal BPSK tiene una densidad espectral de potencia definida por  $S(\omega)$  para una frecuencia portadora cero o banda base,  $-2\pi B \leq \omega \leq 2\pi B$ . A partir de este espectro candidato, se obtiene la función de autocorrelación correspondiente, y se deriva la matriz  $\mathbf{R}_C$ , que es del tipo Toeplitz con dimensiones  $Q \times Q$ , de acuerdo con el orden del procedimiento de estimación espectral. Entonces la matriz de autocorrelación banda base  $\mathbf{R}_C$  que contiene los valores de la autocorrelación de la señal BPSK (usuario primario) es:

$$\mathbf{R}_C = \begin{bmatrix} 1 & 0.75 & 0.5 & 0.25 & 0 \\ 0.75 & 1 & 0.75 & 0.5 & 0.25 \\ 0.5 & 0.75 & 1 & 0.75 & 0.5 \\ 0.25 & 0.5 & 0.75 & 1 & 0.75 \\ 0 & 0.25 & 0.5 & 0.75 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.61)$$

Los valores de  $\mathbf{R}_C$  corresponden a la función de auto-correlación de un pulso rectangular de 4 muestras por pulso. También es importante destacar, que a mayor número de muestras de la señal BPSK o del orden del filtro  $Q$ , mejor es el comportamiento del detector CASE. Sin

embargo, el aumento en la longitud de cualquiera de los dos parámetros anteriores, incrementará el tiempo de detección del detector CASE y este tiempo debe ser lo mínimo como sea posible en los sistemas RC.

Una vez, que tenemos la matriz de autocorrelación de la señal recibida y la autocorrelación banda base candidata. Podemos utilizar cualquiera los tres diferentes detectores: CASE-F, CASE-G y CASE-M, para estimar el nivel de potencia de la señal BPSK.

Entonces, el nivel de potencia estimado de la señal BPSK, localizada a una frecuencia dada, puede calcularse utilizando el detector CASE-F desarrollado en la sección 3.6.1, con la expresión matemática siguiente:

$$\hat{P}_{CASE-F} = \frac{\text{Trace}(\mathbf{R}_{CM} \mathbf{R})}{\text{Trace}(\mathbf{R}_{CM}^2)} \quad (3.62)$$

Utilizando el detector CASE-G, propuesto en la sección 3.6.2, para estimar el nivel de potencia en decibels de la señal BPSK se utiliza la siguiente ecuación:

$$P_{CASE-G} = \frac{1}{Q} 10 * \log_{10} \left( \left[ \det(\mathbf{R}_C^{-1} \mathbf{R}) \right] \right) \quad (3.63)$$

Y la localización en frecuencia se realiza mediante la inversa de la distancia geodésica versus el rango de frecuencias de análisis, utilizando la siguiente expresión:

$$d_{geo}^2(\gamma \mathbf{R}_{CM}, \mathbf{R}) = \sum_{q=1}^Q (\text{Ln}(\lambda(q)))^2 \quad (3.64)$$

Donde  $\lambda_m (m = 1, 2, \dots, Q)$  son los auto-valores de  $\mathbf{R}_{CM}^{-1} \mathbf{R}$  los

Finalmente, el detector CASE-M desarrollado en la sección 3.6.3, utiliza la siguiente ecuación para estimar el nivel de potencia:

$$P_{CASE} = \lambda_{\min}(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \hat{\mathbf{R}}) \quad (3.65)$$

Donde  $\mathbf{R}_{CM} = \mathbf{s}(\omega) \mathbf{s}^H(\omega) \odot \mathbf{R}_C$ , es la matriz candidata de la señal que se quiere detectar, que básicamente está compuesta: a) de la matriz de auto-correlación banda base  $\mathbf{R}_C$ , derivada

directamente del espectro de la señal BPSK , y b) del vector de direccionamiento en frecuencia  $\mathbf{s}(\omega)$  , que finalmente forma la matriz de escaneo en frecuencia por medio de  $\mathbf{s}(\omega)\mathbf{s}^H(\omega)$  .

### 3.8.2 Resultados de las Simulaciones numéricas

En esta sección, se realizan simulaciones numéricas para estudiar el comportamiento de los detectores CASE-F y CASE-M. Este estudio se divide en dos partes para el análisis de estos dos detectores. La primera presenta el comportamiento de los detectores CASE-F/M en la detección de la señal BPSK con niveles de alto SNR, cuya finalidad es observar con claridad la detección, la estimación del nivel de potencia y la localización en frecuencia de esta señal primaria. Adicionalmente, compararlos con los métodos de estimación espectral tradicionales tal como: periodograma, método de Capon y la densidad espectral de potencia. La segunda parte de este estudio se lleva a cabo con la señal BPSK en el régimen de bajo SNR, dando los resultados en función de las características de operación del receptor (ROC: *Receiver Operating Characteristic*).

En teoría de la detección de la señal, se utiliza la ROC para medir el rendimiento de detección del detector. La ROC se define completamente con la probabilidad de falsa alarma y la probabilidad de detección, en otras palabras cada punto de la curva corresponden a un valor de  $(P_{fa}, P_d)$  para un valor del umbral de detección dado.

#### 3.8.2.1 Escenario con un nivel alto de SNR

El objetivo de esta sección, es probar la capacidad de los detectores CASE-F/M en la identificación adecuada de un usuario primario en presencia de ruido aditivo blanco Gaussiano y de una señal interferente en un escenario de alto SNR. Se utiliza para la simulación, el escenario inalámbrico propuesto en la sección 3.7, que tiene un usuario primario, uno secundario, ruido AWG y una señal interferente.

Asumimos a) un PU que transmite una señal BPSK con los siguientes parámetros: nivel de  $SNR = 10\text{dB}$ , una forma pulso rectangular con cuatro muestras por símbolo ( $n_{ps} = 4$ ) , y una frecuencia portadora normalizada  $f_c = 0.2$  . b) Una señal interferente puramente sinusoidal con los siguientes parámetros: nivel de  $SNR = 10\text{dB}$ , frecuencia de portadora normalizada  $f_c = 0.3$  . El registro de datos para este escenario es de 1000 muestras ( $N = 1000$ ), las cuales equivalen a 250 símbolos de la señal BPSK. La Figura 3.6 muestra la densidad espectral de potencia estimada de la señal BPSK y la interferencia usando el método Welch.

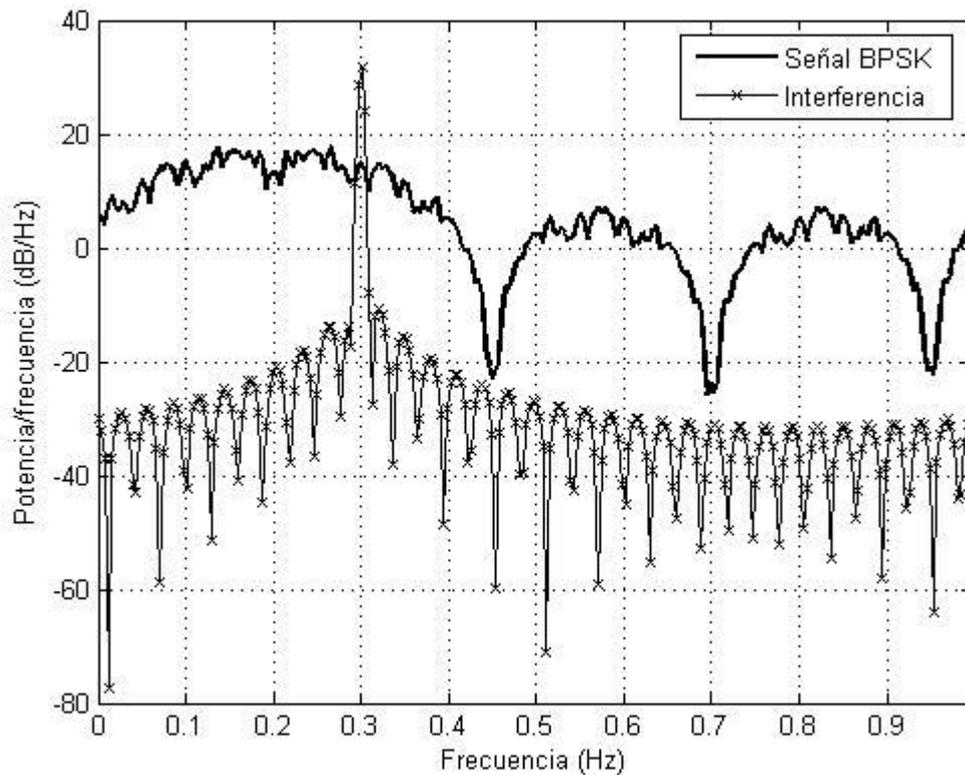


Figura 3.6 Densidad espectral de potencia utilizando el método Welch: Señal BPSK con 10dB de SNR, localizada a una frecuencia normalizada de 0.2 y la señal interferente localizada a una frecuencia normalizada de 0.3 con una SNR de 10dB.

### 3.8.2.2 Detector CASE-G

Los resultados presentados a continuación, corresponden al detector CASE-G basado en la distancia geodésica. El nivel de potencia estimado con este método obtenido fue de 12.45 dB en el escenario con una señal primaria BPSK y una señal interferente, con los parámetros especificados en la sección anterior. En el escenario sin señal interferente se obtuvo una potencia estimada de 11.22 dB. Con estos resultados, observamos que el detector CASE-G produce una desviación en la estimación de la potencia de la señal de usuario primario de 1.22 dB. Sin embargo, ofrece una muy baja complejidad computacional para el cálculo de la potencia, como se puede comprobar con la ecuación (3.45), puesto que esta no requiere un escaneo en frecuencia para determinar su valor. Adicionalmente, si se requiere conocer la localización en frecuencia de la señal de usuario primario se utiliza la inversa de la distancia geodésica versus la frecuencia, tal como se muestra en la Figura 3.7 a) y b).

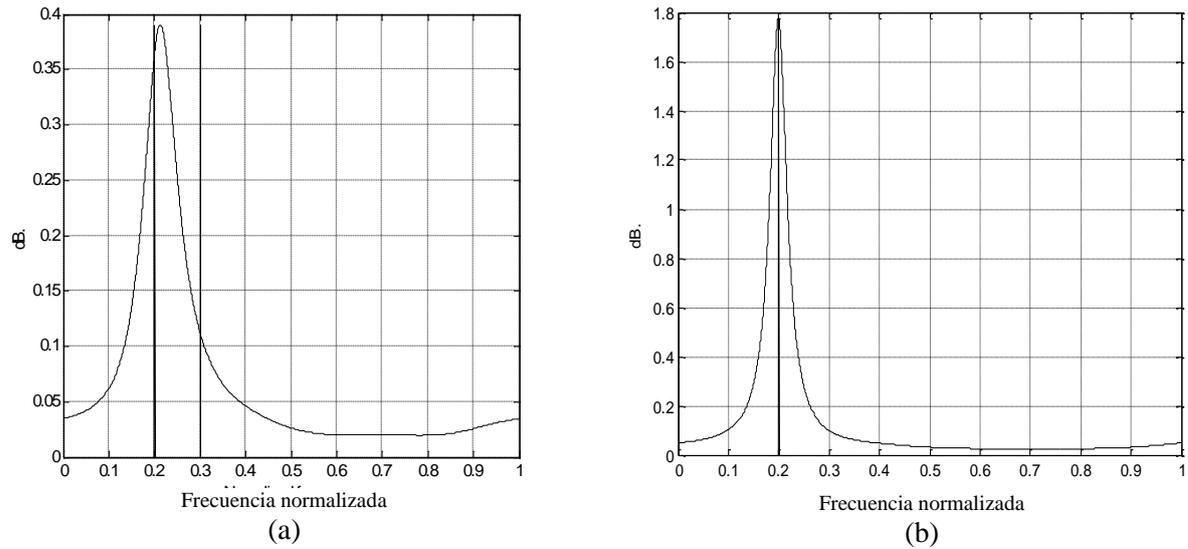


Figura 3.7 Comportamiento del detector CASE-G, en la localización en frecuencia de la señal BPSK utilizando la inversa de la distancia geodésica. Señal BPSK con 4 muestras por símbolo y  $\text{SNR}=10\text{dB}$  localizada a una frecuencia normalizada de 0.2. a) Escenario con interferencia localizada en 0.3 dB. b) Escenario sin interferencia.

Es importante notar que en la gráfica de la Figura 3.7 a) se aprecia la desviación en la estimación de la localización en frecuencia de la señal BPSK, debido a la interferencia localizada a una frecuencia normalizada de 0.3. En la Figura 3.7 b) se observa perfectamente como esta desviación en frecuencia desaparece cuando la señal interferente ya no está presente.

En resumen, el detector CASE-G en escenarios de alto SNR presenta una mayor desviación en la estimación de la potencia y una mejor resolución en la localización en frecuencia en comparación con el detector CASE-F. Sin embargo, el de estimación geodésica es más sensible a desplazamientos en la frecuencia que el detector basado en la norma Frobenius. Desde el punto de vista de robustez, podemos considerar que el detector CASE-G es mejor.

### 3.8.2.3 Detector CASE-M

A continuación, se presenta los resultados de las simulaciones con el método de CASE-M basado en los auto-valores mínimos.

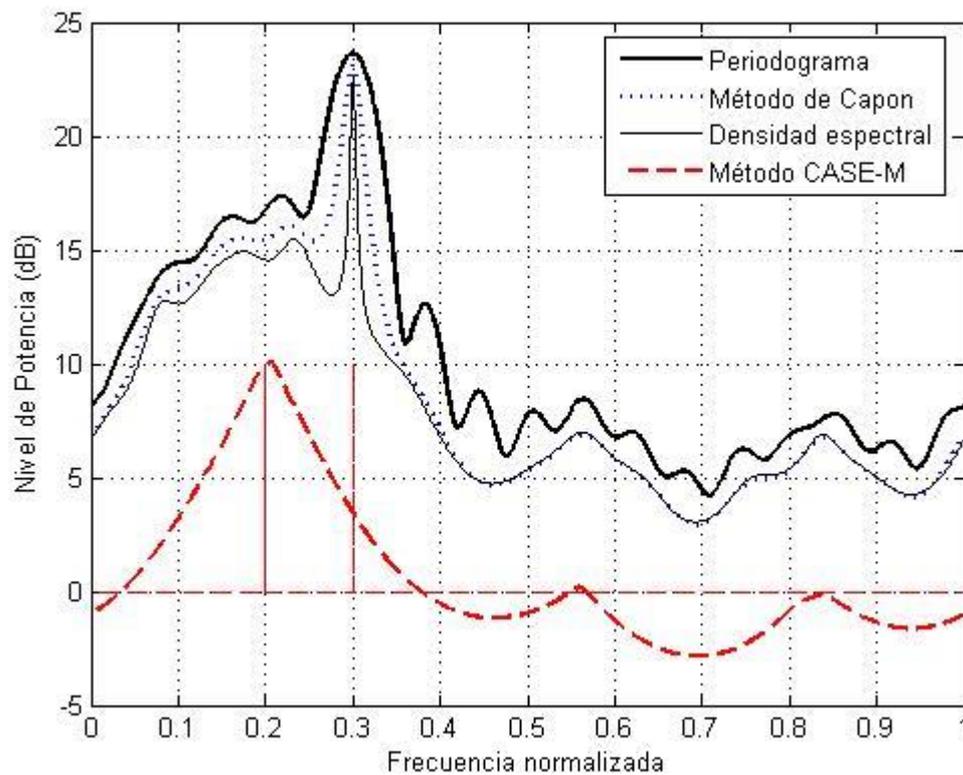


Figura 3.8 Comportamiento de los métodos de estimación espectral banco de filtros tradicionales y la estimación espectral candidata: Detector CASE-M. La señal BPSK tiene un SNR de 10 dB y localizada a una frecuencia normalizada de 0.2. La señal interferente tiene un SNR de 10 dB y localizada a una frecuencia normalizada de 0.3.

La Figura 3.8 muestra los resultados de la simulación de los métodos de detección espectral tradicionales como son el periodograma, Capon, densidad espectral y el detector propuesto CASE-M, en un escenario RC. Se observa con claridad que los métodos tradicionales proporcionan la densidad espectral y la localización en frecuencia de ambas señales, la BPSK y la interferente. Estos métodos no pueden detectar únicamente la señal BPSK y por lo tanto no se pueden detectar huecos espectrales que puedan ser utilizados por usuarios secundarios en los sistemas RC. Note que los métodos de estimación tradicionales no son robustos ante la señal interferente de 10 dB y presentan una baja resolución. Por el contrario, el detector CASE-M puede identificar perfectamente la señal BPSK localizada a una frecuencia normalizada de 0.2 y ser robusto ante la señal de interferencia. Adicionalmente, realiza una muy buena estimación del nivel de potencia de la señal BPSK, obteniendo un valor de 9.86 dB.

Comparando los resultados obtenidos de las simulaciones numéricas de los detectores CASE-G y CASE-M en escenarios con niveles de alto SNR podemos concluir lo siguiente: a) el detector CASE-G tiene una mejor resolución en la localización en frecuencia y sin embargo presenta una desviación mayor de la estimación de la potencia en comparación con el detector

CASE-M b) el detector CASE-M estima con mayor exactitud la potencia de la señal BPSK y al mismo tiempo proporciona la localización en frecuencia c) La superioridad en el rendimiento y robustez del detector CASE-M a las señales interferentes sobre el detector CASE-G es evidente. En conclusión, como resultado de la identificación de la señal BPSK, además de una buena aproximación en la estimación de potencia y localización, podemos considerar el detector CASE-M presenta un buen compromiso entre el desempeño y complejidad que lo hacen un detector candidato para aplicaciones en radio cognitiva. En la sección siguiente se realizará un estudio más detallado de éste en escenario con bajo SNR.

### 3.8.2.4 Escenario con niveles bajos de SNR: curvas ROC

En la sección anterior, analizamos el comportamiento el detector CASE-M en un escenario con una señal BPSK con un nivel alto de SNR, se mostró que este detector puede adecuadamente detectar la señal BPSK aún con la presencia de la señal interferente y del ruido AWG. Sin embargo, en los sistemas prácticos de RC, como por ejemplo el estándar para la red de área regional inalámbrica (WRAN, *Wireless Regional Area Network standard*) cuyo objetivo es: proporcionar acceso de banda ancha inalámbrico fijo en áreas rurales y urbanas utilizando los canales de TV vacantes. Para lograr este propósito, WRAN requiere utilizar un método de detección de señales de los canales de TV, con un nivel muy bajo de SNR, por ejemplo -20 dB [13].

Entonces, el desafío clave del detector CASE-M, es detectar la señal de la BPSK con un bajo nivel de SNR, una alta probabilidad de detección y con una pequeña probabilidad de falsa alarma. En esta sección, extenderemos el análisis del funcionamiento del detector CASE-M a escenarios con baja SNR. La métrica de comportamiento en escenarios de bajo SNR son las curvas características de operación del receptor (ROC, *Receiver Operating Characteristic*). Estas curvas se utilizan para evaluar el comportamiento de los detectores espectrales. La ROC queda completamente especificada por los valores de probabilidad de falsa alarma y de detección, en otras palabras cada punto de la curva corresponde a un valor  $(P_{fa}, P_d)$  para un umbral dado.

