Técnicas de detección de espectro de banda estrecha y banda ancha basadas en detección de energía y bancos de filtros

por

Gabriel Alejandro Martinez Novelo

Tesis sometida como requisito parcial
para obtener el grado de:

Maestría en Ciencias con Especialidad en Electrónica

Supervisada por:
Dra. Gordana Jovanovic Dolecek

Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica

Santa María de Tonantzintla, Puebla, México
Abril de 2025

©INAOE, El autor otorga al INAOE el permiso de reproducir y distribuir copias en su totalidad o en forma parcial esta tesis

A mis padres, Claudia y Gabriel, quienes con su ejemplo y amor me han guiado hasta aquí.
Esta tesis es un pequeño reflejo de todo lo que me han enseñado.

Agradecimientos

Agradezco a la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI), por la beca otorgada durante mis estudios de maestría y para el desarrollo de este trabajo.

Al Instituto Nacional de Astrofísica Óptica y Electrónica (INAOE), por brindarme las herramientas y el entorno necesarios para la realización de esta proyecto.

Quiero agradecer a la Dra. Gordana Jovanovic Dolecek, por su invaluable guía, conocimiento, paciencia y apoyo durante mis estudios de maestría.

Agradezco al grupo de DSP para Comunicaciones Modernas por la disponibilidad del laboratorio y el agradable ambiente de trabajo, que facilitaron enormemente la realización de esta tesis.

Agradezco a todos aquellos que me brindaron su apoyo incondicional durante este largo y desafiante proceso. Su presencia y aliento fueron fundamentales para alcanzar esta meta.

Resumen

La mayoría de los sistemas de comunicación inalámbrica se basan en una asignación de frecuencia fija (o estática). Están diseñados para operar en bandas de frecuencia preseleccionadas. Durante las últimas décadas, el rápido crecimiento en el campo de la comunicación inalámbrica ha aumentado la demanda de espectro recursos y creó una escasez de espectro radioeléctrico disponible.

La tecnología de radio cognitiva (CR) es una de las tecnologías prometedoras para hacer frente a la escasez de recursos de espectro, al explotar las bandas de frecuencia libres que también se denominan agujeros de espectro. Esta operación se denomina detección de espectro (SS). Al ser capaz de identificar estas oportunidades espectrales, CR clasifica a los usuarios en dos categorías: con licencia, es decir, los usuarios primarios (PU) y sin licencia, es decir, los usuarios secundarios (SU). Si bien las PU pueden acceder al espectro cuando lo deseen, las SU están restringidas por las actividades de las PU. En otras palabras, las SU deben respetar la calidad de servicio de las PU y se prohíben las interferencias perjudiciales de la transmisión de las SU a las PU.

La detección de espectro se clasifica en dos tipos: detección de espectro de banda estrecha (NB) y detección de espectro de banda ancha (WB). En el primer caso, se escanea una banda de frecuencia a la vez; en el último caso, se escanean varios canales de frecuencia a la vez. La detección de espectro de banda estrecha se utiliza para averiguar el estado del usuario principal, es decir, si el usuario está presente o ausente para que el usuario secundario pueda acceder a ese canal de frecuencia en particular.

Las diferentes técnicas de detección son para averiguar la probabilidad de falsa alarma y la probabilidad de detección. La probabilidad de detección se utiliza para averiguar la actividad de un usuario principal, es decir, si está presente o no. La probabilidad de falsa alarma indica que la técnica de detección detecta incorrectamente la actividad de un usuario principal y detecta al usuario principal como presente en realidad cuando está ausente. El aumento de la probabilidad de falsa alarma indica que el usuario secundario transmite en un intervalo de espectro ocupado.

En el caso de la técnica de detección de energía, cada muestra de energía recibida se calcula

y se compara con el valor umbral predefinido. El método de detección de energía es simple y fácil de implementar, pero tiene algunas desventajas, es decir, no puede identificar la muestra real y la muestra de ruido, particularmente en el caso de una baja relación señal/ruido, el rendimiento de este método es muy bajo.

Sin embargo, el rendimiento de este método se puede mejorar mediante la selección dinámica del umbral. Un enfoque es utilizar el método de banco de filtros (FB) para la selección del umbral en presencia de ruido con mínima error de detección.

La próxima generación de sistemas de comunicación requiere altas velocidades de datos y ancho de banda. Desde esta perspectiva, los usuarios secundarios necesitan detectar amplios rangos de frecuencia del espectro de radio para encontrar los mejores canales disponibles. Como resultado, se han propuesto varios tipos de enfoques para realizar el espectro de banda ancha.

Una forma de estimar esta función es usar el enfoque del banco de filtros, que puede permitir una implementación eficiente de los filtros de pasa banda usando una descomposición polifásica del filtro prototipo. El concepto de análisis de banco de filtros consiste en una matriz de filtros de pasa banda. Cada filtro es la copia desplazada en frecuencia de un filtro de paso bajo. Después de la salida de cada banco de filtros se coloca un detector de energía para determinar si la PU está activa o no.

Los resultados de las simulaciones permitieron realizar un análisis comparativo de los diferentes métodos de detección de energía. Se observó que la estructura del detector, el tipo de banco de filtros y la técnica de modulación tienen un impacto significativo en el desempeño del sistema.

La propuesta innovadora basada en bancos de filtros y detección de energía mostró resultados prometedores, superando en algunos casos a los métodos convencionales. Esta nueva propuesta ofrece una mayor flexibilidad y adaptabilidad a diferentes escenarios de operación.

La detección de espectro de banda estrecha es un campo de investigación activo, y este trabajo ha contribuido a ampliar el conocimiento sobre los diferentes métodos disponibles. Los resultados obtenidos muestran que la elección del método de detección de energía adecuado depende de las características específicas de la aplicación.

La propuesta innovadora presentada en este trabajo representa un avance significativo en el campo de la detección de espectro. Se recomienda realizar estudios adicionales para evaluar su desempeño en entornos más complejos y explorar posibles mejoras.

Summary

Most wireless communication systems are based on a fixed (or static) frequency allocation. They are designed to operate in pre-selected frequency bands. Over the past few decades, the rapid growth in the field of wireless communication has increased the demand for spectrum resources and created a scarcity of available radio spectrum.

Cognitive radio (CR) technology is one of the promising technologies to address the scarcity of spectrum resources by exploiting the free frequency bands, also called spectrum holes. This operation is called spectrum sensing (SS). By being able to identify these spectral opportunities, CR classifies users into two categories: licensed, i.e., primary users (PUs), and unlicensed, i.e., secondary users (SUs). While PUs can access the spectrum whenever they want, SUs are restricted by the activities of the PUs. In other words, SUs must respect the quality of service of PUs, and harmful interference from SU transmission to PUs is prohibited.

Spectrum sensing is classified into two types: narrowband (NB) spectrum sensing and wideband (WB) spectrum sensing. In the former case, one frequency band is scanned at a time; in the latter case, multiple frequency channels are scanned at a time. Narrowband spectrum sensing is used to find out the status of the primary user, i.e., whether the user is present or absent so that the secondary user can access that particular frequency channel. Narrowband spectrum sensing uses different detection techniques to find out the probability of false alarm and the probability of detection. The probability of detection is used to find out the activity of a primary user, i.e., whether it is present or not. The probability of false alarm indicates that the detection technique incorrectly detects the activity of a primary user and detects the primary user as present actually when it is absent. Increasing the probability of false alarm indicates that the secondary user transmits in an occupied spectrum interval.

In the case of the energy detection technique, each received energy sample is calculated and compared with the predefined threshold value. The energy detection method is simple and easy to implement, but it has some disadvantages, i.e., it cannot identify the actual sample and the noise

sample, particularly in the case of low signal-to-noise ratio, the performance of this method is very low. However, the performance of this method can be improved by dynamic threshold selection. One approach is to use the filter bank (FB) DFT method for dynamic threshold selection in the presence of noise with minimal detection error.

The next generation of communication systems requires high data rates and bandwidth. From this perspective, secondary users need to detect wide frequency ranges of the radio spectrum to find the best available channels. As a result, several types of approaches have been proposed to perform wideband spectrum.

One way to estimate this function is to use the filter bank approach, which can allow efficient implementation of the bandpass filters using a polyphase decomposition of the prototype filter. The concept of filter bank analysis consists of an array of bandpass filters. Each filter is the frequency-shifted copy of a lowpass filter. After the output of each filter bank, an energy detector is placed to determine whether the PU is active or not.

The simulation results allowed a comparative analysis of the different energy detection methods. It was observed that the detector structure, the type of filter bank, and the modulation technique have a significant impact on the system performance.

The innovative proposal based on filter banks and energy detection showed promising results, in some cases outperforming conventional methods. This new proposal offers greater flexibility and adaptability to different operating scenarios.

Narrowband spectrum sensing is an active field of research, and this work has contributed to expanding knowledge about the different methods available. The results obtained show that the choice of the appropriate energy detection method depends on the specific characteristics of the application.

The innovative proposal presented in this work represents a significant advance in the field of spectrum sensing. Further studies are recommended to evaluate its performance in more complex environments and to explore possible improvements.

Prefacio

Motivación

La presente investigación, titulada “Técnicas de Detección de Espectro de Banda Estrecha y Banda Ancha Basadas en Detección de Energía y Bancos de Filtros”, se centra en una problemática crítica en el ámbito de las comunicaciones: la optimización del uso del espectro electromagnético. Este recurso, esencial para el funcionamiento de innumerables tecnologías, se caracteriza por una utilización ineficiente. Datos de la FCC revelan que el espectro electromagnético presenta un uso variable que oscila entre el 15 % y el 85 % de su capacidad total [1]. Esta disparidad evidencia la existencia de zonas subutilizadas, conocidas como “huecos espectrales", que podrían aprovecharse para mejorar la eficiencia de las comunicaciones y satisfacer la creciente demanda de conectividad.

La subutilización del espectro no solo representa una pérdida de recursos valiosos, sino que también tiene implicaciones económicas y sociales significativas. Limita el desarrollo de nuevas tecnologías, dificulta el acceso a servicios de comunicación en áreas rurales o de baja densidad poblacional, y perpetúa la escasez de espectro, lo que eleva los costos para los operadores y los usuarios. En este contexto, el desarrollo de sistemas de detección de espectro robustos y precisos se erige como un elemento fundamental para lograr una gestión más eficiente y económica del espectro.

La capacidad de identificar y analizar las señales presentes en diferentes bandas de frecuencia, tanto estrechas como anchas, permitirá a los sistemas de comunicación adaptarse dinámicamente a las condiciones del entorno y aprovechar al máximo los recursos disponibles. La implementación de detectores de energía y bancos de filtros se plantea como una estrategia prometedora para lograr este objetivo, ya que estos elementos ofrecen un equilibrio adecuado entre rendimiento, complejidad y costo. Los detectores de energía son capaces de identificar la presencia de señales sin necesidad de conocer su modulación, mientras que los bancos de filtros permiten dividir el espectro en múltiples subbandas para un análisis más detallado.

Se espera que los resultados de esta investigación contribuyan a mejorar la eficiencia del uso del espectro electromagnético, lo que se traducirá en beneficios económicos y sociales al permitir un acceso más equitativo y optimizado a las comunicaciones. Además, esta investigación sentará las bases para el desarrollo de nuevas tecnologías y aplicaciones que requieran un uso más eficiente del espectro, como las redes cognitivas y la comunicación inalámbrica de nueva generación.

Objetivo General

Desarrollar e implementar un sistema de detección de espectro eficiente, basado en detectores de energía y bancos de filtros, capaz de identificar la ausencia de señales en bandas estrechas y anchas del espectro electromagnético con alta calidad y precisión. Este sistema permitirá optimizar el uso del espectro, mejorar la eficiencia de las comunicaciones y contribuir a una gestión más efectiva de este recurso, aprovechando las zonas subutilizadas y respondiendo a la creciente demanda de conectividad.

Objetivos Específicos

- Analizar y comparar los métodos existentes para la detección de espectro en banda estrecha, identificando sus ventajas, limitaciones y aplicabilidad en el contexto de la presente investigación.
- Desarrollar y evaluar un método robusto para la selección dinámica del umbral de detección, que se adapte a las variaciones del entorno y garantice un equilibrio óptimo entre la detección de señales y la minimización de falsos positivos.
- Investigar y caracterizar el desempeño de métodos de detección de espectro basados en bancos de filtros, tanto para señales de banda estrecha como de banda ancha, en términos de sensibilidad y eficiencia computacional.
- Diseñar, implementar y simular un enfoque novedoso de detección de espectro que combine las ventajas de los bancos de filtros y los detectores de energía, con el objetivo de mejorar la precisión y la velocidad de detección.
- Validar el enfoque propuesto mediante simulaciones en MATLAB, utilizando escenarios realistas de uso del espectro electromagnético y métricas de rendimiento adecuadas, tales como

la probabilidad de detección, la probabilidad de falsa alarma y la relación señal a ruido.

Organización de la Tesis

Esta tesis se estructuró en seis capítulos, cada uno se diseñó para guiar al lector a través de la exploración y solución del problema de la saturación del espectro electromagnético.

En el capítulo 1 se establece el contexto de la investigación, abordando la creciente demanda de tráfico de datos en México, Se presenta un análisis del panorama actual y futuro de las comunicaciones en el país, respaldado por datos y proyecciones relevantes. Además, se introducen los conceptos teóricos fundamentales de las comunicaciones, proporcionando el contexto necesario para comprender la investigación. Finalmente, se realiza una revisión del estado del arte en los temas que se abordan en esta tesis.

El capítulo 2, se centra en la introducción de la radio cognitiva como una solución para la gestión eficiente del espectro. Se definen los conceptos clave de la radio cognitiva y se describen las diversas técnicas de detección de espectro.

El capítulo 3, se profundiza en el análisis de los detectores de energía, una herramienta esencial en la detección de espectro. Se describe el funcionamiento de los detectores de energía, incluyendo sus principios y características. Se discuten las ventajas y limitaciones de los detectores de energía en el contexto de la detección de espectro.

El capítulo 4, se dedica al estudio de los bancos de filtros, un componente clave en la implementación de sistemas de detección de espectro eficientes. Se examinan los diferentes tipos de bancos de filtros. Se describen los bancos de filtros específicos utilizados en la investigación, destacando sus características y ventajas. Se discute la importancia de los bancos de filtros en la separación y análisis de las señales de espectro.

En el capítulo 5, se presenta la propuesta de un sistema innovador para la detección de espectro, diseñado para abordar los desafíos de la saturación del espectro electromagnético. Se describen los componentes del sistema, incluyendo los bancos de filtros y los detectores de energía. Se presentan los resultados de las simulaciones del sistema, demostrando su viabilidad y eficacia. Se discuten las implicaciones de los resultados de la simulación y su contribución a la solución del problema de la saturación del espectro.

Finalmente, en el capítulo 6, se resumen los hallazgos clave de la investigación y ofrece perspectivas para futuras investigaciones en este campo.

Contenido

Agradecimientos III

Resumen V

Summary VII

Prefacio IX

1. Introducción 1

1.1. Espectro Radioeléctrico 1

1.2. Introducción a los Sistemas de Comunicación 4

1.2.1. Modulación QAM 4

1.2.2. Distribución Gaussiana 5

1.2.3. Función $Q(x)$ 7

1.3. Conversión de la Frecuencia de Muestreo 8

1.3.1. Sub-muestreo 8

1.3.2. Sobre-Muestreo 12

1.4. Antecedentes y Desarrollo Conceptual 13

2. Detección de Espectro para Radio Cognitiva 20

2.1. Definición de Radio Cognitiva 20

2.2. Ciclo Cognitivo 22

2.3. Definición de Detección de Espectro (SS) 23

2.4. Concepto de Hueco Espectral 24

2.5. Problema de Saturación del Espectro Electromagnético 26

2.6. Técnicas de Detección de Espectro para Radio Cognitiva 26

2.6.1. Filtro Adaptado 26
2.6.2. Detector de Características Ciclo-estacionarias 27
2.6.3. Detector de Energía 29
2.6.4. Comparación de los algoritmos para detección de espectro 30

3. Detector de Energía **32**
3.1. Prueba de Hipótesis 33
3.2. Matriz de Confusión y Criterios de Decisión. 34
3.3. Concepto de Detector de Energía 35
3.4. Prueba Estadística 37
3.5. Análisis de Rendimiento de Detectores de Energía 40

4. Bancos de Filtros **44**
4.1. Efectos de Aliasing y Decimación 44
4.2. Interpolación y el Filtro Anti-Imagen 46
4.3. Bancos de filtros de dos canales 49
4.3.1. Bancos de filtros de análisis de dos canales 49
4.3.2. Bancos de filtros de síntesis de dos canales 51
4.4. Filtro Espejo en Cuadratura (QMF) 52
4.4.1. Bancos de Filtros de Dos Canales SBC 52
4.4.2. Estándar de Bancos de Filtros QMF 53
4.5. Bancos de Filtros Uniformes de M Canales 55
4.5.1. Bancos de Filtros con Estructura de Árbol 56
4.5.2. Bancos de Filtros con Estructura Paralela 58
4.5.3. Bancos de Filtros con Modulación Compleja (Bancos de Filtros DFT) 63
4.5.4. Bancos de Filtros Modulados por Coseno 64

5. Propuesta y Resultados **66**
5.1. Objetivos y Planteamiento del Problema. 66
5.1.1. Objetivos. 66
5.1.2. Metodología. 66
5.2. Planteamiento del sistema propuesto 68
5.3. Simulaciones de los generadores de señales 69

5.4. Simulaciones Adición de Ruido Blanco Gaussiano 73
5.5. Simulaciones Bancos de Filtros 76
5.5.1. Simulaciones de Bancos de Filtros de Dos Canales 77
5.5.2. Simulaciones de Bancos de Filtros de N Canales 84
5.6. Simulaciones de Detectores de Energía 91

6. Conclusiones y Trabajo Futuro **97**
6.1. Conclusiones 97
6.2. Trabajo Futuro 98

Bibliografía **100**

Publicaciones **110**

Índice de figuras

1.1. Pronostico del tráfico de datos promedio en México [2]. 2
1.2. Cuadro Nacional de Frecuencias en México [3]. 3
1.3. Modulación por cuadratura de amplitud (16-QAM). 4
1.4. Función de Distribución de Probabilidad Gaussiana con diferentes valores de media. 6
1.5. Representación gráfica de la función $Q(x)$. 7
1.6. Downsampler. 8
1.7. Upsampler. 12

2.1. Ciclo Cognitivo que muestra las principales funciones de la tecnología Radio Cognitiva [55] 22
2.2. Representación gráfica del concepto del hueco espectral [59] 25
2.3. Diagrama de bloques para la detección de espectro en banda estrecha usando un filtro adaptado [64]. 27
2.4. Diagrama de bloques para la detección de espectro en banda estrecha usando la detección de características ciclo-estacionarias [64]. 28
2.5. Diagrama de bloques para la detección de espectro en banda estrecha usando un detector de energía [64]. 29

3.1. Matriz de confusión. 34
3.2. Diagrama de bloques del detector de energía [73]. 36
3.3. PDF de la distribución Chi-cuadrado para diferentes grados de libertad (N). 39

4.1. Decimador compuesto por un filtro anti-aliasing $h(n)$ y un downsampler con factor M. 45
4.2. Efecto de un filtro anti-aliasing pasa-bajas [80]. 45
4.3. Espectro de la señal original (a) y de la señal sobre-muestreada (b) [80]. 46

4.4. Interpolación compuesto por un upsampler de factor L y un filtro anti-imagen $g(n)$. 47
4.5. Filtrado anti-imagen usando un filtro pasa-bajas ideal [80]. 48
4.6. Banco de filtros de análisis de dos canales. 49
4.7. Funciones de transferencia del banco de filtros: Filtro pasabajas y filtro pasa altas (a), espectro de las señales filtradas (b y d), y espectro de las señales sub-muestreadas (c y e) en un banco de filtros de análisis [80]. 50
4.8. Banco de filtros de síntesis de dos canales. 51
4.9. Banco de filtros SBC de dos canales. 52
4.10. Banco de filtros de análisis con estructura de árbol de ocho canales. 56
4.11. Banco de filtros de síntesis con estructura de árbol de ocho canales. 57
4.12. Representación frecuencial del banco de filtros mostrado en las Figuras 4.10 y 4.11 . 57
4.13. Banco de filtros de análisis de M canales. 59
4.14. Banco de filtros de síntesis de M canales. 60
4.15. Banco de filtros SBC de M canales. 61
4.16. Corrimiento en frecuencia: filtro prototipo, y filtro desplazado en la frecuencia. . . . 63
4.17. Respuesta en frecuencia del filtro prototipo paso bajas y banco de filtros derivado de este. 64
4.18. Esquema de frecuencias de un banco de filtros modulado por coseno: prototipo y subfiltro modulado complejo. 65

5.1. Sistema propuesto. 69
5.2. Señal QAM generada en el dominio del tiempo. 71
5.3. Señal QAM generada en el dominio de la frecuencia. 72
5.4. Espectrograma que muestra la entrada de diferentes señales en el dominio de la frecuencia. 73
5.5. Señal QAM generada con AWGN en el dominio del tiempo. 74
5.6. Señal QAM generada con AWGN en el dominio de la frecuencia. 75
5.7. Comparación de los espectrogramas con diferentes niveles de SNR. 76
5.8. Filtro pasabajas $h(n)$. 78
5.9. Filtro pasaaltas $h(n)(-1)^n$. 79
5.10. Respuesta en frecuencia de los filtros $H_0(z)$ y $H_1(z)$. 80
5.11. Realización computacionalmente eficiente del banco FIR QMF de dos canales. . . . 80

5.12. Banco FIR QMF de dos canales. Respuestas al impulso del filtro de pasa-baja $H_0(z)$ y del filtro de paso-alta $H_1(z)$. 81
5.13. Banco FIR QMF de dos canales: respuestas en frecuencia. 81
5.14. Respuesta al impulso de las componentes polifásicas de $E_0(z)$ y $E_1(z)$. 82
5.15. Señal rectangular de prueba. 83
5.16. Banco FIR QMF de dos canales: descomposición y reconstrucción de la señal. . . . 83
5.17. Banco de filtros con estructura de árbol de 4 canales. 85
5.18. Banco de filtros con estructura de árbol de 8 canales. 85
5.19. Banco de filtros con estructura paralela en el dominio de la frecuencia. 87
5.20. Banco de filtros de 15 canales con estructura paralela en el dominio de la frecuencia. 89
5.21. Comparación de dos filtros en un banco de filtros que detectan una señal o no en un entorno de bajo ruido. 90
5.22. Banco de filtros de 25 canales con un SNR=-5dB con estructura paralela en el dominio de la frecuencia. 91
5.23. Espectrogramas con diferentes valoress de SNR. 94
5.24. Comparación del espectrograma transmitido con el patron recibido del espectrograma. 95
5.25. Gráfica P_f vs P_D $SNR = -10dB$. 96
5.26. Gráfica P_D vs SNR con $P_f = 0{,}01$. 96

Índice de tablas

1.1. Resumen de técnicas de detección de espectro de banda estrecha para aplicaciones de radio cognitiva [12]. 15
1.2. Resumen de técnicas de monitoreo de espectro de banda estrecha para aplicaciones de radio cognitiva [12]. 16
1.3. Resumen de técnicas de detección de espectro de banda ancha para aplicaciones de radio cognitiva [12]. 17
1.4. Resumen de técnicas de monitoreo de espectro de banda ancha para aplicaciones de radio cognitiva [12]. 18

2.1. Resumen de ventajas y desventajas de los algoritmos de detección de espectro de banda estrecha. [68]. 31

Capítulo 1

Introducción

El espectro radioeléctrico, recurso natural limitado y de gran demanda en México, se ha convertido en un elemento crucial para el desarrollo de las telecomunicaciones y servicios inalámbricos. Su uso eficiente y óptimo es fundamental para garantizar la conectividad y el acceso a las tecnologías de la información. La detección de espectro, que permite identificar la presencia y ocupación de señales en diferentes bandas de frecuencia, se ha convertido en una herramienta esencial para la gestión del espectro radioeléctrico. Esta tesis se centra en la investigación y desarrollo de un sistema de detección de espectro basado en el uso de bancos de filtros y detectores de energía. Se aborda el proceso de conversión de la frecuencia de muestreo, un aspecto clave para el procesamiento y análisis de las señales. La motivación principal de este trabajo radica en la necesidad de mejorar la eficiencia y precisión de los sistemas de detección de espectro, contribuyendo así a una gestión más efectiva del espectro radioeléctrico en México. Los objetivos planteados incluyen el diseño e implementación de un sistema de detección de espectro utilizando bancos de filtros y detectores de energía, así como la evaluación de su rendimiento en diferentes escenarios. Se presentan antecedentes y desarrollos conceptuales relevantes en el campo de la detección de espectro, proporcionando el marco teórico necesario para comprender y abordar los desafíos de esta investigación.

1.1. Espectro Radioeléctrico

La regulación de la calidad del servicio móvil en México ha evolucionado desde 1997, impulsada en gran parte por el rápido crecimiento en el número de usuarios. Este aumento significativo presentó desafíos, como la necesidad de mejorar la infraestructura y garantizar la calidad del servicio a pesar de la creciente demanda.

Inicialmente, la falta de infraestructura adecuada afectó la calidad de las redes móviles. Para abordar esto, la extinta Cofetel, ahora IFT, implementó medidas para evaluar y mejorar la calidad del servicio, estableciendo parámetros e indicadores que los concesionarios debían cumplir. Se realizaron acuerdos y planes técnicos para regular la calidad de los servicios de voz y datos, adaptándose a la evolución tecnológica y, crucialmente, a las demandas de los usuarios en constante crecimiento.

El IFT ha buscado continuamente mejorar la calidad del servicio móvil, impulsando la adopción de referencias internacionales y promoviendo la transparencia para que los usuarios puedan tomar decisiones informadas al elegir a su proveedor. La motivación principal detrás de estas medidas es asegurar que los servicios de telecomunicaciones se presten en condiciones de calidad, considerando el aumento en el número de usuarios, el crecimiento del tráfico de datos y la necesidad de adaptarse a las nuevas tecnologías y aplicaciones [2].

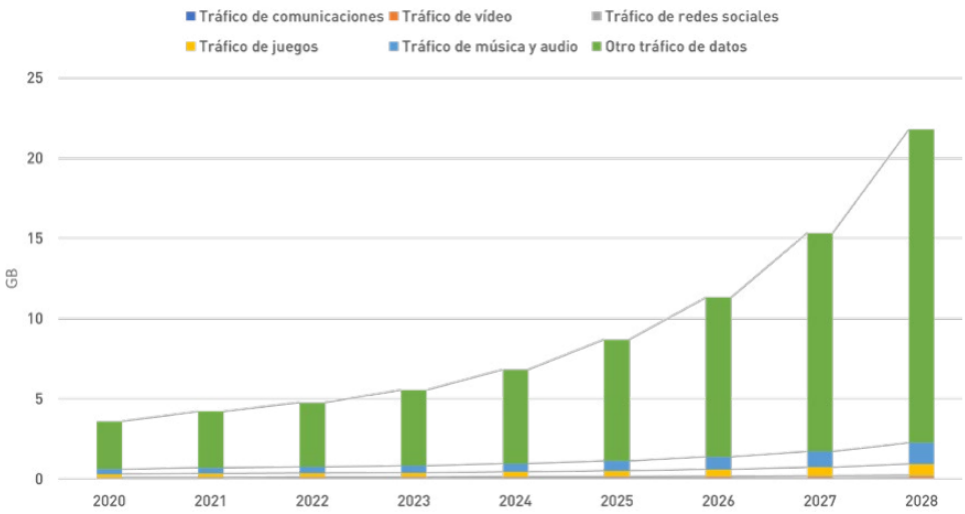


Figura 1.1: Pronostico del tráfico de datos promedio en México [2].

Ante este panorama de crecimiento constante y la necesidad de optimizar el uso de recursos como el espectro radioeléctrico, se vislumbra una oportunidad para explorar alternativas y soluciones innovadoras. La radio cognitiva, por ejemplo, emerge como una tecnología prometedora que permite un uso más eficiente del espectro al identificar y aprovechar las frecuencias no utilizadas. Este trabajo, al analizar la evolución de la regulación y los desafíos que aún enfrenta el sector, podría sentar las bases para futuras investigaciones y propuestas que exploren el potencial de tecnologías como la radio cognitiva y otras alternativas, contribuyendo a mejorar la calidad del servicio móvil y garantizar un acceso equitativo a las telecomunicaciones para todos los usuarios.

El crecimiento exponencial en el número de usuarios de servicios móviles en México, como se ilustra en la Figura 1.1 con el pronóstico de aumento en el tráfico de datos promedio por usuario, plantea desafíos importantes para la industria. No solo se trata de garantizar la calidad del servicio ante una demanda creciente, sino también de optimizar el uso de un recurso limitado como el espectro radioeléctrico. En este contexto, la radio cognitiva emerge como una alternativa prometedora. Al permitir que los dispositivos identifiquen y aprovechen dinámicamente las frecuencias no utilizadas, la radio cognitiva podría mejorar la eficiencia del espectro y dar cabida a un mayor número de usuarios y aplicaciones. De esta manera, se podría hacer frente al crecimiento constante en el tráfico de datos sin comprometer la calidad del servicio ni la disponibilidad de espectro.

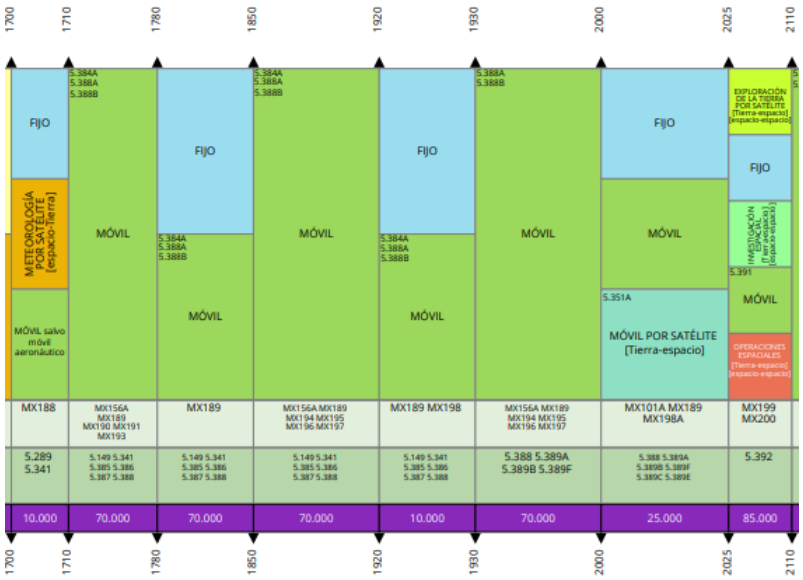


Figura 1.2: Cuadro Nacional de Frecuencias en México [3].

En este contexto, el Cuadro Nacional de Atribución de Frecuencias (CNAF) que se puede ver una fracción entre los 1700 MHz y 2100 MHZ que se usan para las redes 4G y 5G se ve en la Figura 1.2 juega un papel fundamental al regular el uso del espectro radioeléctrico en México. Sin embargo, la creciente demanda de servicios móviles y la escasez de espectro disponible hacen evidente la necesidad de optimizar su utilización. Es aquí donde la radio cognitiva cobra relevancia, ya que su capacidad para identificar y aprovechar dinámicamente las frecuencias no utilizadas, incluso aquellas asignadas a otros servicios en el CNAF, representa una oportunidad para mejorar la eficiencia del espectro y dar cabida a un mayor número de usuarios y aplicaciones. La implementación de tecnologías como la radio cognitiva, en línea con las regulaciones establecidas en el CNAF, podría ser clave para garantizar un futuro sostenible y equitativo para las telecomunicaciones en México.

1.2. Introducción a los Sistemas de Comunicación

1.2.1. Modulación QAM

La modulación por Cuadratura de Amplitud (QAM) es una técnica de modulación digital que combina la modulación de amplitud y la modulación de fase para transmitir datos de manera eficiente. En lugar de simplemente cambiar la amplitud o la fase de una señal portadora, QAM modula ambas simultáneamente, lo que permite una mayor densidad de información y, por lo tanto, una mayor velocidad de transmisión [4].

En este trabajo se utilizó la modulación 16-QAM que es una forma específica de modulación QAM que utiliza 16 puntos de constelación distintos para representar datos digitales. Cada punto de la constelación corresponde a un símbolo único, que a su vez representa un grupo de bits. En 16-QAM, cada símbolo representa 4 bits ($2^4 = 16$) [5].

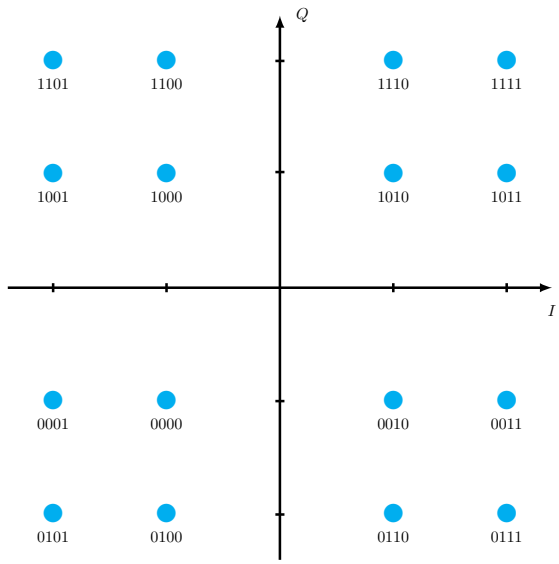


Figura 1.3: Modulación por cuadratura de amplitud (16-QAM).

En la Figura 1.3 se muestra un ejemplo de una constelación 16-QAM. En esta constelación, los puntos están dispuestos en un patrón rectangular, con 4 filas y 4 columnas. Cada punto representa un símbolo único de 4 bits, como se muestra en la imagen.

La ecuación (1.1) describe la modulación 16-QAM y cómo se modulan las señales en fase ($I(t)$) y en cuadratura ($Q(t)$) para generar la señal transmitida.

$$s(t) = I(t)\cos(2\pi f_c t) - Q(t)\sin(2\pi f_c t) \tag{1.1}$$

Las señales $I(t)$ y $Q(t)$ se obtienen mapeando los bits de datos a los puntos de la constelación. Cada punto de la constelación tiene coordenadas (I, Q) que corresponden a los valores de amplitud y fase de las señales en fase y en cuadratura [4].

Las principales ventajas de 16-QAM son:

- **Mayor eficiencia espectral:** 16-QAM permite transmitir más bits por símbolo en comparación con modulaciones más simples como BPSK o QPSK, lo que resulta en una mayor eficiencia espectral.
- **Mayor velocidad de transmisión:** Debido a su mayor eficiencia espectral, 16-QAM puede lograr velocidades de transmisión más altas en el mismo ancho de banda.

Las principales desventajas de 16-QAM son:

- **Mayor sensibilidad al ruido:** 16-QAM es más sensible al ruido y las interferencias en comparación con modulaciones más simples, ya que los puntos de la constelación están más cerca entre sí.
- **Mayor complejidad de implementación:** La implementación de moduladores y demoduladores 16-QAM es más compleja que la de modulaciones más simples.

1.2.2. Distribución Gaussiana

La distribución normal, también conocida como distribución gaussiana, es una de las distribuciones de probabilidad continua más importantes y utilizadas en estadística y probabilidad. Su importancia radica en que modela una gran cantidad de fenómenos naturales y sociales, desde la altura de las personas hasta los errores de medición.

Sus características principales son:

- **Forma de campana:** Su representación gráfica es una curva en forma de campana, simétrica y centrada en la media (μ).
- **Simetría:** La distribución es simétrica alrededor de la media. Esto significa que los valores equidistantes de la media tienen la misma probabilidad.
- **Asintótica:** La curva se acerca infinitamente al eje x, pero nunca lo toca. Esto significa que teóricamente, cualquier valor es posible, aunque los valores más alejados de la media son menos probables.

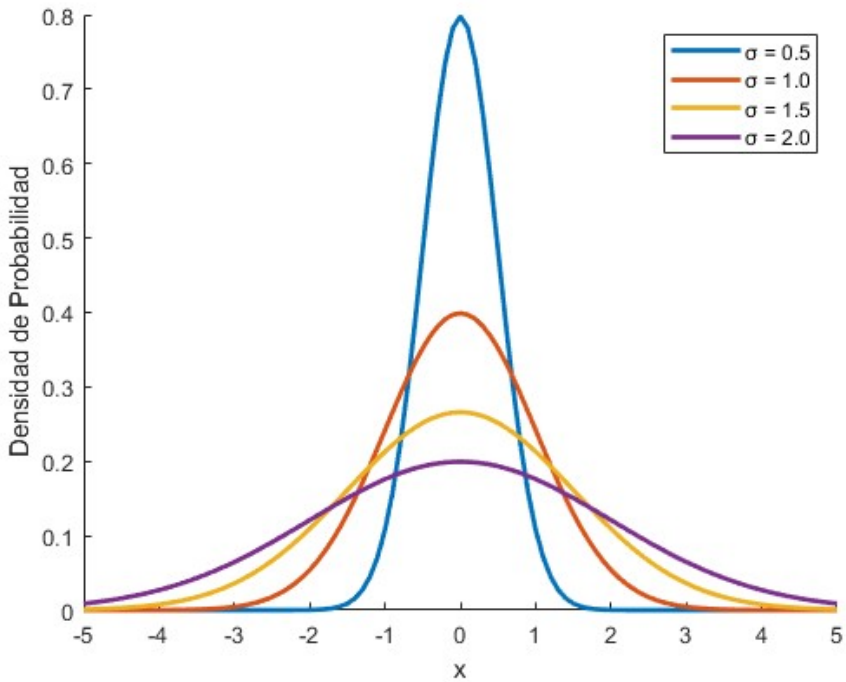


Figura 1.4: Función de Distribución de Probabilidad Gaussiana con diferentes valores de media.

