

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA

FACULTAD DE INGENIERÍA MEXICALI

MAESTRÍA Y DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA



**DETECCIÓN DE ENERGÍA ROBUSTA A LA INCERTIDUMBRE DE
RUIDO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE ESPECTRO PARA RADIOS
COGNOSCITIVOS**

TESIS

que para cubrir parcialmente los requisitos para obtener el grado de

DOCTOR EN CIENCIAS presenta:

DANIELA MERCEDES MARTÍNEZ PLATA

DIRECTOR DE TESIS:

ÁNGEL GABRIEL ANDRADE REÁTIGA

Mexicali, Baja California, México

Octubre de 2014

TESIS DEFENDIDA POR
Daniela Mercedes Martínez Plata
Y APROBADA POR EL SIGUIENTE COMITÉ:

Dr. Ángel Gabriel Andrade Reátiga
Director de tesis

Dra. Rosa Martha López Gutiérrez
Miembro del comité

Dr. Miguel Ángel Alonso Arévalo
Miembro del comité

Dr. Miguel Ángel García Andrade
Miembro del comité

Dr. Oleg Sergiyenko
Miembro del comité

Mexicali, Baja California, a 09 de octubre del 2014.

RESUMEN de la tesis de Daniela Mercedes Martínez Plata, presentada como requisito parcial para la obtención del grado de DOCTOR EN CIENCIAS. Mexicali, Baja California, México. Octubre del 2014.

DETECCIÓN DE ENERGÍA ROBUSTA A LA INCERTIDUMBRE DE RUIDO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE ESPECTRO PARA RADIOS COGNOSCITIVOS

Aprobado por:

Dr. Ángel Gabriel Andrade Reátiga
Director de tesis

RESUMEN

Dado el constante desarrollo de tecnologías y aplicaciones inalámbricas, la demanda de espectro de radiofrecuencias (RF) presenta un incremento sin precedente. Sin embargo, el espectro útil para las radiocomunicaciones es un recurso finito y la mayor parte se encuentra asignado a algún servicio de comunicaciones, por lo que identificar el recurso espectral necesario para mantener la provisión estable de servicios inalámbricos se ha convertido en un problema de interés global. El *acceso dinámico al espectro* habilitado por radios cognoscitivos (RCs) surge como una propuesta para mejorar el aprovechamiento del recurso espectral a través de la compartición de espectro entre distintas tecnologías de acceso de radio. Lo anterior es posible mediante la integración de capacidades avanzadas en los RCs como son: *detección, asignación y movilidad de espectro*. La detección de espectro permite identificar oportunamente bandas de frecuencias disponibles, desocupar la banda de frecuencias en caso de que las condiciones lo requieran y buscar inmediatamente otro canal para continuar su transmisión. El principal reto de la detección de espectro es resolver sobre el estado del espectro aún en condiciones adversas de operación, con conocimiento limitado de las señales que se debe detectar y con un tiempo de observación y de procesamiento mínimos. En este trabajo de tesis se aborda el problema de la incertidumbre de ruido que afecta el desempeño de los detectores de energía (DE) en el contexto de la identificación de espectro para RCs. Se propone reducir sus efectos negativos utilizando técnicas de estimación de la potencia de ruido que permiten adaptar el umbral de detección, es decir, el valor de referencia que utiliza el DE para tomar decisiones, a las variaciones en la potencia de ruido, que son consecuencia de las dinámicas del entorno de radio en el que opera el detector. Para lo anterior, se desarrollaron dos técnicas para la estimación de la potencia del ruido, las cuales pueden ser aplicadas en (i) esquemas de detección local, es decir, donde un solo RC decide sobre la ocupación del espectro, y (ii) cooperativa, es decir, donde la decisión se toma con la cooperación de un conjunto de RCs. La estrategia propuesta permite mantener un nivel de detección confiable aún en entornos ruidosos o donde las características del entorno de radio atenúan severamente a las señales que deben detectarse, mientras se mantiene un aprovechamiento adecuado de las oportunidades de compartición del espectro.

Palabras clave: Detección de espectro, detección de energía, técnicas de estimación de la potencia de ruido, incertidumbre de ruido.

ABSTRACT of the thesis presented by Daniela Mercedes Martínez Plata, to partially fulfill the requirements to obtain the degree of DOCTOR OF SCIENCES. Mexicali, Baja California, México, October 2014.

ENHANCED ENERGY DETECTION INVULNERABLE TO THE NOISE UNCERTAINTY APPLIED FOR SPECTRUM SENSING IN COGNITIVE RADIOS

Approved by:

Dr. Ángel Gabriel Andrade Reátiga
Thesis advisor

ABSTRACT

Nowadays, the constant emergence of wireless applications gives place to an increased demand for the radiofrequency (RF) spectrum. However, most of the RF bands have already been assigned to particular wireless communication services. The resulting scarcity of the RF spectrum hinders the stable provision of wireless services, particularly for the emergent ones. On the other side, several studies report that the spectrum utilization presents temporal and geographical variations due to the dynamics of the wireless systems, giving place to times and places where some of the spectrum bands remain under-utilized. The dynamic spectrum access enabled by the cognitive radio (CR) technology is proposed as a possible solution to the spectrum scarcity problem through spectrum sharing mechanisms among different radio access technologies. Efficient spectrum sharing can be accomplished through the integration of advanced capabilities embedded in the CR's, such as: spectrum sensing, spectrum assignment, and spectrum mobility. The spectrum sensing constitutes a cornerstone of the CR's operation. It allows the opportune identification of the RF bands that can be shared among different systems, without compromising the correct operation of the systems involved. The main challenge in spectrum sensing is to accurately decide if a frequency band is busy or idle, in adverse operational conditions, with limited or null information regarding the signals to be detected, and with limited observation time. In this thesis, the problem of the noise uncertainty in Energy Detectors (ED) applied for spectrum sensing in CRs is addressed. The proposal consists in using noise power estimation techniques for adapting the detection threshold, i.e. the reference value used by the ED for decision making, to the variations in the noise power caused by the dynamics of the radio environment, for reducing the negative effects of the noise uncertainty in the performance of the ED. To accomplish this, two noise power estimation techniques were designed. One is intended to work for local spectrum sensing, i.e. when spectrum sensing is carried out by a single CR, and the other is intended to work in cooperative spectrum sensing, i.e. when two or more CRs cooperate to sense the spectrum. The proposed strategy allows providing a reliable detection of signals, even in highly noisy environments, or when the characteristics of the radio environment severely fade the signals to be detected, while the opportunities of secondary use of the spectrum can be efficiently identified.

Keywords: Spectrum sensing, energy detection, noise power estimation techniques, noise uncertainty.

Dedicatoria

*A mi hijo Héctor, mi más grande amor.
Gracias por no dejarme olvidar que a pesar de mis ausencias,
aún somos tú y yo contra el mundo.*

Agradecimientos

Agradezco, en primera instancia, a Dios y a mi familia, especialmente mi madre Mercedes, por ser tantas veces la *mamá sustituta* de mi hijo durante mis horas de trabajo, y por cuidarlo igual o mejor de lo que yo lo hubiera hecho.

A Adi, mi *roomate*, mi mejor amiga, mi persona. Gracias por el apoyo y la motivación.

Al Dr. Ángel Andrade, quien más que mi director de tesis se convirtió en un gran amigo, le agradezco por creer en mí y enseñarme a creer en mí, por darme la confianza para iniciar el doctorado cuando no tenía ni idea de lo que estaba haciendo, por las charlas que me dejaron tantos aprendizajes, y por el tiempo que me dedicó antes y durante mi formación doctoral.

A Rubén, mi *bro*, aún cuando no iniciamos muy bien (¿recuerdas tu música?) nos convertimos en mejores amigos, confidentes, hermanos. Gracias por siempre impulsarme y convencerme de que *yo puedo*.

A Ivy, controladora compulsiva, Fili, ingeniero que debió ser administrador, mis amigos desde la licenciatura, gracias porque aún estando lejos acudieron para escucharme cuando los necesité.

A aquellos, quienes más que mis compañeros de cubículo, se convirtieron en mi segunda familia: mis queridos amigos Diana, Anabel y Juan Pablo. Con quienes compartí tantas experiencias y discusiones que iniciaban con una pregunta de trabajo y terminaban con lecciones de amor o de cocina. También agradezco a los compañeros de nueva adquisición: Becky, Tony, Beto, Guillermo, Esteban y Cristian, por no dejarme sola en el cubículo.

A los miembros de mi comité de tesis: Dra. Rosa Martha López, Dr. Miguel Alonso, Dr. Miguel García y Dr. Oleg Sergiyenko, les agradezco por el apoyo y disponibilidad, así como sus consejos para la redacción de esta tesis.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACYT por otorgarme una beca durante la realización de mis estudios de posgrado. A la Universidad Autónoma de Baja California (UABC), profesores de posgrado, personal administrativo y al proyecto de investigación Asignación Dinámica de Espectro para la Coexistencia de Redes Inalámbricas Heterogéneas.

Índice de contenido

Índice de figuras	IX
Índice de tablas.....	XI
Lista de acrónimos	XII
Lista de notaciones y símbolos	XIV
Capítulo 1	1
Introducción.....	1
1.1 Contexto del problema	1
1.2 El radio cognoscitivo: tecnología habilitadora para la compartición de espectro	2
1.2.1 Detección, asignación y movilidad de espectro: los componentes del radio cognoscitivo que definen el aprovechamiento del espectro	4
1.3 Detección de espectro: el primer paso hacia el acceso dinámico al espectro	5
1.3.1 Detección de energía: Retos y oportunidades en la detección semi-ciega	7
1.4 Preguntas de investigación	8
1.5 Objetivos.....	11
1.5.1 Objetivo general	11
1.5.2 Objetivos específicos	11
1.6 Contribuciones	11
1.7 Organización del documento	12
Capítulo 2	14
Detección de espectro en sistemas de Radios Cognoscitivos	14
2.1 Métodos para conocer la ocupación espectral: Basados en infraestructura y autónomos.....	15
2.2 El problema de la detección de espectro.....	17
2.2.1 Elementos de la prueba de hipótesis	18
2.2.2 Métricas para evaluar un algoritmo de detección de espectro	19
2.2.3 Limitaciones en la detección de espectro.....	21
2.3 Técnicas de detección de espectro	22
2.3.1 Técnicas basadas en información.....	22
2.3.1.1 Detección basada en filtros acoplados.....	22
2.3.1.2 Detección basada en características cicloestacionarias	23
2.3.2 Técnicas semi-ciegas	24

2.3.2.1 Detección de energía	24
2.3.2.2. Detección basada en la transformada Ondeleta	25
2.3.3 Técnicas ciegas	25
2.3.3.1 Detección con base en la matriz de covarianza	25
2.3.3.2 Detección con base en los valores propios	26
2.3.3.3 Detección con base en la relación generalizada de las funciones de verosimilitud	27
2.4 Comentarios finales y discusión	27
Capítulo 3	29
Detección de energía	29
3.1 Introducción	30
3.2 Modelo estadístico de la detección de energía	32
3.3 Modelo para la detección de energía en el dominio de la frecuencia	35
3.4 Métricas de desempeño de la detección de energía	37
3.5 Criterio para seleccionar el umbral de detección: Teorema de Neyman-Pearson	41
3.6 ¿Tiempo o frecuencia? Análisis del desempeño del detector de energía bajo ambos dominios	43
3.7 Resumen del capítulo	49
Capítulo 4	51
Incertidumbre de ruido en la detección de energía	51
4.1 Introducción	52
4.2 Modelo estadístico para la incertidumbre de ruido	56
4.2.1 Determinación del umbral de detección en presencia de incertidumbre de ruido	57
4.3 <i>SNR-walk</i> : Evaluación de la sensibilidad del detector de energía en presencia de incertidumbre de ruido	62
4.4 Resumen del capítulo	64
Capítulo 5	66
Adaptación del umbral de detección: Una estrategia para reducir los efectos de la incertidumbre de ruido en la detección de energía	66
5.1 Modelo para la detección de espectro considerado en las evaluaciones	68

5.2 Algoritmo <i>Finite Differences and Median Filtering</i> (FDMF) para la estimación de la potencia de ruido cuando $M = 1$	70
5.2.1 Caracterización del algoritmo FDMF.....	73
5.3 Algoritmo <i>Eigenvalue Averaging for Noise Power Estimation</i> (EvA-NPE) para estimar la potencia del ruido cuando $M \geq 2$	76
5.3.1 Caracterización del algoritmo EvA-NPE	79
5.4 Resumen del capítulo	82
 Capítulo 6	84
Análisis de resultados de la evaluación del detector de energía	84
6.1 Descripción del modelo de simulación.....	84
6.2 Métricas de evaluación	86
6.3 Resultados de la evaluación del desempeño del detector de energía.....	88
6.3.1 Detector de energía adaptable utilizando el algoritmo FDMF cuando $M = 1$	88
6.3.2 Detector de energía adaptable utilizando el algoritmo EvA-NPE cuando $M \geq 2$	93
6.4 Comparación del desempeño del detector de energía adaptable con otras propuestas para reducir los efectos de la incertidumbre de ruido en la detección de energía publicadas en la literatura	97
6.5 Resumen del capítulo	102
 Capítulo 7	104
Conclusión.....	104
7.1 Resumen del trabajo de investigación.....	105
7.2 Conclusiones y lecciones aprendidas	106
7.2.1 Lecciones aprendidas	108
7.3 Contribuciones	109
7.3.1 Publicaciones de resultados	110
7.4 Trabajo futuro	111
 Referencias	114

Índice de figuras

Figura 2.1. Representación gráfica de los espacios en blanco	17
Figura 2.2. Ciclo de operación del CR.....	20
Figura 3.1. Modelos de implementación para el detector de energía: a) en el dominio del tiempo y b) en el dominio de la frecuencia.....	31
Figura 3.2. Diagrama a bloques para la obtención de la estima de la potencia aplicando el método de Welch.....	36
Figura 3.3. Representación de las regiones de probabilidad para las posibles decisiones del detector de energía	39
Figura 3.4. Curvas de las Características de Operación del Receptor (ROC) del detector de energía considerando el modelo teórico, la implementación en el tiempo y en la frecuencia.....	45
Figura 3.5. Curvas ROC del detector de energía cuando opera en el dominio de la frecuencia.....	46
Figura 3.6. Comparación de la P_{FA} obtenida durante la simulación del detector de energía con la P_{FA} esperada según el umbral establecido (considerando el producto LK)	48
Figura 4.1. Conjuntos de observaciones de la varianza de ruido en instantes de tiempo distintos de un sistema que considera como modelo de diseño ruido Gaussiano, de media cero y varianza unitaria. La incertidumbre de ruido provoca que la varianza de ruido cambie de un periodo de observación a otro.....	54
Figura 4.2. Gráficas de las P_D (a) y P_{FA} (b) en función de B cuando el umbral de detección se determina considerando el límite inferior en el intervalo de incertidumbre	58
Figura 4.3. Gráficas de las P_D (a) y P_{FA} (b) en función de B cuando el umbral de detección se determina considerando el límite superior en el intervalo de incertidumbre	59
Figura 4.4. Gráfica de las probabilidades de detección y de falsa alarma en función del valor de umbral obtenidas al promediar el desempeño del detector de energía sobre el intervalo de incertidumbre	61
Figura 4.5. Límite en el SNR para el detector de energía cuando opera bajo B dB de incertidumbre en la potencia del ruido.....	63
Figura 5.1. Modelo del sistema considerado para la detección de espectro	68

Figura 5.2. Diagrama a bloques del algoritmo FDMF utilizado para estimar la potencia del ruido cuando $M = 1$	71
Figura 5.3. Respuesta de magnitud de los Filtros de Diferencias Finitas de orden $z = [1, 2, 3, 4, 5, 6]$	72
Figura 5.4. Conjuntos de observaciones de los valores obtenidos para la potencia del ruido utilizando el algoritmo FDMF y su comparación con los valores reales de la potencia de ruido en cada observación	74
Figure 5.5. Curvas del MSE de la estima de la potencia obtenida mediante el algoritmo FDMF	75
Figura 5.6. Diagrama a bloques del algoritmo EvA-NPE	76
Figura 5.7. Conjuntos de observaciones de los valores estimados con el algoritmo EvA-NPE y reales de la potencia del ruido.....	80
Figura 5.8. Curvas del MSE que presenta la estima EvA-NPE en función de la cantidad de receptores que cooperan, considerando: a) $N = 100$, b) $N = 1,000$, y c) $N = 10,000$ muestras de la señal observada	81
Figura 6.1. Enfoques convencional (a) y adaptable (a) para la operación del detector de energía.....	85
Figura 6.2. Diagrama de flujo para la evaluación del sistema de detección para un US y un UP	86
Figura 6.3. Curvas ROC (a) y de sensibilidad (b) para el detector de energía cuando $M = 1$ y el algoritmo FDMF se utiliza para actualizar la información sobre la potencia de ruido en cada periodo de detección.....	88
Figura 6.4. Curvas $P_{FA} - P_{FA}$ (a) y de Tasa total de error (b) del DE con umbral fijo y con umbral adaptable considerando dos casos de incertidumbre: $B = 0$ dB (no hay incertidumbre) y $B = 2$ dB de incertidumbre	91
Figura 6.5. Curva de complejidad de la muestra (a) y de SNR Wall (b) para el detector de energía cuando $M = 1$	92
Figura 6.6. Curvas ROC (a) y de sensibilidad (b) del DE considerando umbral adaptable (azul) y fijo (roja). El algoritmo EvA-NPE se utiliza para adaptación del umbral	94
Figura 6.7. Curvas del número de muestras (a) y del número de receptores (b) del DE con umbral adaptable (azul) y umbral fijo (azul) en función del factor de incertidumbre de ruido B	95
Figura 6.8. Curvas $P_{FA} - P_{FA}$ (a) y de Tasa total de error del DE (b) con umbral adaptable (azul) y con umbral fijo (rojo)	96
Figura 6.9. Curvas de SNR Wall del detector de energía con umbral fijo y con umbral adaptable.....	97

Índice de tablas

Tabla 2.1. Clasificación de las técnicas de detección con base en la información que requieren para su implementación	23
Tabla 5.1. Operadores de Diferencias Finitas	74
Tabla 6.1. Parámetros de la implementación del detector de energía.....	85
Tabla 6.2. Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [40] considerando $SNR = 0$ dB, $N = 10$ muestras y $M = 2$ receptores	98
Tabla 6.3 Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [70] considerando $P_{FA} = 0.01$ dB, $N = 16,384$ muestras y $B = 2$ dB de incertidumbre.....	99
Tabla 6.4 Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [43] considerando $P_{FA} = 0.01$ dB, $N = 1,000$ muestras y $B = 2$ dB de incertidumbre.....	100
Tabla 6.5 Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [44] considerando $P_{FA} = 0.05$ dB, $N = 10$ muestras y $M = 5$ receptores	101
Tabla 6.6 Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [88] considerando $P_{FA} = 0.05$ dB, $N = 10^5$ muestras y $M = 5$ receptores	101

Lista de acrónimos

AWGN	Ruido Blanco Aditivo Gaussiano (Additive White Gaussian Noise)
CAD	Convertidor Analógico Digital
CBD	Detección con base en la Matriz de Covarianza (Covariance-based Detection)
CFAR	Tasa Constante de Falsas Alarmas (Constant False Alarm Rate)
CFD	Detección de Características Cicloestacionarias (Cyclostationary Feature Detection)
CR	Radio Cognoscitivo (Cognitive Radio)
DFS	Selección Dinámica de Frecuencia (Dynamic Frequency Selection)
DE	Detección de Energía
DEA	Detector de Energía Adaptable
DEC	Detector de Energía Convencional
DEP	Densidad Espectral de Potencia
DFT	Transformada Discreta de Fourier (Discrete Fourier Transform)
DSA	Acceso Dinámico al Espectro (Dynamic Spectrum Access)
EBD	Detección con base en los Valores Propios (Eigenvalue-based Detection)
EvA-NPE	Estimación de la Potencia de Ruido mediante el Promedio de Valores Propios (Eigenvalues Averaging for Noise Power Estimation)
FCC	Comisión Federal de Comunicaciones (Federal Communications Comision)
FDEC	Función de Densidad Espectral Cíclica
FDMF	Diferencias Finitas y Filtro de Mediana (Finite Differences and Median Filtering)
GLRD	Detección con base en la Relación Generalizada de Funciones de Verosimilitud (Generalized Likelihood Ratio-based Detection)
GLRT	Prueba Generalizada de Funciones de Verosimilitud (Generalized Likelihood Ratio Test)
IEEE	Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (Institute of Electrical and Electronic Engineers)
LRT	Prueba de Funciones de Verosimilitud (Likelihood Ratio Test)
MFD	Detección basada en Filtro Acoplado (Matched Filter Detection)
MLE	Estimación de Máxima Verosimilitud (Maximum Likelihood Estimate)
MSE	Error Cuadrático Medio (Mean Square Error)

ODF	Operador de Diferencias Finitas
OFDM	Multiplexión por División de Frecuencias Ortogonales (Orthogonal Frequency Division Multiplexing)
PC	Control de Potencia (Power Control)
pdf	Función de Densidad de Probabilidad (Probability Density Function)
QoS	Calidad de Servicio (Quality of Service)
QPSK	Modulación por Desplazamiento de Fase en Cuadratura (Quadrature Phase Shift Keying)
RAT	Tecnología de Acceso de Radio (Radio Access Technology)
RF	Radio Frecuencia
ROC	Características de Operación del Receptor (Receiver Operation Characteristics)
SNR	Relación Señal a Ruido (Signal-to-Noise Ratio)
TLC	Teorema del Límite Central
UP	Usuario Primario
US	Usuario Secundario
Wi-Fi	Wireless Fidelity
WTD	Detección con base en la Transformada Ondeleta (Wavelet Transform-based Detection)

Lista de notaciones y símbolos

$\approx$	Aproximadamente igual a
$*$	Convolución
$\downarrow$	Decrementa hasta
$\frac{\partial f(a)}{\partial a}$	Derivada parcial de la función $f(a)$
∞	Infinito
$\in$	Pertenece a
$\rightarrow$	Tiende a
$\mathbf{a} \sim$	Las muestras del vector $\mathbf{a}$ presentan una distribución:
$\mathbf{A}^T$	La traspuesta de la matriz $\mathbf{A}$
$\mathbf{A}^H$	La hermitiana de la matriz $\mathbf{A}$
$\text{Tr}(\mathbf{A})$	Traza de la matriz $\mathbf{A}$
α	Tasa esperada de falsas alarmas
B	Factor de incertidumbre de ruido (medido en dB)
BW	Ancho de banda
χ_N^2	Distribución chi-cuadrada con N grados de libertad
D	Traslape (en muestras) entre cada segmento de la secuencia de datos (Método Welch)
$\eta(n)$	Señal de ruido, en tiempo discreto
$\boldsymbol{\eta}$	Vector que contiene las N muestras de ruido
$\boldsymbol{\eta}(n)$	Vector que contiene las muestras de la señal de ruido presente en cada uno de los M receptores en el tiempo nT_s (sistemas multi-receptor)
$\exp(\cdot)$	Función exponencial de Euler
fd^z	Operador de diferencias finitas de orden z
f_K	Resolución en frecuencia de la Transformada Rápida de Fourier
f_s	Frecuencia de muestreo
$f(T); H_i$	Función de densidad de probabilidad de T bajo la hipótesis H_i
$\gamma, \gamma(\cdot)$	Umbral de detección, umbral de detección en función de

H_0, H_1	Hipótesis nula, hipótesis alternativa
h_s	Función de respuesta al impulso del canal inalámbrico
$\mathbf{I}$	Matriz identidad
$\mathbf{u}(n)$	Vector que contiene la muestras del ruido por interferencia recibida en cada uno de los M receptores en el tiempo nT_s (sistemas multi-receptor)
$\inf\{\cdot\}$	Infimum (límite inferior de un intervalo)
K	Número de puntos en la Transformada Rápida de Fourier
λ	Valor propio de una matriz
L	Número de segmentos en una secuencia de datos (Método Welch)
$L(\cdot)$	Relación de funciones de verosimilitud
$l(\cdot)$	Logaritmo natural de la relación de funciones de verosimilitud
$\ln(a)$	Logaritmo natural de a
$\lim_{a \rightarrow b} f(a)$	Límite de $f(a)$ cuando a tiende a b
N	Número de muestras de la señal recibida
$\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$	Distribución Gaussiana, con media μ y varianza σ^2
M	Número de receptores
$p(\mathbf{x}; H_i)$	Función de verosimilitud de $\mathbf{x}$ bajo la hipótesis H_i
P_D, P_{DF}	Probabilidad de Detección, Probabilidad de Detección Fallida
P_{FA}, P_{RC}	Probabilidad de Falsa Alarma, Probabilidad de Rechazo Correcto
$P_{D,obj}, P_{FA,obj}$	Probabilidad de Detección objetivo, Probabilidad de Falsa Alarma objetivo
$\Pr(\cdot)$	Probabilidad de que $(\cdot)$ ocurra
$\tilde{p}_{xx}^i$	Periodograma simple para el segmento i de datos (Método de Welch)
$\tilde{\mathbf{p}}_{xx}^i$	Vector que contiene los K puntos del periodograma simple $\tilde{p}_{xx}^i$
$\tilde{\mathbf{P}}_{xx}$	Matriz que contiene L periodogramas simples de K puntos
P_{xx}	Periodograma modificado de Welch
$Q(\cdot)$	Función Q (uno menos la función de distribución normal estandarizada)
$Q^{-1}(\cdot)$	Función Q inversa
q_s	Orden del canal multi-trayectoria

ρ	Factor de incertidumbre del ruido (en escala lineal)
R	Número de muestras que contiene cada segmento i de la secuencia de datos (Método Welch)
$\mathbf{R}_x$	Matriz de covarianza
$\sigma_s^2, \sigma_\eta^2$	Varianza de la muestras de la señal primaria, varianza de las muestras de ruido
$\sigma_{\eta,true}^2$	Potencia verdadera del ruido
$\hat{\sigma}_\eta^2$	Potencia estimada del ruido
$s(n)$	Señal transmitida por un usuario primario, en tiempo discreto
$\mathbf{s}(n)$	Vector que contiene las muestras de la componente de señal primaria recibida en cada uno de los M receptores en el tiempo nT_s (sistemas multi-receptor)
snr	Valor de la relación señal a ruido medido en escala lineal
SNR	Valor de la relación señal a ruido medido en dB
$\sup\{\cdot\}$	Supremum (límite superior de un intervalo)
$T, T(\cdot)$	Estadístico de prueba, estadístico de prueba en función de
τ	Duración de un ciclo de operación del Radio Cognoscitivo
T_D	Duración de un periodo de detección de espectro del Radio Cognoscitivo
$T_f, T_f(\cdot)$	Estadístico de prueba en el dominio de la frecuencia, estadístico de prueba en el dominio de la frecuencia en función de
T_s	Periodo de muestreo
T_T	Duración de un periodo de transmisión de datos del Radio Cognoscitivo
UP_{Tx}, UP_{Rx}	Transmisor primario, receptor primario
US_{Tx}, US_{Rx}	Transmisor secundario, receptor secundario
$w(n)$	Función de ventana en tiempo discreto (Método de Welch)
$\mathcal{W}$	Familia de distribuciones del ruido asociadas con el intervalo de incertidumbre
$\mathbf{x}$	Vector que contiene las N muestras de la señal recibida
$\mathbf{x}(n)$	Vector que contiene las muestras de la señal recibida en cada uno de los M receptores en el tiempo nT_s (sistemas multi-receptor)
$x(n)$	Señal recibida en tiempo discreto
$x_c(t)$	Señal recibida en tiempo continuo

Introducción

Diversos organismos reguladores, incluyendo la Comisión Federal de Comunicaciones en los Estados Unidos de América (FCC: *Federal Communications Commission*) y el organismo regulador y autoridad de competencia para la industria de las comunicaciones en el Reino Unido (Ofcom), consideraron hace algunos años la necesidad de introducir nuevas reformas a la política actual de administración del espectro radioeléctrico. Lo anterior para incrementar el aprovechamiento en el uso del espectro y evitar su aparente “escasez”. El concepto de “compartición de espectro” se concibe como una solución que promete incrementar la disponibilidad de recursos espectrales entre distintos sistemas, beneficiando a las nuevas tecnologías y aplicaciones de banda ancha móvil. Esta propuesta, acerca de compartir bloques de espectro, multiplicaría la capacidad efectiva del uso del espectro por un factor de 1,000 [1]. Sin embargo, se requieren introducir nuevas tecnologías que sean capaces, al momento de utilizar concurrentemente el espectro, de minimizar la interferencia entre los usuarios y sistemas [2].

1.1 Contexto del problema

El crecimiento constante sobre el consumo de servicios de Internet a alta velocidad ha desatado una nueva era tecnológica. Las nuevas aplicaciones a las que se puede acceder desde los dispositivos móviles inteligentes (por ejemplo, *smart phones* y *tablets*) son cada vez más demandantes de ancho de banda y de Calidad de Servicio (QoS: *Quality of Service*) [3].

Dada la tendencia de consumo en los servicios inalámbricos, se prevé que en un futuro la capacidad que los operadores puedan ofrecer será insuficiente para satisfacer la demanda de servicios móviles e inalámbricos generada por los usuarios [4]. Las empresas más importantes de comunicaciones móviles e inalámbricas mantienen estable su provisión de servicios porque la evolución de las tecnologías de acceso de radio (RATs: *Radio Access Technologies*) les permite atender la demanda actual de datos en su porción de espectro. Sin embargo, para superar el límite en la capacidad que pueden ofrecer las RATs se requiere la adquisición de espectro adicional [5], lo que no es posible con las políticas de regulación actuales.

Actualmente, las bandas de frecuencias que componen el espectro radioeléctrico se asignan a usos y usuarios por los gobiernos federales. Los concesionarios reciben una licencia de uso exclusivo para transmitir su información en una banda de frecuencias y a un nivel de potencia específicos. Los dueños de una licencia sólo pueden utilizar el espectro para el propósito especificado y no pueden venderlo o arrendarlo a otros usuarios [6]. Así, cada operador de red que tiene la intención de ofrecer o incrementar sus servicios inalámbricos solicita al gobierno participar en el proceso de asignación de frecuencias, el cual típicamente se lleva a cabo mediante audiencias o subastas [7]. Sin embargo, el espectro útil para las radiocomunicaciones es un recurso finito y no es posible “generarlo” a medida que se necesita más y, con la mayor parte de este recurso ya asignado para algún uso particular [8], es poco probable la pronta liberación de frecuencias para atender las necesidades de los nuevos servicios.

Por otro lado, aún cuando la mayor parte del espectro se encuentra ya asignado a algún servicio de comunicaciones, estudios recientes indican que gran parte de las bandas reguladas asignadas a operadores de telecomunicaciones (telefonía celular, televisión y radio) son subutilizadas en tiempo y espacio, observándose variaciones temporales y geográficas en el uso del espectro, con periodos de utilización que varían entre el 15% y el 85% del tiempo observado [9]. Este hecho ha propiciado numerosas actividades académicas, industriales y políticas para analizar la efectividad de la política actual de asignación y uso del espectro. Todos estos análisis concluyen que se requiere introducir mecanismos que permitan incrementar la flexibilidad y eficiencia en el uso y manejo del espectro radioeléctrico.

1.2 El radio cognoscitivo: tecnología habilitadora para la compartición de espectro

El régimen actual para la administración del espectro resulta en la subutilización de los recursos espectrales [10]. Esta subutilización ocurre por los elementos funcionales de las políticas de regulación (duración y extensión de la licencia de uso, especificación del tipo de servicio, exclusividad en el uso del espectro) y las dinámicas propias del tráfico de cada sistema inalámbrico. La subutilización del espectro genera tiempos y áreas geográficas en los cuales el

espectro regulado no se utiliza, debido a las necesidades de tráfico que presentan los servicios. Las variaciones en el uso del espectro generan lo que en la literatura se conoce como “espacios en blanco” o “huecos espectrales” los cuales pueden aprovecharse para incrementar la capacidad de las redes inalámbricas [11].

Compartir el espectro entre distintas RATs es una solución considerada recientemente por entidades políticas de algunos países para aprovechar el uso del espectro. Esta propuesta, formalmente conocida como Acceso Dinámico al Espectro (DSA: *Dynamic Spectrum Access*) [12], promueve la coexistencia entre distintos sistemas de radio en la misma porción espectral, sin importar la banda de frecuencia de operación que los sistemas tienen asignada originalmente. El requisito que se debe cumplir para esta reutilización del espectro es que no se afecte la QoS de los sistemas propietarios por el uso secundario que se haga de su espectro [13].

Para habilitar el DSA se requiere que los dispositivos inalámbricos tengan la capacidad de adaptar de manera óptima y autónoma sus parámetros de transmisión de acuerdo a la interacción con el entorno en el que operan. La tecnología del Radio Cognoscitivo (CR: *Cognitive Radio*) [14] es un paradigma en la evolución de los sistemas de radio que integra múltiples funcionalidades que le permiten adquirir información, adaptarse en función de la información y aprender de experiencias previas para tomar decisiones autónomas. En beneficio del DSA, la CR tiene la capacidad de utilizar las bandas espectrales en forma dinámica e inteligente, consciente de su entorno, por lo que contribuye en mejorar la utilización del espectro de frecuencias, y que el sistema de comunicación ofrezca un servicio confiable y eficiente [12].

La compartición de espectro no es, de ninguna manera, una idea nueva. Existen tecnologías que integran funcionalidades adaptivas en su operación, por ejemplo la selección dinámica de frecuencias (DFS: *Dynamic Frequency Selection*) y métodos de control de potencia (PC: *Power Control*) se integran en el estándar IEEE 802.11h para redes inalámbricas tipo Wi-Fi (*Wireless Fidelity*). Esto ha permitido que sistemas heterogéneos, es decir, basados en distintos protocolos de comunicaciones (por ejemplo IEEE 802.11, IEEE 802.15 e IEEE 802.16)

coexistan en una misma porción de espectro [15]. En la actualidad, las técnicas de DSA llevan la definición de coexistencia integrada en estos protocolos a un nivel más allá en la evolución, integrando funcionalidades cognoscitivas. Esto permitirá el acceso compartido al espectro entre redes/tecnologías de múltiples bandas de frecuencias, no sólo entre las que habitan en las bandas no reguladas, logrando con ello utilizar la infraestructura de las redes existentes y ser capaz de proveer conectividad transparente entre los múltiples sistemas de radio.

1.2.1 Detección, asignación y movilidad de espectro: los componentes del radio cognoscitivo que definen el aprovechamiento del espectro

Para la compartición de espectro existen dos estrategias de acceso: *underlay* y *overlay* [16]. En el acceso *underlay* un usuario secundario (US), esto es, un usuario habilitado con una CR que utiliza el espectro perteneciente a otro sistema, transmite simultáneamente con un usuario primario (UP), es decir, un usuario que posee la licencia de uso de la banda de frecuencias, siempre y cuando la interferencia que causa el US hacia el UP se mantenga por debajo de un límite. En el acceso *overlay*, un US aprovecha las oportunidades que se presentan en el tiempo y el espacio dentro del espectro de un UP. En este tipo de acceso la interferencia se controla evitando que el US transmita mientras el UP se encuentra activo, lo cual se logra mediante la correcta identificación de los huecos espectrales.

Cualquiera que sea la estrategia de acceso al ejecutar el DSA, los USs deben identificar y aprovechar las bandas de frecuencias que representan una oportunidad para compartir el espectro. Además, estos deben estar conscientes de las actividades del UP para interrumpir su comunicación y buscar otra banda disponible en el caso de que el UP inicie una transmisión (caso *overlay*) o cuando la interferencia que se genera hacia el UP sobrepasa el límite de interferencia establecido (caso *underlay*).

De acuerdo a lo anterior, para habilitar el DSA se requiere que la CR integre tres funcionalidades principales: detección, asignación y movilidad de espectro [17]. En la detección de espectro, la CR obtiene información de su entorno de radio para identificar un canal disponible; en la asignación de espectro la CR selecciona el mejor canal disponible y coordina el acceso a este canal con otros USs; y la movilidad de espectro provee las herramientas para

desocupar la banda de frecuencias en caso de que las condiciones lo requieran y buscar inmediatamente otro canal para continuar su transmisión, sin que esto represente una degradación de la QoS del US.

Identificar oportunidades espectrales se considera un proceso fundamental de la CR, ya que sin éste no es posible identificar con precisión el espectro disponible al que puede acceder el US. Aún más, si el US no cuenta con un mecanismo de control de potencia, como los utilizados en el acceso *underlay*, la identificación del espectro disponible es prácticamente la única estrategia para controlar la interferencia entre los sistemas primario y secundario [16].

1.3 Detección de espectro: el primer paso hacia el acceso dinámico al espectro

Una de las funciones representativas de la CR es la habilidad de conmutar entre diversas RATs para transmitir, de modo secundario, en las bandas del espectro según estas se van desocupando [18], [19]. Esto significa que las redes de CR's deben ser capaces de interactuar en modo no intrusivo con las múltiples RATs existentes, así como con aquéllas que puedan surgir con el paso del tiempo en las múltiples bandas de frecuencias. En este sentido, el principal reto en la detección de espectro es el diseño de técnicas robustas para identificar espectro disponible, que operen con un mínimo de información sobre las características de las señales que transmiten los UPs (señales primarias). Además, éstas deben ser capaces de proveer información acertada sobre la ocupación del espectro con un mínimo de tiempo de observación y de procesamiento.

En la literatura se reportan propuestas en las que el módulo de detección de espectro se apoya en entidades externas que le proveen información sobre la utilización del espectro sin la necesidad de incorporar un mecanismo para la detección de señales dentro de la arquitectura de la CR [20] [21] [22] [23]. Aún cuando estas estrategias reducen la complejidad del dispositivo cognoscitivo, requieren de una infraestructura externa a la CR y de la cooperación de los UP's para proveer la información que requieren los US's (tal como: estadísticas de uso de sus canales, características de las señales que transmiten, entre otras). Para lo anterior, se requieren canales adicionales dedicados para diseminar la información sobre la disponibilidad de espectro

hacia los US's, y el intercambio de mensajes de señalización para coordinar el envío de dicha información. Esto implica un incremento adicional en los recursos espectrales necesarios y la selección de aquellos usuarios que deben cooperar para proveer la información sobre la disponibilidad de espectro, además de que se incrementa el tráfico de información (*overhead*), generando tiempo adicional para la detección.

