

TESIS DEFENDIDA POR

**César Mauricio Pablos Ramírez**

Y APROBADA POR EL SIGUIENTE COMITÉ

---

Dr. Guillermo Galaviz Yañez  
*Codirector del Comité*

---

Dr. Ángel Gabriel Andrade Reátiga  
*Codirector del Comité*

---

Dr. Miguel Ángel García Andrade  
*Miembro del Comité*

---

Dr. Leocundo Aguilar Noriega  
*Miembro del Comité*

---

Dr. Guillermo Galaviz Yañez  
*Coordinador de Posgrado e Investigación  
Facultad de Ingeniería*

22 de Agosto de 2017

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA



---

PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO  
EN CIENCIAS E INGENIERÍA  
ÁREA DE ELÉCTRICA

---

EVALUACIÓN BASADA EN RADIO DEFINIDO POR SOFTWARE DE  
ALGORITMOS DE DETECCIÓN ESPECTRAL

TESIS

que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de  
MAESTRO EN INGENIERÍA

Presenta:

**CÉSAR MAURICIO PABLOS RAMÍREZ**

Codirector de Tesis:

**Dr. Guillermo Galaviz Yañez**

Codirector de Tesis:

**Dr. Ángel Gabriel Andrade Reátiga**

Mexicali, Baja California, México, Agosto 2017.

**RESUMEN** de la tesis de **CÉSAR MAURICIO PABLOS RAMÍREZ**, presentada como requisito parcial para la obtención del grado de MAESTRO EN INGENIERÍA en ELÉCTRICA con orientación en TELECOMUNICACIONES. Mexicali, Baja California, Agosto 2017.

## **EVALUACIÓN BASADA EN RADIO DEFINIDO POR SOFTWARE DE ALGORITMOS DE DETECCIÓN ESPECTRAL**

Resumen aprobado por:

---

Dr. Guillermo Galaviz Yañez  
Codirector de Tesis

---

Dr. Ángel Gabriel Andrade Reátiga  
Codirector de Tesis

Debido a la finita capacidad del espectro electromagnético como medio de transmisión inalámbrico y al aumento de su demanda gracias al incremento en el número de dispositivos de telecomunicación, así como la cantidad de información que emiten, se percibe una aparente escasez de este recurso. Sin embargo, diversos estudios reportan que esto se debe a una administración fija del espectro, cuyo fin es lograr una coexistencia libre de interferencia entre los diversos servicios de telecomunicación. Esta forma estática de administrar el espectro ya no es una opción, por lo que en la búsqueda de alternativas para hacer más eficiente el uso del espectro radioeléctrico, se propone el acceso dinámico al espectro disponible dentro de los anchos de banda propietarios. Esta propuesta se apoya de la Radio Cognoscitiva como un sistema inteligente capaz de conservar un entorno libre de interferencia entre usuarios no titulares (Usuarios Secundarios) y titulares (Usuarios Primarios). Sin embargo, es necesario que la Radio Cognoscitiva cuente con un conocimiento rápido y preciso sobre la ocupación del espectro en un tiempo determinado. Para lograr lo anterior es necesario contar con un algoritmo de detección espectral, capaz de enfrentar factores como la incertidumbre de ruido y la baja potencia de la señal de un usuario en relación a la potencia del ruido (baja SNR). Entre los diversos de algoritmos de detección que se reportan en la literatura, sobresale el Detector de Energía (DE), de baja complejidad computacional y de fácil implementación, sin embargo, la incertidumbre del ruido tiene un efecto negativo en su desempeño. El detector de entropía es un algoritmo que comparte algunas cualidades del DE, pero además es robusto ante la incertidumbre del ruido. En este trabajo se implementan, en una plataforma de Radio Definido por Software (SDR), los detectores con base a la energía y entropía. Se evalúa su capacidad de detección bajo condiciones de incertidumbre de ruido y en entornos de bajo SNR.

# Lista de Figuras

Figura		Página
1.	Ciclo cognoscitivo . . . . .	6
2.	Modelo de red para espectro compartido entre Usuario Primario (PU) y Usuario Secundario (SU). . . . .	20
3.	Estructura del detector de energía basado en el método de Welch . . . . .	26
4.	Estructura del Detector de Entropía. . . . .	32
5.	Esquema de sistema de Radio Definido por Software. . . . .	34
6.	Tarjeta base Zedboard (A) y tarjeta Radio420s (B), componentes como se muestran en la hoja de datos del ZeptoSDR . . . . .	35
7.	Equipo utilizado para llevar a cabo el análisis experimental del detector de energía. . . . .	36
8.	Diagrama de bloques en GNU Radio para el procesamiento y análisis de la señal primaria en condición de $H_1$ mediante SDR. En recuadro rojo se presentan los bloques que establecen los parámetros de comunicación con los componentes de hardware y la recepción de la señal proveniente del generador. . . . .	38
9.	FFT de ruido generado donde en A) se presenta una espiga emitida por la banda portadora (recuadro rojo), en B) se observan los cambios presentados tras el ajuste a los parámetros RX gain 2 y RX gain 3. . . . .	40
10.	Configuración de bloques para estimar de la varianza del ruido. . . . .	42
11.	Estimación de la varianza por cada promedio de 2048 muestras desde la primer ejecución de GNURadio, la línea punteada representa el suavizado de estos datos. . . . .	43
12.	Proceso para llevar a cabo las mediciones de varianza, $P_D$ o $P_{FA}$ . . . . .	43
13.	Diagrama de bloques para estimar la entropía media y su varianza bajo $H_0$ . . . . .	45
14.	Curva ROC del detector de energía para una SNR=-14 dB y K=1024, utilizando una señal con modulación QPSK. . . . .	47

## Lista de Figuras (continuación)

Figura	Página
15. Evaluación del impacto del producto LK sobre el SNR-wall del DE, $P_{FA}=0.1$ . . . . .	48
16. Curva ROC del DE con incertidumbre y sin incertidumbre de ruido utilizando una $P_{FA} = 0.1$ , $LK = 5120$ y una señal con modulación QPSK con una SNR de -14dB. . . . .	50
17. Curva ROC del Detector de Entropía con incertidumbre y sin incertidumbre de ruido utilizando una $P_{FA} = 0.1$ , $N = 5120$ y una señal con modulación QPSK con una SNR de -14dB.. . . .	51
18. Comparación de curvas ROC con incertidumbre de ruido para el DE y el Detector de Entropía utilizando una $P_{FA} = 0.1$ , $N = LK = 5120$ y una señal con modulación QPSK y SNR = -14dB para ambos casos. . . . .	52
19. SNRwall para el DE y el Detector de Entropía sin incertidumbre de ruido, con una $P_{FA} = 0,1(1\%)$ y una $N = LK = 5120$ para ambos casos y utilizando modulaciones QPSK, 8PSK, 16QAM, 32QAM y 64QAM. . . . .	53
20. SNRwall para el DE y el Detector de Entropía con incertidumbre de ruido, con una $P_{FA} = 0,1(1\%)$ y una $N = LK = 5120$ para ambos casos y utilizando una señal con modulación QPSK. . . . .	55
21. Evaluación de la $P_{FA}$ del DE con una $LK = 5120$ con y sin incertidumbre de ruido. . . . .	56
22. Evaluación de la $P_{FA}$ del Detector de Entropía con una $N = 5120$ con y sin incertidumbre de ruido. . . . .	56

# Lista de Tablas

Tabla	Página
I. Factores de ajuste para el estadístico de prueba utilizando una ventana Blackman-Harris según la cantidad de segmentos $L$ . . . . .	44
II. Parámetros de configuración para la implementación del Detector de Energía. . . . .	49
III. Parámetros de configuración para la implementación del Detector de Entropía. . . . .	51

# Contenido

	Página
<b>Resumen en Español</b>	<b>I</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>II</b>
<b>Lista de Tablas</b>	<b>IV</b>
<b>Contenido</b>	<b>1</b>
<b>I.. Introducción</b>	<b>3</b>
I.1. Antecedente . . . . .	3
I.2. Modelos de DSA para Compartir Espectro . . . . .	4
I.3. Planteamiento del problema . . . . .	7
I.3.1. Trabajos Relacionados . . . . .	8
I.4. Objetivos de la Tesis . . . . .	17
I.4.1. Objetivo General . . . . .	17
I.4.2. Objetivos Particulares . . . . .	17
I.5. Organización del Documento de Tesis . . . . .	17
<b>II.. Detección Espectral</b>	<b>19</b>
II.1. Problema de Detección: Modelo, Elementos y Métricas de Evaluación	20
II.2. Detector de Energía . . . . .	23
II.2.1. Detector de Energía en el Dominio de la Frecuencia . . . . .	25
II.3. Detector de Entropía . . . . .	30
<b>III.. Implementación en SDR de las Técnicas de Detección de Energía y Entropía</b>	<b>33</b>
III.1. Radio Definido por Software . . . . .	34
III.2. ZeptoSDR . . . . .	35
III.3. Procesamiento de Señal Primaria con GNU Radio . . . . .	37
III.4. Implementación de los Algoritmos de Detección de Energía y Entropía	41
III.4.1. Detector de Energía . . . . .	41
III.4.2. Detector de Entropía . . . . .	45
<b>IV.. Análisis de Resultados</b>	<b>46</b>
IV.1. Detector de Energía . . . . .	46
<b>V.. Conclusión y Trabajo Futuro</b>	<b>57</b>
V.1. Resumen . . . . .	57

# Contenido (continuación)

	Página
V.2. Conclusión . . . . .	58
V.3. Trabajo a Futuro . . . . .	60
<b>Referencias</b>	<b>61</b>

# Capítulo I

## Introducción

### I.1. Antecedente

El espectro electromagnético además de ser un medio de transmisión es un recurso natural y finito que permite el intercambio de información de manera inalámbrica.

La calidad de la comunicación inalámbrica depende en gran parte de la interferencia generada entre usuarios. Para reducirla, el Estado divide el espectro en bandas de frecuencia y las ofrece a los distintos proveedores de servicios de telecomunicación. Aunque esta forma de regular el espectro asegura la coexistencia libre de interferencia entre proveedores, su asignación fija representa un obstáculo para el uso dinámico (on demand) de este recurso.

Por otro lado, los avances tecnológicos brindan una amplia variedad de dispositivos móviles que facilitan el acceso a servicios digitales, desde cualquier lugar y en todo momento, por lo que el número de usuarios que utilizan el espectro se ha incrementado. Debido a la capacidad de estos dispositivos de generar contenido multimedia (video en alta definición, fotografías, audio) el tráfico inalámbrico de datos por usuario también se encuentra en aumento. Además de observar un incremento en la demanda de recursos espectrales, también se observa un cambio en la tendencia sobre el uso de los servicios de telecomunicación. Un ejemplo de esto se refleja en la reproducción de video por internet y el decremento del tiempo de uso del servicio de televisión [1]. Algunos estudios reportan que el espectro radioeléctrico sólo se utiliza una fracción de tiempo en algunas

regiones geográficas, mientras que en otras no se cuenta con el suficiente recurso para lograr una buena calidad de servicio (esto se le conoce como la “subutilización del espectro”). Sin embargo, lo que parece una escasez de espectro, es en gran medida, el resultado de contar con una administración que con el paso del tiempo se ha vuelto inadecuada [1].

Ante la inflexibilidad de esta política de regulación y de las dinámicas del tráfico de cada sistema inalámbrico, surgió el concepto de Acceso Dinámico al Espectro (DSA), el cual propone diversas estrategias de compartición para aprovechar eficientemente el espectro radioeléctrico [2].

## **I.2. Modelos de DSA para Compartir Espectro**

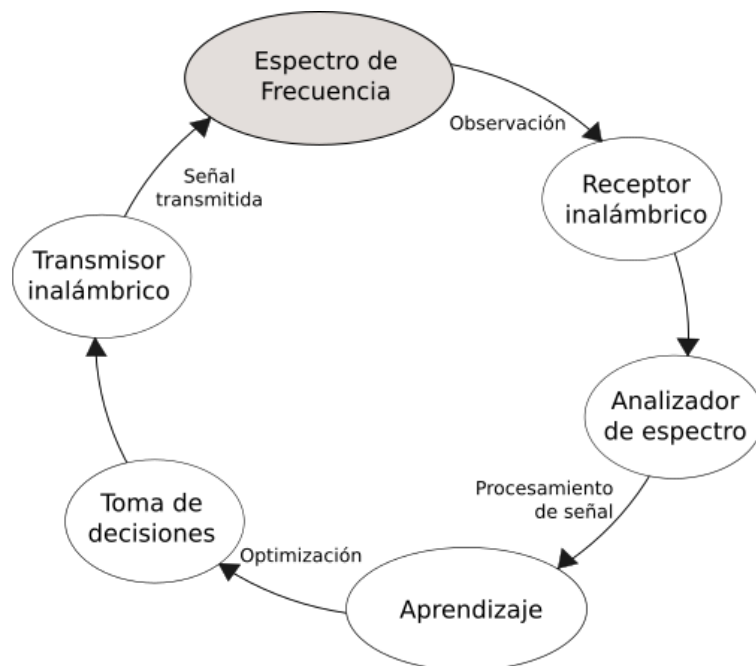
Entre los modelos de compartición de espectro se encuentran el de Uso Exclusivo, cuya idea principal para mejorar la eficiencia en el aprovechamiento del espectro, consiste en brindar flexibilidad a la política de regulación del espectro mediante derechos de propiedad o mediante asignación dinámica [3]. Brindar derechos de propiedad a los usuarios titulares de una banda de frecuencias, les permitirá vender o rentar parte de este recurso a otros usuarios. La asignación dinámica del espectro busca mejorar la eficiencia del uso de este recurso tomando en consideración la cantidad de demanda observada de los servicios en tiempos determinados, reasignando parte del espectro a quienes más lo necesiten.

La técnica de Compartición Abierta propone la utilización del espectro sin asignación como propiedad. Esta técnica está inspirada en la forma en la que operan los servicios sin licencia, como las tecnologías Wi-Fi, Bluetooth, Zig-Bee, entre otras [4].

Por último, la técnica de Acceso Jerárquico establece que usuarios sin licencia

puedan hacer uso del espectro regulado siempre y cuando se mantenga un nivel de interferencia mínimo sobre los usuarios con licencia. Al compararse con las técnicas de Uso Exclusivo y de Compartición Abierta, el modelo de Acceso Jerárquico posee mayor compatibilidad con la administración actual del espectro [3]. Para habilitar este modelo de compartición de espectro, se ha propuesto la Radio Cognoscitiva, como la tecnología capaz de utilizar bandas espectrales de forma dinámica e inteligente, consciente de su entorno, cuyo propósito es lograr la coexistencia entre usuarios oportunistas y los titulares de un ancho de banda, conservando una calidad de servicio deseable para ambos.

La Radio Cognoscitiva (RC) se define como un sistema inteligente de comunicación inalámbrica, consciente del entorno radioeléctrico que lo rodea, del cual es capaz de aprender para adaptar sus parámetros de operación en tiempo real con el fin de lograr una calidad de comunicación de alta fiabilidad cuando sea y donde se necesite [5]. A partir de esta definición, las tareas de una RC involucran el observar el entorno radioeléctrico con el fin de encontrar canales libres de frecuencia, aprender de lo observado en el entorno y tomar decisiones considerando las necesidades del usuario, finalmente establece el intercambio de información utilizando los parámetros adecuados para lograr una calidad de comunicación deseada. Debido a que la RC se encuentra en un estado de observación constante, estas tareas se definen como Ciclo Cognoscitivo (Figura 1).



**Figura 1: Ciclo cognoscitivo**

En los estudios de la RC han surgido diversas estrategias de operación tales como; Interweave, Overlay y Underlay [6], las cuales se han analizado para el uso práctico de este sistema en busca de lograr la coexistencia entre usuarios titulares de una banda de transmisión (Usuario Primario) y los usuarios RC (Usuarios Secundarios).

En un sistema de RC que utiliza el modelo Underlay, se permite la coexistencia simultánea entre Usuario Primario y el Usuario Secundario en un mismo canal, siempre y cuando la interferencia de los Usuarios Secundarios no sobrepases un umbral de interferencia tolerable por el Usuario Primario [7]. Para este modelo se requiere conocer la información del estado de canal (CSI), en términos de relación señal a interferencia mas ruido (SINR), del Usuario Secundario y el Usuario Primario [8]. Debido a las limitantes que conlleva esta práctica, el modelo Underlay es útil principalmente para comunicaciones de corto alcance [9].