Consideremos que  $P_d$ , sea la probabilidad de detección, esto es, en la hipótesis  $H_1$ , la probabilidad de detectar la señal del BPSK cuando el usuario primario está utilizando el canal. Consideremos que  $P_{fa}$ , sea la probabilidad de falsa alarma, esto es, en la hipótesis  $H_0$ , la probabilidad de detectar la señal BPSK cuando en realidad el canal está desocupado. De

acuerdo con [14], los usuarios secundarios requieren garantizar una probabilidad de detección mayor al 90% y una probabilidad de falsa alarma menor al 10%.

Para proporcionar una fórmula analítica de las ROC's para el detector CASE-M, se hicieron varias suposiciones para obtener expresiones analíticas simples de la probabilidad de falsa alarma y de la probabilidad de detección.

En primer lugar, asumiremos que la matriz de auto-correlación de datos  $\hat{\mathbf{R}}$  tiene una distribución Gaussiana y puede estimarse como:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N_f} \sum_{n=1}^{N_f} \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^H \quad (3.66)$$

Y su modelo está dado por

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{\gamma}{\sigma^2} \mathbf{R}_C + \frac{1}{N_f \sigma^2} \sum_{n=1}^{N_f} \mathbf{w}_n \mathbf{w}_n^H \quad (3.67)$$

Donde,  $N_f$  es el número de registro de datos independientes de longitud  $Q$  y se calcula con la siguiente expresión  $N_f = (N - Q)/2np$ ,  $N$  es la longitud del registro de datos y  $\mathbf{w}_n$  son los registros del ruido blanco independiente de  $Q$  muestras con media cero y varianza unidad.

En segundo lugar, definimos la estadística de decisión de prueba como el nivel de potencia estimado, y es igual al auto-valor mínimo  $\alpha_{\min}$  de  $\mathbf{R}_{CM}^{-1} \hat{\mathbf{R}}$ , que puede aproximarse a una distribución Gaussiana [16] con media y varianza. Entonces, la formulación resultante de la estadística de decisión de prueba con las anteriores consideraciones es:

$$T_{CASE-M} \approx N(\mu_{\alpha_{\min}}, \sigma_{\alpha_{\min}}^2). \quad (3.68)$$

Bajo la hipótesis  $H_0$ , cuando el usuario primario no está transmitiendo la señal BPSK, la matriz de auto-correlación de datos formulada en (3.67) se convierte en:

$$\hat{\mathbf{R}}_{H_0} = \frac{1}{N_f \sigma^2} \sum_{n=1}^{N_f} \mathbf{w}_n \mathbf{w}_n^H \quad (3.69)$$

Ya que sólo contiene el ruido blanco, la media del auto-valor mínimo,  $\alpha_{\min}(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \hat{\mathbf{R}}_{H_0})$ , es

$$\mu_{H_0} = \alpha_{\min}(\mathbf{R}_C^{-1}) = \frac{1}{\alpha_{\max}(\mathbf{R}_C)} \quad (3.70)$$

y su varianza es

$$\sigma_{H_0}^2 = \frac{1}{N_0 \alpha_{\max}^2(\mathbf{R}_C)} \quad (3.71)$$

Por el contrario, bajo la hipótesis  $H_1$ , cuando se está transmitiendo la señal BPSK, la matriz de autocorrelación de datos formulada en (3.67) se convierte en:

$$\hat{\mathbf{R}}_{H_1} = \frac{\gamma_{\text{CASE}}}{\sigma^2} \mathbf{R}_C + \frac{1}{N_f \sigma^2} \sum_{n=1}^{N_f} \mathbf{w}_n \mathbf{w}_n^H \quad (3.72)$$

Entonces, la media del auto-valor mínimo bajo esta hipótesis,  $\alpha_{\min}(\mathbf{R}_{CM}^{-1} \hat{\mathbf{R}}_{H_1})$ , es

$$\mu_{H_1} = \frac{\gamma_{\text{CASE}}}{\sigma^2} + \alpha_{\min}(\mathbf{R}_C^{-1}) = \frac{\gamma_{\text{CASE}}}{\sigma^2} + \frac{1}{\alpha_{\max}(\mathbf{R}_C)}$$

Y su varianza es:

$$\sigma_{H_1}^2 = \frac{1}{N_0 \alpha_{\max}^2(\mathbf{R}_C)}.$$

Finalmente, la estadística de decisión de prueba para el detector CASE-M utilizando los auto-valoros mínimos, puede aproximarse a una distribución Gaussiana bajo las hipótesis  $H_0$  y  $H_1$  y su expresión matemática es la siguiente:

$$T(x)_{\text{CASE-M}} \approx N(\mu_{\alpha_{\min}}, \sigma_{\alpha_{\min}}^2) = \begin{cases} H_0: N\left(\frac{1}{\alpha_{\max}(\mathbf{R}_C)}, \frac{1}{N_f \alpha_{\max}^2(\mathbf{R}_C)}\right) \\ H_1: N\left(\frac{\gamma_{\text{CASE}}}{\sigma^2} + \frac{1}{\alpha_{\max}(\mathbf{R}_C)}, \frac{1}{N_f \alpha_{\max}^2(\mathbf{R}_C)}\right) \end{cases} \quad (3.73)$$

Una vez obtenida la estadística de decisión (3.73) es fácil derivar la probabilidad de falsa alarma  $P_{fa}$ , y la de detección  $P_d$ . La  $P_{fa}$  puede determinarse a partir de la función de distribución acumulativa de la estadística de detección para el caso  $H_0$  y utilizando la ecuación definida en (3.58), tal como se muestra en la siguiente expresión:

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\eta - 1/\alpha_{\max}(\mathbf{R}_C)}{\sqrt{1 - N_f \alpha_{\max}^2(\mathbf{R}_C)}}\right), \quad (3.74)$$

donde  $Q(\cdot)$  es la función de distribución complementaria de la distribución normal estándar,  $\eta$  es el umbral de la señal recibida para la hipótesis nula. Si nosotros fijamos la

probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$ , a un valor específico en (3.74). Entonces, el umbral  $\eta$  puede calcularse, usando la expresión formulada en (3.75):

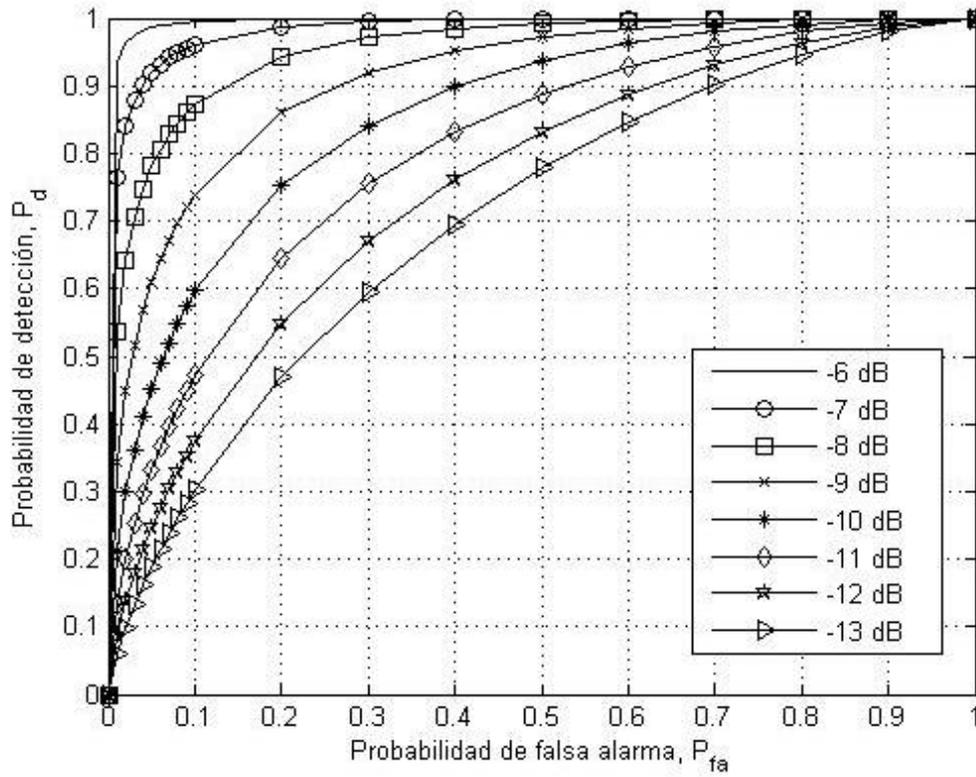
$$\eta = Q^{-1}(P_{fa}) \sqrt{\frac{1}{N_f \alpha_{\max}^2(\mathbf{R}_C)}} + \frac{1}{\alpha_{\max}(\mathbf{R}_C)} \quad (3.75)$$

Cuando se calcula el umbral, los valores de  $P_{fa}$  deben ser bajos para tener un alto rendimiento, en la detección de las señales deseadas, del detector CASE-M. Por otro lado, la probabilidad de detección se deriva utilizando la ecuación formulada en (3.60) y la función de distribución acumulativa de la estadística de detección para el caso de  $H_1$ . Finalmente la  $P_d$  puede ser evaluada como:

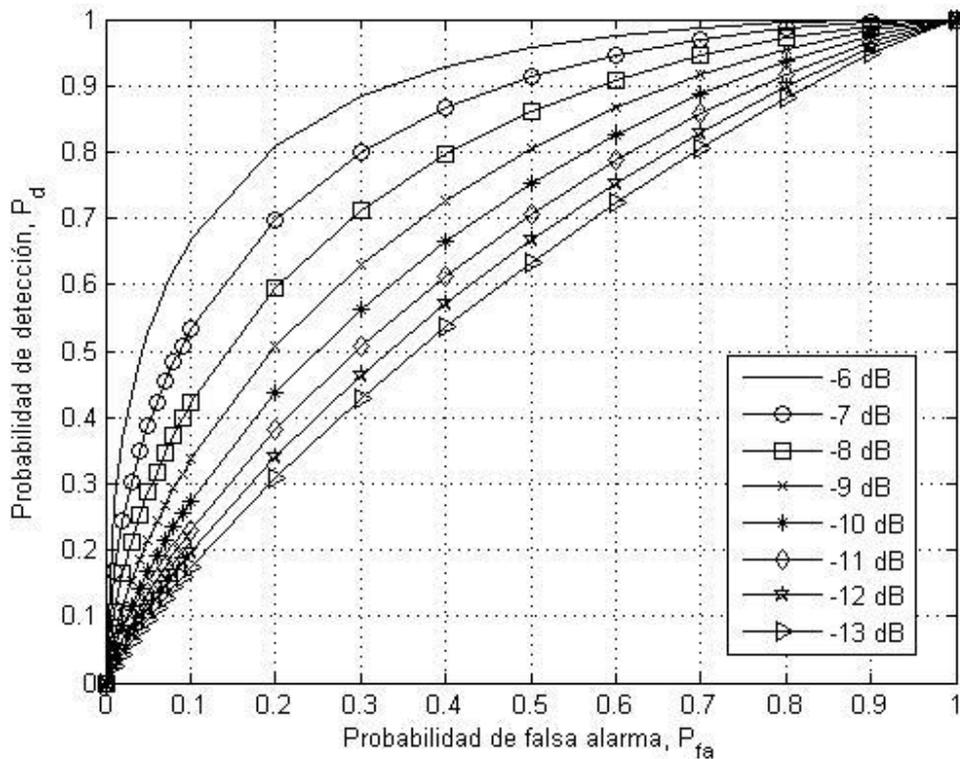
$$P_d = Q\left(\frac{\eta - snr - 1/\alpha_{\max}(\mathbf{R}_C)}{\sqrt{1/N_f \alpha_{\max}^2(\mathbf{R}_C)}}\right), \quad (3.76)$$

donde  $snr = \gamma_{CASE} / \sigma^2$  y  $\gamma_{CASE}$  es la potencia de la señal deseada estimada por el detector CASE-M.

Las curvas teóricas ROC se obtendrán mediante las aproximaciones de la  $P_{fa}$  y  $P_d$  utilizando las ecuaciones (3.75) y (3.76), respectivamente. Estas curvas teóricas ROC han sido validadas a través de la simulación en MATLAB. Se utiliza el siguiente escenario inalámbrico, como usuario primario una señal BPSK, ruido AWG y no hay señal interferente. La señal BPSK tiene una forma de pulso rectangular, y cuatro muestras por símbolo con rangos de SNR desde -13 dB hasta -6 dB y localizada a una frecuencia normalizada de 0.2. La probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$  es igual a 0.1 de acuerdo con los requerimientos del sistema según [14] y se obtiene el umbral teórico  $\eta_{t\Box}$  utilizando (3.75). Entonces, la probabilidad de detección se obtiene mediante (3.76). Finalmente, graficamos la probabilidad de detección versus la de falsa alarma para valores de SNR desde -13 dB hasta -6 dB en incrementos de 1 dB. La Figura 3.9 (a) y (b) ilustran las curvas teóricas ROC para el detector CASE-M.



(a)

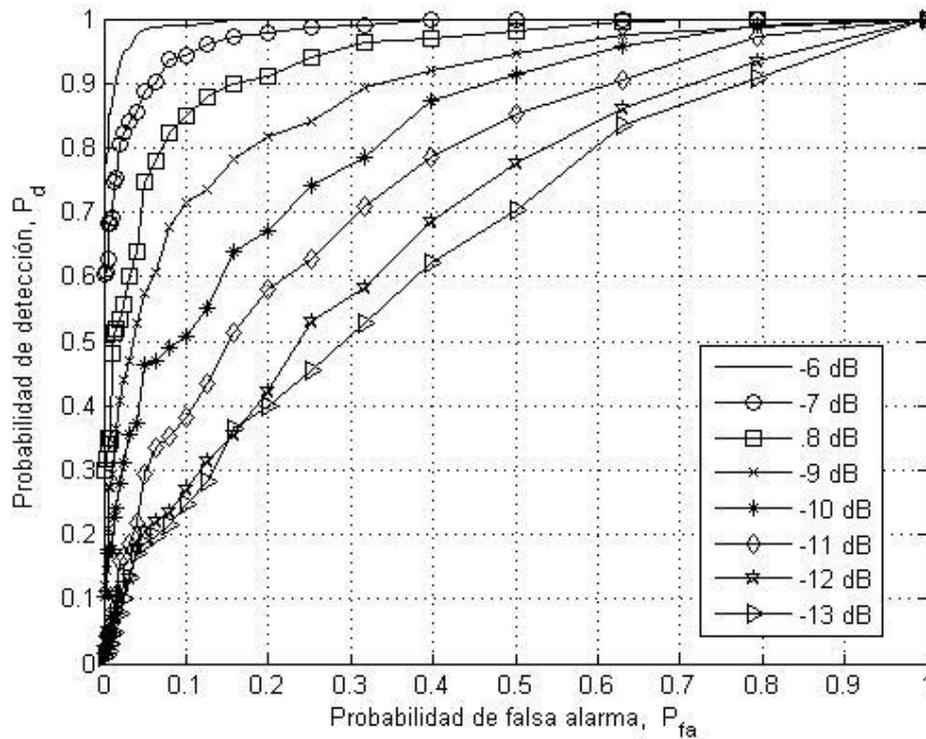


(b)

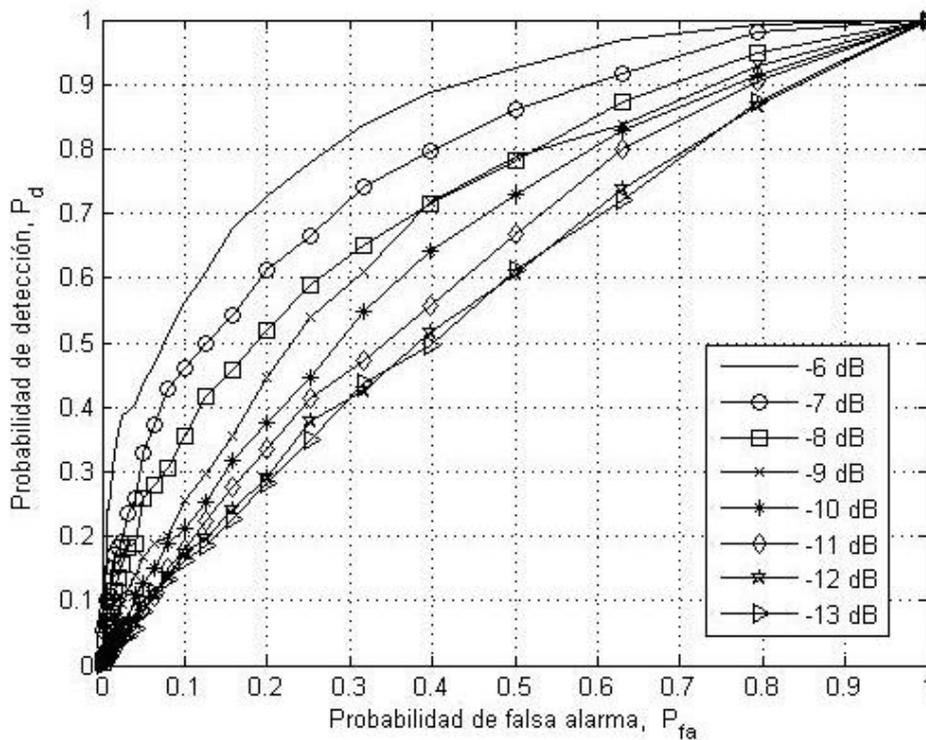
Figura 3.9 Curvas de Características de Operación del Receptor (ROC) para el detector CASE-M, los rangos de SNR desde -13 dB hasta -6 dB. El usuario primario es una señal BPSK con cuatro muestras por símbolo y frecuencia portadora normalizada de 0.2. El orden del análisis y del filtro  $Q=16$ . a)  $N=800$  muestras; b)  $N=200$  muestras

Para obtener las curvas ROC por medio de la simulación, utilizamos el método de Monte-Carlo. El escenario inalámbrico tiene los mismos parámetros que en el análisis de las curvas ROC teóricas. Nuevamente  $P_{fa}$  tiene valores que van desde 0 hasta 1.0 y el umbral se obtiene por medio de una subrutina de búsqueda de umbral  $\eta_{t\Box}$ . Entonces, la señal recibida  $x(n)$  bajo las hipótesis  $H_1$  y  $H_0$  son comparadas con el umbral  $\eta_{t\Box}$  para obtener el valor de  $P_d$ . Finalmente, se grafica el comportamiento del detector CASE-M, en función de la probabilidad de detección versus la probabilidad de falsa alarma, donde la señal BPSK tiene rangos de SNR de -13 dB hasta -6 dB, en incrementos de 1 dB.

La Figura 3.10 presenta las curvas características de operación del receptor utilizando las simulaciones con el método Monte-Carlo para el detector CASE-M. Realizando una comparación entre la Figura 3.9 y Figura 3.10, observamos que hay una gran similitud en los resultados obtenidos entre las curvas ROC analíticas, utilizando las ecuaciones (3.75) y (3.76), y las curvas ROC calculadas utilizando el método de Monte-Carlo. En todos los casos, el rendimiento de detección mejora con el incremento de los niveles de SNR de la señal BPSK, como era esperado. Sin embargo, tanto las curvas ROC teóricas como las simuladas muestran una degradación en el rendimiento del detector CASE-M cuando la longitud del registro de datos se reduce de 800 a 200 muestras.



