

SENSADO DE ESPECTRO EN BANDA ANCHA BASADO EN MATRIX COMPLETION PARA REDES DE RADIO COGNITIVA



OLGER FERLEDY ERAZO DE LA CRUZ

Tesis de Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones.

Director:
Víctor Fabián Miramá Pérez
Mag. en electrónica y telecomunicaciones

Universidad del Cauca
Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones
Departamento de Electrónica y Telecomunicaciones
Línea de investigación Comunicaciones Inalámbricas
Popayán, octubre de 2020

OLGER FERLEDY ERAZO DE LA CRUZ

SENSADO DE ESPECTRO EN BANDA ANCHA BASADO
EN MATRIX COMPLETION PARA REDES DE RADIO
COGNITIVA

Tesis presentada a la Facultad de Ingeniería
Electrónica y Telecomunicaciones de la
Universidad del Cauca para la obtención del
Título de

Magister en
Electrónica y Telecomunicaciones.

Director:

Msc. Víctor Miramá Pérez

Popayán

2020



Universidad
del Cauca

Universidad del Cauca
Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones
Programas de Posgrado

FORMATO I
ACTA DE SUSTENTACIÓN DE
TRABAJO DE GRADO DE MAESTRÍA/TESIS DOCTORAL

Los jurados de:

TRABAJO DE GRADO DE MAESTRÍA (X) TESIS DOCTORAL ()

Titulado:

SENSADO DE ESPECTRO EN BANDA ANCHA BASADO EN MATRIX COMPLETION PARA REDES DE RADIO COGNITIVA

Bajo la dirección de: VICTOR FABIAN MIRAMA PEREZ

HACEN CONSTAR:

Que siendo las 8:00am del día 01 del mes de Octubre de 2020, el(la) estudiante:
OLGER FERLEDY ERAZO DE LA CRUZ

Realizó la Sustentación del Trabajo de Grado de Maestría/Tesis Doctoral (según acuerdo 035 de 1992), obteniendo la calificación de:

X APROBADO NO APROBADO

Para constancia, se firma en Popayán, a los 01 días del mes de Octubre de 2020.

JURADO 1:

HÉCTOR FABIO BERMÚDEZ
OROZCO

JURADO 2 (Doctorado):

JURADO COORDINADOR:

EDGAR ALBERTO UNIGARRO
CALFA

COORDINADOR DEL PROGRAMA (*):

JOSÉ GIOVANNY LÓPEZ

(*) Firma el Coordinador del Programa con autorización del(los) Jurado(s):

*A Dios por darme la vida y fortalecer mi espíritu,
a mis padres Piedad y Samuel por creer en la educación,
a Yanneth, mi esposa, por su amor y apoyo,
a mi hija Camila por su cariño,
a mi familia y amigos.*

Agradecimientos

Al Magister Víctor Fabián Mirama Pérez por guiarme en la realización de la tesis de maestría, sus aportes y motivación contribuyeron a la finalización de este trabajo.

A los Doctores Pablo Emilio Jojoa y Giovanni López, al Magister Harold Romo Romero y al grupo de profesores del programa de Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones por los aportes que enriquecieron el desarrollo de la tesis.

Al Doctor Evelio Astaiza Hoyos, quien me dio la orientación inicial para enfocar mi trabajo de maestría en esta área; al Doctor Andrés Navarro Cadavid y al Doctor Luis Fernando Pedraza Martínez por sus aportes en la evaluación de la tesis de maestría en la fase de examen de valoración; al Doctor Héctor Fabio Bermúdez Orozco y al Doctor Edgar Alberto Unigarro Calpa por evaluar el trabajo de grado, así como por aceptar esta labor.

A todos aquellos que aportaron en la finalización de este trabajo.

OLGER ERAZO DE LA CRUZ

Resumen estructurado

Los sistemas de comunicaciones son componentes de vital importancia en la sociedad moderna, usados extensivamente en numerosas aplicaciones y en la prestación de servicios como la telefonía, la navegación web, la transmisión de video y datos, entre otros. En un inicio los sistemas se conformaban por redes de dispositivos cableados, pero la necesidad de comunicarse desde cualquier lugar impulso el desarrollo de dispositivos móviles e inalámbricos, tanto así que a nivel de tráfico ya ha superado a las redes cableadas; este crecimiento implica una mayor demanda en el uso del espectro radioeléctrico, recurso muy escaso. Esta condición motiva el origen de la Radio Cognitiva (CR), tecnología que se caracteriza por la capacidad de aprendizaje del entorno con el que interactúa y la auto-reconfiguración de sus parámetros de operación; para lograrlo define una serie de etapas que conforman el ciclo cognitivo, una de ellas el Sensado de Espectro (SS), que pretende determinar el rango de espectro disponible para ser utilizado por los Usuarios Secundarios (SU), a partir de la identificación de los Usuarios Primarios (PU), estos últimos tienen acceso autorizado para el uso de parte del espectro.

Hoy en día con la rápida evolución de los transceptores, la microelectrónica y las altas frecuencias de propagación, se hace necesario que CR aplique algoritmos SS a un conjunto de frecuencias y realice un muestreo inferior a la tasa de Nyquist. En consecuencia, en la investigación se propone un algoritmo Sub-Nyquist de Detección de Espectro en Banda Ancha (WBSS), denominado MC IZMZ-SD, basado en Compleción de Matrices (MC); su objetivo es completar las entradas faltantes de la matriz de muestreo y recuperar las señales en un menor tiempo. Por otra parte, se evalúan algoritmos de Detección de Espectro en Banda Estrecha (NBSS) y se elige aquella que por facilidad de implementación permite conformar un banco de detectores para la WBSS, este último encargado de evaluar las señales recuperadas y determinar la disponibilidad de espectro.

En el desarrollo de la investigación se emplea una metodología que permite diseñar, construir y evaluar el algoritmo propuesto. En los escenarios de simulación se utilizan señales determinísticas bajo diferentes condiciones de canal y tasas de muestreo. La verificación del algoritmo se realiza mediante el procesamiento de señales reales obtenidas de las bandas de TV y FM.

Los resultados obtenidos a nivel de simulación e implementación muestran que tras aplicar el algoritmo MC IZMA-SD, se realiza la reconstrucción de la señal con tres cuartos del muestreo Nyquist, además se mejora el desempeño de la detección de espectro en banda ancha en términos de la probabilidad de detección y tiempo de respuesta. Para trabajos futuros se sugiere integrar dispositivos con múltiples antenas y en los bancos de detección otros algoritmos de NBSS, diferentes a la detección de energía.

Palabras Clave: Compleción de Matrices, Detección de Espectro en Banda Ancha, Norma Nuclear, Descomposición de Valores Singulares, Sub-Nyquist, Radio Cognitiva.

Abstract

Communications systems are components of vital importance in modern society, used extensively in numerous applications and in the provision of services such as telephony, web browsing, video and data transmission, among others. Initially, the systems were made up of wired device networks, but the need to communicate from anywhere boosted the development of mobile and wireless devices, so much so that at the traffic level they have already overtaken wired networks; This growth implies a greater demand in the use of the radioelectric spectrum, a resource that is already very scarce. This condition motivates the origin of Cognitive Radio (CR), a technology characterized by the ability to learn from the environment with which it interacts and the self-reconfiguration of its operating parameters; To achieve this, it defines a series of stages that make up the cognitive cycle, one of which is Spectrum Sensing (SS), which aims to determine the range of spectrum available to be used by Secondary Users (SU), based on the identification of the Primary Users (PU), the latter have authorized access for the use of part of the spectrum.

Today with the rapid evolution of transceivers, microelectronics, and high propagation frequencies, it is necessary for CR to apply SS algorithms to a set of frequencies and to sample below the Nyquist rate. Consequently, the research proposes a Sub-Nyquist Broadband Spectrum Detection (WBSS) algorithm, called MC IZMZ-SD, based on Matrix Completion (MC); Your goal is to fill in the missing inputs from the sampling matrix and retrieve the signals in less time. On the other hand, Narrow Band Spectrum Detection (NBSS) algorithms are evaluated and the one chosen for ease of implementation allows to set up a bank of detectors for the WBSS, the latter in charge of evaluating the recovered signals and determining the availability of spectrum.

In the development of the investigation a methodology is used that allows to design, construct and evaluate the proposed algorithm. In the simulation scenarios deterministic signals are used under different channel conditions and sampling rates.

The verification of the algorithm is carried out by means of the processing of real signals obtained from the TV and FM bands.

The results obtained at the simulation and implementation level show that after applying the MC IZMA-SD algorithm, the reconstruction of the signal is performed with less than three-fourths of the Nyquist sampling, in addition to improving the performance of spectrum detection in broadband in terms of detection probability and response time. For future work, it is suggested to integrate devices with multiple antennas and in the detection banks other NBSS algorithms, different from energy detection.

Keywords: Matrix Completion, wideband Spectrum Sensing, Nuclear Norm, Decomposition of Singular Values, Sub-Nyquist, Cognitive Radio.

CONTENIDO

| | Pág. |
|---|----------|
| Lista de Tablas..... | xvii |
| Lista de Figuras | xix |
| Lista de Abreviaturas | xxiii |
| Lista de Símbolos | xxv |
| | |
| CAPÍTULO 1 | 1 |
| Introducción..... | 1 |
| 1.1 Motivación y Alcance..... | 2 |
| 1.2 Objetivos | 4 |
| 1.2.1 Objetivo General | 4 |
| 1.2.2 Objetivos Específicos..... | 4 |
| 1.3 Aporte Investigativo | 5 |
| 1.4 Organización de la Tesis de Maestría | 6 |
| | |
| CAPÍTULO 2 | 9 |
| Fundamentos y Estado del Arte | 9 |
| 2.1 Radio Definida por Software..... | 10 |
| 2.2 Radio Cognitiva | 12 |
| 2.3 Algoritmos de Detección de Espectro en Banda Estrecha | 16 |
| 2.3.1 Detección de energía | 16 |
| 2.3.2 Detección por Filtrado Adaptado..... | 18 |
| 2.3.3 Detección de Características Cicloestacionarias | 20 |
| 2.3.4 Red Neuronal Artificial. | 22 |

| | | |
|-------------------|--|-----------|
| 2.3.5 | Detección por Valores Propios..... | 23 |
| 2.3.6 | Algoritmos Híbridos..... | 24 |
| 2.4 | Algoritmos de Detección de Espectro en Banda Ancha Nyquist..... | 26 |
| 2.5 | Algoritmos de Detección de Espectro en Banda Ancha Sub-Nyquist..... | 28 |
| 2.5.1 | Detección compresiva..... | 28 |
| 2.5.2 | Muestreo Multicanal..... | 32 |
| 2.6 | Compleción de Matrices..... | 35 |
| 2.6.1 | Muestreo..... | 35 |
| 2.6.2 | Reconstrucción..... | 36 |
| CAPÍTULO 3 | | 39 |
| | Detección de Espectro en Banda Ancha Local Basado en Muestreo Sub-Nyquist MC IZMA-SD..... | 39 |
| 3.1 | Formulación del problema..... | 41 |
| 3.2 | Diseño de estudio..... | 42 |
| 3.2.1 | Supuestos..... | 43 |
| 3.2.2 | Modelo general del algoritmo e implementación..... | 43 |
| 3.2.3 | Herramientas de Diseño y Construcción..... | 45 |
| 3.3 | Diseño del modelo conceptual..... | 46 |
| 3.3.1 | Modelo conceptual del algoritmo..... | 46 |
| 3.3.2 | Modelo conceptual de implementación..... | 47 |
| 3.4 | Especificaciones del Modelo Conceptual..... | 48 |
| 3.4.1 | Acondicionador Muestras Canal..... | 52 |
| 3.4.2 | Constructor Matriz Incompleta..... | 53 |
| 3.4.3 | Reconstrucción de Datos Perdidos..... | 54 |
| 3.4.4 | Selector del Rango de Frecuencia..... | 57 |
| 3.4.5 | Detección de Espectro en Banda Estrecha..... | 57 |
| 3.5 | Construcción, Verificación y Validación del Modelo de Simulación..... | 58 |
| 3.5.1 | Validación de los Códigos Computacionales Etapa Reconstrucción..... | 59 |
| 3.5.2 | Definición de los Escenarios de Simulación y medidas reales..... | 65 |
| 3.5.3 | Diseño del Sistema de Análisis de Resultados..... | 65 |
| CAPÍTULO 4 | | 67 |
| | Experimentación y análisis de resultados..... | 67 |

| | |
|--|------------|
| 4.1 Simulación Algoritmo Reconstrucción Señal MC IZMA_SD con Muestreo Sub-Nyquist | 67 |
| 4.2 Selección del algoritmo NBSS para conformar el banco de detectores | 73 |
| 4.2.1 Sensibilidad de Detección..... | 73 |
| 4.2.2 Tiempo de Respuesta..... | 78 |
| 4.2.3 Facilidad de Implementación | 79 |
| 4.3 Implementación en USRP de un Detector de Energía Banda Estrecha con Muestreo Nyquist sin MC IZMA_SD..... | 80 |
| 4.3.1 Determinar Umbral de Ruido | 80 |
| 4.3.2 Ajuste al Algoritmo de Detección de Energía..... | 84 |
| 4.3.3 Evaluación de una Señal en FM Aplicando Detección de Energía | 85 |
| 4.3.4 Evaluación en Serie de Cuatro Señales en FM Aplicando Detección de Energía | 90 |
| 4.4 Implementación de Detección de Espectro en Banda Ancha Local Basado con Muestreo Sub-Nyquist MC IZMA_SD - Detección de Energía | 92 |
| 4.4.1 Evaluación de Una Señal en FM con 200 Muestras y un detector..... | 93 |
| 4.4.2 Evaluación serial de 4 Señales de TV con 100 muestras y un detector ... | 97 |
| CAPÍTULO 5 | 103 |
| Conclusiones y Recomendaciones | 103 |
| 5.1 Conclusiones..... | 103 |
| 5.2 Trabajos futuros | 105 |
| APÉNDICE A | 107 |
| Algoritmos y codificación MC IZMA_SD | 107 |
| A1. Códigos Computacionales de Reconstrucción de Señal con MC IZMA_SD . | 107 |
| A2. Integre Semilla Desviación Estándar | 109 |
| APÉNDICE B | 113 |
| Diagramas de Flujo Detección Espectro Banda Estrecha Nyquist | 113 |
| B1. Controlador de Simulación de 4 Métodos..... | 113 |
| B2. Transmisor Banda Estrecha Nyquist | 114 |
| B3. Detección de Energía | 116 |
| B4. Detección de Características Cicloestacionarias | 117 |
| B5. Detección por Filtro Adaptado | 118 |
| B6. Detección por Redes Neuronales Artificiales..... | 119 |
| APÉNDICE C | 123 |

| | |
|---|------------|
| Base de datos y software para evaluación de resultados..... | 123 |
| C1. Tabla Reconstrucción de Señal con MC IZMA_SD | 123 |
| C2. Tabla Reconstrucción de Señal UHF con IZMA_SD Detección de Energía .. | 124 |
| C3. Tabla para Evaluar Algoritmos SS Nyquist en Banda Estrecha..... | 126 |
| C4. Tabla para Determinar Umbral de Ruido de una Señal en FM..... | 127 |
| C5. Aplicativo Detección de Espectro SSA – Guía instalación..... | 128 |
| APÉNDICE D | 129 |
| Hardware de implementación | 129 |
| D1. Hardware SDR..... | 129 |
| D2. Características del USRP | 130 |
| D3. Especificaciones y Diseño del Transmisor FM | 131 |
| D4. Especificaciones del computador | 133 |
| APÉNDICE E..... | 135 |
| Resultados de simulación etapa reconstrucción y etapa NBSS | 135 |
| E1. Reconstrucción señales determinísticas..... | 135 |
| E2. Detección de espectro en banda estrecha Nyquist local | 138 |
| Canal con PU - Modulación BPSK..... | 138 |
| Canal con PU - Modulación QPSK | 140 |
| Canal solo Ruido, Espera Detectar Modulación BPSK | 142 |
| Canal solo Ruido, Espera Detectar Modulación QPSK..... | 143 |
| APÉNDICE F..... | 145 |
| Publicación de Resultados | 145 |
| REFERENCIAS | 147 |

Lista de Tablas

| | | Pág. |
|-------------|---|------|
| Tabla 4.1 | Tiempo de respuesta en segundos para la detección del transmisor. . | 79 |
| Tabla 4.2 | Resumen de comparación de algoritmos de NBSS basados en el transmisor. | 80 |
| Tabla 4.3. | DSP de una señal con frecuencia central en 99 Mhz con PU. | 82 |
| Tabla 4.4. | Potencia expresada en dBm de 4 frecuencias en FM. | 89 |
| Tabla 4.5. | Índice energía, aproximaciones y diferencia de la norma nuclear de 4 señales UHF. | 100 |
| Tabla A.1. | Función de los Script etapa de reconstrucción. | 108 |
| Tabla C.1. | Nomenclatura de esquemas completos de una tabla. | 123 |
| Tabla C.2. | Esquema tabla de datos izma_sd_be | 124 |
| Tabla C.3. | Esquema tabla de datos uhf_de_subnyquist. | 125 |
| Tabla C.4. | Esquema tabla Resultados_simulacion. | 126 |
| Tabla C.5. | Esquema tabla determinar_umbral. | 127 |
| Tabla C.6. | Función de los archivos instaladores software SSA. | 128 |
| Tabla D.1. | Plataformas SDR existentes en el mercado. | 129 |
| Tabla D.2. | Especificaciones TVRX2. Fuente: www.ettus.com | 131 |
| Tabla E.1. | Reconstrucción de una señal BPSK a 9 Hz con diferentes SNR | 136 |
| Tabla E.2. | Reconstrucción de una señal QPSK a 9 Hz con diferentes SNR | 136 |
| Tabla E.3. | Reconstrucción de una señal seno a 9 Hz con diferentes SNR | 137 |
| Tabla E.4. | Reconstrucción de una señal coseno a 9 Hz con diferentes SNR | 138 |
| Tabla E.5. | Reconstrucción de una señal solo ruido a 9 Hz en diferentes SNR. .. | 138 |
| Tabla E.6. | Resultados de simulación BPSK bajo diferentes SNR y PU presente | 139 |
| Tabla E.7. | <i>PD</i> y <i>PMD</i> en un canal con ruido, modulación BPSK. | 140 |
| Tabla E.8. | Resultados de simulación QPSK con diferentes SNR y PU presente. | 141 |
| Tabla E.9. | <i>PD</i> y <i>PMD</i> en un canal con ruido, modulación QPSK. | 141 |
| Tabla E.10. | <i>PFA</i> en algoritmos que esperan detectar BPSK. | 142 |
| Tabla E.11. | <i>PFA</i> en algoritmos que esperan detectar QPSK. | 143 |

Tabla F.1. Datos relevantes de la publicación de resultados 145

Lista de Figuras

| | Pág. |
|--|------|
| Figura 2.1. Etapas de un SDR [12]. | 11 |
| Figura 2.2. Huecos espectrales en tiempo, frecuencia y potencia [27]. | 13 |
| Figura 2.3. Clasificación de los algoritmos de Detección de Espectro. | 14 |
| Figura 2.4. Diagrama de bloques ED: a) dominio de la frecuencia; b) dominio del tiempo [26]. | 17 |
| Figura 2.5. Diagrama de bloques de un MFD adaptado de [32]. | 19 |
| Figura 2.6. Diagrama de bloques de CFD adaptado de [37]. | 20 |
| Figura 2.7. Diagrama de bloques de un detector por ANN [41]. | 22 |
| Figura 2.8. Diagrama de bloques EVD: a) MME ; b) EME. | 23 |
| Figura 2.9. Complejidad y precisión de los algoritmos de NBSS Nyquist [19]. | 25 |
| Figura 2.10. Diagrama de Bloques detección conjunta en multibanda [54]. | 26 |
| Figura 2.11. Diagrama de Bloques detección wavelet [55]. | 27 |
| Figura 2.12. Diagrama de Bloques detección por barrido de tonos [56]. | 27 |
| Figura 2.13. Diagrama de bloques detección por banco de filtros [57]. | 28 |
| Figura 2.14. Estructura detección compresiva [58]. | 29 |
| Figura 2.15. Diagrama de bloque de un AIC [64]. | 31 |
| Figura 2.16. Diagrama de bloques de Convertidor de Banda Ancha Modulado [65]. | 32 |
| Figura 2.17. Diagrama de bloques de NSMS [66]. | 33 |
| Figura 2.18. Diagrama de bloques de MASS [67]. | 34 |
| Figura 2.19. Datos de la matriz a recuperar, celdas en blanco [68]. | 36 |
| Figura 3.1. Metodología empleada [74]. | 40 |
| Figura 3.2. Modelo general del algoritmo local de WBSS muestreo Sub-Nyquist y MC. Fuente: por autor. | 44 |

| | | |
|--------------|---|----|
| Figura 3.3. | Modelo general del hardware encargado de WBSS en CR muestreo Sub-Nyquist y MC. Fuente: por autor. | 44 |
| Figura 3.4. | Modelo conceptual del algoritmo. Fuente: por autor. | 47 |
| Figura 3.5. | Modelo conceptual de implementación. Fuente: por autor. | 48 |
| Figura 3.6. | Datos de la matriz IZMA_SD a recuperar, celdas en blanco se integra semilla. Fuente: por autor. | 50 |
| Figura 3.7. | Bloques de programación MC IZMA_SD etapa reconstrucción. Fuente: por autor. | 59 |
| Figura 3.8. | Muestreo señal seno 9 Hz: a) 24 muestras b) 12 muestras. Fuente: por autor. | 60 |
| Figura 3.9. | Señal seno 9 Hz, 12 muestras conocidas y 12 muestras valor semilla. Fuente: por autor. | 61 |
| Figura 3.10. | Señal seno 9 Hz, recuperada con MC IZMA_SD. Fuente: por autor. | 61 |
| Figura 3.11. | Señal 9 Hz reconstruida: a) Seno. b) Coseno. Fuente: por autor. | 62 |
| Figura 3.12. | Señal 9 Hz reconstruida a partir de 12 muestras: a) BPSK. b) QPSK. Fuente: por autor. | 63 |
| Figura 3.13. | Ruido, reconstruido a partir de 12 muestras. <i>Fuente: por autor.</i> | 64 |
| Figura 3.14. | Señal seno 9 Hz reconstruida sin IZMA_SD a partir de 12 muestras... 64 | 64 |
| Figura 3.15. | Componentes software para el análisis de resultados. Fuente: por autor. | 65 |
| Figura 4.1. | Formulario resultados de las simulaciones IZMA_SD, reconstrucción en diferentes SNR. Fuente: por autor. | 69 |
| Figura 4.2. | Diferencia entre la norma nuclear inicial y la norma nuclear final de la señal recuperada vs SNR. Fuente: por autor. | 70 |
| Figura 4.3. | Error medio cuadrático entre la señal original y la señal recuperada vs SNR. Fuente: por autor. | 71 |
| Figura 4.4. | Numero de aproximaciones necesarias para llegar a la señal recuperada vs SNR. Fuente: por autor. | 71 |
| Figura 4.5. | Semejanza entre la señal de referencia y la señal recuperada vs SNR. Fuente: por autor. | 72 |
| Figura 4.6. | Formulario resultados de las simulaciones NBSS en diferentes SNR y modulaciones. Fuente: por autor. | 74 |
| Figura 4.7. | P_D en la modulación BPSK. Fuente: por autor. | 75 |
| Figura 4.8. | P_D en la modulación QPSK. Fuente: por autor. | 76 |
| Figura 4.9. | PFA en la modulación BPSK. Fuente: por autor. | 77 |

| | |
|---|-----|
| Figura 4.10. PFA en la modulación QPSK. Fuente: por autor..... | 78 |
| Figura 4.11. Formulario resultados de las mediciones en diferentes frecuencias FM con USRP, muestreo Nyquist. Fuente: por autor. | 81 |
| Figura 4.12. Probabilidad de la PSD: a). 99 MHz con PU; b). 106 MHz sin PU. Fuente: por autor..... | 83 |
| Figura 4.13. Implementación Detector de Energía SD en Simulink con USRP para una sola frecuencia. Fuente: por autor..... | 86 |
| Figura 4.14. Canal libre 108.1 Mhz: a) PSD; b) Índice de energía. Fuente: por autor | 87 |
| Figura 4.15. Canal ocupado 94.1 Mhz: a) PSD; c) Índice de energía. Fuente: por autor..... | 88 |
| Figura 4.16. PSD en 4 diferentes señales en FM. Fuente: por autor. | 90 |
| Figura 4.17. Implementación SS ED Nyquist en Simulink con USRP para 4 señales en FM. Fuente: por autor. | 91 |
| Figura 4.18. Índice de energía de 4 señales en FM: Fuente: por autor..... | 92 |
| Figura 4.19. Modelo del sistema MC IZMA_SD ED implementado | 93 |
| Figura 4.20. Implementación WBSS IZMA_SD ED para una señal en Simulink con USRP para VHF. Fuente: por autor..... | 94 |
| Figura 4.21. Reconstrucción IZMA_SD, señal en 94.1 MHz, con PU: a) PSD; b) Índice de energía. Fuente: por autor. | 96 |
| Figura 4.22. Implementación WBSS IZMA_SD ED para 4 señales UHF con un ED. Fuente: por autor..... | 98 |
| Figura 4.23. Implementación WBSS, índice de energía de 4 señales UHF. Fuente: por autor..... | 99 |
| Figura B.1. Diagrama de flujo simulador 5 métodos. Fuente: por autor..... | 114 |
| Figura B.2. Diagrama de flujo transmisor_simulador, adaptado de [39]. | 115 |
| Figura B.3. Diagrama de flujo detección_energía, adaptado de [39]. | 116 |
| Figura B.4. Diagrama de flujo ciclo_estacionario, adaptado de [39]..... | 117 |
| Figura B.5. Diagrama de flujo filtro_adaptado, adaptado de [39]..... | 119 |
| Figura B.6. Diagrama de flujo entrenador_red_neuronal. Fuente: por autor | 120 |
| Figura B.7. Diagrama de flujo SS ANN. Fuente: por autor. | 122 |
| Figura D.1. Diagrama de bloques transmisor FM. Fuente: por autor. | 131 |
| Figura D.2. Diagrama de conexiones transmisor FM. Fuente: por autor. | 132 |
| Figura D.3. Transmisor FM construido. Fuente: por autor. | 133 |

Lista de Abreviaturas

| | |
|-------------|--|
| ADC | Analog to Digital Converter, Convertidor Analógico a Digital |
| AIC | Analog to Information Converter, Conversor Analógico a Información |
| ANN | Artificial Neuronal Network, Red Neuronal Artificial |
| AWGN | Additive White Gaussian Noise, Ruido Blanco Aditivo Gaussiano |
| CFD | Ciclostationary Feature Detection, Detección de Características Cicloestacionarias |
| CR | Cognitive Radio, Radio Cognitiva |
| CRD | Cognitive Radio Dispositive, Dispositivo de Radio Cognitiva |
| CRN | Cognitive Radio Network, Red de Radio Cognitiva |
| CS | Compressive Sensing, Detección Compresiva |
| ED | Energy Detection, Detección de Energía |
| EVD | Eigen Value Detector, Detector de Valores Propios |
| DAC | Digital to Analog Converter, Convertidor Digital a Analógico |
| dB | Decibel |
| DB | Data Base, base de datos |
| dBm | Decibel milivatio |
| DSP | Digital Signal Processor, Procesador Digital de Señales |
| FCC | Federal Communications Commission U.S., Comisión Federal de Comunicaciones de los Estados Unidos |
| FFT | Fast Fourier Transform, Transformada Rápida de Fourier |
| FM | Frequency Modulation, Frecuencia Modulada |
| GHz | Gigahertz |
| GNU | GNU's Not Unix, GNU No es Unix |

| | |
|-------------|--|
| IEEE | Institute of Electrical and Electronics Engineers, Instituto de ingenieros Eléctricos y Electrónicos |
| IZMA | Interest Zone Matrix Approximation, Aproximación de la Matriz en la Zona de Interés |
| KHz | Kilohertz |
| MC | Matrix Completion, Compleción de Matrices |
| MFD | Matched Filter Detection, Detección por Filtro Adaptado |
| MHz | Megahertz |
| NBSS | Narrowband Spectrum Sensing, Detección de Espectro en Banda Estrecha |
| MS/s | Mega Samples per Second, Millones de Muestras por Segundo |
| PSD | Power Spectrum Density, Densidad Espectral de Potencia |
| PU | Primary User, Usuario Primario |
| RMM | Random Matrix Methods, Métodos de Matrices Aleatorias |
| RMT | Random Matrix Theory, Teoría de Matrices Aleatorias |
| SD | Standard Deviation, Desviación Estándar |
| SDR | Software Defined Radio, Radio Definida por Software |
| SNR | Signal to Noise Ratio, Relación Señal a Ruido |
| SQL | Structured Query Language, Lenguaje de Consulta Estructurada |
| SS | Spectrum Sensing, Detección de Espectro. |
| SSA | Spectrum Sensing Applicative, Aplicativo de Detección de Espectro |
| SU | Secondary User, Usuario Secundario. |
| TV | Televisión |
| UHF | Ultra High Frequency, Frecuencia Ultra Alta. |
| VHF | Very High Frequency, Frecuencia Muy Alta. |
| WB | Wide Band, Banda ancha. |
| WBSS | Wideband Spectrum Sensing, Detección de Espectro en Banda Ancha |

Lista de Símbolos

| | |
|-----------------|--|
| $\ X\ _*$ | Norma nuclear |
| $\ X\ _F$ | Error de Frobenius |
| \odot | Multiplicador de matrices |
| E_S | Energía de la señal |
| H_0 | Hipótesis banda libre |
| H_1 | Hipótesis banda ocupada |
| P_D | Probabilidad de detección |
| P_{FA} | Probabilidad de falsa alarma |
| P_{MD} | Probabilidad de detección fallida |
| $y(k)$ | Vector de la señal recibida |
| $s(k)$ | Vector de la señal transmitida |
| $r(k)$ | Vector de ruido blanco gaussiano |
| $h(n)$ | Vector de respuesta al impulso del canal |
| S_p | Señal portadora en filtro adaptado |
| $X(n)$ | Vector de correlaciones en filtro adaptado |
| $S_y^\alpha(f)$ | Función correlación espectral en detección cicloestacionario. |
| R_y | Matriz de covarianza en detección valores propios |
| $y_n(f)$ | Componentes espectrales en una banda n |
| $S_{n,y}(f)$ | Densidad espectral de potencia en una banda n de una señal recibida y |
| $W_s S_y(f)$ | Transformada Wavelet de la densidad espectral de potencia de la señal recibida y |
| M_c | Número de elementos de la señal comprimida |
| N_c | Número de elementos de la señal a comprimir |
| $P_c(t)$ | Vector del generador de números pseudoaleatorios |
| R | Muestras necesarias para recuperar una señal |

| | |
|---------------------------|---|
| W | Ancho de banda |
| $ Y(f) $ | Magnitud espectral de la señal recibida Y . |
| \mathbb{R} | Conjunto de los números reales |
| \mathbb{R}^n | Conjunto de los vectores de tamaño n con entradas reales |
| $\mathbb{R}^{n \times m}$ | Conjunto de las matrices de tamaño $n \times m$ con entradas reales |
| M | Matriz a completar por Compleción de Matrices |
| m | Muestras de entrada de la matriz M |
| $\text{Rango}(X)$ | Rango de la matriz X |
| M^T | Transpuesta de la matriz M |

Capítulo 1

Introducción

En los últimos años el incremento de usuarios con equipos móviles y las redes inalámbricas en las que estos se apoyan, han superado el tráfico de las redes cableadas, de acuerdo a un estudio de CISCO en el año 2017 [1] los dispositivos cableados generaban el 48% del tráfico IP, mientras que el 52% restante lo generaban dispositivos Wi-Fi y móviles; para el año 2022 [2] se espera que los dispositivos cableados generen el 29% del tráfico. La Comisión Federal de Comunicaciones de los Estados Unidos (FCC, U.S. *Federal Communications Commission*) indica que “es inevitable que la demanda superará la disponibilidad de espectro”, lo cual implica una crisis. En consecuencia existen políticas internacionales para realizar un uso eficiente del recurso de Radio Frecuencia (RF, *Radio Frequency*), por ejemplo en los Estados Unidos, a partir del año 2010 se han definido planes [3] para hacer disponibles 540 MHz de espectro que posibiliten el desarrollo de tecnologías emergentes en telecomunicaciones que impacten de forma positiva en la economía del país; con esta directriz la FCC [4], empresas dedicadas a la asesoría para la administración del espectro [5] y universidades norteamericanas [6], han diseñado políticas para compartir este recurso [15], al igual que metodologías para la medición y análisis del mismo. Los estudios demuestran que en algunos casos parte del espectro es muy utilizado o infrautilizado, por ejemplo, la FCC en el año 2009 identifica que la banda de los 88-108 MHz se encuentra generalmente ocupada, al igual que en 2.4 GHz, mientras que en la banda comprendida entre los 1400 a 1850 MHz se presenta un bajo porcentaje de uso; por otra parte, existen variaciones de uso temporal y geográfico, presentando huecos espectrales, es decir, disponibilidad de frecuencia.

Ante la creciente cantidad de usuarios de redes inalámbricas, la aparición de servicios que requieren de mayor ancho de banda y gran parte de las bandas de frecuencia ya

licenciadas [13], se propone el concepto de Radio Cognitiva (CR, *Cognitive Radio*), tecnología que busca dar solución a este problema haciendo un uso eficiente de los recursos espectrales que se encuentren disponibles. Un sistema CR se caracteriza por la capacidad cognitiva y la auto-reconfiguración, por ello debe ser flexible, ágil, detectar espectro, aprender y adaptarse al entorno con el que interactúa, elementos que se desprenden de la definición dada por Mitola [9] y Haykin [11].

La Detección de Espectro o Sensado de Espectro (SS, *Spectrum Sensing*) es una tarea permanente del usuario cognitivo, quien busca huecos espectrales para utilizarlos sin interferir con el usuario licenciado, este último es quien está autorizado para el acceso a una parte específica de este recurso [16]. En el documento se empleará la palabra “detección” como expresión equivalente a “sensado”, ya que este último término es de uso coloquial y no está reconocido por la Real Academia Española. La SS permite identificar los espacios negros, grises o blancos, que corresponden a bandas ocupadas, parcialmente utilizadas o libres respectivamente [17]. Esto es posible al emplear diferentes algoritmos, los cuales se clasifican bajo diferentes criterios como: características de la señal, cantidad de señales a evaluar de forma simultánea, el número de usuarios cognitivos participantes y la cantidad de muestras a procesar [53].

1.1 Motivación y Alcance

En la actualidad el crecimiento de las redes inalámbricas y la demanda de servicios que requieren un mayor ancho de banda han generado un déficit de espectro, recurso escaso si se considera que gran parte ya se encuentra licenciado [7]; por esta razón existen recomendaciones dadas por organismos reguladores como la Unión Internacional de Telecomunicaciones (ITU, International Telecommunication Union) con respecto a la eficiencia espectral y la reorganización de bandas, hecho que por sus implicaciones sociales y económicas motiva a gobiernos y a la industria a verificar las bandas que pueden ser reasignadas y compartidas. Los estudios realizados en Estados Unidos en el año 2010 [5] indican que existen espacios grises, y espacios blancos como las bandas asignadas a la prestación del servicio de televisión, que pueden ser utilizadas para otros servicios, por ejemplo, el acceso de Internet de banda ancha rural.

Los huecos espectrales, también denominados así a los espacios blancos y espacios grises, generan un aparente déficit espectral, que junto a la baja disponibilidad de este recurso por asignar, hace que los servicios móviles no cuenten con el suficiente ancho de banda y no puedan utilizar otras bandas licenciadas que se encuentran subutilizadas [6].

Como solución a la escasez de bandas de frecuencias libres y la subutilización de las mismas, los equipos de comunicación inalámbricos adaptan sus parámetros de operación por medio de la Asignación Dinámica de Espectro (DSA, *Dynamic Spectrum Allocation*) en la cual se identifican los huecos espectrales y se los utiliza evitando la interferencia con otros dispositivos, esta capacidad es el resultado de investigaciones desarrolladas por Mitola y Maguire en el año de 1999 [8], principales precursores de la CR. En virtud de ello los dispositivos cognitivos observan y evalúan el ambiente, identificando los recursos espectrales disponibles y ajustan por ejemplo los niveles de potencia, modulación y codificación digital.

Identificar los recursos espectrales disponibles en una señal con bajas frecuencias de propagación es posible con la NBSS, existe en esta clasificación diversos algoritmos para detectar la presencia de un usuario licenciado, por ejemplo, una de ellas evalúa la energía de la señal con respecto al ruido; otro clasifica por medio de la sincronización de la señal entrante con respecto a una señal conocida; también se puede identificar al usuario licenciado por medio del análisis de Fourier, al evaluar la periodicidad de una señal. Por otra parte, existen otros algoritmos no clásicos que emplean diversos recursos, uno de ellos la factorización de matrices, también el uso de Redes Neuronales Artificiales (NNA, *Neuronal Network Artificial*) para clasificar señales y la SS híbrido [36] que mejora la eficiencia en la detección al integrar diversos algoritmos.

Para identificar los recursos espectrales disponibles en más de una señal se emplean algoritmos WBSS, los cuales se clasifican en SS Nyquist y SS Sub-Nyquist, aplicados en la digitalización de señales con bajas y altas frecuencias de propagación respectivamente. En la segunda clasificación, la Detección Compresiva (CS, *Compressive Sensing*) se caracteriza por el muestreo inferior a la tasa de Nyquist, donde se busca encontrar el número mínimo de mediciones para reconstruir una señal y determinar la disponibilidad espectral, existiendo límites y desafíos como: el tamaño de la matriz de detección, la implementación en hardware, la incertidumbre ante el ruido y la recuperación de la señal a ser evaluada a partir de la medición compresiva [55].

Independiente de los algoritmos empleados en la SS, los errores son inevitables debido al ruido aditivo, el número limitado de muestras y la aleatoriedad de los datos observados, hecho que conlleva a dos tipos de error. El primer tipo de error involucra la falsa alarma que ocurre cuando un canal que está libre se detecta como ocupado y el segundo tipo de error se presenta cuando existe una detección fallida que hace referencia a que un canal ocupado es detectado como libre. El primer error implica que no se pueda ocupar el canal libre y el segundo que un usuario cognitivo interfiera a un usuario licenciado. Para minimizar los errores y el tiempo de observación, en NBSS y WBSS también se han desarrollado algoritmos cooperativos, donde varios usuarios cognitivos distribuidos espacialmente participan de la detección de espectro en una o diferentes bandas y los resultados se comparten por medio de canales adicionales.

En conclusión, existen diferentes algoritmos relacionados con la detección de espectro libre, cada uno identifica diferentes características de la señal, emplea disímiles recursos computacionales, requiere de una determinada cantidad de muestras y periodos de observación, con el único objetivo de mejorar la probabilidad de detección. Por consiguiente se hace necesario que en la próxima generación de redes celulares se exploten las oportunidades de tiempo, frecuencia y espacio, por medio de algoritmos locales de WBSS, ante bajas SNR, que empleen un conjunto pequeño de muestras, exijan un bajo costo computacional y de implementación, para suplir además las necesidades generadas por las aplicaciones emergentes como la ultra banda ancha y las aplicaciones de radar en las cuales su muestreo superan las capacidades tecnológicas vigentes.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo General

Diseñar un método y/o algoritmo local de Detección de espectro en banda ancha en redes de Radio Cognitiva basado en muestreo Nyquist Incompleto y Matrix Completion.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Identificar los algoritmos que permitan detectar presencia de señal en el espectro.

- Proponer un algoritmo basado en Nyquist Incompleto y Matrix Completion para la detección de espacios libres en el espectro de banda ancha.
- Evaluar la eficiencia del método y/o algoritmo Nyquist Incompleto propuesto, mediante simulación y medidas reales en señales multibanda reconstruyendo la señal original y aplicando un método clásico de detección de NB, evaluando la eficiencia en términos de probabilidad de detección, probabilidad de falsa alarma y probabilidad de la detección fallida.

1.3 Aporte Investigativo

Los aportes de esta Tesis se encuentran en:

1. El diseño de un algoritmo de WBSS para redes de radio cognitiva basado en muestreo sub-Nyquist y Matrix Completion, de tal forma que la eficiencia se evidencia en la reconstrucción de las señales y en determinar el estado ocupado o libre de las bandas a evaluar. Para lograrlo se emplea una metodología [71] que permite diseñar, construir y evaluar el algoritmo MC IZMA_SD propuesto, el cual a partir de la norma nuclear y la integración de valores semilla en las celdas no muestreadas, logra reducir el tiempo de reconstrucción. El algoritmo se valida en escenarios de simulación en los que se utilizan señales determinísticas en diferentes modulaciones, condiciones de canal y tasas de muestreo; se analiza el desempeño mediante el procesamiento de señales reales obtenidas de las bandas de TV y FM.
2. Acondicionamiento de un algoritmo de Detección de Energía (ED, *Energy Detection*) para el NBSS, por medio de la selección de un paquete de muestras a procesar y la comparación de la energía de la señal con respecto a un índice calculado a partir de la Desviación Estándar (SD, *Standard Deviation*); el desempeño se evalúa en señales reales en FM. Por otra parte, debido a la baja complejidad, este método hace parte del banco de detectores, quienes procesan las señales reconstruidas por medio del algoritmo MC IZMA_SD y determinan el estado del canal.

Otro resultado de la investigación se relaciona con el planteamiento y dirección de un trabajo de fin carrera en ingeniería electrónica, denominado: "Sistema de Radio

Cognitiva Basado en SDR para la Detección de Frecuencias Libres en Situaciones de Emergencia en la Ciudad de Pasto”, desarrollado por Jheyson Esteban Benavides Mera y Deiby Alexander Landázuri Arroyo, Director Olger Erazo, Universidad Cesmag, trabajo concluido.

1.4 Organización de la Tesis de Maestría

El documento se encuentra organizado de la siguiente forma:

En el capítulo 2 se presentan los conceptos fundamentales relacionados con la tecnología que hizo posible el desarrollo de CR, entre ellos: el avance de la radio definido por software, generalidades sobre el ciclo cognitivo y clasificación de los algoritmos de SS. Se exploran algoritmos clásicos en NBSS, entre ellos: la detección de energía, el filtro adaptado, las características cicloestacionarios y las redes neuronales artificiales; se finaliza el capítulo presentando los algoritmos de WBSS como: detección compresiva, el muestreo multicanal y la aplicación de MC en la reconstrucción de una señal.

En el capítulo 3 se describe metodológicamente el desarrollo e implementación del algoritmo propuesto. En la primera sección se formula el problema. En la segunda sección se realiza un análisis de requerimientos, es otras palabras, se definen los aspectos que se deben satisfacer teniendo en cuenta los supuestos. Se realiza el diseño del modelo conceptual del algoritmo, además en esa tercera sección encuentra el diagrama a nivel de componentes hardware y software. En la cuarta sección se puntualiza en la función de cada componente del algoritmo. En la última sección se construye, verifica y valida el algoritmo propuesto, evidenciado en el proceso de reconstrucción de señales determinísticas; al mismo tiempo se planifican los experimentos a nivel de simulación y con medidas reales; se finaliza el capítulo definiendo el proceso de sistematización de los resultados obtenidos en los experimentos.

En el capítulo 4, en la primera sección se ejecutan simulaciones para la reconstrucción de señal en diferentes modulaciones y condiciones de canal; se evalúa el desempeño con respecto a la norma nuclear, error medio cuadrático, número de aproximaciones y nivel de semejanza de la señal recuperada. En la segunda sección se encuentra la simulación de cuatro algoritmos clásicos NBSS en diferentes modulaciones y

condiciones de canal, se estiman las diferentes probabilidades de SS, con el único objetivo de elegir uno de ellos para conformar el banco de detectores del algoritmo WBSS. En la tercera sección se ajusta el algoritmo NBSS seleccionado y se realizan las medidas reales en Frecuencia Modulada (FM, *Frequency Modulation*) utilizando un USRP para el procesamiento de la señal y un transmisor en FM diseñado por el autor. En la cuarta sección, una vez implementado en el banco detector el algoritmo de NBSS, se acopla al módulo de adquisición y reconstrucción de la señal MC IMZA-SD; se realiza la SS en medidas reales en FM y finalmente el algoritmo propuesto se valida con cuatro señales reales de Frecuencia Ultra Alta (UHF, *Ultra High Frequency*) muestreadas de forma serial.

En el capítulo 5, se presentan las conclusiones y los trabajos futuros.

Capítulo 2

Fundamentos y Estado del Arte

Debido al crecimiento de las redes inalámbricas y al uso del espectro, organismos reguladores en telecomunicaciones recomiendan mejorar la eficiencia espectral de los sistemas de comunicaciones móviles e inalámbricos, al igual que reorganizar el espectro de frecuencia; en virtud de ello los gobiernos, la industria y las universidades verifican las bandas que pueden ser reasignadas y compartidas, desarrollando e implementando tecnologías que hagan el uso eficiente de este recurso tan escaso; una solución es la Radio Cognitiva (CR), esta tecnología surge por la adición de capacidades como el aprendizaje del entorno a los dispositivos de Radio Definido por Software (SDR, *Software Defined Radio*).

Una de las etapas ejecutadas por un Dispositivo de Radio Cognitiva (CRD) es la Detección de Espectro (SS), esto es que el usuario cognitivo perteneciente a la CR evalúe su entorno para determinar si existen usuarios licenciados en determinada banda y en caso de no existir, cambiar los parámetros de transmisión y recepción para ocupar el espectro disponible.

Un CRD realiza la SS como un proceso continuo, donde los usuarios cognitivos aplican algoritmos que requieren de diferentes recursos hardware para identificar diferentes características de una señal y con la aparición de Asignación Dinámica de Espectro (DSA), la red determina las bandas libres y realiza la superposición espectral.

En un principio para la SS en señales con frecuencias de propagación bajas, se procesaban las muestras generadas por medio del Convertidor Analógico a Digital (ADC, *Analog to Digital Converter*), donde la frecuencia de muestreo mínima debe ser igual al doble de la máxima frecuencia de la señal analógica que se desea digitalizar, conocido como el Teorema de muestreo de Nyquist-Shannon. Hoy en día se utilizan altas frecuencias de propagación, por esa razón es necesario que la etapa de

procesamiento determine la presencia de un usuario licenciado con una frecuencia de muestreo inferior, en otros términos, Sub-Nyquist.

Por tanto, en este capítulo se presenta una descripción breve de los principales conceptos de SDR, CR, Detección de Espectro en Banda Estrecha y Banda Ancha, al igual que la Compleción de Matrices

2.1 Radio Definida por Software

Un SDR es un equipo de radio reprogramable y reconfigurable, su origen inicia en 1987 con el desarrollo de modem programables; pero el termino Radio Software (SR, *Software Radio*) fue puesto a la luz por Mitolla III en 1991 [9]. La definición dada por la FCC se utiliza como referencia en esta investigación e indica que es un radio que incluye un transmisor que por medio de software se pueden modificar parámetros como: la frecuencia, el tipo de modulación y la potencia de salida, sin realizar ningún cambio en los componentes hardware [10].

La primera implementación de un SDR fue el SpeakEasy, por parte del ejército norteamericano en 1995, el equipo operaba en frecuencias desde los 2MHz hasta los 200 MHz, solo podía mantener una comunicación y presentaba la posibilidad de cambiar el código para futuras actualizaciones. Desarrollos posteriores aparecen gracias a un programa denominado *Joint Tactical Radio System*, perteneciente al departamento de defensa de los EE.UU., fomentando así el diseño de equipos como el AN/USC-61 *Digital Modular Radio*, puesto en servicio desde el año 2002 en buques y submarinos, capaz de soportar gran número de modulaciones en Banda Estrecha (NB, *Narrow Band*), con 4 canales que permiten comunicaciones full-dúplex, frecuencias reconfigurables por canal y actualizables por software [12].

En Europa, la Agencia Europea de Defensa (EDA, *European Defense Agency*) inicia a desarrollar tecnología SDR a partir del año 2007, uno de los proyectos se denomina Interoperabilidad inalámbrica para seguridad (WINTSEC, *Wireless INTeroperability for SECurity*), programa para examinar la seguridad en SDR y la estandarización para lograr la interoperabilidad inalámbrica de sus agencias de seguridad, cuenta con la participación de 12 países de la Unión Europea. Además, se desarrollaron dos estudios como Radio Definida por Software Segura Europea (ESSOR, *European*

Secured Software Defined Radio), buscando el desarrollo de la SDR en el campo militar y que la industria implemente la SDR interoperable.

Hoy en día se encuentran plataformas comerciales SDR que se conectan a computadores por medio de puertos USB y Ethernet, también gracias a iniciativas como GNU Radio, el software para un SDR se realiza en plataformas libres, programados en Python y C++. Por otra parte, para la educación existe una variedad de módulos SDR que permiten el diseño de sistemas de comunicaciones con software como LabVIEW de National Instruments y MATLAB [76].

A nivel de hardware un SDR se compone de tres etapas, como se puede ver en la figura 2.1, entre las cuales se identifican: la sección de Frecuencia de Radio (RF, *Radio Frequency*), la sección de Frecuencia Intermedia (IF, *Intermediate Frequency*) y la sección procesado en banda base; a nivel de hardware se encuentra: el módulo Transmisión/ Recepción, módulos Convertidor Analógico a Digital (ADC, *Analog to Digital Converter*), módulos Convertidor Digital a Analógico (DAC, *Digital to Analog Converter*), módulos Convertidor Digital Descendente (DDC, *Digital Down-Converter*), módulos Convertidor Digital Ascendente (DUC, *Digital Up-Converter*) y el procesado en banda base se puede ejecutar en un procesador digital de señales, una matriz de puertas lógicas programables en campo o un procesador de propósito general. El DDC convierte las muestras del ADC en una frecuencia que se puede procesar y DUC convierte la señal de banda base a una señal de frecuencia más alta [78].

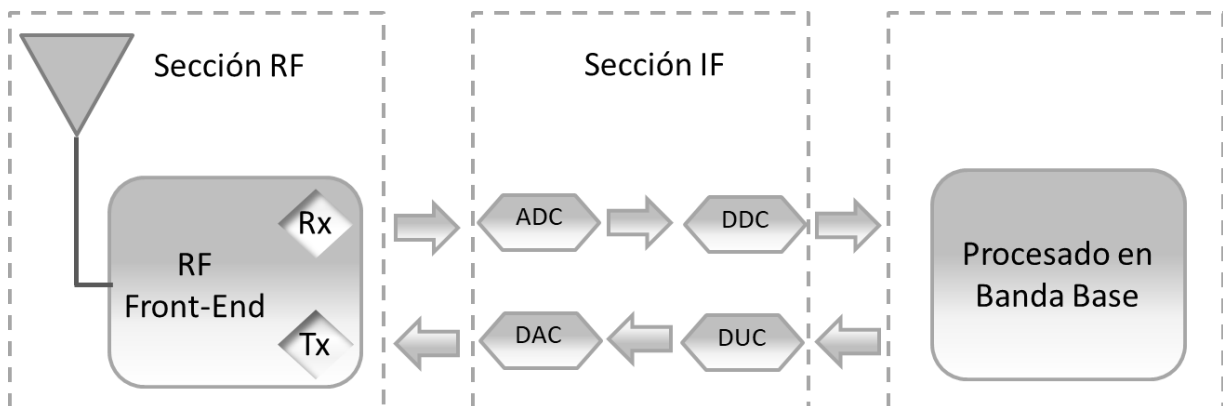


Figura 2.1. Etapas de un SDR [12].

La cantidad de muestras es un factor determinante para el funcionamiento de un SDR, llegando hasta 200 Ms/s, ADCs y DACs con resolución de 16 bits, procesando señales de 160 MHz de ancho de banda, operando hasta frecuencias de 6 GHz, con múltiples

antenas y conectividad Gigabit Ethernet [75]. En las SDR existe un mejor desempeño en aquellas que centran el proceso de banda base en una FPGA, ya que no requieren de programas y no utilizan osciladores que limiten la velocidad de procesamiento.

2.2 Radio Cognitiva

Debido al creciente uso de redes inalámbricas y en consecuencia del licenciamiento de gran parte del espectro, en diversos estudios se ha demostrado que se encuentra infrautilizado, entonces aparece el concepto de hueco espectral el cual corresponde a las variaciones de uso temporal y geográfico de las bandas; en otros casos existen bandas muy utilizadas y otras sin uso. Cuando se hace referencia al uso de una banda determinada, esta se puede clasificar como un espacio negro, gris o blanco, los espacios negros representan bandas que permanecen ocupadas gran parte del tiempo, presentando una alta potencia de interferencia; los espacios grises hacen referencia a bandas que se encuentran parcialmente ocupadas, presentando una baja potencia de interferencia; los espacios blancos corresponden a bandas libres de interferencia.

Para aprovechar los huecos espectrales aparece la CR, producto de la adición de capacidades cognitivas a un SDR, tales como: detectar, usar, compartir y la movilidad de espectro [8]. Así que un sistema CR se caracteriza por la capacidad cognitiva y la auto-reconfiguración, por esa razón debe ser flexible, ágil, aprender y adaptarse al entorno con el que interactúa [9]. El PhD Joseph Mitolla III en 1999 fue quien primero introduce el término, buscando solucionar el problema de la escasez de espectro.

Existen muchas definiciones dadas por investigadores o entes reguladores para CR, por ejemplo, la definición dada por Simon Haykin [11] indica que es un sistema de comunicación inalámbrica inteligente que conoce el entorno que lo rodea, se adapta a su ambiente y utiliza metodologías de comprensión para construir el aprendizaje desde el ambiente y adapta sus estados internos a partir de las variaciones estadísticas en los estímulos RF entrantes, para hacer los correspondientes cambios en ciertos parámetros de operación (por ejemplo, potencia de transmisión, frecuencia de portadora y estrategia de modulación) en tiempo real, con dos objetivos principales: comunicaciones altamente confiables cuando y donde sea y la utilización eficiente del

espectro. La FCC define CR como la radio que cambia los parámetros de transmisión/recepción basados con la interacción con el ambiente en el que opera [10].