En el modelo Overlay se permite la coexistencia concurrente del Usuario Secundario

y el Usuario Primario. Esto se logra utilizando una fracción de la potencia de transmisión del Usuario Secundario para relevar la transmisión del Usuario Primario. Lo anterior permite incrementar la potencia de transmisión del Usuario Primario, mejorando su relación señal a ruido (SNR), a la vez que minimiza la interferencia ocasionada por el Usuario Secundario [10]. Sin embargo, es necesario que el Usuario Secundario conozca la información que el Usuario Primario desea transmitir.

El modelo Interweave consiste en que un Usuario Secundario utilice oportunamente los canales libres dentro de un ancho de banda regulado. La RC tiene la labor de identificar los canales libres en un instante y en una determinada ubicación geográfica, por lo que la detección espectral juega un papel fundamental en este modelo. El modelo Interweave destaca gracias a la subutilización del espectro encontrado en las bandas de frecuencia por debajo de 3GHz, además de prometer una mejor QoS en comparación con los otros modelos, por lo que se mantiene como preferente para aplicarse en un sistema RC [9].

### **I.3. Planteamiento del problema**

Implementar tecnología RC implica que los dispositivos móviles deben establecer, de manera oportuna y eficiente, un enlace de comunicación con alguno de los sistemas inalámbricos candidatos a compartir su espectro. Para lo anterior, los usuarios cognoscitivos o secundarios deben contar con alguna técnica de detección espectral que les permita identificar aquellos instantes en los que algún Usuario Primario no utilice su espectro (llamados huecos espectrales) [9]. Adicionalmente, la etapa de detección espectral se enfrenta a una variedad de factores que de no ser atendidos, obstaculizarán la eficiencia de la RC. Entre estos se encuentran el ruido del entorno de propagación que

dificulta la distinción entre un usuario y un canal libre, y el desvanecimiento de la señal, que provoca la detección errónea de canales libres. Debido a la importancia de mantener una QoS adecuada para ambos tipos de usuarios, se han estudiado diversos algoritmos de detección espectral con el fin de minimizar el impacto que presentan los obstáculos anteriormente mencionados. En la siguiente sección se describen algunos trabajos en los que se reportan resultados sobre la evaluación de algunos detectores de espectro. La intención es presentar al lector las ventajas y desventajas que ofrecen estas estrategias de detección y justificar, razonablemente, los objetivos de la tesis.

### **I.3.1. Trabajos Relacionados**

Entre los algoritmos de detección destaca la Detección por Geoestacionariedad, gracias a su capacidad de detectar acertadamente canales ocupados por otro usuario [11]. Sin embargo, esta técnica requiere de un conocimiento previo sobre el tipo de señal a detectar, además de requerir una elevada complejidad computacional, obstaculizando su implementación. Se reporta también la Detección por Filtro Acoplado [12], el cual presenta una alta capacidad de detección de señales en entornos con baja SNR, sin embargo presenta el inconveniente de que el Usuario Secundario requiere sincronizarse con el Usuario Primario, además de un circuito dedicado para cada banda que se desee observar. Requerir conocimiento previo sobre la señal a detectar es una característica poco deseable con la que deben contar los detectores para su implementación en sistemas de RC, lo que provoca gran interés en estudiar aquellos detectores capaces de realizar su función con un conocimiento casi nulo de las señales de usuario. Estos detectores, clasificados como ciegos, no requieren conocimiento previo de alguna característica de la señal a detectar, sin embargo, y al mismo tiempo, esto los hace susceptibles a las

variaciones de la potencia de ruido causadas por los desvanecimientos del entorno en el que se propaga la señal. Entre los detectores ciegos destaca la Detección por Valores Propios (eigenvalores) [13] [14], esta ofrece menor susceptibilidad al ruido en condiciones de baja SNR, sin embargo, este método de detección requiere de una elevada complejidad computacional en comparación con otros métodos de detección [9].

Otro ejemplo es el Detector de Energía (DE), que gracias a su baja complejidad computacional [9] es el que más se ha analizado en la literatura. Para resolver el problema de ocupación de canal, el Detector de Energía requiere de un estadístico de prueba y un umbral de detección. El primero es la medida de la energía presente en un ancho de banda durante un periodo de detección. El umbral de detección es un valor numérico que se determina en función de la potencia del ruido, este se compara con el estado actual del estadístico de prueba para decidir acerca de la presencia de la señal de interés. El Detector de Energía no puede manipular el estadístico de prueba ya que es una característica propia de la señal recibida, pero si puede mejorar la certidumbre de sus decisiones manipulando el umbral de detección. Sin embargo, las variaciones aleatorias de la potencia del ruido, conocida como incertidumbre del ruido, influyen en la determinación del umbral de detección y degradan la capacidad del Detector de Energía para decidir correctamente sobre el estado del canal, sobre todo cuando la SNR del entorno se encuentra por debajo de un valor determinado (fenómeno conocido como SNR-wall) [2].

En los trabajos anteriormente descritos y entre otros reportados en la literatura, las técnicas de detección propuestas se evalúan por medio de simulación en computadoras o por métodos analíticos. En general, los resultados de simulación se basan, principalmente, en fijar el valor de uno o algunos parámetros, tales como: el nivel de potencia de ruido de piso o el tipo de desvanecimientos, y esto conlleva a que cuando se im-

plementan en entornos reales carecen del análisis de otros parámetros que influyen en el desempeño de un detector espectral. De ahí la importancia de realizar evaluaciones experimentales con este tipo de tecnología.

Después de una búsqueda en diversas bases de datos académicas (IEEE, Elsevier, y Springer) se encontraron pocos trabajos que reporten evaluaciones en tiempo real de técnicas de detección espectral. En su mayoría los autores emplean tecnología USRP (Universal Software Defined Radio Peripheral) junto con GNU radio (herramienta de software de fuente abierta) para construir camas de prueba experimentales (testbeds). Esta combinación los convierte en una herramienta versátil y flexible para desarrollar y evaluar, de forma experimental, sistemas de comunicación inalámbricas con base en Radio Definido por Software (SDR).

Como ejemplos, en [15], se reporta una metodología de detección espectral de banda amplia. Para ello implementan una técnica de detección de múltiples bandas de frecuencia de forma simultánea (detección multi-banda conjunta) en la que varios detectores de energía de banda angosta cooperan entre sí para determinar el espectro de una señal de banda ancha. Por su flexibilidad para implementar técnicas para RC, los autores utilizan la plataforma USRP-Iris y evalúan en tiempo real su propuesta de detección espectral. Mientras que en [16] los autores valúan la presencia de señales primarias en términos de la Probabilidad de Detección (PD) y de Falsa Alarma (PFA), en función de la Relación Señal a ruido (SNR) y tamaño de muestras recolectadas. Para lo anterior, implementan en USRP2, un sistema transmisor-receptor (en el que se incluye un DE). Similarmente, en [17] analizan la influencia de la longitud y tamaño de la FFT sobre el mínimo tiempo de detección que requiere un DE para lograr PD altas.

En [18], se reporta la implementación de un Sistema de detección espectral dual en una plataforma SDR (National Instruments PXIe). Utilizan un sistema con doble

receptor (tecnología multiantena) para reducir los efectos negativos del desvanecimiento multitrayectoria, la dispersión y las variaciones en la potencia del ruido (ya que afectan en el cálculo del estadístico de prueba). El sistema consiste de dos detectores de energía, la salida de ambos se unen por medio de un filtro AND para determinar la decisión final sobre la ocupación de la banda espectral. Para ello determinan un umbral de detección adaptativo con el que el filtro AND compara el nivel de energía del canal de interés (estadístico de prueba). Además de reducir la PFA con esta propuesta de detección cooperativa, los autores reportan la complejidad computacional, medida en términos del tiempo de sensado (desde que inicia hasta que termina el proceso de detección), en función de distintos tamaños y tipos de ventana utilizadas en el periodograma. Se encontró que al utilizar una ventana Hamming se logra el menor tiempo de detección.

La detección de cualquier señal de televisión que se transmita en la banda de 470-870 MHz se reporta en [19]. Sin embargo, los autores observaron durante los experimentos que cuando se incrementa la frecuencia de operación de la señal transmitida, el USRP atenúa linealmente la potencia de dicha señal (esto es, el USRP estima una potencia de menor valor con respecto a la que se transmitió). Entonces, la principal contribución de este trabajo es un método de calibración para el USRP, de tal forma que este no modifique el nivel de potencia de la señal de televisión transmitida. La razón de por qué calibrar la señal recibida por el USRP, es con la finalidad de que el detector resuelva, en todo momento, sobre la ocupación de un canal bajo las mismas condiciones, independientemente de la frecuencia de operación de la señal a detectar. Una de las razones de por qué analizar esta banda de televisión se debe a que después del apagón analógico la ocupación de esta banda se redujo por debajo del 10% (antes del apagón analógico la ocupación era del 44%). La evaluación del Detector de Energía se hace para un solo valor de  $SNR = -9.15$  dB y un solo tipo de señal modulada (QPSK), logrando

una PD=80 % para una PFA=10 %.

Por la susceptibilidad a las variaciones de la potencia del ruido que caracteriza al Detector de Energía, también se reportan evaluaciones de otros detectores, basados en el cálculo de la matriz de covarianza, que mejoran la probabilidad de detección al reducir el efecto negativo que produce la incertidumbre de ruido. En estos casos, el umbral de detección utilizado para decidir sobre la ocupación del canal, no tiene relación con el SNR. Por ejemplo, en [20], los autores implementan y comparan el desempeño, en un entorno real, de dos algoritmos de detección espectral ciegos; el Método de Valores Propios Máximo-Mínimo (MME: Maximum-to-Minimum Eigenvalue) y el Método de Covarianza (COV). La tesis que respalda a estas propuestas reza que dos muestras diferentes de una señal primaria presentan una alta correlación entre ellas, mientras que las del ruido presentan una baja correlación (en condiciones ideales, la correlación de dos muestras de ruido AWGN es cero). El método de detección MME estima sus valores propios (eigenvalues) a partir de la matriz de covarianza, que obtiene a partir de las muestras de la señal recibida, la relación entre los valores propios máximo y mínimo se compara con un umbral de detección para entonces determinar la presencia de una señal primaria. Similarmente, el método COV utiliza la matriz de covarianza para calcular la relación entre la correlación en el tiempo (suma de elementos de la diagonal) y la energía de la señal recibida (suma de elementos no-diagonal). Esta relación se compara con un umbral de detección para decidir sobre la presencia de una señal primaria en el canal. Ambas técnicas ofrecen la ventaja de que no requieren conocer la potencia de ruido (como lo requiere el Detector de Energía) o alguna característica, transmitida previamente, de la señal primaria o información del estado del canal (como la necesitan los detectores No-ciegos). Sin embargo, el buen desempeño de las técnicas MME y COV, tiene el costo de que necesitan una cantidad de muestras de la

señal recibida varios órdenes mayor que el que utiliza el Detector de Energía, (aunque, siendo justos, el Detector de Energía ni con una cantidad infinita de muestras logra los mismos resultados de detección). Lo anterior implica una complejidad computacional y tiempo de procesamiento demasiado altos, impráctico para una aplicación CR, si se toma cuenta de que se necesita resolver sobre la ocupación de una o varias bandas de frecuencia en el menor tiempo posible (menor a 200 milisegundos).

Una de las desventajas de evaluar técnicas de detección espectral mediante simulación o por la evaluación de sus modelos teóricos, es que estos asumen, por simplicidad, que las muestras de ruido no están correlacionadas, cuando en la práctica o en entornos reales si lo están. Considerar lo anterior reduce el desempeño de los detectores. Esto se reporta en [20], los autores establecen que existe una diferencia en el SNR-wall de 4 dB entre la evaluación teórica y experimental de un detector COV y de 11 dB para el caso del Detector de Energía. En [21] proponen una técnica novedosa de detección de señal ciega que utiliza el Análisis de Componente Principal (PCA). Esta técnica PCA determina los componentes principales (PC) a partir de los valores propios de la matriz de covarianza. Para el experimento utilizaron una señal FM a 410 Mhz y 200 KHz de ancho de banda como señal primaria y dos USRPs (Xilinx Spartan XC3SD3400A FPGA) para emular una recepción multiantena. Por su similitud con las variantes de las técnicas de Covarianza (CBD: Covariance Based Detection) el desempeño de la propuesta PCA se compara con los siguientes algoritmos de Detección: Valor absoluto de Covarianza (CAV: Covariance Absolute Value) propuesto y evaluado en una plataforma SDR en [22], Energía con Mínimo Valor Propio (EME: Energy with Minimum Eigenvalue) y Detección por Máximo Valor Propio (MED: Maximum Eigenvalue Detection). Los resultados reportan que la técnica PCA presenta mejor desempeño para cada condición de SNR evaluada y para una matriz de covarianza de menor tamaño (menos muestras).

La PD del PCA resultó 10 % mejor que la del algoritmo CAV para una SNR de -22db, ambos seguidos, con menor desempeño, por los algoritmos MME y EME. El algoritmo MED presentó el menor desempeño, debido a su vulnerabilidad a la incertidumbre del ruido, ya que requiere conocimiento de la varianza del ruido al igual que un DE.

Otra tendencia en el diseño de detectores, es el de desarrollar detectores estadísticos, estos también nulifican el efecto negativo de la incertidumbre de ruido. De hecho, mejoran los resultados obtenidos con los detectores basados en la matriz de covarianza, pero requieren procesar una mayor cantidad de muestras de la señal recibida. Algunos de estos detectores ciegos se reportan en las referencias [23], [24], [25] y [26]. Los autores en [23] proponen una técnica de detección espectral de tiempo real con base en un clasificador de regresión logística para operar en la banda ISM @2.4GHz. Este clasificador es una combinación de un clasificador estadístico probabilístico y un algoritmo de aprendizaje supervisado (supervised machine learning). El algoritmo de detección aprende a partir de energía de la señal en el rango de frecuencias de interés. Para el entrenamiento del clasificador se creó un dataset con datos recolectados de las señales transmitidas por un enrutador inalámbrico Wi-Fi @2.4Ghz. Se etiquetaron cada uno de los datos recolectados como ocupado o libre en función del nivel de energía calculada a partir de las muestras de la señal recibida. Los resultados muestran que esta técnica de detección logra una tasa de clasificaciones correctas (accuracy) del 98.7% cuando se utiliza el dataset de entrenamiento y de un 95% cuando se evalúa el detector con señales obtenidas de múltiples transmisores USRP. En [24] y [25] utilizan la curtosis, en lugar de la energía de la señal recibida, como estadístico de prueba. La curtosis o 4to momento central con respecto a la media de una distribución estadística, es una medida que permite analizar el grado de concentración que presentan los valores de una variable analizada alrededor de la zona central de la distribución de frecuencias. Un

valor de curtosis alto significa una mayor concentración de datos muy cerca de la media de la distribución, coexistiendo con una elevada frecuencia de datos muy alejados de la misma. La curtosis permite analizar las propiedades Gaussianas de la señal recibida en el dominio de la frecuencia, por lo que en aplicaciones CR [24] una distribución Gaussiana representa un canal libre y una no-Gaussiana a un canal ocupado. Algunas de las ventajas de utilizar este detector con base a la curtosis, es que para entornos bajos de SNR elimina el efecto negativo de la incertidumbre de ruido, logrando, en este caso, mejor desempeño que el Detector de Energía. Comparada con otras estrategias estadísticas, la detección por curtosis es la que requiere menor complejidad computacional. Sin embargo, su principal desventaja, al igual que las técnicas basadas en la matriz de covarianza, es que requieren demasiadas muestras para lograr probabilidades de detección altas. En [25] implementan en una plataforma SDR un detector de curtosis, como sistema de monitoreo de Radiofrecuencia (no así como detector espectral para aplicación en sistemas CR), para determinar la ocupación de algunas bandas de frecuencia de entre 5 KHZ y 25 KHZ. Reportan resultados que alcanzan una  $PD=57\%$  para una  $PFA=10\%$ ,  $SNR=-10$  dB y 1024 puntos FFT y una  $PD=90\%$  para un valor de  $SNR=-5$  dB. En [26] combinan la curtosis y la oblicuidad (tercer momento central con respecto a la media) con el fin de mejorar el desempeño de los detectores reportados en [24] y [25]. Aunque este detector estadístico de doble característica logra  $PD=85\%$  para un  $SNR=-22$  dB, requiere una complejidad computacional mayor de la que se requirió en los trabajos previos.