Incorporar estrategias de detección de señales en la arquitectura de la CR le permite extraer la información sobre el uso del espectro en forma autónoma, mediante la observación de las señales contenidas en las bandas de frecuencias de interés [24]. La decisión autónoma sobre la ocupación del espectro resulta atractiva cuando la cooperación de los sistemas primarios no es factible. Además, la detección autónoma de espectro facilita la escalabilidad de la red de US's que comparten el espectro, esto porque el acceso a la información sobre el uso del espectro no depende de la interacción con entidades externas, sino de la confiabilidad de la técnica de detección de señales. Así, aún cuando un US no tenga acceso a la información de una base de datos, éste puede determinar en forma autónoma los tiempos y lugares en los que es posible compartir una banda de frecuencias.

La detección autónoma de espectro requiere procesar múltiples tipos de señales primarias, afectadas por las características del entorno de radio, y decidir sobre su presencia o ausencia en un periodo de observación limitado [25], [26]. Dado que el módulo de detección de espectro debe operar eficientemente independientemente del tipo de señal que transmita el UP, es conveniente utilizar técnicas de detección que no dependen del conocimiento de los parámetros de las señales que detectan. Sin embargo, cuando no se dispone de información sobre las señales primarias que recibe el US, se requiere la incorporación de modelos estadísticos generales para éstas, en los que se suponen parámetros o condiciones de operación determinadas que no siempre se cumplen en la práctica debido a las dinámicas del entorno de radio [27], [28], [29]. Si la técnica de detección no dispone de información precisa que le permita identificar el estado del espectro, entonces el US tomará decisiones incorrectas sobre éste. En consecuencia se reducirá la eficiencia de la técnica de detección y se incrementará la tasa de decisiones erróneas tomadas por la CR, incrementando con ello la probabilidad de interferencia entre UP's y US's y reduciendo el aprovechamiento de los huecos espectrales.

1.3.1 Detección de energía: Retos y oportunidades en la detección semi-ciega

La detección autónoma de espectro permite decidir si en un tiempo y espacio determinados, una banda de frecuencias se puede declarar como un hueco espectral. Para esto, el US captura y, aplicando alguna técnica de detección de señales, procesa la información contenida en el ancho de banda de interés para decidir si esta corresponde a una señal primaria, o si es sólo ruido [30]. Durante este proceso, los US's están limitados por la poca o nula información que poseen sobre la estructura de las señales primarias [31].

La detección de energía es una técnica de detección no-coherente que detecta la presencia de señales primarias comparando la energía que contiene el canal de interés con un umbral de detección. Además de su sencillez, esta técnica es atractiva para resolver sobre la disponibilidad de espectro en sistemas de CR cuando no se dispone de información sobre las características de las señales primarias [32]. El detector de energía se clasifica como un detector semi-ciego, ya que a pesar de que no utiliza información sobre las características de las señales primarias, sí requiere conocer la potencia del ruido que contiene el canal. Su desempeño depende del conocimiento preciso de la potencia del ruido, ya que utiliza esta información como referencia para determinar el umbral de detección. Si se desconoce la potencia de ruido, entonces no será posible determinar el umbral adecuado que maximice el desempeño del detector de energía.

En la práctica, es poco probable que un US conozca con exactitud la potencia del ruido en un instante dado, por lo que el dispositivo tendrá que operar con una estima de este parámetro [33]. Sin embargo, las fluctuaciones en los procesos de ruido ocasionadas por distintos fenómenos (por ejemplo: cambios en la temperatura del dispositivo, el surgimiento de señales interferentes, factores ambientales) causan que la potencia de ruido en un instante de tiempo difiera de la estima de la potencia de ruido considerada al determinar el umbral de detección. Esta diferencia entre el valor estimado y el valor real de la potencia de ruido, denotada como *incertidumbre de ruido*, provoca que un porcentaje de las decisiones que toma el detector sean incorrectas, porque el umbral de detección seleccionado corresponde a un valor de la potencia del ruido distinto del valor real presente durante la detección.

A consecuencia de lo anterior, la incertidumbre de ruido reduce la capacidad del detector de energía para lograr una detección confiable cuando la relación señal-a-ruido (SNR: *Signal to Noise Ratio*) se encuentra por debajo de un valor límite. Este fenómeno se conoce como *SNR Wall* [34] y, ocasiona que el detector no sea capaz de resolver confiablemente la disponibilidad del canal, aún cuando la duración del proceso de detección se prolongue hasta el infinito. Como resultado de lo anterior, el US utilizará un canal ocupado, comprometiendo la efectividad del DSA, porque no se asegura la protección de las transmisiones primarias en condiciones de baja SNR. En este sentido, para que el detector de energía sea capaz de proveer el máximo desempeño y asegure la confiabilidad de sus decisiones, es necesario reducir o eliminar los efectos negativos que produce la incertidumbre de ruido.

1.4 Preguntas de investigación

Determinar el valor óptimo del umbral es un factor crítico para maximizar el desempeño del detector de energía pues, de no lograrlo, resultará en un incremento en la tasa de decisiones erróneas que toma el US respecto a la ocupación del canal primario porque el detector toma decisiones con base en un valor de referencia inadecuado. Por otro lado, si el detector logra mantener bajo control la tasa de decisiones erróneas, entonces es posible incrementar el uso secundario del espectro, reduciendo la interferencia que genera el US hacia el UP.

De acuerdo a lo anterior, resulta pertinente preguntarse ¿cuál es el valor de umbral de detección que permite garantizar en todo momento que las decisiones del detector de energía incrementaran el uso del espectro por parte del US y reducirán la interferencia hacia el UP? En la literatura se reportan diversas propuestas que permiten determinar un valor óptimo de umbral para el detector de energía; algunos determinan el umbral óptimo que minimiza la tasa de error total que experimenta el US [35], [36]; otros, maximizan el caudal eficaz que puede lograr el US en un instante determinado [37], siempre protegiendo al UP de la interferencia que genera el US. Sin embargo, en estos trabajos ([35], [36] y [37]) se considera que la potencia del ruido se mantiene constante y es conocida por el US, por lo que no reportan si toman en cuenta la incertidumbre de ruido en la determinación del umbral óptimo. En la práctica, es difícil que la potencia de ruido se mantenga constante, ya que el US se enfrenta a un entorno

de radio cambiante, es decir, existe incertidumbre de ruido. En este sentido, aún cuando se optimice el valor del umbral de detección para condiciones de operación determinadas, si el modelo de optimización no considera las variaciones en la potencia de ruido, entonces el detector difícilmente presentará el máximo desempeño en la práctica.

Para determinar el umbral de detección óptimo, el US requiere conocer con precisión la potencia de ruido presente durante cada periodo de detección. Sin embargo, la potencia de ruido no es un parámetro estático, sino que varía en función de múltiples factores, generando incertidumbre de ruido. Entonces, en presencia de incertidumbre de ruido, la determinación de un único valor óptimo para el umbral de detección no es suficiente para garantizar que el desempeño del detector de energía será favorable durante toda la operación del detector. Para mantener un desempeño constante y favorable, el detector de energía requiere adaptar el valor de umbral, de tal manera, que sea óptimo para las condiciones de ruido que experimente el detector durante cada periodo de detección.

La afirmación anterior da paso a una nueva interrogante: ¿qué valor de potencia de ruido se debe considerar para adaptar el valor óptimo del umbral de detección, tal que, se maximice el desempeño del detector en todo momento? La potencia de ruido varía de acuerdo a las condiciones del entorno en el que se encuentra el US. Por lo tanto, la potencia de ruido que se debe considerar para la adaptación del umbral es todo aquél componente de potencia distinto a la potencia de la señal primaria presente en el receptor del US durante cada periodo de detección, incluyendo las fuentes de ruido asociadas con el dispositivo cognoscitivo, el ruido ambiental y las señales interferentes presentes. En los trabajos [38] y [39] el umbral de detección se adapta al valor de la SNR que experimenta el receptor del US para que el detector supere el límite en el SNR impuesto por la incertidumbre y con ello mejore su sensibilidad. Para ello, el US requiere estimar la potencia de ruido y la potencia de la señal primaria. Atendiendo a esta necesidad, los trabajos [40], [41] y [42] proponen estrategias de estimación de la potencia de ruido en las que se supone que el US tiene acceso a canales dedicados para realizar este proceso. Mientras que en los trabajos [43] y [44] se propone estimar la potencia de ruido a partir de muestras de ruido capturadas en periodos previos de detección. Aunque estas estrategias de estimación permiten adaptar el umbral de detección en función de la potencia de

ruido, presentan el inconveniente de generar una incertidumbre residual causada por utilizar muestras de ruido de un canal distinto al observado durante la detección, o muestras capturadas durante un periodo de detección distinto al actual.

En este sentido, si se desea reducir al mínimo los efectos negativos de la incertidumbre de ruido es necesario que el proceso de estimación de la potencia de ruido no introduzca, por sí mismo, otros factores de incertidumbre. Para esto, es necesario que la estimación de la potencia de ruido se realice a partir de las muestras de la señal capturada para la detección, con lo que se asegurará que el valor del umbral de detección se adapta en función de las condiciones actuales del ruido. Lo anterior indica que se requieren técnicas de estimación que determinen, con el mínimo error posible, la potencia de ruido, incluso si la señal capturada contiene información de la señal primaria. Además, la técnica de estimación de la potencia de ruido debe considerar la posibilidad de que la señal primaria esté afectada por los desvanecimientos y atenuaciones propias del canal de comunicaciones.

De acuerdo a lo anterior, se formuló la siguiente pregunta de investigación:

- **¿Cuáles son los requerimientos con los que debe contar la técnica de estimación de la potencia del ruido que permita adaptar el umbral de detección de un detector de energía a los cambios aleatorios en la potencia del ruido, de manera tal, que reduzca los efectos negativos de la incertidumbre de ruido cuando el detector opera en condiciones de baja relación Señal-a-Ruido?**

Una vez definida la pregunta de investigación que guió el desarrollo de este trabajo de tesis, se define la siguiente hipótesis de investigación:

H: Obtener una estimación precisa de la potencia de ruido que permita adaptar el umbral de detección del detector de energía a éste parámetro reducirá los efectos negativos de la incertidumbre de ruido, y en consecuencia se reducirá el porcentaje de decisiones erróneas del detector de energía, incluso si éste opera en entornos de baja relación-señal-a-ruido.

1.5 Objetivos

Para responder la pregunta de investigación formulada, se plantean los siguientes objetivos:

1.5.1 Objetivo general

Reducir los efectos negativos de la incertidumbre de ruido en un detector de energía cuando opera en condiciones de baja relación Señal-a-Ruido adaptando el umbral de detección a la estimación de la potencia de ruido.

1.5.2 Objetivos específicos

- Identificar un modelo estadístico para la incertidumbre de ruido que permita determinar los requerimientos de las técnicas de estimación de la potencia del ruido necesarias para adaptar el umbral de detección del detector de energía a las variaciones en el entorno de radio.
- Diseñar una estrategia de estimación de la potencia del ruido que permita estimar éste parámetro a partir de la señal capturada por el detector, aún en condiciones de baja relación Señal-a-Ruido, para adaptar el umbral de detección del detector de energía de acuerdo a las dinámicas del ruido.
- Desarrollar una estrategia de adaptación del umbral de detección que permita determinar el valor óptimo de umbral en función de las variaciones en la potencia del ruido, para así reducir los efectos negativos de la incertidumbre de ruido en el desempeño de un detector de energía.

1.6 Contribuciones

- El diseño de una técnica de estimación de la potencia de ruido para (i) un solo receptor y, (ii) cuando existe cooperación de múltiples receptores. Para el primer caso se propuso combinar un conjunto de operadores de diferencias finitas y un filtro de mediana, el segundo caso se basa en el promedio de los valores propios de la matriz de covarianza de los datos que recibe el US. Ambos, permiten estimar la potencia de ruido

en entornos de baja relación Señal-a-Ruido a partir de la señal capturada por el detector y con esto reducir los efectos negativos de la incertidumbre en el ruido.

- La obtención del modelo estadístico para la detección de energía en el dominio de la frecuencia, a partir del modelo generalizado en el dominio del tiempo, considerando el método del periodograma modificado de Welch para la estimación de la Densidad Espectral de Potencia. Este modelo permite determinar el desempeño del detector de energía en función de los parámetros que componen el método de Welch, mostrando con ello el compromiso entre la complejidad y la precisión del detector cuando opera en el dominio de la frecuencia.
- El diseño de una herramienta de simulación programada en Matlab® que permite evaluar el impacto de diversos factores involucrados en el proceso de la detección de energía, como son: el valor del umbral de detección, el factor de incertidumbre de ruido, el canal de comunicaciones, los parámetros de la técnicas de estimación de la potencia de ruido, los parámetros de las técnicas de estimación de la densidad espectral de potencia. Dicha herramienta permite obtener las curvas de resultados que representen las métricas de evaluación del detector de energía: Tiempo de detección, sensibilidad del detector, probabilidad de falsa alarma, probabilidad de detección y tasa total de error.

1.7 Organización del documento

El presente documento de tesis se compone por siete capítulos, los cuales se resumen a continuación:

- **Capítulo 2.** Se analiza el proceso de detección de espectro como método para la adquisición de información sobre la ocupación espectral y se describen algunas técnicas de detección de señales utilizadas con este propósito. Se discuten los compromisos que existen en el proceso de detección de espectro y los requerimientos y prestaciones de las técnicas de detección de señales que han sido propuestas en la literatura.

- **Capítulo 3.** Se presenta el modelo estadístico generalizado para la detección de energía en el dominio del tiempo y su extensión al dominio de la frecuencia. Se analizan las ventajas y desventajas que presentan ambos enfoques. Se analiza el criterio para determinar el umbral de detección y las implicaciones de la selección de un umbral sub-óptimo. Por último se concluye con los efectos que provoca la falta de conocimiento sobre la potencia de ruido en el desempeño del detector de energía.
- **Capítulo 4.** Se describe el modelo estadístico de la incertidumbre de ruido y, considerando este modelo, se determinan las probabilidades de detección y de falsa alarma que evalúan el desempeño del detector de energía. Se aborda el problema de la selección del umbral óptimo de detección en presencia de incertidumbre y se analiza la existencia de un límite en la sensibilidad del detector causado por la incertidumbre de ruido.
- **Capítulo 5.** Se describe el modelo para la detección de espectro considerado en este trabajo de tesis. Se presenta la formulación de las dos técnicas propuestas para la estimación de la potencia de ruido, así como la integración de la estima de la potencia de ruido en el modelo para la adaptación del umbral de detección para el detector de energía. Por último, se presentan las evaluaciones del desempeño de las técnicas de estimación para validar su capacidad de estimar la potencia de ruido a partir de la señal recibida, incluso si ésta contiene información de una señal primaria.
- **Capítulo 6.** Se presenta la evaluación del desempeño del detector de energía con umbral adaptable, denotado como Detector de Energía Adaptable (DEA) considerando las estrategias de estimación de la potencia del ruido descritas en el Capítulo 5. Se analiza el desempeño del DEA bajo distintas condiciones de incertidumbre de ruido y se presenta un análisis comparativo con el detector de energía convencional (DEC), es decir, aquél cuyo umbral de detección no se modifica durante la operación del detector.
- **Capítulo 7.** Presenta las conclusiones y contribuciones del trabajo de investigación, así como la descripción del trabajo futuro derivado de esta investigación.

Detección de espectro en Sistemas de Radio Cognoscitivo

Reducir la subutilización e incrementar la eficiencia en el uso del espectro, es uno de los retos actuales que la academia, industria y agencias de gobierno están abordando. Una propuesta es compartir el espectro entre usuarios primarios (UPs) y usuarios secundarios (USs) [12]. Esta estrategia, conocida como Acceso Dinámico al Espectro (DSA: *Dynamic Spectrum Access*) [13], promueve la coexistencia entre UPs y USs en la misma porción espectral, sin importar la banda de frecuencia de operación que los sistemas tienen asignada originalmente. El principal requisito que debe cumplirse para lograr una exitosa compartición del espectro, es que la QoS de los sistemas involucrados no se vea afectada por la interferencia que entre ellos se pudiera generar.

Uno de los requerimientos del DSA¹ para identificar oportunidades de uso secundario del espectro, es que los USs adquieran información sobre la ocupación del entorno de radio [45], ya que de esta depende la coexistencia libre de interferencia entre UPs y USs. Esto es, que el US pueda utilizar la banda espectral que el UP tiene concesionada, siempre y cuando, esta se encuentre libre. Un sistema de compartición de espectro debe contar con una etapa de identificación de oportunidades confiable (o detección de espectro) para incrementar la posibilidad de maximizar la utilización del espectro. La identificación de oportunidades, permite al US incrementar sus reservas de espectro disponible y, al mismo tiempo, proteger al UP de la interferencia que pudiera ocasionarle por utilizar su misma banda espectral. Así, el US aprovecha el espectro no utilizado por el UP y el UP no se es afectado por compartir su espectro.

En este capítulo se analiza el proceso de detección de espectro para la adquisición de información sobre la ocupación espectral y se describen algunas técnicas de detección de señales utilizadas con este propósito. Se discuten los compromisos que existen en el proceso de

¹Existen otros enfoques para el DSA en los que no es necesario conocer la información sobre la ocupación del espectro. Un ejemplo de ello es el acceso *underlay* [16], en el que los UPs y USs transmiten simultáneamente, siempre y cuando la potencia acumulada de transmisión de los USs se mantenga por debajo de un umbral de interferencia. Sin embargo, este método de acceso no se considera en este trabajo de tesis.

detección de espectro, y los requerimientos y prestaciones de las técnicas de detección de señales que han sido propuestas en la literatura. El capítulo concluye con una discusión sobre los requerimientos y áreas de oportunidad de la Detección de Energía, tema central de este trabajo de investigación.

2.1 Métodos para conocer la ocupación espectral: Basados en infraestructura y autónomos

Las propuestas para adquirir información sobre la ocupación del espectro se clasifican en dos categorías: Consciencia pasiva y consciencia activa [46]. En la consciencia pasiva, el US recibe el patrón de uso del espectro a través de una entidad externa, por ejemplo, mediante el intercambio de *beacons* entre USs y UPs [20], utilizando bases de datos [21], geolocalización [22], o servidores de espectro [23]. Estos métodos se caracterizan por requerir infraestructura especializada para la disseminación de la información sobre la ocupación del espectro, así como de la cooperación de los sistemas primarios para reportar su estado de actividad.

La principal ventaja que ofrecen estas estrategias es que aseguran una comunicación libre de interferencia entre los USs y los UPs, porque la información sobre el uso del espectro se reporta a priori al US. En este enfoque, el US conoce exactamente cuáles son los canales que puede utilizar antes de que este inicie su transmisión. Sin embargo, al utilizar infraestructura adicional a la red de CRs, el costo de implementación de todo el sistema se incrementa, lo que constituye un factor que requiere de un análisis técnico-económico para determinar si el costo-beneficio de la inversión en dicha infraestructura es redituable para los sistemas involucrados [23]. Además, aspectos regulatorios relacionados con la administración de dicha infraestructura y la definición de los estándares para su despliegue, son factores que incrementan el tiempo para implementar estas estrategias como método para la adquisición de información sobre la ocupación del espectro. Con respecto al aspecto técnico, el envío constante de mensajes de señalización para disseminar la información sobre la ocupación del espectro requiere de canales dedicados para este propósito. Esto implica un incremento del tráfico de señalización, por lo que se requerirán modelos de tráfico de control que tomen en cuenta el tiempo disponible para la detección, la privacidad de la información que comparte el

sistema primario, la cantidad de USs que accederán a la información en un instante dado, etc. Esto, para asegurar la confiabilidad en la entrega de la información.

En la consciencia activa, los USs utilizan técnicas de detección de espectro para analizar el entorno de radio y decidir en forma autónoma cuáles son las bandas de frecuencias que se encuentran libres para la transmisión de datos [24]. La detección de espectro se puede realizar en forma local, en la que cada US decide de manera independiente, con base en sus observaciones del entorno de radio, sobre la ocupación del espectro; o de manera cooperativa, en la que a partir de la combinación de observaciones hechas por un conjunto de USs, una entidad central toma la decisión acerca del uso del espectro.

En este esquema de consciencia activa los USs son responsables de la interpretación del estado del espectro, por lo que no se requiere infraestructura externa a la red de CRs para la observación, análisis y decisión sobre la ocupación espectral. Integrar capacidades de detección de espectro en un dispositivo CR resulta en el diseño de dispositivos complejos, particularmente en el caso de detectar múltiples señales con características distintas en un entorno de radio variante. En este sentido, el principal reto en la detección de espectro es asegurar decisiones confiables, ya que el proceso de detección depende de factores sobre los cuales, en la mayoría de los casos, el US no tiene control (por ejemplo; el canal de comunicaciones, interferencia, las características de las señales transmitidas por los UPs, entre otros) [26]. Además, existen técnicas de detección de señales aplicadas para la identificación de espectro que presentan, por sus requerimientos, compromisos entre complejidad y desempeño. Establecer cuál es la mejor técnica de detección no es una tarea sencilla, sobre todo por las diferentes necesidades de los sistemas que comparten el espectro [47]. Los méritos de la detección autónoma de espectro pudieran no ser suficientes para considerarla como la mejor opción para la identificación de espectro. No obstante, ésta resulta adecuada en aquellos casos en los que la inversión en infraestructura o la cooperación de los sistemas primarios existentes no es factible.

2.2 El problema de la detección de espectro

Los huecos espectrales, también denominados espacios en blanco, son regiones en el espacio, tiempo y/o frecuencia que un US puede aprovechar oportunamente para la transmisión de su información [11]. Una imagen representativa de los huecos espectrales se muestra en la Figura 2.1.

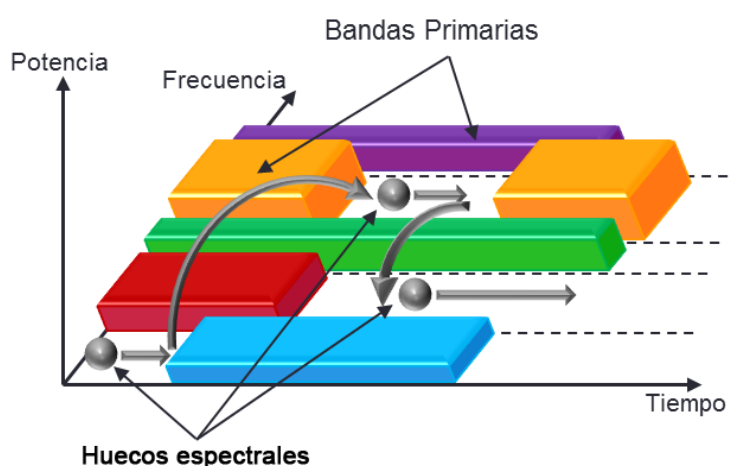


Figura 2.1. Representación gráfica de los espacios en blanco. Los espacios en blanco tienen una duración finita y su periodicidad depende de la dinámica de operación de la red primaria.

La tarea de la detección de espectro es la de decidir si en un tiempo y espacio determinados, una banda de frecuencias se puede declarar como un hueco espectral [24]. Para esto, el algoritmo de detección de espectro captura la información contenida en el ancho de banda de interés y la procesa para decidir, con un nivel de confiabilidad, si los datos capturados corresponden a una señal primaria más ruido, o si dicha información es sólo ruido [30]. En el primer caso, el US debe declarar la banda de frecuencias ocupada y abstenerse de transmitir su información en dicha banda, puesto que la identificación de una señal distinta del ruido indica la presencia de un transmisor activo y debe evitar interferir con este. Por otro lado, en el supuesto de que la señal capturada corresponda a sólo ruido, entonces el US declara la existencia de un hueco espectral y aprovecha la banda de frecuencias para la transmisión de su información.

De acuerdo a lo anterior, el problema de detección de espectro se modela como una prueba de hipótesis binaria en la que las hipótesis se definen de la siguiente manera [30]:

H_0 : Banda de frecuencias vacante (Existe un hueco espectral)

H_1 : Banda de frecuencias ocupada (Existe una transmisión primaria)

Al aceptar H_0 se establece que en la banda de frecuencias existe únicamente ruido, y por lo tanto, es seguro utilizarla sin interferir con algún sistema primario. Haciendo referencia a la Figura 2.1, aceptar H_0 significaría declarar que en un determinado tiempo, una de las bandas de frecuencia es un hueco espectral. En cambio, si se rechaza H_0 , entonces se decide que en un determinado tiempo, la banda de frecuencias observada se encuentra ocupada por una transmisión primaria. A continuación se presentan los elementos necesarios para realizar la prueba de hipótesis.

2.2.1 Elementos de la prueba de hipótesis

La teoría de detección, fundamental para la toma de decisiones y extracción de información, le permite al detector decidir cuándo ocurre un evento de interés para obtener información útil sobre dicho evento. Según la teoría de detección, para decidir cuál de las hipótesis, H_0 o H_1 , es verdadera, un detector de espectro requiere de un estadístico de prueba y un umbral de decisión [48]. El estadístico de prueba es aquella característica que se extrae de la señal recibida y que cambia cuando la señal recibida, que puede ser determinística o aleatoria, es distinta al ruido. Algunos ejemplos de características que pueden utilizarse como estadísticos de prueba pueden ser: la potencia en la señal recibida, la magnitud de los componentes cíclicos de la función de correlación espectral, el grado de correlación entre dos señales, la estructura de los valores propios de la matriz de covarianza, entre otros.

Para decidir si una señal está presente o no, es necesario determinar qué valores del estadístico de prueba indican la presencia de dicha señal. Para esto se requiere un umbral de detección. El umbral de detección es un valor numérico que se utiliza para comparar el estado actual del estadístico de prueba, y así, decidir acerca de la presencia o la ausencia de la señal de interés, es decir, si en un tiempo dado una banda de frecuencias se puede declarar un hueco

espectral. La prueba para aceptar o rechazar las hipótesis H_0 y H_1 definidas anteriormente resulta en la siguiente comparación:

$$\text{Estadístico de prueba} \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \text{ Umbral de decisión}$$

El detector no puede manipular el estadístico de prueba para mejorar el resultado de la prueba, ya que, como se mencionó anteriormente, es una característica propia de la señal recibida. Sin embargo, éste puede influir en la certidumbre de las decisiones mediante la manipulación del umbral de detección. El criterio para seleccionar el umbral de detección depende de la información disponible para formular la prueba de hipótesis. Los métodos más comunes para formular una prueba de hipótesis son: el método bayesiano, el método minimax y el método de Neyman-Pearson. Un análisis detallado de cada método se presenta en [48] y [49]. El criterio de Neyman-Pearson es el más utilizado para modelar el problema de detección de espectro en redes de CRs. Esto porque este método no requiere acceso inmediato a la información relacionada con la dinámica de uso de los canales primarios, evitando la necesidad conocer las probabilidades a priori para la ocurrencia de las hipótesis H_0 y H_1 necesarias para la aplicación de los métodos de Bayes o minimax.

2.2.2 Métricas para evaluar un algoritmo de detección de espectro

El desempeño de cualquier detector de espectro se evalúa por su *Probabilidad de detección* (P_D), es decir, la probabilidad de decidir que una banda espectral se encuentra ocupada, cuando en realidad lo está y, por la *Probabilidad de Falsa Alarma* (P_{FA}) que se refiere a la probabilidad de decidir la presencia de un transmisor primario, cuando en realidad no existe un usuario primario activo. Cuando la P_D es máxima, el algoritmo de detección es capaz de detectar siempre la presencia de una señal primaria cuando esta se encuentra presente en la banda de frecuencias examinada. Esto se traduce en un alto nivel de protección hacia las transmisiones del UP, ya que el US nunca transmitirá concurrentemente con el UP. Por otro lado, cuando la P_{FA} es mínima, el algoritmo de detección es capaz de identificar confiablemente todas las

oportunidades de uso secundario del espectro. En este sentido, incrementar la P_D mientras la P_{FA} se mantiene al mínimo es el reto de cualquier estrategia de detección espectral.

Otras métricas utilizadas para evaluar la confiabilidad y eficiencia de un detector de espectro son la *sensibilidad* del detector, es decir el valor mínimo requerido en la potencia de la señal primaria para el cual el detector de espectro puede cumplir un par de P_D y P_{FA} objetivo, y la *complejidad de la muestra*, que corresponde al número de muestras de la señal recibida necesarias para lograr un determinado nivel de sensibilidad.

Un detector de espectro con un mayor nivel de sensibilidad será capaz de detectar la presencia de señales de baja potencia, lo cual le permitirá detectar señales de manera confiable aún si las condiciones del entorno de propagación causan desvanecimientos profundos en la señal recibida.

El ciclo de operación de una CR, de duración τ segundos, se divide en un periodo de detección, con duración T_D segundos, y un periodo de transmisión de datos, con duración T_T segundos, donde $\tau = T_D + T_T$. El ciclo de operación de la CR se ilustra en la Figura 2.2, donde se observa que el periodo de detección se compone, a su vez, por dos periodos de tiempo, T_R y T_P , que corresponden, respectivamente, al tiempo dedicado exclusivamente a recibir la señal y al procesamiento necesario para tomar una decisión sobre el estado del canal.

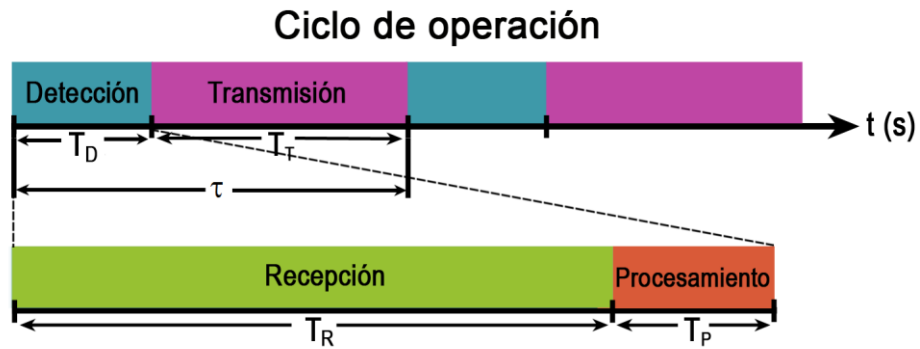


Figura 2.2. Ciclo de operación del CR

Durante el periodo de detección, el US observa y analiza el espectro en busca de un hueco espectral en el que pueda transmitir su información durante el periodo de transmisión de datos. Si el periodo de detección aumenta, se reduce el tiempo para la transmisión de datos,

resultando en un sistema poco eficiente porque el tiempo de operación efectivo para la transmisión de datos es menor que el tiempo utilizado para la identificación de un hueco espectral. De acuerdo a lo anterior, es deseable que el algoritmo de detección de espectro sea capaz de proporcionar una decisión confiable en el menor tiempo posible, permitiendo así incrementar el tiempo efectivo para la transmisión de datos.

2.2.3 Limitaciones en la detección de espectro

El proceso de detección de señales aplicado para identificar huecos espectrales, presenta diversos retos que dificultan la utilización de las técnicas convencionales de detección de señales utilizadas en otros sistemas, tales como: los sistemas de radar, los sistemas de posicionamiento global, entre otros. Los USs se enfrentan a cuatro limitaciones fundamentales para la detección de espectro dentro del contexto de la CR [31], [24]:

1. Los USs poseen poco o nulo conocimiento sobre las características de las señales que transmiten los UPs (tales como: potencia, fase, esquema de modulación, ubicación de señales piloto, entre otros).
2. El tiempo que los USs utilizan para el proceso de detección de espectro debe ser lo más corto posible para aprovechar el tiempo disponible para la transmisión de información útil.
3. Debido a las características cambiantes del entorno de radio, un US debe ser capaz de detectar señales primarias considerando entornos afectados por los desvanecimientos e interferencia.

Estos requerimientos sugieren que la técnica de detección espectral que utilice el US debe ser capaz de tomar decisiones acertadas sobre la disponibilidad de alguna banda de frecuencias con información limitada y de forma ágil, y sobre todo en presencia de variaciones en el entorno de propagación. Además, el orden de complejidad de las técnicas de detección que pueden ser implementadas en las terminales de CRs está limitado por las características de los equipos utilizados: velocidad de los procesadores de señales, capacidad de resolución y rango dinámico de los convertidores analógico-digital (CAD), rango de frecuencias de las antenas así como de los amplificadores de potencia, etc. Lo anterior significa un reto

significativo a la hora de diseñar algoritmos de detección de espectro que cumplan con los requerimientos antes descritos, y que además tomen en consideración las limitantes físicas de los equipos.

2.3 Técnicas de detección de espectro

Las técnicas de detección de señales son básicamente un proceso de manipulación controlada de una observación con el objetivo de identificar la presencia de una señal interés. Las técnicas de detección se categorizan, de manera general, como: basadas en información, ciegas y semiciegas [50]. La detección basada en información requiere conocer características específicas sobre la señalización y/o propiedades estadísticas de la señal de interés, tales como preámbulos, patrones de señales piloto, secuencias de dispersión, frecuencia de portadora, potencia de la señal, entre otros. Por otro lado, a diferencia de las técnicas basadas en información, la detección semi-ciega no requiere información específica sobre la señal de interés, pero sí requiere un nivel de energía de referencia, típicamente relacionado con la energía del ruido, para tomar una decisión. Mientras que la detección ciega no requiere conocer las características de las señales de interés, ni tampoco un nivel de energía de referencia. En la Tabla 2.1 se concentran las técnicas más comunes dentro de cada categoría, descritas a continuación.

2.3.1 Técnicas basadas en información

2.3.1.1 Detección basada en filtro acoplado

El filtro acoplado es un detector coherente que correlaciona la señal recibida con la réplica de una señal conocida para identificar si dicha señal está contenida en la señal recibida. La detección basada en filtros acoplados (MFD: *Matched Filter-based Detection*) resulta ser un método óptimo de detección en presencia de ruido blanco aditivo Gaussiano (AWGN: *Additive Gaussian White Noise*) pues maximiza la SNR y requiere un menor tiempo de procesamiento para lograr el desempeño óptimo de detección. Sin embargo, requiere conocimiento *a priori* sobre los parámetros específicos de la señal a detectar (tipo y orden de modulación de la señal, forma de los pulsos, formato de los paquetes, etcétera). Si la información disponible sobre la

Tabla 2.1. Clasificación de las técnicas de detección con base en la información que requieren para su implementación

Técnica\Clasificación	Basada en información	Semi-ciega	Ciega
Detección basada en Filtro Acoplado (MFD)	X		
Detección de características cicloestacionarias (CFD)	X		
Detección de energía (DE)		X	
Detección con base en la transformada Ondeleta (WTD)		X	
Detección con base en la matriz de covarianza (CBD)			X
Detección con base en los valores propios (EBD)			X
Detección con base en la relación generalizada de funciones de verosimilitud (GLRD)			X

señal a detectar no es precisa o suficiente, el desempeño del MFD se degrada considerablemente [51]. Además, esta técnica de detección requiere un demodulador para cada tipo de señal primaria, por lo que si la cantidad de sistemas primarios que se observan es grande, la complejidad de la unidad de detección incrementa exponencialmente [24].

2.3.1.2 Detección de características cicloestacionarias

Utilizar patrones (potencia de la portadora en una señal modulada, frecuencia de los trenes de pulsos, secuencias de dispersión, prefijos cíclicos, códigos, etc.) en las señales utilizadas para la transmisión de información causa un comportamiento cíclico, denotado como *cicloestacionariedad*, en las estadísticas de segundo orden de la señal. La frecuencia cíclica de la señal primaria se puede identificar mediante la Función de Densidad Espectral Cíclica (FDEC), por lo que es posible distinguir cuando la señal recibida contiene una componente de señal primaria y cuando contiene únicamente ruido. Aún más, mediante la detección de

características cicloestacionarias (CFD: *Cyclostationary Feature Detection*) [52], es posible determinar si la componente de señal corresponde a una señal particular o a otras señales interferentes que también presentan cicloestacionariedad, puesto que las frecuencias cíclicas son distintas. Esto permite que el US distinga, con un mínimo margen de error, si la señal recibida corresponde a una señal primaria particular, a una señal interferente, o sólo al ruido, en entornos de baja SNR. Sin embargo, si la información sobre el patrón de periodicidad (frecuencia cíclica) correspondiente a la señal de interés, no es confiable, el US no podrá determinar la frecuencia cíclica, por lo que no identificará la presencia de la señal primaria. A pesar de que la técnica CFD requiere ejecutar múltiples algoritmos para calcular la FDEC, algunos trabajos reportan viable implementarla en sistemas de detección de espectro compuestos por múltiples periodos de detección, en los que, algoritmos de menor complejidad computacional, como la detección de energía, se ejecutan constantemente y algoritmos de mayor complejidad computacional y mayor precisión, como el CFD, se ejecutan esporádicamente para calibrar las decisiones del US [53].

2.3.2 Técnicas semi-ciegas

2.3.2.1 Detección de energía

La detección de energía (DE) consiste en medir el nivel de energía contenida en un canal y compararlo con un umbral de detección para decidir sobre su ocupación. Si el nivel de energía estimado sobrepasa el umbral de detección, típicamente definido en función de la potencia del ruido, entonces se resuelve que el canal está ocupado, mientras que si la energía es menor que el umbral, se decide que el canal está libre. Esta técnica se considera una opción viable para utilizarse en Redes Cognoscitivas, ya que, a diferencia de las técnicas basadas en información, la DE es sencilla de implementar y no requiere conocimiento sobre las características de las señales que se van a detectar [24]. La eficiencia del detector de energía no se afecta por las variaciones temporales en el canal de comunicaciones porque no utiliza procesamiento coherente para la detección [54], pero las variaciones aleatorias en la potencia del ruido sí influyen en la efectividad de la detección, sobretodo en condiciones de baja SNR [24]. Lo anterior se debe a que el DE requiere conocer el valor de la potencia del ruido para

definir el umbral de detección, por lo que bajo condiciones de incertidumbre de ruido es difícil determinar un valor óptimo del umbral de detección. Debido a esto, la operación confiable del DE se limita únicamente a un rango de valores de SNR, denominado en la literatura como *SNR Wall*, que se define por la cantidad de incertidumbre existente en la potencia del ruido [34].