El cambio de parámetros de RF en la CR tiene gran cantidad de aplicaciones como en el campo militar y la seguridad pública, interconectando la policía, médicos, bomberos y defensa civil para prestar los servicios de emergencias, en el cual es indispensable que todos los sistemas de comunicaciones se integren [12]. Además, ante la escases de espectro, se han generado políticas para compartir y liberar bandas, en este sentido se desarrollan investigaciones en diversos sistemas de comunicaciones como: emisoras de televisión, operadores de telefonía celular, sistemas de seguridad pública, enlaces punto a punto, redes de área personal y local [15]. Además, la industria ha incorporado en el hardware de los CRD sensores de localización, como Sistemas de posicionamiento Global (GPS, *Global Position System*), que sirven de apoyo para identificar espacios blancos en la región y también se han integrado algoritmos de inteligencia artificial en su firmware [14].

En la Red de Radio Cognitiva (CRN, *Cognitive Radio Network*) se identifica al usuario licenciado, a quien se denominará como Usuario Primario (PU, *Primary User*), autorizado para acceder a una parte específica del espectro y el usuario cognitivo, a quien se denominará como Usuario Secundario (SU, *Secondary User*), encargado de la SS para usar el espectro disponible, siempre que no se interfiera con los PU; en la figura 2.2 se identifican los espacios grises y blancos que corresponden a bandas que se pueden emplear por parte de los SU tras aplicar un algoritmo de SS.

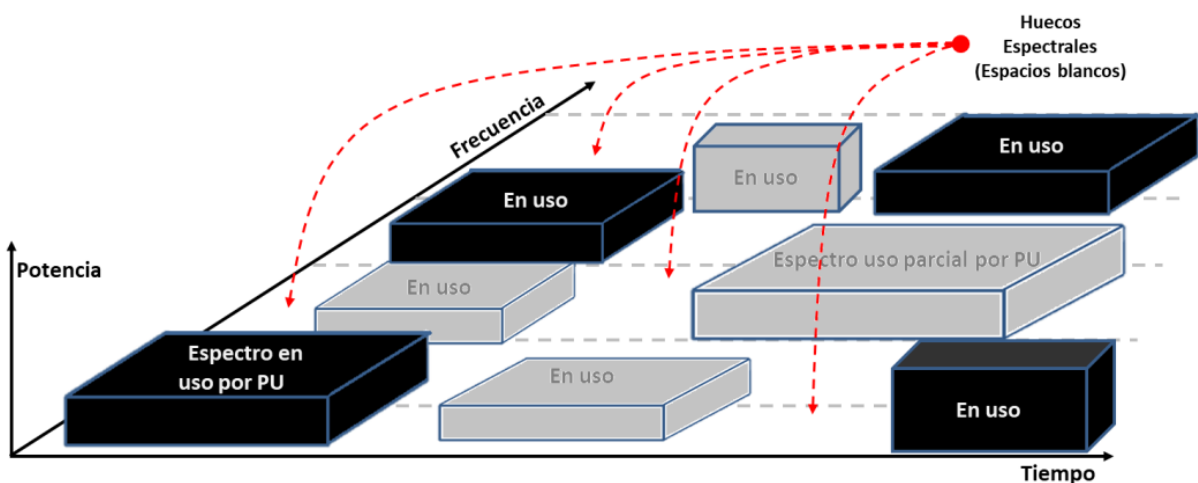


Figura 2.2. Huecos espectrales en tiempo, frecuencia y potencia [27].

En la SS existen diferentes algoritmos que se clasifican bajo diferentes criterios. En el primer nivel de la figura 2.3 se encuentra la clasificación correspondiente a la cantidad de señales a evaluar de forma simultánea, identificándose NBSS y WBSS. A la vez la WBSS se puede clasificar con respecto al número de muestras de la señal, en detección Nyquist y Sub-Nyquist [53]. En el tercer nivel de la figura 2.3 también se identifica que en la SS con muestreo inferior a la tasa de Nyquist, se subclasifica en algoritmos Multicanal y Compresivos, en la primera se utilizan diferentes canales de muestreo y en la segunda se busca reducir la cantidad de datos para solo mantener características fundamentales de las señales a evaluar. También la SS de forma general se puede clasificar como Coherente y no Coherente, en la primera se conocen las características de la señal y en la segunda no se conocen las características de la misma [19].

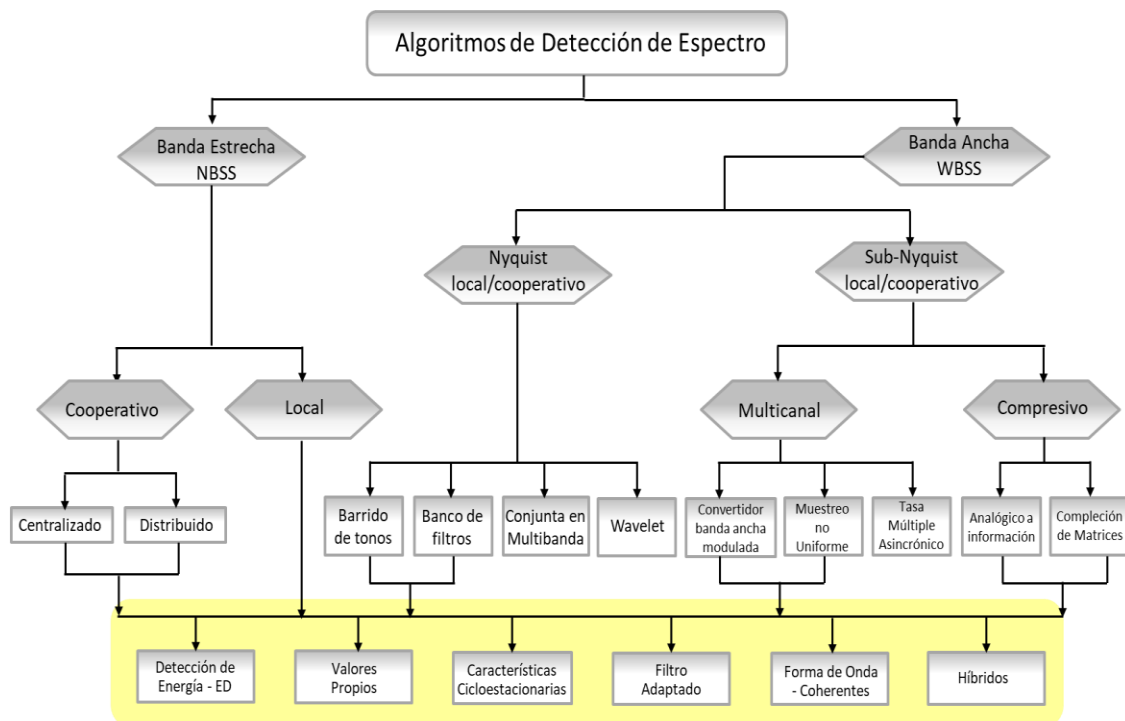


Figura 2.3 Clasificación de los algoritmos de Detección de Espectro.

Si la detección se realiza de manera individual por cada SU se denomina SS Local, si participa un grupo de SU se denomina SS Cooperativo [18], los algoritmos pertenecientes a esta última clasificación se caracterizan por minimizar los errores de detección en canales con desvanecimiento y ensombrecimiento, para lograrlo cada usuario cognitivo evalúa su entorno y comparte sus resultados empleando canales de

difusión. Por lo anterior, en la figura 2.3 se observa que la SS Cooperativo se puede subclasificar en detección descentralizada sin coordinación, dicho de otro modo, distribuida, en la cual los usuarios de radio cognitiva detectan el canal y comparten esta información; la segunda subclasificación se denomina centralizada, en la cual CRN cuenta con un coordinador quien recibe la información de los diferentes usuarios y la administra por medio de canales adicionales de difusión amplia o broadcast [18].

Una vez se conoce la clasificación de los algoritmos de SS se puede afirmar que el eje central de esta tesis es el análisis, diseño, construcción y evaluación de un algoritmo WBSS Local Sub-Nyquist en CRN.

Desde un análisis matemático, la SS parte de la prueba de una hipótesis binaria que indica si un canal en particular está libre u ocupado; el modelo hipotético de la detección de un transmisor por parte de un SU se puede describir como la decisión H_0 o H_1 , representada en la ecuación 2.1 [16], donde $y(k)$ corresponde a la muestra a ser analizada en un instante de tiempo k , $r(k)$ representa el ruido y $s(k)$ es la señal del PU.

$$y(k) = \begin{cases} H_0 : r(k) \\ H_1 : s(k) + r(k) \end{cases} \quad (2.1)$$

La eficiencia de la técnica de la SS se da en términos de la probabilidad de detección (P_D), dicho de otro modo, que se determina de forma apropiada el estado de la banda como libre (H_0) u ocupada (H_1). Pero independiente de la técnica empleada en SS, los errores son inevitables debido al ruido aditivo, el número limitado de muestras y la aleatoriedad de los datos observados, hecho que conlleva a dos tipos de error. El primer tipo de error involucra la falsa alarma, que ocurre cuando un canal que está libre se detecta como ocupado, de manera que no se puede ocupar el canal libre; el segundo tipo de error se presenta cuando existe una detección fallida, que hace referencia a que un canal ocupado es detectado como libre, en este caso un SU interfiere a un PU. Por tanto el desempeño de un detector se caracteriza por dos parámetros, la probabilidad de falsa alarma (P_{FA}), descrita en la ecuación 2.2a y la probabilidad de detección fallida (P_{MD}), la cual se define en la ecuación 2.2b [19].

$$P_{FA} = \text{Prob}\{\text{Decidir } H_1 | H_0\}; \quad (2.2a)$$

$$P_{MD} = \text{Prob}\{\text{Decidir } H_0 | H_1\}; \quad (2.2b)$$

2.3 Algoritmos de Detección de Espectro en Banda Estrecha

Hoy en día se considera importante la detección del espectro en CRN [19], en especial los problemas y desafíos relacionados con características de canal, es así como se han desarrollado algoritmos en NBSS para la detección del transmisor primario, entre ellos se encuentran: Detección de Energía, Detección por Filtro Adaptado, Detección de Características Cicloestacionarias, Detección de Valores Propios, Detección por Forma de la Onda por redes neuronales artificiales e incluso para mejorar la probabilidad de detección se plantean algoritmos Híbridos.

2.3.1 Detección de energía

La Detección de Energía (ED, *Energy Detection*) identifica la señal primaria sin conocer características de la señal del PU, por tal razón se clasifica como un algoritmo no Coherente; la ED se puede implementar en el dominio del tiempo o en el dominio de la frecuencia [23], [24], [25].

En la figura 2.4.a se muestran los componentes del ED en el dominio de la frecuencia, el primer bloque se conforma por un filtro pasa banda que permite seleccionar la banda a evaluar y una vez se digitaliza la señal $y(t)$ se aplica la Transformada Rápida de Fourier (FFT, *Fast Fourier Transform*), en el siguiente bloque se estima la magnitud cuadrada de los componentes de frecuencia, después las magnitudes son agrupadas en contenedores que concentran la mayor Densidad Espectral de Potencia (PSD, *Power Spectral Density*) y se comparan con respecto a un valor de umbral λ , si la comparación indica que el componente es mayor al umbral, entonces se incrementa en uno la variable V ; en la última etapa, si el número de contenedores V que cumplen con la condición es mayor a 1 se determina que la banda está ocupada (H_1), en caso contrario la banda está libre (H_0).

En la figura 2.4.b. se ilustran los componentes de la ED en el dominio del tiempo, conformado por un filtro pasa bajo para rechazar el ruido y un filtro pasa banda que rechaza bandas adyacentes, las muestras se digitalizan y conforma el vector $y(k)$, a partir del cual se estima la señal cuadrada y se promedian N muestras, para finalmente compararla con un umbral λ que depende de la estadística del ruido.

2.3. Algoritmos de Detección de Espectro en Banda Estrecha

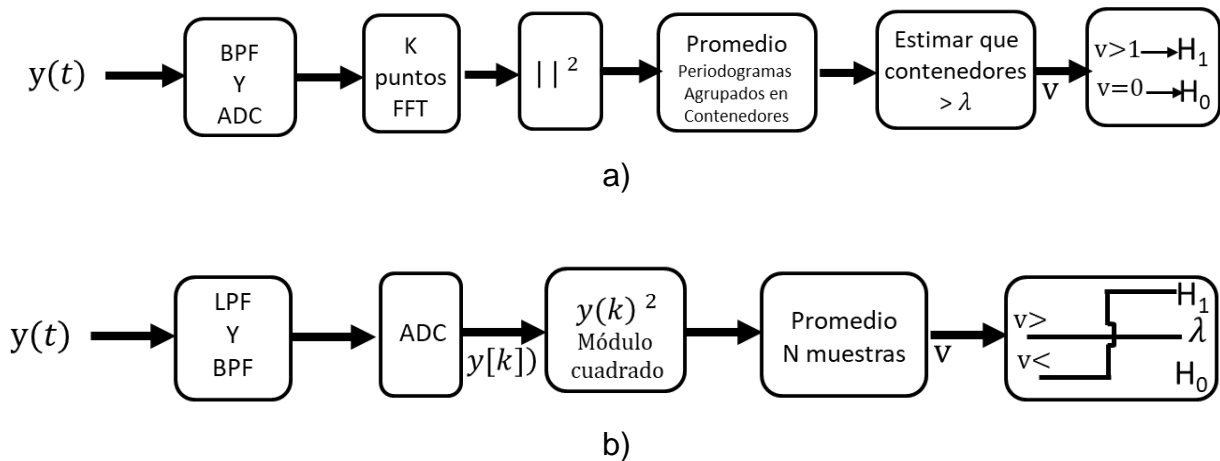


Figura 2.4. Diagrama de bloques ED: a) dominio de la frecuencia; b) dominio del tiempo [26].

Con mayor detalle se puede decir que la señal $y(t)$ que se recibe en el dominio del tiempo es la suma entre $s(t)$ y $r(t)$, señal objetivo y el ruido blanco gaussiano respectivamente, como se indica en la ecuación 2.3. [27].

$$y(t) = s(t) + r(t) \quad (2.3)$$

De esta manera mediante la ecuación 2.4 una vez se digitaliza $y(t)$ se puede estimar la métrica energía de la señal E_S , como la suma de las señales recibidas, donde N es el tamaño del vector de muestras y si N es muy grande E_S se aproxima a una variable aleatoria Gaussiana. Si no existe la señal objetivo, es decir $s(k) = 0$, la métrica E_S tiende a cero.

$$E_S = \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 \quad (2.4)$$

La métrica E_S se promedia con respecto a N y se compara con un umbral λ , si E_S es mayor que este, se determina que existe un PU. Luego en la ecuación 2.5a la P_D equivale a decidir de forma acertada que existe un PU y en la ecuación 2.5b la P_{FA} equivale a decidir de forma errónea que existe un PU, pero en realidad solo existe ruido [28].

$$P_D = \text{Prob}\{E_S > \lambda | H_1\}; \quad (2.5a)$$

$$P_{FA} = \text{Prob}\{E_S > \lambda | H_0\}; \quad (2.5b)$$

El valor asignado a λ se fija sobre la varianza del ruido σ_r^2 , teniendo en cuenta las condiciones del canal y la SNR. Pero además se determina por la evaluación de P_{FA} y P_D , como se indican en las ecuaciones 2.6 y 2.7 respectivamente [29], donde N es el número de muestras, σ_s^2 corresponde a la varianza de señal y σ_r^2 del ruido. $Q(\cdot)$ denota la cola de probabilidad de la distribución Gaussiana, en otras palabras, $Q(x) = 1 - \Phi(x)$ y $\Phi(x)$ es la función de distribución normal estándar; λ es el umbral utilizado en el detector de energía.

$$P_{FA} = Q\left(\frac{\lambda - N\sigma_r^2}{\sqrt{2N(\sigma_r^2)^2}}\right) \quad (2.6)$$

$$P_d = Q\left(\frac{\lambda - N(\sigma_r^2 + \sigma_s^2)}{\sqrt{2N(\sigma_r^2 + \sigma_s^2)^2}}\right) \quad (2.7)$$

El algoritmo ED no tiene complejidad computacional elevada, requiere un número alto de muestras y una de las debilidades es la selección del umbral λ . En un canal con ruido gaussiano la P_D tiende a 0.9 si la SNR es mayor a 1 dB y es 1 cuando la SNR es superior a 8 dB [23], en consecuencia, no se puede utilizar para detectar señales tipo espectro ensanchado. En otros casos se implementan comparaciones con doble umbral o umbrales adaptativos a partir de un estimador de SNR de canal, logrando P_D cercana a 1 con -10dB [28].

Para evitar el incremento de la P_{FA} y P_{MD} en canales con desvanecimiento, así como en ensombrecimiento se realiza la ED cooperativa [29], logrando P_D cercanas a 0.9 si la SNR es superior a 10 dB y participan 5 CRD separados a 6 metros. Por su facilidad de implementación se aplica en portadoras de Frecuencia Muy Alta (VHF, *Very High Frequency*) como en UHF diversos diseños de la SS ED, en especial para hacer uso de bandas asignadas a micrófonos inalámbricos en FM [30].

2.3.2 Detección por Filtrado Adaptado

El algoritmo de Detección por Filtro Adaptado (MFD, *Matched Filter Detection*) es una técnica Coherente [31], en la figura 2.5 se observa que se utiliza un filtro lineal para eliminar las frecuencias no deseadas y por medio de la sincronización de la señal entrante con respecto a una señal conocida se determina la presencia del PU. Parte de un conocimiento previo de la señal y en la demodulación se debe determinar el ancho de banda, la frecuencia, el tipo de modulación, la forma de pulso y trama; la

ventaja de este método radica en que requiere de una menor cantidad de muestras, la respuesta es rápida, pero tiene mayor consumo ya que se deben implementar varios filtros y ejecutar comparaciones con diferentes señales patrón.

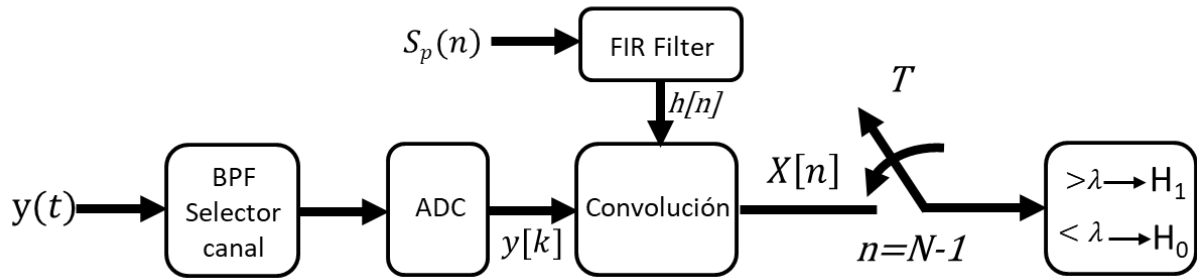


Figura 2.5. Diagrama de bloques de un MFD adaptado de [32].

El diagrama descrito en la figura 2.5, parte de una señal a evaluar $y(t)$, se usa un filtro pasa banda para eliminar frecuencias no deseadas, se generan muestras con un ADC para conformar el vector $y[k]$, este vector es convolucionado con $h[n]$ y se denota en la ecuación 2.8 [33], $h[n]$ es la salida del filtro con Respuesta Finita al Impulso (FIR, *Finite Impulse Response*) de la señal conocida o patrón S_p y se denota $h[n] = S_p[N - 1 - n]$ para $n = 0, 1, \dots, N - 1$.

$$X[n] = \sum_{k=0}^n h[n - k]y[k] \quad (2.8)$$

$X[n]$ también se puede obtener como la correlación cruzada de una señal conocida S_p desplazada en el tiempo con respecto a la señal de entrada $y[k]$, en otros términos, si se trabaja en una modulación digital la señal de entrada se compara con cada una de las formas de las portadoras S_p , el resultado es el vector de correlaciones $X[n]$, para finalizar se busca el elemento de mayor valor en $X[n]$ y se compara con un umbral λ para determinar el estado del canal.

Al aplicar este algoritmo la P_D tiende a 0.5 si la SNR es mayor a 8 dB y la P_{FA} es mayor a 0.1 cuando la SNR es inferior a -10 dB [34], además, si se utilizan esquemas cooperativos se obtienen P_D superiores a 0.5 con SNR superiores a 6 dB. También se evalúa este algoritmo de SS para el estándar IEEE 802.22, relacionado con las redes de área regional inalámbricas, para utilizar los espacios blancos de canales de TV

digital, TV analógica y dispositivos de baja potencia como micrófonos inalámbricos [35].

2.3.3 Detección de Características Cicloestacionarias

La Detección de Características Cicloestacionarias (CFD, *Ciclostationary Feature Detection*) para CR [36], identifica la periodicidad de la señal como resultado de los trenes de pulsos, los códigos de ensanchamiento, las secuencias de salto o prefijos cíclicos; el algoritmo evalúa la correlación existente entre los componentes espectrales, diferenciando el ruido de la señal del PU, ya que el ruido es estacionario en sentido amplio y sin correlación.

En la figura 2.6 se representa en bloques este algoritmo de SS, en el penúltimo bloque se buscan picos de espectro cíclico y si se encuentran, se determina la existencia de un PU, en el diagrama de bloques SC representa la Correlación Espectral.

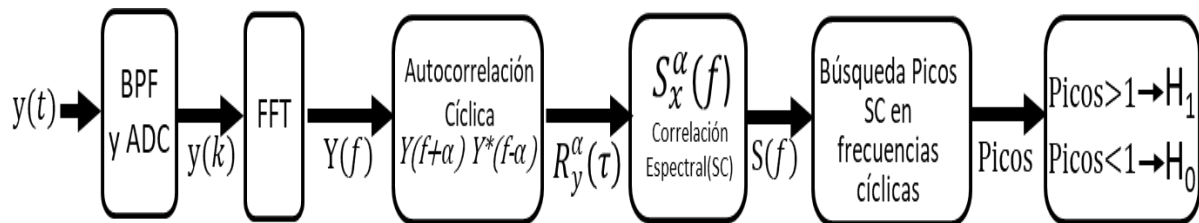


Figura 2.6. Diagrama de bloques de CFD adaptado de [37].

La CFD es posible si se asume que una señal $y(t)$ es discreta con media cero y con una función de correlación periódica en el tiempo $R_y(t, \tau)$, lo cual formalmente puede describirse como se ilustra en la ecuación 2.9 [36], donde t es el lapso de tiempo, T_0 es el periodo, este último corresponde a un tiempo fijo donde una serie de pulsos se repite y m es un entero.

$$R_y(t, \tau) = R_y(t + mT_0, \tau) \quad (2.9)$$

Si $R_y(t, \tau)$ es periódico, se puede expresar en la ecuación 2.10 como una serie de Fourier [36], α es la frecuencia cíclica fundamental y $R_y^\alpha(\tau)$ se conoce como la Función de Autocorrelación Cíclica (CAF, *Cyclic Autocorrelation Function*).

$$R_y(t, \tau) = \sum_{\alpha=-\infty}^{\infty} R_y^\alpha(\tau) e^{-j2\pi\alpha t} \quad (2.10)$$

Por ello en la figura 2.6, una vez se aplica a la señal $y(t)$ un filtro y se digitaliza para generar el vector $y(k)$, se calcula la FFT para generar un vector $Y(f)$ y a partir de este se estiman los coeficientes de la CAF; si el análisis se realiza con respecto al tiempo la CAF requiere de la frecuencia cíclica fundamental α y el intervalo de medición Δt , como se ilustra en la ecuación 2.11 [37].

$$R_y^\alpha(\tau) = \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{1}{\Delta t} \int_{-\frac{\Delta t}{2}}^{\frac{\Delta t}{2}} y(t + \tau/2)y(t - \tau/2)e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (2.11)$$

Si en $R_y^\alpha(\tau)$ se hace $\alpha = 0$ se convierte en la función de autocorrelación promedio y si se aplica la transformada de Fourier a la CAF se obtiene $S_y^\alpha(f)$, bloque utilizado en la figura 2.6 para generar el vector $S(f)$ y descrito en la ecuación 2.12 [37]; $S_y^\alpha(f)$ es la Función de Correlación Espectral (SCF, *Spectrum Correlation Function*), también conocida como la función de densidad espectral cíclica, esta función se encuentra en el dominio de la frecuencia y permite obtener una interpretación del grado de correlación entre cambios de frecuencia de la señal, la búsqueda del grado de correlación se realiza en el penúltimo bloque de la figura 2.6, denominado búsqueda de picos.

$$S_y^\alpha(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_y^\alpha(\tau)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.12)$$

El algoritmo CFD puede discriminar la energía del ruido y por lo tanto tiene buen comportamiento en bajas SNR, pero requiere de alta complejidad computacional y largos tiempos de observación para encontrar la correlación espectral

Aparna y Jayasheela [36] proponen la Detección Cooperativa empleando la CFD en canales con desvanecimiento y ensombrecimiento, a nivel de simulación evalúan una señal primaria en diferentes modulaciones, con una frecuencia de operación de 1 Khz, frecuencia de muestreo de 20Khz y demuestran que con 10 CRD la P_D es igual a 0.9. Abdelsadek y otros [37] realizan la detección comprensiva con una frecuencia de muestreo al 30% de la tasa de Nyquist, obteniendo la P_D cercana a 1 en SNR superior a -10 dB.

Saggar y Mehra [38] integran bancos de FRESH Filters, filtros de desplazamiento de frecuencia, para detectar señales cicloestacionarias y por medio de un filtro final se

determina la presencia del PU, llegando a P_D de 0.7 en SNR superiores a -14 dB y un 100% de detección en SNR superiores a -11 dB, siempre que se empleen 3.200 muestras.

2.3.4 Red Neuronal Artificial.

La Red Neuronal Artificial (ANN, *Artificial Neuronal Network*), es un algoritmo utilizado para identificar la forma de la onda, pertenece a la SS Coherente [39].

La SS con ANN se utiliza para clasificar las señales, un perceptrón multicapa permite identificar la presencia de un PU a partir del reconocimiento de la modulación en un canal en especial. En la etapa de diseño se ejecutan tres fases, la primera corresponde a la generación de datos, la segunda al entrenamiento y finalmente la prueba; en la fase de generación de datos se crean paquetes con las señales que se desean identificar bajo diferentes SNR, en la segunda etapa se entrenan las neuronas hasta llegar a la función objetivo de reconocimiento y en la tercera etapa se realizan las pruebas para determinar el desempeño del clasificador [40].

En la figura 2.7 se encuentran los componentes de la SS con ANN, la señal $y(t)$ una vez es filtrada y digitalizada ingresa al bloque clasificador del perceptrón multicapa para identificar el tipo de señal, así como determinar si la señal se encuentra libre u ocupada.

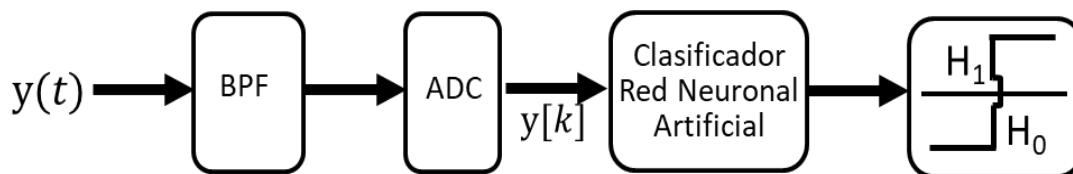


Figura 2.7 Diagrama de bloques de un detector por ANN [41].

Tang y otros [39] entrenan una ANN para evaluar una señal en AM, obteniendo una P_D cercana a 1 en SNR superiores -10 dB. Pattanayak y otros [43], emplean ANN para la SS en señales UHF moduladas en 2ASK, 4ASK, BPSK y QPSK, logrando P_D cercanas a 1 en SNR superiores a -5 dB, tras un entrenamiento de 300 iteraciones de dos niveles de capa, de 15 y 20 neuronas respectivamente. La ejecución de este método de SS con respecto a CFD y MFD reduce la P_{FA} y la P_{MD} ; su desventaja radica en que debe conocer las características de la señal del PU, como: esquema de

modulación, frecuencia y ancho de banda. Su implementación requiere de mayores recursos hardware y la detección implica un número elevado de operaciones computacionales.

2.3.5 Detección por Valores Propios

La Descomposición de Valores Singulares (SVD, *Singular Value Decomposition*) permite expresar cualquier matriz como una suma finita de matrices de rango unidad, a partir de ella se pueden obtener matrices aproximadas pero con un rango menor a la original; Eugenio Beltrami (1873) y Camille Jordan(1874) fueron los pioneros en este campo [44], hoy en día la SVD se aplica en la recuperación de información, en la compresión de imágenes y en la SS como recurso matemático por medio de Detección por Valores Propios (EVD, *Eigenvalue Detection*).

La EVD busca encontrar la covarianza estadística o la Autocorrelación de la señal $y(t)$ recibida, quien sufre pérdidas de trayectoria, desvanecimiento por trayectos múltiples y dispersión al atravesar un material.

Zeng y otros [45],[46], proponen dos algoritmos basados en valores propios, la detección de Valor Propio Máximo-Mínimo (MME, *Maximum-Minimum Eigenvalue Detection*) y la detección de Energía con Mínimo Valor Propio(EME, *Energy with Minimum Eigenvalue Detection*).

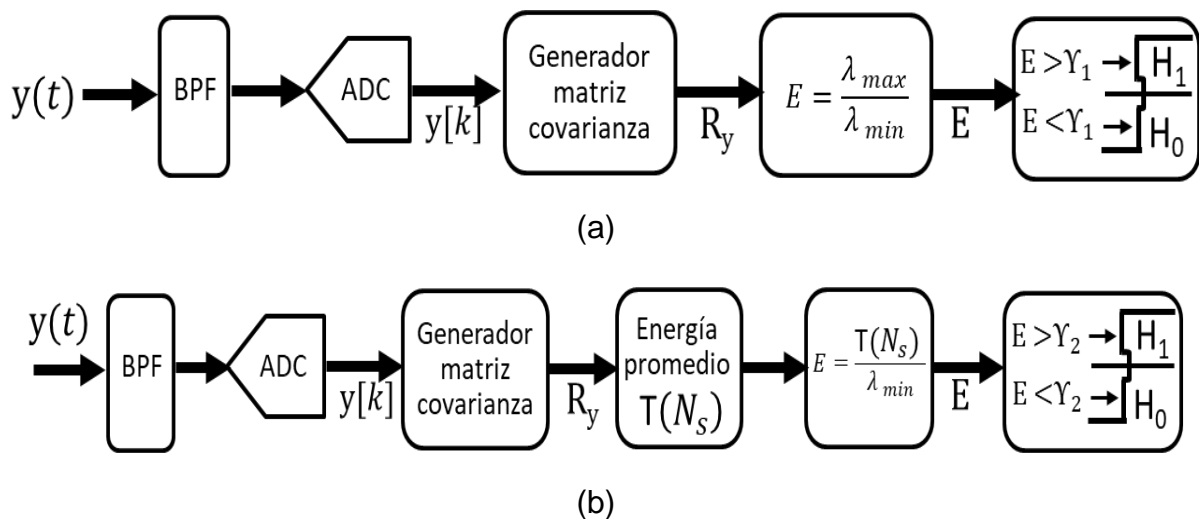


Figura 2.8 Diagrama de bloques EVD: a) MME ; b) EME.

La figura 2.8.a, representa en bloques la SS por MME. La primera etapa digitaliza la señal $y(t)$ y se obtiene la matriz de covarianza R_y , calculada del vector $y[k]$; en la segunda etapa se aplica la SVD para calcular los máximos y mínimos valores propios de la matriz de covarianza; en la tercera etapa se determina una métrica, en este caso el estimador E_{MME} , es el cociente entre λ_{\max} y λ_{\min} , correspondientes al máximo y mínimo valor propio de la matriz de covarianza; en la cuarta etapa se compara la métrica obtenida con respecto a un valor umbral γ_1 estimado a partir de la teoría de matrices aleatorias.

La figura 2.8.b describe la SS por EME, donde la señal $y(t)$ es digitalizada para generar el vector $y[k]$, a partir del cual se obtiene la matriz de covarianza R_y y se diferencia con MME, ya que en la segunda etapa se calcula el promedio de la potencia de la señal recibida $T(N_s)$ con respecto al número de muestras y al número de antenas receptoras; en la tercera etapa se obtiene el cociente entre el promedio de la potencia $T(N_s)$ y el mínimo valor propio denominado λ_{\min} ; en la cuarta etapa se compara el cociente con respecto a el umbral EME denominado γ_2 por lo general mayor a 1 para determinar la existencia de un PU, el umbral se estima a partir de la teoría de matrices aleatorias.

Zen y otros [46], realizan diferentes simulaciones con múltiples antenas y obtienen P_D cercanas a 0.8 bajo SNR superiores a -8 dB, a partir de 50.000 muestras de una señal de TV digital y una tasa de muestreo de 6 MHz. Liu y Chen [47] modifican el estimador E_{MME} en la detección valor propio máximo-mínimo, a nivel de simulación logran P_D cercanas a 0.8 con SNR superiores a -18 dB con 10.000 muestras. Terefe [48] implementa EVD en una FPGA, obtiene P_{FA} igual a 0.1 en señales de 13 dBm a 15 MHz, con 3.885 muestras. En la SS Cooperativo MME Shang y otros [49] logran P_D cercanas a 0.7 en SNR superiores a -15 dB, a partir de 256 muestras y con la participación en la red de 12 nodos cognitivos. El método EVD no necesita información de la señal recibida, el canal o la potencia del ruido, al igual que no se requiere sincronización para digitalizar la señal. A nivel de implementación requiere mayor recurso computacional que un ED.

2.3.6 Algoritmos Híbridos

Los algoritmos híbridos son el resultado de la integración de algoritmos clásicos para mejorar la eficiencia en la SS, pero incrementan la complejidad computacional y de implementación, buscando obtener P_D aceptables en bajas SNR. Por ejemplo,

Chinchu y Sangeeta [50] integran un ED y un EVD, a nivel de simulación obtienen una P_D cercana a 1 con SNR superior a -5 dB, tras procesar 1000 muestras.

Gawde y otros [51] integran un ED y un MFD, inicialmente el ED evalúa la presencia de un PU, si el resultado indica ausencia se transfiere la evaluación al MFD, logrando a nivel de simulación P_D cercana a 0.7 con SNR superiores a -5 dB, además se reduce el tiempo de detección si se utilizan varias antenas.

Waleed Ejaz [52] propone un algoritmo híbrido, enfocado en algoritmos locales basados en el transmisor. Ejaz propone una técnica basada en lógica Fuzzy, asignando valores de verdad a los resultados de los detectores ED, MFD y CFD, logrando reducir el tiempo de detección y P_{FA} inferiores a 0.2 con SNR superiores a -25 dB. Emplea muestreo Nyquist y la implementación requiere de muchos bloques a nivel de hardware que exigen un mayor recurso computacional.

Hasta el momento se han descrito una serie de algoritmos para la NBSS en CR, pero presentan diferentes características de complejidad [19] y precisión, tal como se observa en la figura 2.9.

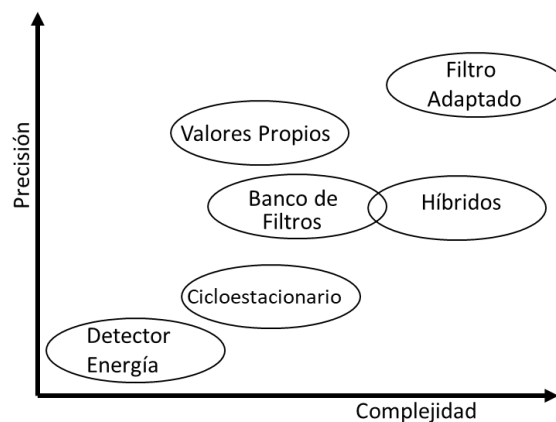


Figura 2.9. Complejidad y precisión de los algoritmos de NBSS Nyquist [19].

En esta sección se han descrito algoritmos NBSS con muestreo Nyquist, sin embargo, hoy en día se requiere explotar otras secciones del espectro, por ejemplo, si se trabaja en UHF, no es suficiente con la decisión binaria para todo un rango de bandas, sin identificar las oportunidades individuales de espectro. Como solución a esta problemática, en las dos siguientes secciones se aborda el WBSS.

2.4 Algoritmos de Detección de Espectro en Banda Ancha Nyquist

La SS Nyquist para altas frecuencias implica mayores recursos computacionales, ADC con elevadas características de muestreo y bits de resolución, que dificultan la implementación; hasta la banda de UHF la SS según Hongjian Sun y otros [53] se puede lograr aplicando cuatro algoritmos WBSS Nyquist: detección conjunta en multibanda, detección wavelet, detección por barrido de tonos y detección por banco de filtros.

Quan y otros [54], en la detección conjunta multibanda, realiza un procedimiento similar a la técnica de NBSS por medio de la DE, en la figura 2.10 se describe como inicialmente se muestrea la señal con un ADC a una alta frecuencia, después las muestras $y[k]$ se convierten en un flujo de datos paralelos gracias a un circuito de conversión serial a paralelo, posterior a esta etapa se aplica la FFT para obtener los componentes espectrales de cada banda $y_n(f)$, se determina la PSD de cada banda $S_{n,y}(f)$, y a partir de la evaluación hecha por un Dispositivo Umbral es capaz de detectar la presencia o ausencia de PUs. El umbral es optimizado de forma conjunta para evitar interferencias con los PU, logrando reducir la P_{FA} y P_{MD} .

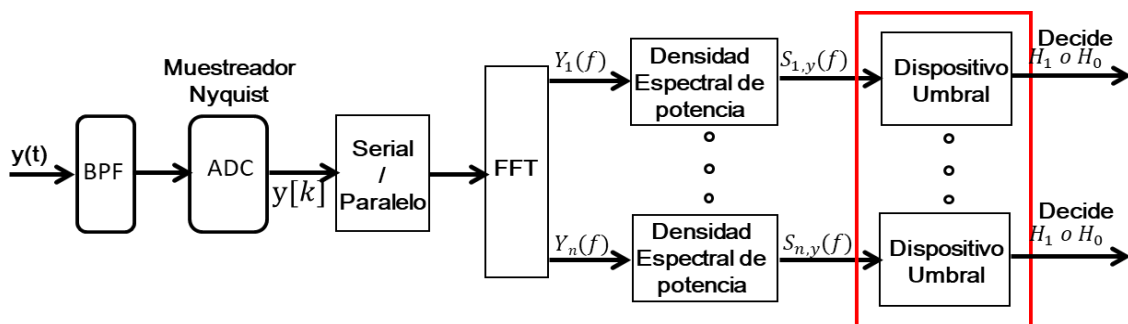


Figura 2.10. Diagrama de Bloques detección conjunta en multibanda [54].

Tian y Giannakis [55] proponen un algoritmo SS basado en la transformada Wavelet, el diagrama de bloques en la figura 2.11 describe que una vez la señal se muestrea con un ADC, un bloque FFT encuentra las componentes en frecuencia $y_n(f)$, posterior a esta etapa se estima la PSD $S_y(f)$ para generar un tren de frecuencias de subbandas consecutivas a evaluar, en la siguiente etapa la Transformada Wavelet toma los bordes de la PSD en todas las curvas y a medida que se incrementa la escala de la

2.4. Algoritmos de Detección de Espectro en Banda Ancha Nyquist

transformada se suaviza cada banda de frecuencia generando $W_s S_y(f)$; al final se puede identificar bordes irregulares o discontinuos en subbandas vecinas y por medio de un Detector de Máximos Locales se decide la presencia de un PU si existen curvas o picos en determinadas frecuencias.

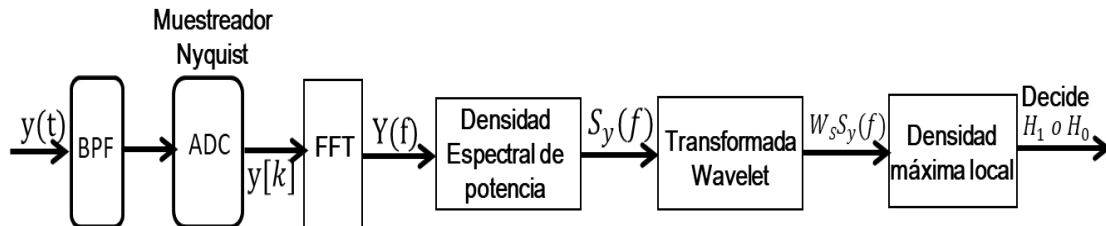


Figura 2.11. Diagrama de Bloques detección wavelet [55].

Guddeti y otros [56], proponen la detección por barrido de tonos, en la figura 2.12 se identifica como primer bloque la mezcla la señal $y(t)$ a evaluar con una señal seno que se encuentra generada por un oscilador local, cuya frecuencia se desplaza entre una frecuencia de inicio f_{inicio} hasta una frecuencia final f_{fin} , pasando por la frecuencia central f_c a evaluar; posterior a ello, se aplica un filtro pasa banda y se digitaliza la señal por medio de un ADC Nyquist, el número de muestras es inversamente proporcional al oscilador local, para que la señal digitalizada $y[k]$ se convierta a bajo en aquellas frecuencias diferentes al rango de interés; en el último bloque se aplica un algoritmo de NBSS para decidir la presencia del PU.

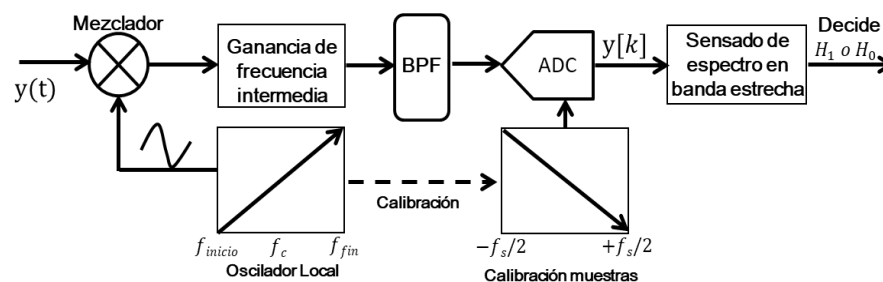


Figura 2.12. Diagrama de Bloques detección por barrido de tonos [56].

Farhang-Boroujeny [57] proponen un algoritmo WBSS por banco de filtros, en la figura 2.13 se observan los bloques que lo conforman, en donde la señal de entrada $y(t)$ se desplaza con respecto a la frecuencia central en cada filtro del banco, la señal desplazada ingresa a los filtros pasa bajos para atenuar las frecuencias más altas y

tras digitalizar la señal con un ADC, se estima la potencia espectral sobre la subbanda asociada, finalmente un algoritmo de NBSS determina el estado de la banda. A nivel de implementación requiere mayor número de componentes de radio frecuencia.

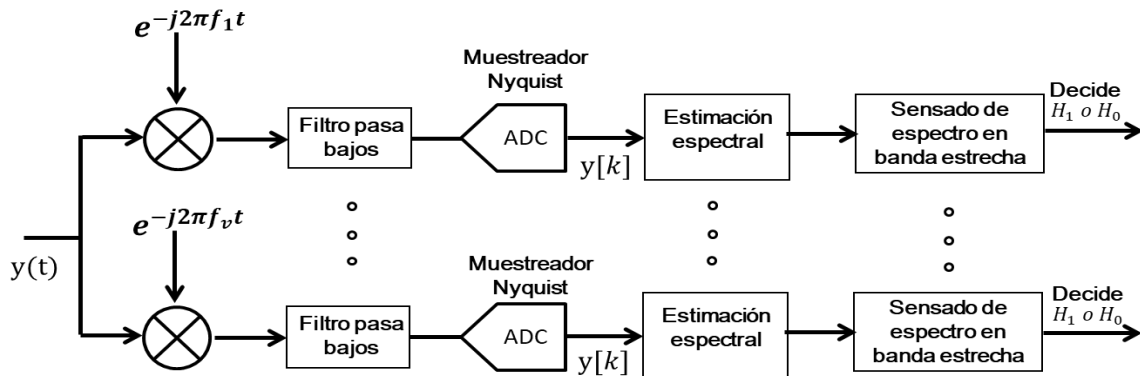


Figura 2.13. Diagrama de bloques detección por banco de filtros [57].

2.5 Algoritmos de Detección de Espectro en Banda Ancha Sub-Nyquist

El WBSS Sub-Nyquist se refiere al procedimiento de adquirir señales de banda ancha utilizando frecuencias de muestreo inferiores a la tasa de Nyquist, para detectar huecos espectrales a partir de mediciones parciales. Se encuentran dos tipos de SS, la Detección compresiva y el muestreo multicanal.

2.5.1 Detección compresiva

El concepto de la Detección Compresiva (CS, *Compressive Sensing*) fue introducido en esta área por Emmanuel Candès y otros [58], [59], [60], en la primera década del siglo XXI; en términos generales cuenta con diversas aplicaciones como la fotografía, el reconocimiento facial, resonancia magnética entre otras, buscando reducir la cantidad de datos y mantener características fundamentales, dicho de otra manera, la CS explota la poca densidad de información de una señal en algún dominio.

En el WBSS una señal es a menudo poco densa en el dominio de la frecuencia, en otros términos, existen pocas componentes de frecuencia diferentes de cero [58]. Por

esa razón se puede utilizar el CS para recuperar una señal a partir de un número de muestras inferior a Nyquist; una vez es recuperada la señal se aplica algún algoritmo NBSS.

En el CS se considera una señal dispersa \underline{Y} , que tiene un número de muestras N_c de las cuales existen K elementos que son diferentes de cero con $K \ll N_c$, donde $\underline{Y} \in \mathbb{R}^n$. En la figura 2.14 se observa que a través de una matriz de mediciones Φ de tamaño M_c filas y N_c columnas con $M_c \ll N_c$, se busca concentrar la información más relevante de \underline{Y} en el vector $C \in \mathbb{R}^m$.

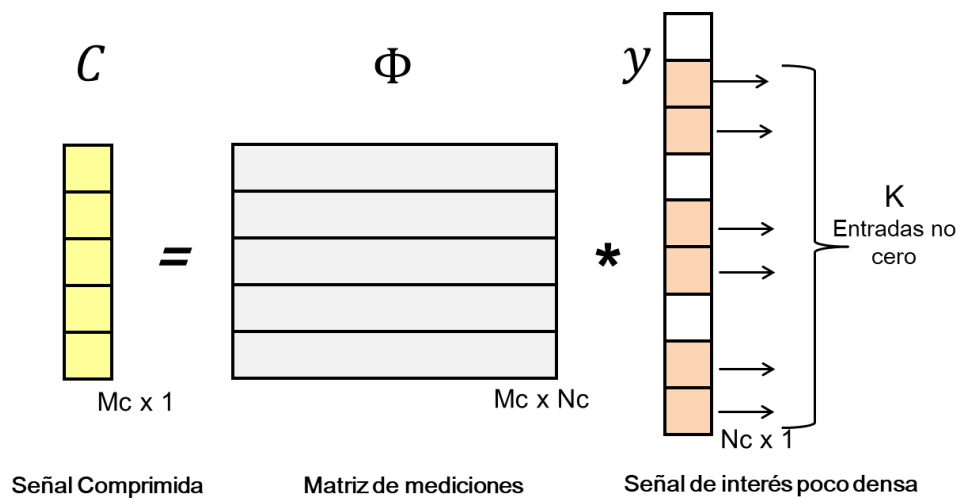


Figura 2.14. Estructura detección compresiva [58].

En la ecuación 2.13 [58] se describe como a partir de la multiplicación matricial de la señal \underline{Y} con la matriz de mediciones Φ se obtiene la señal comprimida C , vector con M_c muestras.

$$C = \Phi * Y \quad (2.13)$$

Una señal comprimida C puede ser almacenada en un dispositivo de almacenamiento o ser transmitida por un sistema de comunicaciones.

En la ecuación 2.14 se indica que para llegar a la señal de interés \underline{Y} se realiza el producto matricial de la matriz de representación poco densa de la señal φ con el vector poco denso x . La matriz φ es también conocida como el diccionario de \underline{Y} y x representa la proyección de los coeficientes de \underline{Y} en φ .

$$Y = \varphi * x \quad (2.14)$$

El vector C se reescribe en la ecuación 2.15 en términos de \underline{Y} donde $A = \Phi * \varphi$, A es conocida como matriz de reconstrucción de tamaño M_c filas y N_c columnas.

$$C = \Phi * Y = \Phi * (\varphi * x) = A * x \quad (2.15)$$

Los algoritmos de reconstrucción en CS intentan solucionar la ecuación 2.15, un problema de optimización que busca encontrar los coeficientes de x , vector aproximado de \underline{Y} , por medio la ejecución de algoritmos iterativos de relajación convexa o la ejecución de algoritmos codiciosos.

La CS aplicada a la WBSS determina de forma apropiada el estado de la banda como libre H_0 u ocupada H_1 , representada en la ecuación 2.16, donde \underline{Y} corresponde a la medición compresiva que contiene información importante para la detección, r representa el ruido blanco aditivo gaussiano, s es la señal del PU, Ω es la matriz de mediciones conocida de tamaño M_c filas y N_c columnas con $M_c \ll N_c$.

$$Y = \begin{cases} H_0 : \Omega r \\ H_1 : \Omega s + \Omega r \end{cases} \quad (2.16)$$

Según Salahdine y otros [58] la CS es una solución para reducir el tiempo de procesamiento y acelerar el proceso de exploración, existiendo diversos algoritmos WBSS que utilizan esta técnica, entre ellos: detección Wavelet con CS, detección basada en características cíclicas, detección por multisalto cooperativo y el convertidor analógico a información.

Tian y Giannakis [61] proponen un algoritmo WBSS similar al descrito en [55] basado en muestreo Sub_Nyquist, por tal razón agregan un bloque CS que se encarga de la reconstrucción de la señal; una vez es recuperada, se aplica la detección basada en la transformada de Wavelet para identificar los bordes irregulares o discontinuos en las subbandas vecinas que permitan detectar las oportunidades espectrales.

La CFD en NBSS funciona bien ante la incertidumbre del ruido, pero requiere de una alta frecuencia de muestreo; Tian y otros [62] proponen la detección basada en características cíclicas desde un número reducido de muestras, explotando la propiedad no densa de los espectros cíclicos. Para lograrlo extraen estadísticas de segundo orden por medio de la correlación cruzada, obteniendo la función de correlación espectral de una señal en WB, así como la potencia espectral, esta última es útil para la NBSS ED.

La SS con CS local implica desafíos técnicos: altas tasas de muestreo, potencia limitada y recursos computacionales, que junto con canales con desvanecimiento e interferencia con otros CRD dificultan la tarea de detección. Zeng y otros [63] proponen detección por multisalto cooperativo, aprovechando la diversidad espacial de múltiples CRD que colaboran en la SS con CS, derivando en un algoritmo descentralizado de optimización de consenso para obtener una proyección de las oportunidades espectrales.

La CS se concentra en señales de longitud finita y discretas en el tiempo, es necesaria extender esta tecnología para ser aplicada a señales adquiridas en tiempo continuo. Uno de los algoritmos que se orientan al CS de señales en tiempo continuo es el Convertidor Analógico a Información (AIC, *Analog to Information converter*), propuesto por Tropp y otros [64].

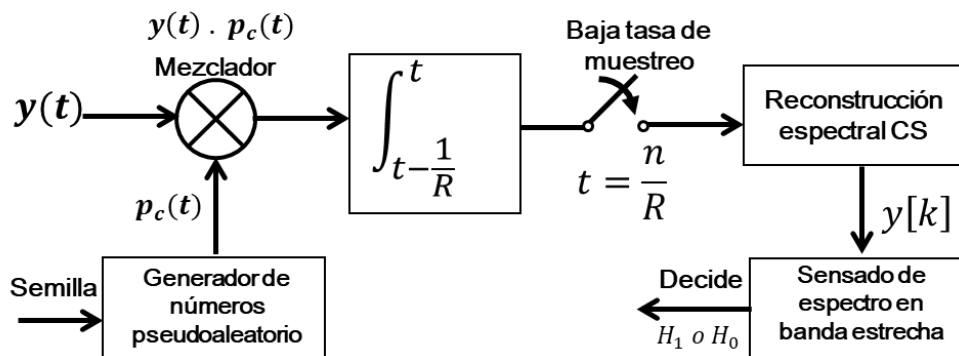


Figura 2.15. Diagrama de bloque de un AIC [64].

La figura 2.15 describe como la señal $Y(t)$ periódica, poco densa y que no supera un límite de banda de $W/2$ Hz, se multiplica por una secuencia discreta en el tiempo $P_c(t)$ producto del generador de números pseudoaleatorios para difuminar los tonos de todo el espectro, esta operación permite que posteriormente se identifiquen los tonos y sus amplitudes; en la siguiente etapa se aplica un filtro anti-aliasing pasa bajo, en este caso es un acumulador que suma las señales demoduladas $Y(t)$ durante $1/R$ segundos, R es la tasa de muestreo; la señal acumulada se digitaliza con un ADC con una tasa R menor a Nyquist; en la siguiente etapa, el bloque de reconstrucción espectral recupera la señal poco densa a partir de algoritmos de recuperación no lineal. Finalmente, se aplica un algoritmo de SS en NB a la señal recuperada $Y[k]$.

Los resultados obtenidos por Tropp y otros [64], han demostrado que con solo R muestras es posible recupera la señal, cantidad que se estima a partir de la ecuación

2.17, donde O es una constante, W es el ancho de banda y K indica el número de tonos de la señal, así que el número de muestras es proporcional al número de tonos multiplicado por el logaritmo del ancho de banda W .

$$R = O(K \log(W/K)) \quad (2.17)$$

2.5.2 Muestreo Multicanal

El muestreo multicanal hace referencia a la evaluación de múltiples vectores de medición, que ingresan por diferentes canales de muestreo Sub-Nyquist. Entre los algoritmos desarrollados con este paradigma se encuentran: el convertidor de banda ancha modulada, el muestreo no uniforme en señales multibanda y la tasa múltiple asincrónico.