A pesar de los buenos resultados que se logran con algunos de los detectores descritos anteriormente, no todos cumplen con el requerimiento de detección establecido por la Comisión Federal de Comunicaciones en Estados Unidos (FCC) [27] [28], una  $PD=90\%$  y una  $PFA=10\%$  para un  $SNR=-12$  dB en el caso de que las señales a detectar provengan

de micrófonos inalámbricos (señales moduladas en FM con 200 KHz de ancho de banda). Una PD=90 % y una PFA=10 % para un SNR=-21 dB si las señales a detectar son de televisión digital, muy por debajo de un SNR=1 dB para el caso de señales de TV analógica. Detectar señales de TV digital representa uno de los retos principales de los detectores espectrales, además de que la detección debe hacerse en un tiempo máximo de 0.2 segundos para cualquiera de las señales.

En resumen, un detector de espectro para aplicaciones de RC debe contar con la capacidad de resolver sobre la ocupación del canal bajo condiciones de incertidumbre de ruido, bajos niveles de SNR y con la menor cantidad de muestras de la señal a detectar. Como ya se mencionó, el Detector de Energía es vulnerable a estas condiciones y los detectores basados en la matriz de covarianza o los estadísticos requieren conjuntos de muestras de gran tamaño para lograr una probabilidad de detección igual o mayor al 90 %. En este sentido, en referencias [29]-[30] se reportan resultados del desempeño de detectores basados en la entropía. Utilizar la entropía de un conjunto de muestras como estadístico de prueba, en lugar de la energía, lo hace robusto ante la incertidumbre del ruido, ya que en este caso, la entropía mide la distribución de las muestras en la ventana de observación independientemente de su amplitud. La entropía de una señal estocástica se maximiza si la señal es solo ruido. En cambio si la señal recibida contiene alguna señal primaria, la entropía se reduce. El detector de entropía es igual de sencillo de implementar que el Detector de Energía, también requiere pocas muestras para procesar la señal a detectar. Sin embargo, estos trabajos solo reportan resultados teóricos [29],[31] y por simulación [32], [30], además de que solo utilizan señales analógicas (modulación AM) como señales primarias durante su evaluación. Hasta este momento no se han encontrado trabajos en los que se reporten evaluaciones de detectores de entropía en entornos reales.

## **I.4. Objetivos de la Tesis**

### **I.4.1. Objetivo General**

Considerando los beneficios que ofrece utilizar la entropía como estadístico de prueba en un detector de espectro. El objetivo general de este trabajo de investigación es identificar, experimentalmente, las ventajas que ofrece un detector de entropía con respecto a un detector de energía con aplicación en sistemas de Radio Cognoscitivo.

### **I.4.2. Objetivos Particulares**

- Determinar el impacto que causa la incertidumbre de ruido en la probabilidad de detección que logra un detector espectral con base a la entropía.
- Evaluar el efecto que causan los distintos esquemas de modulación de la señal primaria en el SNR-wall del detector con base a la entropía.

## **I.5. Organización del Documento de Tesis**

El presente documento de tesis se compone por cinco capítulos. En el capítulo 2 se define el proceso de detección de espectro como un problema de hipótesis binario y se describe porqué se considera un método para adquirir información sobre la ocupación espectral. Además, se describen teóricamente los modelos de las técnicas de detección de energía y de entropía. En el capítulo 3 se describe la implementación y desarrollo de ambas técnicas de detección utilizando Radio Definido por Software (SDR) en combinación con GNU Radio. En el capítulo 4 se presentan los resultados de evaluación del desempeño de las técnicas de detección. Se analiza el desempeño del detector de

entropía bajo distintas condiciones de incertidumbre de ruido y con diversas señales primarias. Se presenta un análisis comparativo con el Detector de Energía convencional. Por último, en el capítulo 5 se presenta las conclusiones y contribuciones del trabajo de investigación, así como la descripción del trabajo futuro derivado de esta investigación.

# Capítulo II

## Detección Espectral

Tomando como referencia el modelo de red presentado en la Figura 2, el Usuario Secundario (SU) debe contar con la capacidad de distinguir aquellos canales ocupados por el Usuario Primario (PU) para evitarle interferencia. Esto es, que el SU pueda utilizar la banda espectral que el PU tiene concesionada, siempre y cuando, esta se encuentre libre. Un sistema de compartición de espectro debe contar con una etapa de detección de espectro para incrementar la posibilidad de maximizar la utilización del espectro. Identificar oportunidades, le permite al SU incrementar las reservas de espectro que puede utilizar y, al mismo tiempo, proteger al PU de la interferencia que pudiera ocasionarle por utilizar su misma banda espectral. Así, el SU aprovecha el espectro no utilizado por el PU, y el PU no se ve afectado por compartir su espectro.

En este capítulo se describen, conceptualmente, cómo se lleva a cabo el proceso de detección de espectro para obtener información sobre la ocupación del canal y las técnicas de detección de energía y entropía por ser el tema central de este trabajo de investigación.

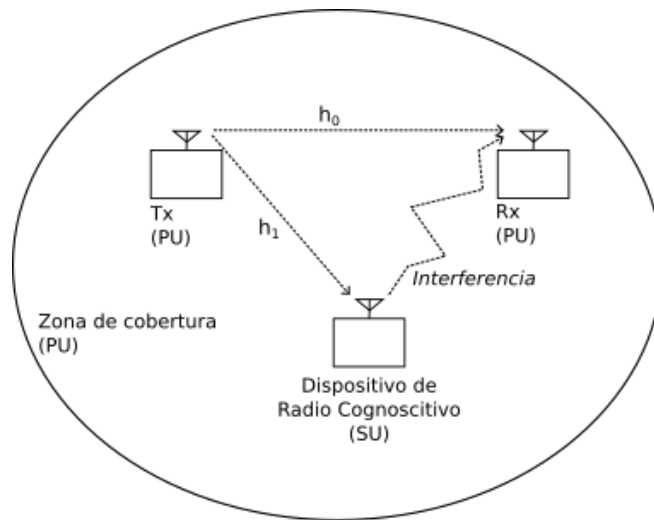


Figura 2: Modelo de red para espectro compartido entre Usuario Primario (PU) y Usuario Secundario (SU).

## II.1. Problema de Detección: Modelo, Elementos y Métricas de Evaluación

El reto principal de una técnica de detección de espectro es lograr decisiones confiables, ya que el proceso de detección depende de factores que, en la mayoría de los casos, el SU no tiene control (por ejemplo; el canal de comunicaciones, interferencia, las características de las señales transmitidas por los PUs, entre otros). La tarea del detector de espectro es la de decidir si en un tiempo y espacio determinados, una banda de frecuencias se puede declarar como un hueco espectral. Los huecos espectrales, o espacios en blanco, son regiones en el espacio, tiempo y/o frecuencia que un SU puede aprovechar oportunamente para la transmisión de su información.

Para esto, el algoritmo de detección captura la información contenida en el ancho de banda de interés y la procesa para decidir si los datos capturados corresponden a una señal primaria más ruido o, si dicha información es sólo ruido. En el primer caso, el SU declara la banda de frecuencias ocupada y se abstiene de transmitir su

información, puesto que identificar una señal distinta del ruido indica la presencia de un transmisor activo y, por tanto, debe evitar interferirlo. Por otro lado, si la señal capturada corresponde a sólo ruido, entonces el SU declara la existencia de un hueco espectral y aprovecha la banda de frecuencias para la transmisión de su información.

Matemáticamente, la detección espectral se modela como una prueba de hipótesis binaria, donde se define la ausencia de señal o solo ruido mediante la hipótesis nula  $H_0$ , y la presencia de señal mediante la hipótesis alternativa  $H_1$ .

$$H_0 : \mathbf{x}(n) = \boldsymbol{\eta}(n) \quad (1)$$

$$H_1 : \mathbf{x}(n) = \mathbf{s}(n) + \boldsymbol{\eta}(n) \quad (2)$$

$$n = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (3)$$

$\boldsymbol{\eta}(n)$  corresponde al ruido aditivo blanco Gaussiano con media cero con varianza  $\sigma_n^2$ .  $\mathbf{s}(n)$  es la señal transmitida por el Usuario Primario, el cual se modela:

$$s(n) = \sum_{t=0}^{q_s} h_s(t) \tilde{s}(n - t) \quad (4)$$

$\tilde{s}$  representa la señal del Usuario Primario,  $h_s(n)$  modela el canal entre el Usuario Primario y el Usuario Secundario, y  $q_s$  es el orden del canal  $h_s(n)$ .

La tarea de un detector espectral es distinguir  $H_0$  de  $H_1$  en el espectro observado, comparando un estadístico de prueba  $\gamma(x)$  con un umbral  $\lambda$ . El estadístico de prueba es aquella característica que se extrae de la señal recibida (que puede ser energía, entropía, varianza, curtosis, a magnitud de los componentes cíclicos de la función de correlación

espectral, entre otras) y que cambia cuando la señal recibida es distinta al ruido. 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. El detector no puede manipular el estadístico de prueba para mejorar el resultado de la prueba, ya que 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. La prueba para aceptar o rechazar las hipótesis  $H_0$  y  $H_1$  definidas anteriormente resulta en la siguiente comparación:

$$\gamma(x) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \lambda \quad (5)$$

El desempeño de cualquier algoritmo de detección se evalúa con base a su probabilidad de detección,  $P_D = Pr[\gamma(x) > \lambda; H_1]$  y su probabilidad de falsa alarma,  $P_{FA} = Pr[\gamma(x) > \lambda; H_0]$ . La probabilidad de detección ( $P_D$ ) es la probabilidad de que una banda espectral se encuentra ocupada, cuando en realidad lo está y la Probabilidad de Falsa Alarma ( $P_{FA}$ ) evalúa la cantidad de veces que el detector decide que esta presente un transmisor primario en el canal, cuando en realidad no existe un PU activo. Cuando la  $P_D$  es máxima, existe un alto nivel de protección hacia las transmisiones del PU, ya que el SU nunca transmitirá concurrentemente con el PU. Por otro lado, cuando la  $P_{FA}$  es mínima, el detector 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, esto es, el valor de potencia mínimo

de la señal primaria para la cual el detector cumple un par de  $P_D$  y  $P_{FA}$  objetivo y, el tiempo de detección, que se mide con base al número de muestras de la señal recibida necesarias para lograr un determinado nivel de sensibilidad. Un detector con mayor sensibilidad identificará la presencia de señales primarias 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.

## II.2. Detector de Energía

El Detector de Energía (DE) es una técnica de detección genérica, de rápido procesamiento, bajo costo de implementación y no requiere conocimiento previo de las características de las señales primarias. Lo que la convierte en la técnica que más se ha implementado en diversos test beds experimentales para sistemas de RC [33]. Por caracterizarse como una técnica simple, en comparación con las técnicas de matriz de covarianza o no-ciegas, ofrece un pobre desempeño cuando las condiciones de operación son desfavorables. La explicación a lo anterior es que el DE sólo utiliza la energía de la señal que recibe como característica para distinguir entre la presencia de una señal primaria y ruido, y esta energía es el parámetro con mayor incertidumbre en un sistema de comunicaciones inalámbricas. El DE también utiliza el valor de la energía del ruido para definir el umbral de detección, por lo que bajo condiciones de incertidumbre de ruido es difícil determinar su valor óptimo. Por ello, el DE solo puede operar confiablemente hasta un límite inferior de SNR, denominado en la literatura como SNR-wall, más allá de este valor de SNR el DE es incapaz de detectar la presencia de una señal primaria, aun cuando el tiempo de observación de la señal recibida se prolongue hasta el infinito.

La implementación del DE se puede realizar para el dominio del tiempo o la frecuencia [34]. En el dominio del tiempo, el DE utiliza un filtro pasa-bajas para rechazar el ruido y algunas emisiones fuera del ancho de banda de interés de la señal recibida. Posteriormente se estima la energía de la señal utilizando un muestreador o convertidor analógico digital (CAD), un dispositivo de ley cuadrática y un integrador. Esta energía se compara con un umbral de detección predefinido para decidir si existe señal o solo ruido en el canal. Esta implementación es poco flexible, particularmente cuando el SU necesita detectar múltiples canales con distintos anchos de banda característicos (por ejemplo, canales de banda angosta o banda ancha), ya que requeriría de un banco de filtros para observar cada canal de interés, además de que estos deberán ajustarse al ancho de banda en cuestión según lo requiera el SU.

En el dominio de la frecuencia el DE cuenta con mayor flexibilidad para procesar anchos de banda mas amplios y detectar, simultáneamente, el estado de ocupación de varios canales [35]. Para ello, es necesario estimar la Densidad Espectral de Potencia (DEP) de la señal recibida y obtener la medición de energía para decidir sobre la ocupación del canal. Con esta metodología de implementación se mejora el desempeño del DE porque se incrementa la calidad de la estima de la energía. Sin embargo, también se incrementa la complejidad del detector ya que se requiere, por un lado, determinar la resolución en frecuencia, que se controla por la cantidad de puntos utilizados en la transformada discreta de Fourier (DFT: Discrete Fourier Transform) y, por el otro, calcular una cantidad considerable de promedios para estimar la DEP.

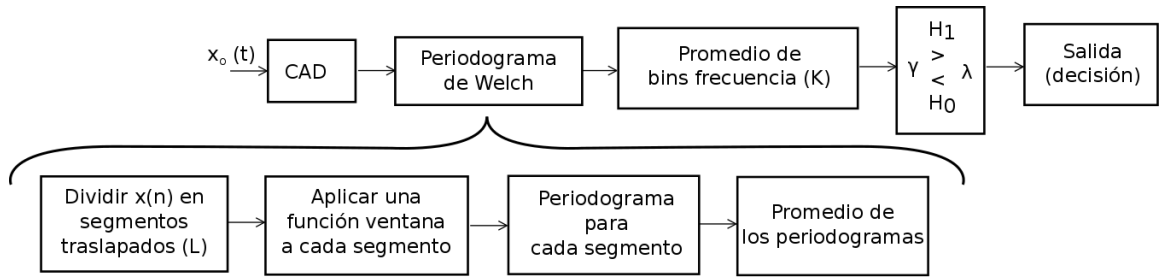
### II.2.1. Detector de Energía en el Dominio de la Frecuencia

Se han propuesto diversos métodos para la estimación de la DEP, aunque solo algunos han sido investigados para el DE en redes de CR. En [36] obtienen el límite de SNR para el DE, dado un tiempo de detección. Las mediciones de energía se obtuvieron en el dominio de la frecuencia mediante estimación de la DEP, utilizando el método de periodograma [37]. Sin embargo, esta evaluación no toma en cuenta la calidad del estimado de la DEP en el desempeño de detección espectral. En [38] se determina el desempeño teórico del DE basado en periodograma en canales con desvanecimiento. Sus resultados muestran que aplicar esta aproximación en el dominio de la frecuencia reduce la  $P_{FA}$  pero con una menor velocidad de detección. En [39], analizan el desempeño del periodograma de Welch en canales Gaussianos. Concluyen que el método de Welch mejora la estimación de la DEP, en comparación con el método de periodograma simple para la detección de señales de banda angosta. Posteriormente, en [40] se extiende el estudio presentado en [39] para evaluar el proceso de detección sobre canales con desvanecimiento Rayleigh. Los resultados muestran que el desempeño del detector sobre canales con desvanecimiento sólo se mejora si se utiliza detección cooperativa entre múltiples nodos. En estos trabajos previos no se analiza el efecto de la estimación de la DEP sobre el desempeño del detector.

Welch demostró que segmentando y traslapando la secuencia de datos se reduce la varianza de la DEP estimada y se incrementa su calidad de estimación [41]. En el contexto del Detector de Energía para la detección espectral, reducir la variabilidad de la DEP dará como resultado una estimación más precisa de la energía contenida en los canales de interés. Por otro lado, la mejora de este estimado no necesariamente incrementará el desempeño global del DE, ya que estimar un umbral de detección

correcto también juega un papel determinante en el proceso de detección.

El estadístico de prueba  $\gamma(x)$  se define a partir de la energía contenida en el ancho de banda de interés y se obtiene calculando el área bajo la curva de la DEP estimada. Con el método propuesto por Welch, el DEP se estima promediando los periodogramas resultantes de la segmentación de la secuencia de datos de longitud finita. La estructura en bloques del Detector de Energía utilizando el método de Welch se muestra en la Figura 3.