La Figura 1.4 muestra ejemplos de distribuciones normales con diferentes parámetros. Se observa cómo la forma de la campana varía en función de la desviación estándar (σ). Cuando la desviación estándar es pequeña, la campana es estrecha y alta, lo que indica que los valores están concentrados alrededor de la media y cuando la desviación estándar es grande la campana es ancha y baja, lo que indica que los valores están más dispersos [6].

La ecuación que define la distribución normal es la siguiente:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \tag{1.2}$$

donde μ es la media de la distribución y σ la desviación estándar.

La ecuación (1.2) define que la probabilidad de obtener un valor específico de x depende de la distancia de ese valor a la media μ y de la dispersión de los datos σ. Cuanto más lejos esté x de la media, menor será la probabilidad. Cuanto mayor sea la desviación estándar, más dispersos estarán los datos y más ancha será la campana.

En el ámbito de las comunicaciones, la distribución normal juega un papel crucial en la modelización del ruido en los sistemas. El ruido en los canales de comunicación, a menudo modelado como ruido blanco gaussiano (AWGN), se asume que sigue una distribución normal con media cero y una cierta varianza. Esta suposición simplifica el análisis y diseño de sistemas de comunicación,

permitiendo evaluar el rendimiento de los sistemas y diseñar técnicas de modulación y demodulación robustas ante el ruido. Además, la distribución normal también se utiliza en la caracterización de señales y en la evaluación de la calidad de los canales de comunicación.

1.2.3. Función $Q(x)$

En el mundo de la probabilidad y la estadística, la función $Q(x)$ emerge como una herramienta analítica de gran importancia, especialmente cuando se estudia la distribución normal. Esta función, denotada como $Q(x)$, nos revela la probabilidad de que una variable aleatoria normal estándar, caracterizada por una media de 0 y una desviación estándar de 1, exceda un valor específico x [7].

La Ecuación (1.3), que define a la función $Q(x)$, es la siguiente:

$$Q(x) = \int_x^\infty f_X(t)dt = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{\left(-t^2/2\right)} dt \tag{1.3}$$

La Figura 1.5 ofrece una representación visual esclarecedora de la función. En ella, se puede observar la icónica curva de campana, que no es otra que la representación gráfica de la distribución normal. La región sombreada en un azul intenso, ubicada a la derecha del valor x en el eje horizontal, corresponde precisamente a la probabilidad que la función $Q(x)$ se encarga de calcular.

La función $Q(x)$ se utiliza para determinar la probabilidad de error inherente a los sistemas de comunicación digital, un factor crucial para garantizar la calidad y confiabilidad de la transmisión de información. Por ejemplo, en el diseño de sistemas de modulación digital, la función $Q(x)$ permite calcular la probabilidad de que un bit se transmita incorrectamente debido al ruido en el canal.

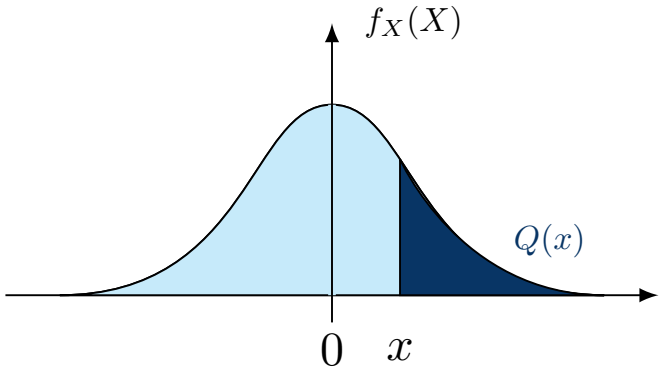


Figura 1.5: Representación gráfica de la función $Q(x)$.

En aplicaciones de detección de espectro, la función $Q(x)$ es crucial para calcular parámetros

fundamentales como la probabilidad de falsa alarma y la probabilidad de detección. Estos parámetros son esenciales para evaluar el rendimiento y la confiabilidad de los sistemas de detección de espectro.

1.3. Conversión de la Frecuencia de Muestreo

La característica clave que comparten todos los filtros y bancos de filtros que se discuten en este capítulo es el procesamiento multirate de señales digitales. Un sistema multirate permite, cuando es necesario, aumentar o disminuir la separación entre muestras (y por tanto la frecuencia de muestreo) de señales individuales antes o durante su procesamiento. Las señales con diferentes frecuencias de muestreo pueden ser procesadas simultáneamente en distintas secciones de un sistema multirate. Para comprender el funcionamiento de estos sistemas, es fundamental entender cómo se modifica la frecuencia de muestreo y el impacto de este cambio en el espectro de la señal.

1.3.1. Sub-muestreo

La frecuencia de muestreo de una señal digital $x(n)$ se reduce en un factor M tomando solo uno de cada M valores de la señal original. Este proceso, conocido como "sub-muestreo" (downsampling), permite simplificar la representación de la señal sin perder información relevante [8]. La señal resultante, $y(m)$, guarda una relación específica con la señal original, $x(n)$, la cual se describe por la siguiente ecuación:

$$y(m) = x(mM) \tag{1.4}$$

En la Figura 1.6 se observa un diagrama que ilustra el flujo de señales del proceso descrito.

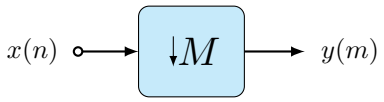


Figura 1.6: Downsampler.

En la Figura 1.6, el bloque representado por un símbolo cuadrático con una flecha hacia abajo se conoce como "downsampler". Este bloque toma una señal de entrada y la procesa para generar una señal de salida que tiene una tasa de muestreo menor, es decir, que se ha sub-muestreado. La señal de salida, denominada $y(m)$, representa una versión sub-muestreada de la señal de entrada

original. En otras palabras, el "downsampler" reduce la cantidad de muestras de la señal original, simplificando así su representación digital.

El proceso de downsampling se puede dividir en dos pasos principales para facilitar su modelo: en el primer paso se hace la eliminación de muestras no deseadas, se recorren las muestras de la señal de entrada y se ponen a cero aquellas cuyos índices no sean múltiplos enteros de M. El valor de M representa el factor de sub-muestreo, es decir, la cantidad en que se reduce la tasa de muestreo. Como resultado de este paso, se obtiene una señal intermedia denominada $x'(n)$ que contiene ceros en las posiciones correspondientes a las muestras eliminadas. En el Paso 2 se hace la extracción de la señal downsampleada, en este paso, se eliminan todos los ceros introducidos en el paso anterior, conservando solo las muestras restantes de la señal $x'(n)$. La señal resultante de este paso representa la señal downsampleada final, que tiene una tasa de muestreo reducida en M veces respecto a la señal de entrada original. Reducir el número de muestras no es un proceso reversible, ya que implica eliminar algunas muestras. Esto significa que no podemos recuperar la señal original $x(n)$ de manera exacta a partir de la señal reducida $y(m)$, solo una aproximación.

Paso uno. Se observa que la frecuencia de muestreo no se altera durante el primer paso, de modo que las señales $x(n)$ y $x'(n)$ tienen la misma frecuencia de muestreo. La señal $x'(n)$ puede considerarse como una multiplicación de $x(n)$ por la función de muestreo discreto $c_M(n)$, donde M indica el factor de reducción de muestreo [8].

$$x'(n) = x(n)c_M(n) \tag{1.5}$$

donde,

$$c_M(n) = \begin{cases} 1 & n = mM \\ 0 & otros \end{cases} \quad ; \quad m = ..., -1, 0, 1, ... \tag{1.6}$$

la función $c_M(n)$ es periódica con periodo M, y como tal puede representarse mediante la expansión en serie de Fourier [9],

$$c_M(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} C(k) e^{\frac{j2\pi kn}{M}} \tag{1.7}$$

donde $C(k)$ son coeficientes de la serie de Fourier de valor complejo definidos por,

$$C(k) = \sum_{n=0}^{M-1} c_M(n) e^{\frac{-j2\pi kn}{M}} \tag{1.8}$$

sustituyendo (1.6) en (1.8) se deduce que $C(k) = 1$ para todo k, entonces se obtiene,

$$c_M(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} e^{\frac{j2\pi kn}{M}} \tag{1.9}$$

para comprender cómo afecta el downsampling inicial a la distribución de frecuencias de una señal, se calcula la transformada de Fourier (FT) de la secuencia resultante, $x'(n)$. Utilizando (1.5) se obtiene:

$$X'\left(e^{j\omega}\right) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x'(n) e^{-j\omega n} = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) c_M(n) e^{-j\omega n} \tag{1.10}$$

usando la relación establecida en (1.9), (1.10) se convierte en:

$$X'\left(e^{j\omega}\right) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) \left(\frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} e^{\frac{j2\pi kn}{M}} \right) e^{-j\omega n} \tag{1.11}$$

finalmente, intercambiando las sumas, resulta la siguiente expresión para $X'\left(e^{(}jw)\right)$.

$$X'\left(e^{j\omega}\right) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) e^{-jn\left(\omega - \frac{2\pi k}{M}\right)} \tag{1.12}$$

Ahora se calcula la transformada de Fourier de $x(n)$,

$$X\left(e^{j\omega}\right) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) e^{-j\omega n} \tag{1.13}$$

si aplicamos la propiedad de desplazamiento de la transformada de Fourier, se tiene:

$$X\left(e^{j\left(\omega - \frac{2\pi k}{M}\right)}\right) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) e^{-jn\left(\omega - \frac{2\pi k}{M}\right)} \tag{1.14}$$

sustituyendo (1.14) en (1.12) se obtiene:

$$X'\left(e^{j\omega}\right) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} X\left(e^{j\left(\omega - \frac{2\pi k}{M}\right)}\right) \tag{1.15}$$

Paso 2. Ahora hay que eliminar los ceros introducidos anteriormente. Esta operación no cambia el contenido de la señal $x'(n)$, sino que sólo introduce el escalado temporal por un factor

de $1/M$. Las muestras $x'(mM)$ se convierten en $y(m)$. Dado que las operaciones en tiempo y frecuencia son inversas entre sí, la escala de frecuencia se multiplicará por M, es decir, el espectro $X'\left(e^{j\omega/M}\right)$ se convierte en $Y\left(e^{j\omega}\right)$, como se muestra a continuación. Utilizando la definición de la transformada de Fourier para $x'(n)$ se obtiene:

$$X'\left(e^{j\frac{\omega}{M}}\right) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x'(n)e^{jn\frac{\omega}{M}} \tag{1.16}$$

debido a que $x'(n)$ es distinto de cero sólo para $n = mM$, se puede escribir:

$$X'\left(e^{j\frac{\omega}{M}}\right) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x'(Mm)e^{-j\left(\frac{\omega}{M}\right)Mm} = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x'(Mm)e^{-j\omega m} \tag{1.17}$$

finalmente, sustituyendo (1.14) en (1.17) y utilizando la definición de la transformada de Fourier para $y(m)$ se llega a:

$$X'\left(e^{j\frac{\omega}{M}}\right) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} y(m)e^{-j\omega m} = Y\left(e^{j\omega}\right) \tag{1.18}$$

utilizando (1.15) se puede reescribir (1.18) como:

$$Y\left(e^{j\omega M}\right) = X'\left(e^{j\omega}\right) = \frac{1}{M}\sum_{k=0}^{M-1} X\left(e^{j\left(\omega-\frac{2\pi k}{M}\right)}\right) \tag{1.19}$$

a veces, es más cómodo expresar la señal muestreada en términos de su transformada Z. Para una secuencia dada $x(n)$, su transformada Z se define como:

$$X(z) = \sum_{n=\infty}^{\infty} x(n)z^{-n} \tag{1.20}$$

donde z es una variable compleja, definda como $z = re^{j\omega}$. Es bien sabido que la transformada Z de $x(n)$ se reduce a su transformada de Fourier en el círculo unitario, es decir, para $r = 1$, $z = e^{j\omega}$.

$$X(z)\big|_{z=e^{j\omega}} = X(e^{j\omega}) \tag{1.21}$$

por consiguiente, se puede representar la relación en la ecuación (1.19) en términos de la transformada Z [8].

$$Y\left(z^M\right) = X'(z) = \frac{1}{M}\sum_{k=0}^{M-1} X\left(ze^{\frac{-j2\pi k}{M}}\right) = \frac{1}{M}\sum_{k=0}^{M-1} X\left(zW_M^k\right) \tag{1.22}$$

donde:

$$W_M^k = e^{\frac{-j2\pi k}{M}}, \quad k = 0, ..., M-1 \tag{1.23}$$

1.3.2. Sobre-Muestreo

El "upsampling", también conocido como sobre-muestreo, es una técnica utilizada en el procesamiento de señales para aumentar la frecuencia de muestreo de una señal digital en un factor entero L. En otras palabras, se crea una nueva señal con más muestras por unidad de tiempo. Para lograr esto, el sobre-muestreo realiza la siguiente acción: 1. Inserción de ceros: Entre cada par de muestras originales de la señal, se insertan $L-1$ nuevos valores de cero. Esto significa que la distancia entre las muestras originales se incrementa en un factor de L. 2. Aumento de la resolución: Al insertar más ceros, la cantidad total de muestras aumenta, lo que eleva la frecuencia de muestreo por un factor de L. En términos prácticos, esto significa que se captura más información sobre la señal original, mejorando la precisión de la representación digital,

$$y(n) = \begin{cases} x(n/L) & for \quad n = mL \\ 0 & otros \end{cases} \tag{1.24}$$

donde L es llamado factor de interpolación, sobre-muestreo, se simboliza gráficamente mediante un recuadro con una flecha apuntando hacia arriba seguido del factor de interpolación L. Esta representación, como se muestra en la Figura 1.7, ilustra de forma clara el proceso de aumento de la frecuencia de muestreo. Se puede observar cómo la frecuencia de muestreo de entrada f_i se incrementa en un factor L. Esto se refleja en la mayor cantidad de puntos que representan las muestras de la señal en el dominio del tiempo [8].

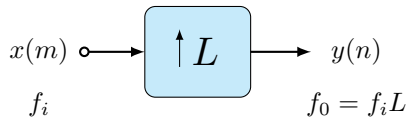


Figura 1.7: Upsampler.

Cuando se aumenta la frecuencia de muestreo de una señal sobre-muestreada L veces, no se añade nueva información, solo se estira la señal en el tiempo. Esto hace que, si se analiza la señal en el dominio de la frecuencia, se observa que las frecuencias se juntan más entre sí. Para entender mejor por qué esto ocurre, es necesario estudiar cómo se comporta la transformada de Fourier de

un upsampler.

El sobre-muestreo es un proceso completamente reversible. A diferencia de cuando se reduce la frecuencia de muestreo, aquí se puede obtener la señal original a partir de la señal sobre-muestreada. Utilizando la ecuación (1.26), se puede encontrar la transformada de Fourier de $y(n)$, que nos indica cómo se distribuyen las frecuencias en la señal sobre-muestreada.

$$\begin{aligned} Y\left(e^{j\omega}\right) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} y(n)e^{-j\omega n} \\ &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n/L)e^{-j\omega nL/L} \\ &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n/L)e^{-j(\omega L)(n/L)} \\ &= X\left(e^{j\omega L}\right) \end{aligned} \tag{1.25}$$

Se observa que al aumentar la frecuencia de muestreo, únicamente se modifica la escala de frecuencias, mientras que la amplitud de la señal se mantiene constante. A diferencia del sub-muestreo, donde se eliminan muestras y puede variar la amplitud, en el sobre-muestreo simplemente se insertan ceros entre las muestras originales. Esta inserción de ceros no afecta a la amplitud de las muestras, pero sí produce una dilatación en el eje temporal, lo que a su vez implica un nuevo escalado en el dominio de la frecuencia. Como consecuencia de este proceso, aparecen réplicas del espectro original en el intervalo $[0, 2\pi]$, que se denominan imágenes espectrales.

Para entender mejor el proceso de upsampling, se puede utilizar la transformada Z. Combinando las ecuaciones (1.21) y (1.25), se puede obtener una expresión matemática que describe la señal sobremuestreada en el dominio Z [8].

$$Y(z) = X\left(z^L\right) \tag{1.26}$$

1.4. Antecedentes y Desarrollo Conceptual

En términos generales, el problema del sensado de espectro de banda estrecha consiste en decidir si un segmento particular del espectro está “disponible” o no. En su forma más simple, se requiere discriminar entre dos posibilidades. Una posibilidad es que el segmento del espectro esté ocupado por un usuario primario, lo que significa que el usuario secundario no puede usarlo. La otra posibilidad es que el segmento esté libre, permitiendo que el usuario secundario transmita. Esta decisión

se basa en el análisis de la señal recibida, que puede contener tanto la señal del usuario primario (si está presente) como ruido. El ruido se modela comúnmente como ruido blanco gaussiano aditivo, que es un tipo de ruido aleatorio que está presente en muchas comunicaciones. La señal recibida puede ser una única muestra en un momento dado o, en sistemas con múltiples antenas, un conjunto de muestras que representan la señal recibida en cada antena.

El rendimiento de un algoritmo de detección se puede resumir con dos probabilidades clave: la probabilidad de detección fallida (P_M) y la probabilidad de falsa alarma (P_{FA}).

La P_M representa la probabilidad de no detectar la señal de un usuario primario cuando en realidad está presente. Es decir que el usuario primario está transmitiendo, pero el sistema no lo detecta. Matemáticamente, para un valor de decisión específico denominado “umbral", la P_M se define como la probabilidad de que el resultado del análisis sea menor que ese umbral, dado que el usuario primario está realmente presente [10, 11].

Por otro lado, la P_{FA} es la probabilidad de que el sistema decida incorrectamente que el usuario primario está presente cuando en realidad no lo está. Es como una alarma falsa: el sistema cree que hay alguien, pero no hay nadie. La P_{FA} se define como la probabilidad de que el resultado del análisis sea mayor que el umbral, dado que el usuario primario no está presente.

Idealmente, se requiere que la P_{FA} sea lo más pequeña posible. Una P_{FA} alta significa que el sistema está constantemente “viendo fantasmas", desperdiciando oportunidades de transmisión porque cree erróneamente que el espectro está ocupado. Al mismo tiempo, también necesitamos minimizar la P_M. Una P_M alta significa que el sistema a menudo no detecta al usuario primario cuando está presente, lo que puede causar interferencia y problemas de comunicación [7].

La Tabla 1.1 describe varias técnicas de detección de espectro de banda estrecha, cruciales para que los dispositivos de radio cognitiva identifiquen canales ocupados. Estas técnicas incluyen el detector de energía, sencillo pero susceptible al ruido; el filtro adaptado, de rendimiento óptimo pero computacionalmente complejo; la detección de características, robusta al ruido pero con mayor tiempo de detección; y la detección basada en valores propios, de buen rendimiento en entornos de baja SNR pero también compleja. Cada técnica ofrece ventajas y desventajas en cuanto a sencillez, rendimiento y robustez, siendo esencial su elección según la aplicación específica en la radio cognitiva.

Tabla 1.1: Resumen de técnicas de detección de espectro de banda estrecha para aplicaciones de radio cognitiva [12].

Técnica de Detección	**Vetajas**	**Limitaciones**	**Referencias Relevantes**
Detector de Energía	▪ No coherente y no requiere conocimiento previo sobre la red primaria. ▪ Simple de diseñar e implementar, menos complejidad.	▪ No puede discriminar entre la señal primaria y el ruido. ▪ No puede funcionar bien para baja SNR. ▪ Vulnerable a la incertidumbre del ruido.	[13] [14] [15] [16] [17] [18]
Filtro Adaptado	▪ Rendimiento óptimo de detección, maximiza la SNR recibida. ▪ Se necesita menos tiempo para lograr una alta ganancia de procesamiento.	▪ Conocimiento previo de la red primaria. ▪ La complejidad computacional depende de la red primaria. ▪ Se requiere un receptor de detección dedicado para la sincronización en cada SU.	[19] [20] [21]
Detección de Características	▪ Detección rápida en comparación con la detección de energía. ▪ El rendimiento de la detección es altamente confiable, puede detectar señales con baja SNR. ▪ Robusto a la incertidumbre del ruido.	▪ Requiere conocimiento previo de la red primaria. ▪ Mayor precisión requiere una mayor longitud de secuencias conocidas que resulta en una menor eficiencia del espectro. ▪ Detección más lenta en comparación con la detección de energía.	[22] [23] [24] [25] [26]
Detección Basado en Valores Propios	▪ No coherente. ▪ El rendimiento de la detección es altamente confiable, puede detectar señales con baja SNR. ▪ Robusto a la incertidumbre del ruido.	▪ Alta complejidad computacional.	[27] [28] [29]

La Tabla 1.2 complementa la información proporcionada en la Tabla 1.1 al resumir las técnicas de monitoreo de espectro de banda angosta, un aspecto crucial para garantizar la eficiencia y confiabilidad de las comunicaciones en entornos de radio cognitiva. El monitoreo de espectro implica la supervisión continua del espectro para detectar la presencia de usuarios primarios y evitar interferencias. La tabla destaca dos técnicas principales: las estadísticas del receptor y la relación

de energía. Las estadísticas del receptor se basan en el análisis de las señales recibidas para inferir la presencia de usuarios primarios, pero pueden ser sensibles a las condiciones del receptor y presentar una complejidad computacional considerable. Por otro lado, la técnica de relación de energía es más robusta a los problemas del receptor y confiable tanto en desvanecimiento plano como selectivo, aunque está diseñada específicamente para sistemas OFDM y puede requerir períodos de monitoreo prolongados.

Tabla 1.2: Resumen de técnicas de monitoreo de espectro de banda estrecha para aplicaciones de radio cognitiva [12].

Técnica de Monitoreo	**Vetajas**	**Limitaciones**	**Referencias Relevantes**
Estadísticas del Receptor	▪ Monitoreo durante la recepción. ▪ Confiable para el desvanecimiento plano.	▪ Sensible a los deterioros del receptor. ▪ Complejidad computacional.	[30] [31] [32]
Relación de Energía	▪ Insensible a los deterioros del receptor. ▪ Confiable para el desvanecimiento plano y selectivo.	▪ Solo para OFDM. ▪ Puede requerir un ciclo de monitoreo largo.	[33] [34]

Una forma sencilla de abordar el sensado de espectro de banda ancha es adquirir directamente la señal de banda ancha utilizando un convertidor analógico-digital (ADC) estándar y luego emplear técnicas de procesamiento de señales digitales para detectar oportunidades espectrales. Sin embargo, se debe prestar especial atención al procedimiento de muestreo de la señal. En estos algoritmos, las señales de muestreo deben seguir el famoso teorema de Shannon: la frecuencia de muestreo debe ser al menos el doble de la frecuencia máxima presente en la señal conocida como frecuencia de Nyquist para evitar el aliasing espectral. Por lo tanto, el uso de estos enfoques para el sensado de banda ancha provoca retrasos prolongados en el sensado o incurre en una mayor complejidad computacional y costo de hardware. De hecho, existen muchas técnicas para abordar este enfoque y también numerosas soluciones para abordar los desafíos. Por ejemplo, en [35], se implementa un enfoque de sensado de banda ancha tomando apropiadamente en cuenta las observaciones en todas las subbandas para sensar una sola subbanda. Esta técnica está originalmente motivada por el reciente sensado de banda estrecha basado en valores propios. Sin embargo, existen enfoques básicos que son lo suficientemente confiables como para alentar a los investigadores

a continuar mejorándolos. Aquí se presenta el enfoque multibanda, el enfoque basado en wavelets y el enfoque de banco de filtros.

La Tabla 1.3 proporciona un resumen conciso de las técnicas de detección de espectro de banda ancha más relevantes para aplicaciones de radio cognitiva, destacando tanto sus ventajas como sus limitaciones. En primer lugar, se encuentra el detector basado en FFT, una técnica no coherente que destaca por su complejidad razonable, lo que la hace atractiva para implementaciones prácticas. Sin embargo, su principal limitación radica en la necesidad de una alta tasa de muestreo, lo que puede suponer un desafío en términos de hardware y procesamiento.

En segundo lugar, se presenta el detector basado en wavelet, otra técnica no coherente que, además de su función como detector de bordes, comparte la limitación de una alta complejidad computacional. Esto puede afectar el tiempo de respuesta y la eficiencia del sistema en aplicaciones en tiempo real.

Finalmente, la tabla menciona el banco de filtros, una técnica que, si bien también es no coherente y presenta una alta complejidad computacional, se distingue por su alto rendimiento. Esta característica la convierte en una opción valiosa en escenarios donde la precisión y la confiabilidad son prioritarias, a pesar de los desafíos computacionales que implica.

Tabla 1.3: Resumen de técnicas de detección de espectro de banda ancha para aplicaciones de radio cognitiva [12].

Técnica de Detección	**Vetajas**	**Limitaciones**	**Referencias Relevantes**
Detector Basado en FFT	▪ No coherente. ▪ Complejidad razonable	▪ Requiere alta tasa de muestreo.	[36] [37]
Detector Basado en Wavelet	▪ No coherente. ▪ Detector de bordes.	▪ Alta complejidad computacional.	[38] [39]
Banco de Filtros	▪ No coherente. ▪ Alto rendimiento.	▪ Alta complejidad computacional.	[40] [41] [42]

La Tabla 1.4 presenta un resumen de técnicas de monitoreo de espectro de banda ancha para aplicaciones de radio cognitiva, destacando sus ventajas y limitaciones. La técnica de detección compresiva es no coherente y se distingue por su bajo consumo de energía y baja tasa de muestreo,

lo que la hace atractiva para aplicaciones donde la eficiencia energética es crucial. Sin embargo, esta técnica se basa en el supuesto de dispersidad y puede presentar comportamientos dinámicos para el nivel de dispersidad, lo que requiere una consideración cuidadosa en su implementación. Por otro lado, la técnica de detección multi-coset utiliza un muestreador no uniforme y tiene la capacidad de reconstruir el espectro, lo que la hace útil en escenarios donde se requiere una representación completa de la señal. No obstante, esta técnica requiere circuitos de sincronización, lo que puede aumentar la complejidad del sistema.

Tabla 1.4: Resumen de técnicas de monitoreo de espectro de banda ancha para aplicaciones de radio cognitiva [12].

Técnica de Detección	**Vetajas**	**Limitaciones**	**Referencias Relevantes**
Detección Compresiva	▪ No coherente. ▪ Bajo consumo de energía. ▪ Baja tasa de muestreo.	▪ Alta complejidad computacional. ▪ Supuesto de dispersidad. ▪ Comportamientos dinámicos para el nivel de dispersidad.	[43] [44]
Detección Multi-coset	▪ Muestreador no uniforme. ▪ Puede reconstruir el espectro.	▪ Requiere circuitos de sincronización.	[45] [46]

En el campo de la radio cognitiva, la detección eficiente de espectro es un desafío fundamental para garantizar una comunicación confiable y un uso óptimo de los recursos. En este contexto, la presente investigación se centra en el desarrollo de un sistema de detección de espectro innovador que combina la potencia de los bancos de filtros con la simplicidad de los detectores de energía. Este enfoque estratégico ofrece una solución prometedora para superar las limitaciones de las técnicas de detección convencionales, al tiempo que proporciona un equilibrio óptimo entre eficiencia energética, velocidad de detección, flexibilidad y robustez ante el ruido y las interferencias. A continuación, se exploran en detalle las ventajas clave de esta combinación.

- **Eficiencia energética y simplicidad:** La combinación estratégica de bancos de filtros y detectores de energía ofrece un equilibrio óptimo entre eficiencia energética y simplicidad de implementación. Los bancos de filtros permiten un análisis selectivo de las bandas de frecuencia, evitando el procesamiento innecesario de todo el espectro y reduciendo significativamente el consumo de energía.

- **Detección rápida y confiable:** El enfoque propuesto permite una detección rápida y confiable de oportunidades espectrales. Los bancos de filtros dividen el espectro en subbandas más pequeñas, lo que facilita la identificación de señales débiles o de corta duración. Al utilizar detectores de energía, se puede realizar una detección rápida en cada subbanda sin necesidad de un análisis exhaustivo de la señal, lo que reduce el tiempo de detección y permite una respuesta ágil a los cambios en el entorno espectral.

- **Flexibilidad y adaptabilidad:** La arquitectura modular del sistema, basada en bancos de filtros y detectores de energía, ofrece una gran flexibilidad y adaptabilidad a diferentes escenarios y requisitos de aplicación. Los bancos de filtros pueden ser diseñados para cubrir diferentes anchos de banda y resoluciones de frecuencia, mientras que los detectores de energía pueden ser configurados para ajustar la sensibilidad y el umbral de detección según las necesidades específicas. Esta flexibilidad permite optimizar el sistema para diversas aplicaciones, desde comunicaciones inalámbricas hasta sistemas de radar.

- **Robustez ante el ruido y las interferencias:** La combinación de bancos de filtros y detectores de energía proporciona una mayor robustez ante el ruido y las interferencias en comparación con otros enfoques de detección de espectro. Los bancos de filtros ayudan a reducir el impacto del ruido fuera de la banda de interés, mientras que los detectores de energía ofrecen una mayor inmunidad a las interferencias gracias a su enfoque de detección no coherente. Esto permite que el sistema funcione de manera confiable incluso en entornos espectrales ruidosos o congestionados.

Capítulo 2

Detección de Espectro para Radio Cognitiva

La radio cognitiva es una tecnología que permite a los dispositivos de comunicación inalámbrica detectar y utilizar de manera eficiente las frecuencias del espectro electromagnético que no están siendo utilizadas por otros usuarios. Esto se logra mediante el uso de algoritmos y técnicas de inteligencia artificial que permiten a los dispositivos "aprender" sobre el entorno de radiofrecuencia y adaptarse a los cambios en tiempo real.

La radio cognitiva tiene el potencial de mejorar significativamente la eficiencia del uso del espectro electromagnético, lo que puede conducir a una mayor disponibilidad de ancho de banda para las comunicaciones inalámbricas y a la creación de nuevas aplicaciones y servicios [47].

2.1. Definición de Radio Cognitiva

Una de las tecnologías más prometedoras y esperadas para las comunicaciones inalámbricas es la Radio Cognitiva. Esta tecnología está a punto de transformar radicalmente el uso del espectro de radiofrecuencia. Para comprender mejor esta tecnología, los autores más destacados en este campo han propuesto algunas definiciones para poder explicar lo que es la Radio Cognitiva. A continuación se enlistan algunas de las referencias más importantes en este campo y se muestra una síntesis de las definiciones de radio cognitiva.

Josep Mitola III acuñó el término Radio Cognitiva para una tecnología inalámbrica que aprendía y se adaptaba a su entorno electromagnético. Lo más destacado es la capacidad del sistema para encontrar huecos de espectro no utilizados y reconfigurarse para aprovecharlos eficazmente,

sin causar interferencias a los usuarios con licencia [48].

Haykin, un experto en procesamiento de señales, define la Radio Cognitiva como un sistema de comunicación inalámbrico inteligente que es consciente del entorno que le rodea y utiliza la modalidad del entendimiento constructivo para aprender del entorno y ajustarse a los cambios estadísticos de la entrada del sistema [49].

La FCC define la Radio Cognitiva como una radio que puede modificar los parámetros de su transmisor con base en la interacción con el entorno en el que opera. Esta interacción puede implicar negociaciones o comunicaciones autorizadas con otros usuarios del espectro y/o detección indirecta y toma de decisiones dentro de la radio [50].

La asociación de estándares de la IEEE define la Radio Cognitiva como un tipo de radio en el que los sistemas de comunicación son conscientes de su entorno y de su estado interno y pueden tomar decisiones sobre su comportamiento radioeléctrico basándose en esa información y en objetivos predefinidos. Estos sistemas aprenden de la experiencia pasada en relación con estas acciones y adaptan sus decisiones basándose en ese conocimiento [51].

Una radio cognitiva es un transmisor que es consciente de su entorno, de sus propias capacidades y de las necesidades, prioridades y limitaciones de su usuario; es capaz de emprender acciones inteligentes basadas en ese conocimiento; y es capaz de aprender de la experiencia [52]. La radio cognitiva funciona como un navegador inteligente del espectro inalámbrico. He aquí cómo:

- **Detección del espectro:** actúa como un explorador, comprobando constantemente las bandas autorizadas en busca de canales no utilizados, en resumen busca los huecos espectrales.
- **Analiza el espectro:** una vez encontrado un hueco, la radio cognitiva lo analiza para conocer los niveles de interferencia, su duración y el riesgo de interrumpir accidentalmente a un usuario con licencia.
- **Acceso al espectro:** si el análisis es claro, la radio negocia con su receptor y salta al canal libre utilizando un protocolo de acceso especial para evitar causar interferencias.
- **Permanecer móvil:** si el usuario con licencia vuelve, la radio cambia sin problemas a otro canal libre, de forma similar a como se transfiere una llamada durante un cambio de red.

Estas funciones permiten a las radios cognitivas utilizar eficientemente el espectro, maximizando su uso sin interrumpir a los usuarios con licencia existentes [53, 54].

2.2. Ciclo Cognitivo

Las funciones esenciales de la Radio Cognitiva (RC), que describen cómo opera esta tecnología, se comprenden mejor a través del ciclo cognitivo presentado en [55]. Desde que Joseph Mitola introdujo este concepto en 1999, la operación de la radio cognitiva se ilustra comúnmente mediante el ciclo cognitivo, como se muestra en la Figura 2.1.

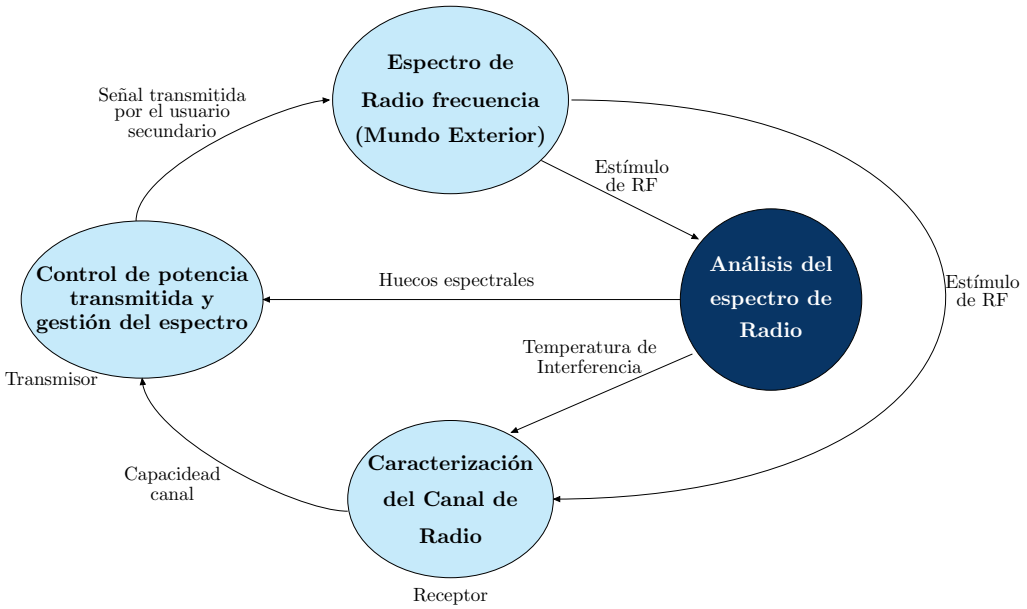


Figura 2.1: Ciclo Cognitivo que muestra las principales funciones de la tecnología Radio Cognitiva [55]

La tecnología de radio cognitiva (RC) permite a los usuarios secundarios interactuar en tiempo real con el espectro de radio. Esto significa que pueden detectar los parámetros de operación de los usuarios primarios (como la potencia de transmisión, la frecuencia portadora y el tipo de modulación) y adaptar sus propias señales de transmisión para evitar interferencias. Es crucial analizar continuamente el espectro, ya que las señales de los usuarios primarios cambian dinámicamente. La Figura 2.1 muestra las funciones clave para la detección y operación adaptativa de dispositivos con tecnología de Radio Cognitiva (RC). Estas funciones son:

- **Análisis del espectro de radio:** Esta función se centra en identificar y detectar bandas de frecuencia libres dentro del espectro de radio. El usuario secundario, a través del monitoreo del espectro en una banda de frecuencia específica y zona geográfica, detecta estas bandas libres, también conocidas como "huecos espectrales". La detección de estos huecos permite al

usuario secundario compartir el espectro de manera inteligente y oportuna con otros usuarios licenciados.