2.3.2.2 Detección con base en la transformada Ondeleta

La detección con base en la transformada Ondeleta (WTD: *Wavelet Transform-based Detection*) es particularmente útil para realizar detección de espectro en bandas anchas. Convencionalmente, para identificar la disponibilidad de una banda ancha de espectro, se diseñan múltiples filtros para descomponer la banda ancha en porciones de banda angosta y analizarlas individualmente. Sin embargo, las características de la transformada Wavelet, permiten realizar el mismo procedimiento sin necesidad de acoplar múltiples filtros de banda angosta [55]. La transformada Wavelet identifica cualquier cambio en la Densidad Espectral de Potencia (DEP) por lo que permite resolver las porciones espectrales que presentan un contenido espectral distinto al del ruido esperado dentro del ancho de banda de interés. No obstante, para determinar que existe un cambio en la DEP, es necesario que el US conozca la densidad espectral de potencia del ruido que espera observar durante su operación, por lo que si esta información no es correcta, el WTD no será capaz de identificar la presencia de la señal primaria.

2.3.3 Técnicas ciegas

2.3.3.1 Detección con base en la matriz de covarianza

Esta técnica basa su funcionamiento en observar las características de la matriz de covarianza (la traza, el valor absoluto de sus elementos, la norma) de los datos recibidos. La matriz de covarianza de un proceso AWGN presenta características particulares que permiten diferenciarla de la matriz de covarianza de una señal que presenta correlación espacial (en el caso de sistemas con múltiples receptores) o temporal (en el caso de sistemas uni-receptor). Las señales primarias moduladas contienen redundancia que causa correlación temporal en la

serie de datos, mientras que en el caso de los sistemas multi-antena, la recepción de la misma señal en los múltiples receptores causa correlación espacial. En este sentido, la detección con base en la matriz de covarianza (CBD: *Covariance-based Detection*) [56], [57] aprovecha estas características para identificar la presencia de una señal primaria, sin requerir información de la misma, del canal de comunicaciones, o de la potencia de ruido presente durante la detección. Debido a esto, la CBD es invulnerable a la incertidumbre de ruido o a las variaciones temporales en el canal radio. Sin embargo, los modelos propuestos, hasta hoy en día, para la CBD presentan inconvenientes para determinar los valores óptimos del umbral de detección que maximice su desempeño en condiciones prácticas de operación.

2.3.3.2 Detección con base en los valores propios

La detección con base en los valores propios (EBD: *Eigenvalue-Based Detection*), al igual que el CBD, aprovecha las estadísticas de segundo orden de la señal recibida para identificar la presencia de una componente de señal primaria. Para implementar esta técnica se requiere la cooperación de al menos 2 receptores, o bien, que el CR cuente con 2 o más antenas receptoras. Para diferenciar entre un conjunto de muestras que contienen solamente ruido de uno que contiene información de una señal primaria, el EBD analiza la estructura de los valores propios de la matriz de covarianza. Cuando sólo hay ruido en los receptores, el máximo y el mínimo valor propio son iguales, mientras que cuando hay una señal primaria presente, el máximo valor propio será mayor que el mínimo. En este sentido, el EBD compara la relación entre el máximo y el mínimo valor propio para decidir si hay una señal primaria presente [58]. Esta técnica de detección es inmune a la incertidumbre de ruido y no se ve afectada por las variaciones temporales en el canal radio o por la falta de información sobre las estadísticas del ruido o las señales primarias (ya que no las requiere para operar). La complejidad de la técnica radica en la descomposición en valores singulares de la matriz de covarianza para obtener el estadístico de prueba, ya que para esto requiere de un procesamiento varios órdenes mayor que el DE (la complejidad del EBD es $MN + O(M^3)$ mientras que la complejidad del DE es $O(N^2)$, donde M es el número de receptores y N el número de muestras de la señal recibida) [59]. Además, la falta de modelos estadísticos no asintóticos para la distribución de los valores

propios extremos impide determinar un umbral de decisión óptimo para valores prácticos (es decir, que no son infinitos) de tiempo de detección y cantidad de receptores [60].

2.3.3.3 Detección con base en la relación generalizada de funciones de verosimilitud

La prueba generalizada de funciones de verosimilitud (GLRT: *Generalized Likelihood Ratio Test*) es una estrategia de detección sub-óptima, útil cuando el US desconoce la potencia del ruido, la potencia de la señal primaria y las estadísticas del canal radio, puesto que permite formular una prueba estadística que integra la estima de máxima verosimilitud de los parámetros desconocidos. Los detectores que basan su funcionamiento en esta prueba, denotados como GLRD (*General Likelihood Ratio-based Detection*) [61], [62] resultan ser robustos a la incertidumbre de ruido y a la falta de información sobre la señal primaria y, dado que requieren la descomposición en valores singulares de la matriz de covarianza para obtener el estadístico de prueba, es posible considerarlos como un tipo de detectores con base en valores propios. A diferencia del EBD, en la GLRD se aprovechan otras características de la matriz de covarianza para formular el estadístico de prueba, por ejemplo la traza. Sin embargo, la complejidad computacional es comparable con la del EBD, al igual que la inconveniencia que presentan los modelos asintóticos considerados para la distribución de los valores propios en la determinación de umbrales de detección óptimos.

2.4 Comentarios finales y discusión

El detector de energía es una técnica de detección genérica, de rápido procesamiento y bajo costo de implementación, que no requiere conocer las características de las señales primarias. Sin embargo, por ser una técnica simple, ofrece un pobre desempeño cuando las condiciones de operación son desfavorables, debido a que sólo aprovecha la potencia de la señal como característica para distinguir entre la presencia de una señal primaria y el ruido.

Dado que la potencia de la señal recibida es el parámetro con mayor incertidumbre en un sistema de comunicaciones inalámbricas [27], el detector de energía presenta dificultad para discernir sobre el estado del espectro, mientras que el resto de las técnicas propuestas proveen mayor certeza en la decisión sobre la ocupación de un canal porque evitan los efectos adversos

de la incertidumbre, pero sacrificando sencillez y tiempo de detección. Elegir alguna de las técnicas de detección de señales presentadas en este capítulo, como parte del proceso de detección en las redes cognoscitivas, depende de múltiples factores como lo son la disponibilidad de información sobre las señales primarias, las limitaciones en hardware de los dispositivos CR, las dinámicas de ocupación del espectro de los sistemas primarios, los requerimientos de QoS de los UPs y los USs, y la tolerancia a la interferencia por parte de los UPs.

En el siguiente capítulo se presenta un análisis detallado de la detección de energía, incluyendo el criterio para determinar el umbral de detección y las implicaciones de la selección de un umbral sub-óptimo. Se discute sobre la falta de conocimiento preciso sobre la potencia del ruido y cómo esta incertidumbre limita la capacidad de detección del detector de energía.

Detección de energía

La detección de energía (DE) es un tema que ha sido objeto de estudio en múltiples trabajos de investigación en los cuales se requiere la detección eficiente de señales. Tal es el caso del trabajo pionero presentado por Henry Urkowitz en 1967 [63] donde se presenta el análisis teórico de la DE aplicada para la detección de señales determinísticas inmersas en AWGN, posteriormente Sonnenschein y Fishman presentan el análisis de desempeño de un detector de energía para la detección de señales de espectro ensanchado [64]. Y, recientemente Digham et. al. [65] analizan el desempeño teórico del detector de energía en entornos multitrayectoria.

En el contexto de la detección espectral, por la poca complejidad de su operación e implementación, la DE se utiliza para identificar huecos espectrales, esto es, porciones del espectro radioeléctrico que no se utilizan en algún instante de tiempo o zona geográfica. Más aún, es la técnica que más se ha implementado en diversos *test beds* experimentales para sistemas de CRs [66]. Esto ha motivado el desarrollo de múltiples trabajos de investigación que buscan mejorar el rendimiento del detector de energía bajo condiciones adversas de operación. Por ejemplo, se han propuesto cambios en la forma en la que se determina el estadístico de prueba [67], o se integran mecanismos de adaptación a las variaciones en la señal primaria [68] para mejorar la certeza en la detección. Otros análisis se enfocan en el método para seleccionar un umbral de detección óptimo, el cual constituye un factor crítico para el correcto desempeño del detector de energía, ya sea en esquemas de detección cooperativos [35], o locales en donde el objetivo es optimizar el desempeño del detector de energía en función de las condiciones de operación [38]. Actualmente, el mayor esfuerzo se concentra en reducir los efectos negativos de la incertidumbre en el ruido, la cual se debe a la falta de conocimiento sobre las estadísticas del ruido. Extracción de las estadísticas del ruido [69], estimación de la potencia del ruido utilizando canales dedicados [40], y estimación independiente de las potencias de la señal y el ruido [70] son algunas de las propuestas que abordan el problema de la incertidumbre en el ruido en los detectores de energía. En este capítulo se presenta el modelo estadístico

generalizado para la DE en el dominio del tiempo y su extensión al dominio de la frecuencia. Se analizan las ventajas y desventajas que presentan ambos enfoques; además se discute el criterio para determinar el umbral de detección y las implicaciones de la selección de un umbral sub-óptimo. Por último se concluye este capítulo con los efectos que provoca la falta de conocimiento sobre la potencia de ruido en el desempeño de la DE.

3.1 Introducción

La operación fundamental de un detector de energía consiste en estimar la energía contenida en un ancho de banda de interés y compararla con un umbral de detección. Al requerir únicamente la estima de la energía contenida en el canal, el detector de energía requiere de poco o nulo conocimiento sobre los parámetros de operación del sistema primario. Esto convierte a la DE en una técnica de detección simple, que no requiere técnicas complejas de procesamiento de señales para decidir sobre la presencia de una señal primaria. Entre otras ventajas de la DE se encuentran que los efectos del canal multitrayectoria tienen poco impacto en su desempeño y debido a la detección no coherente, el detector de energía es insensible a la selectividad en el tiempo del canal [71].

Sin embargo, dado que este tipo de detector utiliza únicamente un nivel de energía como referencia para decidir si una señal está presente o no, es incapaz de identificar si la energía proviene de una señal primaria, o de una superposición de señales (interferencia) o si sólo es un nivel excesivo de ruido. Esta característica le dificulta determinar un valor de umbral óptimo, particularmente cuando la potencia del ruido presente al momento de la detección es desconocida para el detector [46]. El fenómeno anteriormente descrito se conoce como incertidumbre en la potencia del ruido, o simplemente incertidumbre de ruido, y corresponde a uno de los principales problemas que se presenta en la DE. La incertidumbre de ruido compromete el desempeño de la DE en condiciones de baja SNR imponiendo un límite en la sensibilidad del detector, conocida como *SNR-wall* [34]. El parámetro *SNR-wall* representa el límite inferior de SNR para el cuál el detector de energía es incapaz de detectar la presencia de una señal primaria, sin importar que el tiempo de observación de la señal recibida se prolongue hasta el infinito. En este sentido, para asegurar que el detector de energía realice un proceso de

detección confiable en condiciones de baja SNR, es necesario reducir o eliminar los efectos que produce la incertidumbre de ruido [69].

La implementación del detector de energía se puede realizar en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia [46], [54]. Ambos modelos se ilustran en la Figura 3.1.

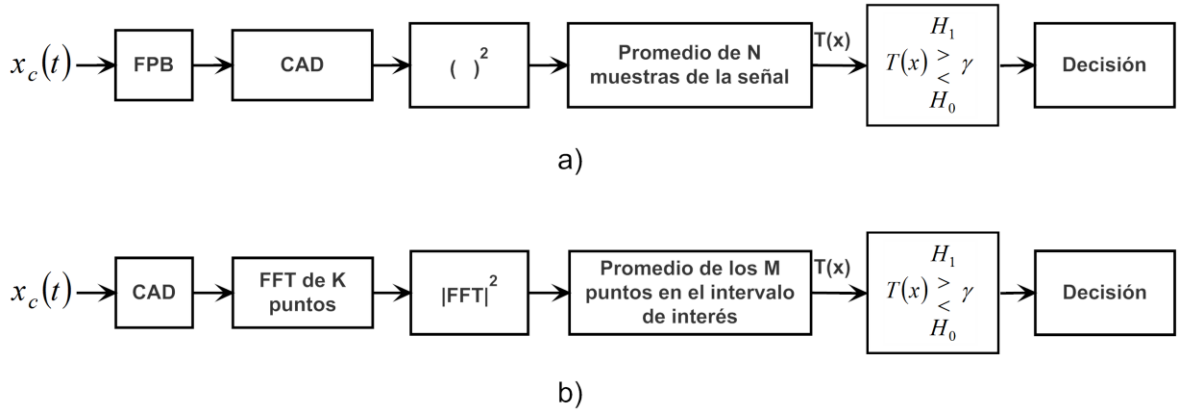


Figura 3.1. Modelos de implementación para el detector de energía: (a) en el dominio del tiempo y (b) en el dominio de la frecuencia. Los parámetros $T(x)$ y γ corresponden al estadístico de prueba y al umbral de detección, respectivamente, con los que el detector decide sobre la presencia de una señal.

- **Implementación en el dominio del tiempo.** La señal recibida, $x_c(t)$, se filtra utilizando un filtro pasa-bajas (LPF: *Low Pass Filter*) para rechazar el ruido y algunas emisiones fuera del ancho de banda de interés. Posteriormente, se estima la energía de la señal utilizando un muestreador o convertidor analógico digital (CAD), un dispositivo de ley cuadrática y un integrador. Y, siguiendo alguno de los criterios mencionados en el capítulo 2 para seleccionar el umbral de detección, la energía estimada se compara con un umbral de detección pre-establecido. Esta implementación tiene la ventaja de no requerir técnicas complejas para el procesamiento de la señal recibida, pero presenta poca flexibilidad para observar múltiples bandas de frecuencia [72], ya que para lograrlo, el frente de recepción requeriría de un banco de filtros para observar los canales de interés individualmente. Además, en caso de que el ancho de banda que requiere el usuario secundario (US) cambie constantemente (por ejemplo, en función de la aplicación

inalámbrica: video móvil, *gaming*, o aplicaciones WEB), las características de los filtros que componen el banco de filtros deberán adaptarse al ancho de banda en cuestión según lo requiera el US, incrementando la complejidad de implementación del detector.

- **Implementación en el dominio de la frecuencia.** Este modelo ofrece mayor flexibilidad para observar múltiples bandas de frecuencia en forma simultánea, incluso si éstas presentan características de ancho de banda cambiante [54]. Esto se logra seleccionando los intervalos de frecuencia apropiados en la representación discreta de la densidad espectral de potencia (DEP) de la señal recibida. En este modelo de implementación se cuenta con tres grados de libertad para mejorar la detección: (i) la resolución en frecuencia, que se controla por la cantidad de puntos utilizados en la transformada discreta de Fourier (DFT: *Discrete Fourier Transform*), (ii) la cantidad de promedios utilizados para la estimación de la DEP, y (iii) la cantidad de muestras de la señal consideradas para la detección. La resolución en frecuencia y la cantidad de promedios presentan un compromiso sobre la complejidad computacional del detector de energía, ya que al incrementar cualquiera de los dos factores se incrementa el procesamiento de la señal para tomar una decisión; sin embargo, también se incrementa la calidad de la estima de la DEP y en consecuencia el desempeño del detector.

Cualquiera que sea el modelo de implementación se requiere de un estadístico de prueba ($T(x)$) y un umbral de detección (γ) para que el detector de energía resuelva sobre la ocupación de un canal. En las siguientes secciones se describen, el modelo estadístico del detector de energía y el criterio para determinar el umbral de detección.

3.2 Modelo estadístico de la detección de energía

Suponiendo que es posible modelar la señal recibida en el receptor del US como un proceso Gaussiano estacionario y de media cero¹, independiente del ruido presente al momento de la recepción, el cual también se modela como un proceso Gaussiano, blanco, estacionario y de media cero, entonces el detector de energía es óptimo según el criterio de

Neyman-Pearson [48]. El problema de la detección oportuna de espectro consiste entonces en distinguir entre dos procesos Gaussianos mutuamente independientes:

$$H_0 : x(n) = \eta(n) \quad (3.1)$$

$$H_1 : x(n) = s(n) + \eta(n) \quad (3.2)$$

para $n = 0, 1, \dots, N - 1$. Donde $s(n)$ y $\eta(n)$ son variables aleatorias complejas Gaussianas y de media cero, con varianzas σ_s^2 y σ_η^2 , que representan a la señal transmitida por el UP y el ruido presente en el receptor del US, respectivamente. De acuerdo al criterio de Neyman-Pearson, el estadístico de prueba para la DE se determina mediante la prueba de la relación de funciones de verosimilitud (LRT: *Likelihood Ratio Test*) del vector de datos $\mathbf{x}$ que contiene las N muestras de la señal recibida. La LRT se define por [48]:

$$L(\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}; H_1)}{p(\mathbf{x}; H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma, \quad (3.3)$$

donde $L(\mathbf{x})$ es la relación de funciones de verosimilitud, $p(\mathbf{x}; H_i)$ para $i = 0, 1$, corresponde a la función de verosimilitud de $\mathbf{x}$ bajo la hipótesis H_i , y γ corresponde al umbral de decisión de la prueba. Dado que $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_0^2 \mathbf{I})$ bajo H_0 y $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_1^2 \mathbf{I})$ bajo H_1 , $L(\mathbf{x})$ se puede expresar utilizando la función de densidad de probabilidad de $\mathbf{x}$ en cada una de las hipótesis:

$$L(\mathbf{x}) = \frac{\frac{1}{[2\pi\sigma_1^2]^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_1^2} \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n)\right)}{\frac{1}{[2\pi\sigma_0^2]^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n)\right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma. \quad (3.4)$$

¹Esta consideración es válida debido a que la mayoría de los sistemas de comunicaciones modernos generan sus señales a partir de la suma de varios procesos aleatorios, por ejemplo aplicando Multiplexión por División de Frecuencias Ortogonales (OFDM), lo que permite clasificarlos como procesos Gaussianos. La condición de media cero también es válida porque los sistemas se diseñan para generar el mínimo consumo de potencia y esto se logra cuando la señal transmitida no contiene ninguna componente de corriente directa.

Tomando el logaritmo natural de $L(\mathbf{x})$, la ecuación (3.4) se convierte en:

$$l(\mathbf{x}) = \ln \left(\frac{\frac{1}{[2\pi\sigma_1^2]^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_1^2} \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n)\right)}{\frac{1}{[2\pi\sigma_0^2]^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n)\right)} \right) \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \ln(\gamma) \quad (3.5)$$

$$\frac{N}{2} \ln\left(\frac{\sigma_0^2}{\sigma_1^2}\right) + \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\sigma_0^2} - \frac{1}{\sigma_1^2} \right) \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n) \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \ln(\gamma)$$

$$\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n) \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \gamma' \quad (3.6)$$

$$\text{con } \gamma' = \frac{\frac{2}{N} \ln(\gamma) + \ln\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma_0^2}\right)}{\frac{1}{\sigma_0^2} - \frac{1}{\sigma_1^2}}.$$

Note que $\sigma_0^2 = \sigma_\eta^2$ y $\sigma_1^2 = \sigma_s^2 + \sigma_\eta^2$. El lado izquierdo de la expresión (3.6) corresponde a la estima de máxima verosimilitud (MLE: *Maximum Likelihood Estimate*) de la varianza de $\mathbf{x}$ [73], y dado que la secuencia de datos $\mathbf{x}$ corresponde a una señal aleatoria de media cero bajo ambas hipótesis, ésta expresión corresponde equivalentemente a la estima de la potencia de la señal recibida (es decir, la energía promediada sobre la ventana de observación). En este sentido, de acuerdo a la LRT, la expresión (3.6) corresponde a la prueba que realiza un detector de energía para resolver sobre la presencia de una señal de interés, donde el estadístico de prueba para la DE se define como:

$$T(\mathbf{x}) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n). \quad (3.7)$$

Entonces, la operación del detector de energía² se traduce a la estimación del promedio de la energía, o equivalentemente, de la potencia de la señal recibida y compararla con un umbral de decisión.

3.3 Modelo para la detección de energía en el dominio de la frecuencia

El estadístico de prueba definido por (3.7) corresponde a la estima de la energía promediada en el dominio del tiempo. La implementación de un detector de energía que opera en el dominio de la frecuencia requiere de la estimación de la DEP, la cual se puede obtener aplicando alguna técnica para la estimación espectral existente en la literatura [74].

El método más simple para la estimación de la DEP es el *periodograma*. El periodograma es un método no paramétrico de estimación de la DEP asintóticamente no polarizado y no consistente. Se dice que el método es asintóticamente no polarizado porque el valor esperado de la estima converge al valor real de la DEP cuando $N \rightarrow \infty$ y, es no consistente porque cuando $N \rightarrow \infty$ la varianza de la estima de la DEP no se reduce a cero. Esta última es una característica no deseable, ya que si no es posible reducir la varianza de la estima, entonces no es posible disminuir el error de estimación, lo cual tiene un impacto negativo en el desempeño del detector porque el estadístico de prueba, es decir, la estima de la potencia, no es una representación precisa de la potencia contenida en el canal que se observa.

El periodograma modificado propuesto por Welch en 1967 [76] reduce la varianza de la estima de la DEP. Lo anterior se logra promediando los periodogramas obtenidos al segmentar la secuencia de datos. La mejora de la calidad de la estima de la DEP tiene como resultado una estimación confiable de la potencia contenida en el ancho de banda de interés. Sin embargo, mejorar la calidad en la estimación de la potencia no necesariamente mejorará el desempeño del algoritmo de detección. Esto es porque el desempeño del algoritmo de detección no sólo depende de la determinación del estadístico de prueba, sino también de la determinación correcta del umbral de detección [77].

²Algunos autores simplemente utilizan el término “Detector de Potencia” ya que en realidad lo que se evalúa es la estima de la potencia contenida en un canal. Sin embargo, en este trabajo de tesis se decidió conservar el término “Detector de Energía” por ser más consistente con la literatura relacionada con el tema. [75].

La Figura 3.2 muestra un diagrama a bloques del proceso para obtener la estima de la potencia utilizando el método de Welch. La estima para la DEP a partir de la secuencia de datos, $x(n)$ para $n = 0, 1, \dots, N-1$, se determina dividiendo la secuencia $x(n)$ en L segmentos de longitud R , considerando un factor de traslape D , entre segmentos sucesivos:

$$x_i(n) = x(n + iD) \quad (3.8)$$

para $n = 0, 1, \dots, R-1$ e $i = 0, 1, \dots, L-1$.

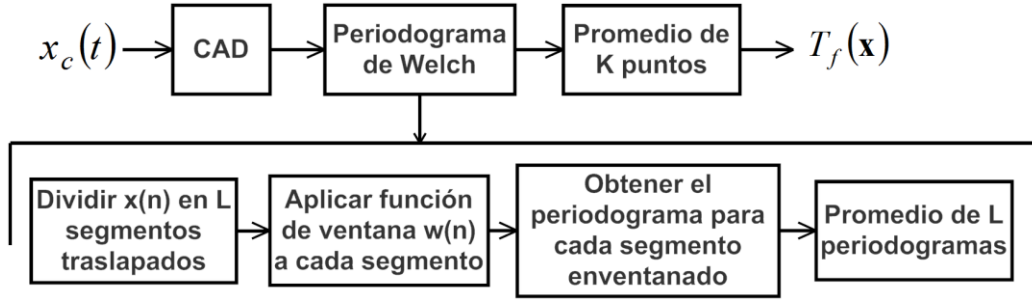


Figura 3.2. Diagrama a bloques para la obtención de la estima de la potencia aplicando el método de Welch

El término iD corresponde al punto de inicio del i -ésimo segmento. Una vez segmentada la secuencia de datos, se aplica una función de ventana $w(n)$ a cada segmento resultante y se obtiene el periodograma simple para cada segmento:

$$\tilde{p}_{xx}^{(i)}(k) = \frac{1}{RU} \left| \sum_{n=0}^{R-1} x_i(n) w(n) e^{-j2\pi kn/K} \right|^2 \quad (3.9)$$

con $i = 0, 1, \dots, L-1$ y $k = 0, 1, \dots, K-1$.

El factor de normalización U asegura que la estima de la DEP no se modifique por las amplitudes de los elementos en la función de ventana $w(n)$. K representa la cantidad de puntos en la DFT utilizada para los periodogramas. Hasta este punto, se han determinado L periodogramas de longitud K . Arreglando los elementos de los L periodogramas en una matriz, tenemos

$$\tilde{\mathbf{P}}_{xx} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{p}}_{xx}^1 & \tilde{\mathbf{p}}_{xx}^2 & \dots & \tilde{\mathbf{p}}_{xx}^L \end{bmatrix}^T,$$

donde el superíndice T indica la transpuesta de la matriz $\tilde{\mathbf{P}}_{xx}$, y $\tilde{\mathbf{p}}_{xx}^i = [\tilde{p}_{xx}^{(i)}(0) \ \tilde{p}_{xx}^{(i)}(1) \ \dots \ \tilde{p}_{xx}^{(i)}(K-1)]$. La estima de Welch para la DEP corresponde al promedio de los L periodogramas:

$$P_{xx}(k) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} \tilde{p}_{xx}^{(i)}(k). \quad (3.10)$$

El estadístico de prueba $T_f(\mathbf{x})$ para la detección de energía en el dominio de la frecuencia se define a partir de (3.10) como:

$$T_f(\mathbf{x}) = \sum_{k=0}^{K-1} f_K P_{xx}(k) \quad (3.11)$$

donde $f_K = BW/K$ corresponde a la resolución en frecuencia de la DFT y BW corresponde al ancho de banda analizado.

3.4 Métricas de desempeño de la detección de energía

El desempeño de un detector de energía se determina en función de su capacidad de decidir correctamente cuando la potencia estimada corresponde a la de una señal más ruido o sólo al ruido. Para cuantificar esta capacidad de decisión, es necesario determinar el comportamiento estadístico de $T(\mathbf{x})$. Dado que $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_0^2 \mathbf{I})$ y $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_1^2 \mathbf{I})$ bajo H_0 y H_1 respectivamente, la distribución de probabilidad de $T(\mathbf{x})$ bajo H_0 y H_1 se define como sigue:

$$T(x) \sim \begin{cases} \frac{\chi_{2N}^2}{\sigma_\eta^2} & \text{bajo } H_0 \\ \frac{\chi_{2N}^2}{\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2} & \text{bajo } H_1 \end{cases} \quad (3.12)$$

donde χ_{2N}^2 es la distribución chi-cuadrada central con $2N$ grados de libertad [48]. Si el número de muestras de la señal recibida, N , es suficientemente grande, es posible aplicar el teorema del Límite Central y, así la distribución de $T(\mathbf{x})$ se aproxima mediante una distribución

Gaussiana. Entonces, para valores de N grandes, por ejemplo $N > 250$ [54] la distribución de probabilidad de $T(\mathbf{x})$ queda de la siguiente manera:

$$T(\mathbf{x}) \sim \begin{cases} \mathcal{N}\left(\sigma_\eta^2, \frac{2}{N}\sigma_\eta^4\right) & \text{bajo } H_0 \\ \mathcal{N}\left((\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2), \frac{2}{N}(\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)^2\right) & \text{bajo } H_1 \end{cases} \quad (3.13)$$

donde $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ corresponde a una distribución normal de media μ y varianza σ^2 .

Para el detector que opera en el dominio de la frecuencia, $T_f(\mathbf{x})$ se genera a partir de la suma de L por K variables aleatorias (véase Ecuación 3.11), en lugar de los N puntos que formaban la secuencia original de datos. Entonces, de forma similar a la expresión (3.13), la distribución de $T_f(\mathbf{x})$ se puede definir en función de los parámetros L y K , esto es:

$$T_f(\mathbf{x}) \sim \begin{cases} \mathcal{N}\left(\sigma_\eta^2, \frac{2}{KL}\sigma_\eta^4\right) & \text{bajo } H_0 \\ \mathcal{N}\left((\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2), \frac{2}{KL}(\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)^2\right) & \text{bajo } H_1 \end{cases} \quad (3.14)$$

A partir de la distribución de probabilidad de $T(\mathbf{x})$ y $T_f(\mathbf{x})$, es posible cuantificar la posibilidad de que el detector de energía tome decisiones erróneas o acertadas. En la Figura 3.3 se muestran las curvas correspondientes a la función de densidad de probabilidad (pdf) de $T(\mathbf{x})$ bajo ambas hipótesis, denotadas por $f(T); H_i$ para $i = 0, 1$. La curva del lado izquierdo representa la pdf de $T(\mathbf{x})$ bajo H_0 y la curva de la derecha representa la pdf de $T(\mathbf{x})$ bajo H_1 . La línea vertical que separa las dos curvas representa el valor del umbral de decisión, γ , establecido para el detector de energía. Es importante notar que a pesar que las dos curvas están aparentemente traslapadas, corresponden a pdf's de procesos independientes.

La curva $f(T); H_0$ representa la pdf de $T(\mathbf{x})$ cuando sólo hay ruido presente en el receptor del US, el área bajo la curva que se encuentra a la izquierda del valor de umbral (representada por los colores azul y amarillo) corresponde a la probabilidad de que el detector

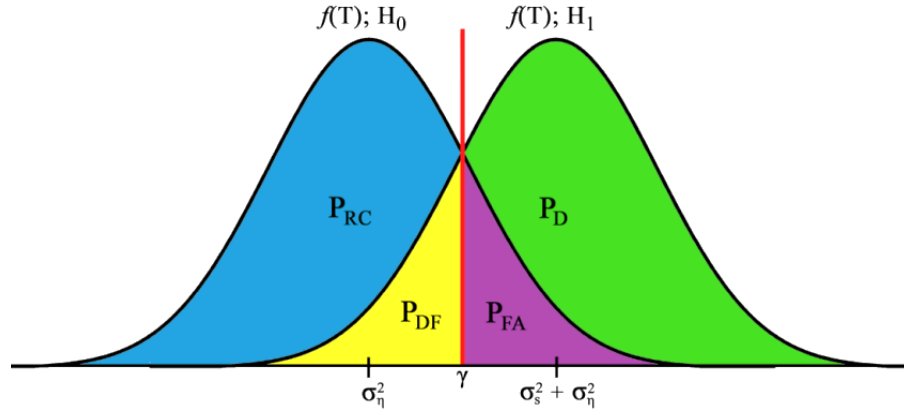


Figura 3.3. Representación de las regiones de probabilidad para las posibles decisiones del detector de energía

decida correctamente que en el canal existe únicamente una señal de ruido, es decir cuantifica la probabilidad de rechazo correcto (P_{RC}). El área bajo la curva localizada al lado derecho del valor de umbral (en color morado), corresponde a la probabilidad de que el detector erróneamente decida que la potencia estimada corresponde a una señal más ruido, en este caso el área bajo la curva cuantifica la probabilidad de falsa alarma (P_{FA}).

La curva $f(T); H_1$ representa la distribución de probabilidad de $T(\mathbf{x})$ cuando una señal primaria más ruido está presente en el canal. El área bajo la curva que se encuentra al lado derecho del valor de umbral (colores morado y verde) representa la probabilidad de que el detector decida correctamente que la energía contenida en el canal corresponde a una señal primaria más ruido, en otras palabras, mide la probabilidad de detección (P_D) y el área bajo la curva a la izquierda del valor de umbral (en color amarillo) corresponde a la probabilidad de que el detector decida erróneamente que la potencia contenida en un ancho de banda corresponde únicamente a la potencia del ruido, cuando en realidad existe una señal de interés más ruido, esto es, la probabilidad de detección fallida (P_{DF}).

Las cuatro regiones de probabilidad se describen en función del estadístico de prueba y el umbral de detección como sigue:

$$P_{FA} = \Pr(T(\mathbf{x}) > \gamma; H_0) \quad (3.15)$$

$$P_{RC} = 1 - P_{FA} = \Pr(T(\mathbf{x}) < \gamma; H_0) \quad (3.16)$$

$$P_D = \Pr(T(\mathbf{x}) > \gamma; H_1) \quad (3.17)$$

$$P_{DF} = 1 - P_D = \Pr(T(\mathbf{x}) < \gamma; H_1). \quad (3.18)$$

Esta notación también es válida para la implementación en el dominio de la frecuencia, sólo se sustituye el término $T(\mathbf{x})$ por $T_f(\mathbf{x})$. Dado que tanto la P_{FA} y la P_{RC} como la P_D y la P_{DF} son complementarias, es común que el desempeño de un detector se describa mediante sólo un par de ellas, típicamente la P_{FA} y la P_D . Con el objetivo de seguir la convención utilizada en la mayor parte de la literatura sobre detección espectral, en el resto de este documento se utilizan estas dos probabilidades para analizar el desempeño de los algoritmos propuestos.

Integrando la distribución definida por (3.13) para $T(\mathbf{x})$ en (3.15) y (3.17), las probabilidades de detección y de falsa alarma están dadas por:

$$P_D = \int_{t=\gamma}^{\infty} \frac{1}{(2\pi(\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2))^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2(\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)}(t - (\sigma_s^2 + \sigma_\mu^2))\right) dt \quad (3.19)$$

$$P_{FA} = \int_{t=\gamma}^{\infty} \frac{1}{(2\pi(\sigma_\eta^2))^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2(\sigma_\eta^2)}(t - (\sigma_\eta^2))\right) dt. \quad (3.20)$$

Dado que las expresiones (3.19) y (3.20) no se pueden expresar en forma cerrada, ambas probabilidades se obtienen por integración numérica o mediante tablas de probabilidad. La función $Q(\cdot)$, que se define como uno menos la función de distribución acumulativa (CDF: *Cumulative Distribution Function*) de una variable aleatoria normal estándar [78], permite determinar el valor numérico de ambas probabilidades, P_{FA} y P_D . Para el detector en el dominio del tiempo:

$$P_{FA} = Q\left(\frac{\gamma - \sigma_\eta^2}{\sqrt{\frac{2}{N}\sigma_\eta^4}}\right) \quad (3.21)$$

$$P_D = Q \left(\frac{\gamma - (\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)}{\sqrt{\frac{2}{N} (\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)^2}} \right), \quad (3.22)$$

y para el detector en el dominio de la frecuencia, sustituyendo N por el producto LK :

$$P_{FA} = Q \left(\frac{\gamma - \sigma_\eta^2}{\sqrt{\frac{2}{LK} \sigma_\eta^4}} \right) \quad (3.23)$$

$$P_D = Q \left(\frac{\gamma - (\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)}{\sqrt{\frac{2}{LK} (\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)^2}} \right). \quad (3.24)$$

3.5 Criterio para seleccionar el umbral de detección: Teorema de Neyman-Pearson

En la Figura 3.3, se puede observar que el área bajo la curva, correspondiente a las probabilidades de detección y de falsa alarma, depende de la ubicación del valor de umbral γ . Un desplazamiento hacia la izquierda (reducción del valor de γ) en el valor de umbral representa un incremento en la P_D , pero la P_{FA} también se incrementa proporcionalmente. Mientras que un desplazamiento a la derecha (incremento del valor de γ), reduce tanto la P_{FA} , como la P_D en una determinada proporción. Como se discutió en el Capítulo 2, el reto de cualquier estrategia de detección espectral es maximizar la P_D mientras la P_{FA} se mantiene en un valor mínimo, por lo que determinar de forma precisa el umbral de detección constituye un proceso crítico para que el desempeño del detector de energía se mantenga a un nivel deseable.

Sin embargo, de acuerdo a la expresión (3.6) para poder aplicar la LRT, el US requiere conocer las características de potencia de la señal transmitida por el UP y del ruido, lo cual dificulta la identificación del valor óptimo del umbral, sobretodo en el caso de que el US no tenga acceso a esta información. El teorema Neyman y Pearson [79] es otro método que

permite seleccionar el umbral de detección sin la necesidad de conocer la potencia de la señal primaria. Este teorema establece que la máxima P_D para una $P_{FA} = \alpha$ dada se obtiene mediante la prueba LRT definida por (3.6). En este sentido, aplicando el teorema de Neyman-Pearson, el umbral de detección para el detector de energía en el dominio del tiempo que maximiza la P_D sujeto a una $P_{FA} = \alpha$ constante se obtiene a partir de la función de P_{FA} dada por la ecuación (3.20). Utilizando la función Q inversa, la relación de γ con la $P_{FA} = \alpha$ esta dada por:

$$\gamma = \sigma_\eta^2 \left(\sqrt{\frac{2}{N}} Q^{-1}(\alpha) + 1 \right). \quad (3.25)$$

Análogamente, en el dominio de la frecuencia el umbral de detección se define en función de los parámetros L y K :

$$\gamma = \sigma_\eta^2 \left(\sqrt{\frac{2}{LK}} Q^{-1}(\alpha) + 1 \right). \quad (3.26)$$

Las ecuaciones (3.25) y (3.26) para el umbral de detección se obtienen despejando γ de la función Q que determina el valor de P_{FA} , dada por las ecuaciones (3.21) y (3.23) respectivamente. Este criterio para determinar del umbral de detección se conoce como el “criterio de tasa constante de falsas alarmas (CFAR: *Constant False Alarm Rate*)”. Las ecuaciones (3.25) y (3.26) permiten determinar el umbral de detección sin la necesidad del conocimiento del canal de comunicaciones, o de la potencia u otras características de la señal primaria. El único parámetro que se requiere conocer es la potencia (varianza) del ruido presente en el receptor secundario.

En la práctica, no es tarea sencilla que el detector conozca con exactitud qué proporción de la energía de la señal que recibe corresponde al ruido. Esto es porque bajo el precepto de operación de las CRs, éstas deben interactuar con múltiples RATs que operan en las distintas bandas de frecuencias. Esta heterogeneidad en los sistemas primarios dificulta la clasificación de la energía recibida, ya que cada sistema tiene establecido utilizar una potencia de transmisión distinta. Además, en el receptor secundario no se recibe únicamente la señal emitida por el UP, sino que también se reciban señales interferentes, ruido provocado por el

derramamiento espectral debido a las transmisiones co-canal, ruido del entorno generado por factores ambientales, entre otros. Estos factores dificultan que el US conozca con exactitud cuál es la potencia del ruido presente en cada evento de detección. La falta de conocimiento sobre la potencia del ruido, referida como incertidumbre de ruido, ocasiona que el umbral definido por la Ecuación (3.25) (o (3.26)) no cumpla con lo descrito por el teorema de Neyman-Pearson, por lo que el detector operaría con un valor de umbral sub-óptimo. Considerar un umbral sub-óptimo incrementa la probabilidad de que el detector de energía tome decisiones erróneas, aún cuando la estima de la potencia contenida en el canal sea precisa. Un análisis detallado sobre la incertidumbre de ruido, sus efectos en el desempeño del detector y las propuestas existentes para reducirla se presenta en el Capítulo 4.