**Figura 3: Estructura del detector de energía basado en el método de Welch**

Con base a la Figura 3 se toman  $N$  muestras de la secuencia de datos recibidos, los cuales posteriormente se dividen en  $L$  segmentos de longitud  $M$ . Cada segmento  $M$  se traslapa entre elementos sucesivos, es decir, habrá redundancia con el segmento previo, donde se repetirán los últimos  $D$  elementos del segmento anterior. Una vez segmentada la secuencia de datos se aplica una función ventana  $w(n)$  a cada segmento resultante y se calcula el periodograma simple para cada segmento a partir de la ecuación (6).

$$\tilde{P}_{xx}(k) = \frac{NG}{M \times CG^2} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_i(n)w(n)e^{-j2\pi(kn/K)} \right|^2, \quad (6)$$

$$i = 0, 1, \dots, L - 1$$

$$k = 0, 1, \dots, K - 1$$

Donde NG representa la ganancia de ruido y CG corresponde a la ganancia coherente de la ventana, aplicadas como un factor de normalización para la ventana utilizada [42]. K corresponde al número de puntos considerados para la DFT de los periodogramas. Los valores de cada periodograma obtenidos de la señal recibida  $x(n)$  se encuentran dentro de una matriz de tamaño  $L \times K$  definida como:

$$\tilde{P}_{xx} \triangleq [(P_{xx}^1) (P_{xx}^2) \dots (P_{xx}^L)]^T \quad (7)$$

Donde T representa la transposición y los vectores  $P_{xx}^i$  se definen como

$$\tilde{P}_{xx}^i \triangleq [\tilde{P}_{xx}^{(i)}(0) \tilde{P}_{xx}^{(i)}(1) \dots \tilde{P}_{xx}^{(i)}(K-1)] \quad (8)$$

El estimado espectral de potencia de Welch corresponde al promedio de los L periodogramas.

$$P_{xx}(k) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} \tilde{P}_{xx}^{(i)}(k) \quad (9)$$

O en su forma vectorial:

$$P_{xx} \triangleq [P_{xx}(0) P_{xx}(1) \dots P_{xx}(K-1)] \quad (10)$$

El número de segmentos  $L$  promediados puede ser calculado mediante  $N$ ,  $M$  y  $D$  de la siguiente forma [41]:

$$L = \frac{N - M}{D} + 1 \quad (11)$$

A partir de (7) se obtiene la potencia de los bins de interés, entonces el estadístico de prueba se define a partir de (9) como:

$$\gamma_f = \sum_{k=0}^{K-1} f_K P_{xx}(k) \quad (12)$$

Donde  $f_K = (W/K)$  corresponde a la resolución de la frecuencia seleccionada, de (9) y (12) se puede notar que  $\gamma_f$  corresponde a la suma de  $L \times K$  variables aleatorias. Asumiendo que los elementos de  $x(n)$  se extraen de un proceso Gaussiano, los elementos de su transformada de Fourier son también variables aleatorias con distribución Gaussiana, ya que la transformada de Fourier es una operación lineal. En este sentido, es posible afirmar que  $\gamma_f$  sigue una distribución chi cuadrada central y no central con  $LK$  grados de libertad, para  $H_0$  y  $H_1$  respectivamente. Si asumimos que el producto de  $L \times K$  es suficientemente grande ( $> 250$ ) para aplicar el teorema de límite central [36],  $\gamma_f$  tiende a tener una distribución Gaussiana con media y varianza:

$$\gamma_{f|H_0} \sim N\left(\sigma_\eta^2, \frac{2}{LK}\sigma_\eta^4\right) \quad (13)$$

$$\gamma_{f|H_1} \sim N\left((\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2), \frac{2}{LK}(\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)^2\right) \quad (14)$$

$\sigma_s^2$  corresponde a la potencia de la señal primaria, y  $\sigma_\eta^2$  corresponde a la potencia del ruido. La probabilidad de falsa alarma y la probabilidad de detección para el Detector de Energía se define a partir de la función de distribución acumulativa (CDF) de  $\gamma_f$ .

$$\begin{aligned} P_{FA} &= Pr(\gamma_{f|H_0} > \lambda) = 1 - \phi_{H_0}(\lambda) \\ &= Q\left(\frac{\lambda - \sigma_\eta^2}{\sqrt{(2/LK)\sigma_\eta^4}}\right) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} P_{FA} &= Pr(\gamma_{f|H_0} > \lambda) = 1 - \phi_{H_0}(\lambda) \\ &= Q\left(\frac{\lambda - (\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)}{\sqrt{(2/LK)(\sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)^2}}\right) \end{aligned} \quad (16)$$

Donde  $\lambda$  es el umbral de detección,  $\phi_{H_0}(\lambda)$  y  $\phi_{H_1}(\lambda)$  corresponde al CDF de  $\sigma_f$  bajo  $H_0$  y  $H_1$ , respectivamente y  $Q(\cdot)$  representa la función Q de la distribución Gaussiana.

Según el criterio de Neyman-Pearson, es posible construir una regla de decisión que maximiza  $P_D$ , restringido a un valor fijo de  $P_{FA}$ , sin necesidad de conocer la potencia de la señal primaria [43]. A partir de la ecuación (16) se puede observar que para maximizar  $P_D$  es necesario conocer  $\sigma_s^2$ , y por lo tanto  $h_s$ . Sin embargo el Usuario Secundario comúnmente no dispone de este conocimiento y tampoco es fácil de obtener. En éste sentido, se mantiene una probabilidad constante de falsa alarma (CFAR: Constant False Alarm Rate), y sin tomar en cuenta la  $P_D$ , es posible establecer un umbral de detección

basándose solamente en la distribución del estadístico de prueba bajo  $H_0$ . Es por esto, que a partir de (15) el umbral de detección para el Detector de Energía se deriva como:

$$\lambda = \sigma_\eta^2 \left( 1 + \sqrt{\frac{2}{LK} Q^{-1}(P_{FA})} \right) \quad (17)$$

### II.3. Detector de Entropía

En la práctica, no es simple que el DE conozca con exactitud qué proporción de la energía de la señal que recibe corresponde al ruido. Esto es porque el receptor secundario no solo recibe la señal emitida por el PU, sino también señales interferentes provenientes de múltiples Tecnologías Inalámbricas que operan en distintas bandas de frecuencias, ruido co-canal, ruido ambiental, entre otros. Estos factores dificultan que el SU conozca con exactitud cuál es la potencia del ruido presente en cada evento de detección. Este vacío de conocimiento, referida como incertidumbre de ruido, ocasiona que el umbral de detección, definido por (17), no cumpla con el teorema de Neyman-Pearson, y opere con un valor de umbral sub-óptimo. Esto incrementa la probabilidad de que el DE tome decisiones erróneas, aún cuando la estima de la potencia contenida en el canal sea precisa. Extracción de las estadísticas del ruido [44], estimación de la potencia del ruido utilizando canales dedicados [45], y estimación independiente de las potencias de la señal y el ruido [58] son algunas de las propuestas que tratan de reducir los efectos negativos de la incertidumbre del ruido en el DE.

La detección con base a la entropía surge como una premisa al combate de la incertidumbre del ruido. Este razonamiento se basa en que la entropía de una señal estocástica (como el ruido) es máxima y constante si las muestras de la señal presentan

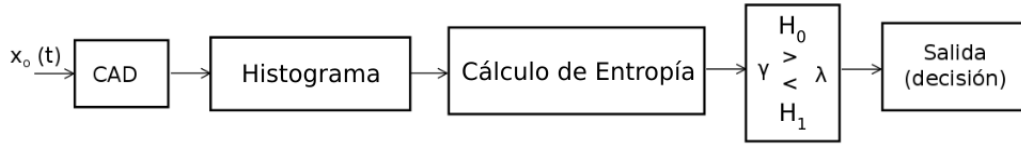
una distribución Gaussiana y, se reduce si estas contienen una señal primaria. Por tanto, diferenciar entre un canal ocupado de uno libre es, al parecer, un procedimiento menos complejo que tratar de resolver la ocupación del canal con un DE mejorado o con las novedosas técnicas de detección con base a la matriz de covarianza, valores propios o curtosis.

La Detección por Entropía comúnmente se aplica en el dominio de la frecuencia, pues se ha demostrado que presenta un desempeño reducido al trabajar en el dominio del tiempo [32]. La entropía es la medida de la incertidumbre asociada a una variable aleatoria. En el método de Detector de Entropía, esta variable es representada por la magnitud de la potencia de la señal observada en un ancho de banda. La estructura del Detector de Entropía se muestra en la figura 4, en este caso el estadístico de prueba  $\gamma(x)$  se define por el nivel de incertidumbre presente en el ancho de banda de interés.

Una variable discreta aleatoria se representa por un espacio de probabilidad, consistiendo de un espacio de muestreo  $\Gamma$ , el cual se divide en una L cantidad de sub-estados, de los cuales se obtiene una medición de probabilidad  $P$  de cada sub-estado  $y$  (de tal forma que  $P(\Omega) = 1$ ). Teniendo que  $p_i$  representa la probabilidad correspondiente del estado  $y_i$  y L representa la dimensión del espacio de probabilidad, obtenemos que  $\sum_{i=1}^L p_i = 1 (i = 1, 2, \dots, L)$ . La entropía de la información contenida en un mensaje se expresa como:

$$H(Y) = - \sum_{i=1}^L p_i \log_2 p_i \quad (18)$$

La estimación del nivel de incertidumbre es comúnmente realizada mediante el método de histograma. El L número de estados de la variable aleatoria es igual al número de bins que dan dimension al espacio de probabilidad. Siendo que  $k_i$  representa el total



**Figura 4: Estructura del Detector de Entropía.**

de ocurrencias en el bin  $i$ , de tal manera que  $\sum_{i=1}^L k_i = N$ . La probabilidad de cada estado ( $p_i$ ) es la frecuencia de ocurrencias en el bin  $i$ , siendo así,  $p_i = k_i/N$ .

Sustituyendo  $P_i$  en (18), la entropía estimada  $H_L$ , como el estadístico de prueba, puede expresarse como:

$$\gamma = H_L = - \sum_{i=1}^L \frac{k_i}{N} \log_2 \frac{k_i}{N} \quad (19)$$

Similarmente al Detector de Energía, el umbral de detección se determina estimando  $H_L$  bajo condiciones de  $H_0$  y manteniendo una  $P_{FA}$  constante, sin embargo, se utiliza la estimación de la desviación estándar del ruido percibido, en lugar de la varianza. Por lo tanto, el umbral de detección del Detector de Entropía se obtiene a partir de la siguiente expresión;

$$\lambda = H_L + Q^{-1}(1 - P_{FA})sd_s \quad (20)$$

Debido a que se encuentra una mayor magnitud de entropía al observar un canal en condición de  $H_0$ , a diferencia del modelo de sistema utilizado en el Detector de Energía se considera la presencia de usuario al encontrarse el estadístico de prueba por debajo del umbral. La probabilidad de detección y la probabilidad de falsa alarma del Detector de Entropía tienen las condiciones  $P_D = Pr[\gamma(x) < \lambda; H_1]$  y  $P_{FA} = Pr[\gamma(x) < \lambda; H_0]$  respectivamente.

## Capítulo III

# Implementación en SDR de las Técnicas de Detección de Energía y Entropía

El término Radio Definido por Software o SDR (por sus siglas en inglés) es aquella tecnología emergente que permite construir sistemas de radio flexibles, multiservicio, multibanda, multiestandar, reconfigurables y reprogramables vía software. Una de sus principales características es que los elementos de hardware como filtros, amplificadores, moduladores, entre otros, pueden implementarse en una computadora o en algún sistema embebido, de esta manera es posible reducir la complejidad del hardware analógico necesario para alguna aplicación. Por otro lado, GNU Radio es una herramienta de desarrollo libre y abierta que provee bloques de procesamiento de señal para implementar sistemas SDR. Las aplicaciones de GNU Radio se construyen mediante el entorno gráfico GNU Radio Companion o mediante lenguaje de programación Python o C++ si se requiere alto rendimiento, como es el caso de sus librerías. La plataforma experimental utilizada en este trabajo para evaluar el desempeño de los detectores de energía y entropía, consiste de un modulo ZeptoSDR y un generador de señales vectorial SMU200A (100KHz - 6Ghz). El experimento está conformado por dos etapas; una de calibración y procesamiento de la señal recibida en el Zepto SDR, detallada en este capítulo y una de evaluación descrita en el capítulo 5.

### III.1. Radio Definido por Software

El Radio Definido por Software (SDR) brinda la capacidad de reconfigurar sus parámetros de operación de manera dinámica para habilitar su interacción con las señales encontradas en el entorno, así como la capacidad de transmisión de señales bajo las características determinadas por el usuario mediante software.

Esta flexibilidad se logra gracias a que algunos de los componentes físicos que conforman un radio tradicional (filtros, moduladores, demoduladores, etc) se encuentran implementados en software. Aunque posee un número reducido de componentes de hardware, factores limitantes como la baja potencia de señales recibidas y la capacidad de procesamiento de procesadores de propósito general, hacen necesario contar con componentes físicos como lo son amplificadores potencia, filtros, y FPGAs. El sistema que conforma un SDR se representa en la Figura 5.

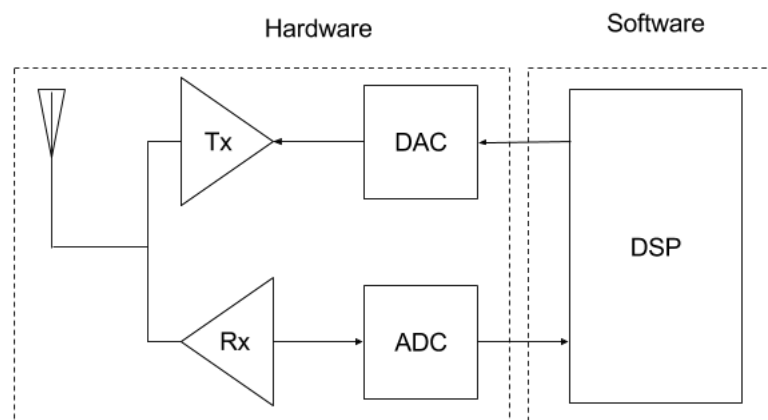


Figura 5: Esquema de sistema de Radio Definido por Software.

En la etapa de Hardware se recibe (Rx) o transmite (Tx) una señal analógica mediante una antena. Posteriormente se lleva a cabo la conversión analógico-digital de una señal entrante (ADC) o la conversión digital-analógica a una señal saliente (DAC). Finalmente es en la etapa de software donde la señal es analizada y manipulada.

Para llevar a cabo el estudio experimental los Algoritmos de Detección de Energía y Entropía se utilizó como herramienta de hardware el ZeptoSDR.

### III.2. ZeptoSDR

El ZeptoSDR (Figura 6) se compone de una tarjeta FMC (FPGA Mezzanine Card) Radio420s y una tarjeta base ZedBoard.

ZedBoard es una plataforma de desarrollo que trabaja bajo el sistema operativo Linux, uno de los propósitos principales dentro del ZeptoSDR es ofrecer una interfaz de operación para el módulo Radio420s. Entre las funciones que ofrece, se encuentra facilitar el intercambio de información con un ordenador mediante ethernet para facilitar el manejo del SDR.

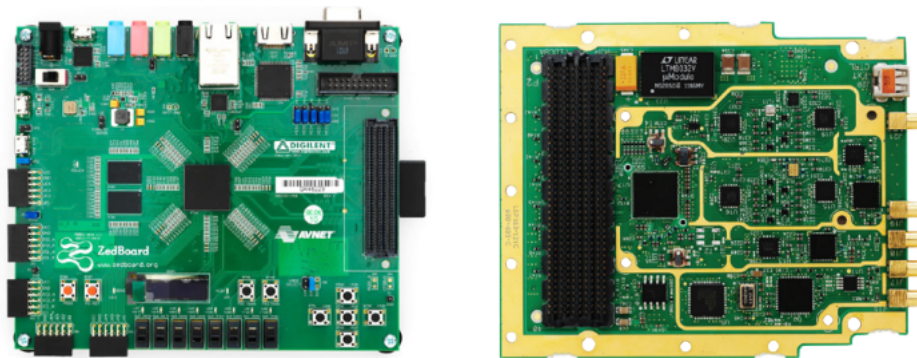


Figura 6: Tarjeta base Zedboard (A) y tarjeta Radio420s (B), componentes como se muestran en la hoja de datos del ZeptoSDR

La tarjeta Radio420s es el módulo transceptor encargado de llevar a cabo las operaciones de procesamiento de señal, está diseñado para trabajar con un ancho de banda de 1.5 a 28 MHz el cual es configurado mediante software. Entre otras características que destacan sobre este módulo se encuentra el rango de frecuencias de operación (300MHz a 3.8GHz), potencia máxima de salida de 10dBm, potencia máxima de entrada de -13 dBm y sensibilidad de entrada de -103dBm( $< 1,5GHz$ ) y -90dBm( $> 1,5GHz$ ). El radio420s ofrece también compatibilidad para transmitir y recibir señales de frecuencia con estándares como LTE, WiAX, Wi-Fi, GSM, entre otros.

