



Universidad
Carlos III de Madrid

Departamento de Teoría de la Señal

PROYECTO FIN DE CARRERA

DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE SEÑALES PARA RADIO COGNITIVA

Autora: M^a Ángeles de la Cruz Barquero

Tutor: Ana García Armada

Leganés, Septiembre de 2013

Título: Detección e identificación de señales para radio cognitiva

Autora: M^a Ángeles de la Cruz Barquero

Tutor: Ana García Armada

EL TRIBUNAL

Presidente: Matilde P. Sánchez Fernández

Vocal: Víctor P. Gil Jiménez

Secretario: Ignacio Soto Campos

Realizado el acto de defensa y lectura del Proyecto Fin de Carrera el día 27 de Septiembre de 2013 en Leganés, en la Escuela Politécnica Superior de la Universidad Carlos III de Madrid, acuerda otorgarle la CALIFICACIÓN de

VOCAL

SECRETARIO

PRESIDENTE

Resumen

El espectro radioeléctrico es un recurso muy escaso y necesario para las transmisiones radio. Actualmente, se encuentra muy saturado y la asignación de recursos existente hoy en día da lugar a la infrautilización de las frecuencias para la transmisión radio. Se están desarrollando distintas tecnologías cuyo objetivo es la eficiencia en la transmisión y la asignación de recursos radio, como es el caso de la radio cognitiva. Una de las necesidades de la radio cognitiva, consiste en la detección del tipo de señal que transmiten dispositivos desconocidos.

Para ello, se ha realizado un análisis de distintas técnicas que permiten identificar el tipo de señal que utiliza un dispositivo desconocido para transmitir vía radio. Se han analizado teóricamente una serie de técnicas que permitirán en primer lugar detectar la existencia de una señal en el espectro, para a continuación, determinar el tipo de modulación de la señal detectada.

Finalmente se ha llevado a cabo una implementación y simulación de estos métodos, analizando su rendimiento con distintas señales y situaciones.

Abstract

The radio spectrum is a scarce resource that is necessary for radio transmissions. Currently, it is very saturated and the way that resources are allocated leads to the underutilization of frequencies for radio transmission. Several technologies are being developed with the aim of transmission efficiency and radio resource allocation, such as the cognitive radio. One of the needs of cognitive radio is to detect the type of signal that unknown devices are transmitting.

For this reason, it has been performed an analysis of different techniques to identify the type of signal that is using an unknown device to transmit via radio. Some techniques that will first detect the existence of a signal on the spectrum, to then determine the type of modulation of the detected signal have been theoretically analyzed.

Finally it has been carried out a simulation and implementation of these methods analyzing their performance with different signals and situations.

Índice General

Índice General	8
Índice de Figuras	10
Índice de Tablas.....	13
Capítulo 1. Introducción	14
1.1 Motivación y Objetivos	14
1.2 Estructura de la Memoria.....	17
Capítulo 2. Estado del Arte	18
2.1 Radio Cognitiva.....	18
2.2 Principales funciones de la Radio Cognitiva.....	19
2.3 Arquitectura de red.....	21
2.4 Aplicaciones.....	21
2.5 Sensado y Análisis de espectro	22
2.5.1 Temperatura de Interferencia.....	22
2.5.2 Sensado de Espectro	24
2.5.3 Sensado Cooperativo	27
Capítulo 3. Métodos de Detección de Señales	30
3.1 Sensado de espectro con “LAD-Based Methods”	30
<i>Método LAD con combinación de clusters adyacentes</i>	34
3.2 Sensado de espectro con “Forward Methods”	35
3.3 Sensado de espectro con “Wideband Spectrum Sensing”	38
3.4 Sensado de espectro con Métodos Adaptativos “Constant False Alarm Rate (CFAR)”	
40	
Capítulo 4. Identificación de Modulaciones	44
4.1 Transformada de Wavelet en Señales.....	44
4.1.1 Señales PSK.....	48
4.1.2 Señales FSK.....	53
4.1.3 Señales QAM	54
4.2 Identificación de modulación basada en la Transformada de Wavelet.....	56
4.2.1 Clasificación de Subsistemas (PSK/QAM – GMSK/FSK).....	57
4.2.2 Clasificación dentro de Subsistemas (PSK/QAM – GMSK/FSK)	60
4.3 Diagrama de Clasificación de Señales	63

Capítulo 5.	Implementación	65
5.1	Simulación de Métodos de Detección de Señales	66
5.1.1	Método LAD	79
5.1.2	Método Forward	82
5.1.3	Método Wideband Spectrum Sensing	85
5.1.4	Método Adaptativo CFAR.....	88
5.2	Simulación de Métodos de Detección de Modulaciones.....	90
5.2.1	wavelet_transform()	91
5.2.2	Umbrales de modulación	96
5.2.3	Función Global.....	98
Capítulo 6.	Resultados	103
6.1	Consideraciones en la detección.....	103
6.2	Método LAD	105
6.3	Método Forward	111
6.4	Método Wideband Spectrum Sensing	115
6.5	Método Adaptativo CFAR.....	119
6.6	Detección de modulación.....	123
Capítulo 7.	Conclusiones.....	126
Capítulo 8.	Acrónimos	129
Capítulo 9.	Bibliografía	130
Capítulo 10.	Anexos	133
10.1	Función Método LAD.....	133
10.2	Función Método Forward.....	135
10.3	Función Método Wideband	137
10.4	Función Método Adaptativo CFAR	138
10.5	Función Transformada de Wavelet.....	140

Índice de Figuras

Figura 1. Estado Espectro Radioeléctrico (1)	15
Figura 2. Ciclo de operación de radio cognitiva.	20
Figura 3. Ordenación de muestras según energía y clasificación con umbrales de método LAD en presencia de una señal.....	32
Figura 4. Detección teórica de señal con método LAD.	33
Figura 5. Ordenación de muestras según energía y clasificación con umbrales de método LAD en ausencia de una señal.	34
Figura 6. Problemática en métodos LAD.....	35
Figura 7. Subdivisión del espectro en canales.....	38
Figura 8. Detección de frecuencias con método adaptativo CFAR.	43
Figura 9. Calculo de Transformada de Wavelet con función Haar de la señal S(k).....	48
Figura 10. Calculo de Transformada de Wavelet de señal S(k) en intervalo sin cambio de fase	49
Figura 11. Calculo de Transformada de Wavelet de señal S(k) en intervalo con cambio de fase	51
Figura 12. Transformada de Wavelet con función Haar de una señal BPSK.....	52
Figura 13. Transformada de Wavelet con función Haar de una señal FSK	54
Figura 14. Transformada de Wavelet con función Haar de una señal QAM.....	56
Figura 15. Transformada de Wavelet antes y después de normalización de amplitud de señales PSK, FSK y QAM	58
Figura 16. Histograma de WT normalizada de Subsistemas 1 y 2	59
Figura 17. Problema de decisión entre señales de Subsistema 1	61
Figura 18. Diagrama de clasificación de señales.....	64
Figura 19. Diagrama de flujo para la generación de señales PSK.....	67
Figura 20. Señal BPSK en el dominio del tiempo.....	68
Figura 21. Espectro de señal BPSK.	69
Figura 22. Señal QPSK en el dominio del tiempo.	69
Figura 23. Constelación QPSK	70
Figura 24. Espectro de señal QPSK.....	70
Figura 25. Señal 8PSK en el dominio del tiempo.....	71
Figura 26. Constelación 8PSK.	71
Figura 27. Espectro de señal 8PSK.....	72
Figura 28. Diagrama de flujo para la creación de señales QAM.	73
Figura 29. Señal 16QAM en el dominio del tiempo.	74
Figura 30. Constelación señal 16QAM.	74
Figura 31. Espectro señal 16 QAM.	75
Figura 32. Señal 64QAM en el dominio del tiempo.	75
Figura 33. Constelación de señal 64QAM.	76
Figura 34. Espectro de señal 64 QAM.	76
Figura 35. Diagrama de flujo para la creación de señales OFDM.	78
Figura 36. Espectro de señal OFDM.	79

Figura 37. Diagrama de flujo de método LAD	80
Figura 38. Ordenación de espectro según energía y umbrales de método LAD.....	81
Figura 39. Espectro de señal BPSK detectada con método LAD.	82
Figura 40. Diagrama de flujo de método Forward.....	83
Figura 41. Ordenación de espectro de señal BPSK según amplitud y umbral de decisión método Forward CA.....	84
Figura 42. Detección de señale BPSK mediante método Forward.....	85
Figura 43. Diagrama de flujo de método "Wideband Spectrum Sensing".....	86
Figura 44. Detección de señal BPSK con método "Wideband Spectrum Sensing"	87
Figura 45. Diagrama de flujo de método Adaptativo CFAR.	88
Figura 46. Detección de señal BPSK mediante método Adaptativo CFAR.	89
Figura 47. Diagrama de flujo de Transformada de Wavelet.	91
Figura 48. Función Haar transformada con factor de escalado $a=2$	92
Figura 49. Señal BPSK en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).....	92
Figura 50. Señal QPSK en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).....	93
Figura 51. Módulo de la Transformada de Wavelet de señal 32PSK.	93
Figura 52. Señal 4QAM en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).....	94
Figura 53. 16QAM en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).....	94
Figura 54. Módulo de la Transformada de Wavelet de señal 64QAM.....	95
Figura 55. Señal 8FSK en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).....	95
Figura 56. Transformada de Wavelet de señal OFDM.	96
Figura 57. Diagrama de flujo de funciones de cálculo de umbral.....	97
Figura 58. Diagrama de flujo de función global de decisión.	99
Figura 59. $ WT $ de señal PSK (Izquierda) y $ WT $ de señal PSK con amplitud normalizada (Derecha).....	100
Figura 60. $ WT $ de señal 16QAM (Izquierda) y $ WT $ de señal 16QAM con amplitud normalizada (Derecha).....	100
Figura 61. $ WT $ de señal 8FSK (Izquierda) y $ WT $ de señal 8FSK con amplitud normalizada (Derecha).....	101
Figura 62. Histograma de Transformada de Wavelet señales PSK o QAM.	101
Figura 63. Histograma de Transformada de Wavelet señal FSK.	102
Figura 64. Probabilidad de Falsa Alarma de método LAD en función de probabilidades de entrada para señal QPSK.....	106
Figura 65. Figura 60. Probabilidad de Detección de método LAD en función de probabilidades de entrada para señal QPSK.....	106
Figura 66. Probabilidad de Falsa Alarma obtenida en función del parámetro Probabilidad de Falsa Alarma para el Umbral Inferior en el método LAD.	107
Figura 67. Probabilidad de Detección obtenida en función del parámetro Probabilidad de Falsa Alarma para el Umbral Inferior en el método LAD.	108

Figura 68. Probabilidad de Falsa Alarma en función de SNR de método LAD para distintos tipos de modulaciones.....	109
Figura 69. Probabilidad de Detección función de SNR de método LAD para distintos tipos de modulaciones.....	109
Figura 70. Evolución de probabilidades de Detección, Falsa Alarma y Perdida en función de tamaño de cluster para señal QPSK (Izquierda) y OFDM (Derecha)	110
Figura 71. Probabilidad de Falsa Alarma en función de Probabilidad de Falsa Alarma de entrada al método Forward con distintos tipos de señales.	111
Figura 72. Probabilidad de Detección en función de Probabilidad de Falsa Alarma de entrada al método Forward con distintos tipos de señales.	112
Figura 73. Probabilidad de Falsa Alarma en función de ruido para método Forward.	113
Figura 74. Probabilidad de Detección en función de ruido para método Forward	113
Figura 75. Evolución de probabilidades de Detección, Falsa Alarma y Perdida en función de tamaño de cluster para señal QPSK	114
Figura 76. Probabilidad de Falsa Alarma obtenida frente a tamaño de subcanal y probabilidad de falsa alarma de entrada en método Wideband.	115
Figura 77. Probabilidad de Detección obtenida frente a tamaño de subcanal y probabilidad de falsa alarma de entrada en método Wideband.	116
Figura 78. Probabilidad de Falsa alarma en función de SNR del método Wideband para distintos tipos de señales.	117
Figura 79. Probabilidad de Detección en función de SNR del método Wideband para distintos tipos de señales.....	117
Figura 80. Evolución de probabilidades de Detección, Falsa Alarma y Perdida en función de tamaño de cluster para señal QPSK	119
Figura 81. Probabilidad de Falsa Alarma obtenida frente a probabilidad de falsa alarma de entrada en método Adaptativo CFAR.	120
Figura 82. Probabilidad de Falsa alarma en función de SNR del método Adaptativo CFAR para distintos tipos de señales.	121
Figura 83. Probabilidad de Detección en función de SNR del método Adaptativo CFAR para distintos tipos de señales.	121
Figura 84. Evolución de probabilidades de Detección, Falsa Alarma y Perdida en función de tamaño de cluster para señal QPSK	122

Índice de Tablas

Tabla 1. Umbrales de detección obtenidos.....	124
Tabla 2. Clasificación de señales para SNR 20 dB.	124
Tabla 3. Clasificación de señales para SNR 10 dB.	124

Capítulo 1. Introducción

1.1 Motivación y Objetivos

Hoy en día, uno de los factores limitantes para la transmisión radio viene dada por la escasez de recursos en el espacio radioeléctrico. Las estrictas políticas de asignación de dicho espectro, generan un gran cuello de botella cuyo resultado en la mayoría de los casos es la infrautilización de las frecuencias asignadas a distintos usuarios. Esta asignación de recursos permiten dar licencias de uso de determinadas frecuencias a ciertos usuarios (usuarios primarios) que realicen transmisiones en muy contadas ocasiones.

La problemática expresada anteriormente y que refleja la saturación e infrautilización existente en distintas zonas del espectro puede observarse en la siguiente medición realizada en diciembre 2011:

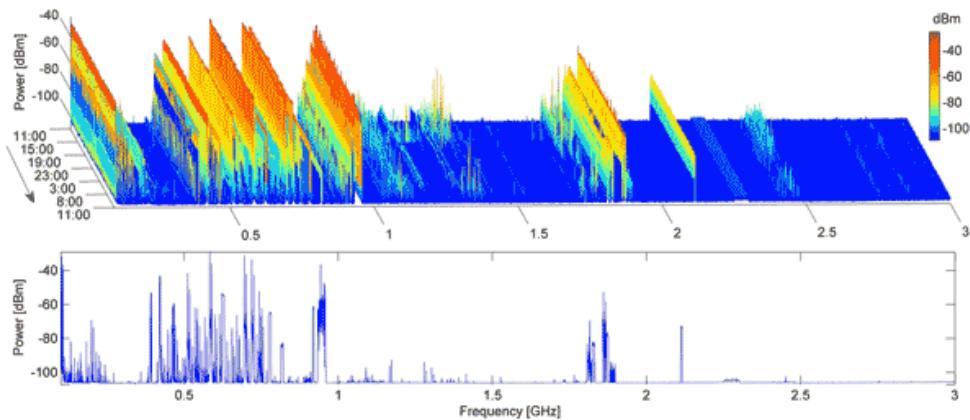


Figura 1. Estado Espectro Radioeléctrico (1)

Al ser el espacio radioeléctrico un recurso tan limitado y preciado, actualmente se están desarrollando diversas líneas de investigación que permitan un mejor aprovechamiento de este recurso. Una de las citadas líneas de investigación es la Radio Cognitiva (CR).

CR es una línea de investigación cuyo objetivo es permitir el uso del espectro por parte de usuarios secundarios (usuarios que no tienen licencia para transmitir en la frecuencia deseada) en los instantes en los que los usuarios primarios no hagan uso de la frecuencia que se les han asignado. Para ello, los usuarios secundarios deberán ser provistos de la inteligencia necesaria para poder detectar estos instantes en los que los usuarios primarios no realizan ninguna transmisión así como discernir el momento en el que estos desean emitir sin producir interferencia alguna.

La creación de la CR requiere la creación de una red de cooperación de “radios inteligentes”, en la que será necesario proveer a dichas radios con capacidades cognitivas y de reconfiguración automática. Este proceso requerirá la creación de un nuevo lenguaje para la comunicación entre radios (Radio Knowledge Representation Language), proveer a las radios de capacidad de cambiar sus parámetros de transmisión de acuerdo al entorno en el que opera, capacidad de sensado del medio en el que se encuentra (4), nuevas técnicas de acceso al medio, sistemas de control...

De todos los aspectos a desarrollar enumerados anteriormente, será nuestro objeto de estudio la búsqueda de distintas técnicas que permitan el sensado del medio. El sensado del medio no es más que la capacidad de analizar el espectro radioeléctrico en el que se opera con el objetivo de detectar posibles interferencias o posibles espacios de transmisión. Para ello existen distintas técnicas de detección de señales (4):

- Feature Detectors.
- Detección coherente con filtros adaptados.
- Detectores de energía.

Los Feature Detectors utilizan determinadas características asociadas a la información de transmisión de los usuarios primarios. Algunas de estas características pueden ser estadísticos

de muchas de las comunicaciones realizadas que pueden tener propiedades periódicas debido a la periodicidad inherente en frecuencias de modulación, frecuencias de portadora... que puedan ser comparados con las características esperadas en la transmisión de un usuario primario. Un ejemplo de ellas podría ser la frecuencia central de transmisión, ancho de banda... En general, los métodos desarrollados para este tipo de detectores se basan técnicas que analizan la cicloestacionariedad de las señales.

La detección coherente con filtros adaptados se basa en el conocimiento a priori de la señal a detectar de modo que el receptor pueda identificar al usuario primario a través de la correlación entre la señal recibida y la información de que se dispone. A pesar de que este tipo de detector es robusto frente a niveles altos de ruido y requiere un tiempo mínimo para realizar una detección, la necesidad de conocer a priori la señal a recibir lo hace adecuado para muy pocos escenarios.

Los métodos basados en la detección por energía se basan en detectar la potencia recibida en el rango de frecuencias de interés y comparar esta potencia con un umbral previamente calculado para decidir si se ha detectado o no una señal. Son métodos de baja complejidad y son bastante utilizados ya que no requieren información a priori de la señal que pretenden detectar. Sin embargo presentan unas tasas de falsa alarma más elevadas que los métodos presentados anteriormente y requieren relaciones de señal a ruido relativamente bajas para su correcto funcionamiento.

El objetivo fundamental de este proyecto consiste en la implementación de una serie de técnicas que permitan realizar el sensado del espectro radioeléctrico para permitir su posible uso en CR. A partir de este sensado se pretende poder realizar la detección e identificación de las distintas señales existentes en el espectro.

La identificación de las señales se llevará a cabo en dos fases. En primer lugar es necesario detectar la existencia de un tono en el espectro para a continuación, conseguir la identificación del tipo de modulación de la señal que se ha detectado. Se pretende realizar un estudio teórico y comprensión de distintas técnicas de detección de señales basadas en su energía además la posterior identificación de la modulación de la señal detectada.

Una vez identificadas las posibles técnicas que permiten la identificación de las distintas señales, se procederá a su implementación a través de la herramienta Matlab. Además se realizará un análisis del modelo de implementación propuesto.

Finalmente se someterá a los métodos implementados a diversas simulaciones que nos permitirán obtener una medida del rendimiento que presentan frente a distintas condiciones del entorno y distinto tipo de señales. Estas pruebas permitirán conocer la viabilidad de los métodos implementados para ser trasladados a sistemas de CR.

1.2 Estructura de la Memoria

La estructura de la memoria para mayor facilidad de comprensión sigue el proceso realizado para el análisis, implementación y evaluación de los distintos métodos.

En este primer capítulo se ha descrito la motivación y los objetivos del proyecto, junto a una introducción al tema que se va a tratar a lo largo de esta memoria. A continuación se incluye cómo se estructura el resto de la memoria junto con un breve resumen de cada capítulo, para facilitar la lectura de este documento.

La memoria se estructura en los siguientes capítulos:

Capítulo 2. Estado del arte: Se describen los fundamentos de la CR describiendo las distintas partes que la conforman, así como una visión global de las distintas técnicas y métodos empleados.

Capítulo 3. Métodos de detección de Señales: Se plantea un análisis y presentación teórica de una serie de técnicas que permiten realizar la detección de una señal en un determinado espectro en base a la energía de dichas señales.

Capítulo 4. Identificación de Modulaciones: En este capítulo se presenta un procedimiento teórico que permite llevar a cabo la identificación de la modulación presente en una señal desconocida como la que se puede llegar a detectar en el Capítulo 3.

Capítulo 5. Implementación: Se lleva a cabo una descripción del proceso llevado a cabo para la implementación de los métodos descritos teóricamente en los capítulos 3 y 4. Se muestra el procedimiento y resultados obtenidos para detectar e identificar una señal.

Capítulo 6. Resultados: Se muestra el resultado de analizar mediante una serie de test y simulaciones el rendimiento y fiabilidad que presentan los métodos analizados.

Capítulo 7. Conclusiones: Por último, se exponen las conclusiones a las que se ha llegado tras la realización de este proyecto y se explica el trabajo futuro que se puede realizar para completar los resultados obtenidos.

Referencias: Se detalla la bibliografía empleada para desarrollar algunos puntos del proyecto, pudiéndose consultar por parte del lector para ampliar la información.

Anexos: Al final de esta memoria se incluye una serie de anexos donde se puede consultar parte del código utilizado para realizar la implementación y simulaciones.

Capítulo 2. Estado del Arte

2.1 Radio Cognitiva

El uso de los recursos del espectro radioeléctrico está regulado por la Comisión Federal de Comunicaciones (FCC). Esta comisión asigna licencias de espectro para su uso en determinadas regiones geográficas a determinados poseedores, llamados “usuarios primarios”. Sin embargo, existen ciertas bandas que frecuencias que permanecen infrautilizadas debido a su uso ineficiente. El principal motivo de este uso ineficiente, es que el acceso a las bandas asignadas es exclusivo para los usuarios primarios, y estos, utilizan su banda de transmisión en contadas ocasiones. Esta infrautilización del espectro puede solventarse a través de técnicas dinámicas de acceso al medio. Mediante estas técnicas, se permite el acceso al espectro temporalmente mientras las bandas no están siendo utilizadas a “usuarios secundarios” que no disponen de licencias. Este uso flexible del espectro puede llevarse a cabo a través de la CR.

CR es una nueva tecnología que permite poner en funcionamiento la siguiente generación de redes de comunicaciones, conocidas como redes de acceso dinámico al espectro. Se define como una radio que cambia sus parámetros según sus interacciones con el entorno en el que opera (6). Esta capacidad de interactuar con el entorno se llama capacidad cognitiva y de reconfiguración (7), y permite obtener y sensar información de las características del entorno tales como la frecuencia de transmisión, ancho de banda, potencia, modulación... además de ofrecer habilidad para reaccionar ante cambios del entorno de acuerdo a la información

sensada y así obtener resultados óptimos. Esta capacidad permite a usuarios secundarios analizar el espectro para seleccionar el mejor canal disponible para transmitir, coordinar el acceso al espectro con otros usuarios y dejar de utilizar dicho canal cuando el usuario primario lo reclama.

Este nuevo tipo de redes, requiere el diseño y establecimiento de nuevos esquemas de asignación de espectro y protocolos de acceso a dicho espectro. El usuario primario siempre tendrá prioridad para utilizar el espectro, de modo que los usuarios secundarios que coexistan con él deberán realizar en todo momento una monitorización de dicho espectro. Cuando a un usuario secundario se le permita transmitir simultáneamente con un usuario primario, ha de controlar en todo momento el nivel de interferencia que origina en el usuario primario. Si al usuario secundario sólo se le permite transmitir cuando el usuario primario no hace uso del espectro, debe estar alerta en todo momento analizando el espectro para poder cortar su emisión en el momento que el usuario primario haga uso del canal.

Debido a que la capacidad de sensado de un único dispositivo puede ser limitada debido a interferencias causadas bien por ruido, desvanecimientos, efectos multirayos... se considera una técnica que puede mejorar las prestaciones de este sensado. Se trata del sensado cooperativo, el cual, permite mejorar la efectividad y eficiencia del sensado mediante la colaboración de varios dispositivos aprovechando la diversidad espacial y de dispositivos.

Todas las situaciones ejemplificadas anteriormente, convierten al usuario secundario en un dispositivo que en comparación con las radios tradicionales, adquiere una notable inteligencia. Esta es la base de la CR, conferir a los dispositivos radio capacidad cognitiva y de reconfiguración (6).

2.2 Principales funciones de la Radio Cognitiva

En este apartado vamos a detallar y analizar las funciones clave que hacen posible el funcionamiento de una CR. Algunas de ellas se comentaron anteriormente. Estas funciones son las siguientes:

- Sensado y análisis de espectro.
- Gestión y transferencia de espectro.
- Asignación y compartición de espectro.

Estas funciones se pueden ver reflejadas en la operativa rutinaria de lo que sería un dispositivo de CR:

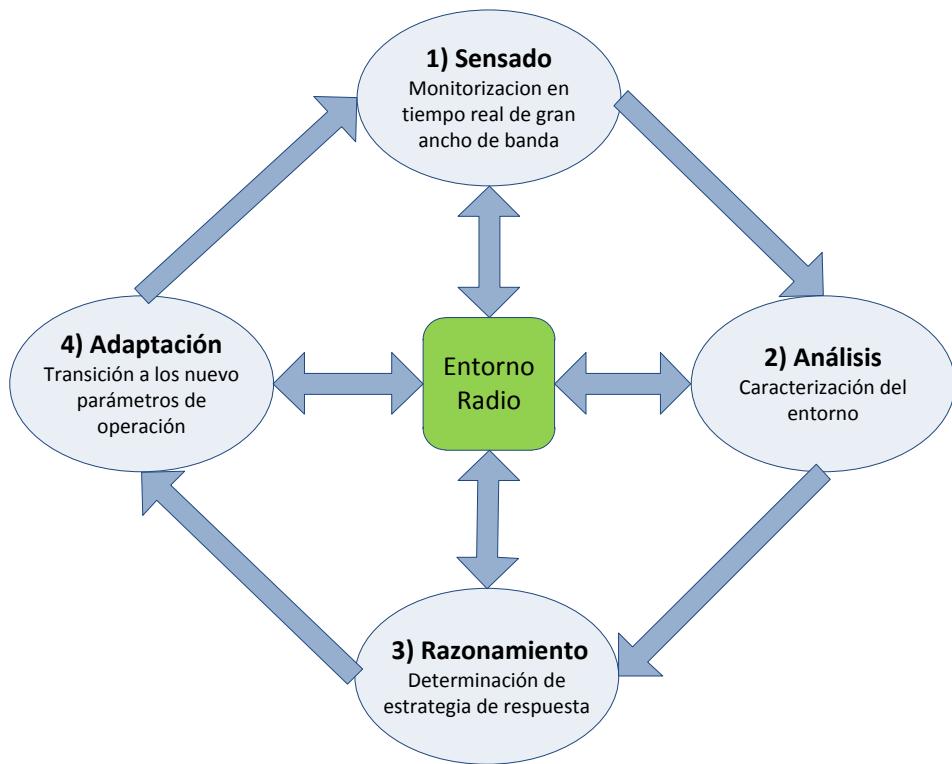


Figura 2. Ciclo de operación de radio cognitiva.

En la figura anterior, podemos observar que el proceso que sigue una CR consiste en primer lugar, en la realización de una monitorización del ancho de banda deseado a través del sensado; a continuación se realiza un análisis de los datos obtenidos para poder caracterizar el entorno radio en el que se encuentra el dispositivo; se analizan los datos obtenidos en la anterior etapa para poder decidir la nuestra estrategia a adoptar ante nuevos cambios en el entorno para finalmente, realizar la transición hacia el nuevo estado.

Como se puede apreciar, las funciones descritas para la CR entran en juego en el anterior ciclo. Mediante el sensado y análisis de espectro, la CR puede detectar huecos en espacios en blanco y porciones de frecuencia que no están siendo utilizadas por los usuarios primarios. Además, una vez el usuario secundario está transmitiendo, permite detectar si el usuario primario reanuda su transmisión para poder cambiar sus parámetros y no generar interferencias contra el usuario primario.

Cuando se ha sensado un espacio de transmisión, la función gestión y transferencia de espectro posibilita la elección de la mejor banda de transferencia para transmitir de acuerdo a unos niveles de calidad de servicio.

Finalmente, entra en juego la función de asignación y compartición del espectro, muy importante ya que existirán varios usuarios secundarios compartiendo espectro con usuarios primarios. Esta función es crítica para conseguir la máxima eficiencia en el espectro además de para poder limitar la interferencia causada a usuarios primarios.

2.3 Arquitectura de red

Las nuevas funcionalidades adquiridas por las características de la CR requieren una reconfiguración de la arquitectura que conforma la red radio. La nueva reconfiguración viene motivada por la existencia de usuarios secundarios en la red. De este modo, la estructura de red queda formada por una red primaria y una red secundaria:

- Red Primaria: Está formada por usuarios y estaciones base primarias tal y como su nombre indica. Los usuarios primarios disponen de licencia de transmisión en una banda de frecuencia determinada y su transmisión no debe ser interferida por los usuarios secundarios. No disponen de mecanismos que habiliten las funciones de CR.
- Red Secundaria: Está formada por usuarios y estaciones base secundarios. Los usuarios secundarios no disponen de licencia para transmitir, por lo que sólo podrán realizar estas transmisiones en determinadas bandas frecuenciales cuando estas no estén ocupadas por sus usuarios primarios. Por este motivo, este tipo de usuarios están equipados con las funcionalidades de la CR. Las funciones de CR, permitirán a estos usuarios secundarios transmitir cuando los usuarios primarios no hagan uso de su banda además de detectar la presencia de un usuario primario cuando comienza a transmitir y poder trasladarse a otra banda. El usuario primario permanece ajeno a todo este proceso. Cuando existen gran cantidad de usuarios secundarios o varias subredes secundarias, se designa a uno de los integrantes *spectrum broker* (8). Este miembro del grupo actuará como coordinador del uso que realizan los usuarios secundarios del espectro. Para ello recibirá información de cada usuario secundario y coordinará el acceso de cada uno de ellos al espectro para conseguir un acceso al medio equitativo y eficiente.

2.4 Aplicaciones

La capacidad de detección, sensado y monitorización del entorno espectral y reconfiguración de las características de operación según el entorno permiten una mayor eficiencia en el uso del espectro además de facilitar transmisiones con mayor ancho de banda. Estas características unidas a la capacidad de tomar decisiones en tiempo real de forma autónoma reducen significativamente la carga de gestión de red, convirtiendo la CR en un instrumento muy versátil con muchas posibles aplicaciones:

- Las comunicaciones militares se ven limitadas por la escasez de espectro debido a la asignación estática de frecuencias realizada. El acceso y asignación dinámica del espectro que realiza la CR permitiría aliviar esta congestión habilitando unas comunicaciones militares adaptativas, más eficientes y seguras (9).
- La CR puede mejorar la seguridad pública. Los desastres naturales o atentados, pueden provocar que las infraestructuras de comunicaciones existentes queden seriamente dañadas. En estos casos es muy importante contar con una red de comunicaciones emergencia para buscar e iniciar rescates. La CR puede reconocer la existencia de

huecos de transmisión en el espectro y autoreconfigurarse para mejorar la eficiencia de las comunicaciones dando lugar a una red de comunicación segura, selectiva y con minimización del retardo de la información. Además, facilita la interoperación con otras redes y dispositivos de comunicaciones pudiendo adaptarse a los requerimientos de otra red de comunicaciones.

- Mejora de las comunicaciones del mercado Wireless. La CR puede determinar los canales de comunicaciones que están en uso y automáticamente cambiar a canales no ocupados, proveyendo la red de ancho de banda adicional y versatilidad. Esta capacidad de conmutación de canal dinámico y adaptativo puede ayudar a evitar conflictos en el espectro. Además los dispositivos de CR son menos susceptibles a desvanecimientos causados por vegetación, edificios o agua. Cuando existe algún conflicto o interferencia, la CR puede cambiar automáticamente la frecuencia de operación de forma automática sin intervención humana.

2.5 Sensado y Análisis de espectro

En este apartado vamos a analizar una de las principales funciones de la CR mencionadas anteriormente, el sensado y análisis del espectro. Esta función permite obtener la información necesaria del entorno radio, tal como la existencia de huecos de transmisión en el espectro o presencia de usuarios primarios. Sólo con la información que provee esta función, la CR puede adaptar sus parámetros de transmisión recepción, tales como la potencia de transmisión, frecuencia, esquema de modulación... por ello, se convierte en el primer paso para la gestión dinámica del espectro.

Se van a analizar distintos aspectos que son relevantes para realizar el sensado del espectro, como son la Temperatura de Interferencia (TI), distintas técnicas de detección y sensado cooperativo.

2.5.1 Temperatura de Interferencia

Tal y como se ha estado comentando a lo largo de las anteriores secciones, el acceso dinámico al medio promovido por la CR, requiere la detección de la existencia de usuarios primarios transmitiendo, para poder determinar la existencia de un hueco de transmisión en el espectro. Esta decisión es necesario tomarla de acuerdo a una serie de métrica o niveles preestablecidos. Tradicionalmente, se limitaba la potencia de transmisión de los equipos interferentes de acuerdo a unos niveles, pero debido a la gran variedad de elementos transmisores de los últimos años, esta medida ha resultado problemática. Para resolver esto, la FCC ha propuesto una nueva métrica para la valoración de la interferencia llamada la TI (10).

La TI mide el nivel de interferencia observado por el receptor, es utilizado para proteger a los usuarios primarios de transmisiones realizadas por usuarios secundarios. De forma más específica, se define como la temperatura equivalente a la potencia de radio frecuencia disponible en la antena receptora por unidad de ancho de banda (11):

$$T_I(f_c, B) = \frac{P_I(f_c, B)}{kB}$$

donde $P_I(f_c, B)$ es la potencia de interferencia media en Watos centrada en la frecuencia f_c , en un ancho de banda B medido en HZ y k es la constante de Boltzmann.

Una vez definido el concepto de TI, la FCC estableció un término adicional, el Límite de TI. Este término indica la máxima cantidad de interferencia en una banda y localización determinadas que puede ser tolerada por un receptor. De este modo, cualquier usuario secundario que pretenda transmitir usando cierta banda, debe garantizar que su transmisión más el ruido existente y las interferencias asociadas no pueden exceder el límite de TI en el receptor primario para esa banda. Si un organismo regulador establece una Temperatura de Interferencia Límite T_L para una frecuencia en particular y un ancho de banda B , entonces los usuarios secundarios deben mantener la interferencia media por debajo de kBT_L .

Como se puede apreciar, la TI se convierte en un concepto muy notable para la CR por lo que es muy importante implementar los mecanismos necesarios en las radios para poder hacer una estimación espectral adecuada de la misma. Uno de los métodos utilizados para su cálculo está basado en subespacios (12), el cual permite obtener información sobre la calidad y el uso de la banda de espectro de donde se obtiene información de la TI mediante descomposición en autovalores.

Además de conocer cómo calcular la TI, es necesario determinar un método para establecer la Temperatura de Interferencia Límite que será utilizado para poder llevar a cabo una asignación eficiente del espectro radioeléctrico. Existen diferentes estudios que buscan el establecimiento de un límite para la TI. Uno de ellos pretende obtener una Temperatura de Interferencia Límite dinámica dependiendo de las condiciones del entorno a través de "Modelos Ocultos de Markov" (13). En este método se utiliza un modelo oculto de Markov previamente entrenado que puede ser usado para la generación de nodos secundarios ficticios para predecir la TI del canal en el futuro. Otras vías de estudio analizan la capacidad disponible en los canales primarios en función de la TI provocada por canales secundarios (14). A través del anterior análisis, se concluye que la capacidad de un canal primario en función de la TI será una función dependiente del número de nodos secundarios, ancho de banda medio y el impacto fraccional sobre el área de cobertura de la señal primaria.

2.5.2 Sensado de Espectro

El sensado de espectro es una de las funciones principales de la CR como se ha indicado anteriormente. Esta función permite a la CR conocer las características del entorno radio del que está rodeada para poder detectar una posible interferencia o hueco en el espectro para llevar a cabo una posible transmisión. Precisamente, el objeto del estudio realizado en este proyecto consiste en la determinación y análisis de distintas técnicas que permitan realizar algunas de las funciones necesarias para el sensado del espectro.

El sensado de espectro puede llevarse a cabo en el dominio del tiempo, frecuencia y espacio. La información del entorno recogida a través del sensado, permitirá poder detectar huecos de transmisión en distintos canales para que un usuario secundario pueda utilizar ese hueco para transmitir y hacer un uso más eficiente del espectro. La tecnología Beamforming desarrollada recientemente, permite que múltiples usuarios puedan utilizar el mismo canal o frecuencia en el mismo lugar geográfico. De este modo, puede utilizarse la CR para realizar un uso eficiente del espectro radio dentro de un mismo canal. Si el usuario primario no transmite en todas las direcciones dentro de un mismo canal, se crean huecos de espectro en ese canal para usuarios secundarios en las direcciones en las que los usuarios primarios no están transmitiendo. El sensado de espectro necesita tener en cuenta el ángulo a través del cual está recibiendo las señales. Así, los usuarios secundarios pueden transmitir simultáneamente en la misma banda que los usuarios primarios sin realizar interferencias severas utilizando un código ortogonal al utilizado por los usuarios primarios. De este modo, la detección del tipo de código utilizado por los usuarios primarios se convierte en otro aspecto importante a poder ser detectado en el sensado de espectro.

Existen muchos estudios realizados sobre el sensado de espectro centrados en la detección de emisión de usuarios primarios a través de mediciones realizadas por usuarios secundarios. Dependiendo de la información necesitada a priori, complejidad y precisión los diferentes métodos de sensado de espectro se pueden clasificar en detectores de energía, detector de características y detectores de filtros adaptativos y detección coherente.

Detector basado en Energía:

Los detectores basados en energía es el tipo más común de métodos de sensado de espectro ya que son métodos que no requieren información a priori de la señal a detectar y son muy fáciles de implementar. Estos son dos aspectos muy importantes y que constituyen una de las grandes ventajas de estos métodos.

Por lo general, se asume un modelo de hipótesis para la señal recibida:

$$\begin{aligned} H_0 : & \quad y(t) = n(t) \\ H_1 : & \quad y(t) = hx(t) + n(t) \end{aligned}$$

donde $x(t)$ es la señal del usuario primario a ser detectada por el usuario secundario que está realizando el sensado, $n(t)$ es ruido aditivo blanco Gaussiano y h es la ganancia del canal desde el transmisor del usuario primario hasta el receptor del usuario secundario. H_0 se refiere a la hipótesis nula, la cual indica que no existe ningún usuario primario transmitiendo en la banda que se analiza, mientras que la hipótesis H_1 indica la existencia de un usuario primario. El estadístico utilizado generalmente por este tipo de detectores es la energía media del total de las N muestras observadas:

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

La decisión para realizar la detección de la existencia de una cierta señal en el espacio radioeléctrico se basa en la comparación del anterior estadístico con un umbral determinado λ . El rendimiento de este tipo de métodos se caracteriza a través de las probabilidades de falsa alarma P_F y de detección P_D . P_F indica la probabilidad de decidir la hipótesis H_1 cuando en realidad la hipótesis correcta es H_0 :

$$P_F = \Pr(T > \lambda | H_0)$$

mientras que P_D indica la probabilidad de decidir correctamente la hipótesis H_1 , es decir:

$$P_D = \Pr(T > \lambda | H_1)$$

Un buen detector deberá asegurar una buena probabilidad de detección y minimizar todo lo posible la probabilidad de falsa alarma o deben establecerse ciertos límites que permitan garantizar una determinada eficiencia sobre el espectro, calidad de servicio o asegurar cierta protección a los usuarios primarios.

En base a la información anterior, el principal objetivo de los distintos métodos de detección basados en energía consiste en la búsqueda de un umbral adecuado para la decisión. El rendimiento de estos métodos es muy sensible a la potencia de ruido existente, por lo que muchas de las aproximaciones realizadas están basadas en la estimación del nivel de ruido. Esto es lo que se estudia en (15) donde se realiza una separación de los subespacios de ruido y señal para estimar un nivel de ruido y así poder calcular un umbral que proporciona un nivel de probabilidad de falsa alarma constante. Otros estudios realizan un cálculo del umbral de detección que es optimizado iterativamente hasta conseguir un umbral de falsa alarma determinado (16). Otras líneas de investigación se centran en el análisis del periodo de sensado necesario o en la eficiencia de detectores de banda estrecha en la detección de señales ortogonales por multiplexación en frecuencia (OFDM) (17).

Como se ha indicado, estos detectores tienen la ventaja de ser muy fáciles de implementar y tener una complejidad computacional baja, pero su gran desventaja estriba en que requieren relaciones de señal a ruido (SNR) altas ya que si no es así se obtienen probabilidades de falsa alarma muy elevadas.

Detector basado en Características de la Señal:

Existen determinadas características que están asociadas a la información de transmisión de un usuario primario. Por ejemplo, parte de los estadísticos de las señales transmitidas en muchos modelos de comunicación son periódicos debido a periodicidades inherentes a la frecuencia portadora, tasa de modulación... Este tipo de características son usualmente clasificadas como características cicloestacionarias basándose en que un detector puede distinguir una señal de ruido debido a la no cicloestacionariedad de este último. Sin embargo, tanto las características cicloestacionarias como las propias intrínsecas de la señal pueden utilizarse para realizar la detección de señales. Por este motivo, los detectores de señales basados en características de estas, se clasifican en dos tipos, detectores de características cicloestacionarias y detectores generales.

Los detectores de características cicloestacionarias pueden ser utilizados para diferenciar el ruido, generalmente de carácter aditivo y estacionario en sentido amplio, de las señales emitidas por los usuarios primarios. Estas señales presentan periodicidades debido a que normalmente se construyen en base a portadoras con funciones seno, prefijos cílicos y distintas secuencias que no presentan correlación con el ruido.

Estos detectores realizan una transformación al dominio de la frecuencia de la señal sobre la cual quieren realizar un análisis. Para realizar el análisis se basan en la Función Cíclica de Autocorrelación (CAF) de la señal recibida $y(t)$ mediante:

$$R_y^\alpha(\tau) = E[y(t + \tau)y^*(t - \tau)e^{j2\pi\alpha t}]$$

donde $E[\cdot]$ denota el operador esperanza, $*$ indica la conjugación compleja y α es la frecuencia cíclica. Esta función presentará periodicidad en presencia de muestras que contengan características con cierta periodicidad, es decir, cuando exista una señal determinada y no únicamente ruido. Adicionalmente se utiliza la transformada de Fourier de la función anterior, llamada Función Densidad de Espectro Cíclica (CSD):

$$S(f, \alpha) = \sum_{\tau} R_y^\alpha(\tau) e^{-j\pi f \tau}$$

La función CSD presentará picos cuando la frecuencia cíclica α sea igual a las frecuencias fundamentales de la señal transmitida. Sin embargo, en los casos en los que el detector trabaje con señales en las que únicamente hay ruido no habrá ningún pico. Finalmente, el siguiente paso consiste en la realización de un test de verosimilitudes para poder realizar la detección de los picos y decidir sobre las dos hipótesis existentes.

A partir de este método pueden detectarse diferentes propiedades cicloestacionarias de muchos tipos de señales. Sin embargo, la identificación puede ser problemática cuando el detector se enfrenta a una señal OFDM.

Los detectores generales de características realizan una detección y clasificación que permite extraer más información que la que se obtiene con los anteriormente citados detectores

cicloestacionarios. Entre la información que puede extraerse con estos detectores puede encontrarse el tipo de tecnología para la transmisión utilizada por el usuario primario, ancho de banda del canal, densidad espectral, frecuencia central... Comparando las características obtenidas con información previamente conocida de los usuarios primarios podría llevarse a cabo su identificación.

A diferencia de los detectores de energía cuya probabilidad de falsa alarma puede ser bastante alta en condiciones no muy favorables de ruido, los detectores de características permiten diferenciar el ruido de la propia señal adquiriendo gran robustez en escenarios con un bajo SNR. Otra de sus ventajas radica en la capacidad para distinguir distintos tipos de usuarios primarios. Sin embargo, los puntos débiles de este tipo de detectores están en la necesidad de disponer de información a priori de las señales a identificar además de la dificultad para identificar señales OFDM.

Detector basado en Filtros Adaptados y detección coherente

Este tipo de métodos requieren conocer a priori la información sobre los usuarios primarios que se pretenden detectar. Con esta información se realizará un filtrado adaptado de la señal recibida para comprobar su correlación y poder detectar la presencia de un usuario primario. Una de las ventajas del filtrado adaptado viene dada por el poco tiempo que requiere para realizar la detección con un gran rendimiento y una probabilidad de falsa alarma muy baja (18). Sin embargo, a medida que aumenta el nivel de ruido, el número de muestras a analizar para mantener el mismo rendimiento se verá incrementado, aumentando por lo tanto el tiempo requerido para realizar dichas detecciones.