3.6 ¿Tiempo o frecuencia? Análisis del desempeño del detector de energía bajo ambos dominios.

Teóricamente, el desempeño del detector de energía debe ser el mismo, independientemente de si éste opera en el dominio del tiempo o en el dominio de la frecuencia, ya que ambas implementaciones realizan básicamente el mismo proceso: estimación de la potencia contenida en el canal y comparación de la potencia estimada con un umbral de detección. Sin embargo, como se mencionó en la Sección 3.1, ambas implementaciones presentan distintas características que les permite mejorar la precisión en la estima de la potencia. La precisión en la estimación de la potencia tiene tanta importancia como la determinación del umbral de detección. Si el umbral de detección es óptimo, pero el detector de energía opera con una estimación imprecisa de la potencia de la señal recibida, su desempeño será sub-óptimo.

Suponiendo que el detector de energía opera con el conocimiento de la potencia de ruido σ_n^2 , y que esta se mantiene constante durante la operación del detector. Entonces, la máxima P_D que puede lograr el detector estará en función del umbral de detección definido por la ecuación (3.25) en el dominio del tiempo o (3.26) en el dominio de la frecuencia, para una P_{FA} dada. Bajo este escenario de operación, el único factor que influye negativamente en el desempeño del detector es la falta de precisión en la estimación de la potencia. En el dominio

del tiempo el detector cuenta únicamente con un grado de libertad (número de muestras de la señal recibida, N) para mejorar la precisión de la estima de la potencia. Un incremento en N representa un incremento en el tiempo necesario para efectuar la detección, por lo que N estará limitado por el tiempo que el US requiera para la detección y transmisión. Por otro lado, en el dominio de la frecuencia, el detector cuenta con 3 grados de libertad para mejorar la estima de la potencia, el número de muestras de la señal, N , la cantidad de segmentos en el método de Welch, L , y la cantidad de puntos en la DFT de los periodogramas K . En este sentido, para un N fijo, es posible mejorar la calidad de la estima al incrementar K o L . El costo, en este caso, se define por el incremento en el procesamiento requerido para la estimación de $T_f(\mathbf{x})$.

Con el objetivo de presentar un análisis sobre el impacto que tiene la calidad de la estima de la potencia en el desempeño del detector, a continuación se presentan resultados de la evaluación del detector de energía en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia. Para la evaluación, se considera una señal modulada por desplazamiento de fase en cuadratura (QPSK) como señal primaria, la cual se recibe con una SNR = -16 dB en el receptor del US. El proceso de detección se realiza considerando $N = 5120$ muestras de la señal primaria y se considera que la potencia del ruido es conocida por el US y no cambia durante la operación del detector. El modelo descrito anteriormente para la señal recibida bajo las hipótesis H_0 y H_1 (ver ecuación (3.4)) considera que tanto la señal primaria recibida como el ruido en el receptor secundario presentan una distribución Gaussiana de media cero. Pues bien, se pudiera pensar que considerar una señal QPSK como señal primaria rompe con la suposición antes mencionada, ya que ésta señal no corresponde a un proceso Gaussiano. Sin embargo, el modelo considerado en la ecuación (3.4) hace referencia a la distribución de las muestras de la señal recibida en el receptor secundario, no a las muestras de la señal transmitida por el UP, y ya que la señal $s(n)$ sufre un proceso de transformación desde que se genera en el transmisor primario hasta que se recibe en el receptor secundario (causado por los efectos del canal de comunicaciones, filtros transmisores, distorsiones, etc.) es posible considerar que las muestras recibidas por el US sí presentan una distribución Gaussiana, aunque no hayan sido generadas a partir de un proceso Gaussiano.

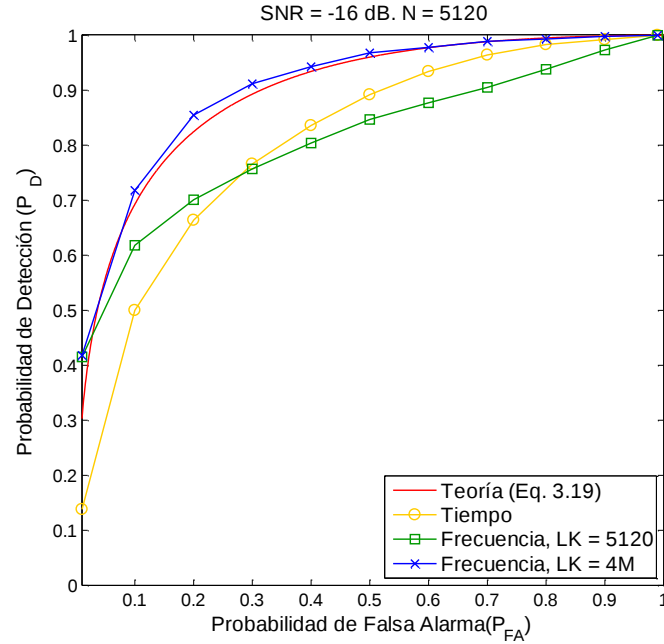


Figura 3.4. Curvas de las Características de Operación del Receptor (ROC) del detector de energía considerando el modelo teórico, la implementación en el tiempo y en la frecuencia.

En la Figura 3.4 se presenta la curva de Características de Operación del Receptor (ROC) del detector de energía. Las curvas ROC permiten observar el compromiso entre la P_D y la P_{FA} que ofrece un detector en función del número de muestras utilizadas para la detección y la SNR de la señal recibida. En este caso, el umbral de decisión para la operación del detector de energía se determina utilizando la ecuación (3.23) en ambas implementaciones. Las curvas ROC que se muestran en la Figura 3.4 corresponden a: (i) el desempeño teórico del detector según la Ecuación (3.22) (etiquetada como: Teórico) y, (ii) el desempeño obtenido mediante simulación del detector de energía operando en el dominio del tiempo (etiquetada como: Tiempo), y operando en el dominio de la frecuencia con factor $LK = 5120$ (etiquetada como: Frecuencia $LK = 5120$) y $LK = 4,195,328$ (etiquetada como: Frecuencia $LK = 4M$). El factor LK corresponde al producto de K puntos en la DFT por L periodogramas promediados para estimar la potencia. Se puede observar que la curva correspondiente al dominio de la frecuencia con el máximo número de promedios de Welch (Frecuencia $LK = 4M$) presenta una P_D aproximada a la esperada (caso teórico) por el detector (el máximo esperado debido a la SNR de la señal primaria y N). En la implementación en el dominio del tiempo con $N = 5120$

la P_D se reduce en promedio un 15% para valores de $P_{FA} \leq 0.4$ y menos del 8% para valores de $P_{FA} > 0.4$ con respecto al valor teórico. En la implementación en el dominio de la frecuencia con $LK = 5120$ puntos, la P_D se reduce en promedio un 10% para todos los valores de $P_{FA} \leq 0.7$ con respecto al caso teórico. Esto valida que la calidad de la estima influye en el desempeño del detector tanto como el umbral de detección porque los errores ocasionados por el método de estimación de la potencia degradan la P_D que el detector puede lograr en la práctica.

Cuando se aplica el método de Welch para estimar la potencia contenida en un canal, ya no son N , sino L por K elementos los que se consideran en la estimación de $T_f(\mathbf{x})$. En este sentido, para considerar el impacto que los parámetros L y K tienen en la P_D que el detector de energía observa en la práctica, se considera la Ecuación (3.24) para la determinación del umbral de detección. El comportamiento del detector de energía en el dominio de la frecuencia en función del factor LK se muestra en la Figura 3.5.

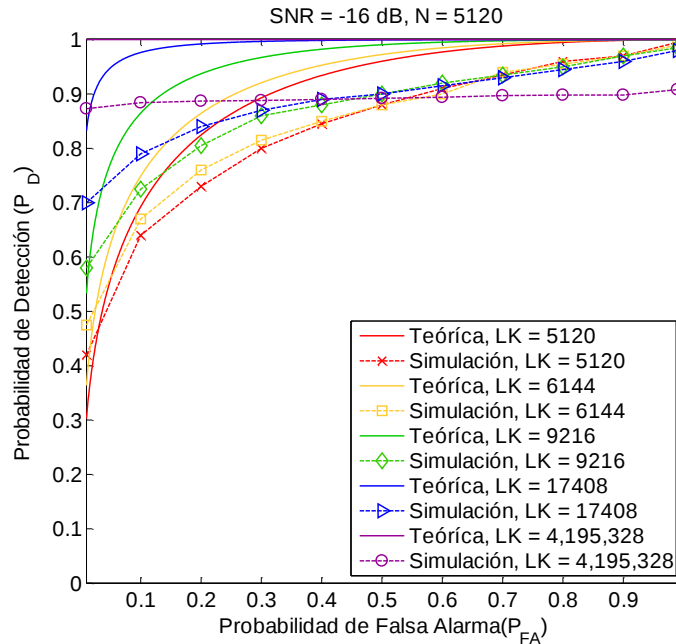


Figura 3.5. Curvas ROC del detector de energía cuando opera en el dominio de la frecuencia.

Las curvas ROC que se muestran en la Figura 3.5 corresponden a la P_D teórica (línea sólida, según la Ecuación (3.24)) y la P_D que se obtuvo mediante simulación (línea punteada) para cada valor de LK evaluado. Para esta evaluación se consideró un valor fijo $K = 1024$ y distintos valores de $L = [5, 6, 9, 17, 4097]$ lo que permitió evaluar distintos valores del producto LK . Las curvas teóricas de la P_D que se observan en la Figura 3.5 indican que conforme el producto LK aumenta, se espera un incremento en la P_D debido a la mejora en la estima del estadístico de prueba. Sin embargo, existe un margen de error que genera una reducción en la P_D práctica con respecto a la P_D teórica. Este margen de error depende del valor de P_{FA} que se considere para la determinación del umbral y del factor LK que se considera durante la estimación del estadístico de prueba. El peor caso que se observa es la reducción de aproximadamente el 20% de la P_D práctica con respecto a la P_D teórica para $P_{FA} = 0.1$ cuando $LK = 17,408$. El desempeño práctico del detector de energía operando en el dominio de la frecuencia es menor que su desempeño esperado en teoría, pero se observa una mejora con respecto al detector operando en el dominio del tiempo (considerando que el número de muestras $N = 5,120$ no se incrementa) para valores de $P_{FA} \leq 0.3$. Esto se puede observar comparando las curvas ROC del detector en el dominio de la frecuencia en la Figura 3.5 con la curva ROC del detector en el dominio del tiempo mostrada en la Figura 3.4.

Por otro lado, para un $LK = 4,195,328$ la P_D obtenida es aproximadamente constante es igual 0.89 para todos los valores de P_{FA} evaluados. Esto representa una mejora en la P_D (particularmente para valores de $P_{FA} < 0.5$), con respecto al resto de los factores LK considerados en la evaluación, ya que reduce la probabilidad de interferir con las transmisiones del UP. Esto se atribuye a que cuando $LK \rightarrow \infty$, $\gamma \rightarrow \sigma_\eta^2$ ya que el factor $(1 + 2Q^{-1}(P_{FA})/LK) \approx 1$. Sin embargo, esto también representa que la P_{FA} esperada, según el diseño del detector, deja de tener un impacto en la determinación del umbral, por lo que así como la P_D en este caso ($LK = 4,195,328$) es aproximadamente constante, también lo será la P_{FA} que el detector observa en la práctica. Es decir, a medida que LK aumenta, el criterio CFAR, con base en el cual se diseñó el detector, no se cumplirá para todos los valores de P_{FA} esperados. Esto se puede observar en la Figura 3.6, en la que se presenta la comparación de la

P_{FA} que se obtuvo durante la simulación del sistema contra la P_{FA} que se esperaba observar debido a la determinación del umbral. En un sistema operando de acuerdo al criterio CFAR, la curva $P_{FA} - P_{FA}$ debe ser una recta a 45° ya que el detector mantiene constante en la práctica la tasa de falsas alarmas que espera según el umbral establecido.

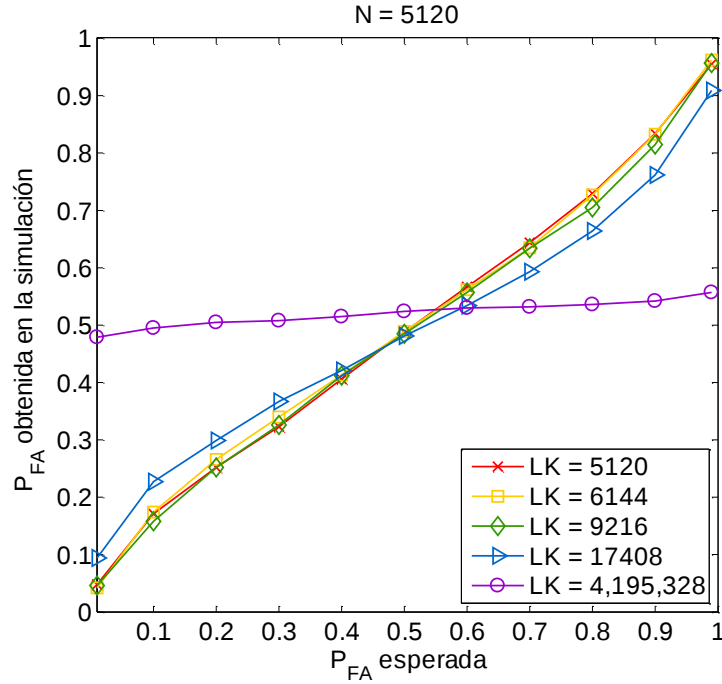


Figura 3.6. Comparación de la P_{FA} obtenida durante la simulación del detector de energía con la P_{FA} esperada según el umbral establecido (considerando el producto LK).

Se puede observar en la Figura 3.6 que conforme el producto LK aumenta, los valores de P_{FA} obtenidos en la simulación difieren de sus pares de P_{FA} esperada en proporción al producto LK . Como se mencionó anteriormente, cuando el producto LK corresponde al máximo valor evaluado, la P_{FA} obtenida en la simulación es aproximadamente 0.43 para todos los valores de P_{FA} esperada. Esto establece que cuando los parámetros LK del método de Welch se incluyen en la determinación del umbral la P_{FA} esperada según el diseño del detector deja de ser significativa en la determinación del umbral conforme LK aumenta.

Es necesario recordar que durante la evaluación se consideró que la potencia del ruido es invariante y conocida por el US. Entonces, para el máximo valor del producto LK el detector debería presentar una P_{FA} constante (porque la P_{FA} esperada no representa un factor

significativo en el umbral) y aproximadamente igual a cero (porque el detector conoce la potencia del ruido). Sin embargo, según los resultados que se presentan en la Figura 3.6, la P_{FA} obtenida es aproximadamente constante para todos los valores de P_{FA} esperada cuando $LK = 4,195,328$, pero no se aproxima a cero. Esto se debe a que el umbral utilizado para la detección se determina en función de la potencia nominal del ruido ($\sigma_\eta^2 = 0$ dB) y aunque las muestras de ruido se generaron considerando una distribución normal con $\mu = 0$ y $\sigma^2 = 1$, la pseudo-aleatoriedad del proceso de generación de ruido causa que la verdadera varianza del ruido difiera en un porcentaje de la varianza nominal utilizada para la determinación del umbral, provocando que el valor de P_{FA} se incremente cuando se considera el máximo valor del producto LK . Esta diferencia en las varianzas del ruido se considera como la incertidumbre en el modelo del ruido que afecta negativamente el desempeño del detector. En este sentido, es importante tomar en cuenta en el modelo del ruido estos factores que generan incertidumbre e incorporarlos en el diseño del detector para reducir el efecto negativo que producen en su desempeño global. La evaluación del detector de energía considerando otros valores del producto LK se presenta en [77] derivado de este trabajo de tesis.

3.7 Resumen del capítulo

La detección de energía, es una técnica de detección de señales “versátil” en el sentido de que puede aplicarse para la detección de cualquier tipo de señal sin importar que no se conozca información sobre sus características o sobre las características del entorno de radio que la han afectado. El desempeño que puede lograr un detector de energía depende de las características y necesidades de los sistemas primario y secundario. En este capítulo se presentó el modelo estadístico del detector de energía en el dominio del tiempo y su equivalente en el dominio de la frecuencia. De esto se concluye que los grados de libertad que utiliza el modelo que opera en el dominio de la frecuencia permiten obtener una mejor estima de la potencia recibida sin necesidad de observar la señal durante largos periodos de tiempo (tiempo de detección). Para determinar el umbral de detección es necesario contar con el conocimiento de las estadísticas del proceso de ruido, ya que la falta de conocimiento, no sólo en la potencia del ruido, sino en el modelo estadístico del ruido, degradan significativamente el desempeño

del detector de energía. Por lo que se requieren, no solamente estimadores confiables, sino también métodos de clasificación de señales que permitan extraer las estadísticas del ruido presente en el momento de la detección. En el siguiente capítulo se analizan los efectos de la incertidumbre de ruido en el desempeño del detector de energía. Para esto se determina el modelo estadístico de la incertidumbre de ruido y se discute cómo ésta limita la sensibilidad del detector.

Incertidumbre de ruido en la detección de energía

El error que se presenta en un fenómeno científico es resultado de la diferencia que existe entre el valor esperado y el valor real de dicho fenómeno, esto sucede por un factor intrínseco a todo sistema físico: la incertidumbre. Como tal, los errores no son equivocaciones, y son por tanto inevitables [80]. Para asegurar que los errores serán insignificantes, es necesario controlar la incertidumbre que los genera.

En el contexto de la detección espectral, la incertidumbre se atribuye a la falta de información precisa sobre aquellos factores que influyen en la determinación del estado del espectro [81], [27], [11]. Las características del canal radio, la cantidad de usuarios primarios que comparten una banda de frecuencias, las dinámicas de uso del espectro de los sistemas primarios, la interferencia causada por otros sistemas, y las características de las señales que se detectan son algunos ejemplos de dichos factores. Esta incertidumbre provoca que el desempeño esperado según el modelo matemático de un sistema de detección de espectro, difiera del desempeño observado en la práctica. De acuerdo a lo anterior, se propone la siguiente definición para la incertidumbre en la detección de espectro:

“En el contexto de la detección de espectro, se define incertidumbre como la falta de precisión en el modelo probabilístico del sistema de detección debido a la poca o nula información disponible sobre las características de las señales recibidas, que provoca una diferencia entre el desempeño esperado y el observado en la práctica.”

Para el caso particular del detector de energía, la falta de conocimiento preciso de la potencia del ruido es el factor de incertidumbre de mayor impacto, por su importancia para determinar el umbral de detección. La incertidumbre presente en la potencia de ruido, o simplemente *incertidumbre de ruido* degrada la capacidad del detector de energía para decidir correctamente el estado de un canal, particularmente en condiciones de baja SNR [64], [28]. En este capítulo se describe la propuesta del modelo estadístico de la incertidumbre de ruido y, considerando este modelo, se determinan las probabilidades de detección y de falsa alarma que evalúa el desempeño del detector de energía, se establece una estrategia para determinar el

umbral de detección en presencia de incertidumbre y se analiza la existencia de un límite en la sensibilidad del detector causado por la incertidumbre de ruido.

4.1 Introducción

El ruido determina el mínimo nivel de señal que puede recibirse y decodificarse correctamente, es decir, determina la sensibilidad de un sistema de comunicaciones. En un sistema de detección de espectro ocurre lo mismo, el ruido determina la mínima potencia requerida en la componente de señal primaria para proveer una detección confiable y eficiente.

Por interés en este trabajo, los tipos de ruido que se consideran son el ruido térmico y el ruido del receptor. El ruido térmico se genera en los conductores eléctricos localizados en la entrada de radiofrecuencia (RF) del receptor, los cuales incluyen la antena y cualquier punto de conexión que la una al receptor. El ruido de receptor es una función de la naturaleza y configuración de los componentes que conforman la circuitería del frente de recepción. Es a menudo pertinente integrar ambos tipos de ruido en una sola nomenclatura, típicamente *ruido de piso* o *ruido de fondo* [82]. En conjunto con el ruido de fondo propio del receptor, existen otras señales emitidas por fuentes externas, las cuales puede detectar el receptor. Estas pueden ser señales deseadas que son útiles para extraer información (por ejemplo, la señal modulada que porta la información de una comunicación entre un usuario celular y su estación base $\mathcal{A}$), o no deseadas, las cuales afectan la habilidad del receptor para reconocer la presencia de las señales deseadas (por ejemplo, las señales transmitidas por otros pares usuario-estación base que se realizan en el mismo canal de comunicaciones y que se encuentran dentro del rango de recepción de la estación base $\mathcal{A}$). A estas señales no deseadas se les clasifica como señales interferentes o simplemente interferencia.

El ruido total que experimenta un sistema de detección de espectro corresponde a la suma de distintas fuentes aleatorias de potencia, incluidas los dos tipos de ruido inherentes al sistema y las fuentes de interferencia. Por lo tanto, aplicando el Teorema del Límite Central (TLC) es posible modelar al ruido total en el receptor como una variable aleatoria Gaussiana. Sin embargo, el factor de error en el TLC tiende a cero según $1/\sqrt{V} \rightarrow 0$, donde V es la cantidad de variables aleatorias que se suman para conformar el ruido. Esto indica que en la

práctica el ruido es sólo aproximadamente Gaussiano [78]. Además, el TLC permite suponer con respecto a la convergencia de la distribución del ruido; sin embargo, al no conocer la cantidad V de fuentes aleatorias de potencia que contribuyen para formar al ruido, los momentos centrales del ruido son desconocidos [28]. Lo anterior establece que: (i) el ruido es aproximadamente Gaussiano, y (ii) debido a la naturaleza aleatoria de las fuentes que generan el ruido en un sistema de detección de espectro no se tiene información precisa acerca de los momentos de su distribución en un instante dado. En otras palabras, existe incertidumbre en el ruido generada por la falta de precisión en el modelo estadístico que se considera para éste. La mayoría de los detectores operan bajo la consideración de que el ruido es Gaussiano, con el primer momento igual a cero, y atribuyen la incertidumbre únicamente a la varianza, es decir, al segundo momento central del ruido [28]. Entonces, la incertidumbre de ruido resulta ser la diferencia entre la varianza del ruido considerada en el modelo estadístico al diseñar el detector y la varianza de ruido que experimenta durante un periodo particular de detección. Para ejemplificar este fenómeno de incertidumbre de ruido, se presenta la Figura 4.1. En la Figura 4.1 se pueden observar 5 conjuntos de observaciones denotadas como T_1 , T_2 , T_3 , T_4 y T_5 , correspondientes a valores de la varianza del ruido en instantes de tiempo distintos. El conjunto T_1 se determinó a partir de muestras de ruido que se generaron de acuerdo al modelo estadístico considerado en el diseño del sistema, Gaussiano de media cero y varianza unitaria. Es posible observar en la Figura 4.1 que en el conjunto T_1 todas las observaciones de la varianza de ruido son aproximadas al valor esperado de 1. Por otro lado, los conjuntos de observaciones T_2 , T_3 , T_4 y T_5 corresponden a otros cuatro conjuntos de observaciones de la varianza de ruido durante cuatro periodos distintos. Si se observa el rango de valores de la varianza de ruido en los conjuntos T_2 , T_3 , T_4 y T_5 , es posible notar que existe una diferencia con respecto a los valores del conjunto T_1 . Esto quiere decir que en un periodo T_2 la distribución de las muestras de ruido es distinta a la considerada en el diseño del sistema, lo mismo para los periodos T_3 , T_4 y T_5 . Esta diferencia que existe entre el comportamiento estadístico del ruido de un periodo al de otro es lo que se denota como incertidumbre de ruido.

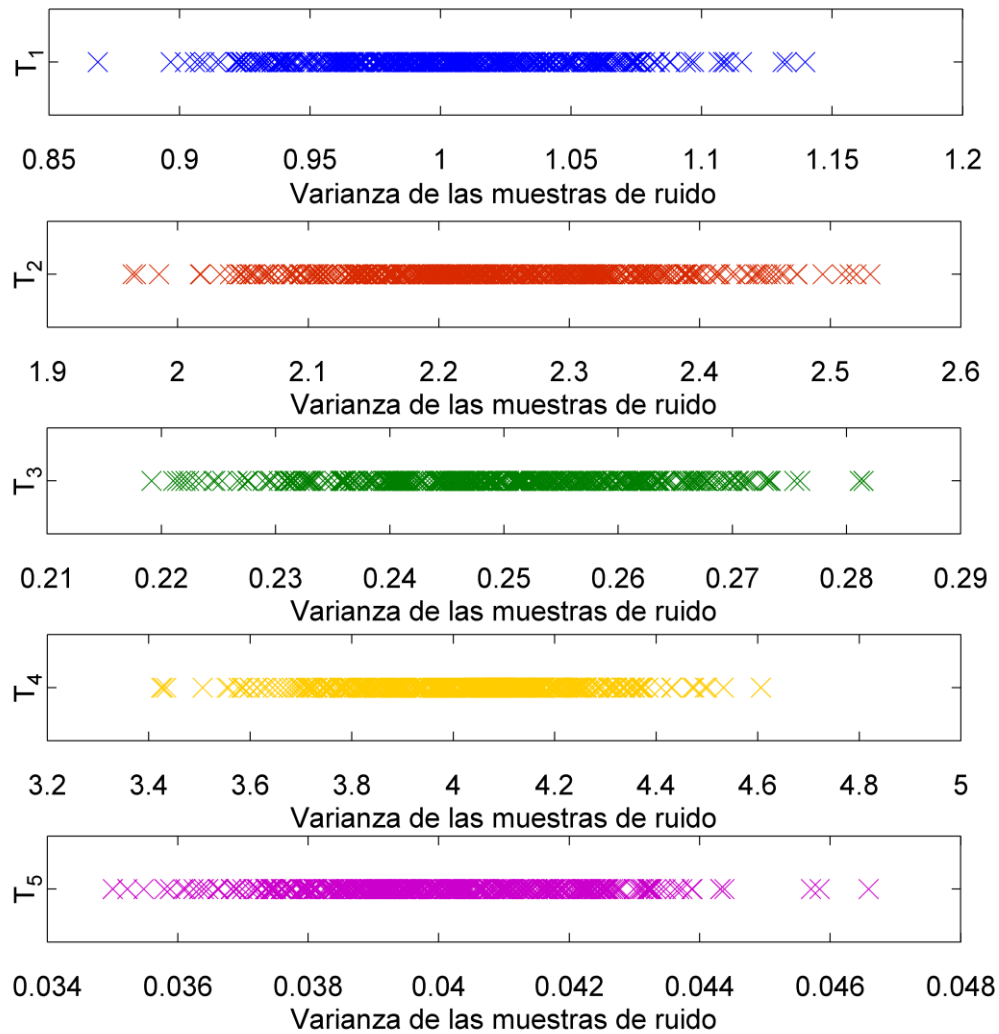


Figura 4.1. Conjuntos de observaciones de la varianza de ruido en instantes de tiempo distintos de un sistema que considera como modelo de diseño ruido Gaussiano, de media cero y varianza unitaria. La incertidumbre de ruido provoca que la varianza de ruido cambie de un periodo de observación a otro.

Cuando la operación de un detector de espectro depende del conocimiento exacto de un parámetro que presenta incertidumbre, la incertidumbre se vuelve un problema porque dificulta predecir y controlar el error que se genera. Por error se hace referencia a distintas

connotaciones, puede considerarse desde un incremento en la tasa de decisiones erróneas, hasta la incapacidad de operar del detector, dependiendo de qué tan necesaria sea la precisión en el conocimiento del parámetro que presenta incertidumbre. Para un detector de segundo momento, como es el detector de energía, si no se conoce el valor preciso de la varianza de ruido de *referencia* para determinar el umbral de detección, entonces existe cierta probabilidad de que el detector tome decisiones incorrectas. El error en las decisiones que toma el detector de energía dependerá de: (i) la información que se tiene sobre la varianza de ruido, (ii) la variabilidad de la varianza del ruido durante la operación del detector, y (iii) el “parecido” del estadístico de prueba en las dos posibles distribuciones (bajo H_1 y bajo H_0), es decir, la SNR de la señal recibida.

Dada la importancia de estudiar la incertidumbre de ruido para el diseño de detectores de energía existen propuestas de modelos estadísticos de la incertidumbre de ruido [28], [29], [83]; y modificaciones en el detector de energía que permiten contrarrestar los efectos adversos de la incertidumbre de ruido [69], [84]. Recientemente se ha propuesto utilizar estimadores de la varianza del ruido que permitan reducir la incertidumbre de ruido presente, y por tanto, mejorar la sensibilidad del detector de energía [40], [43]. Sin embargo, la utilización de estos estimadores para determinar la varianza del ruido no garantiza que el error generado por la incertidumbre residual del proceso de estimación tenga como consecuencia que el detector tome decisiones erróneas [34]. Por lo anterior, en este trabajo de tesis se propone utilizar técnicas de estimación que permiten estimar, en cada intervalo de detección, la potencia de ruido a partir de las muestras recibidas para la detección del canal observado. A partir de esta estimación, es posible adaptar el umbral de detección a los cambios en la potencia del ruido que ocurren de un intervalo de detección a otro. Esta estrategia permite determinar un umbral de detección que se adapta a los cambios de la potencia de ruido y, con ello, reducir los efectos de la incertidumbre de ruido y mejorar la sensibilidad en el detector de energía, sin la necesidad de utilizar canales dedicados para la estimación de la potencia de ruido como lo hacen en [40], o de conocer el intervalo de variación de la potencia de ruido como en [43].

4.2 Modelo estadístico para la incertidumbre de ruido

Considerando el modelo general para el detector de energía que se describió en el Capítulo 3, se tiene que la prueba definida según el criterio de Neyman-Pearson para el detector de energía consiste en comparar la estima de la energía promediada en el tiempo con un umbral de detección establecido, de manera tal que se maximice la P_D para una P_{FA} dada, es decir,

$$T(\mathbf{x}) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma \quad (4.1)$$

donde $\gamma = \sigma_\eta^2 \left(\sqrt{2/NQ^{-1}(\alpha)} + 1 \right)$ es el umbral de detección, $\mathbf{x} = x(n)$, para $n = 0, 1, \dots, N-1$, corresponde al vector que contiene las N muestras de la señal recibida en el receptor secundario, σ_η^2 corresponde a la varianza del ruido y α es la P_{FA} objetivo con base en la cual se diseña el detector.

En la práctica, es difícil conocer con precisión el valor de σ_η^2 en un instante dado. Si el valor del umbral de detección γ se determina considerando un valor incorrecto σ_η^2 , éste no cumplirá con el teorema de Neyman-Pearson, y por tanto, no maximizará la P_D del detector. Una solución es utilizar una estima de la potencia del ruido, $\hat{\sigma}_\eta^2$, para determinar el umbral de detección. Sin embargo, si la potencia *real* de ruido $\sigma_{\eta,act}^2$ presente en una ubicación y periodo de tiempo dados es diferente de la potencia estimada $\hat{\sigma}_\eta^2$, existe una incertidumbre residual en la estima de la potencia del ruido. Entonces, existe un factor de incertidumbre ρ que relaciona la potencia real y estimada de ruido mediante $\hat{\sigma}_\eta^2 = \rho \sigma_{\eta,act}^2$. El límite superior para el factor de incertidumbre de ruido ρ está dado por [29]:

$$B = 10 \log_{10} \rho. \quad (4.2)$$

El factor ρ (medido en dB) se distribuye uniformemente en el intervalo $[-B, B]$ [34]. Esto significa que para B dB de incertidumbre, se espera que el valor real de la potencia de ruido varíe de acuerdo a la siguiente función de densidad de probabilidad (pdf) [29]:

$$f_{\rho}(t) = \begin{cases} 0 & t < 10^{-B/10} \\ \frac{5}{\ln(10)Bt} & 10^{-B/10} \leq t \leq 10^{B/10} \\ 0 & t > 10^{B/10} \end{cases} \quad (4.3)$$

En la literatura se reportan otros modelos que describen la distribución de la incertidumbre de ruido, por ejemplo en [64] y [83] consideran que ρ sigue una distribución log-normal; sin embargo, el modelo de Tandra y Sahai [34] definido por la ecuación (4.3) es el más utilizado en la literatura ya que se apega a las variaciones esperadas en las potencia de ruido en un sistema de CR y es por tanto el modelo que se consideró para la incertidumbre en este trabajo de tesis.

Ya que la incertidumbre depende de la variación de la potencia del ruido, conocer el valor exacto de B en un sistema de detección es tan incierto como conocer el valor exacto de la potencia del ruido. Sin embargo, algunos autores afirman que si la incertidumbre se debe únicamente a la variación del ruido de fondo, un valor práctico a considerar en el diseño de un detector es $B = 2$ dB de incertidumbre [29], [84]. Por otro lado, si el modelo de incertidumbre incluye, además, la interferencia generada por otros transmisores secundarios u otros sistemas primarios, es necesario determinar este límite en la incertidumbre dependiendo de la cantidad de interferentes esperados durante la operación del detector [28].

4.2.1 Determinación del umbral de detección en presencia de incertidumbre de ruido

Si la potencia real del ruido varía aleatoriamente dentro del intervalo de incertidumbre definido por $[\rho^{-1}\bar{\sigma}_{\eta}^2, \rho\bar{\sigma}_{\eta}^2]$, entonces es necesario analizar qué valor de potencia, de todos los posibles dentro del intervalo de incertidumbre, se debe considerar para determinar el umbral de detección que maximice el desempeño del detector de energía. Para esto, es necesario analizar las probabilidades de detección y falsa alarma para los casos extremos del intervalo de incertidumbre.

- **Caso 1:** Suponga que se define el umbral de detección considerando $\inf\{\rho^{-1}\tilde{\sigma}_\eta^2, \rho\tilde{\sigma}_\eta^2\}$, es decir, $\gamma_{\min} = \rho^{-1}\tilde{\sigma}_\eta^2(Q^{-1}(\alpha)+1)$ y el valor real de la potencia de ruido resulta ser el límite superior del intervalo de incertidumbre, es decir $\sigma_{\eta,act}^2 = \sup\{\rho^{-1}\tilde{\sigma}_\eta^2, \rho\tilde{\sigma}_\eta^2\}$. Sustituyendo $\gamma_{\min}$ en las ecuaciones (3.21) y (3.22), las P_D y P_{FA} para el detector de energía en función de la incertidumbre serían:

$$P_D(\rho) = Q\left(\frac{(c\rho^{-1} - (snr + \rho))\sqrt{\frac{N}{2}}}{snr + \rho}\right) \quad (4.4)$$

$$P_{FA}(\rho) = Q\left((c\rho^{-2} - 1)\sqrt{\frac{N}{2}}\right) \quad (4.5)$$

donde $c = \sqrt{2N^{-1}}Q^{-1}(\alpha)+1$ y $snr = 10^{(SNR/10)}$. Las figuras 4.2a) y 4.2b) representan las curvas para la P_D y P_{FA} , respectivamente, en función del factor de incertidumbre B . Para las curvas de P_D se consideró una SNR = -15 dB.

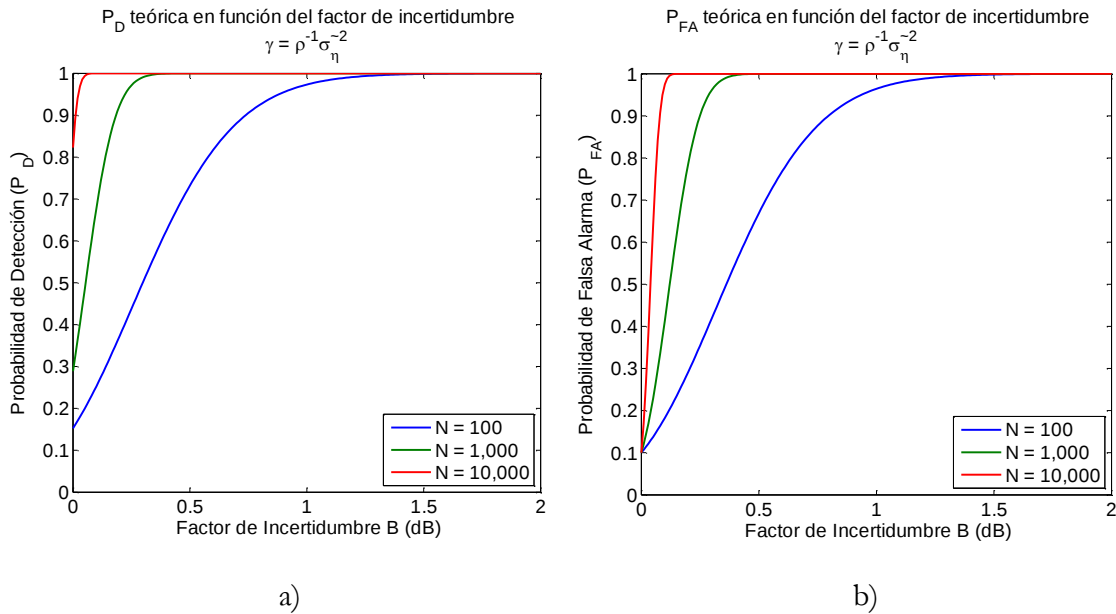


Figura 4.2. Gráficas de P_D (a) y de P_{FA} (b) en función de B cuando el umbral de detección se determina considerando el límite inferior en el intervalo de incertidumbre.

- **Caso 2:** En este caso, suponga que el umbral se define utilizando $\sup\{\rho^{-1}\tilde{\sigma}_\eta^2, \rho\tilde{\sigma}_\eta^2\}$ quedando como $\gamma_{\max} = c\rho\tilde{\sigma}_\eta^2$ y que $\sigma_{\eta,act}^2 = \inf\{\rho^{-1}\tilde{\sigma}_\eta^2, \rho\tilde{\sigma}_\eta^2\}$, entonces las P_D y P_{FA} resultan ser:

$$P_D(\rho) = Q\left(\frac{(c\rho - (snr + \rho^{-1}))\sqrt{\frac{N}{2}}}{snr + \rho^{-1}}\right) \quad (4.6)$$

$$P_{FA}(\rho) = Q\left((c\rho^2 - 1)\sqrt{\frac{N}{2}}\right) \quad (4.7)$$

Las curvas de probabilidad para este caso se muestran en la Figura 4.3. Se consideró un valor de SNR = -15 dB para las curvas de P_D .