Para configurar el Procesamiento Digital de Señales (DSP) el ZeptoSDR utiliza como plataforma de software GNURadio, misma que fue manejada mediante una computadora portátil. La señal entrante se transmitió por un generador vectorial (SMU200A), el cual ofrece la posibilidad de generar de una señal bajo parámetros predefinidos como tipo de modulación y SNR. El SMU200A se conectó de manera alámbrica al receptor del ZeptoSDR. Esta cama de pruebas (test bed) se muestra en la figura 7.



Figura 7: Equipo utilizado para llevar a cabo el análisis experimental del detector de energía.

### III.3. Procesamiento de Señal Primaria con GNU Radio

GNU Radio es una herramienta para el desarrollo de software con aplicación al procesamiento digital de señales en tiempo real, mediante la cual es posible trabajar en conjunto con hardware de radiofrecuencia (RF) para la implementación y el estudio de algoritmos involucrados en el campo de la comunicación inalámbrica. Es altamente utilizada en entornos académicos y comerciales como apoyo a la investigación o en la implementación práctica de sistemas de radio.

Esta herramienta permite diseñar el funcionamiento del SDR mediante un arreglo de bloques, donde cada uno brinda una serie de instrucciones para llevar a cabo tareas específicas dentro del procesamiento digital, tales como filtros, modulación, demodulación, tasa de muestreo, funciones para el análisis de una señal como la transformada Rápida de Fourier (FFT), analizadores de espectro, cálculo sobre potencia total y promedio, entre otras. Es una herramienta de desarrollo libre y abierta, lo que le permite al usuario desarrollar sus propios bloques mediante los lenguajes de programación Python y C++. En la Figura 8 se presenta un diagrama de bloques de GNURadio donde se observan los módulos que facilitan la configuración para comunicar los componentes encontrados en la cama de pruebas. El bloque Radio420RX contiene los parámetros con los cuales se recibe la señal emitida por el generador. Entre los parámetros se destacan la frecuencia de la banda base (RX frequency) configurado a 350MHz, la tasa de datos (Data rate) a 6Mbit/s, las ganancias de entrada (RX gain 2, RXgain 3) con valores de 13 y 5 dBm respectivamente y la frecuencia de corte para el filtro pasa baja (RX Low Pass Filter Bandwidth) de 1.5MHz. En el bloque Carrier Zedboard se definen los parámetros para configurar de forma remota el ZeptoSDR.

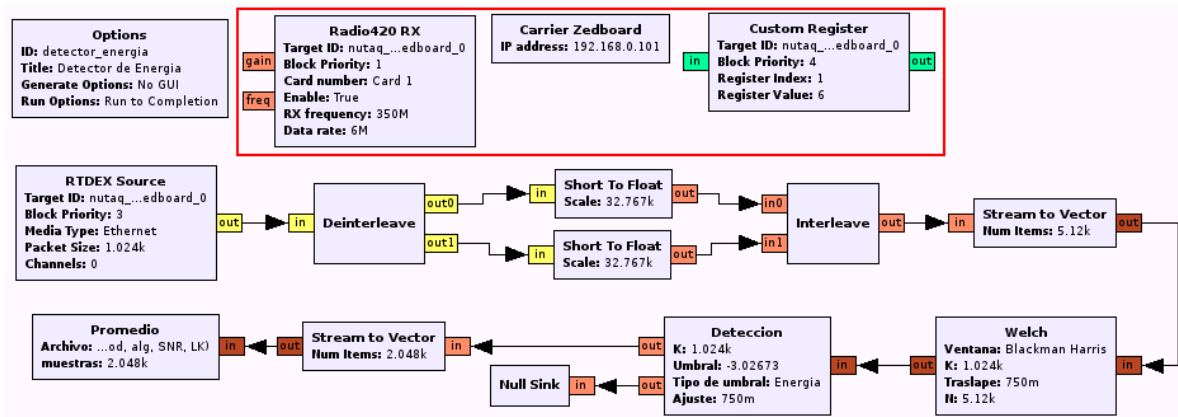


Figura 8: Diagrama de bloques en GNU Radio para el procesamiento y análisis de la señal primaria en condición de  $H_1$  mediante SDR. En recuadro rojo se presentan los bloques que establecen los parámetros de comunicación con los componentes de hardware y la recepción de la señal proveniente del generador.

Se programaron cuatro bloques utilizando el lenguaje Python, tres de los cuales se pueden observar en la Figura 8. El bloque “Welch” calcula el periodograma de la señal de interés y se configura estableciendo los parámetros  $K$ , traslape ( $D$  normalizado en  $K$ ), la función ventana que será aplicada a cada uno de los  $L$  segmentos y el número de muestras entrantes  $N$ . En el bloque “Detección” se introduce el umbral con el cual se realiza la prueba de hipótesis binaria, este bloque arroja como resultado un 1 para representar la presencia de señal, o un 0 para representar ausencia. El bloque “Promedio” cuenta la cantidad de veces que se detectó la presencia de señal (la cantidad de unos provenientes del bloque detección), y las divide entre entre el número total de observaciones (cantidad de unos mas cantidad de ceros), después almacena este dato en la computadora. Por ultimo, el bloque “Varianza” se utiliza en condiciones de  $H_0$  con el fin de obtener la varianza del ruido y calcular el umbral de detección a partir de (17), este bloque se presenta en el diagrama mostrado en la Figura 10.

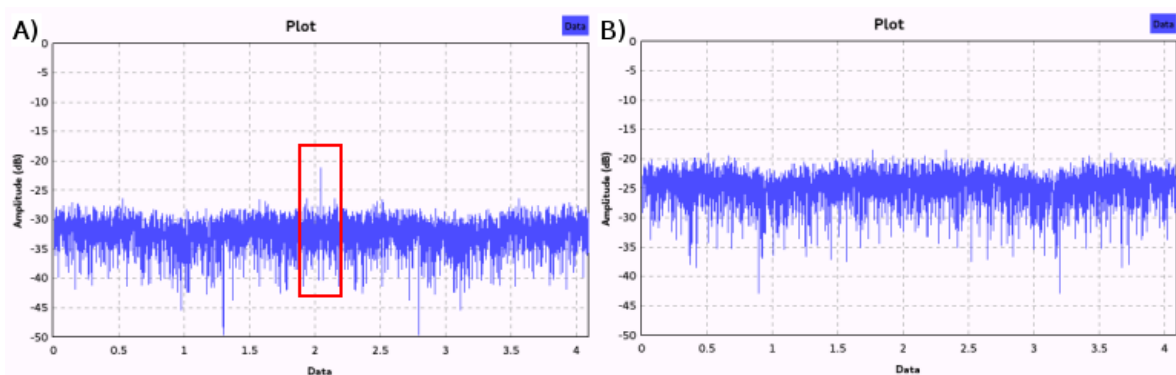
Los parámetros utilizados para el procesamiento y la generación de la señal primaria se tomaron del trabajo reportado en [46].

La señal primaria se moduló con desplazamiento de cuatro fases (QPSK) con un 1.4 MHz de ancho de banda y una frecuencia portadora de 350MHz. Se filtró con un filtro de raíz de coseno alzado para la conformación del pulso con un factor de sobremuestreo de 16 muestras por símbolo transmitido. La señal se corrompe con ruido aditivo blanco Gaussiano (AWGN) de -15 dBm.

Se tomaron  $N = 5120$  muestras de la señal recibida para realizar la detección espectral en ambos algoritmos. Para el DE se utilizó el periodograma de Welch para estimar la energía de la señal. En este caso, la longitud de  $K$  fue de 1024 elementos y el número de puntos considerados para la DFT es igual al número de muestras contenidas en cada subsegmento, de manera que  $M = K$ . El traslape de cada muestra varía desde 0 hasta 75 % para cada valor de  $K$ . De acuerdo con los parámetros  $N$ ,  $K$  y traslape, el número de divisiones  $L$  se obtiene a partir de (11) y van desde 5 hasta 17. En el caso del Detector de Entropía, se reporta que no existe un número óptimo de bins que ofrezca la mayor precisión en la estimación de la entropía [29]. Aunque este factor tiene influencia en el valor resultante de  $H_L$ , la detección se basa en la entropía relativa entre condiciones de  $H_0$  y  $H_1$ , por lo que el error absoluto de la  $H_L$  estimada no tiene influencia sobre las mediciones de  $P_{FA}$  y  $P_D$ , siempre y cuando se utilice la misma cantidad de bins para el cálculo del umbral y el estadístico de prueba. En este trabajo se utilizó un histograma con una cantidad fija de bins, siendo así  $L=15$  para cada medición realizada con este algoritmo.

Para evaluar el desempeño de cada detector bajo distintas condiciones de SNR, se ajustó la potencia total de la señal primaria para obtener un rango de valores de SNR desde -25dB hasta 5dB, mientras que la potencia total del ruido se mantuvo fija a -15dBm. Los resultados obtenidos sobre  $P_D$  y  $\sigma_\eta$  en condición de  $H_0$  para el cálculo del umbral de detección fueron tomados de un promedio de 40960 muestras.

La portadora de la señal proveniente del generador contaba con un nivel de potencia superior al ruido como se observa en A) de la Figura 9. Esta componente espectral tuvo un efecto negativo significativo en la estimación de la entropía  $H_L$  en condiciones de  $H_0$ , obteniendo una magnitud de entropía reducida, al ser comparada con lo obtenido en condiciones de  $H_1$  (la entropía en condiciones de sólo ruido debe ser mayor que al estar una señal presente). Para contrarrestar esto, se elevó la ganancia del receptor estableciendo los parámetros Rx gain 2 y Rx gain 3 a los valores 13 y 5 dBm respectivamente en el bloque Radio420 RX, de tal forma que el piso del ruido se incrementará 10dBm como se muestra en B) de la Figura 9.



**Figura 9:** FFT de ruido generado donde en A) se presenta una espiga emitida por la banda portadora (recuadro rojo), en B) se observan los cambios presentados tras el ajuste a los parámetros RX gain 2 y RX gain 3.

Aunque esta componente espectral no posee un efecto significativo para el DE, estos parámetros de ganancia fueron utilizados en ambos detectores, con el propósito de que estos sean comparados bajo las mismas condiciones.

La incertidumbre del ruido consistió de una variación de 2dBm. La metodología para introducir la incertidumbre del ruido en los experimentos consistió en calcular un valor de umbral-1 para un ruido de -17 dBm y un umbral-2 para un ruido de -13dBm. En cada etapa de decisión del detector se utilizó un valor de umbral de detección arbitrario seleccionado aleatoriamente (con distribución uniforme) entre los valores umbral-1 y umbral-2.

### **III.4. Implementación de los Algoritmos de Detección de Energía y Entropía**

El generador se configura para que transmita una señal con los parámetros bajo los cuales se desea observar su interacción con el algoritmo de detección. En preparación para que la información de la señal entrante pueda ser procesada por los bloques de GNURadio realizados en este trabajo, la señal se convierte a números flotantes por medio de los bloques Deinterleave, Short to Float e Interleave, este flujo de números se convierte a un vector por el bloque Stream to Vector con una longitud  $N=5120$ , siendo esta la cantidad de muestras utilizadas para llevar a cabo el proceso de detección.

#### **III.4.1. Detector de Energía**

El DE requiere de un umbral de detección para resolver sobre la ocupación de canal. Este depende de la varianza de ruido. Para estimarla, se genera una señal de

ruido mediante el generador, GNURadio entonces se configura de la manera que se muestra en la Figura 10, la varianza se calcula en el dominio del tiempo utilizando  $N=5120$  muestras. La estimación obtenida por este diagrama es utilizada en el cálculo del umbral.

Sin embargo, al ejecutar el programa en GNURadio para realizar la estimación de la varianza, se identificó que en cada ejecución los resultados variaban de una forma que afectaba la  $P_D$  (variaciones del umbral). Por lo tanto se caracterizó el comportamiento de la varianza con respecto a la cantidad de ejecuciones del programa, como se presenta en la Figura 11. Existe una tendencia en la que la varianza de la potencia del ruido obtiene su máximo valor en la primer ejecución del programa (denominado como iteración en el eje x) y disminuye hasta establecerse en una media constante después de 75 iteraciones, lo que proporciona el tiempo suficiente para lograr una estabilidad en los resultados. Una vez alcanzada esta estabilidad, se realizan 20 iteraciones para obtener una medición (varianza,  $P_D$  o  $P_{FA}$ ), en cada una de estas se promedian 2048 muestras y al finalizar se realiza un promedio de estas 20 mediciones. Este proceso se muestra en la Figura 12.

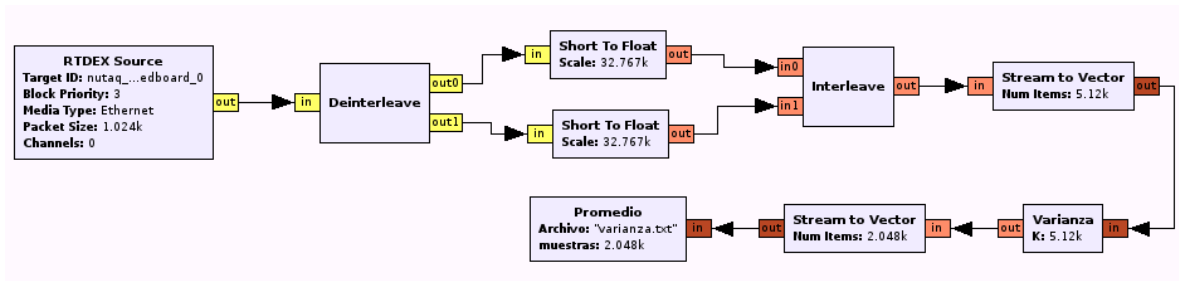


Figura 10: Configuración de bloques para estimar de la varianza del ruido.

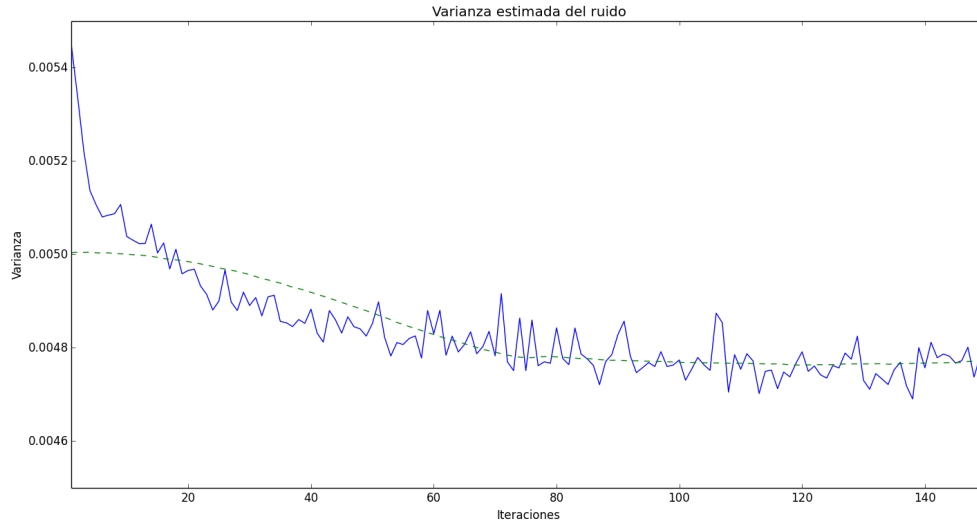


Figura 11: Estimación de la varianza por cada promedio de 2048 muestras desde la primer ejecución de GNURadio, la línea punteada representa el suavizado de estos datos.

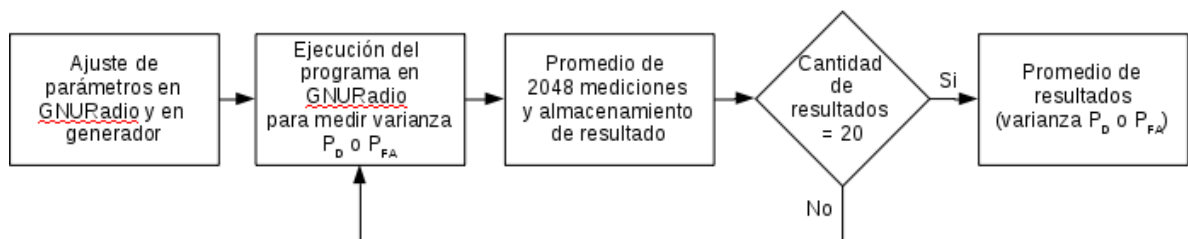


Figura 12: Proceso para llevar a cabo las mediciones de varianza,  $P_D$  o  $P_{FA}$ .