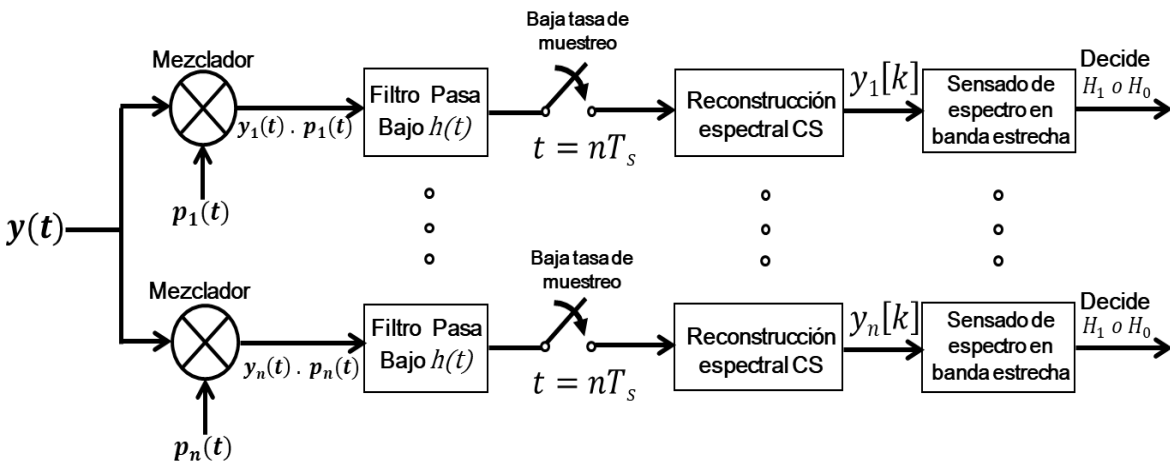


Figura 2.16 Diagrama de bloques de Convertidor de Banda Ancha Modulado [65].

Una de los primeros algoritmos de muestreo multicanal fue propuesto por Sheng y Yang [65], denominado Convertidor de Banda Ancha Modulada (MWC, Modulated Wideband Converter), en la figura 2.16 se observa que este recurso es similar al AIC con la diferencia que tiene múltiples canales de muestreo y se reemplaza el acumulador por un filtro pasa bajos. La señal $Y(t)$ se mezcla con una secuencia discreta periódica en el tiempo $P_n(t)$, producto del generador de números pseudoaleatorios, luego la señal mezclada pasa por un filtro pasa bajos para rechazar el ruido; en la siguiente etapa se digitaliza la señal con un muestreo sub-Nyquist y se realiza la reconstrucción espectral empleando el CS; en la última etapa se aplica una técnica de SS en NB. Este

algoritmo comparado con AIC es más robusto ante el ruido y reduce el número de muestras a procesar.

Otro algoritmo multicanal es propuesto por Venkataramani y Bresler [66], denominada el Muestreo Multicorte o Muestreo no Uniforme en Señales Multibanda (NSMS, *Nonuniform Sampling Multiband Signals*). Este algoritmo es equivalente a escoger algunas muestras de una cuadrícula uniforme, obtenida por un muestreo superior a la tasa de Nyquist. La cuadrícula se forma de un número de V de bloques, donde cada bloque tiene un número m de muestras consecutivas, las cuales representan muestras retenidas mientras que el resto de muestras se saltan. En la figura 2.17 describe por etapas la implementación NSMS, la primera se compone de V canales de muestreo, que adicionan retardos o compensaciones de tiempo a la señal de entrada en $Y(t)$; en la segunda etapa, cada señal se digitaliza a una frecuencia de muestreo f_s/m , mucho menor que Nyquist; en la penúltima etapa se encuentra una fórmula de reconstrucción de la señal y finalmente se puede aplicar una técnica de NBSS para determinar las oportunidades espectrales.

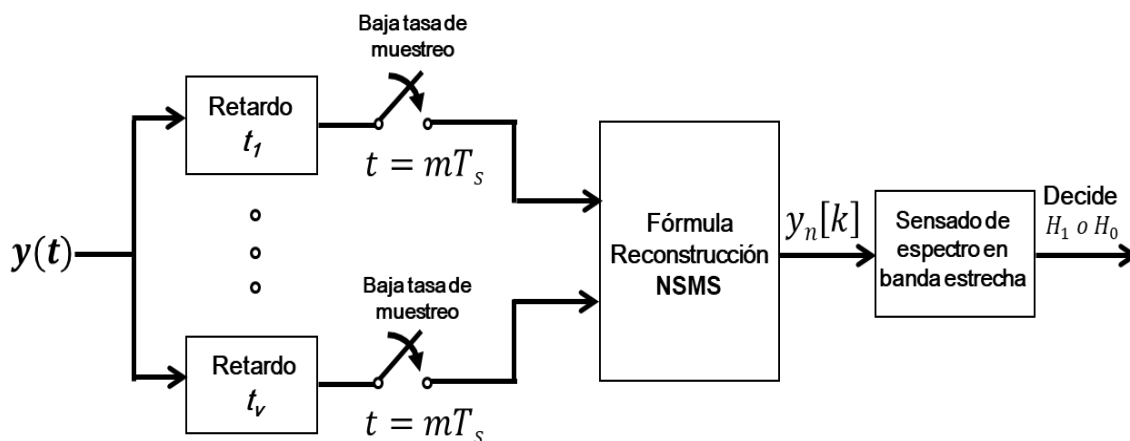


Figura 2.17 Diagrama de bloques de NSMS [66].

La ventaja del algoritmo NSMS radica en que la tasa de muestreo en cada canal es m veces más baja que la tasa de Nyquist y el número de mediciones en un instante de tiempo es m . La desventaja radica en el diseño del patrón de muestreo, el cual debe ser cuidadosamente sincronizado para que las compensaciones de tiempo sean precisas entre los canales de muestreo y se evite el aliasing al momento de reconstruir la señal.

Sun, Chiu y Jiang [67] proponen el Muestreo Sub-Nyquist de Tasa Múltiple Asincrónico (MASS, *Multi-Rate Asynchronous Sub-Nyquist Sampling*), en la figura 2.18 se observa que se conforma de un filtro banda ancha, un muestreador Sub_Nyquist, un bloque para calcular la magnitud espectral $|FFT|$, un bloque de reconstrucción espectral y en la etapa final un bloque de SS por ED.

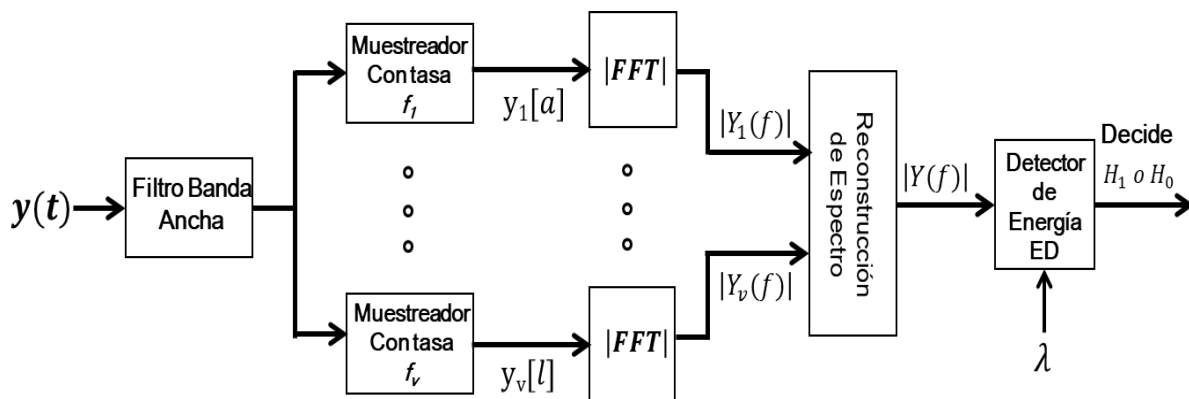


Figura 2.18 Diagrama de bloques de MASS [67].

En MASS la señal $y(t)$ ingresa a un filtro de banda ancha, configurado para eliminar las frecuencias fuera del espectro de interés; la señal filtrada se deriva en V ramas y en cada una de ellas se encuentra un muestreador de baja velocidad Sub-Nyquist, quien digitaliza la señal en un tiempo de observación T . El número de vectores en las V ramas de muestreo son: $Y_1[a], Y_2[b], \dots, Y_v[l]$; para controlar la tasa de muestreo la longitud de cada vector es un número primo diferente. Además en cada rama existe un bloque FFT para obtener $|Y_n(f)|$, dicho de otra forma, la magnitud espectral de cada vector; las magnitudes permiten la reconstrucción espectral estimada en banda ancha $|Y(f)|$, necesaria para identificar las bandas libres una vez se aplique la SS por ED.

La ventaja de esta técnica radica en una capacidad de compresión superior al muestreo Nyquist, además es robusta ante la falta de sincronización de tiempo con respecto a otras técnicas de muestreo multicanal y presenta buen desempeño en escenarios de ensombrecimiento y desvanecimiento.

Existen diversos enfoques en WBSS, López y Velasco [71] presentan un algoritmo sub-Nyquist basado en la transformada dispersa de Fourier para WBSS, los autores indican que la P_{FA} es igual a 0.01 en SNR superiores a -5 dB y presenta muy poca variación hasta los +5 dB, para evaluar el algoritmo propuesto trabajan con 5 señales

localizadas en frecuencias centrales desde los 163 MHz a 1.300 MHz y cada una de ellas con un ancho de banda de 5 MHz.

Guerrero y Astaiza [72] aplican un método para determinar la frecuencia central con muestreo sub-Nyquist local, emplean una matriz de Autocorrelación, después obtienen los valores singulares y se compara con valores previos, una vez estimada la frecuencia central se puede aplicar algún algoritmo NBSS, de manera que se puede realizar un muestreo serial de las bandas a evaluar y adaptarlo a WBSS.

2.6 Compleción de Matrices

Existen aplicaciones en las cuales los datos a procesar se encuentran organizados de forma matricial y no se requiere conocer la totalidad de las entradas de la misma, ya que los datos que la conforman no presentan cambios en el tiempo o no se alcanzan a muestrear por las limitaciones impuestas por hardware en el proceso de adquisición, de modo que los valores desconocidos se pueden estimar por medio de algoritmos como Compleción de Matrices (MC, *Matrix Completion*). MC es una modificación al CS, Emmanuel Candès y otros [68] lo definen como el proceso matemático que busca recuperar datos de una matriz con pocas muestras, identificándose dos etapas fundamentales: el muestreo y la reconstrucción.

2.6.1 Muestreo

El objetivo fundamental consiste en recuperar las celdas no conocidas de una matriz M , con n_1 filas y n_2 columnas, a partir de m muestras de la señal $y(t)$ que representan las entradas, por lo cual m es menor al producto entre n_1 y n_2 , que constituye el total de las celdas de la matriz. Se observa en la figura 2.19 que las celdas de color negro representan las entradas y las celdas de color blanco los datos a recuperar de la matriz M .

Como requisito la matriz M no debe tener filas o columnas sin ninguna muestra. Además, la matriz debe ser de bajo rango; el rango de una matriz es el número máximo de columnas o filas que son linealmente independientes, por ello el rango por filas y el

rango por columnas siempre son iguales; un bajo rango indica que la información es redundante.

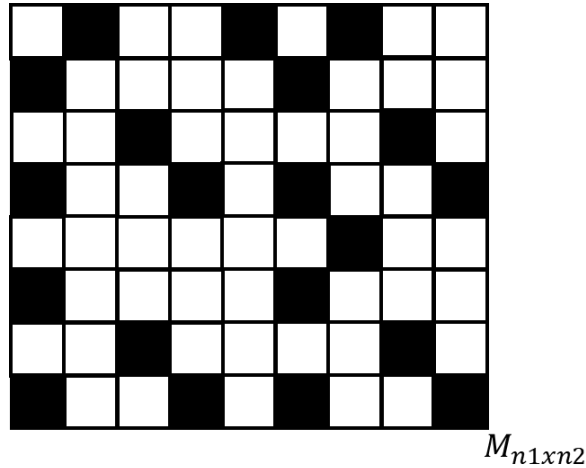


Figura 2.19. Datos de la matriz a recuperar, celdas en blanco [68].

No todas las matrices se pueden recuperar, obsérvese en 2.18 una matriz de rango 1, el vector e_i es un vector de base canónica en un espacio Euclidiano, donde todas las entradas son ceros, pero solo el enésimo es 1; este tipo de matriz no se puede recuperar ya que no se sabe si toda la matriz se conforma de ceros, asimismo en diferentes algoritmos de recuperación los datos no conocidos o celdas vacías de la matriz M se asignan con ceros.

$$M = e_1 e_n^* = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

2.6.2 Reconstrucción

Como una matriz genérica M de bajo rango se puede aproximar por medio de la SVD, Emmanuel Candes para encontrar los datos perdidos utiliza este recurso como parte de la solución, en la ecuación 2.19 [44] r es el rango, σ_k es un vector que contiene los valores singulares por la izquierda de la matriz M , μ_k contiene los valores singulares de M y v_k^T es el vector de valores singulares por la derecha traspuesta.

$$M = \sum_{k=1}^r \sigma_k \mu_k v_k^T \quad (2.19)$$

La SVD se aplica a una matriz M de bajo rango que cuenta con todas las entradas, obteniendo información útil que permita reconstruir la matriz original y obtener matrices de rango inferior, pero parecidas a M . Por lo anterior como el número valores singulares μ_k , más el número de vectores traspuesto por la derecha v_k^T y sumados con el número de vectores por la izquierda σ_k es menor a la cantidad de valores de la matriz M completa, también se utiliza este método en la compresión de imágenes.

Existen diversos algoritmos para MC, uno de ellos se denomina Norma Nuclear y SVD. Un algoritmo de este tipo requiere contar con un número grande de muestras y además que estas se encuentren uniformemente distribuidas, con al menos una observación por fila y columna. El planteamiento inicial de Emmanuel Candes de una matriz supuesta de rango 1 de la forma xy^T , $x, y \in \mathbb{R}^n$ de manera que la (i, j) enésima entrada de M está dada por $M_{i,j} = x_i y_j$, que permitirá recuperar los datos de la matriz M si se soluciona un problema de optimización expresado en 2.20 [65].

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & \text{Rango}(X) \\ \text{sujeto a} & X_{ij} = M_{ij} \quad (i, j) \in \Omega \end{array} \quad (2.20)$$

En la ecuación 2.20 Ω es el conjunto de entradas, además Ω es un subconjunto de la matriz completa M , $\text{rango}(X)$ es igual al rango de la matriz X , X_{ij} son las muestras que pertenecen a Ω . Los algoritmos que se apliquen para llegar a una solución exacta requieren de mayor tiempo de procesamiento y es un problema NP-hard, ya que no tienen algoritmos polinomiales, por lo que un algoritmo para resolverlo puede tardar mucho tiempo.

La solución al problema de optimización se relaciona con la suma de los valores singulares sobre un conjunto de restricciones; a la sumatoria se denomina forma nuclear y está dada por la ecuación 2.21 [68], donde $\sigma_k(X)$ denota el k -ésimo mayor valor singular de X .

$$\|X\|_* = \sum_{k=1}^n \sigma_k(X) \quad (2.21)$$

La optimización según Candes está dada en 2.22 [68], cuyo objetivo consiste en minimizar la norma nuclear de X , sujeto a que los elementos recuperados se aproximen a los valores muestreados en Ω .

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & \|X\|_* \\ \text{sujeto a} & X_{ij} = M_{ij} \quad (i, j) \in \Omega \end{array} \quad (2.22)$$

La optimización heurística para recuperar una matriz M es posible siempre que el número de muestras aleatorias sea grande y está dada por la ecuación 2.23 [68], donde m es el número de muestras, c es alguna constante numérica positiva con una alta probabilidad, n es el máximo entre (n_1, n_2) de una matriz M de n_1 filas y n_1 columnas y r es el rango de la matriz M .

$$m \geq c n^{\frac{5}{4}} r \log n \quad (2.23)$$

Meng y otros [69], aplican la SS colaborativo desde observaciones dispersas por medio de MC y con por lo menos 5 nodos CR, obtienen PD cercanas a 1 con SNR de 45 dB, tasas de muestreo del 40% y si se reduce la SNR a 15 dB basta con muestrear al 70%. Por esta razón se requiere mejorar el proceso de detección en bajas SNR y detección local.

Li [70] propone un SS cooperativo, denominado Propagación de Creencia para MC (BP, *Belief Propagation*), esto significa que existen varios CRD distribuidos geográficamente y encargados de evaluar un subconjunto de canales de forma aleatoria, cada SU determina el estado del canal como ocupado o libre en su área de cobertura, esta información se comparte a un centro de control o a otro nodo de la red, en otras palabras la reconstrucción puede ser centralizada o descentralizada, en los dos casos se requiere la MC para determinar las oportunidades espectrales en los canales no muestreados. A nivel de simulación el autor demuestra que en un escenario con 20.000 pares de frecuencia-espacio y con 200 CRD se logra la reconstrucción de la ocupación del espectro con un error inferior al 20%.

Capítulo 3

DetECCIÓN DE ESPECTRO EN BANDA ANCHA LOCAL BASADO EN MUESTREO SUB-NYQUIST MC IZMA-SD

En este capítulo se presenta el desarrollo metodológico empleado para diseñar y probar en hardware el algoritmo de detección de espectro local en banda ancha Sub-Nyquist para redes CR, abordando de forma sistemática las fases, así como la ejecución de los procedimientos descritos por Ulgen y otros [74] en la construcción de un modelo de simulación por computador.

En la figura 3.1 se encuentra la metodología ordenada en fases de ejecución y cada una de ellas se describe a continuación:

- Definición del problema: en esta fase se realiza la formulación del problema; la introducción a la SS en CR, los objetivos, los fundamentos y estado del arte, ya descritos en capítulos anteriores, permiten identificar los requerimientos a cumplir por parte de la solución.
- Diseño del estudio: se listan los supuestos, se define el modelo general del algoritmo, el modelo general de hardware y software. Se describen las herramientas de diseño y construcción relacionadas con: simulación de algoritmo, desarrollo de software, herramientas de administración de datos y el hardware para la prueba del algoritmo.
- Diseño del modelo conceptual: se establece el modelo conceptual del algoritmo propuesto, identificando las etapas que lo conforman; además se presenta el diseño conceptual del hardware, donde se integra el transmisor, el receptor y el equipo de procesamiento.
- Especificaciones del modelo conceptual: Se utiliza el pseudolenguaje para describir las funciones y características de cada etapa que constituye el modelo

conceptual del algoritmo WBSS propuesto. A esta fase le corresponde la representación por medio de diagramas de flujo de cuatro algoritmos de NBSS, los cuales se detallan en el Apéndice B. En cuanto a hardware se define el tipo de SDR a emplear, el transmisor en VHF y características del equipo de cómputo encargado de procesar las muestras; esta descripción se encuentra en el Apéndice D, denominado Hardware de implementación.

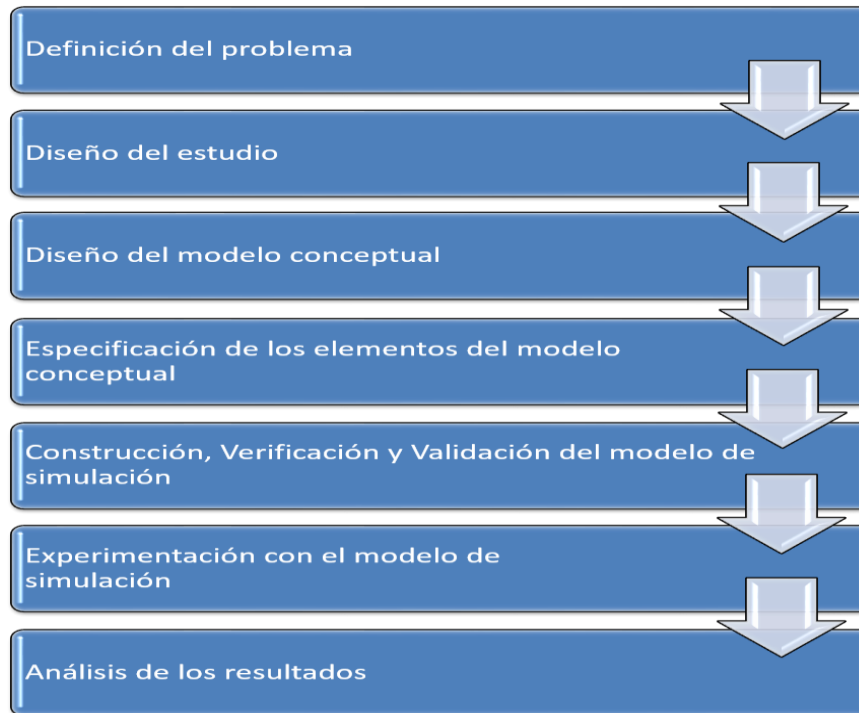


Figura 3.1. Metodología empleada [74].

- Construcción, verificación y validación del modelo de simulación: consiste en la codificación del pseudolenguaje y del diagrama de flujo del modelo conceptual del algoritmo; después se verifica la codificación, al reconstruir una señal determinística, a la cual previamente se han eliminado algunas muestras. En esta fase se definen los escenarios a nivel de simulación, para ello se establecen las modulaciones digitales y las condiciones del canal; también se identifican las bandas reales a evaluar con el hardware. Al término de la fase, se diseña el sistema de análisis de resultados para procesar los datos generados por el algoritmo a nivel de simulación e implementación.
- Experimentación con el modelo de simulación e implementación: se realizan las pruebas del algoritmo sobre los escenarios propuestos, seleccionando y

recolectando información pertinente. En cuanto a hardware se ejecutan las pruebas en un escenario real con señales en FM y en portadoras UHF.

- Análisis de los resultados: se estudian de forma estadística los datos recolectados en las pruebas de simulación e implementación, con el fin de inferir sobre el comportamiento del algoritmo propuesto. Esta fase y la anterior se abordan en el capítulo 4.

3.1 Formulación del problema

En esta investigación se parte del supuesto que todos los Dispositivos Radio Cognitivos se mantienen en silencio durante el intervalo de SS, por lo tanto, la señal observada solo surge de un PU y el ruido de fondo. Suponemos que existe una señal continua en el tiempo denominada $y(t)$, y el rango de frecuencia de $y(t)$ es de $0 \sim W$ (Hz). Además en un tiempo de observación T la señal $y(t)$ es muestreada a una tasa de frecuencia f_s Hz, las muestras de la señal pueden ser denotadas como $y[k] = y(t) \left(\frac{n}{f_s} \right)$, $n = 0, 1, 2, \dots, N - 1$, para conformar un vector de la forma $\vec{y} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ donde el entero $N \equiv f_s T$. Luego \vec{Y} es el espectro de \vec{y} , calculado al aplicar la FFT denotada como F , es decir, $\vec{Y} = F\vec{y}$. La dificultad se presenta al reconstruir la señal para ser evaluada por algún algoritmo de NBSS si se desconoce el ancho de banda W y en consecuencia la f_s es menor al doble del ancho de banda de la señal, es decir, $f_s < 2W$, incumpliendo el teorema de muestreo de Shannon-Nyquist. No solo el desconocimiento del ancho de banda afecta la SS, también observar portadoras con altas frecuencias implica mayor recursos computacional a nivel de procesamiento, memoria y consumo energético; además exigen ADC con elevadas f_s y bits de resolución, que dificultan la implementación. Este dilema motiva a investigadores a desarrollar tecnologías para reducir la tasa de muestreo f_s y evaluar una señal con el mismo ancho de banda W .

La teoría de la CS busca reducir la cantidad de muestras y mantener características fundamentales que permitan recuperar la señal, es decir que basado en la poca densidad se puede muestrear una o varias señales $y(t)$ a una tasa inferior a Nyquist para conformar una matriz de detección M y obtener una matriz aproximada X que contenga los datos perdidos de M ; se espera que de la matriz X se recuperen las señales $y[k]$ sin perder las características del espectro \vec{Y} .

Una vez recuperada la señal existen algoritmos en banda estrecha que a partir de \vec{Y} realizan la SS, uno de ellos es el Detector de Energía en el dominio de la frecuencia, donde se estima la energía de la señal en un rango de frecuencias de interés, comparándolo con un valor umbral λ que depende de la estadística del ruido, para elegir el estado de la banda a partir de dos hipótesis H_0 o H_1 , ausencia de PU o la presencia de PU respectivamente. Así que la eficiencia del detector se da en términos de la probabilidad de detección P_D , es decir que se determina de forma apropiada el estado de la banda como libre H_0 u ocupada H_1 .

Pero independiente de la técnica empleada en SS, los errores son inevitables. El primer tipo de error involucra la falsa alarma, que ocurre cuando un canal que está libre se detecta como ocupado; el segundo tipo de error se presenta cuando existe una detección fallida, que hace referencia a que un canal ocupado es detectado como libre. Por ello el desempeño de un detector se caracteriza por dos parámetros, la probabilidad de falsa alarma P_{FA} y la probabilidad de detección fallida P_{MD} .

Reducir la P_{FA} y P_{MD} es un desafío para el CS, ya que la calidad de recuperación de la señal a partir de la medición compresiva se ve limitada por el tamaño de la matriz de detección M , el número de muestras, la implementación en hardware y la incertidumbre ante el ruido. En este capítulo se presenta el algoritmo MC IZMA-SD ED para muestrear las señales usando técnicas con f_s Sub-Nyquist, obtener una matriz aproximada X que además contenga los valores perdidos no muestreados y determinar el estado de cada canal por medio de la evaluación de la energía de la señal en un banco de detectores.

3.2 Diseño de estudio

El algoritmo propuesto requiere de la simulación y de la implementación para evaluar su desempeño, por tal motivo en la segunda fase de la metodología se tiene en cuenta los aspectos técnicos. El primer paso consiste en determinar los supuestos, en otras palabras, el entorno en el cual se ejecutara el algoritmo; identificadas las condiciones junto a las restricciones, en el segundo paso se establece: el modelo general del algoritmo, los componentes hardware y software necesarios para su implementación; ya en el tercer paso se describen las herramientas de diseño al igual

que las herramientas de construcción necesarias para la simulación en computador, la evaluación, así como de la ejecución del algoritmo con medidas reales.

3.2.1 Supuestos

Hacen referencia a las condiciones y restricciones a tener en cuenta en el diseño de la simulación, así como de la implementación en hardware del algoritmo. Se consideran los siguientes supuestos:

- Existe un solo CRD que realiza WBSS.
- El WBSS se realiza en un dispositivo de única antena.
- El modelo no considera mecanismos de detección de errores.
- Para el estudio de los efectos del ruido no se obtendrán las curvas BER (Bit Error Rate), solo se determina el estado del canal.
- A nivel de simulación existe un transmisor con bajas frecuencias de propagación que emplean modulaciones digitales.
- Durante el tiempo de simulación siempre existe una señal presente.
- La posición del equipo CR es fijo en tiempo de simulación.
- El CRD se encuentra fijo en la etapa de implementación.
- A nivel de implementación no existe control de potencia en el transmisor UHF.

3.2.2 Modelo general del algoritmo e implementación

La figura 3.2 muestra el modelo general del algoritmo local de WBSS en redes de CR basado en muestreo Sub-Nyquist y MC considerando las entradas, así como salidas. El algoritmo requiere de las entradas que se obtienen de un sistema muestreador Sub-Nyquist, el cual recorre diferentes frecuencias preestablecidas; las entradas se almacenan en una matriz y tras aplicar el algoritmo de reconstrucción se completan los datos no muestreados; después que la matriz está completa, se evalúa la frecuencia seleccionada y con ayuda de un banco de detectores en NBSS se determina el estado del canal.

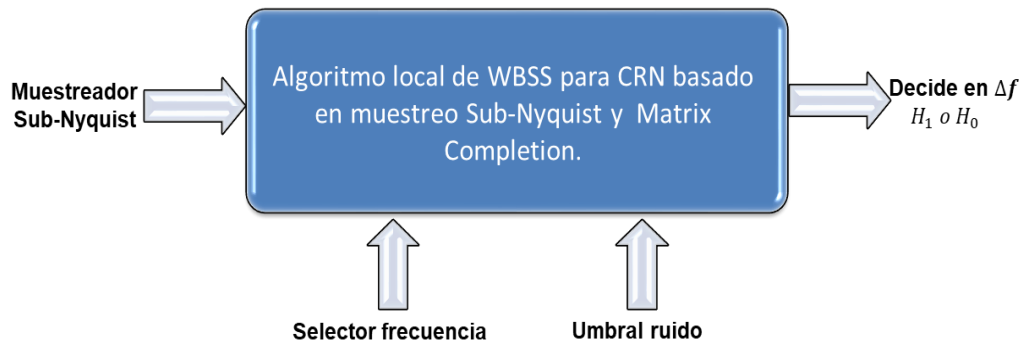


Figura 3.2. Modelo general del algoritmo local de WBSS muestreo Sub-Nyquist y MC. Fuente: por autor.

Para el estudio se requiere de una herramienta que permita a nivel de simulación evaluar el algoritmo en diferentes escenarios, trabajando señales en dos tipos de modulación digital y con diferentes SNR.

A nivel de implementación el algoritmo es evaluado con señales analógicas, por ello en la figura 3.3 se observa que el transmisor FM y UHF son los encargados de generar las señales en el dominio del tiempo, centradas en frecuencias entre los 88 a 108 MHz y 470 a 500 MHz respectivamente. Las pruebas con frecuencias comerciales como el FM se realizan para validar la efectividad del algoritmo NBSS seleccionado, en cuyo caso se requiere de un hardware transmisor que permita controlar la frecuencia de transmisión. El muestreo de la señal se realiza en el Transceptor periférico y un computador es el encargado del procesamiento de estos para determinar la existencia de un PU en la frecuencia seleccionada.

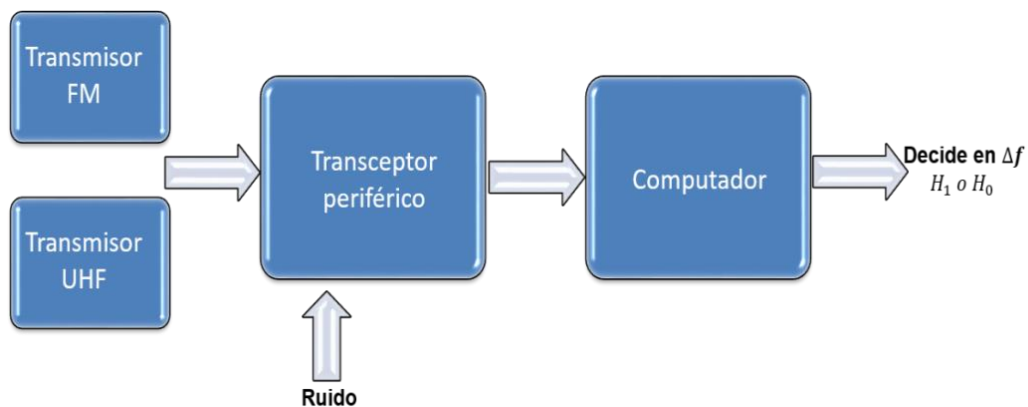


Figura 3.3. Modelo general del hardware encargado de WBSS en CR muestreo Sub-Nyquist y MC. Fuente: por autor.

3.2.3 Herramientas de Diseño y Construcción

Herramienta de Simulación

Para llevar a cabo el estudio se emplea MATLAB 2017 como herramienta de simulación, en los artículos publicados en las revistas IEEE y documentos de conferencias se considera como la segunda herramienta más utilizada para modelar sistemas [75],[76],[77]; este programa de computo basado en operaciones matriciales y orientado al cálculo numérico, integra un lenguaje de alto nivel así como el entorno de programación visual denominado SIMULINK, empleado para simular el comportamiento de los sistemas de comunicaciones e interactuar con dispositivos SDR.

Herramienta para Aplicativo Escritorio

Para la séptima etapa de la metodología, el análisis de resultados, se elige Visual Basic Net versión 2017 de Microsoft para la construcción de un Aplicativo de Detección de Espectro (SSA, *Spectrum Sensing Aplicative*), diseñado bajo el paradigma de programación orientada a objetos y encargado de decodificar los datos resultantes de la simulación desarrollada en MATLAB. Una vez se decodifica, se transfieren a una Base de Datos (DB, *Data Base*), para su posterior análisis estadístico.

Herramienta para Base de Datos

Para el diseño de la DB se elige MySQL, un sistema de gestión de bases de datos relacional de código abierto (RDBMS, *Relational Database Management System*). El término relacional hace referencia a una colección de datos organizado en un conjunto de tablas desde las cuales se puede acceder a ellos; por otra parte, MYSQL es multihilo, porque puede atender varias conexiones al mismo tiempo y es multiusuario ya que el acceso a la DB en este sistema se puede realizar por diferentes usuarios con diferentes tipos de privilegios, además el RDBMS puede soportar una DB con un tamaño de 10 Gigabytes.

La DB cuenta con tablas, en ella se organiza y agrupan datos según características comunes, en este caso relacionadas con los resultados de los algoritmos de detección de espectro.

Herramientas para la evaluación del algoritmo en un transceptor periférico

La herramienta hardware para la evaluación del algoritmo propuesto es un SDR, el cual cuenta con un módulo de transmisión y recepción, comparten los mismos circuitos y se encuentran dentro de la misma placa. Muchos de estos equipos cuentan con sistemas de procesamiento de señales basados en FPGA o microprocesadores, apoyados con módulos ADC, DAC y demás circuitos requeridos en telecomunicaciones.

Un transceptor periférico SDR se caracteriza por la frecuencia mínima y máxima de trabajo, el ancho de banda, la resolución de los ADC, tipo de procesamiento y el puerto de comunicaciones empleado. En el mercado existen diferentes elementos de hardware que posibilitan la evaluación de algoritmos, estos se describen en el Apéndice D, tabla D.1. Teniendo en cuenta los recursos de procesamiento, frecuencias de trabajo y costo se elige un USRP 1, ya que permite la generación de prototipos de sistemas de comunicación inalámbrica.

3.3 Diseño del modelo conceptual.

La tercera fase de la metodología permite establecer el modelo conceptual del algoritmo, así como el modelo conceptual de la implementación, con el objetivo de identificar la función de cada bloque. Se analiza con más detalle las condiciones y restricciones, obtenidas en la fase dos, analizando los requerimientos a cumplir por parte del algoritmo propuesto. El diseño conceptual representa de forma gráfica la interacción de los diferentes bloques, los flujos de datos y los procesos de transformación en cada uno de los ellos.

3.3.1 Modelo conceptual del algoritmo

El modelo conceptual del algoritmo local de WBSS en CRN basado en muestreo Sub-Nyquist Incompleto y MC, está compuesto por 5 bloques. El primer bloque representado en la figura 3.4 genera el vector de entradas $m_m[k]$ que se obtienen al digitalizar $y(t)$ por medio del bloque “Muestreador Sub-Nyquist”, el cual recorre diferentes frecuencias con un ancho de banda preestablecidas; el bloque “acondicionador muestras canal” se encarga de promediar algunos valores de muestra

y de encontrar el segmento con la máxima SD, generando el vector $mm2$; el bloque “Constructor de matriz incompleta” organiza los datos muestreados $mm2$ en una matriz M que debe cumplir con por lo menos una muestra por fila y columna; el tercer bloque, denominado “Reconstrucción datos perdidos matriz” se encarga de aplicar el algoritmo para completar los datos no muestreados en la matriz X . Una vez reconstruida el bloque “Selector de rango de frecuencia” selecciona de la matriz X los vectores x_j correspondientes a la frecuencia a evaluar y con ayuda de j bloques con técnica de NBSS se determina el estado de cada canal como ocupado o libre.

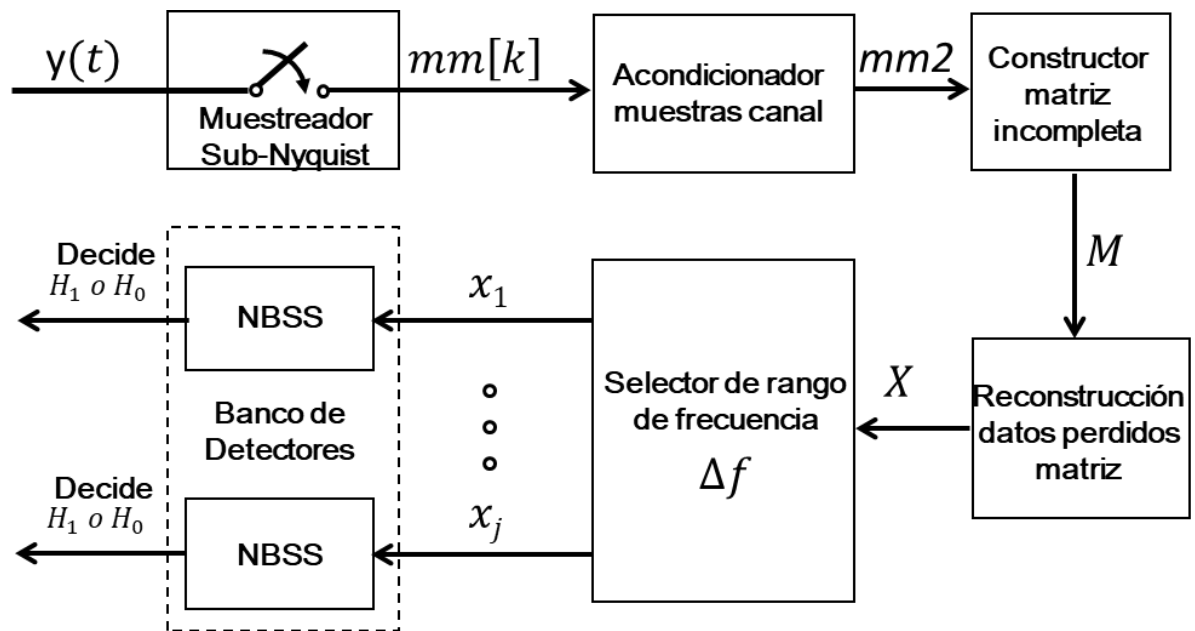


Figura 3.4. Modelo conceptual del algoritmo. Fuente: por autor.

En la figura 3.4 el banco de detectores que determina la disponibilidad de espectro, se elige una vez se evalúen cuatro algoritmos de NBSS. La descripción detallada de los bloques correspondientes al modelo general del sistema se encuentra en la sección 3.4.

3.3.2 Modelo conceptual de implementación

Se elige un USRP como plataforma de implementación del algoritmo; por lo cual el diagrama de bloques del sistema representado en la figura 3.5 a nivel de hardware integra: un USRP, un sistema de cómputo, un transmisor de FM y antenas.

El bloque “Antena” se encarga de la recepción de ondas electromagnéticas en frecuencias de VHF y UHF. El bloque USRP se encarga de digitalizar las señales y enviarlas al computador por medio de un puerto USB. El bloque “computador” cuenta con módulos de software GNU Radio / Matlab, archivos planos resultantes de la simulación y medidas reales identificado en la figura 3.5 como APR, además cuenta con el aplicativo SSA para decodificar los APR y generar los resultados estadísticos a partir de consultas a la base de datos; el bloque en mención es el encargado de ejecutar el algoritmo que completa las muestras perdidas, debidas al muestreo Sub-Nyquist, para determinar si existe un PU en el canal seleccionado.

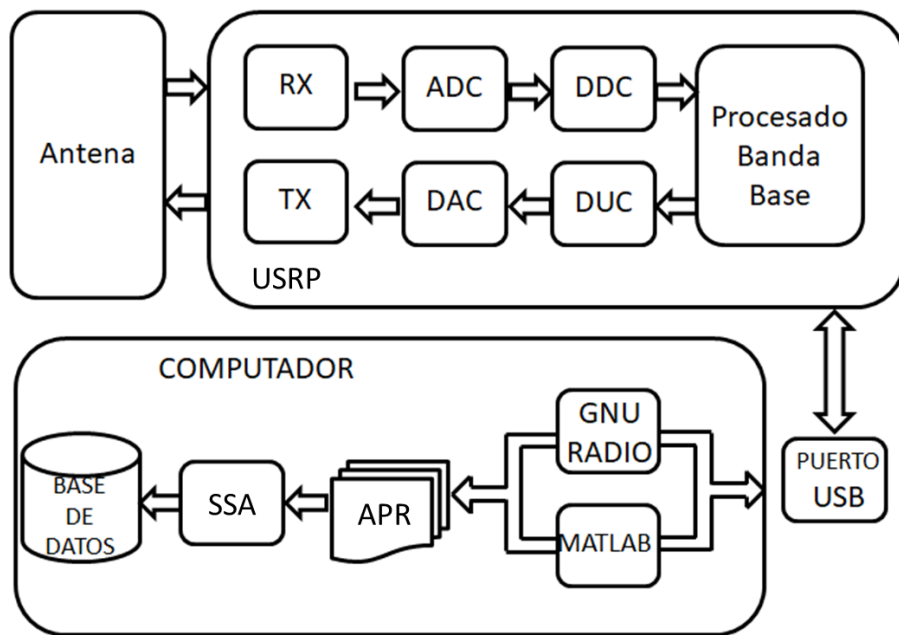


Figura 3.5. Modelo conceptual de implementación. Fuente: por autor.

3.4 Especificaciones del Modelo Conceptual.

En Matrix Completion las entradas conocidas no deben cambiar de valor mientras se minimiza la función objetivo sujeta a las restricciones, ya que se desea minimizar el rango de la matriz. Los datos perdidos de la matriz M son aquellas que no se muestrean y el objetivo es reconstruir la señal; en este trabajo se modifica un algoritmo de Shabat y Averbuch, descrito en [73], denominado por los autores como Aproximación de la Matriz en la Zona de Interés (IZMA, *Interest Zone Matrix Approximation*), que busca

minimizar la suma de valores singulares sujeto a un conjunto de restricciones; la modificación de IZMA en el algoritmo 1, consiste en seleccionar un segmento de las muestras con la máxima Desviación Estándar (SD, *Standard Deviation*) y en el segmento seleccionado la SD es utilizada para asignar valores semilla a los datos perdidos de la matriz M, este valor puede ser negativo o positivo, depende del valor anterior y posterior al dato perdido, a este algoritmo se denomina MC IZMA_SD. Al adicionar estos valores semilla se busca reducir el número de iteraciones para encontrar la matriz aproximada X que contenga las mediciones no muestreadas de la matriz M, en consecuencia reducir el tiempo de procesamiento y el número de operaciones matemáticas.

Algoritmo 1. WBSS basado en Matrix Completion: MC IZMA_SD

Entrada:

mm Es un vector con frecuencia de muestreo al 75% de Nyquist

Salida:

Decisión: H_1 o H_0 .

- 1: $mm2 \leftarrow$ acondicionador de muestras canal a partir de $mm[k]$
- 2: $L \leftarrow$ constructor matriz incompleto a partir de $mm2$.
- 3: $B \leftarrow$ constructor matriz binaria
- 4: $N \leftarrow L \odot B$
- 5: $M \leftarrow$ integre semilla desviación estandar desde matriz N
- 6: $\lambda_{min} \leftarrow 0$ $\lambda \leftarrow$ infinito $\lambda_{tol} \leftarrow 10$ $tol \leftarrow 10^{-7}$
- 7: $\lambda_{max} \leftarrow \|M\|_*$
- 8: Repetir:
 - 9: $\lambda_{prev} \leftarrow \lambda$
 - 10: $\lambda \leftarrow (\lambda_{max} + \lambda_{min})/2$
 - 11: $X \leftarrow$ IZMA_SD aproxima $M \odot B$ para los puntos sujetos a $\|X\|_* \leq \lambda$
 - 12: $error \leftarrow \|PX - PM\|_F$
 - 13: si $error \geq tol$ entonces
 - 14: $\lambda_{min} \leftarrow \lambda$
 - 15: si no
 - 16: $\lambda_{max} \leftarrow \lambda$
 - 17: fin si
 - 18: hasta ($error < tol$) o $[(\lambda - \lambda_{prev}) < \lambda_{tol}]$
 - 19: $x_i \leftarrow$ Selección del rango de frecuencia desde X.
 - 20: Aplicación de SS en Banda Estrecha al vector x_i
 21. Decisión \leftarrow Estado del canal.

Fuente: Adaptado desde [73]

En el algoritmo 1, el vector $mm[k]$ contiene las entradas generadas por “Muestreador Sub-Nyquist”. En el paso 1, se hace referencia al bloque “Acondicionador muestras canal”, una vez se tiene el vector con las muestras $mm[k]$ se acondiciona y se obtiene un segmento del vector que contiene la máxima SD, al cual se denomina $mm2$.

Los pasos del 2 al 5 del algoritmo 1 hacen referencia al bloque “Constructor matriz incompleta”, para ello en el paso 2 estima la matriz L como el resultado de tomar el vector $mm2$ y adicionar ceros en los espacios entre muestra y muestra, una vez finalizada la carga de las dos primeras filas se adicionan 6 filas a la matriz, las cuales contienen muestras de 3 señales muestreadas de la misma forma. En el paso 3 se construye la matriz binaria B que se conforma de unos como de ceros, la figura 3.6 presenta la estructura de esta matriz, en donde las celdas de color negro representan los unos asimismo las celdas de color blanco representan los ceros; B tiene la misma dimensión que la matriz L , organizada de tal manera que se intercalan los ceros y unos, para evitar que existan filas o columnas con solo ceros.

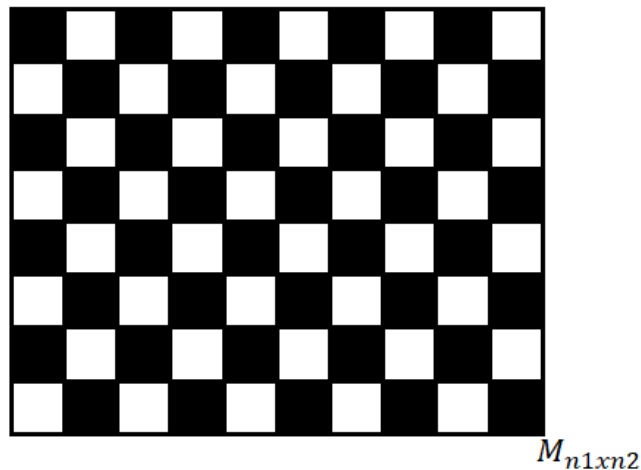


Figura 3.6. Datos de la matriz IZMA_SD a recuperar, celdas en blanco se integra semilla. Fuente: por autor.

En el paso 4 del algoritmo 1, la matriz N es el resultado de una multiplicación de elementos entre la matriz a completar L y la matriz B , conformada por ceros y unos. En el paso 5, si se considera a la señal como periódica, la función “integre semilla desviación estándar” asigna un valor semilla a los datos perdidos, identificados en la figura 3.6 con celdas de color blanco, valor estimado a partir de la SD, la muestra conocida anterior y siguiente.

Los pasos del 6 al 18 del algoritmo 1 hacen referencia al bloque “Reconstrucción datos perdidos matriz”. En el paso 6 se inicializan los valores λ_{\min} y λ_{\max} , fundamentales para iniciar el proceso de minimización la norma nuclear de X . En el paso 7 se estima $\|M\|_*$, norma de nuclear de M , para que sirva de referente al minimizar $\|X\|_*$.

A partir de estos valores iniciales se inicia un ciclo, pasos 8 a 18, su objetivo fundamental es aproximar la matriz M mientras se cumpla que el ultimo valor de la norma nuclear λ con respecto al anterior λ_{prev} , sea menor que un valor de tolerancia. Por otra parte, también el ciclo se mantiene hasta que la norma de Frobenius $\|\mathcal{P}X - \mathcal{P}M\|_F$, en los que interviene la proyección de la matriz M y la proyección de la matriz X , se acerque a cero.

La proyección de X es $\mathcal{P}X = B \odot X$, donde B es la matriz binaria conformada de ceros y unos, los ceros representan los datos perdidos y los unos los valores muestreados de la señal; el operador \odot representa la multiplicación matricial. La norma de Frobenius se describe en la ecuación 3.1, a_{ij} es la diferencia entre $\mathcal{P}X$ y $\mathcal{P}M$.

$$\|a_{ij}\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij}^2} \quad (3.1)$$

En los pasos 9 y 10 del algoritmo 1 se estima el valor de λ_{prev} y λ , en este último caso es el promedio entre λ_{\min} y λ_{\max} . En el paso 11 se ejecuta un algoritmo “IZMASD” que aproxima la matriz X a partir de los valores semilla SD, esta aproximación se ejecuta hasta que la diferencia entre el último error de Frobenius con respecto al error previo tienda a cero, en otras palabras, hasta que la minimización de la norma nuclear de X ya no presenta grandes cambios al cumplir con la restricción de ser menor igual que λ .

En el paso 12 se calcula el error de Frobenius a partir de la matriz proyectada de X y la matriz proyectada de M .

En los pasos 13 a 17, se compara si el error de Frobenius es mayor que la tolerancia, de ser afirmativa la evaluación, λ se asigna a λ_{\min} , en caso contrario λ se asigna a λ_{\max} ; esto permite ajustar el valor de λ , para que en la próxima iteración se aproxime la matriz X sujeta a que $\|X\|_* \leq \lambda$. El ciclo, pasos 9 a 17, se ejecuta mientras los elementos de X se encuentran distantes a las entradas conocidas de la matriz M .

El paso 19 del algoritmo 1, hace referencia al bloque “Selector de rango de frecuencia”, permitiendo seleccionar el canal a evaluar del total de la banda de frecuencia muestreada y completados en la matriz X ; así que el resultado de este bloque es un vector denominado x_i . El paso 20, hace referencia al bloque “NBSS”, aplicando un algoritmo de SS en banda estrecha al vector x_i ; finalmente en el paso 21 se decide el estado del canal como ocupado o libre.

3.4.1 Acondicionador Muestras Canal

Una vez se construye el vector con las muestras de las señales a evaluar, con una frecuencia de muestreo Sub_Nyquist, se aplica un algoritmo denominado “Acondicionador muestras canal”.

El algoritmo 2 *busca* reducir el tiempo de procesamiento, por ese motivo se promedian varias muestras, en la primera etapa se toman 62 vectores, cada uno con 4000 muestras, para conformar una matriz de 62 filas por 4000 columnas y se genera un vector denominado *muestra_prom* a partir del promedio de cada columna de la matriz. En la segunda etapa se toma el vector *muestra_prom* y se encuentra a manera de ejemplo un segmento de 200 muestras que contiene la mayor SD, el cual se denomina *segmento_may_desv*, vector que se asigna a *mm2*.

Algoritmo 2. Acondicionador muestras canal

Entradas:

mm Es un vector con frecuencia de muestreo Sub_Nyquist

Salida:

mm2. Vector que contiene la máxima SD

1: $i \leftarrow 1$ $j \leftarrow 1$

2: Repetir:

3: Repetir:

4: $columna(i) \leftarrow mm(i, j)$

5: $j \leftarrow j + 1$

6: *hasta* ($j \leq 62$)

7: $muestra_prom(i) \leftarrow promedio(columna(i))$

8: $i \leftarrow i + 1$

9: *hasta* ($i \leq 4000$)

10: $segmento_may_desv \leftarrow segmento_maxima_desviacion(muestra_prom)$

11: $mm2 \leftarrow segmento_may_desv$

Fuente: por autor

3.4.2 Constructor Matriz Incompleta

Este bloque se encarga de ejecutar dos procedimientos, el primero denominado “Constructor matriz incompleto a partir de mm ” el segundo se identifica como “integre semilla desviación estándar desde matriz N ”.

El procedimiento “Constructor matriz incompleto a partir de mm ”, toma un vector $mm2$ y adiciona ceros en los espacios entre muestra y muestra, los valores ceros son espacios a completar; después de ello a la matriz se adicionan 6 filas, las cuales si evalúa solo una frecuencia son réplicas de la primera y segunda, la matriz resultante se conoce como L , en caso de evaluar una segunda frecuencia las muestras se almacenan en la fila 3 y 4, de forma similar para las otras frecuencia. En la siguiente etapa se encarga de multiplicar elemento a elemento la matriz L por una matriz B , esta última se conforma de ceros y unos, contiene el mismo número de filas y columnas de la matriz L , organizada de tal manera que cada fila y columna se intercalan los ceros y unos, para evitar que existan filas o columnas con solo ceros, las filas impares inician con uno y las filas pares inician con 0; este orden es utilizado para completar posteriormente los ceros con la SD , la matriz resultante se denomina matriz N .

Si la señal se considera periódica, la función “integre semilla desviación estándar” descrita en el algoritmo 3, asigna a los espacios vacíos un valor que corresponde a SD , el cual es positivo si el valor de la muestra anterior y siguiente es positivo, al igual que es positivo si uno de ellos también lo es y el otro es cero. Si el anterior y el siguiente son negativos se procede a cargar la semilla con la SD pero negativa. Si uno es negativo y el otro es mayor igual a cero, se asigna al punto medio entre el próximo y anterior, al cual se le resta dos veces la SD y finalmente se divide entre dos.

Algoritmo 3. Integre semilla desviación estándar

Entradas:

N Matriz a insertar semilla

INICIO2 1 si es fila impar y 0 si fila es par

Salida: M Matriz con valores semilla SD .

1: $SD \leftarrow$ Desviacion estandar de N

2: columnas \leftarrow numero de comumnas de N

4: semilla $\leftarrow N$

5: si (fila=0) entonces

6: $i \leftarrow 0$

7: de otro modo

8: $i \leftarrow 1$

```

9:fin si
10:Repetir:
11:  anterior ← N(i-1)
12:  próximo ← N(i+1)
13:  si anterior ≥ 0 y próximo ≥ 0 entonces
14:    m(1,i) ← SD
15:  fin si
16:  si anterior < 0 y próximo < 0 entonces
17:    m(1,i) ← -SD
18:  fin si
19:  xy ← (anterior + |próximo|) - 2*SD
20:  xy ← |xy|/2
21:  si anterior ≥ 0 y próximo < 0 entonces
22:    m(1,i) ← xy
23:  fin si
24:  si anterior > 0 y próximo ≥ 0 entonces
25:    m(1,i) ← -xy
26:  fin si
27:  i ← i + 2
28:mientras i ≤ columnas
29:retorne m

```

Fuente: Autor.

3.4.3 Reconstrucción de Datos Perdidos.

El algoritmo IZMA_SD mencionado en el paso 11 del algoritmo 1, aproxima la matriz X a partir de los valores semilla SD sujeto a $\|X\|_* \leq \lambda$. Con respecto al autor de IZMA [73] se adiciona en el algoritmo 4 el paso 4, para estimar Con_Desv2 , una matriz que se obtiene al dividir cada valor semilla de M entre dos veces el número de elementos conocidos S . En el paso 6, a la matriz $NewMat$ se suma la matriz fracción Con_Desv2 , con el objetivo de aproximar los elementos no muestreados a partir del valor semilla sin afectar las entradas conocidas.