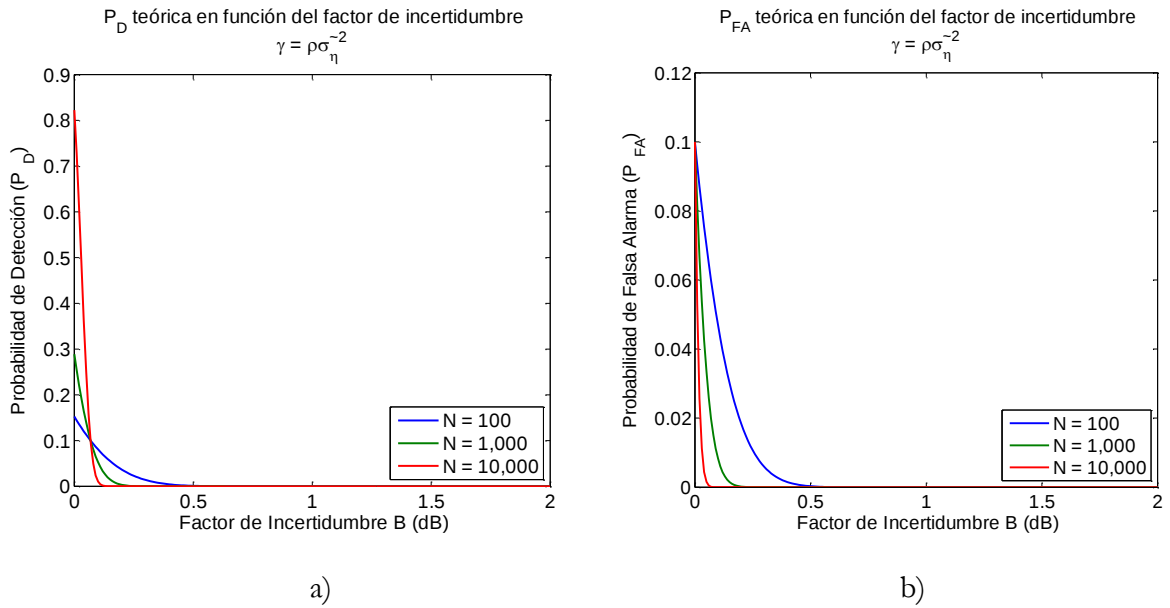


Figura 4.3. Gráficas de P_D (a) y de P_{FA} (b) en función de B cuando el umbral de detección se determina considerando el límite superior en el intervalo de incertidumbre.

Las curvas mostradas en las Figuras 4.2 y 4.3 muestran cómo la P_D y la P_{FA} cambian en función del factor de incertidumbre. Analizando las gráficas, se puede observar que el aumento entre la P_D y la P_{FA} es proporcional. Esto sucede porque la función $Q(\cdot)$ es monótonamente

decreciente respecto al argumento, por lo que ambas P_D y P_{FA} son máximas cuando el argumento es mínimo (caso 1) y las P_D y P_{FA} son mínimas cuando el argumento es máximo (caso 1). Es por eso que en las Figuras 4.2a) y 4.2b) ambas P_D y P_{FA} son funciones crecientes de ρ , mientras que en las Figuras 4.3a) y 4.3b) las P_D y P_{FA} son funciones decrecientes de ρ . En presencia de incertidumbre, ambas estrategias (caso 1 y caso 2) corresponden a los peores desempeños porque en el caso 1 se tendría el mínimo aprovechamiento de las oportunidades espectrales (P_{FA} máxima) y en el caso 2 se tendría la máxima probabilidad de interferir al sistema primario (P_D mínima).

Las curvas de probabilidades definidas por las Ecuaciones (4.4) y (4.5) son válidas para una distribución particular del ruido $W_{\max}$, mientras que las curvas correspondientes a las Ecuaciones (4.6) y (4.7) lo son para una distribución $W_{\min}$. Ambas distribuciones pertenecen a una familia de distribuciones $\mathcal{W}$ constituida por todas las posibles distribuciones asociadas a los valores de $\sigma_{\eta,act}^2 \in [\rho^{-1}\tilde{\sigma}_\eta^2, \rho\tilde{\sigma}_\eta^2]$. Esto en consecuencia provoca que las P_D y P_{FA} asociadas a cada posible distribución varíen en función de la distribución del factor de incertidumbre B . En este sentido, para evaluar el desempeño esperado del detector de energía considerando todas las posibles distribuciones del ruido $\mathcal{W}$, es necesario definir las P_D y P_{FA} esperadas cuando se promedian sobre el intervalo de incertidumbre. Considerando la pdf para el factor de incertidumbre definida por la Ecuación (4.3), tenemos que las P_D y P_{FA} esperadas son:

$$P_{FA} = \int_{10^{-B/10}}^{10^{B/10}} Q\left((\gamma-1)\sqrt{\frac{N}{2}}\right) \frac{5}{\ln(10)Bt} dt \quad (4.8)$$

$$P_D = \int_{10^{-B/10}}^{10^{B/10}} Q\left(\frac{\gamma - (t \text{ snr} + 1)}{(t \text{ snr} + 1)} \sqrt{\frac{N}{2}}\right) \frac{5}{\ln(10)Bt} dt \quad (4.9)$$

Las ecuaciones (4.8) y (4.9) permiten determinar la P_D y P_{FA} que puede esperar un detector de energía para un factor de incertidumbre B dado, considerando todas las posibles $W \in \mathcal{W}$. La Figura 4.4 muestra las P_D y P_{FA} obtenidas al promediar las P_D 's y P_{FA} 's para todos los posibles valores de $\sigma_{\eta,act}^2 \in [\rho^{-1}\tilde{\sigma}_\eta^2, \rho\tilde{\sigma}_\eta^2]$ en función de todos los posibles

valores de umbral correspondientes al intervalo de incertidumbre. Se considera una $\text{SNR} = -15$ dB, $N = 1000$ y un factor de incertidumbre $B = 2$ dB.

Según los resultados que se muestran en la Figura 4.4, cuando se tiene un valor bajo de SNR y en presencia de incertidumbre, no existe un valor de umbral específico que permita reducir el error global en la decisiones del detector, puesto que los valores de P_D y P_{FA} promedio aumentan o disminuyen proporcionalmente para cada valor de umbral considerado. Esto quiere decir que un valor de umbral que represente un aumento en la P_D también provoca un aumento proporcional en la P_{FA} y, equivalentemente uno que reduzca la P_{FA} representa una reducción proporcional en la P_D , teniendo como consecuencia una elevada tasa global de decisiones erróneas. Debido a esto, si se quiere reducir la tasa de decisiones erróneas, es imperativo eliminar o reducir de alguna forma la incertidumbre de ruido.

El comportamiento de las curvas mostradas en la Figura 4.4 depende de B , N y la SNR, por lo que si estos parámetros varían, las curvas de probabilidades en función del umbral como las mostradas en la Figura 4.4 también se modifican de acuerdo a las Ecuaciones (4.8) y (4.9). En la siguiente sub-sección se discute sobre el impacto de estos parámetros en el desempeño general del detector.

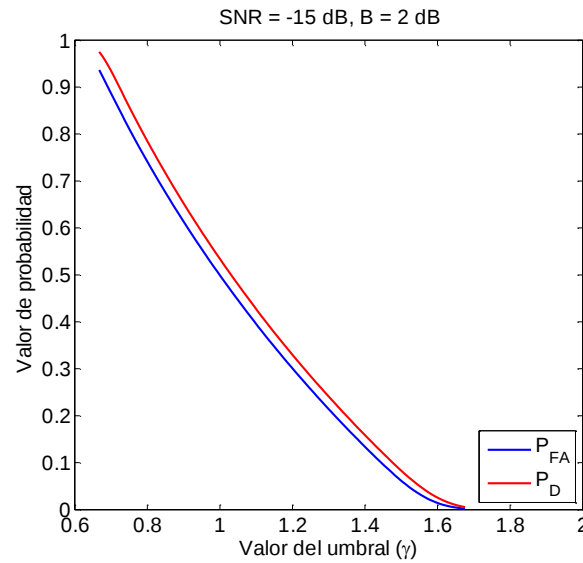


Figura 4.4. Gráfica de las P_D s y P_{FA} s promediadas sobre el intervalo de incertidumbre, en función de γ . Se consideró $B = 2$ dB, $\text{SNR} = -15$ dB y $N = 1000$ muestras.

4.3 *SNR-walk*: evaluación de la sensibilidad del detector de energía bajo incertidumbre de ruido.

En teoría, un detector de energía puede lograr el desempeño deseado (P_D y P_{FA} simultáneas) para cualquier valor de SNR que experimente el receptor secundario al incrementar el tiempo de detección. Es decir, bajo condiciones ideales de operación (sin incertidumbre de ruido), el detector de energía es *ilimitadamente confiable* [29] ya que para una $snr > 0$ dada (recordando que $snr = 10^{\wedge}(\text{SNR}/10)$), existe un umbral de detección γ_{lim} tal que

$$\lim_{N \rightarrow \infty} P_D = 1 \text{ y } \lim_{N \rightarrow \infty} P_{FA} = 0. \quad (4.10)$$

Para demostrar lo anterior, se supone que σ_η^2 se conoce exactamente, entonces eliminando γ de las P_D y P_{FA} definidas por las Ecuaciones (3.21) y (3.22) tenemos que el número de muestras necesarias para lograr un par de P_D y P_{FA} objetivo para una SNR dada es:

$$N = 2 \left[(Q^{-1}(P_{FA}) - Q^{-1}(P_D)) snr^{-1} - Q^{-1}(P_D) \right]^2. \quad (4.11)$$

Sin embargo, si se considera el caso donde σ_η^2 no se conoce exactamente y se reemplaza por una estima $\tilde{\sigma}_\eta^2$ la cual, como se discutió anteriormente, induce un factor de incertidumbre, la Ecuación (4.11) no es válida para determinar el número de muestras requerido para un desempeño objetivo. En presencia de incertidumbre es necesario considerar las Expresiones (4.4) y (4.7) que permiten lograr la máxima P_D y la mínima P_{FA} para un determinado valor de umbral, respectivamente. Eliminando γ de ambas ecuaciones y aproximando $snr + 1 \approx 1$ (válido para condiciones de baja SNR), tenemos que

$$N \approx \frac{2 \left[Q^{-1}(P_{FA}) - Q^{-1}(P_D) \right]^2}{\left[snr - \left(\rho - \frac{1}{\rho} \right) \right]^2} \quad (4.12)$$

donde ρ es el factor de incertidumbre. De la Ecuación (4.12) es posible observar que $N \rightarrow \infty$ a medida que $\text{snr} \downarrow (\rho - 1/\rho)$. Esto quiere decir que para un factor de incertidumbre dado, existe un límite en el SNR para el cual no será posible que el detector logre simultáneamente las P_D y P_{FA} objetivo, sin importar que el tiempo de detección se prolongue hasta el infinito. El límite en el SNR para distintos valores de incertidumbre del ruido se puede observar en la Figura 4.4.

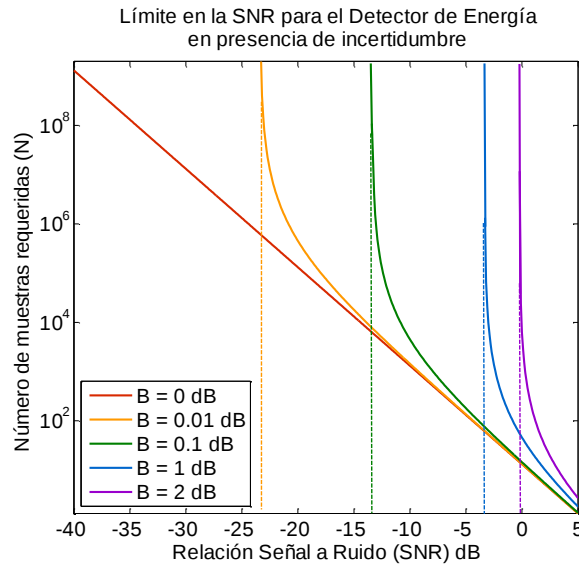


Figura 4.5. Límite en el SNR para el detector de energía cuando opera bajo B dB de incertidumbre en la potencia del ruido. N representa el número de muestras requeridas para lograr una $P_{D,\text{obj}} = 0.9$ y una $P_{FA,\text{obj}} = 0.1$.

En la práctica, es imposible eliminar la incertidumbre en el ruido puesto que es un fenómeno intrínseco de cualquier sistema físico. Sin embargo, como se puede observar en la Figura 4.5, el detector de energía puede ser tan sensible como la incertidumbre de ruido lo permita, por lo que si se desea mejorar y mantener un nivel de sensibilidad para el detector de energía, es necesario reducir la incertidumbre de ruido y, más aún, es necesario mantenerla bajo control, limitada dentro de un intervalo que permita mantener el desempeño esperado. Por lo tanto, si bien no es posible realizar un detector de energía ilimitadamente confiable, si es posible diseñarlo para que cumpla con un nivel de sensibilidad requerido, siempre y cuando se reduzca la incertidumbre de ruido a un valor adecuado, según lo indica la Ecuación (4.12). En

este trabajo de tesis se propone integrar técnicas de estimación de la potencia de ruido que permitan adaptar el umbral de decisión a los cambios en la potencia de ruido. Con esta estrategia se pretende reducir el intervalo de incertidumbre y con ello mejorar la eficiencia del detector de energía. En el siguiente capítulo se describirán y analizarán las dos técnicas de estimación de la potencia de ruido propuestas para lograr lo antes descrito.

4.4 Resumen del capítulo

Al diseñar un detector de espectro, a menudo se hacen ciertas consideraciones que permiten establecer un modelo matemático para el desempeño del mismo, por ejemplo, se supone que el comportamiento estadístico de las señales recibidas se aproxima a distribuciones conocidas, y que el canal de comunicaciones mantiene una respuesta lineal e invariante durante la operación del detector, etcétera. Esto permite obtener, a través de evaluaciones analíticas o utilizando herramientas de simulación, una evaluación del desempeño del detector cuando este funciona bajo condiciones de operación controladas, por ejemplo, es posible determinar cuál es la máxima Probabilidad de detección que el detector puede lograr para una SNR, un tiempo de detección y una Probabilidad de Falsa Alarma dados. Sin embargo, en el momento en que las consideraciones hechas para la formulación analítica del detector no se cumplan en la práctica, se observará una diferencia entre el desempeño esperado según el modelo matemático y el que el detector observa en la práctica.

Un ejemplo de lo anterior es la suposición de que la potencia del ruido es conocida y se mantiene constante durante la operación del detector de energía. Como se mencionó anteriormente en este capítulo, este supuesto difícilmente se mantiene en la práctica, y la incertidumbre que genera tal suposición afecta negativamente el desempeño del detector de energía. Debido a la existencia de la incertidumbre de ruido se dificulta determinar un umbral de detección óptimo. Más aún, si la SNR baja por debajo de un límite impuesto por la cantidad de incertidumbre presente, no es posible que el detector mantenga las P_D y P_{FA} objetivo, ni cuando el tiempo de detección se incremente ilimitadamente. Dado que en la práctica el detector no conoce la cantidad de fuentes generadoras de ruido, ni la cantidad exacta de incertidumbre en la potencia del ruido, es necesario que el umbral de detección se adapte

constantemente a las variaciones en la potencia del ruido para que el detector supere el límite en el SNR impuesto por la incertidumbre y con ello mejore su sensibilidad.

En el siguiente capítulo se proponen dos técnicas para estimar la potencia del ruido que permiten reducir el intervalo de incertidumbre. Estas consisten en extraer las características de la componente del ruido directamente de las muestras tomadas para la detección de espectro. Así, el valor del umbral de detección se adapta dinámicamente a las condiciones de ruido presentes en el momento de la detección.

Adaptación del umbral de detección: una estrategia para reducir los efectos de la incertidumbre de ruido en la detección de energía

La incertidumbre de ruido, descrita a detalle en el Capítulo 4, representa un gran reto durante el diseño de detectores de energía eficientes. Si la potencia del ruido no se conoce con precisión, no es posible establecer un umbral de detección que maximice la eficiencia total del detector de energía. En presencia de incertidumbre de ruido, la potencia del ruido contenido en la señal recibida varía aleatoriamente dentro de un intervalo (posiblemente) desconocido para el US.

La incertidumbre de ruido provoca en consecuencia la existencia del SNR-wall. El SNR-wall representa un límite en la SNR de la señal primaria observada en el receptor secundario por debajo del cual la detección de señales deja de ser confiable. Cuando la SNR es menor que el SNR-wall, el detector de energía no es capaz de lograr un par de P_D y P_{FA} objetivo de manera conjunta, ni incrementando asintóticamente la cantidad de muestras consideradas para la detección. De acuerdo al análisis presentado por Tandra y Sahai en [34] existen tres formas de mejorar la sensibilidad de detector de energía: 1) utilizando información sobre las señales primarias, 2) aprovechando la diversidad espacial mediante detección cooperativa y 3) reduciendo la incertidumbre de ruido.

Obtener información sobre las distintas señales primarias es un procedimiento complejo, particularmente cuando la cantidad de sistemas primarios que observa el US es grande, o cuando no es posible lograr la coordinación entre los sistemas primario y secundario. Por otro lado, existen estrategias que reducen la incertidumbre de ruido aprovechando la diversidad espacial lograda por la cooperación de múltiples receptores [85], [86]. Ejemplo de esto son las técnicas de detección basadas en valores propios (EBD) [58] y basadas en la prueba generalizada de funciones de verosimilitud (GLRD) [61], descritas en el Capítulo 2. Ahora bien, reducir la incertidumbre de ruido, o mejorar de alguna forma el conocimiento que se tiene del ruido presente al momento de la detección, es otra forma de mejorar la sensibilidad del detector de energía. Reducir la componente de ruido utilizando ondeletas [87] y técnicas de

correlación cruzada [69] las cuales incrementan la SNR de la señal recibida en el receptor secundario; utilizar estrategias de estimación de la potencia del ruido para adaptar el umbral de detección a los cambios en la potencia del ruido [40], [70], [43], [44], [88]; así como adaptar el umbral al intervalo de incertidumbre presente [89] y a los resultados de decisiones previas [90] son propuestas que tienen como objetivo reducir los efectos de la incertidumbre en la potencia de ruido en la detección de señales.

En este trabajo de tesis se propone una estrategia que reduce los efectos negativos de la incertidumbre en el ruido, la cual consiste en utilizar nuevas técnicas para estimar la potencia de ruido que permiten adaptar el umbral de detección a las condiciones de ruido presentes durante la detección. Esto reduce la tasa de decisiones erróneas sin modificar el procedimiento base de la detección de energía, porque se utiliza la misma prueba (ecuación 3.6) para decidir sobre la presencia de una señal primaria. La estrategia de estimación permite extraer la potencia de ruido directamente de las muestras tomadas para la detección de espectro, permitiendo que se ajuste la operación del detector de energía en forma dinámica a las condiciones cambiantes de ruido. La solución propuesta en este trabajo se puede aplicar en esquemas de detección local y cooperativa, ya que se proponen dos estrategias para la estimación de la potencia del ruido que resultan ad-hoc para cada caso.

La ventaja que tiene la solución propuesta en este trabajo de tesis frente a los trabajos [40] y [88] es que no requiere canales dedicados para la calibración del ruido porque la estimación de la potencia del ruido se realiza a partir de las muestras de la señal capturadas en cada intervalo de detección. Por otro lado, a diferencia de los trabajos [43] y [44] no se requiere integrar otra técnica de detección para obtener las muestras de ruido que se necesitan durante la estimación de la potencia de ruido ya que las estrategias de estimación propuestas son capaces de extraer la información del proceso de ruido aún cuando las muestras de la señal recibida contengan información de la señal primaria. Además, el ancho de banda de la señal primaria no afecta el desempeño de las estrategias propuestas, como sucede con la estrategia propuesta en [70], en la que el desempeño del estimador depende de que el ancho de banda de la señal primaria sea menor que el ancho de banda observado, ya que si esta consideración no se cumple, el algoritmo no es capaz de estimar la potencia del ruido.

5.1 Modelo para la detección de espectro considerado en las evaluaciones

En una red cognoscitiva en la que los USs acceden al espectro concesionado a los UPs, los USs deben observar un conjunto P de bandas de frecuencias asignadas a diversos sistemas primarios para identificar el sub-conjunto $p \in P$ de bandas disponibles para su uso secundario. Esta detección se puede hacer secuencialmente, utilizando una técnica de detección de banda angosta para identificar la presencia de señales primarias en cada banda, observando una a la vez; o se puede utilizar una técnica de detección de banda ancha, con la que un conjunto de bandas primarias se observan concurrentemente. Este trabajo de tesis se delimita a la detección secuencial en la que se examina una sola banda (considerada de banda angosta) utilizando la Detección de Energía. Un análisis sobre los requerimientos y prestaciones de la detección de banda ancha se reporta en [91].

El modelo para la detección de espectro que se consideró en este trabajo de tesis consiste en una red formada por un par transmisor-receptor secundario (US_{Tx} , US_{Rx}) y un par transmisor-receptor primario (UP_{Tx} , UP_{Rx}). Una descripción pictográfica del modelo para la detección de espectro se muestra en la Figura 5.1.

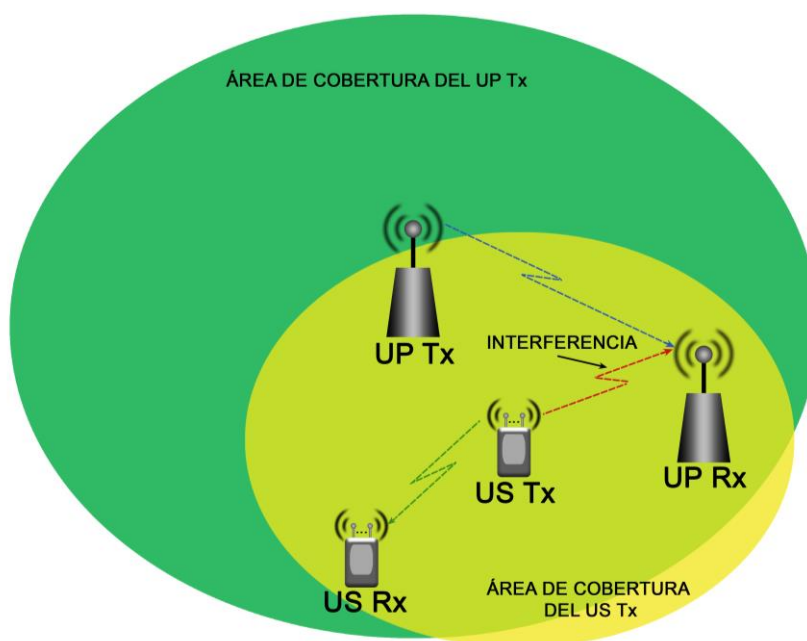


Figura 5.1. Modelo del sistema considerado para la detección de espectro

Es posible mejorar el desempeño del detector de espectro aprovechando la diversidad espacial que proporcionan los sistemas multi-antena o multi-receptor para adaptar el umbral de detección a la potencia de ruido [26]. Debido a lo anterior, el modelo general de receptor para el US considerado en este trabajo admite la cooperación de múltiples receptores. Por lo tanto, el CR dispone de M receptores (ver figura 5.1) en los que se recibe una señal en tiempo continuo $x_c(t)$ durante un periodo de detección con duración T_R segundos en cada uno de sus $M \geq 1$ receptores. La señal recibida se muestrea con una frecuencia f_s , donde $f_s \geq 2BW$ y BW corresponde al ancho de banda de la señal primaria. La representación discreta de la señal recibida en el m -ésimo receptor es $x_m(n) = x_{c,m}(nT_s)$, donde $T_s = 1/f_s$ es el periodo de muestreo. La matriz de datos recibidos $\mathbf{X} = \mathbf{x}(n)$ para $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$, donde $\mathbf{x}(n) = [x_1(n) \ x_2(n) \ \dots \ x_M(n)]^T$, se procesa utilizando un algoritmo de detección de energía para decidir si la señal recibida corresponde a una señal primaria más ruido, o sólo ruido. El superíndice T indica la operación traspuesta. El ruido se define como ruido de fondo más interferencia. Es decir, se realiza una prueba para decidir si los datos se generaron bajo la hipótesis H_0 o bajo la hipótesis H_1 :

$$H_0 : \mathbf{x}(n) = \boldsymbol{\eta}(n) + \mathbf{u}(n) \quad (5.1)$$

$$H_1 : \mathbf{x}(n) = \mathbf{s}(n) + \boldsymbol{\eta}(n) + \mathbf{u}(n) \quad (5.2)$$

El vector $\boldsymbol{\eta}(n)$ de tamaño $(M \times 1)$, corresponde al ruido de fondo y se modela como un proceso Gaussiano, blanco y de media cero, complejo y circularmente simétrico, con varianza nominal σ_η^2 . El vector $\mathbf{u}(n)$ también de tamaño $(M \times 1)$ es el ruido causado por la interferencia y se modela también como un proceso Gaussiano de media cero y varianza σ_I^2 . La componente de señal primaria $\mathbf{s}(n)$ recibida en los M receptores secundarios se modela como:

$$\mathbf{s}(n) = \sum_{l=0}^{q_s} h_s(l) \tilde{\mathbf{s}}(n-l) \quad (5.3)$$

Donde $h_s(l)$ es la respuesta del canal de comunicaciones. Considerando un canal Rayleigh, q_s representa el orden del canal y $\tilde{s}(n)$ es la señal emitida por el transmisor primario.

En las siguientes secciones se describen las técnicas de estimación de la potencia de ruido para $M = 1$ (un solo receptor) y $M \geq 2$ (múltiples receptores) y cómo estas se integran en el detector de energía para adaptar el umbral de detección en función de la potencia del ruido.

5.2 Algoritmo *Finite Differences and Median Filtering* (FDMF) para estimar la potencia del ruido cuando $M = 1$

Como se mencionó con anterioridad, la estrategia propuesta en este trabajo de tesis para reducir el efecto negativo de la incertidumbre de ruido en el detector de energía consiste en adaptar el umbral de detección en función de la potencia de ruido observada en cada intervalo de detección. La adaptación del umbral se lleva a cabo integrando la estima de la varianza del ruido en la formulación para obtener el umbral de detección definido por la Ecuación (3.23). La estimación se obtiene directamente de las muestras tomadas para la detección de energía. Esto permite que el umbral se adapte en función de las condiciones de ruido presentes al momento de la detección.

Para obtener la estima de la varianza del ruido directamente de las muestras recibidas es necesario descomponer la señal recibida en sus componentes de señal primaria (en caso de que exista) y de ruido. Para lograr lo anterior se propone el algoritmo *Finite Differences and Median Filtering* (FDMF) inspirado por el algoritmo propuesto en [92], para estimar la potencia del ruido cuando el US dispone únicamente de $M = 1$ receptor (antena). El algoritmo FDMF (ilustrado en la Figura 5.2), utiliza un conjunto de filtros diferenciadores para extraer la componente de ruido y un filtro de mediana para determinar la estima final de la potencia del ruido a partir de las muestras de la señal filtrada.

El algoritmo FDMF se basa en la consideración de que la señal primaria es una señal que varía lentamente en el tiempo, sin discontinuidades a lo largo del intervalo de observación. Si esta consideración se cumple, entonces es posible aproximar la forma de onda de la señal primaria mediante un polinomio de Taylor [92]. La señal recibida por el US se filtra utilizando

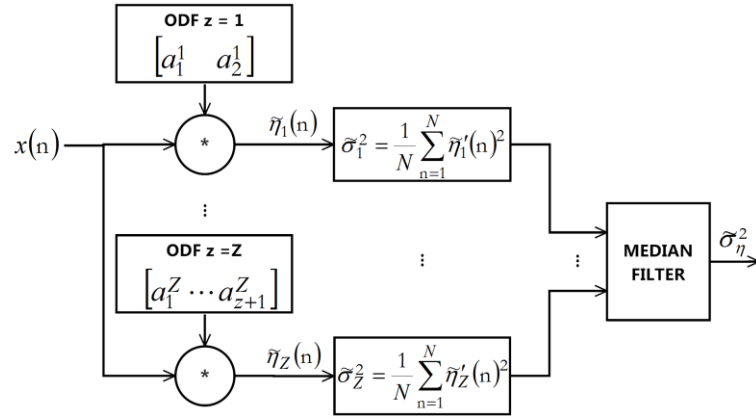


Figura 5.2. Diagrama a bloques del algoritmo FDMF utilizado para estimar la potencia del ruido cuando $M = 1$

un núcleo de diferencias finitas, es decir, un vector que contiene los coeficientes de un Operador de Diferencias Finitas (ODF) de orden k . Esta operación permite eliminar, de la señal recibida, los términos del polinomio que aproxima a la señal primaria. El ODF de orden z , denotado por fd^z , es en esencia un filtro diferenciador. Por lo tanto, para una señal de entrada dada, $x(n)$, existe un fd^z óptimo que permite extraer la componente de ruido con un mínimo margen de error. El valor de z dependerá de las características en frecuencia de la señal primaria $s(n)$.

La señal resultante después de la etapa de filtrado es un conjunto de puntos $\tilde{\eta}(n)$, cuya varianza es una aproximación a la del proceso de ruido contenido en la señal original:

$$\tilde{\eta}(n) = x(n) * fd^z \quad (5.4)$$

$$\tilde{\sigma}_{\eta,act}^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [\tilde{\eta}'(n)]^2. \quad (5.5)$$

$\tilde{\eta}'(n)$ es el conjunto de datos resultante después de remover los valores extremos de la serie $\tilde{\eta}(n)$. La ecuación (5.5) corresponde a la estima de máxima verosimilitud (ML) de la varianza de la serie de datos $\tilde{\eta}'(n)$ [88]. Para lograr una estimación de $\tilde{\sigma}_{\eta,act}^2$ que garantiza el mínimo error, se debe utilizar un ODF de orden óptimo, ya que de lo contrario, el conjunto de

datos resultante de la etapa de filtrado contendrá información correspondiente a la señal primaria, esto provocará un error de estimación porque la estima ML se realiza sobre muestras que no corresponden sólo al ruido. Sin embargo, para determinar el valor óptimo de z que minimice el error en la estimación de $\hat{\sigma}_{\eta,act}^2$ se requiere conocer la respuesta en frecuencia de la señal primaria.

En la Figura 5.3 se muestra la respuesta en frecuencia para $z = [1, 2, 3, 4, 5, 6]$. Se puede observar que el espectro de magnitud para cada filtro varía conforme el orden del operador varía. Este comportamiento causa que algunos OFD's no eliminen por completo la componente de señal primaria, ya que si esta presenta componentes de alta frecuencia, el filtro no podrá atenuarlos lo suficiente para que la información de la componente de señal primaria no afecte la estima de la varianza de ruido.

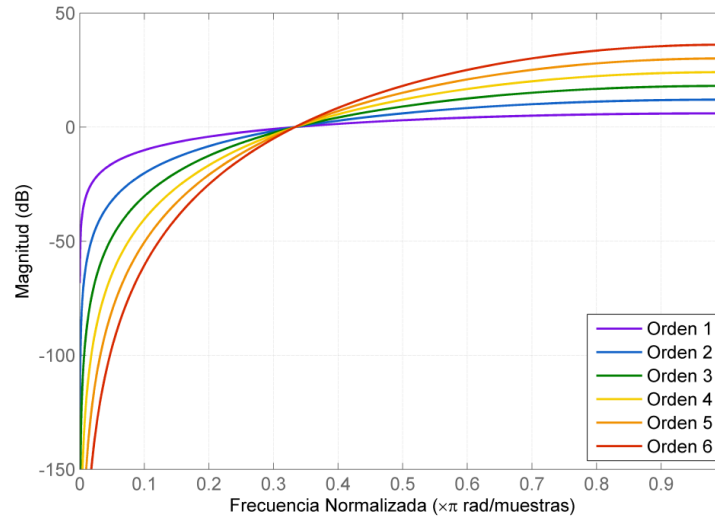


Figura 5.3. Respuesta de magnitud de los Filtros de Diferencias Finitas de orden $z = [1, 2, 3, 4, 5, 6]$

Para reducir el error debido al remanente de información de la señal primaria en la señal filtrada, se propone utilizar un conjunto de Z ODF's, cada uno con distinta respuesta en frecuencia, en lugar de un único ODF. Con este enfoque, en lugar de obtener un conjunto de datos filtrados, se obtienen Z conjuntos de N puntos, cada uno con distintas propiedades estadísticas resultantes de la aplicación de los Z ODF's, es decir,

$$\begin{bmatrix} \tilde{\eta}^1(n) & \tilde{\eta}^2(n) & \dots & \tilde{\eta}^Z(n) \end{bmatrix}^T = x(n) * \begin{bmatrix} fd^1 & fd^2 & \dots & fd^Z \end{bmatrix}^T. \quad (5.6)$$

Con la ecuación (5.5), se obtienen Z estimas de la varianza de ruido a partir de las Z series de datos filtrados $[\tilde{\sigma}_1^2, \tilde{\sigma}_2^2, \dots, \tilde{\sigma}_Z^2]$. Y por último, dado que la desviación de cada estima $\tilde{\sigma}_Z^2$ de la verdadera varianza del ruido σ_η^2 es aleatoria, es posible utilizar un filtro de mediana para seleccionar la estima final para la varianza, la cual corresponde a la potencia del ruido correspondiente a ese conjunto de datos:

$$\tilde{\sigma}_\eta^2 = \text{median}([\tilde{\sigma}_1^2, \tilde{\sigma}_2^2, \dots, \tilde{\sigma}_Z^2]). \quad (5.7)$$

Sustituyendo la varianza nominal del ruido (ecuación 3.23) por la varianza del ruido descrita en la Ecuación 5.7, el valor del umbral de detección adaptable queda como sigue:

$$\gamma|_{M=1}(\tilde{\sigma}_\eta^2) = \tilde{\sigma}_\eta^2 \left(\sqrt{\frac{2}{N}} Q^{-1}(\alpha) + 1 \right) \quad (5.8)$$

donde α corresponde al valor objetivo de P_{FA} con base en el cuál se diseña el detector.

5.2.1. Caracterización del algoritmo FDMF

Para la evaluación del desempeño del algoritmo FDMF bajo condiciones de incertidumbre de ruido, se consideró una señal de entrada compuesta por una señal modulada por desplazamiento de fase en cuadratura (QPSK: *Quadrature Phase Shift Keying*), de 1.4 MHz de ancho de banda y frecuencia de muestreo igual a 8 muestras por símbolo y una señal de AWGN que se suma a la señal QPSK, cuya potencia: (a) varía aleatoriamente dentro del intervalo [-2 dBm, 2 dBm], es decir, presenta un factor de incertidumbre $B = 2$ dB, y (b) se mantiene constante e igual al valor nominal ($\sigma_\eta^2 = 0$ dB) por lo que el factor de incertidumbre es $B = 0$ dB. Para la estimación de la potencia se consideró un conjunto de ODF's que van del orden 1 al 6, cuyos coeficientes se muestran en la Tabla 5.1.

Tabla 5.1. Operadores de Diferencias Finitas

z	Coefficientes
1	[1 -1]
2	[1 -2 1]
3	[1 -3 3 -1]
4	[1 -4 6 -4 1]
5	[1 -5 10 -10 5 -1]
6	[1 -6 15 -20 15 -6 1]

En la Figura 5.4 se pueden observar dos gráficas en las que se muestran un conjunto de 20 resultados de la aplicación del algoritmo FDMF y su comparación con la *verdadera* potencia del ruido presente en cada observación cuando $B = 2$ dB y cuando $B = 0$ dB. Se define como la verdadera potencia de ruido a la estima ML obtenida directamente de las muestras de ruido antes de ser sumadas a la señal primaria. La potencia nominal de ruido es de 0 dB, y se utilizan $N = 10,000$ muestras de la señal para realizar la estimación. Comparando el desempeño del estimador cuando $B = 0$ dB y cuando $B = 2$ dB, aparentemente la diferencia entre la estima obtenida mediante al algoritmo FDMF y la potencia verdadera es mayor cuando $B = 0$ dB. Sin embargo, para cuantificar esta diferencia y asegurar que esto es verdad, es necesario analizar el error cuadrático medio (MSE: *Mean Square Error*) de la estima FDMF bajo ambas condiciones.

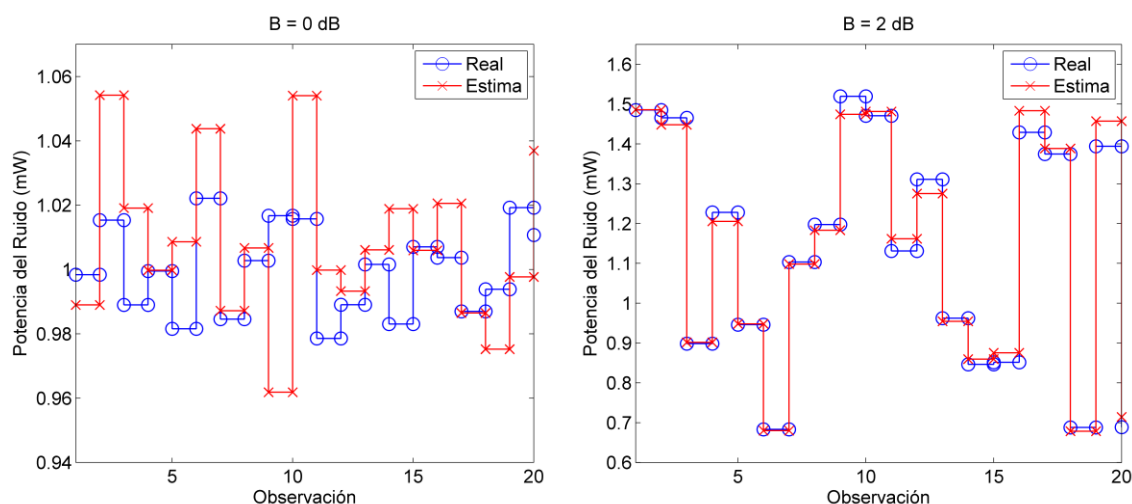


Figura 5.4. Conjuntos de observaciones de los valores obtenidos para la potencia del ruido utilizando el algoritmo FDMF y su comparación con los valores reales de la potencia de ruido en cada observación. Se consideran $N = 1,000$ para la estimación en cada caso

En la Figura 5.5 se muestra el MSE en función de N que presenta la estima obtenida por el algoritmo FDMF para dos casos de SNR de la señal primaria y para $B = 0$ dB y $B = 2$ dB. Se puede observar en la Figura 5.5 que la diferencia entre las 4 curvas mostradas no es significativa, dada la escala considerada en los valores para el MSE. Por lo anterior, se establece que utilizar un conjunto de ODFs en lugar de uno solo logra que la estimación de la potencia de ruido no se afecte por las variaciones presentes en dicha potencia, así como también a las variaciones en la amplitud de la componente de la señal primaria.