En el diagrama mostrado en la Figura 8 se calcula la  $P_D$  para una señal con una SNR específica. En el bloque “Welch” se introducen los parámetros para realizar el periodograma y el bloque “Detección” realiza la prueba de hipótesis binaria, donde el umbral es introducido como parámetro y el estadístico de prueba es calculado por el mismo, finalmente este bloque arroja un valor de salida donde 1 representa presencia de señal y 0 ausencia de señal.

Para contrarrestar los efectos de la dispersión espectral que ocurren por el proceso de la DFT [47], fue necesario introducir un factor de ajuste, el cual es introducido como parámetro en el bloque Detección para ser sumado al estadístico de prueba. Este parámetro se estimó realizando una comparación entre la energía promedio calculada en el dominio del tiempo y aquella calculada en el dominio de la frecuencia utilizando el periodograma de Welch. Los parámetros de ajuste dependen de la cantidad de segmentos  $L$  en los que son divididos las  $N$  muestras como producto del traslape, así como la ventana utilizada. En la Tabla I se muestran los valores de ajuste para la ventana Blackman-Harris, misma que fue utilizada en este trabajo para llevar a cabo el periodograma de Welch.

<b>L (Traslape)</b>	<b>Factor de ajuste</b>
5 (0)	0.655
6 (0.2)	0.690
9 (0.5)	0.750
17 (0.75)	0.788

**Tabla I: Factores de ajuste para el estadístico de prueba utilizando una ventana Blackman-Harris según la cantidad de segmentos  $L$ .**

### III.4.2. Detector de Entropía

En la Figura 13 se muestra el diagrama a bloques implementado para evaluar el desempeño del detector de entropía. En este caso, el detector de entropía, se evalúa de manera similar como se realiza en el DE. Es necesario calcular la desviación estándar del ruido para determinar el umbral de detección. Para lo anterior, se genera una señal solo de ruido y se aplica la FFT, sin el método de periodograma, por lo que se configura el bloque “Welch” con un traslape de 0, una  $N=K$  y una ventana Rectangular (con ausencia de suavización). Obtenida la varianza mediante el diagrama utilizado en la Figura 10, se calcula la desviación estándar mediante  $\sqrt{\sigma}$  y el umbral se obtiene como se muestra (20).

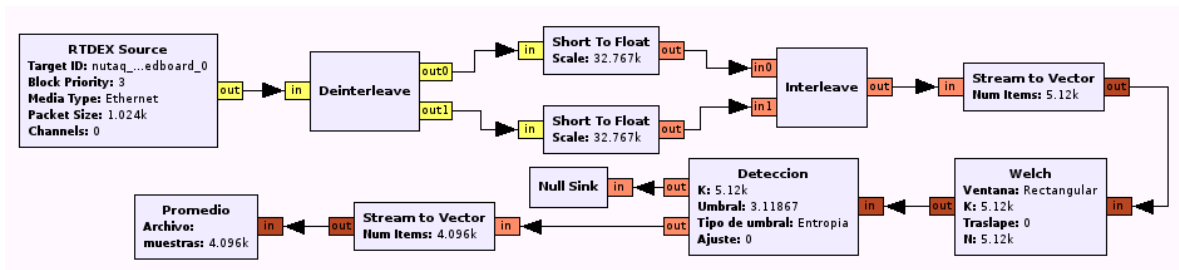


Figura 13: Diagrama de bloques para estimar la entropía media y su varianza bajo  $H_0$ .

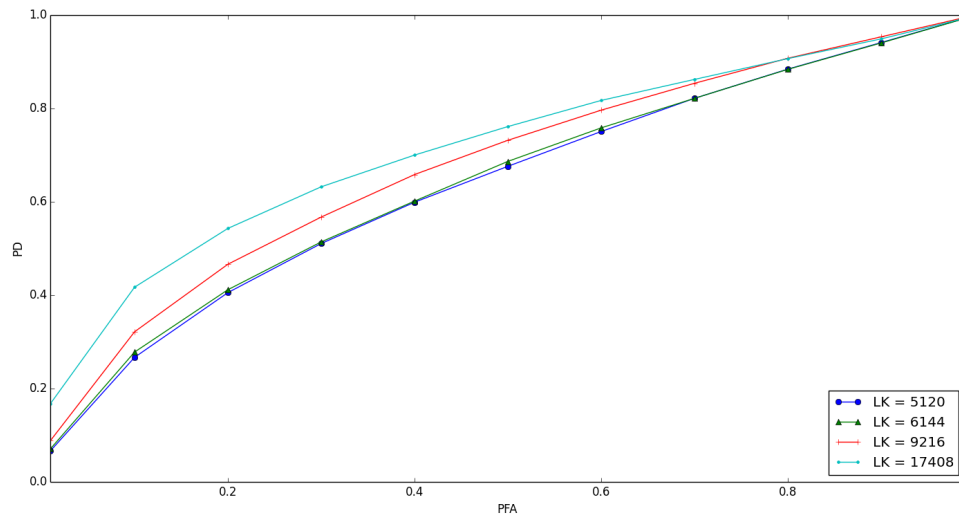
# Capítulo IV

## Análisis de Resultados

En este capítulo se presenta la evaluación del desempeño del Detector de Entropía y se analiza comparativamente con el Detector de Energía convencional (DE), 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 Detector de Entropía en términos de SNR-wall y tasa de decisiones erróneas con respecto al DE en presencia de incertidumbre de ruido.

### IV.1. Detector de Energía

Como se mencionó en el capítulo II, el producto de  $L \times K$  (LK) parametriza la distribución del estadístico de prueba ( $\gamma_f$ ), correspondiendo al número de elementos en la matriz definida por (7). Una forma de evaluar el desempeño de los algoritmos de detección es a partir de la curva Característica Operativa del Receptor (ROC). Esta curva representa el compromiso que hay entre la  $P_D$  y la  $P_{FA}$  para caso particular de SNR. La curva ROC del DE para una señal con modulación QPSK se observa en la Figura 14 para distintos valores del producto de LK. En la Figura 14, el eje X corresponde a la probabilidad esperada de falsa alarma ( $P_{FA}$ ) tal como fue considerada para el cálculo de  $\lambda$  en (17) mientras que los valores del eje Y corresponden a la probabilidad de detección ( $P_D$ ) obtenida por las pruebas para cada valor de  $\lambda$ . De acuerdo al resultado mostrado en la Figura 14, se observa que la  $P_D$  aumenta a medida que incrementa el producto de LK. Esto se debe a que el traslape mejora la estimación de potencia.



**Figura 14:** Curva ROC del detector de energía para una SNR=-14 dB y K=1024, utilizando una señal con modulación QPSK.

En la figura 15 se observa el desempeño de la probabilidad de detección del Detector de Energía para las modulaciones QPSK, 8PSK, 16QAM, 32QAM y 64QAM bajo condiciones de SNR desde -25dB hasta 5dB, representada en el eje x para cada valor de LK. Se muestra también un comportamiento similar en cada valor de LK, donde su  $P_D$  comienza a incrementar a los -20 DBm hasta alcanzar una  $P_D$  de 100% a -5 dB de SNR, se observa también que este comportamiento no varía entre cada modulación.

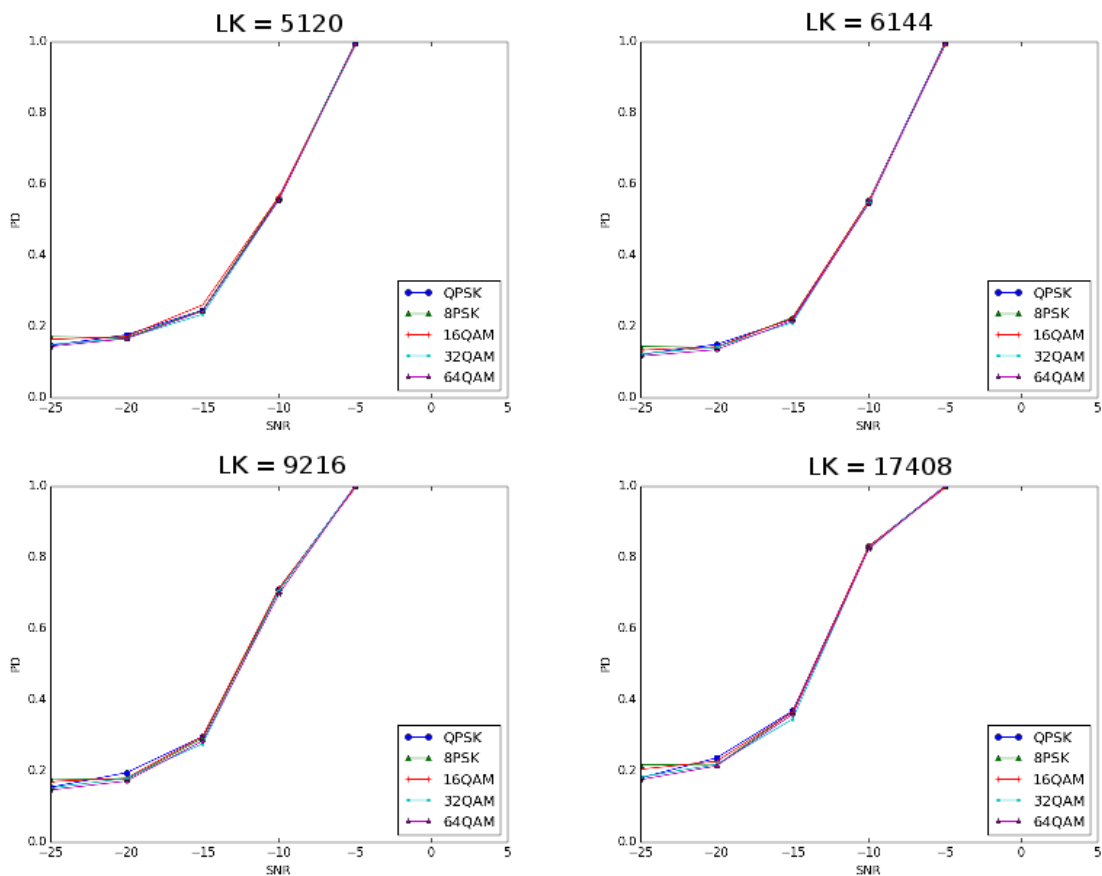


Figura 15: Evaluación del impacto del producto LK sobre el SNR-wall del DE,  $P_{FA}=0.1$ .

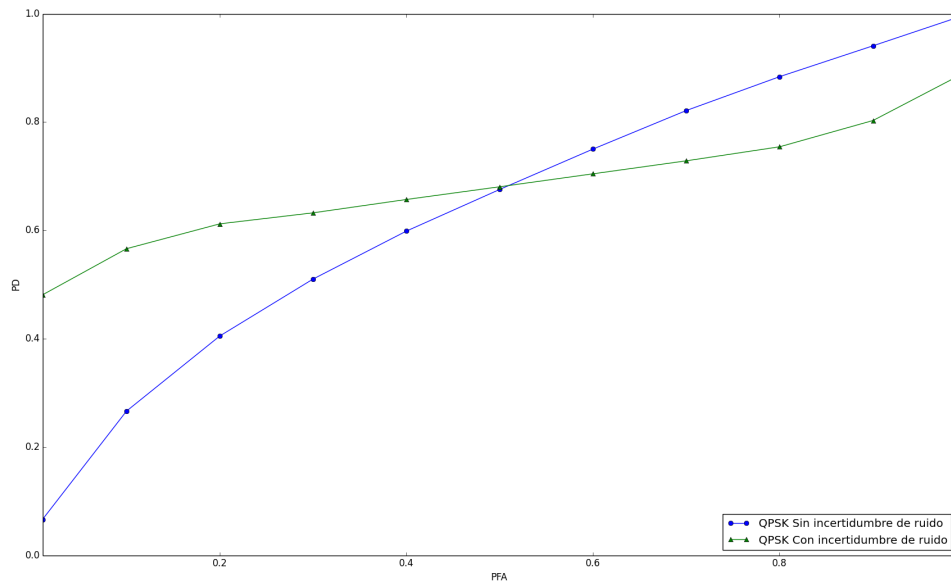
A continuación se presentan los resultados de los distintos experimentos realizados para evaluar el desempeño del Detector de Entropía y compararlo con el DE. La Tabla II muestra los parámetros de configuración del hardware utilizado para evaluar el DE. Para adquirir la práctica en el manejo del equipo, así como para generar las métricas que se utilizarán como referencia, se evaluó en primer lugar el DE.

Se evaluó la curva ROC del DE considerando el caso sin incertidumbre del ruido y con incertidumbre de ruido como se describe en el capítulo 3. La figura 16 muestra la curva ROC para ambos casos.

Parámetro	Valores
Parámetros de la señal entrante	
Modulación	QPSK, 8PSK, 16QAM, 32QAM, 64QAM
Frecuencia de portadora	350 MHz
Tasa de datos	6 Mbit/s
Ancho de Banda	1.4 MHz
SNR	-25 a 5 dB
Configuración en GNURadio	
Ganancias de entrada (RX_gain 2 y RX_gain 3)	13 y 5 Dbm
Frecuencia de corte de Filtro Pasa Baja	1.5MHz
Ventana	Blackman-Harris
Muestras N	5120
Longitud K de FFT	1024
Producto LK del traslape	5120, 6144, 9216 y 17408
Parámetros de Ajuste	0.655, 0.690, 0.750 y 0.788

**Tabla II: Parámetros de configuración para la implementación del Detector de Energía.**

El comportamiento ideal de un detector espectral es un 0 % de  $P_{FA}$  y un 100 % de  $P_D$ . Esto es imposible de obtener en forma práctica ya que implica conocer perfectamente el ruido. Al observar la Figura 16 obtenida con SNR=-14dB y LK = 5120, es evidente que se logra un desempeño aceptable en el caso de incertidumbre ya que se asemeja a los resultados obtenidos con simulación en [46]. Sin embargo al considerar incertidumbre de ruido, se tiene que el desempeño se deteriora considerablemente hasta en un 40 % en comparación con el caso sin incertidumbre. Se comprueba entonces que el DE es muy sensible a la incertidumbre de ruido, lo cual está ampliamente reportado en la literatura tanto a nivel de simulación como de implementación.



**Figura 16: Curva ROC del DE con incertidumbre y sin incertidumbre de ruido utilizando una  $P_{FA} = 0.1$ ,  $LK = 5120$  y una señal con modulación QPSK con una SNR de  $-14\text{dB}$ .**

Para evaluar la curva ROC del Detector de Entropía, se configuró el hardware de acuerdo a los parámetros mostrados en la tabla III. Cabe resaltar que para la evaluación del Detector de Entropía no se utilizó el periodograma de Welch para obtener el estimado de la Densidad Espectral de Potencia, razón por la cual  $N=K=LK$  (no existe traslape). Tomando en consideración lo anterior, se midió la  $P_D$  con respecto a la  $P_{FA}$ . Los resultados se observan en la Figura 17.

La evaluación sin incertidumbre de ruido muestra un comportamiento aproximado a una recta constante, mientras que al introducir incertidumbre de ruido se observa una diferencia de hasta un 20% en la  $P_D$ . A pesar de esto, es posible observar que el comportamiento general de la curva ROC se mantiene en ambos casos. Este hecho es congruente con lo reportado por la literatura, en el sentido de que el Detector de Entropía es robusto a la incertidumbre de ruido.

Parámetro	Valores
Parámetros de la señal entrante	
Modulación	QPSK, 8PSK, 16QAM, 32QAM, 64QAM
Frecuencia de portadora	350 MHz
Tasa de datos	6 Mbit/s
Ancho de Banda	1.4 MHz
SNR	-25 a 5 dB
Configuración en GNURadio	
Ganancias de entrada (RX_gain 2 y RX_gain 3)	13 y 5 Dbm
Frecuencia de corte de Filtro Pasa Baja	1.5MHz
Muestras N y longitud K de FFT	5120

Tabla III: Parámetros de configuración para la implementación del Detector de Entropía.