- **Caracterización del canal de radio:** Esta función implica la estimación de la información del estado del canal y la determinación de su capacidad. Es fundamental determinar cuál de los huecos espectrales disponibles es el más adecuado para la transmisión y así cumplir con los requisitos de Calidad de Servicio (QoS) de un sistema con tecnología de radio cognitiva.

- **Control de potencia de transmisión y gestión dinámica del espectro:** Una vez que el análisis del espectro identifica las bandas de frecuencias libres y la caracterización del canal evalúa la calidad del mismo, la función de control de potencia de transmisión ajusta los parámetros de operación del usuario secundario (como la potencia de transmisión, la frecuencia portadora y el tipo de modulación) para evitar interferencias con los usuarios primarios. Además, dado que varios usuarios secundarios podrían intentar transmitir simultáneamente en un hueco espectral, se requiere un esquema de gestión del espectro para controlar cómo acceden estos usuarios al espectro de radio. Por lo tanto, la gestión dinámica del espectro se encarga de regular cómo y cuándo los usuarios secundarios pueden transmitir su señal en un hueco espectral.

La Radio Cognitiva (RC) se basa en tres funciones principales, las cuales se describen a través del ciclo cognitivo. Cada una de estas funciones abarca diversas tareas dentro del campo de las comunicaciones inalámbricas. Sin embargo, dentro del análisis del espectro de radio, destaca la función de detección del espectro, cuyo objetivo principal es identificar la presencia de usuarios primarios. Esta función se considera una de las más importantes en un sistema RC.

2.3. Definición de Detección de Espectro (SS)

Esta investigación se enfoca principalmente en la detección del espectro, lo que implica estudiar a fondo cómo se puede llevar a cabo esta tarea esencial. Como se ha explicado antes, la detección del espectro se refiere a identificar con precisión a los usuarios principales (aquellos que tienen permiso para usar ciertas frecuencias) y determinar cuándo estas frecuencias no están siendo utilizadas por los usuarios principales. Ambos aspectos de la detección del espectro presentan desafíos técnicos importantes que requieren un análisis detallado y soluciones innovadoras.

La radio cognitiva depende fuertemente de la capacidad del dispositivo para analizar y comprender su entorno. Esto incluye la medición de las características del canal, la disponibilidad del espectro y la energía, la interferencia y el ruido, las condiciones de operación, las necesidades del usuario, las redes cercanas y las regulaciones. En este contexto, los usuarios primarios son aquellos con derechos prioritarios sobre un segmento del espectro. Los usuarios secundarios, con menor prioridad, utilizan ese mismo espectro sin interferir con los usuarios primarios. Para lograr esto, los usuarios secundarios deben ser capaces de "pensar" y adaptarse, es decir, deben poder detectar de forma fiable si un usuario primario está utilizando el espectro y ajustar su propia configuración para usar las porciones del espectro que estén libres [56].

La tarea más crucial para que la radio cognitiva funcione es la detección del espectro. Esto significa que la radio debe ser capaz de "escuchar" y "entender" el espectro radioeléctrico, incluyendo la cantidad de interferencia y si los usuarios primarios están usando alguna parte del mismo. Si bien existen métodos alternativos como la geolocalización o bases de datos, este capítulo se centra en la detección del espectro porque es más versátil. Tradicionalmente, la detección del espectro se ha entendido como la simple medición de la energía en diferentes frecuencias. Sin embargo, en una radio cognitiva avanzada, este proceso es mucho más complejo. Implica analizar el uso del espectro en múltiples dimensiones: no solo en frecuencia, sino también en tiempo, espacio e incluso código. Además, una radio cognitiva ideal debería identificar el tipo de señal que ocupa el espectro, incluyendo su modulación, forma de onda, ancho de banda y frecuencia. Esto requiere un análisis de señal más sofisticado, lo que a su vez implica una mayor carga computacional [57].

En resumen, la radio cognitiva permite a los usuarios secundarios aprovechar el espectro radioeléctrico de manera eficiente y sin causar interferencia a los usuarios primarios, mediante la monitorización y adaptación constante a las condiciones del entorno.

En otras palabras, esta tesis se centra en cómo se puede "escuchar" el espectro radioeléctrico para identificar si alguien lo está usando y cuándo está libre. Esto es crucial para aprovechar al máximo este recurso y evitar interferencias.

2.4. Concepto de Hueco Espectral

Un hueco espectral se define como una banda de frecuencia que, aunque está asignada a un usuario primario, no está siendo utilizada por este en un momento y lugar específicos. Los usuarios secundarios, que son usuarios sin derechos prioritarios, pueden aprovechar estos huecos espectrales

siempre y cuando no interfieran con las transmisiones de los usuarios primarios [58, 49].

El concepto de huecos espectrales se puede visualizar mejor a través de una representación gráfica, como la que se muestra en la Figura 2.2. Esta Figura ilustra cómo se distribuyen los diferentes tipos de espacios en el espectro y cómo los usuarios secundarios pueden identificar y utilizar los huecos espectrales sin causar interferencia.

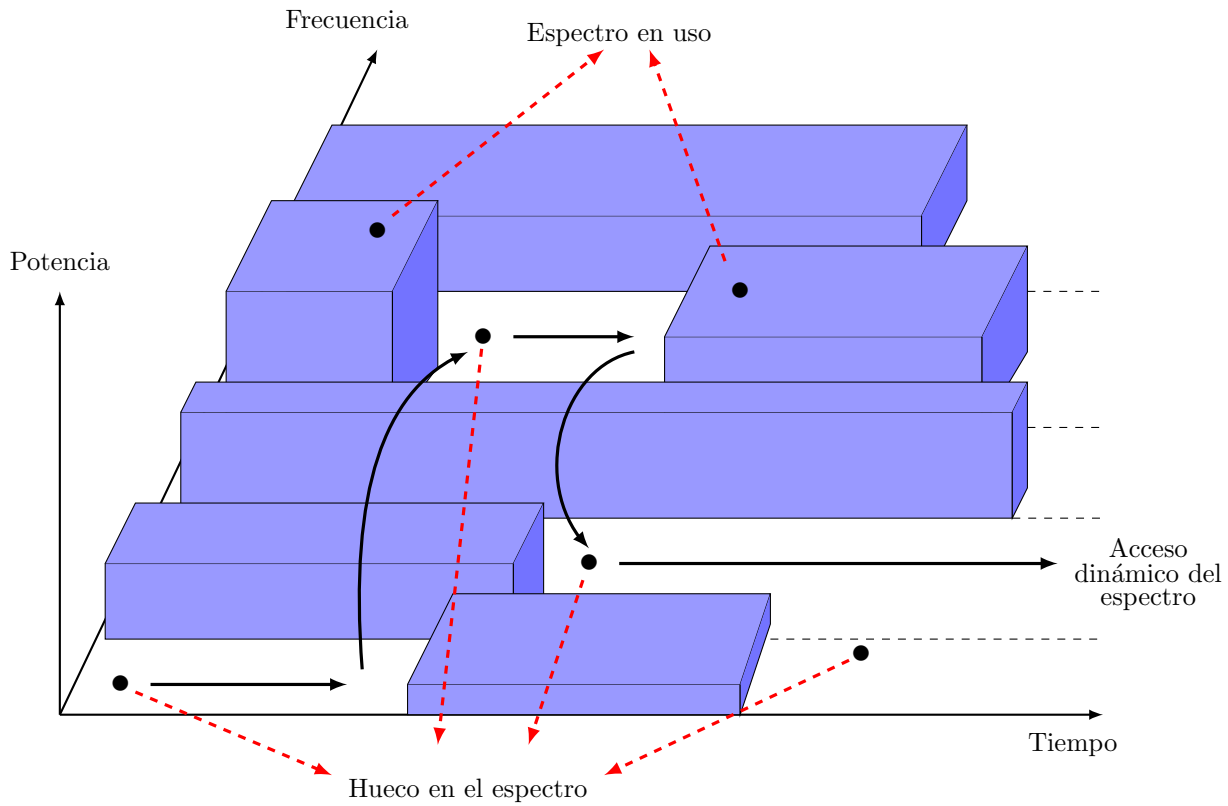


Figura 2.2: Representación gráfica del concepto del hueco espectral [59]

La Figura 2.2 ilustra claramente que, para evitar interferir con los usuarios primarios, los usuarios secundarios deben monitorear constantemente el espectro de radio, tanto en frecuencia como en tiempo. Esto implica que los usuarios secundarios deben ser capaces de identificar y utilizar los huecos espectrales disponibles, y cambiar rápidamente de un hueco a otro cuando el usuario primario original comience a utilizarlo de nuevo. Este proceso se conoce como Acceso Dinámico del Espectro (DSA, por sus siglas en inglés).

La principal dificultad que enfrentan las técnicas de detección del espectro basadas en la tecnología de la Radio Cognitiva es la capacidad de detectar huecos espectrales sin causar interferencia a los usuarios primarios. Por lo tanto, estas técnicas se describirán en detalle en las siguientes secciones de este capítulo.

2.5. Problema de Saturación del Espectro Electromagnético

El espectro electromagnético, un recurso natural fundamental para las comunicaciones inalámbricas, es limitado y está cada vez más demandado debido al auge de dispositivos y aplicaciones inalámbricas. La gestión actual del espectro, especialmente en las bandas licenciadas, es ineficiente, lo que resulta en una subutilización de este valioso recurso. Esta situación plantea un desafío importante para el futuro de las comunicaciones inalámbricas, ya que la creciente demanda de nuevas aplicaciones y servicios inalámbricos ejerce una presión cada vez mayor sobre un recurso finito.

La radio cognitiva se presenta como una solución prometedora para optimizar el uso del espectro. Este enfoque innovador permite a los dispositivos inalámbricos detectar y aprovechar las porciones del espectro que están temporalmente desocupadas, compartiendo el espectro de manera inteligente y eficiente. De esta manera, la radio cognitiva puede mejorar el rendimiento de las redes existentes y dirigir el camino para nuevas aplicaciones y servicios inalámbricos que requieren un acceso flexible al espectro. En resumen, la radio cognitiva ofrece una solución potencial para el problema de la subutilización del espectro y promete un futuro más eficiente y próspero para las comunicaciones inalámbricas [60].

2.6. Técnicas de Detección de Espectro para Radio Cognitiva

En los sistemsa RC hay dos tipos de usuarios: usuarios primarios y secundarios. Los PU's son aquellos que tienen una licencia para operar en ciertas bandas del espectro y no necesitan realizar una modificación o agregar funciones para compartir su espectro con los SU's. Lo único que se debe cumplir para estos usuarios es que sus transmisiones no sean interferidas. Por otro lado los SU son aquellos que no tienen licencia para operar en las bandas de frecuencia asignadas a los PU's. Para que los SU's puedan hacer uso de las bandas de freciuencia asignadas a los PU's es necesario que se aplique un método de detección de espectro basado en tecnología RC [61].

2.6.1. Filtro Adaptado

El filtro adaptado es una técnica de procesamiento de señales que se utiliza para maximizar la relación señal a ruido (SNR) en la detección de una señal conocida en presencia de ruido. En el contexto de la detección de usuarios primarios en radios cognitivas, el filtro adaptado busca una señal específica (la señal del usuario primario) y la "adapta" para que coincida con la forma de la

señal deseada [62]. El funcionamiento del filtro adaptado se resume de la siguiente manera:

- **Conocimiento de la señal:** El filtro adaptado requiere un conocimiento preciso de la forma de la señal que se va a detectar. Esto incluye características como la forma de pulso, la modulación, la frecuencia y la duración.
- **Correlación:** El filtro adaptado realiza una correlación entre la señal recibida y una réplica de la señal deseada. La correlación es una operación matemática que mide el grado de similitud entre dos señales.
- **Maximización de la SNR:** El filtro adaptado está diseñado para maximizar la SNR a la salida del filtro. Esto significa que la señal deseada se amplifica en relación con el ruido, lo que facilita su detección [63].

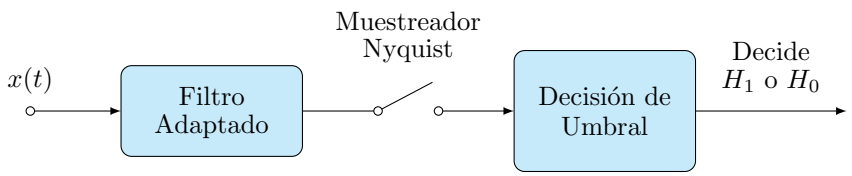


Figura 2.3: Diagrama de bloques para la detección de espectro en banda estrecha usando un filtro adaptado [64].

La Figura 2.3 muestra el diagrama de bloques que ilustra un sistema de detección de señales mediante un filtro adaptado, diseñado para identificar una señal específica en presencia de ruido. Este sistema es crucial en aplicaciones como la radio cognitiva, donde se busca detectar la señal de un usuario primario sin interferencias. La señal de entrada, que puede contener la señal deseada y ruido, se introduce en el Filtro Adaptado. Este filtro realiza una correlación entre la señal de entrada y una réplica de la señal deseada, maximizando la relación señal a ruido (SNR) para facilitar la distinción de la señal objetivo del ruido. La señal filtrada pasa por el muestreador de Nyquist para evitar pérdida de información. Luego, las muestras se comparan con un umbral predefinido. Si la muestra supera el umbral, se detecta la señal deseada, de lo contrario, no se detecta.

2.6.2. Detector de Características Ciclo-estacionarias

La detección de características cicloestacionarias es una técnica poderosa empleada en sistemas de radio cognitiva para identificar y diferenciar señales de usuario primario (PU). A diferencia de la

detección de energía, que simplemente detecta la presencia de energía, la detección de características cicloestacionarias explota las propiedades periódicas o cicloestacionarias inherentes presentes en muchas señales de comunicación. Estas propiedades se manifiestan como características estadísticas que varían periódicamente con el tiempo. Ejemplos de tales características cicloestacionarias incluyen la repetición periódica de símbolos de modulación, conformación de pulsos o información de temporización. Cada tipo de modulación o formato de señal exhibe un conjunto único de características cicloestacionarias, actuando como una "huella digital" que permite la identificación de la señal [65].

La principal ventaja de la detección de características cicloestacionarias es su capacidad para distinguir entre diferentes tipos de señales, incluso cuando ocupan la misma banda de frecuencia. Esta es una mejora significativa con respecto a la detección de energía, que no puede diferenciar entre señales y es susceptible a interferencias. Al analizar las variaciones cíclicas en las estadísticas de la señal recibida (por ejemplo, la media, la autocorrelación), la detección de características cicloestacionarias puede identificar el esquema de modulación específico o el formato de señal utilizado por el PU, incluso en presencia de ruido u otras señales de interferencia [66].

Sin embargo, esta capacidad de detección mejorada tiene un costo computacional. El análisis de características ciclo-estacionarias requiere el cálculo de una función bidimensional, a menudo denominada función de auto correlación cíclica o función de correlación espectral. Esta función depende tanto de la frecuencia convencional (que describe el contenido espectral de la señal) como de la frecuencia cíclica (que caracteriza la periodicidad de las estadísticas de la señal). Calcular esta función bidimensional para todas las frecuencias y frecuencias cíclicas posibles es computacionalmente intensivo, y requiere recursos de procesamiento y tiempo significativos. Esta alta complejidad computacional puede ser un factor limitante, especialmente en dispositivos de radio cognitiva con recursos limitados o aplicaciones que requieren detección en tiempo real [67].

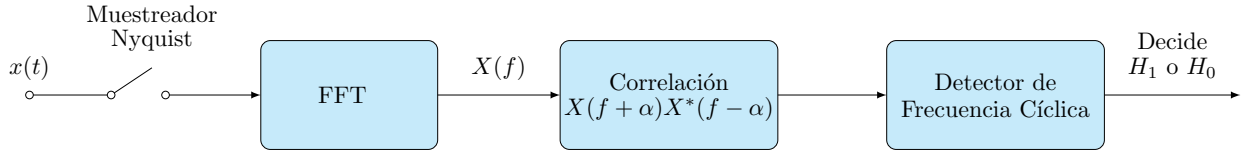


Figura 2.4: Diagrama de bloques para la detección de espectro en banda estrecha usando la detección de características ciclo-estacionarias [64].

En la Figura 2.4 se muestra un diagrama de bloques típico de un detector de características cicloestacionarias. La señal de entrada $x(t)$ se transforma mediante una FFT para obtener su

representación en frecuencia $X(f)$. Luego, se calcula la correlación entre $X(f)$ y una versión desplazada en frecuencia de sí misma, $X(f+\alpha)$, donde α representa la frecuencia cíclica. Esta operación de correlación se realiza para diferentes valores de α, generando una función que revela las características ciclo-estacionarias de la señal. El resultado de la correlación se introduce en un detector de frecuencia cíclica, que identifica las frecuencias cíclicas significativas presentes en la señal. Finalmente, se toma una decisión sobre la presencia o ausencia de un tipo específico de señal basándose en las características ciclo-estacionarias detectadas.

2.6.3. Detector de Energía

La detección de energía es una técnica de detección no coherente utilizada en sistemas de radio cognitiva para identificar la presencia de usuarios primarios (PUs) sin necesidad de conocimiento previo de las características de la señal del PU. Esto contrasta con los métodos de detección coherente como el filtrado adaptado, que requieren información precisa sobre la forma de onda, modulación, sincronización y otros parámetros de la señal. El filtrado adaptado, aunque es óptimo en muchos escenarios, introduce una complejidad significativa en el diseño e implementación del receptor. La detección de energía ofrece una alternativa más simple, particularmente cuando dicha información detallada de la señal no está disponible o es difícil de obtener [64].

El principio fundamental de la detección de energía es medir la energía de la señal recibida dentro de una ventana de tiempo específica. Si la energía medida excede un umbral predeterminado, se declara la presencia de un PU. Debido a que se centra en los niveles de energía en lugar de la forma de onda específica de la señal, la detección de energía evita los complejos requisitos de procesamiento de señales y sincronización de los métodos coherentes. Esta simplicidad se traduce en menores costos de implementación y computacionales, lo que la convierte en una opción atractiva para dispositivos de radio cognitiva con recursos limitados.

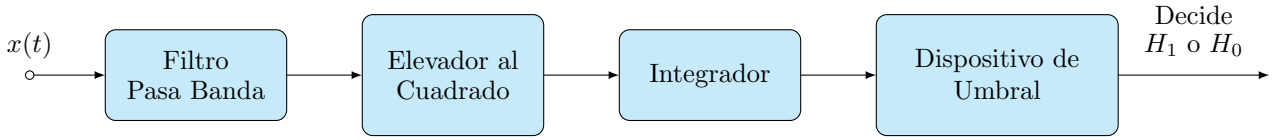


Figura 2.5: Diagrama de bloques para la detección de espectro en banda estrecha usando un detector de energía [64].

En la Figura 2.5 se muestra el diagrama a bloques del detector de energía. La señal de entrada $x(t)$ se filtra mediante un filtro pasa banda para seleccionar el rango de frecuencias de

interés. Luego, la señal filtrada se eleva al cuadrado para obtener una medida de la energía de la señal. Esta energía se integra en el tiempo para acumular la energía total de la señal en un período determinado. Finalmente, la energía integrada se compara con un umbral predefinido. Si la energía integrada supera el umbral, se decide que se ha detectado la señal, de lo contrario, se decide que no se ha detectado.

A pesar de su simplicidad, la detección de energía tiene limitaciones importantes. Su rendimiento en entornos de baja SNR es deficiente, ya que no puede distinguir entre la señal del PU y el ruido. Además, no puede diferenciar entre las señales de los PU y la interferencia de otras radios cognitivas, lo que puede llevar a falsas alarmas.

2.6.4. Comparación de los algoritmos para detección de espectro

En el ámbito de las radios cognitivas, la detección precisa y eficiente de señales de usuarios primarios (PUs) es fundamental para garantizar una utilización óptima del espectro radioeléctrico. Para lograr esto, se han desarrollado diversos algoritmos de sensado de espectro, cada uno con sus propias ventajas y desventajas. En este texto, se comparan tres de los algoritmos más comunes: Filtro Adaptado, Detector de Energía y Características Cíclicas, analizando sus características distintivas.

El Filtro Adaptado se destaca por su rendimiento óptimo en la detección de señales conocidas. Al requerir información previa del usuario primario, este algoritmo adapta su respuesta para maximizar la relación señal a ruido (SNR) y lograr una detección precisa. Su bajo coste computacional lo convierte en una opción atractiva para aplicaciones en tiempo real. Sin embargo, su principal limitación radica en la necesidad de conocer la señal del PU, lo que puede no ser factible en todos los escenarios.

En contraste, el Detector de Energía se caracteriza por su simplicidad y bajo coste computacional. Al no requerir información previa del usuario primario, este algoritmo mide la energía de la señal recibida y la compara con un umbral predefinido para determinar la presencia o ausencia del PU. No obstante, su rendimiento se ve comprometido en entornos de baja SNR, donde la señal del PU puede ser difícil de distinguir del ruido. Ademas este algoritmo no permite diferenciar entre las señales de diferentes usuarios. La tabla 2.1 resume las principales características de estos tres algoritmos.

Tabla 2.1: Resumen de ventajas y desventajas de los algoritmos de detección de espectro de banda estrecha. [68].

Algoritmo de Detección	**Ventajas**	**Desventajas**
Filtro Adaptado	Rendimiento óptimo Bajo coste computacional	Requiere información previa del usuario primario
Detector de Energía	No requiere información previa Bajo coste computacional	Bajo rendimiento para bajo SNR No permite diferenciar a los usuarios
Características Ciclo-estacionarias	Válido en la región de bajo SNR Robusto frente a interferencias	Requiere información parcial previa Alto coste computacional

Considerando las limitaciones y requisitos específicos de este trabajo, el Detector de Energía se presenta como la opción más adecuada para el sensado de espectro. Su simplicidad de implementación y bajo coste computacional son factores clave, especialmente al considerar que se implementará en conjunto con un banco de filtros. La arquitectura del banco de filtros, donde la señal de entrada se divide en múltiples subbandas y cada una se analiza mediante un Detector de Energía independiente, permite una detección eficiente en un amplio rango de frecuencias sin incurrir en una alta complejidad computacional. Si bien su rendimiento en entornos de baja SNR puede ser inferior en comparación con otros métodos, este factor no representa una limitación crítica en el contexto actual, donde se prioriza la simplicidad y el coste. La ausencia de información previa del usuario primario, un requisito fundamental para el Filtro Adaptado, también refuerza la elección del Detector de Energía. Adicionalmente, la capacidad de diferenciar entre usuarios no se considera un factor esencial en este escenario, donde la detección de la presencia de cualquier señal en las subbandas analizadas es suficiente para cumplir con los objetivos del trabajo. En consecuencia, el Detector de Energía, en conjunto con el banco de filtros, ofrece un equilibrio óptimo entre simplicidad, coste y rendimiento para las necesidades específicas de este proyecto.

Capítulo 3

Detector de Energía

La clave para que la radio cognitiva funcione es su capacidad de "sensado de espectro", es decir, la habilidad de identificar qué frecuencias están ocupadas y cuáles están libres. Existen diferentes métodos para lograr esto, pero la detección de energía (ED) se destaca por su simplicidad y eficiencia computacional. Este método mide la energía de la señal recibida y la compara con un umbral. Si la energía supera el umbral, se asume que el espectro está ocupado; de lo contrario, se considera libre para su uso.

La detección de energía ofrece varias ventajas, como su facilidad de implementación y su bajo costo computacional, lo que la hace adecuada para dispositivos con recursos limitados. Además, puede identificar oportunidades de espectro incluso cuando la señal del usuario primario es débil o desconocida.

Sin embargo, la detección de energía también tiene limitaciones. Es sensible al ruido y las interferencias, lo que puede generar errores en la detección. La elección del umbral de detección es crucial y puede afectar el rendimiento del sistema. Además, en entornos con baja relación señal/ruido, la detección de energía puede tener dificultades para identificar señales débiles.

A pesar de estas limitaciones, la detección de energía sigue siendo una técnica ampliamente utilizada en la práctica debido a su simplicidad y eficiencia. En este capítulo, se profundiza en el estudio de la detección de energía, analizando su funcionamiento, sus ventajas y desventajas, y las estrategias para optimizar su rendimiento en diversas condiciones [69].

3.1. Prueba de Hipótesis

Imaginemos un escenario de comunicación donde existen dos tipos de usuarios: los usuarios primarios (PU), que son los "dueños" de un determinado espectro de frecuencias, y los usuarios secundarios (SU), que son usuarios "oportunistas" que buscan espacios libres en ese espectro para transmitir sus propias señales.

La tarea principal de un SU es detectar si el PU está utilizando o no el espectro. Si el PU está inactivo, el SU puede aprovechar ese "hueco" para transmitir sin causar interferencia. Sin embargo, esta detección no es tarea fácil, ya que se ve afectada por dos factores clave:

El estado del PU: El PU puede estar transmitiendo activamente (estado "ocupado") o no (estado "inactivo"). Esta es la primera fuente de incertidumbre para el SU.

El ruido: Las señales siempre viajan a través de un entorno ruidoso, lo que puede distorsionar la señal del PU y dificultar su detección. Esta es la segunda fuente de incertidumbre.

¿Cómo modelamos esta situación? La detección de señales en este contexto se puede modelar como un problema de prueba de hipótesis binaria. Esto significa que el SU debe decidir entre dos posibles escenarios [70].

Hipótesis 0 ($\mathcal{H}_0$): Señal ausente

Hipótesis 1 ($\mathcal{H}_1$): Señal presente

El SU debe tomar una decisión ($\mathcal{H}_0$ o $\mathcal{H}_1$) basándose en la información que recibe, que puede ser la presencia o ausencia de una señal, la potencia de la señal, etc. Sin embargo, debido al ruido y la incertidumbre sobre el estado del PU, esta decisión nunca es 100 % segura.

$$y(n) = \begin{cases} w(n) & : \mathcal{H}_0 \\ x(n) + w(n) & : \mathcal{H}_1 \end{cases} \tag{3.1}$$

La ecuación (3.1) permite analizar la composición de dos hipótesis al relacionar la señal recibida en el SU con la señal del PU, considerando el efecto del ruido. Los elementos de la ecuación son:

- $y(n)$: Señal recibida en el SU, la cual se modela en función de la señal de la PU y el ruido.

- $x(n)$: Señal de la PU, que es observada por el SU y constituye la señal de interés.
- $w(n)$: Ruido AWGN, que representa las perturbaciones aleatorias en la señal recibida, con media cero y varianza σ_w^2.
- n: Índice de tiempo, que indica el momento en que se miden las señales.

3.2. Matriz de Confusión y Criterios de Decisión.

Cuando se analizan sistemas de detección, es esencial evaluar su rendimiento para entender qué tan bien funcionan y cuáles son sus limitaciones. La matriz de confusión que se muestra en la Figura 3.1 es una herramienta clave en este proceso, ya que muestra de forma clara cómo el clasificador distingue entre diferentes posibilidades.

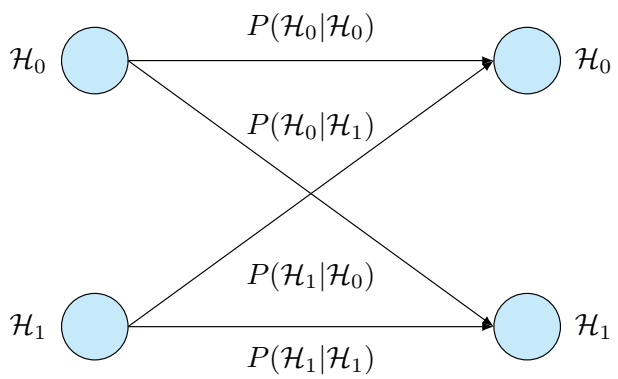


Figura 3.1: Matriz de confusión.

En este caso, se manejan dos hipótesis principales:

$\mathcal{H}_0$: La hipótesis nula, que representa la ausencia de aquello que se intenta detectar (por ejemplo, no hay una amenaza en un sistema de seguridad).

$\mathcal{H}_1$: La hipótesis alternativa, que indica la presencia de lo que nos interesa detectar (por ejemplo, existe una amenaza en el sistema de seguridad).

La matriz de confusión se crea comparando las predicciones del clasificador con la realidad. Cada cuadro de la matriz representa una posible combinación entre la hipótesis verdadera ($\mathcal{H}_0$ o $\mathcal{H}_1$) y la decisión tomada por el clasificador (también $\mathcal{H}_0$ o $\mathcal{H}_1$). Esta representación visual permite calcular dos medidas fundamentales:

Probabilidad de Falsa Alarma (P_{FA}): La probabilidad de que el clasificador diga que $\mathcal{H}_1$ es cierta cuando en realidad la hipótesis verdadera es $\mathcal{H}_0$. Una P_{FA} alta significa que el sistema

genera muchas alarmas incorrectas, lo cual puede ser costoso. Probabilidad de Detección (P_D): La probabilidad de que el clasificador diga que $\mathcal{H}_1$ es cierta cuando la hipótesis verdadera también es $\mathcal{H}_1$. Una P_D alta indica que el sistema es capaz de identificar correctamente la mayoría de los casos positivos. El análisis conjunto de la P_{FA} y la P_D muestra la relación entre estos dos aspectos. Generalmente, reducir la P_{FA} puede llevar a una disminución en la P_D (se pierden algunas detecciones verdaderas), y al revés. La elección del punto de equilibrio ideal dependerá de la situación específica y de los costos asociados a los diferentes tipos de errores.

Es crucial resaltar que la matriz de confusión y las medidas de P_{FA} y P_D son herramientas esenciales no solo para evaluar el rendimiento de un clasificador, sino también para compararlos y ajustarlos. Al entender cómo se comporta un sistema de detección en diferentes escenarios, podemos tomar decisiones informadas sobre su implementación y configuración.

3.3. Concepto de Detector de Energía

En el procesamiento de señales, la detección de la presencia o ausencia de una señal en un entorno ruidoso es un problema fundamental con aplicaciones en campos tan diversos como las comunicaciones, el radar, la acústica y la medicina. Los detectores de energía se erigen como una herramienta esencial en este contexto, ofreciendo una solución sencilla y eficiente para determinar si una señal está presente, basándose en la energía que contiene [71].

Los detectores de energía son dispositivos o algoritmos que cuantifican la energía de una señal y la comparan con un umbral predefinido. Si la energía de la señal supera el umbral, se considera que la señal está presente; de lo contrario, se asume que está ausente. Esta operación aparentemente simple encuentra aplicaciones en una amplia gama de escenarios, desde la detección de señales de radio en comunicaciones inalámbricas hasta la identificación de patrones de actividad cerebral en neurociencia [72].

Existen diversas implementaciones de detectores de energía, cada una adaptada a las características específicas de la señal y el entorno de ruido. Algunas de las más comunes incluyen:

- Detector de energía clásico: Este enfoque tradicional eleva al cuadrado la amplitud de la señal y la integra durante un período de tiempo determinado. La energía resultante se compara con un umbral para tomar una decisión sobre la presencia o ausencia de la señal.

- Detector de energía de potencia arbitraria: Este detector generaliza el enfoque clásico al

reemplazar la operación de cuadratura con una operación de potencia positiva arbitraria. La potencia óptima se selecciona en función de parámetros del sistema como la probabilidad de falsa alarma, la probabilidad de detección, la relación señal-ruido y el tamaño de la muestra.

- Detectores de energía basados en transformadas: Estos detectores emplean transformadas como la transformada de Fourier o la transformada wavelet para analizar la señal en el dominio de la frecuencia o el tiempo-frecuencia. Esto permite identificar características específicas de la señal que pueden ser más robustas ante el ruido.

Los detectores de energía se utilizan en una variedad de aplicaciones, incluyendo:

- Comunicaciones inalámbricas: Detección de señales en sistemas de radio cognitiva, identificación de interferencias y optimización del uso del espectro.
- Radar: Detección de objetos y seguimiento de objetivos.
- Acústica: Detección de sonidos y reconocimiento de voz.
- Medicina: Análisis de señales biomédicas como electroencefalogramas (EEG) y electrocardiogramas (ECG).

Al diseñar e implementar detectores de energía, es crucial considerar factores como el tipo de señal, el entorno de ruido, los requisitos de rendimiento (probabilidad de detección, probabilidad de falsa alarma) y la complejidad computacional. La elección del detector de energía adecuado y la optimización de sus parámetros son fundamentales para lograr un rendimiento óptimo en cada aplicación específica.

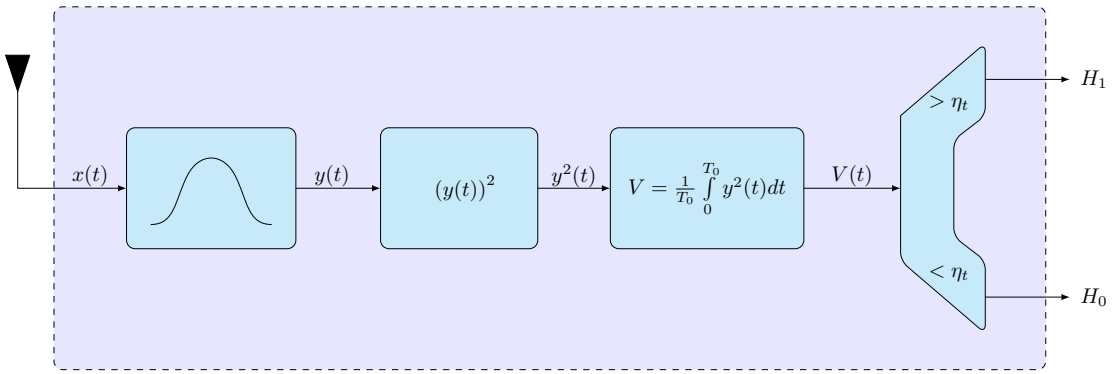


Figura 3.2: Diagrama de bloques del detector de energía [73].

La Figura 3.2 ilustra el funcionamiento básico de un detector de energía típico. La señal de entrada $x(t)$, que puede contener la señal que deseamos detectar o solo ruido, se procesa a través de las siguientes etapas:

- **Recepción de la señal:** La señal $x(t)$ es recibida por el detector. Esta señal puede ser una señal de radiofrecuencia, una señal acústica, una señal biomédica, o cualquier otro tipo de señal que contenga información relevante.
- **Procesamiento de la señal:** La señal $x(t)$ se transforma en una señal $y(t)$ que es más adecuada para el análisis de energía. En muchos casos, esta transformación implica elevar la señal al cuadrado, como se muestra en la Figura.
- **Cálculo de la energía:** La energía de la señal $y(t)$ se calcula integrando la señal al cuadrado durante un período de tiempo determinado T_0. Donde V es la energía acumulada de la señal.
- **Toma de decisión:** La energía V se compara con un umbral predefinido η. Si la energía V es mayor que el umbral η, el detector decide que la señal está presente (hipótesis $\mathcal{H}_1$). Si la energía V es menor que el umbral η, el detector decide que la señal está ausente (hipótesis $\mathcal{H}_0$).

Es importante tener en cuenta que la elección del umbral η es crucial para el rendimiento del detector de energía. Un umbral demasiado bajo puede resultar en demasiadas falsas alarmas (decidir que la señal está presente cuando en realidad está ausente), mientras que un umbral demasiado alto puede resultar en demasiadas detecciones fallidas (decidir que la señal está ausente cuando en realidad está presente). La selección óptima del umbral depende de varios factores, incluyendo el nivel de ruido, la probabilidad de detección deseada y la probabilidad de falsa alarma permitida.

Además, la duración del período de integración T_0 también es un parámetro importante que afecta el rendimiento del detector. Un período de integración más largo puede aumentar la sensibilidad del detector, pero también puede resultar en una mayor latencia en la detección [73].

3.4. Prueba Estadística

El detector de energía se basa en la comparación de la energía de la señal recibida con un umbral predefinido. Si la energía de la señal supera el umbral, se considera que el canal está

ocupado; de lo contrario, se considera libre. La prueba estadística subyacente a este proceso se detalla a continuación.

Sea τ el tiempo de sensado disponible y f_s la frecuencia de muestreo. El número de muestras N tomadas durante el tiempo de sensado se calcula como el máximo entero no mayor que τf_s. Para simplificar la notación, asumiremos que $N = \tau f_s$. Esta simplificación no afecta la generalidad del análisis, ya que en la práctica, el número de muestras siempre será un entero.

La estadística de prueba para el detector de energía, que representa la energía de la señal recibida durante el tiempo de sensado, se calcula como:

$$T(y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} |y(n)|^2 \tag{3.2}$$

donde $y(n)$ son las muestras de la señal recibida. Es importante notar que esta suma considera la naturaleza de las muestras; si son reales, la ecuación se mantiene igual; si son complejas, $|y(n)|^2$ representa el cuadrado del módulo del número complejo. El vector y representa el conjunto de las N muestras recibidas.

Esta estadística de prueba, $T(y)$, es una variable aleatoria cuya distribución de probabilidad depende de la presencia o ausencia de la señal primaria.

Bajo la hipótesis nula $\mathcal{H}_0$, donde el canal está libre, la estadística de prueba $T(y)$ sigue una distribución Chi-cuadrado. Específicamente:

- **Caso Complejo:** Si las muestras son de valores complejos, $T(y)$ sigue una distribución Chi-cuadrado con $2N$ grados de libertad. La función de densidad de probabilidad (PDF) está dada por $p_0(x)$, donde x representa el valor de la estadística de prueba.