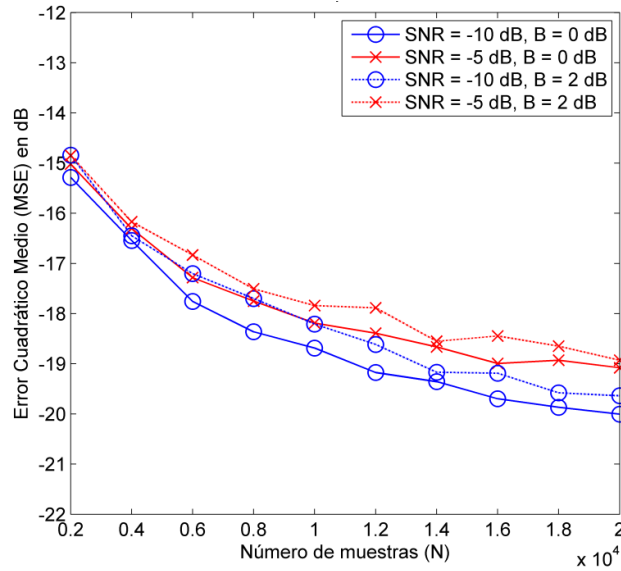


Figure 5.5. Curvas del MSE de la estima de la potencia obtenida mediante el algoritmo FDMF.

Es posible que un conjunto de ODFs seleccionado para una señal particular, no presente el mismo desempeño para una señal con características en frecuencia distintas. Si el US trata de acceder a múltiples bandas de frecuencia, pertenecientes a distintos sistemas primarios, el conjunto de ODFs tiene que configurarse para cada banda de frecuencia, incrementando la complejidad del algoritmo.

5.3 Algoritmo *Eigenvalue Averaging for Noise Power Estimation* (EvA-NPE) para estimar la potencia del ruido cuando $M \geq 2$

Análogamente a la sección anterior, en esta sección se describe el procedimiento para determinar el umbral de detección en función a la estimación de la potencia de ruido cuando el CR cuenta con 2 o más antenas receptoras. Cuando el CR cuenta con múltiples receptores o existe cooperación entre 2 o más CR, la estructura de las raíces características (valores propios) de la matriz de covarianza asociada a los datos recibidos se puede aprovechar para estimar el contenido de ruido en la señal recibida. Cuando la señal recibida en los M receptores contiene una componente de señal primaria, las muestras de la señal presentan un factor de correlación espacial $\epsilon_E \neq 0$ lo que causa que la potencia de la señal primaria se concentre en el mayor de los valores propios de la matriz de covarianza, mientras que los valores propios menores se mantienen aproximadamente igual a la potencia del ruido. Cuando la señal recibida no contiene componente de señal primaria, todos los valores propios de la matriz de covarianza son aproximadamente iguales al valor de la potencia de ruido. El algoritmo *Eigenvalue Averaging for Noise Power Estimation* (EvA-NPE) cuyo diagrama a bloques se presenta en la Figura 5.6 aprovecha las características antes descritas para estimar la potencia del ruido.

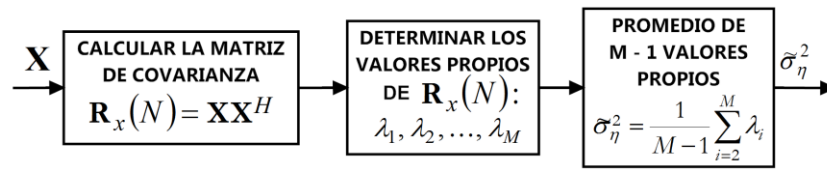


Figura 5.6. Diagrama a bloques del algoritmo EvA-NPE

Se supone que los procesos de ruido en cada receptor son independientes entre sí y presentan la misma varianza. Esto es, las muestras del ruido presente en cada uno de los M receptores son estadísticamente independientes en tiempo y espacio, por lo que el factor de correlación espacial y temporal entre ellas, ϵ_E y ϵ_T respectivamente, es igual a 0.

Retomando la matriz de datos $\mathbf{X}$ definida en la sección 5.1, tenemos que su función de verosimilitud bajo la hipótesis H_0 se denota por [61]:

$$\begin{aligned}
 f(\mathbf{X}; H_0, \sigma_\eta^2) &= \prod_{n=1}^N \frac{1}{(\pi\sigma_\eta^2)^M} \exp\left(-\frac{1}{\sigma_\eta^2} \mathbf{x}^H(n) \mathbf{x}(n)\right) \\
 &= \frac{1}{(\pi\sigma_\eta^2)^{ML}} \exp\left(-\frac{1}{\sigma_\eta^2} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}^H(n) \mathbf{x}(n)\right) \\
 &= \frac{1}{(\pi\sigma_\eta^2)^{ML}} \exp\left(-\frac{\text{tr}(\mathbf{X}\mathbf{X}^H)}{\sigma_\eta^2}\right), \tag{5.9}
 \end{aligned}$$

donde el superíndice H denota la matriz Hermitiana y $\text{tr}(\cdot)$ es la traza de la matriz. La función logarítmica de verosimilitud se obtiene al calcular el logaritmo de $f(\mathbf{X}; H_0, \sigma_\eta^2)$ como sigue:

$$\begin{aligned}
 \mathcal{L}_0(\mathbf{X}) &= \ln\left(\frac{1}{(\pi\sigma_\eta^2)^{ML}} \exp\left(-\frac{\text{tr}(\mathbf{X}\mathbf{X}^H)}{\sigma_\eta^2}\right)\right) \\
 \mathcal{L}_0(\mathbf{X}) &= -\frac{\text{tr}(\mathbf{X}\mathbf{X}^H)}{\sigma_\eta^2} - MN \ln(\pi) - MN \ln(\sigma_\eta^2). \tag{5.10}
 \end{aligned}$$

La estima de máxima verosimilitud (MLE) de σ_η^2 se obtiene a partir de la Ecuación (5.10):

$$\frac{\partial(\mathcal{L}_0(\mathbf{X}))}{\partial \sigma_\eta^2} = 0. \tag{5.11}$$

Resolviendo la Ecuación (5.11) se tiene:

$$\begin{aligned}
 -\frac{\text{tr}(\mathbf{X}\mathbf{X}^H)}{(\sigma_\eta^2)^2} - \frac{MN}{\sigma_\eta^2} &= 0 \\
 \hat{\sigma}_\eta^2 &= \frac{\text{tr}(\mathbf{X}\mathbf{X}^H)}{MN}. \tag{5.12}
 \end{aligned}$$

La matriz de covarianza de la muestra de datos se define como:

$$\mathbf{R}_X(N) = \frac{1}{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^H \quad (5.13)$$

y la MLE de σ_η^2 se calcula a partir de la matriz de datos $\mathbf{X}$ recibidos bajo la hipótesis H_0 quedando como sigue:

$$\hat{\sigma}_\eta^2 = \frac{\text{tr}(\mathbf{R}_X(N))}{M}. \quad (5.14)$$

La Ecuación (5.14) es válida cuando las muestras contenidas en la matriz de datos $\mathbf{X}$ corresponden a muestras de ruido. Para la hipótesis H_1 , la presencia de al menos una señal primaria cambia la estructura de la información contenida en la matriz de covarianza de la muestra $\mathbf{R}_X(N)$. Utilizando un procedimiento similar al realizado para obtener la MLE de σ_η^2 bajo la hipótesis H_0 , se obtiene la MLE de σ_η^2 bajo la hipótesis H_1 resultando en:

$$\hat{\sigma}_\eta^2 = \frac{1}{M-1} (\text{tr}(\mathbf{R}_X(N)) - \lambda_{\max}). \quad (5.15)$$

El término $\lambda_{\max}$ corresponde al máximo de los valores propios de $\mathbf{R}_X(N)$. Aprovechando la propiedad $\text{tr}(\mathbf{R}_X) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_M$, donde $\mathbf{R}_X$ es una matriz $M \times M$, y λ_m es el m -ésimo valor propio asociado a la matriz $\mathbf{R}_X$, entonces las MLEs de σ_η^2 bajo ambas hipótesis se pueden expresar de la siguiente manera:

$$\hat{\sigma}_{\eta, H_0}^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \lambda_m, \quad (5.16)$$

$$\hat{\sigma}_{\eta, H_1}^2 = \frac{1}{M-1} \sum_{m=2}^M \lambda_m. \quad (5.17)$$

Las Ecuaciones (5.16) y (5.17) corresponden a la MLE de σ_η^2 bajo H_0 y H_1 , respectivamente.

Un US no puede conocer con anticipación si los datos recibidos se generaron bajo la hipótesis H_0 o bajo la hipótesis H_1 . Por lo tanto, si se utiliza la Ecuación (5.16) cuando H_1 es verdadero, la estima resultaría en un valor mayor al de la potencia de ruido porque se considera el máximo valor propio (que concentra la potencia de la señal primaria) en la estimación. En este sentido, para evitar la sobreestima de la potencia del ruido, se utiliza la Ecuación (5.17) como el método general para estimar la potencia de ruido, ya que este no considera al máximo de los valores propios en el promedio utilizado para la estima de la potencia, y por lo tanto, la estima no se afecta si la señal recibida contiene una componente de señal primaria.

Una vez obtenida la estima de σ_η^2 , la adaptación del umbral de detección a la potencia del ruido para el DE cuando se consideran múltiples receptores se obtiene de la siguiente manera:

$$\gamma|_{M \geq 2}(\hat{\sigma}_\eta^2) = \left(\frac{1}{M-1} \sum_{i=2}^M \hat{\lambda}_i \right) \left(1 + \sqrt{\frac{2}{MN}} Q^{-1}(P_{FA}) \right). \quad (5.18)$$

5.3.1 Caracterización del algoritmo EvA-NPE

Para evaluar el desempeño del algoritmo EvA-NPE se tomaron en cuenta las mismas consideraciones que en la evaluación del algoritmo FDMF, sólo que en este caso se consideran $M \geq 2$ receptores. En la Figura 5.7 se muestra un análisis comparativo entre la potencia estimada utilizando el algoritmo EvA-NPE y el valor verdadero de la potencia. Las gráficas localizadas en la columna del lado izquierdo consideran $M = 2$ receptores y las de la derecha $M = 4$ receptores. En todos los casos se utilizan $N = 1000$ muestras de la señal recibida. Se evalúa el comportamiento del estimador cuando existe incertidumbre ($B = 2$ dB) y cuando no la hay ($B = 0$ dB). Al igual que con el algoritmo FDMF, independientemente de la cantidad de receptores, se puede observar que existe una diferencia entre el valor real y el valor estimado cuando no hay incertidumbre ($B = 0$ dB), aparentemente mayor que cuando hay incertidumbre ($B = 2$ dB). Sin embargo, como se puede observar en la Figura 5.8, el MSE del estimado es aproximado para $B = 0$ y $B = 2$, por lo que se concluye que el desempeño del algoritmo no se afecta por la incertidumbre de ruido.

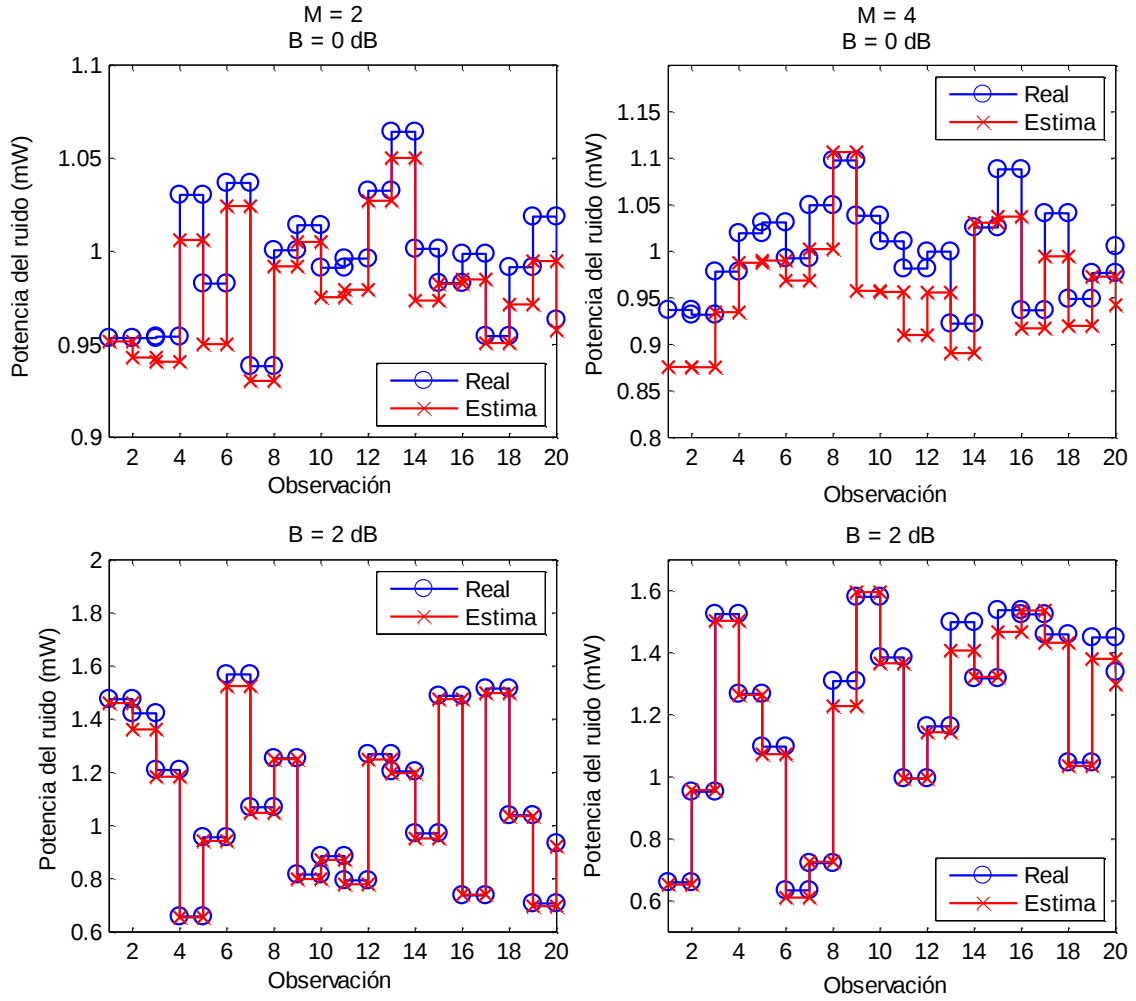


Figura 5.7. Conjuntos de observaciones de los valores estimados con el algoritmo EvA-NPE y reales de la potencia del ruido. Se consideran $N = 1,000$ para la estimación en cada caso.

En las Figuras 5.8a), 5.8b) y 5.8c) se muestran las curvas correspondientes al MSE de la estima de la potencia de ruido obtenida mediante la técnica EvA-NPE cuando $N = 100$, $N = 1,000$ y $N = 10,000$ muestras se consideran, respectivamente, para la estimación. En las tres figuras el MSE se grafica en función de la cantidad de receptores que cooperan para la estimación, se presentan los MSE obtenidos para $B = 0$ y $B = 2$ dB de incertidumbre y se considera la presencia de una señal primaria con $\text{SNR} = -5$ y -10 dB en cada figura.

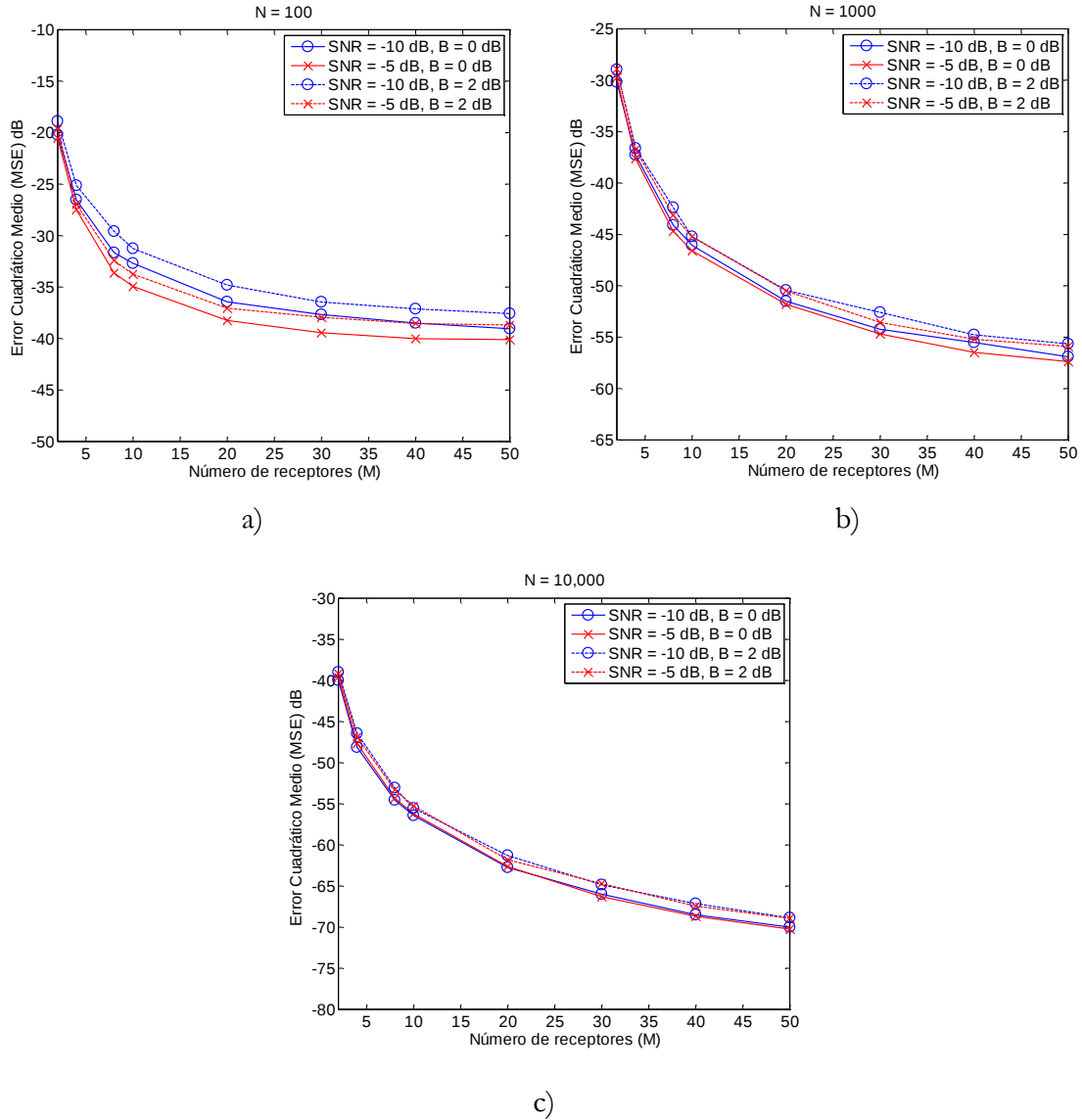


Figura 5.8. Curvas del MSE que presenta la estima EvA-NPE en función de la cantidad de receptores que cooperan, considerando: a) $N = 100$, b) $N = 1,000$, y c) $N = 10,000$ muestras de la señal observada.

Comparando el MSE de los algoritmos FDMF y EvA-NPE en las Figuras 5.5 y 5.8 se puede notar que existe una mejora significativa en la calidad de la estima cuando se considera la cooperación de receptores. Por ejemplo, en el caso del algoritmo FDMF el mínimo MSE que se observa en la Figura 5.5 es cuando $N = 20,000$ muestras, mientras que con el algoritmo EvA-NPE es posible lograr el mismo valor MSE con $N = 100$ muestras y $N = 2$ receptores

cooperando, lo que significa que mediante la cooperación de múltiples receptores es posible reducir el error de estimación para una cantidad de muestras dada, la cual estará dictada por los requerimientos en la técnica de detección. Al reducir el error de estimación, entonces se reduce el intervalo de incertidumbre, por lo que se mejora la sensibilidad del detector de energía. La validación de esta afirmación se incluye en el Capítulo 6, donde se presenta la evaluación del desempeño del detector de energía en presencia de incertidumbre y aplicando las técnicas de estimación presentadas en este capítulo.

5.4 Resumen del capítulo

Los sistemas adaptables se diseñan para mantener un nivel de desempeño esperado bajo situaciones en las que el entorno de operación es cambiante. Para adaptarse a los cambios en el entorno, el sistema requiere información que le permita modificar sus parámetros de operación en función de los cambios que se presentan. La información puede ser provista de fuentes externas, o puede estimarse por el propio sistema a partir de un conjunto de observaciones del fenómeno.

En este capítulo se presentó una estrategia que le permite a un detector de energía adaptar el umbral de detección a los cambios de la potencia de ruido, los cuales se generan por las dinámicas de entorno de radio. La estrategia consiste en integrar un algoritmo de estimación de la potencia de ruido que extrae la información directamente de las muestras tomadas para realizar la detección y con ello adaptar el umbral en función de las variaciones del ruido. Así, es posible mantener el desempeño esperado para el detector de energía según la formulación de la prueba de Neyman-Pearson, aunque el CR no tenga conocimiento previo sobre las condiciones del ruido, del canal o sobre la señal primaria.

Se propusieron técnicas para que un CR estime la potencia del ruido bajo dos situaciones: (i) cuando el CR sólo disponga de un receptor/antena, y (ii) cuando se integran múltiples receptores para la detección. Los resultados de la evaluación de las técnicas muestran que efectivamente es posible estimar la potencia del ruido con un factor de error de estimación considerablemente bajo. Más aún, la estimación de la potencia de ruido se puede realizar aunque la señal recibida contenga información de la señal primaria. Esto es una característica

deseable, ya que así la estimación se obtiene directamente de la señal capturada durante el periodo de detección.

En el siguiente capítulo se presenta la evaluación del desempeño del detector de energía cuando considera las estrategias descritas en este capítulo. Se evalúa la capacidad de decisión del detector de energía en presencia de incertidumbre y en condiciones de SNR baja. A pesar de que el umbral de decisión se adapta a las condiciones de ruido, el error de estimación da lugar a un factor residual de incertidumbre, por lo que se requiere determinar numéricamente este límite.

Análisis de resultados de la evaluación del detector de energía

En este capítulo se presenta la evaluación del desempeño del detector de energía con umbral de detección adaptable, denotado como Detector de Energía Adaptable (DEA) considerando las estrategias de estimación de la potencia del ruido descritas en el Capítulo 5. Los resultados de la evaluación se dividen en dos secciones, los que corresponden al desempeño del DEA aplicando el algoritmo FDMF (caso: un solo receptor) para la adaptación del umbral y los resultados del desempeño del DEA aplicando el algoritmo EvA-NPE (caso: múltiples receptores). Se analiza el desempeño del DEA bajo distintas condiciones de incertidumbre de ruido y se presenta un análisis comparativo con el detector de energía convencional (DEC), esto es, aquél cuyo umbral de detección se determina en función de la potencia nominal de ruido y no se modifica durante la operación del detector. El objetivo de esta evaluación es determinar la efectividad del DEA en términos de SNR Wall y tasa de decisiones erróneas con respecto al DEC en presencia de incertidumbre de ruido.

6.1 Descripción del modelo de simulación

La Figura 6.1 ilustra los dos enfoques de operación del detector de energía, convencional (a) y adaptable (b). Para la evaluación se consideró el modelo de sistema descrito en el Capítulo 5. Los parámetros de la implementación se resumen en la Tabla 6.1 y el diagrama a bloques de la simulación se presenta en la Figura 6.2. La incertidumbre de ruido se generó de acuerdo al modelo descrito en el Capítulo 4. Para la determinación de las métricas de evaluación se utilizaron 5,000 realizaciones del proceso de detección, en las cuales se generan procesos independientes de señal primaria, coeficientes del canal radio, ruido e incertidumbre.

Tabla 6.1. Parámetros de la implementación del detector de energía

Señal primaria

Tipo	Modulada QPSK
Ancho de banda (BW)	1.4 MHz
Potencia de salida (P_{Tx})	0 dBm
Filtro transmisor	Coseno elevado
Factor de sobremuestreo del filtro transmisor (nSamp)	8 muestras por símbolo

Canal de comunicaciones

Tipo	Rayleigh
Orden del canal	5-tap
Máximo retardo	$0.1/(f_{max} * nSamp)^{\dagger}$
Ganancia promedio de la última componente	-20 dB
Máximo desplazamiento Doppler	50 Hz

Receptor secundario

Potencia nominal de ruido/antena	0 dBm
Máximo factor de incertidumbre	2 dB

$$^{\dagger}f_{max} = BW/2$$

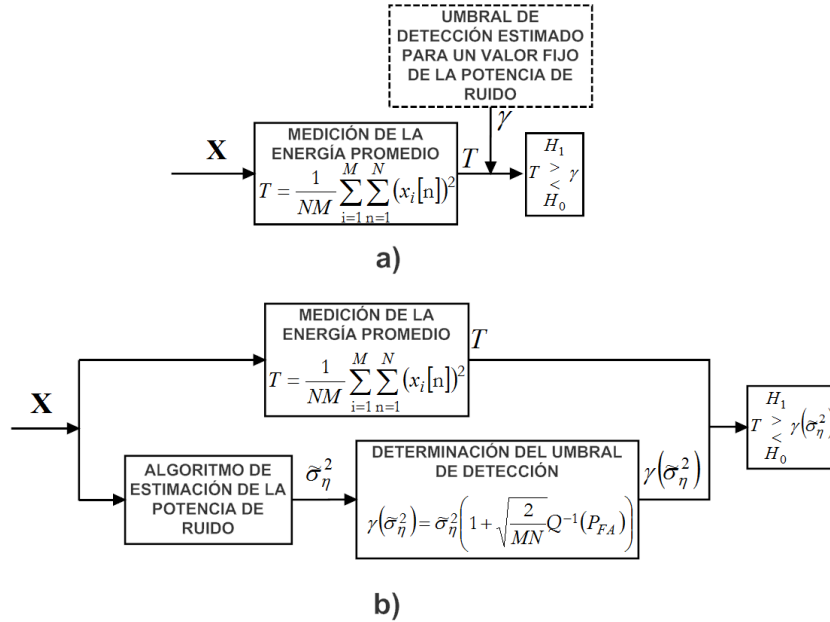


Figura 6.1. Enfoques convencional (a) y adaptable (b) para la operación del detector de energía.

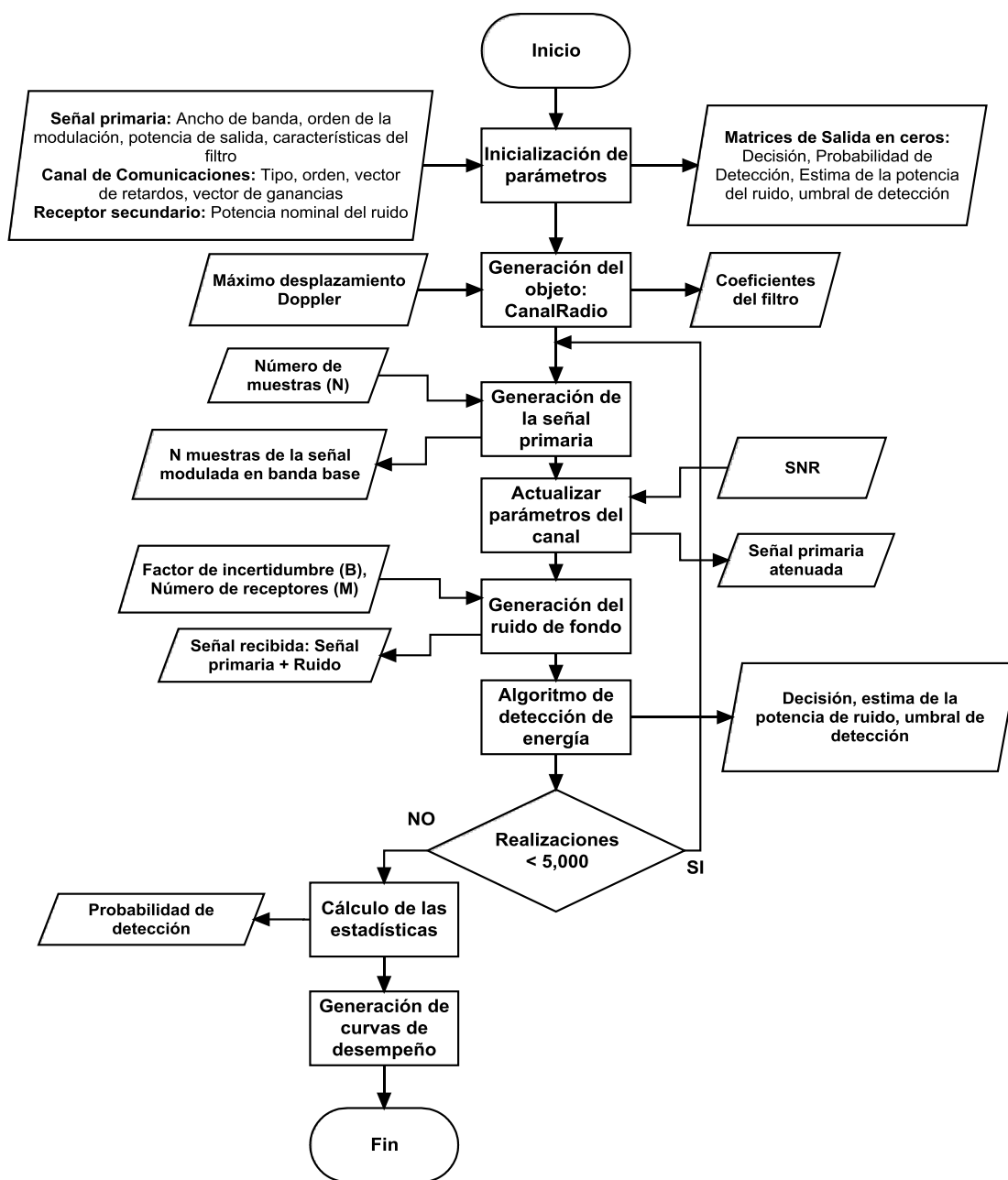


Figura 6.2. Diagrama de flujo para la evaluación del sistema de detección para US y un UP.

6.2 Métricas de evaluación

Las métricas que se utilizan para analizar el desempeño del detector de energía son [24], [30], [46]:

- **Características de Operación del Receptor (ROC).** Estas curvas representan el compromiso que hay entre la P_D y la P_{FA} para cada caso particular de SNR, de M y de N . Dada una configuración para la operación del detector (SNR, N y M), la curva ROC establece los pares de P_D y P_{FA} que el detector puede lograr.
- **Sensibilidad.** Estas curvas se utilizan para mostrar la P_D que logra el detector en función de la SNR, para un valor de P_{FA} , N y M dados. Un detector es *sensible* si puede mantener un valor alto de P_D para valores bajos de SNR.
- **Complejidad de la muestra.** Estas curvas muestran la P_D en función de la cantidad de muestras (N) necesarias para la detección para un caso particular de SNR, M y P_{FA} . Con esta métrica es posible determinar la duración del periodo de detección T_D que se requiere para que el detector logre una P_D objetivo.
- **SNR Wall.** En un detector, esta característica determina que tan robusto es a la incertidumbre de ruido para lograr el par P_D - P_{FA} objetivo para cualquier valor de SNR. Si la curva obtenida presenta un límite asintótico en la SNR, entonces el detector no es robusto a la incertidumbre y dicho límite se denota como SNR Wall.
- **Complejidad espacial.** Representa la P_D en función de la cantidad de receptores que cooperan considerando un valor determinado de SNR, N y P_{FA} objetivo para cada receptor. Esta métrica brinda información acerca de qué tan complejo debe ser el esquema cooperativo de detección, ya que a medida que aumenta la cantidad de receptores que cooperan también aumenta la cantidad de información que se debe intercambiar a través de los canales de control. Por lo que la información que provee esta métrica permite determinar los requerimientos de diseño de los protocolos de tráfico de control en una red cognoscitiva.
- **P_{FA} - P_{FA} .** Estas curvas comparan la P_{FA} que observa el detector durante su operación y la P_{FA} que se consideró en la etapa de diseño. El comportamiento deseable de esta curva es el de una línea recta con una pendiente de 45° . Si el área bajo la curva de la función que relaciona ambas P_{FA} 's es distinto a 0.5 entonces el detector no cumple con el criterio de tasa constante de falsas alarmas (CFAR):

Constant False Alarm Rate) con el que se diseñó, por lo que el desempeño del detector no corresponderá al esperado según su diseño.

- **Tasa total de error.** Las curvas de tasa total de error resumen el error total definido por $(1 - P_D) + P_{FA,obs}$ en función de la incertidumbre presente en el sistema, para distintos valores de SNR, α , N y M . Esta métrica determina el desempeño del algoritmo de detección durante su operación en presencia de distintos niveles de incertidumbre.

6.3 Resultados de la evaluación del desempeño del detector de energía

6.3.1 Detector de energía adaptable utilizando el algoritmo FDMF cuando $M = 1$

El algoritmo FDMF se utiliza para estimar la potencia de ruido cuando el detector cuenta con un solo receptor ($M = 1$). Las gráficas que se muestran en la Figura 6.3(a) y 6.3(b) corresponden a las curvas ROC y de sensibilidad respectivamente. Se observan cuatro curvas en cada gráfica, correspondientes al DEA y al DEC cuando $B = 0$ dB y $B = 2$ dB en cada caso.

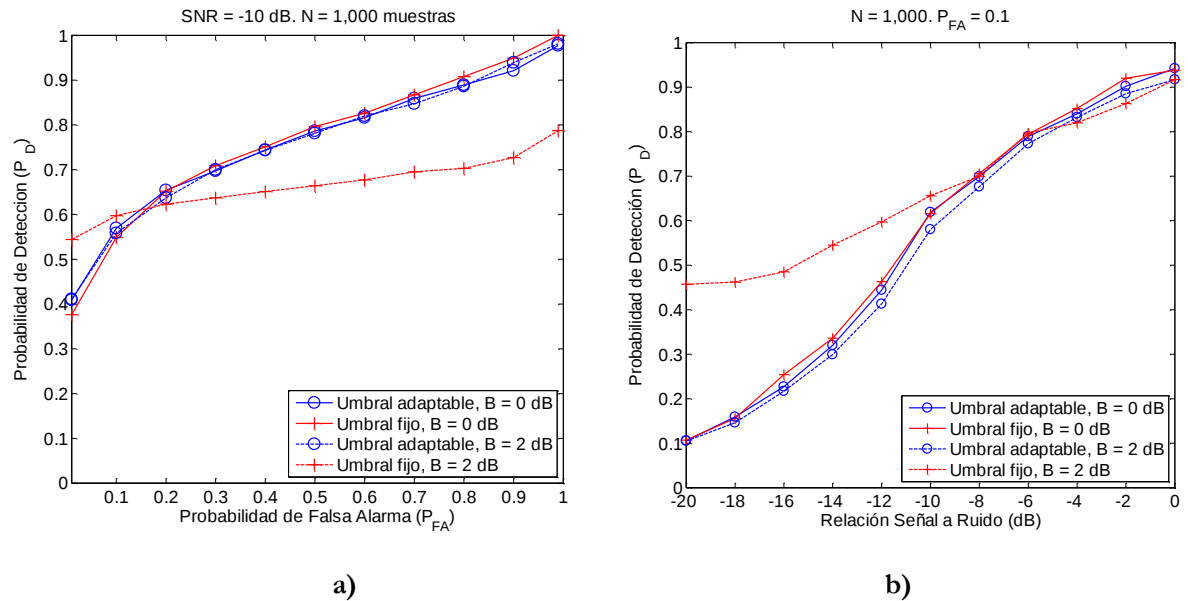


Figura 6.3. Curvas ROC (a) y de sensibilidad (b) para el detector de energía cuando $M = 1$ y el algoritmo FDMF se utiliza para actualizar la información sobre la potencia de ruido en cada periodo de detección

Para las curvas ROC, la SNR = -10 dB y para las curvas de sensibilidad el umbral se determina considerando $P_{FA} = \alpha = 0.1$. Para todos los casos se consideran $N = 1,000$ muestras de la señal recibida. Se observa en las curvas de la Figura 6.3(a) y 6.3(b) que para $P_{FA} < 0.1$ y SNR < -6 dB la P_D del DEC es mayor que la P_D del DEA cuando $B = 2$ dB. Estos resultados indican que para valores de SNR bajos, conforme B aumenta, el DEC detectará la presencia de la señal primaria con mayor probabilidad que el DEA. Esto *aparentemente* contradice la teoría establecida en los trabajos publicados [28], [29] y [34] donde se afirma que la incertidumbre de ruido compromete la sensibilidad del DEC hasta un punto límite en la SNR, denotado como SNR Wall, en el que la detección de señales deja de ser confiable.

Para analizar este comportamiento aparentemente contradictorio del desempeño del DEC, es necesario discutir algunos aspectos que no se abordan explícitamente en las referencias [28], [29] y [34]. Como se discutió en el Capítulo 4 sección 4.1, para B dB de incertidumbre la potencia verdadera de ruido $\sigma_{\eta,act}^2$ varía siguiendo una distribución uniforme dentro del intervalo definido por $[\rho^{-1}\sigma_{\eta}^2, \rho\sigma_{\eta}^2]$, donde $\rho = 10^{(0.1B)}$ y σ_{η}^2 es la potencia nominal (esperada) del ruido. Por lo tanto, existe una probabilidad de que $\sigma_{\eta,act}^2 > \sigma_{\eta}^2$ (que se cuantifica mediante la Ecuación 4.3). En este sentido, si el umbral de detección del DEC se determina considerando σ_{η}^2 , todos los eventos de detección en los cuales $\sigma_{\eta,act}^2 > \sigma_{\eta}^2$ indicarán la presencia de una señal primaria aún cuando ésta se encuentre atenuada. Por lo tanto, a medida que B es mayor, la P_D del DEC aumenta de acuerdo a la probabilidad de $\sigma_{\eta,act}^2 > \sigma_{\eta}^2$ aún para valores bajos de SNR. En cambio, el DEA ajusta el umbral de detección en función de la estima de $\sigma_{\eta,act}^2$ por lo que un incremento en la potencia de ruido resulta en un incremento proporcional en el valor del umbral de detección, logrando que la P_D se mantenga según lo esperado por el modelo teórico del detector de energía.