Algoritmo 4. Interest Zone Matrix Approximation - Standard Deviation

Entradas:

| | |
|-----------|---|
| M | Matriz a aproximar, valores conocidos |
| X_0 | Estimación inicial de la matriz, cada llamado se acerca a M . |
| B | Matriz de 0 y 1. 0= es la entrada a completar. |
| λ | Lambda, Norma Nuclear |
| N | Número de iteraciones máximas para aproximar |
| Tol | Tolerancia para la norma de Frobenius |

3.4. Especificaciones del modelo conceptual

Con_Desv Matriz que tiene los valores semilla a partir de la desviación estándar de M
 S Número de elementos conocidos de M

Salida: X, Matriz aproximada

```

1: NewMat  $\leftarrow X_0$ 
2: S  $\leftarrow$  Numero de entradas conocidas de la matriz M
3: ErrFrob  $\leftarrow$  infinito      i  $\leftarrow$  0
4: Con_Desv2  $\leftarrow$  Con_Desv/(2 * S)
5: Repetir
6:   NewMat  $\leftarrow$  [ NewMat .* not(B)] + (M.* B) + (Con_Desv2.* not(B))
7:   NewMat  $\leftarrow$  Norma_Nuclear (NewMat,  $\lambda$ )
8:   ErrFrob  $\leftarrow$  Error frobeniues entre M y NewMat
9:   Error[i]  $\leftarrow$  ErrFrob
10:  diferencia  $\leftarrow$  Error[i] – Error[i – 1]
11:  Si |diferencia| <  $\left(\frac{tol}{10}\right)$  entonces
12:    retorne al algoritmo 1
13:  Fin si
14: Mientras (i  $\leq$  N) y (ErrFrob > tol)
15: X  $\leftarrow$  NewMat

```

Fuente: Adaptado desde [73]

En el paso 8 se calcula el error de Frobenius a partir de la matriz proyectada NewMat y la matriz proyectada M. En los pasos 9 a 13 se evalúa que exista una diferencia en el error de Frobenius previamente calculado con respecto al actual, si la diferencia tiende a cero significa que en el paso 7 la matriz proyectada NewMat no presenta cambios significativos en la aproximación de los elementos no muestreados y en consecuencia se necesita retornar al algoritmo 1 para ajustar el valor de la norma nuclear λ .

El ciclo comprendido entre los pasos 5 a 14 se ejecuta hasta que la diferencia entre el último error de Frobenius con respecto al error previo tienda a cero, en otros términos la minimización de la norma nuclear de X ya no presenta grandes cambios; además debe cumplir con un número de máximo iteraciones dada por la variable N. El paso 7 del algoritmo 4 requiere del cálculo de la norma nuclear, este se describe en el algoritmo 5.

Algoritmo 5. Norma_Nuclear

Entradas:

A Matriz a aproximar.

λ Lambda, Norma Nuclear

Salida:

B Matriz aproximada

- 1: $[u, S, v] \leftarrow$ Descomposición de valores singulares de la matriz A
 - 2: $Sing \leftarrow$ Obtiene los valores singulares de S
 - 3: $Norma \leftarrow$ sumatoria de los valores de Sing
 - 4: Si ($Norma < \lambda$)
 - 5: $B \leftarrow A$
 - 6: *Retorne* al algoritmo 4
 - 7: *Fin si*
 - 8: $n \leftarrow$ Número de filas de la matriz Sing
 - 9: $A \leftarrow$ Vector de unos, conformado de una fila y n columnas
 - 10: $b \leftarrow \lambda$
 - 11: $H \leftarrow$ Matriz identidad con n filas y n columnas
 - 12: $f \leftarrow$ Negar los elementos de la matriz Sing
 - 13: $lb \leftarrow$ Matriz ceros con n filas y 1 columna
 - 14: $x \leftarrow$ Programación cuadrática para obtener los mínimos (H, f, A, b, lb)
 - 15: $B \leftarrow u * diagonal(x) * v^T$
-

Fuente: [73]

El paso 9 del algoritmo 5 se genera un vector de unos, empleado para generar la matriz de coeficientes lineales de la restricción; n es el número de filas de la matriz de los valores singulares tras realizar la SVD de la matriz a aproximar A; si se asume que n es igual a 3, se tiene que la función está sujeta a $1x_1 + 1x_2 + 1x_3 \leq \lambda$.

El paso 11 del algoritmo 5 se obtiene la matriz identidad con n filas y n columnas, empleada para construir los coeficientes de los términos cuadráticos, obsérvese en 3.2 la matriz de los coeficientes de los términos cuadráticos si se considera a n igual a 3.

$$H \leftarrow \begin{bmatrix} 1x_1^2 & 0x_1x_2 & 0x_1x_3 \\ 0x_2x_1 & 1x_2^2 & 0x_2x_3 \\ 0x_3x_1 & 0x_3x_2 & 1x_3^2 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

El paso 12 del algoritmo 5 niega los elementos de la matriz de valores singulares, que contiene los coeficientes de los términos lineales descritos en la ecuación 3.3, si se considera n igual a 3 y Sing que contiene los valores singulares c, d y e la función f(x) es:

$$f(x) \leftarrow \frac{1}{2}x_1^2 + \frac{1}{2}x_2^2 + \frac{1}{2}x_3^2 - cx_1 - dx_2 - ex_3 \quad (3.3)$$

El paso 13 del algoritmo 5 crea una matriz de ceros de n filas y 1 columna, para establecer los límites inferiores de las variables, si n = 3, se tiene que $x_1 \geq 0$ $x_2 \geq 0$ y $x_3 \geq 0$.

El paso 14 del algoritmo 5 resuelve el problema de programación cuadrática, al encontrar los valores de x que minimizan la función $f(x)$.

Finalmente en el paso 15 del algoritmo 5 se obtiene la matriz aproximada B , resultado de multiplicación matricial del vector propio singular por la izquierda con la diagonal de los valores de x obtenidos en el paso 14 y el vector propio unitario singular por la derecha transpuesto.

3.4.4 Selector del Rango de Frecuencia

El algoritmo 6 describe la función del bloque “Selector del rango de frecuencia”, paso 19 del algoritmo1, encargado de seleccionar de la matriz reconstruida X los vectores correspondientes a la frecuencia a evaluar. Si la matriz tiene 8 filas y 200 columnas, las dos primeras filas corresponden al canal 1, la fila 3 y 4 al canal 2, la fila 5 y 6 al canal 3, finalmente las filas 7 y 8 al canal 4. Los vectores de salida x_1 hasta x_i ingresan al banco de detectores, bloque “Detección de espectro en Banda Estrecha”.

Algoritmo 6. Selector del rango de frecuencia

Entradas:

X Matriz reconstruida, aproximada a M .

Salida:

x_j Vector reconstruido de la señal a evaluar

```

1:  $j \leftarrow 1$ 
2: Repetir:
3:    $i \leftarrow 1$    $p \leftarrow 1$ 
4:   Repetir:
5:      $x_k(i) \leftarrow X(i, p)$ 
6:      $x_k(i + 200) \leftarrow X(i + 1, p)$ 
7:      $p \leftarrow p + 2$ 
8:   hasta ( $p \leq 200$ )
9:    $j \leftarrow j + 1$ 
10: hasta ( $j < 5$ )

```

Fuente: por autor

3.4.5 Detección de Espectro en Banda Estrecha

En esta etapa se ejecuta la aplicación de SS en NB a los vectores x_i , paso 20 del algoritmo 1; si se considera que el algoritmo seleccionado en NBSS es DE, el algoritmo

7 describe el procedimiento a desarrollar para determinar el estado del canal, en este caso el valor del umbral del ruido se determina a partir de la medición del entorno en un rango de canales libres.

Algoritmo 7. Detección de Energía

Entradas:

x vector a evaluar.

λ Umbral del ruido

Salida: Estado_del_canal

```

1:Pxx ← Periodograma, estimación del DSP de x.
2:Hpsd ← Energía de la señal, distrib. de potencia en el dom. de frec de Pxx.
3:i ← 0
4:Repetir
5:  sumatoria_rango(i) ← sumatoria Pxx cada 16 componentes defrecuencias
6:  i ← i + 1
7:Mientras i<=32
8: i ← 0  contador ← 0
9:Repetir
10:  si sumatoria_rango(i) > λ entonces
11:    contador ← contador + 1
12:  fin si
13:Mientras i<=32
14:Si (contador>2)
15:  Estado_del_canal ← 1  "ocupado"
16:si no
17:  Estado_del_canal ← 0  "libre"
18:Fin si

```

Fuente: Adaptado desde [27]

3.5 Construcción, Verificación y Validación del Modelo de Simulación.

Una vez descritos los algoritmos de cada bloque MC IZMA_SD, en la primera parte de esta sección se valida mediante simulaciones la reconstrucción de señales determinísticas, muestreadas con una tasa inferior a Nyquist. En la segunda parte se definen los escenarios de simulación y las pruebas con medidas reales. En la última parte se diseña el sistema de análisis de resultados.

3.5.1 Validación de los Códigos Computacionales Etapa Reconstrucción

En el apéndice A se describe el origen de los códigos desarrollados por Shabat y Averbuch [73], al igual que la adaptación hecha inicialmente para el NBSS Sub-Nyquist. La figura 3.7 describe los bloques de programación del algoritmo 1 MC IZMA_SD en la etapa de reconstrucción, con respecto a los autores se adiciona un bloque generador de señal determinística $s(t)$ afectada por el ruido $r(t)$, el “muestreador Sub-Nyquist” genera el vector $mm[k]$ a partir de las muestras $y(t)$; los otros componentes se describen en detalle en este capítulo, sección 3.4.

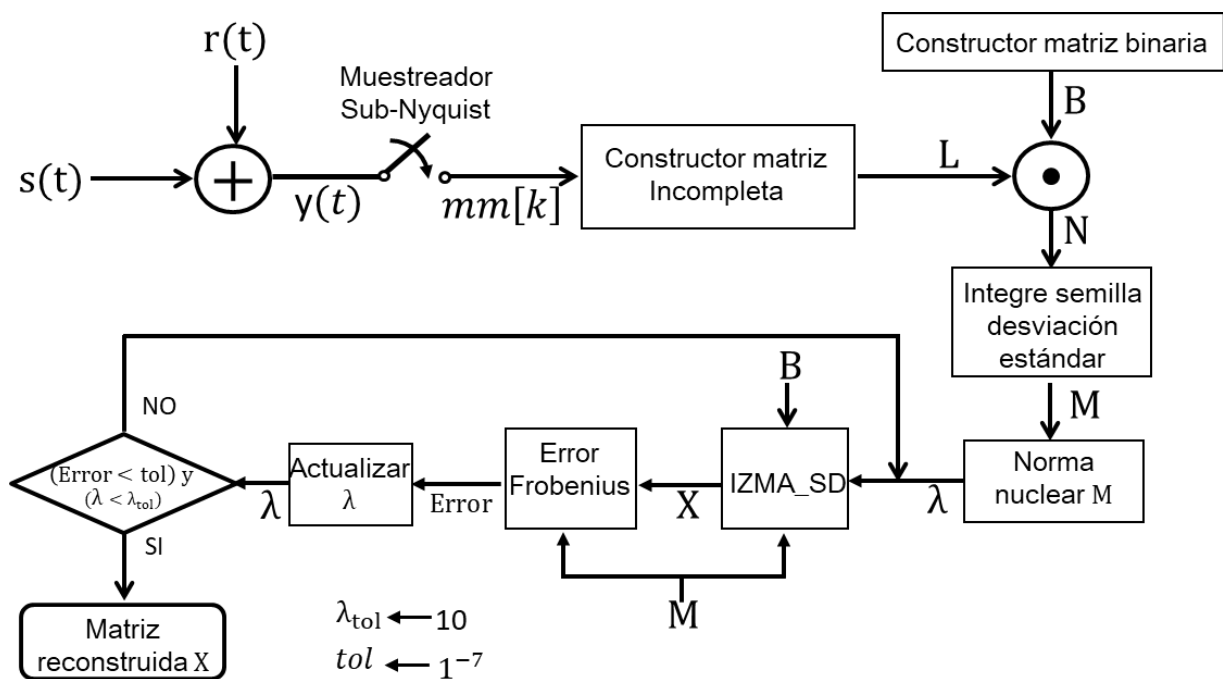
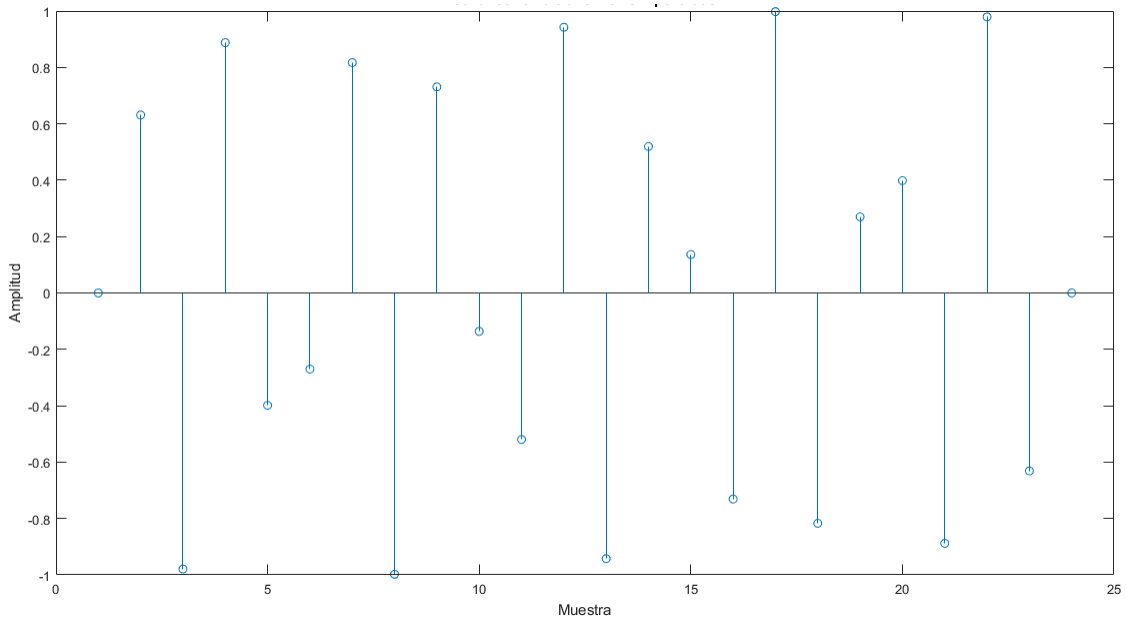


Figura 3.7 Bloques de programación MC IZMA_SD etapa reconstrucción.
Fuente: por autor.

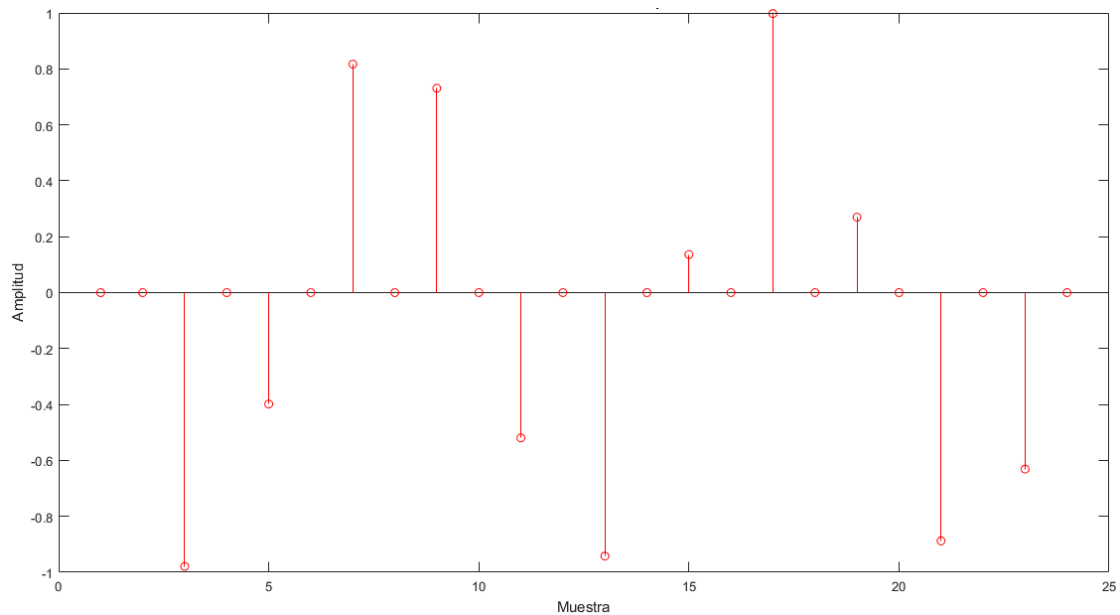
Los scripts se codifican en Matlab y en el proceso de simulación se asumen diferentes señales deterministas como seno, coseno, solo ruido, BPSK y QPSK, las cuales se generan a diferentes frecuencias, así como se muestrean con tasas inferiores a Nyquist.

En la figura 3.8.a se muestra una señal seno a 9 Hz con 24 muestras. A los datos muestreados se generan pérdidas, asignando ceros en el 50% de las muestras, en este caso para validar el algoritmo MC IZMA_SD existen 12 muestras conocidas y 12

desconocidas que conforman la matriz N , en la figura 3.8.b se observan 12 muestras y una de ellas coincide con valor 0.



(a)



(b)

Figura 3.8. Muestreo señal seno 9 Hz: a) 24 muestras b) 12 muestras.

Fuente: por autor.

3.5. Construcción, verificación y validación del modelo de simulación

En la figura 3.9 se observa que a la matriz N se integran en las muestras desconocidas los valores semillas a partir de la SD, ya que si se considera la señal como periódica esta aproximación es válida.

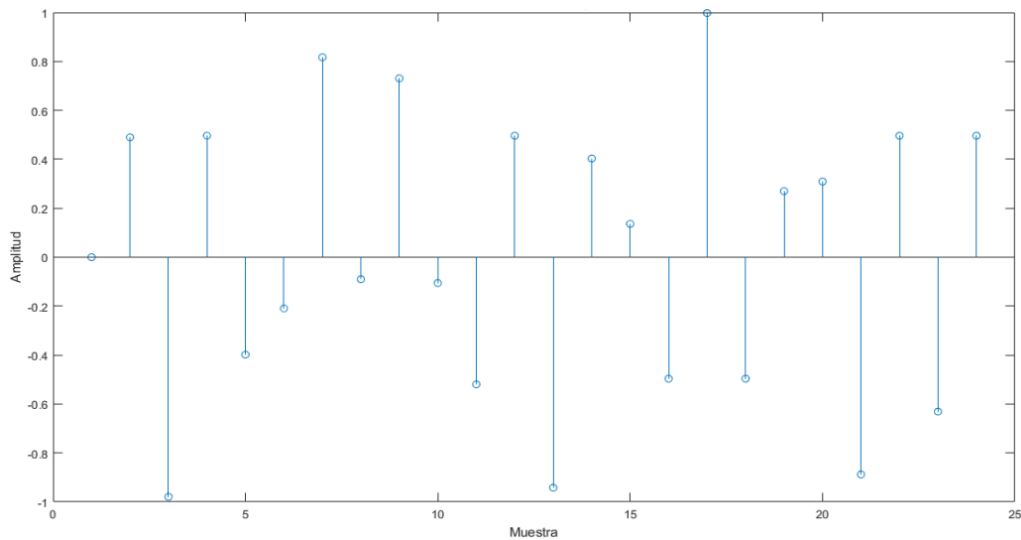


Figura 3.9. Señal seno 9 Hz, 12 muestras conocidas y 12 muestras valor semilla. Fuente: por autor.

Tras aplicar el algoritmo MC IZMA_SD se observa como en la figura 3.10 algunas de las muestras pueden tener menor o mayor amplitud con respecto a la señal conocida.

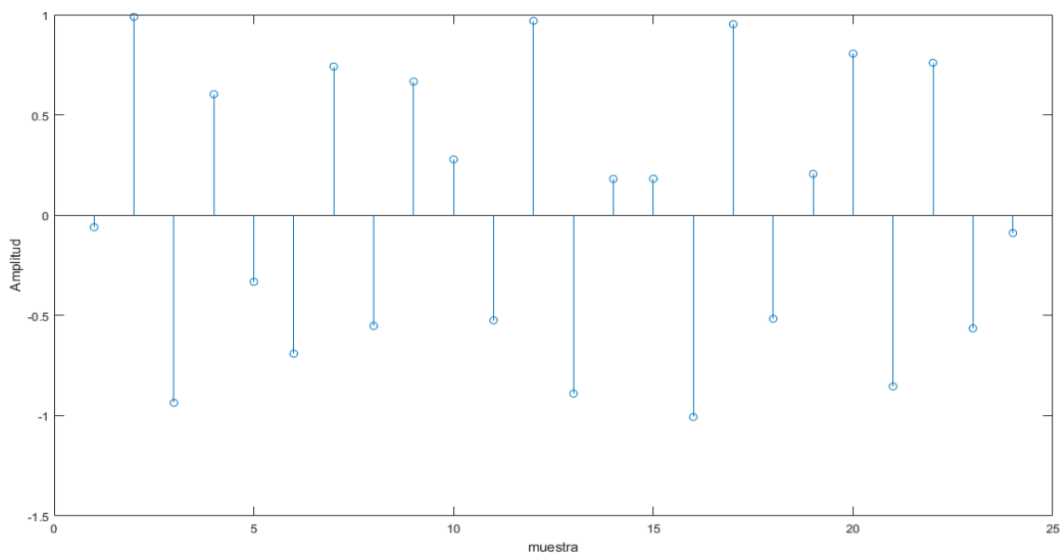
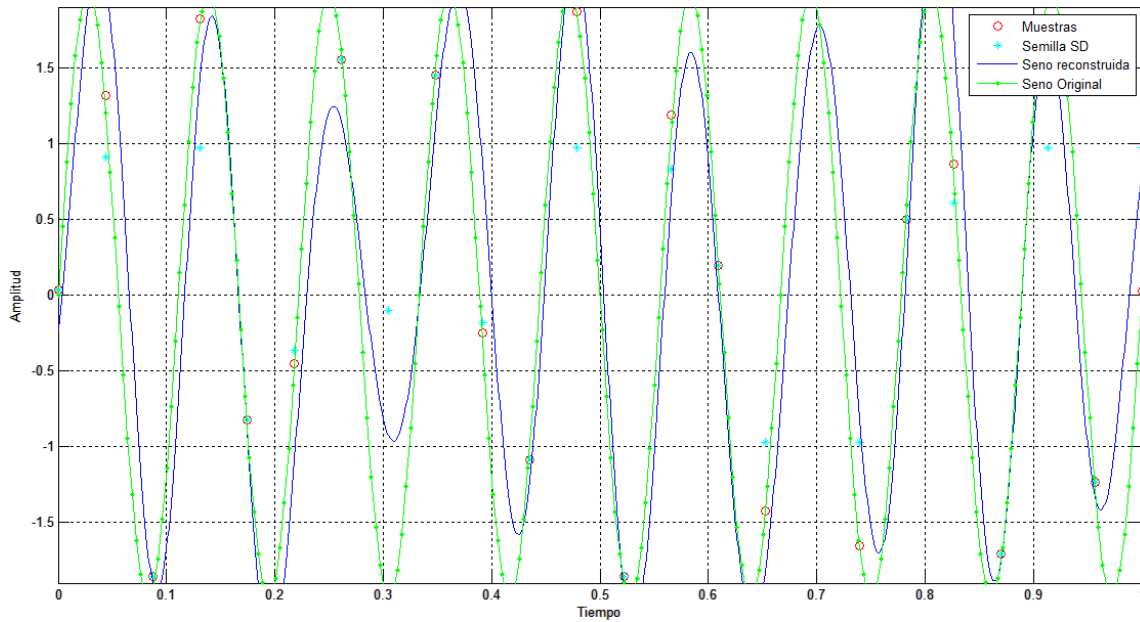
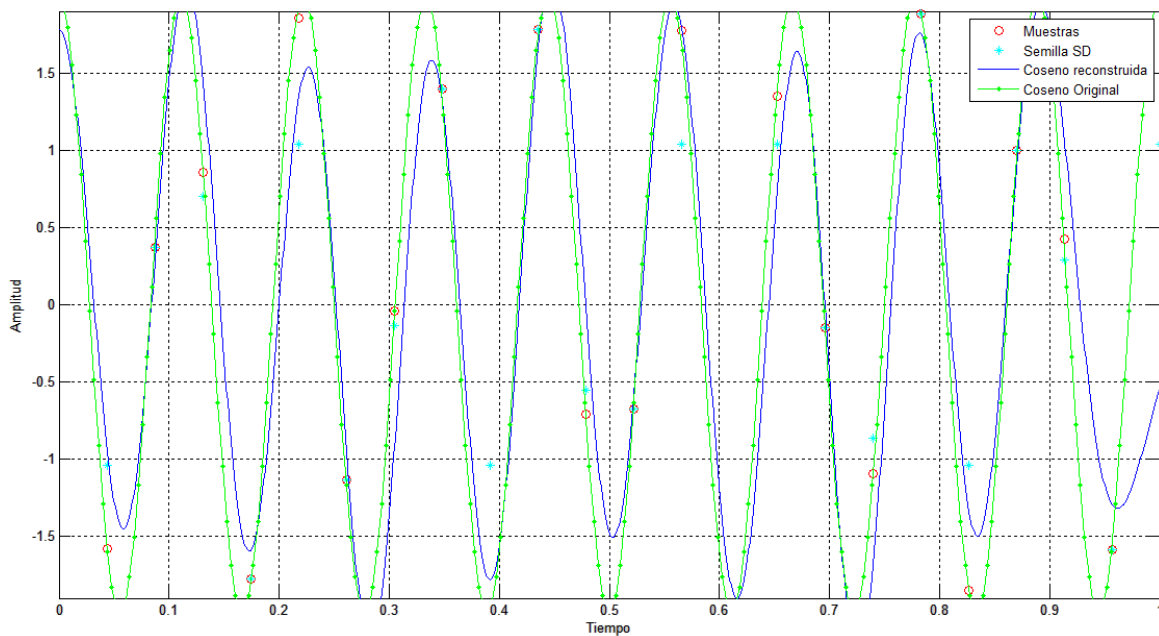


Figura 3.10. Señal seno 9 Hz, recuperada con MC IZMA_SD. Fuente: por autor.

La figura 3.11.a y figura 3.11.b representan la señal original seno y coseno respectivamente, al igual que se identifica en las señales reconstruidas un nivel de similitud.



(a)

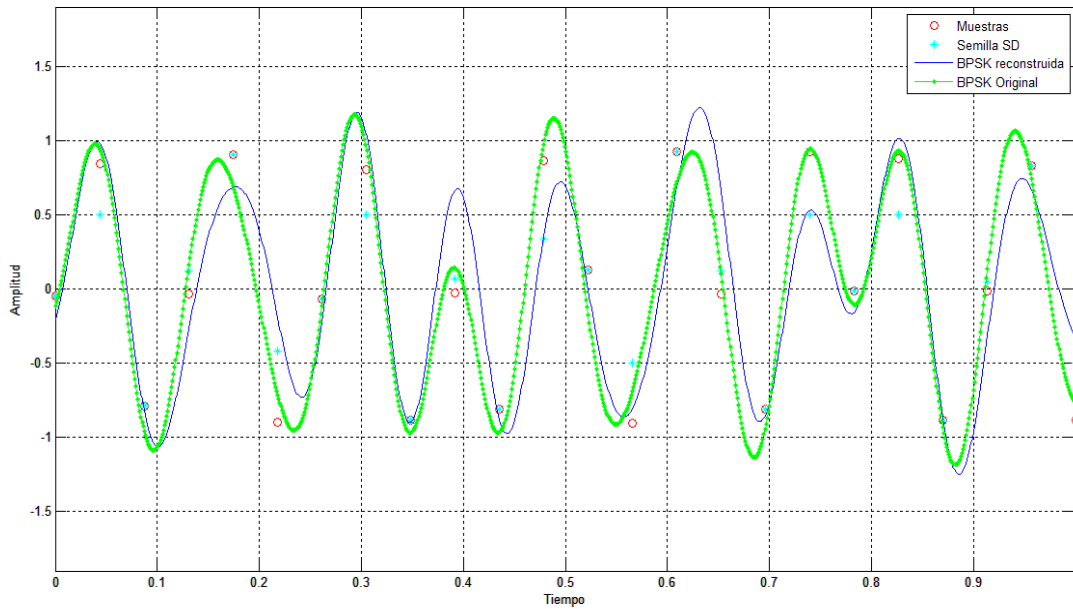


(b)

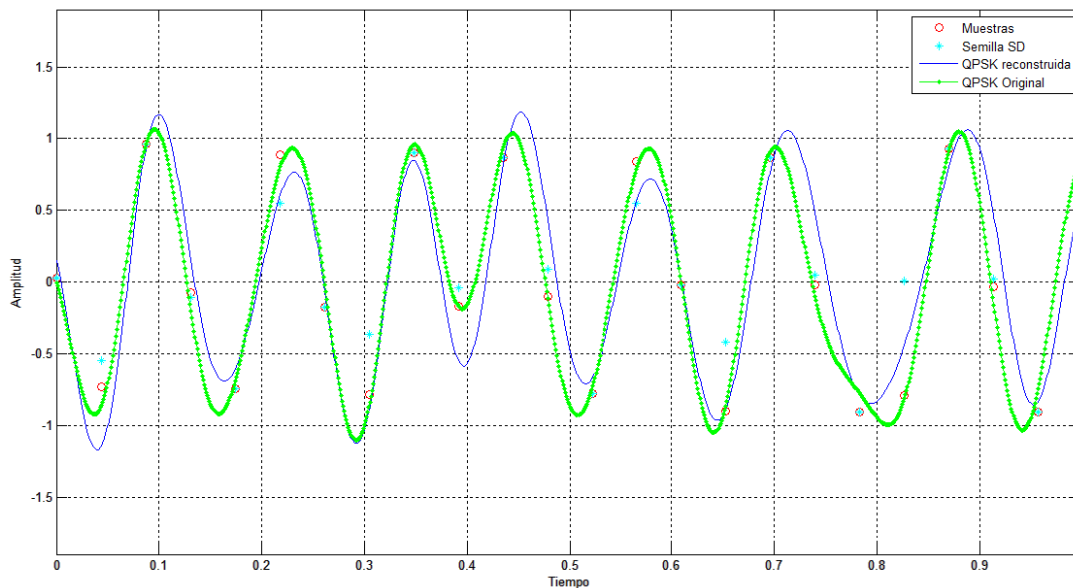
Figura 3.11. Señal 9 Hz reconstruida: a) Seno. b) Coseno. Fuente: por autor.

3.5. Construcción, verificación y validación del modelo de simulación

Al aplicar el algoritmo IZMA_SD se logra reconstruir una señal BPSQ y QPSK, tal como se observa en la figura 3.12.a y figura 3.12.b. Las señales reconstruidas se asemejan a la señal original.



(a)



(b)

Figura 3.12. Señal 9 Hz reconstruida a partir de 12 muestras: a) BPSK. b) QPSK. Fuente: por autor.

Ya que existe la posibilidad que en una frecuencia a evaluar se encuentre libre, solo ruido, se aplica el algoritmo y se observa en la figura 3.13 cómo se reconstruye ese tipo de señal.

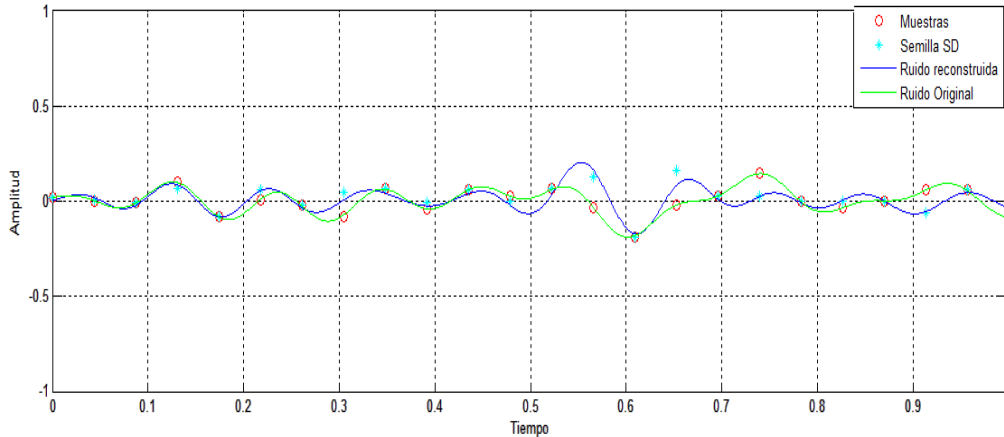


Figura 3.13. Ruido, reconstruido a partir de 12 muestras. *Fuente: por autor.*

En la figura 3.14 se observa que la reconstrucción de una señal seno con una frecuencia de 9 Hz y 12 muestras no es posible sin aplicar el algoritmo IZMA_SD, el número de cálculos para reconstruir la matriz es igual a 10 y el error medio cuadrático es 0, tanto la norma nuclear de la matriz corrupta original con datos perdidos es igual a la norma nuclear de la matriz restaurada.

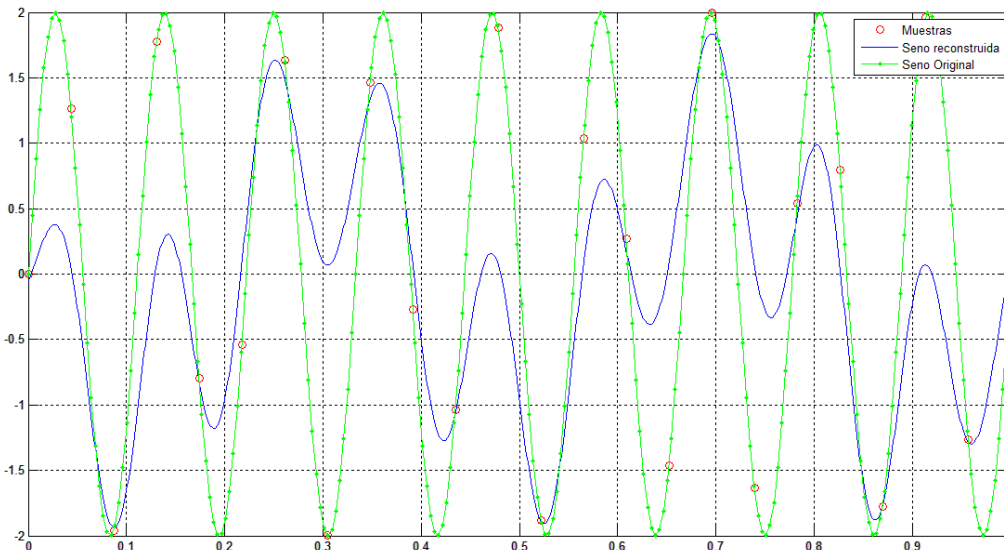


Figura 3.14. Señal seno 9 Hz reconstruida sin IZMA_SD a partir de 12 muestras

3.5.2 Definición de los Escenarios de Simulación y medidas reales

Ya que se desea evaluar la presencia de huecos espectrales, los algoritmos clásicos y el propuesto deben determinar si el canal está ocupado o libre, evaluando las señales en modulación digital BPSK y QPSK en presencia de ruido.

A nivel de simulación los algoritmos de NBSS se evalúan con un solo transmisor licenciado y en un solo CRD quien ejecuta los algoritmos: ED, MFD, CFD y ANN perceptrón multicapa; por otra parte, el escenario presenta las siguientes características de señal: canal AWGN con SNR desde -10 dB a 25 dB, frecuencia de la portadora en 1.000 Hz y una frecuencia de muestreo de 2.000 Hz, los resultados obtenidos permiten determinar que técnica NBSS hace parte del banco de detectores en MC IZMA_SD.

A nivel de implementación el algoritmo propuesto debe ser evaluado con medidas reales, en la primera etapa se realizan mediciones en canales de la banda VHF, comprendida entre los 88 a 108 MHz y después mediciones multicanal UHF con frecuencias centradas entre los 470 a 500 MHz.

3.5.3 Diseño del Sistema de Análisis de Resultados

La figura 3.15 representa los componentes de software para el análisis de los resultados del algoritmo IZMA_SD a nivel de simulación y en las medidas reales; los datos son generados por MATLAB, se almacenan en archivos planos de extensión TXT, para su decodificación por medio de SSA, un aplicativo construido en Visual Basic Net versión 2017; una vez se decodifican los resultados se almacena para su posterior análisis en una DB MySQL denominada detección_espectro.

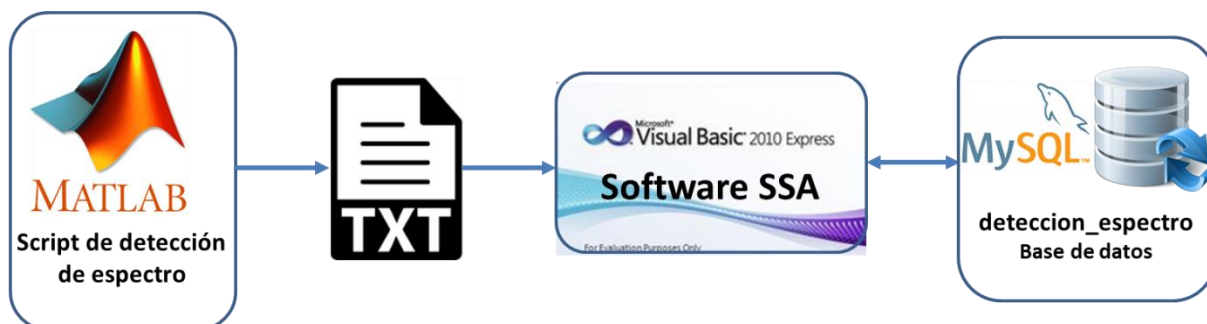


Figura 3.15. Componentes software para el análisis de resultados. Fuente: por autor.

La DB `detección_espectro` se conforma de varias tablas, en ella se organiza y agrupan datos según características comunes, las cuales contienen los resultados de las simulaciones y de medidas reales.

Existen cuatro tablas, la primera se denomina `izma_sd_be`, la cual almacena información relacionada con los resultados de recuperación de una señal banda estrecha en diferentes SNR. La segunda tabla se denomina `resultados_simulacion`, en donde se almacena información concerniente a los resultados de reconstrucción, así como el estado del canal tras aplicar WBSS con ED en una señal UHF. La tercera tabla denominada `uhf_de_subnyquist`, almacena información correspondiente a los resultados de detección de espectro NB Nyquist de los algoritmos ED, MFD, CFD y ANN. La cuarta tabla denominada `determinar_umbral`, almacena información relativa a los resultados de las mediciones en FM para determinar el umbral de ruido.

En el Apéndice C se detallan las propiedades de las 4 tablas de la DB `deteccion_espectro`, al igual que la cantidad de registros almacenados; además en la sección C.5 se encuentra la guía de instalación del software SSA y la base de datos.

Capítulo 4

Experimentación y análisis de resultados

En este capítulo se evalúa el desempeño del algoritmo MC IZMA_SD a nivel de simulación y la verificación se realiza mediante el procesamiento de señales reales adquiridas de acuerdo al apéndice D. En la primera sección se presenta los resultados de las simulaciones en la etapa de reconstrucción de 4 señales determinísticas; en la segunda sección se muestra el proceso de selección del algoritmo NBSS para conformar el banco de detectores; en la tercera sección se verifica el desempeño del algoritmo NBSS elegido con señales reales; en la cuarta sección se presenta la integración de la etapa de reconstrucción con el banco de detectores y se verifica el desempeño del algoritmo propuesto con señales reales.

4.1 Simulación Algoritmo Reconstrucción Señal MC IZMA_SD con Muestreo Sub-Nyquist

Una vez se codifican los algoritmos, para validar la efectividad de la reconstrucción con MC IZMA_SD se plantean escenarios con diferentes señales y en diferentes SNR. Se generan señales determinísticas seno, coseno, BPSK y QPSK; los resultados de las simulaciones relacionados con la varianza del ruido, la SNR, el error medio cuadrado, la norma nuclear de la señal a recuperar, la norma nuclear de la señal reconstruida, al igual que el número aproximaciones a la Matriz se almacenan en un archivo plano para su análisis.

Las señales a reconstruir se generan a una frecuencia de 9 Hz y con solo 12 muestras válidas; una vez se aplica la reconstrucción de la señal se cuenta con 24 muestras. Interesa en esta sección determinar la diferencia de norma nuclear, error medio

cuadrado, la cantidad de operaciones para recuperar la matriz y la diferencia de la señal recuperada con respecto a la señal determinística.

Para estimar la diferencia de las señales inicialmente se estima la correlación cruzada de $x_1[n]$ con respecto a $x_2[n]$, en la ecuación 4.1 el primer vector corresponde a las muestras de la señal conocida sin perder el 50 % de las muestras y el segundo corresponde a la señal recuperada, donde $x_1[n]$ y $x_2[n]$ son dos vectores de la misma longitud N . k inicia en $1 - N$ hasta $N - 1$, si $n - k$ es < 0 se asigna a la multiplicación 0 y también si $n - k$ es $> N$ se asigna a la multiplicación 0. El vector c tiene 1 fila y $2N - 1$ columnas.

$$c[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x_1[n] \cdot x_2[n - k] \quad (4.1)$$

Existe otro vector denominado p , el cual contiene los retrasos para el cálculo de correlaciones, si N es la longitud de $x_1[n]$ o $x_2[n]$ y el número de columnas de p es $2N - 1$, el vector se define como $p = [1 - N, \dots, N - 1]$.

Se normaliza los elementos del vector c para que tenga un valor máximo de 1 o un mínimo de -1 , se obtiene el vector n_c que es el resultado de dividir cada elemento del vector c entre el máximo valor del mismo como se indica en la ecuación 4.2.

$$n_c[k] = \frac{c[k]}{\max(c)} \quad (4.2)$$

Ahora se normalizan los elementos del vector denominado p asignando un valor máximo de 1 y un valor mínimo de -1 , luego como se muestra en la ecuación 4.3. el vector n_p es el resultado de dividir cada elemento del vector c entre el máximo valor del mismo.

$$n_p[k] = \frac{p[k]}{\max(p)} \quad (4.3)$$

Así que la diferencia dif de la señal recuperada con respecto a la señal determinística presentada en la ecuación 4.4, se define como la sumatoria de la multiplicación de los elementos del vector n_c con n_p , los dos vectores tienen la misma longitud de $x_1[n]$ y $x_2[n]$.

4.1 Simulación Algoritmo de Reconstrucción Señal MC IZMA_SD con Muestreo Sub-Nyquist

$$dif = \sum_{n=0}^{N-1} n_c[n] \cdot n_p[n] \quad (4.4)$$

Si dif es igual a 0 indica que no existe diferencia entre la señal recuperada con respecto a la señal determinística, por el contrario un valor de dif cercano a uno revela que existe una marcada diferencia en la señal recuperada.

La estimación de la diferencia dif en diferentes SNR se registra en un archivo plano que contiene otras métricas, el cual es decodificado y almacenado en una tabla denominada *izma_sd_be*; un módulo del software SSA se encarga de tabular los datos resultantes de las 6000 simulaciones, el formulario del aplicativo mostrada en la figura 4.1 permite consultar desde la DB los resultados de la reconstrucción de las diferentes señales determinísticas y organiza las estadísticas con respecto a rangos de SNR.

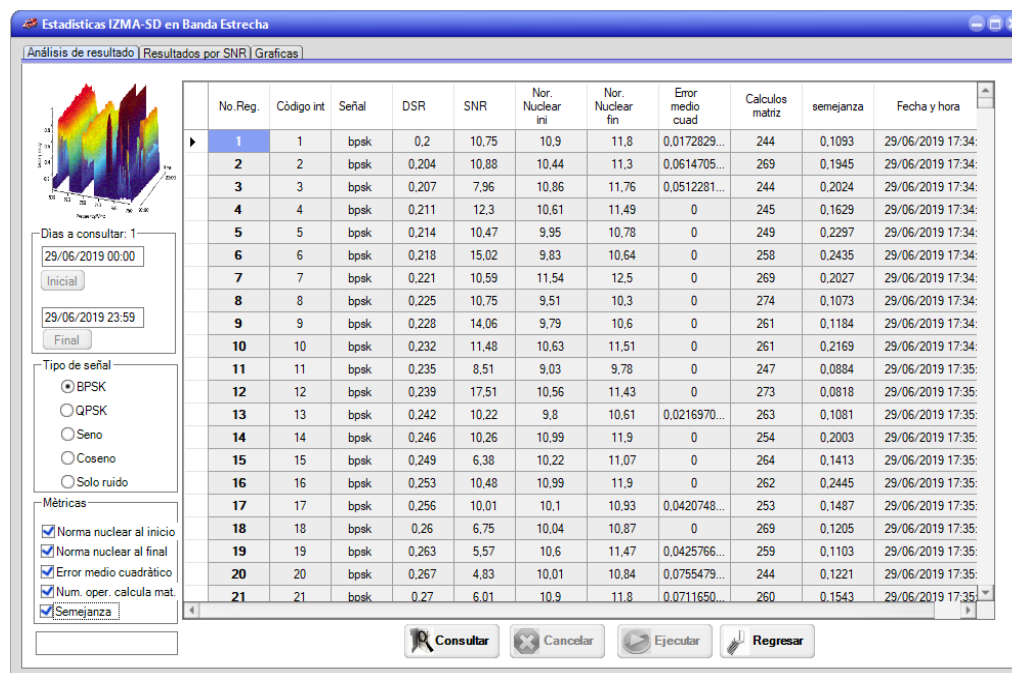


Figura 4.1. Formulario resultados de las simulaciones IZMA_SD, reconstrucción en diferentes SNR. Fuente: por autor.

En el apéndice E se presenta en tablas los resultados obtenidos en el proceso de simulación del algoritmo propuesto en la etapa de reconstrucción.

El proceso de minimización de la norma nuclear de la matriz recuperada X se realiza hasta $\|M \odot B\|_* - \|X\|_* \leq 10$, B es la matriz binaria que se conforma de unos y ceros,

M es la matriz con los elementos no muestreados sin adicionar los valores semilla. En la figura 4.2 se puede evidenciar que la diferencia entre las normas es cercana a cero cuando la SNR es superior a 8 dB, luego el proceso de minimización genera una matriz X de bajo rango en buenas condiciones de canal; por el contrario en bajas SNR la diferencia en las normas es mayor a 5, indica que los datos recuperados distan de los valores previamente conocidos.

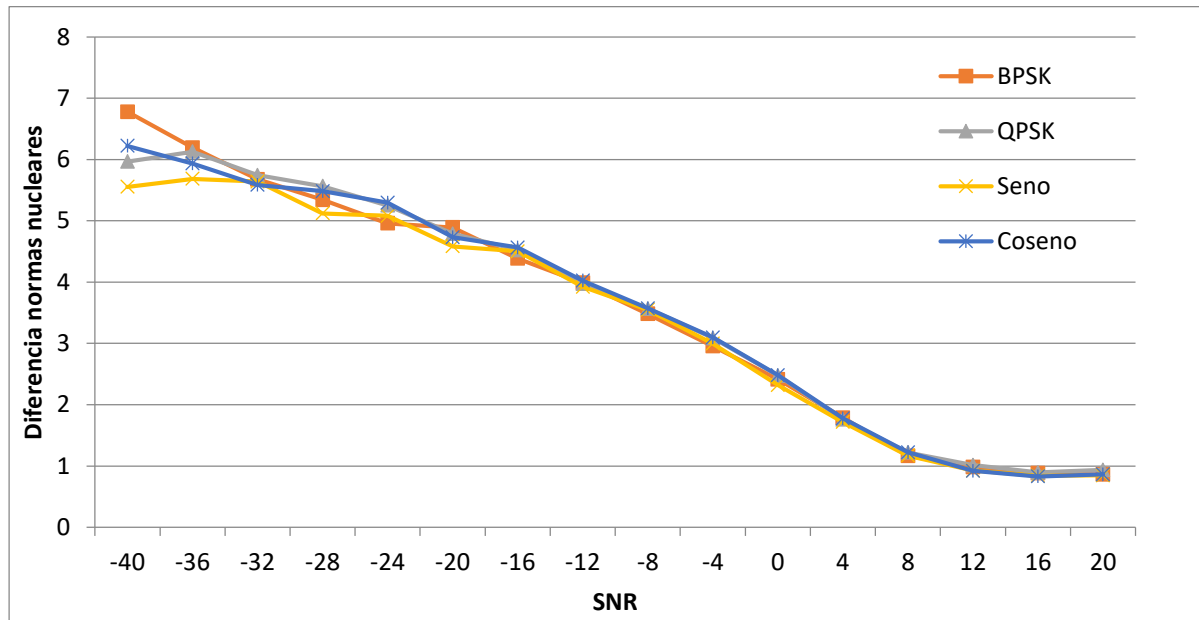


Figura 4.2. Diferencia entre la norma nuclear inicial y la norma nuclear final de la señal recuperada vs SNR. Fuente: por autor.

Además se presenta un comportamiento similar al analizar el error medio cuadrático (RMSE, *Root Mean Squared Error*), el objetivo es medir la cantidad de error que existe entre la matriz X con respecto a M, en otras palabras, se comparan los valores conocidos de M con respecto a los valores aproximados de X en la misma fila y columna. La RMSE se presenta en la ecuación 4.5, en donde n es el número de muestras conocidas.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(X - M) \odot B]}{n}} \quad (4.5)$$

La figura 4.3 demuestra que el RMSE se aproxima a 0.04 en SNR superiores a 8 dB, de nuevo el algoritmo presenta un menor error en la aproximación de las muestras perdidas bajo buenas condiciones de canal.

4.1 Resultados de simulación IZMA_SD sub-Nyquist

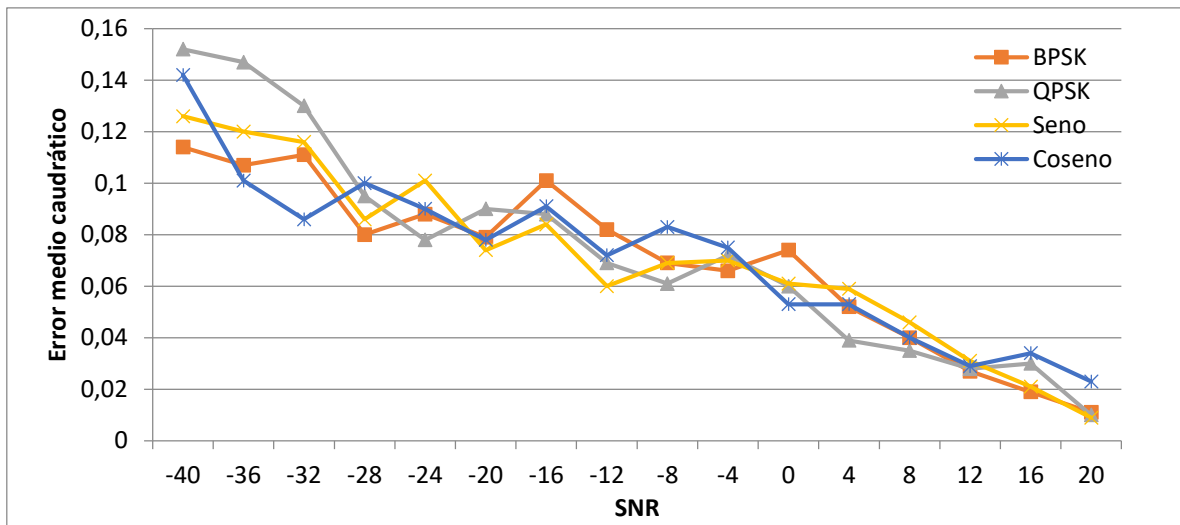


Figura 4.3. Error medio cuadrático entre la señal original y la señal recuperada vs SNR. Fuente: por autor.

Un aspecto importante en la ejecución del algoritmo es el número de aproximaciones necesarias para llegar a la matriz X , en la figura 4.4 se observa que se requieren más de 300 aproximaciones en SNR inferiores a -8 dB y esta se reduce a 250 aproximaciones en SNR superiores a 8 dB, nuevamente el algoritmo presenta mayor velocidad al recuperar muestras perdidas en buenas condiciones de canal. Una aproximación hace referencia a la ejecución del algoritmo 5, en donde se calcula la norma nuclear y se da solución al problema de programación cuadrática que permita aproximar la matriz X .

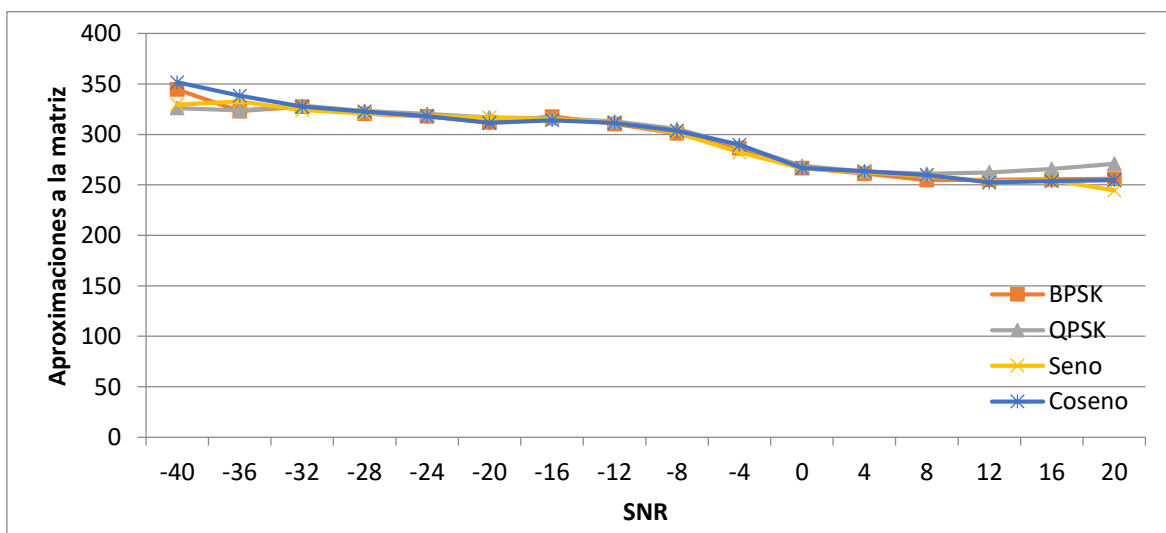


Figura 4.4. Numero de aproximaciones necesarias para llegar a la señal recuperada vs SNR. Fuente: por autor.

La normalización de la correlación cruzada dif es un indicador de la diferencia existente entre la señal original con todos sus elementos y la señal recuperada tras sufrir una pérdida del 50% de las muestras; difiere del RMSE ya que este último estima el error con respecto a la aproximación de las muestras conocidas y no contempla la totalidad de elementos de la matriz recuperada.