- **Caso Real:** Si las muestras son de valores reales, $T(y)$ sigue una distribución Chi-cuadrado con N grados de libertad. La función de densidad de probabilidad (PDF) también está dada por $p_0(x)$, pero con la diferencia en los grados de libertad.

La función de densidad de probabilidad Chi-cuadrado, $p_0(x)$, es una función matemática que describe la probabilidad de obtener un valor particular de la estadística de prueba bajo la hipótesis nula. La forma de la función Chi-cuadrado varía según los grados de libertad. A mayor número de grados de libertad, la distribución se asemeja más a una distribución normal.

La Figura 3.3 ayuda a visualizar cómo cambia la forma de la distribución a medida que aumenta el número de muestras, o equivalentemente, los grados de libertad.

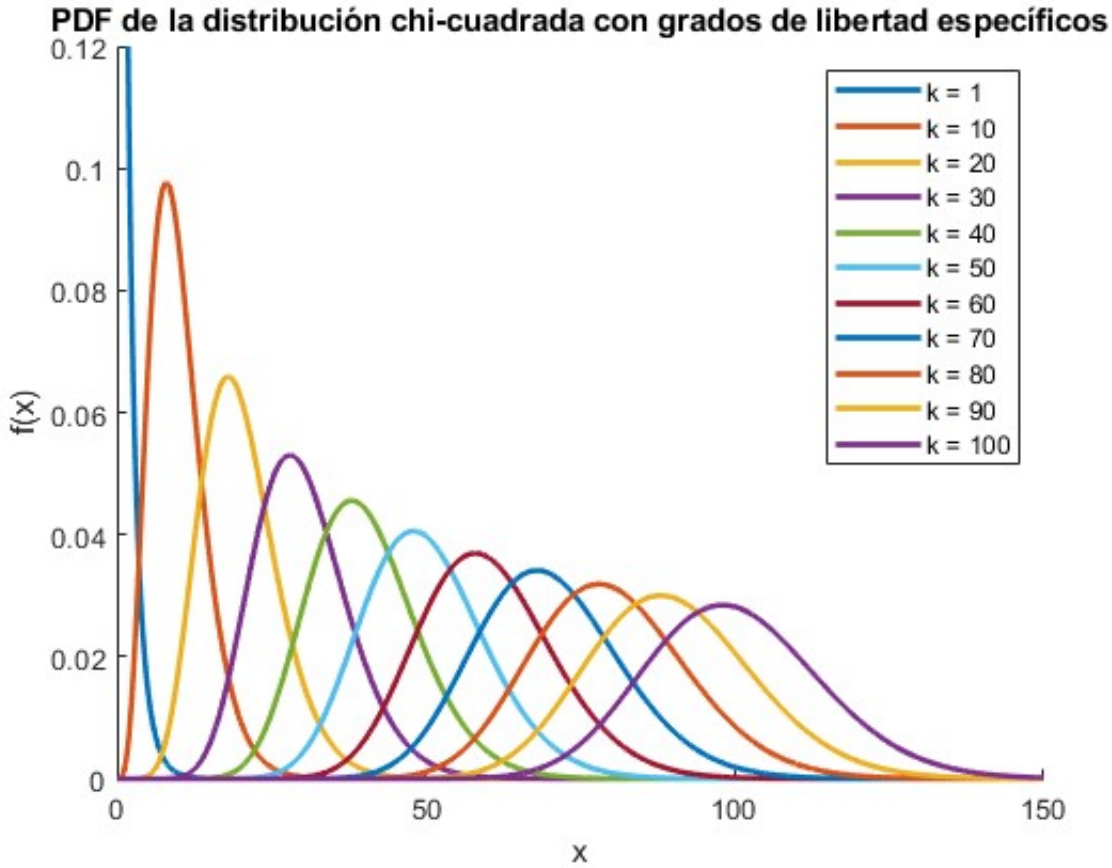


Figura 3.3: PDF de la distribución Chi-cuadrado para diferentes grados de libertad (N).

Bajo la hipótesis alternativa ($\mathcal{H}_1$), donde el canal está ocupado, la estadística de prueba sigue una distribución Chi-cuadrado no central. Los grados de libertad siguen siendo $2N$ para el caso complejo y N para el caso real, pero aparece un parámetro de no centralidad que depende de la potencia de la señal detectada y el ruido.

El umbral de decisión, η, se establece para controlar la probabilidad de falsa alarma P_{FA}. Este umbral se calcula utilizando la distribución Chi-cuadrado central correspondiente (ya sea con $2N$ o N grados de libertad, según el caso).

Si la estadística de prueba $T(y)$ excede el umbral η, se rechaza la hipótesis nula y se declara que el canal está ocupado. De lo contrario, se acepta la hipótesis nula y se considera que el canal está libre.

El rendimiento del detector de energía se evalúa mediante la probabilidad de detección P_D. P_D se calcula utilizando la distribución Chi-cuadrado no central (con $2N$ o N grados de libertad, según el caso) [74].

3.5. Análisis de Rendimiento de Detectores de Energía

En esta sección, profundizaremos en los conceptos de probabilidad de falsa alarma (P_{FA}), probabilidad de detección (P_D) y el umbral de decisión (η), elementos cruciales para la evaluación y el diseño de detectores de energía.

Bajo la hipótesis nula ($\mathcal{H}_1$), donde el canal está libre, la estadística de prueba $T(y)$ es una variable aleatoria cuya función de densidad de probabilidad (PDF) $p_0(x)$ sigue una distribución Chi-cuadrado. Como se mencionó anteriormente, los grados de libertad de esta distribución son $2N$ para el caso complejo y N para el caso real.

Si elegimos el umbral de detección como η, la probabilidad de falsa alarma, $P_{FA}(\eta, \tau)$, se define como la probabilidad de que la estadística de prueba $T(y)$ exceda el umbral η cuando el canal está realmente libre:

$$P_{FA}(\eta, \tau) = P\left(T(y) > \eta | \mathcal{H}_0\right) = \int_{\eta}^{\infty} p_0(x) dx \tag{3.3}$$

En otras palabras, P_{FA} representa la probabilidad de que el detector declare erróneamente que el canal está ocupado cuando en realidad está libre. Esta es una métrica importante porque queremos minimizar las falsas alarmas para evitar interrumpir la comunicación legítima.

Para un número grande de muestras N, el Teorema del Límite Central (CLT) nos permite aproximar la PDF de $T(y)$ bajo $\mathcal{H}_0$ por una distribución Gaussiana. Específicamente:

Proposición 1: Para una N grande, la PDF de $T(y)$ bajo la hipótesis $\mathcal{H}_0$ puede aproximarse mediante una distribución Gaussiana con media:

$$\mu_0 = \sigma_u^2 \tag{3.4}$$

y varianza:

$$\sigma_0^2 = \frac{1}{N}\left[\mathsf{E}|w(n)|^4 - \sigma_w^4\right] \tag{3.5}$$

además, si $w(n)$ es una variable aleatoria Gaussiana de valor real, entonces

$$\mathsf{E}|w(n)|^4 = 3\sigma_w^4 \tag{3.6}$$

por lo tanto:

$$\sigma_0^2 = \frac{2}{N}\sigma_w^4 \tag{3.7}$$

si $w(n)$ es una variable aleatoria Gaussiana circularmente simétrica compleja (CSCG), entonces

$$\mathsf{E}|w(n)|^4 = 2\sigma_w^4 \tag{3.8}$$

por lo tanto:

$$\sigma_0^2 = \frac{1}{N}\sigma_w^4 \tag{3.9}$$

En el caso de ruido CSCG, la probabilidad de falsa alarma se puede expresar de forma cerrada utilizando la función de distribución acumulativa de la Gaussiana estándar, denotada por:

$$P_{FA}(\eta, \tau) = Q\left(\left(\frac{\eta}{\sigma_w^2} - 1\right)\sqrt{\tau f_s}\right) \tag{3.10}$$

donde $Q(x)$ se define como:

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_x^\infty e^{\left(-\frac{t^2}{2}\right)}dt \tag{3.11}$$

Bajo la hipótesis alternativa ($\mathcal{H}_1$), donde el canal está ocupado, la estadística de prueba $T(y)$ sigue una distribución Chi-cuadrado no central. Denotamos la PDF de $T(y)$ bajo $\mathcal{H}_1$ como $p_1(x)$. La probabilidad de detección, $P_D(\eta, \tau)$, se define como la probabilidad de que la estadística de prueba $T(y)$ exceda el umbral η cuando el canal está realmente ocupado:

$$P_D(\eta, \tau) = P\left(T(y) > \eta | \mathcal{H}_1\right) = \int_\eta^\infty p_1(x)dx \tag{3.12}$$

En otras palabras, P_D representa la capacidad del detector para identificar correctamente que el canal está ocupado. Esta es otra métrica clave, ya que queremos maximizar la probabilidad de detección para garantizar una comunicación confiable.

Similar al caso de $\mathcal{H}_0$, para una N grande, la PDF de $T(y)$ bajo $\mathcal{H}_1$ también puede aproximarse por una distribución Gaussiana:

Proposición 2: Para una N grande, la PDF de $T(y)$ bajo la hipótesis $\mathcal{H}_1$ puede aproximarse mediante una distribución Gaussiana con media:

$$\mu_1 = (\gamma + 1)\sigma_w^2 \tag{3.13}$$

y varianza

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{N}\left[\mathsf{E}|x(n)|^4 + \mathsf{E}|w(n)|^4 - \left(\sigma_x^4 - \sigma_w^4\right)^2\right] \tag{3.14}$$

si $x(n)$ y $w(n)$ son ambos circularmente simétricos y de valores complejos, entonces:

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{N}\left[\mathsf{E}|x(n)|^4 + \mathsf{E}|w(n)|^4 - \left(\sigma_x^4 - \sigma_w^4\right)^2 + 2\sigma_x^2\sigma_w^2\right] \tag{3.15}$$

En general, podemos establecer relaciones importantes entre la probabilidad de detección (P_D), la probabilidad de falsa alarma (P_{FA}) y el umbral de decisión (η), independientemente de la modulación específica de la señal y el tipo de ruido, siempre y cuando se pueda aproximar la distribución de la estadística de prueba bajo ambas hipótesis ($\mathcal{H}_0$ y $\mathcal{H}_1$) mediante distribuciones Gaussianas.

La probabilidad de detección, P_D, representa la capacidad del detector para identificar correctamente que el canal está ocupado. Está directamente relacionada con el umbral de decisión η. En general, para un umbral η dado, P_D se calcula como:

$$P_D(\eta, \tau) = Q\left(\left(\frac{\eta}{\sigma_w^2} - \gamma - 1\right)\sqrt{\frac{\tau f_s}{2\gamma + 1}}\right) \tag{3.16}$$

dado un valor deseado para la probabilidad de detección, P_D, es posible calcular el umbral de detección η mediante

$$\left(\frac{\eta}{\sigma_w^2} - \gamma - 1\right)\sqrt{\frac{\tau f_s}{2\gamma + 1}} = Q^{-1}\left(P_D\right) \tag{3.17}$$

por otro lado, a partir de 3.10, este umbral está relacionado con la probabilidad de falsa alarma de la siguiente manera:

$$Q^{-1}\left(P_{FA}\right) = \left(\frac{\eta}{\sigma_w^2} - 1\right)\sqrt{\tau f_s} \tag{3.18}$$

por lo tanto, dada una probabilidad de detección objetivo P_D, existe la siguiente relación con la probabilidad de falsa alarma:

$$P_{FA} = Q\left(\sqrt{2\gamma+1}Q^{-1}(P_D) + \sqrt{\tau f_s}\gamma\right) \tag{3.19}$$

recíprocamente, si se conoce la probabilidad de falsa alarma deseada, P_{FA}, la probabilidad de detección correspondiente viene dada por:

$$P_D = Q\left(\frac{1}{\sqrt{2\gamma+1}}\left(Q^{-1}\left(P_{FA}\right) - \sqrt{\tau f_s}\gamma\right)\right) \tag{3.20}$$

si se fijan valores para la probabilidad de detección (P_D) y la probabilidad de falsa alarma (P_{FA}), la cantidad de muestras requeridas se puede determinar resolviendo las ecuaciones (3.17) y (3.18) para el umbral η. Este valor permite calcular el número mínimo de muestras, que es:

$$N_{min} = \frac{1}{\gamma^2}\left[Q^{-1}\left(P_{FA}\right) - Q^{-1}\left(P_D\right)\sqrt{2\gamma+1}\right]^2 \tag{3.21}$$

Estas relaciones específicas son útiles para diseñar detectores de energía que cumplan con requisitos de rendimiento específicos en términos de probabilidad de detección y probabilidad de falsa alarma [75].

Esta sección proporciona una visión general de la relación entre la probabilidad de detección, la probabilidad de falsa alarma y el umbral de decisión en el contexto de detectores de energía. La generalización del análisis permite aplicar los conceptos y las ecuaciones a una variedad de escenarios de modulación y ruido, siempre y cuando se cumplan las condiciones para la aproximación Gaussiana de la distribución de la estadística de prueba. En secciones posteriores, se pueden explorar criterios de optimización específicos.

La elección óptima del umbral η depende de la aplicación específica y de los requisitos del sistema. En algunas aplicaciones, es más importante maximizar la probabilidad de detección, incluso si eso significa aceptar una mayor probabilidad de falsa alarma. En otras aplicaciones, es más importante minimizar la probabilidad de falsa alarma, incluso si eso significa sacrificar algo de probabilidad de detección. Existen diferentes criterios para optimizar el umbral, como el criterio de Neyman-Pearson, que busca maximizar la probabilidad de detección para una probabilidad de falsa alarma dada [76].

Capítulo 4

Bancos de Filtros

Los bancos de filtros descomponen los espectros de la señal en una serie de bandas de frecuencia directamente adyacentes y recombinan los espectros de la señal mediante el uso de filtros pasa baja, pasa banda y pasa alta. La descomposición se realiza en bancos de filtros de análisis y la reconstrucción en bancos de filtros de síntesis.

Un banco de filtros de codificación de subbanda (SBC) consta de un banco de filtros de análisis seguido de un banco de filtros de síntesis. Las señales se dividen en subbandas con fines de codificación.

Los bancos de filtros uniformes están formados por filtros de paso bajo, paso banda y paso alto que dividen los espectros de la señal en bandas directamente adyacentes de igual anchura para, posteriormente, recombinar de nuevo estas bandas de frecuencia. Todos los filtros tienen el mismo ancho de banda y las frecuencias centrales están espaciadas uniformemente en frecuencia [77].

4.1. Efectos de Aliasing y Decimación

En muchos casos, antes de reducir la frecuencia de muestreo de una señal (downsampling), es útil disminuir su ancho de banda mediante un filtro de paso bajo. Es importante recordar que el aliasing, un efecto no deseado que distorsiona la señal, no se puede corregir con un filtro aplicado después de haber reducido la frecuencia de muestreo.

El proceso completo de filtrado y reducción de la frecuencia de muestreo se denomina decimación. Un decimador típico consta de un filtro con una respuesta al impulso $h(n)$ y un reductor de frecuencia de muestreo con un factor M. La señal de entrada $u(n)$ se transforma en una señal decimada $y(m)$. La Figura 4.1 muestra el diagrama de bloques de un decimador [78].

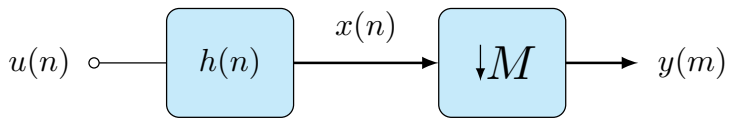


Figura 4.1: Decimador compuesto por un filtro anti-aliasing $h(n)$ y un downsampler con factor M.

La Figura 4.2 ilustra el espectro de una señal de entrada $u(n)$ cuyo ancho de banda es demasiado grande. Tras aplicar un filtro de paso bajo, cuya respuesta en frecuencia se muestra en la Figura 4.2(b), se obtiene la señal $x(n)$. El espectro de esta señal ya está dentro de los límites aceptables, como se ve en la Figura 4.2(c). No obstante, como los filtros reales no son perfectos, es posible que aún existan componentes espectrales con una frecuencia superior a π/M. Afortunadamente, es habitual poder usar filtros que disminuyen estos componentes no deseados hasta un nivel aceptable. En consecuencia, se puede trabajar con las señales como si realmente tuvieran un ancho de banda limitado [79].

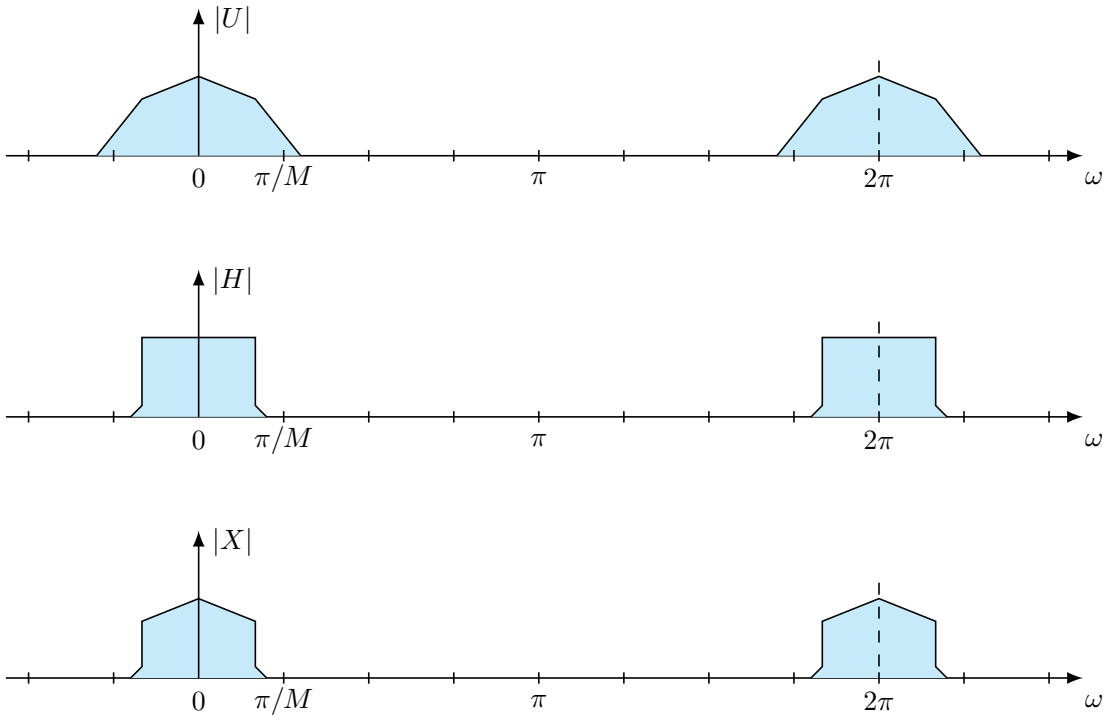


Figura 4.2: Efecto de un filtro anti-aliasing pasa-bajas [80].

La señal resultante del filtrado,

$$x(n) = u(n) * h(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} u(k)h(n-k) \tag{4.1}$$

puede ser submuestreada como se indica en eq. (1.4). Por lo tanto, el proceso completo de decimación es

$$y(m) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} u(k)h(mM - k) \tag{4.2}$$

Se puede determinar la transformada Z de la señal $X(z)$, que ya tiene su ancho de banda limitado, utilizando las representaciones en el dominio z de la señal original $U(z)$ y la función de transferencia del filtro anti-aliasing $H(z)$.

$$X(z) = H(z)U(z) \tag{4.3}$$

De eq. (1.22), la transformada Z de la señal decimada es entonces:

$$Y\left(z^M\right) = \frac{1}{M}\sum_{k=0}^{M-1} H\left(zW_M^k\right) U\left(zW_M^k\right) \tag{4.4}$$

4.2. Interpolación y el Filtro Anti-Imagen

Incrementar la frecuencia de muestreo de una señal requiere más que simplemente agregar ceros. Después de insertar los ceros, es crucial rellenar los espacios con valores no nulos mediante un proceso de interpolación [78].

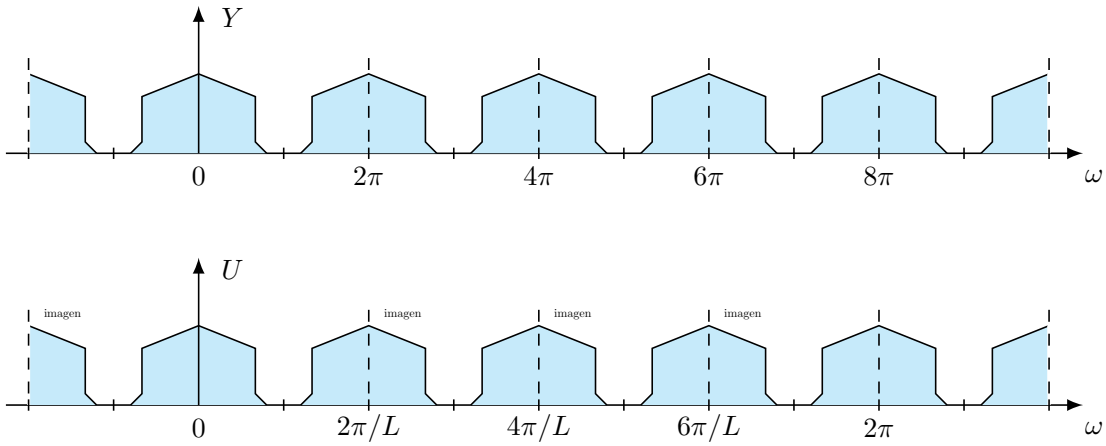


Figura 4.3: Espectro de la señal original (a) y de la señal sobre-muestreada (b) [80].

Para determinar la mejor manera de interpolar, se analizara la señal $y(m)$, su representación

en el dominio de la frecuencia se muestra en la Figura 4.3(a). Se puede imaginar una señal continua, $y_a(t)$, cuyo espectro coincide con el de $y(m)$ dentro del rango de frecuencia $-\pi < \omega' < \pi$, y que es nulo fuera de ese rango. Se puede considerar la señal discreta $y(m)$ como el resultado de tomar muestras de la señal continua $y_a(t)$ a intervalos de tiempo T', lo que corresponde a una frecuencia normalizada de $\omega' = 2\pi$. En otras palabras, estamos modelando la señal discreta como si proviniera de una señal continua subyacente.

$$y(m) = y_a(mT') \tag{4.5}$$

También se podría obtener muestras de la señal continua $y_a(t)$ usando un intervalo de tiempo menor, específicamente $T = T'/L$. Esta reducción en el espaciado de muestreo equivale a una frecuencia normalizada ω' que es L veces mayor, es decir, $\omega' = L * 2\pi$. Esto también se puede expresar como $\omega = 2\pi$, donde ω es la frecuencia normalizada original dividida por L ($\omega = \omega'/L$). En resumen, muestrear con un intervalo menor T resulta en una frecuencia normalizada L veces mayor.

$$x(n) = y_a(nT) \tag{4.6}$$

La señal $x(n)$ permite evaluar qué tan bien se realiza la interpolación. Se considera que la interpolación ideal es aquella que transforma la señal $y(m)$ en la señal $x(n)$ como se muestran en las ecuaciones (4.5) y (4.6).

Dentro del rango de frecuencia $-\pi/L < \omega < \pi/L$, $x(n)$, $y(m)$ e $y_a(t)$ comparten el mismo espectro, salvo por una posible diferencia de escala. El espectro de la señal se repite periódicamente, comenzando en la frecuencia de muestreo $\omega = 2\pi$, y luego en múltiplos de esta. La señal sobremuestreada $u(n)$ contiene estas repeticiones del espectro original, pero también $L - 1$ copias adicionales después de cada una, como se ilustra en la Figura 4.3(b). Estas copias se conocen como espectros de imagen, y el fenómeno lleva el mismo nombre [80].

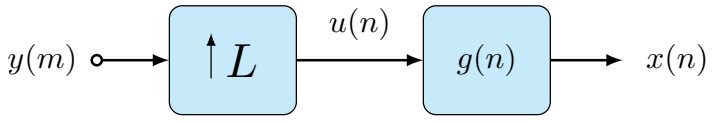


Figura 4.4: Interpolación compuesto por un upsampler de factor L y un filtro anti-imagen $g(n)$.

La interpolación ideal, vista en el dominio de la frecuencia, consiste en eliminar estos espectros

de imagen de la señal sobremuestreada. Esto se logra con un filtro pasa-bajas ideal, cuya frecuencia de corte es $\omega_c = \pi/L$ y que opera a una frecuencia de muestreo $\omega = 2\pi$ como se observa en la Figura 4.5. Este filtrado debe aplicarse después del sobre-muestreo como se muestra en la Figura 4.4. El filtro pasa-bajas utilizado para esta tarea se denomina filtro anti-imagen.

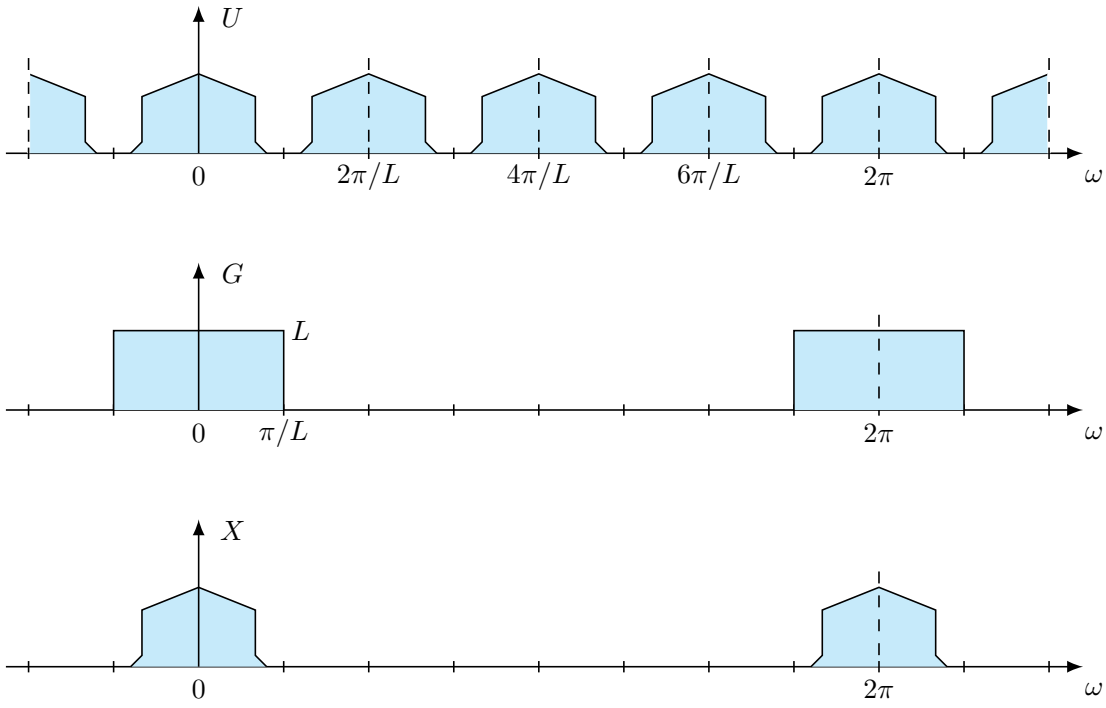


Figura 4.5: Filtrado anti-imagen usando un filtro pasa-bajas ideal [80].

El sobremuestreo por sí solo, como se muestra en la ecuación 1.26, no altera el factor de escala de la señal. Esto es lógico, ya que el sobremuestreo solo inserta ceros. El objetivo al interpolar es mantener intactos los valores originales de la señal discreta y calcular los nuevos valores intermedios basándonos en la señal continua hipotética que hemos definido. En consecuencia, el espectro de la señal interpolada $x(n)$ debe tener una amplitud L veces mayor que la del espectro de la señal original $y(m)$. En otras palabras, la interpolación no solo rellena los huecos con valores, sino que también ajusta la amplitud general de la señal.

$$X\left(e^{j\omega}\right) = LY\left(e^{jL\omega}\right) \tag{4.7}$$

Como el sobremuestreo por sí solo no escala la señal por el factor L necesario, el filtro anti-imagen debe compensar esta falta amplificando la señal por un factor de L en su banda de paso. La Figura 4.5(b) ya ilustra este requisito de ganancia para el filtro. En resumen, el filtro no solo

elimina las imágenes espectrales, sino que también ajusta la amplitud de la señal en un factor de L.

La interpolación es el proceso inverso a la decimación es decir el filtrado anti-aliasing seguido de submuestreo, como se ven en las Figuras 4.1 y 4.7. Es importante notar que los filtros anti-aliasing y anti-imagen a menudo comparten los mismos requisitos para las bandas de paso y de rechazo.

4.3. Bancos de filtros de dos canales

4.3.1. Bancos de filtros de análisis de dos canales

La manera más simple de descomponer una señal es en una componente de alta frecuencia y una de baja frecuencia. La Figura 4.6 muestra la señal de entrada $X(z)$ se divide en sus componentes de baja y alta frecuencia utilizando un banco de filtros. Esto se logra pasando la señal a través de dos filtros simultáneamente: un filtro de paso bajo $H_0(z)$ que solo permite el paso de frecuencias bajas y un filtro de paso alto $H_1(z)$ que solo permite el paso de frecuencias altas. El rango de frecuencias que puede procesar el sistema va desde cero $\Omega = 0$ hasta π $\Omega = \pi$, como se muestra en la Figura 4.7. Las señales filtradas, al tener un ancho de banda aproximado de $\pi/2$, permiten reducir la frecuencia de muestreo a la mitad. Esta reducción implica una pequeña distorsión en la señal original, conocida como "aliasing", la cual es aceptable en este caso.

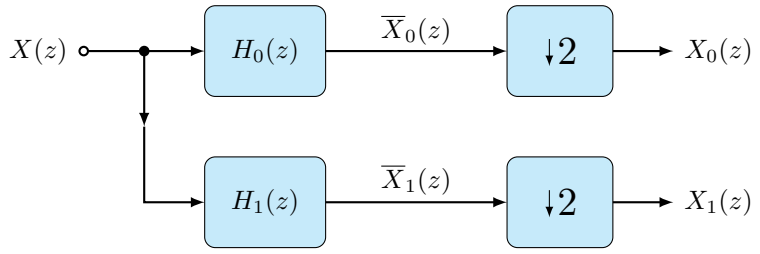


Figura 4.6: Banco de filtros de análisis de dos canales.

Las dos señales filtradas en la Figura 4.6 son.

$$\overline{X}_0(z) = X(z) \cdot H_0(z) \tag{4.8}$$

$$\overline{X}_1(z) = X(z) \cdot H_1(z) \tag{4.9}$$

Sub-muestreo con $M = 2$, usando eq. (1.22), se puede calcular la señal de la subbanda.

$$X_0(z) = \frac{1}{2}X\left(z^{1/2}\right)H_0\left(z^{1/2}\right) + \frac{1}{2}X\left(-z^{1/2}\right)H_0\left(-z^{1/2}\right) \tag{4.10}$$

$$X_1(z) = \frac{1}{2}X\left(z^{1/2}\right)H_1\left(z^{1/2}\right) + \frac{1}{2}X\left(-z^{1/2}\right)H_1\left(-z^{1/2}\right) \tag{4.11}$$

Las ecuaciones (4.10) y (4.11) pueden escribirse de forma matricial:

$$\begin{bmatrix} X_0(z) \\ X_1(z) \end{bmatrix} = \frac{1}{2}\begin{bmatrix} H_0\left(z^{1/2}\right) & H_0\left(-z^{1/2}\right) \\ H_1\left(z^{1/2}\right) & H_1\left(-z^{1/2}\right) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X\left(z^{1/2}\right) \\ X\left(-z^{1/2}\right) \end{bmatrix} \tag{4.12}$$

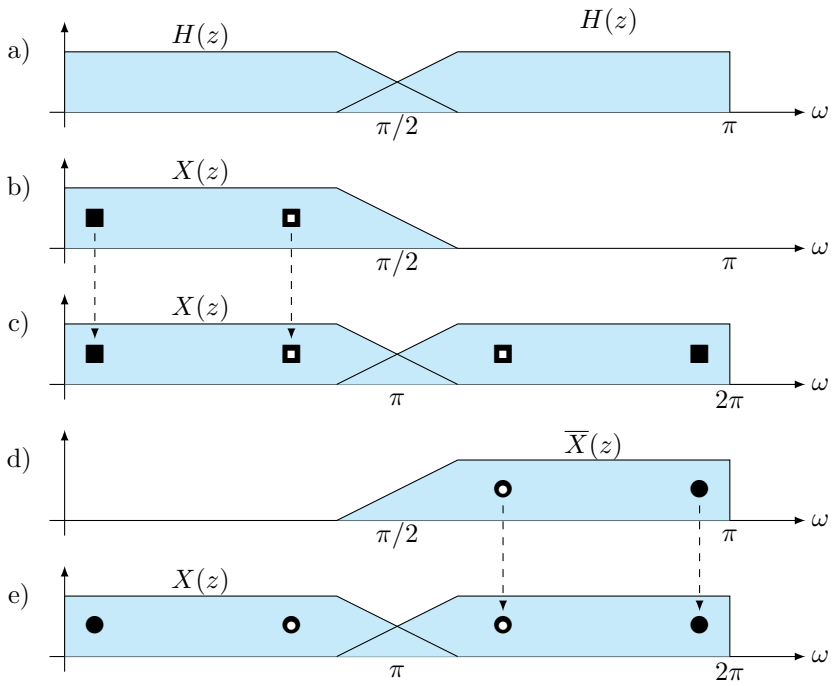


Figura 4.7: Funciones de transferencia del banco de filtros: Filtro pasabajas y filtro pasa altas (a), espectro de las señales filtradas (b y d), y espectro de las señales sub-muestreadas (c y e) en un banco de filtros de análisis [80].

En las Figuras 4.7b y 4.7d se representan en el dominio de la frecuencia las subseñales $\overline{X}_0$ y $\overline{X}_1$, respectivamente, considerando una señal de entrada de ruido blanco. El eje de frecuencias se ha normalizado respecto a la frecuencia de muestreo original. Se observa una superposición de los espectros, lo que indica que no hay pérdida de información.

Al reducir la frecuencia de muestreo, se obtienen los espectros mostrados en las Figuras 4.7c y 4.7e. La subseñal de paso alto $X_1(z)$ se encuentra ahora en la banda base del nuevo sistema de

muestreo, pero invertida en frecuencia. Las componentes espectrales que dependen de $X(z^{1/2})$ se concentran en la banda base, mientras que las componentes relacionadas con $X(-z^{1/2})$ aparecen como réplicas periódicas. Debido a que las señales filtradas no están perfectamente limitadas en banda, se produce un fenómeno conocido como aliasing, que introduce distorsiones en la señal reconstruida [80].

4.3.2. Bancos de filtros de síntesis de dos canales

Los filtros de síntesis poseen características similares a los de análisis. Después de duplicar la frecuencia de muestreo de las subseñales $X_0(z)$ y $X_1(z)$, el filtro de paso bajo $G_0(z)$ atenúa significativamente las componentes de frecuencia no deseadas de la señal de paso bajo $X_0(z)$ en el rango de $\pi/2$ a π. Análogamente, el filtro de paso alto $G_1(z)$ actúa sobre la señal $X_1(z)$ en el rango de 0 a $\pi/2$. Sin embargo, debido a la superposición de los espectros de ambas señales, no es posible eliminar completamente las componentes espectrales no deseadas.

La Figura 4.8 presenta un banco de filtros de síntesis compuesto por dos filtros: uno de paso bajo $G_0(z)$ y otro de paso alto $G_1(z)$. Este banco de filtros es el complemento del banco de análisis mostrado en la Figura 4.6.

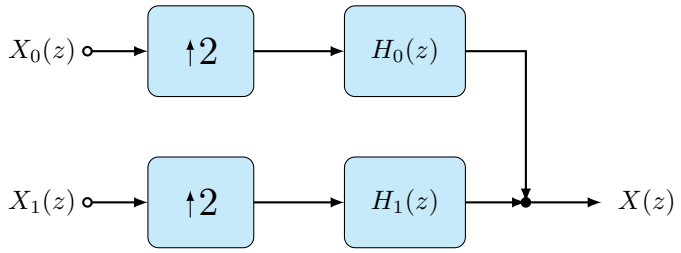


Figura 4.8: Banco de filtros de síntesis de dos canales.

La señal resultante del proceso de síntesis se puede calcular utilizando la ecuación (1.26).

$$X(z) = G_0(z)X_0\left(z^2\right) + G_1(z)X_1\left(z^2\right) \tag{4.13}$$

La ecuación (4.13) se puede ver en su forma matricial de la siguinte forma:

$$X(z) = \begin{bmatrix} G_0(z) & G_1(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_0\left(z^2\right) \\ X_1\left(z^2\right) \end{bmatrix} \tag{4.14}$$

4.4. Filtro Espejo en Cuadratura (QMF)

Un Filtro espejo en cuadratura (por sus siglas en inglés Quadrature mirror filter, QMF) son sistemas de codificación de subbanda que dividen una señal en dos canales con características espectrales complementarias. Aunque idealmente se busca una complementariedad perfecta en la potencia de las bandas, en la práctica esta condición se cumple de manera aproximada. Los bancos QMF fueron pioneros en el campo de la reconstrucción de señales a partir de sus subbandas.