Es necesario un conocimiento perfecto de las características de la señal primaria que se ha de detectar, como por ejemplo la frecuencia a la que se transmite, ancho de banda, tipo de modulación, formato de paquete... Si se utiliza información errónea para realizar el filtrado el rendimiento del detector se verá seriamente afectado. Además, se necesitan implementar receptores para todos los tipos de señales que se quieran poder detectar, y realizar el filtrado a su vez con todos estos receptores. Este es uno de los motivos por los que el filtrado adaptado requiere una implementación compleja y una capacidad computacional muy alta.

2.5.3 Sensado Cooperativo

De los análisis realizados anteriormente se puede deducir que el rendimiento del sensado de espectro está limitado por el desconocimiento del ruido existente, desvanecimientos provocados por el multirayecto... Cuando el nivel de SNR es demasiado bajo, existe cierto punto en el que es imposible realizar la detección independientemente del tiempo que se

emplee en realizar el sensado. Si esto ocurre cuando un usuario primario intenta realizar una transmisión, se verá afectado por un usuario secundario que transmitirá en ese momento ya que entenderá que no hay nadie transmitiendo.

El sensado cooperativo consiste en la compartición de la información que obtienen los distintos usuarios secundarios al sensar, para aprovechar la diversidad multiusuario, de localización, desvanecimientos... para mejorar la fiabilidad del sensado de espectro (6). Esto permitirá proteger de una forma más eficiente a los distintos usuarios primarios y reducir la probabilidad de falsa alarma. Se pueden dar dos tipos de sensado cooperativo, centralizado o distribuido. En el sensado cooperativo centralizado existe una estación central controladora que recoge la información sensada por los distintos usuarios secundarios y subestaciones locales, para poder detectar los huecos disponibles en el espectro e informar a su vez a los usuarios secundarios de las oportunidades para transmitir. Sin embargo, en sensado cooperativo distribuido, los usuarios secundarios comparten la información sensada entre ellos sin que exista una infraestructura de red.

El sensado cooperativo se convierte en una técnica muy útil que permite mejorar la eficiencia y la capacidad del sensado para conseguir un mejor funcionamiento de la CR. Sin embargo, se trata de un sistema con distintas problemáticas todavía por solucionar. Una de ellas viene dada por las características de los usuarios secundarios. En muchos casos consisten en terminales de bajo coste con una cantidad limitada de potencia y energía que no puede afrontar tareas de sensado muy costosas o que requieran un hardware complejo. En la mayoría de las ocasiones es necesario realizar sensados de anchos de banda muy grandes, resultando en un gran coste computacional y su correspondiente gasto energético.

En una red de CR, cada uno de los usuarios secundarios que realizan sensado pueden experimentar una gran variedad de probabilidades de falsa alarma y de detección debido a su diferente localización. Como hemos comentado, esto permite disponer de una gran heterogeneidad de datos, muchos de los cuales podrán resultar inservibles. Por este motivo, es necesario realizar una selección de usuarios secundarios cuyo sensado disponga de la mejor relación SNR de la señal primaria recibida para así conseguir unas probabilidades de falsa alarma y detección óptimas. Esto a su vez mejorará la eficiencia de la red y permitirá ahorrar batería de usuarios cuya información esté correlada al estar situados en emplazamientos muy próximos. Existen diversos estudios sobre cómo llevar a cabo esta selección óptima de usuarios.

Una vez recibida la información de los usuarios seleccionados, deberá ser procesada y analizada por la estación central que se encarga de la coordinación de la red. A través de esta información la estación central ha de tomar una decisión sobre la ausencia o presencia del usuario primario. Existen gran cantidad de estudios en los que se analizan procedimientos variados para tomar esta decisión, muchas de ellas adaptándose a los distintos escenarios en los que puedan emplazarse las radios. Existen dos estrategias diferenciadas para determinar la existencia de un usuario primario, decisión dura o blanda (5).

En la decisión dura, cada uno de los usuarios secundarios realiza su propia decisión sobre la ocupación del canal y envía esta información al nodo central. Según esta información, el nodo central puede tomar la decisión según dos reglas, la regla OR y la regla AND. La regla OR

determinará que existe ocupación del canal por el usuario primario si al menos uno de los usuarios de la CR involucrados en la detección decide que el canal está ocupado. Sin embargo, la regla AND tomará el canal por ocupado cuando todos los usuarios involucrados en la detección determinan que el canal está ocupado.

La decisión blanda considera las medidas llevadas a cabo por todos los usuarios secundarios y determina la existencia de un usuario primario mediante la correlación de todas estas medidas. Es el procedimiento que consigue mejores resultados aunque la transmisión de toda la información que requiere a través de la red requiere gran capacidad por parte de esta y dependiendo del número de usuarios puede llegar a colapsarla.

Capítulo 3. Métodos de Detección de Señales

Como se ha mencionado anteriormente, la detección de la ocupación del espectro es uno de los principales y primeros pasos a llevar a cabo en las aplicaciones de CR. Este apartado se centra en la recopilación y análisis teórico de distintos tipos de métodos de detección basados en energía.

En concreto, los métodos analizados son los siguientes:

- “LAD-Based Methods”.
- “Forward Methods”.
- “Wideband Spectrum Sensing”.
- Métodos Adaptativos “Constant False Alarm Rate (CFAR)”

3.1 Sensado de espectro con “LAD-Based Methods”

El método LAD (Location Algorithm based on double-thresholding) (6) es un algoritmo de localización basado en doble umbral tal y como su nombre indica. Se trata de una técnica que ha sido utilizada tradicionalmente para detección de señales de banda estrecha y que ahora es de gran utilidad en escenarios de Sistemas de CR en los cuales permite sensar el medio para determinar la existencia de un usuario primario.

Algunas de las características que hacen del método LAD una técnica adecuada para la detección de señales es la ausencia de requerimientos de información de las señales a priori. Se trata de un método “ciego”, ya que no requiere conocer la presencia de señales, nivel de ruido... permitiendo obtener información como la existencia de una o varias señales y algunas de sus características como potencia y ancho de banda. Otras de las ventajas con las que cuenta este método es que tiene una complejidad computacional muy baja. Además se proponen mejoras del método básico que permiten reducir aún más la complejidad de este método: LAD con umbrales normalizados (LAD NT) y LAD combinando clusters adjacentes (LAD ACC).

Fundamentos del método:

El modelo del sistema que se asume en este método, considera la recepción de una señal discreta cuya base es la siguiente:

$$r(n) = \sum_{k=1}^m i_k(n) + w(n)$$

donde m es número de señales desconocidas, i_k es la k -ésima señal recibida junto con $w(n)$ que representa ruido complejo Gaussiano de media nula y varianza variable y aleatoria $2\sigma^2$. Tal y como se ha indicado anteriormente, no se conoce el nivel de ruido existente en la señal recibida, por lo que se asume que la varianza de ruido es desconocida. Las señales consideradas para la detección en este método, han de ser de banda estrecha e independientes entre sí. Está especialmente indicado para la detección de señales binarias moduladas en fase (BPSK), aunque también se pueden obtener buenos resultados con señales que utilizan modulación de fase en cuadratura (QPSK) o modulación de amplitud en cuadratura (16-QAM) ya que su espectro es bastante similar.

El funcionamiento de este método está basado en el cálculo de dos umbrales que permitirán realizar la separación y localización de las señales correspondientes. El cálculo de estos umbrales se realiza de forma iterativa mediante el algoritmo FCME.

En primer lugar, se realiza una ordenación de las muestras en el dominio de la frecuencia según su energía, es decir, se ordenan las muestras en dominio de la frecuencia de forma ascendente según $|x_i|^2$. De estas muestras ordenadas, se selecciona un pequeño conjunto inicial Q que incluya las de menor energía, por ejemplo, se puede escoger el 5% de las muestras más pequeñas.

A continuación, se selecciona el parámetro de umbral T_{CME} el cual depende de la distribución del ruido. Este parámetro tomará el valor $T_{CME} = -\ln(P_{fa})$, donde P_{fa} será la probabilidad de Falsa Alarma deseada. El siguiente paso consiste en realizar iterativamente los pasos 1 y 2 descritos a continuación hasta llegar a la condición de parada:

- Paso 1: Calculamos el umbral:

$$T_{umbral} = T_{CME} \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q |x_i|^2$$

- Paso 2: En este punto se incluyen en el set inicial Q todas las muestras x_i que se encuentren por debajo de T_{umbral} . De este modo, se vuelve a ejecutar el paso 1 con el set de muestras Q actualizado hasta que no se encuentren muestras por debajo T_{umbral} . En ese momento el algoritmo se parará.

Como se ha mencionado al comienzo de esta sección, el método LAD se basa en la localización de señales basándose en el uso de dos umbrales. El procedimiento descrito anteriormente, se utiliza para crear un umbral de forma “genérica”. Para crear los dos umbrales que se necesitan en el método LAD, simplemente tendremos que ejecutar el procedimiento anterior dos veces con dos valores distintos para T_{CME} . De este modo, obtendremos dos umbrales superior e inferior, T_{sup} y T_{inf} , donde $T_{sup} > T_{inf}$.

Una vez obtenidos los umbrales superior e inferior, se deciden las muestras que corresponden con una señal detectada. Para ello, se agrupan en un cluster el conjunto de muestras cuyo valor es superior al valor obtenido para T_{inf} . Se considera que estas muestras x_i pertenecen a una o varias señales si y solo si el valor de alguna de ellas se encuentra por encima de T_{sup} .

El proceso de clasificación de las muestras explicado anteriormente puede observarse de forma más visual en las siguientes figuras:

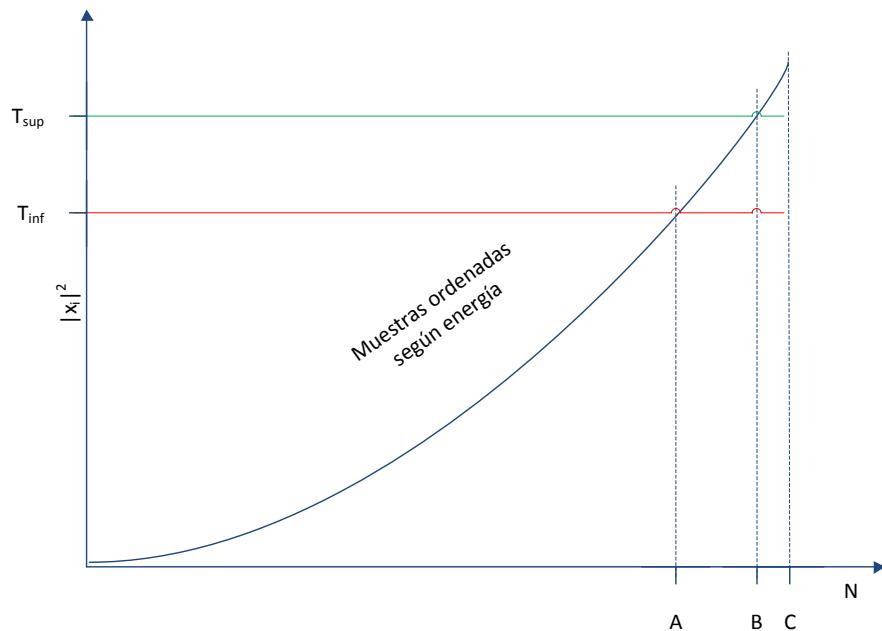


Figura 3. Ordenación de muestras según energía y clasificación con umbrales de método LAD en presencia de una señal.

En la figura anterior puede observarse una ordenación teórica de una serie de muestras obtenidas del espectro de una señal según su energía. Se indican los distintos umbrales T_{sup} y

T_{inf} calculados según el procedimiento indicado anteriormente. En este caso, se puede observar que existen una serie de muestras que están por encima del umbral T_{inf} , en concreto las muestras pertenecientes al intervalo A-C. Según este método, las muestras pertenecientes a este intervalo son firmes candidatas a pertenecer a las componentes frecuenciales de una señal. Para poder determinar que existe una señal transmitiéndose en el espectro analizado, parte de las muestras pertenecientes al intervalo A-C deben estar por encima del umbral T_{sup} . Como podemos observar, esta condición se cumple con las muestras situadas en el intervalo B-C, por lo que tendría como resultado la existencia de una señal. Simplemente identificando las componentes frecuenciales a las que corresponde la energía de las muestras del intervalo A-C estaría identificada la señal.

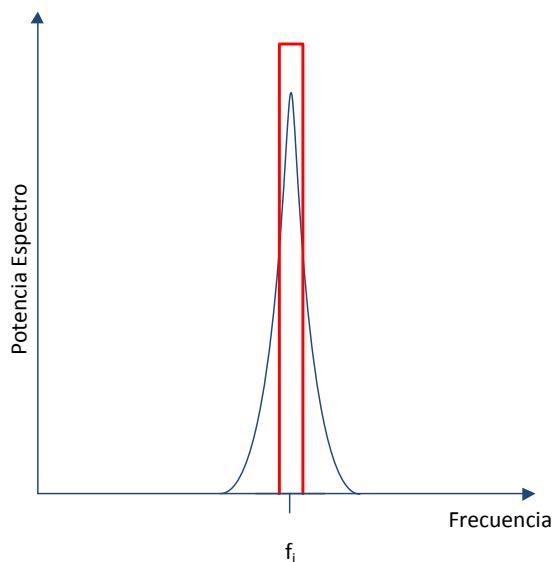


Figura 4. Detección teórica de señal con método LAD.

En la figura anterior puede observarse la identificación frecuencial comentada previamente. La figura muestra el espectro que conforma las muestras que aparecen ordenadas por energía en el ejemplo anterior. Tras la aplicación del método se podría decir que la señal identificada está localizada en el contorno rojo de la figura.

Sin embargo puede ocurrir que el método determine que no existe ninguna señal. Este caso se refleja en la siguiente ilustración:

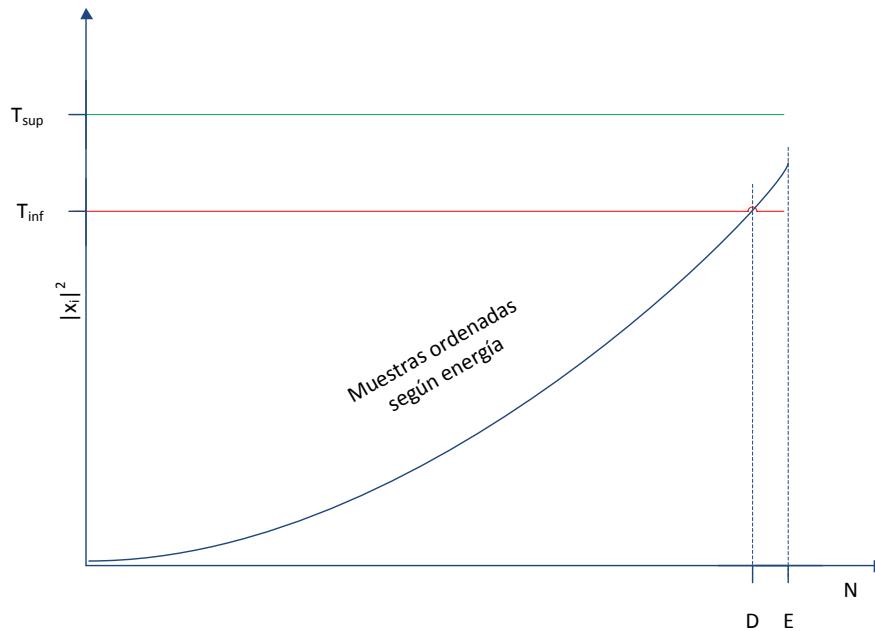


Figura 5. Ordenación de muestras según energía y clasificación con umbrales de método LAD en ausencia de una señal.

En el ejemplo ilustrado en la figura anterior nos encontramos con la situación opuesta. Existe un conjunto de muestras localizadas en el intervalo D-E que cuyo valor supera el del umbral T_{inf} . Según lo indicado anteriormente son candidatas a pertenecer a las componentes frecuenciales de una señal. Sin embargo, ninguna de estas muestras supera el umbral T_{sup} , por lo que el método no las clasificará como muestras pertenecientes a una señal. El método LAD determinará que no existe ninguna señal en el espectro analizado.

Existen una variante de este método que permiten mejorar la eficiencia y capacidad computacional del método. Dicha variante se presenta a continuación:

Método LAD con combinación de clusters adyacentes

Este método presenta distintas problemáticas según el escenario que se presente. Existen algunos casos en los que el método decide que existen dos señales cuando en realidad es una única señal. Esto es debido a que se presentan algunas muestras en mitad del espectro de una señal, que no tienen la amplitud necesaria para que el método las detecte. Ocurre especialmente cuando el ancho de banda de las señales es significativo. Esta situación se presenta en la siguiente figura:

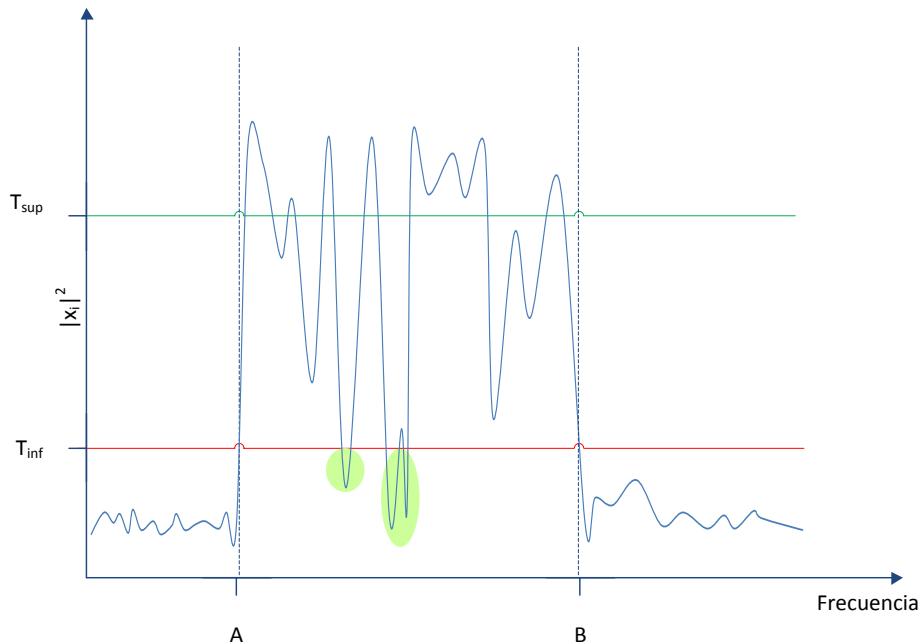


Figura 6. Problemática en métodos LAD.

En la figura anterior puede observarse el espectro de una señal con un ancho de banda significativo. El método detectaría una señal en las frecuencias localizadas en el intervalo A-B a excepción de las muestras localizadas en las zonas sombreadas en verde, las cuales tienen una energía inferior a la requerida por el umbral T_{inf} . A consecuencia de esto, el método presentaría como resultado varias señales en el intervalo A-B en vez de una con un gran ancho de banda.

Por este motivo, se diseña esta variación del método LAD la cual permite corregir este comportamiento.

El fundamento de la variación consiste en añadir una condición extra: Si existen conjuntos continuos de muestras clasificadas como señal, los cuales están separados por n o menos de n muestras que están por debajo del umbral inferior, entonces se considera que estos conjuntos de muestras (incluyendo las n muestras que los separan) pertenecen a la misma señal.

3.2 Sensado de espectro con “Forward Methods”

Los métodos forward (7), son métodos cuyo objetivo es la detección de señales basándose en el sensado espectral de energía. Existen dos variantes que serán contempladas en esta sección: el método “*Forward Consecutive Mean Excision*” (FCME) y el método “*Forward Cell Averaging*” (CA). Sin embargo, en la implementación del método sólo se tendrá en cuenta la versión FCME CA.

Se trata de métodos que permiten la detección de señales basándose en la energía de las muestras detectadas. Para ello, estos métodos utilizan un umbral seleccionado el cual permita obtener una probabilidad de falsa alarma menor o igual a un valor deseado. Es posible realizar la detección sin conocer el nivel de ruido presente en la señal recibida, ya que este será estimado adaptativamente. Además no se requiere que existan bandas de guarda o bandas libres en las frecuencias sensadas para poder detectar la existencia de una señal.

A continuación se describen los fundamentos que describen estos métodos:

Modelo de Sistema:

Este método, asume que las muestras recibidas son el resultado de mediciones de las frecuencias candidatas llevadas a cabo con dispositivos de sensado en frecuencia. Clasifica las muestras obtenidas en dos tipos: muestras que contienen sólo **ruido** y muestras que contienen componentes de **señal**.

Las muestras que contienen únicamente ruido, son consideradas como muestras que siguen una distribución Chi-Cuadrado con $2M$ grados de libertad. M es un factor que contiene información sobre la duración y el ancho de banda sobre el que se ha llevado a cabo la medición. Su valor vendrá dado por la siguiente expresión:

$$M = TW$$

De este modo, con la fórmula anterior obtendríamos el factor M de una señal paso banda con ruido blanco $n(t)$ con ancho de banda W durante una medición de un tiempo T . El ancho de banda de medida no tiene por qué ser igual al ancho de banda de la señal.

Las muestras que contienen componentes de señal, son consideradas como muestras que siguen una distribución Chi-Cuadrado con $2M$ grados de libertad y una no centralidad de 2γ , donde el parámetro γ es la relación de señal a ruido. El parámetro de no centralidad, γ puede ser calculado a partir de $\gamma = E/N_0$, donde E es igual a la energía de la señal.

Algoritmo:

El algoritmo comienza realizando la FFT de la señal recibida asumiendo el modelo explicado anteriormente. Una vez se dispone de la señal en el dominio de la frecuencia, es necesario reordenar las muestras de forma ascendente. De este modo, llamaremos al conjunto de muestras ordenadas $Q(i)$, siendo $i=1,\dots,N$ donde N es el número de muestras.

A continuación, el algoritmo asume que las l muestras más pequeñas son causadas únicamente por ruido realizando el siguiente test:

$$Q(k+1) > T_K \sum_{i=1}^k Q(i)$$

donde k inicialmente adquiere el valor de l y T_k es un factor que define las propiedades del método. Si la condición expresada por la anterior expresión se cumple, el método finaliza y determina que las muestras $Q_{(k+1)}, \dots, Q_{(N)}$ pertenecen a las señales detectadas. Si por el contrario esta condición no se cumple, el test se realiza de nuevo incrementando el valor de k en 1 hasta llegar al valor de N , lo que implicaría la ausencia de señales.

Como se puede observar, el factor de escalado T_k se actualiza en cada vez que se realiza una iteración de la condición anteriormente descrita. El valor que toma esta variable se deriva a partir del parámetro T_{CME} según:

$$T_K = \frac{T_{CME}}{k}$$

Siendo T_{CME} la solución a la ecuación:

$$P_{FA} = e^{T_{CME}M} \sum_{k=0}^{M-1} \frac{1}{k!} (T_{CME}M)^k$$

en la cual P_{FA} denota la probabilidad de falsa alarma deseada.

El algoritmo desarrollado hasta este punto describe la variante Forward FCME. Existe una versión del método FCME llamada método Forward CA, la cual permite calcular este parámetro de una forma más simple a través de la función inversa de Fisher. Según esta variante, el valor de T_k se deduce de la siguiente fórmula:

$$T_k = FINV(1 - P_{FA}, 2M, 2Mk)/k$$

donde FINV denota el resultado de la transformada inversa de Fisher obtenida a través de la función correspondiente con la ayuda de Matlab y P_{FA} corresponde a la probabilidad de falsa alarma deseada nuevamente.

3.3 Sensado de espectro con “Wideband Spectrum Sensing”

Modelo de Sistema

Los métodos Wideband (20) consideran sistemas de comunicaciones que subdividen canales con un gran ancho de banda en K subcanales de banda estrecha que no se solapan entre ellos. Por este motivo, este método se convierte en una buena aproximación al modelo adoptado por la CR.

El modelado de la detección de ocupación en el subcanal k es definido mediante las variable $H_{0,k}$ ("0"), la cual representa que la ausencia de señal y la variable $H_{1,k}$ ("1"), representando la existencia de señal en el subcanal k y por tanto su ocupación. La búsqueda es realizada a lo largo de todos el ancho de banda que forman el conjunto de subcanales, obteniendo un mapa de ocupación de usuarios a lo largo de las múltiples frecuencias que ocupan el ancho de banda. Esta situación se refleja en la siguiente figura:

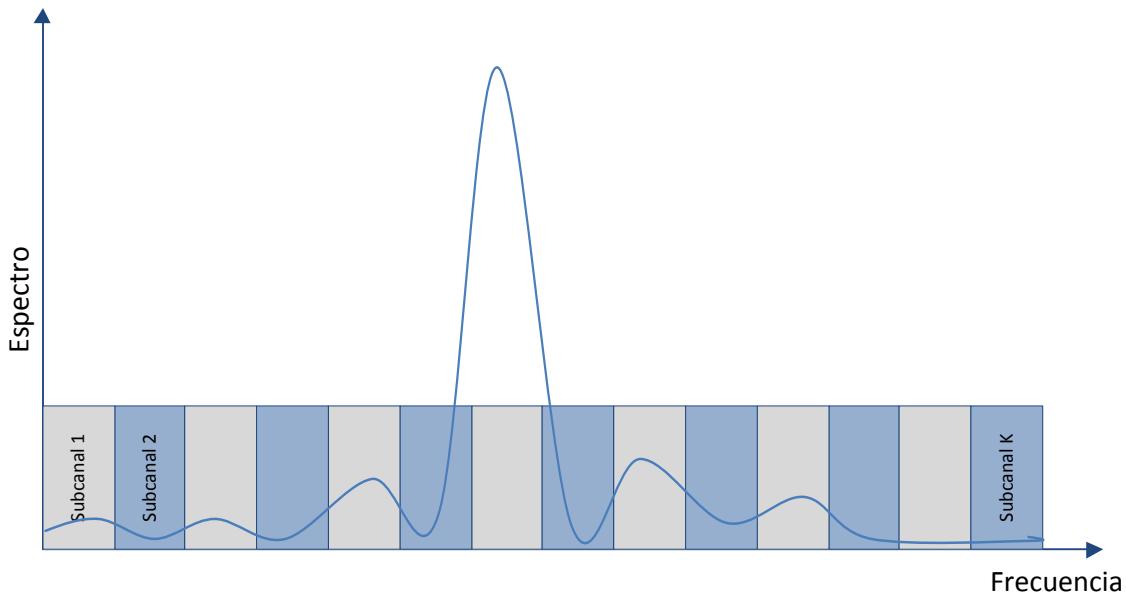


Figura 7. Subdivisión del espectro en canales.

Como puede observarse en la figura anterior, el espectro se dividirá en subbandas las cuales se analizarán para determinar la existencia de señal en cada una de ellas.

La señal recibida en banda base por el dispositivo de sensado puede describirse de la siguiente forma:

$$r(n) = \sum_{l=0}^{L-1} h(l)s(n-l) + v(n) \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

donde $s(t)$ es la señal transmitida en el tiempo n y $v(n)$ representa ruido blanco complejo y Gaussiano de media nula y varianza σ_v^2 . $h(l)$ denota la respuesta al impulso discreta del canal entre el emisor y el receptor, siendo L el número de caminos posibles entre ambos. Este canal, posee una respuesta discreta en frecuencia dada por la siguiente expresión:

$$H_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{L-1} h(n)e^{-j2\pi nk/N}, \quad k = 0, 1, \dots, K-1$$

donde $L \leq N$. Se asume que el canal varía lentamente de modo que la respuesta en frecuencia de H_k permanece aproximadamente constante a lo largo del tiempo de detección.

A partir de los datos mostrados anteriormente, se obtiene que la respuesta en frecuencia de la señal recibida en cada subcanal. Puede ser estimada a partir del cálculo de la Transformada de Fourier Discreta:

$$R_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} r(n)e^{-j2\pi nk/N} = H_k S_k + V_k, \quad k = 0, 1, \dots, K-1$$

donde S_k es la señal transmitida en el subcanal k y V_k es la respuesta en frecuencia del ruido recibido, cuyo valor viene dado por:

$$V_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{L-1} v(n)e^{-j2\pi nk/N}, \quad k = 0, 1, \dots, K-1$$

siendo ruido independiente con distribución normal de media nula y varianza σ_v^2 , tal y como se ha definido previamente. Se asume que tanto la señal transmitida S_k , como el canal H_k y el ruido aditivo V_k son procesos independientes unos de otros.

Una vez están definidos los modelos de señales, se puede proceder a evaluar el modelo de decisión. Como se ha comentado antes, el modelado de la detección de ocupación en el subcanal k es definido mediante las variables $H_{0,k}$ la cual representa que la ausencia de señal y la variable $H_{1,k}$ representando la existencia de señal en el subcanal k y por tanto su ocupación. De este modo, para decidir si el subcanal k está ocupado o no, es necesario comprobar las siguientes hipótesis:

$$\begin{aligned} H_{0,k} : R_k &= V_k \\ H_{1,k} : R_k &= H_k S_k + V_k, \quad k = 0, 1, \dots, K-1 \end{aligned}$$

A continuación, para subcanal k , se calcula un estadístico Y_k que consiste en el sumatorio de la energía de la señal recibida en el intervalo de M muestras existentes en dicho subcanal, siendo su expresión la siguiente:

$$Y_k = \sum_{m=0}^{M-1} |R_k(m)|^2, \quad k = 0, 1, \dots, K-1$$

A partir de este estadístico se realiza la decisión según la regla dada por:

$$\begin{aligned} Y_k < \gamma_k &\rightarrow H_{0,k} \\ Y_k \geq \gamma_k &\rightarrow H_{1,k}, \quad k = 0, 1, \dots, K-1 \end{aligned}$$

donde γ_k corresponde al umbral de decisión. Por simplicidad, se asume que la energía transmitida en cada subcanal tiene energía unitaria.

Para calcular el valor del umbral γ_k se recurre al teorema central del límite, según el cual, Y_k tiene una distribución normal con media

$$E(Y_k) = \begin{cases} M\sigma_v^2 \rightarrow H_{0,k} \\ M(\sigma_v^2 + |H_k|^2) \rightarrow H_{1,k} \end{cases}$$

y varianza

$$Var(Y_k) = \begin{cases} 2M\sigma_v^4 \rightarrow H_{0,k} \\ 2M(\sigma_v^2 + 2|H_k|^2)\sigma_v^2 \rightarrow H_{1,k} \end{cases}$$

Para $k=0,1,\dots,K-1$. Teniendo en cuenta la regla de decisión indicada anteriormente, puede formularse la probabilidad de falsa alarma según la siguiente expresión:

$$P_f^{(k)}(\gamma_k) = Pr(Y_k > \gamma_k | H_{0,k}) = Q\left(\frac{\gamma_k - M\sigma_v^2}{\sigma_v^2\sqrt{2M}}\right)$$

Para obtener el valor de γ_k simplemente es necesario despejar su valor de la ecuación, obteniendo:

$$\gamma_k = \left(Q^{-1}\left(P_f^{(k)}(\gamma_k)\right) * \sigma_v^2\sqrt{2M}\right) + M\sigma_v^2$$

3.4 Sensado de espectro con Métodos Adaptativos “Constant False Alarm Rate (CFAR)”

Los métodos adaptativos (22) constituyen una técnica muy robusta para estimar parte del espectro radioeléctrico que permanece infroutilizado potenciando la dinamización de su uso y optimización.

Los métodos adaptativos requieren estimar el nivel de ruido existente en la banda de frecuencias seleccionada para realizar la detección de señales. Para realizar esta estimación, se aplica una técnica que descompone la señal y el ruido en distintos subespacios tomando como referencia la asunción de que ambos son incorrelados. La base de esta técnica proviene del método MUSIC (Multiple Signal Classification), el cual utiliza un rango reducido de la descomposición en autovalores de la función de autocorrelación de la señal para determinar el nivel de ruido existente en una banda de frecuencia. El algoritmo utilizado por los métodos adaptativos utiliza una aproximación adaptativa del método MUSIC basada en la creación de subespacios.

Las señales de entrada consideradas para este algoritmo serán $s_k(t)$, señal real en el dominio del tiempo y $S_k(w)$, la cual corresponde a la transforma de Fourier de $s_k(t)$. El siguiente paso consiste en calcular la función de autocorrelación necesaria. Esta autocorrelación es estimada en función de distintos retardos τ dentro de la banda de frecuencias deseada $w_m, m \in [1, M]$, siendo M el número de muestras en frecuencia disponibles. Su función viene dada por la siguiente expresión:

$$R_{ss}(\tau_n) = \frac{2}{M} \sum_{m=1}^M |S(w_m)|^2 e^{2i\pi w_m \tau_n}$$

donde los tiempos de retardo (τ_n) son determinados según

$$\tau_n = ndt = \frac{n}{Fs}$$

siendo dt el periodo de muestreo y Fs la frecuencia de muestreo utilizada. De la anterior función se desprende que para $n = 0$ no existe ningún retardo en la señal. A partir de la información anterior, se construye la matriz de autocorrelación \mathbf{R} , la cual contendrá un número de retardos determinado indicados por N_T . Esta matriz será construida según las siguientes especificaciones:

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} R_{ss}(\tau_0) & \cdots & R_{ss}(\tau_{N-1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{ss}(\tau_{N-1}) & \cdots & R_{ss}(\tau_0) \end{pmatrix}$$

Una vez se ha obtenido la matriz de autocorrelación \mathbf{R} , se procede a calcular los autovalores de dicha matriz para obtener el nivel de ruido. Antes de ello, se realiza una transformación de la matriz a partir de una ponderación de su diagonal con el objetivo de reducir su rango, y así estabilizar y controlar la sensibilidad del algoritmo en la banda de frecuencias deseada. La transformación a realizar viene dada por la siguiente expresión

$$\mathbf{R}_I = \left(\frac{\mathbf{R}}{B} + (KTxNF) \mathbf{I} \right)$$

donde NF es el menor valor de la figura de ruido conocido, K denota la constante de Boltzmann, T es la temperatura en grados Kelvin, B es el ancho de banda de interés e \mathbf{I} representa la matriz identidad con dimensiones (N_T, N_T) .

A partir de la matriz ponderada calculada anteriormente se obtienen sus autovalores:

$$\lambda(\mathbf{R}_I) = \{\lambda_1, \dots, \lambda_{N_T}\}$$

Finalmente, el nivel de ruido estimado η viene dado por el menor de los autovalores calculados anteriormente en unidades dBm/Hz:

$$\eta_{estimado(dB)} = 10 \log_{10}(\min(\lambda(\mathbf{R}_I)))$$

A partir de este momento entra en juego el algoritmo CFAR. Este algoritmo permite calcular un umbral a partir del nivel de ruido según el cual pueda estimarse la ocupación en la banda de frecuencias deseada. El valor del umbral calculado para una simple iteración del algoritmo es el siguiente:

$$R_{thresh} = 2 \sqrt{\frac{\eta_{estimado}}{\pi} \ln(1/P_{FA})}$$

Es posible calcular este umbral a partir de varias iteraciones en las que se realizan promediados de las FFT de las señales recibidas, pero no es objeto de este estudio.

La decisión de ocupación del canal vendrá dada por la siguiente regla según la cual se puede crear un mapa binario de ocupación

$$X_m = \begin{cases} 1 & \text{si } |S(w_m)|^2 > R_{thresh} \\ 0 & \text{si } |S(w_m)|^2 \leq R_{thresh} \end{cases}$$

De la regla expresada anteriormente, se deduce que el canal estará ocupado si X_m toma el valor de 1, ocurriendo lo contrario si toma el valor de 0.

El resultado de esta decisión puede observarse en la siguiente figura:

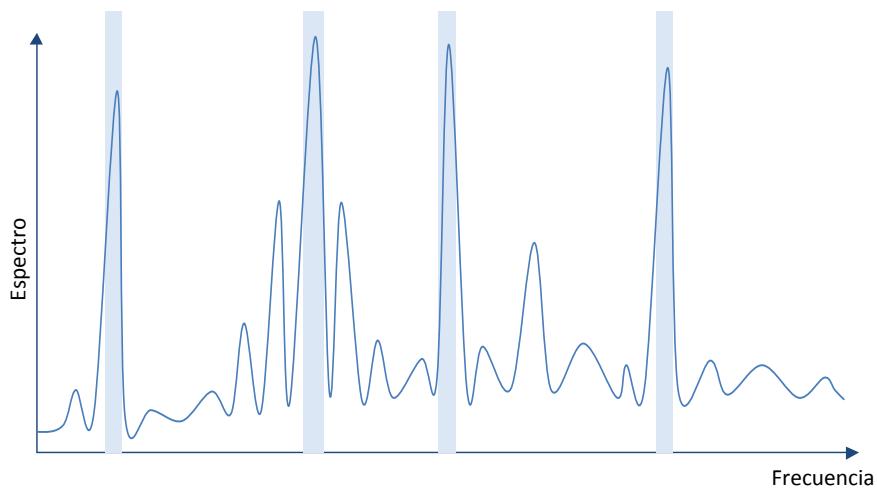


Figura 8. Detección de frecuencias con método adaptativo CFAR.

En la anterior figura se presenta un espectro de frecuencia teórico en el que el análisis realizado a través del método CFAR da lugar a la identificación y detección de cuatro señales a distintas frecuencias. Esta detección es el resultado de la comparación de la energía de la señal con el umbral calculado según el procedimiento analizado.

Capítulo 4. Identificación de Modulaciones

Una vez se ha concluido la fase de determinación de existencia o no de una señal, el siguiente paso consiste en la identificación del tipo de modulación utilizado en la señal previamente detectada. En este capítulo se analiza la metodología necesaria para llevar a cabo la identificación de la modulación de una señal desconocida.

En el proceso de identificación tiene vital importancia la función Transformada de Wavelet (WT). Mediante la WT es posible identificar las distintas transiciones que tienen lugar en los cambios de símbolos de las señales. A partir de las características obtenidas a partir de esta transformada será posible realizar la identificación de la modulación de la señal.

Para abordar este tema, en primer lugar se analiza el concepto de la WT y su aplicación a distintos tipos de señales, para a continuación, examinar el procedimiento a seguir para discriminar distintos tipos de modulaciones en función de los resultados de la WT.

4.1 Transformada de Wavelet en Señales

En este apartado se analiza el concepto de WT y el procedimiento necesario para su cálculo. Además se analizan las características de las WT de distintos tipos de señales.

Modelo de Sistema

Se considera $x(t)$ la señal recibida en su expresión compleja:

$$x(t) = s(t) + \varepsilon(t) = \tilde{s}(t)e^{j(w_c t + \theta_c)} + \varepsilon(t)$$

donde $s(t)$ es la señal modulada, $\varepsilon(t)$ es ruido complejo gaussiano de media nula y varianza $2\sigma_\varepsilon^2$, w_c es la frecuencia portadora y θ_c es la fase de dicha portadora. De este modo, la variable $\tilde{s}(t)$ adquirirá distintos valores según la modulación que se esté utilizando en todo momento. Los posibles valores a tomar según distintos tipos de modulación son los siguientes:

Modulación PSK:

$$\tilde{s}(t) = \sqrt{S} \sum_k e^{j\varphi_k} p(t - kT), \quad \varphi_k = \frac{2\pi n}{M}, \quad n = 0, \dots M - 1$$

Donde S es la potencia de la señal, M es el número de símbolos de la modulación, $p(t)$ es un pulso rectangular unitario de duración $[0, T]$ siendo T el tiempo de símbolo y k el número de símbolos observados.

Modulación QAM:

$$\tilde{s}(t) = \sum_k (A_k + jB_k) p(t - kT), \quad A_k, B_k = \pm 1, \pm 3, \dots \pm \sqrt{M} - 1$$

Donde podemos aplicar las mismas consideraciones que en la modulación anterior.

Modulación FSK:

$$\tilde{s}(t) = \sqrt{S} \sum_k e^{jw_i t + \varphi_k} p(t - kT), \quad w_i \in (w_1, w_2, w_3, \dots, w_M) \quad \varphi_k = (0, 2\pi)$$

Aplicándose una vez más los principios expresados previamente.

De las anteriores ecuaciones pueden deducirse la existencia de cambios en las señales produciendo una serie de transiciones. Estos cambios son provocados por variaciones de amplitud, de fase o bien cambios de frecuencia los cuales pueden ser identificados y trasladados a la WT. Sin embargo, esta capacidad para detectar cambios en la tendencia de las señales depende de las características seleccionadas en la WT (23). Si tenemos en cuenta la expresión de la WT continua,

$$CWT(a, \tau) = \int s(t)\varphi_a^*(t)dt = \frac{1}{\sqrt{a}} \int s(t)\varphi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right)dt$$

Las únicas variables a seleccionar son la constante de escalado a y la función madre wavelet $\varphi(t)$. Supongamos que la señal $s(t)$ varía según los valores un parámetro $\rho(t)$. Este modelo corresponde perfectamente con el caso en el que nos encontramos, donde $s(t, \rho(t))$ representa nuestra señal modulada que varía según cambios en fase, amplitud o frecuencia de la señal determinados por $\rho(t)$. Según distintos estudios realizados (24), existen una serie de condiciones mediante las cuales se pueden seleccionar los parámetros de la WT para que permitan la identificación de cambios de tendencia en las señales, esto es, las variaciones que sufriría el parámetro $\rho(t)$. Las condiciones son las siguientes:

Condición 1:

Si no existe ningún cambio de tendencia en la señal, es decir, si el parámetro $\rho(t)$ permanece constante, el valor obtenido al calcular la WT es una constante:

$$CWT(a, \tau | \rho \text{ constate}) = K(a)$$

Donde la constante resultante K depende únicamente del valor de a .

Condición 2:

Si ocurre un cambio de tendencia en la señal en el instante t_0 , es decir, el parámetro $\rho(t)$ cambia en el instante t_0 , el resultado obtenido al calcular la WT es un valor totalmente distinto a $K(a)$ y que puede ser diferenciado claramente.

Condición 3:

La diferencia entre el valor de la WT en el instante del cambio t_0 , y el valor obtenido mientras $\rho(t)$ permanece constante $K(a)$, debe ser maximizado:

$$D = |CWT(a, t_0) - K(a)|$$

De estas condiciones es lógico concluir que la WT será una función que presente tramos constantes en los intervalos en los que el parámetro $\rho(t)$ permanezca constante y un pico abrupto en los instantes en los que $\rho(t)$ presente un cambio. Cumplir la condición 3 en la mayor medida de lo posible asegurará una probabilidad de detección mucho mayor.

Existe una función que cumple las anteriores especificaciones: función Haar (24). Se trata de una función muy sencilla que permite calcular la WT sin complejidad alguna. Esta función está definida de la siguiente forma:

$$\text{Haar_Function}(t) = \begin{cases} 1 & -0,5 < t < 0 \\ -1 & 0 < t < 0,5 \end{cases}$$

Si aplicamos la función Haar a la WT y trasladamos su ecuación a tiempo discreto obtenemos la siguiente función:

$$WT(a, n) = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_k s(k) \varphi^* \left(\frac{k-n}{a} \right)$$

donde se ha considerado $t = kT_s = k$, $\tau = nT_s = n$ y se ha tomado como tiempo de muestreo la unidad. Evaluando los datos anteriores se puede determinar que los coeficientes del sumatorio que acompañarán a la señal $s(k)$ dando lugar a la Transformada de la función Haar:

$$\frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{k}{a}\right) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{a}} & k = -\frac{a}{2}, -\frac{a}{2} + 1, \dots, -1 \\ -\frac{1}{\sqrt{a}} & k = 0, 1, \dots, \frac{a}{2} - 1 \\ 0 & resto \end{cases}$$

De este modo, la WT discreta utilizando la función Haar de la señal $x(t)$ que teníamos inicialmente sería de la siguiente forma:

$$WT(a, n) = \overline{WT}(a, n) + \xi(n)$$

Donde $\overline{WT}(a, n)$ es la transformada de la señal y $\xi(n)$ es la transformada del ruido. El ruido $\xi(n)$ tendrá una potencia igual a $2\sigma_e^2$ y estará correlada con el retraso $a - 1$, ya que el ruido es blanco y la transformada de la función Haar tiene energía unitaria.