Los valores de SNR considerados en la Figura 6.3(b) se refieren a la relación (para efectos de evaluación) entre la potencia de la señal recibida y la potencia nominal del ruido, independientemente de la cantidad de incertidumbre presente en el sistema. Se observa en las curvas de la Figura 6.3(b) que para la región inferior de los valores de SNR (SNR < -10 dB) la

P_D del DEC tiende a hacerse constante. Esto se debe a que para esta región de SNR, la componente dominante en la potencia total recibida es la potencia del ruido y para B dB de incertidumbre la diferencia entre $\sigma_{\eta,act}^2$ y σ_{η}^2 se mantiene aproximadamente constante (depende del valor esperado de $\sigma_{\eta,act}^2$). Entonces, la P_D se mantiene aproximadamente constante porque se utiliza con un valor de umbral fijo y no hay una componente de señal primaria que afecte significativamente la potencia total recibida.

Si las curvas ROC y de sensibilidad fueran las únicas métricas de desempeño de un detector, entonces el DEC se podría considerar una mejor opción que el DEA ya que presenta una P_D mayor para valores bajos de P_{FA} en entornos de baja SNR y con menor complejidad de implementación. Sin embargo, el hecho de que la P_D del DEC sea mayor que la P_D del DEA en presencia de incertidumbre no necesariamente significa que el desempeño total del DEC es mejor que el desempeño total del DEA.

De acuerdo con el criterio CFAR, el detector de energía se diseña para que mantenga una P_{FA} constante durante su operación. En este sentido, para validar lo anterior, se evaluó el DEC y el DEA en un entorno de solo ruido, esto es, considerando que no hay incertidumbre y que existen $B = 2$ dB de incertidumbre de ruido. Los resultados de esta evaluación se muestran en la Figura 6.4(a). Es posible observar en la Figura 6.4(a) que a medida que la incertidumbre de ruido aumenta, el DEC tiende a declarar la presencia de una señal primaria sin importar que únicamente exista ruido en el receptor secundario, incrementando la P_{FA} observada en la práctica. La causa es precisamente la misma que la del incremento de la P_D en la curva ROC: el umbral fijo del DEC no considera las variaciones en la potencia de ruido por lo que siempre que $\sigma_{\eta,act}^2 > \sigma_{\eta}^2$ declarará que hay una señal presente aunque sólo haya ruido, incrementando con esto la P_{FA} observada en la práctica. Ahora bien, la P_{FA} del DEA observada en la práctica también es ligeramente mayor que la P_{FA} esperada para los dos casos de incertidumbre evaluados. Esto se debe a la incertidumbre residual causada por los errores en la estimación de la potencia de ruido.

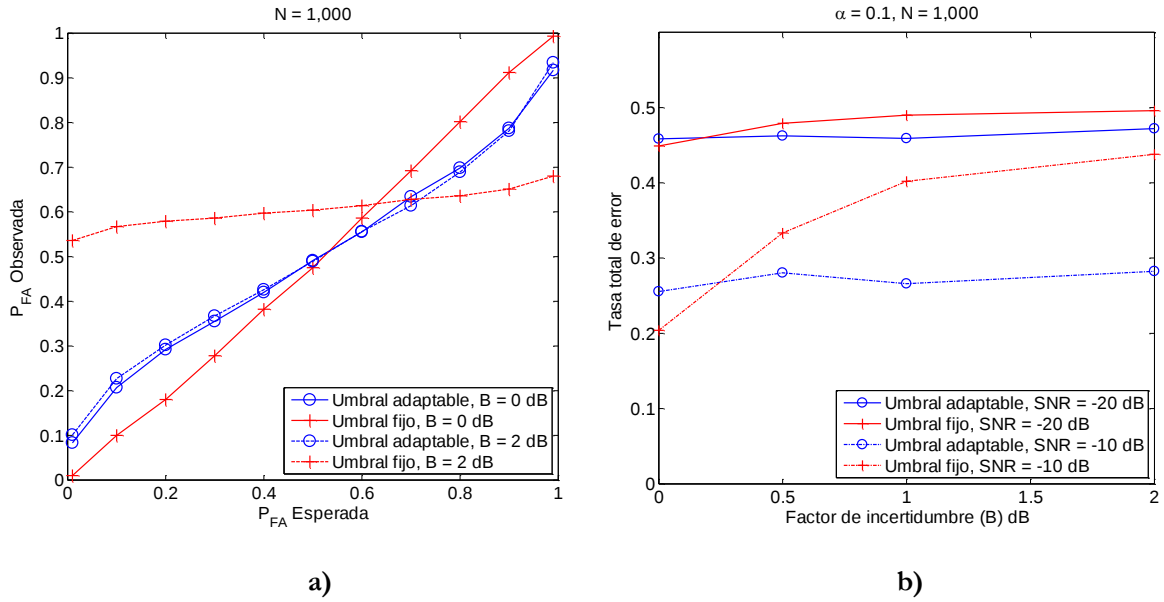


Figura 6.4. Curvas $P_{FA} - P_{FA}$ (a) y de Tasa total de error (b) del DE con umbral fijo y con umbral adaptable considerando dos casos de incertidumbre: $B = 0$ dB (no hay incertidumbre) y $B = 2$ dB de incertidumbre.

Aún cuando la incertidumbre residual en el DEA afecta ligeramente la P_{FA} observada en la práctica, a medida que la incertidumbre aumenta, la tasa total de error del DEA es menor que la del DEC, es decir el DEA resuelve, en total, una menor cantidad de decisiones erróneas que el DEC. Esto se observa en la Figura 6.4(b). Con las curvas de tasa total de error se resume el desempeño general del detector de energía y de acuerdo a los resultados que se presentan, el desempeño total en términos de capacidad de decisión correcta del DEA es mejor que el del DEC en presencia de incertidumbre de ruido porque presenta una menor tasa total de error.

Otro aspecto a evaluar es el impacto del tiempo de detección en el desempeño de los algoritmos de detección. Es de esperarse que a medida que el tiempo de detección aumenta, y por consiguiente también la cantidad de muestras N utilizadas, el desempeño del detector mejora. Como puede observarse en la Figura 6.5(a), esto se cumple para el DEA en los dos casos de incertidumbre evaluados. Sin embargo, para el DEC cuando $B = 2$ dB este supuesto no se cumple. Esto confirma la discusión que se presenta en el Capítulo 4, sección 4.3, donde se establece que, en presencia de incertidumbre, el DEC presenta un límite en el SNR para el

cual no es posible mejorar la P_D ni incrementando el número de muestras de la señal consideradas para la detección. En cambio, el DEA mejora su P_D cuando se incrementa N , y esto se debe a que el ajuste en el valor del umbral que se realiza de acuerdo a la estima de la potencia del ruido permite maximizar la P_D para la P_{FA} considerada en la determinación del umbral.

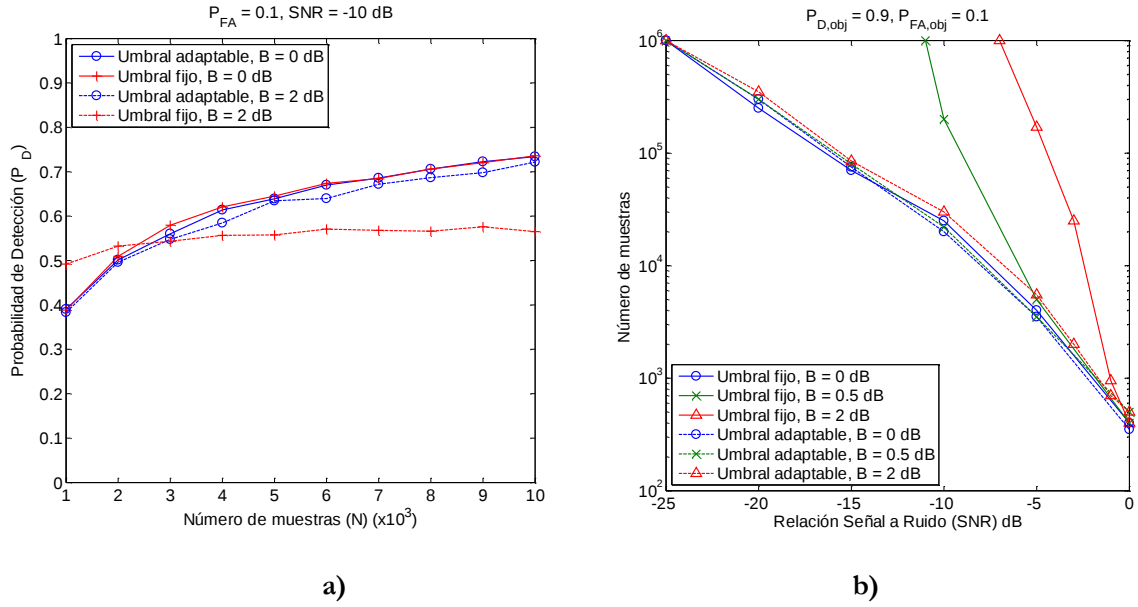


Figura 6.5. Curva de complejidad de la muestra (a) y de SNR Wall (b) para el detector de energía cuando $M = 1$.

Esta característica de adaptabilidad a las condiciones del ruido del DEA permite diseñar un detector que mejore su desempeño en función del tiempo de detección, sin que la incertidumbre de ruido limite su rango de sensibilidad. La curva de SNR Wall que se muestra en la Figura 6.5(b) permite observar como el DEA tiene la capacidad de lograr el par $(P_{D,obj} = 0.9, P_{FA,obj} = 0.1)$ objetivo para todos los valores de SNR evaluados y en todos los casos de incertidumbre, siempre y cuando la cantidad de muestras utilizadas para la detección se incrementen tanto como sea necesario. No siendo así para el DEC, que valores de $B > 0$ presenta un límite en el SNR para el cual el par $(P_{D,obj} = 0.9, P_{FA,obj} = 0.1)$ no se puede lograr ni cuando $N \rightarrow \infty$, limitándolo a operar confiablemente únicamente para un rango de SNR definido por la cantidad de incertidumbre. Por ejemplo, el DEC que opera bajo 2 dB de incertidumbre puede mantener las P_D y P_{FA} objetivo únicamente para valores de SNR > -7 dB.

6.3.2 Detector de energía adaptable considerando el algoritmo EvA-NPE cuando $M \geq 2$

En esta sección se presenta la evaluación del DEA para múltiples receptores. El algoritmo EvA-NPE se utiliza para estimar la potencia de ruido y adaptar el umbral de detección a dicha potencia. Al igual que las evaluaciones presentadas en la sección anterior en esta evaluación se compara el desempeño del DEA con el desempeño del DEC, para el cual también se considera una configuración de múltiples receptores. Para esta configuración, el número de muestras N corresponde al número de muestras que captura cada receptor, por lo que el número de muestras total utilizado para la detección corresponde a $O = (M)(N)$.

Las Figuras 6.6(a) y 6.6(b) corresponden a las curvas ROC y de sensibilidad, respectivamente. Se evaluó el desempeño del DEA y del DEC cuando el factor de incertidumbre es $B = 0$ dB y $B = 2$ dB. El número de muestras por receptor y el número de receptores considerados para la obtención de estas curvas es $N = 1,000$ y $M = 2$. Los resultados mostrados en las curvas ROC corresponden a una $\text{SNR} = -10$ dB y los valores para la P_D en la curva de sensibilidad se obtuvieron fijando una $P_{FA} = 0.1$, es decir $\alpha = 0.1$ en la determinación del umbral de detección.

El comportamiento de las curvas mostradas en la Figura 6.6(a) y 6.6(b) es similar al de las curvas equivalentes para el caso donde $M = 1$ presentadas en la Figura 6.3(a) y 6.3(b). Analizando las curvas ROC, se observa que para la región de $P_{FA} < 0.1$ y $\text{SNR} < -12$ dB, la P_D del DEC es mayor que la P_D del DEA cuando $B = 2$ dB, pero esta no presenta una mejora significativa cuando la P_{FA} de diseño aumenta, tal como sucede en el caso de $M = 1$. El argumento para este comportamiento es el mismo que el presentado en la sección anterior, cuando $B = 2$ dB las variaciones aleatorias en la potencia de ruido ocasionan que en algunos periodos de detección la potencia total recibida aumente, por lo que la P_D aumenta si el umbral de detección no se ajusta a los incrementos en la potencia del ruido. En este sentido, es posible afirmar que incluir múltiples receptores en la configuración del DE no resuelven el problema de la incertidumbre de ruido si el umbral de detección no se adapta adecuadamente a las estadísticas del ruido presente al momento de la detección.

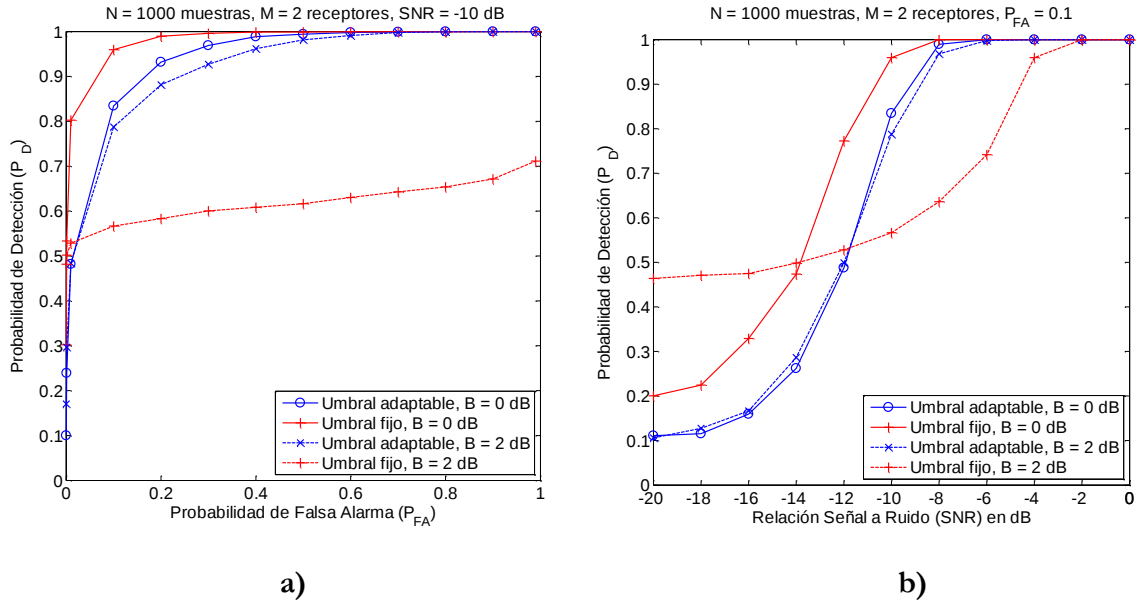


Figura 6.6. Curvas ROC (a) y de sensibilidad (b) del DE considerando umbral adaptable (azul) y fijo (roja) considerando. El algoritmo EvA-NPE se utiliza para adaptación del umbral.

Al igual que en el caso del DEC con $M = 1$, para el DEC con múltiples receptores no se observa una mejora en la P_D al incrementar N . Esto se puede verificar en la Figura 6.7(a) donde la P_D lograda por el DEC cuando $B = 2$ dB no aumenta más allá de 0.6 ni cuando la cantidad de muestras por receptor incrementa de $N = 1,000$ a $N = 10,000$. Lo anterior indica que en presencia de incertidumbre de ruido, es decir para valores de $B > 0$ dB, el DEC no es capaz de mejorar su desempeño, sin importar que el tiempo de observación de las señales se incremente o que se consideren múltiples receptores. En cambio el DEA logra mejorar su desempeño cuando N se incrementa, llegando incluso a valores de $P_D = 1$ (siempre se detectará la presencia de la señal primaria) para valores $N \geq 4,000$ muestras, y para un valor de $B = 2$ dB.

Por otro lado, la cantidad de receptores que se utiliza para la detección también tiene un impacto en el desempeño del detector de energía. En la Figura 6.7(b) se muestra la P_D del DE en función de la cantidad de receptores utilizados, en este caso cada receptor utiliza $N = 1,000$ muestras de la señal recibida. Es posible observar que para las mismas condiciones de SNR para las que se obtuvo la curva de complejidad de la muestra, nuevamente el DEC no es capaz de mejorar su capacidad de detección en presencia de incertidumbre, a pesar de

que incrementa M . Por otro lado, la estrategia de adaptar el umbral de detección a las variaciones en la potencia de ruido permite que el desempeño del DE se mantenga constante y aproximadamente igual al desempeño esperado según el modelo teórico del detector para un factor de incertidumbre de ruido $B > 0$ dB.

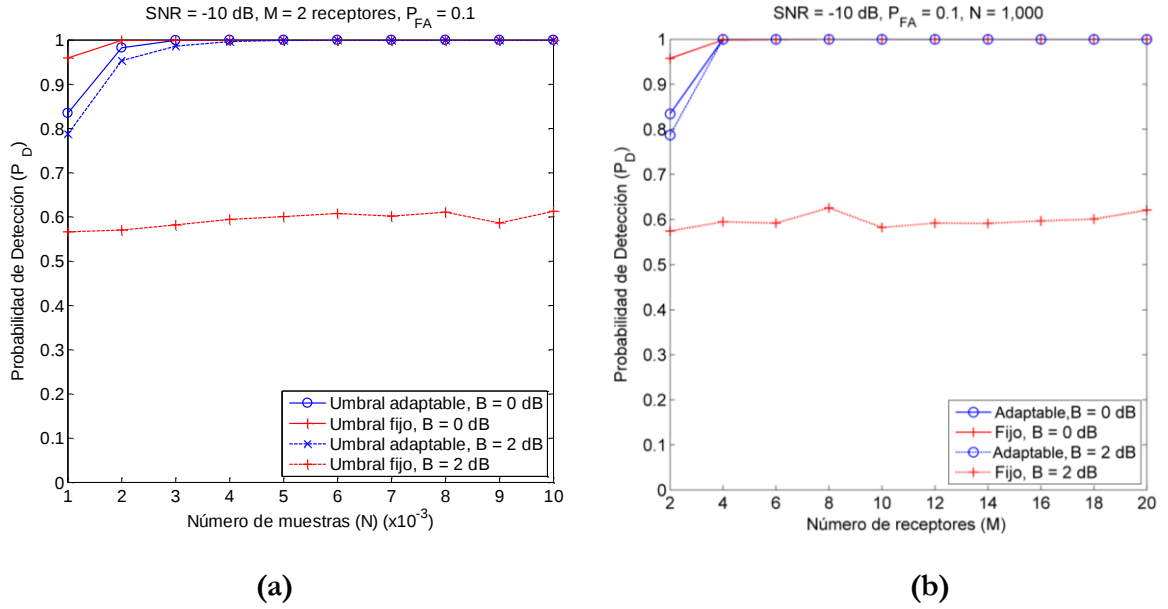


Figura 6.7. Curvas de complejidad de la muestra (a) y de complejidad espacial (b) del DE con umbral adaptable (azul) y umbral fijo (rojo) en función del factor de incertidumbre de ruido B .

La capacidad del DEA para mantener una tasa constante de falsas alarmas en la práctica se muestra en la Figura 6.8(a). En la gráfica se puede observar que los valores de P_{FA} que el DEA observa en la práctica son aproximados a los valores de P_{FA} de diseño, es decir, los esperados según la formulación del umbral. De hecho, para valores de P_{FA} esperada ≤ 0.2 la diferencia entre la P_{FA} observada y la P_{FA} esperada es despreciable. La mejora en la tasa total de error del DEA es notable con respecto al DEC, sobre todo cuando la $SNR = -10$ dB. Esto se puede observar en la Figura 6.8(b). Más aún, la tasa total de error del DEA se mantiene constante a pesar de que el factor de incertidumbre B aumenta. Estos resultados, al igual que en el caso donde $M = 1$ demuestran la mejora en el desempeño en presencia de incertidumbre del detector de energía cuando se integra el uso de técnicas de estimación de la potencia de ruido para adaptar el umbral de detección.

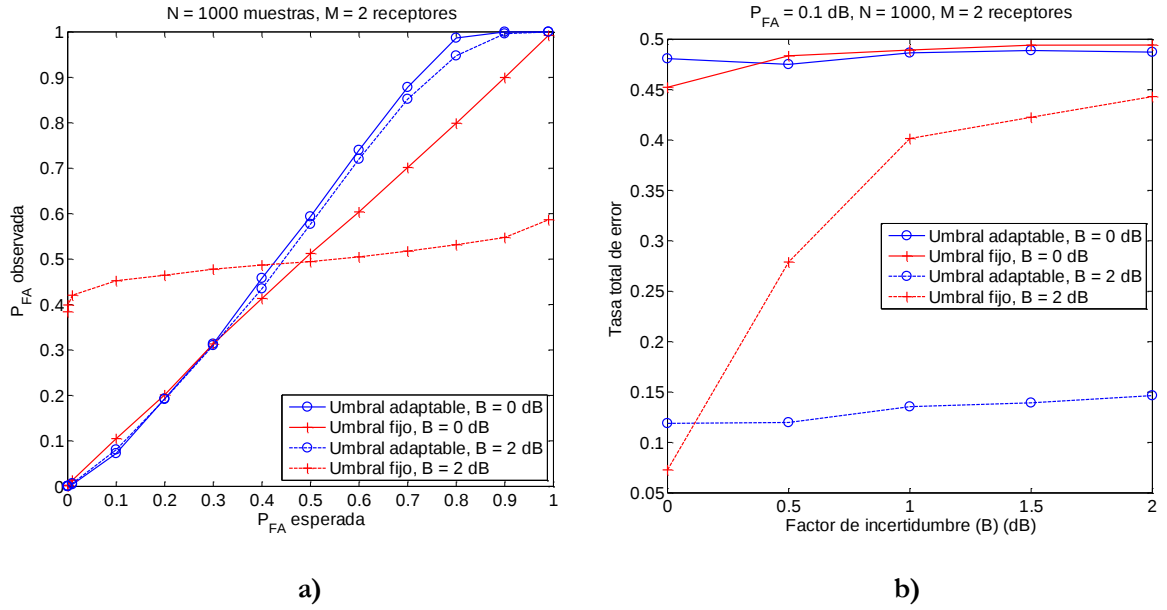


Figura 6.8. Curvas P_{FA} - P_{FA} (a) y de Tasa total de error del DE (b) con umbral adaptable (azul) y con umbral fijo (rojo).

Finalmente, la curva de SNR Wall se presenta en la Figura 6.9. Al igual en el caso donde $M = 1$, la adaptación del umbral considerando el algoritmo EvA-NPE permite que el DEA logre los pares $(P_{D,obj} = 0.9, P_{FA,obj} = 0.1)$ objetivo para todos los valores de SNR evaluados. Los valores de N necesarios para que el DEA en configuración de múltiples receptores logre el par objetivo de P_D y P_{FA} cuando $B = 0 \text{ dB}$ es aproximado a los valores de N requeridos por el DEA cuando $M = 1$. Sin embargo, es posible observar que a medida que el factor de incertidumbre aumenta, se incrementa el número de muestras requeridas para que el DEA cumpla con el desempeño objetivo. Esto se debe a que los resultados mostrados en la Figura 6.9 se consideran $M = 2$ receptores únicamente, y de acuerdo a la caracterización de algoritmo presentada en el Capítulo 5, sección 5.3.1, existe un margen de incremento en el error de estimación causado por la incertidumbre de ruido que se corrige al incrementar el número de muestras considerado en la estimación.

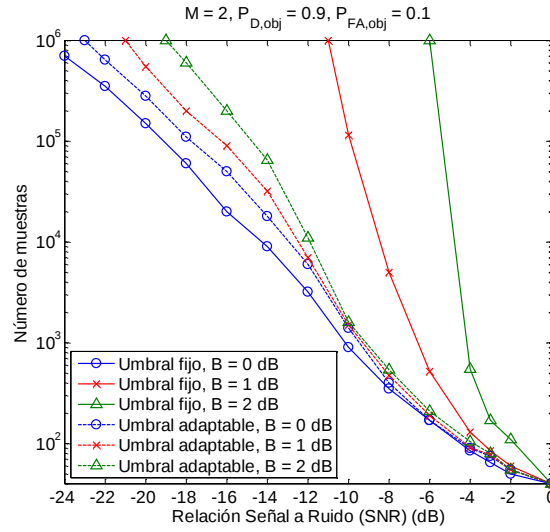


Figura 6.9. Curvas de SNR Wall del detector de energía con umbral fijo y con umbral adaptable.

6.4 Comparación del desempeño del detector de energía adaptable con otras propuestas para reducir los efectos de la incertidumbre de ruido publicadas en la literatura

Para validar la efectividad del detector de energía adaptable (DEA) cuando se consideran las técnicas de estimación de la potencia de ruido propuestas en este trabajo de tesis, en esta sección se presenta un análisis comparativo del desempeño del DEA con otras estrategias de estimación de la potencia de ruido para la adaptación del umbral de detección reportadas en la literatura. Las métricas de desempeño de los detectores con los que se compara los resultados de este trabajo de tesis se obtuvieron de las curvas de resultados que se presentan y discuten en los artículos analizados [40], [43], [44], [70], [88]. Los resultados en los que se consideran múltiples receptores [40], [44], [88] se comparan con el DEA utilizando el algoritmo EvA-NPE, mientras que las propuestas donde el detector utiliza un solo receptor [43], [70] se comparan con el DEA considerando el algoritmo FDMF para la estimación de la potencia del ruido.

En la referencia [40] se propone un detector de energía (denotado como Ref_40) que adapta el umbral de detección en función de una estima de la potencia de ruido. Se supone que el US tiene acceso a canales dedicados para la estimación de la potencia de ruido, en los cuales no se permiten transmisiones de ningún tipo. Para la adaptación del umbral se determina la MLE a partir de las muestras capturadas en el canal dedicado. Los resultados que presentan en [40] corresponden a la evaluación numérica de las P_D y P_{FA} analíticas del detector Ref_40. La comparación de la P_D obtenida por el DEA (considerando el algoritmo EvA-NPE para la estimación de la potencia de ruido) y la P_D del detector Ref_40 se presenta en la tabla 6.2

Tabla 6.2. Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [40] considerando SNR = 0 dB, $N = 10$ muestras y $M = 2$ receptores

DEA	P_D	0.075	0.09	0.11	0.12	0.13	0.135	0.14	0.144	0.15	0.165
	P_{FA}	0.001	0.002	0.003	0.004	0.005	0.006	0.007	0.008	0.009	0.01
Ref_40	P_D	0.003	0.005	0.008	0.01	0.013	0.016	0.018	0.02	0.022	0.025
	P_{FA}	0.001	0.002	0.003	0.004	0.005	0.006	0.007	0.008	0.009	0.01

De acuerdo a los resultados presentados en la Tabla 6.2, el DEA logra en promedio una P_D 11% mayor que la del detector Ref_40 para los valores de P_{FA} evaluados. Además, para el DEA no se requiere la asignación de canales dedicados para la estimación de la potencia de ruido, ya que la estimación se lleva a cabo utilizando las muestras que el detector recibe para la detección. Así, se evita la incertidumbre residual que se provoca al utilizar muestras de ruido de un canal distinto al observado durante la detección.

En [70] proponen un detector de energía adaptable (denotado por Ref_70) que utiliza una estrategia de estimación conjunta de las potencias del ruido y de la señal primaria. Utilizando ambas estimas (potencia del ruido y de la señal primaria), se determina el valor de umbral óptimo que minimiza la probabilidad total de error. La comparación de la P_D del DEA considerando el algoritmo FDMF para la estimación de la varianza del ruido y la P_D del detector Ref_70 para $N = 16,386$ muestras, un factor de incertidumbre $B = 2$ dB y una $P_{FA} = 0.01$ se muestra en la Tabla 6.3

Tabla 6.3 Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [70] considerando $P_{FA} = 0.01$ dB, $N = 16,384$ muestras y $B = 2$ dB de incertidumbre

DEA	P_D	0.35	0.5	0.7	0.88	0.96	1	1
	SNR	-20	-18	-16	-14	-12	-10	-8
Ref_70	P_D	0.67	0.85	0.95	1	1	1	1
	SNR	-20	-18	-16	-14	-12	-10	-8

Es posible observar en la Tabla 6.3 que la P_D del DEA es en promedio 26% menor que la P_D del detector Ref_70 para valores de SNR < -12 dB, mientras que los dos detectores mantienen una P_{FA} constante e igual a 0.01. Esto implica que para lograr la misma P_D que presenta el detector de la Ref_70, el DEA requiere observar la señal recibida por un periodo mayor de tiempo, lo que significa una reducción del tiempo útil para la transmisión de información del US. Esto representa una desventaja para el DEA con respecto al detector Ref_70. Sin embargo, en los resultados que se muestran en [70], se supone que el ancho de banda de la señal primaria es significativamente menor que el ancho de banda observado por el detector. Si este supuesto no se cumple, entonces el detector Ref_70 no es capaz de determinar el umbral de detección que requiere para operar, ya que la estrategia de estimación no puede extraer la información necesaria para estimar la potencia del ruido. En este sentido, si el US no conoce el ancho de banda de la señal primaria con precisión, entonces el detector Ref_70 no asegura una detección confiable, porque no es capaz de determinar el umbral de detección que requiere para operar. No siendo así para el caso del DEA, el cual opera sin importar si el ancho de banda de la señal primaria es igual o menor que el ancho de banda del canal observado.

El modelo de detección considerado en [43] consiste en integrar dos periodos de detección, uno en el que se aplica una técnica de detección de alta precisión (detección precisa), y otro donde se aplica una técnica de detección menos precisa, pero de mayor agilidad para tomar una decisión (conocida como detección relajada). Durante el periodo de detección relajada, se utiliza un detector de energía (nombrado como Ref_43), que utiliza la estima del intervalo de incertidumbre de ruido para determinar un conjunto de umbrales (en el documento obtienen 5 valores de umbral, pero no justifican la elección de este número) el cual

se utiliza para tomar un conjunto de decisiones, a partir de las cuales toma la decisión final sobre la ocupación de un canal. Para estimar el intervalo de incertidumbre se utilizan las muestras de la señal para las que la decisión de alguno de los periodos de detección precisa fue H_0 (sólo ruido). La comparación de la P_D del DEA (utilizando el algoritmo FDMF) y la P_D del detector Ref_43 considerando $P_{FA} = 0.1$, $N = 1,000$, y $B = 2$ dB se presenta en la Tabla 6.4

Tabla 6.4 Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [43] considerando $P_{FA} = 0.01$ dB, $N = 1,000$ muestras y $B = 2$ dB de incertidumbre

DEA	P_D	0.616	0.68	0.77	0.83	0.88	1
	SNR (dB)	-10	-8	-6	-4	-2	0
Ref_43	P_D	0	0	0	0.01	0.81	1
	SNR (dB)	-10	-8	-6	-4	-2	0

A partir de la información de la Tabla 6.4 se observa que el desempeño del DEA es significativamente superior que el del detector Ref_43, ya que la P_D para valores del SNR < -2 dB es 72% mayor en promedio. Esto significa que el detector Ref_43 no es confiable para la detección de señales que presenten baja SNR. Además, en los resultados presentados en [43] no se incluye una evaluación sobre la P_{FA} que el detector logra en la práctica, por lo que no es posible asegurar si el valor de $P_{FA} = 0.1$ que se considera en la determinación del umbral se cumple en la práctica.

El detector que proponen en [44] (Ref_44), considera dos estrategias de estimación de la potencia de ruido, una *off-line* donde la potencia de ruido se estima (suponiendo que el detector cuenta con muestras de ruido para obtener la MLE) durante un periodo de tiempo previo al periodo de detección, y otra *on-line* en la cual se aprovechan las muestras de la señal a partir de las cuales el detector decidió (en periodos de detección anteriores) que sólo hay ruido presente. La estima de la potencia de ruido se utiliza para adaptar el umbral de decisión del detector de energía Ref_44. La P_D en función de la SNR para el detector Ref_44 y el DEA (considerando el algoritmo EvA-NPE) se presenta en la Tabla 6.5.

Tabla 6.5 Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [44] considerando $P_{FA} = 0.05$ dB, $N = 10$ muestras y $M = 5$ receptores

DEA	P_D	0.215	0.25	0.372	0.6	0.85	0.96
	SNR (dB)	-10	-8	-6	-4	-2	0
Ref_44	P_D	0.15	0.25	0.4	0.6	0.8	0.9
	SNR (dB)	-10	-8	-6	-4	-2	0

Según los resultados de la Tabla 6.5, se establece que ambos detectores ofrecen un desempeño similar. Sin embargo, los resultados que se presentan en [44] no permiten afirmar que el desempeño mostrado para el detector Ref_44 se obtuvo bajo condiciones de incertidumbre de ruido, ya que no se especifica en la descripción de las evaluaciones. Los resultados para el DEA que se presentan en la Tabla 6.5 consideran $B = 2$ dB de incertidumbre. Aún cuando el desempeño que se observa para ambos detectores es comparable, es importante mencionar que la estrategia de estimación del detector Ref_44 depende de que las decisiones previas donde se declara que sólo hay ruido presente en el canal sean correctas, de lo contrario la estima de la potencia de ruido será incorrecta.

Por último, en [88] consideran, al igual que en las propuestas descritas anteriormente, que el US tiene acceso a un conjunto de muestras de ruido, a partir de las cuales obtiene la MLE de la potencia. Con esta información se adapta el umbral de detección para el detector de energía propuesto (denotado como Ref_88). La Tabla 6.6 compara la P_D del DEA y del detector Ref_88 considerando $N = 100,000$.

Tabla 6.6 Comparación de la P_D obtenida por el DEA y la P_D presentada en los resultados de la referencia [88] considerando $P_{FA} = 0.05$ dB, $N = 10^5$ muestras y $M = 5$ receptores

DEA	P_D	0.318	0.87	0.95	1
	SNR (dB)	-25	-20	-15	-10
Ref_88	P_D	0.4	0.95	1	1
	SNR (dB)	-25	-20	-15	-10

De los detectores analizados hasta este punto, el Ref_88 es el detector que presenta una formulación para el umbral de detección similar a la considerada para DEA. La diferencia entre ambas propuestas es que la estrategia de estimación considerada en [88] supone que el US tiene

acceso a muestras de ruido que representan el estado actual de ruido durante cada intervalo de detección. Sin embargo, como argumentan los autores en [44], en la práctica es difícil garantizar la disponibilidad de muestras de ruido, así como también, que el ruido se distribuye uniformemente en todas las bandas de frecuencia. Comparando la P_D de ambos detectores en la Tabla 6.4, es posible observar que existe una reducción de la P_D del DEA con respecto a la P_D del detector Ref_88, esto se debe a que en los resultados de la evaluación del detector Ref_88 las muestras de ruido utilizadas para estimar la potencia de ruido representan exactamente el proceso de ruido presente durante la detección, mientras que para el DEA se considera la aplicación del algoritmo FDMF para la estimación de la potencia del ruido, el cual introduce un factor de error de estimación que causa un decremento en la P_D del DEA.

A partir de las comparaciones presentadas en esta sección, se establece que el desempeño del DEA en conjunto con las estrategias de estimación de la potencia de ruido propuestas en este trabajo de tesis, permite reducir los efectos negativos de la incertidumbre de ruido, ya que el desempeño que presenta el DEA es superior las propuestas similares publicadas en la literatura.

6.5 Resumen del capítulo

En este capítulo se presentan los resultados de la evaluación del detector de energía con umbral adaptable considerando $M = 1$ receptor, donde el algoritmo FDMF se utiliza para la estimación de la potencia de ruido; y considerando $M \geq 2$ donde la estimación de la varianza del ruido se realiza utilizando el algoritmo EvA-NPE. Se realiza un análisis comparativo del desempeño del detector de energía adaptable (DEA) y del detector de energía convencional (DEC), es decir, aquél cuyo umbral de detección se determina en función de la potencia nominal de ruido y no se modifica durante la operación del detector, en presencia de incertidumbre.

También se presenta un análisis comparativo de métricas de evaluación (P_D y sensibilidad) correspondientes a varios detectores propuestos en la literatura que presentan una estructura similar o comparable con el DEA, es decir, que incorporan estrategias de estimación de la potencia de ruido con el propósito de adaptar el umbral de detección del detector de

energía. La conclusión del análisis es que la P_D que logra el DEA con cualquiera de las dos técnicas de estimación de la potencia de ruido propuestas en este trabajo de tesis (FDMF y EvA-NPE, según aplique) es similar e incluso superior (para algunos detectores) que los detectores analizados.

Como se menciona en el Capítulo 4, la incertidumbre de ruido es inevitable en todo sistema de comunicaciones. Entonces es posible afirmar que, de acuerdo a los resultados presentados en este capítulo, la estrategia propuesta que consiste en utilizar técnicas de estimación de la potencia de ruido para adaptar el umbral de detección para el detector de energía, mejora el desempeño total del detector de energía. En el capítulo siguiente se presentan las conclusiones resultado del análisis de los resultados presentados en este capítulo.

Conclusión

Las redes móviles e inalámbricas del futuro requerirán el trabajo conjunto de múltiples redes y tecnologías de acceso – satelitales y terrestres - para optimizar la entrega de servicios de comunicaciones que presenten requerimientos y condiciones de operación variados. Lo anterior implica un cúmulo de retos a resolver. En particular, para lograr la integración de múltiples tecnologías, es necesario resolver los problemas de interoperabilidad entre múltiples redes y una variedad de dispositivos conectados a ellas. Se necesitan soluciones que permitan acomodar distintas tasas de transmisión, así como requerimientos en calidad de servicio, seguridad y costos, de acuerdo a las expectativas de los usuarios. Además de lo anterior, un aspecto de particular importancia para esta coexistencia entre múltiples redes heterogéneas es la disponibilidad ubicua de espectro. Ya que, aún cuando múltiples sistemas de comunicaciones operen de manera conjunta para proveer la conectividad transparente que requerirán los usuarios y servicios del futuro, de nada servirá resolver los problemas de interoperabilidad entre redes heterogéneas si no se cuenta con la disponibilidad suficiente de espectro para atender dichos requerimientos.