4.4.1. Bancos de Filtros de Dos Canales SBC

Un sistema de codificación de subbanda (SBC) está compuesto por un banco de filtros de análisis y otro de síntesis. El banco de análisis, compuesto por los filtros $H_0(z)$ y $H_1(z)$, descompone la señal de entrada en sus componentes de frecuencia, generando las subseñales $X_0(z)$ y $X_1(z)$. A continuación, el banco de síntesis, con los filtros $G_0(z)$ y $G_1(z)$, combina estas subseñales para reconstruir una señal de salida aproximada, $\widehat{X}(z)$, a partir de la información original. La Figura 4.9 muestra un banco de filtros SBC de dos canales.

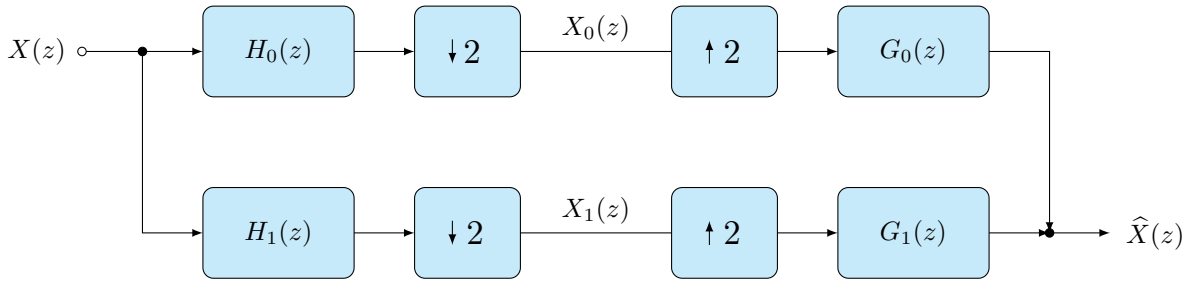


Figura 4.9: Banco de filtros SBC de dos canales.

En los bancos de filtros con muestreo crítico, la tasa de muestreo total de las subbandas es idéntica a la de la señal original. Sin embargo, la energía se distribuye de manera más uniforme entre las subbandas, lo que permite una cuantificación más eficiente y, por ende, una mayor compresión. Las señales cuantizadas pueden almacenarse o transmitirse y luego reconstruirse. Un requisito esencial en estos sistemas es que la señal reconstruida sea lo más similar posible a la original, y que las subbandas estén bien separadas en frecuencia para evitar pérdidas de información.

Combinando las ecuaciones (4.12) y (4.14), se puede determinar cómo afecta la señal de entrada a la señal de salida.

$$\widehat{X}(z) = \begin{bmatrix} G_0(z) & G_1(z) \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{2} \begin{bmatrix} H_0(z) & H_0(-z) \\ H_1(z) & H_1(-z) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X(z) \\ X(-z) \end{bmatrix} \tag{4.15}$$

La ecuación (4.15) se puede exapandir de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \widehat{X}(z) &= \tfrac{1}{2}\left[G_0(z)H_0(z) + G_1(z)H_1(z)\right]X(z) \\ &\quad + \tfrac{1}{2}\left[G_0(z)H_0(-z) + G_1(z)H_1(-z)\right]X(-z) \\ &= F_0(z)X(z) + F_1(z)X(-z). \end{aligned} \tag{4.16}$$

La función $F_0(z)$ caracteriza la transferencia global del banco de filtros, mientras que $F_1(z)$ representa los componentes de distorsión causados por la superposición de las bandas de frecuencia. Si $F_1(z)$ es nula, el banco de filtros estaría libre de alias, es decir, no se producirían distorsiones por superposición espectral. En este caso ideal.

$$F_1(z) = \frac{1}{2}G_0(z)H_0(-z) + \frac{1}{2}G_1(z)H_1(-z) = 0 \tag{4.17}$$

La función $F_0(z)$ determina el grado de recuperación de la señal original. Si $F_0(z)$ simplemente introduce un retardo, representado por z^{-k}, el banco de filtros reconstruye perfectamente la señal, es decir.

$$F_0(z) = \frac{1}{2}G_0(z)H_0(z) + \frac{1}{2}G_1(z)H_1(z) = z^{-k} \tag{4.18}$$

Combinando las ecuaciones (4.17) y (4.18) con la ecuación (4.15) se obtienen los criterios de diseño de un banco de filtros SBC de dos canales.

$$\frac{1}{2}\begin{bmatrix} G_0(z) & G_1(z) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_0(z) & H_0(-z) \\ H_1(z) & H_1(-z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z^{-k} & 0 \end{bmatrix} \tag{4.19}$$

Para garantizar un desempeño óptimo, los bancos de filtros deben ser diseñados de modo que la ecuación (4.19) se cumpla a cabalidad. Asimismo, es imperativo tener en cuenta el segundo requisito relacionado con la selectividad en frecuencia.

4.4.2. Estándar de Bancos de Filtros QMF

La primera propuesta para el diseño de bancos de filtros de análisis y síntesis fue presentada en [81], donde se introdujeron los filtros en cuadratura espejo (QMF). A partir de un filtro prototipo

pasa bajo $H(z)$, se especifican los siguientes cuatro filtros:

$$H_0(z) = H(z) \tag{4.20}$$

$$H_1(z) = H(-z) \tag{4.21}$$

$$G_0(z) = 2H(z) \tag{4.22}$$

$$G_1(z) = -2H(-z) \tag{4.23}$$

Al reemplazar las ecuaciones correspondientes en (4.17), se verifica que la condición $F_1(z) = 0$ se satisface, lo cual implica la cancelación de los componentes de alias. Este resultado es sorprendente, dado que el teorema de muestreo no se cumple individualmente en cada canal del banco de filtros, pero sí a nivel global.

El factor 2 presente en los filtros de síntesis compensa exactamente la reducción por un factor de 1/2 introducida en el muestreo, tal como se observa en (4.10) y (4.11).

Es importante notar que $H(-z)$ es un filtro pasa alto si $H(z)$ es pasa bajo. Esta propiedad se evidencia al sustituir z por $e^{j\omega}$ y $-z$ por $e^{j\omega - j\pi}$, lo que implica un desplazamiento de π en la frecuencia.

Sustituyendo (4.20) y (4.23) en (4.18), se obtiene una condición necesaria para la reconstrucción perfecta de la señal:

$$H^2(z) - H^2(-z) = z^{-k} \tag{4.24}$$

Para garantizar una reconstrucción perfecta, el filtro prototipo $H(z)$ debe satisfacer la condición expresada en (4.24). Si bien existen soluciones aproximadas subóptimas propuestas en la literatura (por ejemplo, [81], [82], [83], [84]), este trabajo se centra en filtros FIR de fase lineal. Mediante optimización numérica, es posible obtener filtros FIR que se aproximen de manera satisfactoria a la condición (4.24). Estos filtros suelen tener un número par N de coeficientes. En este caso particular

$$H(z) = A(z) \cdot z^{-(N-1)/2} \tag{4.25}$$

$A(e^j\omega)$ corresponde a la magnitud de la respuesta en frecuencia, ya que el filtro es de fase cero. Al sustituir (6.18) en (6.17), se llega a la siguiente ecuación:

$$A^2(z)z^{-(N-1)} - A^2(-z)(-1)^{-(N-1)}z^{-(N-1)} = z^{-k} \tag{4.26}$$

Dado que el banco de filtros introduce un retraso de N-1 ciclos de reloj, el valor de k es necesariamente N-1. De esta manera, podemos concluir que.

$$A^2(z) + A^2(-z) = 1 \tag{4.27}$$

O, expresado en función de la respuesta en frecuencia.

$$A^2\left(e^{j\omega}\right) + A^2\left(e^{j(\omega-\pi)}\right) = 1, \quad \forall \quad \omega \tag{4.28}$$

$$\left|H\left(e^{j\omega}\right)\right|^2 + \left|H\left(e^{j(\omega-\pi)}\right)\right|^2 = 1, \quad \forall \quad \omega \tag{4.29}$$

Las respuestas en frecuencia de los filtros deben ser complementarias para lograr las características deseadas. La respuesta al cuadrado de uno de los filtros actúa como un filtro pasa altas, y todas las respuestas son simétricas respecto a la frecuencia central, justificando el nombre de filtros espejo en cuadratura.

Si bien los filtros FIR de fase lineal no pueden cumplir la condición (4.29) de manera exacta, es posible obtener una aproximación satisfactoria mediante técnicas de optimización [80].

4.5. Bancos de Filtros Uniformes de M Canales

Los bancos de filtros de dos canales, aunque fundamentales para comprender los principios básicos, resultan limitados para aplicaciones que requieren una descomposición espectral más fina. Cuando se necesita dividir el espectro en M subbandas de igual ancho, los bancos de filtros de dos canales en cascada se presentan como una solución natural, especialmente cuando M es una potencia de 2.

Existen soluciones exactas para diseñar bancos de filtros de M canales sin aliasing y con reconstrucción perfecta, pero su complejidad limita su uso práctico. Por esta razón, se han desarrollado aproximaciones más simples, como los bancos de filtros pseudo-QMF modulados, que consideran únicamente los alias adyacentes. Estos bancos utilizan modulación coseno o compleja para lograr sus objetivos.

4.5.1. Bancos de Filtros con Estructura de Árbol

Dividir una banda de frecuencias en dos subbandas no siempre es suficiente. Para obtener una descomposición más detallada, es común subdividir repetidamente cada subbanda en dos partes iguales. De esta manera, se pueden obtener 4, 8, 16, y así sucesivamente, subbandas. Es decir, el número total de subbandas, M, es una potencia de dos.

Las Figuras 4.10 y 4.11 ilustran un ejemplo de banco de filtros de análisis y síntesis de ocho canales, respectivamente. Ambas estructuras son complementarias.

Si se utiliza el banco de filtros de síntesis de la Figura 4.10 como punto de partida, se obtiene un codificador de subbanda de ocho canales [85].

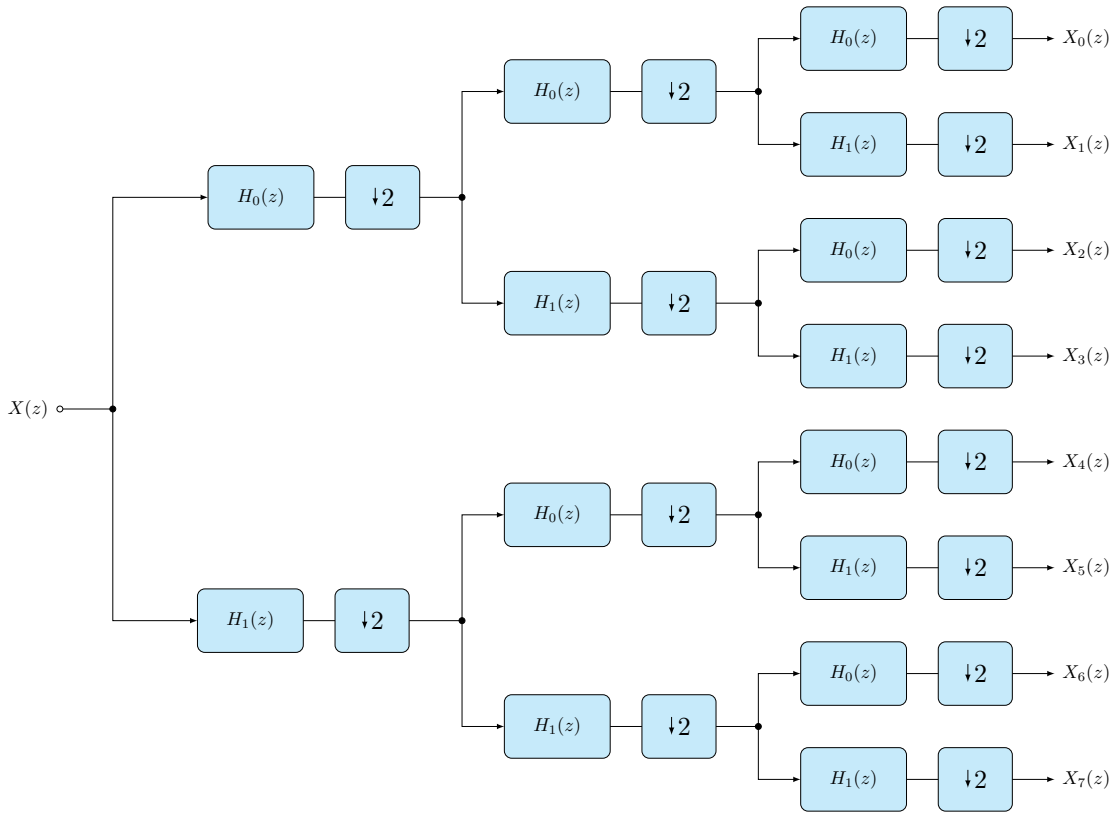


Figura 4.10: Banco de filtros de análisis con estructura de árbol de ocho canales.

La banda de frecuencias se particiona en ocho subbandas de igual ancho, como se observa en la Figura 4.12. Las funciones de transferencia $F_i(z)$ describen la operación de filtrado en cada subbanda. Es relevante mencionar que, aunque no se muestran explícitamente, las señales de aliasing presentes en el proceso se cancelan en la etapa de síntesis, garantizando así una reconstrucción precisa de la señal original [86].

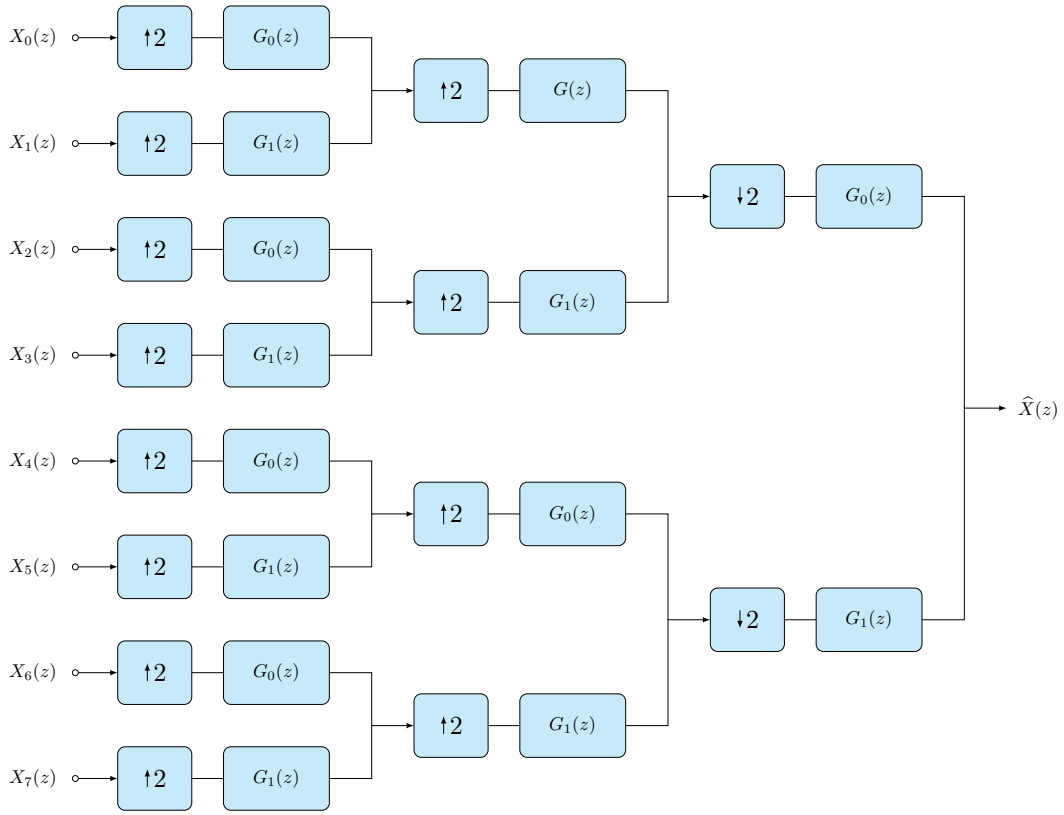


Figura 4.11: Banco de filtros de síntesis con estructura de árbol de ocho canales.

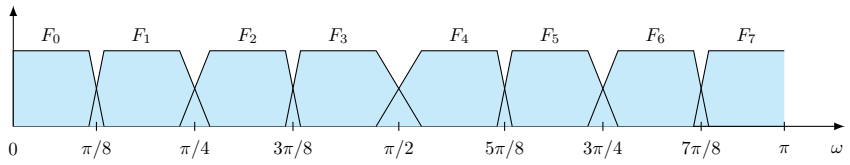


Figura 4.12: Representación frecuencial del banco de filtros mostrado en las Figuras 4.10 y 4.11

A continuación, se estima la carga computacional de un banco de filtros de M canales con estructura en árbol, suponiendo filtros de igual complejidad. Se considera que los filtros de nivel más bajo operan a una frecuencia de muestreo reducida en un factor M. Se demuestra que la complejidad computacional de cada nivel es la misma, resultando en una complejidad total de:

$$C_{tot} = N_0 \cdot 2f_0 \cdot n_l \tag{4.30}$$

donde $n_l = \log_2(M)$ es el número de niveles.

La utilización de filtros idénticos en todos los niveles del banco resulta en anchos de banda de transición relativos constantes. Sin embargo, los anchos de banda absolutos varían entre niveles debido a las diferentes frecuencias de muestreo. Esta variación provoca una asimetría en la

transición entre bandas.

Para lograr anchos de banda de transición uniformes, es necesario aumentar el orden de los filtros en los niveles superiores, duplicando su longitud en cada nivel.

Las estructuras en árbol ofrecen una escalabilidad notable. Los principios que rigen la división de una señal en dos bandas se pueden extender de manera sencilla a sistemas multi-canal, siempre y cuando el número de canales sea una potencia de dos. Esta propiedad es fundamental, ya que garantiza que las características deseables de los bancos de dos canales, como la ausencia de alias y la perfecta reconstrucción, se preserven en sistemas de mayor complejidad. Sin embargo, es importante destacar que esta escalabilidad está limitada a números de canales que sean potencias de dos [85].

Las estructuras en árbol presentan limitaciones computacionales y de memoria considerables. El tiempo que una señal tarda en atravesar el sistema, directamente relacionado con la cantidad de memoria requerida, es un factor crítico. Aunque se demostrará que otras estructuras ofrecen una complejidad comparable a la del nivel más bajo de un árbol, el retardo de propagación sigue siendo una desventaja significativa. Para filtros de fase lineal, este retardo en el nivel más bajo se puede expresar como $M(N_0 - 1)/f_0$. Al utilizar filtros idénticos en todos los niveles, el retardo total puede estimarse como:

$$T_{tot} < \frac{2M(N_0 - 1)}{f_0} \tag{4.31}$$

Cuando el ancho de banda de transición es constante en todos los niveles, el retardo de propagación se vuelve uniforme. En el caso de filtros de fase lineal, este retardo total puede expresarse de la siguiente manera:

$$T_{tot} = \log_2(M) \cdot \frac{M(N_0 - 1)}{f_0} \tag{4.32}$$

4.5.2. Bancos de Filtros con Estructura Paralela

El banco de filtros de M canales en paralelo se presenta como una alternativa flexible a la estructura en árbol. Al permitir un número arbitrario de canales, esta configuración ofrece una mayor libertad de diseño. En las siguientes subsecciones se explorarán en detalle las características y ventajas de esta estructura [80].

Banco de Filtros de Análisis Para la Estructura Paralela

El banco de filtros se compone de M filtros idénticos, distribuidos uniformemente en el espectro de frecuencias, cada uno con un ancho de banda igual a π/M. El espectro de la señal de entrada $X(z)$ abarca el rango de 0 a π. Este banco divide el espectro de entrada en M sub-bandas adyacentes de igual ancho [85].

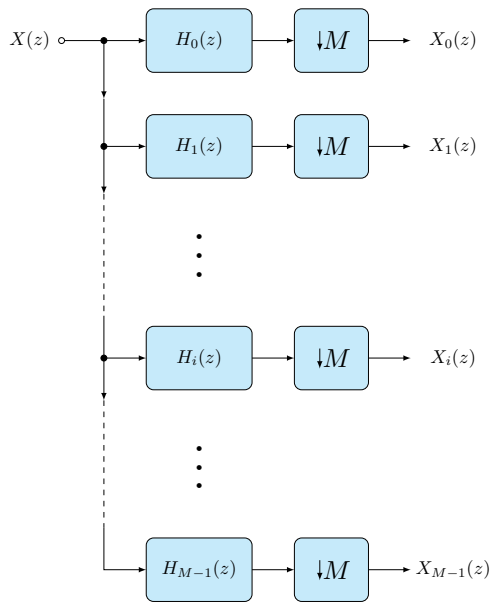


Figura 4.13: Banco de filtros de análisis de M canales.

El banco de filtros está compuesto por un filtro pasa bajo H_0, que atenúa las altas frecuencias, y una serie de filtros pasa banda H_1 a H_{M-2}, que permiten el paso de bandas de frecuencia específicas, y un filtro pasa alto H_{M-1}, que atenúa las bajas frecuencias. Considerando que todas las señales involucradas son reales, y dado que cada filtro limita el espectro de la señal a un ancho de banda aproximado de π/M, es posible reducir la frecuencia de muestreo de las señales filtradas en un factor de M sin pérdida significativa de información [85].

$$X_i(z) = \frac{1}{M}\sum_{m=0}^{M-1} H_i\left(z^{1/M}W_M^m\right) X\left(z^{1/M}W_M^m\right), \quad i = 0, 1, 2, ..., M-1 \tag{4.33}$$

La ecuación (4.33) describe cómo el submuestreo traslada las subbandas a la banda base $0 \leq \omega \leq \pi/M$.

$$\mathbf{X}(z) = \frac{1}{M} \cdot \left[\mathbf{H}^{(m)}\left(z^{1/M}\right)\right]^T \cdot \mathbf{X}^{(m)}\left(z^{1/M}\right) \tag{4.34}$$

en donde el vector de señales de subbanda se expresa mediante.

$$\mathbf{X}(z) = \begin{bmatrix} X_0(z) & X_1(z) & \cdots & X_{M-1}(z) \end{bmatrix}^T \tag{4.35}$$

la matriz de modulación empleada en el banco de filtros de análisis a través de

$$\mathbf{H}^{(m)}(z) = \begin{bmatrix} H_0(z) & H_1(z) & \cdots & H_{M-1}(z) \\ H_0\left(zW_M^1\right) & H_1\left(zW_M^1\right) & \cdots & H_{M-1}\left(zW_M^1\right) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ H_0\left(zW_M^{M-1}\right) & H_1\left(zW_M^{M-1}\right) & \cdots & H_{M-1}\left(zW_M^{M-1}\right) \end{bmatrix} \tag{4.36}$$

y la señal de entrada es modulada por el vector

$$\mathbf{X}^{(m)}(z) = \begin{bmatrix} X(z) & X\left(zW_M^1\right) & \cdots & X\left(zW_M^{M-1}\right) \end{bmatrix}^T \tag{4.37}$$

Cuando el número de submuestreos es justo el necesario para separar las bandas de frecuencia, hablamos de un muestreo crítico. En esta situación, la cantidad de muestras de la señal de entrada $X(z)$.

Banco de Filtros de Síntesis Para la Estructura Paralela

El banco de filtros de síntesis de M canales, representado en la Figura 4.14, es el complemento del banco de análisis. Los filtros $G_0(z)$ a $G_{M-1}(z)$ comparten propiedades espectrales muy similares con los filtros $H_0(z)$ a $H_{M-1}(z)$ del banco de análisis.

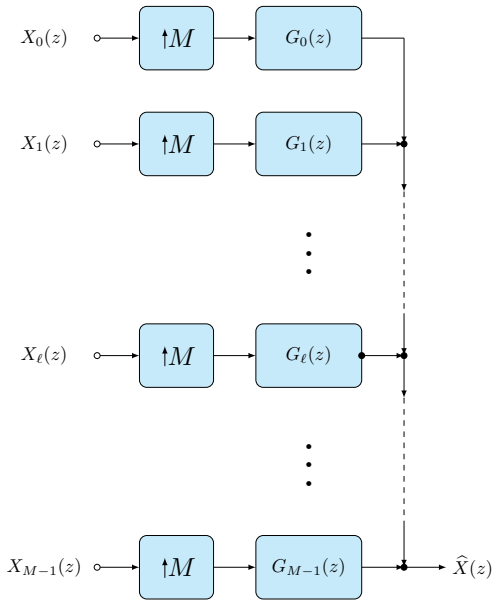


Figura 4.14: Banco de filtros de síntesis de M canales.

Al sobremuestrear las subseñales $X_\ell(z)$ en un factor de M, se obtienen las señales $X_\ell\left(z^M\right)$. A continuación, estas señales se filtran individualmente mediante los filtros $G_\ell(z)$ y, posteriormente, se combinan para generar la señal de salida.

$$\widehat{X}(z) = \sum_{\ell=0}^{M-1} G_\ell(z) X_\ell\left(z^M\right) \tag{4.38}$$

Esta ecuación puede expresarse de manera más concisa como

$$\widehat{X}(z) = \mathbf{G}^T(z) \cdot \mathbf{X}\left(z^M\right) \tag{4.39}$$

donde.

$$\mathbf{G}(z) = \begin{bmatrix} G_0(z) & G_1(z) & \dots & G_{M-1}(z) \end{bmatrix}^T \tag{4.40}$$

Banco de Filtros SBC con Decimación Máxima.

Al unir un banco de filtros de análisis, como el de la Figura 4.13, con un banco de filtros de síntesis, como al de la Figura 4.14, se conforma un banco de filtros SBC de M canales como se muestra en la Figura 4.15. Este sistema descompone la señal de entrada en M subseñales de igual ancho de banda, las cuales pueden ser procesadas individualmente. Posteriormente, mediante el banco de filtros de síntesis, se reconstruye una aproximación de la señal original.

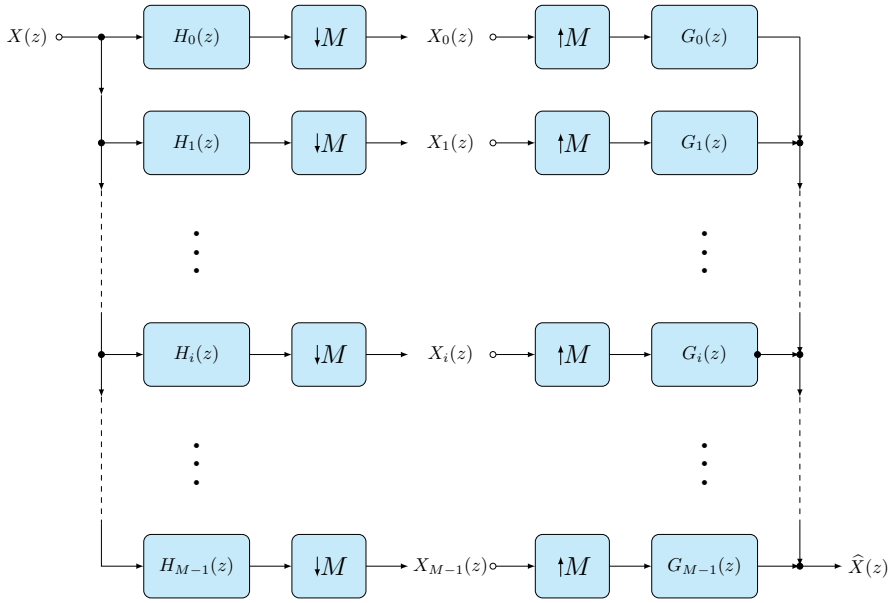


Figura 4.15: Banco de filtros SBC de M canales.

Tanto la señal de entrada como la de salida ocupan el ancho de banda completo disponible, mientras que las subbandas tienen un ancho de banda igual a una M-ésima parte del ancho de banda total. Dada la reducción concomitante de la frecuencia de muestreo en un factor M, las subbandas se muestrean a la frecuencia mínima requerida. Por consiguiente, este banco de filtros SBC se denomina de muestreo crítico o decimado al máximo.

A continuación, se examina el banco de filtros SBC presentado en la Figura 4.15 con el objetivo de determinar las condiciones necesarias para garantizar una reconstrucción perfecta, es decir, una transmisión sin alias. El banco de filtros de síntesis se define en la ecuación (4.39). Las versiones moduladas de la señal de salida

$$\widehat{X}\left(zW_M^k\right) = \mathbf{G}^T\left(zW_M^k\right) \cdot \mathbf{X}\left(z^M\right), \quad k = 0, 1, 2, ..., M-1 \tag{4.41}$$

puede representarse mediante el vector de modulación de la señal de salida

$$\widehat{\mathbf{X}}^{(m)}(z) = \left[\begin{array}{cccc} \widehat{X}(z) & \widehat{X}\left(zW_M\right) & \dots & \widehat{X}\left(zW_M^{M-1}\right) \end{array}\right]^T \tag{4.42}$$

de (4.41) se obtiene

$$\widehat{\mathbf{X}}^{(m)}(z) = \mathbf{G}^{(m)}(z) \cdot \mathbf{X}\left(z^M\right) \tag{4.43}$$

donde

$$\mathbf{G}^{(m)}(z) = \left[\begin{array}{cccc} G_0(z) & G_1(z) & \dots & G_{M-1}(z) \\ G_0\left(zW_M\right) & G_1\left(zW_M\right) & & G_{M-1}\left(zW_M\right) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ G_0\left(zW_M^{M-1}\right) & G_1\left(zW_M^{M-1}\right) & \dots & G_{M-1}\left(zW_M^{M-1}\right) \end{array}\right] \tag{4.44}$$

La matriz en cuestión describe la función de modulación del banco de síntesis. El banco de análisis está especificado en (4.34). Sustituyendo el vector de subbandas $\mathbf{X}(z)$ de (4.34) en (4.43), obtenemos la conexión entre la entrada y la salida del banco de filtros SBC.

$$\widehat{\mathbf{X}}^{(m)}(z) = \frac{1}{M}\mathbf{G}^{(m)}(z) \cdot \left[\mathbf{H}^{(m)}(z)\right]^T \cdot \mathbf{X}^{(m)}(z) \tag{4.45}$$

$$= \mathbf{F}(z) \cdot \mathbf{X}^{(m)}(z) \tag{4.46}$$

4.5.3. Bancos de Filtros con Modulación Compleja (Bancos de Filtros DFT)

Con el fin de simplificar el proceso de diseño, se dejará a un lado, por el momento, la complejidad de obtener M funciones de transferencia distintas que garanticen una reconstrucción perfecta. En su lugar, se derivarán todas las funciones de transferencia a partir de un único prototipo pasa bajas.

La metodología propuesta se basa en el principio pseudo-QMF, ampliamente reconocido en la literatura. Este principio se fundamenta en tres pilares fundamentales: 1) Los canales del banco de filtros se construyen a partir de un prototipo común, desplazado en frecuencia. 2) Se compensa únicamente la interferencia entre canales adyacentes. 3) Los demás alias espectrales se atenúan mediante el filtro prototipo [85].

Estructura del Banco de Filtros

El banco de filtros SBC ilustrado en la Figura 4.15 utiliza M filtros de análisis, los cuales se derivan de un prototipo de paso bajo común, $H(z)$. Mediante traslaciones en frecuencia de la respuesta en frecuencia del prototipo, se generan los filtros de análisis. Esta traslación se logra multiplicando la respuesta al impulso por una exponencial compleja.

$$h(n) \cdot e^{(jn\omega_0)} \longleftrightarrow H\left(e^{j(\omega-\omega_0)}\right) \tag{4.47}$$

La ecuación (4.47) se puede observar gráficamente en la Figura 4.16.

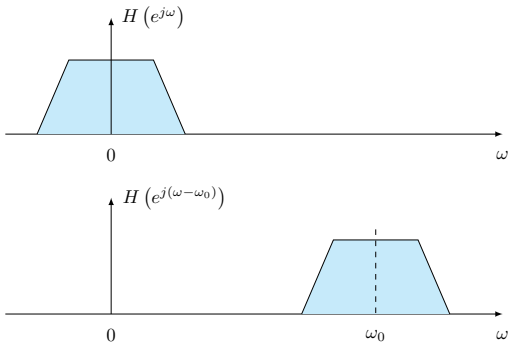


Figura 4.16: Corrimiento en frecuencia: filtro prototipo, y filtro desplazado en la frecuencia.

Al multiplicar la respuesta al impulso $h(n)$ por un factor complejo de pasa banda, se obtienen coeficientes complejos. Estos coeficientes pueden transformarse en coeficientes reales. No obstante,

en el caso particular de la frecuencia $\omega_0 = \pi$, el factor complejo se simplifica a $(-1)^n$, lo que provoca un cambio en el tipo de filtro: de pasa baja a pasa alta.

En un banco de filtros de M canales, el espectro de frecuencias se divide en M subbandas iguales. El filtro prototipo, $H(z)$, está diseñado para aislar una gama de frecuencias específica, con una frecuencia de corte de π/M. Para permitir una reconstrucción perfecta, las regiones de transición de los filtros adyacentes deben solaparse. Las frecuencias centrales de los M filtros de análisis están espaciadas uniformemente a intervalos de $2\pi/M$. La respuesta en frecuencia de cada filtro puede obtenerse sustituyendo $\omega_i = i2\pi/M$ en la ecuación (4.47).

$$H_i\left(e^{j\omega}\right) = H\left(e^{j(\omega - 2\pi i/M)}\right), \quad i = 0, 1, 2, \ldots, M-1 \tag{4.48}$$

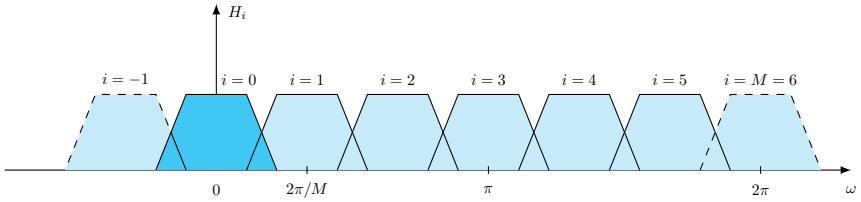


Figura 4.17: Respuesta en frecuencia del filtro prototipo paso bajas y banco de filtros derivado de este.

El filtro $H_0(z)$ es una copia exacta del filtro original $H(z)$ y se conoce como filtro de banda base. Cuando M es un número par, se genera un filtro pasa altas en el punto medio. Este filtro, compuesto solo por números reales, se obtiene invirtiendo los signos de los coeficientes impares del filtro original. Entre el inicio y el punto medio, se encuentran filtros de pasa banda con números complejos. Los filtros después del punto medio son idénticos a los del inicio debido a la periodicidad de la respuesta en frecuencia. Por ejemplo, el filtro $H_5\left(e^{j\omega}\right)$ es el mismo que $H_{-1}\left(e^{j\omega}\right)$.

4.5.4. Bancos de Filtros Modulados por Coseno

Al igual que los bancos de filtros DFT que ya hemos visto, los bancos de filtros coseno modulados son una variante de los bancos de filtros pseudo-QMF. Estos últimos son muy utilizados en la actualidad. Sin embargo, a diferencia de los bancos DFT, los bancos de filtros coseno modulados emplean el doble de filtros complejos modulados ($2M$ en lugar de M) tanto en el análisis como en la síntesis. Además, el ancho de banda del filtro prototipo es la mitad que en los bancos DFT, siendo $\pi/2M$ en lugar de π/M. Los filtros de canal se obtienen modulando el prototipo a frecuencias

específicas, y se agrupan en pares para obtener filtros con respuesta al impulso real [87], [88].

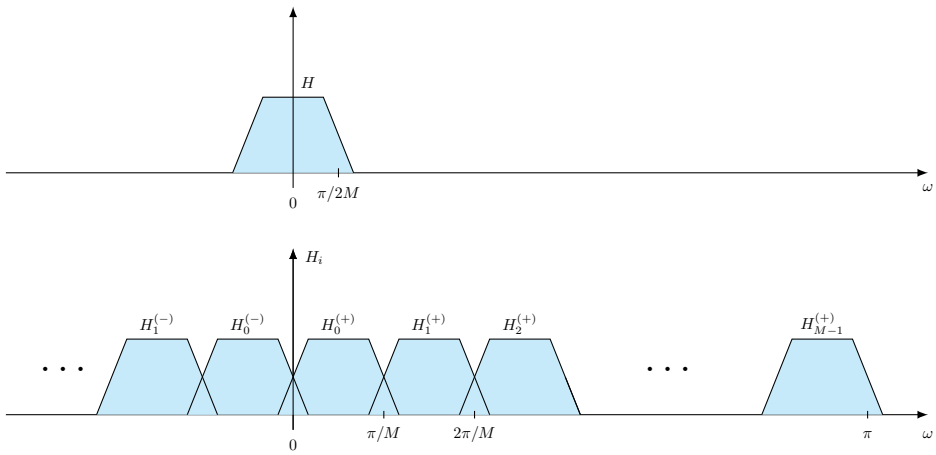


Figura 4.18: Esquema de frecuencias de un banco de filtros modulado por coseno: prototipo y subfiltro modulado complejo.