La señal $WT(a, n)$ tomará distintos valores dependiendo del desfase n . $WT(a, n)$ se conformará por la sucesión de valores obtenidos al ir desplazando la señal de coeficientes de la Transformada de Haar expresada previamente a través de la señal de la cual queremos calcular la WT de $s(t)$. Este proceso puede verse gráficamente en la siguiente figura:

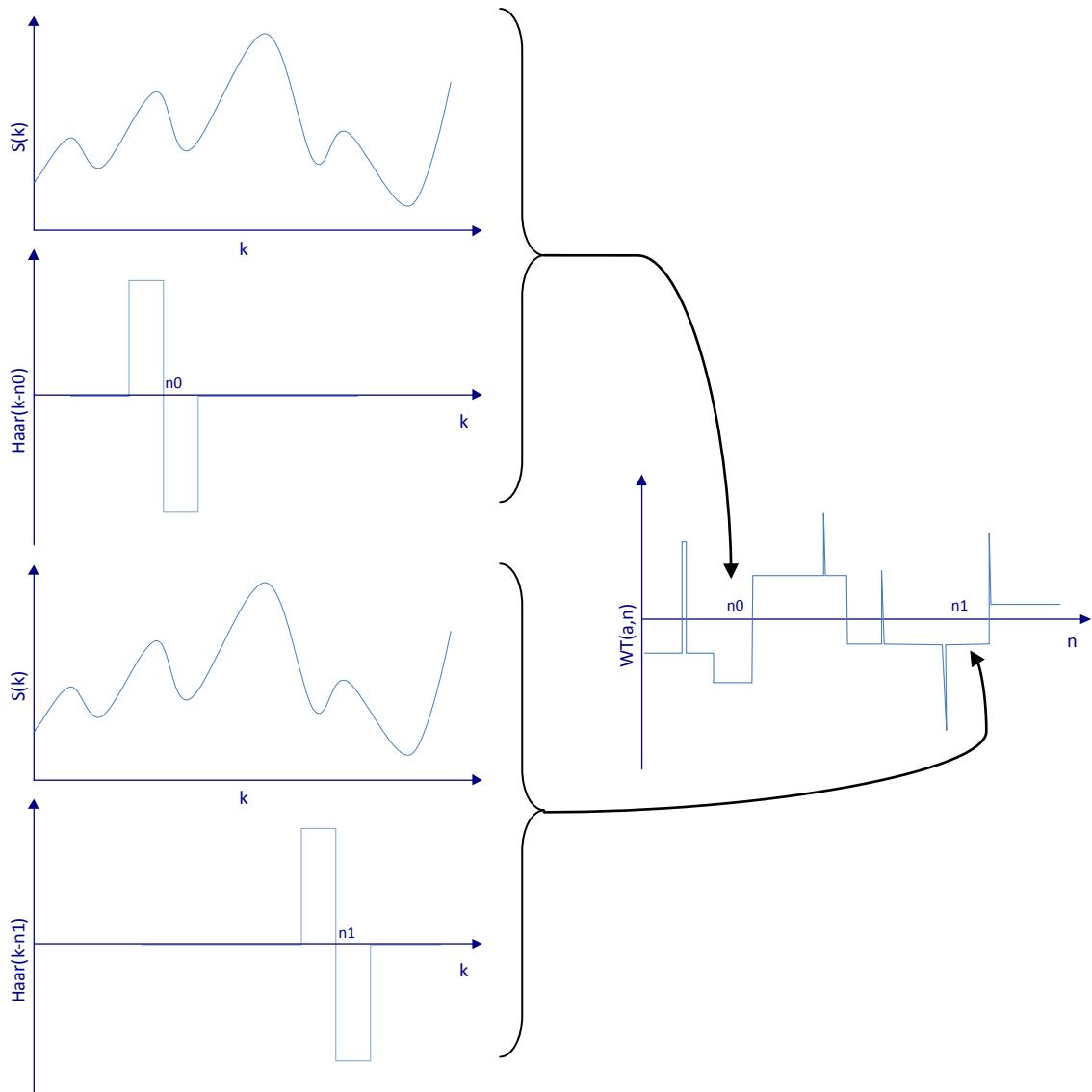


Figura 9. Calculo de Transformada de Wavelet con función Haar de la señal $S(k)$.

La figura anterior pretende ilustrar la metodología utilizada para calcular la WT de una función. Se obtendrían los sucesivos puntos que componen la WT a partir de la integral del producto de la señal con la función Haar desplazada. Por cada desplazamiento que se realiza en la señal Haar se obtiene un punto en la WT. La disminución del factor a mencionado previamente hace que la función madre Wavelet tras su transformación sea más estrecha. Además, al ser más estrecha permite obtener WT mucho más definidas.

4.1.1 Señales PSK

Se va a analizar matemáticamente la evolución de la WT de una señal PSK (24). Los valores obtenidos se corresponderán con las tres condiciones expresadas anteriormente para la definición de los parámetros seleccionables de la WT. Estas condiciones indicaban que la WT de una señal PSK en la que no había ningún cambio de fase sería una constante. Sin embargo, esta transformada tomará un valor muy distinto y diferenciable en el instante en el que se

produce un cambio de fase. Por este motivo, se va a analizar lo que ocurre en estos dos instantes, en un intervalo en el que no existe ningún cambio de fase y en un intervalo en el que exista un cambio de fase.

Para realizar este análisis, consideramos una señal PSK $s(k)$ muestreada en el intervalo $(i - 1)T < k < (i + 1)T$, siendo k los distintos instantes de muestreo definidos anteriormente como $t = kT_s = k$. En este intervalo, existirá un cambio de fase en el instante $k = iT$, obteniendo de este modo la siguiente señal PSK antes y después de dicho cambio de fase:

$$s(k) = \begin{cases} \sqrt{S}e^{j(w_c k + \theta_c)} e^{j\varphi_i} & (i - 1)T \leq k < iT \\ \sqrt{S}e^{j(w_c k + \theta_c)} e^{j\varphi_{i+1}} & iT \leq k < (i + 1)T \end{cases}$$

donde se puede observar que existe un desfase entre ambos intervalos de $\alpha = \varphi_{i+1} - \varphi_i$. Para calcular la WT se debe proceder de la misma manera y analizar tanto los puntos en los que se produce el cambio de fase como en los que no.

En primer analizamos la situación en la que no existe cambio de fase, ilustrado en la siguiente figura:

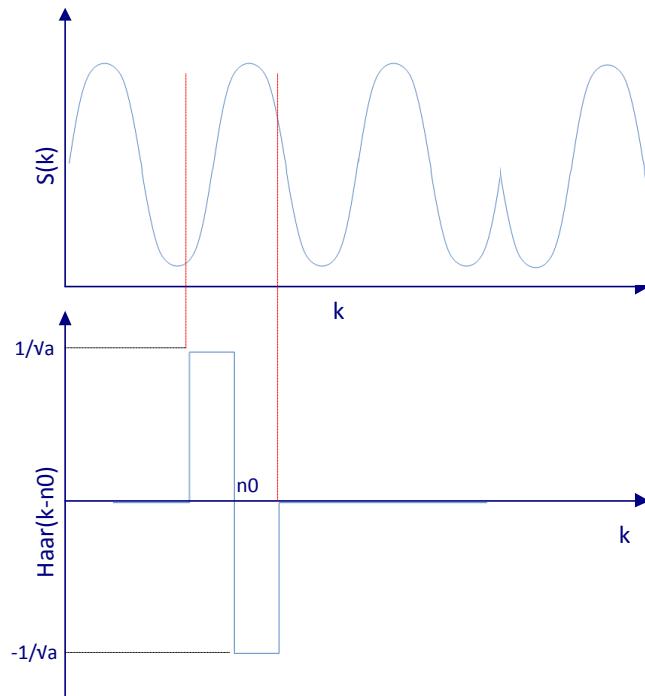


Figura 10. Calculo de Transformada de Wavelet de señal $S(k)$ en intervalo sin cambio de fase

En la figura anterior, se pueden observar la señal PSK y la señal de coeficientes obtenida a partir de la función Haar en un intervalo de tiempo en el que no existe cambio de fase. A partir del producto y posterior sumatorio de estas dos señales, se obtendrán los distintos puntos la Transformada de Wavelet $WT(a, n)$. Utilizando la señal PSK antes definida, no obtendremos

ningún cambio de fase cuando calculemos la $WT(a, n)$ en el intervalo $(i - 1)T + \frac{a}{2} \leq n < iT - \frac{a}{2}$. De este modo, la $WT(a, n)$ en este intervalo tendrá el siguiente valor:

$$\begin{aligned}
WT(a, n) &= \sqrt{\frac{S}{a}} \left\{ \sum_{k=n-\frac{a}{2}}^{n-1} e^{j(w_c k + \theta_c + \varphi_i)} - \sum_{k=n}^{n+\frac{a}{2}-1} e^{j(w_c k + \theta_c + \varphi_i)} \right\} \\
&= \sqrt{\frac{S}{a}} e^{j(\theta_c + \varphi_i)} \left\{ \frac{e^{jw_c n} - e^{jw_c(n-a/2)}}{e^{jw_c} - 1} - \frac{e^{jw_c(n+a/2)} - e^{jw_c n}}{e^{jw_c} - 1} \right\} \\
&= \sqrt{\frac{S}{a}} e^{j(\theta_c + \varphi_i)} \frac{2e^{jw_c n} - e^{jw_c(n-a/2)} + e^{jw_c(n+a/2)}}{e^{jw_c} - 1} \\
&= \sqrt{\frac{S}{a}} e^{j(\theta_c + \varphi_i)} \frac{2e^{jw_c n} - e^{jw_c n}(e^{jw_c a/2} + e^{-jw_c a/2})}{e^{jw_c} - 1} \\
&= \sqrt{\frac{S}{a}} e^{j(\theta_c + \varphi_i)} \frac{e^{jw_c n} (2 - 2 \cos(\frac{w_c a}{2}))}{e^{jw_c} - 1} = 2 \sqrt{\frac{S}{a}} e^{j(\theta_c + \varphi_i)} \frac{e^{jw_c n} 2 \operatorname{sen}^2(\frac{w_c a}{4})}{e^{jw_c} - 1} \\
&= 2 \sqrt{\frac{S}{a}} e^{j(\theta_c + \varphi_i)} \frac{e^{jw_c n} \operatorname{sen}^2(\frac{w_c a}{4})}{e^{jw_c/2} \operatorname{sen}(\frac{w_c}{2})} = \sqrt{\frac{S}{a}} (-2j) e^{j(\theta_c + \varphi + w_c n - w_c/2)} \frac{\operatorname{sen}^2(\frac{w_c a}{4})}{\operatorname{sen}(\frac{w_c}{2})}
\end{aligned}$$

$$(i - 1)T + \frac{a}{2} \leq n < iT - \frac{a}{2}$$

donde para su resolución se han utilizado la fórmula de la suma de la serie geométrica entre otras:

$$\sum_{k=m}^n ar^k = \frac{a(r^{n+1} - r^m)}{r - 1}$$

$$\operatorname{sen}^2(x) = \frac{1 - \cos(2x)}{2}$$

$$e^x = e^{x/2} (e^{x/2} - e^{-x/2})$$

Para realizar las diferentes identificaciones de las señales se utilizará el modulo de la WT tal y como se indicará en posteriores aclaraciones. Si se calcula el módulo de $WT(a, n)$ se puede observar que obtenemos un valor constante independiente del instante n en que nos encontremos (siempre que no haya un cambio de fase), cumpliendo la condición 1:

$$|WT(a, n)| = 2 \sqrt{\frac{S}{a}} \left| \frac{\operatorname{sen}^2(\frac{w_c a}{4})}{\operatorname{sen}(\frac{w_c}{2})} \right| \quad (i - 1)T + \frac{a}{2} \leq n < iT - \frac{a}{2}$$

Una vez hemos analizado el punto en el que no existe un cambio de fase, vamos a ver ahora que ocurre en los puntos en los que existe dicho cambio. Esta situación es la que se refleja en la siguiente figura:

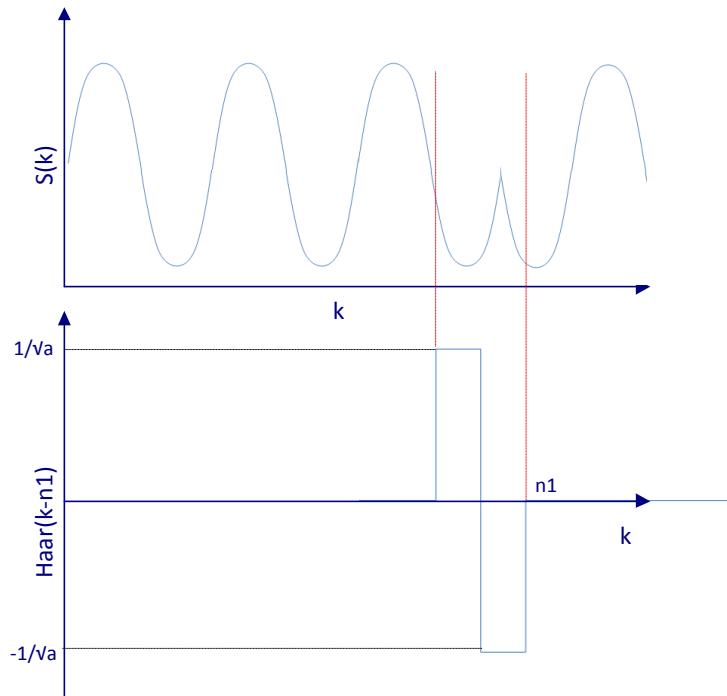


Figura 11. Calculo de Transformada de Wavelet de señal $S(k)$ en intervalo con cambio de fase

En la figura anterior se puede apreciar perfectamente que las señales a partir de las cuales se obtiene $WT(a, n)$ se encuentran en un punto de cambio de fase. Este cambio de fase tendrá lugar en el instante $n = iT$. Si se procede a calcular el valor de $WT(a, n)$ como se realizó anteriormente, obtendremos lo siguiente:

$$WT(a, n) = \sqrt{\frac{S}{a}} \left\{ \sum_{k=n-\frac{a}{2}}^{n-1} e^{j(w_c k + \theta_c + \varphi_i)} - \sum_{k=n}^{n+\frac{a}{2}-1} e^{j(w_c k + \theta_c + \varphi_{i+1})} \right\}$$

donde aplicando un procedimiento matemático análogo al utilizado en el caso previo y calculando el módulo:

$$|WT(a, n)| = 2 \sqrt{\frac{S}{a}} \left| \frac{\sin\left(\frac{w_c a}{4}\right) + \sin^2\left(\frac{w_c a}{4} + \frac{\varphi_{i+1} - \varphi_i}{2}\right)}{\sin\left(\frac{w_c}{2}\right)} \right| \quad n = iT$$

donde se puede apreciar que el valor de $|WT(a, n)|$ es distinto al obtenido en el caso en el que no existía cambio de fase, por lo que en este caso se cumple la condición 2 expresada anteriormente. Además, el valor que adquirirá la transformada dependerá del factor $(\varphi_{i+1} - \varphi_i)$, es decir, de los distintos cambios de fase que puedan existir:

$$\varphi_{i+1} - \varphi_i = \frac{2\pi n}{M}, \quad n = 0, \dots M-1$$

De este modo hemos analizado los distintos valores que se obtendrían al realizar la WT de una señal PSK. Los resultados mostrados permiten afirmar que la elección de la función Haar como función madre para realizar el cálculo de la WT es adecuada. Esto es así porque con su utilización cumplen las condiciones necesarias para que la WT pueda detectar cambios en la tendencia de las señales tal y como se definió previamente:

- Condición 1: Hemos observado que el resultado de $WT(a, n)$ es una función constante si no existe cambio de fase.
- Condición 2: Se ha comprobado que $WT(a, n)$ adquiere un valor en los puntos de cambio de fase distinto y diferenciado del que adquiere en los puntos en los que no existe cambio de fase.
- Condición 3: Se maximiza la diferencia entre los valores que toma $WT(a, n)$ en los puntos existencia y no existencia de cambio de fase, aunque esto dependerá y variará del valor que se utilice para el parámetro a .

A través de la información obtenida, se puede concluir que la forma que adquirirá la WT de una señal PSK es la siguiente:

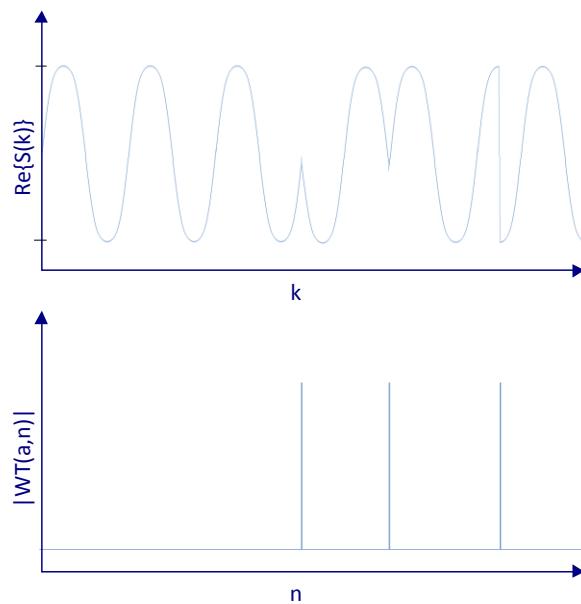


Figura 12. Transformada de Wavelet con función Haar de una señal BPSK

Como se puede observar, la señal presentará un nivel de continua en los puntos en los que no existe cambio de fase, mientras que existirán picos en los puntos de cambio de fase. Además, la separación entre los distintos picos serán múltiplos del periodo de símbolo. Existirán distintas amplitudes para los picos existentes según el cambio de fase de que se trate. Esta característica permitirá poder identificar el número de símbolos existentes en la constelación de la señal.

4.1.2 Señales FSK

Análogamente al caso de señales PSK, se va a proceder a analizar cómo sería la WT de una señal FSK. Al igual que en el caso anterior, se considera una señal FSK $s(k)$ muestreada en el intervalo $(i - 1)T < k < (i + 1)T$, siendo k los distintos instantes de muestreo definidos como $t = kT_s = k$. En este intervalo, existirá un cambio de frecuencia en el instante $k = iT$, obteniendo de este modo la siguiente señal FSK antes y después de dicho cambio de fase:

$$s(k) = \begin{cases} \sqrt{S}e^{j(w_c k + w_i k + \theta_c)} e^{j\varphi_i} & (i - 1)T \leq k < iT \\ \sqrt{S}e^{j(w_c k + e^{j(w_c k + w_{i+1} k + \theta_c)} \theta_c)} e^{j\varphi_{i+1}} & iT \leq k < (i + 1)T \end{cases}$$

donde se puede observar que existe una variación frecuencial de $w_{i+1} - w_i$. Para calcular la WT debemos proceder de la misma manera y analizar tanto los puntos en los que se produce el cambio frecuencial como en los que no.

Para calcular $WT(a, n)$, vamos a prestar atención al punto en el que no se produce cambio frecuencial. Para ello, debemos evaluar el intervalo $(i - 1)T + \frac{a}{2} \leq n < iT - \frac{a}{2}$ ya que al igual que antes, nos encontraremos dentro de un tiempo de símbolo.

$$\begin{aligned} |WT(a, n)| &= \left| \sqrt{\frac{S}{a}} \left\{ \sum_{k=n-\frac{a}{2}}^{n-1} \sqrt{S}e^{j(w_c k + w_i k + \theta_c)} e^{j\varphi_i} - \sum_{k=n}^{n+\frac{a}{2}-1} \sqrt{S}e^{j(w_c k + w_i k + \theta_c)} e^{j\varphi_i} \right\} \right| \\ &= 2 \sqrt{\frac{S}{a} \frac{\left| \sin^2 \left(\frac{(w_c + w_i)a}{4} \right) \right|}{\left| \sin \left(\frac{w_c + w_i}{2} a \right) \right|}} \end{aligned}$$

Como podemos observar, el resultado obtenido consiste en una constante que se mantiene a lo largo de la duración de cada símbolo. A diferencia de la WT de las señales PSK donde existe una componente continua que es idéntica en todos los símbolos existentes, en el caso de FSK podemos ver que este valor de continua existe pero es distinto para uno de los símbolos que se transmiten en la señal. Al igual que con las señales PSK, la $|WT(a, n)|$ presentará una serie de picos en los cambios de símbolo que tengan lugar en la señal. Esta última característica no

será determinante a la hora de identificar el número máximo de símbolos que se transmiten en la señal, sino que se utilizarán los diferentes niveles de continua para realizar esta labor. El aspecto que presentará la WT de una señal PSK se puede apreciar en la siguiente figura:

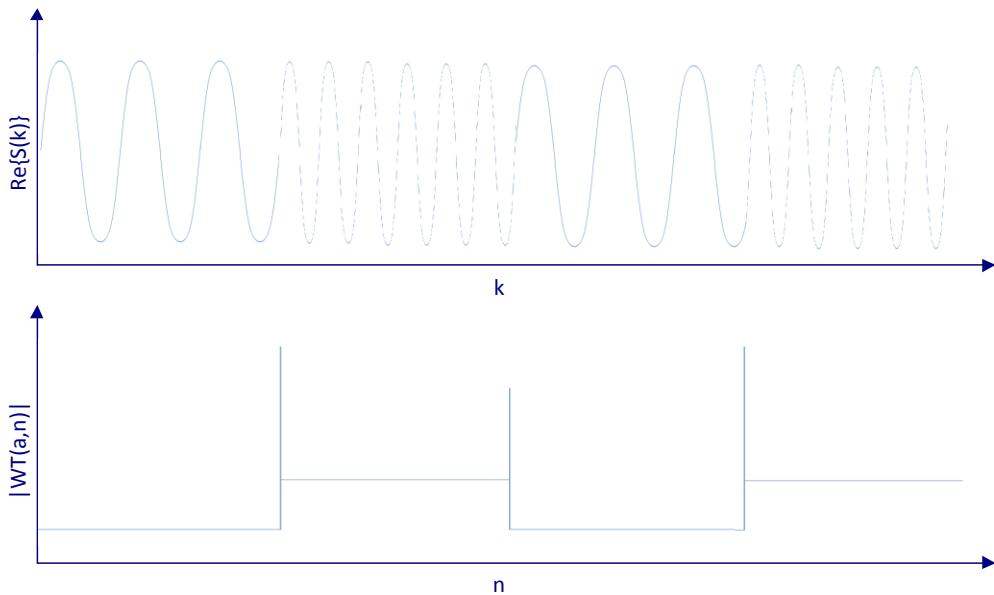


Figura 13. Transformada de Wavelet con función Haar de una señal FSK

En la figura anterior se pueden distinguir las características enunciadas anteriormente, es decir, distintos niveles de constante para las distintas frecuencias adquiridas por una señal FSK.

4.1.3 Señales QAM

Existe otro modelo de señal que se va a utilizar para analizar su comportamiento al calcular la WT. Se trata del caso de las señales QAM y la habilidad de la WT para detectar los cambios de amplitud que presentan estas señales. Una vez más, se considerará una señal QAM $s(k)$ muestreada en el intervalo $(i-1)T < k < (i+1)T$, siendo k los distintos instantes de muestreo definidos como $t = kT_s = k$. En este intervalo, existirá un cambio de amplitud o símbolo en el instante $k = iT$, obteniendo de este modo la siguiente señal QAM antes y después de dicho cambio de fase:

$$s(k) = \begin{cases} (A_i + jB_i)e^{j(w_c k + \theta_c)} & (i-1)T \leq k < iT \\ (A_{i+1} + jB_{i+1})e^{j(w_c k + \theta_c)} & iT \leq k < (i+1)T \end{cases}$$

Como se puede observar en la señal anterior, existe un cambio de amplitud de $S_i = \sqrt{A_i^2 + B_i^2}$ a $S_{i+1} = \sqrt{A_{i+1}^2 + B_{i+1}^2}$ además de un cambio de fase asociado a estas amplitudes pasando de $\varphi_i = \tan^{-1}(B_i/A_i)$ a $\varphi_{i+1} = \tan^{-1}(B_{i+1}/A_{i+1})$ en el instante iT .

Al igual que en los casos previos, vamos a calcular la $WT(a, n)$, prestando atención al punto en el que no se produce cambio de amplitud. Para ello, debemos evaluar el intervalo $(i - 1)T + \frac{a}{2} \leq n < iT - \frac{a}{2}$ ya que nos encontraremos dentro de un tiempo de símbolo.

$$\begin{aligned}
WT(a, n) &= \sqrt{\frac{1}{a} \left\{ \sum_{k=n-\frac{a}{2}}^{n-1} (A_i + jB_i)e^{j(w_c k + \theta_c)} - \sum_{k=n}^{n+\frac{a}{2}-1} (A_i + jB_i)e^{j(w_c k + \theta_c)} \right\}} \\
&= \sqrt{\frac{1}{a} (A_i + jB_i)e^{j\theta_c} \left\{ \frac{e^{jw_c n} - e^{jw_c(n-a/2)}}{e^{jw_c} - 1} - \frac{e^{jw_c(n+a/2)} - e^{jw_c n}}{e^{jw_c} - 1} \right\}} \\
&= \sqrt{\frac{1}{a} (A_i + jB_i)e^{j\theta_c} \frac{2e^{jw_c n} - e^{jw_c n}(e^{jw_c a/2} + e^{-jw_c a/2})}{e^{jw_c} - 1}} \\
&= \sqrt{\frac{1}{a} (A_i + jB_i)e^{j\theta_c} \frac{e^{jw_c n} (2 - 2 \cos(\frac{w_c a}{2}))}{e^{jw_c} - 1}} \\
&= 2 \sqrt{\frac{1}{a} (A_i + jB_i)e^{j\theta_c} \frac{e^{jw_c n} \operatorname{sen}^2(\frac{w_c a}{4})}{e^{jw_c/2} \operatorname{sen}(\frac{w_c}{2})}} \\
&= \sqrt{\frac{1}{a} (A_i + jB_i)(-2j)e^{j(\theta_c + w_c n - w_c/2)} \frac{\operatorname{sen}^2(\frac{w_c a}{4})}{\operatorname{sen}(\frac{w_c}{2})}}
\end{aligned}$$

$$(i - 1)T + \frac{a}{2} \leq n < iT - \frac{a}{2}$$

Si se analiza el punto de cambio de símbolo, se obtendrá un valor que provocará un pico en la WT al igual que en los anteriores casos. El cálculo de este valor no es relevante para la distinción de las señales QAM. De este modo, la WT de una señal QAM sin ruido presentará distintos niveles de continua constantes durante toda la duración del símbolo cuyo valor dependerá de la amplitud de cada uno de esos símbolos. Como en los casos estudiados anteriormente, PSK y FSK, la señal QAM también dispondrá de una serie de picos en los puntos de cambio de símbolo resultado de los distintos cambios de amplitud y fase asociados dichos cambios de símbolo. Esto se puede observar en la siguiente figura, en la cual se muestra el aspecto que presentará la WT de una señal QAM:

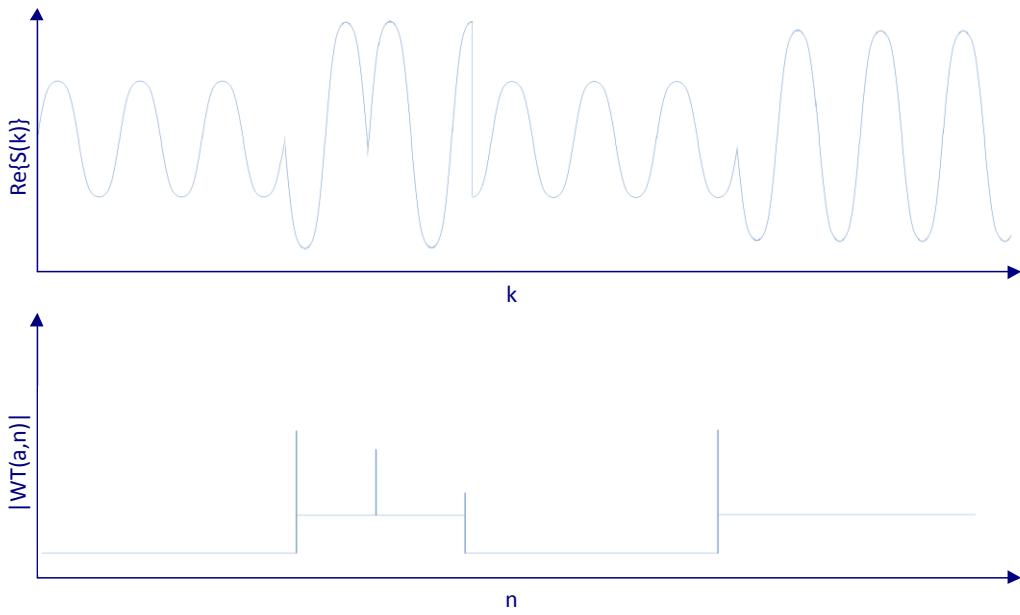


Figura 14. Transformada de Wavelet con función Haar de una señal QAM

4.2 Identificación de modulación basada en la Transformada de Wavelet

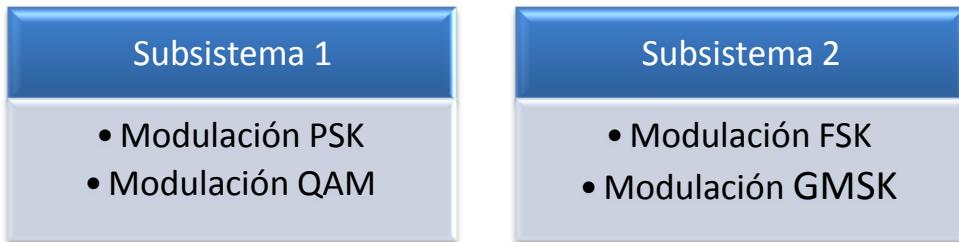
En el apartado anterior se analizó el efecto de la WT sobre distintas señales con distintas modulaciones. Se pudo comprobar que mediante esta transformación, se obtienen nuevas señales que presentan una serie de características que identifican cambios de modulación, fase o frecuencia que se producen como resultado de las distintas modulaciones. El objeto de este apartado consistirá en estudiar estas variaciones existentes en la WT de las distintas señales para su posterior caracterización e identificación.

La clasificación e identificación de las señales se realizará en distintas fases. En primer lugar se realizará una clasificación de las señales en dos subsistemas: el subsistema 1 que estará compuesto por señales con modulación PSK y QAM y el subsistema 2 el cual lo formarán señales con modulación FSK y GMSK. El siguiente paso consistirá en la separación de las señales agrupadas dentro de cada uno de los subsistemas para finalmente, una vez conocemos el tipo de modulación de que disponemos, identificar el número de símbolos que podemos transmitir con dicha señal.

A continuación se describe el procedimiento utilizado para llevar a cabo las distintas fases de que consta la identificación de la modulación

4.2.1 Clasificación de Subsistemas (PSK/QAM – GMSK/FSK)

En este apartado vamos a analizar el método aplicado para poder realizar una clasificación de las señales en dos grupos que llamaremos subsistema 1 y subsistema 2. Esta clasificación la haremos en base a una serie de características comunes que presenta la WT de las señales que comprenden estos sistemas:



Según hemos visto anteriormente, estas son las características que presenta el módulo de la WT de las anteriores señales:

- Modulación PSK: Estas señales presentan una componente continua constante e idéntica para todos los símbolos además de una serie de picos en cada uno de los cambios de símbolo.
- Modulación QAM: Se caracteriza por ser una función escalonada con distintos valores de continua y una serie de picos que se corresponden con los distintos cambios de símbolo.
- Modulaciones FSK/GMSK: Al igual que las señales QAM, presentan una función escalonada con distintos picos por cada cambio de símbolo.

A priori, existe una gran similitud en las características de las señales QAM y FSK/GMSK mientras que las señales PSK muestran características más diferenciadas que permitirían su fácil identificación. Según esta información no existen diferenciadores claros que nos permitan separar las señales QAM de las FSK/GMSK, entonces ¿cómo se lleva a cabo la separación del subsistema 1 y subsistema 2? La respuesta la encontramos en la realización de una transformación previa de las señales antes de calcular su WT. Esta transformación consistirá en una normalización de amplitud de las distintas señales moduladas según:

$$s(t)_{norm} = \frac{s(t)}{|s(t)|}$$

donde $s(t)$ es cualquiera de las señales moduladas tratadas anteriormente. La normalización de amplitud no afecta a las señales moduladas con PSK o FSK ya que presentan una amplitud constante. Sin embargo, no ocurre lo mismo con las señales QAM. Al realizar la normalización, las distintas variaciones en amplitud que presentan las señales QAM desaparecerán, de modo que dicha señal QAM normalizada sólo poseerá cambios de fase. Al sólo existir cambios de fase en la señal, el módulo de su WT será equivalente al de una señal PSK, presentando una componente continua con múltiples picos que denotarán los cambios de símbolo.

A continuación puede observarse la transformación que sufren distintas señales tras aplicar la normalización en amplitud:

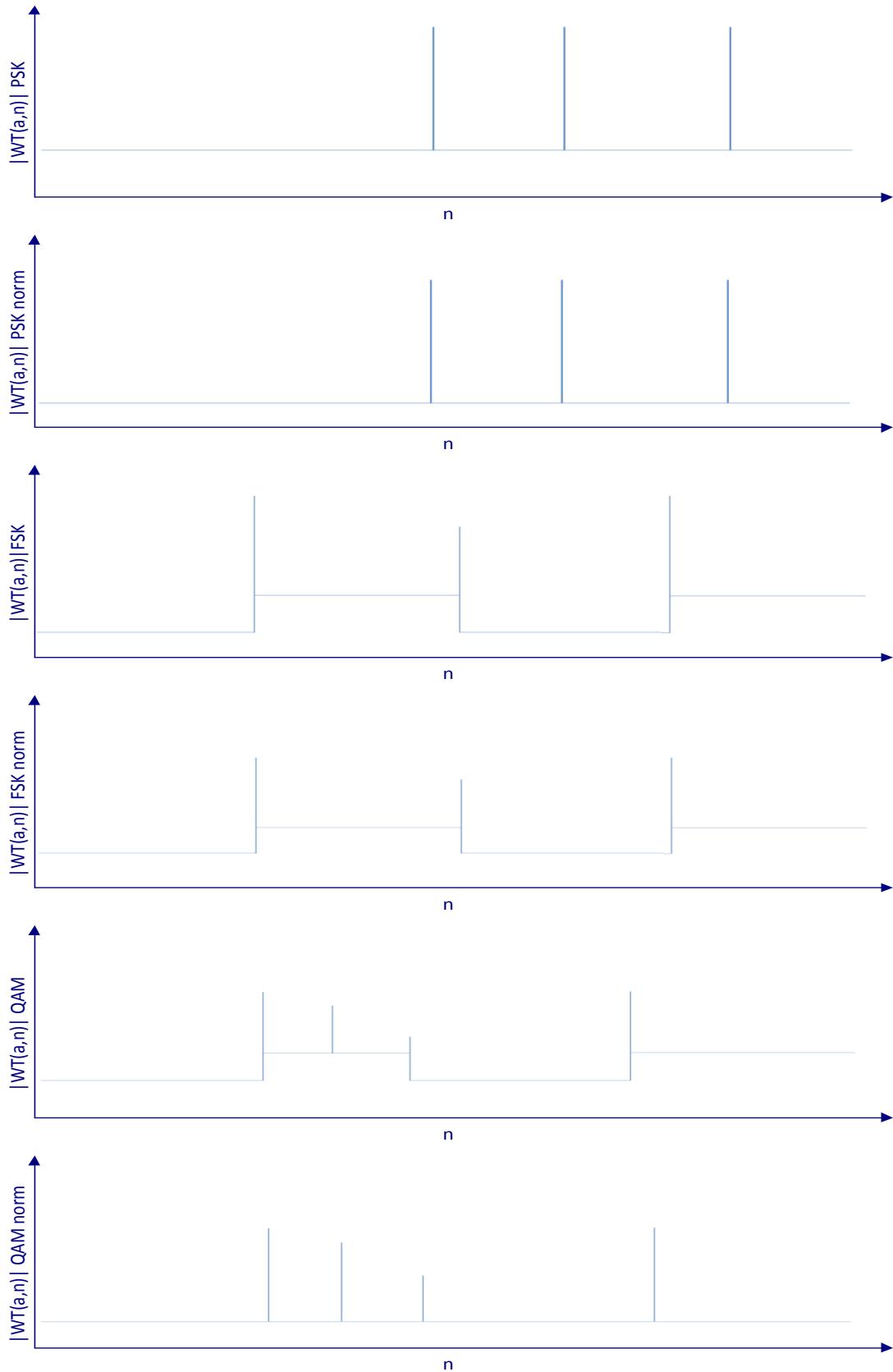


Figura 15. Transformada de Wavelet antes y después de normalización de amplitud de señales PSK, FSK y QAM

Como se puede apreciar en la figura anterior, se cumplen todas las premisas indicadas previamente. Las características que han adoptado las distintas WT tras la transformación de las señales permitirán realizar una clasificación y distinción de los subsistemas 1 y 2 basados en la existencia o ausencia de un nivel de continua constante a lo largo de toda la transformada.

El siguiente paso a seguir abordará la clasificación de los subsistemas (25). Para ello se utilizará el histograma de $|WT(a, n)|$ de las señales una vez se ha realizado la normalización de amplitud de estas. Las señales del subsistema 1 presentarán un histograma con un único pico como consecuencia de la componente continua que les caracteriza. Sin embargo, las señales del subsistema 2, al tener componentes multifrecuenciales, tendrán un histograma con múltiples picos. A continuación se pueden apreciar las diferencias entre los histogramas de ambos subsistemas:

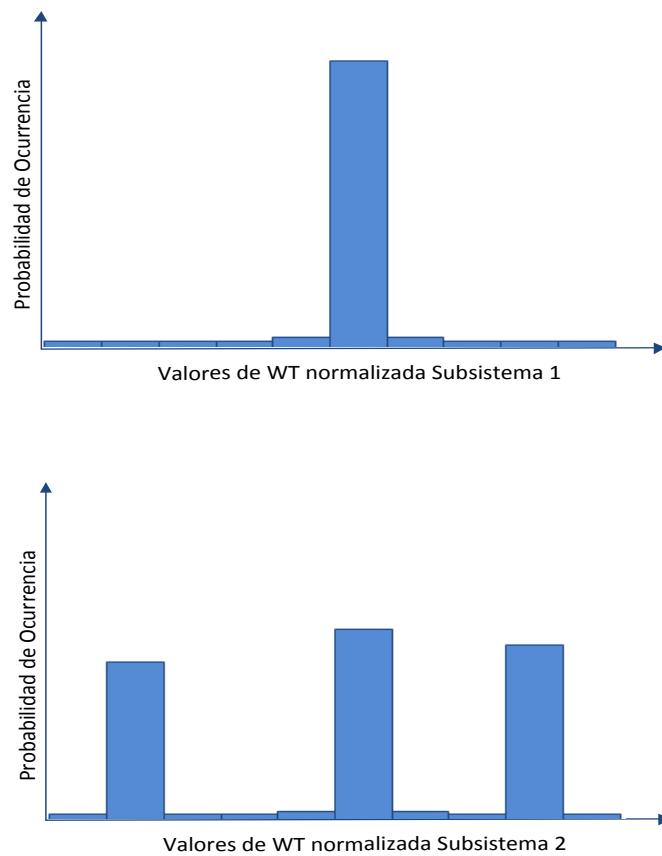


Figura 16. Histograma de WT normalizada de Subsistemas 1 y 2

Como se puede observar en la anterior figura, las señales pertenecientes al subsistema 1 presentan únicamente 1 pico mientras que las señales del subsistema 2 dispondrán de múltiples picos originados por la función escalonada que presenta su $|WT(a, n)|$. Esta serán las diferencias mediante las cuales separaremos las señales pertenecientes a ambos subsistemas.

4.2.2 Clasificación dentro de Subsistemas (PSK/QAM – GMSK/FSK)

En este apartado vamos a tratar el siguiente paso a proceder en la identificación de la modulación de señales. En el punto en que nos encontramos, disponemos de las señales separadas en los dos subsistemas definidos anteriormente. La determinación de la modulación existente en cada una de las señales se realizará en dos fases. En primer lugar se procederá a separar las modulaciones existentes dentro de cada subsistema. El siguiente y último paso consistirá en la identificación del número de símbolos que se transmiten en cada señal modulada.

Siguiendo el orden indicado, vamos a analizar el procedimiento a seguir para separar las distintas modulaciones dentro de cada subsistema. La clasificación se llevará a cabo utilizando la información estadística de los parámetros que contiene $|WT(a, n)|$, en concreto la información que aporta el momento estadístico. El momento estadístico de orden n de una señal viene dado por la siguiente expresión:

$$\mu_n(x) = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \mu_1)^n p(x_i)$$

donde N es la longitud de la señal discreta analizada y $p(x_i)$ es la probabilidad de ocurrencia del valor x_i , determinada por:

$$p(x_i) = \frac{n_i}{n}$$

siendo n_i el número de muestras con el valor x_i y n el número total de muestras. Para realizar la clasificación nos centraremos en los momentos de primer y segundo orden. El momento de primer orden viene dado por la siguiente expresión:

$$\mu_1(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i$$

que es nada más y nada menos que la media muestral de la señal, en este caso $|WT(a, n)|$. El momento de segundo orden constituye la varianza de la señal $|WT(a, n)|$, teniendo como base la siguiente ecuación:

$$\mu_2(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |WT_i(a, n)|^2 - \left[\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |WT_i(a, n)| \right]^2$$

Una vez disponemos de los estadísticos anteriores, el siguiente paso consistirá en realizar la decisión y clasificación de las señales. Para abordar este problema de decisión estadística nos centraremos en el caso de discriminar señales PSK y QAM, independientemente del número de símbolos que se transmitan. Cada una de estas modulaciones será considerada como una

hipótesis H_i con una función densidad de probabilidad asociada, donde el subíndice i denotará PSK o QAM. Se asume que el ruido asociado a cada una de las señales es ruido blanco gaussiano y que la WT de las distintas señales tiene las características propias variables aleatorias generadas a partir de combinaciones lineales de señales gaussianas. Según esta información, se utilizarán funciones de densidad de probabilidad condicionada gaussianas para realizar la clasificación. De esta forma, la función de densidad de probabilidad condicionada para cada una de las hipótesis será la siguiente:

$$p(x|H_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\mu_{2,i}} e^{\left(-\frac{(x-\mu_{1,i})^2}{\mu_{2,i}^2}\right)}$$

El problema de decisión puede interpretarse de la siguiente forma:

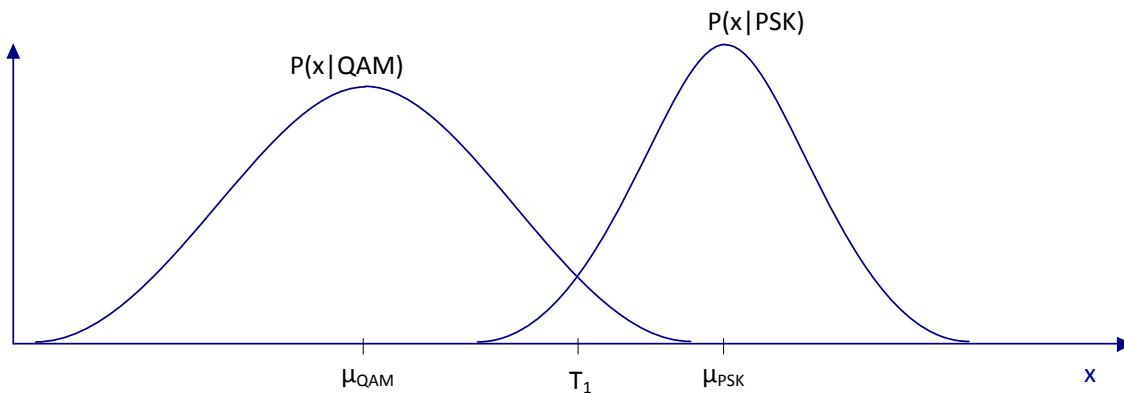


Figura 17. Problema de decisión entre señales de Subsistema 1

En la figura anterior pueden observarse las dos hipótesis con las que nos encontramos en este escenario de decisión, en el que $\mu_{1,M-PSK}$ y $\mu_{1,M-QAM}$ determinan la media de las funciones de probabilidad de las hipótesis, $\mu_{2,M-PSK}$ y $\mu_{2,M-QAM}$ la varianza y T_1 el umbral a partir del cual se tomaría una decisión.