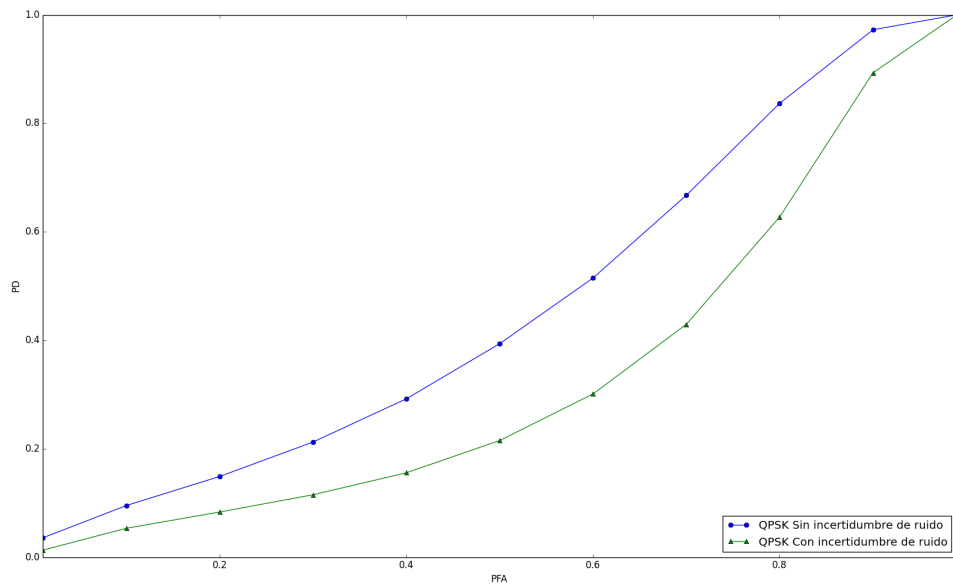
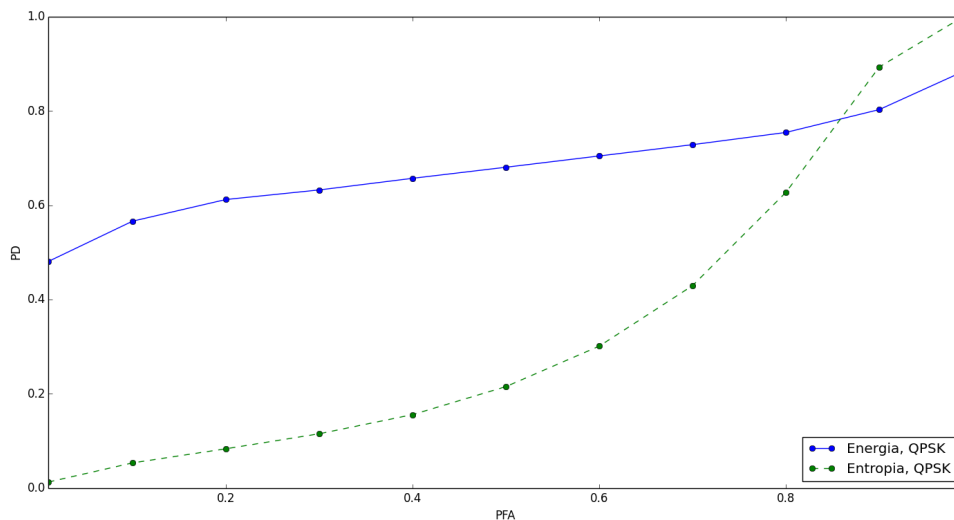


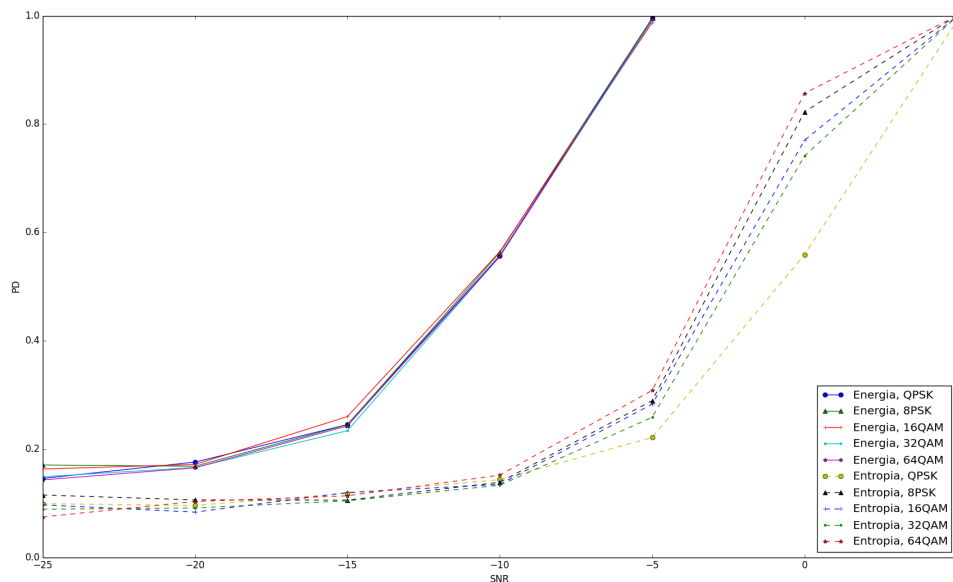
Figura 17: Curva ROC del Detector de Entropía con incertidumbre y sin incertidumbre de ruido utilizando una  $P_{FA} = 0.1$ ,  $N = 5120$  y una señal con modulación QPSK con una SNR de -14dB..

Para comparar directamente las curvas ROC del DE y del Detector de Entropía, la Figura 18 muestra la curva ROC con incertidumbre del DE y la curva ROC con incertidumbre del Detector de Entropía. A pesar de que el DE presenta un aparente mejor desempeño bajo incertidumbre de ruido, nunca alcanza un nivel de  $P_D$  del 100%. A partir de una  $P_{FA}$  del 90%, el Detector de Entropía supera la  $P_D$  del DE y alcanza un nivel del 100%. Se puede argumentar que esto se debe a que el DE es susceptible a la incertidumbre de ruido, y por lo tanto su  $P_D$  está en función del nivel de ruido y no de la  $P_{FA}$ . Para comprobar este argumento se evaluó el SNR Wall del DE y del Detector de Entropía.



**Figura 18:** Comparación de curvas ROC con incertidumbre de ruido para el DE y el Detector de Entropía utilizando una  $P_{FA} = 0.1$ ,  $N = LK = 5120$  y una señal con modulación QPSK y  $SNR = -14\text{dB}$  para ambos casos.

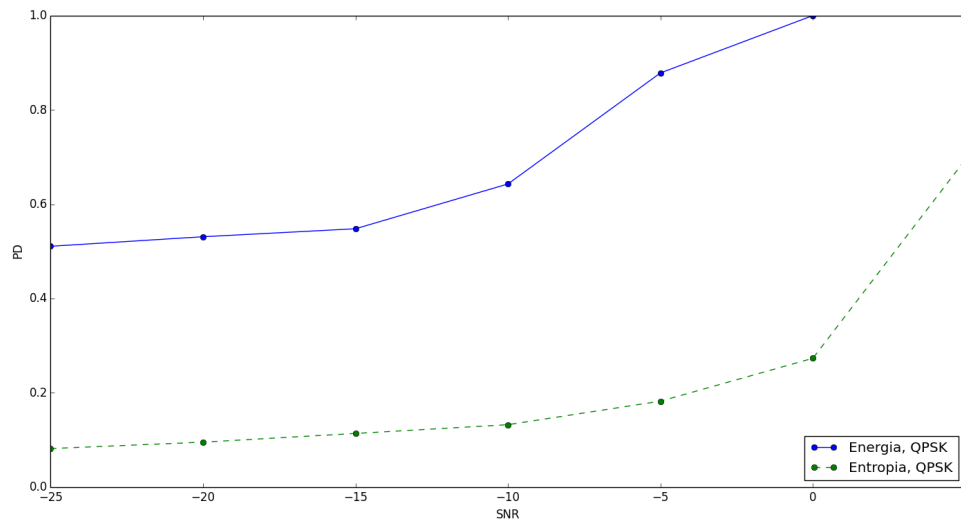
La Figura 19 muestra la evaluación del SNR-wall para distintos esquemas de modulación, sin incertidumbre de ruido. Al no existir incertidumbre de ruido, ambos algoritmos tienen una  $P_D$  equivalente a la  $P_{FA}$  para la cual fueron diseñados cuando el SNR es menor a -15 dB. A medida que incrementa el SNR, el DE presenta la capacidad de mejorar su  $P_D$ , mientras que el Detector de Entropía mejora su  $P_D$  hasta un SNR mayor a -10 dB. Asimismo, el DE es robusto a los distintos esquemas de modulación ya que su decisión se basa en medidas de Energía de la señal, sin importar el tipo de modulación. Por otro lado, dado que el Detector de Entropía toma su decisión en base al comportamiento aleatorio de la señal, el desempeño varía para las diferentes modulaciones hasta en un 20 % entre modulación QPSK y modulación 64 QAM. El DE alcanza un 100 % de  $P_D$  a -5dB de SNR, mientras que el Detector de Entropía alcanza ese nivel de  $P_D$  hasta 5 dB de SNR, es decir, una diferencia de 10 dB.



**Figura 19: SNRwall para el DE y el Detector de Entropía sin incertidumbre de ruido, con una  $P_{FA} = 0,1(1\%)$  y una  $N = LK = 5120$  para ambos casos y utilizando modulaciones QPSK, 8PSK, 16QAM, 32QAM y 64QAM.**

Considerando que en el Detector de Entropía el peor caso de  $P_D$  con respecto al SNR se obtiene con modulación QPSK, se utilizó esta modulación para evaluar el desempeño considerando incertidumbre de ruido.

La Figura 20 muestra la comparación entre el DE y el Detector de Entropía considerando incertidumbre de ruido para modulación QPSK. Se puede observar que el DE tiene una  $P_D$  de aproximadamente un 50 % para niveles de SNR inferiores a -15 dB. Una  $P_D$  del 50 % indica que la decisión tomada equivale al azar (moneda al aire). Este comportamiento se debe a que al incluir la incertidumbre, el algoritmo no es capaz de tomar una decisión que dependa de las mediciones realizadas, sino que en realidad se convierte en una decisión aleatoria. Sin embargo, para niveles de SNR superiores a -10 dB el algoritmo logra recuperarse e incrementar su capacidad de detección, alcanzando el 100 % de  $P_D$  a un nivel de 0 dB de SNR. Esto implica que es un SNR 5dB superior al caso sin incertidumbre. Este valor es consistente con el nivel de incertidumbre aplicado, que va de -2dB a +2dB del valor medio de la potencia de ruido. Contrario a esto, el desempeño del Detector de Entropía no sufrió cambios considerables al incluir la incertidumbre de ruido. Mantiene un nivel de  $P_D$  equivalente al nivel de  $P_{FA}$  para el cual se calcula el umbral de detección como se describe en la Sección 3. A partir de un SNR superior a -5dB, la  $P_D$  se incrementa, pero no alcanza un nivel de 100 % para los niveles de SNR evaluados. El comportamiento del DE observado muestra que al agregar incertidumbre, la  $P_D$  por debajo del SNR Wall de -15 dB no sigue el nivel de la  $P_{FA}$ , como debería hacerlo ya que esto equivale a que el detector resuelve que existe señal primaria en un entorno donde predomina el ruido. Para concluir con el análisis de estos detectores, se evaluó la  $P_{FA}$  utilizando solamente ruido, para distintos niveles de  $P_{FA}$  propuestos.



**Figura 20: SNRwall para el DE y el Detector de Entropía con incertidumbre de ruido, con una  $P_{FA} = 0,1(1\%)$  y una  $N = LK = 5120$  para ambos casos y utilizando una señal con modulación QPSK.**

La Figura 21 muestra la  $P_{FA}$  estimada para el cálculo del umbral de detección en el eje X y la  $P_{FA}$  medida en el eje Y, para el DE con y sin incertidumbre de ruido. Esta figura comprueba la susceptibilidad a la incertidumbre de ruido que tiene el DE. Para el caso sin incertidumbre, el DE muestra un comportamiento casi ideal de una recta de pendiente unitaria, coincidiendo la  $P_{FA}$  estimada con la medida. Sin embargo, al agregar incertidumbre se obtiene un error de hasta 40% en el valor de la  $P_{FA}$  medida para una propuesta de 1%.

La figura 22 muestra la comparativa de la  $P_{FA}$  para el Detector de Entropía con y sin incertidumbre de ruido. Se observa que ambas curvas siguen el mismo comportamiento, pero además la diferencia entre la  $P_{FA}$  propuesta y la estimada nunca es superior al 20% del caso ideal, y en algunos casos es menor la diferencia entre el caso con incertidumbre y el comportamiento ideal, situación que no se presenta en el DE. Es por esto que se comprueba que el Detector de Entropía es robusto a la incertidumbre de ruido.

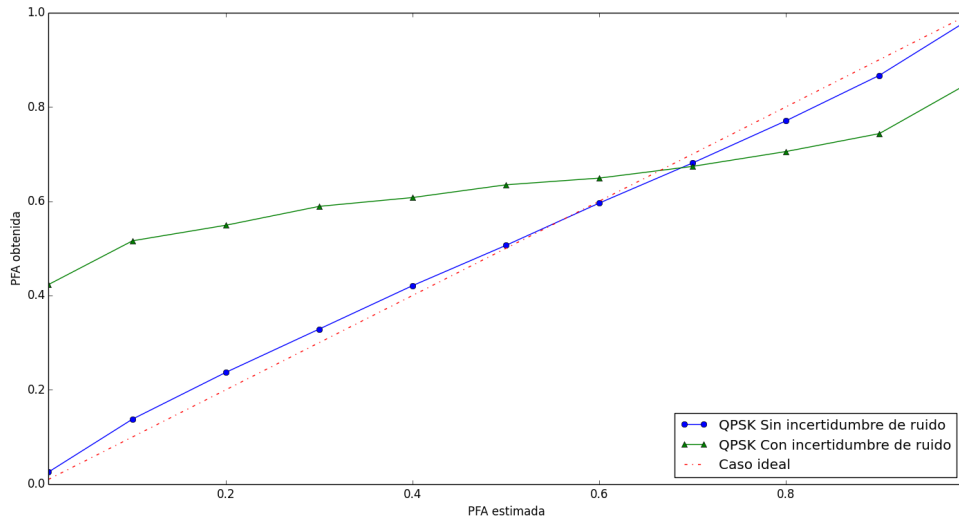


Figura 21: Evaluación de la  $P_{FA}$  del DE con una  $LK = 5120$  con y sin incertidumbre de ruido.

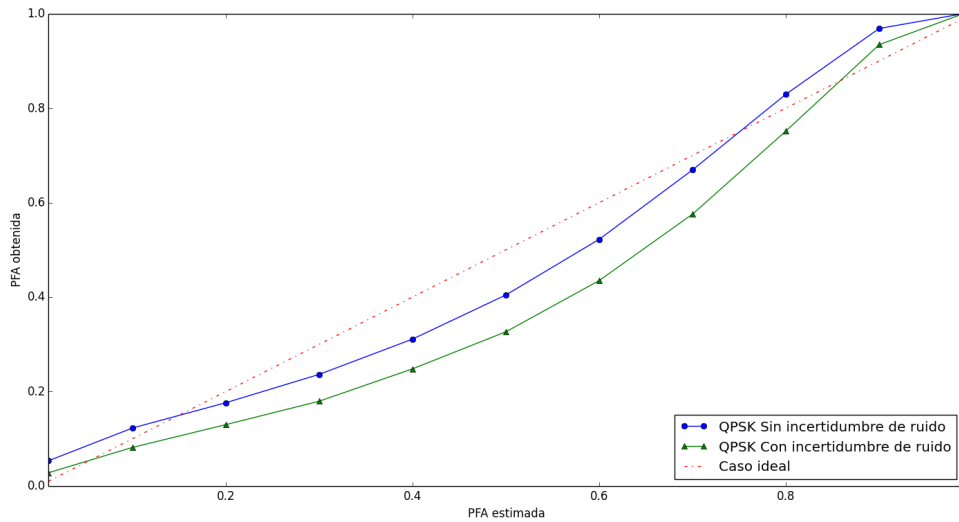


Figura 22: Evaluación de la  $P_{FA}$  del Detector de Entropía con una  $N = 5120$  con y sin incertidumbre de ruido.

## Capítulo V

# Conclusión y Trabajo Futuro

### V.1. Resumen

Debido a la administración fija del espectro radioeléctrico y el incremento de su demanda, se ha buscado una solución que mejore su uso eficientemente mediante técnicas de acceso dinámico, de las cuales se ha considerado la de mayor factibilidad la Técnica de Acceso Jerárquico gracias a su compatibilidad con el modelo de administración actual, permitiendo el uso concurrente de usuarios regulados y no regulados. Para que sea posible la coexistencia de ambos tipos de usuarios, la Radio Cognoscitiva surge como propuesta tecnológica, siendo capaz de observar y aprender del entorno radioeléctrico para determinar los parámetros de operación adecuados que aseguren una calidad de servicio deseable para ambos tipos de usuarios. Entre las posibles técnicas de operación, se ha determinado que debido a la subutilización del espectro en instantes de tiempo y en espacios geográficos, el acceso oportunista a los canales de frecuencia libres es una estrategia adecuada para incrementar el uso eficiente del espectro. La Radio Cognoscitiva depende en gran parte de una detección rápida y precisa de canales libres, por lo que el estudio de algoritmos de detección espectral es esencial para el desarrollo de esta tecnología. Adicionalmente, una de las cualidades deseables en un algoritmo de detección espectral para su aplicación a la Radio Cognoscitiva es que sea ciego, es decir capaz de llevar a cabo su función sin necesidad de contar con información previa sobre las señales a detectar.