La compartición de espectro es una solución prometedora para mitigar el problema de la “aparente” escasez espectral. A través de la compartición de espectro, será posible que las redes y tecnologías de acceso que no dispongan de recurso espectral propio, puedan acceder al recurso espectral disponible de otras redes, el cual, según múltiples estudios, abunda dentro de las bandas reguladas. La innovación en las políticas de administración del espectro, incluyendo el acceso al espectro compartido o no regulado a través de mecanismos de compartición del espectro, reducirá la exclusión de compañías que pretendan ingresar al mercado de las telecomunicaciones promoviendo una mayor inversión en la innovación de las tecnologías móviles. Este escenario orillará a los gigantes proveedores de servicios inalámbricos a enfrentar una mayor competencia, originando como resultado un beneficio para el consumidor final.

El Acceso Dinámico al Espectro (DSA) es un paradigma en los sistemas de comunicaciones inalámbricos que lleva la compartición de espectro a un nivel más allá en la evolución, integrando capacidades cognoscitivas dentro de los dispositivos que hacen uso del

espectro. El Radio Cognoscitivo se propone como la tecnología habilitadora del DSA, ya que cuenta con las capacidades tecnológicas necesarias para hacer uso eficiente del espectro, aprovechándolo al máximo, sin afectar a los sistemas que ya habitan en él. El DSA establece que usuarios que pertenecen a una red inalámbrica pueden utilizar los canales de comunicación de otras redes, y que varios usuarios pueden utilizar el mismo canal al mismo tiempo, siempre y cuando la interferencia sobre los usuarios de mayor jerarquía se mantenga por debajo de un nivel aceptable. Este paradigma de acceso al espectro se visualiza como una solución prometedora para mantener una provisión estable del recurso espectral. Sin embargo, a pesar de que el DSA ha sido objeto de un cúmulo de estudios durante más de 15 años (que abarcan desde los problemas que surgen en el diseño de la capa física dentro del protocolo de comunicación de las CRs, hasta las implicaciones financieras o sociales que la implementación del DSA conllevaría) aún no se ha determinado un único camino para el diseño de un sistema que cumpla, en su totalidad, con los principios de operación del DSA. Existen aspectos tecnológicos, económicos, regulatorios y sociales que aún requieren de estudio para identificar cuáles son las condiciones necesarias y suficientes para asegurar que el DSA sea viable y que puede ser considerado como una solución y no un problema para las redes y sistemas inalámbricos del futuro.

7.1 Resumen del trabajo de investigación

En un sistema de DSA, la detección confiable del espectro sub-utilizado garantiza la interacción libre de interferencia entre los sistemas primario y secundario, asegurando con ello una mayor eficiencia en el uso del espectro. Sin embargo, existen factores que le dificultan al detector de espectro tomar decisiones acertadas y confiables: las dinámicas del entorno de radio, la heterogeneidad en los sistemas primarios, el desconocimiento de la distribución espacial de los usuarios primarios, la limitación en el tiempo de observación de las señales, la poca o nula comunicación entre los sistemas primario y secundario, entre otros. De acuerdo a lo anterior, se requiere que las técnicas de detección de espectro sean capaces de resolver el estado del espectro en condiciones adversas de operación, con conocimiento limitado sobre las señales que transmiten los sistemas primarios, de manera precisa y en el menor tiempo posible.

Estos requerimientos significan retos importantes a resolver en el diseño de los algoritmos de detección de espectro.

En este trabajo de tesis se aborda el problema de la incertidumbre de ruido que enfrentan los detectores de energía aplicados para la detección de espectro en Redes de Radio Cognoscitivo. Se propone reducir los efectos negativos que la incertidumbre de ruido causa en el desempeño del detector de energía utilizando técnicas de estimación de la potencia de ruido que permiten adaptar el umbral de detección del detector de energía a las variaciones en la potencia de ruido, ocasionadas por las dinámicas del entorno de radio en el que opera el dispositivo cognoscitivo. Se presenta un análisis sobre la formulación del proceso de la detección de energía y los requerimientos que esta presenta. Se discute sobre las implicaciones de determinar valores sub-óptimos para el umbral de detección y cómo la existencia de incertidumbre limita la sensibilidad del detector.

7.2 Conclusiones y lecciones aprendidas

El principio de operación de un detector de energía lo hace vulnerable a los cambios inesperados en la potencia de ruido, ya que depende del conocimiento preciso de este parámetro para tomar decisiones acertadas sobre el estado de ocupación del espectro. La detección de energía es atractiva para su implementación en sistemas de detección de espectro debido a su sencillez y a su capacidad para detectar una gran variedad de señales, sin la necesidad de conocer sus características. En este sentido, lograr que un detector de energía presente un desempeño favorable, hasta cuando las condiciones de operación sean adversas, resulta conveniente para el diseño de sistemas de DSA.

El trabajo de investigación realizado en esta tesis doctoral se concentra en la mejora del desempeño del detector de energía cuando éste opera en presencia de incertidumbre y en condiciones de baja SNR. Para lograr lo anterior se proponen dos técnicas para la estimación de la potencia del ruido que permiten adaptar el umbral de detección del detector de energía a las condiciones de ruido presentes al momento de la detección. Con esto, se logra reducir los efectos negativos de la incertidumbre de ruido, como se puede comprobar mediante los resultados de la evaluación del detector de energía presentados en el Capítulo 6. Más aún, la

solución propuesta se puede aplicar en esquemas de detección local y cooperativa, ya que se proponen dos algoritmos para la estimación de la potencia del ruido que resultan ad-hoc para cada caso.

De los resultados presentados es posible concluir que, para sistemas uni-receptor ($M = 1$), el detector de energía adaptable (DEA) reduce en un 17% la tasa total de error (corresponde al promedio de las tasas de error obtenidas para los casos donde la incertidumbre es $B > 0$ dB) con respecto al detector de energía convencional (DEC) cuando el SNR es -10 dB y $N = 1000$ muestras se utilizan para la detección. La diferencia entre las tasas de error del DEA y del DEC aumenta a medida que N se incrementa, incluso cuando la SNR disminuye. Esto quiere decir que, para el caso particular de SNR = -10 dB y $N = 1000$, el DEA tiene un 17% menos de probabilidad de cometer un error al decidir si la banda espectral está vacante o si está ocupada que el DEC. Para los sistemas multi-receptor (particularmente para $M = 2$), el DEA (utilizando el algoritmo EvA-NPE) presenta una reducción del 52% en promedio en la tasa total de error comparado con el DEC y, la reducción de la tasa de error es mayor conforme la incertidumbre aumenta, observando una reducción de hasta 60% cuando $B = 2$ dB, esto considerando $N = 1,000$ muestras por receptor de la señal recibida. Al igual que para el caso donde $M = 1$, un aumento en N reduce aún más la tasa de error del DEA, aunque en este caso, el detector cuenta con otro grado más de libertad para incrementar el desempeño: la cantidad de receptores.

Otro aspecto que mejora en forma efectiva la propuesta presentada en esta tesis es la sensibilidad del detector de espectro. El análisis detallado de las curvas de SNR Wall permite concluir que para $B = 2$ dB, el DEA es capaz de detectar la presencia de señales primarias con un 90% de probabilidad con 8 dB y 13 dB más de atenuación que el DEC cuando $M = 2$ y $M = 1$, respectivamente, manteniendo una tasa constante de falsas alarmas del 10%. Esto se traduce en la posibilidad de mantener un nivel de detección confiable en entornos de operación ruidosos, o donde las características del entorno de comunicaciones causen atenuaciones severas a las señales primarias, mientras se mantiene un aprovechamiento adecuado de las oportunidades de uso secundario del espectro.

7.2.1 Lecciones aprendidas

La detección de señales en el contexto de la CR enfrenta múltiples retos derivados de la diversidad de sistemas y tecnologías con los que la CR deberá interactuar. Esta heterogeneidad de tecnologías implica que las señales de interés, las cuales se deben detectar oportunamente, cambien en función del tiempo, de la ubicación geográfica, de la banda espectral observada y de las características propias de los sistemas involucrados. Lo anterior conlleva a la utilización de técnicas de detección ciegas o semi-ciegas, que faciliten la decisión sobre la presencia de dichas señales, sin necesitar información precisa sobre su estructura en un instante de tiempo dado. Si bien, las técnicas de detección ciegas o semi-ciegas resuelven el problema de la detección de señales desconocidas, su naturaleza genérica deriva otras problemáticas para la toma de decisiones confiables. En el caso particular del detector de energía, la falta de precisión en el modelo probabilístico que describe el comportamiento del ruido, es decir, la incertidumbre de ruido, dificulta la correcta determinación del umbral de decisión que maximice la probabilidad de tomar decisiones correctas.

Debido a la naturaleza aleatoria de las fuentes generadoras de ruido, la presencia de incertidumbre de ruido es inevitable. Es, por tanto, imperativo que los elementos que componen la prueba de hipótesis para la detección de energía, es decir el estadístico de prueba y el umbral de detección, tomen en consideración éste fenómeno. El estadístico de prueba corresponde a la medida de la de energía (o potencia) presente en un ancho de banda durante un periodo específico de detección. Por otro lado, el umbral de detección deberá definirse en función de un valor de energía de referencia, que permita decidir, en forma precisa, cuando el estadístico de prueba refleja la presencia de una señal distinta al ruido. De acuerdo a lo anterior, el umbral de detección se determina en función de la potencia del ruido que esperaríamos observar el detector cuando no hay una señal primaria presente. Dado que la potencia de ruido no es un parámetro estático, sino que cambia en función de las fuentes generadoras de ruido, un único valor para el umbral de detección no garantiza la correcta operación del detector de energía en todo momento. Por el contrario, se requiere que el umbral se adapte eficientemente a las dinámicas del entorno, para lo cual requiere de un mecanismo que le provea, durante cada periodo de detección, la información necesaria para este proceso.

Un método conveniente para proveer la información sobre la potencia de ruido es la aplicación de técnicas de estimación de la potencia de ruido. Sin embargo, disponer de un conjunto de muestras de sólo ruido durante cada periodo de detección para aplicar estimadores de máxima verosimilitud es complicado, ya que, de entrada, el US desconoce la composición de la señal recibida. Entonces, se requieren técnicas de estimación de la potencia de ruido que permiten extraer las características del ruido directamente de las muestras de la señal recibida durante la detección. Para esto, las técnicas de estimación deberán proporcionar una estima de la potencia de ruido, con el mínimo error de estimación, aún cuando la señal recibida contenga estructuras de la señales primarias, las cuales pueden ser determinísticas o aleatorias, con distintas propiedades estadísticas y con amplitudes variables. Entonces, la técnica de estimación de la potencia de ruido debe contar con la capacidad de extraer, de alguna manera, la componente de ruido de la señal recibida para, a partir de esta información, estimar la potencia del ruido.

A partir de la información que proporciona la técnica de estimación, es posible determinar el umbral de detección del detector de energía óptimo de acuerdo a las condiciones actuales del ruido. Lo anterior permite reducir los efectos negativos de la incertidumbre de ruido en el desempeño del detector de energía, puesto que éste ya no opera con un único valor óptimo de umbral, sino que optimiza su valor para maximizar su desempeño considerando las variaciones en la potencia del ruido. Esto en consecuencia le permite al CR adaptarse al medio en forma autónoma, y con ello interactuar con distintas tecnologías sin que esto represente un riesgo para los sistemas del legado.

7.3 Contribuciones

Las contribuciones de este trabajo de tesis se presentan a continuación:

- El diseño de una técnica de estimación de la potencia de ruido para (i) un solo receptor y, (ii) cuando existe cooperación de múltiples receptores. Para el primer caso se propuso combinar un conjunto de operadores de diferencias finitas y un filtro de mediana, el segundo caso se basa en el promedio de los valores propios de la matriz de covarianza de los datos que recibe el US. Ambos, permiten estimar la potencia de ruido

–

en entornos de baja relación Señal-a-Ruido a partir de la señal capturada por el detector y con esto reducir los efectos negativos de la incertidumbre en el ruido.

- La obtención del modelo estadístico para la detección de energía en el dominio de la frecuencia, a partir del modelo generalizado en el dominio del tiempo, considerando el método del periodograma modificado de Welch para la estimación de la Densidad Espectral de Potencia. La determinación de este modelo permite determinar el desempeño del detector de energía en función de los parámetros que componen el método de Welch, mostrando con ello el compromiso entre la complejidad y la precisión del detector cuando opera en el dominio de la frecuencia.
- El diseño de una herramienta de simulación programada en Matlab® que permite evaluar el impacto de diversos factores involucrados en el proceso de la detección de energía, como son: el valor del umbral de detección, el factor de incertidumbre de ruido, el canal de comunicaciones, los parámetros de la técnicas de estimación de la potencia de ruido, los parámetros de las técnicas de estimación de la densidad espectral de potencia. Dicha herramienta permite obtener las curvas de resultados que representen las métricas de evaluación del detector de energía: Tiempo de detección, sensibilidad del detector, probabilidad de falsa alarma, probabilidad de detección y tasa total de error.

7.3.1 Publicaciones de resultados

Las publicaciones derivadas de este trabajo de investigación se listan a continuación:

- Daniela M. Martínez, Ángel G. Andrade (2014), **“On the Reduction of the Noise Uncertainty Effects in Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radios”**, Aceptado para su presentación en el IEEE 25th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications - (PIMRC 2014): Mobile and Wireless Networks, Septiembre de 2014
- Daniela M. Martínez, Ángel G. Andrade (2014), **“Enhanced Energy Detector for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks”**, Aceptado para su publicación en la revista indizada Computers and Electrical Engineering

- Daniela M. Martínez, Ángel G. Andrade (2014), “**FPGA implementation of dynamic channel assignment algorithm for cognitive wireless sensor networks**”, Aceptado para su publicación en la revista indizada International Journal of Electronics
- Daniela M. Martínez, Ángel G. Andrade (2013), “**Performance Evaluation of Welch's Periodogram-based Energy Detection for Spectrum Sensing**”, IET Communications, vol. 13, no. 11, pp. 1117 – 1125
- Daniela M. Martínez, Ángel G. Andrade (2013), “**Eigenvalue-based Spectrum Sensing for Interference Avoidance in Heterogeneous Networks**”, publicado en las memorias del Primer Seminario de Investigación de la Facultad de Ingeniería, Mexicali, B.C.
- Daniela M. Martínez, Ángel G. Andrade (2012), “**Evaluation of Energy Detection for Spectrum Sensing based on the Dynamic Selection of Detection-Threshold**”, Proceedia Engineering, Elsevier, vol. 35, pp. 132 – 143
- Daniela M. Martínez, Ángel G. Andrade, Anabel Martinez (2010), “**Interference-aware dynamic channel allocation scheme for cellular networks**”, publicado en los proceeding del International Symposium on Performance Evaluation of Computer and Telecommunication Systems (SPECTS), Ottawa, CA, pp. 295 – 300
- Daniela M. Martínez, Ángel G. Andrade, “**Reducing the Effects of Noise Uncertainty in Energy Detectors for Cognitive Radio Networks**”, sometido para su publicación en la revista indizada International Journal of Communications Systems

7.4 Trabajo futuro

En los resultados de la evaluación de las técnicas para la estimación de la potencia de ruido se observa que existe un factor de error en la estima. Este factor de error tiene un impacto en el desempeño del detector de energía, como se pudo comprobar la Sección 6.3 donde se compara la P_D del detector propuesto en este trabajo con los detectores que opera con una estima de máxima verosimilitud. En este sentido, se requiere incorporar un modelo estadístico que permita predecir el error presente en la estima del ruido e integrarlo en el

modelo para la determinación del umbral. Así, el valor de umbral establecido tome en consideración el posible error inducido por el estimador de la potencia de ruido. Lo anterior permitirá reducir aún más el intervalo de incertidumbre y, en consecuencia, se mejorará la respuesta del detector de energía.

En este trabajo de tesis se proponen dos técnicas para la estimación de la potencia de ruido, las cuales se basan en (i) filtrado y selección, y (ii) la correlación de dos o más señales. Sin embargo, el estudio de técnicas de estimación y clasificación de señales tiene un amplio historial en distintas áreas. Particularmente, en el procesamiento de imágenes existen múltiples técnicas para la estimación de la varianza del ruido con el objetivo de mejorar la calidad de las imágenes. En este sentido, es muy probable que existan otras técnicas de estimación de la potencia de ruido que cumplan con los requerimientos antes mencionados y que presenten, posiblemente, un mejor desempeño que las técnicas presentadas en este documento de tesis. Entonces, resulta pertinente identificar y estudiar otras técnicas de estimación de parámetros que reduzcan el error de estimación que presentan las técnicas propuestas en este trabajo de tesis y que puedan ser aplicadas para la estimación de la potencia de ruido en detectores de energía.

En el análisis del detector de energía presentado en el Capítulo 3, se menciona que el detector de energía operando en el dominio de la frecuencia mejora la capacidad de resolver la presencia de señales porque mejora la calidad de la estima de la energía contenida en el canal. Esto se logra al incrementar los parámetros K (número de puntos en la DFT) y L (cantidad de periodogramas promediados) en el método de Welch. Sin embargo, al incrementar éstos parámetros, una pequeña diferencia entre la potencia de ruido considerada en la definición del umbral y la verdadera potencia de ruido presente representa una reducción considerable en el desempeño total del detector, ya que la P_D mejora para valores grandes de LK , pero la P_{FA} incrementa en una misma proporción. Lo anterior se traduce en el desperdicio significativo de oportunidades de uso secundario del espectro. En los resultados de la Sección 3.6 se menciona que se supone que la potencia de ruido es conocida por el detector y que no varía durante la operación del detector. Sin embargo, como se explica posteriormente en el documento, este supuesto no se cumple en la práctica, por lo que la incertidumbre de ruido es inevitable. Así, se

requiere analizar el verdadero desempeño del detector de energía en el dominio de la frecuencia considerando variaciones en la potencia del ruido e integrando las estrategias de estimación de la potencia de ruido propuestas en este trabajo de tesis, con el objetivo de verificar que efectivamente el detector operando en el dominio de la frecuencia es capaz de proveer un mejor desempeño que su homólogo en el dominio del tiempo.

Por otro lado, el algoritmo EvA-NPE descrito en el Capítulo 5, requiere para su ejecución la cooperación de 2 o más receptores. Esto se logra mediante: (i) la integración de múltiples antenas receptoras en el dispositivo cognoscitivo, o (ii) la cooperación de múltiples US que actúen como nodos *relays* que re-transmitan su señal recibida a un a un centro de fusión que se encarga de tomar decisiones acerca del uso del espectro. Ambos enfoques presentan distintos requerimientos y prestaciones. Por ejemplo, en el caso (i) se requiere identificar la configuración de las antenas que garanticen que la estructura de los valores propios será adecuada para extraer las estadísticas del ruido, es decir, se debe mantener la correlación espacial de las muestras de la señal primaria, mientras que los procesos de ruido en cada receptor deben permanecer independientes entre sí. Para el caso (ii) se requiere que la distribución espacial de los US sea tal, que conserve la correlación espacial en la componente de señal primaria. Además de que se requiere determinar la cantidad mínima de usuarios que deben cooperar, ya que esta cooperación implica la necesidad de canales dedicados para la transmisión de los datos capturados por los nodos *relay*, así como el *overhead* resultado del tiempo necesario para la recepción y procesamiento de la información re-transmitida. Ambos parámetros tienen un impacto en la complejidad total del sistema de detección de espectro. En este sentido, para identificar cuál de los enfoques (i) o (ii) resulta adecuado para su consideración en redes de radios cognoscitivos, es necesario un análisis de compromisos entre la complejidad de su implementación y el desempeño que éstos pueden lograr.

Referencias

- [1] J. P. Holdren and E. Lander, "Realizing the full potential of government-held spectrum to spur economic growth," *President's Council of Advisors in Science and Technology*, Jul. 2012.
- [2] Ofcom, "Spectrum management strategy: Ofcom's approach to and priorities for spectrum management over the next ten years," *Ofcom*, Oct. 2013.
- [3] "Cisco Visual Networking Index: Global Mobile Data Traffic Forecast Update, 2013–2018," *Cisco*. [Online]. Available: http://cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/white_paper_c11-520862.html
- [4] "The Future Of Wireless: The Case For Spectrum Sharing," *Forbes*. [Online]. Available: <http://www.forbes.com/sites/ciocentral/2013/01/21/the-future-of-wireless-the-case-for-spectrum-sharing/>
- [5] P. Rysavy, "Challenges and Considerations in Defining Spectrum Efficiency," *Proceedings of the IEEE*, vol. 102, no. 3, pp. 386–392, Mar. 2014.
- [6] G. R. Faulhaber and D. J. Farber, "Spectrum Management: Property Rights, Markets and the Commons." *AEI Brookings Joint Center for Regulatory Studies*, Dec. 2002.
- [7] J. M. Peha, "Spectrum management policy options," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 1, no. 1, pp. 2–8, First Quarter 1998.
- [8] "United States Frequency Allocation Chart," NTIA. [Online]. Available: <http://www.ntia.doc.gov/page/2011/united-states-frequency-allocation-chart>
- [9] "Spectrum Shared Company," *Spectrum Reports*. [Online]. Available: www.sharespectrum.com/papers/spectrum-reports
- [10] M. M. Buddhikot, "Understanding Dynamic Spectrum Access: Models, Taxonomy and Challenges," in *2nd IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN) 2007*, pp. 649–663.
- [11] R. Tandra, A. Sahai, and S. M. Mishra, "What is a Spectrum Hole and What Does it Take to Recognize One?," *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 5, pp. 824–848, May 2009.
- [12] E. Hossain, D. Niyato, and Z. Han, *Dynamic Spectrum Access And Management In Cognitive Radio Networks*. Cambridge University Press, 2009.
- [13] M. Song, C. Xin, Y. Zhao, and X. Cheng, "Dynamic spectrum access: from cognitive radio to network radio," *IEEE Wireless Communications*, vol. 19, no. 1, pp. 23–29, 2012.
- [14] J. Mitola, "Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio," Royal Institute of Technology (KTH), 2000.
- [15] M. Sherman, A. N. Mody, R. Martinez, C. Rodriguez, and R. Reddy, "IEEE Standards Supporting Cognitive Radio and Networks, Dynamic Spectrum Access, and Coexistence," *IEEE Communications Magazine*, vol. 46, no. 7, pp. 72–79, Jul. 2008.
- [16] M. G. Khoshkholgh, K. Navaie, and H. Yanikomeroglu, "Access Strategies for Spectrum Sharing in Fading Environment: Overlay, Underlay, and Mixed," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 9, no. 12, pp. 1780–1793, Dec. 2010.
- [17] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty, "A survey on spectrum management in cognitive radio networks," *IEEE Communications Magazine*, vol. 46, no. 4, pp. 40–48, Apr. 2008.
- [18] S. Haykin, "Cognitive radio: brain-empowered wireless communications," *IEEE Journal On Selected Areas in Communications*, vol. 23, no. 2, pp. 201–220, Feb. 2005.

- [19] 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, no. 13, pp. 2127–2159, Sep. 2006.
- [20] M. Derakhshani and T. Le Ngoc, "Aggregate Interference and Capacity-Outage Analysis in a Cognitive Radio Network," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 61, no. 1, pp. 196–207, Jan. 2012.
- [21] Y. Zhao, L. Morales, J. Gaeddert, K. K. Bae, J. S. Um, and J. H. Reed, "Applying Radio Environment Maps to Cognitive Wireless Regional Area Networks," in *2nd IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN 2007)*, 2007, pp. 115–118.
- [22] S. J. Shellhammer, "A Comparison of Geo-Location and Spectrum Sensing in Cognitive Radio," in *Proceedings of 18th International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN 2009)*, 2009, pp. 1–6.
- [23] M. Szydelko, "Business model analysis for spectrum sharing with the spectrum broker," in *IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DYSPAN 2012)*, 2012, pp. 378–388.
- [24] T. Yucek and H. Arslan, "A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 11, no. 1, pp. 116–130, 2009.
- [25] D. Cabric, S. M. Mishra, and R. W. Brodersen, "Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios," in *Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on*, 2004, vol. 1, pp. 772 – 776 Vol.1.
- [26] Y. Zeng, Y. C. Liang, A. T. Hoang, and R. Zhang, "A review on spectrum sensing for cognitive radio: challenges and solutions," *EURASIP Journal of Advanced Signal Processing*, vol. 2010, pp. 2:2–2:2, enero 2010.
- [27] M. López-Benitez and F. Casadevall, "Signal Uncertainty in Spectrum Sensing for Cognitive Radio," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 61, no. 4, pp. 1231–1241, 2013.
- [28] R. Tandra and A. Sahai, "Fundamental limits on detection in low SNR under noise uncertainty," in *International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing*, 2005, vol. 1, pp. 464 – 469 vol.1.
- [29] Y. Zeng, Y.-C. Liang, A. T. Hoang, and E. C. Y. Peh, "Reliability of Spectrum Sensing Under Noise and Interference Uncertainty," in *IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops 2009)*, 2009, pp. 1–5.
- [30] E. Axell, G. Leus, E. G. Larsson, and H. V. Poor, "Spectrum Sensing for Cognitive Radio : State-of-the-Art and Recent Advances," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 29, no. 3, pp. 101 –116, May 2012.
- [31] L. S. Cardoso, M. Debbah, P. Bianchi, and J. Najim, "Cooperative spectrum sensing using random matrix theory," in *3rd International Symposium on Wireless Pervasive Computing (ISWPC 2008)*, 2008, pp. 334 –338.
- [32] J. E. Salt and H. H. Nguyen, "Performance Prediction for Energy Detection of Unknown Signals," *IEEE Transactions On Vehicular Technology*, vol. 57, no. 6, pp. 3900 –3904, Nov. 2008.
- [33] R. Tandra and A. Sahai, "Noise Calibration, Delay Coherence and SNR Walls for Signal Detection," in *3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN 2008)*, 2008, pp. 1–11.
- [34] R. Tandra and A. Sahai, "SNR Walls for Signal Detection," *IEEE Journal Of Selected Topics on Signal Processing*, vol. 2, no. 1, pp. 4 –17, Feb. 2008.

- [35] D. Teo, K. Zhong, and B. C. Ng, "An Iterative Threshold Selection Algorithm for Cooperative Sensing in a Cognitive Radio Network," in *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access (DySPAN 2010)*, 2010, pp. 1–8.
- [36] Y. Liu, C. Zeng, H. Wang, and G. Wei, "Energy detection threshold optimization for cooperative spectrum sensing," in *2nd International Conference on Advanced Computer Control (ICACC 2010)*, 2010, vol. 4, pp. 566–570.
- [37] Z. Quan, S. Cui, A. H. Sayed, and H. V. Poor, "Optimal Multiband Joint Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 3, pp. 1128–1140, Mar. 2009.
- [38] X. Ling, B. Wu, H. Wen, P.-H. Ho, Z. Bao, and L. Pan, "Adaptive Threshold Control for Energy Detection Based Spectrum Sensing in Cognitive Radios," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 1, no. 5, pp. 448–451, 2012.
- [39] N. Wang, Y. Gao, and X. Zhang, "Adaptive Spectrum Sensing Algorithm Under Different Primary User Utilizations," *IEEE Communications Letters*, vol. 17, no. 9, pp. 1838–1841, 2013.
- [40] C. H. Lim, "Adaptive energy detection for spectrum sensing in unknown white Gaussian noise," *IET Communications*, vol. 6, no. 13, pp. 1884–1889, 2012.
- [41] V. Rakovic, V. Pavlovska, V. Atanasovski, and L. Gavrilovska, "Cooperative spectrum sensing based on Noise Power estimation," in *16th International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC 2013)*, 2013, pp. 1–5.
- [42] D. R. Joshi, D. C. Popescu, and O. A. Dobre, "Adaptive spectrum sensing with noise variance estimation for dynamic cognitive radio systems," in *44th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS 2010)*, 2010, pp. 1–5.
- [43] X. Hu, X.-Z. Xie, T. Song, and W. Lei, "An algorithm for energy detection based on noise variance estimation under noise uncertainty," in *IEEE 14th International Conference on Communication Technology (ICCT 2012)*, 2012, pp. 1345–1349.
- [44] P. Dhakal, D. Riviello, R. Garelo, and F. Penna, "Hybrid Approach Analysis of Energy Detection and Eigenvalue Based Spectrum Sensing Algorithms with Noise Power Estimation," in *Fourth International Conference on Advances in Cognitive Radio*, 2014, pp. 20–25.
- [45] Q. Zhao and B. M. Sadler, "A Survey of Dynamic Spectrum Access," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 24, no. 3, pp. 79–89, May 2007.
- [46] R. Umar and A. U. H. Sheikh, "A comparative study of spectrum awareness techniques for cognitive radio oriented wireless networks," *Physical Communications*, vol. 9, pp. 148–170, Dec. 2013.
- [47] A. Ghasemi and E. S. Sousa, "Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and design trade-offs," *IEEE Communications Magazine*, vol. 46, no. 4, pp. 32–39, Apr. 2008.
- [48] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing. Detection Theory*, 1st ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.
- [49] H. V. Poor, *An Introduction to Signal Detection and Estimation*, 2nd ed. Springer, 1994.
- [50] L. Wei, "Towards Robust Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks," Doctor of Science Dissertation, Aalto University, Helsinki, Finland, 2013.
- [51] S. Kapoor, S. V. R. K. Rao, and G. Singh, "Opportunistic Spectrum Sensing by Employing Matched Filter in Cognitive Radio Network," in *International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT 2011)*, 2011, pp. 580–583.

- [52] P. D. Sutton, K. E. Nolan, and L. E. Doyle, "Cyclostationary Signatures in Practical Cognitive Radio Applications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 26, no. 1, pp. 13–24, Jan. 2008.
- [53] L. Luo, N. M. Neihart, S. Roy, and D. J. Allstot, "A two-stage sensing technique for dynamic spectrum access," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 8, no. 6, pp. 3028–3037, Jun. 2009.
- [54] D. Cabric, A. Tkachenko, and R. W. Brodersen, "Experimental study of spectrum sensing based on energy detection and network cooperation," in *Proceedings of the first international workshop on Technology and policy for accessing spectrum (TAPAS 2006)*, 2006.
- [55] Z. Tian and G. B. Giannakis, "A Wavelet Approach to Wideband Spectrum Sensing for Cognitive Radios," in *1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM 2006)*, 2006, pp. 1–5.
- [56] Y. Zeng and Y.-C. Liang, "Covariance Based Signal Detections for Cognitive Radio," in *2nd IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN 2007)*, 2007, pp. 202–207.
- [57] X. Yang, K. Lei, S. Peng, and X. Cao, "Blind Detection for Primary User Based on the Sample Covariance Matrix in Cognitive Radio," *IEEE Communications Letters*, vol. 15, no. 1, pp. 40–42, Jan. 2011.
- [58] Y. Zeng and Y. Liang, "Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 57, no. 6, pp. 1784–1793, Jun. 2009.
- [59] S. Dikmese, J. L. Wong, A. Gokceoglu, E. Guzzon, M. Valkama, and M. Renfors, "Reducing computational complexity of eigenvalue based spectrum sensing for cognitive radio," in *8th International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks (CROWNCOM 2013)*, 2013, pp. 61–67.
- [60] L. Wei and O. Tirkkonen, "Spectrum sensing with Gaussian approximated eigenvalue ratio based detection," in *7th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS 2010)*, 2010, pp. 961–965.
- [61] A. Taherpour, M. Nasiri-Kenari, and S. Gazor, "Multiple antenna spectrum sensing in cognitive radios," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 9, no. 2, pp. 814–823, Feb. 2010.
- [62] R. Zhang, T. Lim, Y.-C. Liang, and Y. Zeng, "Multi-antenna based spectrum sensing for cognitive radios: A GLRT approach," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 58, no. 1, pp. 84–88, Jan. 2010.
- [63] H. Urkowitz, "Energy detection of unknown deterministic signals," *Proceedings of the IEEE*, vol. 55, no. 4, pp. 523–531, Apr. 1967.
- [64] A. Sonnenschein and P. M. Fishman, "Radiometric detection of spread-spectrum signals in noise of uncertain power," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. 28, no. 3, pp. 654–660, 1992.
- [65] F. F. Digham, M.-S. Alouini, and M. K. Simon, "On the energy detection of unknown signals over fading channels," in *IEEE International Conference on Communications (ICC 2003)*, 2003, vol. 5, pp. 3575–3579 vol.5.
- [66] P. Pawelczak, K. Nolan, L. Doyle, S. W. Oh, and D. Cabric, "Cognitive radio: Ten years of experimentation and development," *IEEE Communications Magazine IEEE*, vol. 49, no. 3, pp. 90–100, Mar. 2011.
- [67] Y. Chen, "Improved energy detector for random signals in gaussian noise," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 9, no. 2, pp. 558–563, Feb. 2010.

- [68] M. López-Benítez and F. Casadevall, "Improved energy detection spectrum sensing for cognitive radio," *IET Communications*, vol. 6, no. 8, pp. 785–796, 2012.
- [69] M. S. O. Alink, A. B. J. Kokkeler, E. A. M. Klumperink, G. J. M. Smit, and B. Nauta, "Lowering the SNR Wall for Energy Detection Using Cross-Correlation," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 60, no. 8, pp. 3748–3757, 2011.
- [70] S. Zhang and Z. Bao, "An Adaptive Spectrum Sensing Algorithm under Noise Uncertainty," in *IEEE International Conference on Communications (ICC 2011)*, 2011, pp. 1–5.
- [71] X. Liu, B. G. Evans, and K. Moessner, "Comparison of reliability, delay and complexity for standalone cognitive radio spectrum sensing schemes," *IET Communications*, vol. 7, no. 9, pp. 799–807, Jun. 2013.
- [72] O. Olabiyi and A. Annamalai, "Parallel multi-channel detection: A practical solution to energy detection of heterogeneous wideband spectrum," in *35th IEEE Sarnoff Symposium (SARNOFF 2012)*, 2012, pp. 1–5.
- [73] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*. Prentice-Hall PTR, 1998.
- [74] J. G. Proakis and D. G. Manolakis, *Digital Signal Processing. Principles, Algorithms and Applications*, Fourth Edition. Pearson Education, 2009.
- [75] S. J. Shellhammer, S. S. N, R. Tandra, and J. Tomcik, "Performance of power detector sensors of DTV signals in IEEE 802.22 WRANs," in *Proceedings of the first international workshop on Technology and policy for accessing spectrum*, New York, NY, USA, 2006.
- [76] P. Welch, "The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms," *IEEE Transactions on Audio Electroacoustics*, vol. 15, no. 2, pp. 70–73, Jun. 1967.
- [77] D. M. Martínez and A. G. Andrade, "Performance evaluation of welch's periodogram-based energy detection for spectrum sensing," *IET Communications*, vol. 7, no. 11, pp. 1117–1125, 2013.
- [78] R. Durrett, *Probability: Theory and Examples*, 4th. Edition. Cambridge; New York: Cambridge University Press, 2010.
- [79] J. Neyman and E. S. Pearson, "On the Problem of the Most Efficient Tests of Statistical Hypotheses," in *Breakthroughs in Statistics*, S. Kotz and N. L. Johnson, Eds. Springer New York, 1992, pp. 73–108.
- [80] J. R. Taylor, *An Introduction to Error Analysis: The Study of Uncertainties in Physical Measurements*. University Science Books, 1997.
- [81] A. Sahai, N. Hoven, and R. Tandra, "Some Fundamental Limits on Cognitive Radio," in *Forty-second Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, 2004.
- [82] T. Erpek, M. A. McHenry, and A. Stirling, "Dynamic spectrum access operational parameters with wireless microphones," *IEEE Communications Magazine*, vol. 49, no. 3, pp. 38–45, Mar. 2011.
- [83] W. Jouini, "Energy Detection Limits Under Log-Normal Approximated Noise Uncertainty," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 18, no. 7, pp. 423–426, 2011.
- [84] S. S. Kalamkar and A. Banerjee, "On the performance of generalized energy detector under noise uncertainty in cognitive radio," in *2013 National Conference on Communications (NCC)*, 2013, pp. 1–5.
- [85] R. Zhang, Y. Zhan, Y. Pei, and J. Lu, "Optimization of cooperative spectrum sensing under noise uncertainty," in *2013 19th Asia-Pacific Conference on Communications (APCC)*, 2013, pp. 393–397.

- [86] B. Shen, L. Huang, C. Zhao, Z. Zhou, and K. Kwak, "Energy Detection Based Spectrum Sensing for Cognitive Radios in Noise of Uncertain Power," in *International Symposium on Communications and Information Technologies, 2008. ISCIT 2008*, 2008, pp. 628–633.
- [87] H. Wang, Y. Xu, X. Su, and J. Wang, "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio under Noise Uncertainty," in *Vehicular Technology Conference (VTC 2010-Spring)*, 2010 IEEE 71st, 2010, pp. 1–5.
- [88] A. Mariani, A. Giorgetti, and M. Chiani, "Effects of Noise Power Estimation on Energy Detection for Cognitive Radio Applications," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 59, no. 12, pp. 3410–3420, 2011.
- [89] S. Xie and L. Shen, "Double-threshold energy detection of spectrum sensing for cognitive radio under noise uncertainty environment," in *2012 International Conference on Wireless Communications Signal Processing (WCSP)*, 2012, pp. 1–5.
- [90] M. H. Hassan and O. A. Nasr, "Adaptive spectrum sensing of wireless microphones with noise uncertainty," in *2011 IEEE 22nd International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2011, pp. 445–450.
- [91] H. Sun, A. Nallanathan, C.-X. Wang, and Y. Chen, "Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey," *IEEE Wireless Communications*, vol. 20, no. 2, pp. 74–81, Apr. 2013.
- [92] Z. Pei, Q. Tong, L. Wang, and J. Zhang, "A Median Filter Method for Image Noise Variance Estimation," in *2010 Second International Conference on Information Technology and Computer Science (ITCS)*, 2010, pp. 13–16.