Si se toma como cierta la hipótesis H_{M-PSK} , la probabilidad de error de las señales PSK será la probabilidad de que $\mu_{1,M-PSK} - x > \mu_{1,M-PSK} - T_1$. De esta forma, la probabilidad de clasificar erróneamente una señal PSK viene dada por la siguiente expresión:

$$P(e|H_{M-PSK}) = \frac{1}{2} \left(1 + ercf \left(\frac{x - \mu_{1,M-PSK}}{\sqrt{2}\mu_{2,M-PSK}} \right) \right)$$

donde $ercf()$ denota la función error la cual puede expresarse de la siguiente forma:

$$ercf(x) = \frac{2}{\pi} \int_0^x e^{-t^2} dt$$

Análogamente, si se toma como cierta la hipótesis H_{M-QAM} , la probabilidad de error de las señales QAM será la probabilidad de que $x - \mu_{1,M-PSK} > T_1 - \mu_{1,M-PSK}$. De esta forma, la probabilidad de clasificar erróneamente una señal QAM viene dada por la siguiente expresión:

$$P(e|H_{M-QAM}) = \frac{1}{2} \left(1 + erfc \left(\frac{x - \mu_{1,M-QAM}}{\sqrt{2}\mu_{2,M-QAM}} \right) \right)$$

Es necesario elegir el umbral T_1 para minimizar las probabilidades de error seleccionadas anteriormente. Esto lo conseguiremos cuando las probabilidades de error sean iguales, es decir $P(e|H_{M-PSK}) = P(e|H_{M-QAM})$ dando lugar al siguiente umbral:

$$T_1 = \frac{\mu_{1,M-PSK}\mu_{2,M-QAM} + \mu_{1,M-QAM}\mu_{2,M-PSK}}{\mu_{2,M-PSK} + \mu_{2,M-QAM}}$$

Este umbral nos permitirá separar las señales PAK de las señales QAM, independientemente del número de símbolos de que dispongan. La comparación con el umbral T_1 se realizará en base a la media obtenida de la $|WT(a, n)|$ de las señales. Las señales PSK disponen de una media menor que las señales QAM, por lo que se comparará la media de la señal con el umbral T_1 y si es menor, se determinará que la señal tiene una modulación PSK.

El anterior umbral nos permitirá discernir señales dentro del subsistema 1. Para separar señales dentro del subsistema 2 debemos comparar la varianza que presentan las señales por lo que utilizaremos el siguiente umbral:

$$T_2 = \frac{\mu_{1,GMSK}\mu_{2,M-FSK} + \mu_{1,M-FSK}\mu_{2,GMSK}}{\mu_{1,GMSK} + \mu_{1,M-FSK}}$$

Este umbral nos permitirá discernir las señales FSK de las señales GMSK, independientemente del número de símbolos de que dispongan. La comparación con el umbral T_2 se realizará en base a la varianza obtenida de la $|WT(a, n)|$ de las señales. Las señales FSK disponen de una varianza menor que las señales GMSK, por lo que se comparará la varianza de la señal con el umbral T_2 y si es menor, se determinará que la señal tiene una modulación FSK.

Una vez es posible clasificar señales dentro de cada subsistema, vamos a abordar la identificación del número de símbolos que porta cada señal modulada. La distinción dentro de cada moduladora del número de símbolos que porta se realizará con un procedimiento de decisión análogo al que se viene realizando. La identificación se realizará en base a las varianzas que presenten las distintas señales.

Si analizamos el caso de las señales PSK, podremos comprobar que las modulaciones con mayor número de símbolos presentarán unas varianzas menores. Si queremos discriminar entre modulaciones BPSK Y QPSK, definiremos el siguiente umbral:

$$T_{PSK1} = \frac{\mu_{1,BPSK}\mu_{2,QPSK} + \mu_{1,QPSK}\mu_{2,BPSK}}{\mu_{1,BPSK} + \mu_{1,QPSK}}$$

Se comprobará la varianza que presenta la $|WT(a, n)|$ de la señal a analizar y si es mayor que T_{PSK1} se tratará de una señal BPSK, en caso contrario será UNA QPSK. El resto de umbrales $T_{PSK2}, T_{PSK3}...$ para distinguir señales PSK con un número mayor de símbolos tales como 8PSK, 16PSK... se realiza utilizando el mismo procedimiento.

En el caso de QAM procederá de la misma forma que en las señales PSK. Para este tipo de modulación, la varianza de las señales será mayor a medida que aumenta el número de símbolos que transportan. Al igual que en el caso anterior, definiremos el siguiente umbral:

$$T_{QAM1} = \frac{\mu_{1,4QAM}\mu_{2,8QAM} + \mu_{1,8QAM}\mu_{2,4QAM}}{\mu_{1,4QAM} + \mu_{1,8QAM}}$$

Se comprobará la varianza que presenta la $|WT(a, n)|$ de la señal a analizar y si es mayor que T_{QAM1} se tratará de una señal 8-QAM, en caso contrario será una 4-QAM. El resto de umbrales $T_{QAM2}, T_{QAM3}...$ se definen de forma análoga al anterior.

4.3 Diagrama de Clasificación de Señales

Una vez analizado el procedimiento necesario para la identificación de las modulaciones de las señales, en este apartado se incluye un diagrama de bloques que representa el proceso a seguir en la clasificación de una señal.

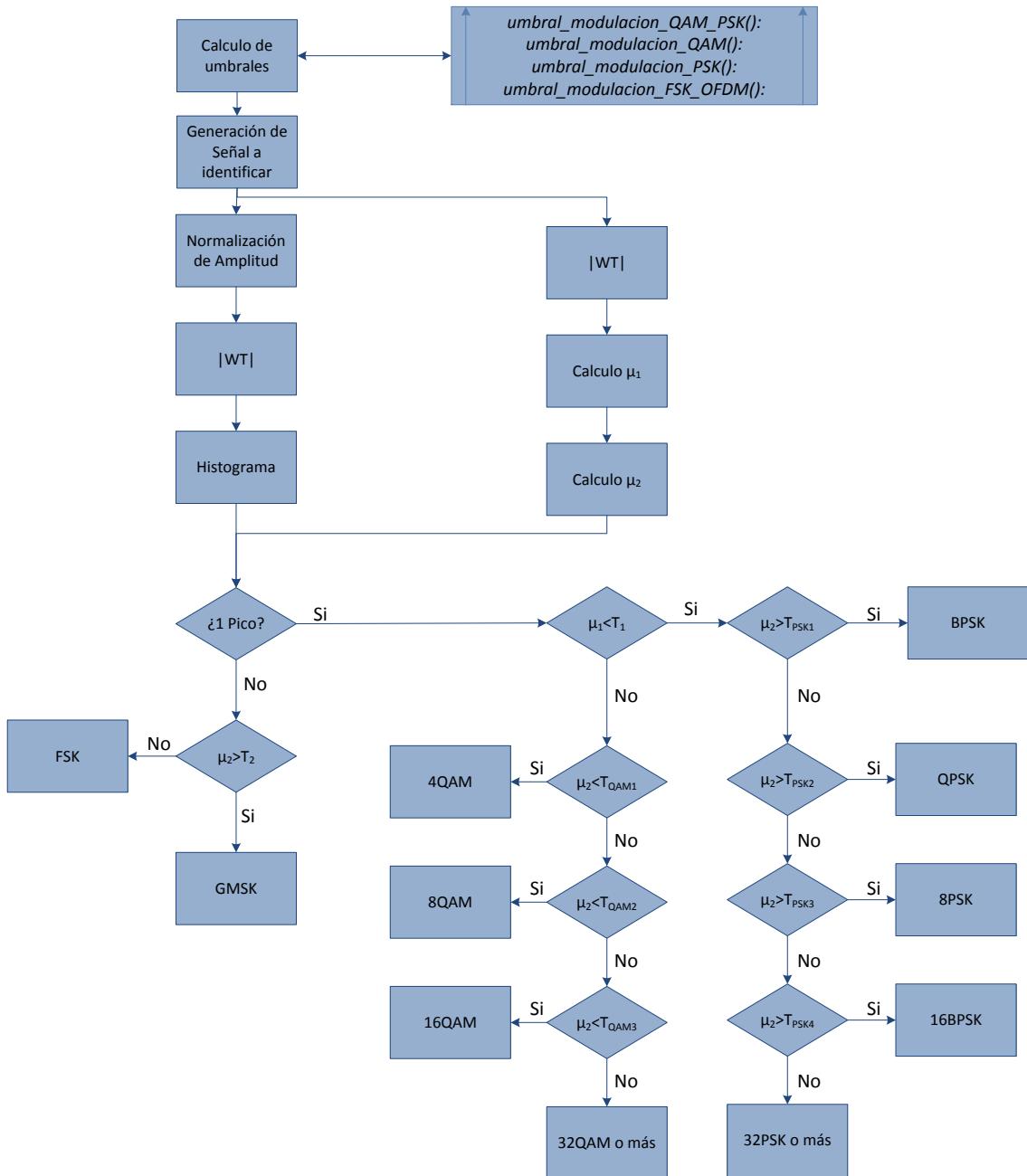


Figura 18. Diagrama de clasificación de señales.

Capítulo 5. Implementación

En los anteriores apartados se han descrito una serie de métodos teóricos a través de los cuales se analizan determinadas características de las señales. En primer lugar se ha realizado un estudio de diversos métodos que permiten la detección de señales en un determinado espectro. A continuación, se han analizado otros métodos adicionales que permitirán identificar el tipo de modulación utilizada en las señales detectadas por los procedimientos anteriores. Estos métodos tienen como objetivo su integración en los distintos sistemas que requiere la CR.

El objetivo de este trabajo, consiste no sólo en un análisis teórico de los procedimientos explicados a lo largo de los anteriores capítulos, si no en su implementación y análisis de rendimiento.

En este capítulo se va a abordar la implementación y simulación realizada de los anteriores métodos. El desarrollo de los distintos procedimientos se ha llevado a cabo a través de la herramienta Matlab. El código implementado para la realización de las distintas simulaciones de cada uno de los métodos puede encontrarse en el apartado Anexos al final de este documento.

El análisis realizado en este capítulo ilustrará de una forma genérica los mecanismos adoptados para el desarrollo e implementación del código que permite realizar las distintas simulaciones. Además, se ilustrará el proceso de transformación que sufren las diferentes señales hasta la consecución del objetivo final. No se llevará a cabo ningún análisis de rendimiento ya que esta información será relevante para el capítulo de Resultados.

El capítulo se divide en dos apartados principales: en el primero de ellos se analizan los métodos de detección de señales y en el segundo abordarán los distintos procedimientos para la identificación de modulaciones.

5.1 Simulación de Métodos de Detección de Señales

En este apartado se va a analizar y mostrar el proceso de simulación utilizado para la serie de métodos de detección de señales analizados en apartados anteriores. En concreto, los métodos analizados son los siguientes:

- Método “LAD-Based Methods”.
- Método “Forward Methods”.
- Método “Wideband Spectrum Sensing”.
- Método Adaptativo “Constant False Alarm Rate (CFAR)”

La metodología empleada para cada uno de los métodos es la misma. En primer lugar se generarán distintos tipos de señales a distintas frecuencias, con una frecuencia de muestreo determinada y en ausencia y presencia de ruido blanco gaussiano. Estas señales se someterán a los distintos métodos para comprobar cómo se realiza la detección de su presencia en el espectro.

Las señales que se van a emplear para la realización de las simulaciones de todos los métodos que se detallan a continuación son las siguientes:

- Señales PSK.
- Señales QAM.
- Señales OFDM.

Cada una de estas señales es generada a partir de una función específica que será llamada por parte de los métodos de detección de señales según el tipo de señal que se quiera testear. A continuación se describen el procedimiento utilizado para la generación de las diferentes señales.

Señales PSK

Se han desarrollado una serie de funciones que permitirán crear diferentes señales PSK en función del número de símbolos que se quieran transmitir. Estas funciones son las siguientes:

- `bpsk_periodograma()`, `bpsk_fft()`: Permite obtener señales BPSK con espectro calculado según las funciones periodograma o fft de Matlab.
- `qpsk_periodograma()`, `qpsk_fft()`: Permite obtener señales BPSK con espectro calculado según las funciones periodograma o fft de Matlab.
- `psk8_periodograma()`, `psk8_fft()`: Permite obtener señales BPSK con espectro calculado según las funciones periodograma o fft de Matlab.

Estas funciones recibirán por parámetro la frecuencia de portadora, frecuencia de muestreo, frecuencia de símbolo, número de símbolos a generar y nivel de ruido deseados. A cambio devolverán dos vectores que contendrán los valores de amplitud del espectro calculados según el periodograma o la fft y el eje de frecuencias acorde con dichas amplitudes. Se utilizarán en apartados posteriores.

Un diagrama de flujo que representa el proceso seguido para la creación de las señales puede ser el siguiente:

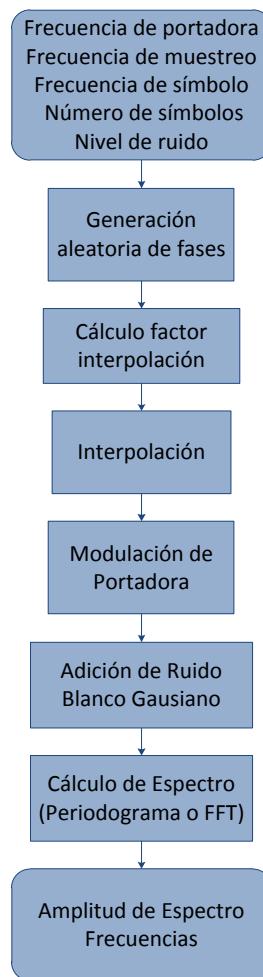


Figura 19. Diagrama de flujo para la generación de señales PSK.

Como puede observarse en el diagrama de flujo anterior, se generarán tantas fases aleatorias como número de símbolos requeridos. A continuación se calculará el factor de interpolación

necesario para conseguir la tasa de símbolo requerida acorde al número de muestras solicitadas. El factor de interpolación se calculará según:

$$\text{factor interpolacion} = \frac{\text{número de muestras}}{\text{frecuencia muestreo}/\text{frecuencia símbolo}}$$

Se ha de tener en cuenta que el valor obtenido para el factor de interpolación ha de ser un número entero. A continuación se utilizará este número para interpolar el vector de fases mediante un filtro FIR a partir de la función *upfirdn()* de Matlab. Con el vector de fases obtenido, se realizará la modulación de la señal portadora en base a las formulas expresadas en el apartado 4.1. Finalmente se calculará el espectro de la señal para que la función pueda devolver este resultado.

Se ha realizado una pequeña simulación para mostrar el resultado de la generación de estas señales. Para ejecutar estos ejemplos, se ha utilizado una frecuencia de portadora de 10KHz, frecuencia de símbolo de 10KHz, frecuencia de muestreo de 500KHz y ausencia de ruido para generar 10000 muestras. A partir de estos datos, obtenemos los siguientes resultados.

Señales BPSK:

En la simulación realizada para generar señales BPSK permite obtener las siguientes figuras:

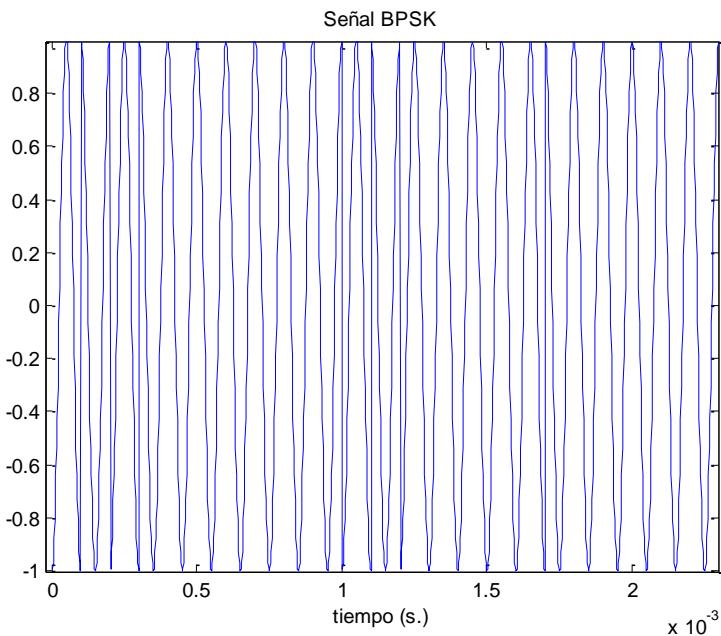


Figura 20. Señal BPSK en el dominio del tiempo.

En la figura anterior se puede observar un fragmento de las 10000 muestras generadas de la señal BPSK en el dominio del tiempo. En ella se pueden apreciar distintos cambios de fase

correspondientes a cambios de símbolo. A continuación se muestra el espectro generado a partir de esta señal.

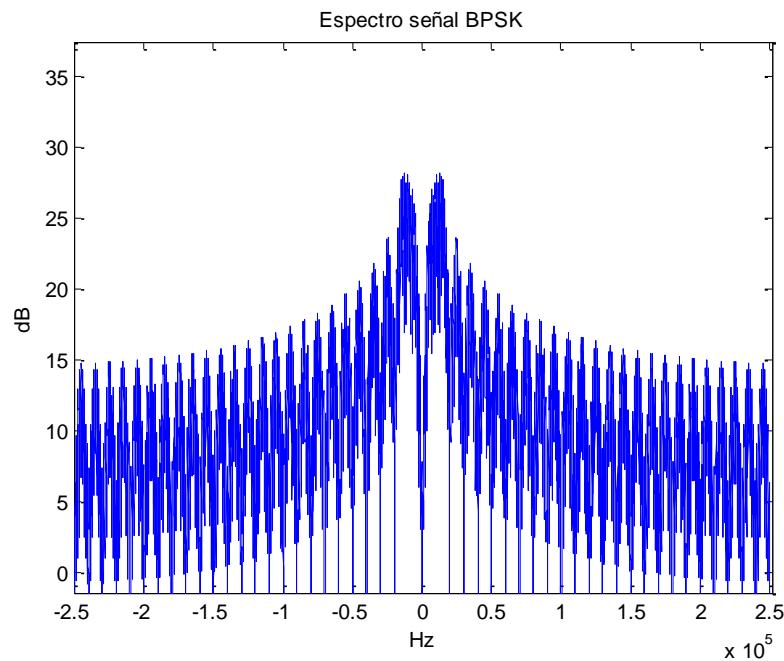


Figura 21. Espectro de señal BPSK.

Como puede apreciarse, la señal se encuentra centrada en 10 KHz, frecuencia de la señal portadora.

Señales QPSK:

Al igual que en el caso anterior, las señales QPSK que van a utilizarse en la simulación presentan las siguientes características:

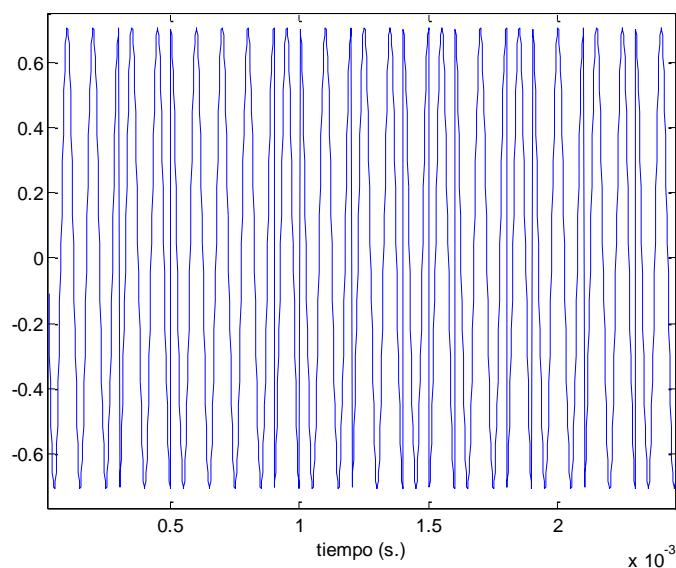


Figura 22. Señal QPSK en el dominio del tiempo.

En la anterior figura se puede observar un fragmento de la señal en el dominio del tiempo. Una vez más pueden apreciarse cambios de fase de los distintos símbolos. A continuación podemos ver la constelación que conforman los cuatro posibles símbolos junto con sus transiciones que se pueden transmitir con esta modulación. Finalmente, se muestra el espectro de dicha señal.

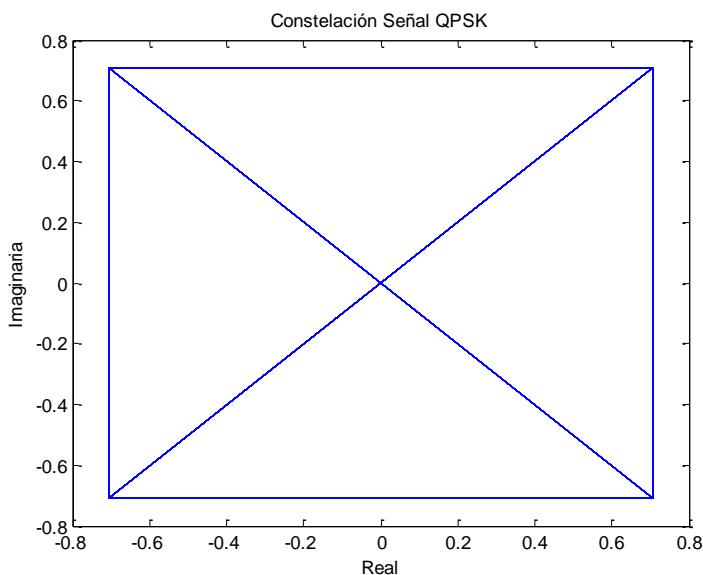


Figura 23. Constelación QPSK

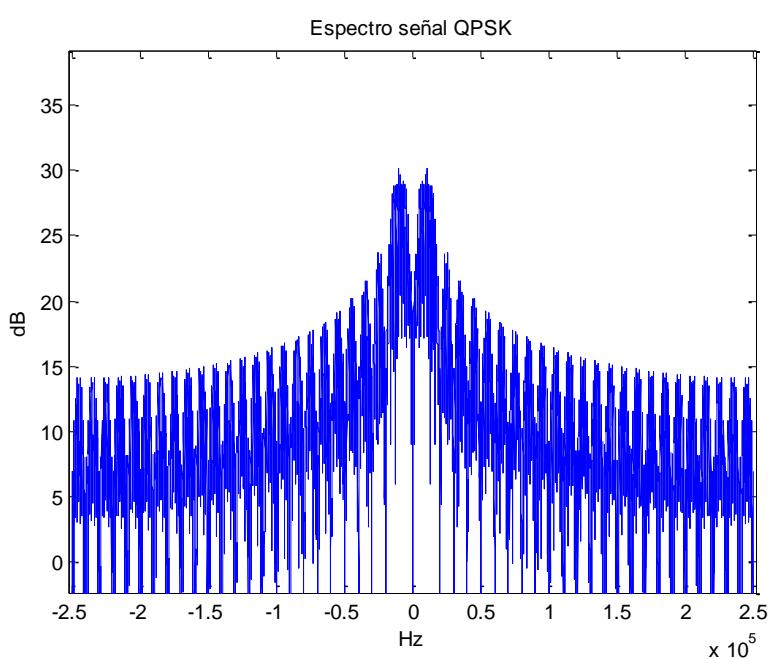


Figura 24. Espectro de señal QPSK.

Señales 8PSK:

El caso de las señales 8PSK puede observarse a continuación. En este caso, vemos que la señal en el dominio del tiempo presenta diferencias con los ejemplos expuestos anteriormente. Al igual que en los modelos anteriores se presentan constelación y espectro.

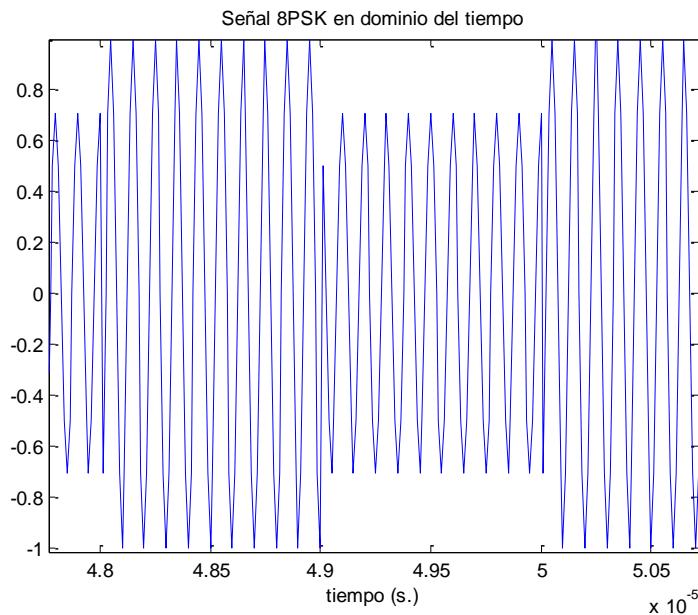


Figura 25. Parte real de señal 8PSK en el dominio del tiempo.

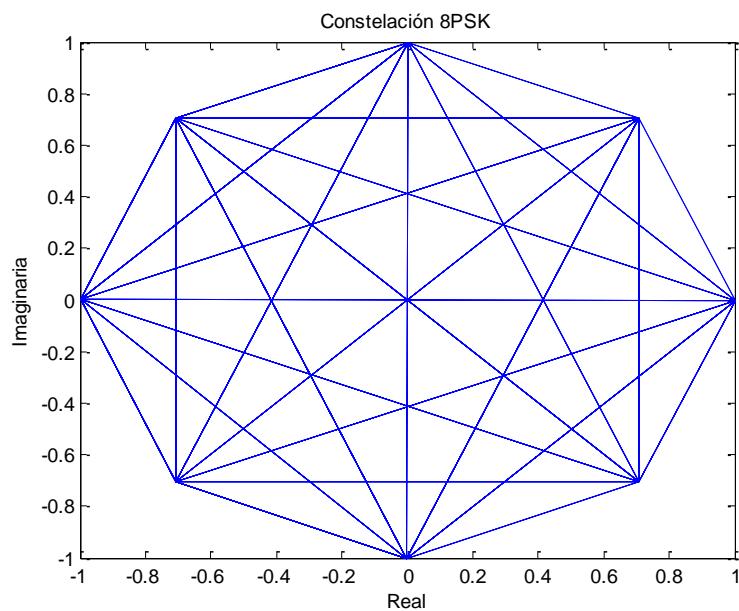


Figura 26. Constelación 8PSK.

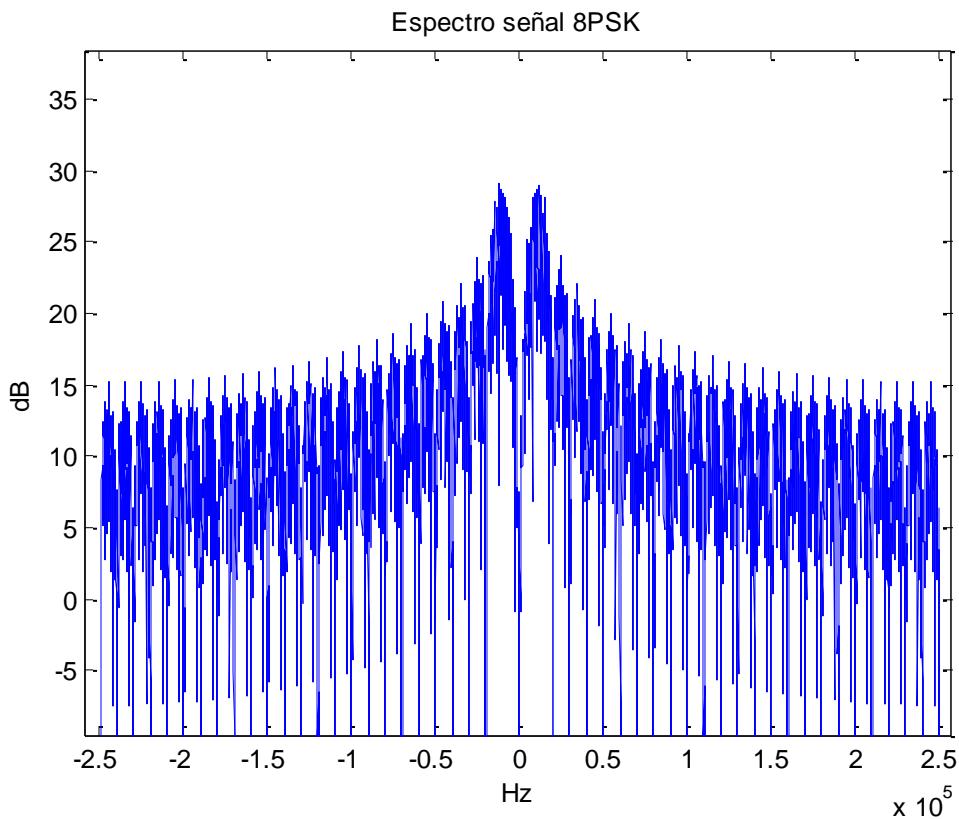


Figura 27. Espectro de señal 8PSK.

Señales QAM

Al igual que en el caso PSK, Se han desarrollado una serie de funciones que permitirán crear diferentes señales QAM en función del número de símbolos que se quieran transmitir. Estas funciones son las siguientes:

- *qam16_periodograma()*, *qam16_fft()*: Permite obtener señales QAM con constelaciones de 16 símbolos, con espectro calculado según las funciones periodograma o fft de Matlab.
- *qam64_periodograma()*, *qam64_fft()*: Permite obtener señales QAM con constelaciones de 64 símbolos, con espectro calculado según las funciones periodograma o fft de Matlab.

Estas funciones recibirán por parámetro la frecuencia de portadora, frecuencia de muestreo, frecuencia de símbolo, número de símbolos a generar y nivel de ruido deseados. A cambio devolverán dos vectores que contendrán los valores de amplitud del espectro calculados según el periodograma o la fft y el eje de frecuencias acorde con dichas amplitudes.

Un diagrama de flujo que representa el proceso seguido para la creación de las señales puede ser el siguiente:

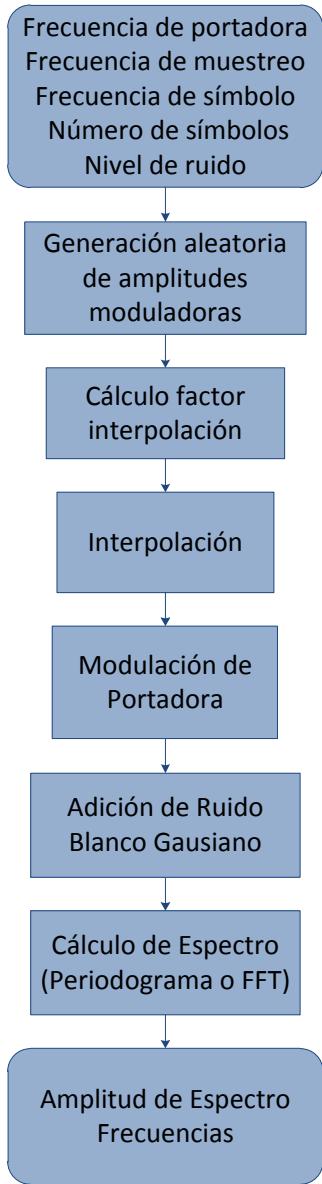


Figura 28. Diagrama de flujo para la creación de señales QAM.

Como puede observarse en el diagrama de flujo anterior, la creación de una señal QAM se realiza mediante un proceso equivalente al utilizado previamente para señales PSK. Se seguirán los mismos procedimientos y la única diferencia vendrá marcada por el modo en que se generan las distintas amplitudes de los símbolos para el proceso de modulación. La modulación de la señal portadora se realizará en base a las formulas expresadas en el apartado 4.1. Al igual que en el caso anterior se calculará el espectro de la señal para que la función pueda devolver este resultado.

Se ha realizado una pequeña simulación para mostrar el resultado de la generación de estas señales. Para ejecutar estos ejemplos, se ha utilizado una frecuencia de portadora de 10KHz, frecuencia de símbolo de 10KHz, frecuencia de muestreo de 500KHz y ausencia de ruido para generar 10000 muestras. A partir de estos datos, obtenemos los siguientes resultados.

Señales 16QAM:

En la simulación realizada para señales 16QAM se pueden obtener las siguientes figuras:

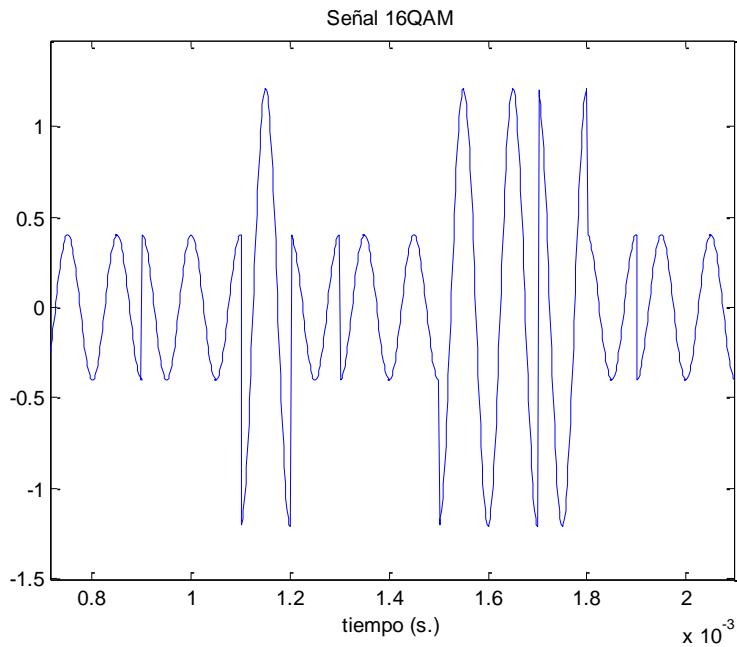


Figura 29. Señal 16QAM en el dominio del tiempo.

En la anterior figura pueden diferenciarse los distintos cambios de símbolo resultado de la variación de amplitudes asociadas a la modulación QAM. En la siguiente figura pueden apreciarse los 16 símbolos pertenecientes a la constelación de las señales que tratamos en este apartado:

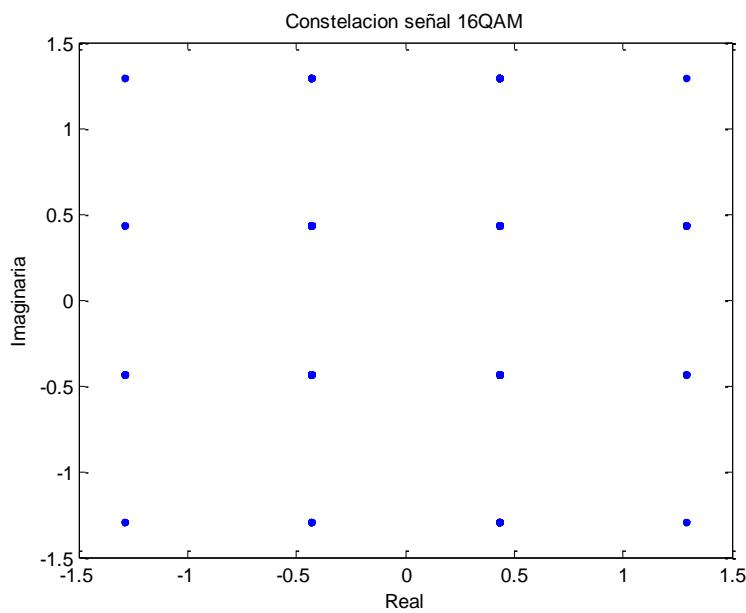


Figura 30. Constelación señal 16QAM.

Finalmente, mostramos el espectro de la señal representada en las anteriores imágenes.

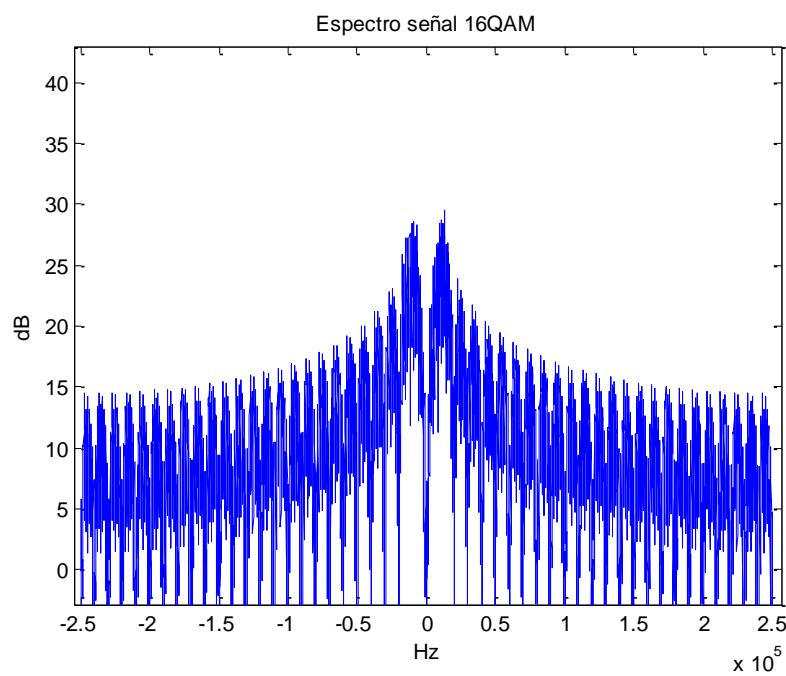


Figura 31. Espectro señal 16 QAM.

Señales 64QAM:

En este punto vamos a mostrar las características de las señales 64 QAM. En primer lugar se presenta un fragmento de este tipo de señales en el dominio del tiempo.

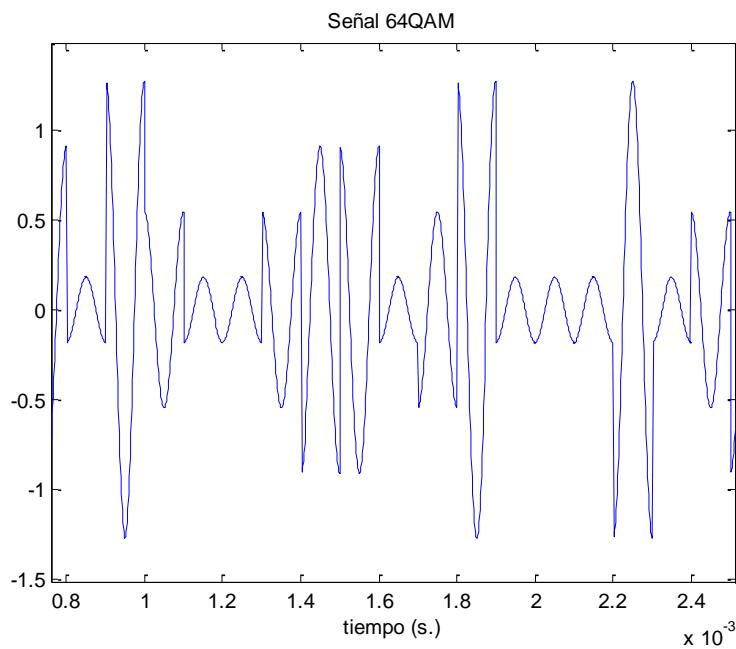


Figura 32. Señal 64QAM en el dominio del tiempo.

En figura anterior puede apreciarse los cuatro niveles de amplitud positivos y negativos que presentan este tipo de señales de acuerdo a la constelación planteada en la próxima figura.

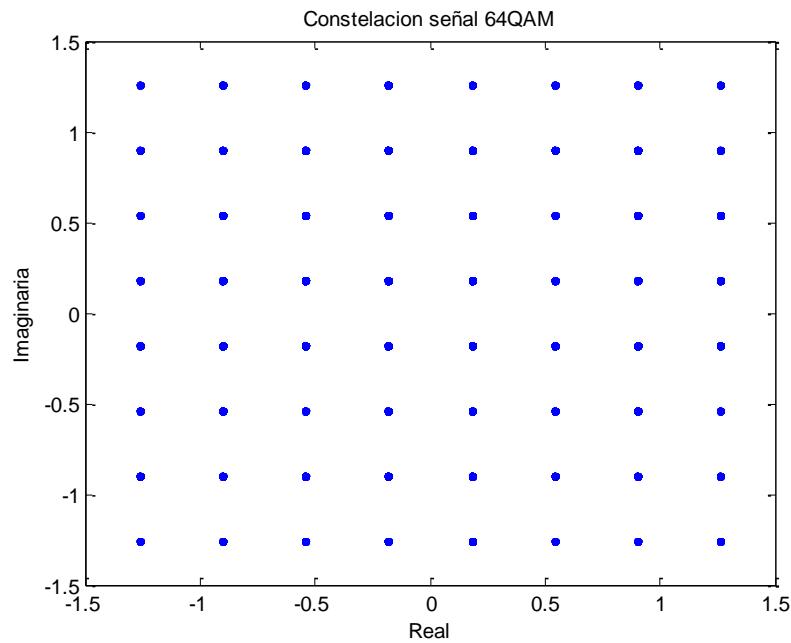


Figura 33. Constelación de señal 64QAM.

Finalmente se presenta el espectro de una señal 64QAM.

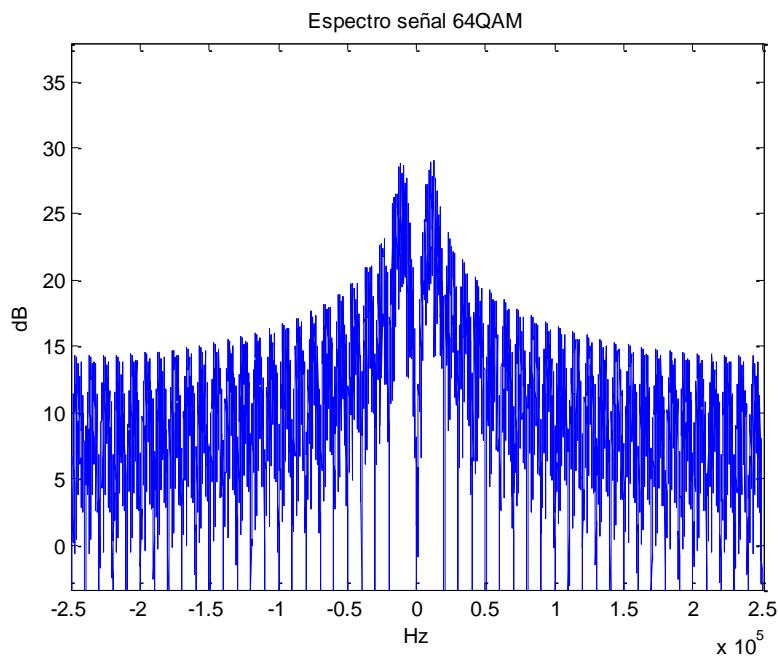


Figura 34. Espectro de señal 64 QAM.

Señales OFDM

Las señales OFDM no están contempladas por los métodos que se han estudiado. Sin embargo, se ha realizado la implantación de funciones que permitan crearlas y comprobar si es posible realizar alguna identificación de ellas. Estas funciones son las siguientes:

- `ofdm_periodograma()`, `ofdm_fft()`: Permite obtener señales OFDM con diferente número de subportadoras y con espectro calculado según las funciones periodograma o fft de Matlab.

Estas funciones recibirán por parámetro la frecuencia de portadora, frecuencia de muestreo, frecuencia de símbolo, número de símbolos a generar, nivel de ruido y número de subportadoras deseadas. A cambio devolverán dos vectores que contendrán los valores de amplitud del espectro calculados según el periodograma o la fft y el eje de frecuencias acorde con dichas amplitudes.

OFDM es un tipo de modulación que permite transmitir información mediante múltiples portadoras ortogonales entre sí. Se trata de una modulación muy eficiente en el espectro que permite transmitir a grandes tasas y es muy resistente a efectos multitrayecto. La expresión de una señal OFDM en tiempo discreto viene dada por:

$$s(nT) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} x_k e^{j2\pi \frac{nk}{N}} \quad 0 \leq n \leq N - 1$$

Donde N es el número de subportadoras y x_k los símbolos a transmitir. Se trata de la Transformada Inversa de Fourier (IDFT) de los símbolos x_k .