En la figura 4.5 se evidencia que en los cuatro tipos de señales la diferencia tiende a cero en SNR superior a 2 dB, cabe recordar que $dif = 0$ significa que la señal recuperada es igual a la señal original así como valores superiores a 0.2 indican la diferencia existente entre las dos señales.

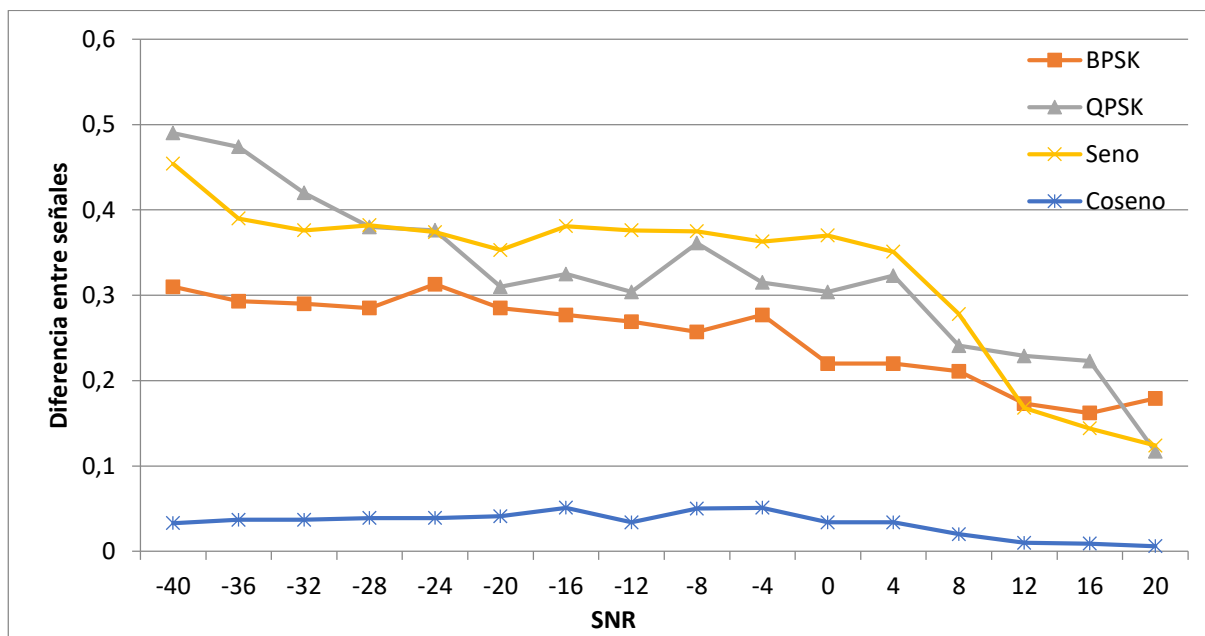


Figura 4.5. Diferencia entre la señal de referencia y la señal recuperada vs SNR. Fuente: por autor.

Por otra parte, se observa en la figura 4.5 que la señal coseno no presenta diferencias en SNR superiores a 4 dB, esto se debe a que el proceso de inserción de valores semilla con SD se acerca al comportamiento de este tipo de señal.

Sin aplicar la SD el algoritmo IZMA ejecuta 10 aproximaciones con un RMSE próximo a cero, puesto que los elementos conocidos de la matriz X no cambian y los elementos recuperados tienen el valor de cero, en consecuencia es imposible recuperar la señal si se mantiene la configuración de matriz binaria de muestreo B .

4.2 Selección del algoritmo NBSS para conformar el banco de detectores

Hoy en día la WBSS es la SS en varios canales al mismo tiempo, posible debido al avance de los sistemas de procesamiento, así como a la frecuencia de muestreo de los módulos de conversión A/D. Esta sección muestra los resultados del desempeño de 4 algoritmos de NBSS, con el objetivo de elegir a uno de ellos para conformar el banco de detectores y determinar el estado del canal una vez se reconstruye la señal por parte de MC IZMA_SD Sub-Nyquist. El proceso de elección considera tres métricas: sensibilidad de detección, el tiempo de respuesta y la facilidad de implementación.

Entre los diferentes algoritmos NBSS se eligen: ED, CFD, MFD y ANN; una vez se codifican en MATLAB los diagramas de flujo descritos en el apéndice B, se procede con la experimentación en donde se toman entradas aleatorias, se modulan en BPSK así como en QPSK a una frecuencia de operación de 200 Hz, formas de onda muestreadas a 4000 Hz y después de agregar ruido se pasa a través de un canal AWGN. La señal recibida alimenta los diferentes detectores para la SS.

4.2.1 Sensibilidad de Detección

La sensibilidad de detección corresponde al desempeño del algoritmo al estimar la P_D , la P_{FA} así como la P_{MD} de señales moduladas y afectadas por las condiciones de canal AWGN; la SS se realiza en señales con SNR desde -22 dB hasta $+22$ dB, ejecutando 400 simulaciones por cada intervalo; los resultados de las 17600 simulaciones se almacenan en archivos planos, un formulario del software SSA decodifica el archivo y los almacena en la DB.

El formulario del aplicativo SSA que se presenta en la figura 4.6 permite realizar consultas en la tabla resultados_simulacion de la DB, la información obtenida propicia la evaluación del desempeño del algoritmo NBSS. El formulario cuenta con tres pestañas, la primera permite administrar los elementos a consultar, la segunda consolida los resultados de los algoritmos de SS bajo diferentes condiciones de canal y la tercera pestaña grafica los resultados. El usuario puede seleccionar el tipo de

modulación, las condiciones de canal, intervalos de fecha a consultar, al igual que puede seleccionar los algoritmos de detección a graficar.

| No. | Cod_simul | Tipo mod | señal_ruido | dsr | snr | de | ce | fa | m | fecha_hora |
|-----|-----------|----------|-------------|------|-------|----|----|----|---|---------------------|
| 1 | 1 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,52 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:24 |
| 2 | 2 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,48 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:28 |
| 3 | 3 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,58 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:31 |
| 4 | 4 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,48 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:35 |
| 5 | 5 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,58 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:38 |
| 6 | 6 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,55 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:42 |
| 7 | 7 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,72 | 1 | 1 | 0 | 1 | 16/10/2016 18:37:45 |
| 8 | 8 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,52 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:49 |
| 9 | 9 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,64 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:52 |
| 10 | 10 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,4 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:56 |
| 11 | 11 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,58 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:37:59 |
| 12 | 12 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,43 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:03 |
| 13 | 13 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,4 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:06 |
| 14 | 14 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,46 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:10 |
| 15 | 15 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,55 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:13 |
| 16 | 16 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,54 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:17 |
| 17 | 17 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,57 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:20 |
| 18 | 18 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,5 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:24 |
| 19 | 19 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,53 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:27 |
| 20 | 20 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,54 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:31 |
| 21 | 21 | BPSK | R+S | 0,01 | 18,52 | 1 | 1 | 1 | 1 | 16/10/2016 18:38:34 |

Figura 4.6. Formulario resultados de las simulaciones NBSS en diferentes SNR y modulaciones. Fuente: por autor.

En el apéndice E se presenta en tablas los resultados obtenidos en el proceso de simulación de los 4 algoritmos NBSS.

La SS no coherente por ED requiere conocer un valor umbral λ para identificar un canal como libre u ocupado. A nivel de simulación se acondiciona el algoritmo ED para mejorar la P_D , por ello una vez estima \vec{p} como la PSD de la señal $y[k]$ se procede a generar el vector \vec{s} que contiene la suma por grupos de los elementos de \vec{p} , en donde cada elemento de \vec{p} representan la PSD de un componente de frecuencia; después se calcula b como el promedio de \vec{p} y se contabiliza en la variable denominada $conta$ los elementos de $\vec{s} \geq b$. Además se estima el índice umbral $i_u = \sum_{i=1}^n \vec{p}_i / \sigma_{\vec{p}}$, en donde n es el número de elementos de \vec{p} y $\sigma_{\vec{p}}$ es la SD de \vec{p} . Para determinar el estado del canal como ocupado se evalúa que $i_u > \alpha$, α es un límite preestablecido tras la observación de canales libres; además $conta$ debe ser menor a la mitad del número de elementos \vec{s} , la última condición es válida ya que una señal generada por un PU concentra la energía en algunos componentes de frecuencia, mientras que en el ruido la PSD es una constante. En la figura 4.7 se observa que tras ejecutar 4400

4.2. Selección del algoritmo NBSS para conformar el bando de detectores

simulaciones de una señal $y[k]$ modulada en BPSK el algoritmo ED en bajas SNR presenta un menor desempeño con respecto a CFD Y ANN, la ventaja de este método radica en que no se requiere conocer características de la señal $y[k]$.

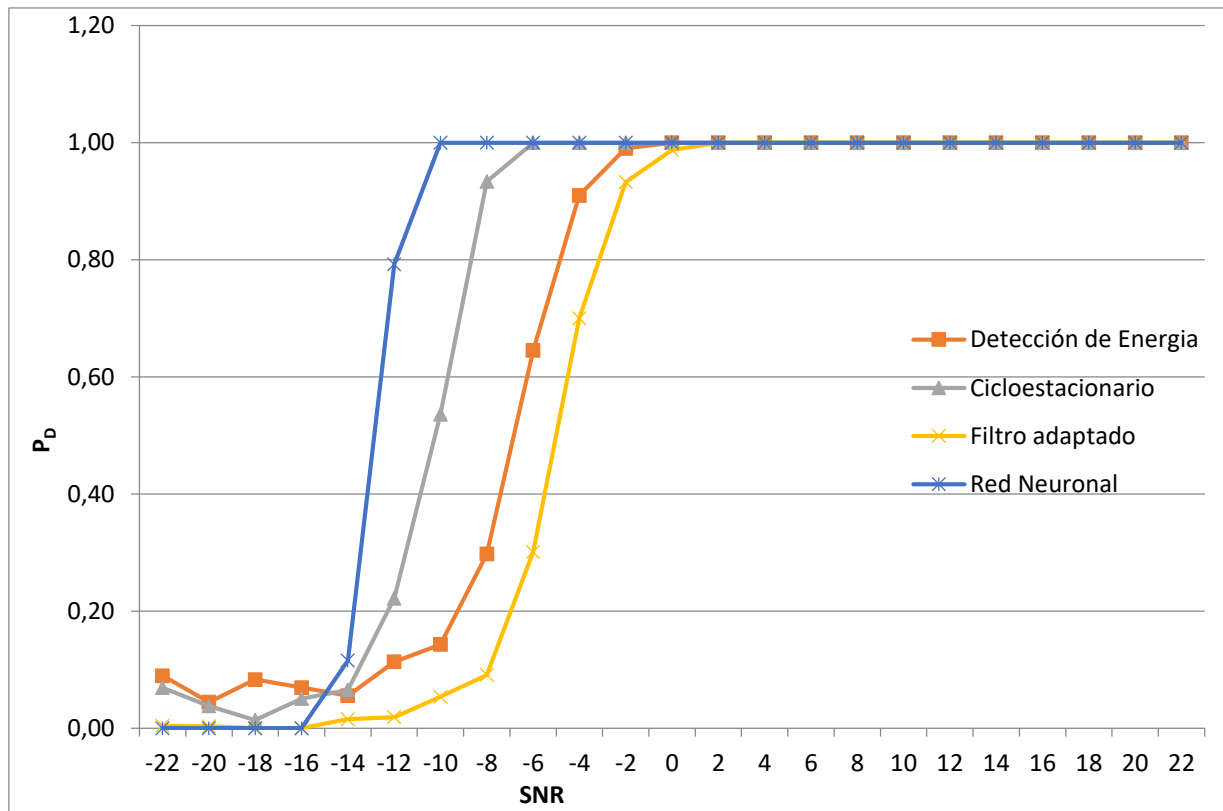


Figura 4.7. P_D en la modulación BPSK. Fuente: por autor.

La SS por CFD a nivel de simulación se basa en la verificación de la periodicidad de los componentes de frecuencia de una señal; en la etapa inicial ejecuta un ciclo, en cada iteración obtiene \vec{x}_t un desplazamiento de la señal $y[k]$ en el dominio de la frecuencia, después se estima \vec{xy} como la correlación cruzada entre la señal recibida $y[k]$ con respecto a la señal desplazada \vec{x}_t , luego se estima \vec{yt} como la PSD de \vec{xy} , de este modo en un vector \vec{pt} se almacena la sumatoria de \vec{yt} . En la segunda etapa se trabaja con \vec{pt} , se normaliza el vector, se estima el promedio en la variable $prom_pt$ y se obtiene la SD que se denomina sd_pt . En la etapa final se valida la cantidad de elementos $\vec{pt}_i \geq (prom_pt + sd_pt)$, es decir que se identifican los componentes de frecuencia en los cuales se presenta periodicidad. El ruido no es periódico, por ello este método es eficiente ya que no requiere conocer características de la señal. En la figura 4.8 se observa que tras ejecutar 4400 simulaciones de una señal $y[k]$ modulada

en QPSK la CFD en bajas SNR presenta mejor desempeño que un ED y ANN, al igual que un ED es un método no requiere conocer características de la señal a evaluar.

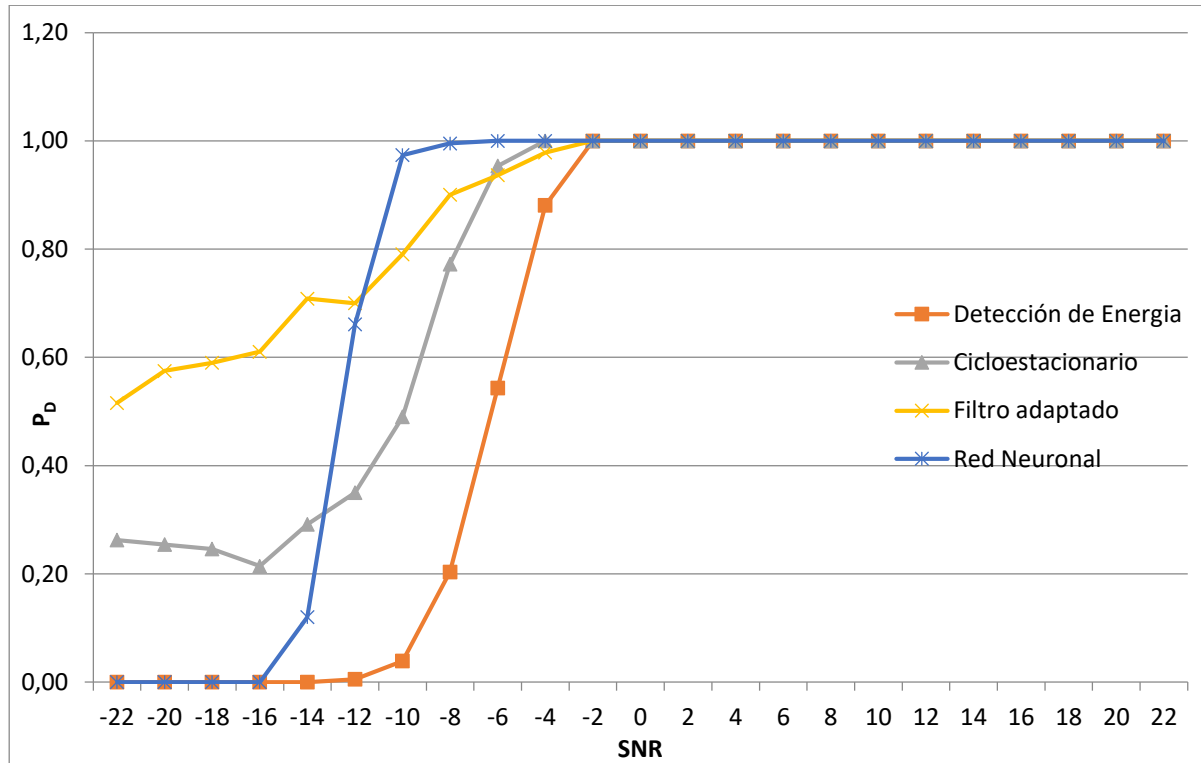


Figura 4.8. P_D en la modulación QPSK. Fuente: por autor.

El algoritmo MFD es coherente, se basa en la comparación de la señal recibida con respecto a una señal patrón previamente conocida, en este caso se debe conocer la frecuencia de operación. Se ejecuta un ciclo y en cada iteración se elige forma apropiada los segmentos \overrightarrow{seg} de la señal $y[k]$ a comparar; la correlación cruzada del vector \overrightarrow{seg} con respecto a las portadoras BPSK y QPSK genera un vector \overrightarrow{cor} , por cada portadora con la que se compara se ordenan los elementos \overrightarrow{cor} de forma ascendente en \overrightarrow{ord} y con los últimos elementos de este vector se estima la pendiente, por cada iteración se elige la máxima pendiente y se almacena en un vector \overrightarrow{pen} . Una vez finalizado el ciclo que recorre todo el vector $y[k]$ y comparado con cada modulación digital, se evalúa si existen elementos $\overrightarrow{pen}_i \geq \beta$, el umbral β es este caso es el valor promedio de \overrightarrow{pen} al correlacionar entre sí las señales patrón BPSK y QPSK. La figura 4.8 muestra que un filtro adaptado presenta un buen desempeño en bajas SNR, sin embargo, se ve limitado al conocimiento a priori de la señal a evaluar.

4.2. Selección del algoritmo NBSS para conformar el bando de detectores

El algoritmo ANN requiere conocer características de la señal, una vez terminado el proceso de entrenamiento por aprendizaje supervisado clasifica las señales con respecto a las formas de onda patrón BPSK y QPSK, es así como los segmentos $\overline{\text{seg}}$ de la señal $y[k]$ son evaluados para ser clasificados como señal o ruido, de forma heurística se considera señal si más del 82% de las segmentos $\overline{\text{seg}}$ son clasificados como formas de onda patrón. La figura 4.8 muestra que ANN a nivel de simulación presenta un buen desempeño en SNR superior a -12 dB, pero al igual que MFD su desventaja radica en el conocimiento a priori de la señal a evaluar.

Otro aspecto importante al momento de seleccionar el algoritmo NBSS a integrar en el banco de detectores es la estimación de la P_{FA} ; la figura 4.9 es el resultado de ejecutar 4400 simulaciones en las cuales no existe PU, al comparar las técnicas de SS coherente que esperan evaluar una señal modulada en BPSK se observa que un MFD presenta mejor desempeño que la ANN, en este caso el filtro adaptado realiza la correlación cruzada del ruido con respecto a las señales patrón y existe una alta probabilidad. Por otra parte en las técnicas no coherentes se presenta una menor P_{FA} en la SS CFD con respecto a ED, esto se debe a que el ruido blanco es aleatorio y no guarda correlación estadística entre los componentes de frecuencia.

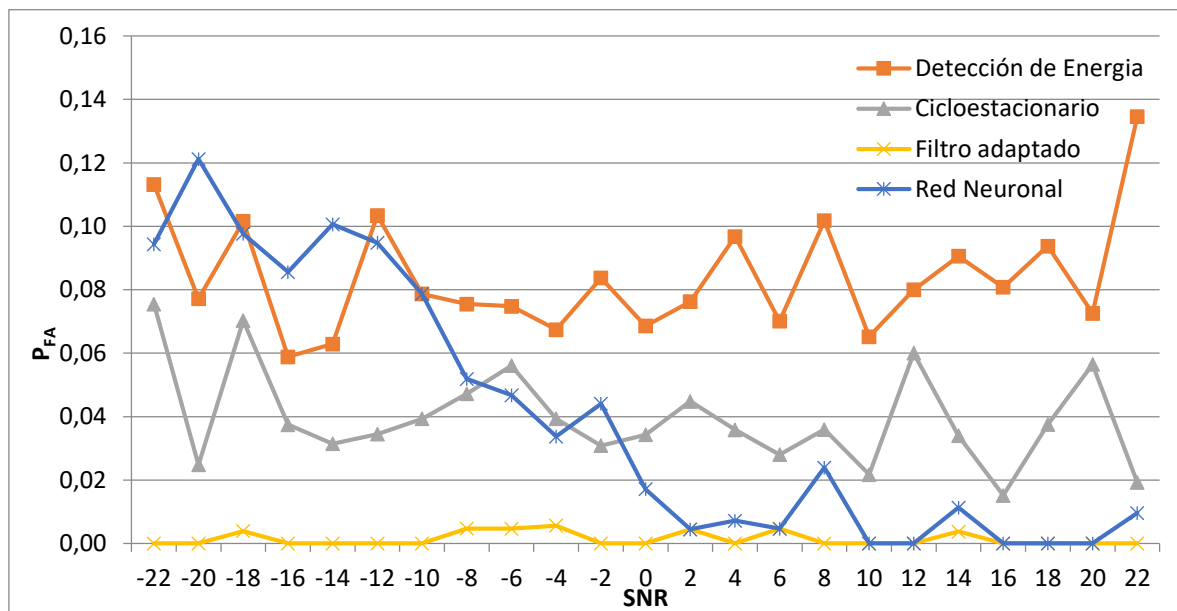


Figura 4.9. P_{FA} en la modulación BPSK. Fuente: por autor.

La figura 4.10 es el resultado de ejecutar 4400 simulaciones en las cuales no existe PU, al comparar las técnicas de SS coherente que esperan evaluar una señal

modulada en QPSK se observa un comportamiento similar al análisis previo en el cual un MFD presenta mejor desempeño que la ANN. Por otra parte, se observa en los métodos no coherentes que en el CFD la P_{FA} tiende a 0.1 en diferentes SNR.

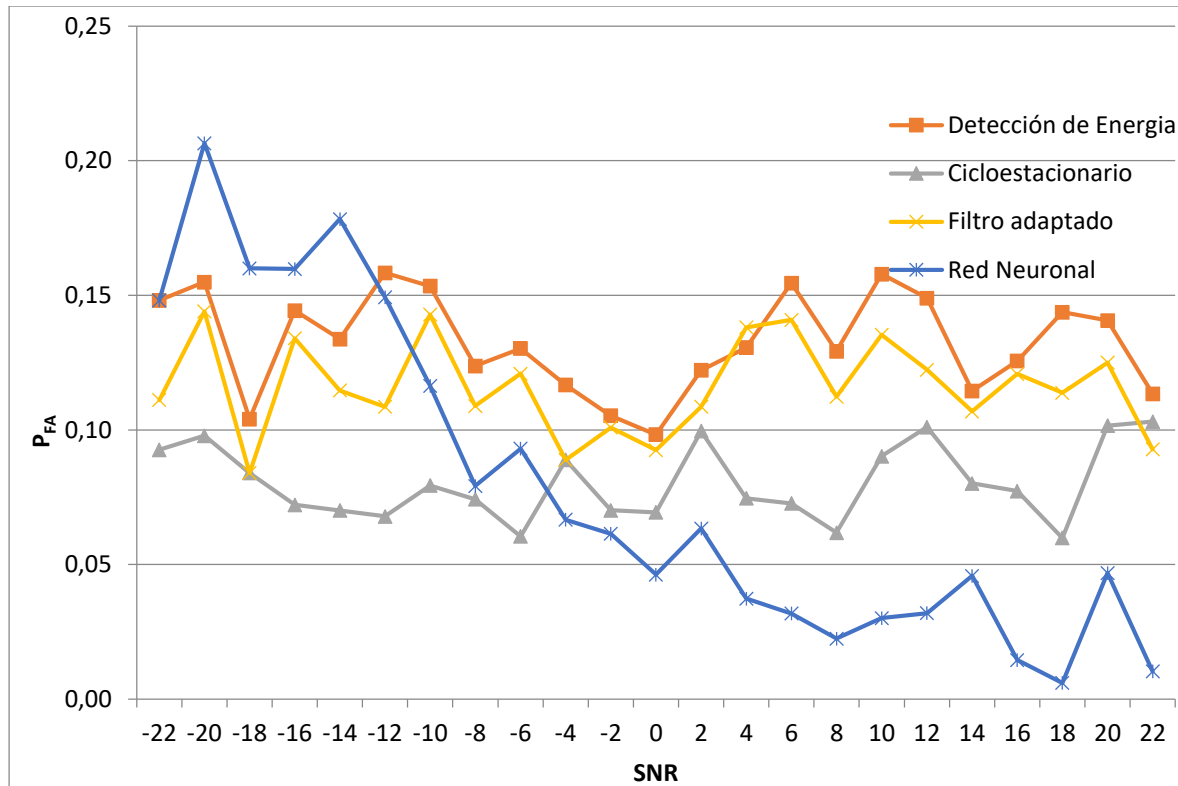


Figura 4.10. P_{FA} en la modulación QPSK. Fuente: por autor.

4.2.2 Tiempo de Respuesta

En CR se evalúa de forma continua en entorno radio en busca de los espacios grises y blancos, sin embargo, no se puede transmitir y detectar al mismo tiempo, en consecuencia, se necesitan algoritmos de SS con un tiempo de respuesta lo más rápido posible.

La ANN y MFD son buenas técnicas de SS en CR si se tiene un conocimiento previo de la forma de onda del PU, pero se desconoce las características de la señal, lo que dificulta identificar el espectro disponible. Tras ejecutar los algoritmos cuatro algoritmos NBSS en un computador con características de hardware y software descritos en el Apéndice se promedia el tiempo de respuesta de 4400 simulaciones por cada tipo de

4.2. Selección del algoritmo NBSS para conformar el bando de detectores

señal primaria, la tabla 4.1 muestra que en los algoritmos no coherentes el ED tarda menos tiempo en evaluar una señal con respecto a CFD, esto se debe a que en CFD se estima varias veces la PSD de la señal desplazada en frecuencia, mientras que en ED solo se realiza una vez.

| Tipo de Señal Primaria | Energy Detection | Cyclostationary | Matched Filter | Artificial Neuronal Network |
|------------------------|------------------|-----------------|----------------|-----------------------------|
| BPSK | 0,009 | 1,364 | 0,010 | 0,021 |
| QPSK | 0,007 | 0,725 | 0,016 | 0,018 |
| Sin PU, se espera BPSK | 0,009 | 1,261 | 0,011 | 0,020 |
| Sin PU, se espera QPSK | 0,010 | 0,927 | 0,021 | 0,024 |
| Promedio | 0,009 | 1,069 | 0,015 | 0,021 |

Tabla 4.1 Tiempo de respuesta en segundos para la detección del transmisor.

Al evaluar los algoritmos coherentes, la SS MFD tarda menos tiempo que la ANN, esto se debe a que en MFD se analiza la correlación cruzada de la señal con respecto a 6 tipos de portadoras, mientras que la SS ANN la señal recorre la red neuronal con 400 conexiones y se realizan diversas operaciones que producen dos valores de salida.

Por lo tanto, los resultados experimentales en la tabla 4.1 muestran que el ED tarda menos tiempo en dar respuesta y un CFD presenta mayor tiempo de respuesta.

4.2.3 Facilidad de Implementación

La ventaja del ED es el bajo costo de implementación, esto lo hace un buen candidato para conformar el banco de detectores del algoritmo IZMA_SD. El MFD no es fácil de implementar porque requiere la generación de portadoras en el receptor que incrementa el costo a nivel de hardware. El CFD al igual que la ANN son algoritmos que requieren una alta complejidad computacional por la cantidad de operaciones requeridas y además requiere conocer las características de la señal.

La tabla 4.2 muestra que el ED presenta facilidad de implementación, un menor tiempo de respuesta con respecto a las otras técnicas, no requiere un conocimiento de las características de la señal, pero presenta un mal desempeño ante el ruido, este último

aspecto se puede solucionar en la implementación de IZMA_SD si se determina de forma previa el nivel del ruido a partir de medidas reales.

| Tipo de Señal Primaria | Energy Detection | Cyclostationary | Matched Filter | Artificial Neuronal Network |
|-----------------------------------|-------------------------|------------------------|-----------------------|------------------------------------|
| Tiempo de respuesta | 0,009 s | 1,069 s | 0,015 s | 0,021 s |
| Complejidad de implementación | Baja | Alta | Media | alta |
| Desempeño bajo ruido | Malo | Bueno | Bueno | Bueno |
| Conocimiento a priori de la señal | No | No | Si | Si |

Tabla 4.2 Resumen de comparación de algoritmos de NBSS basados en el transmisor.

4.3 Implementación en USRP de un Detector de Energía Banda Estrecha con Muestreo Nyquist sin MC IZMA_SD

El algoritmo ED se elige para conformar el banco de detectores, este último es el encargado de evaluar el estado de los canales una vez se reconstruyen las señales con MC IZMA_SD; sin embargo, para mejorar el desempeño del ED ante el ruido se requiere determinar el umbral de detección, por tal razón esta sección busca identificar en señales reales los componentes de frecuencia que presentan la mayor energía.

4.3.1 Determinar Umbral de Ruido

Para validar los resultados de la NBSS con ED es necesario determinar el umbral de ruido, así que una vez se realizan las mediciones por medio de un USRP durante varios minutos a señales reales de FM, las muestras generadas se procesan para obtener la PSD, los niveles de potencia expresados en dBm se almacenan en la tabla denominada determinar_umbral y un formulario del software SSA descrito en la figura 4.11 permite estimar el umbral de ruido.

4.3. Implementación en USRP de un Detector de Energía Banda Estrecha con Muestreo Nyquist

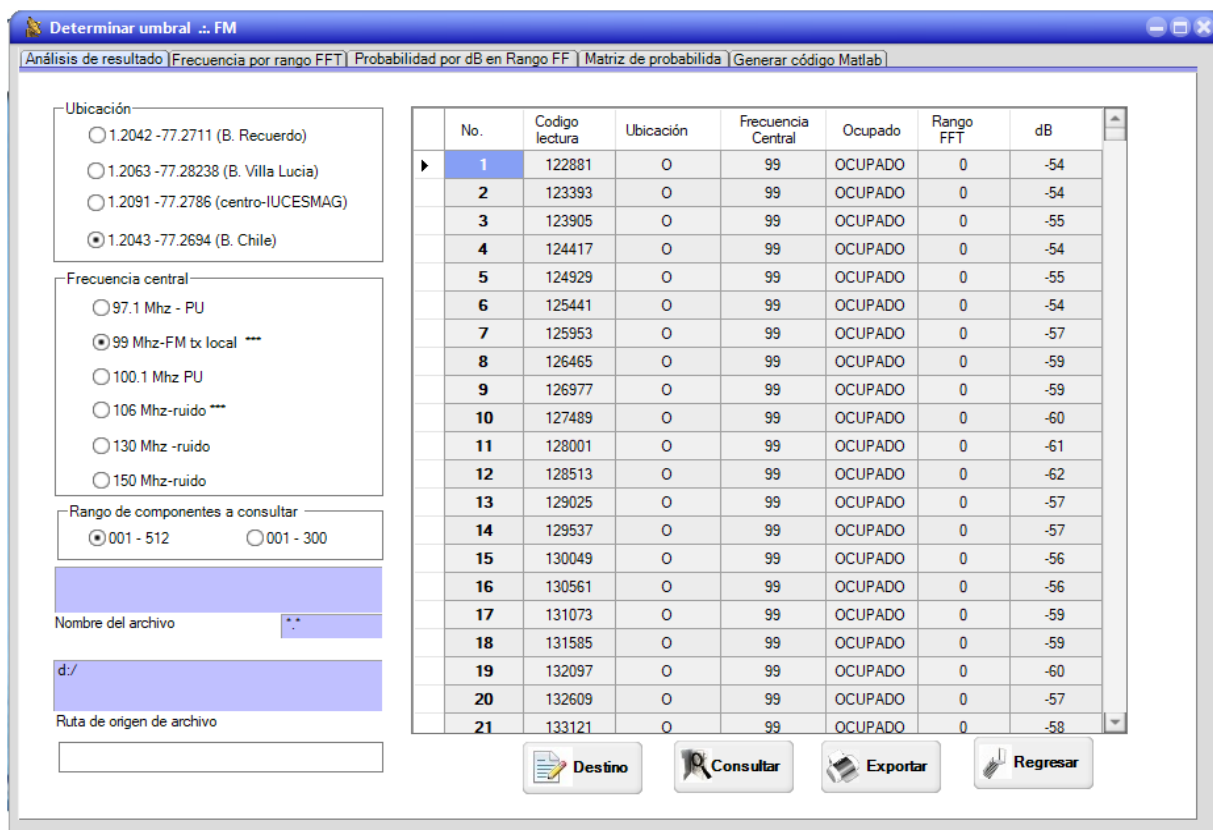


Figura 4.11. Formulario resultados de las mediciones en diferentes frecuencias FM con USRP, muestreo Nyquist. Fuente: por autor.

El proceso para determinar el umbral del ruido consiste en elegir en el software SSA la portadora en FM y consultar la PSD de las diferentes frecuencias que la conforman, de antemano se conocen aquellos canales libres al igual que los canales ocupados por PU. El software tras analizar 51200 registros correspondientes a la PSD de 512 componentes de frecuencia de la señal a evaluar construye la matriz de probabilidad, genera el código para que se grafique en MATLAB los resultados obtenidos y por medio de la observación se identifique las frecuencias en las cuales se concentra la potencia.

La tabla 4.3 presenta la PSD de solo dos de 512 componentes de frecuencia de una portadora en FM a 99 Mhz en presencia de un PU, la señal es muestreada a 240 KHz durante 10 segundos en las coordenadas WGS84 latitud 1.2043 y longitud -77.2694 ; por cada banda lateral se estiman los diferentes niveles de potencia en dBm y la probabilidad con respecto al total de lecturas obtenidas.

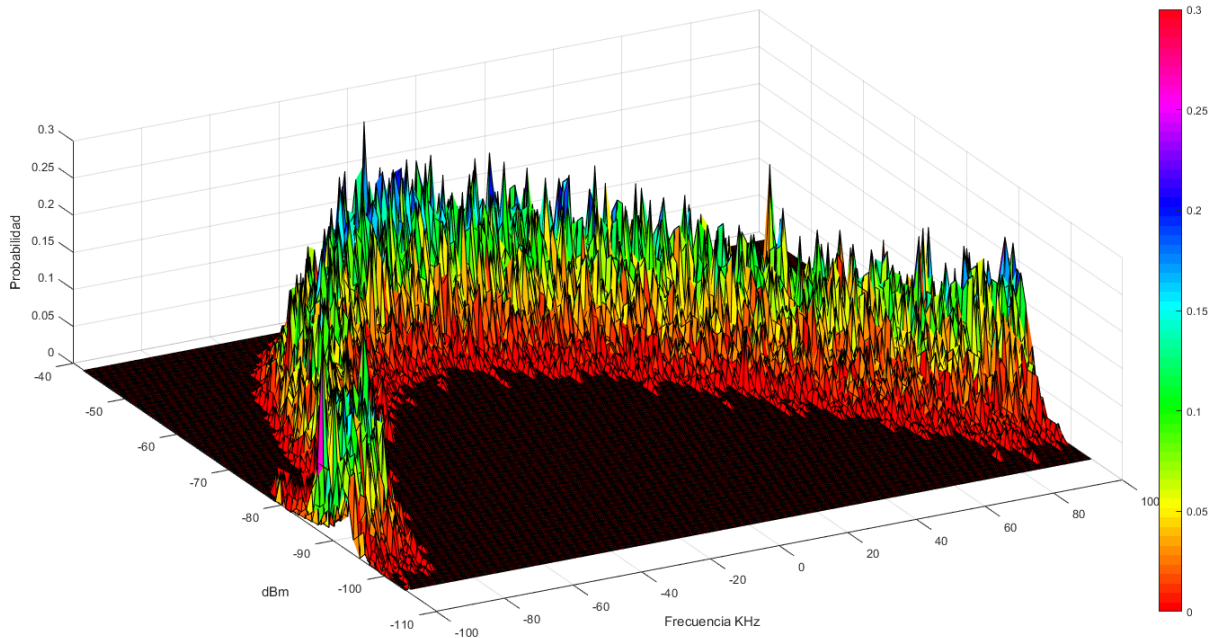
| No. | Frecuencia en kHz | dBm | Elementos | Probabilidad con respecto al número total de elementos |
|----------------------------|-------------------|-----|-----------|--|
| 1 | -100.0 | -62 | 2 | 0.02 |
| 2 | -100.0 | -61 | 2 | 0.02 |
| 3 | -100.0 | -60 | 3 | 0.03 |
| 4 | -100.0 | -59 | 5 | 0.05 |
| 5 | -100.0 | -58 | 6 | 0.06 |
| 6 | -100.0 | -57 | 10 | 0.10 |
| 7 | -100.0 | -56 | 11 | 0.11 |
| 8 | -100.0 | -54 | 21 | 0.21 |
| 9 | -100.0 | -55 | 18 | 0.18 |
| 10 | -100.0 | -53 | 14 | 0.14 |
| 11 | -100.0 | -52 | 7 | 0.07 |
| 12 | -100.0 | -51 | 1 | 0.010 |
| Total elementos -100KHz | | | 100 | |
| 13 | -99.60 | -66 | 1 | 0.01 |
| 14 | -99.60 | -63 | 2 | 0.02 |
| 15 | -99.60 | -62 | 5 | 0.05 |
| 16 | -99.60 | -61 | 4 | 0.04 |
| 17 | -99.60 | -60 | 2 | 0.02 |
| 18 | -99.60 | -59 | 13 | 0.13 |
| 19 | -99.60 | -58 | 11 | 0.11 |
| 20 | -99.60 | -57 | 7 | 0.07 |
| 21 | -99.60 | -56 | 10 | 0.1 |
| 22 | -99.60 | -55 | 7 | 0.07 |
| 23 | -99.60 | -54 | 13 | 0.13 |
| 24 | -99.60 | -53 | 6 | 0.06 |
| 25 | -99.60 | -52 | 17 | 0.17 |
| 26 | -99.60 | -51 | 2 | 0.02 |
| Total elementos -99.60 KHz | | | 100 | |

Tabla 4.3. DSP de una señal con frecuencia central en 99 Mhz con PU.

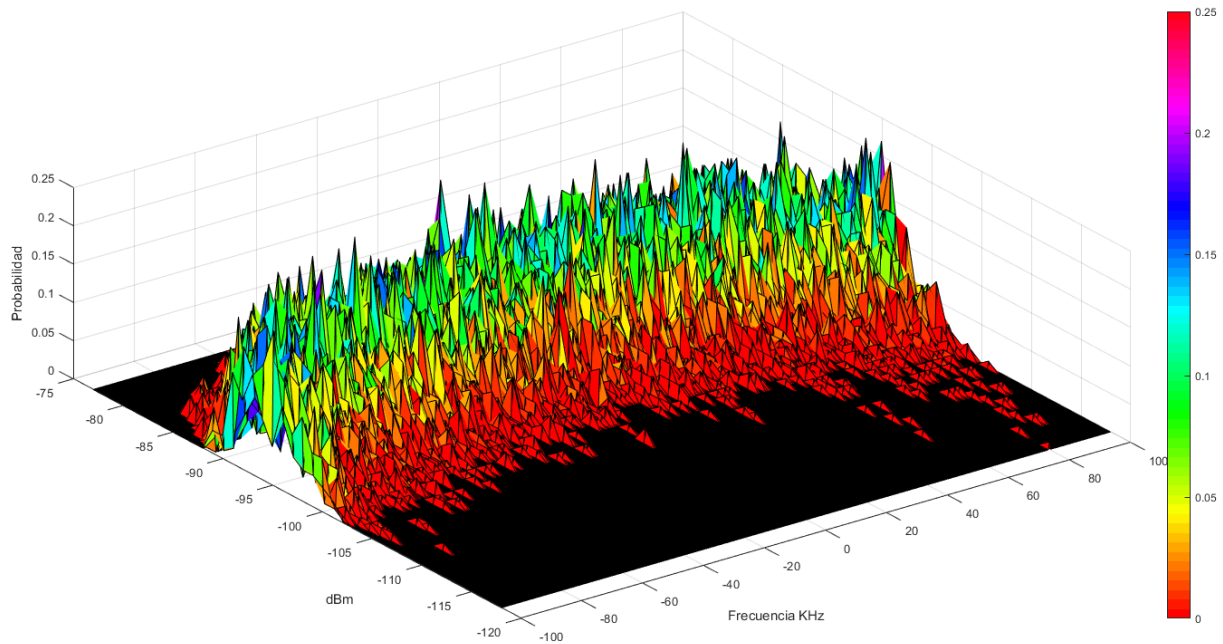
La señal evaluada a 99 MHz en FM con PU genera una matriz de probabilidad de 62 filas por 512 columnas, correspondientes a los niveles de potencia expresados en dBm y los componentes de frecuencia expresados en KHz. En la figura 4.12.a se identifica que en la señal la PSD comprendida entre -50 dBm a -60 dBm se concentra entre los -50 KHz a $+50$ KHz, este rango es válido ya que la frecuencia de la portadora está modulada directamente con la suma de las señales de los canales izquierdo y derecho con 15 KHz, al igual que una subportadora de 38 KHz con las diferencias de los dos

4.3. Implementación en USRP de un Detector de Energía Banda Estrecha con Muestreo Nyquist

canales de audio con un ancho de banda de 30 KHz; por otra parte se observa que la PSD media es de -65.33 dBm y la SD se encuentra en 13.62 dBm.



(a)



(b)

Figura 4.12. Probabilidad de la PSD: a). 99 MHz con PU; b). 106 MHz sin PU. Fuente: por autor.

La figura 4.12.b representa PSD de los componentes de frecuencia de una portadora en FM a 106 Mhz, solo ruido. Con ayuda del software SSA se realiza el mismo procedimiento descrito para la señal de 99 Mhz, así la matriz de probabilidad obtenida se compone de 42 filas y 512 columnas, en donde se identifica que en este tipo de señal la PSD se distribuye en todos los componentes, en este caso la media, potencia del ruido, es -89.96 dBm y la SD se encuentra en 1.89 dBm, por lo que se considera al canal como libre si los componentes espectrales se encuentran entre -85 dBm a -105 dBm.

El nivel de potencia del ruido puede cambiar según las condiciones del canal, en bajas SNR la clasificación de ocupado o libre genera incertidumbre, como solución conviene considerar que la SD de una señal ocupada por PU es mayor a la SD de una señal libre.

4.3.2 Ajuste al Algoritmo de Detección de Energía

Cuando se implementa en hardware un ED se evidencia el problema que implica solo contar con el umbral de ruido, así que una vez se determina la PSD expresada en el vector P_{xx} de 512 componentes, los resultados del mismo se convierten a dBm y se almacenan en el vector v_{dbm} , el flujo resultante ingresa a una etapa en la cual solo se tienen en cuenta 128 componentes de frecuencia a la izquierda y 128 componentes a la derecha de la frecuencia central; se suma el segmento seleccionado del vector y la sumatoria se registra en $acum$, se promedian las 256 potencias expresadas en dBm, se calcula la SD y posterior a ellos se estima un índice de energía, este último es el cociente de dividir el promedio de las potencias con respecto a la SD. Los pasos se detallan en el algoritmo 8, como una modificación al algoritmo 7 ya descrito en el capítulo 3.

Algoritmo 8. Detección de Energía con promedio y SD

Entradas:

X Vector a evaluar.
 A Limite índice de energía, igual a -10.

Salida:

Estado_del_canal Resultado de evaluación.

1: $P_{xx} \leftarrow$ Periodograma_PSD(X)
 2: $v_{dbm} \leftarrow$ Convierte P_{xx} a dBm
 3: $i \leftarrow 129$ $j \leftarrow 1$

```

4:Repetir:
5:   valor ← vdbm(i, 1)
6:   recorte(j, 1) ← valor
7:   acum ← acum + valor
8:   i ← i + 1
9:Mientras i<=385
10: prom ← acum/256
11: desvi ← desviacion_estandar(recorte)
12: if (desvi>0.1)
13:   indice ← prom/desvi
14:si no
15:   indice ← -15
16:fin si
17:Si (indice<A)
18:  Estado_del_canal ← 1  "ocupado"
19:si no
20:  Estado_del_canal ← 0  "libre"
21:Fin si

```

Fuente: Adaptado desde [26]

4.3.3 Evaluación de una Señal en FM Aplicando Detección de Energía

La figura 4.13 representa la implementación en Simulink y USRP del algoritmo ED con promedio y SD, conformados por bloques que se detallan a continuación:

- SDRu Receiver: Recibe los datos del USRP, en este caso se configuró el tiempo de muestreo a $1/1'000000$ y la frecuencia central se puede configurar por medio de un sintonizador durante la ejecución y se establece una ganancia de 20 dB. El bloque tiene dos flujos de entrada, el primero denominado F_c que representa la frecuencia central y la otra entrada se denomina Decim, esta última reduce la tasa de datos a partir de las muestras leídas.
- Periodograma: Dentro del bloque se lleva a cabo un pre filtrado de los datos mediante una ventana de Hamming y un promedio de los mismos, para así realizar el cálculo de la FFT; el vector FFT de salida tiene 512 elementos en los cuales se registran la DSP de las diferentes componentes de frecuencia.
- dB Conversion: Convierte la entrada V de voltios a decibelios. Las entradas de tensión se convierten primero en potencia P en relación con la resistencia R de carga especificada, donde $P = (V^2) / R$, como se requiere convertir a dBm, la potencia de referencia es de 1 mW.

- **Recorte_periodograma:** El bloque calcula el promedio y la desviación estándar de la potencia expresada en dBm de 256 componentes de frecuencia, después se estima el índice de energía y lo envía a la siguiente etapa. En la última etapa compara si es mayor al índice de ruido, de ser afirmativa, se indica que el canal está ocupado, en caso contrario el canal está libre.

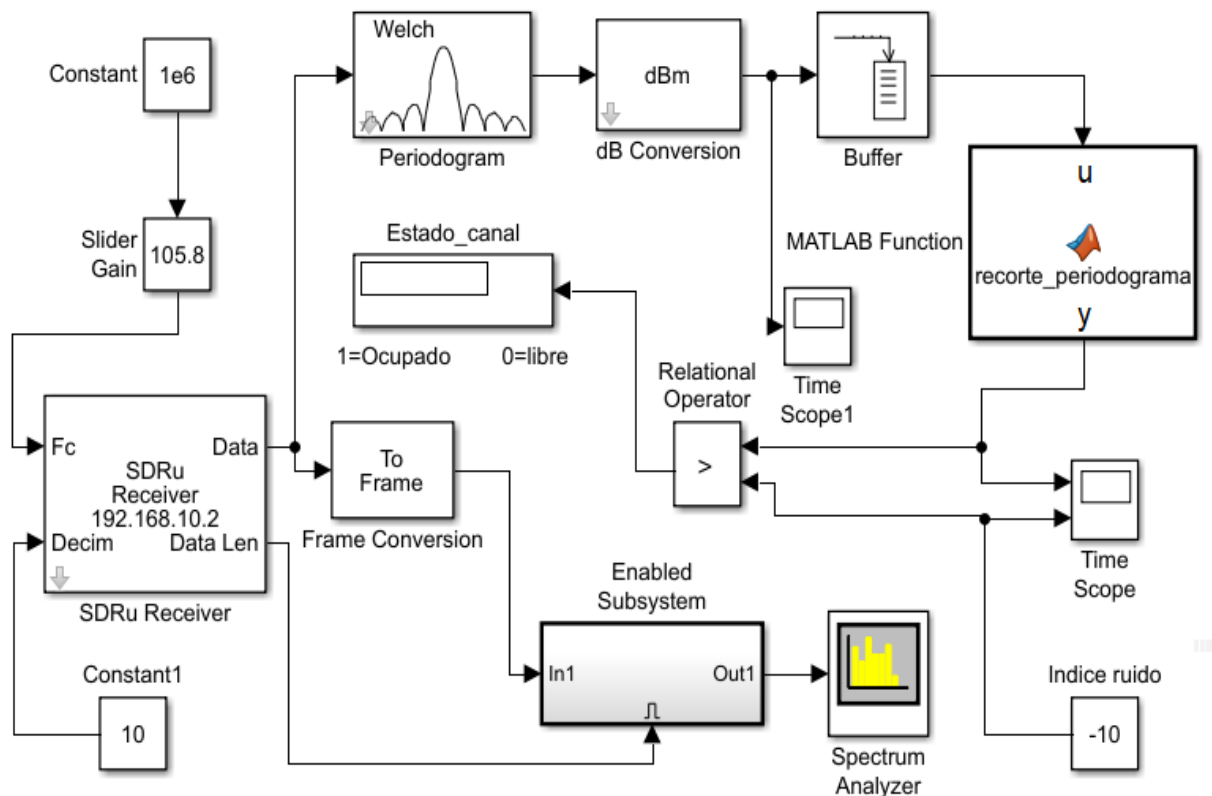


Figura 4.13. Implementación Detector de Energía SD en Simulink con USRP para una sola frecuencia. Fuente: por autor.

La efectividad del algoritmo ED SD se evalúa en diferentes frecuencias, algunas de ellas con un PU y otras libres; la figura 4.14.a representa la PSD distribuida en los diferentes componentes de frecuencia de una señal en la banda del FM a 108.1 MHz sin PU, muestreada a 240 KHz durante 4 segundos; por otra parte la figura 4.14.b grafica el índice de energía calculado al aplicar la ED con promedio y SD, en ese caso el índice de energía estimado por cada 4000 muestras es inferior a -10 , por ello la evaluación es correcta al indicar que el canal está libre.