(a)



(b)

Figura 3.10 Evaluación del detector CASE-M utilizando la simulación numérica de Montecarlo. El usuario primario es una señal BPSK con cuatro muestras por símbolo y localizado a una frecuencia normalizada de 0.2. La señal BPSK tiene valores de SNR que van desde -13 dB hasta -6 dB en incrementos de 1 dB. Cada hipótesis es calculada con 5000 registros. El orden de análisis es de 16 ( $Q=16$ ). a)  $N=800$  muestras de la señal BPSK; b)  $N=200$  muestras de la señal BPSK

A continuación, presentamos los resultados de la simulación numérica del comportamiento de la probabilidad de detección del detector CASE-M cuando se incrementa el número de muestras de la señal recibida. La señal es una BPSK utiliza los mismos parámetros que el escenario para el cálculo de las curvas ROC, sólo que en este caso fijamos los valores de la SNR a -13dB, -10dB y -7dB. Por cada valor de SNR, por ejemplo, para SNR= -13 dB, variamos el número de muestras de la señal recibida desde 0 hasta 5000.

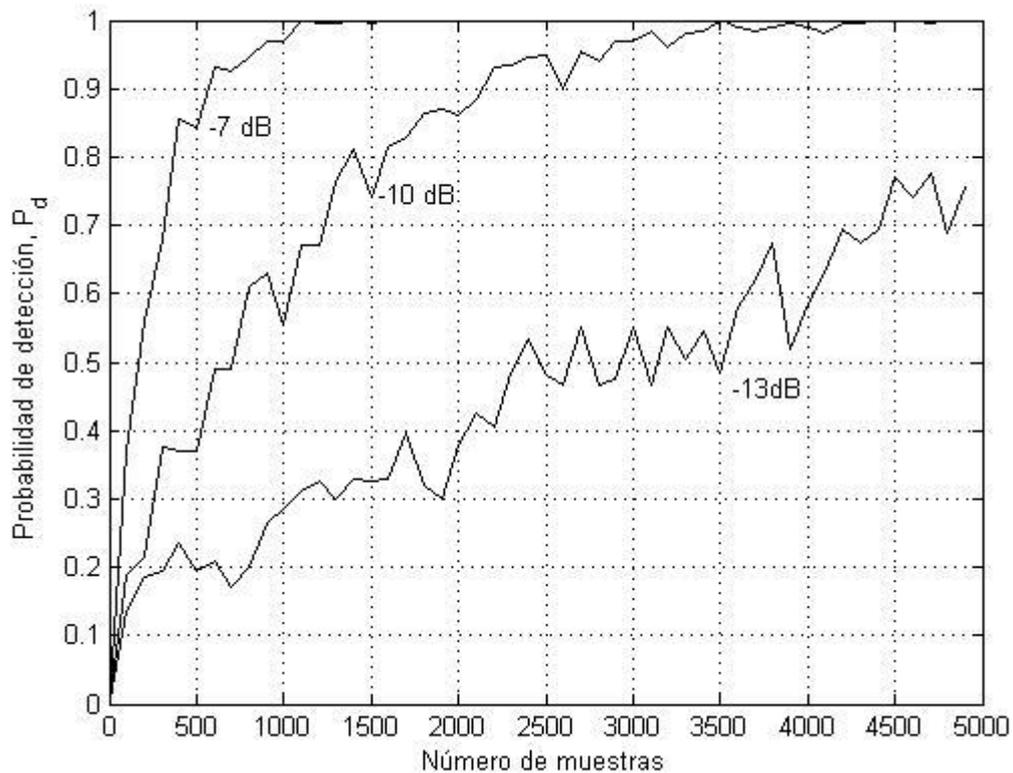


Figura 3.11 Detector CASE-M: Comportamiento de la probabilidad de detección variando el número de muestras de la señal BPSK recibida. Los valores de SNR se fijan a -13, -10 y -7dB y la  $P_{fa} = 0.1$ , incrementando el número de muestras desde 0 hasta 5000 para cada valor de SNR.

La Figura 3.11 ilustra la probabilidad de detección versus el número de muestras de la señal recibida en el usuario secundario. Se puede ver claramente el efecto del incremento del número de muestras sobre la  $P_d$ , a mayor número de muestras el algoritmo propuesto obtiene una mejor detección de la señal BPSK. En otras palabras, el detector CASE-M puede detectar la señal BPSK con bajo niveles de SNR, como por ejemplo la señal BPSK con un SNR de -10 dB y 1500 muestras, se obtiene una probabilidad de detección de 0.75. Esta probabilidad puede mejorarse si se incrementa el número de muestras de la señal a 2000, donde se alcanza una

$P_d = 0.85$ . Este comportamiento también se presenta para las señales de con SNR's de -13dB y -7dB, es decir a mayor número de muestras mejor probabilidad de detección. Sin embargo, es importante notar, que al incrementar el número de muestras se incrementa el tiempo de detección. Por lo tanto, hay un compromiso entre la confiabilidad y el tiempo de detección que depende del número de muestras. Uno de los requisitos importantes en los sistemas RC es el tiempo de detección de la señal de usuario primario, el cual debe ser el menor tiempo posible, en los sistemas de detección para canales de televisión debe ser menor a 2 segundos.

### 3.9 Conclusiones

En este capítulo se busca obtener la detección del espectro del usuario primario o candidato para escenarios cubriendo los requisitos de los sistemas de detección del espectro para la radio cognitiva, para lograrlo se proponen tres nuevos procedimientos. El primer método es el CASE-F, muestra baja resolución y una fuga más alta que los otros dos detectores propuestos, CASE-G y CASE-M. El segundo método, CASE-G está basado en la distancia geodésica, muestra una complejidad más baja en cuanto a la estimación de la potencia y un mejor rendimiento que el detector CASE-F. Sin embargo, presenta mayores desviaciones en la localización en frecuencia y potencia que el detector CASE-M, en escenarios con interferencias. El tercero y último método propuesto, CASE-M basado en los autovalores mínimos, proporciona el mejor rendimiento que CASE-F y CASE-G. Las simulaciones numéricas demuestran que el detector CASE-M puede perfectamente detectar una señal BPSK, utilizada como una transmisión de un usuario primario, en el régimen de alto SNR, aún con la presencia de la señal interferente y el ruido. También se encontró un buen rendimiento del detector CASE-M en el régimen cuando la señal BPSK tenía valores de bajo SNR. CASE-M ofrece un aceptable rendimiento en función de las características de operación del receptor (ROC) para una longitud de registro más baja que una trama del usuario primario (por ejemplo 256 símbolos).

En conclusión, este nuevo Método de Detección espectral propuesto en este trabajo de tesis, basado en los auto-valores mínimos, CASE-M, es adecuado para aplicaciones radio cognitiva. En el siguiente capítulo, el detector CASE-M es utilizado en la detección de señales de TV, particularmente aplicado a la detección de señales DVB-T. Adicionalmente, CASE-M se usa para la detección de huecos espectrales de un sistema de banco de filtros multi-portadora (FBMC, *Filter Bank Multicarrier*)

### 3.10 Referencias

- [1] J.G. Proakis and D.G. Manolakis, *Digital Signal Processing: Principles, Algorithm, and Applications*. Fourth Edition. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2007.
- [2] M.H. Menses, "Statistical Digital Signal Processing and Modeling," John Wiley and Sons, Inc. NY, 1996.
- [3] J. Capon, "High-Resolution Frequency-Wavenumber Spectrum Analysis". Proceedings of the IEEE 1969, vol. 57, pp. 1408-1418, Aug. 1969.
- [4] R.T. Lacoss, "Data adaptive spectral analysis method," *Geophysics*, vol. 36, pp. 661-675, Aug. 1971.
- [5] P. Stoica and R. Moses, "Spectral Analysis of Signal," Upper Saddle River, NJ Prentice Hall, 2005.
- [6] M. H. Hayes, "Statistical Digital Signal Processing and Modeling," New York, USA: JohnWiley, 1996. ISBN-0-471-59431-8.
- [7] M. A. Lagunas et al. "Maximum Likelihood Filters in Spectral Estimation, Signal Processing", *EURASIP, "Special Issue on Major Trends in Spectral Analysis"*. Volume 10, No. 1, ISSN-0165-1584, pp. 19-35, January 1986.
- [8] P.D. Welch, "The use of FFT for the estimation power spectra: A method based on time averaging over short modified periodiograms," *IEEE Trans. Audio Electroacoustic*, vol. AU-15, no.2, pp. 70-73, Jun. 1967.
- [9] M.A. Lagunas and A. Gasull, "An improved maximum likelihood Method for Power Spectral Density Estimation," *IEEE Transactions on Acoustic Speech Signal Processing*, vol. ASSP-32, pp. 170-173, Feb. 1984.
- [10] M.A. Lagunas and Ana I. Perez-Neira, "Spectral Subtraction and Spectral Estimation," 10th IEEE Workshop on Statistical Signal and Array Processing. Pocono Manor, Pennsylvania, USA. August 14-16, 2000.
- [11] S. M. Kay, "Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory," Prentice Hall, Vol. II, 1998.
- [12] M.A. Lagunas, M.A. Rojas and Petre Stioca, "New Spectral Estimation Based on Filterbank for Spectrum Sensing," *Proceed. ICASSP 2008*, pp 3509-3512 10th IEEE Workshop on Statistical Signal and Array Processing. Las Vegas, Nevada, USA. May 2008.
- [13] S. Shellhammer, A. K. Sadek and W. Zhang, "Technical Challenges for Cognitive Radio in the TV White Space Spectrum", Qualcomm Incorporated. Feb. 2009.
- [14] IEEE 802.22 working group, "Functional requeriments for 802.22 WRAN standard," <http://www.ieee802.org/22/>, Jan 2006.

- 
- [15] Ana I. Perez-Neira, M.A. Lagunas, M. A. Rojas and Petre Stoica, "Correlation Matching for Spectrum Sensing in Open Spectrum Communications," *Journal in IEEE Trans on Signal Processing*, vol 57, num 12, pp 4823-4836, December 2009.
- [16] T. W. Anderson, "An introduction to Multivariate Statistical Analysis," New York, Wiley, 1984, pp. 468-469.

## Capítulo 4

# 4 APLICACIÓN DE LA TECNOLOGÍA RADIO COGNITIVA

### 4.1 Introducción

En este capítulo se presenta dos casos de estudio del detector CASE-M, el cual se basa en el concepto de la tecnología RC. Existen diferentes aplicaciones de RC donde se puede utilizar este detector. Sin embargo, se han seleccionado sólo dos: el primer caso de estudio es la detección de canales de televisión libres en las bandas de Televisión Digital Terrestre (DVB-T, *Digital Video Broadcasting-Terrestrial*). El segundo caso de estudio, es la detección de huecos espectrales dentro del ancho de banda del sistema de transmisión multiportadora basada en bancos de filtros (FBMC, *Filter Bank Multicarrier*).

La aplicación del detector CASE-M en el sistema DVB-T es una gran oportunidad para incrementar la utilización del espectro de radio en estas bandas de frecuencia, debido a la

disponibilidad potencial del espectro en ciertos canales y de la migración planeada de la radiodifusión analógica de TV al sistema de transmisión digital. A manera de entender con mayor detalle la relevancia de la aplicación de la tecnología RC en los sistemas de Televisión. Se presentan en los siguientes párrafos un poco de historia sobre la planeación de la FCC (*Federal Communications Commission*) para incrementar la eficiencia del espectro de radio en los sistemas de televisión.

En mayo 2004, la FCC realizó una propuesta NPRM (*Notice of Proposed Rule Making*) [1], en donde plantea permitir el acceso al espectro vacante en la banda de Televisión a los dispositivos no licenciados (dispositivos con tecnología RC). Sin embargo, para evitar interferencia a las estaciones de TV por parte de los usuarios no licenciados, la FCC especifica que los dispositivos no licenciados, también conocidos como usuarios secundarios, que quieran utilizar los canales de TV tienen que incorporar funciones de monitoreo espectral para identificar si estos canales están libres o no.

En noviembre de 2004, después de que la FCC hiciera la propuesta de permitir el uso de bandas libres del sistema de televisión por dispositivos no licenciados, se formó un grupo de trabajo llamado IEEE 802.22 *working Group* con el propósito de desarrollar un estándar para la red de área regional inalámbrica (WRAN, *Wireless Regional Area Network standard*). Este estándar WRAN proporcionara acceso de banda ancha inalámbrico fijo en áreas rurales y urbanas utilizando los canales de TV vacantes. El objetivo de WRAN es incrementar la utilización del espectro de los canales de TV. Para alcanzar este objetivo, el sistema WRAN debe ser capaz de detectar los canales de TV vacantes con alguna de las técnicas de detección del espectro basadas en el concepto de la Radio Cognitiva.

Uno de los principales requisitos de los sistemas RC es la detección confiable del usuario primario. En este capítulo analizaremos tres métodos para la detección de canales libres en el sistema de DVB-T: el detector de energía, el detector de las características ciclo-estacionarias y el detector CASE-M. Siendo el principal objetivo principal evaluar la capacidad del detector CASE-M, desarrollado en este trabajo de tesis la sección 3.4.2, en el monitoreo de las bandas de frecuencias libres en el sistema de DVB-T y su robustez ante señales interferentes y ruido. Este método candidato es una alternativa a las técnicas de detección espectral para la tecnología RC. Se llevan a cabo simulaciones numéricas del detector de energía, de las características ciclo-estacionarias y se comparan con el detector CASE-M. Adicionalmente, se presenta el uso de este detector candidato para los sistemas Multiportadora basados en Banco de Filtros para la detección de huecos espectrales dentro del ancho de banda total de estos sistemas.

## 4.2 Sistema de radio difusión del video digital-terrestre (DVB-T)

El sistema de radio difusión de video digital terrestre (DVB-T, *Digital Video Broadcasting-Terrestrial*), es una estándar europeo adoptado para la transmisión de la información digital a través del sistema de televisión terrestre, adoptado hasta el momento por más de 30 países, así que es importante desarrollar un algoritmo de detección de señales del sistema DVB-T que permita utilizar los canales libres a nuevos sistemas de comunicación inalámbricos como por ejemplo: el sistema WRAN IEEE 802.22 pueda coexistir con el sistema de TV [2]. El sistema DVB-T utiliza un esquema de multiplexión por división de frecuencia ortogonal (OFDM, *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*), se conoce que la técnica OFDM tiene una alta eficiencia espectral y robustez contra las interferencias multi-trayectoria que afectan a la mayoría de los sistemas de comunicación móviles inalámbricos de banda ancha.

### 4.2.1 Señal de televisión en formato DVB-T

Esta sección describe brevemente las características de la señal DVB-T, la cual será utilizada como la señal de usuario primario en escenarios la radio cognitiva (RC). La señal DVB-T deberá ser detectada por las técnicas de detección del espectro tal como: detector de energía, detector de las características ciclo-estacionarias y el detector CASE-M.

En forma general, el sistema DVB-T tiene dos modos de operación, llamados 2K y 8K, que permiten utilizar diferentes números de sub-portadoras y diferentes técnicas de modulación, tal como: BPSK, QAM. Para nuestro escenario de radio cognitiva, nosotros consideramos una señal DVB-T en el modo 2K como usuario primario. El modo 2K corresponde a 1705 sub-portadoras con una modulación OFDM/16QAM [5]. La señal DVB-T se transmite en tramas, cada trama está formada por 68 símbolos OFDM. Cada símbolo OFDM está constituido por un conjunto de 1705 sub-portadoras y se transmite con una duración total de símbolo  $T_s$  de 280  $\mu$ s. La duración total del símbolo OFDM está compuesto de dos partes: una parte útil con duración  $T_U$  y un intervalo de guarda con duración de  $\Delta$ . El intervalo de guarda consiste en una continuación cíclica de la parte útil del símbolo,  $T_U$ , y se inserta antes de éste. Una trama de la señal de televisión transmitida en el formato DVB-T está dada por la ecuación (4.1) [6]

$$s(t) = \text{Re} \left\{ e^{j2\pi f_c t} \sum_{l=0}^{67} \sum_{k=K_{\min}}^{K_{\max}} c_{l,k} \phi_{l,k}(t) \right\} \quad (4.1)$$

con

$$\varphi_{l,k}(t) = \begin{cases} e^{j2\pi k'(t-\Delta-lT_s)/T_u} & lT_s \leq t \leq (l+1)T_s \\ 0 & \text{para cualquier otro valor de } t \end{cases} \quad (4.2)$$

donde  $k'$  es el índice de la sub-portadora relativa a la frecuencia central  $k' = k - (K_{\max} - K_{\min})/2$ ,  $T_u$  es la inversa del espaciado entre sub-portadoras y  $\Delta$  es la duración del intervalo de guarda,  $f_c$  es la frecuencia central de la señal RF,  $c_{l,k}$  es el símbolo OFDM complejo de la portadora  $k$  con el número de símbolo  $l$ .

En resumen, la Tabla 4.1 presenta los valores numéricos para el sistema DVB-T en el modo 2K utilizando la técnica de modulación OFDM/16QAM. Estos parámetros serán usados en las simulaciones numéricas para la detección de la señal DVB-T por las diferentes técnicas de detección mencionadas anteriormente.

Parámetro DVB-T	Valor, modo 2K para canal 8 MHz
<b>Frecuencia Portadora</b>	36 MHz
<b>Número de subportadoras</b>	1705
<b>Espaciado entre subportadoras</b>	4.464KHZ
<b>Intervalo de guarda</b>	$\frac{1}{4}$
<b>Parte útil del símbolo OFDM</b>	224 $\mu$ s
<b>Duración del intervalo de guarda</b>	56 $\mu$ s
<b>Duración total del símbolo</b>	280 $\mu$ s
<b>Tipo de modulación</b>	16QAM
<b>Número de símbolos OFDM por trama</b>	68

Tabla 4.1 Parámetros del Sistema DVB-T modo 2K para canales de 8 MHz de ancho de banda , utilizados en las simulaciones en un escenario inalámbrico.[6]

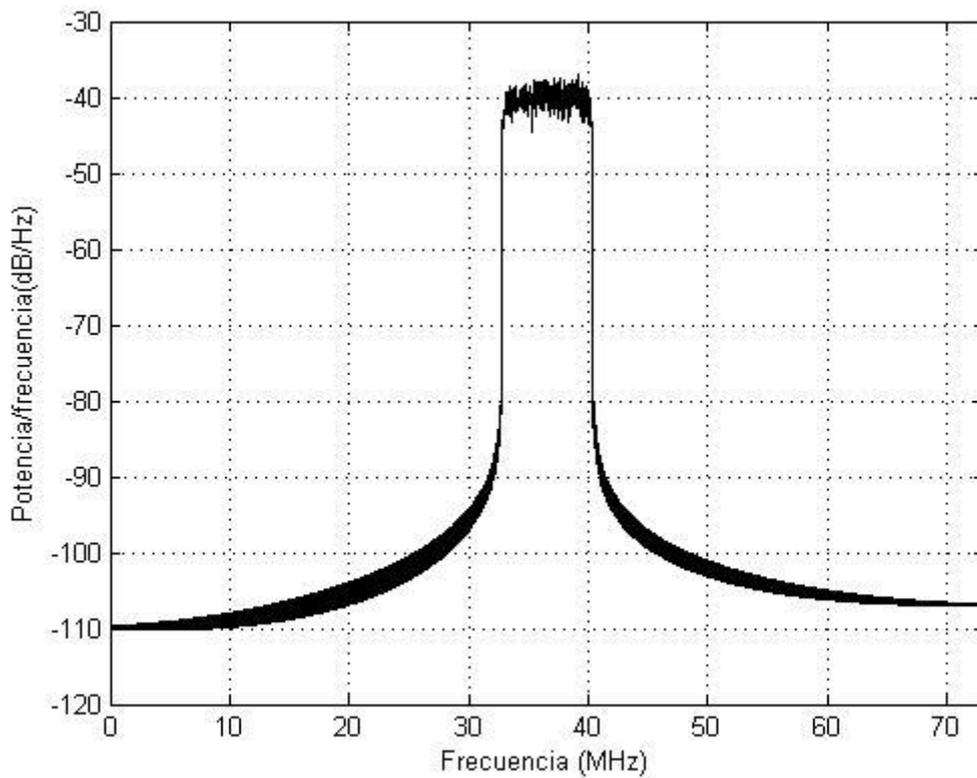


Figura 4.1 Densidad espectral de potencia de la señal DVB-T (Usuario primario) modo 2K para canales de 8MHz, modulación OFDM/16QAM y localizada a una frecuencia central de 36 Mhz.