Un diagrama de flujo que representa el proceso seguido para la creación de las señales puede ser el siguiente:

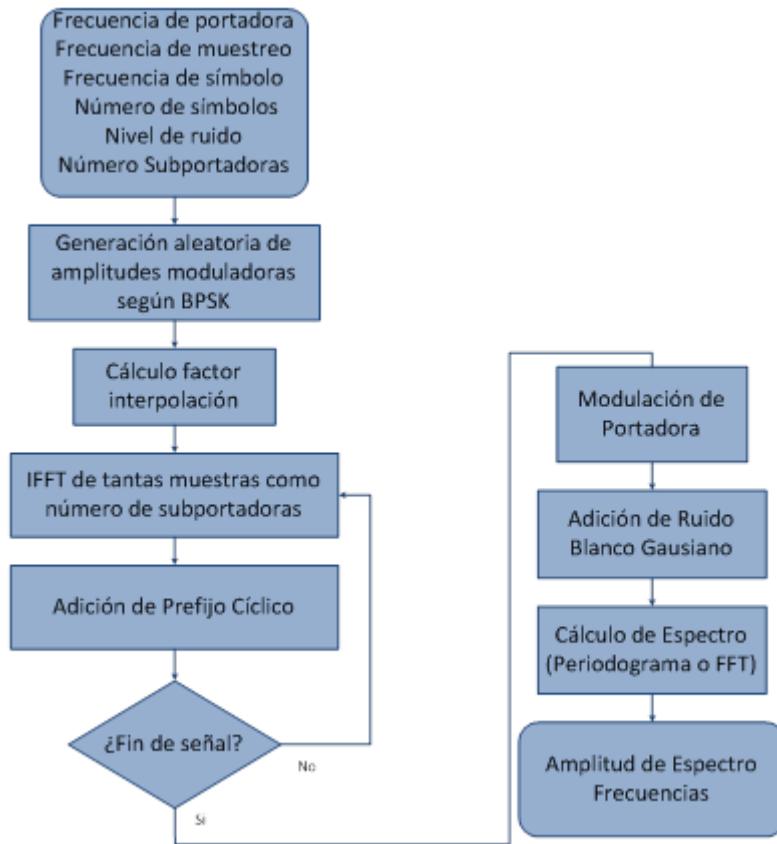


Figura 35. Diagrama de flujo para la creación de señales OFDM.

El método sigue un proceso similar al realizado en el caso de las modulaciones anteriores. En primer lugar se generan tantos símbolos, codificados según la modulación BPSK, como se hayan indicado en los parámetros del método. Una vez se dispone de los símbolos necesarios, se realiza en primer lugar la IDFT de tantas muestras como número de subportadoras se hayan elegido. A continuación se añade un prefijo cíclico al principio de la señal que consiste en las últimas muestras de la sección sobre la que se acaba de realizar la IDFT. En este caso se ha tomado el 10% de las muestras. Este proceso se repite una y otra vez hasta transformar todo el vector de símbolos inicial. Finalmente se realiza la modulación de portadora, se añade ruido y se calcula su espectro.

Se ha calculado el espectro de una señal modulada con una portadora a 1 MHz y que contiene 128 subportadoras y se ha obtenido el siguiente resultado:

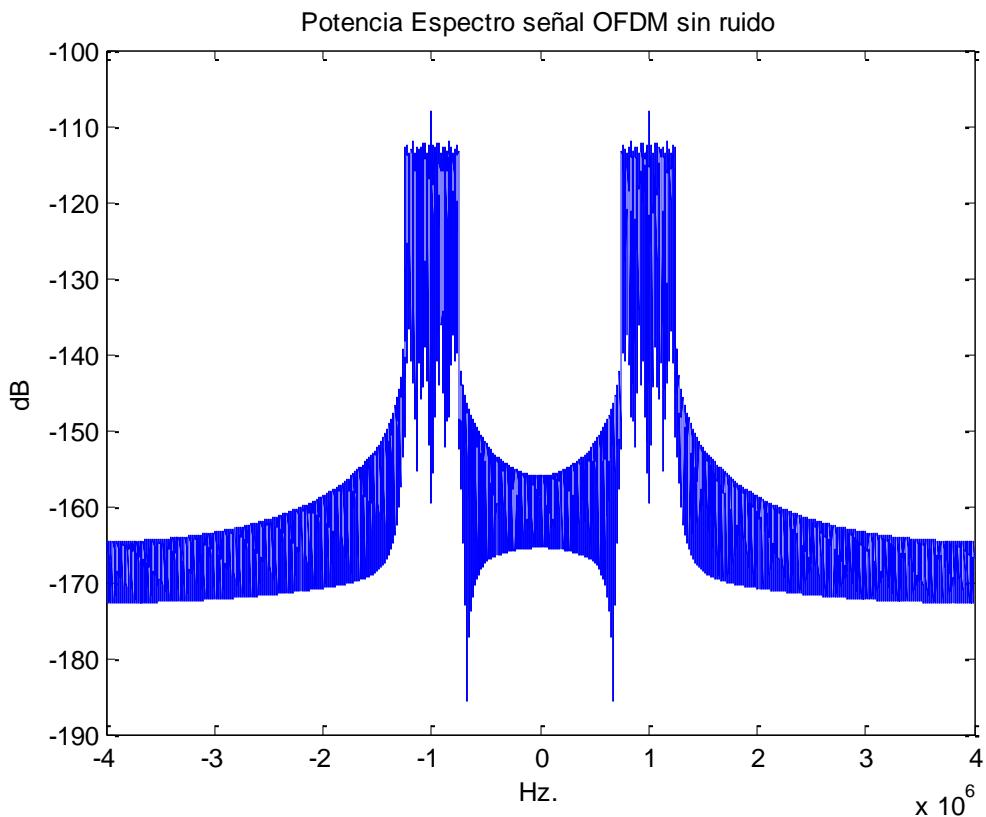


Figura 36. Espectro de señal OFDM.

Como se puede observar, el espectro de esta señal es mucho más ancho debido a las 128 subportadoras que contiene. Además podemos ver que está centrado en 1 MHz debido a la portadora utilizada en la modulación.

5.1.1 Método LAD

En este apartado vamos a tratar el análisis de la implementación realizada para el Método LAD. Para ello, se mostrará el diagrama de flujo del procedimiento utilizado y una serie de figuras en las que puede apreciarse la transformación y utilización de los datos. El desarrollo del método está basado en el desarrollo teórico presentado en el apartado 3.1.

La implementación de este método se ha llevado a cabo a través de la función *LAD_method()* cuyo diagrama de flujo puede apreciarse en la siguiente figura:

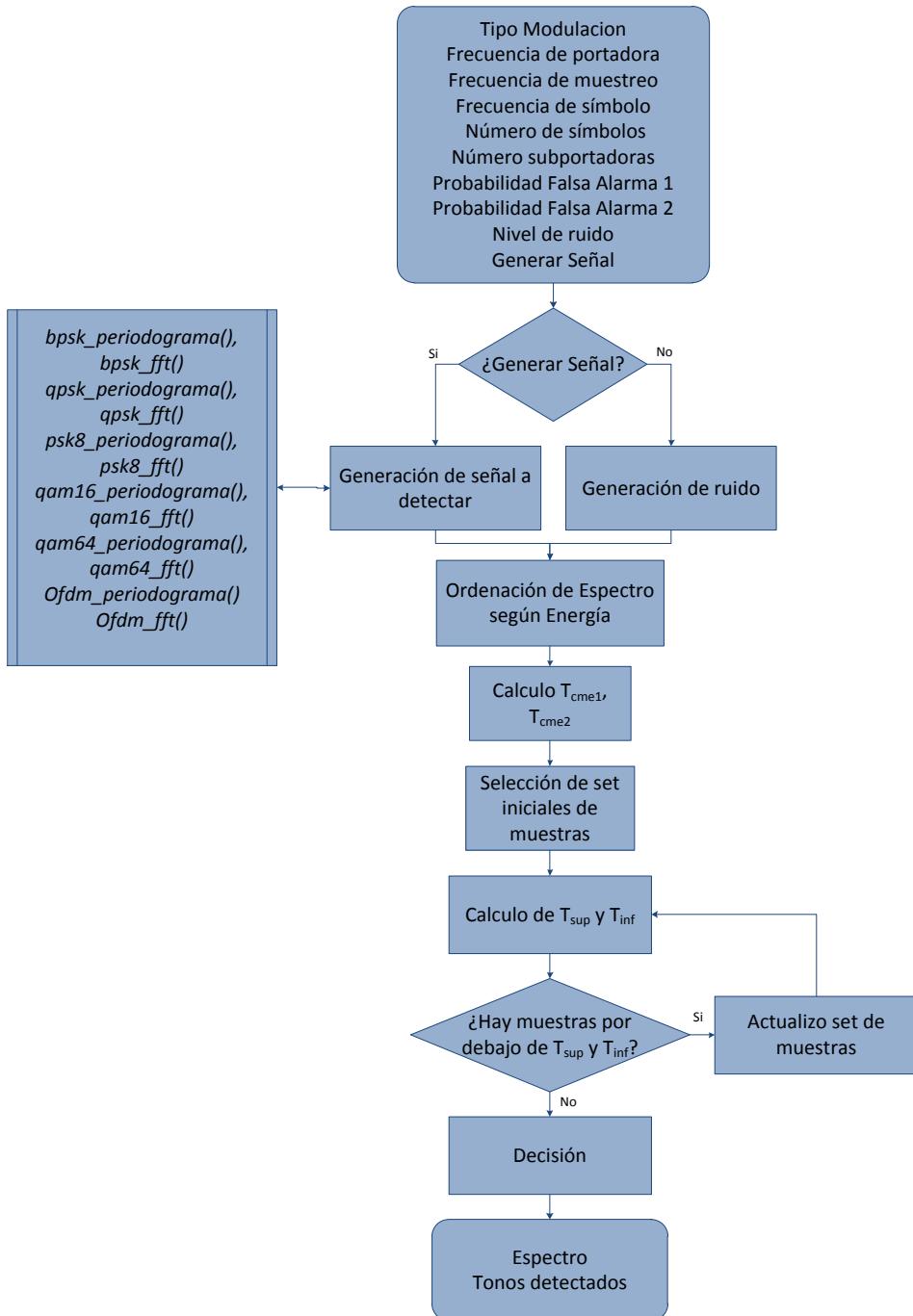


Figura 37. Diagrama de flujo de método LAD.

Como se puede observar, la función requerirá una serie de parámetros para poder llevar a cabo la simulación. Los parámetros “Probabilidad de Falsa Alarma 1” y “Probabilidad de Falsa Alarma 2” son valores que necesita el propio método para poder calcular los umbrales T_{sup} y T_{inf} , necesarios a su vez para poder decidir si existe un tono o no en el espectro. El resto de parámetros son utilizados para seleccionar el tipo de señal que se desea testear, pudiendo elegir desde simplemente ruido o una señal con una de las modulaciones indicadas anteriormente. Entre estas opciones también podrá seleccionarse la utilización de la función

periodogram o *fft* para obtener el espectro de la señal. Esta última opción se utiliza ya que existen distintos rendimientos del método según se genere el espectro con una u otra función.

En primer lugar se generará ruido o una señal modulada según las variables indicadas por parámetro. Para generar dicha señal se utilizará una de las funciones generadoras de modulaciones analizadas anteriormente. Estas funciones nos devolverán el espectro de la señal deseada.

Una vez disponemos del espectro de la señal que deseamos testear, se realizará una ordenación del mismo en función de su energía, es decir, en función de $|x_i|^2$ tal y como se ha indicado en la descripción teórica del método. A continuación se seleccionará un set inicial de muestras con menor energía, en la implementación se ha seleccionado el 0,1% del total de muestras.

El siguiente paso consiste en calcular dos valores de T_{CME} para cada una de las probabilidades de falsa alarma que se reciben por parámetro. A partir de esta variable se realizará el cálculo iterativo según $T_{umbral} = T_{CME} \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q |x_i|^2$ de los umbrales T_{sup} y T_{inf} . Se calculará T_{umbral} iterativamente hasta que no existan muestras con energía por debajo de dicho umbral. En cada iteración se actualizará el set inicial de muestras incluyendo aquellas que se encuentren bajo este umbral. De este modo, se obtendrán T_{sup} y T_{inf} según se realice esta iteración con el valor T_{CME} obtenido con distintos valores de Probabilidad de Falsa Alarma.

Se ha realizado una simulación con una modulación BPSK tomando como datos frecuencia de portadora 1 MHz., frecuencia de muestreo 80 MHz., frecuencia de símbolo 1 MHz., 10000 muestras, relación señal a ruido 15 dB y Probabilidades de Falsa Alarma 10^{-12} y $7*10^{-10}$. A través de esta simulación obtenemos la siguiente ordenación de las muestras pertenecientes al espectro según la energía. Los umbrales T_{sup} y T_{inf} aparecen dibujados con dos líneas roja y verde.

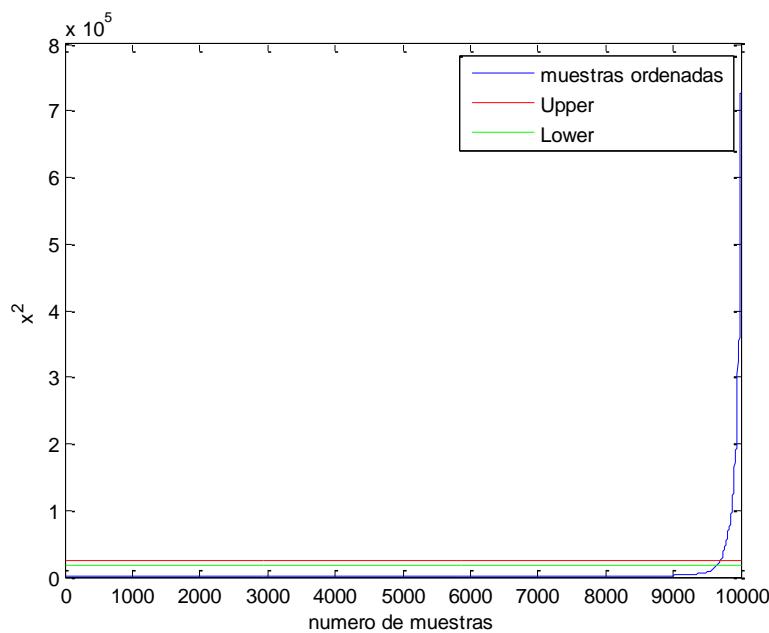


Figura 38. Ordenación de espectro según energía y umbrales de método LAD.

Una vez calculados los umbrales T_{sup} y T_{inf} se procede a realizar la clasificación de las muestras marcando las frecuencias en las que se ha detectado el tono que se pretende identificar. Aplicándolo a la simulación que estamos realizando, obtenemos la detección de la señal BPSK que puede apreciarse en la siguiente figura. En dicha figura se puede observar el espectro de la señal localizando el tono en 10 GHz y una serie de puntos rojos que marcan las frecuencias en las que el método LAD ha realizado detección de dicho tono. Como se puede ver se cubre cierto ancho de banda que será mayor o menor según las probabilidades de Falsa Alarma utilizadas.

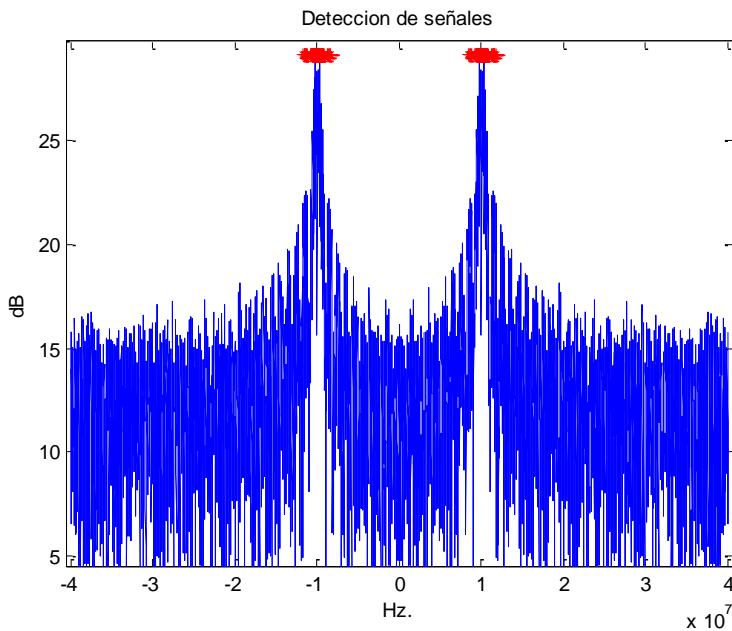


Figura 39. Espectro de señal BPSK detectada con método LAD.

5.1.2 Método Forward

En este punto vamos a analizar la implementación realizada para poder simular el método Forward CA. El análisis se realizará a través del diagrama de flujo de la función desarrollada y algunas figuras obtenidas de la simulación de dicha función. La implementación de la función está basada en el desarrollo teórico presentado en el apartado 3.2.

El código implementado para este método se ha desarrollado a través de la función *FCME_CA_method()* cuyo diagrama de flujo puede apreciarse en la siguiente figura. El código asociado a dicha función puede encontrarse en el apartado Anexos:

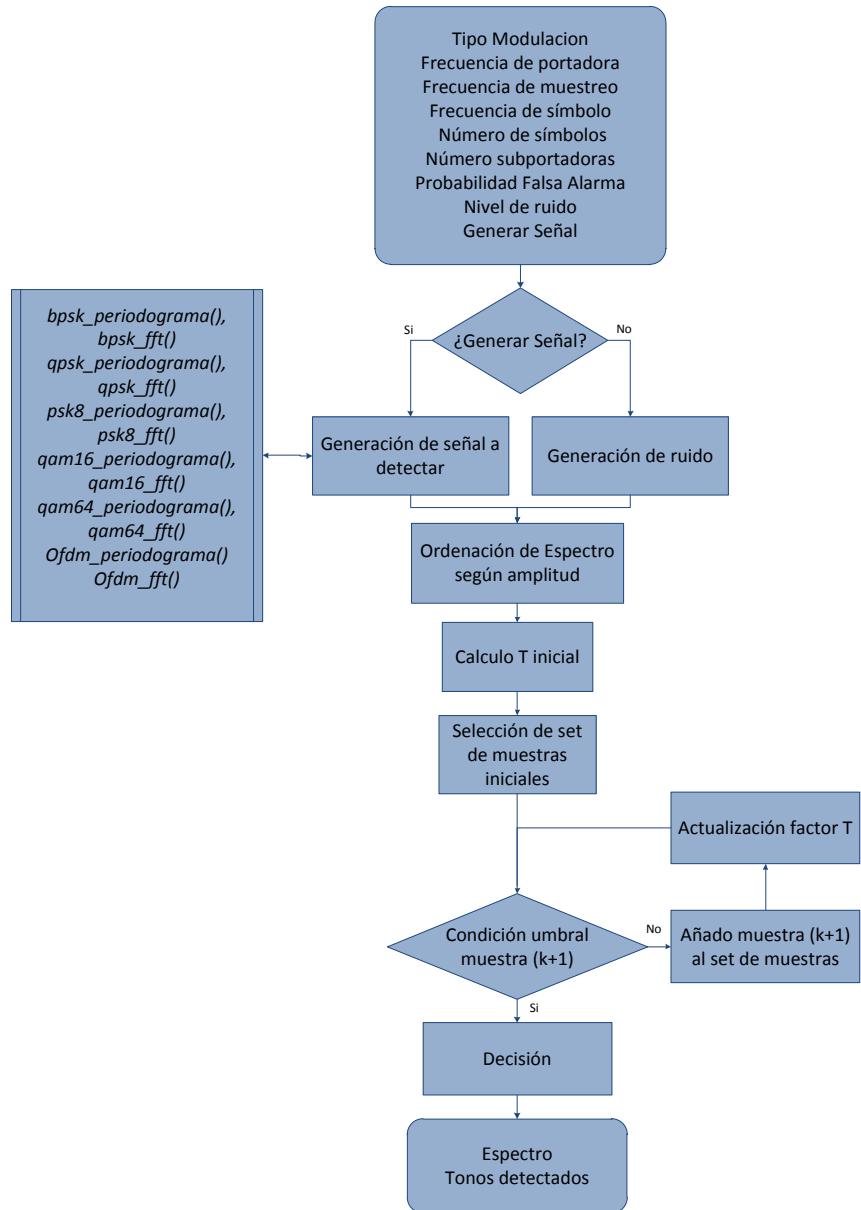


Figura 40. Diagrama de flujo de método Forward.

En primer lugar, al igual que la función analizada en el apartado anterior, recibirá por parámetro el conjunto de variables especificado en el diagrama de flujo anterior. De estas variables, la mayor parte de ellas serán utilizadas para la generación de la señal a testear, a excepción de “Probabilidad de Falsa Alarma” la cual será uno de los parámetros necesarios para el desarrollo del propio método.

El primer paso consiste en la generación ruido o una señal modulada según las variables indicadas por parámetro. Para generar dicha señal se utilizará una de las funciones generadoras de modulaciones analizadas anteriormente. Estas funciones nos devolverán el espectro de la señal deseada.

Una vez disponemos del espectro de la señal, se ordena dicho espectro en un orden creciente según la amplitud de las muestras. De este vector de muestras ordenadas se selecciona un

subconjunto inicial formado por las muestras de menor amplitud, coincidiendo con el 0,1% del total de muestras en este caso.

A continuación se calcula el factor T inicial según el análisis teórico realizado anteriormente:

$$T_k = \text{FINV}(1 - P_{FA}, 2M, 2Mk)/k$$

Tal y como se comentó, este valor se obtiene a partir de la probabilidad de falsa alarma recibida por parámetro, número de muestras del subconjunto inicial k y el factor M para el cual tomaremos un valor por defecto de 5 según análisis realizado. Se procederá a calcular el umbral de decisión iterativamente de forma que se testeará la siguiente muestra con mayor amplitud que las incluidas en el subconjunto inicial según la siguiente condición:

$$Q(k + 1) > T_K \sum_{i=1}^k Q(i)$$

El algoritmo parará cuando dicha condición se cumpla, pero mientras tanto, en cada iteración, se incluye la muestra a testear $Q(k + 1)$ al subconjunto inicial de muestras además de actualizar el factor T.

Se ha realizado una simulación con una modulación BPSK tomando como datos frecuencia de portadora 1 MHz., frecuencia de muestreo 80 MHz., frecuencia de símbolo 1 MHz., 10000 muestras, relación señal a ruido 15 dB y Probabilidad de Falsa Alarma de 9×10^{-15} . A través de esta simulación obtenemos la siguiente ordenación de las muestras pertenecientes al espectro según amplitud junto con el umbral de decisión que arroja el método.

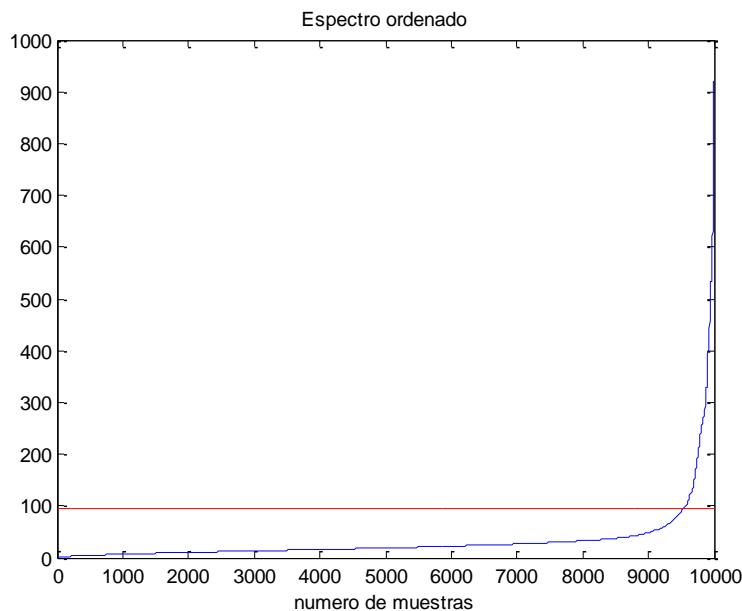


Figura 41. Ordenación de espectro de señal BPSK según amplitud y umbral de decisión método Forward CA.

Como puede observarse existen ciertas muestras que se encuentran por encima del umbral. Estas muestras serán consideradas como muestras pertenecientes a un tono. Esta detección

realizada puede observarse en la siguiente figura, en la que se marcan con puntos rojos las muestras consideradas como un tono:

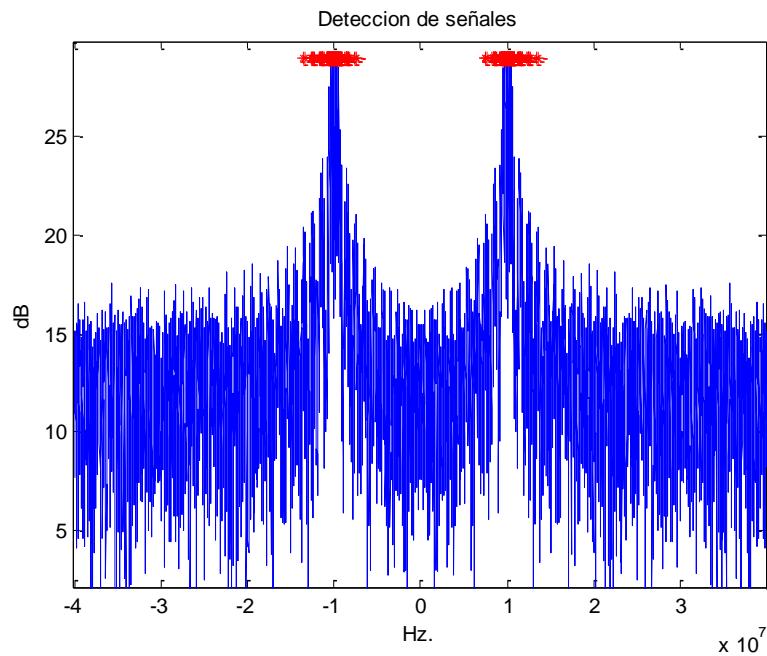


Figura 42. Detección de señal BPSK mediante método Forward.

5.1.3 Método Wideband Spectrum Sensing

Siguiendo con el análisis que se está llevando a cabo sobre los distintos métodos de detección de señales, en este apartado se va a analizar la implementación del método “Wideband Spectrum Sensing”. Una vez más, el análisis será realizado basándose en el diagrama de flujo de la función desarrollada para dicho método. La implementación llevada a cabo se basa en la descripción teórica presentada en el apartado 3.3.

La función desarrollada para la implementación del método se llama *Wideband_Spectrum()*, puede encontrarse en el apartado Anexos y tiene como diagrama de flujo la siguiente figura:

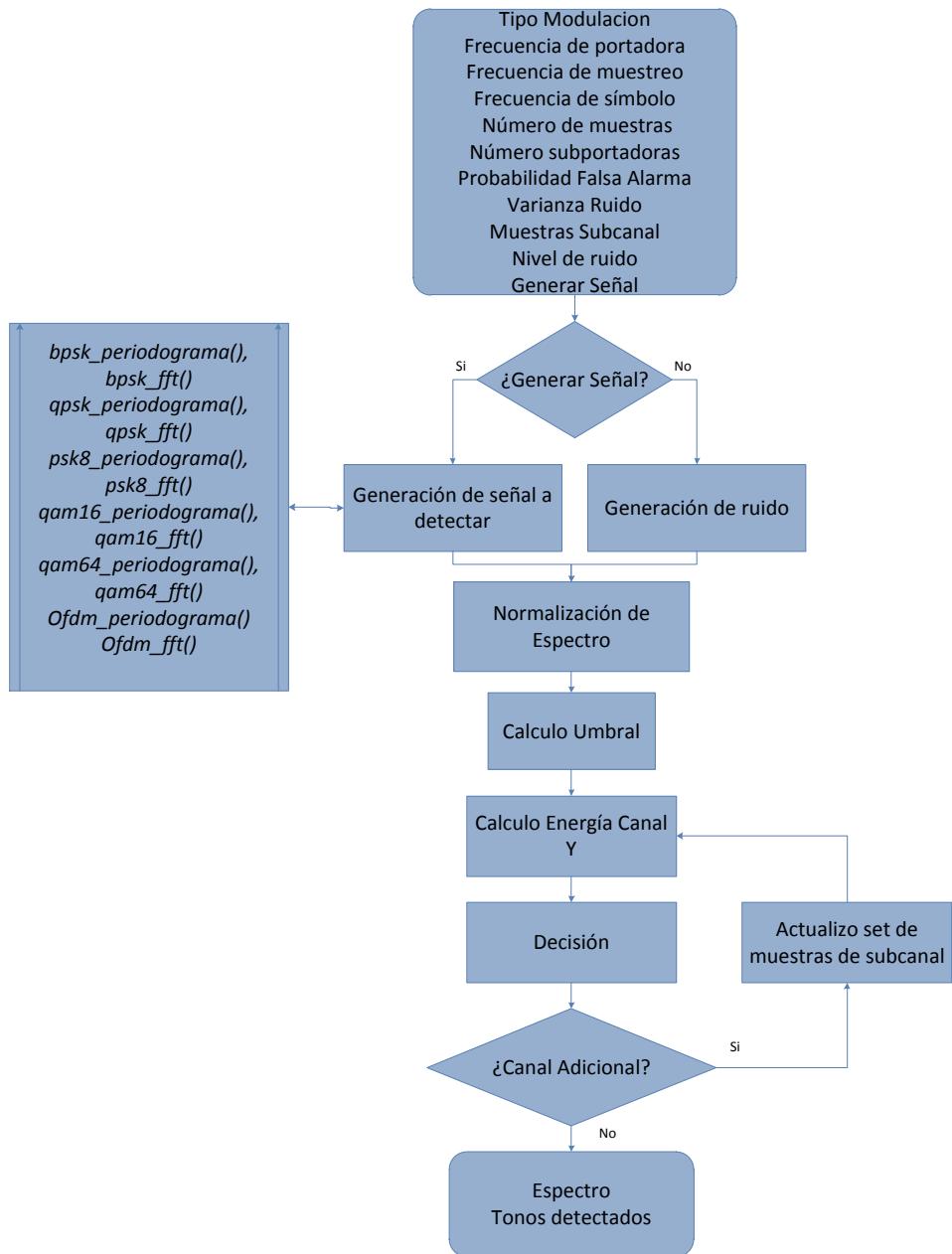


Figura 43. Diagrama de flujo de método "Wideband Spectrum Sensing".

Del diagrama anterior podemos observar que la función recibirá por parámetro gran cantidad de variables, las cuales unas serán necesarias para el desarrollo propio del método y el resto se utilizarán para seleccionar la señal a testear. Las variables propias del método son “Probabilidad de Falsa Alarma”, “Muestras subcanal” y “Varianza de ruido”. El resto de variables se utilizan de igual forma que en los métodos anteriores.

En primer lugar se generará ruido o una señal modulada según las variables indicadas por parámetro. Para generar dicha señal se utilizará una de las funciones generadoras de modulaciones analizadas anteriormente. Estas funciones nos devolverán el espectro de la señal deseada.

El siguiente paso consiste en realizar una normalización del espectro de dicha señal. Esta normalización se realiza para poder disponer de una energía unitaria en cada uno de los

subcanales tal y como requiere el método. Este valor se obtendrá de forma empírica a partir de simulaciones realizadas que se presentarán en apartados consecutivos.

A partir de los datos anteriores se calculará el umbral establecido por este método según se ha estudiado en apartados anteriores.

$$\gamma_k = \left(Q^{-1} \left(P_f^{(k)}(\gamma_k) \right) * \sigma_v^2 \sqrt{2M} \right) + M\sigma_v^2$$

En el cálculo de este umbral intervienen los parámetros recibidos por este método, es decir, la probabilidad de falsa alarma, el número de muestras que se desea utilizar por cada subcanal y la varianza de ruido que se asume que tendrá la señal recibida. Este último parámetro no es objeto de estudio de este proyecto, por lo que se asumirá un valor determinado.

Una vez se dispone del umbral de decisión, se procede a clasificar las muestras del espectro. Para ello se recorre el conjunto de muestras que componen el espectro de la señal en grupos del tamaño del número de muestras seleccionado para los subcanales, calculando la energía de cada subcanal según se ha indicado previamente:

$$Y_k = \sum_{m=0}^{M-1} |R_k(m)|^2, \quad k = 0, 1, \dots, K-1$$

En función del valor que adquiera la energía de cada subcanal se clasificarán esas muestras como contenedoras o no del tono deseado

Se ha realizado una simulación con una modulación BPSK tomando como datos frecuencia de portadora 1 MHz., frecuencia de muestreo 80 MHz., frecuencia de símbolo 1 MHz., 10000 muestras, relación señal a ruido 15 dB, Probabilidad de Falsa Alarma 0,01, 100 muestras por cada subcanal y varianza de ruido $\sqrt{10}$. A través de esta simulación obtenemos la siguiente clasificación de muestras:

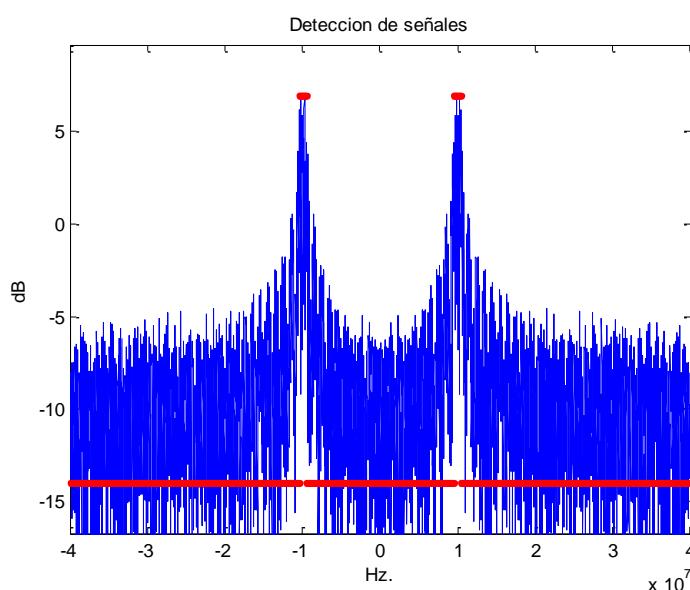


Figura 44. Detección de señal BPSK con método "Wideband Spectrum Sensing".

En la figura anterior se han marcado en rojo la clasificación realizada de las muestras. Los puntos rojos con valor mínimo indican la usencia de tono y viceversa.

5.1.4 Método Adaptativo CFAR

En este punto vamos a analizar la implementación realizada de la última función de detección de señales estudiada. Se trata del método Adaptativo CFAR, cuyo código puede observarse en el apartado Anexos. La implementación de la función está basada en el desarrollo teórico presentado en el apartado 3.4.

El código implementado para este método se ha desarrollado a través de la función *Adaptative_method()* cuyo diagrama de flujo puede apreciarse en la siguiente figura:

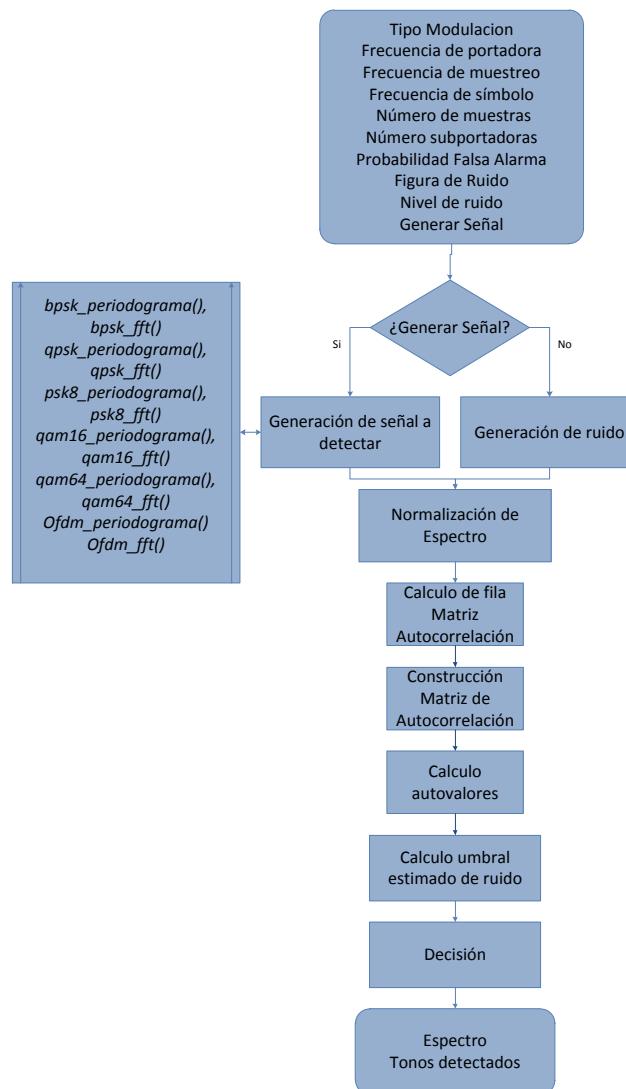


Figura 45. Diagrama de flujo de método Adaptativo CFAR.

En primer lugar, al igual que las funciones analizadas previamente, recibirá por parámetro el conjunto de variables especificado en el diagrama de flujo anterior. De estas variables, “figura de ruido” y “probabilidad de falsa alarma” son requeridas por la función para determinar la existencia o no de señal, mientras que el resto serán utilizadas para la generación de la señal a testear.

Después se generará ruido o una señal modulada según las variables indicadas por parámetro. Para generar dicha señal se utilizará una de las funciones generadoras de modulaciones analizadas anteriormente. Estas funciones nos devolverán el espectro de la señal deseada.

Una vez se dispone del espectro de la señal, se calcula la primera fila de la matriz de autocorrelación a partir de este. Esta primera fila se calcula en base a:

$$R_{ss}(\tau_n) = \frac{2}{M} \sum_{m=1}^M |S(w_m)|^2 e^{2i\pi w_m \tau_n}$$

para la cual hemos utilizado un valor de $n = 100$ el cual nos proporcionará una matriz de autocorrelación de 100×100 . A partir del cálculo de esta fila se procede a construir la matriz de autocorrelación completa. Tras una pequeña transformación de esta matriz se calcularán sus autovalores, y a partir de ellos se obtiene un umbral de ruido que nos permitirá calcular:

$$R_{thresh} = 2 \sqrt{\frac{\eta_{estimado}}{\pi} \ln (1/P_{FA})}$$

nada más y nada menos que el umbral a partir del cual clasificaremos las muestras en función de su energía tal y como se ha indicado en el apartado teórico.

Se ha realizado una simulación con una modulación BPSK tomando como datos frecuencia de portadora 1 MHz., frecuencia de muestreo 80 MHz., frecuencia de símbolo 1 MHz., 10000 muestras, relación señal a ruido 15 dB, Probabilidad de Falsa Alarma 0,001 y una figura de ruido de 0,0003. A través de esta simulación obtenemos la siguiente clasificación de muestras:

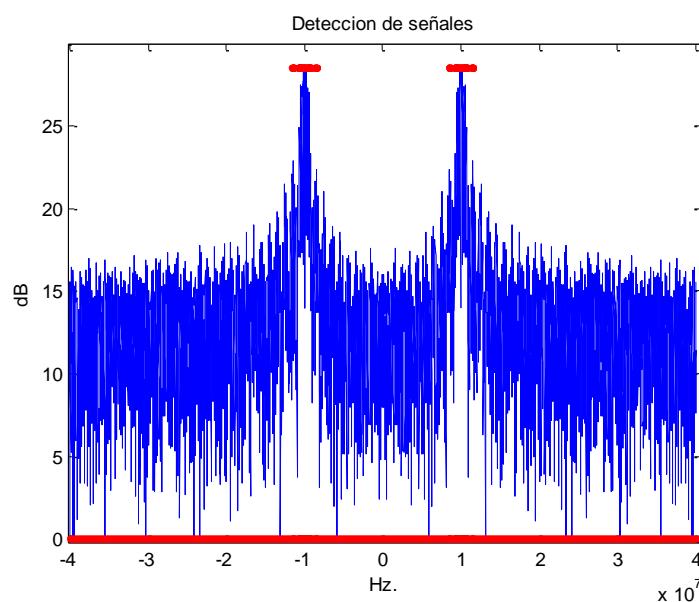


Figura 46. Detección de señal BPSK mediante método Adaptativo CFAR.

En la figura anterior se puede apreciar la clasificación de espectro realizada por el método. Los marcadores de color rojo y con un nivel de amplitud nulo representan muestras de espectro que no se asocian a ningún tono, y viceversa. Como podemos observar, existen algunas muestras en torno a los 10 GHz de la señal que se ha testeado, clasificadas como muestras con ausencia de tono. Esto es debido a que el umbral calculado por el método es demasiado bajo pero como podemos observar, si que realiza una detección clara de la existencia de un tono en los 10 GHz.

5.2 Simulación de Métodos de Detección de Modulaciones

En este apartado se va a analizar y mostrar el proceso de simulación utilizado para evaluar el procedimiento de detección de modulación analizado en apartados anteriores. En concreto se va a analizar el proceso de clasificación de una señal modulada, ya que el rendimiento del método se estudiará en apartados posteriores.

El conjunto de señales que se van a emplear para la realización de las simulaciones de todos los métodos que se detallan a continuación son las siguientes:

- Señales PSK.
- Señales QAM.
- Señales FSK.
- Señales OFDM.

Estas señales podrán ser generadas a distintas frecuencias, con una frecuencia de muestreo determinada, en ausencia o presencia de ruido blanco gaussiano y con mayor o menor número de símbolos.

La implementación realizada se apoya en la utilización de diferentes funciones creadas. En primer lugar se analizarán esta serie de funciones para posteriormente ver su integración en la función global que realiza la clasificación de las señales. Estas señales son las siguientes:

- *umbral_modulacion_QAM_PSK()*: Función que calcula el umbral de decisión para la distinción entre señales QAM y PSK.
- *umbral_modulacion_QAM()*: Función que calcula el umbral de decisión para la distinción entre distintas señales QAM.
- *umbral_modulacion_PSK()*: Función que calcula el umbral de decisión para la distinción entre distintas señales PSK.
- *wavelet_transform()*: Función que calcula la WT de la señal deseada.

A continuación vamos a realizar un breve análisis de las características e implementación de estas funciones para finalmente analizar la rutina global:

5.2.1 wavelet_transform()

Se trata de una función muy sencilla y en base a la cual puede realizarse la identificación de las modulaciones. Su misión consiste en el cálculo de la WT de cualquier señal. Su diagrama de flujo es el siguiente:

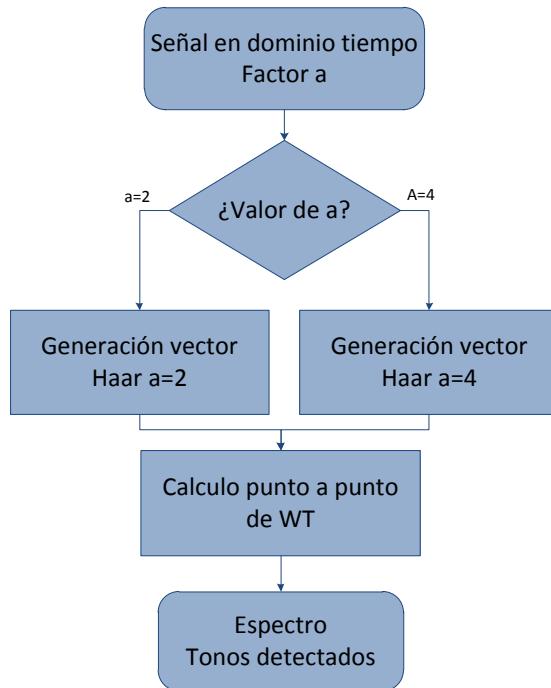


Figura 47. Diagrama de flujo de Transformada de Wavelet.

La función recibirá por parámetro la señal en el dominio del tiempo de la que se quiere obtener la WT y el factor de escalado a. El factor de escalado variará la amplitud y en ensanchado de la función Haar y ha de tener un valor par y entero. Para esta función hemos contemplado que a tome únicamente 2 y 4, ya que cuanto más pequeño es el valor que toma, más eficiente y mejor definida será la transformada.