4.3. Implementación en USRP de un Detector de Energía Banda Estrecha con Muestreo Nyquist

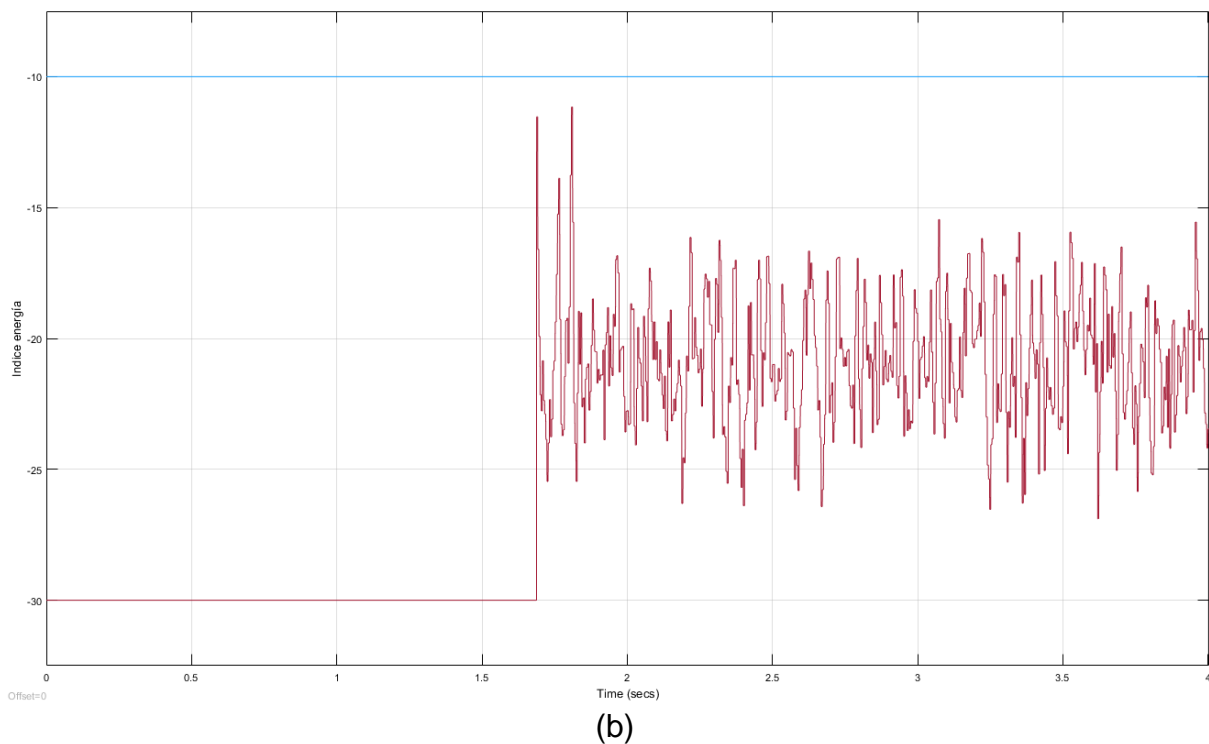
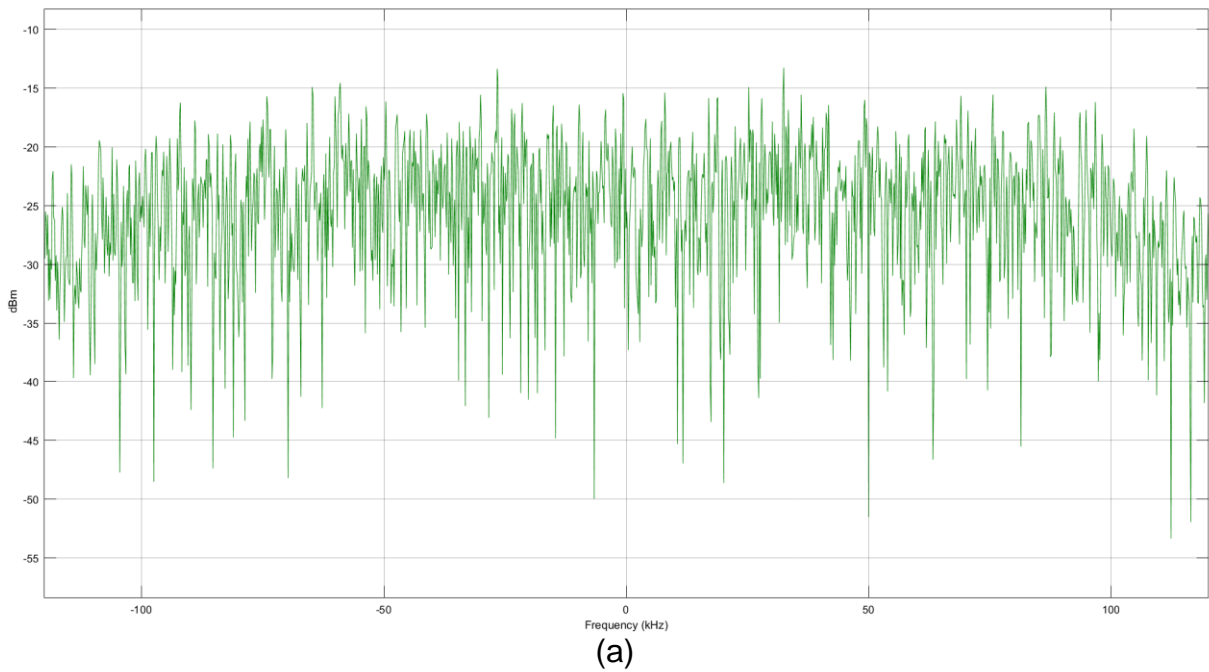
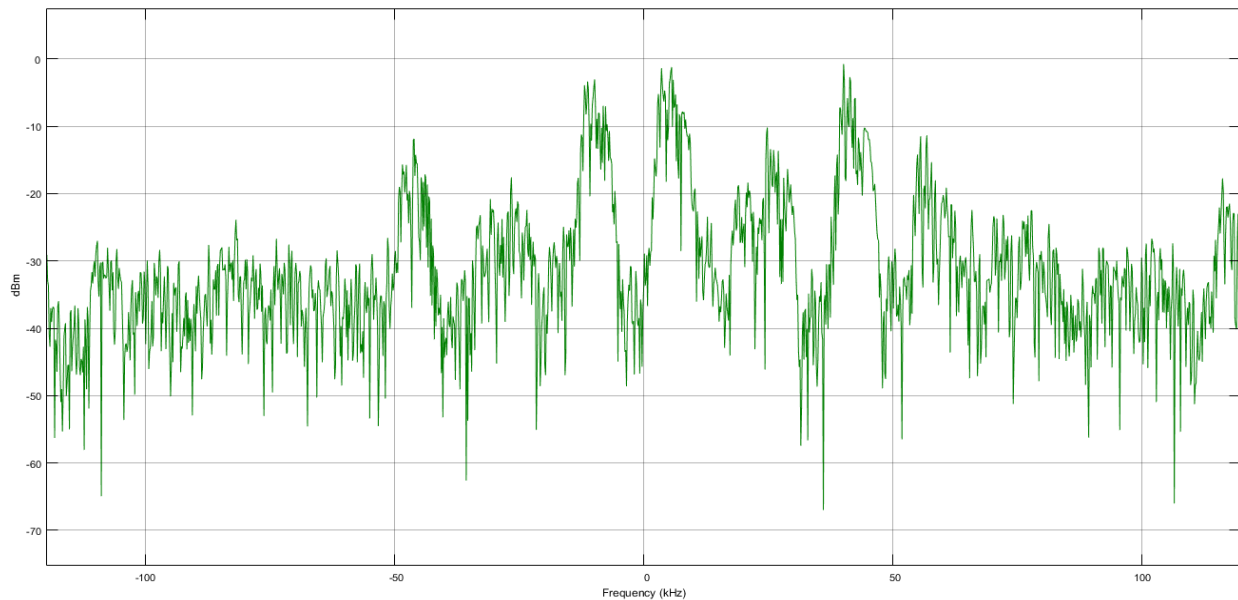


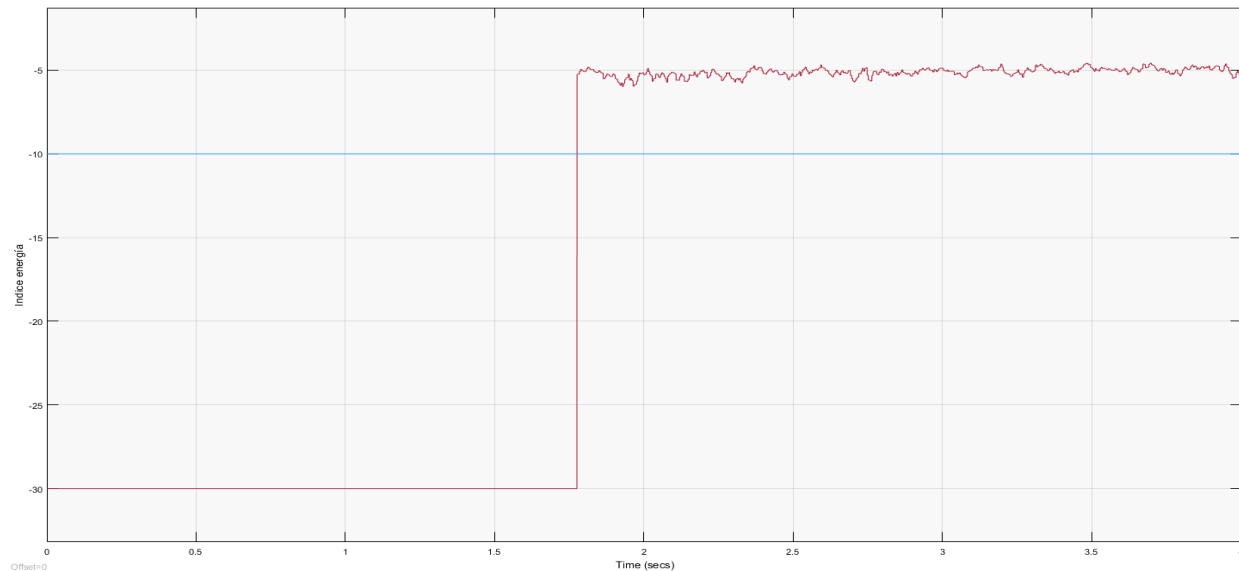
Figura 4.14. Canal libre 108.1 Mhz: a) PSD; b) Índice de energía. Fuente: por autor

La figura 4.15.a representa la PSD de los componentes de frecuencia de una señal en FM centrada en 94.1 Mhz, portadora ocupada por un PU, esto se evidencia al existir

componentes en los cuales se concentra la potencia; la figura 4.15.b presenta el índice de energía calculado al aplicar a 4000 muestras la ED con promedio y SD, el promedio es igual a -5 y es superior al límite fijado de forma experimental en -10 , por ello la evaluación es correcta al indicar que el canal se encuentra ocupado. A diferencia de una señal sin PU, el índice de energía no presenta cambios significativos en el tiempo.



(a)



(b)

Figura 4.15. Canal ocupado 94.1 Mhz: a) PSD; b) Índice de energía.

Fuente: por autor.

4.3. Implementación en USRP de un Detector de Energía Banda Estrecha con Muestreo Nyquist

Tras muestrear 4 señales en FM, se realiza el análisis de la PSD expresados en dBm de 27 componentes; un segmento de los resultados se presenta en la tabla 4.4 donde el índice de energía de un canal libre es menor a -23 y la desviación estándar es 2.11; por otra parte, en canales ocupados el índice de energía es mayor a -10 y la desviación estándar es superior a 5.

| Componente frecuencia en KHz | Señal libre 118.1 MHz | Señal ocupada 94.1 MHz con audio | Señal ocupada 99.7 MHz sin audio | Señal ocupada 100.1 MHz con audio |
|------------------------------|-----------------------|----------------------------------|----------------------------------|-----------------------------------|
| -43,70 | -60.19 | -63.81 | -61.19 | -50.60 |
| -43,31 | -58.51 | -58.61 | -55.16 | -51.39 |
| -42,91 | -59.64 | -61.66 | -51.71 | -53.254 |
| -42,52 | -57.72 | -56.11 | -51.10 | -45.19 |
| -42,13 | -61.60 | -54.50 | -45.91 | -42.16 |
| -41,74 | -59.98 | -52.30 | -45.48 | -39.88 |
| -41,35 | -58.45 | -35.92 | -38.25 | -38.77 |
| -40,96 | -58.89 | -50.31 | -41.56 | -32.88 |
| -40,57 | -57.16 | -47.69 | -41.20 | -34.01 |
| -40,18 | -58.89 | -51.81 | -43.04 | -37.53 |
| -39,79 | -63.49 | -52.62 | -47.65 | -36.25 |
| -39,40 | -59.11 | -46.16 | -44.28 | -35.96 |
| -39,00 | -62.69 | -52.28 | -44.31 | -37.64 |
| -38,61 | -60.69 | -49.92 | -46.33 | -38.86 |
| -38,22 | -62.45 | -49.75 | -52.30 | -41.49 |
| -37,83 | -58.78 | -51.52 | -53.29 | -42.83 |
| -37,44 | -60.32 | -46.94 | -55.61 | -40.15 |
| -37,05 | -64.58 | -63.14 | -56.75 | -46.78 |
| -36,66 | -60.07 | -54.61 | -56.67 | -44.71 |
| -36,27 | -63.40 | -51.51 | -58.21 | -52.35 |
| -35,88 | -62.91 | -50.27 | -59.70 | -50.31 |
| -35,49 | -61.60 | -51.51 | -64.34 | -55.68 |
| -35,09 | -63.58 | -54.62 | -66.67 | -54.62 |
| -34,70 | -59.70 | -55.93 | -63.07 | -58.10 |
| -34,31 | -58.34 | -49.86 | -68.09 | -58.64 |
| -33,92 | -59.36 | -52.58 | -65.10 | -59.35 |
| -33,53 | -64.21 | -55.68 | -61.18 | -60.89 |
| Des. Estándar. | 2.11 | 5.51 | 8.73 | 8.69 |
| Índice energía | -28.77 | -9.53 | -6.14 | -5.34 |

Tabla 4.4. Potencia expresada en dBm de 4 frecuencias en FM.

La figura 4.16 presenta la potencia espectral de 4 señales en FM, donde una señal libre con frecuencia central a 118,1 MHz tiene una potencia que se encuentra entre -60 dBm a -70 dBm y su SD es de 2.11; mientras que una señal ocupada con frecuencia central a 94,1 MHz tiene una potencia que se encuentran entre -37 dBm a -63 dBm y la SD es de 5.37. Una señal libre con respecto a una señal modulada en FM presenta una SD menor y por ello el índice de energía también lo es.

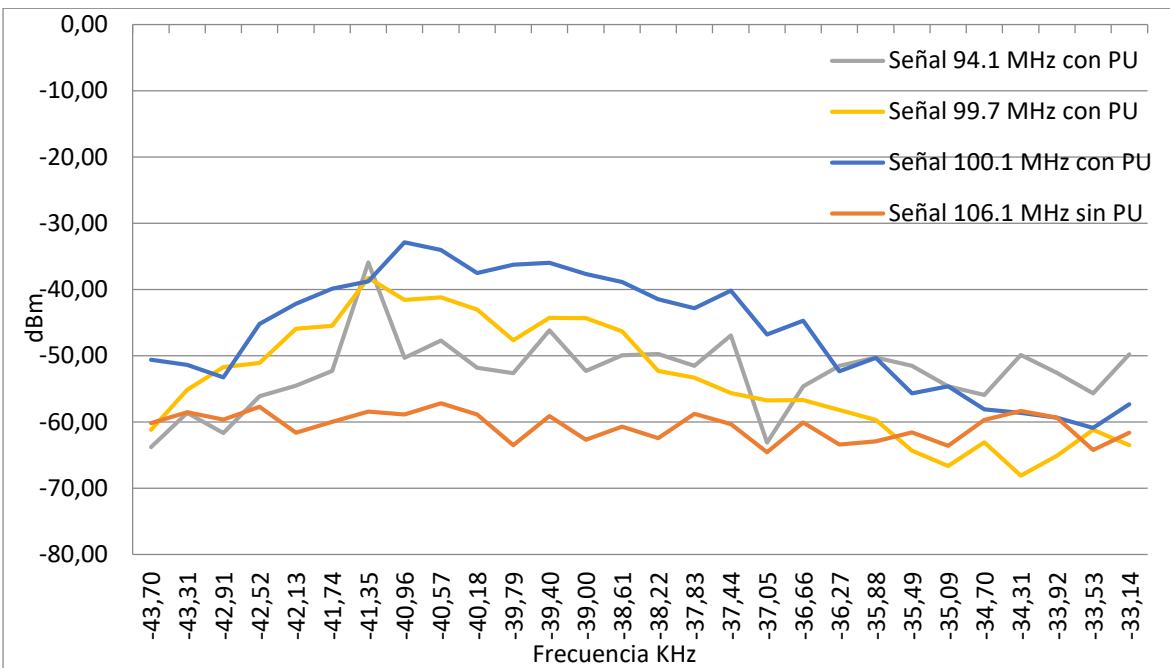


Figura 4.16. PSD en 4 diferentes señales en FM. Fuente: por autor.

4.3.4 Evaluación en Serie de Cuatro Señales en FM Aplicando Detección de Energía

En la figura 4.17 se presenta el modelo de implementación del algoritmo ED para evaluar 4 señales en serie, como resultado de modificar el diagrama descrito en la figura 4.13; las funciones de los nuevos bloques Guardar_res_y_evaluar al igual que el bloque Selector_4frec y la modificación al bloque recorte_periodograma se detallan a continuación:

- Selector_4frec: Este bloque cambia la frecuencia central de lectura del USRP, su razón de cambio es de 0.25 segundos; las frecuencias seleccionadas fueron: 118.1 MHz, 94.1 Mhz, 123.2 MHz y 101.1 MHz.

4.3. Implementación en USRP de un Detector de Energía Banda Estrecha con Muestreo Nyquist

- Recorte_periodograma: No solo calcula el promedio y la desviación estándar de las potencias expresadas en dBm de 256 componentes de frecuencia, también estima el índice de energía y lo envía a la siguiente etapa. Se adiciona una entrada, así como una salida para calcular el número de paquetes procesados.
- Guardar_res_y_evaluar: A partir del índice de energía estimado y el límite de índice de ruido se determina el estado del canal, también guarda en un archivo los resultados de la evaluación de cada frecuencia muestreada teniendo en cuenta el número de paquetes procesados.

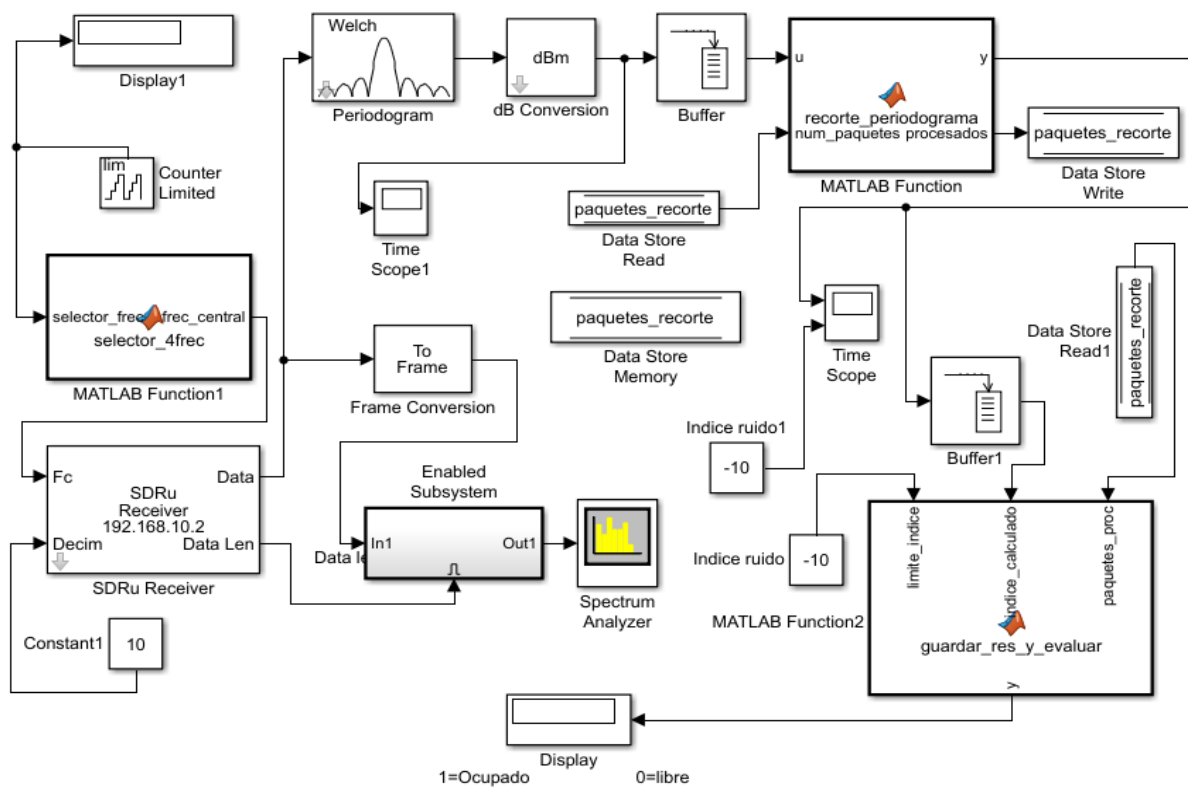


Figura 4.17. Implementación SS ED Nyquist en Simulink con USRP para 4 señales en FM. Fuente: por autor.

La figura 4.18 muestra el índice de energía de cuatro canales muestreados con un intervalo de 0.25 segundos; en este caso se observan componentes que presentan un valor superior o inferior a -10 , ocupado y libre respectivamente; los resultados son correctos ya que se evalúa en el siguiente orden: 94.1 MHz (ocupado), 118.1 MHz (libre), 101.1 MHz (ocupado) y 123.1 MHz (libre). Los primeros 0.4 segundos no existen datos generados desde el USRP, este tiempo corresponde a la puesta en marcha del dispositivo.

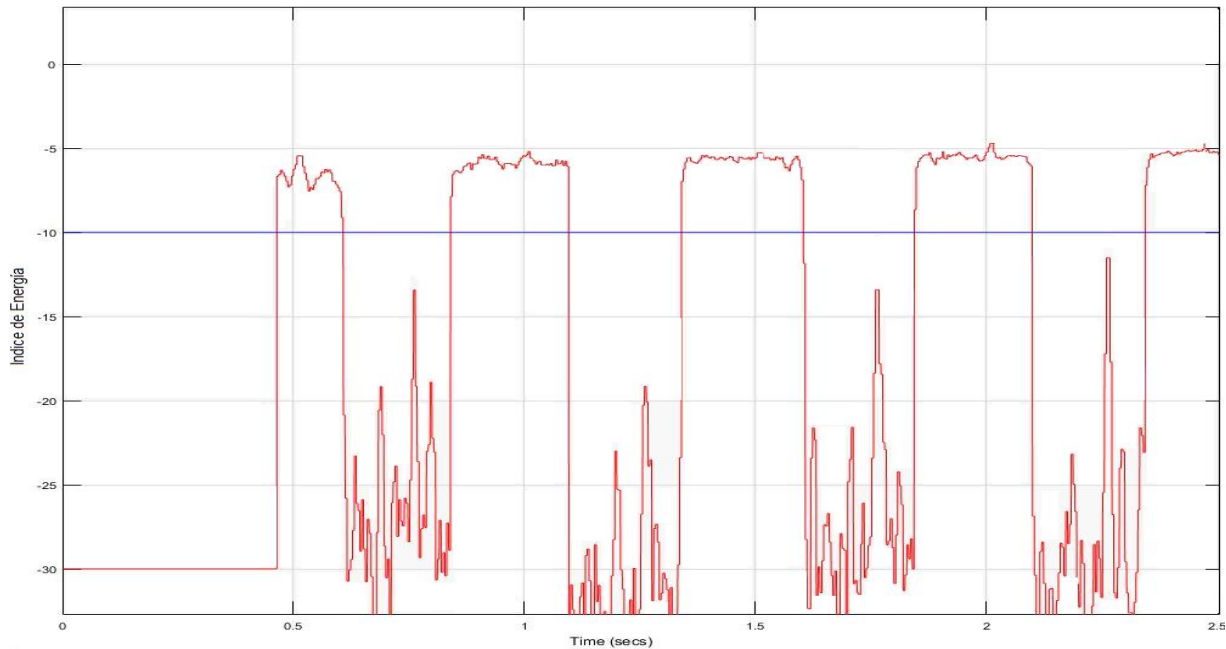


Figura 4.18. Índice de energía de 4 señales en FM: Fuente: por autor.

Tiempo de respuesta

El USRP se configura con un millón de muestras por segundo, generando 250 paquetes de 4000 muestras; las 4 señales se muestrean en un segundo y cada señal genera 62 paquetes; a cada paquete se estima el índice de energía para determinar el estado del canal. De forma experimental basta con mínimo 10 paquetes para determinar el estado del canal, en este caso el tiempo de respuesta se obtiene en 40 ms y se pueden clasificar hasta 25 frecuencias en un solo segundo, como en FM el canal tiene un ancho de banda de 200 KHz, se pueden muestrear los 100 canales en 4 segundos.

4.4 Implementación de Detección de Espectro en Banda Ancha Local Basado con Muestreo Sub-Nyquist MC IZMA_SD - Detección de Energía

En esta sección se muestran los resultados del algoritmo WBSS propuesto con medidas reales. Primero se evalúa el proceso de reconstrucción de una señal FM y la SS a partir de 200 muestras; una vez se estima el tiempo empleado para determinar el estado de un canal, se ajusta el número de muestras para evaluar 4 señales en UHF

de forma serial. En la figura 4.19 se observa los componentes del modelo de implementación, de izquierda a derecha se identifica: el transmisor FM programable, el computador portátil, la antena VHF látigo cuarto de onda telescópica 10 segmentos 50 – 300 MHz, la antena UHF polarización horizontal 470 – 862 MHz y el USRP1.

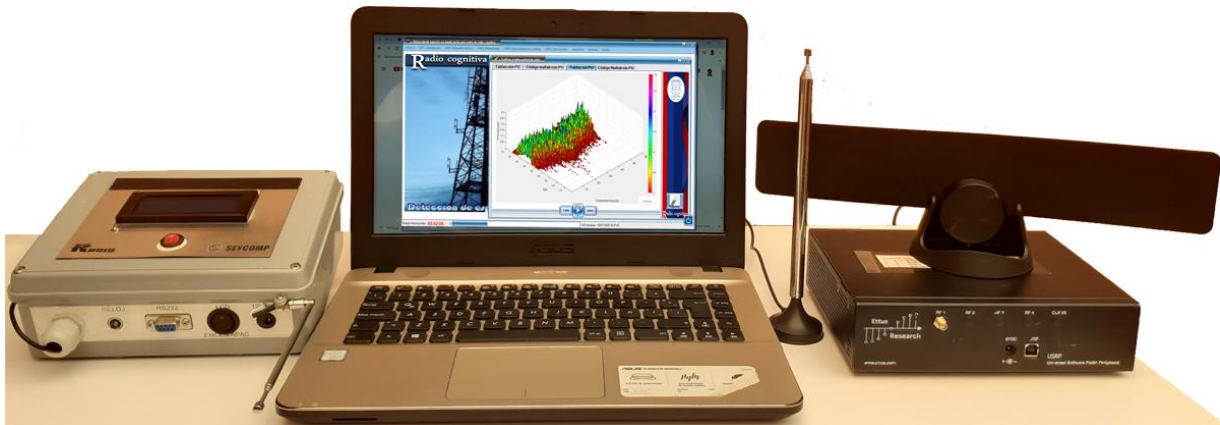


Figura 4.19 Modelo del sistema MC IZMA_SD ED implementado

4.4.1 Evaluación de Una Señal en FM con 200 Muestras y un detector

La implementación del algoritmo MC IZMA_SD con ED para una señal se logra al modificar el diagrama descrito en la figura 4.17, relacionada con la implementación SS ED Nyquist en Simulink con USRP para 4 señales en FM. Las funciones de los nuevos bloques `Const_matriz_integra_sd` al igual que el bloque `Matrix_completion_sd` representados en la figura 4.20 permiten la reconstrucción de la señal.

Funcionamiento del modelo

Los datos complejos generados por el USRP se transforman para obtener un valor double, después se le agrega una ganancia al multiplicar el vector por un escalar; los datos multiplicados se organizan en paquetes de 4000 elementos en el bloque Buffer y se envían al bloque denominado `Const_matriz_integra_sd`.

El bloque `Const_matriz_integra_sd` se encarga de leer 4000 entradas del vector denominado *muestras*, selecciona 400 elementos, calcula la SD y la asigna en las celdas a recuperar a partir de la validación del valor muestra previa y la próxima muestra conocida. Una vez se integra la SD en la matriz, el resultado se asigna a una de las salidas denominada `integra_sd`, una matriz de 8 filas y 100 columnas que

contiene la implementación del algoritmo 2, denominado Integre semilla desviación estándar, sección 3.4.2 constructor de la matriz incompleta.

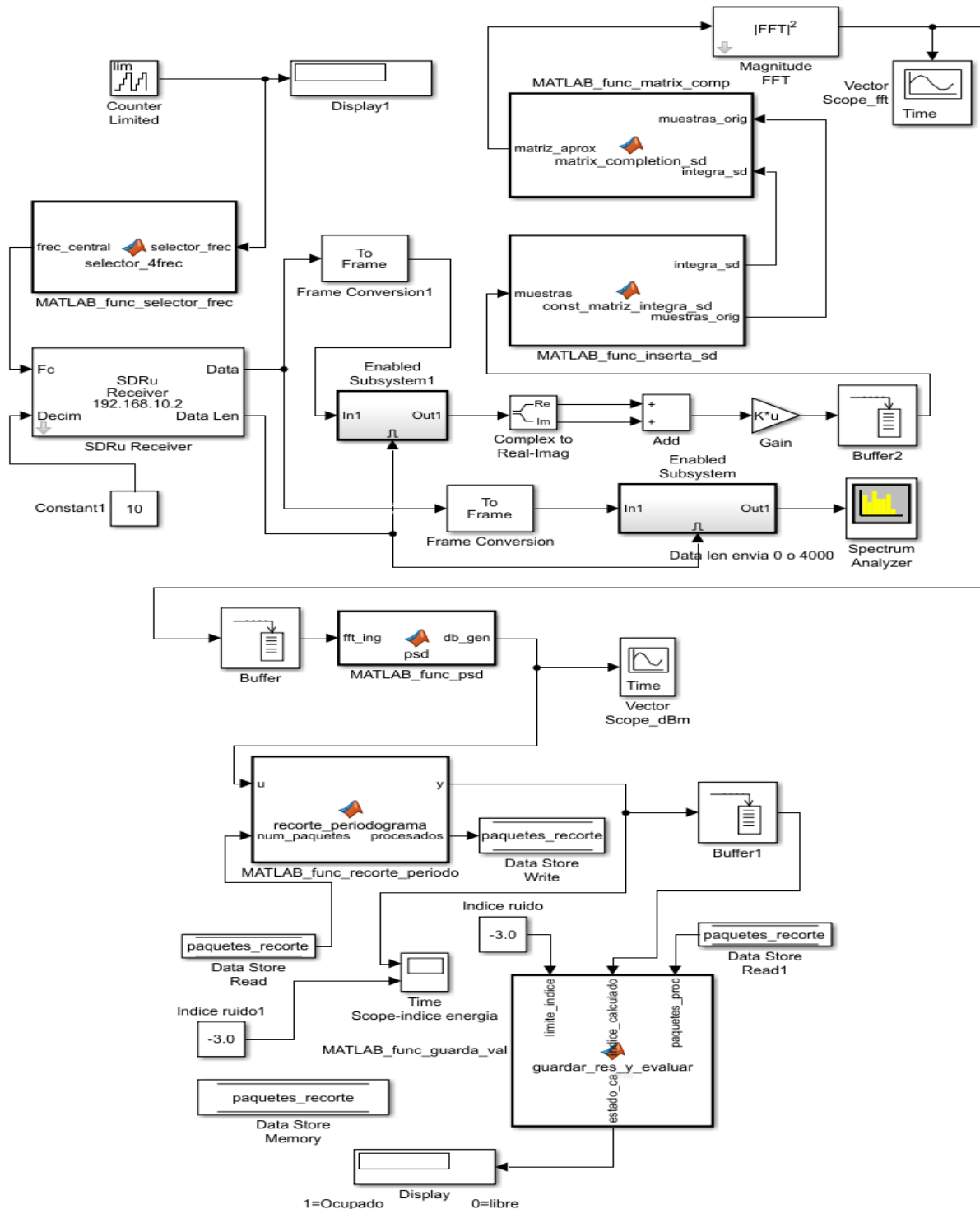


Figura 4.20 Implementación WBSS IZMA_SD ED para una señal en Simulink con USRP para VHF. Fuente: por autor

La matriz denominada `integra_sd` contiene las 400 muestras organizadas de tal manera que en la primera celda de la primera fila se asigna la muestra leída, la siguiente celda contiene la muestra a recuperar, la tercera celda contiene una muestra leída, la cuarta contiene la muestra a recuperar, de tal manera que las celdas impares contienen las muestras conocidas; por otra parte, la primera celda de la segunda fila inicia con la muestra a recuperar, la segunda celda de la segunda fila contiene la muestra leída, las celdas pares en la segunda fila contienen los valores muestreados; además el vector matriz denominado `muestras_orig` contiene las primeras 400 muestras conocidas, organizadas en una matriz de 8 filas y 100 columnas.

El bloque `Matrix_completion_sd` hace uso de la matriz que integra la SD en las celdas a recuperar y la matriz de 8 filas por 100 columnas denominado `muestras_orig`, se ejecuta el algoritmo de reconstrucción de la señal `IZMA_SD`, evaluando de forma continua el error de Frobenius y la norma nuclear. La matriz recuperada se encuentra en la salida denominada `matriz_Aprox`, esta se envía al bloque Magnitude FFT.

Los otros bloques se encargan de la NBSS con ED y del almacenamiento de los resultados en un archivo plano, este último es decodificado por el software SSA para registrar los datos en la tabla denominada `uhf_de_subnyquist`.

Evaluación de una Señal en FM Sub-Nyquist

En la banda del FM comercial el ancho de banda es de 200 KHz; el USRP se configura con 160000 muestras por segundo, en otras palabras, al 40% de la tasa de Nyquist; se configuran 4000 muestras por paquete y el tiempo de observación es de 4 segundos.

La figura 4.21.a presenta la DSP de los 512 componentes de frecuencia de una señal en FM, cuya frecuencia central es 94.1 MHz; en este caso se observan componentes que presentan una PSD entre -1 dBm a -60 dBm; por otra parte en la figura 4.21.b se grafica el índice de energía, los valores obtenidos son superiores a -3.5 , por ello la evaluación indica ocupado, el resultado es correcto ya que esa frecuencia se encuentra asignada a un PU. El algoritmo MC IZMA_SD completa la matriz no muestreada paquete a paquete, de manera que los 40 paquetes generados en un segundo tardan 5 minutos en el proceso de reconstrucción y evaluación del canal, en otras palabras, cada paquete de muestras de una señal con PU tarda en ser procesado 7.5 segundos

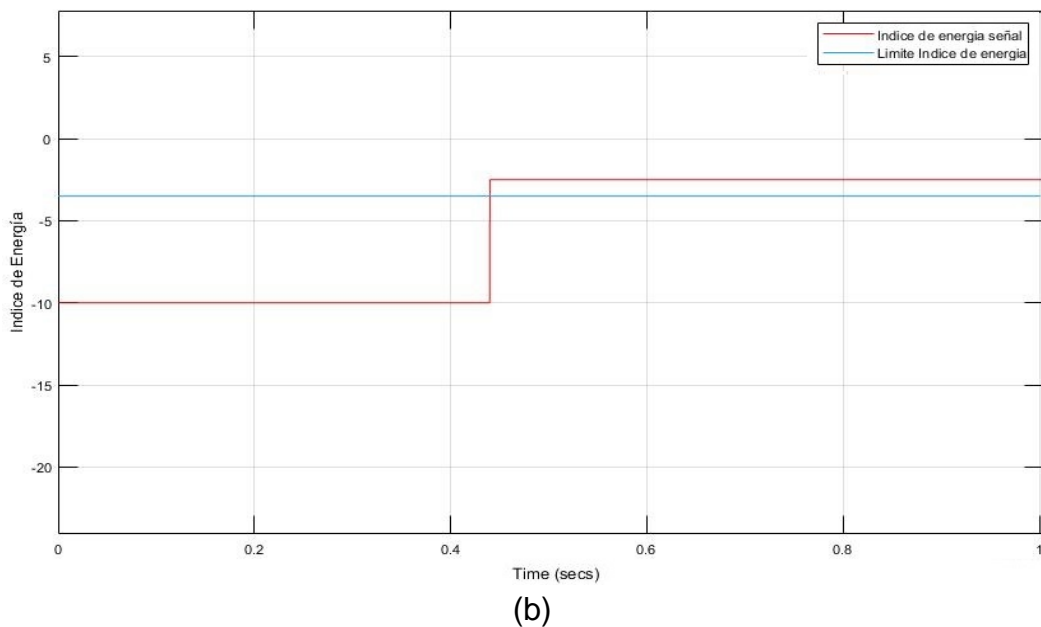
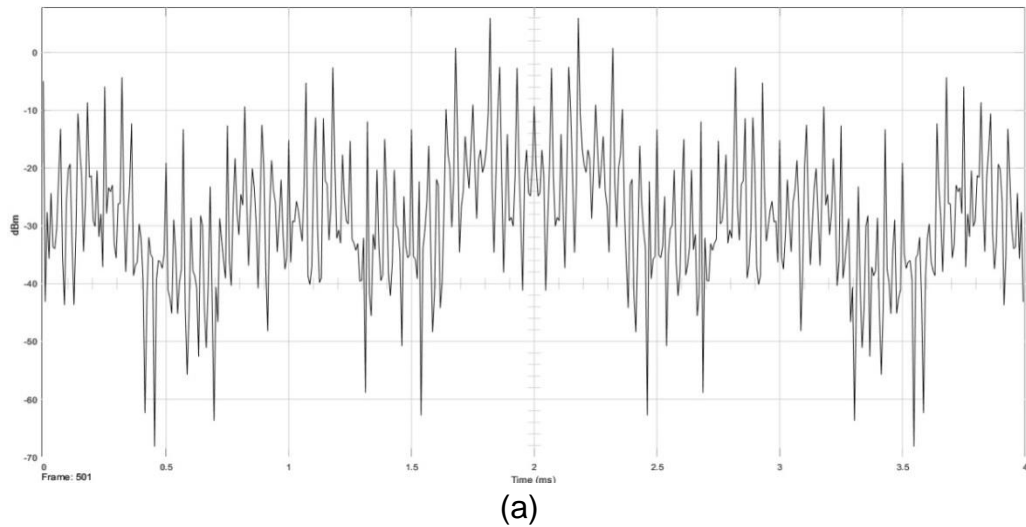


Figura 4.21. Reconstrucción IZMA_SD, señal en 94.1 MHz, con PU: a) PSD; b) Índice de energía. Fuente: por autor.

En el ruido la PSD se distribuye entre los diferentes componentes de frecuencia, afirmación corroborada al evaluar una señal sin PU con frecuencia central en 123.1 MHz; en este caso las componentes presentan una PSD inferior a una señal ocupada por un PU, además se evidencia que el índice de energía es menor al límite fijado en -3.5 y no presenta fluctuaciones, por tal razón la evaluación del canal indica libre. El algoritmo MC IZMA_SD ED para procesar las 160000 muestras capturadas en un segundo tarda 100 segundos en obtener los otros 160000 elementos no muestreados

y en evaluar el estado del canal, en otras palabras, cada paquete de una señal sin PU tarda en ser procesado 2.5 segundos.

4.4.2 Evaluación serial de 4 Señales de TV con 100 muestras y un detector

Debido al recurso máquina requerido para la evaluación de 4 señales en UHF muestreadas 992000 Hz, al modelo obtenido para la implementación WBSS con Detector de Energía SD en Simulink con USRP descrito en la figura 4.20, se adiciona un bloque denominado promedio_muestras, el cual promedia 124.000 mediciones a partir de 31 paquetes. La matriz de 124000 celdas cuenta con 4000 columnas y 31 filas, se calcula el promedio por cada columna para obtener un vector denominado muestras_prom de 4000 elementos, generando en un segundo 8 vectores de este tipo.

En la figura 4.22 el bloque const_matriz_integra_sd se encarga de leer 4000 entradas del vector muestras_prom, selecciona un segmento de 100 elementos que contiene la mayor SD, conformando una matriz de 25 columnas por 8 filas, denominada integra_sd, en donde 100 celdas se desconocen y el bloque les asigna el valor semilla.

El bloque matrix_completion_sd de la figura 4.22 se encarga de aproximar la matriz X a la matriz de muestreo M , para lograrlo requiere de tres vectores de entrada; el primero contiene la posición de inicio del segmento de 100 muestras con la máxima SD, un valor entre 0 a 4000; el segundo vector denominado integra_sd contiene las 100 muestras conocidas y 100 valores semilla; el tercer vector denominado muestras_orig contiene 100 celdas conocidas junto con 100 celdas desconocidas con el valor 0.

Una vez reconstruida la señal los otros bloques se encargan de realizar la NBSS con ED y del almacenamiento de los resultados en un archivo plano que contiene: frecuencia central, el índice de energía, los paquetes procesados, la norma nuclear final, el número de aproximaciones y el estado del canal.

Evaluación de cuatro Señales UHF Sub-Nyquist

En Colombia se implementó el estándar de televisión digital (DTV, *Digital TV*) DVB-T2 con un ancho de banda de canalización de 6 MHz. En esta ocasión interesa determinar el estado de 4 señales UHF, configurando el USRP con 992000 muestras por segundo, dicho de otra forma, se muestrea al 8.26% de la tasa de Nyquist.

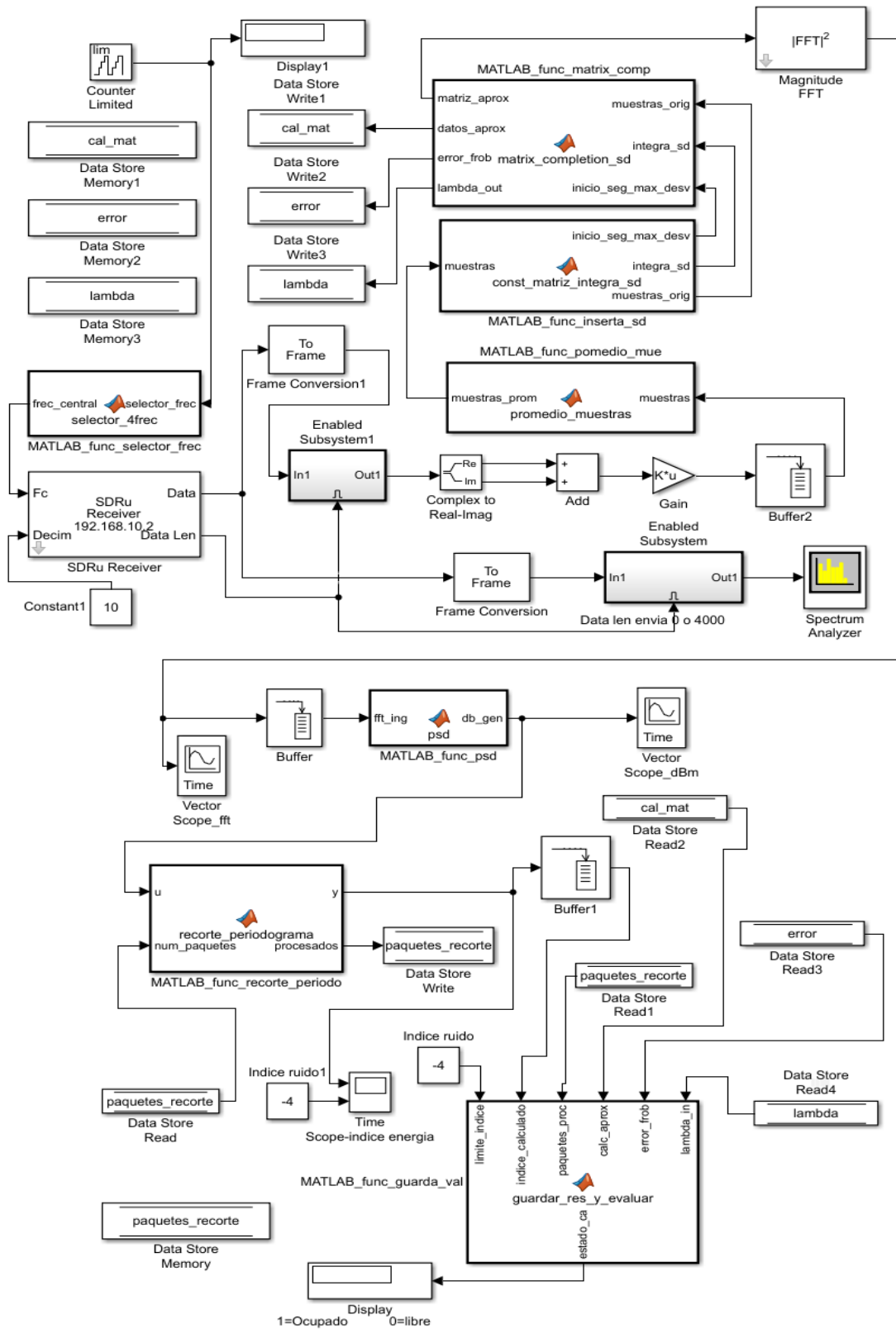


Figura 4.22. Implementación WBSS IZMA_SD ED para 4 señales UHF con un ED. Fuente: por autor.

La figura 4.23 representa el índice de energía de cuatro canales multibanda UHF con frecuencias centradas entre 473 a 491 MHz, en Colombia corresponde a rangos asignados a los canales 14, 15, 16 y 17; con un intervalo de muestreo de 0.5 segundos por canal; en este caso se observan componentes que presentan un valor superior o inferior a -4.0 , ocupado y libre respectivamente; los resultados son correctos ya que se muestrea en el siguiente orden: 485 MHz (libre), 473 MHz (ocupado), 491 MHz (libre) y 479 MHz (Ocupado). Los primeros 2.5 segundos de muestreo no se grafican, ya que el sistema inicia completando las muestras en los diferentes buffers de almacenamiento.

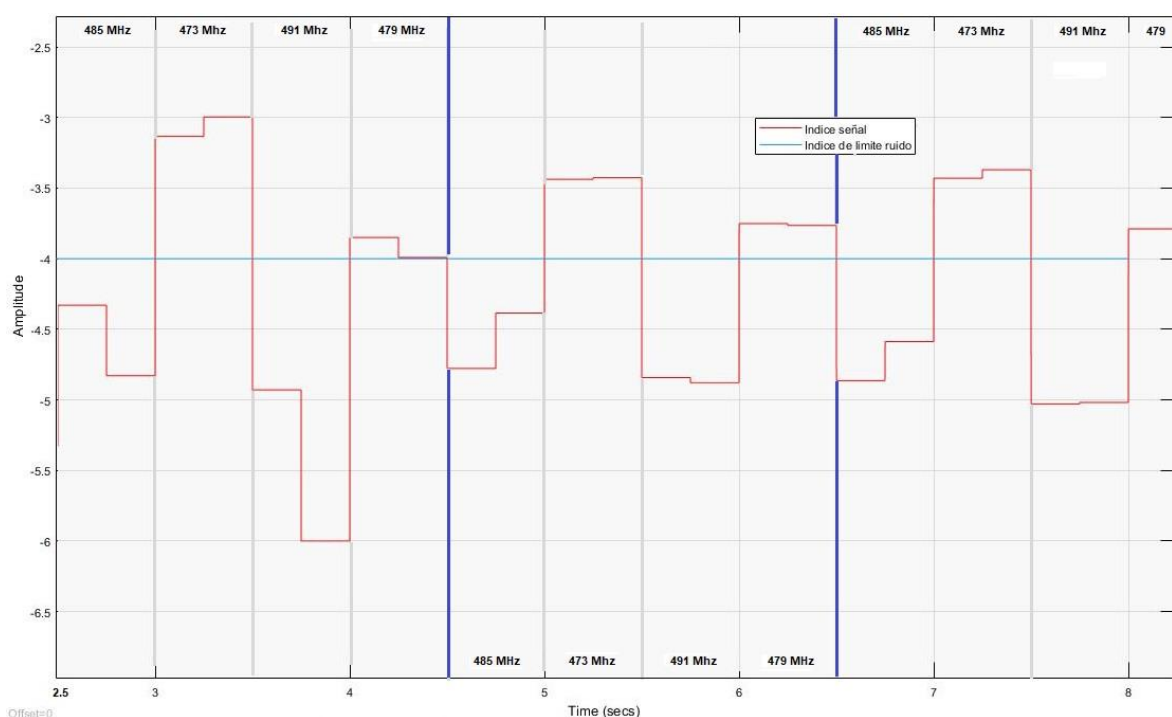


Figura 4.23. Implementación WBSS, índice de energía de 4 señales UHF.
Fuente: por autor.

En esta configuración para evaluar un canal UHF de forma serial tras 125 milisegundos de observación, seleccionando 100 muestras que contiene la máxima SD, el tiempo que tarda en completar la matriz de 8 filas por 25 columnas y evaluar el estado del canal es de 980 ms. La tabla 4.5 presenta los datos relacionados con el índice de energía, número de aproximaciones, la norma nuclear inicial y final tras muestrear las 4 frecuencias durante 260 segundos, generando 1040 registros almacenados en la tabla `uhf_de_subnyquist`.

| | Canal | | | | | | | |
|---|----------|---------------------|----------|---------------------|----------|---------------------|----------|---------------------|
| | 473 MHz | | 479 MHz | | 485 MHz | | 491 MHz | |
| | Promedio | Desviación estándar | Promedio | Desviación estándar | Promedio | Desviación estándar | Promedio | Desviación estándar |
| Índice energía estimado | -3.21 | 0.17 | -3.63 | 0.20 | -4.75 | 0.38 | -4.94 | 0.38 |
| Índice energía limite | -4 | 0 | -4 | 0 | -4 | 0 | -4 | 0 |
| Número de Aproximaciones | 257.32 | 50.09 | 235.60 | 38.70 | 204.53 | 42.47 | 194.73 | 40.16 |
| Norma nuclear inicial $\ M \odot B\ _*$ | 118.79 | 25.47 | 74 | 19.73 | 22.66 | 6.13 | 17.83 | 5.63 |
| Norma nuclear final $\ X\ _*$ | 115.47 | 25.21 | 71.80 | 19.16 | 21.97 | 6.00 | 17.29 | 5.47 |
| Diferencia $\ M \odot B\ _* - \ X\ _*$ | 3.32 | 0.80 | 2.19 | 0.69 | 0.69 | 0.13 | 0.54 | 0.16 |

Tabla 4.5. Índice energía, aproximaciones y diferencia de la norma nuclear de 4 señales UHF.

La tabla 4.5 permite verificar que un canal sin PU al aplicar el algoritmo IZMA_SD con una matriz de muestreo promedio de 8 filas y 25 columnas, con 100 muestras conocidas, requiere en promedio de 200 operaciones para completar la matriz, mientras que un canal ocupado requiere de por lo menos de 246 operaciones; esto implica que tarda más tiempo en reconstruir una matriz cuando existe un PU. Por otra parte, un canal sin PU presenta una diferencia en la norma nuclear de 0.61 y un canal ocupado presenta una diferencia de norma nuclear de 2.75.

En el algoritmo 1 se describe que la convergencia existe cuando $(\lambda - \lambda_{prev}) < \lambda_{tol}$, con $\lambda_{tol} = 10$ y $\lambda = \|X\|_*$, es decir que encuentra la norma nuclear aproximada y el algoritmo termina la etapa de reconstrucción si además $\|PX - PM\|_F < tol$, con $tol = 10^{-7}$; así que en la evaluación de las señales UHF con presencia del PU el proceso de minimización de la norma nuclear de la matriz recuperada X cumple con $\|M \odot B\|_* - \|X\|_* \leq \lambda_{tol}$, puesto que para este tipo de señales $\|M \odot B\|_* - \|X\|_* \approx 2.75$, existe convergencia y además la norma de Frobenius es menor a 10^{-7} .

Un canal con solo ruido cumple con encontrar la norma nuclear aproximada de X al obtener $\|M \odot B\|_* - \|X\|_* \approx 0.61$, sin embargo no cumple con $\|PX - PM\|_F < tol$, ante esta condición el algoritmo reasigna el valor λ e incrementa un contador denominado no_convergencia, cuando no_convergencia > 4 no se continua con el

proceso de reconstrucción. El valor máximo de aproximaciones para llegar a $\|X\|_* \leq \lambda$ es 50, por ello el promedio de aproximaciones a la matriz en los dos canales sin presencia del PU es de 200. En este tipo de señales no existe convergencia debido a que $\|M \odot B\|_*$ es pequeña comparada con la norma de un canal ocupado.

Se puede entonces establecer que una métrica para determinar el estado del canal puede ser el número de no_convergencias, si no_convergencia > 4 el canal esta libre, reduciendo de este modo la aplicación del ED en la etapa de SS.

Capítulo 5

Conclusiones y Recomendaciones

5.1 Conclusiones

El algoritmo Aproximación Matricial de la Zona de Interés (IZMA), desarrollado por Shabat y Averbuch, aplicado en la recuperación de una señal a partir de una matriz de muestreo M con un 50% de muestras conocidas, ejecuta muy pocas aproximaciones, con un error medio cuadrático cercano a cero, pero sin recuperar la señal original. Por tal razón es apropiado asignar en los elementos desconocidos de la matriz M un valor semilla obtenido a partir de la evaluación de la SD, el valor anterior y próximo al elemento no muestreado; además de estructurar la matriz de tal manera que en las filas consecutivas exista por lo menos una muestra por columna.

La adaptación de IZMA se denomina MC IZMA_SD, algoritmo de SS local Sub-Nyquist no Coherente para la WBSS, capaz de recuperar los elementos no muestreados de la señal en buenas condiciones de canal y con mínimo un 50% de muestras conocidas. A nivel de simulación es evaluada la etapa de reconstrucción del método propuesto con formas de onda seno, coseno, BPSK y QPSK bajo diferentes SNR; los resultados indican que en SNR inferiores a 4 dB se ejecuta un número mayor de operaciones para dar solución a un problema de programación cuadrática que busca minimizar el rango de la matriz aproximada X , además en esas condiciones existe una diferencia entre la norma nuclear inicial de la matriz M con respecto a la norma nuclear final de la matriz recuperada X que reflejan divergencia entre los valores conocidos de M con respecto a los valores estimados de X .

En el proceso de minimizar el rango de la matriz aproximada X se evidencia que algoritmo requiere un recurso máquina considerable si se desea reconstruir por

completo la señal, en promedio más de 200 operaciones dan solución al problema de programación cuadrática, pero en SS interesa determinar el estado del canal manteniendo las características de la señal, en consecuencia el banco de detectores debe integrar métodos de SS con bajo costo de implementación.

Con el objetivo de elegir el método de SS que conforme el banco de detectores, se evalúa el desempeño de 4 algoritmos de NBSS con muestreo Nyquist; como candidatos son seleccionados: ED, CFD, MFD y ANN. En el proceso de elección se consideran tres métricas: sensibilidad de detección, el tiempo de respuesta y la facilidad de implementación. Los resultados indican que el ED presenta un bajo costo de implementación, esto lo hace un buen candidato para conformar el banco de detectores; el MFD no es fácil de implementar porque requiere la generación de portadoras en el receptor que incrementa el costo a nivel de hardware; el CFD al igual que la ANN son algoritmos que requieren una alta complejidad computacional por la cantidad de operaciones requeridas y además MFD como ANN requieren conocer las características de la señal. En consecuencia, el método elegido para conformar el banco de detectores es ED por que presenta facilidad de implementación, un menor tiempo de respuesta con respecto a las otras técnicas, no requiere un conocimiento de las características de la señal, pero presenta un mal desempeño ante el ruido, este último aspecto se soluciona en la implementación de IZMA_SD si se determina de forma previa el umbral de ruido a partir de medidas reales.

Una vez es recuperada la señal por IZMA_SD, se aplica en el banco de detectores la SS con ED, el cual presenta fallas al detectar un PU cuando la SNR es baja; este problema se soluciona al estimar el índice de energía como el cociente entre el promedio de la PSD de las componentes de frecuencia de la señal y su desviación estándar, logrando a nivel de simulación que el ED presenta una P_D cercana a 1 en SNR superiores a -1 dB.

La evaluación del algoritmo MC IZMA_SD ED se realiza con medidas reales, en la primera etapa se determina el índice de energía en señales FM, para lograrlo se realiza un muestreo Nyquist, se estima la PSD de un paquete con 4000 muestras de la señal a evaluar, los resultados indican que en 128 componentes a la izquierda y 128 componentes a la derecha de la frecuencia central se concentra la mayor parte de la potencia; así que para estimar el índice de energía se tiene en cuenta la SD y la PSD del 50% de las 512 componentes. Determinado el valor del índice de energía se realiza NBSS ED Nyquist, se evalúan 10 paquetes de muestras por señal y se obtiene un

tiempo de respuesta cercano a 40 ms por tanto se clasifican hasta 25 frecuencias en un solo segundo; como en FM el canal tiene un ancho de banda de 200 KHz, se pueden muestrear los 100 canales en aproximadamente 4 segundos.

En la segunda etapa se evalúa de forma serial canales en UHF de 6 MHz de ancho de banda, pero debido al tiempo empleado en la reconstrucción de la señal y con solo la intención de determinar el estado del canal se conforma la matriz M de 8 filas por 25 columnas con 100 elementos por completar y 100 muestras conocidas, estas últimas seleccionadas tras promediar 31 paquetes y seleccionar el segmento con la máxima SD; el tiempo de respuesta del sistema para obtener la matriz aproximada X y evaluar el estado del canal es de 980 ms.

El algoritmo MC IZMA_SD logra reducir el número de aproximaciones para completar las entradas y con ello el tiempo de respuesta para determinar el estado de los canales. Además, seleccionar un segmento de los datos muestreados a partir de la SD mejora el desempeño del algoritmo NBSS Detector de Energía(ED), logrando probabilidades de detección aceptables.

5.2 Trabajos futuros

En el desarrollo de la tesis se evalúa el algoritmo propuesto a nivel de simulación y con medidas reales, teniendo en cuenta los resultados obtenidos y con el objetivo de mejorar el desempeño de MC IZMA_SD se proponen los siguientes trabajos:

- La investigación realizada consideró un SU fijo y con única antena, en trabajos futuros se debe tener en cuenta la movilidad de los usuarios, así como el WBSS con dispositivos de múltiples antenas.
- Evaluar el desempeño del algoritmo propuesto modelando canales de radio en escenarios de ensombrecimiento, desvanecimiento por multitrayectorias, desvanecimiento por efectos atmosféricos, atenuaciones, interferencias y otros fenómenos que afectan las comunicaciones inalámbricas.
- Para evaluar el algoritmo MC IZMA_SD en trabajos futuros se recomienda la implementación en SDR con mayor capacidad de procesamiento, muestreo y resolución del ADC, para que los datos recuperados presente mayor precisión.

- Una vez se recupera la señal por medio de MC IZMA_SD se sugiere para la detección de huecos espectrales en banda ancha implementar en el banco de detectores otros algoritmos de SS en NB como el detector de características cicloestacionarias, el filtro adaptativo, ANN y lógica fuzzy, entre otras, validando la sensibilidad de detección, el tiempo de respuesta y la facilidad de implementación.
- Aplicar el algoritmo en la SS cooperativo para lograr reducir el tiempo de respuesta.