La Figura 4.1 ilustra la densidad espectral de potencia generada por el sistema DVB-T en el modo 2K, con un canal de 8 MHz de ancho de banda y una frecuencia central de 36 MHz. En la siguiente sección, nosotros explicaremos la detección la señal DVB-T de usuario primario por las técnicas de detección del espectro de energía, de características ciclo-estacionarias y el detector CASE-M.

### 4.3 Detección de la señal DVB-T

Esta sección investiga el comportamiento de los métodos de detección del espectro, tal como: el detector de energía, el detector de las características ciclo-estacionarias y el detector CASE-M, considerados para detectar la señal DVB-T. La evaluación de estos métodos es a través de simulaciones numéricas utilizando MATLAB. El objetivo principal de estos métodos es determinar si los canales de televisión del sistema DVB-T están ocupados o vacantes y proporcionar esta información a usuarios secundarios o al sistema WRAN IEEE 802.22. Como resultado, los usuarios secundarios y sistema WRAN IEEE 802.22 tendrán la capacidad de utilizar los canales libres de TV sin causar interferencias al sistema DVB-T. Adicionalmente, se

proporciona un análisis comparativo del detector de estimación CASE-M con las técnicas de detección de energía y la detección de las características ciclo-estacionarias.

### 4.3.1 Escenario Radio Cognitiva para la detección de la señal DVB-T

El escenario propuesto del sistema RC para la detección de la señal DVB-T se muestra en la Figura 4.2. Para la generación de la señal DVB-T se utilizan los parámetros especificados en la tabla de 4.1. Entonces, el problema de detección de la señal DVB-T se puede formular como una prueba de hipótesis binaria:

$$\begin{aligned} H_1 & : x(n) = s(n) + \omega(n) + i(n) & n = 1, \dots, N & \text{señal DVB-T presente} \\ H_0 & : x(n) = \omega(n) + i(n) & n = 1, \dots, N & \text{señal DVB-T ausente} \end{aligned} \quad (4.3)$$

Donde  $x(n)$  es la señal recibida en el usuario secundario,  $s(n)$  es la señal DVB-T transmitida por el usuario primario,  $\omega(n)$  es el ruido blanco Gaussiano e  $i(n)$  es la señal de interferencia. Además, consideramos que la señal DVB-T y el ruido AWG son estadísticamente independientes.

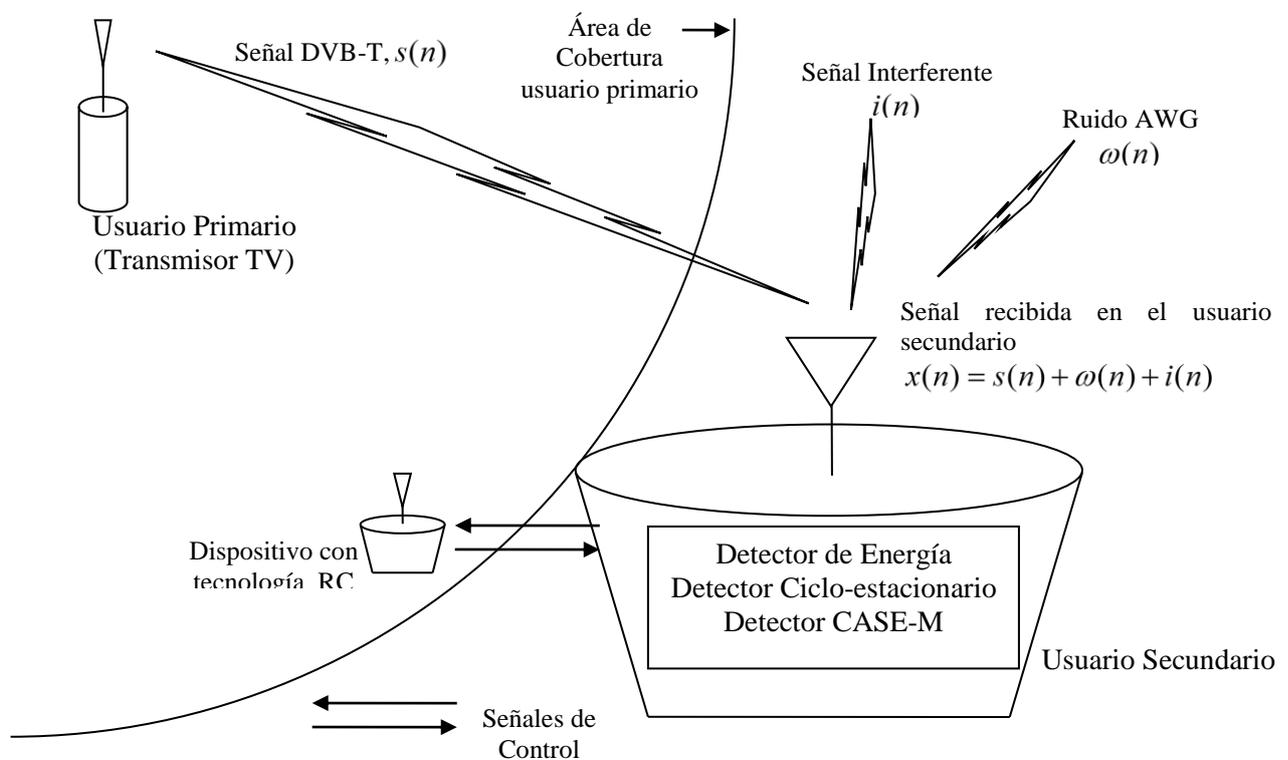


Figura 4.2 Escenario RC para la detección de la señal DVB-T basada en la detección del transmisor. El usuario secundario puede utilizar diferentes técnicas de detección para

monitorear la señal DVB-T como son: detector de energía, de las características ciclo-estacionarias o el detector CASE-M

Este escenario inalámbrico, será utilizado en la sección de simulaciones numéricas de los detectores de energía, de características ciclo-estacionarias y CASE-M, tiene un usuario primario que transmite una señal DVB-T localizada a una frecuencia central de 36MHz, con 1705 sub-portadoras y una modulación 16-QAM. Una señal de interferencia de banda estrecha (señal senoidal sin modular) está presente con un SNR de 10 dB y localizada a la frecuencia de 60 Mhz.

### 4.3.2 Detector de Energía

El detector de energía es la técnica más simple que se puede utilizar para la detección de la señal DVB-T en un sistema RC, porque éste no requiere conocer información a priori de esta señal. Este detector mide en una banda de frecuencia específica la energía de la señal recibida, que en muchas ocasiones está contaminada con ruido y/o señales interferentes. La señal recibida se aplica a un filtro pasa-banda y después se convierte a una señal digital, para entonces obtener la energía de la señal y compararla con un umbral de detección. El resultado de esta comparación es la prueba de las hipótesis  $H_1$  y  $H_0$ . Donde  $H_1$  representa la presencia de la señal DVB-T más el ruido, mientras que  $H_0$  representa solamente la presencia del ruido. La Figura 4.3 muestra el diagrama a bloques simplificado del detector de energía.

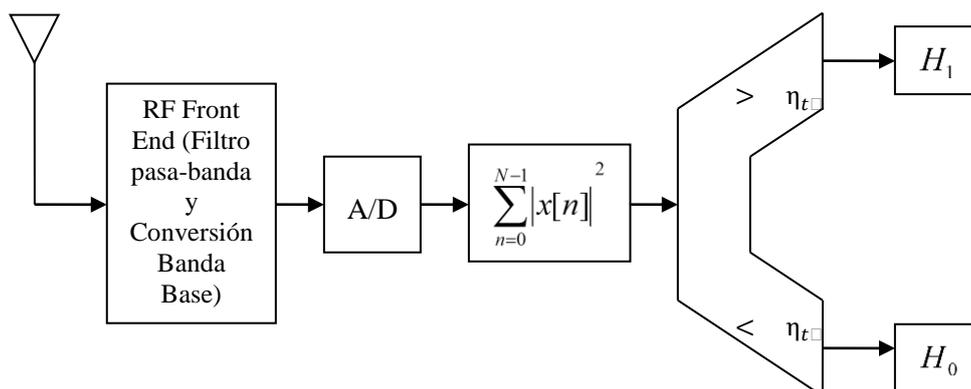


Figura 4.3 Diagrama a bloques del detector de Energía para la detección de la señal DVB-T en la Radio Cognitiva.

En este problema de detección nosotros queremos evaluar la probabilidad de que una variable aleatoria o estadística  $T(x)$  exceda el umbral de decisión  $\Gamma_{th}$ . Entonces, la estadística de decisión del detector de energía es:

$$T(x) = \sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2 > \eta_{t\Box} \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.4)$$

donde,  $x[n]$  es la señal recibida en el usuario secundario,  $N$  es el número de muestras,  $\eta_{t\Box}$  es el umbral de decisión. La media y la varianza de la estadística de decisión,  $T(x)$  pueden calcularse bajo las hipótesis de prueba  $H_0$  y  $H_1$ , de la siguiente manera.

Bajo la hipótesis  $H_0$  la media y la varianza de  $T(x)$  pueden expresarse matemáticamente como:

$$E(T(x); H_0) = E\left(\sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2\right) = \sum_{n=0}^{N-1} E(\omega^2[n])$$

$$E(T(x); H_0) = N\sigma_\omega^2 \quad (4.5)$$

$$\text{var}(T(x); H_0) = \text{var}\left(\sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2\right) = \sum_{n=0}^{N-1} \text{var}(\omega^2[n]) = NE\left((\omega^2[n] - E(\omega^2[n]))^2\right)$$

$$\text{var}(T(x); H_0) = 2N\sigma_\omega^4 \quad (4.6)$$

Mientras que, la media y la varianza de  $T(x)$  bajo la hipótesis  $H_1$  puede ser expresada como:

$$E(T(x); H_1) = E\left(\sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2\right) = \sum_{n=0}^{N-1} E((s[n] + \omega[n])^2)$$

$$E(T(x); H_1) = N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2) \quad (4.7)$$

$$\text{var}(T(x); H_1) = \text{var}\left(\sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2\right) = \text{var}\left(\sum_{n=0}^{N-1} (s[n] + \omega[n])^2\right)$$

$$\text{var}(T(x); H_1) = 2N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2)^2 \quad (4.8)$$

Si consideramos, que el número de muestras de la señal DVB-T sea lo suficientemente grande podemos aplicar el teorema de límite central a la decisión estadística  $T(x)$ , y entonces ésta puede aproximarse a una función de densidad de probabilidad Gaussiana como se muestra a continuación:

$$T(x) \approx N(N\sigma_\omega^2, 2N\sigma_\omega^4) \quad \text{bajo } H_0 \quad (4.9)$$

$$T(x) \approx N(N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2), 2N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2)^2) \quad \text{bajo } H_1 \quad (4.10)$$

Finalmente, la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$ , y de detección  $P_d$ , pueden ser calculadas como:

$$P_{fa} = P(T(x) > \eta; H_0) = Q\left(\frac{\eta - N\sigma_\omega^2}{\sqrt{2N(\sigma_\omega^4)}}\right) \quad (4.11)$$

$$P_d = P(T(x) > \eta; H_1) = Q\left(\frac{\eta - N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2)}{\sqrt{2N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2)^2}}\right) \quad (4.12)$$

donde  $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp\left(-\frac{x(n)^2}{2}\right) dx$  es la función Q

En este caso particular, definimos a la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$ , como la probabilidad que la estadística de prueba  $T(x)$  exceda el umbral cuando la señal DVB-T está ausente. Similarmente, la probabilidad de detección es la probabilidad que la estadística de prueba  $T(x)$  exceda el umbral cuando la señal DVB-T está presente.

### 4.3.1.1 Resultados de las Simulaciones

En objetivo de esta sección es evaluar el comportamiento del detector de energía en un escenario RC en la detección de una señal digital de televisión en el formato DVB-T (*Digital Video Broadcasting Terrestrial*). Consideramos un sistema Radio Cognitiva, como se muestra en la Figura 4.2, que consiste en: a) Un sistema de televisión DVB-T como usuario primario transmitiendo una señal OFDM con 1705 subportadoras, localizada a una frecuencia central de 36MHz, y una modulación 16QAM modulación. Los demás parámetros utilizados para la

simulación numérica están listados en la Tabla 4.1. b) Una estación base WRAN IEEE802.22 como un usuario secundario, que tendrá implementado el detector de energía y c) Ruido aditivo blanco Gaussiano.

A continuación, se muestran algunos resultados de las simulaciones numéricas de la detección de la señal DVB-T a través del detector de energía. En la Figura 4.4 se ilustra la probabilidad de detección,  $P_d$  versus la SNR de la señal recibida, con diferentes valores de la probabilidad de falsa alarma,  $P_{fa}$ .

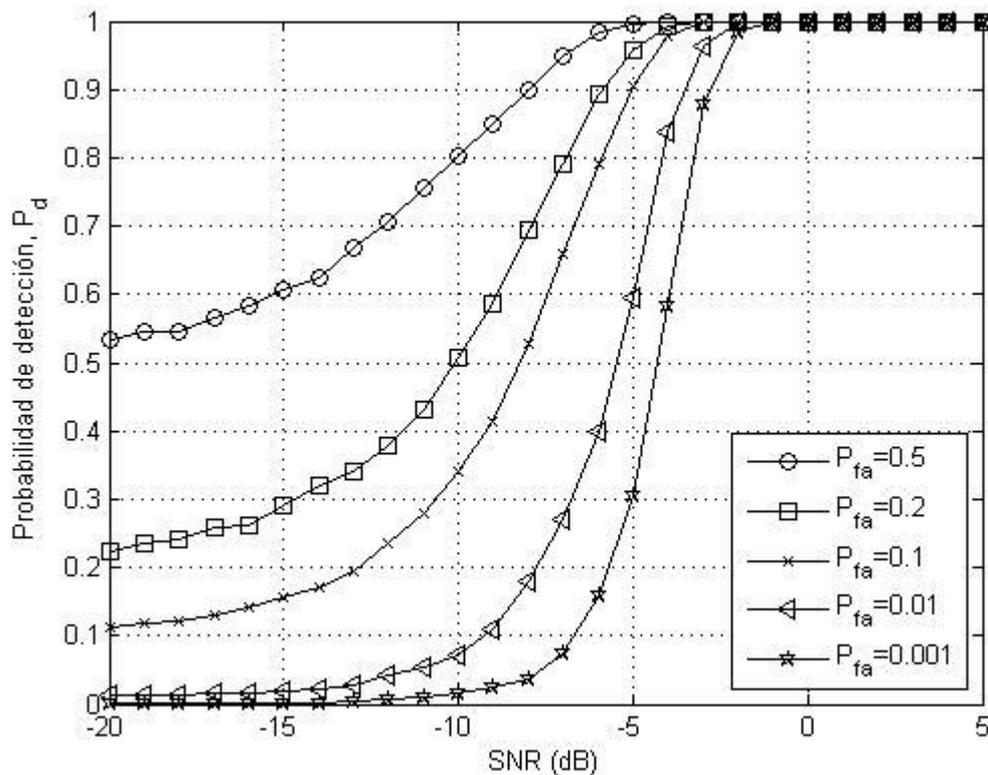


Figura 4.4 Detector de Energía:  $P_d$  vs. SNR, no hay interferencias y el número de muestras de la señal DVB-T es de 2000.

Es importante mencionar, que  $P_d$  es la probabilidad de detección de la señal DVB-T cuando esta señal está realmente presente en el canal y la  $P_{fa}$  es la probabilidad de declarar la señal DVB-T cuando realmente no está. Para incrementar la utilización del espectro en los sistemas de TV, se requiere que  $P_d$  sea lo más grande que sea posible, cerca de 100% y la probabilidad de falsa alarma pequeña, menos del 10%. Sin embargo, de los resultados obtenidos se observa que no es siempre posible tener un valor muy alto de la probabilidad de detección ya que está relacionada con la probabilidad de falsa alarma. Se observa que fijando diferentes valores de la probabilidad de falsa alarma se obtienen diferentes curvas de la probabilidad de detección,

mostrando el impacto de este parámetro sobre el detector de energía. Adicionalmente, podemos notar en la Figura 4.4, que un rendimiento adecuado de este detector, para los valores de  $P_{fa} = 0.01, 0.001$  con 2000 muestras, lo alcanza cuando la relación señal a ruido es -3 dB o mejor.

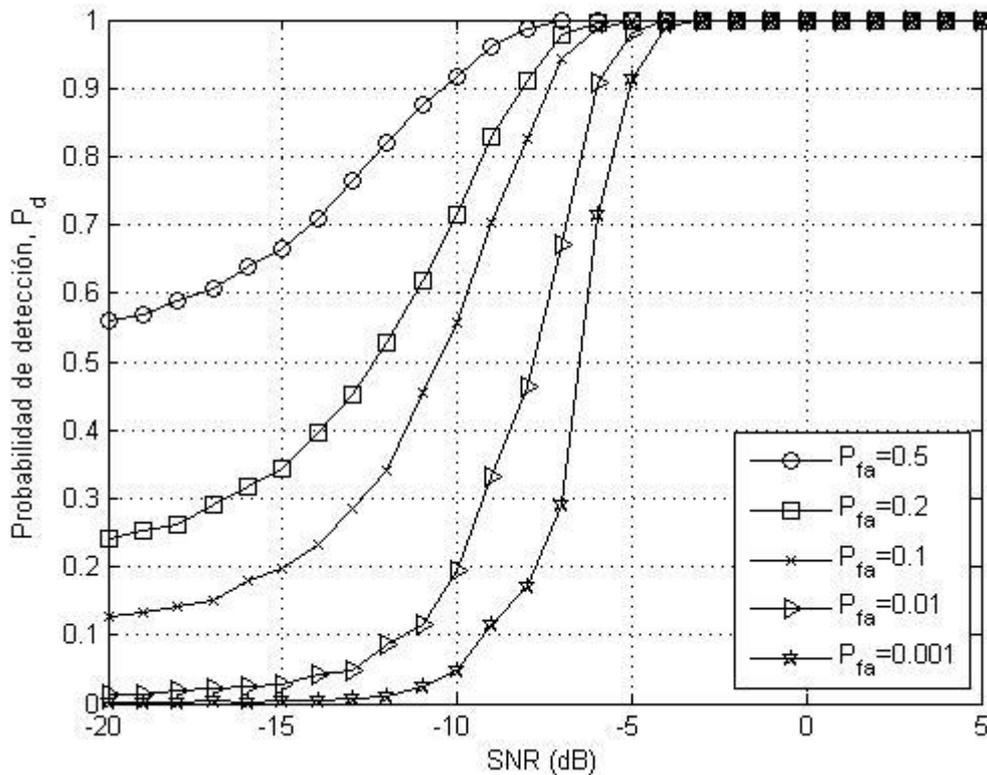


Figura 4.5 Detector de Energía:  $P_d$  vs.  $SNR$ , no hay interferencias y el número de muestras de la señal DVB-T es de 4000.