Tomando como punto de partida la respuesta al impulso $h(n)$ y su transformación en el dominio Z $H(z)$ del filtro original, se pueden obtener dos nuevos filtros desplazando su frecuencia en $\pi/2M$ y $-\pi/2M$.

$$h_0^{(+)}(n) = h(n)e^{\left(jn\frac{\pi}{2M}\right)} \tag{4.49}$$

y

$$h_0^{(-)}(n) = h(n)e^{\left(-jn\frac{\pi}{2M}\right)} \tag{4.50}$$

Se pueden combinar para obtener un filtro real.

$$h_i(n) = 2h(n)\cos\left(n\frac{(2i+1)\pi}{2M}\right), \quad i = 0, 1, 2, \ldots M-1 \tag{4.51}$$

El resultado es un banco de filtros SBC, ilustrado en la Figura 4.15. Este banco de filtros comprende M filtros de valor real, cada uno poseyendo un ancho de banda de π/M. Una representación visual de la respuesta en frecuencia de un solo filtro puede encontrarse en la Figura 4.18.

Capítulo 5

Propuesta y Resultados

5.1. Objetivos y Planteamiento del Problema.

5.1.1. Objetivos.

En este capitulo se muestran los diferentes resultados sobre la detección de espectro usando bancos de filtros y detectores de energía. Es importante recalcar que el trabajo esta basado en un sistema objetivo, donde se comparan diferentes técnicas de bancos de filtros, para observar los resultados obtenidos de cada uno de estos.

Este estudio tuvo como objetivo principal investigar y desarrollar nuevas técnicas para la detección de espectro de banda estrecha y ancha, con un enfoque especial en métodos basados en la detección de energía. Se exploraron diversas estrategias, incluyendo la utilización de filtros de banda estrecha para la determinación de umbrales dinámicos y la combinación de detección de espectro de banda estrecha y banda ancha para mejorar la eficiencia de la detección. A través de simulaciones en MATLAB, se evaluaron los métodos existentes y se propuso un nuevo enfoque que combina los elementos más prometedores de las técnicas analizadas.

5.1.2. Metodología.

Para realizar las simulaciones del sistema objetivo se eligió usar el software de programación de alto nivel MATLAB ya que cuenta con mucha flexibilidad debido a su sintaxis sencilla y versátil, además de que se pueden usar ciertas herramientas que MATLAB ya provee o incluso se puede hacer una descripción de código acorde a las necesidades del sistema y de lo que uno requiera medir u obtener como resultado. Otra razón por la cual MATLAB es una buena elección para desarrollar

el sistema es el hecho de existe una gran cantidad de recursos y material que se puede utilizar para el desarrollo de sistemas y solución de problemas.

Para la generación de señales de cualquier tipo, MATLAB es una excelente opción ya que permite al desarrollador observar con detalle los parámetros que se necesitan usar para operar estas señales, como la frecuencia, el tiempo, la frecuencia de muestreo, etc. Existen herramientas llamadas Toolbox para generar señales con un tipo de modulación específica, como QAM por ejemplo, pero en este caso se hizo lo posible para generar las señales y hacer el procesamiento de acuerdo a las especificaciones que se requerían para cumplir los objetivos, y no usar la Toolbox que en ocasiones puede parecer limitada.

La manera en la que se fueron realizando las simulaciones fue primero en pensar como iba a generar señales de diferentes frecuencias o que tipo de señal tenía que meter en un banco de filtros y luego en el detector de energía, entonces primero se ejecutaron simulaciones sobre como generar señales QAM, ya que estas señales se representan como señales sinusoidales en diferentes fases y frecuencias, pero al mismo tiempo se quería generar diferentes frecuencias al mismo tiempo, esto resultaba ser un poco mas complejo porque de igual manera se requería que no siempre en los intervalos de tiempo en los que se pretendía hacer la medición se generará el mismo numero de señales, ya que en la realidad no es así. En este capitulo se mostrarán todos los pasos que se hicieron para generar señales QAM de forma aleatoria respecto a un numero de señales y de diferentes frecuencias.

Algo que también es importante tomar en cuenta es el ruido que se le agregan a las señales que se van a medir, en este caso las señales generadas QAM se les pretendía sumar el ruido, en este caso se utilizó ruido blanco Gaussiano aditivo (AWGN por sus siglas en inglés Additive White Gaussian Noise). El ruido AWGN que se quería agregar a las señales generadas QAM se necesitaba que este controlado, entonces lo que se hizo fue ajustar un parámetro muy importante que es la relación señal a ruido (SNR por sus siglas en inglés, Signal to Noise Ratio). El SNR se hizo controlable para que cuando se hagan las simulaciones finales se tenga una medida de que tan probable es tener una buena detección de señales dependiendo del SNR que la señal tenga en relación con el ruido gaussiano.

Los bloques mas importantes de este proyecto son el banco de filtros y el detector de energía. Para saber como diseñar un banco de filtros se tuvo que revisar mucha teoría para este bloque en específico y se realizaron varias simulaciones de diferentes bancos de filtros y para comparar cual podría ser el mejor banco de filtros para el sistema final del proyecto. En este capitulo de

resultados se mostrarán los diferentes resultados de los bancos de filtros que se desarrollaron para separar la señal en las diferentes frecuencias que esta señal puede llegar a abarcar, se mencionan también una comparativa de todos estos bancos de filtros hasta escoger uno en específico. Cabe mencionar que el banco de filtros que se requiere para este proyecto es únicamente de análisis, ya que lo que se necesita medir en este sistema es saber en que frecuencia se ubican los usuarios para saber que bandas se pueden usar para no ocasionar interferencias.

El detector de energía fue uno de los bloques mas complicados de obtener, debido a que depende de muchos parámetros, como la probabilidad de detección, la probabilidad de falsa alarma, el SNR, el ancho de banda de la señal, el periodo de la señal, entre otros, por lo tanto, simular solo un detector de energía proponiendo una señal de entrada y ver que lo detectara no sería suficiente debido a que en un sistema real que cambia la potencia del ruido, y el SNR, las probabilidades de detección y de falsa alarma tienen que ser reajustadas para tener un umbral dinámico por el cual el sistema se pueda guiar y de esa manera saber que umbral usar dependiendo de los parámetros que se obtengan de la señal de entrada, se realizo de igual forma la simulación sin tomar en cuenta muchas cosas al principio, pero a la hora de realizar la conexión del sistema completo se tuvo que rehacer el sistema de detección de energía, ya que no era posible detectar cuando se cambiaban los parámetros.

5.2. Planteamiento del sistema propuesto

El sistema propuesto se divide en cinco etapas principales, cada una diseñada para simular un componente fundamental en un sistema de comunicaciones digital real. A continuación, se detalla cada bloque y su función dentro del sistema global, tal como se muestra en el diagrama de bloques de la Figura 5.1:

- **Generación de señales QAM:** En esta etapa se generan señales moduladas en cuadratura (QAM), que son la representación digital de la información a transmitir. Se selecciona el orden de modulación (por ejemplo, 16-QAM, 64-QAM) en función de la tasa de error deseada y el ancho de banda disponible.

- **Adición de ruido blanco Gaussiano:** Para simular las condiciones reales de un canal de comunicaciones, se añade ruido blanco gaussiano a la señal QAM. Este ruido representa las interferencias y distorsiones que la señal experimenta durante la transmisión.

- **Banco de filtros:** El banco de filtros se encarga de separar las diferentes componentes de frecuencia de la señal recibida, permitiendo así una mejor estimación de la señal original. Los filtros utilizados pueden ser de tipo FIR o IIR, y su diseño depende de las características del canal y de la señal.

- **Detector de energía:** El detector de energía estima la potencia de cada símbolo recibido, lo cual es fundamental para la toma de decisiones en el siguiente bloque.

- **Decisión:** Finalmente, el bloque de decisión compara las muestras recibidas con un umbral predefinido para determinar cuál es el símbolo más probable que fue transmitido. Esta etapa es crucial para recuperar la información original a partir de la señal recibida.

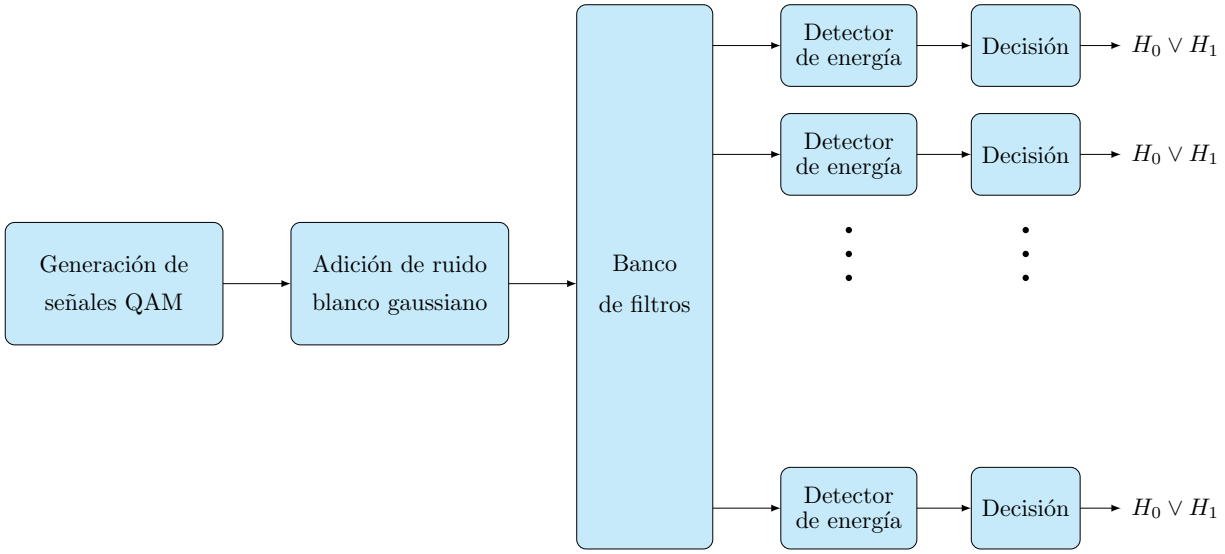


Figura 5.1: Sistema propuesto.

5.3. Simulaciones de los generadores de señales

El sistema de generación de señales de prueba es un componente crucial para evaluar el rendimiento y la robustez de un sistema de detección de espectro para radio cognitiva. Su función principal es simular una variedad de escenarios de ocupación del espectro radioeléctrico, lo más realistas posible, para someter al sistema de detección a condiciones de operación diversas y exigentes.

El proceso de generación de señales se divide en las siguientes etapas:

Definición del Periodo de Simulación

El periodo de simulación define la duración total de un "barrido"del espectro, durante el cual se generan y analizan las señales de prueba. Este periodo debe ser lo suficientemente largo para capturar eventos relevantes en la ocupación del espectro, pero también lo suficientemente corto para permitir un análisis eficiente.

El periodo se determina en función del número de muestras de la señal digitalizada. Este número está directamente relacionado con la frecuencia de muestreo del sistema y la resolución espectral deseada. Una mayor frecuencia de muestreo permite capturar señales con componentes de frecuencia más altas, mientras que un mayor número de muestras mejora la resolución en frecuencia, permitiendo distinguir señales con frecuencias muy cercanas.

Determinación Aleatoria del Número de Señales

Simular la variabilidad en la cantidad de señales presentes en el espectro en diferentes momentos. En entornos reales, el número de señales activas puede cambiar constantemente debido a la actividad de usuarios, condiciones ambientales, etc.

Para cada periodo de simulación, se genera un número aleatorio de señales que estarán presentes en ese intervalo de tiempo. Este número se selecciona de forma aleatoria dentro de un rango predefinido, que en este caso es entre 5 y 25 señales. La aleatoriedad se puede lograr utilizando un generador de números aleatorios con una distribución uniforme dentro del rango especificado.

Generación Aleatoria de Frecuencias

Asignar frecuencias aleatorias a cada una de las señales que se van a generar. Esto simula la diversidad de frecuencias en las que operan los diferentes sistemas de comunicación.

Para cada señal a generar, se selecciona una frecuencia aleatoria dentro del rango de interés, que en este caso es de 0 a 10 MHz. La distribución de probabilidad de las frecuencias puede ser uniforme, lo que significa que cada frecuencia dentro del rango tiene la misma probabilidad de ser seleccionada. También se pueden utilizar otras distribuciones, como la distribución normal, para simular escenarios en los que las señales tienden a concentrarse en ciertas bandas de frecuencia.

Modulación QAM

Modular las señales generadas para simular señales de comunicación reales. La modulación por amplitud en cuadratura (QAM) es una técnica de modulación digital que permite transmitir información variando tanto la amplitud como la fase de una señal portadora.

Para cada señal, se generan señales en fase (I) y en cuadratura (Q) de forma aleatoria. Estas señales representan la información que se va a transmitir. Luego, las señales I y Q se combinan para crear la señal modulada en QAM. El orden de modulación QAM (e.g., 16-QAM, 64-QAM)

determina el número de bits que se pueden transmitir por símbolo y, por lo tanto, la eficiencia espectral de la modulación.

Creación de la Señal de Prueba

Combinar todas las señales moduladas individuales en una única señal de prueba que representa la ocupación del espectro en un momento dado.

Las señales moduladas individuales, cada una con su frecuencia y modulación QAM asignadas, se suman para crear la señal de prueba. Esta señal puede incluir múltiples señales QAM con diferentes características, así como también ruido o interferencias adicionales para simular condiciones de canal reales.

Repetición del Proceso

Simular la evolución de la ocupación del espectro a lo largo del tiempo.

El proceso de generación de señales se repite para cada periodo de tiempo definido en la simulación. Esto crea una secuencia de señales de prueba que representan cómo cambia la ocupación del espectro a medida que transcurre el tiempo.

La Figura 5.2 muestra la señal en el dominio del tiempo, resultante de la suma de todas las señales generadas, cada una con una frecuencia diferente. La superposición de estas señales permite simular una señal compleja, compuesta por múltiples frecuencias, cuyo análisis es el objetivo del sistema. Esta señal se genera en cada iteración del ciclo principal del sistema, permitiendo el procesamiento de los datos en intervalos de tiempo consecutivos.

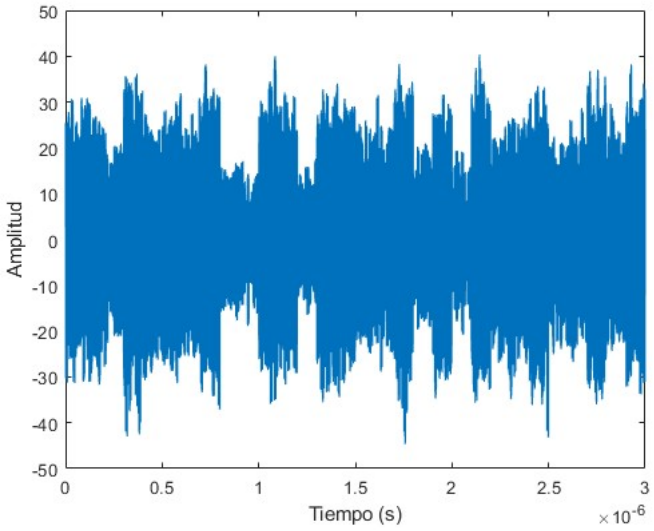


Figura 5.2: Señal QAM generada en el dominio del tiempo.

En la Figura 5.3, se presenta el espectro de frecuencias de la señal compuesta. Este análisis

revela las diferentes componentes de frecuencia que constituyen la señal, información crucial para el correcto funcionamiento del sistema. La complejidad de la señal, evidenciada en el espectro, justifica la necesidad de un procesamiento por bloques en intervalos de tiempo, adaptándose a la naturaleza dinámica de la señal.

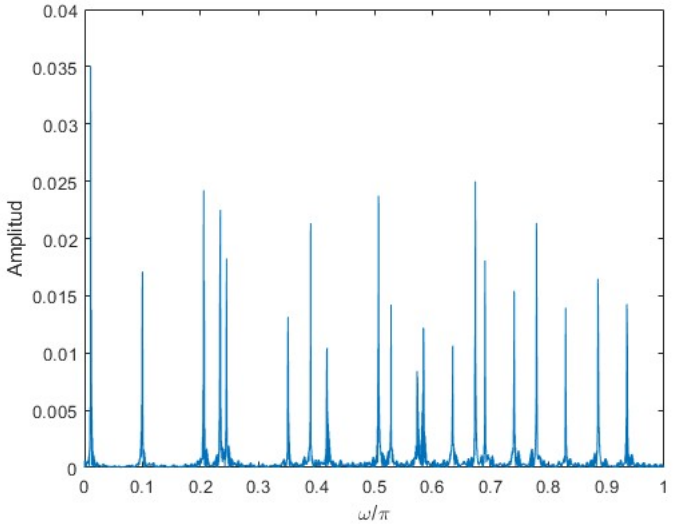


Figura 5.3: Señal QAM generada en el dominio de la frecuencia.

La Figura 5.4 muestra el espectrograma obtenido a partir de 30 periodos de tiempo distintos. En esta representación, el eje horizontal representa el tiempo, mientras que el eje vertical indica la frecuencia. La intensidad del color amarillo en cada punto del espectrograma es proporcional a la amplitud de la señal en esa frecuencia y tiempo específicos. La limpieza del espectrograma, libre de ruido, permite apreciar con claridad las diferentes señales y componentes de frecuencia que componen la señal original.

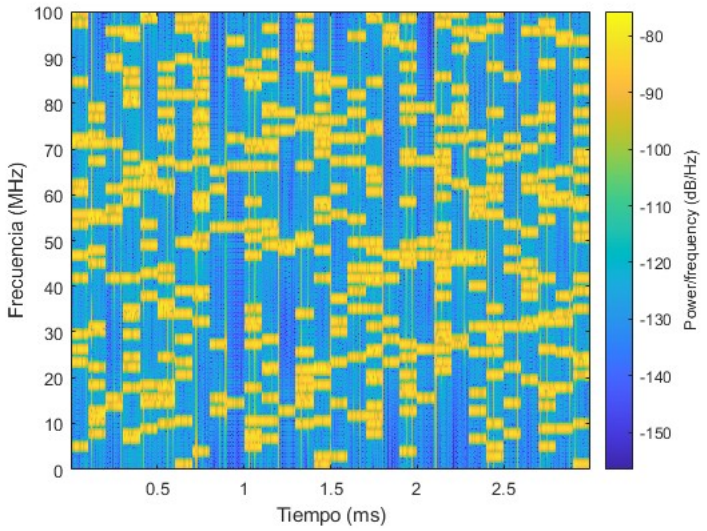


Figura 5.4: Espectrograma que muestra la entrada de diferentes señales en el dominio de la frecuencia.

5.4. Simulaciones Adición de Ruido Blanco Gaussiano

Para evaluar el desempeño del sistema en condiciones realistas, donde las señales se ven afectadas por ruido e interferencias, se introduce ruido blanco Gaussiano controlado a la señal generada. Este tipo de ruido, caracterizado por una distribución de probabilidad normal y una potencia uniforme en todas las frecuencias, es un modelo ampliamente utilizado para representar el ruido presente en diversos sistemas de comunicación.

La adición de ruido blanco Gaussiano tiene como objetivo principal simular escenarios reales de operación, donde las señales pueden verse enmascaradas por el ruido, dificultando su detección y procesamiento. Al controlar la potencia del ruido, se pueden simular diferentes niveles de interferencia y analizar cómo esto afecta a la capacidad del sistema para detectar y procesar las señales deseadas.

La cantidad de ruido agregado se controla mediante un parámetro fundamental: la relación señal a ruido (SNR). El SNR, expresado en decibelios (dB), relaciona la potencia de la señal útil con la potencia del ruido. Un SNR alto indica que la señal es más potente que el ruido, mientras que un SNR bajo señala lo contrario. Al variar el SNR, se pueden simular diferentes escenarios de operación, desde condiciones de alta calidad de señal hasta situaciones de fuerte interferencia, y evaluar el rendimiento del sistema en cada caso.

La adición de ruido blanco Gaussiano a la señal generada tiene un impacto directo en su

calidad. El ruido puede enmascarar señales débiles o dificultar la distinción entre señales con frecuencias cercanas, lo que representa un desafío para el sistema de detección. Al controlar la cantidad de ruido, se puede estudiar cómo afecta esto a la capacidad del sistema para detectar y analizar las señales presentes en el espectro, así como para estimar sus parámetros (frecuencia, amplitud, etc.).

La adición de ruido blanco Gaussiano controlado es una etapa fundamental en la evaluación del sistema, ya que permite simular condiciones reales de operación y analizar el impacto del ruido en la capacidad del sistema para detectar y procesar señales. El control preciso de la cantidad de ruido, a través del SNR, permite estudiar el comportamiento del sistema en diferentes escenarios y determinar su robustez ante la presencia de interferencias.

La Figura 5.5 muestra la señal QAM generada en el dominio del tiempo, a la que se ha añadido ruido blanco Gaussiano con una relación señal a ruido (SNR) de 2. Se puede observar cómo el ruido afecta la señal, distorsionando su forma y dificultando la identificación de sus componentes.

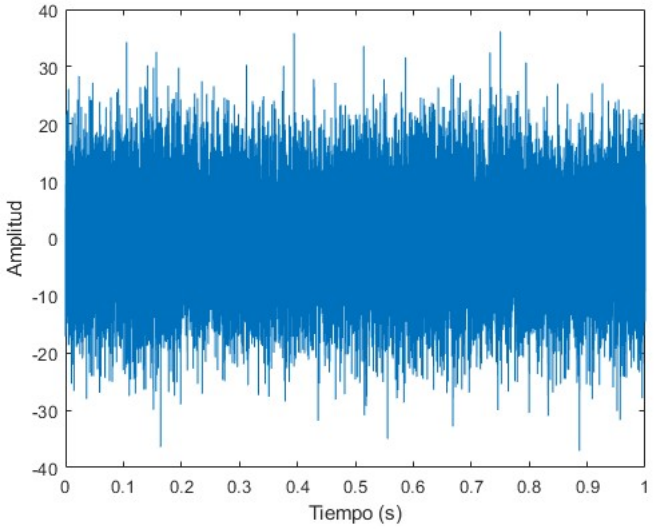


Figura 5.5: Señal QAM generada con AWGN en el dominio del tiempo.

La Figura 5.6 ilustra el espectro de frecuencias de la señal QAM, al que se ha sumado ruido blanco Gaussiano con un SNR igual a 2. El ruido blanco Gaussiano, al tener una potencia uniforme en todas las frecuencias, se manifiesta como un nivel de ruido de fondo constante en el espectro. Este nivel de ruido dificulta la detección de señales con amplitudes bajas.

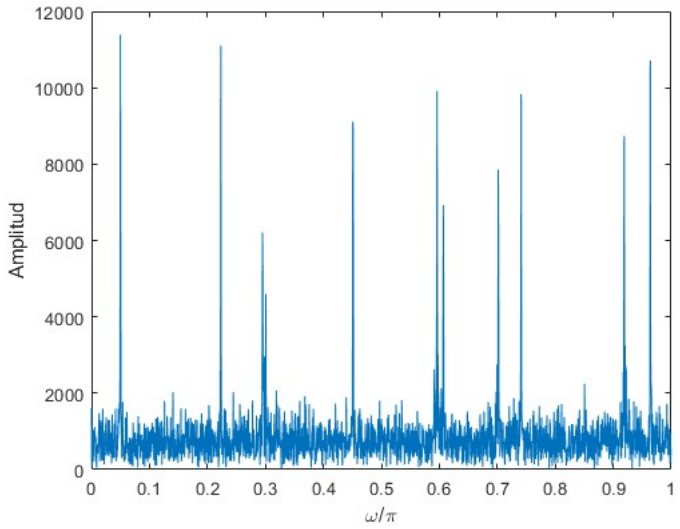
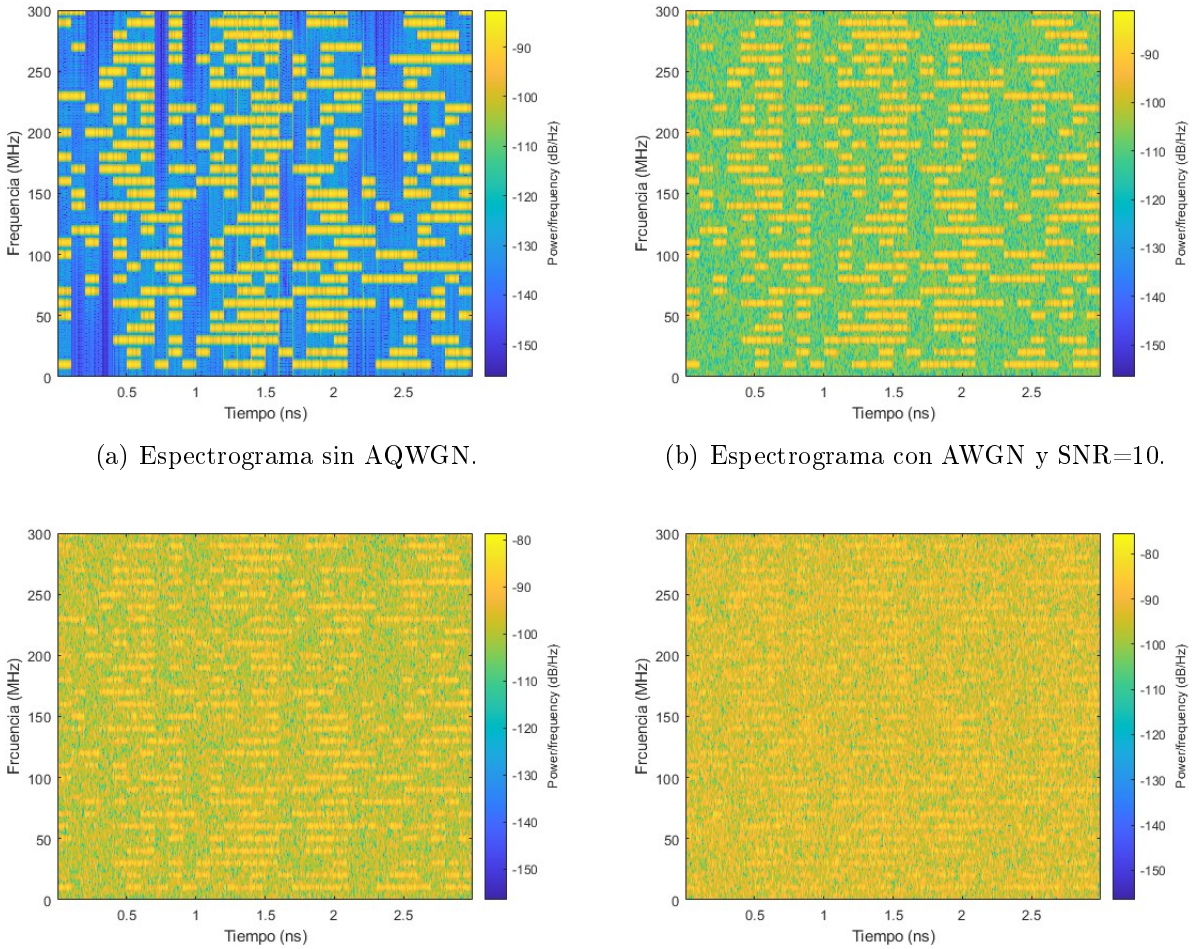


Figura 5.6: Señal QAM generada con AWGN en el dominio de la frecuencia.

La Figura 5.7(a) muestra un espectrograma de señales de Modulación de Amplitud en Cuadratura (QAM) en un entorno ideal, sin presencia de ruido. Este espectrograma revela las distintas componentes de frecuencia de las señales QAM a lo largo del tiempo, mostrando su comportamiento intrínseco sin distorsiones.

En contraste, las Figuras 5.7(b), 5.7(c) y 5.7(d) presentan espectrogramas de las mismas señales QAM, pero esta vez afectadas por ruido gaussiano blanco aditivo (AWGN). El AWGN se suma a la señal original, corrompiéndola y dificultando su correcta interpretación.

Cada una de las Figuras 5.7(b), 5.7(c) y 5.7(d) corresponde a diferentes niveles de relación señal-a-ruido (SNR). Un valor de SNR alto indica que la señal es más fuerte que el ruido, mientras que un valor bajo indica lo contrario. En estas Figuras, se observa cómo a medida que disminuye la SNR, el ruido se hace más evidente y la señal QAM se distorsiona progresivamente, perdiendo claridad y legibilidad.



(a) Espectrograma sin AQWGN.

(b) Espectrograma con AWGN y SNR=10.

(c) Espectrograma con AWGN y SNR=0.

(d) Espectrograma con AWGN y SNR=-5.

Figura 5.7: Comparación de los espectrogramas con diferentes niveles de SNR.

5.5. Simulaciones Bancos de Filtros

Los bancos de filtros desempeñan un papel crucial en el spectrum sensing al dividir el espectro en múltiples subbandas para su análisis individual. Esta división facilita la identificación de señales de usuarios primarios, incluso si son débiles o están enmascaradas por otras señales o ruido. Al analizar cada banda de frecuencia por separado, es más sencillo detectar la presencia de una señal, su potencia y sus características.

MATLAB, con su amplia gama de herramientas y funciones especializadas en el procesamiento de señales, es una plataforma ideal para la simulación y el diseño de bancos de filtros para spectrum sensing.

- Modelado del espectro: Se crea un modelo de la señal que representa el espectro radioeléctrico,

incluyendo señales de usuarios primarios (con diferentes características y niveles de potencia) y ruido.

- Diseño del banco de filtros: Se diseñan los filtros individuales que componen el banco, considerando el número de bandas, el ancho de banda de cada filtro, el tipo de filtro (FIR, IIR) y el orden.
- Aplicación del banco de filtros: La señal que representa el espectro se pasa a través del banco de filtros, separándola en las diferentes bandas de frecuencia.

Modelado del espectro: Se crea un modelo de la señal que representa el espectro radioeléctrico, incluyendo señales de usuarios primarios (con diferentes características y niveles de potencia) y ruido.
Diseño del banco de filtros: Se diseñan los filtros individuales que componen el banco, considerando el número de bandas, el ancho de banda de cada filtro, el tipo de filtro (FIR, IIR) y el orden.
Aplicación del banco de filtros: La señal que representa el espectro se pasa a través del banco de filtros, separándola en las diferentes bandas de frecuencia.

5.5.1. Simulaciones de Bancos de Filtros de Dos Canales

Para los bancos de filtros primero se efectuaron simulaciones del banco de filtros más sencillo que pueda existir, que en este caso es el de dos filtros, un filtro pasa bajas y un filtro pasa altas. Para simular este banco de filtros se puede revisar la teoría que se menciona en el capitulo 5 haciendo uso de las ecuaciones (4.20) y (4.21).

$$H(z) = H_0(z) \tag{5.1}$$

$$H_1(z) = H(-z) \tag{5.2}$$

Si se usa la definición de la transformada Z se obtiene.

$$H(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(n)z^{-n} \tag{5.3}$$

Y para definir el filtro pasa altas se usa las ecuaciones (5.2) y (5.3) y se obtiene lo siguiente.

$$
\begin{aligned}
H_1(z) &= H(-z) \\
&= \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(n)\left(-z^{-n}\right) \\
&= \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(n) z^{-n} (-1)^{-n} \\
&= \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(n) (-1)^{-n} z^{-n} \\
&= \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_1(n) z^{-n}
\end{aligned}
\tag{5.4}
$$

Donde $h_1(n)$ se define como.

$$
\begin{aligned}
h_1(n) &= (-1)^{-n} h(n) \\
&= (-1)^{n} h(n)
\end{aligned}
\tag{5.5}
$$

Ejemplo de un banco de filtros de dos canales.

En este ejemplo, se emplean las ecuaciones de filtro pasa bajas (ecuación 5.1) y pasa altas (ecuación 5.2) para diseñar un banco de filtros de dos canales. Para este diseño en particular, se utiliza un orden de filtro $n = 14$, lo que implica una complejidad computacional moderada pero proporciona una buena precisión en la separación de frecuencias. La Figura 5.8 muestra la respuesta al impulso del filtro pasabajas diseñado.

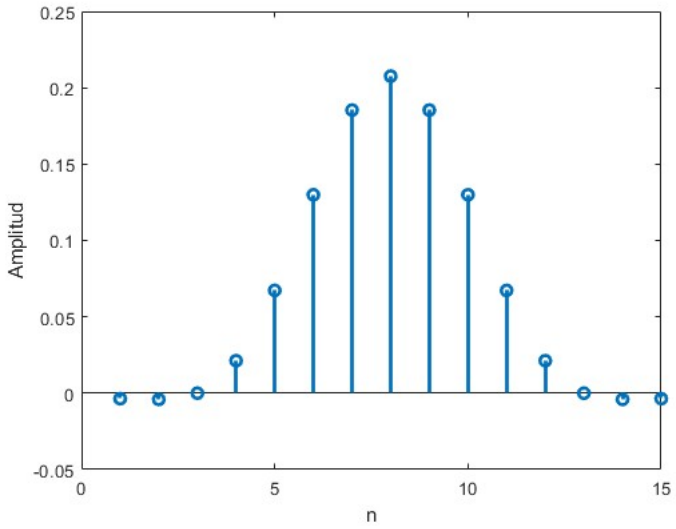


Figura 5.8: Filtro pasabajas $h(n)$.

Aprovechando la estrecha relación existente entre los filtros pasa bajas y pasa altas, se puede emplear la ecuación (5.5) para diseñar el filtro pasa altas. Esta ecuación establece una transformación matemática que permite obtener los coeficientes del filtro pasa altas a partir de los coeficientes del filtro pasa bajas ya diseñado. De esta manera, se reutilizan los cálculos realizados previamente y se optimiza el proceso de diseño del banco de filtros, la respuesta al impulso del filtro pasa altas se muestra en la Figura 5.9

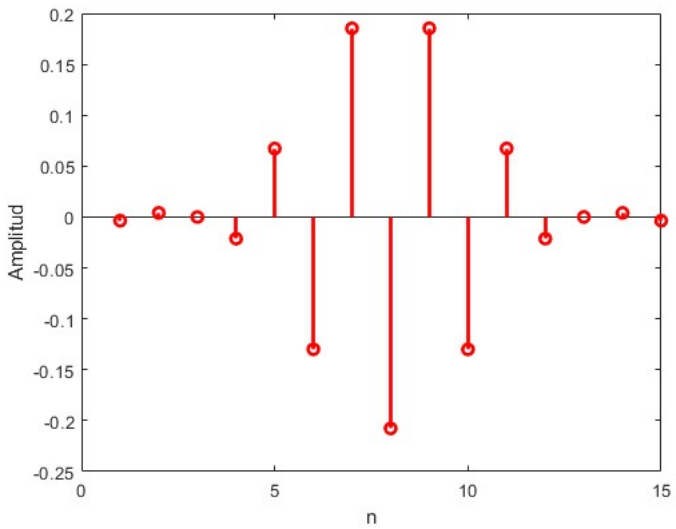


Figura 5.9: Filtro pasaaltas $h(n)(-1)^n$.

En la Figura 5.10 se presentan las respuestas en frecuencia de los filtros digitales $H_0(z)$ y $H_1(z)$. Como se puede observar, estas curvas muestran una relación complementaria: donde la ganancia de un filtro disminuye, la del otro aumenta. Esta característica es típica de filtros pasa bajas ($H_0(z)$) y pasa altas ($H_1(z)$), respectivamente, y refleja su función de separar las componentes de baja y alta frecuencia de una señal.

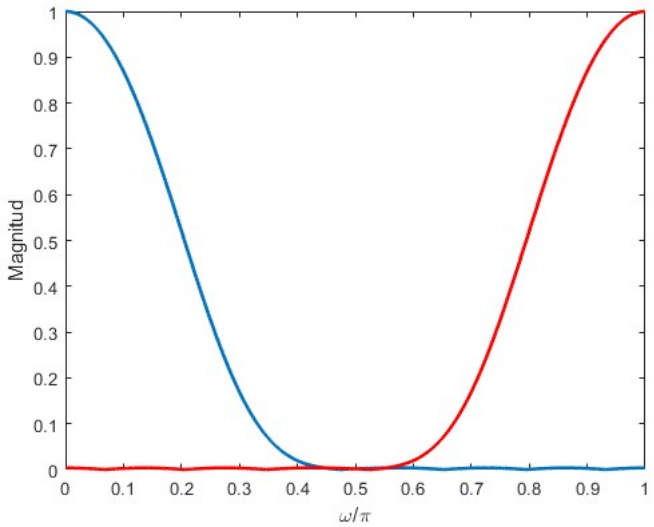


Figura 5.10: Respuesta en frecuencia de los filtros $H_0(z)$ y $H_1(z)$.