Apéndice A

Algoritmos y codificación MC IZMA_SD

En la sección A1 se presenta el origen de los códigos desarrollados por Shabat y Averbuch [73], al igual que la adaptación hecha inicialmente para el NBSS Sub-Nyquist etapa de reconstrucción de la señal. En la sección A.2 se describe el detalle del algoritmo para integrar en las celdas no muestreadas un valor semilla a partir de la desviación estándar.

A1. Códigos Computacionales de Reconstrucción de Señal con MC IZMA_SD

G. Shabat y A. Averbuch publican en el año 2017 los script relacionados con “Matrix completion using nuclear norm, spectral norm or weighted nuclear norm minimization”, códigos creados con MATLAB R2014a y disponibles en la dirección: <https://la.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/50056-matrix-completion-using-nuclear-norm-spectral-norm-or-weighted-nuclear-norm-minimization>

En la plataforma de desarrollo colaborativo GitHub se crea un sitio web <https://github.com/olger-erazodlc-code/MC-IZMA-SD-Reconstruccion> en el cual se encuentra los enlaces de interés así como el repositorio de los scripts modificados y desarrollados en MATLAB R2017a del algoritmo MC IZMA_SD - etapa de reconstrucción, como aportes de la tesis de maestría.

La tabla A.1 describe la función de cada Script residente en el repositorio MC-IZMA-SD-Reconstrucción; el archivo inicial a ejecutar para reconstruir una sola señal se denomina maestro_simulador_1_senal_1_simulacion.m, en donde el usuario puede seleccionar el nivel de ruido, así como el tipo de señal determinística a reconstruir

seno, coseno, BPSK, QPSK y solo ruido. Mientras que el archivo maestro_simulador.m ejecuta hasta mil simulaciones por cada tipo de señal determinística en diferentes SNR, los resultados de la simulación los almacena en un archivo plano para su posterior análisis por el software SSA. El archivo integre_semilla_desv_est4.m es el archivo fundamental que calcula la desviación estándar de las muestras, asignando valores semillas a partir de la muestra conocida anterior y siguiente.

| Nombre script | Función |
|---|--|
| maestro_simulador_1_senal_1simulacion.m | Establece un proceso de reconstrucción en una la señal determinística y una SNR fija. |
| maestro_simulador | Establece un número determinado de procesos de reconstrucción en las diferentes señales deterministas y a diferentes SNR. |
| matrix_completion_izma_sd_auto.m | Ejecuta el número determinado de simulaciones, construyendo la señal determinista y sumándole el ruido; se ejecuta hasta que se minimice la norma nuclear de X. Gráfica al igual que almacena los resultados de la simulación en un archivo plano. |
| integre_semilla_desv_stan4.m | Integra el valor semilla en la matriz a reconstruir M. |
| MatrixCompletion.m | Ejecuta el algoritmo encargado de minimizar la norma nuclear de X sea $\leq \lambda$ y el Error de Frobenius sea menor que la tolerancia. |
| MatApproxNuclear.m | Aproxima a la matriz X hasta que el Error de Frobenius con respecto al valor anterior se aproxime a 0 y además no se supere un límite de iteraciones. |
| FindNuclearNormApprox.m | Encuentra la norma nuclear λ , genera la nueva matriz X por medio de programación cuadrática que da solución al problema de minimización de la λ . |

Tabla A.1. Función de los Script etapa de reconstrucción.

A2. Integre Semilla Desviación Estándar

En esta sección se describe en detalle el algoritmo “Integre semilla desviación estándar”, en donde aparte del vector N construido a partir de una fila de la matriz M se requiere conocer si la fila de origen es par o impar, de este modo identifica las posiciones en las cuales se encuentran los elementos no muestreados y asigna el valor semilla a partir de la SD de las muestras conocidas.

Algoritmo. Integre semilla desviación estándar

Entradas:

N Vector a insertar semilla
 INICIO2 1 si es fila impar y 0 si fila es par

Salida:

M Matriz con valores semilla SD.

1: $SD \leftarrow$ Desviacion estandar de N.

2: $columnas_{sem} \leftarrow$ calcular columnas de la matriz N

3: $M \leftarrow$ integre semilla desviación estandar desde matriz N

4: $i \leftarrow 0$ semilla $\leftarrow N$

5: *Repetir:*

6: $i \leftarrow i + 1$

7: Si (inicio2 = 1)

8: $residuo =$ modulo de i dividido entre 2

9: Si (residuo = 0) y ($i < columnas_{sem}$)

10: $anterior \leftarrow semilla(1, i - 1)$

11: $proximo \leftarrow semilla(1, i + 1)$

12: Si ($anterior < 0$) y ($proximo < 0$)

13: $semilla(1, i) \leftarrow -SD$

14: fin si

15: Si ($anterior \geq 0$) y ($proximo \geq 0$)

16: $semilla(1, i) \leftarrow SD$

17: fin si

18: $xy \leftarrow anterior + valor_absoluto(proximo)$

19: $xy \leftarrow xy - (2 * SD)$

20: $xy \leftarrow \frac{valor_absoluto(xy)}{2}$

```

21:      Si (anterior ≥ 0) y (proximo < 0)
22:          semilla(1, i) ← xy
23:      fin si
24:      Si (anterior < 0) y (proximo ≥ 0)
25:          semilla(1, i) ← -xy
26:      fin si
27:  fin si
28:  Si (i = columnassem) y (residuo = 0)
29:      anterior ← semilla(1, i - 1)
30:      Si (anterior < 0)
31:          semilla(1, i) ← -sd/2
32:      si no
33:          semilla(1, i) ← sd/2
34:      fin si
35:  fin si
36:  fin si
37:  Si (inicio2 = 0)
38:      residuo = modulo de i dividido entre 2
39:      Si (residuo = 1) y (i < columnassem) y (i > 1)
40:          anterior ← semilla(1, i - 1)
41:          proximo ← semilla(1, i + 1)
42:          Si (anterior < 0) y (proximo < 0)
43:              semilla(1, i) ← -SD
44:          fin si
45:          Si (anterior ≥ 0) y (proximo ≥ 0)
46:              semilla(1, i) ← SD
47:          fin si
48:          xy ← anterior + valor_absoluto(proximo)
49:          xy ← xy - (2 * SD)
50:          xy ←  $\frac{\text{valor\_absoluto}(xy)}{2}$ 
51:          Si (anterior ≥ 0) y (proximo < 0)
52:              semilla(1, i) ← xy
53:          fin si
54:          Si (anterior < 0) y (proximo ≥ 0)

```

A2. Algoritmo. Integre semilla desviación estándar

```
55:         semilla(1,i) ← -xy
56:     fin si
57: fin si
58: Si ( i=1)
59:     proximo ← semilla( 1,i + 1)
60:     if (próximo<0)
61:         semilla(1,i) ← -sd/2
62:     si no
63:         semilla(1,i) ← sd/2
64:     fin si
65:     Si (i = columnassem) y (residuo = 1)
66:         anterior ← semilla( 1,i - 1)
67:     Si (anterior < 0)
68:         semilla(1,i) ← -sd/2
69:     si no
70:         semilla(1,i) ← sd/2
71:     fin si
72: fin si
73: fin si
74:mientras (i<= columnassem)
75:Retornar matriz semilla
```

Fuente: Autor

Apéndice B

Diagramas de Flujo Detección Espectro Banda Estrecha Nyquist

B1. Controlador de Simulación de 4 Métodos

La **figura B.1.** representa el diagrama del script denominado `simulador_5metodos.m`, capaz de ejecutar de forma secuencial cada uno de los script y guardar los resultados en un archivo con extensión `txt` para su posterior análisis.

En el diagrama se pueden cambiar los valores de la variable `tipo` de `tipo_modulacion='1'` a `'0'`, valores asignados a BPSK y QPSK respectivamente. La variable `no_termina` inicialmente es igual a 1, al término de la ejecución del último script esta se hace igual a cero; haciendo que se decremente la variable `isimula`, la cual indica el número de simulaciones que se quiere ejecutar. La variable `senal_mas_ruido` puede tener un valor, en este caso 1 para un canal AWGN. El primer script que ejecuta se denomina `transmisor simulador`, una vez se ejecuta y termina, de forma inmediata ejecuta el siguiente script; al final los algoritmos consignan los resultados en las variables `d_e_var`, `c_e_var`, `f_a_var`, `r_n_var` y `e_v_var`, estas se hacen iguales a cero si no está ocupado el canal y toman el valor de 1 cuando detectan al PU.

Una vez se termina la simulación de los 5 scripts, el archivo generado se identifica por un nombre y una fecha hora de creación, en cada simulación se anexa un registro que cuenta con la siguiente estructura: `tipo modulación`, `tipo canal`, `valor de la desviación estándar del ruido`, `resultado ED`, `resultado CFD`, `resultado MFD`, `resultado NN`, `resultado RMT` y finalmente la fecha hora de la evaluación; la cadena de caracteres es separado por símbolos y un aplicativo SSA los almacena en una tabla de la DB. El

siguiente aparte indica la secuencia de los script a ejecutar por parte de simulador_5metodos.m, así:

1. transmisor_simulador.m
2. deteccion_energia.m
3. ciclo_estacionario.m
4. filtro_adaptado.m
5. red_neuronal.m

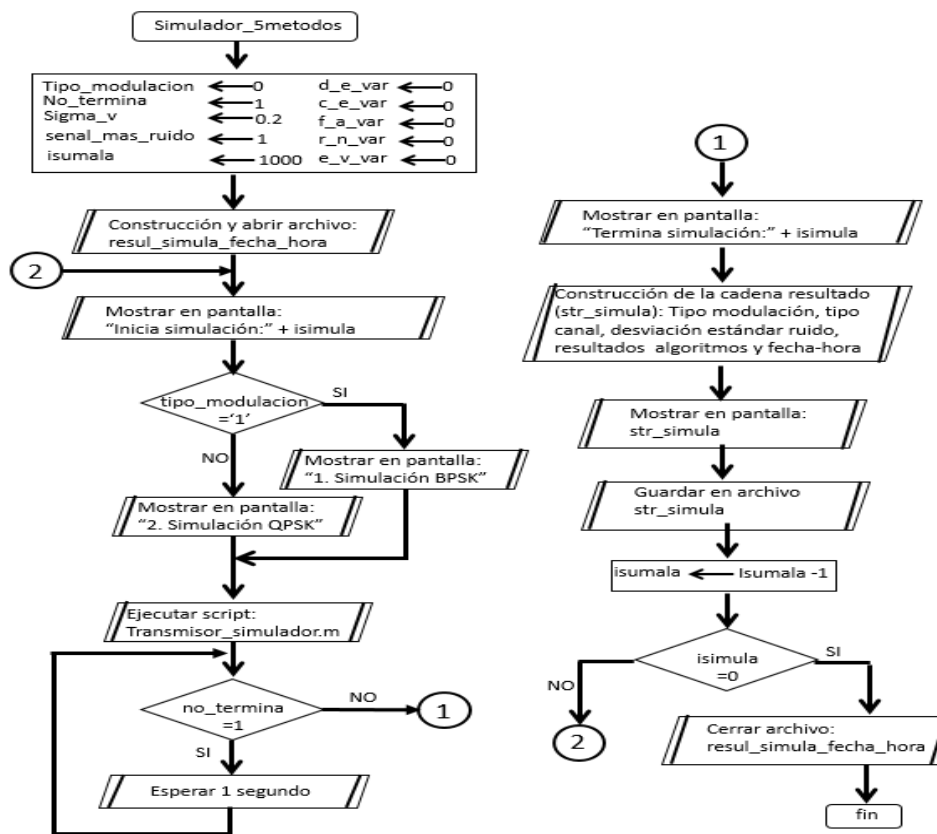


Figura B.1. Diagrama de flujo simulador 5 métodos. Fuente: por autor.

B2. Transmisor Banda Estrecha Nyquist

Para simular un escenario en el cual existe un canal con determinadas condiciones se construye un diagrama de flujo que se denomina transmisor_simulador. En la **figura B.2** se identifica el proceso para generar los bytes a transmitir y

B2. Transmisor Banda Estrecha Nyquist

aconditionarlos de acuerdo a un esquema de modulación digital BPSK y QPSK elegido, más el ruido, así como las pérdidas por propagación.

La función raíz cuadrada del coseno alzado tiene el objetivo de determinar la respuesta al impulso del canal, función en la cual se emplea un roll_off de 0.5 unidades, con un periodo de 4, que hace que se ocupe un mayor ancho de banda pero que minimiza el efecto de la interferencia intersimbólica. Una vez se obtiene la respuesta al impulso, se obtiene la matriz que contiene el bit a transmitir seguido de un número determinado de ceros. Se aplica la convolución entre la respuesta del canal al impulso y la señal muestreada a transmitir que depende de la elección hecha en el primer componente denominado "simulador_5metodos" en donde se determina las condiciones de AWGN y otras características de canal.

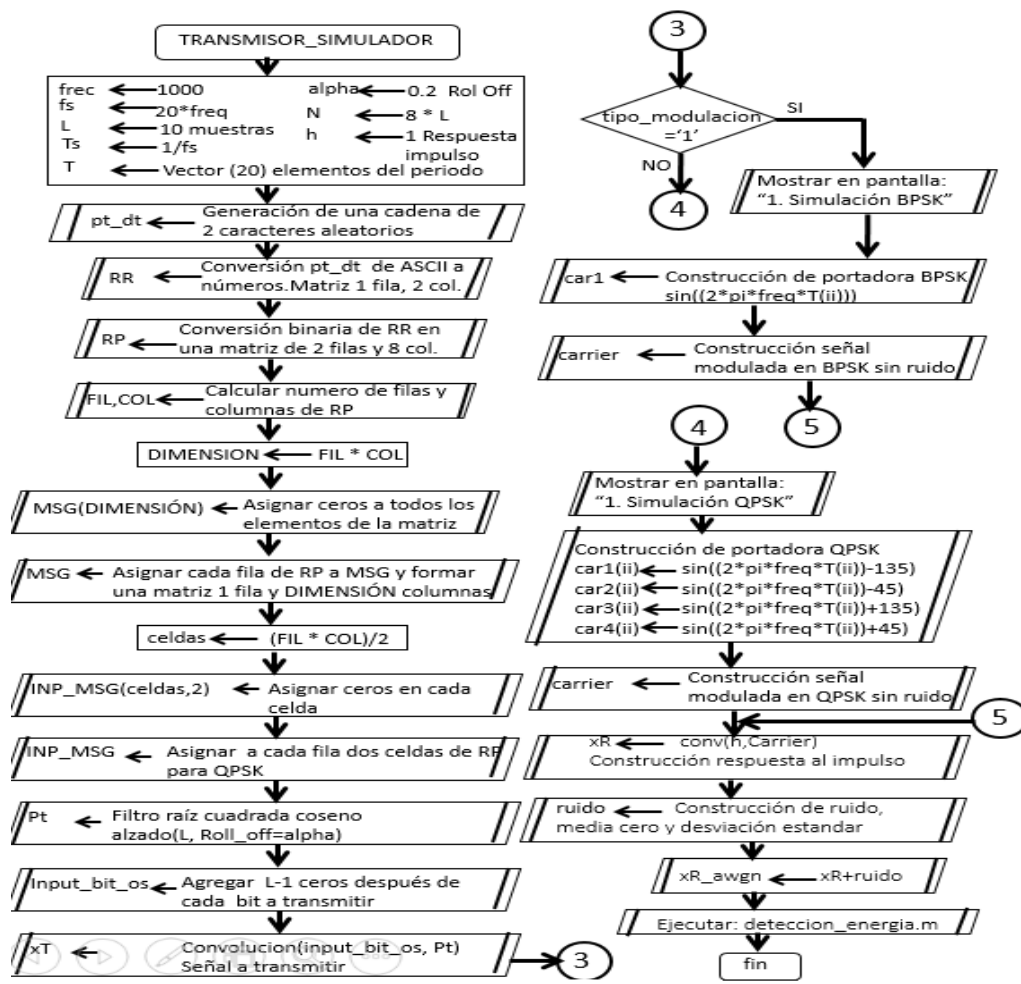


Figura B.2. Diagrama de flujo transmisor_simulador, adaptado de [39].

B3. Detección de Energía

Para detectar la energía inicialmente se determina la PSD y se calcula la energía de la señal, en la **figura B.3** se identifica un bloque encargado de establecer la longitud del periodograma para reservar en memoria una matriz denominada free, en ella se almacena la sumatoria de cada 16 columnas del periodograma.

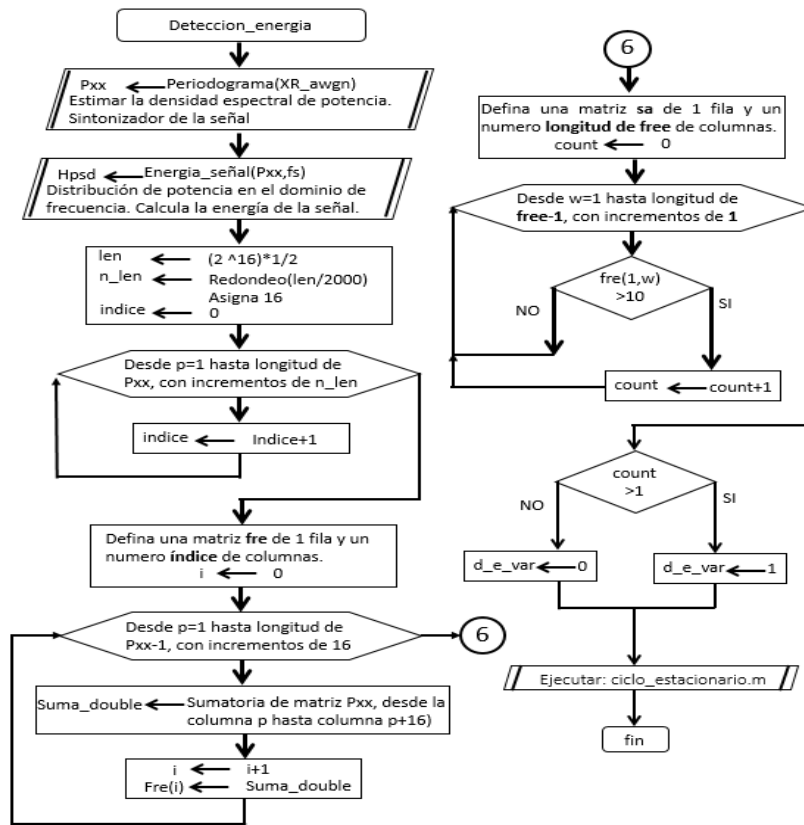


Figura B.3. Diagrama de flujo detección_energia, adaptado de [39].

Posteriormente se valida que cada elemento de la matriz free es mayor que un determinado umbral, de ser correcta la validación entonces se incrementa una variable denominada count. Una vez se terminan las validaciones de la matriz free con respecto a un umbral previamente establecidas, se verifica si la variable count es mayor a 1, de ser afirmativo la variable d_e_var toma el valor de 1, que describe en este caso que existe un PU en el canal. Finaliza el diagrama ejecutando la detección por cicloestacionarios.

B4. Detección de Características Cicloestacionarias

Se definen dos frecuencias, una de ellas se denomina superior $frec_sup$ y una frecuencia inferior denominada $frec_inf$, se asigna para la primera un múltiplo de 4 de la frecuencia de trabajo denominada $frec$ y en la segunda se asigna el valor negativo del $frec_sup$; por otra parte, en la **figura B.4** se identifica el factor de resolución, variable identificada como $resol$ inicialmente puesta en 1, valor a tener en cuenta en el desplazamiento de las frecuencias. Se estima para el análisis el tiempo, el cual se obtiene a partir de la frecuencia de muestreo F_s y la longitud de la señal recibida xR_awgn , en este último caso cuenta con aproximadamente 160 elementos en el vector si se envía un solo carácter.

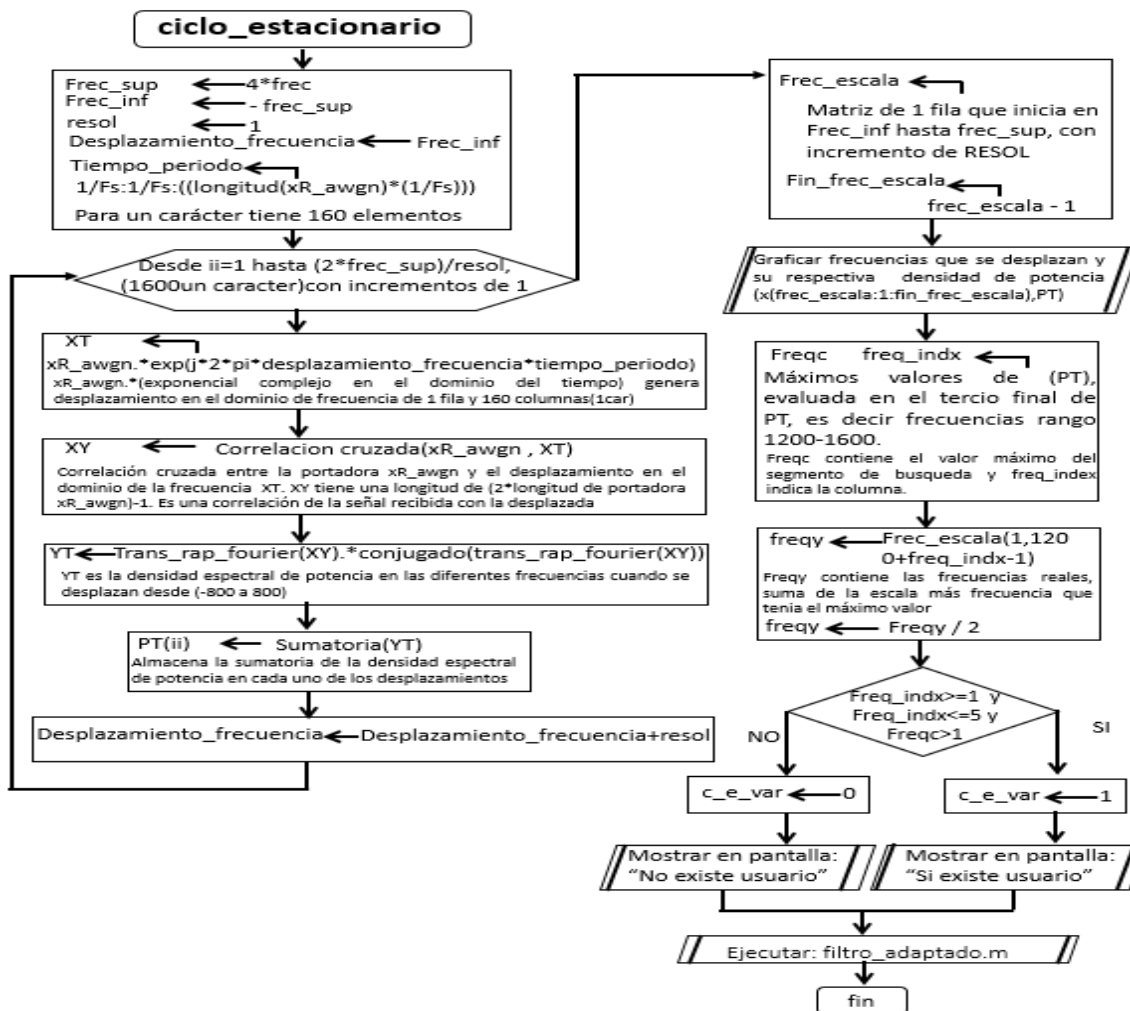


Figura B.4. Diagrama de flujo ciclo_estacionario, adaptado de [39]

Se asume que la señal que se recibe es cicloestacionaria, en donde la media y la auto correlación son funciones periódicas del tiempo. Por lo anterior se define XT una matriz que corresponde a un desplazamiento en frecuencia, la cual se obtiene de multiplicar la portadora por un exponencial complejo en el dominio del tiempo. Posterior a esto se realiza la correlación de la señal recibida xR_awgn con su versión de la desplazada XT, estos cálculos se asignan a XY el cual es una matriz de 1 fila por dos veces la longitud de la portadora menos 1. Se aplica la transformada rápida de Fourier y se multiplica por el conjugado de la FFT de XY para obtener YT, con esto se obtiene la PSD de las diferentes frecuencias cuando se desplazan. Los valores de YT se suman y se almacenan en una matriz denominada pt, la cual se conforma de una fila y 1600 columnas; esto quiere decir que pt registra las sumatorias de las PSD de cada uno de los desplazamientos.

Se estiman los máximos valores de pt, evaluada en el tercio final de PT, es decir frecuencias desplazadas en un rango 1200-1600, los resultados de la evaluación se almacenan en una matriz denominada freqc la cual contiene el valor máximo del segmento de búsqueda y freq_index que representa la columna que contiene ese valor, la columna hace referencia a la frecuencia de desplazamiento. Finalmente se evalúa que las 5 primeras columnas de freq_indx contengan los valores entre 1 a 5, además los valores deben ser mayores a 1, considerados los máximos valores de la PSD; si cumplen con las condiciones anteriores se determina la presencia de un PU en el canal.

B5. Detección por Filtro Adaptado

El filtro adaptado descrito en la **figura B.5** requiere conocer a priori la forma de la onda, para el escenario propuesto inicialmente se valida el tipo de modulación, de ser QPSK se construyen cuatro portadoras y de ser BPSK se construyen dos portadoras, las cuales posteriormente se comparan por medio de la correlación cruzada con la señal recibida xR_awgn .

La correlación cruzada mide la similitud entre la señal recibida que se encuentra desplazada y cada una de las portadoras a comparar, en este caso se toman las 20 primeras columnas de la señal recibida y se comparan con las diferentes portadoras. El vector resultante de la comparación cuenta con las diferentes correlaciones, el valor

más alto indica la mayor correlación. Una vez se encuentra el máximo valor de la correlación se compara con un valor de umbral.

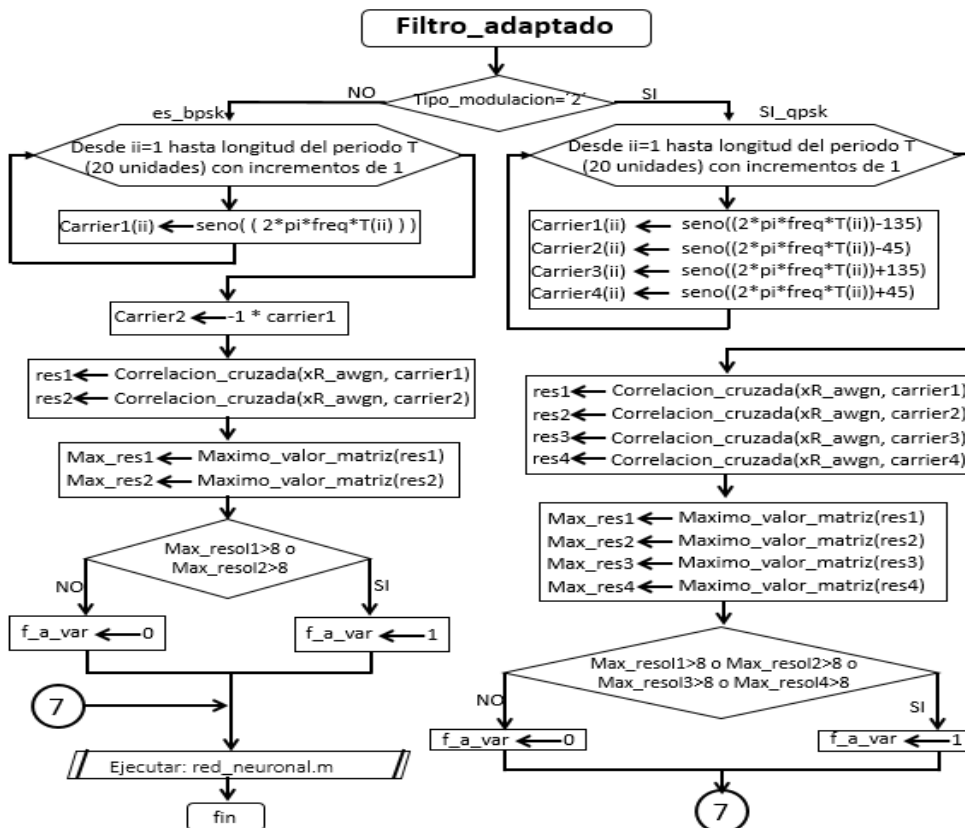


Figura B.5. Diagrama de flujo filtro_adaptado, adaptado de [39].

El valor del umbral se determinó a partir de algunas simulaciones, comprobando que cuando existe una señal en QPSK el valor es superior a 8 y bajo un excesivo ruido sin existir la señal PU en el canal el valor se encuentra por debajo de 5,6.

B6. Detección por Redes Neuronales Artificiales

Para utilizar ANN se debe entrenar las neuronas para que logren reconocer los patrones en la señal recibida a partir de la función objetivo la cual se obtiene después de un proceso de entrenamiento. La **figura B.6** describe el proceso de entrenamiento, para realizar este proceso, primero se construyen las portadoras de la modulación BPSK y se almacenan en la matriz denominada matriz_BPSK_ent.

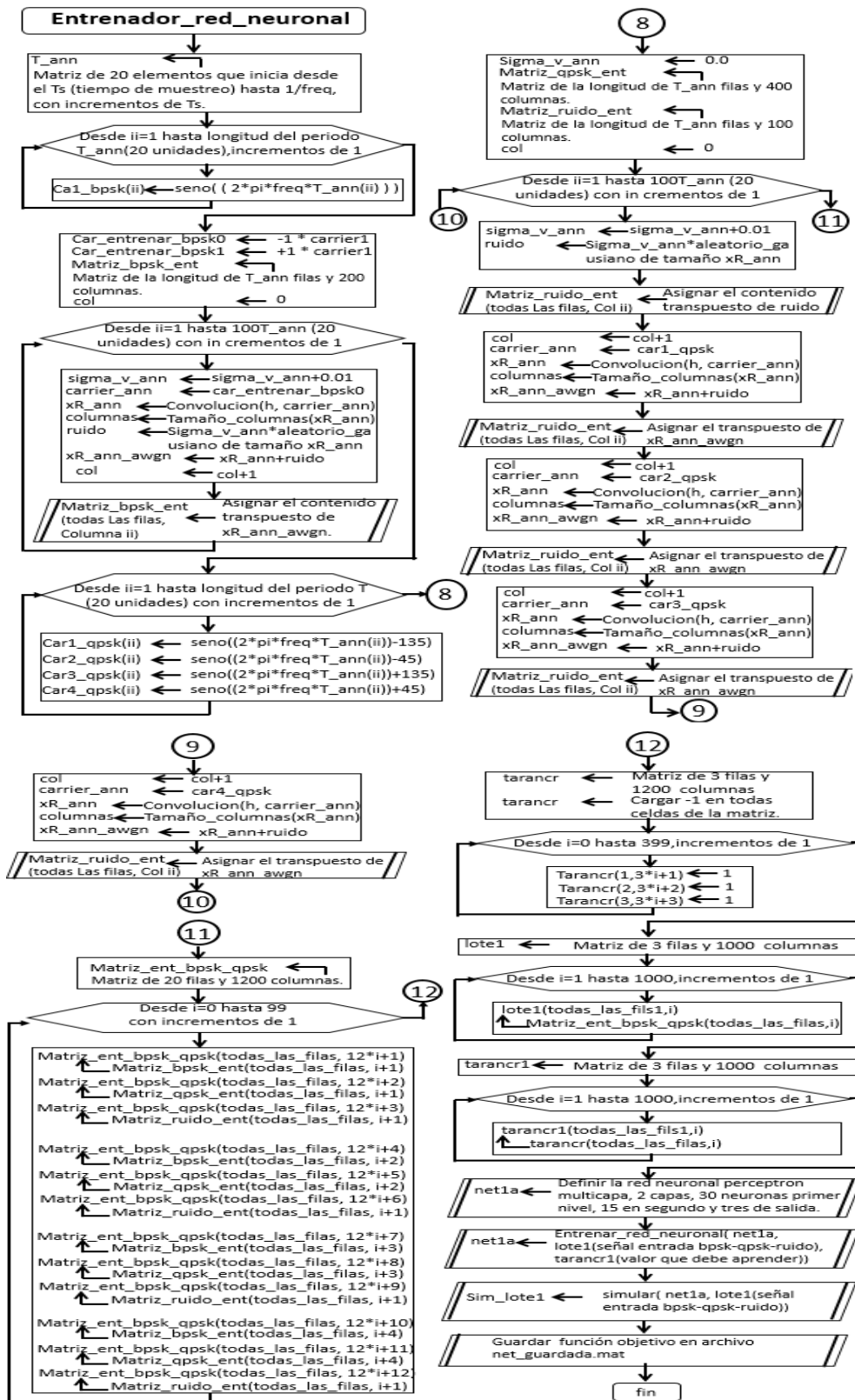


Figura B.6. Diagrama de flujo entrenador_red_neuronal. Fuente: por autor

Las portadoras en QPSK se almacenan en la matriz `matriz_QPSK_ent` y finalmente se construye una matriz de ruido al cual se identifica como `matriz_ruido_ent`. Teniendo en cuenta la frecuencia de muestreo se encuentra que el periodo tiene 20 elementos, por ello la `matriz_BPSK_ent` tiene 20 filas y 200 columnas, cada columna se le adiciona un ruido `awgn`, las impares por ejemplo cuenta con la representación del 0 como BPSK más ruido, mientras que las columnas pares representan el 1 como BPSK mas el ruido, que se ha incrementado continuamente en cada ciclo iniciando desde una desviación estándar en 0.01 hasta 1. Este mismo procedimiento se realiza para la modulación QPSK, en donde la columna número 1 cuenta con la representación de los bits 00, la segunda columna representa 01, la tercera columna 10 y finalmente la cuarta columna con la representación de los 11 bits; por esta razón `matriz_QPSK_ent` cuenta con 20 filas y 400 columnas.

Para realizar el proceso de entrenamiento se define una matriz denominada `matriz_ent_BPSK_QPSK`, conformada por 20 filas y 1200 columnas, en la cual se unifican los valores registrados en las matrices `matriz_BPSK_ent`, `matriz_QPSK_ent` y `matriz_ruido_ent`; la primera columna de la matriz de aprendizaje corresponde a valores de modulación BPSK, la segunda columna registra los datos de la modulación QPSK y finalmente la tercera columna contiene los datos de la matriz de ruido. Posterior a esto se define la matriz denominada `tarancr`, que se conforma de 1200 columnas y 3 filas, en la cual se registran los valores de salida que en este caso es 1 si corresponde a la identificación de una señal BPSK, QPSK y ruido. Para continuar con el entrenamiento se conforma una matriz denominado `lote1`, la cual se estructura a partir de las primeras 400 columnas de la `matriz_ent_BPSK_QPSK`, al igual que una matriz de salida denominada `tarancr1` de 3 filas y 400 columnas.

La arquitectura de ANN corresponde a un perceptrón multicapa, cuenta con dos capas ocultas, 30 neuronas en el primer nivel, en este caso mantiene una proporción de 10 multiplicado por las clases a identificar; en la segunda capa se mantiene una proporción de 5 neuronas por cada clase, por tanto, se conforma de 15 neuronas; la capa de salida es de 3 neuronas. La arquitectura emplea una función de transferencia tipo sigmoideo (`tansing`), conocida como la función sigmoidea tangente hiperbólica, empleando un algoritmo de aprendizaje de retro-propagación.

Finalmente se ejecuta el proceso de aprendizaje y entrenamiento, para concluir se almacena la función objetivo y los diferentes coeficientes de la red en un archivo denominado `net_guardada.mat` para ser empleada en la identificación de los patrones.

En el proceso de entrenamiento el error medio cuadrático se fijó en 0.00001 y se alcanzó en la iteración 74. Una vez entrenada la red se procede a detectar los patrones correspondientes en las señales a evaluar; en la **figura B.7** se observa que el algoritmo tras aplicar la función objetivo se obtiene la salida del perceptrón clasificando las señales, si el contador de la clasificación del ruido es diferente de cero se considera que el canal está libre.

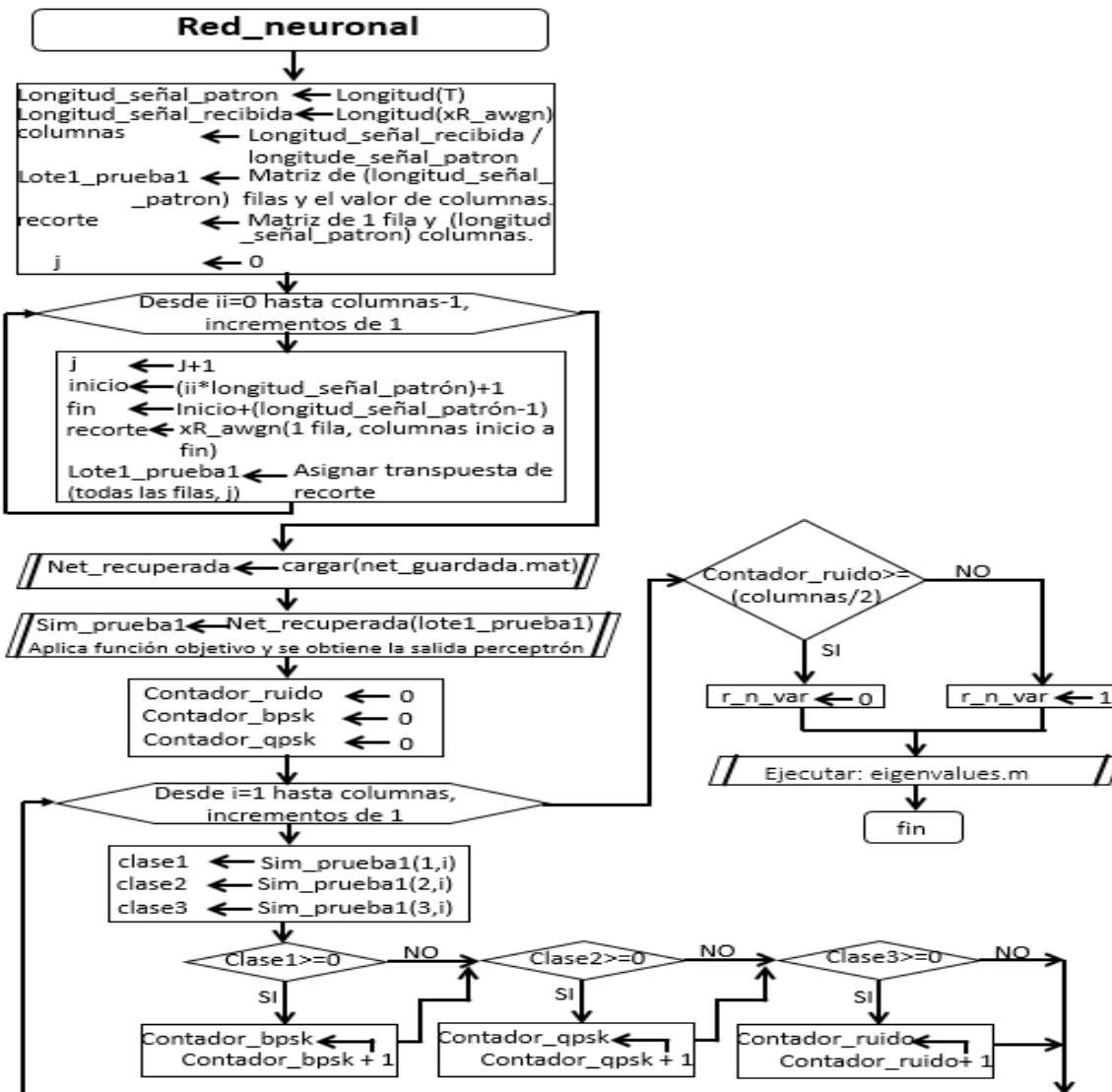


Figura B.7. Diagrama de flujo SS ANN. Fuente: por autor.

Apéndice C

Base de datos y software para evaluación de resultados

Las cuatro primeras secciones presentan el diseño de las tablas que almacenan los resultados de las diferentes simulaciones, en la quinta sección se presenta una guía para la instalación y configuración del software SSA desarrollado para la evaluación del algoritmo propuesto en la tesis de maestría.

C1. Tabla Reconstrucción de Señal con MC IZMA_SD

La DB denominada detección_espectro cuenta con una tabla denominada izma_sd_be, en ella se organiza y agrupan datos resultados de las simulaciones para recuperar una señal a partir de la aplicación del algoritmo IZMA –SD. La tabla de la DB denominada izma_sd_be cuenta con más de 6000 registros, producto de la simulación y ejecución de los algoritmos. En la tabla izma_sd_be se almacenan los resultados de las simulaciones, por lo tanto, se cuenta con los campos denominados: cod_isma_sd_be, senal, dsr, snr, nni, nnf, emc, ocm, sem y fecha_hora. La descripción de cada campo se encuentra en la tabla C.1 y C.2.

| Abreviatura | Significado | Descripción |
|-------------|---|----------------|
| PK | Es un acrónimo de Primary Key; es un campo único, irrepitable que sirve para identificar los registros de una tabla | Llave primaria |
| NN | El campo debe tener un valor y no se puede dejar vacío. | No nulo |

Tabla C.1. Nomenclatura de esquemas completos de una tabla.

| NOMBRE: izma_sd_be | | | |
|---|------------------|-------------|---|
| DESCRIPCIÓN: Almacena información relacionada con los resultados de recuperación de una señal Banda Estrecha en diferentes SNR. | | | |
| ATRIBUTOS: | | | |
| CAMPO | TIPO_DATO | PROPIEDADES | DESCRIPCIÓN |
| cod_isma_sd_be | Entero | PK | Identificador del resultado de la simulación. |
| senal | Carácter | NN | Identifica el tipo de señal: BPSK, QPSK, seno, coseno y ruido. |
| dsr | Numérico decimal | NN | Desviación estándar del ruido. |
| snr | Numérico decimal | NN | Relación señal a ruido |
| nni | Numérico entero | NN | Norma nuclear inicial de la señal. |
| nnf | Numérico decimal | NN | Norma nuclear de la señal recuperada. |
| emc | Numérico decimal | NN | Error medio cuadrático. |
| ocm | Numérico entero | NN | Numero de aproximaciones para llegar a matriz recuperada. |
| sem | Numérico decimal | NN | Nivel de semejanza de la señal de referencia, con respecto a la señal recuperada. |
| fecha_hora | Fecha hora | NN | Fecha hora de la simulación. |

Tabla C.2. Esquema tabla de datos izma_sd_be

La tabla se implementa el código en el gestor de base de datos MYSQL y por medio de una conexión con el software SSA se decodifican los datos desde un archivo plano generado por MATLAB. Se decodifican cadenas como la descrita a continuación:
 \$BPSK*1_dsr4.211>snr-5.62?nni41.70?nnf45.52#emc0.016266287268
 (ocm338)sem0.3690+29/06/2019 18:39:27

C2. Tabla Reconstrucción de Señal UHF con IZMA_SD Detección de Energía

La DB cuenta con una tabla denominada uhf_de_subnyquist, cuenta con más de 1000 registros producto de la ejecución de los algoritmos en WB. En la tabla

uhf_de_subnyquist cuenta con los campos denominados: cod_uhf_de, frec, estado, índice_estim, fecha_hora, limite_indice, calc_aprox, norma_nuclear_lambda. La descripción de cada campo se encuentra en la tabla C.3.

| NOMBRE: uhf_de_subnyquist | | | |
|--|------------------|-------------|--|
| DESCRIPCIÓN: Almacena información relacionada con los resultados de detección de reconstrucción de una señal, WBSS DE para una señal en UHF. | | | |
| ATRIBUTOS: | | | |
| NOMBRE CAMPO | TIPO_DATO | PROPIEDADES | DESCRIPCIÓN |
| cod_uhf_de | Entero | PK | Identificador del resultado de reconstrucción de señal UHF. |
| frec | Numérico entero | NN | Identifica la frecuencia central |
| estado | Carácter | NN | Indica el resultado de la evaluación (ocupado o libre). |
| indice_estim | Numérico decimal | NN | Índice estimado de nivel de señal. |
| fecha_hora | Fecha hora | NN | Fecha hora de la reconstrucción. |
| limite_indice | Numérico decimal | NN | Límite para determinar si una frecuencia está ocupada o libre. |
| calc_aprox | Numérico entero | NN | Numero de aproximaciones de la matriz para llegar a matriz recuperada. |
| norma_nuclear_lambda | Numérico entero | NN | Norma nuclear de la matriz recuperada |

Tabla C.3. Esquema tabla de datos uhf_de_subnyquist

El diseño de la tabla se implementa en el gestor de base de datos MYSQL; con el software SSA se decodifican los datos desde un archivo plano generado por MATLAB al reconstruir las señales en UHF. Se decodifican cadenas como la descrita a continuación: \$485MHz16_est_lib>-4.57*1+18:12:21limiteind-4.00error_frob 0.00000000calc166 lambda022.

C3. Tabla para Evaluar Algoritmos SS Nyquist en Banda Estrecha

La DB cuenta con una tabla denominada resultados_simulacion, cuenta con más de 12000 registros producto de la simulación y ejecución de los algoritmos en NB. En la tabla resultados_simulación cuenta con los campos denominados: cod_resultado, tipo_mod, señal_rido, dsr, snr, de, ce, fa, ra y fecha_hora. La descripción de cada campo se encuentra en la tabla C.4.

| NOMBRE: Resultados_simulacion | | | |
|--|---------------------|-------------|--|
| DESCRIPCIÓN: Almacena información relacionada con los resultados de detección de espectro NB Nyquist de los diferentes algoritmos. | | | |
| ATRIBUTOS: | | | |
| CAMPO | TIPO_DATO | PROPIEDADES | DESCRIPCIÓN |
| cod_resultado | Entero | PK | Identificador del resultado de la simulación. |
| Tipo_mod | Carácter (B,Q) | NN | Identifica el tipo de modulación B=BPSK y Q=QPSK |
| tipo_canal | Carácter (R,S,D) | NN | Representa la condición de canal: R=solo ruido, S=señal más ruido, D=desvanecimiento |
| dsr | Numérico decimal | NN | Desviación estándar del ruido. |
| snr | Numérico entero | NN | Relación señal a ruido |
| de | Numérico decimal | NN | Es 1 si detecta ocupado, empleando ED. |
| ce | Numérico entero | NN | Es 1 si detecta ocupado, empleando CFD. |
| fa | Numérico entero | NN | Es 1 si detecta ocupado, empleando MFD. |
| rn | Numérico entero | NN | Es 1 si detecta ocupado, empleando ANN. |
| Fecha_hora | Fecha hora | NN | Fecha hora de la simulación. |

Tabla C.4. Esquema tabla Resultados_simulacion.

Se implementa el diseño de la base de datos y se construye las tabla en el gestor de base de datos MYSQL; por medio de un formulario del software SSA se decodifican los datos desde un archivo plano generado por MATLAB, decodifica cadenas de texto como la descrita a continuación: \$BPSK*awsi_dsr0.40?de1#ce1(fa1) rn1+31/08/2016 18:13:17.

C4. Tabla para Determinar Umbral de Ruido de una Señal en FM

La DB cuenta con una tabla denominada determinar_umbral, cuenta con más de 122000 registros producto de la medición del umbral de ruido en diferentes frecuencias en el FM y en diferentes ubicaciones. En la tabla determinar_umbral cuenta con los campos denominados: cod_lectura, ubicación, frec_central, usuario, rango y db_rango. La descripción de cada campo se encuentra en la tabla C.5.

| NOMBRE: determinar_umbral | | | |
|--|-----------------------|-------------|---|
| DESCRIPCIÓN: Almacena información relacionada con los resultados de las mediciones en fm para determinar el umbral de ruido. | | | |
| ATRIBUTOS: | | | |
| CAMPO | TIPO_DATO | PROPIEDADES | DESCRIPCIÓN |
| cod_lectura | Entero | PK | Identificador de la lectura de umbral |
| ubicación | Carácter (B,C,D,E) | NN | Ubicación en cuatro diferentes sitios geográficos para la medición. |
| frec_central | Entero | NN | Frecuencia en Mhz a medir. |
| usuario | Carácter (‘0’,‘1’) | NN | Usuario: ‘1’=presencia de PU y ‘0’=Sin presencia de PU |
| rango | Numérico entero | NN | Ventana de periodograma para calcular potencia |
| db_rango | Numérico entero | NN | Potencia de la señal en decibeles en el rango de frecuencia medida |

Tabla C.5. Esquema tabla determinar_umbral.

Una vez se cuenta con el diseño de la base de datos, se implementa y se construye la tabla en el gestor de base de datos MYSQL; con el software SSA se decodifican los datos desde un archivo CSV generado por MATLAB.

C5. Aplicativo Detección de Espectro SSA – Guía instalación

El software SSA se diseña bajo el paradigma de programación orientada a objetos en Visual Basic.NET versión 2017, perteneciente al conjunto de herramientas de programación que se encuentran en Visual Studio, plataforma desarrollada por Microsoft. El componente software contiene 58 formularios, se encarga de decodificar los archivos generados por MATLAB como producto de las simulaciones así como de las medidas reales, los almacena en la base de datos y sirve de herramienta para el análisis probabilístico.

En la plataforma de desarrollo colaborativo GitHub se crea un sitio web <https://github.com/olger-erazodlc-code/MC-IZMA-SD-Software-SSA> en el cual se encuentra los instaladores del software, la base de datos y la guía de instalación. La tabla C.6 describe la función de cada archivo residente en el repositorio MC-IZMA-SD-Software-SSA; es necesario descargar, descomprimir los archivos ZIP y ejecutar paso a paso la guía de instalación descrita en el archivo de extensión pdf.

| Nombre script | Función |
|--|---|
| Aplicación RCDES.part1.rar a Aplicación RCDES.part6.rar | Contiene los instaladores del software SSA |
| Base de datos deteccion_espectro.rar | Contiene la base de datos MySQL, denominada detección_espectro. |
| Mysql+apache+odbc.rar | Contiene los conectores de software para integrar el aplicativo desarrollado en Visual Studio con la base de datos MySQL. |
| Otros componentes.rar | Contiene los módulos de graficación y estilos de apariencia del software |

Tabla C.6. Función de los archivos instaladores software SSA

Apéndice D

Hardware de implementación

D1. Hardware SDR

Un dispositivo hardware para SDR cuenta con módulo de transmisión y recepción, comparten los mismos circuitos y se encuentran dentro de la misma caja. Muchos de estos equipos cuentan con sistemas de procesamiento de señales basados en FPGA o microprocesadores, apoyados con módulos de conversión a analógico a digital, conversión digital a analógico y demás circuitos requeridos en telecomunicaciones. Existen equipos que presentan diferentes características, estos se describen en la tabla D.1.

| Nombre Comercial | Frec. Min. (MHz) | Frec. Max. (MHz) | Ancho de Banda (MHz) | Resolu de ADC | Transmite | Procesamiento |
|---------------------|------------------|------------------|----------------------|---------------|-----------|------------------------------|
| MatchStiq S10 | 70 | 6000 | 50 | 12 | Si | Xilinx™ Spartan 6 LX45T FPGA |
| USRP 1 | 10 | 6000 | 64 | 12 | Si | Altera Cyclone FPGA |
| BladeRF 2.0 | 47 | 6000 | 56 | 12 | Si | Altera Cyclone V FPGA |
| HackRF 1 | 30 | 6000 | 20 | 8 | Si | ARM Cortex-M4/M0 32 bits |
| Funcube Dongle Pro+ | 410 | 2050 | 0,192 | 16 | No | ----- |
| RTL-SDR 2832U V3 | 24 | 1766 | 2.4 | 8 | No | ----- |

Tabla D.1. Plataformas SDR existentes en el mercado

Los transceptores SDR una vez digitalizan una señal, generan señales IQ que se transmiten hasta el computador para ser procesadas. Una señal IQ corresponde a la representación de la señal en su forma compleja, se utilizan para el procesamiento digital de señales; si las señales de entrada IQ se grafican se observa como una de ellas se encuentra desfasada una determinada cantidad de grados, por ello los datos retornados por un generador como un USRP se representan con números complejos, siendo la parte real la identificada como I y la parte imaginaria la representada como Q. Para obtener la señal de entrada a partir del número complejo retornado por el hardware, se debe calcular la amplitud y la fase, posterior a ello se aplica la fórmula D.1.

$$\text{señal}_{\text{salida}} = Q \cos \theta + i \sin \theta \quad (\text{D.1})$$

D2. Características del USRP

El USRP cuenta con una tarjeta madre al igual que ranuras para insertar tarjetas hijas. En la tarjeta madre se encuentra la FPGA, los convertidores ADC's , DAC's, circuito RF, la conexión vía USB 2.0 y el módulo de alimentación. En las ranuras se acoplan las Daughterboards llamadas tarjetas hijas, algunas de ellas tienen la posibilidad de ser transceptoras, en otras palabras, pueden transmitir y recibir a la vez, llevando la señal de banda base o hasta la banda de RF o viceversa.

El módulo de procesamiento que utiliza un USRP es una FPGA Altera Cyclone EP1C12 [78], encargado de realizar los procesos matemáticos de las señales en banda base y reducir la tasa de muestreo de datos para la interface USB 2.0, transfiriendo hasta 16 MS/s de 8bits o 8MS/s a 16 bits, el USRP transfiere máximo 128 Mbit/s, por otra parte un puerto USB soporta una tasa real máxima de 280 Mbit/s. Existen 2 ranuras para tarjetas de transmisión etiquetadas como TXA y TXB; al igual que dos ranuras para recepción etiquetadas como RXA y RXB. Cada ranura por tarjeta tiene acceso a 2 de los 4 convertidores de datos de alta velocidad.

El USRP tiene 2 ADC's de alta velocidad, cada uno a 12 bits de resolución y 64 MS/s, luego teóricamente se puede recibir una señal que un ancho de banda menor o igual a 32 MHz. Además, cuenta con 2 DAC's, cada uno con 128 MS/s y 14 bits de resolución; para transmisión teniendo en cuenta la frecuencia de muestreo de Nyquist

se puede trabajar en teoría hasta 64MHz de ancho de banda y en recepción hasta 32 MHz de ancho de banda.