En la Figura 4.5, se grafica la probabilidad de detección vs la SNR variando la  $P_{fa}$ . Se observa que el comportamiento del detector de energía es mejor que el de la Figura 4.4, cuando se utiliza un mayor número de muestras en la detección. Por ejemplo, en la Figura 4.5 el detector de energía alcanza una probabilidad de detección mayor a 0.9 cuando la SNR de la señal es mayor a -5dB para los valores de  $P_{fa} = (0.5, 0.2, 0.1, 0.01, 0.001)$ . Mientras que, con el escenario en las mismas condiciones, pero con 2000 muestras se alcanza la  $P_d = 0.9$  cuando la SNR es de -3dB.

En resumen, la detección de la señal DVB-T utilizando el detector de energía en escenarios RC tiene un bajo rendimiento cuando los niveles de esta señal tienen SNR muy bajos. Es posible mejorar este rendimiento, si el número de muestras de la señal DVB-T se incrementa.

Sin embargo, en aplicaciones RC no es posible tener un número ilimitado de muestras porque ralentiza el proceso de detección.

### 4.3.3 Detector de Características Ciclo-estacionarias

En esta sección, describimos brevemente el detector de características ciclo-estacionarias propuesto para detectar las señales de usuarios primarios por otros autores en [3]. Aquí, este detector se utilizará para determinar la presencia o ausencia de la señal DVB-T. El escenario en la simulación numérica cuenta con los mismos parámetros usados con el detector de energía en la sección anterior.

Generalmente, las señales de comunicación son modeladas como procesos aleatorios estacionarios. Sin embargo, estas señales están acopladas con portadoras de ondas senoidales, señales piloto o prefijo cíclico, periodo de símbolo, dando como resultado una periodicidad en sus parámetros tal como: la media y varianza. Gracias a esta periodicidad introducida en la estructura de las señales de comunicaciones, hace posible que el detector de características ciclo-estacionarias pueda detectar la señal de usuario primario, aun cuando esta señal esté contaminada con ruido u otras señales moduladas.

Por lo tanto, la señal DVB-T pueden modelarse como un proceso aleatorio ciclo-estacionario. Entonces, sus propiedades ciclo-estacionarias de esta señal modulada tienen periodicidad en sus estadísticas, en particular su media y varianza. Si consideramos a  $x(t)$  sea un proceso ciclo-estacionario. Podemos formular el problema de detección de la señal DVB-T como un problema de prueba de hipótesis binaria como se muestra en (4.13) :

$$\begin{aligned} H_1 & : x(t) = s(t) + \omega(t) && \text{señal DVB-T presente} \\ H_0 & : x(t) = \omega(t) && \text{señal DVB-T ausente} \end{aligned} \quad (4.13)$$

Donde  $x(t)$  es la señal recibida,  $s(t)$  es la señal DVB-T y  $\omega(t)$  es el ruido blanco aditivo Gaussiano. Dado que  $x(t)$  como un proceso aleatorio ciclo-estacionario, su función de autocorrelación puede ser definida como  $r(t, \tau) = E(x(t)x(t+\tau))$  , y representada por la serie de Fourier como en (4.14)

$$r(t, \tau) = r(\tau) + \sum_{\alpha \in \Psi} R(\alpha, \tau) e^{j2\pi\alpha t}, \quad (4.14)$$

donde

$$R(\alpha, \tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} r(t, \tau) e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (4.15)$$

Donde  $R(\alpha, \tau)$  es conocida como la función de auto-correlación cíclica,  $\alpha$  es la frecuencia cíclica y  $\Psi$  es el conjunto de las frecuencias cíclicas. Para realizar la estimación de la función de auto-correlación, los autores en [3] proponen la aplicación del principio de promedio sincronizado al producto  $x(t)x(t+\tau)$  y la utilización de la versión muestreada de la señal original  $x(n)$ . Por lo tanto, la función de auto-correlación estimada se puede expresarse como en (4.16)

$$\hat{r}^{(N)}(n, \tau) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(n+kT_0)x(n+kT_0+\tau) \quad \text{con } n \in [0, N-1], \quad (4.16)$$

Donde  $T_0$  es cualquier periodo cíclico y  $N$  es el número de símbolos de la señal recibida. Es importante remarcar que la técnica del promedio sincronizado permite extraer, para un valor dado de  $T_0$ , todos los componentes periódicos del proceso iguales a las fracciones enteras de  $T_0$ .

Por otro lado, los autores en [3] analizaron la ecuación (4.14) observando que el primer término está presente para la auto-correlación cíclica y convencional. Aunque este término existe en ambas hipótesis,  $H_0$  y  $H_1$ , no es el caso para el segundo término que sólo está presente en la hipótesis  $H_1$ . Entonces, en realidad este procedimiento, para la detección de la señal de usuario primario, se basa en la prueba de la presencia del segundo término de (4.14). Como resultado, se puede formular la prueba de hipótesis binaria para este detector en una forma diferente a la establecida en (4.13).

En consecuencia, la variable de detección está formada por la diferencia entre (4.14) y su primer término [3], i.e.  $\bar{r}(t, \tau) = r(t, \tau) - r(\tau)$ . La variable  $\bar{r}(t, \tau)$  será teóricamente cero para los registros cuando la componente cíclica está ausente, hipótesis  $H_0$ , y diferente de cero cuando la componente cíclica está presente, hipótesis  $H_1$ . Entonces, la prueba de hipótesis binaria en (4.13), considerando esta nueva variable de detección, puede reformularse como:

$$\begin{aligned} H_1 & : \bar{r}(t, \tau) \neq 0 && \text{señal DVB-T presente} \\ H_0 & : \bar{r}(t, \tau) = 0 && \text{señal DVB-T ausente} \end{aligned} \quad (4.17)$$

Sin embargo, como no se tiene una cantidad infinita de muestras señal DVB-T, no se tiene la cantidad exacta de  $\bar{r}(t, \tau)$  sino más bien a una estimada de ésta  $\hat{\bar{r}}^{(N)}(n, \tau)$ . Además,  $\bar{r}(t, \tau)$  bajo la hipótesis  $H_0$  no es exactamente cero, aún si la señal  $x(n)$  es solamente ruido, induce un término de error que depende del número de símbolos  $N$ . Entonces, se puede escribir (4.16) como  $\hat{\bar{r}}^{(N)}(n, \tau) = \bar{r}^{(N)}(n, \tau) + \varepsilon^{(N)}(n, \tau)$ , donde  $\varepsilon^{(N)}(n, \tau)$  es el error de estimación que disminuye cuando  $N \rightarrow \infty$ . Finalmente, los autores en [3] han reformulado la hipótesis binaria (4.17), en base al análisis y las consideraciones mencionadas anteriormente. Entonces, obtienen una forma más apropiada de la prueba de hipótesis binaria como se muestra a continuación:

$$\begin{aligned} H_0 & : \hat{\bar{r}}^{(N)}(n, \tau) = \varepsilon^{(N)}(n, \tau) \\ H_1 & : \hat{\bar{r}}^{(N)}(n, \tau) = \bar{r}(n, \tau) + \varepsilon^{(S)}(n, \tau) \end{aligned} \quad (4.18)$$

donde  $\varepsilon^{(N)}(n, \tau)$  representa el error de estimación. Así que más bien podemos considerar a la prueba de hipótesis binaria como la prueba de la presencia de la ciclo-estacionaridad en lugar de la detección de una señal en ruido. Teóricamente, la solución es independiente del ruido, pero requiere conocer algunos parámetros de la señal de usuario primario. A continuación, se utiliza este método para la detección de la señal DVB-T. Se llevan cabo simulaciones numéricas con MATLAB para obtener el comportamiento de este detector y más adelante compararlo el detector CASE-M propuesto en este trabajo de tesis.

### 4.3.3.1 Resultados de la Simulación

Se proporcionan algunos resultados del comportamiento del detector de características ciclo-estacionarias propuesto en [3], en un escenario RC, para la detección de una señal digital de televisión DVB-T. Consideramos un sistema Radio Cognitiva con: un usuario primario transmitiendo una señal OFDM con 1705 sub-portadoras moduladas con 16QAM. La frecuencia central de la señal de radio frecuencia es 36MHz. La Tabla 4.1 muestra el resto de los parámetros utilizados para la simulación numérica.

En la Figura 4.6 se ilustra el comportamiento del detector de características ciclo-estacionarias. La probabilidad de detección versus la SNR de la señal DVB-T para los valores de probabilidad de detección de 0.5, 0.2, 0.1 y 0.001. Se observa que la detección de la señal DVB-T a valores de SNR bajos, por ejemplo -10 dB las probabilidades de detección son muy bajas, lo que resulta inadecuado para aplicaciones RC. Estos resultados obtenidos, se deben a la longitud de las muestras utilizadas, en este caso 800 muestras. La probabilidad de detección de

señales con niveles SNR más bajos puede mejorarse al incrementar el número de muestras. Sin embargo, esto también incrementa el tiempo de detección.

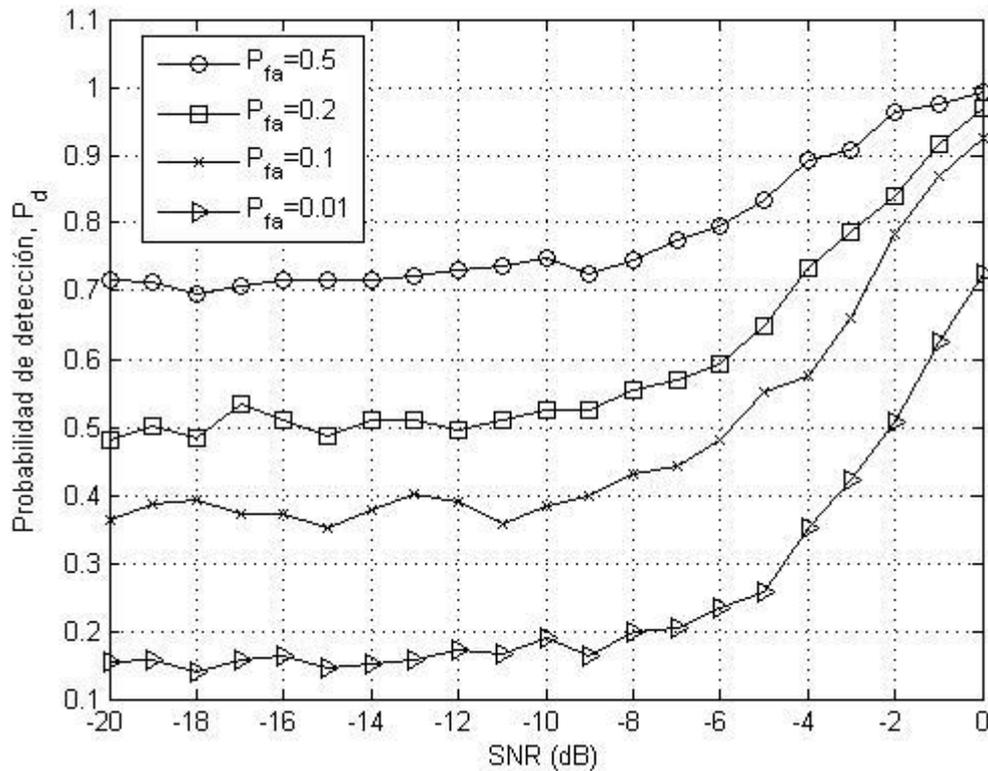


Figura 4.6 Comportamiento del detector de características ciclo-estacionarias como una función de SNR para las probabilidades de falsa alarma de (0.5, 0.2, 0.1 y 0.01). El escenario inalámbrico es el mismo que en la Figura 4.4, pero la longitud del registro es de 800 muestras.

Una razón porque los procedimientos basados en la ciclo-estacionaridad son atractivos en el área de detección de la señal es que éstos son robustos en ambientes ruidosos y con interferencias. Adicionalmente, estos detectores ciclo-estacionarios tienen un buen rendimiento (comportamiento) particularmente en el régimen de bajo SNR, siempre y cuando se utilicen un gran número de muestras. Sin embargo, la complejidad computacional de estos detectores es muy alta comparada con el método de detección de energía. Debido a las desventajas que presentan el método de energía y de características ciclo-estacionarias en la detección de la señal de televisión DVB-T en escenarios RC. Motivó a este trabajo de tesis a la búsqueda de un mejor método de detección espectral para RC y propone el detector CASE-M para la detección de la señal DVB-T. Este método espectral candidato será analizado en la siguiente sección y se llevará a cabo una comparación de su capacidad con los otros dos métodos mencionados anteriormente.

#### 4.3.4 Detector de Estimación Espectral Candidato: CASE-M

Presentamos el detector CASE-M, el cual es capaz de detectar la señal de usuario primario DVB-T, proporcionar su nivel de potencia estimado y su localización en frecuencia, aún en presencia de una señal interferente y ruido aditivo blanco Gaussiano [4]. Los fundamentos teóricos de este detector fueron desarrollados en la sección 3.6.3. Sin embargo, para poder realizar la detección de la señal DVB-T, es necesario que este detector sea ajustado a la señal de televisión DVB-T. Entonces podemos estimar la potencia y localizar en frecuencia la señal DVB-T mediante la siguiente expresión:

$$P_{CASE-M} = \lambda(\mathbf{R}^{-1}, \mathbf{R}_{CM}) \text{ con } R_{CM} = [s(\omega)s^H(\omega) \odot R_C] \quad (4.19)$$

Donde  $\mathbf{R}$  es la matriz de auto-correlación de la señal recibida,  $\mathbf{R}_{CM}$  es la matriz candidata,  $\mathbf{R}_C$  es la matriz banda base de la señal DVB-T,  $\mathbf{s}(\omega)$  es el vector de frecuencias de direccionamiento,  $\odot$  indica el producto elemento a elemento de dos matrices,  $(\cdot)^H$  representa la transpuesta. Note que  $\mathbf{R}_C$  está modulada por la matriz de frecuencias de direccionamiento formada por  $\mathbf{s}(\omega)\mathbf{s}^H(\omega)$ .

De la ecuación (4.19), observamos que la formulación de CASE-M es muy sencilla y la idea fundamental de este procedimiento es encontrar potencia generada por la señal DVB-T independientemente del ruido o interferencia. Obtener la potencia es simplemente obtener el auto-valor mínimo de la ecuación (4.19), en este caso en particular la matriz  $\mathbf{R}_C$  corresponde a la señal DVB-T que se desea detectar y se sustituye en la formulación (4.19). Entonces, es fundamental en este método encontrar la matriz banda base  $\mathbf{R}_C$ .

En resumen, el procedimiento de derivación de la matriz  $\mathbf{R}_C$  es el siguiente: a partir de la forma espectral generada por la señal DVB-T se obtiene la función de auto-correlación normalizada correspondiente a esta forma espectral a frecuencia banda base y potencia unidad, ver Figura 4.7. Una vez que la función de auto-correlación está disponible se obtienen los elementos de la matriz banda base,  $\mathbf{R}_C$ . Es importante mencionar que dependiendo de la exactitud con que se defina la matriz banda base es en gran medida la exactitud con la que el detector CASE-M estimará la potencia. Sin embargo, el número de muestras de la señal DVB-

T, el orden del filtro y el tamaño de esta matriz  $\mathbf{R}_C$ , son parámetros importantes que también influyen en la precisión de estimación de potencia de este detector.

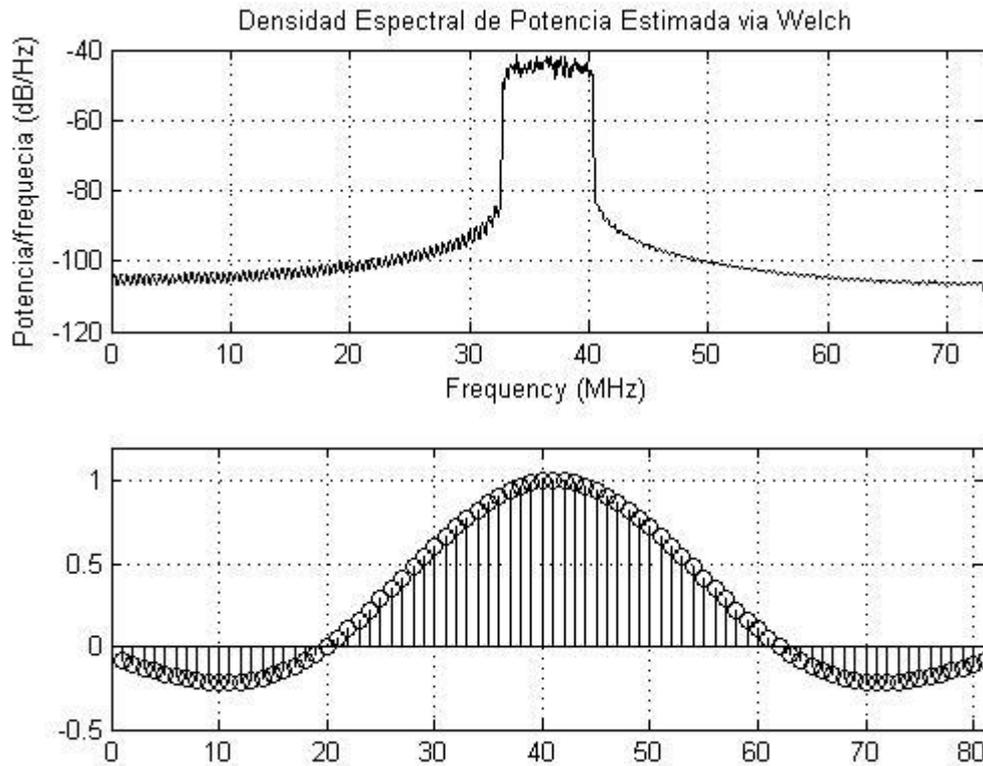


Figura 4.7 Densidad espectral de potencia (arriba) y su correspondiente función de auto-correlación normalizada (abajo) de la señal de televisión DVB-T con frecuencia central a 36 MHz

Una vez definida la matriz  $\mathbf{R}_C$ , se continúa con la estimación de la matriz de auto-correlación de datos de la señal recibida  $\hat{\mathbf{R}}$  que puede ser calculada mediante la fórmula definida en (4.20)

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{2(N-Q)} \sum_{n=Q}^{N-1} \{ \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^H + \mathbf{J} \mathbf{x}_n^* \mathbf{x}_n^T \mathbf{J} \} \quad (4.20)$$

Donde los súper índices  $(\cdot)^H$ ,  $(\cdot)^T$ , y  $(\cdot)^*$  denotan hermítica, transpuesta y compleja conjugada respectivamente,  $\mathbf{x}_n$  es el vector columna de  $Q$  muestras consecutivas de la señal de datos recibida desde  $x(n)$  hasta  $x(n-Q+1)$ , la matriz  $\mathbf{J}$  representa a una matriz

intercambio cuadrada con los elementos de la anti-diagonal iguales a uno y el resto de las entradas igual a cero.  $N$  es el número de muestras de la señal utilizadas para la detección.