Ejemplo de Banco de Filtros QMF

La expresión banco de filtros de espejo cuadratura se refiere a la relación simétrica entre el filtro pasabajas y el filtro pasaaltas, representados por $H_0(z)$ y $H_1(z)$ respectivamente. Por esta razón, se selecciona.

$$H_1(z) = H_0(-z) \tag{5.6}$$

Se evalúa el desempeño de un banco de filtros QMF FIR de fase lineal, empleando un filtro FIR de Johnston de orden 12. Se determinan los filtros de análisis y síntesis, y se analiza su respuesta en frecuencia. Posteriormente, se descompone y se reconstruye una señal rectangular para verificar la eficiencia de la estructura propuesta.

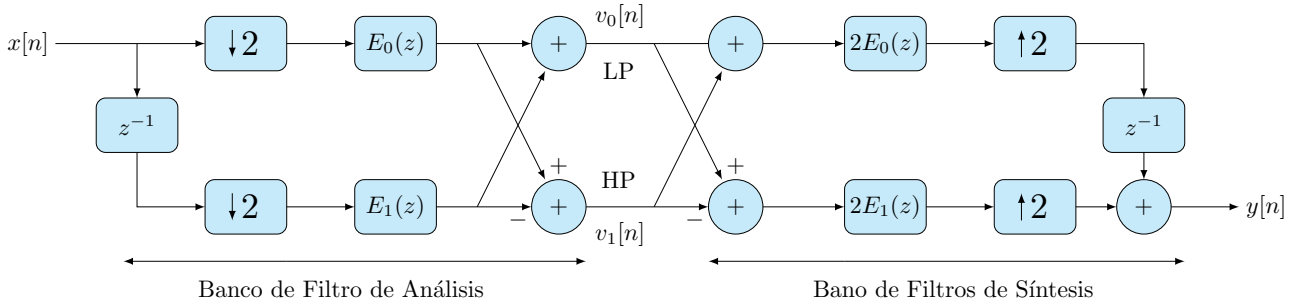


Figura 5.11: Realización computacionalmente eficiente del banco FIR QMF de dos canales.

Las Figuras 5.12 y 5.13 ilustran las características de un par de filtros. La Figura 5.12 muestra

las respuestas al impulso de estos filtros, mientras que la Figura 5.13 muestra sus respuestas de ganancia. El efecto combinado de estos filtros sobre la señal general es una distorsión de amplitud. Para diseñar el sistema, se seleccionan los componentes polifásicos $E_0(z)$ y $E_1(z)$ según la estructura descrita en la Figura 5.11.

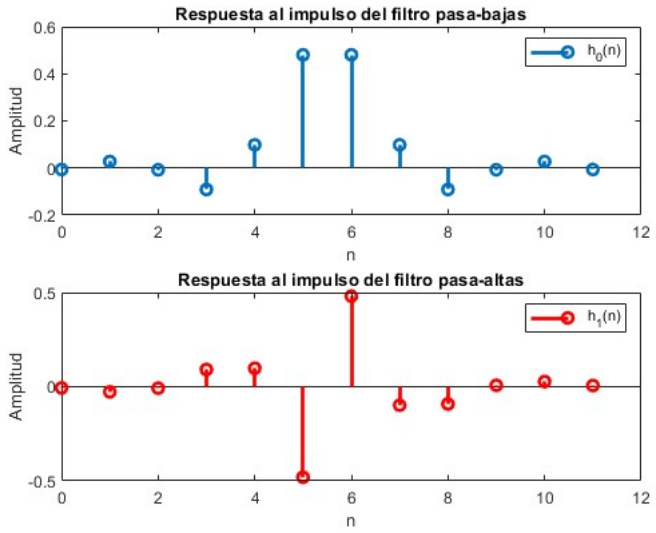


Figura 5.12: Banco FIR QMF de dos canales. Respuestas al impulso del filtro de pasa-baja $H_0(z)$ y del filtro de paso-alta $H_1(z)$.

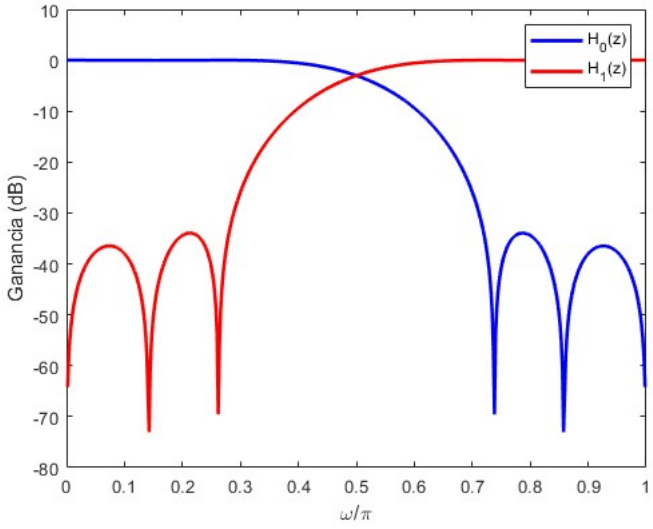


Figura 5.13: Banco FIR QMF de dos canales: respuestas en frecuencia.

Siguiendo la estructura de la Figura 5.11, se seleccionan los componentes polifásicos $E_0(z)$ y $E_1(z)$, la figura 5.12 muestra los componentes polifásicos de $h_0(n)$, las componentes polifásicas se obtienen tomando una componente si y una no, hasta haber pasado por todos los coeficientes del filtro, y la otra componente se obtiene tomando las muestras restantes juntas.

De acuerdo con la estructura presentada en la Figura 5.11, se seleccionan los componentes polifásicos $E_0(z)$ y $E_1(z)$. Como se observa en la Figura 5.14, estos componentes se obtienen a partir de los coeficientes del filtro $h_0(n)$ de la siguiente manera:

- Componente polifásica $E_0(z)$: Se construye tomando cada segundo coeficiente del filtro, comenzando desde el primero.
- Componente polifásica $E_1(z)$: Se construye tomando los coeficientes restantes del filtro, es decir, aquellos que no fueron seleccionados para $E_0(z)$.

En otras palabras, las componentes polifásicas se generan mediante un proceso de interpolación y decimación de los coeficientes del filtro original, lo que permite descomponer el filtro en subfiltros más simples.

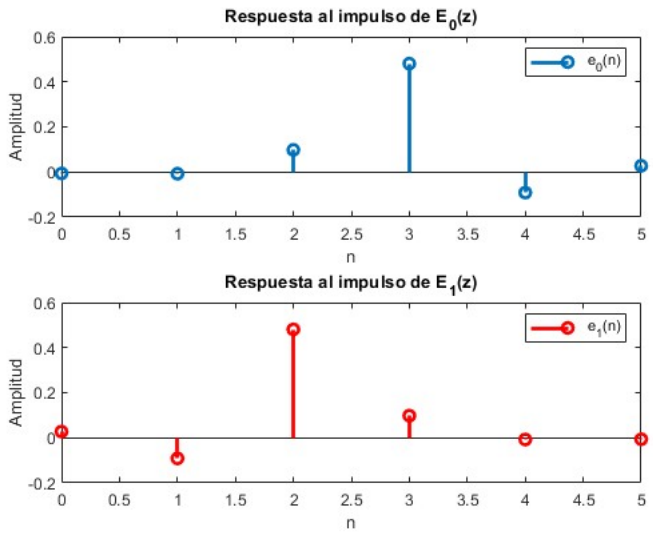


Figura 5.14: Respuesta al impulso de las componentes polifásicas de $E_0(z)$ y $E_1(z)$.

Utilizando los filtros diseñados, realizamos una simulación con una señal de prueba rectangular 5.15 a través de la arquitectura QMF presentada en la Figura 5.11. Esta señal, $x(n)$, es procesada por el banco de filtros de análisis y posteriormente reconstruida mediante el banco de síntesis

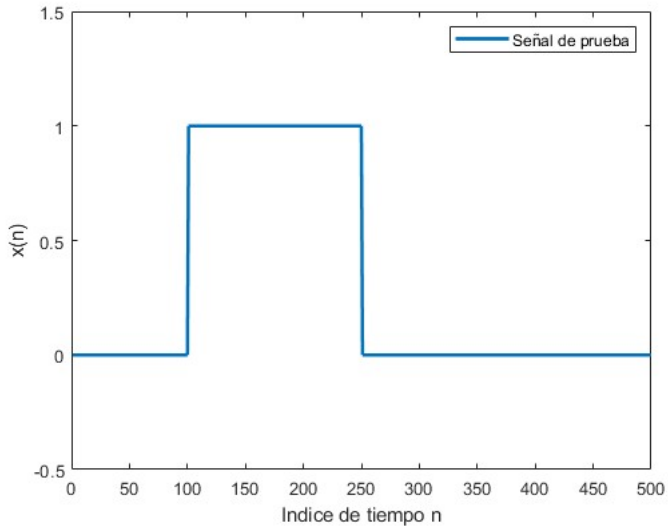


Figura 5.15: Señal rectangular de prueba.

Posteriormente, se procede a la reconstrucción de la señal original a partir de los componentes espectrales $v_0(n)$ y $v_1(n)$. Este proceso de reconstrucción se basa en la etapa de síntesis del banco de análisis/síntesis, como se detalla en la Figura 5.11. En dicha Figura, $v_0(n)$ y $v_1(n)$ representan las señales de entrada al banco de síntesis.

En la Figura 5.16 se presentan gráficamente la señal original, las partes en que se descompuso ($v_0(n)$ y $v_1(n)$) y la señal que se reconstruyó a partir de esas partes. se puede apreciar que la señal reconstruida es prácticamente igual a la original, solo que llega un poco más tarde. Aunque el proceso de reconstrucción introduce pequeñas alteraciones en la amplitud de la señal, estas son tan mínimas que no afectan significativamente a esta señal en particular.

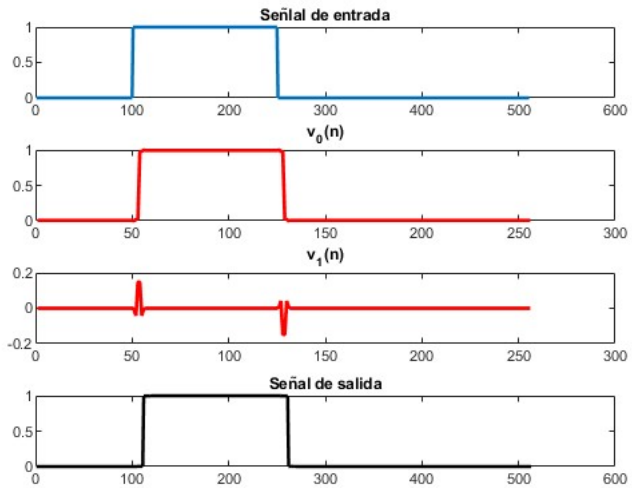


Figura 5.16: Banco FIR QMF de dos canales: descomposición y reconstrucción de la señal.

5.5.2. Simulaciones de Bancos de Filtros de N Canales

Los bancos de filtros de N canales desempeñan un papel crucial en la simulación de sistemas de detección de espectro. Estos sistemas se utilizan para dividir la señal recibida en múltiples subbandas de frecuencia, lo que permite analizar cada subbanda de forma independiente y determinar si contiene una señal.

La simulación de bancos de filtros de N canales es esencial para el diseño y optimización de sistemas de spectrum sensing. Al simular diferentes escenarios y configuraciones de filtros, los ingenieros pueden evaluar el rendimiento del sistema y ajustar los parámetros para lograr la máxima eficiencia en la detección de señales.

Se realizaron simulaciones de bancos de filtros de N canales para evaluar su rendimiento en aplicaciones de detección de espectro. Se consideraron tres estructuras principales: estructura de árbol, estructura paralela y modulación compleja. A continuación, se presenta una breve descripción de cada una:

La estructura de árbol se caracteriza por una serie de divisiones sucesivas de la señal en subbandas, creando una estructura similar a un árbol. Esta estructura es eficiente computacionalmente y flexible en cuanto al número de canales. La señal se divide en dos en cada etapa, lo que permite un análisis jerárquico de las subbandas.

En la estructura paralela, la señal se divide directamente en N subbandas mediante un conjunto de filtros paralelos. Esta estructura ofrece un buen rendimiento en términos de retardo de grupo y aliasing, pero puede ser más costosa computacionalmente. Cada filtro opera de forma independiente en la señal de entrada.

La técnica de modulación compleja utiliza modulación y demodulación para crear las subbandas, lo que permite un mayor control sobre las características de los filtros. Esta técnica puede ser más compleja de implementar, pero ofrece una gran flexibilidad en el diseño del banco de filtros.

En la Figura 5.17, se puede observar la simulación de un banco de filtros de 4 canales con estructura de árbol en el dominio de la frecuencia. La señal de entrada, que puede contener múltiples componentes de frecuencia, se divide en cuatro subbandas mediante una serie de filtros y decimadores dispuestos en forma de árbol.

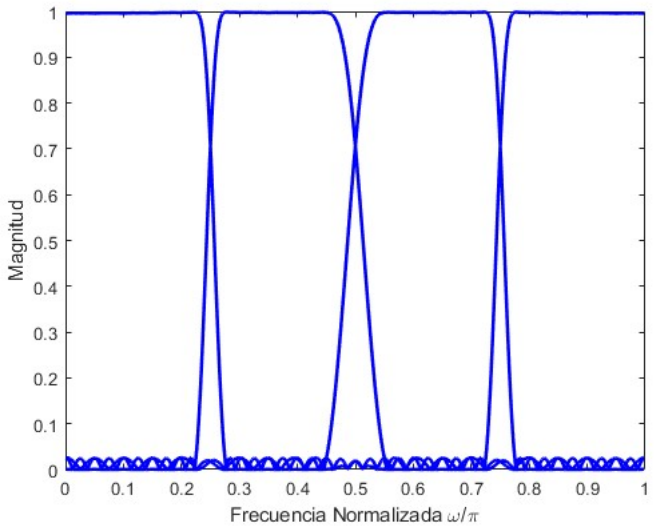


Figura 5.17: Banco de filtros con estructura de árbol de 4 canales.

En la Figura 5.18, se presenta la simulación de un banco de filtros de 8 canales con estructura de árbol en el dominio de la frecuencia. Al igual que en la simulación de 4 canales, la señal de entrada se divide en subbandas, pero en este caso, se generan ocho subbandas en lugar de cuatro.

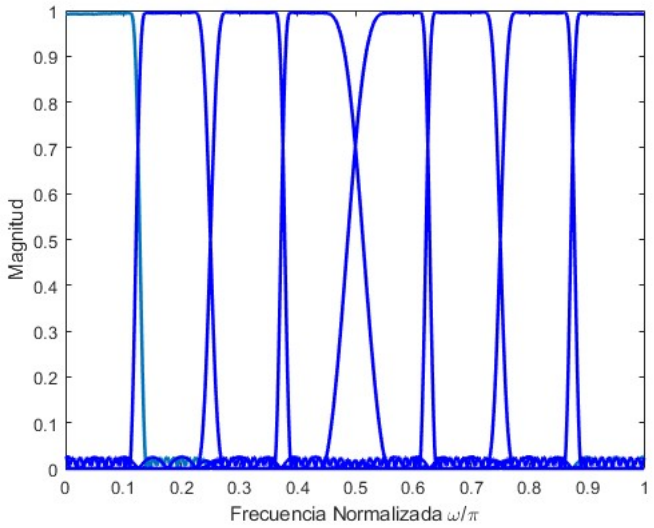


Figura 5.18: Banco de filtros con estructura de árbol de 8 canales.

Ambas simulaciones, tanto la de 4 canales como la de 8 canales, comparten la estructura de árbol como base, pero difieren en la cantidad de subbandas generadas y, por lo tanto, en su resolución de frecuencia. A continuación, se presenta una comparación de sus características principales:

Resolución de frecuencia

- 4 canales: La simulación de 4 canales divide la señal en cuatro subbandas, lo que proporciona una resolución de frecuencia moderada. Esta resolución puede ser suficiente para identificar señales con una separación de frecuencia relativamente grande.

- 8 canales: La simulación de 8 canales duplica la cantidad de subbandas, lo que resulta en una resolución de frecuencia mayor. Esta mayor resolución permite identificar señales que están más cerca unas de otras en frecuencia, lo cual es crucial en aplicaciones de spectrum sensing donde se busca detectar señales débiles o señales que se encuentran muy cerca unas de otras en frecuencia.

Complejidad computacional

- 4 canales: La simulación de 4 canales requiere menos etapas de división en el árbol, lo que se traduce en una menor complejidad computacional. Esto significa que la simulación se puede ejecutar más rápidamente y requiere menos recursos de procesamiento.

- 8 canales: La simulación de 8 canales, al tener una etapa adicional de división, implica una mayor complejidad computacional. Esto puede resultar en tiempos de ejecución más largos y mayores requisitos de recursos.

Retardo de grupo

- 4 canales: El retardo de grupo en la simulación de 4 canales tiende a ser menor debido a la menor cantidad de etapas de división.

- 8 canales: La simulación de 8 canales, al tener más etapas de división, puede presentar un retardo de grupo ligeramente mayor. Sin embargo, este aumento puede ser compensado por la mayor resolución de frecuencia que proporciona.

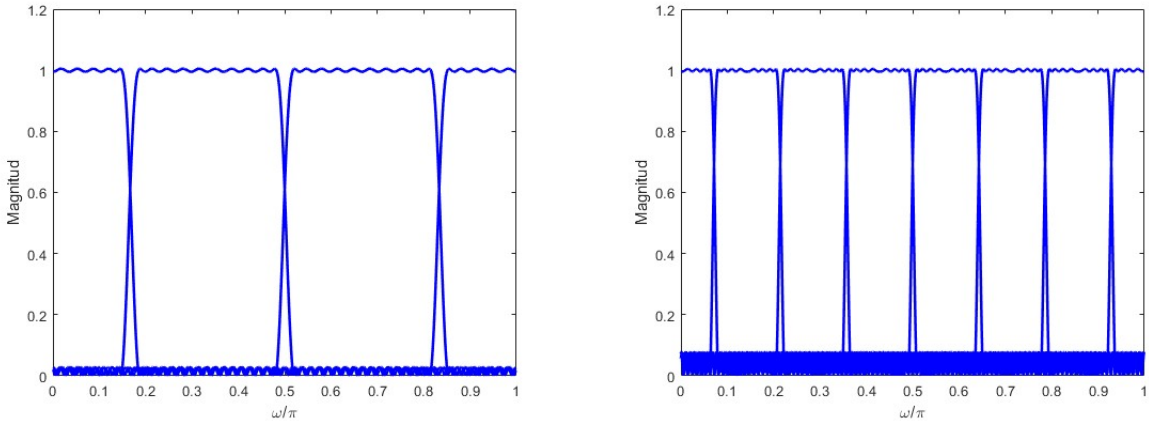
En la estructura paralela, la señal de entrada se divide directamente en N subbandas mediante un conjunto de filtros paralelos. Cada filtro opera de forma independiente en la señal de entrada, lo que permite un procesamiento simultáneo de las diferentes subbandas. Esta configuración ofrece la flexibilidad de trabajar con un número arbitrario de canales, adaptándose a las necesidades específicas de la aplicación.

Se realizaron simulaciones de bancos de filtros con estructura paralela para 4, 8 y N canales. Estas simulaciones permitieron analizar el rendimiento de la estructura paralela en diferentes configuraciones y evaluar su capacidad para dividir la señal en subbandas de frecuencia específicas, independientemente de si el número de canales es una potencia de dos o no.

La estructura de árbol, por otro lado, se caracteriza por una serie de divisiones sucesivas de la señal en subbandas, creando una estructura jerárquica. Si bien esta estructura es eficiente computacionalmente, cuando se busca un ancho de banda uniforme en las subbandas, el número de canales se limita a potencias de dos. Esto se debe a que cada nivel del árbol divide la señal en dos, lo que resulta en un número de subbandas que se duplica en cada etapa.

Una de las principales ventajas de la estructura paralela es su flexibilidad en cuanto al número de canales. A diferencia de la estructura de árbol, donde el número de filtros debe ser una potencia de dos para obtener subbandas de igual ancho, la estructura paralela permite diseñar bancos de filtros con cualquier número de canales. Esto se debe a que la división en subbandas se realiza de forma independiente para cada canal, sin restricciones en cuanto al número total de canales.

Las Figuras 5.19(a) y 5.19(b) muestran simulaciones de bancos de filtros con estructura paralela de 4 y 8 canales respectivamente, ambas en el dominio de la frecuencia. Se observa que los filtros, a excepción de los filtros pasa bajas y pasa altas, presentan el mismo ancho de banda.



(a) Banco de filtros de 4 canales con estructura paralela.

(b) Banco de filtros de 8 canales con estructura paralela.

Figura 5.19: Banco de filtros con estructura paralela en el dominio de la frecuencia.

Es importante destacar que los filtros pasa bajas y pasa altas tienen la mitad del ancho de banda en comparación con los filtros pasabanda. Esto se debe a que los demás filtros pasabanda, así como el filtro pasa altas, son el resultado de una modulación compleja de un filtro prototipo, que es el filtro pasa bajas.

Al comparar estas Figuras con las Figuras 5.17 y 5.18 (que presumiblemente muestran simulaciones con estructura de árbol), se puede apreciar que los filtros con estructura paralela exhiben una uniformidad superior entre los filtros conjuntos en comparación con la estructura de árbol.

El banco de filtros propuesto se caracteriza por su capacidad de adaptación a diferentes anchos de banda, gracias a un número variable de filtros. El diseño considera cuidadosamente la relación entre la frecuencia de Nyquist (f_N) y el ancho de banda del filtro (WB_f) para lograr una cobertura óptima del espectro de frecuencias.

La frecuencia de Nyquist, definida por la ecuación (5.7) como la mitad de la frecuencia de muestreo, juega un papel crucial en el diseño. El teorema de Nyquist establece que para evitar el aliasing, la señal debe muestrearse a una frecuencia al menos dos veces la frecuencia más alta presente en la señal.

El ancho de banda del filtro (WB_f) es otro parámetro esencial que determina la selectividad del filtro y su capacidad para aislar una banda de frecuencias específica. La elección adecuada de WB_f, en conjunto con f_N, permite un diseño preciso y eficiente del banco de filtros.

$$f_N < \frac{f_s}{2} \tag{5.7}$$

La ecuación (5.8) establece la relación entre el ancho de banda de los filtros y el número de canales (n) que conforman el banco. Esta ecuación es fundamental para el diseño del banco de filtros, ya que permite determinar el ancho de banda adecuado para cada filtro en función del número de canales deseado.

$$WB_f = \frac{f_N}{n-1} \tag{5.8}$$

Para asegurar un diseño eficiente del banco de filtros, es fundamental considerar las frecuencias de corte. Dado que los filtros contiguos se traslapan en un 10 % de su ancho de banda, las frecuencias de corte se calculan mediante las siguientes ecuaciones:

$$\omega_p = \frac{WB_f}{2}(0{,}9) \tag{5.9}$$

$$\omega_p = \frac{WB_f}{2}(1{,}1) \tag{5.10}$$

Este traslape intencional permite un diseño con un número de orden moderado para cada filtro, lo que simplifica la implementación y reduce la complejidad del sistema.

La Figura 5.20 muestra los resultados obtenidos con un banco de filtros de 15 canales implementado mediante una estructura paralela y modulación compleja. En ella se visualiza el filtrado

de cada uno de los canales del banco.

La señal de entrada utilizada es una señal QAM generada de forma aleatoria, compuesta por diferentes frecuencias y a la que se ha añadido ruido blanco gaussiano. Esta señal QAM, al ser procesada por el banco de filtros, permite observar cómo cada filtro aísla y extrae las componentes de frecuencia correspondientes a su banda de paso.

La normalización de la magnitud de la señal a la salida de cada filtro facilita la identificación de la presencia o ausencia de señales en cada canal. En términos gráficos, las regiones que visualmente parecen vacías en realidad contienen componentes de frecuencia cuyas amplitudes, aunque presentes, son difíciles de distinguir a simple vista debido a la escala y la forma en que se representan las señales en el dominio de la frecuencia.

Por el contrario, las regiones que presentan una señal con apariencia ruidosa indican la ausencia de componentes senoidales en la banda de frecuencia correspondiente a ese canal. En otras palabras, un canal con apariencia ruidosa sugiere que no hay una señal dominante en esa banda de frecuencia y, por lo tanto, se considera que ese canal está vacío o inactivo.

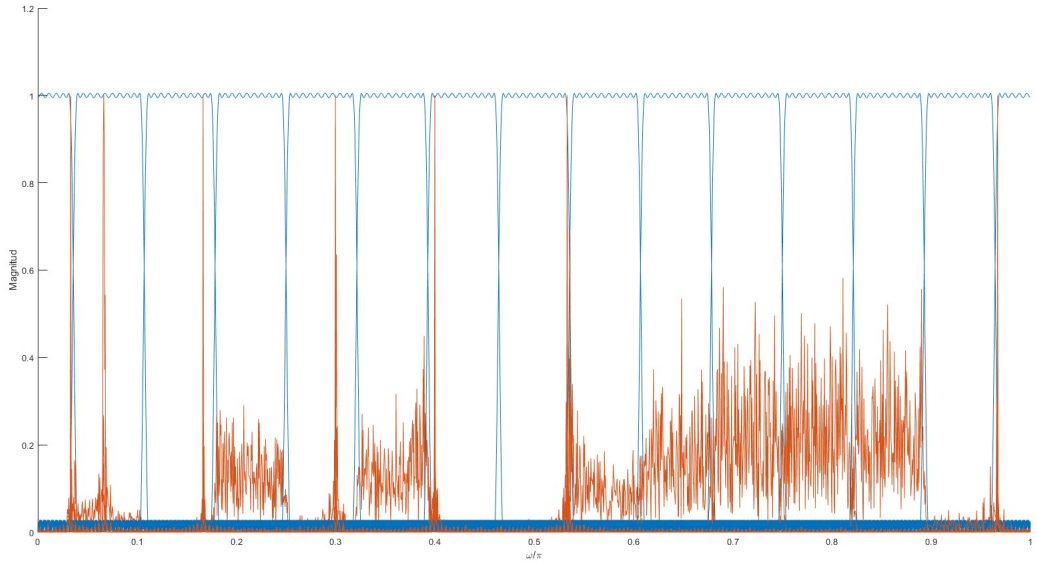


Figura 5.20: Banco de filtros de 15 canales con estructura paralela en el dominio de la frecuencia.

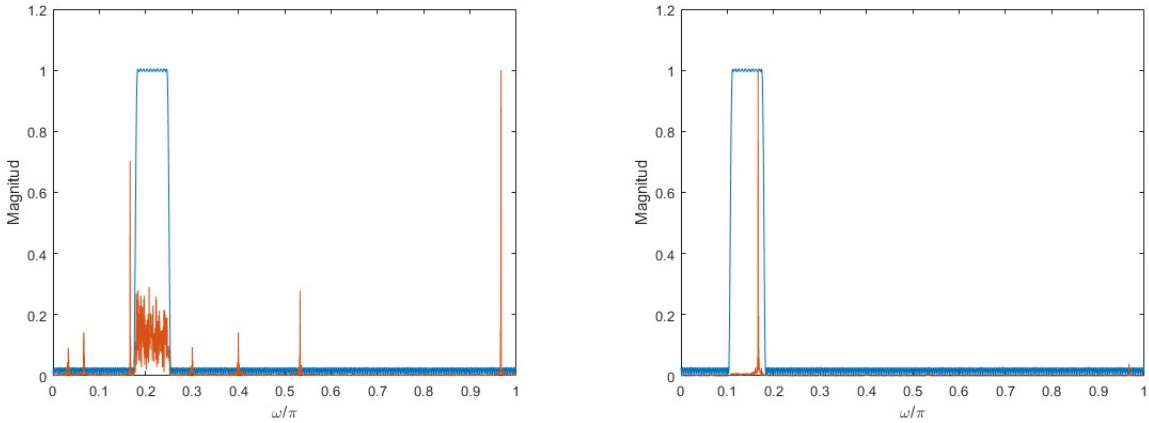
La Figura 5.20 muestra una señal con una alto nivel de SNR, lo que indica que la potencia de la señal QAM es mucho mayor que la potencia del ruido blanco gaussiano agregado. El ruido gaussiano, en este caso, se añadió con el propósito de simular en un entorno de prácticamente ruido nulo y evaluar el desempeño del banco de filtros en esta condición.

Para ilustrar el funcionamiento del banco de filtros, se presentan dos Figuras. La Figura

5.21(a) muestra la respuesta de un filtro cuando no hay una señal presente en su ancho de banda. Se observa que la salida del filtro es prácticamente nula, lo que indica que el filtro está bloqueando las frecuencias fuera de su banda de paso.

La Figura 5.21(b), por otro lado, muestra la respuesta del mismo filtro cuando una componente de frecuencia se encuentra dentro de su ancho de banda. En este caso, se aprecia claramente la señal a la salida del filtro, lo que confirma que el filtro está dejando pasar las frecuencias dentro de su banda de paso.

El alto SNR en ambas Figuras permite visualizar claramente cómo el filtro discrimina entre la presencia y ausencia de una señal en su ancho de banda.



(a) Simulación de un filtro en un banco de filtros que solo detectó ruido.

(b) Simulación de un filtro en un banco de filtros que detectó una señal.

Figura 5.21: Comparación de dos filtros en un banco de filtros que detectan una señal o no en un entorno de bajo ruido.

Una vez explicado el funcionamiento del banco de filtros con estructura paralela y modulación compleja, la Figura 5.22 muestra un banco de filtros de 25 canales operando con un SNR de -5 dB. Este bajo nivel de SNR dificulta la distinción entre la señal y el ruido, ya que la potencia del ruido es considerablemente alta. En estas condiciones, se hace necesario el uso de detectores de energía que se vera a continuación para analizar el contenido de cada filtro y determinar la presencia o ausencia de señales.

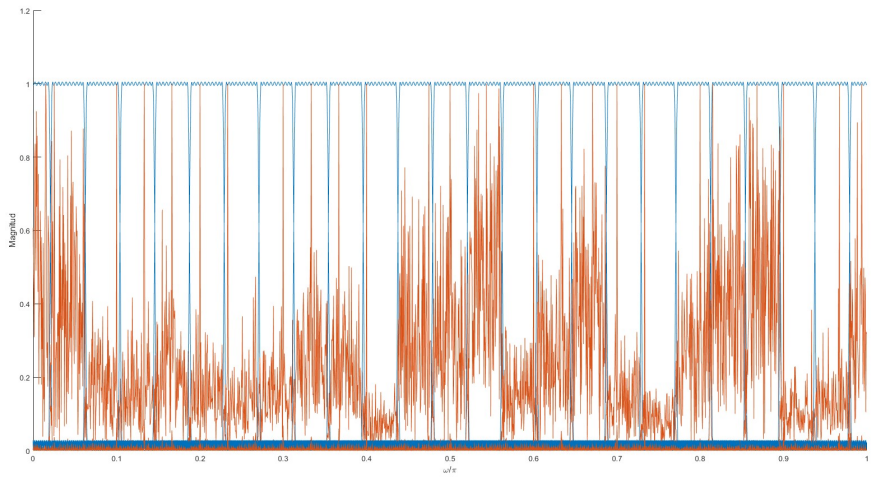


Figura 5.22: Banco de filtros de 25 canales con un SNR=-5dB con estructura paralela en el dominio de la frecuencia.

5.6. Simulaciones de Detectores de Energía

En las secciones anteriores, se ha detallado la generación de señales QAM, la creación de señales sinusoidales aleatorias en diversas frecuencias y con cantidades variables a lo largo del tiempo, así como la adición de ruido blanco gaussiano controlado para simular diferentes condiciones de SNR. También se ha descrito el diseño de un banco de filtros paramétrico, donde tanto el ancho de banda como el número de filtros pueden ajustarse según las necesidades de la simulación.

La etapa final de nuestra simulación se centra en el análisis de estas señales procesadas a través de detectores de energía. Estos detectores juegan un papel crucial en la identificación y medición de la energía presente en las señales, proporcionando información valiosa sobre la potencia de las señales transmitidas y recibidas.

En esta sección, se explora el comportamiento de las señales generadas y procesadas al pasar a través de los detectores de energía. Se analiza cómo los diferentes parámetros de la señal (frecuencia, SNR, etc.) y del banco de filtros influyen en la precisión y eficacia de la detección de energía. Se busca comprender mejor cómo estos factores pueden afectar la capacidad del sistema para identificar y medir con precisión la energía de las señales, lo cual es fundamental para evaluar el rendimiento general del sistema de comunicación simulado.

En el diseño y análisis del detector de energía para aplicaciones de spectrum sensing, se deben considerar cuidadosamente los siguientes parámetros:

- Número de señales: Se determinó que se recibirán 30 señales distintas de usuarios primarios, lo que se traduce en 30 intervalos de tiempo diferentes.
- Muestras por señal: Se define el número total de muestras tomadas por cada señal de usuario primario, lo cual es crucial para el análisis y procesamiento de la señal.
- Canales: El espectro se dividirá en 30 canales, lo que implica el análisis de 30 bandas de frecuencia diferentes. Esta división permite una mejor identificación y detección de las señales de los usuarios primarios.
- Relación señal a ruido (SNR): Se utilizarán cuatro valores diferentes de SNR para comparar los resultados obtenidos. Esto permitirá evaluar el rendimiento del detector en diversas condiciones de ruido y determinar su sensibilidad.
- Probabilidad de falsa alarma: Este parámetro es fundamental para evaluar la precisión del detector y minimizar las detecciones incorrectas. Se establecerá un valor adecuado de probabilidad de falsa alarma para garantizar un equilibrio entre la detección de señales y la minimización de errores.

Estos parámetros son esenciales para el correcto funcionamiento del detector de energía en aplicaciones de spectrum sensing, ya que permiten optimizar su rendimiento y garantizar una detección precisa y confiable de las señales de los usuarios primarios.

Una vez definidos los parámetros, incluyendo el número de señales, se itera sobre las señales necesarias para generar las señales de los usuarios primarios o las señales QAM. Estas señales se almacenan en vectores inicialmente vacíos, los cuales a su vez se van agrupando en una matriz hasta completar el número de señales deseado.

Adicionalmente, las señales se concatenan en un vector de gran tamaño para su posterior procesamiento. Este vector, que contiene todas las señales concatenadas, es al que se le añade el ruido AWGN (Ruido Blanco Gaussiano Aditivo) con una relación señal a ruido (SNR) controlada.

La adición de ruido a las señales almacenadas se realiza mediante una función iterativa que agrega ruido AWGN al vector de señales, utilizando los valores de SNR especificados. La potencia del ruido se calcula a partir del SNR y la potencia de la señal, empleando la siguiente ecuación:

$$P_n = \frac{P_s}{10^{\frac{SNR_{dB}}{10}}} \tag{5.11}$$

Los vectores calculados se almacenan en una matriz, donde cada fila representa una secuencia de vectores con ruido AWGN añadido. Se aplica nuevamente la función de adición de ruido a esta matriz, iterando sobre diferentes valores de SNR para simular diversas condiciones de transmisión. Las señales ruidosas resultantes se procesan mediante un banco de filtros, dividiendo el ancho de banda en un número específico de frecuencias. Luego, se calcula la energía a la salida de cada filtro. Con las señales filtradas y la energía calculada, se realizan las mediciones necesarias para la prueba estadística, utilizando la siguiente ecuación para calcular la energía:

$$T(y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} |y(n)|^2 \tag{5.12}$$

Para determinar el umbral del detector de energía en cada banda de frecuencia, se utilizó una ecuación que relaciona el umbral con la probabilidad de falsa alarma y el número de muestras. Esta ecuación, adaptando sus parámetros a cada banda, permitió establecer un umbral óptimo para la detección de señales en presencia de ruido.

$$\eta = \frac{Q^{-1}\left(P_{FA}\right)}{\sqrt{N}} + 1 \tag{5.13}$$

La decisión final se toma comparando el resultado de la prueba estadística con un umbral predefinido. Si el valor de la prueba estadística supera este umbral, se determina que hay una señal presente en el canal medido. De lo contrario, se concluye que no se detectó ninguna señal.

Con el objetivo de analizar visualmente el impacto del ruido en las señales, se utilizan espectrogramas para comparar la señal original sin ruido con las señales afectadas por ruido a diferentes niveles de SNR. Esta comparación permite observar cómo el ruido modifica el espectro de la señal. Además, se genera una representación visual en blanco y negro que facilita la identificación de la presencia o ausencia de señales en el dominio del tiempo y la frecuencia. En esta representación, los cuadros blancos corresponden a la presencia de una señal, mientras que los cuadros negros indican la ausencia de señal.

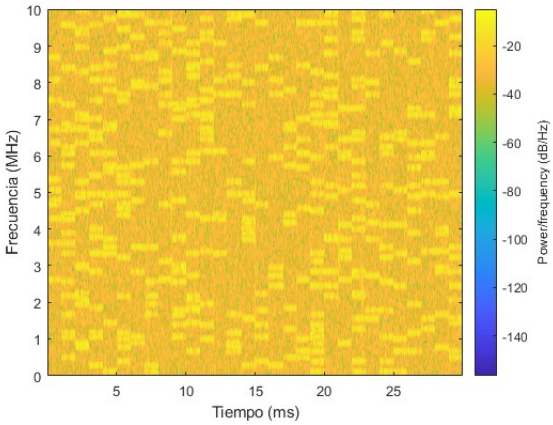
La Figura 5.23 presenta un análisis exhaustivo del sistema de comunicación, desde la generación de señales QAM aleatorias hasta la toma de decisiones basada en una prueba estadística. Se muestran espectrogramas que ilustran la evolución de las señales a través de las diferentes etapas del sistema, incluyendo la adición de ruido, el filtrado mediante bancos de filtros, la detección de energía y la decisión final.