El Detector de Energía ha sido de gran interés en el campo de investigación sobre la detección espectral, ya que además de ser ciego, posee una baja complejidad computacional, lo que permite llevar a cabo un rápido análisis espectral y una fácil implementación. Sin embargo la incertidumbre del ruido es un factor que se debe contrarrestar, pues tiene un gran impacto en el desempeño de este detector.

El Detector de Entropía, además de ofrecer características similares al Detector de Energía al ser un detector ciego y de baja complejidad computacional, se reporta en la literatura que posee una menor susceptibilidad ante la incertidumbre del ruido.

En este trabajo de investigación se reporta la evaluación experimental del desempeño de las técnicas de detección de energía y entropía bajo condiciones de incertidumbre de ruido. La principal contribución de este proyecto consiste en el desarrollo de una cama de pruebas (testbed), basado en Radio Definido por Software, para evaluar detectores espectrales ciegos en el dominio de la frecuencia. Aún cuando se reportan diversos trabajos en la literatura en los que evalúan experimentalmente al Detector de Energía, no siendo así para el Detector de Entropía. De esta manera, este trabajo se considera, sino es que el primero, uno de los primeros en reportar una evaluación experimental del Detector con base a la Entropía.

## V.2. Conclusión

En este trabajo de tesis se realizó la evaluación experimental del Detector de Entropía con respecto al Detector de Energía, se analizó su Probabilidad de Detección y de Falsa Alarma con y sin incertidumbre de ruido, con el fin de evaluar su impacto en el desempeño de estos algoritmos.

La implementación del detector de energía mostró resultados equivalentes a los

obtenidos en [46]. Por lo que se demuestra que al aumentar el número de promedios mediante el traslape de los segmentos se obtiene un incremento en la Probabilidad de Detección del detector de energía, sin embargo, la SNR-wall no mejora. Se encontró además que el DE es robusto ante el tipo de modulación encontrado en la señal primaria al mostrar el mismo desempeño en cada caso. Como se ha reportado en experimentos anteriores encontrados en la literatura de este algoritmo de detección, se observó su degradación en desempeño al estar bajo la incertidumbre de ruido, donde la  $P_{FA}$  se vió afectada considerablemente, incrementando hasta en 40 %, así como una degradación en su capacidad de detección al incrementar en 5dB la SNR en la cual alcanza una  $P_D$  de 100 %.

El Detector de Entropía presentó una menor probabilidad de detección con y sin incertidumbre de ruido en comparación al Detector de Energía, sin embargo, presentó también una menor degradación frente al Detector de Energía al estar ante la incertidumbre del ruido, logrando mantener una diferencia en su  $P_{FA}$  menor a un 20 % al estar presente este factor, mostrándose robusto ante la incertidumbre del ruido. Adicionalmente, se demostró una varianza en el desempeño del Detector de Entropía en función al esquema de modulación utilizado por la señal primaria, donde la mayor diferencia se encontró al utilizar 64QAM y QPSK, siendo esta del 40 % de  $P_D$  a 0dB de SNR.

Al estar presente la señal portadora con un nivel de potencia superior al ruido, se presentó un nivel de entropía menor al estar ausente una señal primaria. Esto fue solucionado incrementando el piso del ruido mediante la ganancia de entrada al mismo nivel de potencia que la señal portadora generada por el ZeptoSDR. Con esto se observó mayor sensibilidad de este algoritmo ante una señal analógica en comparación a una señal con modulación digital.

### V.3. Trabajo a Futuro

Es posible contrarrestar los efectos negativos de la incertidumbre del ruido sobre el Detector de Energía, utilizando técnicas de estimación para la incertidumbre del ruido que posibiliten un ajuste dinámico del umbral en respuesta al ruido presente para llevar a cabo su etapa de decisión. El Detector de Entropía no presenta la misma necesidad de contrarrestar los efectos de incertidumbre del ruido, por lo que el enfoque de este algoritmo de detección se encuentra en mejorar la  $P_D$  y reducir la SNR-wall. Esto podría lograrse encontrando un método que ofrezca una estimación mas precisa sobre la entropía de la señal entrante, por lo que se considera utilizar un método basado en modelos o en kernel y observar su desempeño realizando los experimentos llevados a cabo en este trabajo para comparar sus resultados. Al evaluar los métodos de estimación de entropía, es necesario evaluar también el tiempo de detección tomando en cuenta el número de muestras de la señal, siendo esta una característica importante para la incorporación de este algoritmo de detección a un sistema de radio cognoscitiva. Con el propósito de evaluar el efecto de las condiciones de un entorno real sobre el algoritmo de Detección de Entropía, se considera también observar su desempeño al encontrarse bajo condiciones de desvanecimiento Rayleigh.

## Bibliografía

- [1] M. Lazarus, “The great spectrum famine,” *IEEE Spectrum*, vol. 47, pp. 26–31, October 2010.
- [2] M. Song, C. Xin, Y. Zhao, and X. Cheng, “Dynamic spectrum access: from cognitive radio to network radio,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 19, pp. 23–29, February 2012.
- [3] Q. Zhao and B. M. Sadler, “A survey of dynamic spectrum access,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 24, pp. 79–89, May 2007.
- [4] W. Lehr and J. Crowcroft, “Managing shared access to a spectrum commons,” in *First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005.*, pp. 420–444, Nov 2005.
- [5] S. Haykin, “Cognitive radio: brain-empowered wireless communications,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 23, pp. 201–220, Feb 2005.
- [6] 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, pp. 101–116, May 2012. Estudiar!
- [7] P. Papadimitratos, S. Sankaranarayanan, and A. Mishra, “A bandwidth sharing approach to improve licensed spectrum utilization,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 43, pp. supl.10–supl.14, Dec 2005.
- [8] K. L. Law, C. Masouros, and M. Pesavento, “Transmit precoding for interference exploitation in the underlay cognitive radio z-channel,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 65, pp. 3617–3631, July 2017.
- [9] A. Ali and W. Hamouda, “Advances on spectrum sensing for cognitive radio networks: Theory and applications,” *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. PP, no. 99, pp. 1–1, 2016.
- [10] S. Srinivasa and S. A. Jafar, “Cognitive radios for dynamic spectrum access - the throughput potential of cognitive radio: A theoretical perspective,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 45, pp. 73–79, May 2007.
- [11] V. Prithiviraj, B. Sarankumar, A. Kalaiyarasan, P. P. Chandru, and N. N. Singh, “Cyclostationary analysis method of spectrum sensing for cognitive radio,” in *2011 2nd International Conference on Wireless Communication, Vehicular Technology, Information Theory and Aerospace Electronic Systems Technology (Wireless VI-TAE)*, pp. 1–5, Feb 2011.

- [12] S. Kapoor, S. Rao, and G. Singh, "Opportunistic spectrum sensing by employing matched filter in cognitive radio network," in *2011 International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, pp. 580–583, June 2011.
- [13] Y. Zeng and Y. C. Liang, "Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 57, pp. 1784–1793, June 2009.
- [14] N. Pillay and H. J. Xu, "Blind eigenvalue-based spectrum sensing for cognitive radio networks," *IET Communications*, vol. 6, pp. 1388–1396, July 2012.
- [15] W. Liu, O. Yaron, I. Moerman, S. Bouckaert, B. Jooris, and P. Demeester, "Real-time wide-band spectrum sensing for cognitive radio," in *2011 18th IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology in the Benelux (SCVT)*, pp. 1–6, Nov 2011.
- [16] G. Chaitanya, P. Rajalakshmi, and U. Desai, "Real time hardware implementable spectrum sensor for cognitive radio applications," in *Signal Processing and Communications (SPCOM), 2012 International Conference on*, pp. 1–5, IEEE, 2012.
- [17] J. Y. Kim, A. C. Marcum, A. D. Balmos, A. W. Layton, S. G. Larew, J. V. Krogmeier, and D. J. Love, "Implementation and analysis of energy detection-based sensing using usrp/sbx platform," in *2014 IEEE Military Communications Conference*, pp. 1504–1509, Oct 2014.
- [18] P. Vijayakumar and S. Malarvizhi, "In door real time spatial temporal spectrum sensing," in *2013 International Conference on Communication and Signal Processing*, pp. 63–67, April 2013.
- [19] E.-I. Dobre, A. Marțian, and C. Vlădeanu, "Ushr-based experimental platform for energy detection in cognitive radio systems," in *Communications (COMM), 2016 International Conference on*, pp. 185–188, IEEE, 2016.
- [20] A. Mate, K.-H. Lee, and I.-T. Lu, "Spectrum sensing based on time covariance matrix using gnu radio and usrp for cognitive radio," in *Systems, Applications and Technology Conference (LISAT), 2011 IEEE Long Island*, pp. 1–6, IEEE, 2011.
- [21] F. A. Bhatti, G. B. Rowe, and K. W. Sowerby, "Spectrum sensing using principal component analysis," in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2012 IEEE*, pp. 725–730, IEEE, 2012.
- [22] S. W. Oh, T. Le, W. Zhang, S. Ahmed, Y. Zeng, and K. J. Kua, "Tv white-space sensing prototype," *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 9, no. 11, pp. 1543–1551, 2009.

- [23] S. Srivastava, M. Hashmi, S. Das, and D. Barua, “Energy detection based dynamic spectrum sensing for 2.4 ghz ism band,” in *Nanoelectronic and Information Systems (iNIS), 2016 IEEE International Symposium on*, pp. 255–260, IEEE, 2016.
- [24] S. Suresh, S. Prakriya, and M. R. Bhatnagar, “Kurtosis based spectrum sensing in cognitive radio,” *Physical Communication*, vol. 5, no. 3, pp. 230–239, 2012.
- [25] R. V. W. Putra, T. Adiono, A. H. Salman, *et al.*, “Kurtosis and energy based spectrum detection for sdr based rf monitoring system,” in *Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS), 2016 International Symposium on*, pp. 1–5, IEEE, 2016.
- [26] J. S. Rocha, J. E. P. de Farias, and M. S. Alencar, “Spectrum sensing based on the statistical test of jarque-bera for different modulation schemes,” *Journal of Microwaves, Optoelectronics and Electromagnetic Applications (JMoe)*, vol. 14, pp. 240–248, 2015.
- [27] C. R. Stevenson, “Functional requirements for the 802.22 wran standard,” *IEEE 802.22-05/0007r48*, 2006.
- [28] S. Shellhammer, “Spectrum sensing simulation model,” *Doc. IEEE 802.22-06/0028r6*, 2006.
- [29] Y. Zhang, Q. Zhang, and S. Wu, “Entropy-based robust spectrum sensing in cognitive radio,” *IET communications*, vol. 4, no. 4, pp. 428–436, 2010.
- [30] Y. L. Zhang, Q. Y. Zhang, and T. Melodia, “A frequency-domain entropy-based detector for robust spectrum sensing in cognitive radio networks,” *IEEE Communications Letters*, vol. 14, no. 6, 2010.
- [31] X. Chen and S. Nagaraj, “Entropy based spectrum sensing in cognitive radio,” in *Wireless telecommunications symposium, 2008. WTS 2008*, pp. 57–61, IEEE, 2008.
- [32] S. V. Nagaraj, “Entropy-based spectrum sensing in cognitive radio,” *Signal Processing*, vol. 89, no. 2, pp. 174–180, 2009.
- [33] P. Pawelczak, K. Nolan, L. Doyle, S. W. Oh, and D. Cabric, “Cognitive radio: Ten years of experimentation and development,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 49, pp. 90–100, March 2011.
- [34] R. Umar and A. U. Sheikh, “A comparative study of spectrum awareness techniques for cognitive radio oriented wireless networks,” *Physical Communication*, vol. 9, pp. 148–170, 2013.
- [35] J. Ma, G. Y. Li, and B. H. Juang, “Signal processing in cognitive radio,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, pp. 805–823, May 2009.

- [36] 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*, p. 12, ACM, 2006.
- [37] J. G. Prokis and D. G. Manolakis, “Digital signal processing: principles, algorithms and applications,” *Chapter*, vol. 11, pp. 790–791, 2008.
- [38] E. H. Gismalla and E. Alsusa, “Performance analysis of the periodogram-based energy detector in fading channels,” *IEEE transactions on signal processing*, vol. 59, no. 8, pp. 3712–3721, 2011.
- [39] H. Sarvanko, M. Mustonen, A. Hekkala, A. Mammela, M. Matinmikko, and M. Katz, “Cooperative and noncooperative spectrum sensing techniques using welch’s periodogram in cognitive radios,” in *Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management, 2008. CogART 2008. First International Workshop on*, pp. 1–5, IEEE, 2008.
- [40] M. Matinmikko, H. Sarvanko, M. Mustonen, and A. Mammela, “Performance of spectrum sensing using welch’s periodogram in rayleigh fading channel,” in *2009 4th International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, pp. 1–5, June 2009.
- [41] 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 and Electroacoustics*, vol. 15, pp. 70–73, Jun 1967.
- [42] H. Schmid, “How to use the fft and matlab’s pwelch function for signal and noise simulations and measurements,” *Institute of Microelectronics, University of Applied Sciences NW Switzerland*, no. 2012.
- [43] S. M. Kay, “Fundamentals of statistical signal processing: Detection theory, vol. 2,” 1998.
- [44] M. S. O. Alink, A. B. Kokkeler, E. A. Klumperink, G. J. 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.
- [45] C. Lim, “Adaptive energy detection for spectrum sensing in unknown white gaussian noise,” *IET communications*, vol. 6, no. 13, pp. 1884–1889, 2012.
- [46] D. M. Martínez and A. G. Andrade, “Performance evaluation of welch’s periodogram-based energy detection for spectrum sensing,” *IET Communications*, vol. 7, pp. 1117–1125, July 2013.
- [47] D. A. Lyon, “The discrete fourier transform, part 4: spectral leakage,” *Journal of object technology*, vol. 8, no. 7, 2009.

- [48] R. W. Brodersen, A. Wolisz, D. Cabric, S. M. Mishra, and D. Willkomm, "Corvus: a cognitive radio approach for usage of virtual unlicensed spectrum," *Berkeley Wireless Research Center (BWRC) White paper*, 2004.
- [49] A. Khandakar, A. Mohammed, and A. El Sherif, "Experimental threshold determination for secondary users using usrp and gnu radio," in *Digital Information and Communication Technology and its Applications (DICTAP), 2014 Fourth International Conference on*, pp. 62–68, IEEE, 2014.
- [50] W. Liu, O. Yaron, I. Moerman, S. Bouckaert, B. Jooris, and P. Demeester, "Real-time wide-band spectrum sensing for cognitive radio," in *Communications and Vehicular Technology in the Benelux (SCVT), 2011 18th IEEE Symposium on*, pp. 1–6, IEEE, 2011.
- [51] J. Merlano-Duncan, T. E. Bogale, and L. B. Le, "Sdr implementation of spectrum sensing for wideband cognitive radio," in *Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2015 IEEE 82nd*, pp. 1–5, IEEE, 2015.
- [52] J. Mitola and G. Q. Maguire, "Cognitive radio: making software radios more personal," *IEEE Personal Communications*, vol. 6, pp. 13–18, Aug 1999.
- [53] N. Muchandi and R. Khanai, "Cognitive radio spectrum sensing: A survey," in *2016 International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT)*, pp. 3233–3237, March 2016.
- [54] S. J. Shellhammer, R. Tandra, J. Tomcik, *et al.*, "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*, p. 4, ACM, 2006.
- [55] S. Srinu and S. Sabat, "Fpga implementation and performance study of spectrum sensing based on entropy estimation using cyclic features," vol. 38, p. 1658–1669, 11 2012.
- [56] R. Tandra and A. Sahai, "Fundamental limits on detection in low snr under noise uncertainty," in *2005 International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing*, vol. 1, pp. 464–469 vol.1, June 2005.
- [57] T. Yucek and H. Arslan, "A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications," *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. 11, pp. 116–130, First 2009.
- [58] S. Zhang and Z. Bao, "An adaptive spectrum sensing algorithm under noise uncertainty," in *Communications (ICC), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 1–5, IEEE, 2011.