Tras recibir las variables por parámetro, se genera el vector resultado de la transformación de la función Haar a partir del factor de escalado. En el caso de a=2, el vector generado será el siguiente:

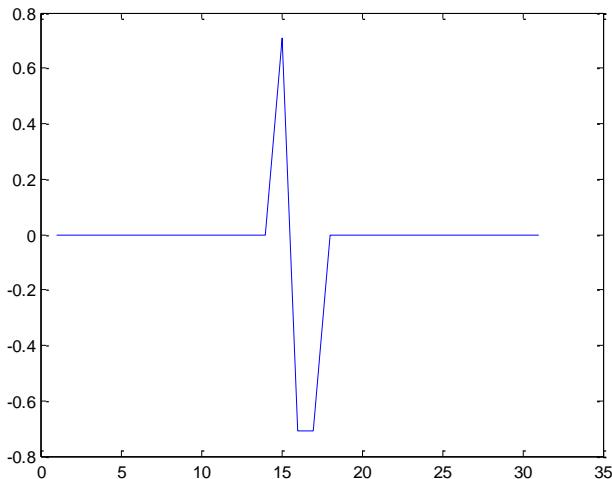


Figura 48. Función Haar transformada con factor de escalado $a=2$.

A continuación se calcula el valor de la WT punto a punto a partir del sumatorio del producto de la señal recibida y la Función Haar escalada, tal y como se analizó en el apartado teórico 4.1:

$$WT(a, n) = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_k s(k) \varphi^* \left(\frac{k-n}{a} \right)$$

Finalmente, la función devuelve la WT calculada. A continuación se puede observar algunas de las representaciones obtenidas del modulo de la WT de distintas modulaciones:

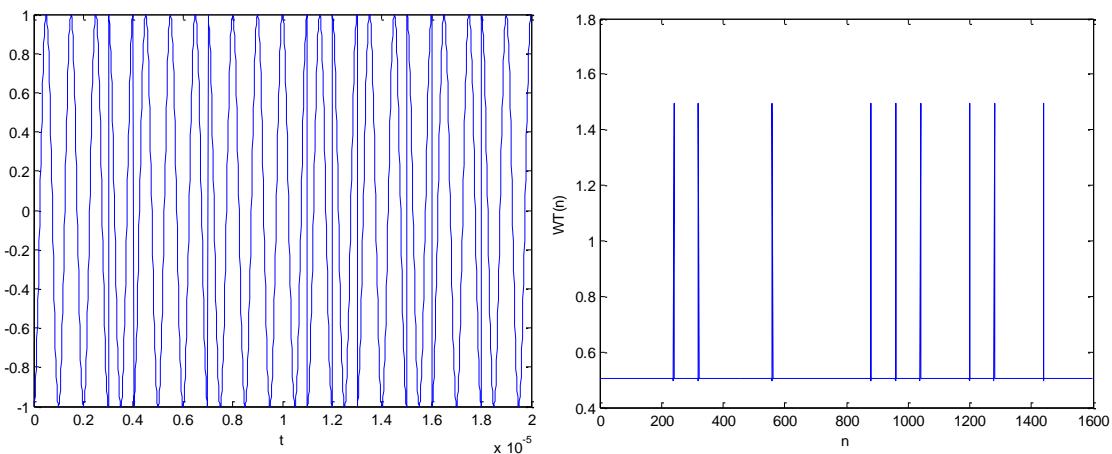


Figura 49. Señal BPSK en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).

En la figura anterior puede observarse una señal BPSK en el dominio del tiempo y el módulo de su WT. Como se puede observar, se cumplen las condiciones que debe tener una Transformada: permanece constante en ausencia de cambio de fase, adquiere un valor distinto

en los puntos en los que existe un cambio de fase y ese cambio es suficientemente grande y notable para poder ser distinguido. Además, se cumplen las características expresadas anteriormente para una Transformada de una señal PSK, amplitud constante y picos en los cambios de fase.

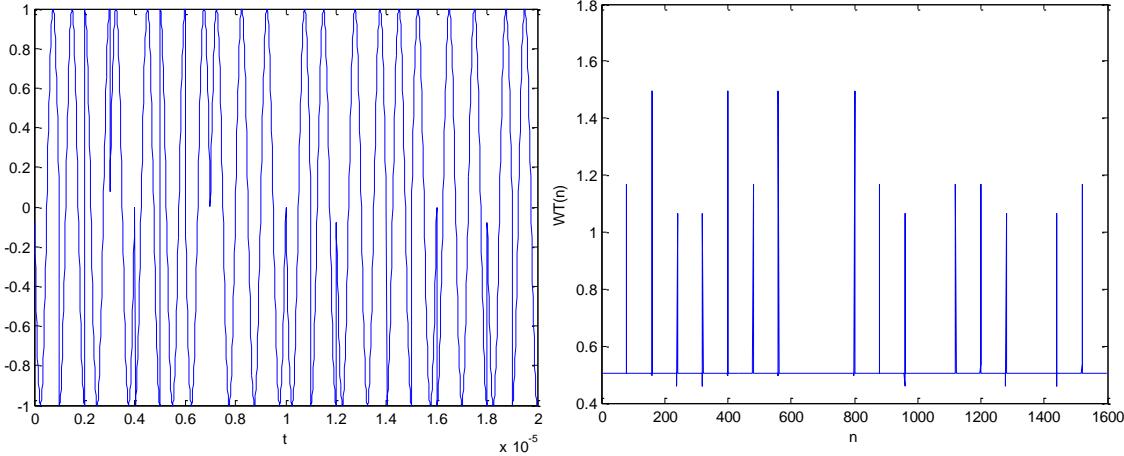


Figura 50. Señal QPSK en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).

En la figura anterior, podemos analizar la misma situación pero con señales QPSK. En este caso se sigue cumpliendo todo lo expresado previamente, pero se pueden advertir algunas diferencias. La diferencia existente consiste en que la amplitud de los picos es distinta dependiendo del símbolo de que se trate, dando lugar hasta 3 amplitudes distintas. Además puede identificarse que los picos coinciden con los cambios de fase que adquiere la señal en el dominio del tiempo.

A continuación puede observarse el módulo de la WT de una señal 32PSK. Como se puede apreciar, a medida que aumenta el número de símbolos, mayor es la variación de amplitudes que adquieren los distintos picos de la WT.

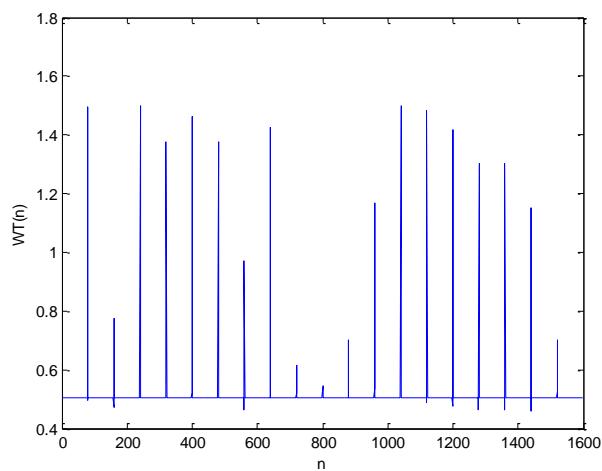


Figura 51. Módulo de la Transformada de Wavelet de señal 32PSK.

En la siguiente figura puede apreciarse un análisis equivalente realizado sobre una señal 4QAM. Según se expresó en el apartado teórico, las señales QAM presentan una WT escalonada aunque este caso presenta una constante. Esto ocurre únicamente con el caso 4QAM ya que es equivalente a una QPSK rotada.

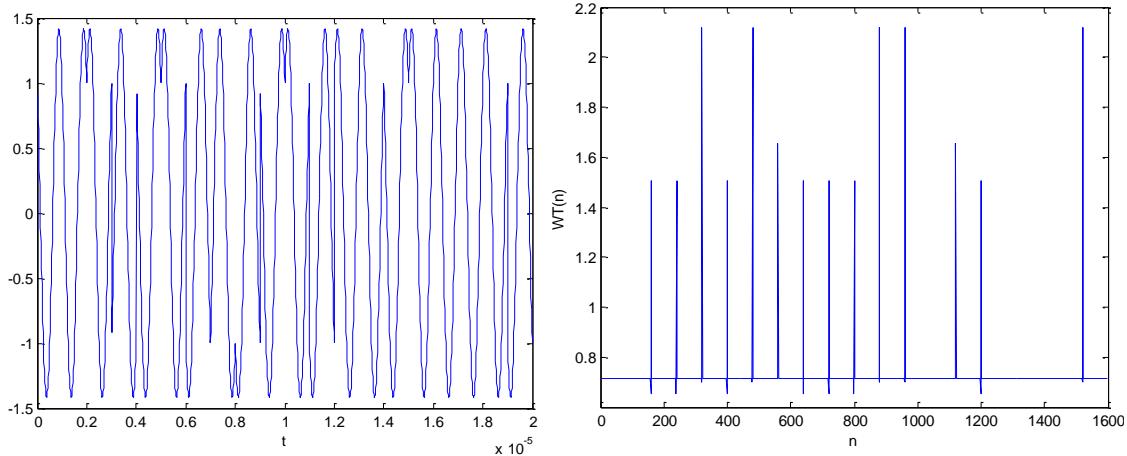


Figura 52. Señal 4QAM en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).

En la siguiente figura se muestra el caso de una señal 16QAM, en la ahora sí se puede observar que la WT se convierte en una función escalonada:

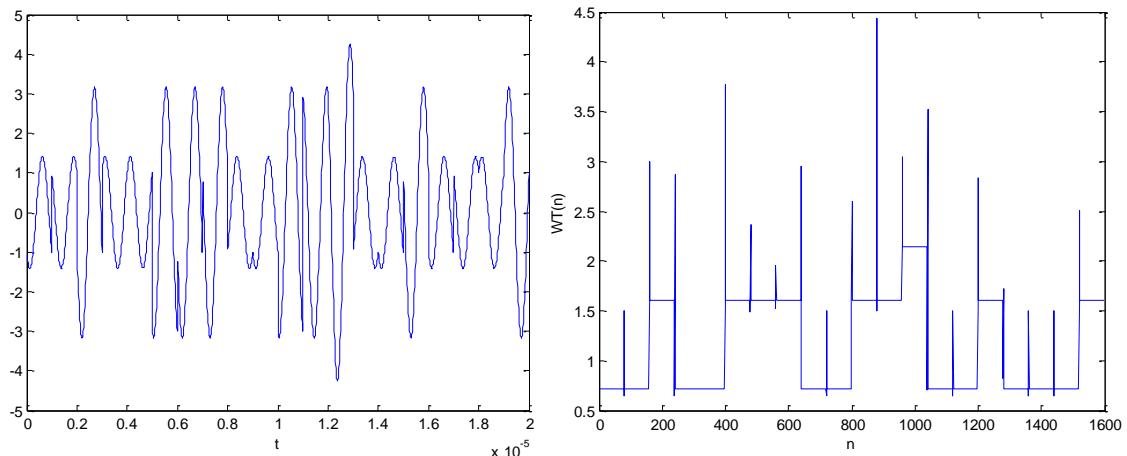


Figura 53. 16QAM en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).

A continuación, se puede observar la WT de una señal 64 QAM. En este caso, al igual que ocurre con las señales PSK, al aumentar el número de símbolos aumenta el número posible de amplitudes de los picos de la transformada además del número de niveles de amplitud de los escalones de la función.

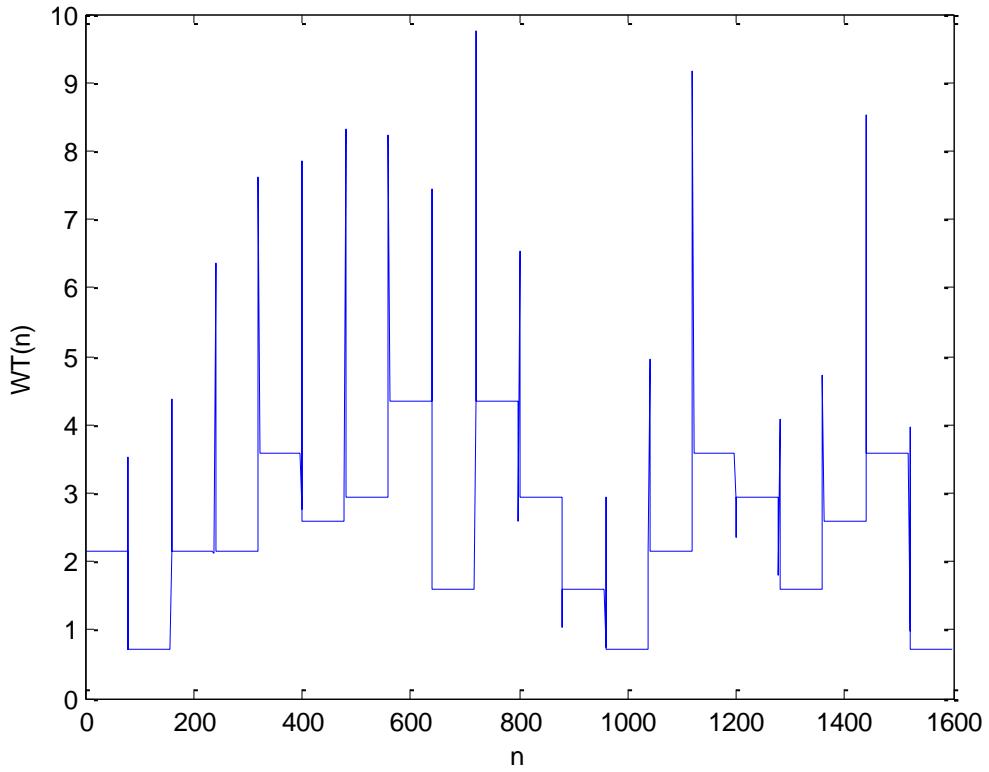


Figura 54. Módulo de la Transformada de Wavelet de señal 64QAM.

También analizamos un ejemplo de señal FSK. Se trata de una 8FSK y al igual que en los ejemplos anteriores, el módulo de su WT. Una vez más se cumplen las previsiones y obtenemos una señal escalonada y con picos.

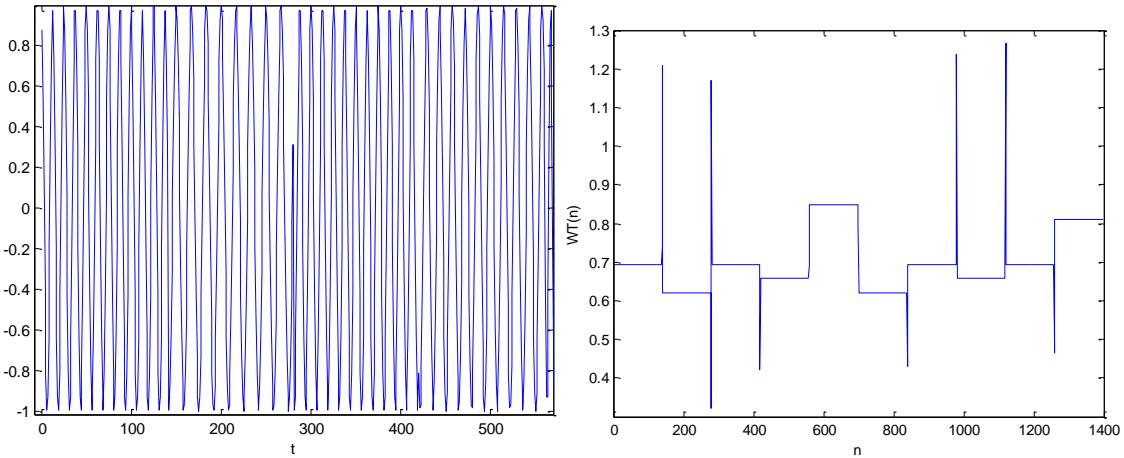


Figura 55. Señal 8FSK en dominio del tiempo (izquierda) y el módulo de su Transformada de Wavelet (derecha).

Finalmente, tratamos de analizar la WT de una señal OFDM con 128 subportadoras. El resultado obtenido es el siguiente:

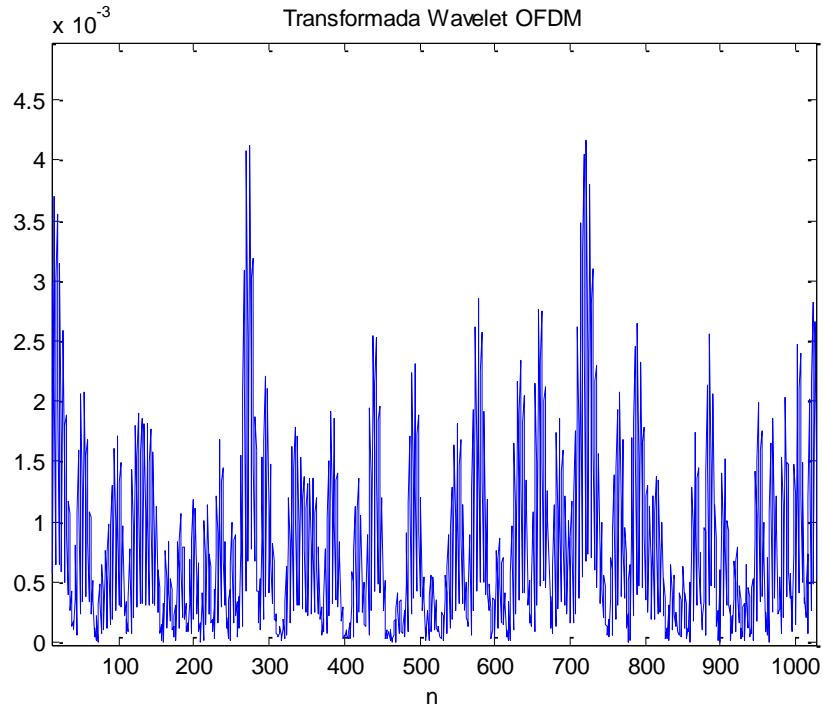


Figura 56. Transformada de Wavelet de señal OFDM.

Como se puede observar, la transformada obtenida se trata de una señal totalmente irregular de la que no se puede extraer ningún tipo de información que permita clasificarla o distinguirla. Por este motivo, podemos decir que los métodos analizados no permiten identificar una modulación OFDM.

5.2.2 Umbrales de modulación

En este apartado se va a analizar la implementación realizada para calcular los distintos umbrales de decisión que se utilizan para clasificar las señales. En concreto, las funciones a analizar son *umbral_modulacion_QAM_PSK()*, *umbral_modulacion_FSK_OFDM()*, *umbral_modulacion_QAM()* y *umbral_modulacion_PSK()*. Todas ellas comparten la misma base diferenciándose únicamente en la señal utilizada para calcular el umbral.

El diagrama de flujo genérico que se utiliza en la implementación de todas estas señales es el siguiente:

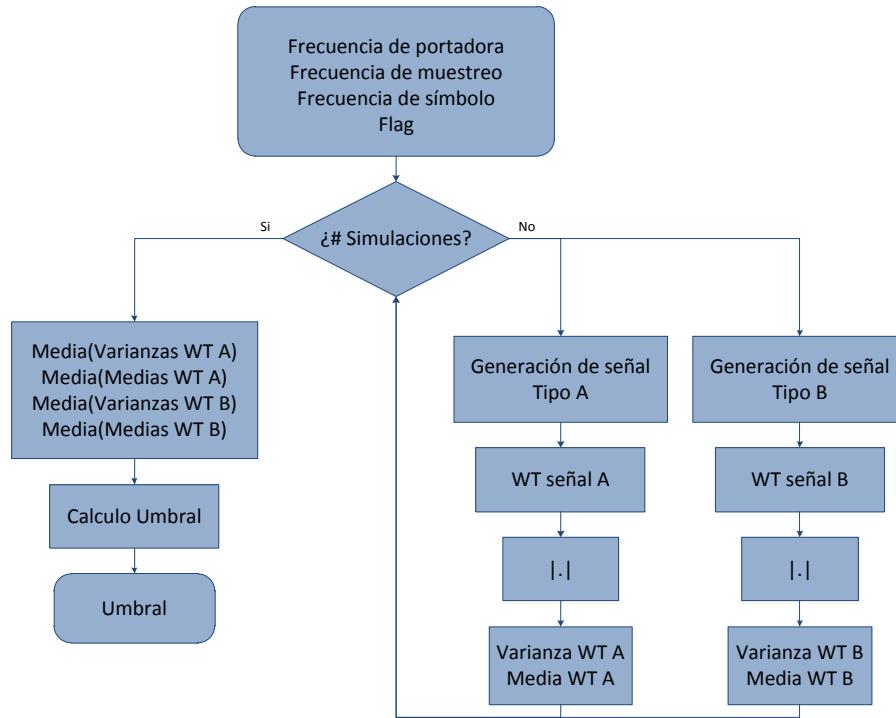


Figura 57. Diagrama de flujo de funciones de cálculo de umbral.

Estos métodos recibirán principalmente una serie de parámetros que permitirán ajustar el umbral para mejorar su eficiencia. Estos parámetros son: la frecuencia de portadora o la frecuencia central, la cual se obtendría previamente a partir de uno de los métodos de detección de señales estudiados previamente; frecuencia de muestreo, la cual la elegiríamos nosotros según el dispositivo de sensado utilizado y finalmente la frecuencia de símbolo, que esta puede ser obtenida fácilmente a partir del intervalo de tiempo existente entre dos picos consecutivos de la WT de la señal que se pretenda analizar. Existe un parámetro adicional, flag, que únicamente se utilizará en las funciones que calculan umbrales para la distinción del número de símbolos dentro de una modulación.

A continuación se generarán 300 simulaciones de señales de dos tipos. Los dos tipos de señales elegidas dependerán de la función utilizada:

- *umbral_modulacion_QAM_PSK()*: señales QAM y PSK con número de símbolos aleatorios.
- *umbral_modulacion_QAM()*: señales QAM con número de símbolos dependiendo del valor del flag.
- *umbral_modulacion_PSK()*: señales PSK con número de símbolos dependiendo del valor del flag.
- *umbral_modulacion_FSK_OFDM()*: señales FSK y OFDM con número de símbolos aleatorios.

Para cada una de estas señales se generarán al menos 2000 símbolos. Se calculará el módulo de su WT para a continuación, calcular la media y varianza de dicha transformada. Estas medias y varianzas se almacenarán, para finalmente, tomar el valor medio obtenido de todas

ellas. Con este valor medio se calculará el umbral deseado según se ha indicado en apartados anteriores:

$$T_1 = \frac{\mu_{1,M-PSK}\mu_{2,M-QAM} + \mu_{1,M-QAM}\mu_{2,M-PSK}}{\mu_{2,M-PSK} + \mu_{2,M-QAM}}$$

Para la clasificación de señales PSK y QAM, mientras que para la distinción de número de símbolos de señales PSK o QAM utilizaremos:

$$T = \frac{\mu_{1,señal1}\mu_{2,señal2} + \mu_{1,señal2}\mu_{2,señal1}}{\mu_{2,señal1} + \mu_{2,señal2}}$$

En todo este proceso, se ha de tener en cuenta que la generación de las señales se realizará sin ruido alguno considerando señales ideales. Como se puede observar, el cálculo de los umbrales se realiza en base a las varianzas y medias de la WT de las señales generadas. Estas medias y varianzas sufrirán una pequeña variación dependiendo de la frecuencia de muestreo, frecuencia de símbolo y frecuencia portadora, provocando a su vez variación en los umbrales. Por este motivo, se calculan umbrales teniendo en cuenta estos parámetros. En caso de no conocerlos, la tasa de error aumentará.

5.2.3 Función Global

En este punto vamos a analizar la función global implementada para realizar la identificación de la modulación de una señal. Esta función global interactuará con las funciones estudiadas previamente. Al igual que en los casos anteriores, comenzamos incluyendo el diagrama de flujo de dicha función:

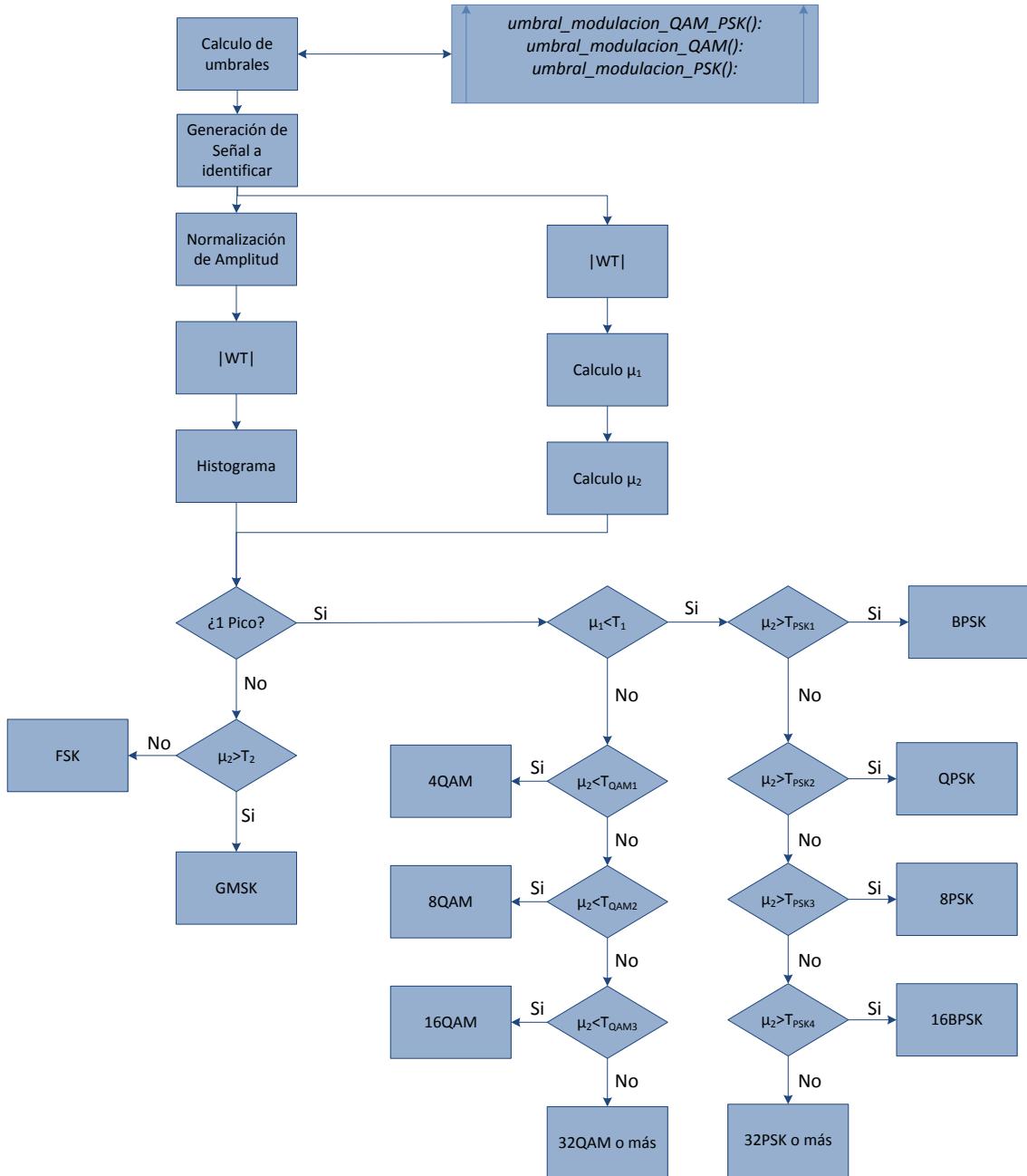


Figura 58. Diagrama de flujo de función global de decisión.

En primer lugar, se genera la señal a clasificar y en base a los parámetros utilizados para crearla, se calcularán los umbrales de decisión a partir de las funciones analizadas anteriormente.

A continuación se calcularán la media y varianza del módulo de la WT de la señal por un lado. Por otro lado, se realizará una normalización de amplitud de la señal generada para después calcular el módulo de la WT de esta señal normalizada. A continuación se puede observar la transformación que sufren los distintos tipos de señales tras la normalización de amplitud:

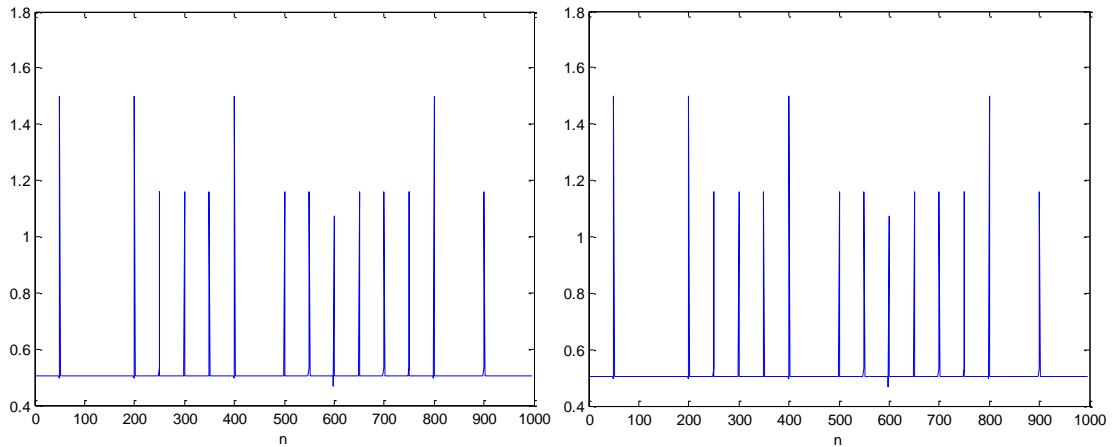


Figura 59. $|WT|$ de señal PSK (Izquierda) y $|WT|$ de señal PSK con amplitud normalizada (Derecha).

Como se puede ver, las señales PSK no muestran transformación alguna coincidiendo con lo analizado previamente en apartados anteriores. Sin embargo, en la figura que se muestra a continuación perteneciente a una señal tipo QAM, los valores de continua escalonados desaparecen obteniendo un único valor.

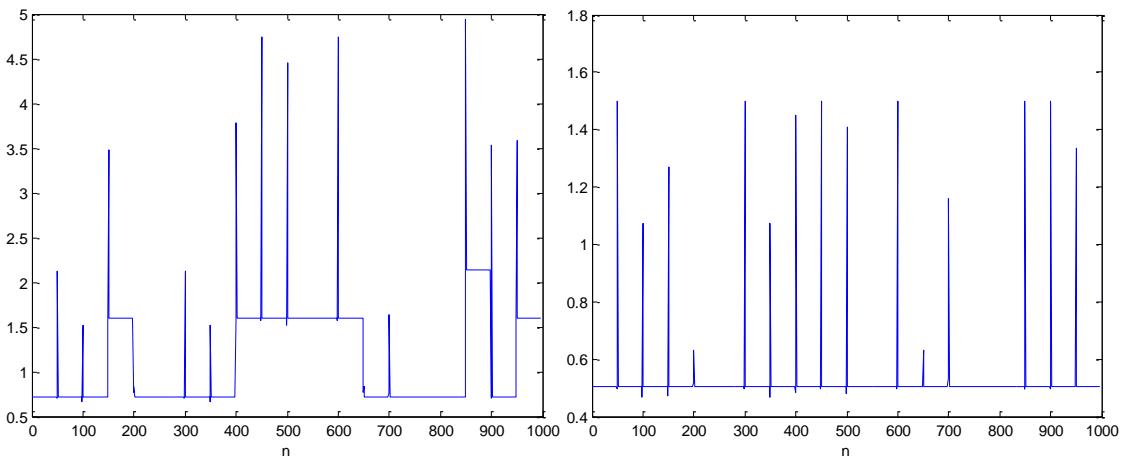


Figura 60. $|WT|$ de señal 16QAM (Izquierda) y $|WT|$ de señal 16QAM con amplitud normalizada (Derecha).

En el caso de las señales FSK mostrado a continuación, se puede observar que al igual que las señales PSK, su WT no se ve afectada.

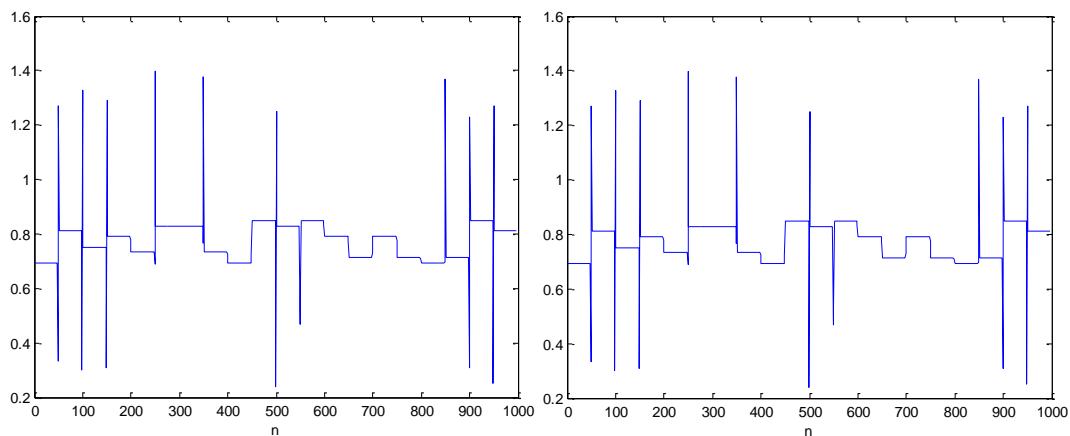


Figura 61. $|WT|$ de señal 8FSK (Izquierda) y $|WT|$ de señal 8FSK con amplitud normalizada (Derecha).

Esta transformación realizada, nos permitirá distinguir señales del Subsistema 1 (PSK y QAM) y Subsistema 2 (FSK y OFDM). Para realizar esta clasificación, calcularemos el histograma de las Transformadas de Wavelet de las señales normalizadas. El histograma de las señales del Subsistema 1 presentará un solo pico, mientras que señales del subsistema 2 contarán con varios de ellos. Esto se puede apreciar en las siguientes figuras:

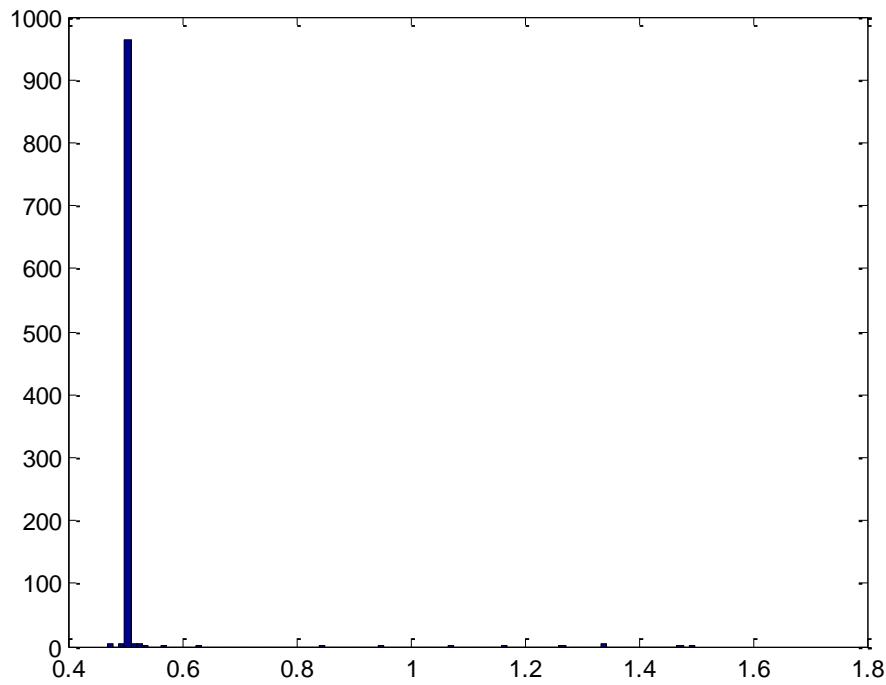


Figura 62. Histograma de Transformada de Wavelet señales PSK o QAM.

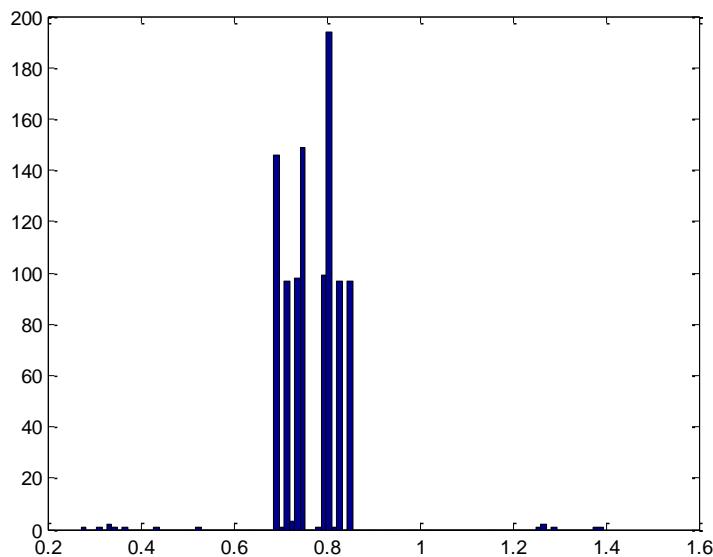


Figura 63. Histograma de Transformada de Wavelet señal FSK.

Como habíamos indicado, puede observarse en las figuras anteriores que las señales PSK y QAM cuentan con únicamente un pico en su histograma, mientras que la señal FSK dispone de varios picos coincidentes con los distintos niveles de continua que posee su WT. En la implementación se considerará la existencia de varios picos si existe al menos un valor en el histograma que supera el 70% del valor de pico máximo existente.

Las anteriores consideraciones permitirán clasificar la señal como perteneciente al subsistema 1 o subsistema 2. A continuación se realizarán comparaciones basadas en la media y la varianza de la WT calculadas inicialmente con los umbrales también calculados. Según estas comparaciones se obtendrá el tipo de modulación existente en la señal tal y como se indica en el diagrama de flujo.

Capítulo 6. Resultados

En este capítulo se muestra el resultado de una serie de simulaciones llevadas a cabo para analizar el rendimiento obtenido por los distintos métodos de detección y de identificación de modulaciones estudiados e implementados previamente.

El parámetro más importante para medir el rendimiento de los métodos a analizar es la probabilidad de falsa alarma. Dependiendo de las consideraciones realizadas, los resultados obtenidos pueden variar considerablemente. Por este motivo, en primer lugar se describe el procedimiento a utilizar y las consideraciones tomadas para considerar que una señal ha sido o no detectada.

A continuación se realiza un análisis de los resultados obtenidos para cada uno de los métodos en función de distintos valores de sus parámetros. Estas simulaciones son realizadas con el fin de elegir valores óptimos para dichos parámetros.

Finalmente se muestran y analizan los resultados obtenidos para cada método

6.1 Consideraciones en la detección

En este apartado vamos a analizar las consideraciones previas a tener en cuenta en el cálculo de las distintas probabilidades.

Como se ha comentado a lo largo de los distintos apartados, la probabilidad de falsa alarma se convierte en el mejor estadístico para comprobar el rendimiento de los distintos métodos. La

probabilidad de falsa alarma indica la probabilidad de que el método detecte la presencia de una señal cuando en realidad no existe señal. Su valor viene dado por la siguiente expresión:

$$P_{FA} = \int_{H_1} P(x|H_0)dx$$

Donde $P(x|H_0)$ es la verosimilitud de la hipótesis H_0 , es decir, ausencia de señal. Esta probabilidad medirá la medida en que el método se “equivoca”.

Otro de los estadísticos a utilizar complementario a la probabilidad de falsa alarma es la probabilidad de detección. La probabilidad de detección indica la probabilidad de que el método detecte la presencia de una señal cuando dicha señal está presente. Se calcula mediante:

$$P_D = \int_{H_1} P(x|H_1)dx$$

Donde $P(x|H_1)$ es la verosimilitud de la hipótesis H_1 , es decir, presencia de señal. Esta probabilidad medirá la medida en que el método se “equivoca”.

Aplicando estas fórmulas a las simulaciones a realizar en los distintos métodos, obtendremos las probabilidades de alarma y detección según las siguientes expresiones:

$$P_{FA \text{ simulación}} = \frac{\text{Número de detecciones erroneas}}{\text{Número total de simulaciones}}$$

$$P_D \text{ simulación} = \frac{\text{Número de detecciones correctas}}{\text{Número total de simulaciones}}$$

Esto es aplicable al método de identificación de señales desarrollado en apartados anteriores, ya que el resultado obtenido es un dato único en cada simulación según la cual, el método realiza una clasificación de la señal simulada. Una simple comparación de estos resultados con un mapa de las simulaciones realizadas permitirá saber si se ha identificado correcta o erróneamente la señal utilizada cada simulación.

Sin embargo, en el caso de los métodos de detección de señales la evaluación del resultado se produce de forma distinta. En estos métodos el resultado obtenido para cada simulación no es una etiqueta, sino un vector en el que se clasifica cada muestra del espectro de una simulación. Puede ocurrir que el método realice una detección correcta de las muestras que corresponden al de la señal y además clasifique muestras de espectro como señal y no tengan nada que ver con esta. En este caso, ¿se considera error o acierto? Por este motivo, el cálculo

de estas probabilidades se realizará en base a todas las muestras del espectro de cada simulación en vez de un resultado por simulación.

La detección del error o acierto se ha de realizar a través de la comparación con una plantilla que contenga los resultados correctos. La creación de la plantilla se realizará a través de un vector de la misma longitud del espectro que contendrá unos en las frecuencias en las que se considera la existencia de la señal a lo largo de su ancho de banda y ceros en las frecuencias restantes. Una vez más, esto genera ciertas ambigüedades ya que el detector puede realizar la detección de una parte ligeramente más reducida del ancho de banda de la señal o la situación contraria. En estos casos se detectaría cierto error por parte del detector a pesar de que está detectando correctamente la existencia de un tono. Por este motivo, las pruebas se realizarán considerando anchos de banda determinados. En este caso se tomará como ancho de banda de las señales -6 dB, ligeramente mayor a -3 dB.

Adicionalmente se aplicará a todos los métodos la técnica de combinación de clusters adyacentes para mejorar parte de los resultados obtenidos y eliminar en cierta medida las ambigüedades indicadas anteriormente. La combinación de clusters adyacentes consiste en la clasificación como muestras pertenecientes a la señal, todo conjunto de hasta N muestras (previamente clasificadas como carentes de señal) que se encuentren entre muestras que pertenecen al espectro de dicha señal. Esta técnica está basada en el análisis realizado en el apartado 3.1.

6.2 Método LAD

En este apartado se van a mostrar los datos obtenidos como resultado de las simulaciones realizadas para comprobar el rendimiento de este método.

Este método tiene como principales parámetros dos valores de probabilidad de falsa alarma a partir de los cuales obtiene los dos umbrales para realizar la clasificación de muestras según se ha analizado en apartados anteriores.

En primer lugar se realiza un análisis de las probabilidades de falsa alarma y detección obtenidas según la variación de las probabilidades introducidas como parámetro al método. La simulación se ha realizado con señales QPSK ya que el resultado obtenido para el resto de señales contempladas en este ejercicio es muy similar. El cálculo del espectro de las señales se ha realizado mediante la fft. Se consideran señales con una frecuencia de muestreo de 80 MHz, frecuencia de símbolo de 1 MHz y frecuencia moduladora de 10 MHz tanto para esta como para las siguientes simulaciones. En este caso las señales a detectar no contienen ruido. Los resultados obtenidos tras considerar todos los posibles valores de estos parámetros se pueden observar en la siguiente figura:

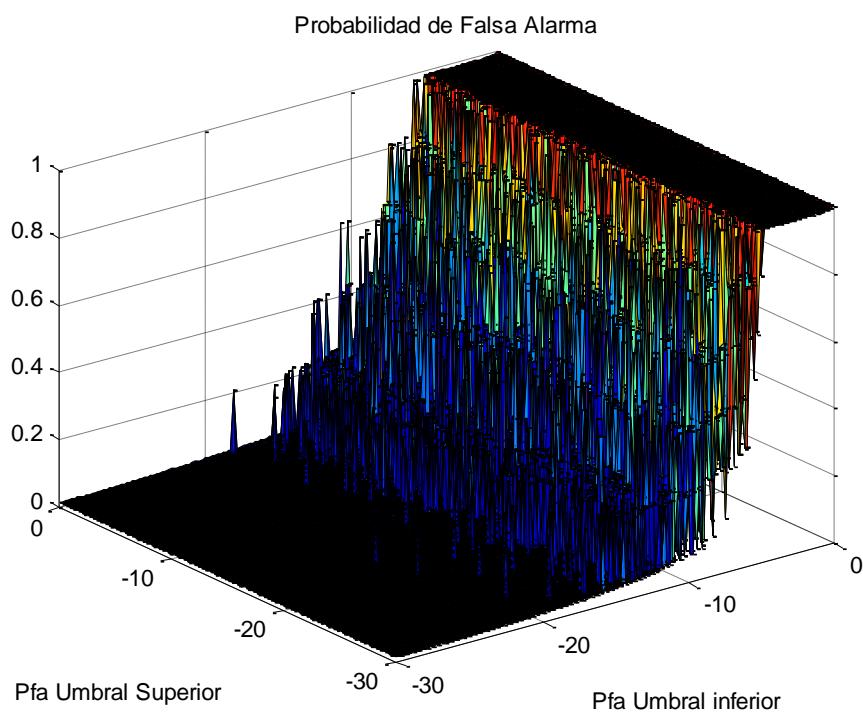


Figura 64. Probabilidad de Falsa Alarma de método LAD en función de probabilidades de entrada para señal QPSK.