La tarjeta hija seleccionada para la implementación del algoritmo es la TVRX2 50-860 MHz Rx, tarjeta que cuenta con dos convertidores independientes para la recepción de dos bandas simultáneamente. La recepción con un ancho de banda máximo de 6 MHz, se utilizan para detección de señales de HF, VHF y UHF. Las especificaciones se describen en la tabla D.2.

| | |
|-----------------------|------------------|
| Rango de frecuencia | 50 MHz – 860 MHz |
| Figura de ruido | 8 dB |
| Ganancia en recepción | 0-95 dB |
| Ancho de banda | 6 MHz |

Tabla D.2. Especificaciones TVRX2. Fuente: www.ettus.com

D3. Especificaciones y Diseño del Transmisor FM

Para evaluar el funcionamiento apropiado del USRP se hace necesario el diseño de un sistema de transmisión FM de corto alcance, el diagrama de bloques descrito en la **figura D.1** muestra que se emplea como transmisor de FM el circuito integrado KT0803L [79], quien a través de una interfaz I2C se comunica con un microcontrolador; el circuito integrado programable por medio de un puerto RS232 conectado a un equipo de cómputo permite programar la ganancia del transmisor y la frecuencia de trabajo, comprendido este último parámetro entre los 70 a 108 MHz. El estado del sistema de TX FM se visualiza en una pantalla LCD. El alcance del transmisor es de 50 mts con línea de vista.

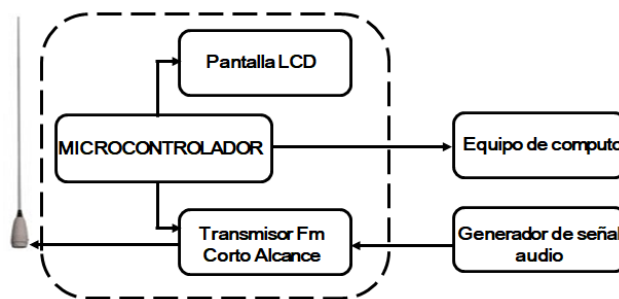


Figura D.1. Diagrama de bloques transmisor FM. Fuente: por autor.

El circuito integrado a emplear es KT0803L, transmisor FM de corto alcance, el cual cuenta con dos ADC de audio con 20 bits de resolución, además integra un procesador de audio digital y un transmisor de radiofrecuencia. Cuenta con un bus I2C, requiere de una fuente de alimentación desde 1,6V a 3,6 V. y presenta SNR superior a 66 dB. El microcontrolador de 8 bits a utilizar es el PIC16F877, el cual es seleccionado por su bajo costo, disponibilidad y buenas prestaciones, estas últimas relacionadas con una memoria de programa flash 8192 palabras, 368 bytes de memoria de datos, 256 bytes de memoria EEPROM, entre otras. La pantalla LCD alfanumérica LM044L se elige para visualizar el estado del sistema, ya que cuenta con 4 filas y 16 columnas. El diagrama de conexiones se observa en la **figura D.2**.

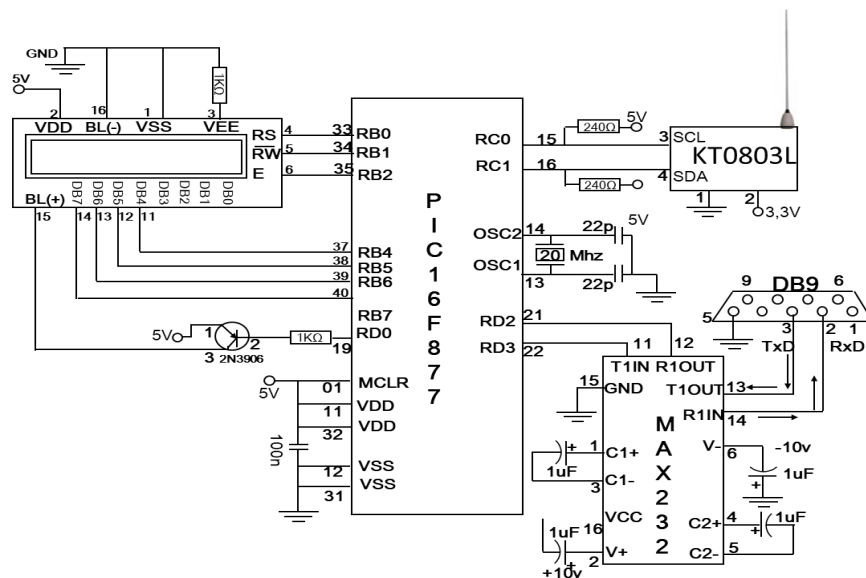


Figura D.2. Diagrama de conexiones transmisor FM. Fuente: por autor.

El firmware se desarrolla en PIC C Compiler y presenta al usuario un menú en el cual puede seleccionar la frecuencia de transmisión y la potencia. El hardware construido se observa en la **figura D.3**.

En la codificación del algoritmo del transmisor FM se utiliza PIC C Compiler, debido a que es un compilador para el lenguaje de programación C orientado a microcontroladores Microchip. En la etapa de simulación del transmisor FM se elige a Proteus versión 8.0, software de automatización de diseño electrónico. Finalmente, para el diseño y la construcción del circuito impreso se utiliza software libre como KICAD, ya que facilita el diseño esquemático de circuitos electrónicos y la conversión a placa de circuito impreso.



Figura D.3. Transmisor FM construido. Fuente: por autor.

D4. Especificaciones del computador

A continuación, se listan las especificaciones del computador utilizado en la implementación del algoritmo:

- Procesador Intel.
- Tipo de procesador Core i5, 4 núcleos, 2.50 GHz.
- Memoria RAM de 8 GB DDR4
- Almacenamiento mínimo en disco duro de 20 GB para instalar la base de datos detección_espectro en MySQL, aplicativo SSA y MATLAB 2017.
- Pantalla 19".
- Interfaz USB 2.0
- Sistema operativo Windows 10.

Apéndice E

Resultados de simulación etapa reconstrucción y etapa NBSS

Con el propósito de presentar de forma detallada los resultados obtenidos en el proceso de simulación de la etapa de reconstrucción y de los algoritmos para la NBSS encuentra en este apéndice dos secciones que revelan el desempeño de los métodos tras procesar señales determinísticas en un canal AWGN.

E1. Reconstrucción señales determinísticas

Los resultados de las simulaciones permiten identificar algunas métricas, se observa en la tabla E.1 que para la modulación BPSK la diferencia de la norma nuclear se aproxima a 6.77 para una señal con un rango de SNR comprendido entre -38 dB a -42 dB, en esta misma condición se ejecutan 344.5 aproximaciones para llegar a la matriz recuperada. En SNR inferiores a -2 dB el nivel diferencia es superior a 0.22, dicho de otra manera al alejarse de 0 indica que la señal recuperada es diferente a la señal original. Además, en SNR bajas el error medio cuadrático se incrementa hasta llegar 0.087.

| No. | Señales evaluadas | SNR superior | SNR inferior | Diferencia de norma nuclear | Error medio cuadrático | Número de aproximaciones de la matriz | Diferencia |
|-----|-------------------|--------------|--------------|-----------------------------|------------------------|---------------------------------------|------------|
| 1 | 11 | -38 | -42 | 6.777 | 0.087 | 344.545 | 0.28 |
| 2 | 19 | -34 | -38 | 6.192 | 0.107 | 323.053 | 0.293 |
| 3 | 25 | -30 | -34 | 5.677 | 0.111 | 327.52 | 0.146 |
| 4 | 39 | -26 | -30 | 5.341 | 0.08 | 320.564 | 0.285 |
| 5 | 40 | -22 | -26 | 4.958 | 0.088 | 317.95 | 0.313 |

| | | | | | | | |
|----|-----|-----|-----|-------|-------|---------|-------|
| 6 | 65 | -18 | -22 | 4.891 | 0.079 | 311.938 | 0.225 |
| 7 | 75 | -14 | -18 | 4.384 | 0.101 | 317.667 | 0.277 |
| 8 | 92 | -10 | -14 | 3.987 | 0.082 | 310.402 | 0.269 |
| 9 | 98 | -6 | -10 | 3.482 | 0.069 | 301.163 | 0.257 |
| 10 | 133 | -2 | -6 | 2.953 | 0.066 | 286.233 | 0.277 |
| 11 | 154 | 2 | -2 | 2.413 | 0.074 | 266.701 | 0.22 |
| 12 | 207 | 6 | 2 | 1.787 | 0.052 | 261.338 | 0.22 |
| 13 | 146 | 10 | 6 | 1.167 | 0.04 | 254.815 | 0.211 |
| 14 | 62 | 14 | 10 | 0.98 | 0.027 | 255.145 | 0.173 |
| 15 | 14 | 18 | 14 | 0.882 | 0.019 | 255.643 | 0.162 |
| 16 | 13 | 22 | 18 | 0.86 | 0.011 | 256.077 | 0.179 |

Tabla E.1. Reconstrucción de una señal BPSK a 9 Hz con diferentes SNR

En la tabla E.2 se encuentran los resultados de reconstruir una señal QPSK, se observa un comportamiento similar al descrito en la reconstrucción de una señal BPSK, en el cual se observa un buen desempeño en señales con SNR superiores a 2 dB.

| No. | Señales evaluadas | SNR superior | SNR inferior | Diferencia de norma nuclear | Error medio cuadrático | Número de aproximaciones de la matriz | Diferencia |
|-----|-------------------|--------------|--------------|-----------------------------|------------------------|---------------------------------------|------------|
| 1 | 4 | -42 | -46 | 6.58 | 0.253 | 351.25 | 0.237 |
| 2 | 6 | -38 | -42 | 5.965 | 0.107 | 326.167 | 0.18 |
| 3 | 18 | -34 | -38 | 6.129 | 0.147 | 323.778 | 0.474 |
| 4 | 25 | -30 | -34 | 5.743 | 0.13 | 328.48 | 0.299 |
| 5 | 45 | -26 | -30 | 5.565 | 0.095 | 323.244 | 0.306 |
| 6 | 44 | -22 | -26 | 5.251 | 0.078 | 320.477 | 0.376 |
| 7 | 48 | -18 | -22 | 4.789 | 0.09 | 316.875 | 0.31 |
| 8 | 74 | -14 | -18 | 4.522 | 0.088 | 315.973 | 0.325 |
| 9 | 76 | -10 | -14 | 3.976 | 0.069 | 313 | 0.304 |
| 10 | 119 | -6 | -10 | 3.567 | 0.061 | 305.454 | 0.361 |
| 11 | 125 | -2 | -6 | 3.087 | 0.072 | 288.512 | 0.315 |
| 12 | 146 | 2 | -2 | 2.477 | 0.06 | 268.87 | 0.304 |
| 13 | 232 | 6 | 2 | 1.761 | 0.039 | 263.418 | 0.323 |
| 14 | 141 | 10 | 6 | 1.222 | 0.035 | 260.965 | 0.241 |
| 15 | 63 | 14 | 10 | 1.014 | 0.028 | 262.46 | 0.229 |
| 16 | 12 | 18 | 14 | 0.894 | 0.03 | 265.833 | 0.223 |
| 17 | 9 | 22 | 18 | 0.936 | 0.01 | 271 | 0.117 |

Tabla E.2. Reconstrucción de una señal QPSK a 9 Hz con diferentes SNR

En la tabla E.3 se encuentran los resultados de reconstruir una señal seno, su desempeño es similar a las señales moduladas en BPSK y QPSK.

| No. | Señales evaluadas | SNR superior | SNR inferior | Diferencia de norma nuclear | Error medio cuadrático | Número de aproximaciones de la matriz | Diferencia |
|-----|-------------------|--------------|--------------|-----------------------------|------------------------|---------------------------------------|------------|
| 1 | 7 | -42 | -46 | 6.557 | 0.016 | 344.857 | 0.189 |
| 2 | 7 | -38 | -42 | 5.553 | 0.078 | 329.571 | 0.454 |
| 3 | 11 | -34 | -38 | 5.683 | 0.088 | 332.727 | 0.274 |
| 4 | 21 | -30 | -34 | 5.639 | 0.116 | 324.048 | 0.376 |
| 5 | 36 | -26 | -30 | 5.121 | 0.086 | 320.694 | 0.382 |
| 6 | 44 | -22 | -26 | 5.081 | 0.101 | 318.545 | 0.374 |
| 7 | 70 | -18 | -22 | 4.583 | 0.074 | 316.657 | 0.353 |
| 8 | 64 | -14 | -18 | 4.501 | 0.084 | 315.188 | 0.381 |
| 9 | 70 | -10 | -14 | 3.922 | 0.06 | 312.029 | 0.376 |
| 10 | 85 | -6 | -10 | 3.548 | 0.069 | 301.753 | 0.375 |
| 11 | 88 | -2 | -6 | 2.997 | 0.07 | 282.239 | 0.363 |
| 12 | 128 | 2 | -2 | 2.321 | 0.061 | 266.484 | 0.37 |
| 13 | 195 | 6 | 2 | 1.718 | 0.059 | 262.651 | 0.351 |
| 14 | 151 | 10 | 6 | 1.17 | 0.046 | 259.053 | 0.278 |
| 15 | 60 | 14 | 10 | 0.927 | 0.031 | 253.517 | 0.168 |
| 16 | 20 | 18 | 14 | 0.84 | 0.021 | 254.6 | 0.144 |
| 17 | 6 | 22 | 18 | 0.847 | 0.009 | 244.5 | 0.124 |

Tabla E.3. Reconstrucción de una señal seno a 9 Hz con diferentes SNR

Los resultados de reconstruir una señal coseno se presentan en la tabla E.4, se observa que en SNR inferiores a -2 dB el nivel de diferencia es superior a 0.051, en otros términos la señal recuperada es diferente a la señal original. En este tipo de señal se observa mayor precisión, ya que el algoritmo IZMA_SD al utilizar la SD para aproximar los valores se ajusta al comportamiento de la señal coseno.

| No. | Señales evaluadas | SNR superior | SNR inferior | Diferencia de norma nuclear | Error medio cuadrático | Número de aproximaciones de la matriz | Diferencia |
|-----|-------------------|--------------|--------------|-----------------------------|------------------------|---------------------------------------|------------|
| 1 | 3 | -42 | -46 | 5.54 | 0 | 333 | 0.016 |
| 2 | 5 | -38 | -42 | 6.222 | 0.142 | 351.6 | 0.033 |
| 3 | 14 | -34 | -38 | 5.934 | 0.101 | 338.357 | 0.037 |
| 4 | 19 | -30 | -34 | 5.584 | 0.086 | 327.632 | 0.037 |
| 5 | 35 | -26 | -30 | 5.483 | 0.1 | 322.714 | 0.039 |
| 6 | 39 | -22 | -26 | 5.296 | 0.09 | 318.256 | 0.039 |
| 7 | 66 | -18 | -22 | 4.731 | 0.078 | 311.394 | 0.041 |
| 8 | 80 | -14 | -18 | 4.565 | 0.091 | 314.1 | 0.051 |
| 9 | 100 | -10 | -14 | 4.025 | 0.072 | 311.51 | 0.034 |
| 10 | 99 | -6 | -10 | 3.573 | 0.083 | 303.616 | 0.05 |

| | | | | | | | |
|-----------|-----|----|----|-------|-------|---------|-------|
| 11 | 117 | -2 | -6 | 3.097 | 0.075 | 289.838 | 0.051 |
| 12 | 159 | 2 | -2 | 2.481 | 0.053 | 266.736 | 0.034 |
| 13 | 205 | 6 | 2 | 1.776 | 0.053 | 263.532 | 0.034 |
| 14 | 153 | 10 | 6 | 1.223 | 0.04 | 259.856 | 0.02 |
| 15 | 73 | 14 | 10 | 0.921 | 0.029 | 252.493 | 0.01 |
| 16 | 13 | 18 | 14 | 0.829 | 0.034 | 253.615 | 0.009 |
| 17 | 12 | 22 | 18 | 0.864 | 0.023 | 254.583 | 0.006 |

Tabla E.4. Reconstrucción de una señal coseno a 9 Hz con diferentes SNR

En la tabla E.5 se encuentran los resultados de recuperar una señal de un canal con ruido donde existe ausencia de señales, se observa que el algoritmo IZMA_SD al recuperar los elementos perdidos ejecuta 286.5 aproximaciones para llegar a la matriz recuperada y el error medio cuadrático se aproxima a 0.057. La diferencia dif promedio es de 1.46 que indica que la señal recuperada es totalmente diferente al ruido.

| No. | Señales evaluadas | Diferencia de norma nuclear | Error medio cuadrático | Número de aproximaciones de la matriz | Diferencia |
|----------|-------------------|-----------------------------|------------------------|---------------------------------------|------------|
| 1 | 1100 | 2.824 | 0.057 | 286.532 | 1.466 |

Tabla E.5. Reconstrucción de una señal solo ruido a 9 Hz en diferentes SNR.

E2. Detección de espectro en banda estrecha Nyquist local

Canal con PU - Modulación BPSK

La primera prueba evalúa el comportamiento de los algoritmos de detección cuando se presenta un canal con ruido en el cual existe un PU que emplea una modulación BPSK. Se trabajan con 4282 simulaciones, en la tabla E.6 se observa que la primera fila describe los resultados de detección de espectro para un rango de SNR comprendido entre -18 dB a -16 dB, en total se encuentran 159 resultados, el algoritmo ED detecta 11 veces el PU, el algoritmo cicloestacionario detecta 8 veces la señal del PU, el filtro adaptado no detecta ningún PU y finalmente la red neuronal no detecta la señal ante esas condiciones de canal.

| No. Reg | Señales evaluadas | SNR Inferior | SNR Superior | ED | CFD | MFD. | ANN. |
|---------|-------------------|--------------|--------------|-----|-----|------|------|
| 1 | 316 | -22 | -20 | 14 | 12 | 1 | 0 |
| 2 | 217 | -20 | -18 | 18 | 3 | 0 | 0 |
| 3 | 159 | -18 | -16 | 11 | 8 | 0 | 0 |
| 4 | 199 | -16 | -14 | 11 | 13 | 3 | 23 |
| 5 | 212 | -14 | -12 | 24 | 47 | 4 | 168 |
| 6 | 168 | -12 | -10 | 24 | 90 | 9 | 168 |
| 7 | 242 | -10 | -8 | 72 | 226 | 22 | 242 |
| 8 | 186 | -8 | -6 | 120 | 186 | 56 | 186 |
| 9 | 200 | -6 | -4 | 182 | 200 | 140 | 200 |
| 10 | 208 | -4 | -2 | 206 | 208 | 194 | 208 |
| 11 | 163 | -2 | 0 | 163 | 163 | 161 | 163 |
| 12 | 289 | 0 | 2 | 289 | 289 | 289 | 289 |
| 13 | 242 | 2 | 4 | 242 | 242 | 242 | 242 |
| 14 | 191 | 4 | 6 | 191 | 191 | 191 | 191 |
| 15 | 155 | 6 | 8 | 155 | 155 | 155 | 155 |
| 16 | 124 | 8 | 10 | 124 | 124 | 124 | 124 |
| 17 | 273 | 10 | 12 | 273 | 273 | 273 | 273 |
| 18 | 231 | 12 | 14 | 231 | 231 | 231 | 231 |
| 19 | 183 | 14 | 16 | 183 | 183 | 183 | 183 |
| 20 | 142 | 16 | 18 | 142 | 142 | 142 | 142 |
| 21 | 118 | 18 | 20 | 118 | 118 | 118 | 118 |
| 22 | 64 | 20 | 22 | 64 | 64 | 64 | 64 |

Tabla E.6. Resultados de simulación BPSK bajo diferentes SNR y PU presente.

En la tabla E.7 presenta la P_D y P_{MD} de una señal modulada en BPSK, en donde el algoritmo ANN presenta el mejor desempeño con P_D cercanas a 1 en señales con SNR superiores a -10 dB.

| No. Reg | SNR inferior | SNR Supe. | P_D ED. | P_D CFD. | P_D MFD | P_D ANN | P_{MD} ED | P_{MD} CFD | P_{MD} MFD | P_{MD} ANN |
|---------|--------------|-----------|-----------|------------|-----------|-----------|-------------|--------------|--------------|--------------|
| 1 | -22 | -20 | 0,04 | 0,04 | 0,00 | 0,00 | 0,96 | 0,96 | 1,00 | 1,00 |
| 2 | -20 | -18 | 0,08 | 0,01 | 0,00 | 0,00 | 0,92 | 0,99 | 1,00 | 1,00 |
| 3 | -18 | -16 | 0,07 | 0,05 | 0,00 | 0,00 | 0,93 | 0,95 | 1,00 | 1,00 |
| 4 | -16 | -14 | 0,06 | 0,07 | 0,02 | 0,12 | 0,94 | 0,93 | 0,98 | 0,88 |
| 5 | -14 | -12 | 0,11 | 0,22 | 0,02 | 0,79 | 0,89 | 0,78 | 0,98 | 0,21 |
| 6 | -12 | -10 | 0,14 | 0,54 | 0,05 | 1,00 | 0,86 | 0,46 | 0,95 | 0,00 |
| 7 | -10 | -8 | 0,30 | 0,93 | 0,09 | 1,00 | 0,70 | 0,07 | 0,91 | 0,00 |
| 8 | -8 | -6 | 0,65 | 1,00 | 0,30 | 1,00 | 0,35 | 0,00 | 0,70 | 0,00 |
| 9 | -6 | -4 | 0,91 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 0,09 | 0,00 | 0,30 | 0,00 |

| | | | | | | | | | | |
|----|----|----|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 10 | -4 | -2 | 0,99 | 1,00 | 0,93 | 1,00 | 0,01 | 0,00 | 0,07 | 0,00 |
| 11 | -2 | 0 | 1,00 | 1,00 | 0,99 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,01 | 0,00 |
| 12 | 0 | 2 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 13 | 2 | 4 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 14 | 4 | 6 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 15 | 6 | 8 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 16 | 8 | 10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 17 | 10 | 12 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 18 | 12 | 14 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 19 | 14 | 16 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 20 | 16 | 18 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 21 | 18 | 20 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 22 | 20 | 22 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |

Tabla E.7. P_D y P_{MD} en un canal con ruido, modulación BPSK.

Canal con PU - Modulación QPSK

La segunda prueba evalúa el comportamiento de los algoritmos de SS en un canal con ruido ocupado por un PU empleando modulación QPSK. Se procesan 3899 simulaciones, en la tabla E.8 se observa que en la primera fila 154 registros corresponden a señales con un rango de SNR comprendido entre -18 a -16 dB, de los cuales el algoritmo ED no detecta al PU, por otra parte el algoritmo cicloestacionario lo detecta solo en 33 ocasiones, el filtro adaptado en 94 ocasiones y la ANN no detecta la señal ante bajas de SNR.

| No. Reg | Señales evaluadas | SNR inferior | SNR superior | ED | CFD | MFD | ANN |
|---------|-------------------|--------------|--------------|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 287 | -22 | -20 | 0 | 73 | 165 | 0 |
| 2 | 183 | -20 | -18 | 0 | 45 | 108 | 0 |
| 3 | 154 | -18 | -16 | 0 | 33 | 94 | 0 |
| 4 | 175 | -16 | -14 | 0 | 51 | 124 | 21 |
| 5 | 180 | -14 | -12 | 1 | 63 | 126 | 119 |
| 6 | 153 | -12 | -10 | 6 | 75 | 121 | 149 |
| 7 | 211 | -10 | -8 | 43 | 163 | 190 | 210 |
| 8 | 173 | -8 | -6 | 94 | 165 | 162 | 173 |
| 9 | 185 | -6 | -4 | 163 | 185 | 181 | 185 |
| 10 | 185 | -4 | -2 | 185 | 185 | 185 | 185 |
| 11 | 149 | -2 | 0 | 149 | 149 | 149 | 149 |
| 12 | 269 | 0 | 2 | 269 | 269 | 269 | 269 |
| 13 | 219 | 2 | 4 | 219 | 219 | 219 | 219 |

| | | | | | | | |
|----|-----|----|----|-----|-----|-----|-----|
| 14 | 172 | 4 | 6 | 172 | 172 | 172 | 172 |
| 15 | 151 | 6 | 8 | 151 | 151 | 151 | 151 |
| 16 | 111 | 8 | 10 | 111 | 111 | 111 | 111 |
| 17 | 255 | 10 | 12 | 255 | 255 | 255 | 255 |
| 18 | 216 | 12 | 14 | 216 | 216 | 216 | 216 |
| 19 | 172 | 14 | 16 | 172 | 172 | 172 | 172 |
| 20 | 139 | 16 | 18 | 139 | 139 | 139 | 139 |
| 21 | 102 | 18 | 20 | 102 | 102 | 102 | 102 |
| 22 | 58 | 20 | 22 | 58 | 58 | 58 | 58 |

Tabla E.8. Resultados de simulación QPSK con diferentes SNR y PU presente.

La tabla E.9 registra la P_D y P_{MD} en QPSK, se observa que un CFD es muy eficiente con respecto a la P_D en señales con SNR superiores a -8 dB.

| No. Reg | SNR inferior | SNR superior | P_D ED | P_D CFD | P_D MF D | P_D ANN | P_{MD} ED | P_{MD} CFD | P_{MD} MFD | P_{MD} ANN |
|---------|--------------|--------------|----------|-----------|------------|-----------|-------------|--------------|--------------|--------------|
| 1 | -22 | -20 | 0,00 | 0,25 | 0,57 | 0,00 | 1,00 | 0,75 | 0,43 | 1,00 |
| 2 | -20 | -18 | 0,00 | 0,25 | 0,59 | 0,00 | 1,00 | 0,75 | 0,41 | 1,00 |
| 3 | -18 | -16 | 0,00 | 0,21 | 0,61 | 0,00 | 1,00 | 0,79 | 0,39 | 1,00 |
| 4 | -16 | -14 | 0,00 | 0,29 | 0,71 | 0,12 | 1,00 | 0,71 | 0,29 | 0,88 |
| 5 | -14 | -12 | 0,01 | 0,35 | 0,70 | 0,66 | 0,99 | 0,65 | 0,30 | 0,34 |
| 6 | -12 | -10 | 0,04 | 0,49 | 0,79 | 0,97 | 0,96 | 0,51 | 0,21 | 0,03 |
| 7 | -10 | -8 | 0,20 | 0,77 | 0,90 | 1,00 | 0,80 | 0,23 | 0,10 | 0,00 |
| 8 | -8 | -6 | 0,54 | 0,95 | 0,94 | 1,00 | 0,46 | 0,05 | 0,06 | 0,00 |
| 9 | -6 | -4 | 0,88 | 1,00 | 0,98 | 1,00 | 0,12 | 0,00 | 0,02 | 0,00 |
| 10 | -4 | -2 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 11 | -2 | 0 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 12 | 0 | 2 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 13 | 2 | 4 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 14 | 4 | 6 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 15 | 6 | 8 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 16 | 8 | 10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 17 | 10 | 12 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 18 | 12 | 14 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 19 | 14 | 16 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 20 | 16 | 18 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 21 | 18 | 20 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| 22 | 20 | 22 | | | | | | | | |

Tabla E.9. P_D y P_{MD} en un canal con ruido, modulación QPSK.

Canal solo Ruido, Espera Detectar Modulación BPSK

La tercera prueba evalúa el comportamiento de los algoritmos de SS cuando se presenta un canal con ruido sin la presencia de un PU, en este caso los algoritmos encargados de detectar BPSK permiten evaluar 4402 simulaciones, en la tabla E.10 se observa que la primera fila describe los resultados de detección de espectro para una señal muy ruidosa que se encuentra entre -18 a -16 dB, en total se encuentran 410 registros, de los cuales el algoritmo ED detecta ocupado en 26 ocasiones, por otra parte el algoritmo cicloestacionario detecta solo 18 veces ocupado, el filtro adaptado lo detecta en una ocasión y finalmente la ANN lo detecta 25 veces como ocupado. Al observar se encuentra que el algoritmo por detección de energía es el menos eficiente, mientras que la MFD presenta la más baja P_{FA} .

| No. Reg | Señales evaluadas | SNR Inferior | SNR Superior | ED | CFD | MFD | ANN | P_{FA} ED | P_{FA} CFD. | P_{FA} MFD | P_{FA} ANN |
|---------|-------------------|--------------|--------------|----|-----|-----|-----|-------------|---------------|--------------|--------------|
| 1 | 53 | -22 | -20 | 6 | 4 | 0 | 5 | 0,11 | 0,08 | 0,00 | 0,09 |
| 2 | 363 | -20 | -18 | 28 | 9 | 0 | 44 | 0,08 | 0,02 | 0,00 | 0,12 |
| 3 | 256 | -18 | -16 | 26 | 18 | 1 | 25 | 0,10 | 0,07 | 0,00 | 0,10 |
| 4 | 187 | -16 | -14 | 11 | 7 | 0 | 16 | 0,06 | 0,04 | 0,00 | 0,09 |
| 5 | 159 | -14 | -12 | 10 | 5 | 0 | 16 | 0,06 | 0,03 | 0,00 | 0,10 |
| 6 | 232 | -12 | -10 | 24 | 8 | 0 | 22 | 0,10 | 0,03 | 0,00 | 0,09 |
| 7 | 178 | -10 | -8 | 14 | 7 | 0 | 14 | 0,08 | 0,04 | 0,00 | 0,08 |
| 8 | 212 | -8 | -6 | 16 | 10 | 1 | 11 | 0,08 | 0,05 | 0,00 | 0,05 |
| 9 | 214 | -6 | -4 | 16 | 12 | 1 | 10 | 0,07 | 0,06 | 0,00 | 0,05 |
| 10 | 178 | -4 | -2 | 12 | 7 | 1 | 6 | 0,07 | 0,04 | 0,01 | 0,03 |
| 11 | 227 | -2 | 0 | 19 | 7 | 0 | 10 | 0,08 | 0,03 | 0,00 | 0,04 |
| 12 | 175 | 0 | 2 | 12 | 6 | 0 | 3 | 0,07 | 0,03 | 0,00 | 0,02 |
| 13 | 223 | 2 | 4 | 17 | 10 | 1 | 1 | 0,08 | 0,04 | 0,00 | 0,00 |
| 14 | 279 | 4 | 6 | 27 | 10 | 0 | 2 | 0,10 | 0,04 | 0,00 | 0,01 |
| 15 | 214 | 6 | 8 | 15 | 6 | 1 | 1 | 0,07 | 0,03 | 0,00 | 0,00 |
| 16 | 167 | 8 | 10 | 17 | 6 | 0 | 4 | 0,10 | 0,04 | 0,00 | 0,02 |
| 17 | 138 | 10 | 12 | 9 | 3 | 0 | 0 | 0,07 | 0,02 | 0,00 | 0,00 |
| 18 | 200 | 12 | 14 | 16 | 12 | 0 | 0 | 0,08 | 0,06 | 0,00 | 0,00 |
| 19 | 265 | 14 | 16 | 24 | 9 | 1 | 3 | 0,09 | 0,03 | 0,00 | 0,01 |
| 20 | 198 | 16 | 18 | 16 | 3 | 0 | 0 | 0,08 | 0,02 | 0,00 | 0,00 |
| 21 | 160 | 18 | 20 | 15 | 6 | 0 | 0 | 0,09 | 0,04 | 0,00 | 0,00 |
| 22 | 124 | 20 | 22 | 9 | 7 | 0 | 0 | 0,07 | 0,06 | 0,00 | 0,00 |

Tabla E.10. P_{FA} en algoritmos que esperan detectar BPSK.

Canal solo Ruido, Espera Detectar Modulación QPSK

La cuarta prueba evalúa el comportamiento de los algoritmos de SS cuando se presenta un canal con ruido sin la presencia de un PU, en este caso los algoritmos encargados de detectar QPSK permiten evaluar 4403 señales, en la tabla E.11 se observa que la primera fila se describen los resultados de detección de espectro para señales en un rango de SNR comprendido entre -18 a -16 dB, en total se encuentran 250 registros, de los cuales el algoritmo ED detecta ocupado en 26 ocasiones, por otra parte el algoritmo cicloestacionario detecta solo 21 veces la señal del PU, el filtro adaptado solo detecta en 21 ocasiones al PU y finalmente la ANN detecta ocupada 40 ocasiones.

| No. Re | Señales evaluadas | SNR Inferior | SNR Supe | ED | CFD | MFD | ANN | P_{FA} ED | P_{FA} CFD | P_{FA} MFD | P_{FA} ANN |
|--------|-------------------|--------------|----------|----|-----|-----|-----|-------------|--------------|--------------|--------------|
| 1 | 54 | -22 | -20 | 8 | 5 | 6 | 8 | 0,15 | 0,09 | 0,11 | 0,15 |
| 2 | 368 | -20 | -18 | 57 | 36 | 53 | 76 | 0,15 | 0,10 | 0,14 | 0,21 |
| 3 | 250 | -18 | -16 | 26 | 21 | 21 | 40 | 0,10 | 0,08 | 0,08 | 0,16 |
| 4 | 194 | -16 | -14 | 28 | 14 | 26 | 31 | 0,14 | 0,07 | 0,13 | 0,16 |
| 5 | 157 | -14 | -12 | 21 | 11 | 18 | 28 | 0,13 | 0,07 | 0,11 | 0,18 |
| 6 | 221 | -12 | -10 | 35 | 15 | 24 | 33 | 0,16 | 0,07 | 0,11 | 0,15 |
| 7 | 189 | -10 | -8 | 29 | 15 | 27 | 22 | 0,15 | 0,08 | 0,14 | 0,12 |
| 8 | 202 | -8 | -6 | 25 | 15 | 22 | 16 | 0,12 | 0,07 | 0,11 | 0,08 |
| 9 | 215 | -6 | -4 | 28 | 13 | 26 | 20 | 0,13 | 0,06 | 0,12 | 0,09 |
| 10 | 180 | -4 | -2 | 21 | 16 | 16 | 12 | 0,12 | 0,09 | 0,09 | 0,07 |
| 11 | 228 | -2 | 0 | 24 | 16 | 23 | 14 | 0,11 | 0,07 | 0,10 | 0,06 |
| 12 | 173 | 0 | 2 | 17 | 12 | 16 | 8 | 0,10 | 0,07 | 0,09 | 0,05 |
| 13 | 221 | 2 | 4 | 27 | 22 | 24 | 14 | 0,12 | 0,10 | 0,11 | 0,06 |
| 14 | 268 | 4 | 6 | 35 | 20 | 37 | 10 | 0,13 | 0,07 | 0,14 | 0,04 |
| 15 | 220 | 6 | 8 | 34 | 16 | 31 | 7 | 0,15 | 0,07 | 0,14 | 0,03 |
| 16 | 178 | 8 | 10 | 23 | 11 | 20 | 4 | 0,13 | 0,06 | 0,11 | 0,02 |
| 17 | 133 | 10 | 12 | 21 | 12 | 18 | 4 | 0,16 | 0,09 | 0,14 | 0,03 |
| 18 | 188 | 12 | 14 | 28 | 19 | 23 | 6 | 0,15 | 0,10 | 0,12 | 0,03 |
| 19 | 262 | 14 | 16 | 30 | 21 | 28 | 12 | 0,11 | 0,08 | 0,11 | 0,05 |
| 20 | 207 | 16 | 18 | 26 | 16 | 25 | 3 | 0,13 | 0,08 | 0,12 | 0,01 |
| 21 | 167 | 18 | 20 | 24 | 10 | 19 | 1 | 0,14 | 0,06 | 0,11 | 0,01 |
| 22 | 128 | 20 | 22 | 18 | 13 | 16 | 6 | 0,14 | 0,10 | 0,13 | 0,05 |

Tabla E.11. P_{FA} en algoritmos que esperan detectar QPSK.

Apéndice F

Publicación de Resultados

Con el propósito de divulgar los resultados de la tesis de maestría y aportar a la producción del Grupo de Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones (GNNT), se realizó en conjunto con el Magister Victor Miramá Pérez y el ingeniero Jorge Edison Mora Arroyo un artículo para la revista Entre Ciencia e Ingeniería de la Universidad Católica de Pereira. En la tabla F1 se muestran datos relevantes con respecto a la publicación.

| | |
|-----------------------|---|
| Título del Artículo: | Detección de Espectro con Matrix Completion IZMA_SD para Redes Radio Cognitiva |
| Autores: | Olger Ferledy Erazo De La Cruz Víctor Fabián Miramá Pérez Jorge Edison Mora Arroyo |
| Nombre de la revista: | Entre Ciencia e Ingeniería - Revista de la Facultad de ciencias Básicas e Ingeniería, Universidad Católica de Pereira |
| ISSN | Impreso: 1909-8367, En línea: 2539-4169 |
| Indexación | Publindex (Categoría: C) |
| Fecha de Recibido: | 27 de Julio de 2019 |
| Fecha de aceptación: | 30 de septiembre de 2019 |
| Volumen: | 13 no. 26 |
| Páginas: | 74-84 |
| DOI: | DOI: https://doi.org/10.31908/19098367.1165 . |
| URL: | http://revistas.ucp.edu.co/index.php/entrecienciaeingenieria/article/view/1165/1188 |

Tabla F. **Error! No hay texto con el estilo especificado en el documento.**1. Datos relevantes de la publicación de resultados

Referencias

- [1] Cisco. "White Paper: Cisco Visual Networking index: Forecast and Methodology, 2015 - 2020", [Online]. Available: http://www.http://www.webvideomarketing.org/pdf/Cisco_Video_and_Visual_Networking_Index_Report_8.10.16.pdf. San José, California, USA, 06/07/2016.
- [2] Cisco. "White Paper: Cisco Visual Networking index: Forecast and Trends, 2017 - 2022", [Online]. Available: <http://www.https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/white-paper-c11-741490.pdf>. San José, California, USA, 27/02/2019.
- [3] Locke, Gary, and L. E. Strickling. "Plan and timetable to make available 500 Megahertz of spectrum for wireless broadband," US Department of Commerce, Washington, DC, USA (2010).
- [4] FCC Spectrum Policy Task Force (SPTF), "Report of the Spectrum Efficiency Working Group," United States, November 2002.
- [5] Shared Spectrum Company, "General Survey of Radio Frequency Bands – 30 MHz to 3 GHz," Vienna, Virginia, United States, September 2010.
- [6] V. Rory Petty, "A Framework for Radio Frequency Spectrum Measurement and Analysis," Technical Report, the University of Kansas, United States, March 2008.
- [7] J. F. Negrete et al., "Spectrum Crunch a la Vuelta de la Esquina," MediaTelecom, Tech Rep, 2013. [Online]. Available: <https://issuu.com/mediatelecom/docs/spectrumcrunch>
- [8] J. Mitola and G. Q. Maguire, "Cognitive Radio making software radios more personal," IEEE Personal Communicant, vol. 6, no. 4, pp. 13-18, September 1999.
- [9] J. Mitola, "Cognitive Radio an Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio," Dissertation Doctor Technology, Royal Institute of Technology (KTH), Sweden, ISSN 1403-5286, May 2000.

-
- [10] FCC 03-322, "Facilitating Opportunities for Flexible, Efficient, and Reliable Spectrum Use Employing Cognitive Radio Technologies," United States, December 2003.
- [11] S. Haykin, "Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications," *IEEE Journal On Selected Areas In Communications*, vol. 23, no. 2, pp. 201 - 220, February 2005.
- [12] J. H. Aguilar and A. N. Cadavid, "Radio Cognitiva- Estado del arte," *Revista Sistemas y telemática*, vol. 9, no.16, pp. 31- 53, March 2011.
- [13] NTIA, "United States Frequency Allocation Chart", [Online]. Available: https://www.ntia.doc.gov/files/ntia/publications/spectrum_wall_chart_aug2011.pdf
- [14] P. Pawełczak, K. Nolan, L. Doyle, S. Wah and D. Cabric, "Cognitive Radio: Ten Years of Experimentation and Development," *IEEE Communications Magazine*, vol. 49, no. 3, pp. 90-100, March 2011.
- [15] J. M. Peha, "Sharing Spectrum Through Spectrum Policy Reform and Cognitive Radio," *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 4, pp. 708-719, April 2009.
- [16] M. Subhedar and G. Birajdar, "Spectrum Sensing Techniques In Cognitive Radio Networks: A Survey," *International Journal of Next Generation Networks*, vol. 3, no. 2, pp. 37-51, June 2011.
- [17] J. C. Clement, K. V. Krishnan and A. Bagubali, "Cognitive Radio: Spectrum Sensing Problems in Signal Processing," *International Journal of computer applications*, vol. 40, no. 16, pp. 37-40, February 2012.
- [18] R. A. Rashid and N. Fisal, "Issues Of Spectrum Sensing In Cognitive Radio Based Systems," *3rd South East Asia Technical Universities Consortium*, pp. 25-26, 2009.
- [19] T. Yucek and H. Arslan, "A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 11, no. 1, pp. 116-130, First Quarter 2009.
- [20] L. F. Pedraza, F. Forero and I. P. Pàez, "Detección de espectro para radio cognitive," *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, vol. 20, no.2, pp. 197-210, June 2012.

- [21] A. Wyhlinski, M. Nekovee and T. Hou, "*Cognitive Radio Communications and networks, Principles and Practice*," Spectrum sensing and identification, San Diego: Ed Elsevier Academic Press, 2009, pp. 85-111.
- [22] M. M. Mabrook and A.I. Hussein, "Major Spectrum Sensing Techniques for Cognitive Radio Networks: A Survey," *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, vol. 5, no. 3, pp. 24-37, September 2015.
- [23] P. K. Verma, S. Taluja and R. L. Dua, "Performance analysis of Energy detection, Matched filter detection & Cyclostationary feature detection Spectrum Sensing Techniques", *International Journal Of Computational Engineering Research*, vol. 2, no. 1 , pp. 1296-1301, September 2012.
- [24] S. M. Jacob and Nandan S., "Performance Analysis of Different Spectrum Sensing Techniques in Cognitive Radio under Different Fading Channels", *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 4, no. 6, pp. 322-325, June 2015.
- [25] H. Urkowitz, "Energy Detection of Unknown Deterministic Signals", *Proceeding of the IEEE*, vol. 55, no. 4, pp. 523-531, abril 1967.
- [26] M. A. Abdulsattar and Z. A. Hussein, "Energy Detection Technique For Spectrum Sensing In Cognitive, Radio: A Survey," *International Journal of Computer Networks & Communications (IJCNC)*, vol. 4, no. 5, pp. 223-242, September 2012.
- [27] S. Hossain, I. Abdullah and M. A. Hossain, "Energy Detection Performance of Spectrum Sensing in Cognitive Radio", *I.J. Information Technology and Computer Science*, vol. 11, pp. 11-17, October 2012.
- [28] D. Raman and N. P. Singh, "An Algorithm for Spectrum Sensing in Cognitive Radio under Noise Uncertainty," *International Journal of Future Generation Communication and Networking*, vol. 7, no. 3, pp. 61-68, 2014.
- [29] D. Cabric, A. Tkachenko, R. W. Brodersen, "Experimental study of spectrum sensing based on energy detection and network cooperation," *Proceedings of the first international workshop on Technology and policy for accessing spectrum*, pp. 12-19, August 2006.
- [30] M. D. Cereceda, "Diseño y Evaluación de un Detector de Energía para Señales FM Wireless Microphone en Radio Cognitiva," Proyecto final de carrera, Escuela Técnica Superior De Ingeniería De Telecomunicación, Universidad Politécnica de Cartagena, Cartagena, España, 2011.

-
- [31] R. Vadivelu, K. Sankaranarayanan, V. Vijayakumari, "Matched Filter Based Spectrum Sensing For Cognitive Radio At Low Signal To Noise Ratio", *Journal of Theoretical and Applied Information Technology* 10th, vol. 62, no. 1, pp. 107–113, April 2014.
- [32] S. MALIK, A. Dar, M. Ali, A. Haq et al., "Comparative analysis of primary transmitter detection based spectrum sensing techniques in cognitive radio systems", *Australian journal of basic and applied sciences*, vol. 4, no 9, pp. 4522-4531, September, 2010.
- [33] F. M. Salem, M. H. Ibrahim, M. H. Ali and I. I. Ibrahim, "Matched-Filter-based Spectrum Sensing for Secure Cognitive Radio Network Communications," *International Journal of Computer*, vol. 87, no.18, pp. 41-46, February 2014.
- [34] E. Avendaño and R. G. Gonzales, "Experimental evaluation of performance for spectrum sensing: Matched filter vs energy detector," *IEEE Colombian Conference on Communication and Computing (IEEE COLCOM 2015)*, pp. 1-6, 2015.
- [35] D. BHARGAVI and C. R. MURTHY, "Performance comparison of energy, matched-filter and cyclostationarity-based spectrum sensing", *2010 IEEE 11th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, pp. 1-5, IEEE 2010.
- [36] P. S. Aparna, M. Jayasheela, "Cyclostationary Feature Detection in Cognitive Radio using Different Modulation Schemes", *International Journal of Computer Applications*, vol. 47, no. 21, pp. 12-16, June 2012.
- [37] M. Y. Abdelsadek, M. Farrag and T. A. Khalaf, "Compressed Measurements Based Cyclostationary Detector For Wideband Cognitive Radios," *Journal of Engineering Sciences Assiut University Faculty of Engineering*, vol. 42, no. 3, pp. 746-755, May 2014.
- [38] H. Saggarr and D.K. Mehra, "Cyclostationary Spectrum Sensing in Cognitive Radios Using FRESH Filters," *Advances in Wireless Cellular Telecommunications: Technologies & Services, 1st ICEIT National Conference on*, New Delhi, April 2011.
- [39] Y. Tang, Q. Zhang and W. Lin, "Artificial Neural Network Based Spectrum Sensing Method for Cognitive Radio," *2010 6th International Conference on IEEE Wireless Communications Networking and Mobile Computing (WiCOM)*, pp. 1-4, September 2010.

- [40] S. Pattanayak, P. Venkateswaran and R. Nandi, "Artificial Intelligence Based Model for Channel Status Prediction: A New Spectrum Sensing Technique for Cognitive Radio," *International Journal of Communications, Network and System Sciences*, vol. 6, no. 3, pp. 139-148, march 2013.
- [41] B. Varatharajana, E. Praveen and Vinoth. E., "Neural Network Aided Enhanced Spectrum Sensing in Cognitive Radio," *International Conference on Modeling Optimisation and Computing (ICMOC-2012)*, pp. 82-88, 2012.
- [42] S. K. Vishnu, "Artificial Neural Networks for Cognitive Radio Network: A Survey," *World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering*, vol. 9, no.1, 2015.
- [43] S. Pattanayak, P. Venkateswaran and R. Nandi, "Artificial neural networks for cognitive radio: a preliminary survey," *2012 8th International Conference on Wireless Communications, IEEE Networking and Mobile Computing*, pp. 1-4, 2012.
- [44] J. J. Martínez, "La Descomposición en Valores Singulares (SVD) y Algunas de sus Aplicaciones," *La Gaceta de la RSME*, vol. 8, no. 3, pp. 795-810, 2005.
- [45] Y. Zeng and Y. Liang "Spectrum-Sensing Algorithms for Cognitive Radio Based on Statistical Covariances," *IEEE Transactions On Vehicular Technology*, vol. 58, no. 4, pp. 1804-1815, May 2009.
- [46] Y. Zeng and Y. Liang, "Eigenvalue based Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio," *Institute for Infocomm Research, Singapore, IEEE Transactions On Communications*, vol. 57, no. 6, pp. 1784-1793, June 2009.
- [47] H. Liu and W. Chen, "A Robust Detection Algorithm Based on Maximun-minimun Eigenvalue for Cognitive Radio," *8th IEEE Wireless Communication, Networking and Mobile Computing (WiCOM)*, pp.1-4, 2012.
- [48] A. Terefe, "FPGA based Eigenvalue Detection Algorithm for Cognitive Radio," *trabajo de maestría, University of Gavle, Gavle, Suecia, September 2010.*
- [49] S. Zhang, J. Yang and L. Guo, "Eigenvalue-Based Cooperative Spectrum Sensing algorithm," *2th IEEE Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control*, pp. 375-378, 2012.
- [50] S. Chinchu and T. R. Sangeeta, "Hybrid Detection Method for Improving Spectrum Sensing Performance in Cognitive Radio," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 5, no. 6, pp. 948-951, June 2016

-
- [51] V. Gawde, Dr. B. K. Mishra and R. Bansode , "A Novel Hybrid Approach for Spectrum Sensing in Cognitive Radio," *International Journal of Scientific & Engineering Research*, vol. 6, no. 11, pp. 1090-1097, November 2015.
- [52] W. Ejaz, "Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks," Tesis de maestría, faculty of Computer Engineering Department College of Electrical and Mechanical Engineering, National University of Sciences and Technology, Pakistan, 2008.
- [53] H. Sun, A. Nallanathan, C. Wang and Y. Chen, "Wideband Spectrum Sensing For Cognitive Radio Networks: A Survey," *IEEE Wireless Communications*, vol. 20, no. 2, pp. 74-81, April 2013.
- [54] Z. Quan, C. Shuguanf, S. Ali and V. Poor, "Optimal multiband joint detection for spectrum sensing in cognitive radio networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 3, pp. 1128-1140, March 2009.
- [55] Z. Tian and G. B. Giannakis, "A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radios," *2006 1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, IEEE, pp. 1-5, 2006.
- [56] Y. Guddeti, R. Subbaraman, M. Khazraee, A. Shulman and D. Bharadia, "SweepSense: Sensing 5 GHz in 5 milliseconds with low-cost radios," *16th Symposium on Networked Systems Design and Implementation*, pp. 317-330, 2019.
- [57] B. Farhang, "Filter bank spectrum sensing for cognitive radios," *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 56, no. 5, pp. 1801-1811, 2008.
- [58] F. Salahdine, N. Kaabouch and H. El Ghazi, "A survey on compressive sensing techniques for cognitive radio networks," *Physical Communication*, vol. 20, pp. 61-73, May 2016.
- [59] S. Qaisar, R. Muhammad, W. Iqbal, M. Naureen and S. Lee, "Compressive Sensing: From Theory to Applications, A survey", *Journal of Communications and Networks IEEE*, vol. 15, no. 5, pp. 443-456, October 2013:
- [60] H. Huang, S. Misra, W. Tang, H. Barani and H. Al-Azzawi, "Applications of compressed sensing in communications networks," *arXiv preprint arXiv:1305.3002*, pp. 1-18, February 2013.
- [61] Z. Tian and G. B. Giannakis, "Compressed sensing for wideband cognitive radios," *2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing-ICASSP'07*, pp. IV-1357-IV-1360, 2007.

- [62] Z. Tian, Y. Tafesse and B. M. Sadler, "Cyclic feature detection with sub-Nyquist sampling for wideband spectrum sensing," *IEEE Journal of Selected topics in signal processing*, vol. 6, no 1, pp. 58-69, February 2012.
- [63] F. Zeng, C. LI and Z. Tian, "Distributed compressive spectrum sensing in cooperative multihop cognitive networks," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 5, no. 1, pp. 37-48, February 2011.
- [64] J. A. Tropp, J. N. Laska, M. F. Duarte, J. K. Romberg and R. G. Baraniuk, "Beyond Nyquist: Efficient sampling of sparse bandlimited signals," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 56, no.1, pp. 520-544, September 2009.
- [65] S. Zheng and X. YANG, "Wideband spectrum sensing in modulated wideband converter based cognitive radio system," *11th International Symposium on Communications & Information Technologies (ISCIT)*, IEEE, pp. 114-119, 2011.
- [66] R. Venkataramani and Y. Bresler, "Perfect reconstruction formulas and bounds on aliasing error in sub-Nyquist nonuniform sampling of multiband signals," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 46, no. 6, pp. 2173-2183, September 2000.
- [67] H. SUN, W. Chiu, J. Jiang, A. Nallanathan and H. V. poor, "Wideband spectrum sensing with sub-Nyquist sampling in cognitive radios," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no 11, pp. 6068-6073, November 2012.
- [68] E. J. Candes and B. Recht, "Exact Matrix completion via convex optimization," *Foundations of Computational mathematics*, vol. 9, no. 6, pp. 717-766, May 2009.
- [69] J. MENG, W. Yin, H. Li, E. Hossain and Z. Han, "Collaborative spectrum sensing from sparse observations in cognitive radio networks," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 29, no 2, pp. 327-337, 2011.
- [70] H. LI, "Reconstructing spectrum occupancies for wideband cognitive radio networks: A matrix completion via belief propagation," *IEEE International Conference on Communications*, IEEE, pp. 1-6, 2010.
- [71] A. López, and J. Velasco, "Algorithm for wideband spectrum sensing based on sparse Fourier transform," *Journal of the Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia-Medellin Campus DYNA* 83, no. 198, pp. 79-86, March 2016.

-
- [72] H. Chapal and E. Astaiza, "Estimación de frecuencia de señales continuas con muestreo Sub-Nyquist, a través de su máximo valor singular," *Revista Politécnica*, Institución Universitaria Politécnico Grancolombiano, vol. 12, no 23, pp. 57-64, December 2016.
- [73] G. Shabat and A. Averbuch, "Interest zone matrix approximation," *Electronic Journal of Linear Algebra*, vol. 23, no. 1, pp. 678-702, August 2012.
- [74] O. M. Ulgen, J. J. Black, B. Johnsonbaugh and R. Klunge, "Simulation Methodology – A Practitioner's Perspective," University of Michigan – Dearborn and Production Modeling Corporation, 2006. [online]. Available: http://www.pmc Corp.com/Portals/5/_Downloads/SimulationMethodology_APractitioner's Perspectivev2.pdf
- [75] N. I. Sarkar and S. A. Halim, "A Review of Simulation of Telecommunication Networks: Simulators, Classification, Comparison, Methodologies, and Recommendations," *Cyber Journals: Multidisciplinary Journals in Science and Technology*, Journal of Selected Areas in Telecommunications, March Edition, 2011.
- [76] G. Ghosh, P. Das and S. Chatterjee, "Simulation and Analysis of Cognitive Radio System Using Matlab", Swami Vivekananda Institute of Science and Technology, Kolkata, West Bengal, India. *International Journal of Next Generation Networks*, vol. 6, no. 2, pp. 31-45, June 2014.
- [77] G. Nautiyal and R. Kumar, "Spectrum Sensing In Cognitive Radio Using Matlab", *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, vol. 2, no. 5, pp. 529-532, June 2013.
- [78] Ettus Research. Universal Software Radio Peripheral. Data Sheet. [Online]. Available: https://www.ettus.com/content/files/07495_Ettus_USRP1-DS-Flyer-HR.pdf
- [79] KTMicro. Monolithic Digital Stereo FM transmitter Radio-Station-on-a-Chip. Data Sheet. [Online]. Available: http://radio-z.ucoz.lv/kt_0803/KT0803L_V1.3.pdf