El candidato estimará el nivel de potencia estimado a cada frecuencia escaneada a través del vector  $s(\omega)$ , calculada con los auto-valores mínimos de acuerdo con (4.19). En el caso de los escenarios de bajo SNR, para mostrar el rendimiento del detector CASE-M, se realiza mediante las curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*). Las curvas ROC son la probabilidad de detección versus la probabilidad de false alarma,  $P_{fa}$ . Se obtiene el umbral mediante el método de Montecarlo, el cual está basado en la función de la estadística de prueba bajo la hipótesis de  $H_0$  para los valores de  $P_{fa}$  desde 0 hasta 1.0. Obtenido el umbral de detección se calcula la probabilidad de detección,  $P_d$ .

### 4.3.5 Resultados de las Simulaciones

En esta sección, mostramos los resultados obtenidos en las simulaciones del comportamiento del detector CASE-M en la detección de la señal DVB-T. En primer lugar, utilizamos un escenario con un nivel alto de SNR, cuya finalidad es demostrar la capacidad de este detector en la detección y estimación del nivel de potencia de la señal OFDM. Este escenario cuenta con: una señal OFDM con una relación señal a ruido (SNR, *Signal to Noise Ratio*) de 10 dB y localizada a una frecuencia central de 36 MHz, una señal interferente de banda estrecha con un SNR de 10 dB en la frecuencia de 60 MHz, adicionalmente a estas dos señales tenemos ruido blanco Gaussiano. Como resultado, la señal recibida por el detector CASE-M está compuesta por estas dos señales y el ruido. El tamaño de la muestra de la señal recibida considerada aquí es de 200 muestras ( $M = 200$ ), el orden del filtro y el tamaño de las matrices  $\hat{\mathbf{R}}$  y  $\mathbf{R}_C$  es 40 ( $Q = 40$ ).

Figura 4.8 ilustra la detección de la señal DVB-T mediante el periodograma, el método de Capon tradicional y el detector CASE-M. Note que el detector CASE-M es robusto ante la presencia de las señales interferentes o transmisiones de usuarios secundarios de banda estrecha. Al mismo tiempo este detector proporciona un pico muy claro de la localización en frecuencia de la señal DVB-T con 9.6 dB como nivel de potencia estimado. Claramente este detector reacciona solamente ante la presencia de la señal de usuario primario DVB-T y que en principio es a la señal a la que está sintonizado por medio de la matriz de banda base. También note que aun cuando la señal de interferencia está en la banda de frecuencias muy cercana a la del usuario primario, este detector no se ve afectado severamente en la exactitud de la estimación del nivel de potencia de la señal OFDM.

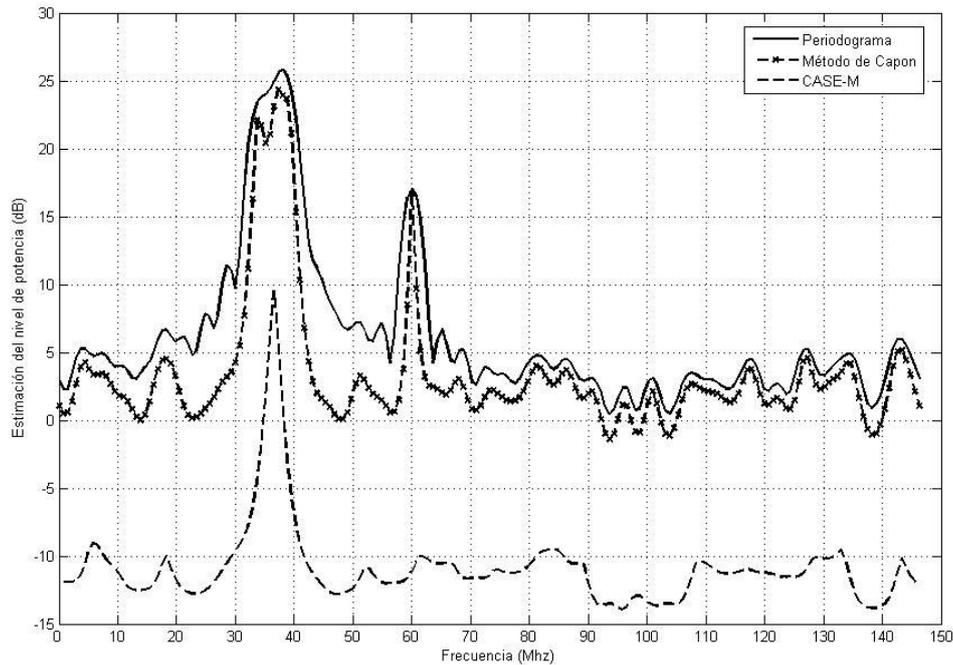


Figura 4.8 Estimación espectral de potencia por el periodograma, el método de Capon y el detector de potencia candidato. Señal de usuario primario DVB-T con frecuencia central de 36 Mhz con un nivel de SNR=10 dB. Señal de interferencia localizada a 60 Mhz y con un nivel de SNR=10 dB. El registro de la señal recibida está limitado a 200 muestras.

Aunque los resultados obtenidos por CASE-M para la detección de la señal DVB-T en el régimen de alto SNR son excelentes, el desafío más importante de este detector es en el régimen de bajo SNR. Por lo tanto, es necesario medir la capacidad del detector CASE-M en escenarios de radio cognitiva más prácticos o realistas. Donde los valores de SNR de la señal DVB-T, recibida por el usuario secundario, son mucho menores a 10 dB. Por lo tanto, nosotros proponemos niveles de SNR que van desde los -13 dB hasta los -6 dB. La Figura 4.9 muestra el rendimiento de este detector mediante las curvas ROC, i.e. probabilidad de detección versus probabilidad de falsa alarma, para SNR del rango de -13 dB hasta -6 dB.

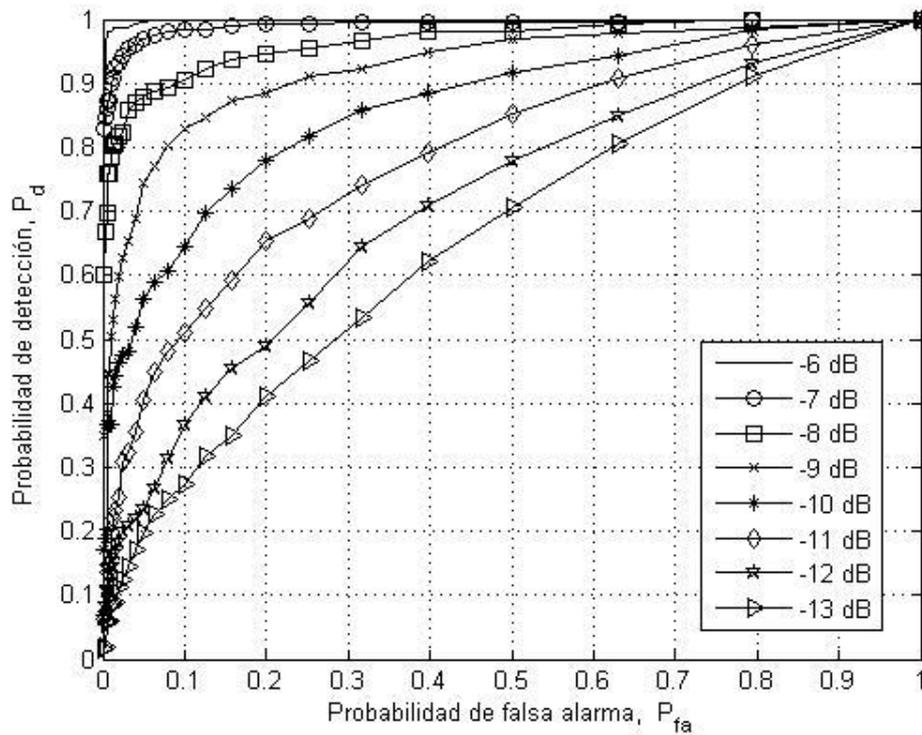


Figura 4.9 Comportamiento del Detector de potencia candidato mediante las curvas ROC, no hay interferencia. La señal DVB-T de usuario primario se localizada a 36 Mhz con rangos de SNR desde -13 dB a -6 dB. Cada registro de datos consiste de 200 muestras.

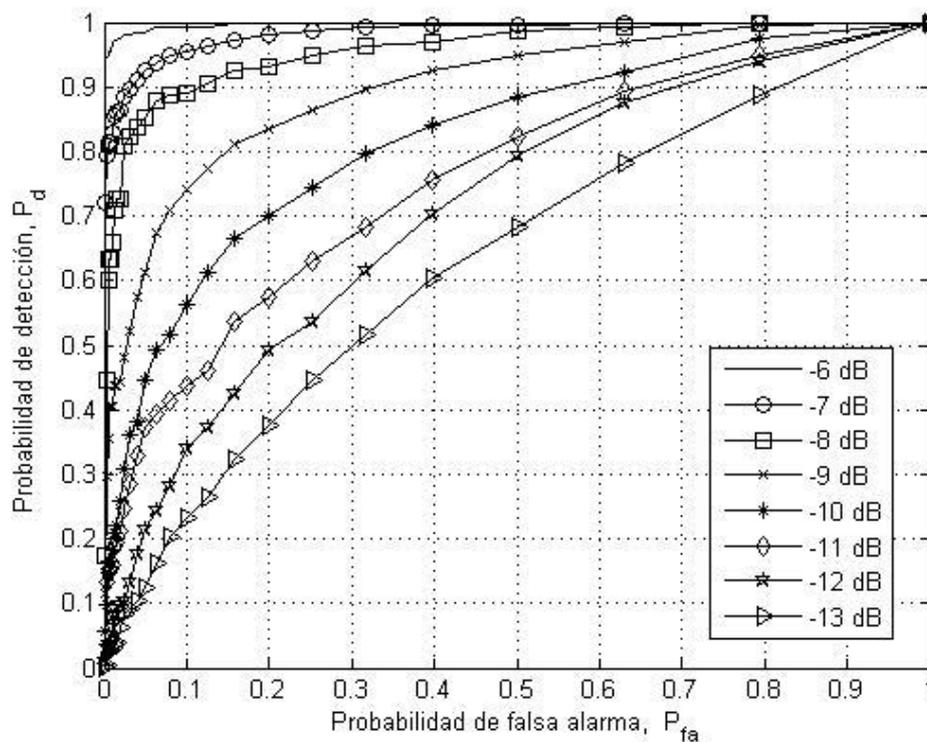


Figura 4.10 Comportamiento del Detector CASE-M mediante las curvas ROC. La señal DVB-T de usuario primario localizada en 36 Mhz con rangos de SNR desde -13 dB a -6 dB. La señal interferente tiene SNR de 10 dB y se localiza en 60 Mhz. Cada registro de datos consiste de 200 muestras.

La Figura 4.10 muestra las curvas ROC del detector CASE-M utilizando el mismo rango de SNR para la señal DVB-T que en la Figura 4.9, pero con la presencia de una interferencia de banda estrecha de SNR=10 dB. Como se aprecia en los resultados no hay una degradación significativa del rendimiento de este detector aún con la presencia de la interferencia, que en otras palabras significa que la interferencia está desde 16 hasta 23 dB arriba del nivel de potencia de la señal de usuario primario. Este comportamiento está en acuerdo con la baja sensibilidad que el detector CASE-M presenta ante la señal interferente, tal como se mostró en la Figura 4.8.

### 4.3.6 Comparación de las diferentes técnicas de estimación espectral y el detector CASE-M

En esta sección, se presenta la comparación entre los métodos tradicionales de detección espectral tal, como el de energía y el de detección de características ciclo-estacionarias, con el nuevo detector CASE-M (*Candidate Spectral Estimation*). Esta comparación se realiza en un escenario de Radio Cognitiva, donde todos los métodos mencionados anteriormente tienen que detectar la señal de televisión en el formato DVB-T con una alta probabilidad de detección cuando la señal de televisión tiene valores de SNR muy bajos. Se presentan simulaciones numéricas con varios resultados que ilustran el comportamiento de CASE-M comparado con métodos de estimación espectral tradicionales no paramétricos mencionados anteriormente.

La Figura 4.11 ilustra el comportamiento del método CASE-M y el detector de energía en función de la probabilidad de detección versus la SNR de la señal DVB-T, para los valores de probabilidad de falsa alarma de 0.5 y 0.01. Esta figura compara el comportamiento de estos dos detectores utilizando el mismo escenario, excepto que el número de muestras usadas para la detección por CASE-M son 200 y para el detector de energía son 2000. Observamos, que ambos métodos muestran un incremento en la probabilidad de detección cuando el nivel de SNR de la señal DVB-T se incrementa, con los valores de probabilidad de falsa alarma fijados en 0.5 y 0.01.

Para observar con mayor claridad la diferencia en los resultados obtenidos por estos dos detectores, se analiza la probabilidad de detección con los siguientes ejemplos. En la Figura 4.11, considerando que la señal DVB-T tiene una SNR de -10 dB el detector CASE-M obtiene una  $P_d = 0.92$  con una  $P_{fa} = 0.5$ . Mientras que, el detector de energía alcanza una probabilidad

de detección  $P_d = 0.80$ . Considerando ahora una  $SNR = -7$  dB el detector candidato obtiene  $P_d = 0.90$  con una  $P_{fa} = 0.01$ , mientras que el detector de energía obtiene  $P_d = 0.27$  para el mismo valor de probabilidad de falsa alarma. En esta figura se demuestra que el detector CASE-M siempre obtiene una probabilidad de detección mayor que el de energía y con un menor número de muestras, comprobando la superioridad del detector CASE-M.

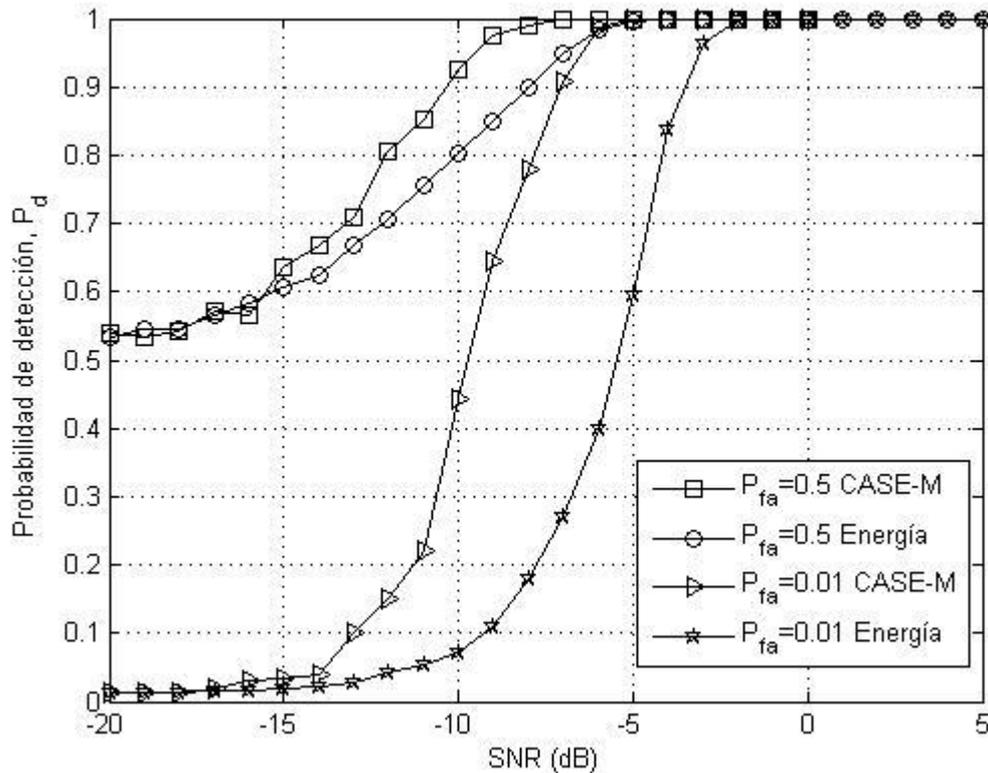


Figura 4.11 Comparación del detector de Estimación Espectral Candidato (CASE-M) con el detector de Energía como una función de SNR para los valores de probabilidad de falsa alarma de 0.5 y 0.01). En el escenario inalámbrico no hay interferencias y la señal del usuario primario DVB-T tiene una frecuencia central de 36 Mhz con rangos de SNR desde -20 dB hasta 0 dB. La longitud del registro es de 200 y 2000 muestras para CASE-M y de Energía, respectivamente.

A continuación, presentamos la comparación entre el detector CASE-M y quizás el competidor más fuerte, como lo es el detector de características ciclo-estacionarias. Después de realizadas las simulaciones numéricas para estos dos detectores, donde se utilizó el mismo escenario para ambos, pero con la diferencia de número de muestras. El comportamiento del método CASE-M y el detector de características ciclo-estacionarias en función probabilidad de detección versus la SNR de la señal DVB-T se muestra en la Figura 4.12. Esta figura compara el comportamiento estos dos detectores, donde CASE-M para llevar a cabo la detección de la señal DVB-T utilizó sólo 200 muestras, mientras que el detector de características uso 800. Observamos, que ambos métodos incrementan la probabilidad de detección, cuando se

incrementa el nivel de SNR de la señal DVB-T, los valores de probabilidad de falsa alarma son 0.5 y 0.01.