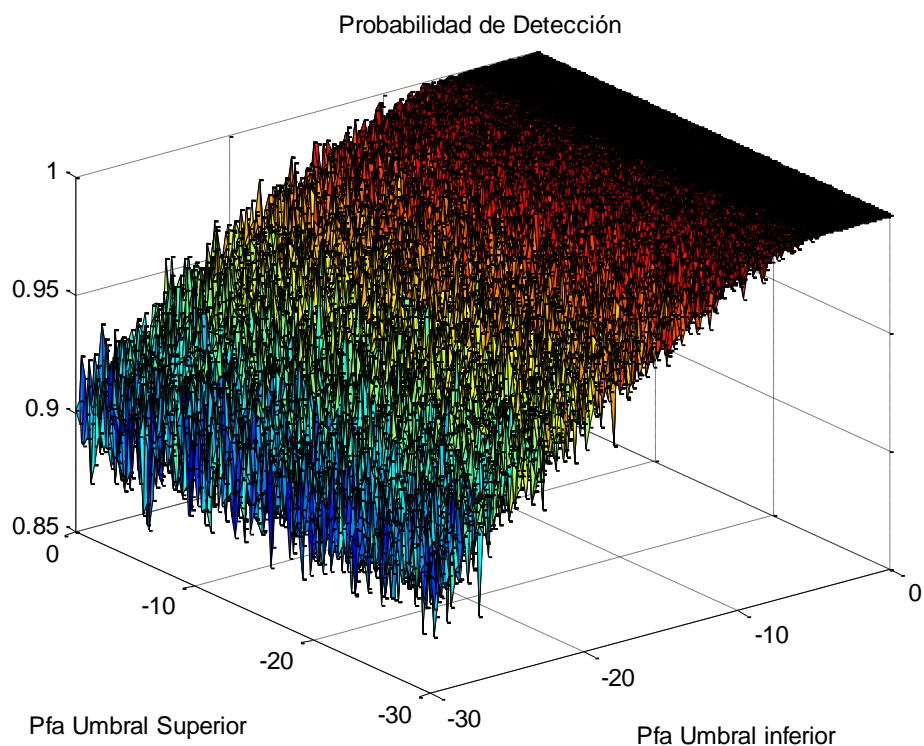


Figura 65.Figura 60. Probabilidad de Detección de método LAD en función de probabilidades de entrada para señal QPSK.

Las anteriores figuras representan las probabilidades de falsa alarma y detección obtenidas tras la simulación mediante señales QPSK frente a las dos probabilidades a introducir en el método. Estas dos probabilidades de entrada están representadas según una escala exponencial de forma que para obtener el valor de la probabilidad representada se ha de considerar la siguiente fórmula:

$$\text{Probabilidad Umbral} = e^{eje}$$

donde *eje* corresponde con el valor representado en los ejes del gráfico de forma que las probabilidades de falsa alarma varían en el intervalo $[e^{-30}, e^0]$, lo cual es aproximadamente $[0, 1]$. Se elige esta representación porque los datos toman variaciones significativas con valores de probabilidades de entrada muy bajos y con una escala lineal no se aprecian correctamente.

Como se puede observar, los valores obtenidos permanecen prácticamente constantes con la variación de la probabilidad de falsa alarma del umbral superior mientras que toda la variación en el rendimiento de la detección vendrá dada por la variación de la probabilidad de falsa alarma del umbral inferior. Este resultado tiene sentido ya que la variación de este ultimo valor implica el aumento o disminución del umbral inferior y por lo tanto, la consideración de más o menos muestras como pertenecientes a la señal alrededor del tono central . Este resultado puede observarse de forma más adecuada visualizando el plano que contempla esta variable:

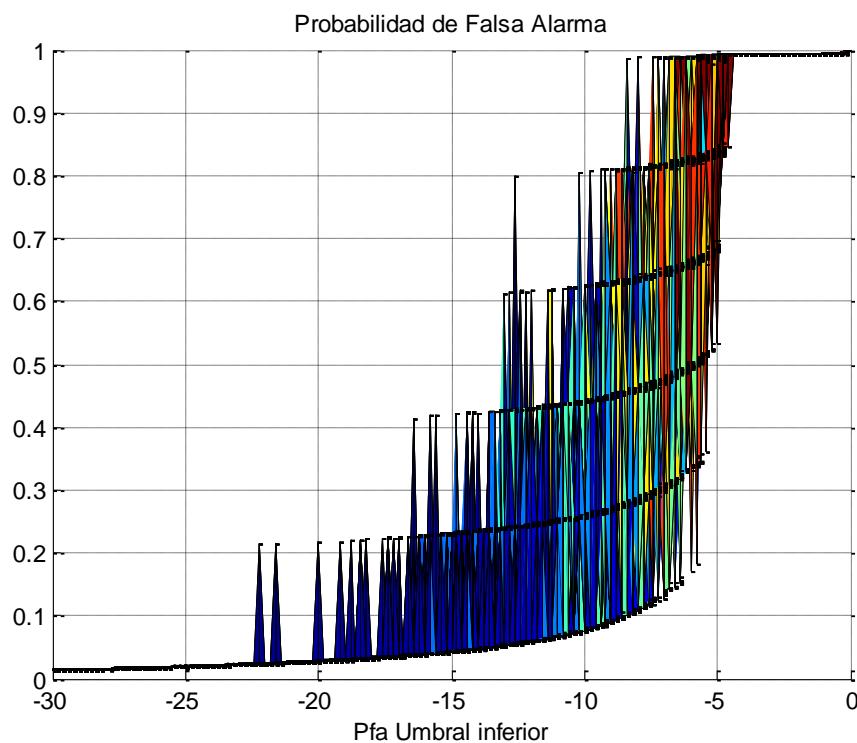


Figura 66. Probabilidad de Falsa Alarma obtenida en función del parámetro Probabilidad de Falsa Alarma para el Umbral Inferior en el método LAD.

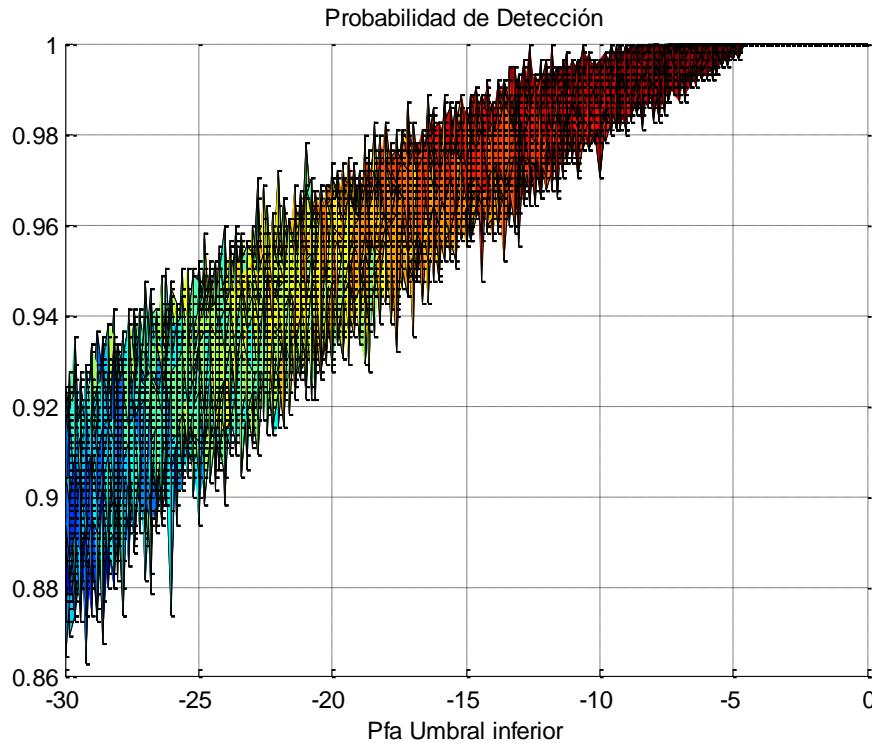


Figura 67. Probabilidad de Detección obtenida en función del parámetro Probabilidad de Falsa Alarma para el Umbral Inferior en el método LAD.

Como se puede observar, a medida que la probabilidad de Falsa Alarma para el umbral inferior aumenta también lo hace la probabilidad de detección, sin embargo también lo hace la probabilidad de Falsa Alarma obtenida. Por este motivo, hay que buscar un valor de compromiso que permita obtener la mejor probabilidad de detección posible minimizando la probabilidad de falsa alarma obtenida. En este caso unos valores candidatos que pueden mantener ese compromiso son e^{-20} para el umbral inferior y e^{-5} para el umbral superior.

En el caso anterior no se ha tenido en cuenta el efecto del ruido en la detección realizada. A continuación se analiza el efecto que produce el ruido en la detección de los distintos tonos. Para ello se ha realizado una simulación en la que se considera la detección de distintos tipos de señales en función de distintos niveles de ruido. Además se analiza el rendimiento obtenido según el método empleado para calcular el espectro de la señal, fft o periodograma. Las señales empleadas son del mismo tipo que en el caso anterior y se han considerado unos niveles de probabilidad de falsa alarma a introducir en el método de e^{-20} para el umbral inferior y e^{-5} para el umbral superior. Los resultados obtenidos son los siguientes:

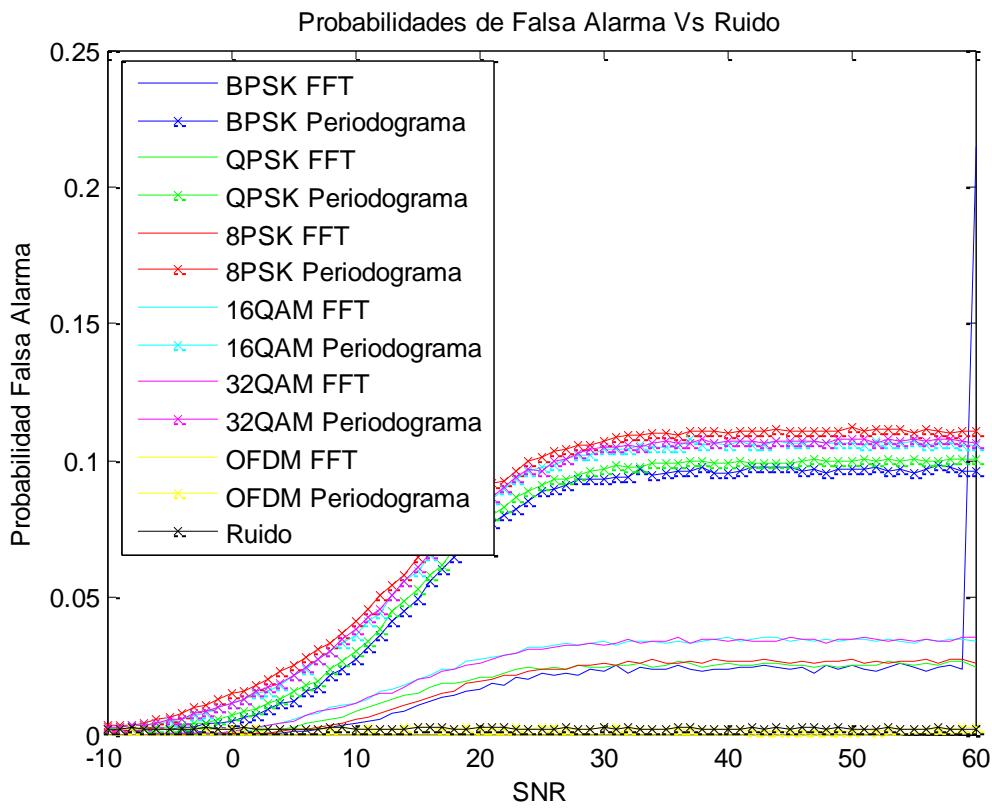


Figura 68. Probabilidad de Falsa Alarma en función de SNR de método LAD para distintos tipos de modulaciones.

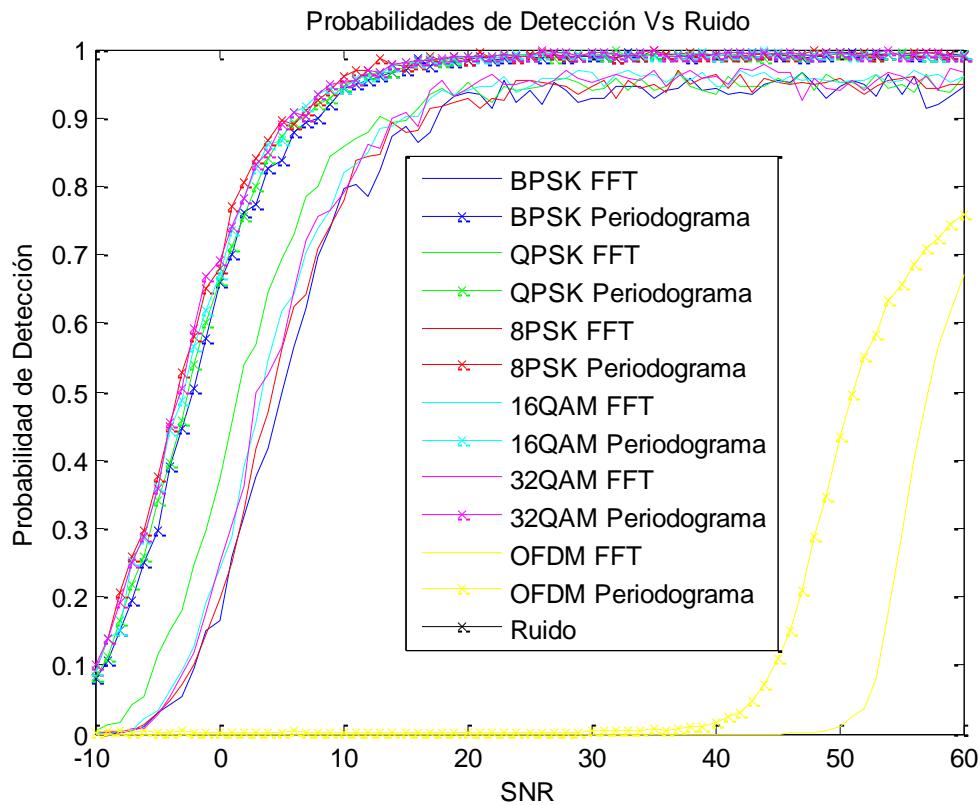


Figura 69. Probabilidad de Detección función de SNR de método LAD para distintos tipos de modulaciones.

En las gráficas anteriores se muestran las probabilidades de detección y falsa alarma para distintos tipos de señales cuyos espectros han sido calculados mediante fft y periodograma. A medida que disminuye el nivel de ruido aumentan ambas probabilidades. Esto es debido a que el método, a menor ruido realiza una detección mucho mejor de las señales, pero también tiene en considerar más muestras como señales aumentando la probabilidad de falsa alarma. También se puede observar que todos los tipos de señales cuyo espectro ha sido obtenido mediante el mismo método obtienen aproximadamente el mismo rendimiento por parte del método. Sin embargo, las señales OFDM no serán detectadas adecuadamente ya que requieren unos niveles de SNR demasiado altos. Además se aprecia distinto rendimiento para señales cuyo espectro se calcula mediante periodograma y fft. El periodograma adquiere una probabilidad de falsa alarma y de detección mayor que la fft para los mismos niveles de ruido. Así mismo puede observarse que para una SNR de 0 dB existe una probabilidad de detección de 0,2 (fft) frente a 0,7 (periodograma) y una probabilidad falsa alarma de aproximadamente 0 (fft) frente a 0,01 (periodograma). A priori podemos decir que el uso del periodograma sería preferente ya que la probabilidad de detección es mucho mayor y la diferencia en la probabilidad de falsa alarma es insignificante. Otro aspecto significativo de este método es que realiza una detección adecuada de los momentos en los que no hay ninguna señal transmitiéndose ya que presenta una probabilidad de falsa alarma de prácticamente 0.

Una de las técnicas que permite obtener cierta mejora sobre estos resultados es la combinación de clusters adyacentes. En la siguiente figura se muestra la variación de las probabilidades de detección y falsa alarma de distintos tipos de señales según el número de muestras que se consideren en el cluster:

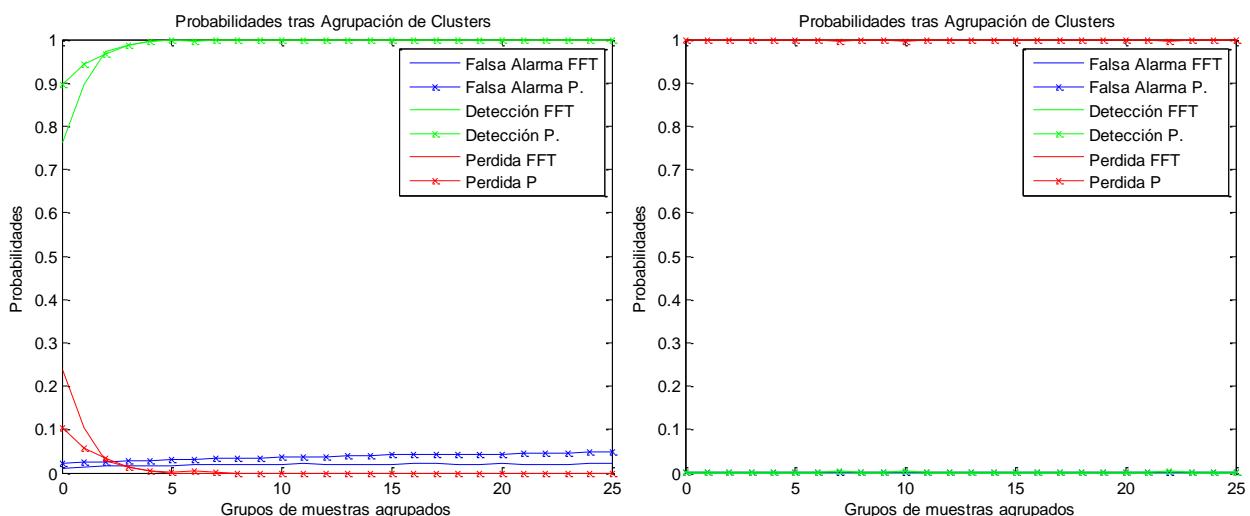


Figura 70. Evolución de probabilidades de Detección, Falsa Alarma y Perdida en función de tamaño de cluster para señal QPSK (Izquierda) y OFDM (Derecha)

Para obtener estos resultados se han simulado señales QPSK y OFDM calculando su espectro mediante fft y periodograma con un nivel de SNR de 8 dB. En el caso de OFDM no se obtiene ningún resultado ya que con esos niveles de ruido ni siquiera se llega a detectar ninguna señal. Sin embargo para el caso de la señal QPSK, vemos que la detección adquiere unas mejoras muy

significativas con clusters de 5 muestras. Las mejoras son tan evidentes que se pasa de una probabilidad de detección de 0,78 (QPSK FFT sin uso de agrupación con clusters) a prácticamente un 1 (cluster de 5) mientras que la probabilidad de falsa alarma permanece casi constante. No es aconsejable el uso de clusters de tamaños muy grandes como pueden ser 100 o 200 muestras ya que aunque en este caso no se aprecia, la probabilidad de falsa alarma aumenta ligeramente.

6.3 Método Forward

En este apartado se va a proceder al análisis del rendimiento del método Forward de una forma equivalente a la realizada en la sección previa.

Los resultados obtenidos en la detección de este método dependen del valor introducido en el parámetro probabilidad de falsa alarma. En primer lugar se va a realizar un análisis de los valores obtenidos en el cálculo de la probabilidad de falsa alarma y detección para distintos valores del único parámetro de entrada con el que cuenta este método. Para ello se ha realizado la simulación de detección de señales QPSK, 64QAM y OFDM con 128 subportadoras. Estas señales se simulan con una frecuencia de muestreo de 80 MHz, frecuencia de símbolo de 1 MHz y frecuencia moduladora de 10 MHz. Las señales a detectar no tienen ruido. Los resultados obtenidos son los siguientes:

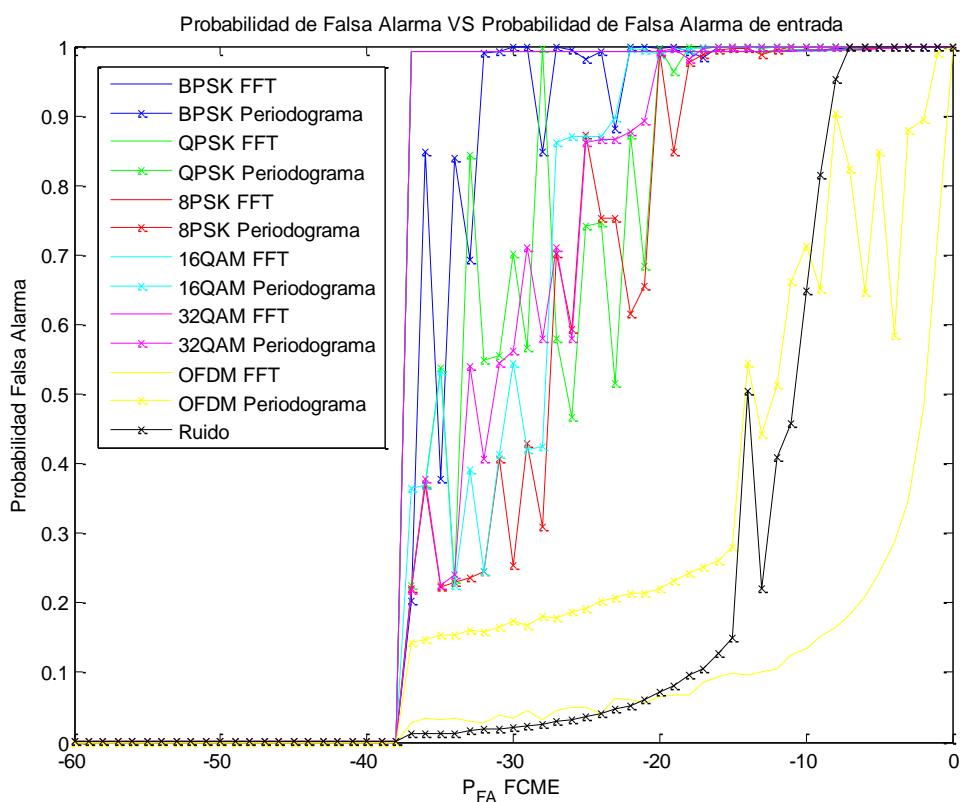


Figura 71. Probabilidad de Falsa Alarma en función de Probabilidad de Falsa Alarma de entrada al método Forward con distintos tipos de señales.

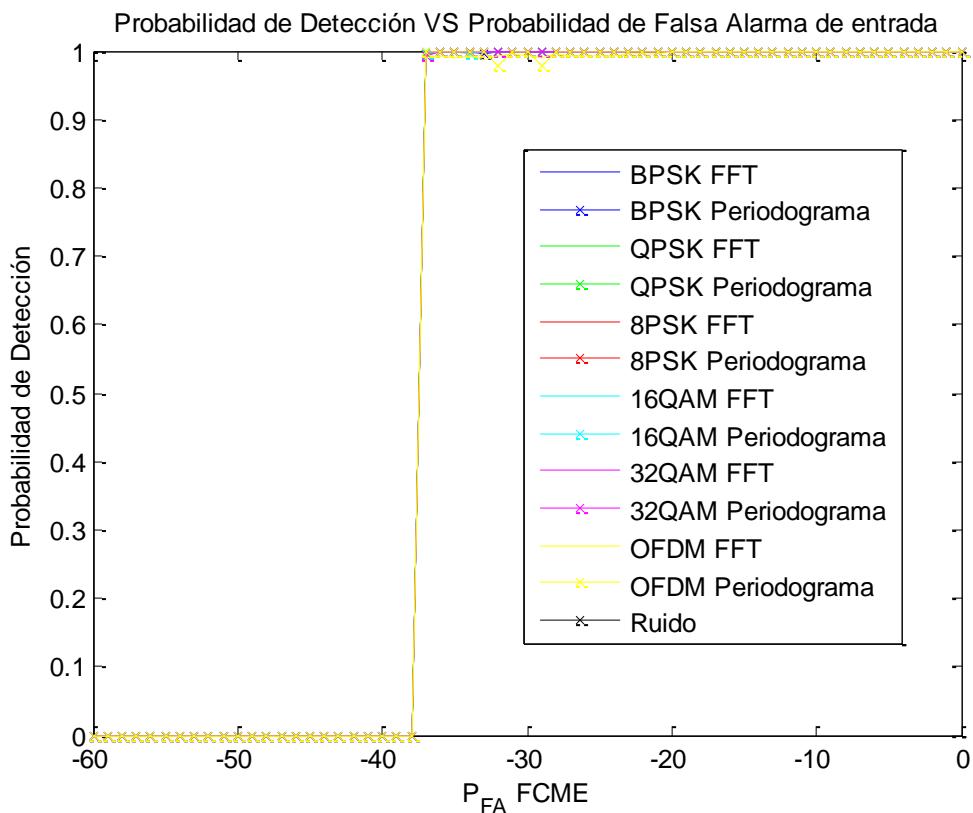


Figura 72. Probabilidad de Detección en función de Probabilidad de Falsa Alarma de entrada al método Forward con distintos tipos de señales.

Las anteriores figuras muestran las distintas probabilidades de falsa alarma y detección obtenidas en función de la probabilidad de falsa alarma del método obtenidas tras simular varios tipos de señales. Al igual que en método anterior ha sido necesario representar la probabilidad de falsa alarma de entrada según una escala exponencial. La representación mediante escala exponencial pretende añadir resolución a la representación de los resultados ya que adquieren cambios significativos en un intervalo. Aún así, se puede apreciar que los resultados obtenidos responden a un cambio brusco en torno al punto e^{-37} . Las probabilidades de falsa alarma obtenidas pasan de 0 a 1 paulatinamente de forma irregular en el intervalo $[e^{-37} e^{-15}]$. Sin embargo la probabilidad de detección asciende de 0 a 1 en el intervalo $[e^{-37} e^{-35}]$ para todas las señales. A la hora de elegir la probabilidad de entrada, una vez más será necesario tomar un valor compromiso entre las probabilidades de falsa alarma y detección obtenidas. A priori, el punto óptimo según los resultados sería e^{-37} .

El siguiente paso a tomar consiste en la simulación de la capacidad de detección de este método frente a distintos tipos de señales y niveles variables de ruido. Para ello se han tomado distintos tipos de señales simuladas según las frecuencias utilizadas en el ejemplo anterior y se ha tomado como probabilidad de falsa alarma de entrada al método e^{-28} .

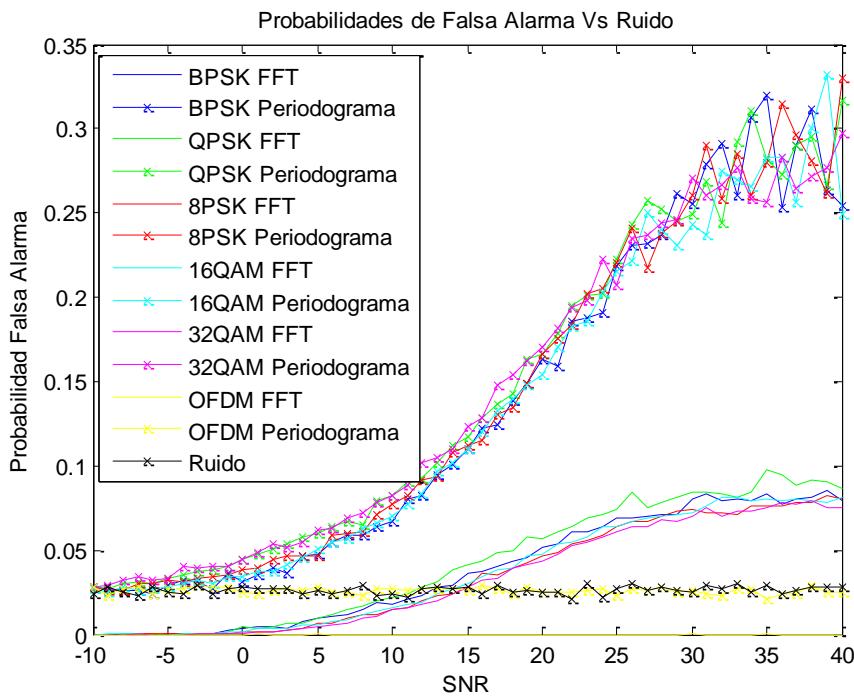


Figura 73. Probabilidad de Falsa Alarma en función de ruido para método Forward.

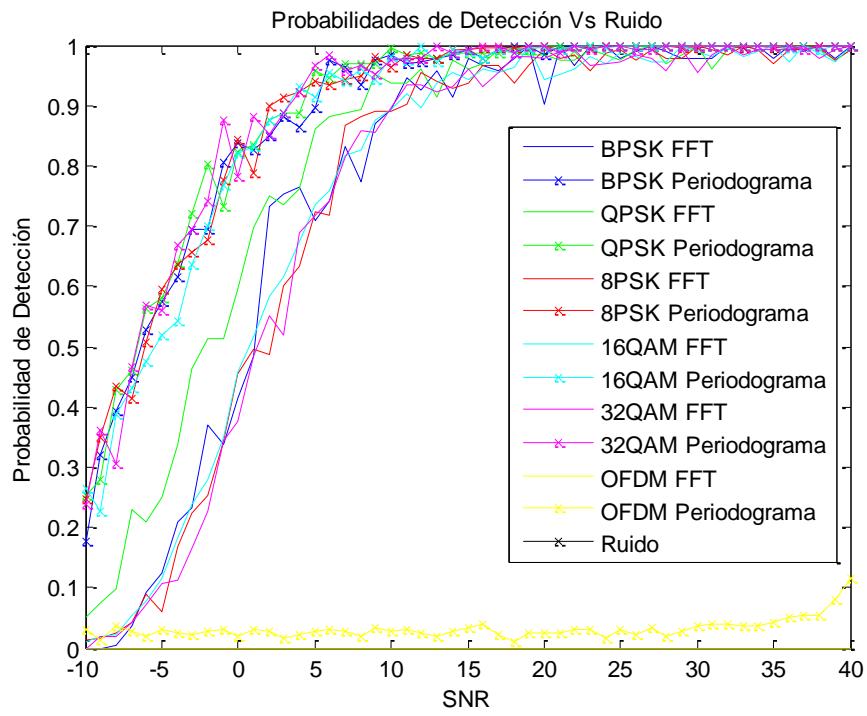


Figura 74. Probabilidad de Detección en función de ruido para método Forward

La Figura anterior muestra las probabilidades de falsa alarma y detección obtenidas según distintos niveles de ruido para diferentes señales cuyo espectro ha sido calculado mediante fft

y periodograma. Los resultados muestran que las probabilidades de detección obtenida oscilan entre niveles del 90% y 100% con una SNR de al menos 10 dB. Sin embargo, a medida que la SNR disminuye esta probabilidad de falsa alarma también disminuye y presenta una diferencia de resultados del 50%, obteniendo una mayor probabilidad de detección para señales cuyo espectro se ha calculado mediante el periodograma. En el caso de la probabilidad de falsa alarma para niveles de SNR de 10 dB se obtienen unos resultados que oscilan entre el 0% y 7%. A medida que la SNR aumenta, también lo hace la probabilidad de falsa alarma, produciéndose en mayor medida para señales cuyo espectro ha sido calculado mediante periodograma. Las señales OFDM no podrán ser detectadas ya que presentan niveles de detección y falsa alarma prácticamente nulos. En los casos en los que no se transmite señal se produce una falsa alarma del 3%. Estas situaciones podrán ser descartadas ya que se tratará de muestras clasificadas como señal dispersas por todo el espectro.

Finalmente, vamos a analizar el efecto que produce la combinación de clusters adyacentes en este método. Para ello se ha simulado la detección de señales QPSK con un nivel de SNR y una probabilidad de falsa alarma de 5 dB y $\exp(-28)$ respectivamente, en función de distintos tamaños de cluster.

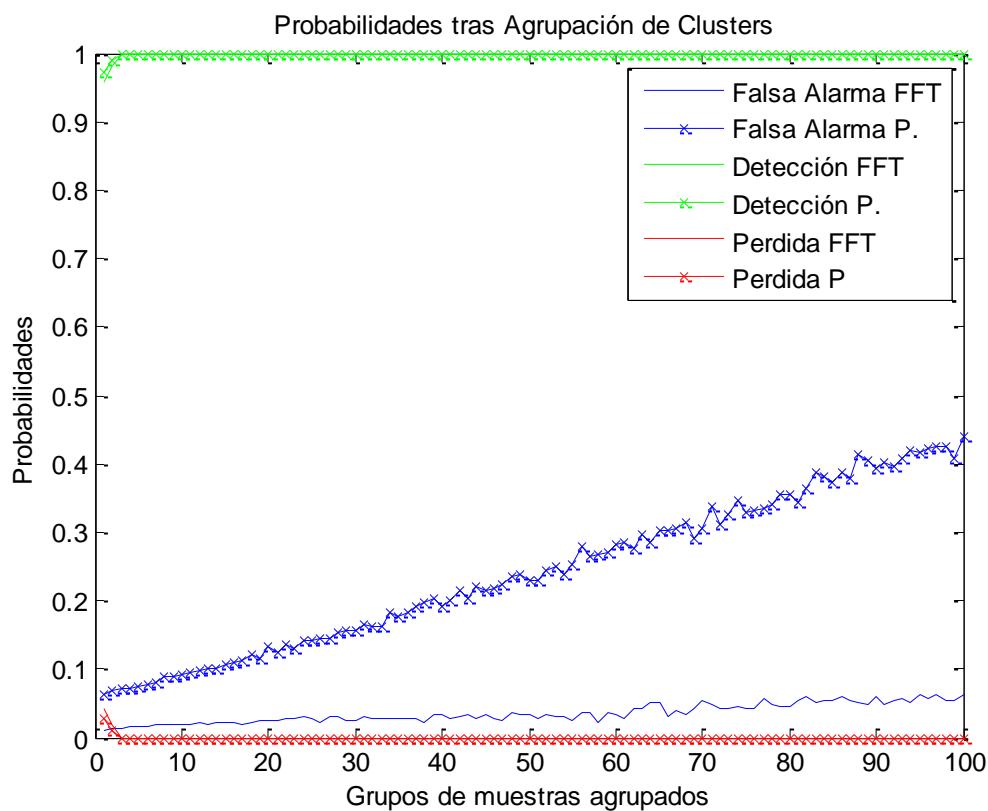


Figura 75. Evolución de probabilidades de Detección, Falsa Alarma y Perdida en función de tamaño de cluster para señal QPSK

Como se puede observar, la aplicación del método de combinación de clusters adyacentes permite mejorar la probabilidad de detección de la señal a detectar con la utilización de

clusters de máximo 5 muestras. Sin embargo, a cambio de esto, la probabilidad de falsa alarma se verá incrementada, especialmente si se ha obtenido el espectro mediante el periodograma.

6.4 Método Wideband Spectrum Sensing

Continuando con el análisis del rendimiento de los distintos métodos estudiado para realizar la detección de señales, se continúa con el método Wideband.

El método Wideband requiere tres parámetros distintos para realizar una detección adecuada de las señales. Estos tres parámetros son la probabilidad de falsa alarma, varianza de ruido y tamaño de los subcanales tal y como se ha analizado en apartados anteriores. A continuación se realizan las simulaciones necesarias para realizar un ajuste de estos parámetros.

En primer lugar se simulan las probabilidades de falsa alarma y de detección obtenidas en función de los parámetros de entrada probabilidad de falsa alarma y el tamaño de los subcanales. El tamaño de los subcanales es determinado según el número de muestras. Por simplicidad se ha tomado una varianza de ruido unitaria. Para realizar la simulación se han utilizado señales QPSK del mismo tipo que las utilizadas en las pruebas anteriores. Se trata de señales cuyo espectro ha sido calculado mediante fft y a diferencia de simulaciones anteriores se considera un nivel de SNR de 15 dB. Se utiliza ruido para la simulación ya que permite apreciar de manera más adecuada el efecto de la variación del tamaño de los subcanales. Los resultados obtenidos son los siguientes:

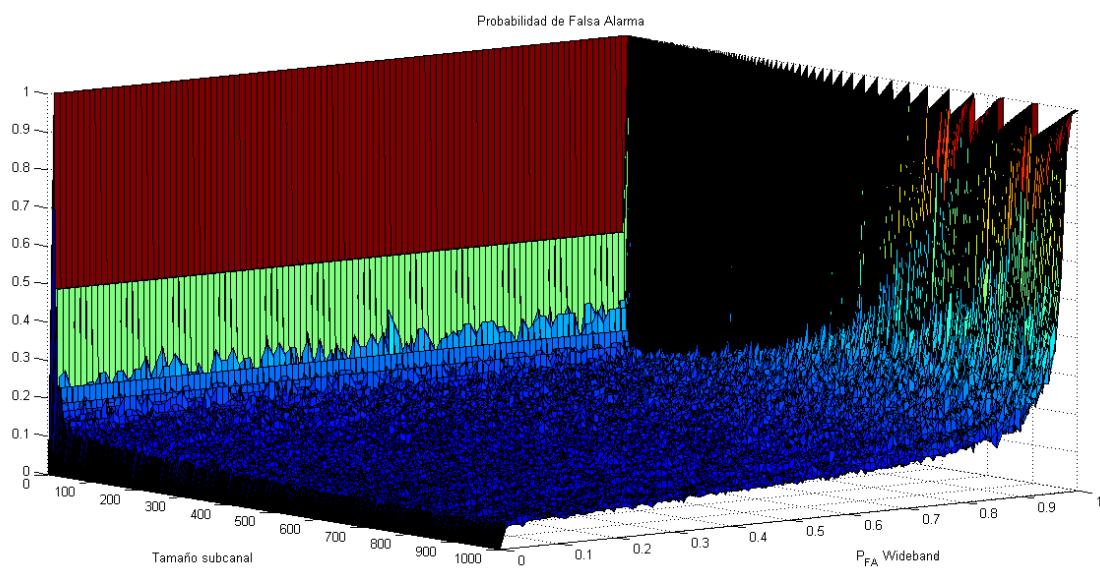


Figura 76. Probabilidad de Falsa Alarma obtenida frente a tamaño de subcanal y probabilidad de falsa alarma de entrada en método Wideband.

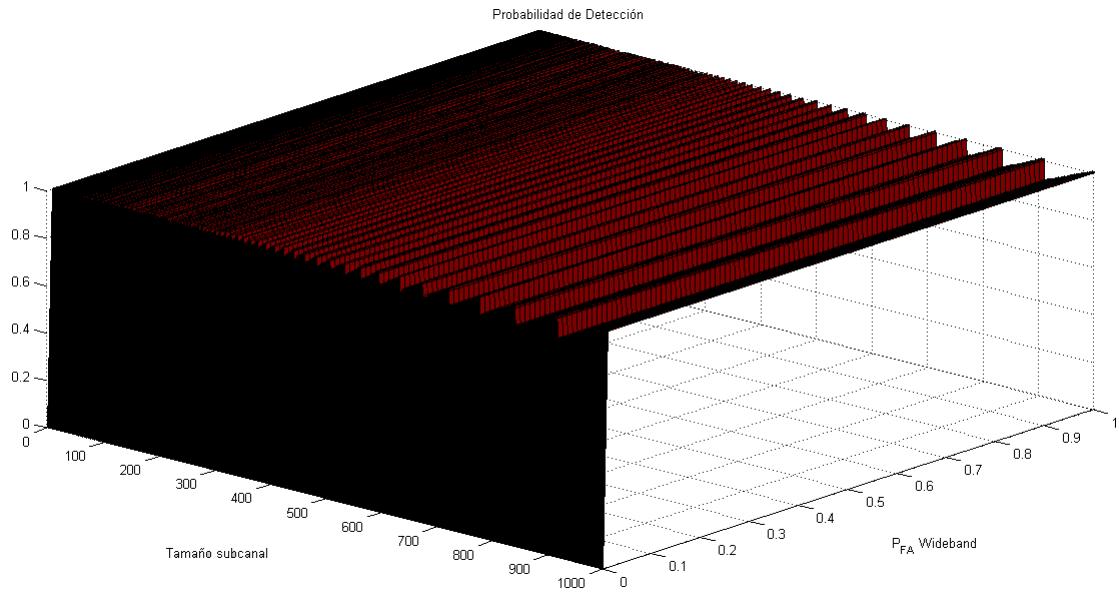


Figura 77. Probabilidad de Detección obtenida frente a tamaño de subcanal y probabilidad de falsa alarma de entrada en método Wideband.

Las figuras anteriores muestran las probabilidades de falsa alarma y detección obtenidas en función de la anchura del subcanal y la probabilidad de falsa alarma de entrada. En el caso de la probabilidad de falsa alarma, los resultados muestran que la probabilidad de falsa alarma obtenida disminuye a medida que lo hace la probabilidad de falsa alarma de entrada y aumenta el tamaño del subcanal. La probabilidad de detección, sin embargo, disminuye a medida que aumenta el tamaño del canal y parece no variar significativamente según la probabilidad de falsa alarma de entrada.

Una vez ajustados los parámetros del método la siguiente prueba pretende analizar su rendimiento frente a distintos niveles de ruido. Una vez más utilizaremos distintos tipos de señales y tomaremos como valores de entrada 0,1 para la probabilidad de falsa alarma, varianza de ruido unitaria y tamaño de los subcanales 100 muestras. Las probabilidades de falsa alarma y detección obtenidas para distintos niveles de ruido son las siguientes:

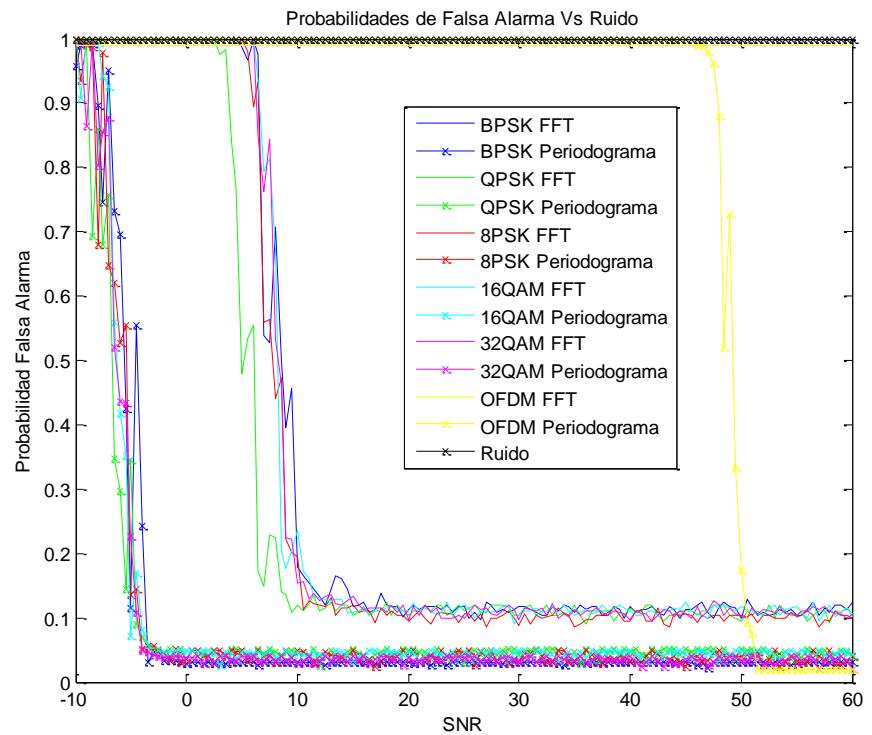


Figura 78. Probabilidad de Falsa alarma en función de SNR del método Wideband para distintos tipos de señales.