Los espectrogramas presentados en la Figura 5.23 abarcan 30 intervalos de tiempo y 30 canales

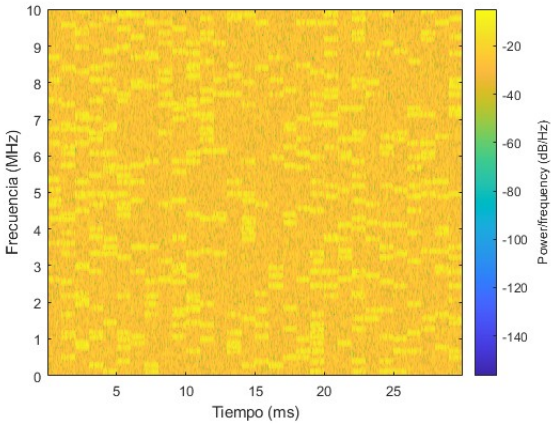
de frecuencia, proporcionando una representación visual detallada de la señal en el dominio del tiempo y la frecuencia. Se muestran espectrogramas correspondientes a cuatro niveles de relación señal a ruido (SNR) distintos.

Se espera que los espectrogramas revelen cómo el nivel de SNR afecta la calidad de la señal en cada etapa del sistema. A medida que el SNR disminuye, se espera observar:

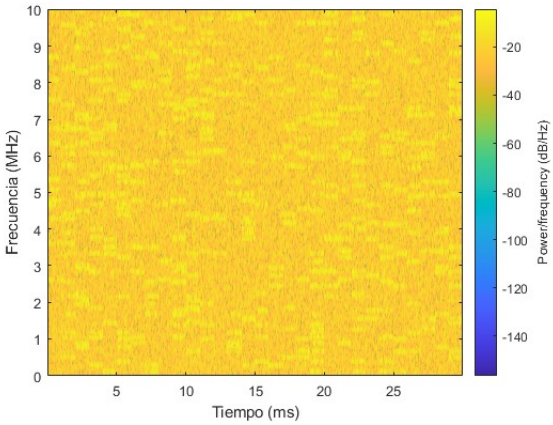
- Un aumento en la presencia de ruido en los espectrogramas.
- Una disminución en la claridad y definición de la señal.
- Una mayor dificultad para distinguir la señal del ruido de fondo.



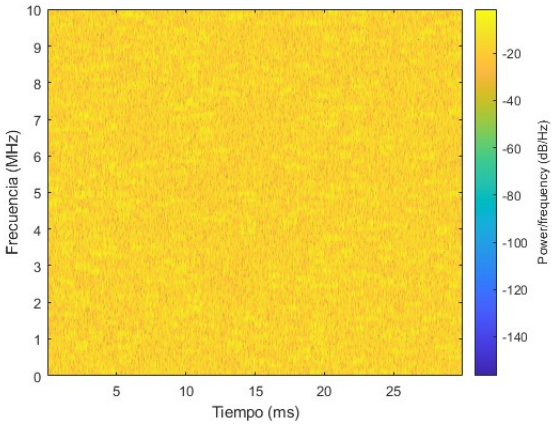
(a) Simulación del espectrograma de la señal con un SNR=10.



(b) Simulación del espectrograma de la señal con un SNR=5



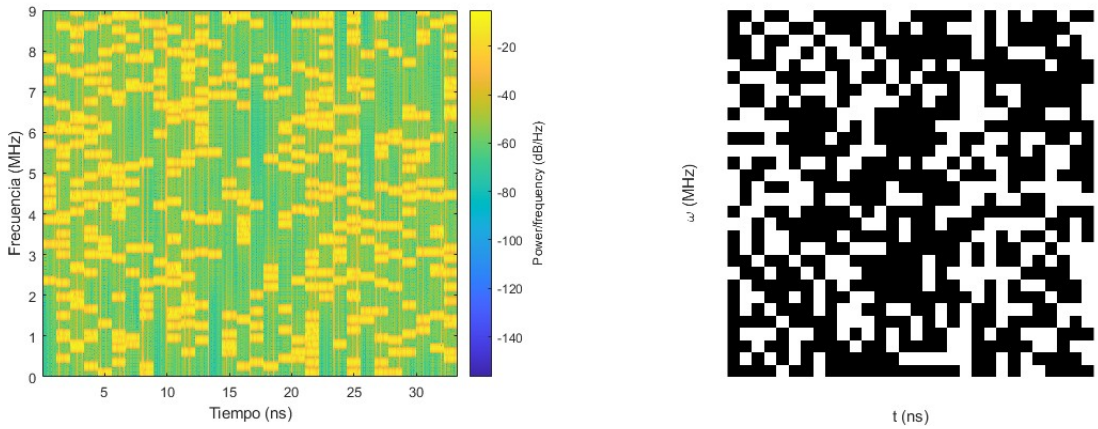
(c) Simulación del espectrograma de la señal con un SNR=0.



(d) Simulación del espectrograma de la señal con un SNR=-5

Figura 5.23: Espectrogramas con diferentes valoress de SNR.

Tras examinar los espectrogramas en la 5.24(a), que muestran la señal transmitida original, y compararlos con los resultados en la Figura 5.24(b), que representan el patrón de señal recibido con una relación señal a ruido (SNR) de -5 dB, se observa una notable similitud entre ambos. A pesar del alto nivel de ruido presente en la señal recibida, el patrón general de la señal transmitida aún es discernible en la Figura 5.24(b).



(a) Simulación del espectrograma de las señales transmitidas

(b) Patron de señales detectadas

Figura 5.24: Comparación del espectrograma transmitido con el patron recibido del espectrograma.

Si bien las Figuras anteriores proporcionaron información valiosa sobre el comportamiento cualitativo del sistema, es fundamental obtener resultados cuantitativos para comprender en profundidad su funcionamiento y rendimiento. Las observaciones visuales de los espectrogramas son útiles para identificar tendencias y patrones, pero carecen de la precisión necesaria para un análisis riguroso. Por lo tanto, se llevó a cabo una caracterización del sistema con el objetivo de obtener datos cuantitativos que permitan evaluar su desempeño de manera objetiva.

La Figura 5.25 ilustra la comparación entre la curva teórica y los resultados de simulación de Montecarlo para la probabilidad de falsa alarma en función de la probabilidad de detección, con un SNR de -10 dB. El objetivo de la simulación de Montecarlo, que implica la repetición de numerosos experimentos aleatorios, es verificar la concordancia entre el modelo teórico y los resultados obtenidos.

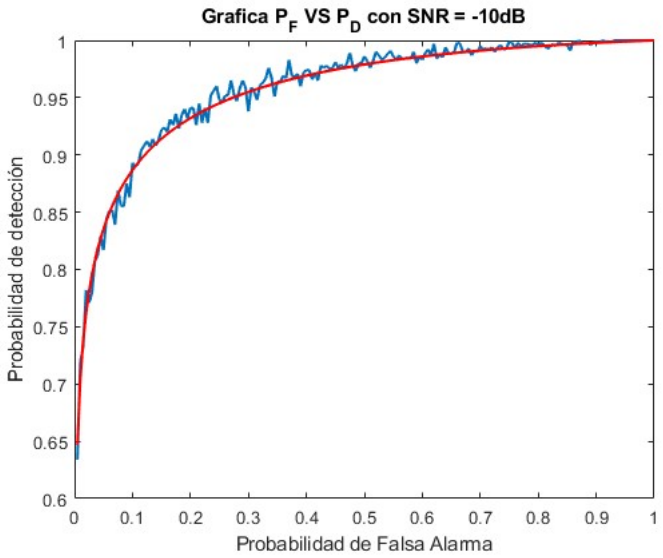


Figura 5.25: Gráfica P_f vs P_D $SNR = -10dB$.

La Figura 5.26 ilustra la comparación entre la curva teórica y los resultados de simulación para la relación señal a ruido (SNR) en función de la probabilidad de detección, con una probabilidad de falsa alarma de 0.01. El objetivo de esta comparación es verificar la precisión del modelo teórico al predecir el rendimiento del detector en función del SNR, lo cual se confirma al observar la similitud entre ambas curvas. Al igual que en la Figura 5.25, se empleó la prueba estadística de Montecarlo para validar los resultados de la simulación.

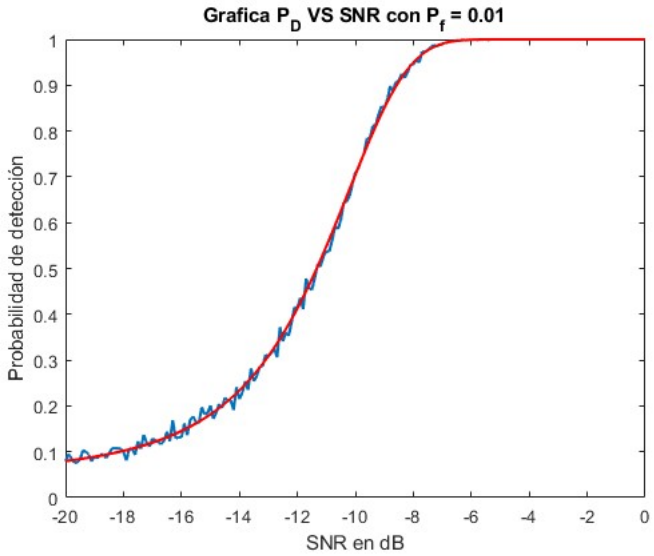


Figura 5.26: Gráfica P_D vs SNR con $P_f = 0{,}01$.

Capítulo 6

Conclusiones y Trabajo Futuro

6.1. Conclusiones

Esta tesis ha presentado un sistema de detección de espectro innovador basado en un banco de filtros y detectores de energía, demostrando su eficacia en la detección de señales 16-QAM en presencia de ruido AWGN. Los resultados de la simulación confirman la capacidad del sistema propuesto para identificar señales débiles en entornos ruidosos gracias a la adaptación del umbral de detección. Esta característica es crucial para aplicaciones donde las señales pueden ser de baja potencia o estar enmascaradas por el ruido, como en la detección de señales de radiofrecuencia en comunicaciones inalámbricas o en la monitorización del espectro electromagnético.

Específicamente, se realizaron pruebas exhaustivas con señales 16-QAM en presencia de ruido gaussiano aditivo blanco (AWGN) con niveles de SNR de hasta -10 dB. Los resultados obtenidos muestran una excelente coincidencia entre la curva de probabilidad de detección simulada y la curva teórica, lo que valida la precisión y confiabilidad del sistema propuesto. La capacidad del sistema para operar en condiciones de bajo SNR es un indicador de su robustez y adaptabilidad a entornos ruidosos.

Además, el uso de un banco de filtros proporciona una alta resolución espectral, lo que permite la identificación precisa de múltiples señales simultáneas en diferentes bandas de frecuencia. Esta capacidad es fundamental para aplicaciones como la gestión del espectro radioeléctrico, donde es necesario identificar y analizar múltiples señales que comparten el mismo medio. La alta resolución espectral del sistema propuesto facilita la detección de señales no deseadas o interferentes, lo que contribuye a una mejor gestión del espectro y a la optimización de los sistemas de comunicación.

En comparación con otros métodos de detección de espectro, el sistema propuesto presenta

ventajas significativas en términos de eficiencia, precisión y capacidad de adaptación. La combinación de un banco de filtros y detectores de energía permite un análisis rápido y preciso del espectro, lo que lo hace adecuado para aplicaciones en tiempo real. Además, la capacidad de adaptar el umbral de detección permite que el sistema se ajuste a diferentes condiciones de ruido y señales, lo que lo hace más robusto y confiable.

En resumen, esta tesis ha logrado diseñar, implementar y evaluar un sistema de detección de espectro basado en un banco de filtros y detectores de energía. Los resultados obtenidos demuestran la efectividad del sistema propuesto en la detección de señales 16-QAM en presencia de ruido AWGN, así como su capacidad para identificar múltiples señales simultáneas gracias a su alta resolución espectral. Se espera que esta investigación contribuya al desarrollo de sistemas de detección de espectro más eficientes y precisos, que puedan ser utilizados en una amplia gama de aplicaciones, desde la gestión del espectro radioeléctrico hasta la monitorización de señales en sistemas de comunicación inalámbrica.

6.2. Trabajo Futuro

Si bien esta investigación se ha centrado en la detección de señales 16-QAM en presencia de ruido gaussiano AWGN, una línea de investigación futura fundamental consiste en analizar el rendimiento del sistema propuesto en presencia de un canal de desvanecimiento. Los canales de desvanecimiento, comunes en entornos de comunicación inalámbrica, modelan las variaciones en la amplitud y fase de la señal debido a fenómenos como la propagación multi-trayecto, la dispersión y el efecto Doppler. Estas variaciones pueden afectar significativamente la capacidad del sistema para detectar señales de manera precisa y confiable.

En este sentido, se propone investigar cómo el desvanecimiento, y específicamente diferentes modelos de desvanecimiento como el de Rayleigh o el de Rice, influyen en la probabilidad de detección y la probabilidad de falsa alarma del sistema. Se busca determinar si el sistema actual es robusto ante la presencia de desvanecimiento o si requiere modificaciones o ajustes para mantener su rendimiento en niveles aceptables.

Adicionalmente, se podría explorar la implementación de técnicas de diversidad o ecualización en el sistema para mitigar los efectos del desvanecimiento. Estas técnicas, ampliamente utilizadas en comunicaciones inalámbricas, buscan combinar o procesar las señales recibidas a través de múltiples trayectorias o antenas para reducir la probabilidad de errores y mejorar la calidad de la

señal.

Finalmente, se plantea como una línea de investigación futura la implementación del sistema propuesto en una plataforma de hardware, como una FPGA. La implementación en FPGA permitiría evaluar el rendimiento del sistema en tiempo real y validar su viabilidad para aplicaciones prácticas, incluyendo escenarios con canales de desvanecimiento simulados o reales. Se espera que esta línea de investigación futura contribuya a mejorar la eficiencia y la precisión de los sistemas de detección de espectro en entornos de comunicación inalámbrica, donde el desvanecimiento es un factor determinante.

Además de las líneas de investigación mencionadas anteriormente, se propone explorar la implementación del sistema de detección de espectro en una plataforma de Radio Definida por Software (SDR). La tecnología SDR ofrece una gran flexibilidad y reconfigurabilidad, lo que permite implementar y probar diferentes algoritmos y técnicas de procesamiento de señales de manera más ágil y eficiente. La utilización de una plataforma SDR, como un USRP (Universal Software Radio Peripheral) o similar, permitiría validar el rendimiento del sistema en un entorno más cercano a las aplicaciones reales, facilitando la experimentación con señales en diferentes bandas de frecuencia y condiciones de canal. Asimismo, la implementación en SDR abriría la puerta a la exploración de técnicas avanzadas de procesamiento de señales, como la adaptación dinámica de parámetros del sistema o la implementación de algoritmos de aprendizaje automático para la detección de espectro.

Bibliografía

[1] S Force. "Spectrum policy task force report". En: *Federal Communications Commission ET Docket 02, vol. 135* (2002).

[2] Instituto Federal de Telecomunicaciones. *10 Años de Política Regulatoria y de Competencia en las Telecomunicaciones y Radiodifusión con Beneficio Social*. Primera década del Instituto Federal de Telecomunicaciones. 2024. URL: https://www.ift.org.mx/.

[3] Instituto Federal de Telecomunicaciones (IFT). *Acuerdo mediante el cual el Pleno del Instituto Federal de Telecomunicaciones actualiza el Cuadro Nacional de Atribución de Frecuencias 2021*. 2021. URL: https://www.ift.org.mx/sites/default/files/contenidogeneral/espectro-radioelectrico/dofcnaf-2021accesible.pdf.

[4] Simon S Haykin. *Digital Communication Systems*. John Wiley & Sons, 2014.

[5] Adnan Zafar y S. Zaineb Farooq. "Implementation and analysis of QPSK & 16QAM modulator & demodulator". En: *2008 2nd International Conference on Advances in Space Technologies*. 2008, págs. 64-68. DOI: 10.1109/ICAST.2008.4747688.

[6] Gordana Jovanovic Dolecek. *Random signals and processes primer with MATLAB*. Springer Science & Business Media, 2012.

[7] Steven M Kay. *Fundamentals of Statistical Signal Processing, Volume 2: Detection Theory. 1998*.

[8] Gordana Jovanovic-Dolecek. *Multirate Systems: Design and Applications: Design and Applications*. iGi Global, 2001.

[9] Alan V Oppenheim y Ronald W Schafer. *Discrete-time Signal Processing: Solutions Manual*. Prentice-hall, 1989.

[10] Yiyang Pei et al. "How Much Time is Needed for Qideband Spectrum Sensing?" En: *IEEE Transactions on Wireless Communications* 8.11 (2009), págs. 5466-5471. DOI: 10.1109/TWC.2009.090350.

[11] Erik Axell et al. "Spectrum Sensing for Cognitive Radio : State-of-the-Art and Recent Advances". En: *IEEE Signal Processing Magazine* 29.3 (2012), págs. 101-116. DOI: 10.1109/MSP.2012.2183771.

[12] Abdelmohsen Ali y Walaa Hamouda. "Advances on Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks: Theory and Applications". En: *IEEE Communications Surveys and Tutorials* 19.2 (2017), págs. 1277-1304. DOI: 10.1109/COMST.2016.2631080.

[13] Argin Margoosian, Jamshid Abouei y Konstantinos N Plataniotis. "An accurate kernelized energy detection in Gaussian and non-Gaussian/impulsive noises". En: *IEEE Transactions on Signal Processing* 63.21 (2015), págs. 5621-5636.

[14] Amor Nafkha y Babar Aziz. "Closed-Form Approximation for the Performance of Finite Sample-Based Energy Detection Using Correlated Receiving Antennas". En: *IEEE Wireless Communications Letters* 3.6 (2014), págs. 577-580. DOI: 10.1109/LWC.2014.2348998.

[15] Chang Liu, Ming Li y Ming-Lu Jin. "Blind Energy-based Detection for Spatial Spectrum Sensing". En: *IEEE Wireless Communications Letters* 4.1 (2015), págs. 98-101. DOI: 10.1109/LWC.2014.2377233.

[16] Iker Sobron et al. "Energy Detection Technique for Adaptive Spectrum Sensing". En: *IEEE Transactions on Communications* 63.3 (2015), págs. 617-627. DOI: 10.1109/TCOMM.2015.2394436.

[17] Sener Dikmese et al. "Subband Energy Based Reduced Complexity Spectrum Sensing Under Noise Uncertainty and Frequency-Selective Spectral Characteristics". En: *IEEE Transactions on Signal Processing* 64.1 (2016), págs. 131-145. DOI: 10.1109/TSP.2015.2480048.

[18] Miguel Lopez-Benitez y Fernando Casadevall. "Signal Uncertainty in Spectrum Sensing for Cognitive Radio". En: *IEEE Transactions on Communications* 61.4 (2013), págs. 1231-1241. DOI: 10.1109/TCOMM.2013.021413.110807.

[19] Liangping Ma, Yingxue Li y Alpaslan Demir. "Matched filtering assisted energy detection for sensing weak primary user signals". En: *2012 IEEE International Conference on Acoustics,*

Speech and Signal Processing (ICASSP). 2012, págs. 3149-3152. DOI: 10.1109/ICASSP.2012.6288583.

[20] Xinzhi Zhang, Rong Chai y Feifei Gao. "Matched filter based spectrum sensing and power level detection for cognitive radio network". En: *2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*. 2014, págs. 1267-1270. DOI: 10.1109/GlobalSIP.2014.7032326.

[21] Avendaño Fernández Eduardo y René Geovani González Caballero. "Experimental evaluation of performance for spectrum sensing: Matched filter vs energy detector". En: *IEEE Colombian Conference on Communication and Computing (IEEE COLCOM 2015)*. 2015, págs. 1-6. DOI: 10.1109/ColComCon.2015.7152105.

[22] A. Nasser et al. "Efficient spectrum sensing approaches based on waveform detection". En: *The Third International Conference on e-Technologies and Networks for Development (ICeND2014)*. 2014, págs. 13-17. DOI: 10.1109/ICeND.2014.6991184.

[23] Erik Axell y Erik G. Larsson. "Optimal and Sub-Optimal Spectrum Sensing of OFDM Signals in Known and Unknown Noise Variance". En: *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 29.2 (2011), págs. 290-304. DOI: 10.1109/JSAC.2011.110203.

[24] Sachin Chaudhari, Visa Koivunen y H. Vincent Poor. "Autocorrelation-Based Decentralized Sequential Detection of OFDM Signals in Cognitive Radios". En: *IEEE Transactions on Signal Processing* 57.7 (2009), págs. 2690-2700. DOI: 10.1109/TSP.2009.2019176.

[25] Ying Zhu et al. "Sensing performance of efficient cyclostationary detector with multiple antennas in multipath fading and lognormal shadowing environments". En: *Journal of Communications and Networks* 16.2 (2014), págs. 162-171. DOI: 10.1109/JCN.2014.000027.

[26] Guangjie Huang y Jitendra K. Tugnait. "On Cyclostationarity Based Spectrum Sensing Under Uncertain Gaussian Noise". En: *IEEE Transactions on Signal Processing* 61.8 (2013), págs. 2042-2054. DOI: 10.1109/TSP.2013.2246158.

[27] Shree Krishna Sharma, Symeon Chatzinotas y Björn Ottersten. "Eigenvalue-Based Sensing and SNR Estimation for Cognitive Radio in Presence of Noise Correlation". En: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 62.8 (2013), págs. 3671-3684. DOI: 10.1109/TVT.2013.2260834.

[28] Y. Zeng e Y.-C. Liang. "Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio". En: *IEEE Transactions on Communications* 57.6 (2009), págs. 1784-1793. DOI: 10.1109/TCOMM.2009.06.070402.

[29] Ayse Kortun et al. "On the Eigenvalue-Based Spectrum Sensing and Secondary User Throughput". En: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 63.3 (2014), págs. 1480-1486. DOI: 10.1109/TVT.2013.2282344.

[30] Steven W. Boyd et al. "Spectrum Monitoring During Reception in Dynamic Spectrum Access Cognitive Radio Networks". En: *IEEE Transactions on Communications* 60.2 (2012), págs. 547-558. DOI: 10.1109/TCOMM.2011.122111.100603.

[31] Steven W. Boyd et al. "A soft-decision scaling metric employing receiver statistics for direct-sequence spread-spectrum packet radio networks". En: *MILCOM 2008 - 2008 IEEE Military Communications Conference*. 2008, págs. 1-7. DOI: 10.1109/MILCOM.2008.4753233.

[32] Mahdi Orooji, Erfan Soltanmohammadi y Mort Naraghi-Pour. "Improving Detection Delay in Cognitive Radios Using Secondary-User Receiver Statistics". En: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 64.9 (2015), págs. 4041-4055. DOI: 10.1109/TVT.2014.2364227.

[33] Abdelmohsen Ali y Walaa Hamouda. "Spectrum monitoring using energy ratio algorithm for OFDM-based cognitive radio networks". En: *IEEE Transactions on Wireless Communications* 14.4 (2014), págs. 2257-2268.

[34] Abdelmohsen Ali y Walaa Hamouda. "A novel spectrum monitoring algorithm for OFDM-based cognitive radio networks". En: *2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. IEEE. 2015, págs. 1-6.

[35] Taehun An et al. "Detection of Signals With Observations in Multiple Subbands: A Scheme of Wideband Spectrum Sensing for Cognitive Radio With Multiple Antennas". En: *IEEE Transactions on Wireless Communications* 13.12 (2014), págs. 6968-6981. DOI: 10.1109/TWC.2014.2349938.

[36] Zhi Quan et al. "Optimal Multiband Joint Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks". En: *IEEE Transactions on Signal Processing* 57.3 (2009), págs. 1128-1140. DOI: 10.1109/TSP.2008.2008540.

[37] Yan Feng y Xiaodong Wang. "Adaptive Multiband Spectrum Sensing". En: *IEEE Wireless Communications Letters* 1.2 (2012), págs. 121-124. DOI: 10.1109/WCL.2012.022012.110230.

[38] Zhi Tian y Georgios B. Giannakis. "A Wavelet Approach to Wideband Spectrum Sensing for Cognitive Radios". En: *2006 1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*. 2006, págs. 1-5. DOI: 10.1109/CROWNCOM.2006.363459.

[39] Akshay Ramesh Jadhav y Subrata Bhattacharya. "A novel approach to Wavelet Transform-based Edge Detection in wideband spectrum sensing". En: *2014 International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)*. 2014, págs. 1-5. DOI: 10.1109/ECS.2014.6892571.

[40] Behrouz Farhang-Boroujeny. "Filter Bank Spectrum Sensing for Cognitive Radios". En: *IEEE Transactions on Signal Processing* 56.5 (2008), págs. 1801-1811. DOI: 10.1109/TSP.2007.911490.

[41] Minseok Kim y Jun-ichi Takada. "Efficient multi-channel wideband spectrum sensing technique using filter bank". En: *2009 IEEE 20th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. 2009, págs. 1014-1018. DOI: 10.1109/PIMRC.2009.5450175.

[42] Mengda Lin, A P Vinod y Chong-Meng Samson. "Progressive decimation filter banks for variable resolution spectrum sensing in cognitive radios". En: *2010 17th International Conference on Telecommunications*. 2010, págs. 857-863. DOI: 10.1109/ICTEL.2010.5478757.

[43] Zhi Tian y Georgios B. Giannakis. "Compressed Sensing for Wideband Cognitive Radios". En: *2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - ICASSP '07*. Vol. 4. 2007, págs. IV-1357-IV-1360. DOI: 10.1109/ICASSP.2007.367330.

[44] Mark A. Davenport y Michael B. Wakin. "Analysis of Orthogonal Matching Pursuit Using the Restricted Isometry Property". En: *IEEE Transactions on Information Theory* 56.9 (2010), págs. 4395-4401. DOI: 10.1109/TIT.2010.2054653.

[45] Ping Feng e Y. Bresler. "Spectrum-blind minimum-rate sampling and reconstruction of multiband signals". En: *1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing Conference Proceedings*. Vol. 3. 1996, 1688-1691 vol. 3. DOI: 10.1109/ICASSP.1996.544131.

[46] R. Venkataramani e Y. Bresler. "Perfect reconstruction formulas and bounds on aliasing error in sub-Nyquist nonuniform sampling of multiband signals". En: *IEEE Transactions on Information Theory* 46.6 (2000), págs. 2173-2183. DOI: 10.1109/18.868487.

[47] Mansi Subhedar y Gajanan Birajdar. "Spectrum sensing techniques in cognitive radio networks: A survey". En: *International Journal of Next-Generation Networks* 3.2 (2011), págs. 37-51.

[48] J. Mitola y G.Q. Maguire. "Cognitive radio: making software radios more personal". En: *IEEE Personal Communications* 6.4 (1999), págs. 13-18. DOI: 10.1109/98.788210.

[49] S. Haykin. "Cognitive radio: brain-empowered wireless communications". En: *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 23.2 (2005), págs. 201-220. DOI: 10.1109/JSAC.2004.839380.

[50] FC Commission et al. "Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies". En: *FCC Report, ET Docket 03* 322 (2003).

[51] "IEEE Standard for Definitions and Concepts for Dynamic Spectrum Access: Terminology Relating to Emerging Wireless Networks, System Functionality, and Spectrum Management". En: *IEEE Std 1900.1-2019 (Revision of IEEE Std 1900.1-2008)* (2019), págs. 1-78. DOI: 10.1109/IEEESTD.2019.8694195.

[52] Charles W. Bostian y Alexander R. Young. "Cognitive radio : A practical review for the Radio Science Community". En: *URSI Radio Science Bulletin* 2012.342 (2012), págs. 16-25. DOI: 10.23919/URSIRSB.2012.7910094.

[53] D. Cabric, S.M. Mishra y R.W. Brodersen. "Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios". En: *Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2004*. Vol. 1. 2004, 772-776 Vol.1. DOI: 10.1109/ACSSC.2004.1399240.

[54] Simon Haykin, David J. Thomson y Jeffrey H. Reed. "Spectrum Sensing for Cognitive Radio". En: *Proceedings of the IEEE* 97.5 (2009), págs. 849-877. DOI: 10.1109/JPROC.2009.2015711.

[55] J. Mitola. "Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications". En: *1999 IEEE International Workshop on Mobile Multimedia Communications (MoMuC'99) (Cat. No.99EX384)*. 1999, págs. 3-10. DOI: 10.1109/MOMUC.1999.819467.

[56] Hüseyin Arslan y Tevfik Yücek. "Spectrum Sensing for Cognitive Radio Applications". En: *Cognitive Radio, Software Defined Radio, and Adaptive Wireless Systems*. Ed. por Hüseyin Arslan. Dordrecht: Springer Netherlands, 2007, págs. 263-289. ISBN: 978-1-4020-5542-3. DOI: 10.1007/978-1-4020-5542-3_9. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4020-5542-3_9.

[57] M.J. Marcus. "Unlicensed cognitive sharing of TV spectrum: the controversy at the Federal Communications Commission". En: *IEEE Communications Magazine* 43.5 (2005), págs. 24-25. DOI: 10.1109/MCOM.2005.1453413.

[58] Tobias Renk, Clemens Kloeck y Friedrich K Jondral. "A cognitive approach to the detection of spectrum holes in wireless networks". En: *2007 4th IEEE Consumer Communications and Networking Conference*. IEEE. 2007, págs. 1118-1122.

[59] Ian F. Akyildiz et al. "NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey". En: *Computer Networks* 50.13 (2006), págs. 2127-2159. ISSN: 1389-1286. DOI: https://doi.org/10.1016/j.comnet.2006.05.001. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389128606001009.

[60] Simon Haykin, David J. Thomson y Jeffrey H. Reed. "Spectrum Sensing for Cognitive Radio". En: *Proceedings of the IEEE* 97.5 (2009), págs. 849-877. DOI: 10.1109/JPROC.2009.2015711.

[61] M. Á. Rojas Hernández. "Nuevo método de detección espectral para sistemas multiportadoras basado en la radio cognitiva". Tesis doct. UPC, Departament de Teoria del Senyal i Comunicacions, 2019.

[62] G. Turin. "An introduction to matched filters". En: *IRE Transactions on Information Theory* 6.3 (1960), págs. 311-329. DOI: 10.1109/TIT.1960.1057571.

[63] R. Tandra y A. Sahai. "Fundamental limits on detection in low SNR under noise uncertainty". En: *2005 International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing*. Vol. 1. 2005, 464-469 vol.1. DOI: 10.1109/WIRLES.2005.1549453.

[64] Hongjian Sun, David I. Laurenson y Cheng-Xiang Wang. "Computationally Tractable Model of Energy Detection Performance over Slow Fading Channels". En: *IEEE Communications Letters* 14.10 (2010), págs. 924-926. DOI: 10.1109/LCOMM.2010.090710.100934.

[65] Mingchuan Yang et al. "Cyclostationary feature detection based spectrum sensing algorithm under complicated electromagnetic environment in cognitive radio networks". En: *China Communications* 12.9 (2015), págs. 35-44. DOI: 10.1109/CC.2015.7275257.

[66] Khadeeja Sherbin M. y V. Sindhu. "Cyclostationary Feature Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Network". En: *2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS)*. 2019, págs. 1250-1254. DOI: 10.1109/ICCS45141.2019.9065769.

[67] Gemi Rachel George y Samuel Chris Prema. "Cyclostationary feature detection based blind approach for spectrum sensing and classification". En: *Radioengineering* 28.1 (2019), págs. 298-303.

[68] Hongjian Sun et al. "Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey". En: *IEEE Wireless Communications* 20.2 (2013), págs. 74-81. DOI: 10.1109/MWC.2013.6507397.

[69] Raza Umar, Asrar U. H. Sheikh y Mohamed Deriche. "Unveiling the Hidden Assumptions of Energy Detector Based Spectrum Sensing for Cognitive Radios". En: *IEEE Communications Surveys and Tutorials* 16.2 (2014), págs. 713-728. DOI: 10.1109/SURV.2013.081313.00054.

[70] Saman Atapattu, Chintha Tellambura y Hai Jiang. *Energy detection for spectrum sensing in cognitive radio*. Vol. 6. Springer, 2014.

[71] H. Urkowitz. "Energy detection of unknown deterministic signals". En: *Proceedings of the IEEE* 55.4 (1967), págs. 523-531. DOI: 10.1109/PROC.1967.5573.

[72] Yunfei Chen. "Improved energy detector for random signals in gaussian noise". En: *IEEE Transactions on Wireless Communications* 9.2 (2010), págs. 558-563. DOI: 10.1109/TWC.2010.5403535.

[73] Miguel Ángel Rojas Hernández. "Nuevo método de detección espectral para sistemas multi-portadoras basado en la radio cognitiva". En: (2019).

[74] Ralph D Hippenstiel. *Detection theory: applications and digital signal processing*. CRC Press, 2017.

[75] Ying-Chang Liang et al. "Sensing-Throughput Tradeoff for Cognitive Radio Networks". En: *IEEE Transactions on Wireless Communications* 7.4 (2008), págs. 1326-1337. DOI: 10.1109/TWC.2008.060869.

[76] Sailes K Sengijpta. *Fundamentals of statistical signal processing: Estimation theory*. 1995.

[77] P.P. Vaidyanathan. "Multirate digital filters, filter banks, polyphase networks, and applications: a tutorial". En: *Proceedings of the IEEE* 78.1 (1990), págs. 56-93. DOI: 10.1109/5.52200.

[78] R.E. Crochiere y L.R. Rabiner. "Interpolation and decimation of digital signals—A tutorial review". En: *Proceedings of the IEEE* 69.3 (1981), págs. 300-331. DOI: 10.1109/PROC.1981.11969.

[79] Irwin Mark Jacobs y JM Wozencraft. "Principles of communication engineering." En: (1965).

[80] Norbert J Fliege. *Multirate digital signal processing: multirate systems, filter banks, wavelets.* John Wiley & Sons, Inc., 1994.

[81] D. Esteban y C. Galand. "Application of quadrature mirror filters to split band voice coding schemes". En: *ICASSP '77. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing.* Vol. 2. 1977, págs. 191-195. DOI: 10.1109/ICASSP.1977.1170341.

[82] D. Esteban y C. Galand. "HQMF: Halfband quadrature mirror filters". En: *ICASSP '81. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing.* Vol. 6. 1981, págs. 220-223. DOI: 10.1109/ICASSP.1981.1171305.

[83] T. Barnwell. "An experimental study of sub-band coder design incorporating recursive quadrature filters and optimum ADPCM". En: *ICASSP '81. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing.* Vol. 6. 1981, págs. 808-811. DOI: 10.1109/ICASSP.1981.1171207.

[84] TA Ramstad y O Foss. "Subband coder design using recursive quadrature mirror filters". En: *Signal Processing: Theories and Applications* (1980), págs. 747-752.

[85] Ljiljana Milic. *Multirate Filtering for Digital Signal Processing: MATLAB Applications: MATLAB Applications.* IGI Global, 2009.

[86] P. Regalia et al. "Tree-structured complementary filter banks using all-pass sections". En: *IEEE Transactions on Circuits and Systems* 34.12 (1987), págs. 1470-1484. DOI: 10.1109/TCS.1987.1086086.

[87] Parishwad P Vaidyanathan. *Multirate systems and filter banks.* Pearson Education India, 2006.

[88] Tor A Ramstad y Joar P Tanem. "Cosine-modulated analysis-synthesis filterbank with critical sampling and perfect reconstruction". En: *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on*. IEEE Computer Society. 1991, págs. 1789-1792.

Publicaciones

- Gordana Jovanovic Dolecek and Gabriel Alejandro Martinez Novelo, "Design of Compensator for Chebyshev Sharpened Comb Filter," Proc. of 33rd IEEE International Conference on Microelectronics (MIEL 2023), Nis, Serbia. 16-18 October, 2023, pp.177-180. DOI: 10.1109/MIEL58498.2023.10315910. (Published by IEEEXplore).

- Gordana Jovanovic Dolecek and Gabriel Alejandro Martinez Novelo, "Design and FPGA Implementation of Compensator for Sharpening CIC Filters," Proc of 14th International Conference on Development and Modernization of Manufacturing (RIM 2023), Sarajevo, Bosnia, 20-22 September 2023. DOI: 10.1088/1757-899X/1298/1/012017 (Published by IOP Conference Series Materials Science and Engineering 1298 (1):012017).

- G. Martinez Novelo and G. Jovanovic Dolecek, "Spectrum Sensing with Filter Banks and Energy Detectors," 13th International Conference on Mathematical Modeling in Physical Sciences, ICMSQUARE 2024, Kalamata, Greece, September 30-October 3, 2024.(Accepted).