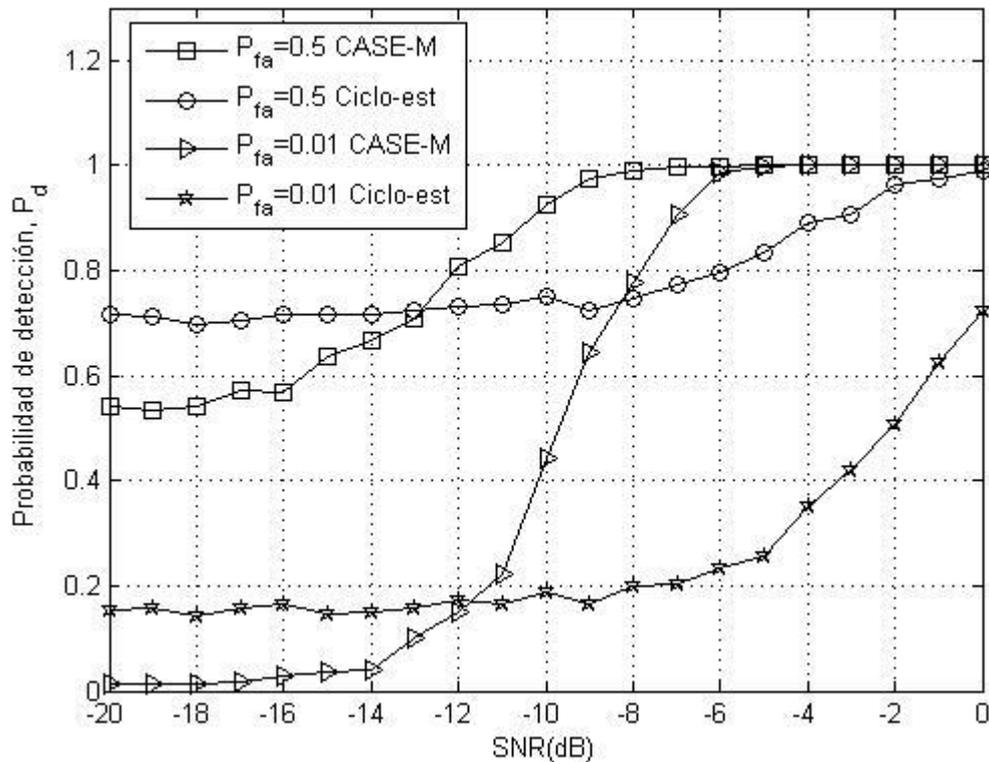


Figura 4.12 Comparación del detector de Estimación Espectral Candidato (CASE-M) con el detector de Características ciclo-estacionarias como una función de SNR para los valores de probabilidad de falsa alarma de 0.5 y 0.01. El escenario inalámbrico no hay interferencias y la señal del usuario primario DVB-T con frecuencia central de 36 Mhz con rangos de SNR desde -20 dB hasta 0 dB. La longitud del registro es de 200 y 800 muestras para CASE-M y de Ciclo-estacionario, respectivamente.

Finalmente, analizando los resultados ilustrados en la Figura 4.12. Para el caso del detector CASE-M, cuando la señal DVB-T tiene un valor de -10 dB con una probabilidad de falsa alarma de 0.5, obtiene una probabilidad de detección estimada de 0.92. Mientras que, el detector de características ciclo-estacionarias alcanza tan sólo una probabilidad de detección  $P_d = 0.73$ . Considerando ahora, el mismo valor de SNR pero con una  $P_{fa} = 0.01$  el detector CASE-M obtiene  $P_d = 0.42$ , por el contrario el detector de características obtiene  $P_d = 0.2$ , con estos resultados se demuestra nuevamente que el detector CASE-M presenta una mayor confiabilidad sobre el detector de características ciclo-estacionario en la detección de la señal de televisión DVB-T en este escenario de la radio cognitiva.

### 4.3.7 Conclusiones

Se reporta el rendimiento del detector CASE-M para la detección de señales DVB-T. Este método propuesto es capaz de detectar esta señal aún en presencia de una interferencia de banda angosta que podría corresponder a usuarios secundarios. Los regímenes de detección de la señal DVB-T fueron en los rangos de SNR desde -13 dB hasta -6 dB que corresponden a escenarios reales. Este método sólo requiere la forma espectral del usuario primario para sintonizarlo y poder realizar la detección del mismo. El detector CASE-M permanece siempre con una cualidad superior que el método de detección de energía o el de características ciclo-estacionarias. El detector CASE-M proporciona una estimación del nivel de potencia y localización de frecuencia de la señal DVB-T con un excelente grado de precisión, aún en la presencia de interferencias de banda estrecha.

#### 4.4 Detector CASE-M en los Sistemas Multiportadora basados en Banco de Filtros

En esta sección, analizaremos el uso del detector CASE-M para los sistemas Multiportadora basados en Bancos de Filtros (FBMC, *Filter Banks MultiCarrier system*). El detector CASE-M debe ser capaz de detectar huecos espectrales dentro del ancho de banda total que utilizan los sistemas FBMC. Un sistema de multiportadora bancos de filtros tiene en el transmisor un banco de filtros de síntesis (SFB, *Synthesis Filter Bank*) y en el receptor un banco de filtros de análisis (AFB, *Analysis Filter Bank*). Los sistemas FBMC emplean la técnica de modulación basada en OFDM con Offset QAM (OFDM/OQAM) [7]. La señal FBMC es generada por el SFB, y puede escribirse matemáticamente como:

$$s(n) = \sum_{k=1}^N \sum_{l=0}^{L-1} a_{k,l} h(n - lT_s) e^{j2\pi \frac{k}{N} n} e^{j\phi_{k,l}} \quad (4.21)$$

Donde

$$h(i) = 1 + 2 \sum_{k=1}^K (-1)^k H(k) \cos(2\pi(i-1)/L); \quad 0 \leq i \leq L-1, \quad (4.22)$$

donde  $a_{k,l}$  son los símbolos QAM reales, el índice  $k$  representa al conjunto de sub-portadoras,  $h$  y  $L$  son la forma del pulso y longitud del filtro prototipo,  $\phi_{k,l}$  es el término de fase adicional y  $T_s$  es la duración del símbolo.

Para realizar la detección de huecos espectrales con CASE-M es importante definir el concepto de huecos. Consideremos, la densidad espectral de potencia (PSD, *Power Spectral Density*) de una señal FBMC y de cierto ancho de banda total como se ilustra en la Figure 4.13. Esta figura también muestra el hueco espectral con un ancho de banda  $B$  MHz. Entonces, se define un hueco espectral como un conjunto de frecuencias portadoras sucesivas no ocupadas en una transmisión multiportadora basado en banco de filtros y que ocupan un cierto ancho de banda. El ancho de banda de este hueco, está disponible para el uso de una transmisión secundaria, y debe ser mayor que el ancho de banda correspondiente a una única portadora. Sin embargo, localizar un hueco con una sola portadora no es un problema para el detector CASE-M. En un sistema FBMC de gran ancho de banda, la forma espectral básica que llena este espectro es la magnitud del filtro prototipo o banda base correspondiente al esquema total multiportadora. En consecuencia, para el análisis del espectro ocupado por una única portadora, la función de auto-correlación usada en la matriz  $\mathbf{R}_c$  en la formulación CASE-M será la transformada de inversa Fourier a la respuesta en magnitud del filtro prototipo o banda base.

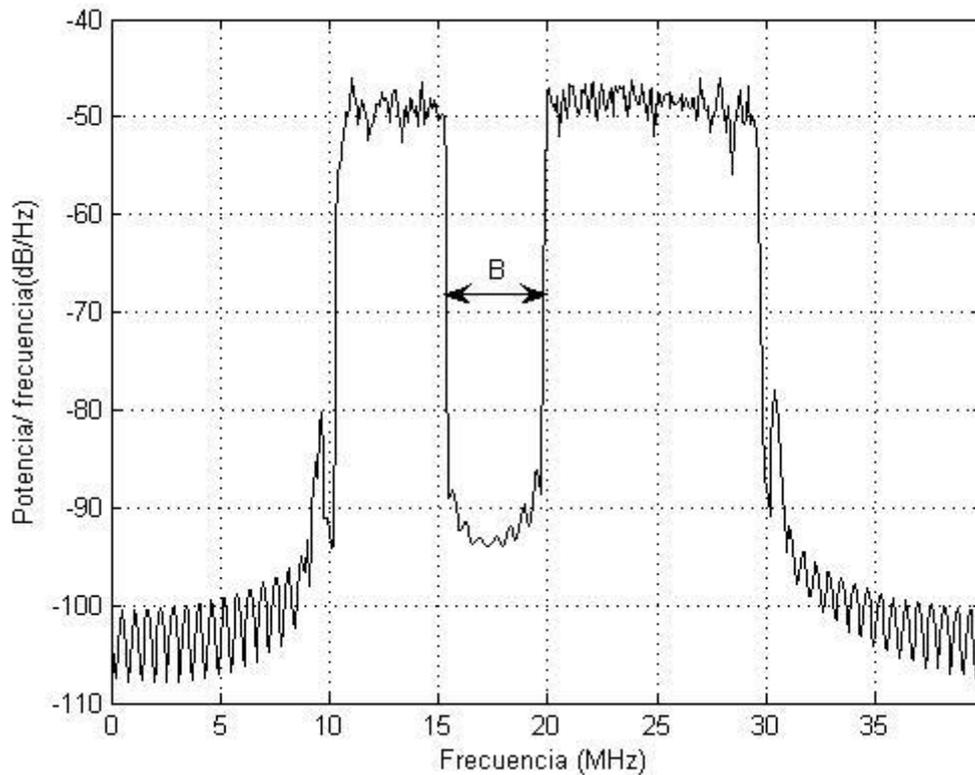


Figure 4.13 Densidad espectral de potencia de un sistema de portadora mostrando un hueco espectral de ancho de banda  $B$ .

Claramente la detección de huecos formados por una sola portadora, i.e. ancho de banda pequeños, conlleva al uso de largas respuestas al impulso en el filtro banda base y, como consecuencia, largas funciones de auto-correlación que promueven un alto orden para la matriz candidata  $\mathbf{R}_c$ . Sin embargo, el hueco formado por una portadora no será útil para transmisiones secundarias y en la práctica es mejor tener huecos con un ancho de banda moderado. De hecho, el número usual de portadoras asociadas a un solo usuario secundario es dentro de un rango de 30 a 60, en consecuencia, CASE-M buscará huecos con el tamaño igual al número de portadoras asignada al usuario secundario.

En resumen, nosotros estamos interesados en la detección de huecos espectrales, mediante el detector CASE-M, con un mínimo de ancho de banda  $B_0$ . Donde se puedan realizar transmisiones secundarias reales a través de estos huecos de los sistemas FBMC. Además, donde el detector CASE-M tenga una complejidad asequible y un retraso adecuado en el proceso de detección.

#### 4.4.1 Detección de los huecos espectrales

Considerando, una señal FBMC como usuario primario, con 512 sub-portadoras y un ancho de banda total de 20 MHz a la frecuencia central de 20 MHz, los parámetros del filtro prototipo utilizados para este sistema FBMC fueron desarrollados en el proyecto de PHYDYAS mediante la técnica de diseño de muestreo en frecuencia[9][10]. El sistema FBMC tiene los siguientes parámetros: número de portadoras  $M = 512$ , el factor de solapamiento  $K = 4$  y la longitud del filtro prototipo es  $L = 2048$  (más detalles en [11]). Entonces, las muestras en frecuencia son:

$$\begin{aligned} H(0) &= 1 & H(1) &= 971960 \\ H(2) &= 1/\sqrt{2} & H(3) &= 0.235147 \end{aligned} \quad (4.23)$$

Utilizando la ecuación (4.22) con los parámetros calculados anterior, se obtiene la respuesta del filtro para el sistema FBMC como se muestra en (4.24)

$$h[n] = 1 - 1.94392 \cos\left(\frac{\pi n}{512}\right) + \sqrt{2} \cos\left(\frac{\pi n}{256}\right) - 0.470294 \cos\left(\frac{3\pi n}{512}\right); 1 \leq n \leq 1023 \quad (4.24)$$

Finalmente, la señal del sistema FBMC se genera con la ecuación (4.21) con los parámetros del filtro antes descritos y con un hueco espectral equivalente a 30 sub-portadoras sucesivas. La Figura 4.14 muestra la densidad espectral estimada, utilizando el procedimiento de Welch, de este sistema FBMC.

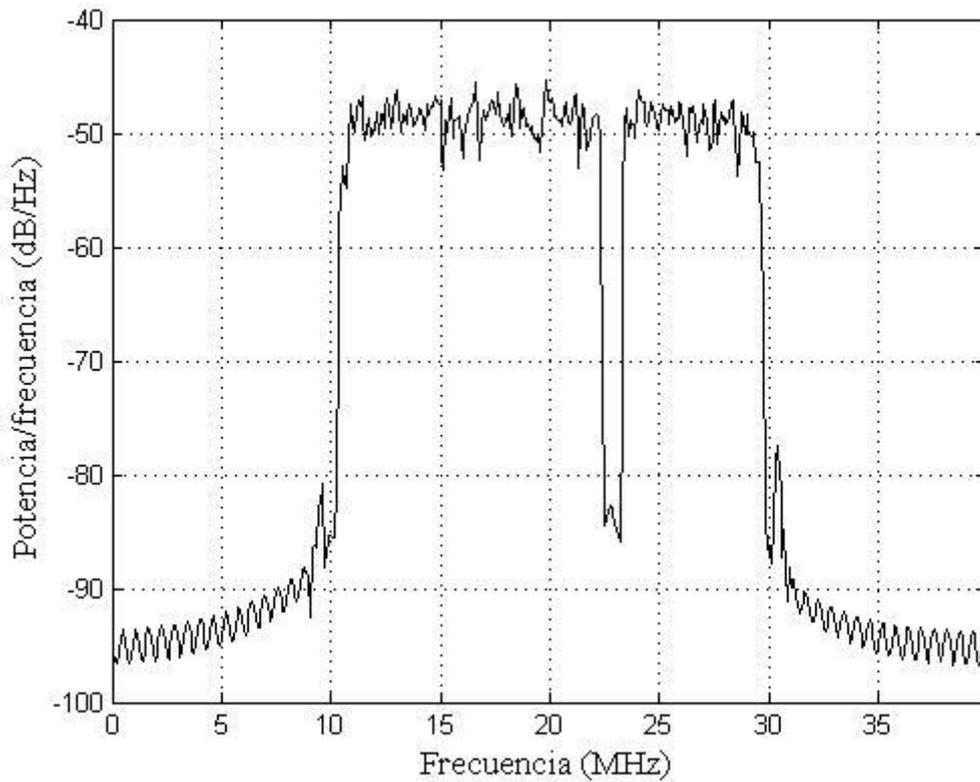
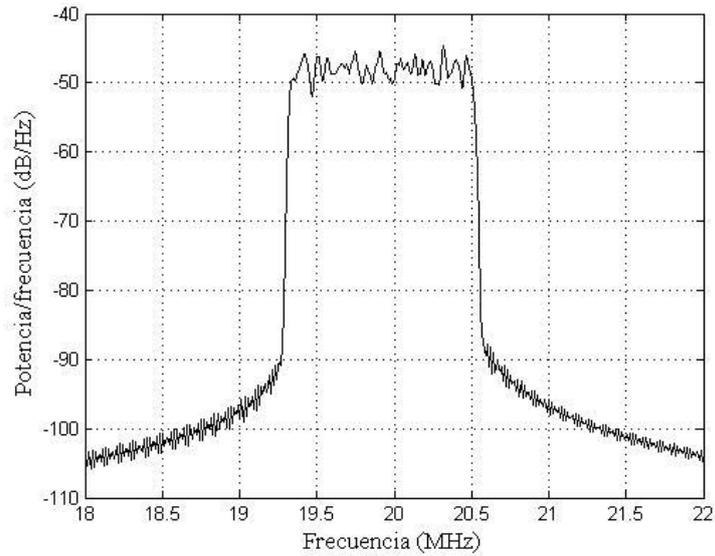


Figura 4.14 Densidad espectral de potencia estimada de la señal FBMC con el método de Welch, con 512 sub-portadoras mostrando un hueco espectral de 1.17 MHz, correspondiente a 30 sub-portadoras. El sistema multiportadora tiene un ancho de banda total de 20 MHz, a una frecuencia central de 20MHz, se utilizó los parámetros del filtro de acuerdo con el proyecto de PHYDYAS.

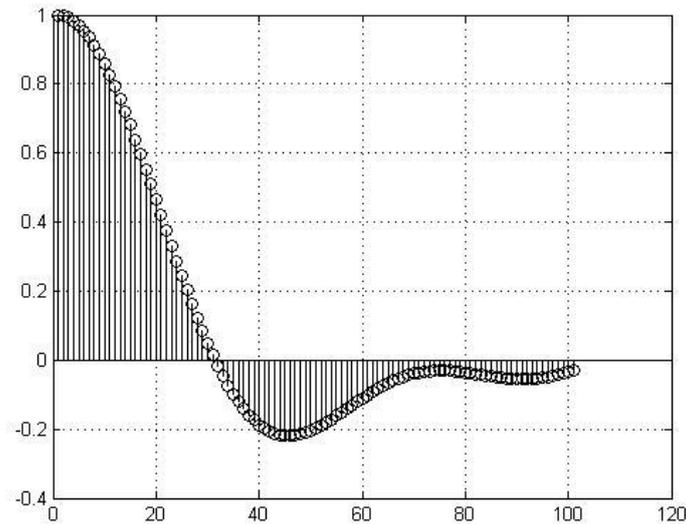
El objetivo de CASE-M es detectar este hueco espectral definido con 30 portadoras y para poder realizarlo es necesario un procedimiento de sintonización de este detector. Para esto se utiliza de nuevo la fórmula de estimación de la potencia (3.65).

$$P_{CASE-M} = \lambda(\mathbf{R}^{-1}, \mathbf{R}_{CM}) \text{ con } \mathbf{R}_{CM} = [s(\omega)s^H(\omega) \odot R_C] \quad (4.25)$$

Donde  $\mathbf{R}_c$  es la matriz candidata,  $\mathbf{R}$  es de auto-correlación de la señal de datos que consiste en: la señal del sistema FBMC, la interferencia y el ruido blanco Gaussiano. El procedimiento de sintonización consiste encontrar una matriz candidata  $\mathbf{R}_c$  la cual corresponda a la forma de 30 portadoras sucesivas es decir el mismo número de sub-portadoras que tiene el hueco. Esto genera una forma espectral de 1.17 MHz tal como se ilustra en la figura 4.15.(a).



(a)



(b)

Figura 4.15 Un grupo de 30 sub-portadoras sucesivas: La densidad espectral de la señal transmitida (a) y la respuesta al impulso (b) en conjunto con el filtro prototipo para este conjunto de sub-portadoras en la transmisión de banco de filtros

Para encontrar la matriz candidata  $\mathbf{R}_c$ , se colocan 30 sub-portadoras sucesivas, es decir el mismo número de sub-portadoras que tiene el hueco. Esto genera una forma espectral de 1.17 MHz tal como se ilustra en la figura 4.15 (a), una vez que se selecciona la forma espectral básica, la función de auto-correlación que proporciona las entradas a la matriz de auto-correlación son derivadas de su transformada de inversa de Fourier (IFFT). Las entradas para la matriz  $\mathbf{R}_c$  también pueden ser derivadas de la auto-correlación de la respuesta al impulso del filtro el cual se muestra en la figura 4.15 (b).

Insertando esta matriz candidata en la formulación de CASE-M se espera que la potencia resultante estimada describa sólo aquellas frecuencias donde el conjunto de M sub-portadoras permanezcan usadas/no usadas. La siguiente sección proporciona un ejemplo de este procedimiento.

#### **4.4.2 Resultados de Simulación de detección de huecos espectrales: CASE-M**

A continuación, mediante simulaciones numéricas con MATLAB, evaluamos el detector CASE-M ajustado para la detección de huecos espectrales en un sistema FBMC. El escenario de evaluación del comportamiento de CASE-M está formado por una señal multiportadora basada en banco de filtros (FBMC) con 512 sub-portadoras ocupando un ancho de banda global de 20 MHz o el equivalente a 39,0625 KHz por portadora. Desde esta señal de transporte, se produce un hueco espectral cuando 30 portadoras no son utilizadas, es decir las correspondientes portadoras son puestas a cero. El hueco producido en la densidad espectral de potencia tiene ancho de banda de 1.17 MHz. Con respecto al detector CASE-M (Candidato) y para ilustrar el comportamiento de éste con respecto a matriz candidata seleccionada, nosotros usaremos dos diferentes candidatos: a) el primer caso, el candidato será sintonizado al tamaño real del hueco que nosotros deseamos detectar 30 portadoras. b) el segundo caso, asumiremos que el candidato es erróneamente sintonizado utilizando 60 portadoras la cual es el doble del tamaño real del hueco espectral que buscamos.

La Figura 4.16 muestra el rendimiento de los dos detectores CASE-M, utilizando 30 y 60 sub-portadoras para la sintonización, junto con los métodos de estimación espectral tradicional como el método de Welch y el de mínima varianza de Capon. El tamaño del registro es de 2000 muestras, el orden de CASE-M y método de mínima varianza es puesto a 100. Desde esta figura es claro que CASE-M define los bordes del hueco espectral en una forma más apropiada que los métodos tradicionales. Así mismo, CASE-M 30 y 60 sub-portadoras puede correctamente identificar al hueco espectral. La Alta resolución y robustez de CASE-M en la detección de los canales libres de televisión, fue reportado en la sección 4.3 del capítulo tres y probado su superioridad con respecto a los métodos tradicionales, así como también con respecto al método de detección de características ciclo-estacionarias. Adicionalmente, a las ventajas mencionadas anteriormente, la principal ventaja de CASE-M con respecto a los demás procedimientos de detección espectral es la robustez contra las transmisiones secundarias o interferencias.

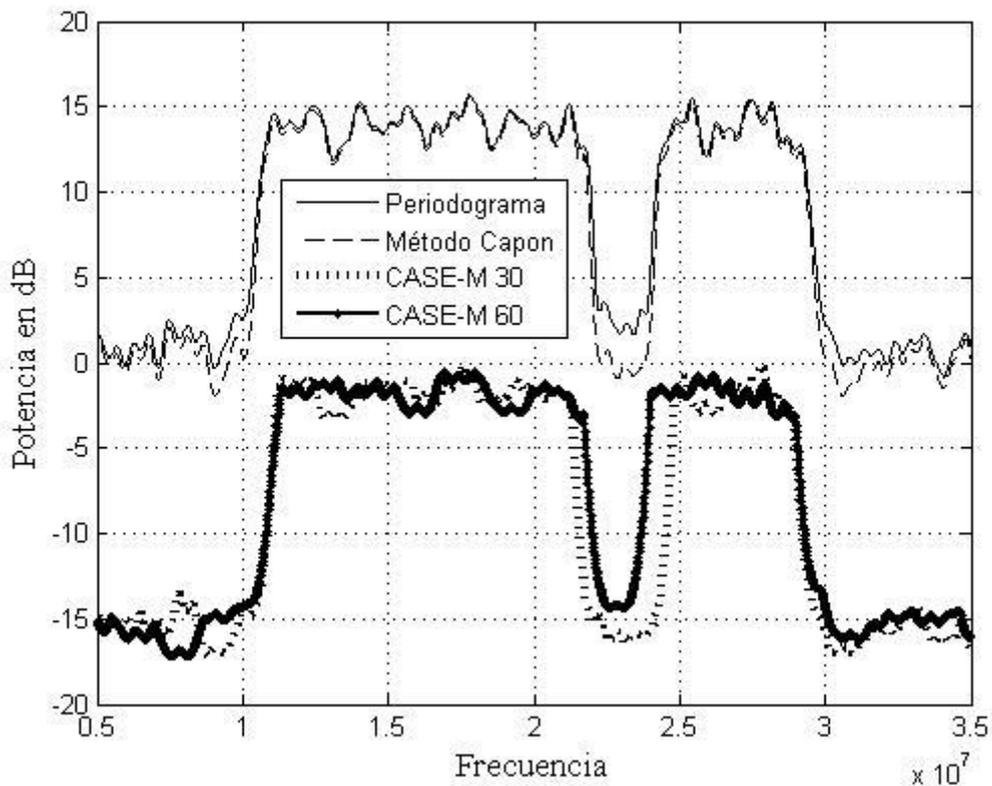


Figura 4.16 Respuesta de los métodos de Welch y Capon, junto con el detector CASE-M con dos diferentes huecos espectrales candidatos correspondientes a 30 y 60 sub-portadoras.

La Figura 4.17 muestra en primer lugar la robustez del detector CASE-M ante interferencias o transmisiones de usuarios secundarios de banda angosta, también ilustra la comparación de éste con el periodograma y el método de Capon. Para mostrar brevemente este comportamiento, en el siguiente escenario, un hueco parcialmente ocupado por una transmisión secundaria de banda angosta (sólo una portadora) que corresponde a un usuario oportunista. Se observa claramente que el detector CASE-M puede detectar el hueco espectral generado en el sistema FBMC mientras que los otros métodos se ven afectados por la interferencia de banda angosta localizada justo en la frecuencia del hueco. Este comportamiento es debido al hecho que CASE-M está sintonizado a un patrón espectral, en este caso particular al hueco espectral caracterizado por su ancho de banda. Esto le proporciona a este detector la capacidad de no responder a las transmisiones oportunistas programadas en el hueco. De hecho, siempre que el sistema FBMC no está transmitiendo, el detector CASE-M detecta el hueco con precisión a pesar de que otras transmisiones secundarias se localicen en la banda de frecuencias de este hueco espectral.

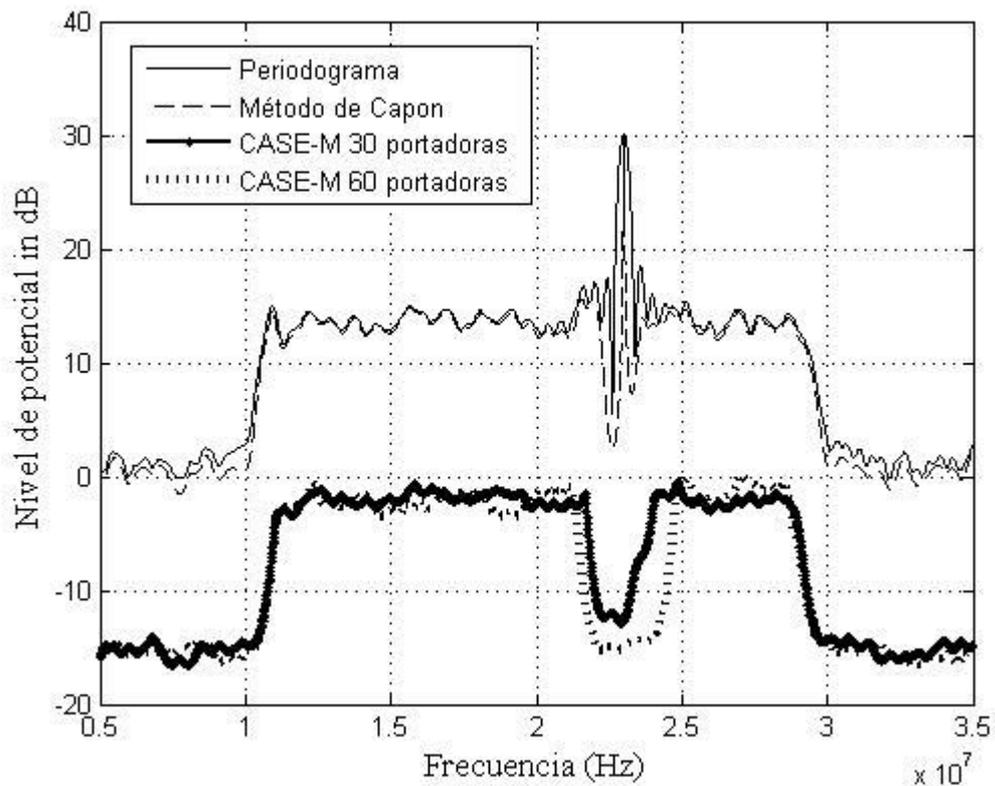


Figura 4.17 Respuesta de los métodos de Welch y Capon, junto con el detector CASE-M cuando una transmisión oportunista aparece en hueco espectral.

En la Figura 4.17, además de observar que el método CASE-M detecta adecuadamente el hueco, en ambos casos con 30 y 60 sub-portadora, observe también que el rango dinámico en la detección del hueco es igual o mayor a 10 dB, lo cual garantiza una apropiada detección de la presencia de este.

### 4.4.3 Conclusiones

Concentrándose en la detección del espectral en un escenario de radio cognitiva, se ha mostrado que el detector CASE-M puede ser sintonizado para detectar los huecos espectrales dentro del ancho de banda en los sistemas multiportadora banco de filtros (FBMC). Esto se logra básicamente ajustando la matriz de auto-correlación banda base a un conjunto preescrito de  $M$  sub-portadoras sucesivas, que forman el hueco espectral. El método CASE-M es capaz de detectar adecuadamente la presencia/ausencia de estos grupos de portadoras dentro del ancho de banda escaneado. El método resultante muestra una muy buena resolución, robustez y, lo más

importante, un rechazo a las transmisiones de usuarios secundarios o interferencias co-canal, lo que hace de este detector un método adecuado para las aplicaciones de RC.

## 4.5 Referencias

- [1] Federal Communications Commission, “Unlicensed operation in the TV broadcast band.” ET Docket No. 04-113, May 2004.
- [2] Federal Communications Commission, “Sensing Scheme for DVB-T” IEEE 802.22-05/0263r0, November 2006.
- [3] M. Dohler, M. Ghozzi, F. Marx and J. Palicot, “Cyclostationary-Based Test for Detection of Vacant Frequency Bands,” RCowcom Conference, Mykonos, Greece, June 2006.
- [4] Miguel A. Rojas, Ana I. Pérez-Neira and Miguel A. Lagunas, “DVB-T Candidate Power Detector for Cognitive Radio,” EUSIPCO, Glassgow Scotlan, Agust 2009
- [5] ETSI TR, “Digital Video Broadcasting (DVB): Implementation guidelines for DVB Terrestrial Services,” Technical report, v1.5.1, 2004.
- [6] ETSI EN 300 744, “Digital Video Broadcasting (DVB): Framing structure, channel coding and modulation for digital terrestrial television” Technical report, vol. 101 190 v1.2.1, 2004.
- [7] P. Siohan, C. Siclet, and N. Lacaille, “Analysis and design of OFDM/OQAM systems based on filterbank theory,” IEEE trans. Signal Processing, vol.50, pp.1170-1183, May 2002.
- [8] A. Skrzypczak, P. Siohan, and J. Javaudin, “Power spectral density and cubic metric for the OFDM/OQAM modulation,” in IEEE ISSPIT, Vancouver-Canada, August 2006.
- [9] “PHYDYAS-Physical layer for dynamic spectrum access and cognitive radio,” Project website: [www.ict-phydyas.org](http://www.ict-phydyas.org).
- [10] M. Bellanger, “Filter banks and OFDM-OQAM for high throughput wireless LAN,” in 3rd International Symposium on Communications,Control and Signal Processing (ISCCSP’08), March 2008, pp. 758–761.
- [11] M. Bellanger, “Specification and design of a prototype filter for filter bank based on multicarrier transmission,” in Proc. IEEE Int. conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Salt Lake City, USA, May 2001, pp. 2417–2420.

## Capítulo 5

### 5 Conclusiones y Trabajo Futuro

En este trabajo de tesis, se ha enfocado a las técnicas de detección espectral basadas en el concepto de la Radio Cognitiva para dar solución al problema de saturación del espectro de radio. Específicamente, se desarrolló un nuevo método de detección espectral para la radio cognitiva, llamado detector CASE (*Candidate Spectral Estimation Detector*). En esta solución los usuarios primarios son detectados y los usuarios secundarios utilizan oportunísticamente estas bandas de frecuencia libres sin causar interferencia. En este capítulo se concluye este trabajo de tesis, con una breve discusión de la investigación hasta ahora desarrollada y sus contribuciones más importantes en el campo de la detección espectral para aplicaciones en los sistemas Radio Cognitiva. Adicionalmente, se proporciona un posible panorama de las líneas de investigación futura. Las principales conclusiones de cada capítulo son presentadas y discutidas en la sección 5.1, mientras líneas de investigación están descritas en la sección 5.2. De hecho, el trabajo presentado en esta tesis deja líneas de investigación abiertas, con desafíos para ser resueltos en el campo de la estimación espectral para RC.

## 5.1 Conclusiones

En el capítulo I, se plantea el problema de la saturación del espectro de radio y para resolver este problema se propone la tecnología Radio Cognitiva (RC). La tecnología CR puede resolver la saturación del espectro utilizando una de sus funciones más importantes, la detección espectral que permite un uso más eficiente y flexible del espectro de radio.

En el capítulo II, se ha comprobado a través de mediciones de ocupación del espectro que el problema de saturación de este recurso limitado, es más debido a un problema de baja utilización del mismo que un problema de saturación físico. Los métodos de detección del espectro tradicionales, tal como detector de energía, filtro adaptado, y detector de características ciclo-estacionarias son propuestos como una solución a este problema. Sin embargo, los resultados de las simulaciones numéricas han demostrado que estos métodos de detección espectral no son los más adecuados para la detección de señales de usuarios primarios con SNR muy bajos. A un nivel muy bajo de SNR el detector de energía presenta degradación de su comportamiento en escenarios con incertidumbre en el nivel de ruido y el detector de filtro adaptado experimenta la pérdida de sincronización. En cuanto, al detector de características ciclo-estacionarias detecta adecuadamente las señales con bajo SNR, pero presenta una complejidad computacional muy alta y requiere un gran número de muestras, que incrementan el tiempo para la detección del usuario primario. Entonces, los requerimientos de los sistemas RC, tal como confiabilidad y tiempo de detección no son cubiertos por las técnicas de detección espectral mencionadas anteriormente.

En el capítulo III, se desarrolla un nuevo método de detección espectral para la radio cognitiva, llamado detector CASE (*Candidate Spectral Estimation Detector*) para ayudar a mitigar la saturación e incrementar la utilización del espectro de radio frecuencia. Se enfoca en la investigación de una nueva técnica que realiza una detección confiable de los usuarios primarios, con un número de muestras mínimo y una complejidad computacional moderada. A partir del detector CASE se derivan tres nuevos procedimientos: El primer método es el CASE-F, basado en la norma Frobenius, muestra baja resolución y una pobre estimación de potencia. El segundo método, CASE-G basado en la distancia geodésica, muestra una complejidad más baja en cuanto a la estimación de la potencia y un mejor rendimiento que el detector CASE-F. Sin embargo, presenta desviaciones en la localización en frecuencia y potencia en escenarios con interferencias. El tercer y último método propuesto, CASE-M basado en los autovalores mínimos. Las simulaciones numéricas demuestran que el detector CASE-M, proporciona el mejor rendimiento que CASE-F y CASE-G, en el régimen de alto y bajo SNR, aún con la presencia de la señal interferente y el ruido.

En el capítulo IV, nosotros hemos extendido la aplicación del detector CASE-M a dos escenarios de la Radio Cognitiva: el primero comprueba la capacidad de CASE-M en la detección de las señales DVB-T, en presencia de una interferencia de banda angosta, en los regímenes de detección en los rangos de bajo y alto SNR. Para la detección de estas señales, este método solo requiere la forma espectral del usuario primario para sintonizarlo. Los resultados de las simulaciones numéricas demuestran que detector CASE-M proporciona una estimación del nivel de potencia y localización de frecuencia de esta señal con un excelente grado de precisión, aún en la presencia de una interferencia de banda estrecha. El rendimiento en términos de la estimación de la probabilidad de detección versus la relación señal a ruido (SNR) es superior que los métodos de estimación espectral: detector de energía, y de características ciclo-estacionarias, especialmente cuando la señal deseada tiene un valor bajo de SNR y un número de pocas muestras. El segundo caso de aplicación del detector CASE-M, es la detección de los huecos espectrales, dentro del ancho de banda en los sistemas multiportadora banco de filtros (FBMC). Este método demostró detectar adecuadamente el conjunto subportadoras sucesivas que forman el hueco espectral, con solo ajustar la matriz de autocorrelación. En esta aplicación CASE-M nuevamente demostró ser un método con muy buena resolución, robustez y, lo más importante, inmune a las transmisiones de usuarios secundarios.

Finalmente, este nuevo método de detección espectral, puede utilizarse en la detección de señales de usuario primarios o huecos espectrales con baja complejidad computacional y una alta precisión en escenarios de alto y bajo SNR. Entonces, CASE-M es adecuado para aplicaciones de Radio Cognitiva y habilitará a los usuarios secundarios coexistir con los usuarios primarios, e incrementar la utilización del espectro de radio, sin que los usuarios primarios tengan que realizar modificaciones a nivel de hardware en sus sistemas ni en la gestión del espectro.

## 5.2 Trabajo futuro

En esta sección, se discute sobre las áreas de investigación y temas de trabajo futuro relacionados con la tecnología de la radio cognitiva (RC), específicamente, con la estimación espectral basada en el concepto de RC. Esta área de investigación relativamente nueva ha despertado el interés de la comunidad científica y más recientemente en la industria de telecomunicaciones. En este trabajo de tesis se desarrollaron los fundamentos para un nuevo método de detección espectral para Radio Cognitiva aplicada a la detección de las señales DVB-T. Esta metodología puede aplicarse en investigaciones futuras que contribuyan a optimizar la utilización del espectro de radio de los sistemas de comunicación inalámbricas emergentes como son: WiFi, LTE-A, Wimax móvil entre otros. Entre las aplicaciones futuras se sugiere:

- 1) Extender la aplicación de CASE-M a la detección de las señales de usuarios primarios en los sistemas LTE-A (Long Term Evolución-Advanced) de tal forma que pueda coexistir con otros sistemas inalámbricos como WiFi en Redes de Radio Cognitiva.
- 2) Extender la investigación del rendimiento de CASE-M para detección espectral, en escenarios RC con muy bajo SNR, en un esquema cooperativo. Añadiendo también los fenómenos tal como: el problema de desvanecimiento por multitrayectoria o terminal escondida al modelo de simulación.
- 3) Reducir el tiempo de detección del usuario primario y mejorar también su probabilidad de detección mediante el desarrollo de un algoritmo para detector CASE-M en el modo cooperativo, donde la participación de varios usuarios secundarios en la detección del espectro es fundamental.
- 4) Utilizar CASE-M en la identificación de señales de los sistemas OFDM para los estándares WiFi y WiMAX móvil basado en los símbolos piloto, introducidos para la estimación del canal y/o sincronización. Considerando que estos pilotos tiene una distribución tiempo/frecuencia predefinida.
- 5) Desarrollar protocolos cooperativos que localicen a los usuarios primarios cuando los usuarios secundarios tienen movilidad, el efecto de ensombrecimiento y la presencia de más de un usuario primario.
- 6) Construir plataformas experimentales que comprueben a nivel de hardware las capacidades de los diferentes métodos de estimación espectral para RC propuestos hasta hoy. Adicionalmente, estos bancos de prueba (Testbed) facilitarían el desarrollo de las funciones de la capa de red y de la capa física de los sistemas de Radio Cognitiva con la aprobación por parte de los organismos reguladores de telecomunicaciones tal como: la FCC.