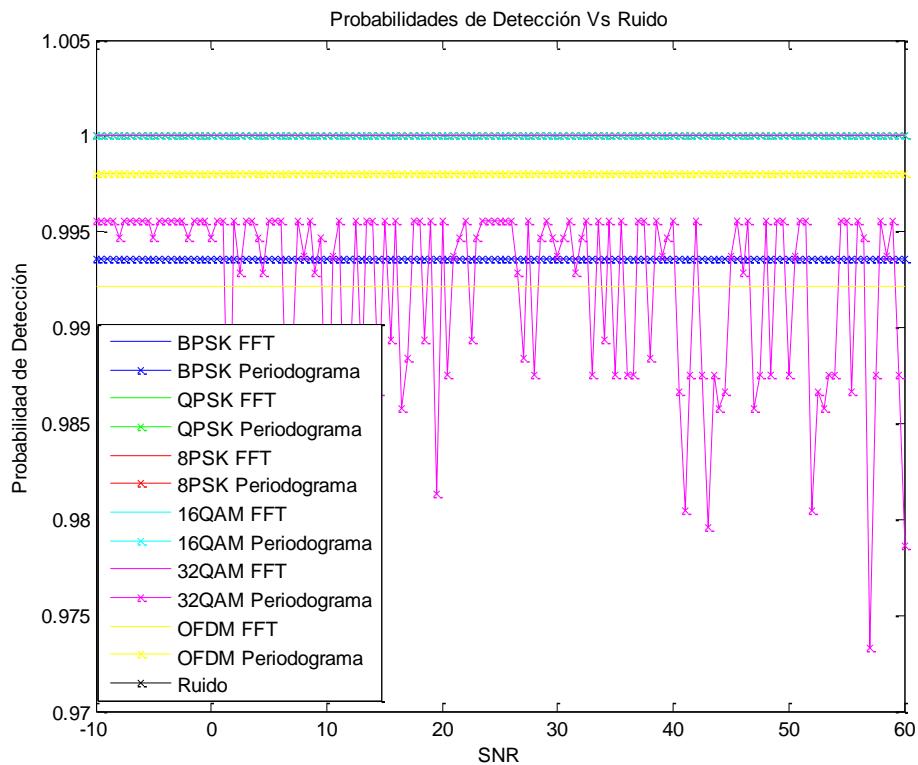


Figura 79. Probabilidad de Detección en función de SNR del método Wideband para distintos tipos de señales.

Una vez más, las probabilidades en función del ruido se han obtenido para distintos tipos de señales. De los resultados obtenidos se pueden obtener distintas conclusiones. La probabilidad de detección no se ve afectada por el ruido ya que para todas las señales se obtiene prácticamente un 100% de detecciones de las señales independientemente del ruido. Se diría que este resultado es muy bueno si no se prestara atención a los resultados obtenidos en la probabilidad de falsa alarma. Podemos observar que presenta niveles del 100% para SNR menores que 10 o 0 según el tipo de señal que se trate, lo cual significa que por debajo de estos valores el método detectará la señal sí, pero también clasificara todo el espectro como señal, lo cual no es un resultado acertado. Por debajo de estos umbrales de ruido, el método presentará unos niveles de falsa alarma del 10% o menor según el tipo de técnica de espectro empleada.

Al igual que en el método anterior, las señales cuyo espectro ha sido calculado con periodograma o fft presentan resultados distintos y diferenciados. Las señales cuyo espectro se obtiene mediante periodograma presentan probabilidades de falsa alarma entorno al 4%, pero para ello requieren unos niveles de SNR de al menos -3dB, algo que es muy difícil que se pueda dar. Sin embargo, las señales con espectro obtenido mediante fft presentan una probabilidad de falsa alarma entorno al 10% y para ello requieren niveles de SNR de al menos 10dB, algo más factible que el caso anterior.

Las señales que no podrán ser detectadas otra vez son las señales OFDM ya que presentan una probabilidad de falsa alarma del 100% al igual que la ausencia de señal. En el caso del ruido, puede interpretarse como un no error, ya que clasificará todo el espectro como señal y no se trata de una situación posible.

Finalmente se estudia cómo afecta la técnica de combinación de clusters adyacentes a este método. Para ello utilizamos señales QPSK de las mismas características a las que se han venido utilizando hasta ahora y con un nivel de SNR de 5dB.

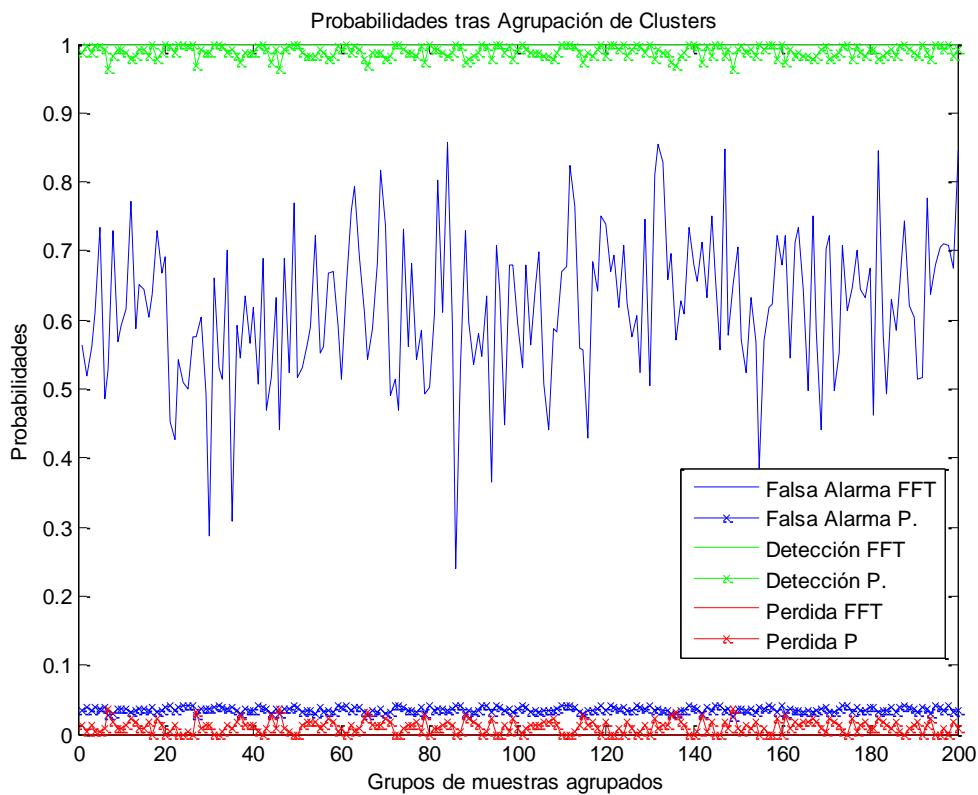


Figura 80. Evolución de probabilidades de Detección, Falsa Alarma y Perdida en función de tamaño de cluster para señal QPSK

Como era de esperar, los niveles de probabilidad de detección serían prácticamente del 100% y la probabilidad de falsa alarma rondaría el 4% para las señales con periodograma y el 60% para señales con fft. Los resultados indican que la técnica de combinación de clusters no permite ninguna mejoría de los datos obtenidos previamente.

6.5 Método Adaptativo CFAR

Por último, finalizando el análisis de los métodos de detección de señales, se analiza el rendimiento del método Adaptativo CFAR.

El método adaptativo CFAR tiene como parámetros de entrada la probabilidad de falsa alarma y la figura de ruido conocida del sistema. Para calcular el valor óptimo de estos parámetros se realiza una simulación de los valores obtenidos en la probabilidad de falsa alarma y detección en función de dichos parámetros. Al igual que en apartados anteriores se consideran señales QPSK con las mismas frecuencias de muestreo, símbolo y portadora cuyo espectro se calcula a partir de la fft y carecen de ruido. Se tomará como figura de ruido del sistema 4 dB. La simulación arroja los siguientes resultados:

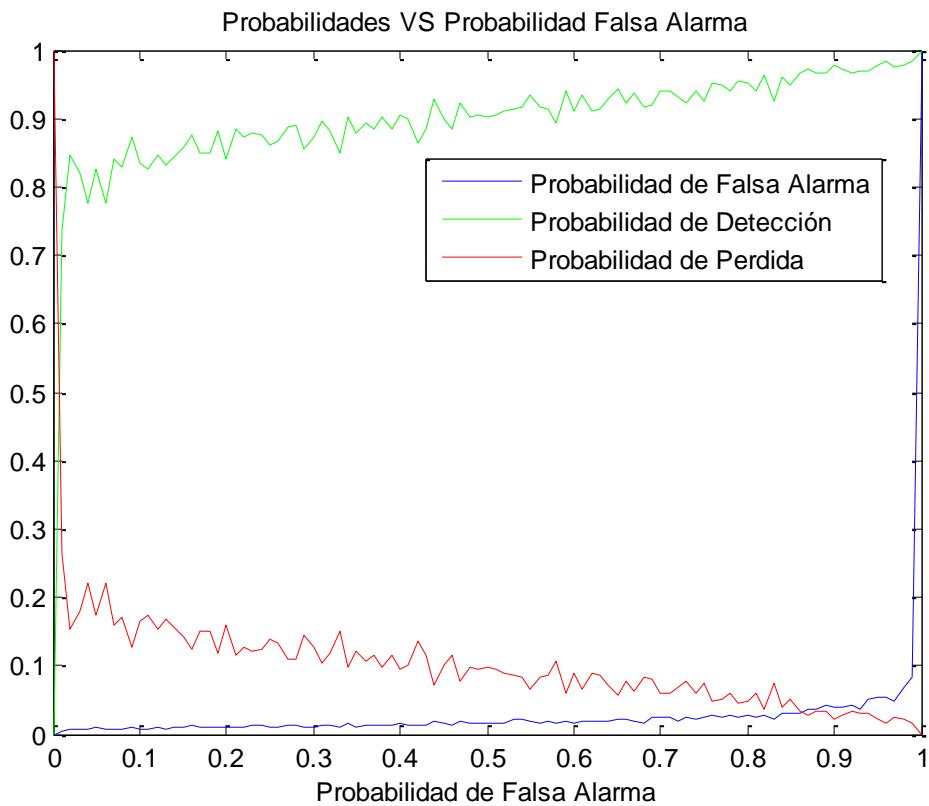


Figura 81. Probabilidad de Falsa Alarma obtenida frente a probabilidad de falsa alarma de entrada en método Adaptativo CFAR.

Las gráficas muestran una vez más que la probabilidad de detección aumenta a medida que lo hace la probabilidad de falsa alarma. La elección del parámetro de entrada dependerá una vez más de los niveles de detección o falsa alarma que requieran la aplicación en la que finalmente se utilicen.

Una vez analizados los valores óptimos para los parámetros de entrada al método, se realiza un análisis del rendimiento que presenta con distintos tipos de señales en función del nivel de ruido. Para ello utilizaremos la misma tipología de señal utilizada hasta ahora con una probabilidad de falsa alarma de entrada de 0,1. El rendimiento obtenido se puede apreciar en las siguientes figuras:

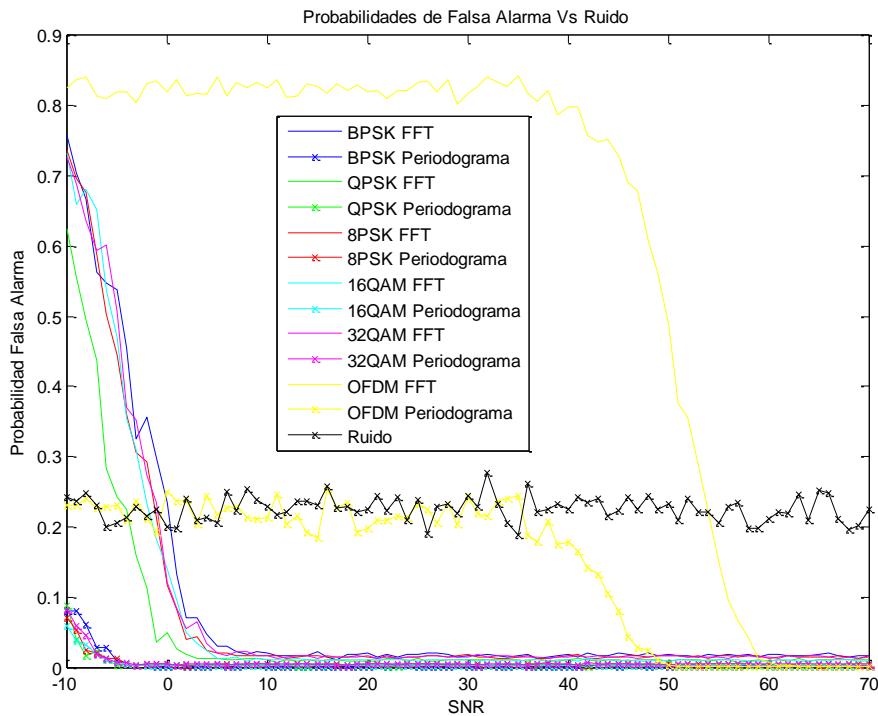


Figura 82. Probabilidad de Falsa alarma en función de SNR del método Adaptativo CFAR para distintos tipos de señales.

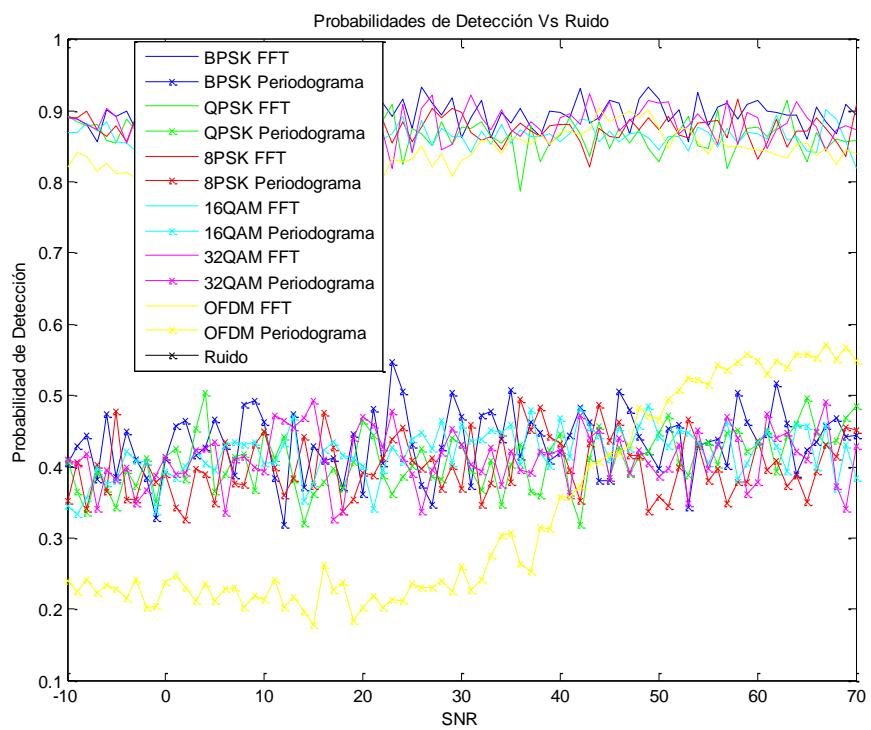


Figura 83. Probabilidad de Detección en función de SNR del método Adaptativo CFAR para distintos tipos de señales.

Una vez más, se utilizan la probabilidad de falsa alarma y detección para analizar el rendimiento que presenta el método. Como se puede apreciar, se obtiene una probabilidad de detección más o menos constante a lo largo de los distintos niveles de SNR que se presentan. Las señales cuyo espectro ha sido calculado mediante fft presentan un mejor rendimiento que el caso del periodograma con una probabilidad de detección del 90% frente al 40% respectivamente. El contrapunto a estos datos viene dado por la probabilidad de falsa alarma obtenida en las simulaciones. Ambos tipos de espectro presentan buenos resultados de probabilidad de falsa alarma con un valor de casi un 0%. Podremos obtener este resultado con niveles de hasta 5 dB de SNR en el caso de fft mientras que con el periodograma se amplía a niveles de hasta -5 dB. El periodograma presenta valores mucho mejores en cuanto a nivel de probabilidad de falsa alarma pero los bajos valores que presenta de detección hacen que no sea una técnica adecuada para este método. Sin embargo, una vez más, todo depende de la aplicación en la que se pretenda utilizar el método. Está claro que presentará ventaja en situaciones con SNR de 0 dB.

En el caso de las señales OFDM, este método presenta un bajo rendimiento en cuanto a su detección y apenas podrán ser detectadas. En cuanto a los casos en los que no hay señal y solo existe ruido, el método presenta una probabilidad de falsa alarma de aproximadamente un 25%. Esta situación podría identificarse ya que el resultado de la detección será una serie de muestras dispersas a lo largo de todo el espectro.

Finalmente vamos a analizar el efecto que produce en el rendimiento del método la combinación de clusters adyacentes. Para ello se han utilizado señales QPSK con niveles de SNR de 15 dB.

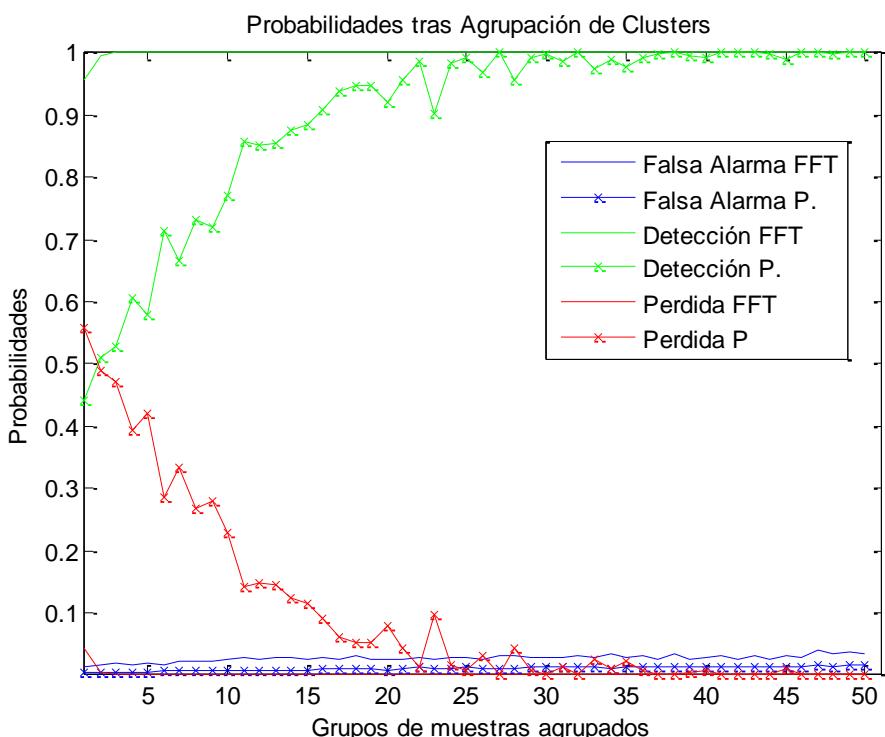


Figura 84. Evolución de probabilidades de Detección, Falsa Alarma y Perdida en función de tamaño de cluster para señal QPSK

Como se puede apreciar en los resultados, la combinación de clusters adyacentes en el método Adaptativo CFAR consigue una mejora muy efectiva de su rendimiento. Las probabilidades de Falsa Alarma se mantienen en un nivel muy bajo, prácticamente un 0%, mientras que las probabilidades de detección pueden llegar al 100% con clusters de 50 muestras. Los resultados obtenidos con la técnica del periodograma mejoran considerablemente pasando de una probabilidad de detección del 40% a casi el 100%, convirtiendo en esta técnica una mejor alternativa a la fft.

6.6 Detección de modulación

En este apartado se analizarán los resultados obtenidos como resultado de la implementación del método para la identificación de la modulación de señales desconocidas expuesto en apartados anteriores.

Las señales que han sido testeadas en la simulación son las siguientes:

- BPSK.
- QPSK.
- 8PSK.
- 16PSK.
- 32PSK.
- 4QAM.
- 16QAM.
- 32QAM.
- 2FSK, 4FSK y 8FSK tomadas todas como un único conjunto.

Para todas estas señales se han generado 1000 símbolos con una frecuencia de muestreo de de 100 KHz, frecuencia de símbolo de 1KHz y frecuencia portadora de 1 KHz. No se han considerado las señales OFDM ya que como se ha visto en apartados anteriores, no pueden ser identificadas mediante este método. Tampoco se ha considerado la identificación de señales GMSK.

En primer lugar, siguiendo el diagrama de bloques de la función global indicada en la figura 53, se ha realizado el cálculo de los umbrales necesarios para realizar la clasificación. Se han simulado 1000 señales de cada tipo para obtener los valores promedios de sus medias y varianzas y así poder calcular el valor de los umbrales. Además se ha tenido en cuenta un nivel de SNR de 30 dB para poder reflejar en estos valores el mínimo efecto del ruido. Los umbrales calculados son los siguientes:

- Psk_qam: Permitirá diferenciar señales QAM y señales PSK. Para su cálculo se han utilizado señales QAM y PSK con un número de símbolos aleatorio.

- TP1: Permitirá diferenciar señales BPSK y señales QPSK.
- TP2: Permitirá diferenciar señales QPSK y señales 8PSK.
- TP3: Permitirá diferenciar señales 8PSK y señales 16PSK.
- TP4: Permitirá diferenciar señales 16PSK y señales 32PSK.
- TQ1: Permitirá diferenciar señales 4QAM y señales 16QAM.
- TQ2: Permitirá diferenciar señales 16QAM y señales 32QAM.

Los valores obtenidos para estos umbrales son los siguientes:

Tabla 1. Umbrales de detección obtenidos.

Psk_qam	TP1	TP2	TP3	TP4	TQ1	TQ2
0,5151	0,0049	0,0043	0,0035	0,029	0.1067	0.5943

Una vez calculados los anteriores umbrales se han simulado 1000 señales de cada uno de los tipos expuestos anteriormente para ser clasificadas. Los resultados se muestran en las siguientes tablas, configuradas cada una para distintos niveles de SNR. En estas tablas se muestra el tipo de señal testeada y la clasificación realizada:

Tabla 2. Clasificación de señales para SNR 20 dB.

SNR=20		Señal Testeada								
		BPSK	QPSK	8PSK	16PSK	32PSK	4QAM	16QAM	32QAM	FSK
Señal Obtenida	BPSK	99,4	1,1							
	QPSK	0,6	98,9	1,2						
	8PSK			98,6	0,9					
	16PSK			0,2	99,1	0,2				
	32PSK					98,8				
	4QAM						99,9	0,2		
	16QAM						0,1	99,8	0,2	
	32QAM								99,8	
	FSK									100

Tabla 3. Clasificación de señales para SNR 10 dB.

SNR=10		Señal Testeada								
		BPSK	QPSK	8PSK	16PSK	32PSK	4QAM	16QAM	32QAM	FSK
Señal Obtenida	BPSK	64,8	6,4	2,9						
	QPSK	3,3	69,2	8,4	4,5	1,9				
	8PSK			62,5	9,4	5,1				
	16PSK				60,3	7,2				
	32PSK					59,5				
	4QAM	8,5	2	4,1	3,5	4,9	73,4			
	16QAM						5,7	76,4		
	32QAM							5	79,2	
	FSK	23,4	22,4	22,1	22,3	21,4	20,9	18,6	20,3	100

Como se puede observar en las tablas anteriores, la detección realizada con niveles de SNR de 20 dB es bastante precisa con niveles en torno al 99% de detección. Sin embargo, a medida que el nivel de SNR disminuye el rendimiento en la detección de las señales se ve claramente mermado. Los resultados sitúan la detección en torno al 60% en el caso de las señales PSK y 70% para señales QAM.

El aumento del ruido provoca un aumento de la varianza de las señales. En el caso de las señales PSK provoca que se identifiquen como señales de menor número de símbolos. También existe cierta confusión con señales QAM de menor número de símbolos. En el caso de las señales QAM, el aumento de la varianza implica confusión con señales con un número mayor de símbolos.

Además, se puede observar que muchas de las señales son clasificadas como FSK. Esto viene dado por el aumento de picos en el histograma de las señales debido al ruido, confundiendo señales del subsistema 1 con el subsistema 2.

Con las consideraciones tomadas, el método de detección evaluado presenta un rendimiento muy bajo frente a situaciones de ruido.

Capítulo 7. Conclusiones

Existen gran cantidad de dispositivos que utilizan el espectro radioeléctrico para llevar a cabo comunicaciones, tanto es así, que esto se ha convertido en un recurso limitado y de difícil acceso. Sin embargo, a pesar de ser un recurso tanpreciado, existen dispositivos que dedican un tiempo ínfimo a realizar transmisiones y por lo tanto, a utilizar las frecuencias que se le han asignado. Esto ha dado lugar a una infrautilización de determinados rangos de frecuencia que podrían aprovecharse de una forma más eficiente.

CR es una de las líneas de investigación actuales que pretende combatir la problemática expuesta anteriormente. El modelo que defiende es la creación de una red de radio inteligente y colaborativa que automáticamente detecte los instantes de tiempo en los que usuarios con licencia no están utilizando las frecuencias que se les han asignado, y de este modo, permitir transmitir en este tiempo a otros usuarios sin licencia.

Para poder construir la CR es necesario desarrollar distintas capacidades para estas nuevas “radios inteligentes” entre las que están el sensado del espectro. Este sensado de espectro tiene como objetivo analizar el espectro radioeléctrico para poder detectar rangos de frecuencias en las que existan ausencia o presencia de señal.

El objetivo de este trabajo ha sido analizar y recopilar métodos de sensado que permitan la identificación de señales. Esta identificación se ha abordado en dos pasos: en primer lugar detección de señal para continuar con la identificación de la señal detectada.

Se han analizado métodos de detección basados en energía, los cuales consideran la presencia o ausencia de señal tras comparar la energía existente en un rango de frecuencias y compararlas con un umbral. Se han presentado y analizado cuatro de estos métodos con

alguna de sus variantes y efectivamente, todos ellos están basados en el cálculo de un umbral según el cual se decide la presencia o ausencia de señal en el rango de frecuencias analizado. Se trata de métodos a priori que no requieren mucha complejidad a la hora de implementarlos. No requieren información previa sobre las señales a detectar, lo que los convierte en buenos candidatos para ser implementados en futuras radios cognitivas.

Los distintos métodos de detección de señales analizados han sido los siguientes:

- Método “LAD-Based Methods”.
- Método “Forward Methods”.
- Método “Wideband Spectrum Sensing”.
- Método Adaptativo “Constant False Alarm Rate”

Se ha llevado a cabo la implementación a través de Matlab de esta serie de métodos para comprobar su rendimiento. El rendimiento de las pruebas realizadas se ha evaluado mediante las probabilidades de falsa alarma y detección. Se ha evaluado la detección de señales PSK, QAM, OFDM y ausencia de señal. Además, se ha evaluado el rendimiento de distintos métodos para obtener el espectro de las señales en la detección, la fft y el periodograma.

Los resultados muestran que no es posible realizar la detección de señales OFDM a menos que se lleve a cabo en entornos con niveles de SNR de 60 dB, lo cual es inviable. También se ha observado que la detección mediante periodograma o fft da lugar a distintos rendimientos, de forma que puede obtenerse mejor probabilidad de falsa alarma con el periodograma y mejor probabilidad de detección que con la fft y viceversa. La detección realizada por los métodos es bastante efectiva ya que todos presentan probabilidades de detección en torno al 95% y probabilidades de falsa alarma menores del 3% para niveles de SNR de 10 dB. El método Adaptativo CFAR permite mejorar estos resultados consiguiendo el mismo rendimiento para niveles de SNR de casi 0 dB.

Se ha evaluado el efecto de la técnica de combinado de clusters adyacentes en todos los métodos. Se ha comprobado que esta técnica permite mejoras muy sustanciales de las probabilidades de detección de los métodos. Estas mejoras pueden suponer hasta un 50% más en las probabilidades de detección. Sin embargo, únicamente se obtienen mejoras con los métodos LAD y Adaptativo CFAR.

Como segundo paso se ha analizado un método de identificación de modulación de señales basado en el cálculo de la WT y la identificación a través de los parámetros estadísticos de dicha transformada. Tras el análisis de dicho método se ha llevado a cabo su implementación a través de Matlab. El método permite la identificación de señales PSK, QAM, FSK y GMSK. Se ha analizado la identificación por parte de este método de señales OFDM y los resultados indican que no es posible su identificación puesto que su WT no dispone de características constantes.

Se ha realizado una simulación en la que las señales a identificar son BPSK, QPSK, 8PSK, 16PSK, 32PSK, 4QAM, 16QAM, 32QAM y FSK. El método ofrece unos resultados de detección en torno al 99% para niveles de SNR de 20 dB. Sin embargo, su rendimiento se ve mermado de manera considerable con el efecto del ruido. Niveles de SNR de 10 dB permiten unas probabilidades de detección de las señales de en torno al 60%-70%. Esto es debido a que los estadísticos

como la varianza mediante el cual se realiza la detección sufren variaciones importantes. Además los umbrales de decisión que se obtienen son muy pequeños y próximos entre sí, propiciando la confusión en la identificación de señales con número de símbolos próximos.

La aplicación de las técnicas estudiadas en este proyecto permitirá realizar la identificación de la modulación de señales.

Como continuación al trabajo realizado en este proyecto se proponen una serie de vías de estudio que permitan su ampliación y mejora. El estudio realizado de los métodos de detección ha tomado como canal la existencia únicamente de ruido blanco gaussiano. Se propone continuar con el estudio del rendimiento de estos métodos en situaciones y canales más complejos además de intentar mejorar su rendimiento. Otra vía de estudio puede consistir en análisis de técnicas de detección de señales OFDM ya que los resultados obtenidos en este estudio no permiten su detección.

Con respecto al método de identificación de modulación existente, se puede continuar su estudio para conseguir mejorar su rendimiento en situaciones en las que los niveles de SNR sean mucho más bajos. Esto puede llegar a conseguirse mediante la búsqueda de estabilización de los estadísticos de la WT de las señales a medida que aumente el ruido. Al igual que en el caso de la detección de señales, se sugiere la búsqueda de métodos que permitan identificar señales OFDM.

Capítulo 8. Acrónimos

FCC	Comisión Federal de Comunicaciones
OFDM	Multiplexación por División de Frecuencias Ortogonales
WT	Transformada de Wavelet
SNR	Relación Señal a Ruido
TI	Temperatura de Interferencia
CR	Radio Cognitiva
MUSIC	Multiple Signal Classification
LAD	Location Algorithm based on double-thresholding
CFAR	Constant False Alarm Rate
PSK	Phase-shift keying
FSK	Frequency shift keying
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
CAF	Cyclic Autocorrelation Function
CSD	Cyclic Spectrum Density

Capítulo 9. Bibliografía

1. **Watson, Jonathan.** Policy Traker. *The Spectrum Management Newsletter*. [Online] Diciembre 2011.
<http://www.policytracker.com/headlines/Spectrumusagediagramweb.gif/view?searchterm=None>.
2. **Maguire, Joseph Mitola and Gerald Q.** Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal. *IEEE Personal Communications*. Agosto 1999. pag.13-18.
3. **Arslan, Tevfik Yücek and Hüseyin.** A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol 1, NO. 1*. University of South Florida, FL : s.n., 2009. Vols. pag. 116-130.
4. **Cristina Salcedo, David Celín.** Cooperative Spectrum Sensing and Signal Detection in Cognitive Radio. *Universidad Carlos III*.
5. **Haykin, S.** Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications". s.l. : IEEE J. Sel. Areas Commun. Vol. 23 n0 2, 2005. Vols. pag. 201-220.
6. **I. F. Akyildiz, W.-Y Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty.** Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. s.l. : Comput. Nets. vol 50, 2006. Vols. pag. 2127-2159.
7. **Matheson, R.** The electrospace model as a frequency management tool. *Int. Symposium On advanced Radio Technologies*. Boulder, Colorado. USA : s.n., Mar. 2003.
8. **Commission, Federal Communications.** Notice of proposed rule making and order; Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies. *ET Docket*. Feb. 2005.
9. **A. L. Drozd, I. P. Kasperovich, C. E. Carroll, y A. C. Blackburn.** Computational electromagnetics applied to analyzing the efficient utilization of the RF transmission Hyperspace. *IEEE/ACES int. Conf. on Wireless Communications and Applied Computational Electromagnetics*. Honolulu, Hawaii, USA : s.n., Oct. 2003.
10. **Weiss, A. Tornmukayakul y M. B. H.** Secondary use of radio spectrum: A feasibility analysis. *Telecommunications Policy Research Conference*. Arlinton, VA : s.n., Oct. 2005.
11. **S. Geirhofer, L. Tong y B. Sadler.** Dynamic spectrum access in the time domain; Modeling and exploiting white space. *IEEE commun. Mag.* Mayo 2007.

12. **G. Vardoulias, J. Faroughi-Esfahani, G. Clemo, y R. Haines.** Blind radio access technology discovery and monitoring for software defined radio communications systems: problems and techniques. *Int. Conf. 3G Mobile Communication Technologies*. Londres : s.n., Marzo 2001. Vols. pag. 306-310.
13. **S. Shankar, C. Cordeiro y K. Challapali.** Spectrum agile radios: utilization and sensing architectures. *IEEE Int. Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. Marzo 2007.
14. **Y. Yuan, P. Bahl, R. Chandra, P. A. Chou, . I. Ferrell, R. Moscibroda, S. Narlanka y Y. Wu.** KNOWS: Cognitive radio networks over white spaces. *IEEE Int. Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. Dublin : s.n., Abril 2007.
15. **Blossom, E.** GNU radio: tools for exploring the radio frequency spectrum. *Linux Journal*. Junio 2004.
16. **D. Cabric, S. Mishra y R. Brodesen.** Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios. *Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers*. Noviembre 2004.
17. **Subbalakshmi, C. N. Mathur y K. P.** Digital signatures for centralized DSA networks. *IEEE Workshop on Cognitive Radio Networks*. Las Vegas, Nevada : s.n., Enero 2007.
18. **Johanna Vartiainen, Heli Sarvanko, Janne Lehtomaki, Markku Juntti and Matti Lava-aho.** Spectrum Sensing With LAD-Based Methods. *18th Annu. IEEE Int. Symp. Personal, Indoor, Mobile Radio Commun. (PIMRC)*. Washington, D.D. : s.n., 2007.
19. **Jane J. Lehtomaki, Hohanna Vartiainen, Markku Juntti, and Harry Saarnisaari.** Spectrum Sensing With Forward Methods. *IEEE Military Commun. Conf.* Washington, D.C : s.n., Oct. 2006.
20. **Zhi Quan, Shuguang Cui, Ali H. Sayed, and H. Vincent Poor.** Wideband Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks. *IEEE Int. Conf. Commun.* Beijing, China : s.n., Mayo 2008. Vols. pag- 901-906.
21. **DR. Mac P. Olivieri, Greg Barnett, Alex Lackpour, Albert Davis and Phuong Ngo.** A Scalable Dynamic Spectrum Allocation System With Interference Mitigation For Teams Of Spectrally Agile Software Defined Radios. *IEEE Int. Symp. New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*. Baltimore, MD : s.n., Nov. de 2005. Vols. pag. 170-179.
22. **Liang Hong, K. C. Ho.** Identification of digital modulation types using the wavelet transform.
23. **K.C. Ho, W. Propkopiw y Y. T. Chan.** Modulation Identification of digital signals by the wavelet transform. *UEE Proc. Radar, Sonar Navig.* Agosto 2000. Vols. pag. 169-176.
24. **Madheswaran, P. Prakasam y M.** Digital Modulation Identification Model Using Wavelet Transform and Statistical Parameters. *Journal of Computer Systems, Networks and Communications*. Abril 2008.

Capítulo 10. Anexos

10.1 Función Método LAD

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
%%  
% Método LAD  
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
  
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%Parámetros de entrada%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
%  
% modulacion = Tipo de modulación a simular  
%  
% 1 == BPSK_FFT  
% 2 == BPSK_Periodograma  
% 3 == QPSK_FFT  
% 4 == QPSK_Periodograma  
% 5 == 8PSK_FFT  
% 6 == 8PSK_Periodograma  
% 7 == 16QAM_FFT  
% 8 == 16QAM_Periodograma  
% 9 == 32QAM_FFT  
% 10 == 32QAM_Periodograma  
% 11 == OFDM_FFT  
% 12 == OFDM_Periodograma  
% fcentral = Frecuencia Portadora  
% fsampling = Frecuencia de muestreo  
% fsimbolo = Frecuencia de símbolo  
% num_muestras = Número de muestras a simular  
% N = Número de subportadoras OFDM  
% Pfal = Probabilidad de Falsa Alarma de Entrada para umbral superior  
% Pfa2 = Probabilidad de Falsa Alarma de Entrada para umbral inferior  
% SNR = Nivel de SNR  
% flag_señal = Generación de señal (1) o ruido (0)  
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
  
function [tonos, espectro, frecuencias] = LAD_method(modulacion,fcentral,  
fsampling, fsimbolo, num_muestras, N, Pfal,Pfa2,SNR,flag_señal)  
  
%Genero la señal a detectar  
  
if(flag_señal==1)  
  
    if(modulacion==1)  
        [espectro, frecuencias]=bpsk_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,  
num_muestras,SNR);  
    elseif(modulacion==2)  
        [espectro, frecuencias]=bpsk_periodograma(fcentral, fsampling,  
fsimbolo, num_muestras,SNR);  
    elseif(modulacion==3)  
        [espectro, frecuencias]=qpsk_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,  
num_muestras,SNR);  
    elseif(modulacion==4)  
        [espectro, frecuencias]=qpsk_periodograma(fcentral, fsampling,  
fsimbolo, num_muestras,SNR);  
    elseif(modulacion==5)
```

```

        [espectro, frecuencias]=psk8_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==6)
        [espectro, frecuencias]=psk8_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==7)
        [espectro, frecuencias]=qam16_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==8)
        [espectro, frecuencias]=qam16_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==9)
        [espectro, frecuencias]=qam64_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==10)
        [espectro, frecuencias]=qam64_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==11)
        [espectro, frecuencias]=ofdm_fft(fcentral, fsampling,
fsimbolo,num_muestras, N,SNR);
    elseif(modulacion==12)
        [espectro, frecuencias]=ofdm_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo,num_muestras, N,SNR);
end

elseif(flag_senal==0)
[espectro, frecuencias]=ruido(num_muestras,SNR);

end

%Definicion de parametros
Tcmel=-log(Pfa1);
Tcme2=-log(Pfa2);

%Ordeno el espectro de acuerdo a la energia de las muestras y selecciono el
conjunto de inicio de muestras
[espectro_ordenado,index]=sort(espectro.^2);
clean_set=espectro_ordenado(1:round((0.001*length(espectro_ordenado))));

%Calculo de umbral superior
flag=1;
Tu=0;

while (flag)
    Tu_old=Tu;
    Tu=Tcmel*mean(clean_set);
    if(Tu==Tu_old ||
length(espectro_ordenado(espectro_ordenado<Tu))<=length(espectro_ordenado(espe
ctro_ordenado<Tu_old)))
        flag = 0;
    end

    clean_set=espectro_ordenado(espectro_ordenado<Tu);
end

%Calculo de umbral inferior
flag=1;
Tl=0;
clean_set=espectro_ordenado(1:round((0.01*length(espectro_ordenado))));

while (flag)
    Tl_old=Tl;
    Tl=Tcme2*mean(clean_set);

```

```

    if(Tl==Tl_old || 
length(espectro_ordenado(espectro_ordenado<Tl))<=length(espectro_ordenado(espe
ctro_ordenado<Tl_old)))
        flag = 0;
    end

    clean_set=espectro_ordenado(espectro_ordenado<Tl);
end

%Clasificacion de las muestras
if(sum(espectro_ordenado(espectro_ordenado>Tl)>Tu))
    tonos=frecuencias(index(espectro_ordenado>Tl));
else
    tonos=0;
end

```

10.2 Función Método Forward

```

%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%           Método Forward
%%%%%%%%%%%

%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%Parámetros de entrada%%%%%
%%%%%
% modulacion = Tipo de modulación a simular
%
% 1 == BPSK_FFT
% 2 == BPSK_Periodograma
% 3 == QPSK_FFT
% 4 == QPSK_Periodograma
% 5 == 8PSK_FFT
% 6 == 8PSK_Periodograma
% 7 == 16QAM_FFT
% 8 == 16QAM_Periodograma
% 9 == 32QAM_FFT
% 10 == 32QAM_Periodograma
% 11 == OFDM_FFT
% 12 == OFDM_Periodograma
%
fcentral = Frecuencia Portadora
fsampling = Frecuencia de muestreo
fsimbole = Frecuencia de símbolo
num_muestras = Número de muestras a simular
N = Número de subportadoras OFDM
Pr = Probabilidad de Falsa Alarma de Entrada
SNR = Nivel de SNR
flag_señal = Generación de señal (1) o ruido (0)
%%%%%%%%%%%%%%%

function [tonos, espectro, frecuencias] =
FCME_CA_method_fft(modulacion,fcentral, fsampling, fsimbole, num_muestras, N,
Pr,SNR,flag_señal)

```

```

%Genero la señal a detectar
if(flag_señal==1)

    if(modulacion==1)
        [espectro, frecuencias]=bpsk_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==2)
        [espectro, frecuencias]=bpsk_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==3)
        [espectro, frecuencias]=qpsk_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==4)
        [espectro, frecuencias]=qpsk_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==5)
        [espectro, frecuencias]=psk8_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==6)
        [espectro, frecuencias]=psk8_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==7)
        [espectro, frecuencias]=qam16_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==8)
        [espectro, frecuencias]=qam16_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==9)
        [espectro, frecuencias]=qam64_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==10)
        [espectro, frecuencias]=qam64_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==11)
        [espectro, frecuencias]=ofdm_fft(fcentral, fsampling,
fsimbolo,num_muestras, N,SNR);
    elseif(modulacion==12)
        [espectro, frecuencias]=ofdm_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo,num_muestras, N,SNR);
    end

elseif(flag_señal==0)
    [espectro, frecuencias]=ruido(num_muestras,SNR);

end

%Defino parámetros del método
M=15;

%Ordeno el espectro de acuerdo a la energía de las muestras (valor absoluto
%al cuadrado) y selecciono el conjunto de inicio de muestras
[espectro_ordenado,index]=sort(espectro);
k=round(0.001*length(espectro_ordenado));

if(k==0)
    k=5;
end

%Cálculo de umbral
Tk=finv(1-Pr,2*M,2*M*k)/k;
while( (espectro_ordenado(k+1) <= (Tk*sum(espectro_ordenado(1:k)))) &&
k<length(espectro_ordenado))
    k=k+1;
    Tk=finv(1-Pr,2*M,2*M*k)/k;
    if(k==length(espectro_ordenado))
        break;
    end

```

```

end

%Clasificación de Muestras
if(k~=length(espectro_ordenado))
    frecuencias_ord=frecuencias(index);
    tonos=frecuencias_ord(k:end);
else
    tonos=0;
end

```

10.3 Función Método Wideband

```

%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%% Método Wideband
%%%%% Parámetros de entrada%%%%%
%
% modulacion = Tipo de modulación a simular
%
% 1 == BPSK_FFT
% 2 == BPSK_Periodograma
% 3 == QPSK_FFT
% 4 == QPSK_Periodograma
% 5 == 8PSK_FFT
% 6 == 8PSK_Periodograma
% 7 == 16QAM_FFT
% 8 == 16QAM_Periodograma
% 9 == 32QAM_FFT
% 10 == 32QAM_Periodograma
% 11 == OFDM_FFT
% 12 == OFDM_Periodograma
%
% fcentral = Frecuencia Portadora
% fsampling = Frecuencia de muestreo
% fsimbolo = Frecuencia de símbolo
% num_muestras = Número de muestras a simular
% N = Número de subportadoras OFDM
% Pfa = Probabilidad de Falsa Alarma de Entrada
% num_canales = número de muestras para subcanales del método
% var_ruido = Varianza de ruido
% SNR = Nivel de SNR
% flag_señal = Generación de señal (1) o ruido (0)
%%%%%



function [mapa_frecuencias, espectro, frecuencias] =
Wideband_Spectrum(modulacion,fcentral, fsampling, fsimbolo, num_muestras, N,
Pfa, num_canales,var_ruido,SNR,flag_señal)

%Genero la señal a detectar

if(flag_señal==1)

    if(modulacion==1)
        [espectro, frecuencias]=bpsk_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==2)
        [espectro, frecuencias]=bpsk_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    end
end

```

```

elseif(modulacion==3)
    [espectro, frecuencias]=qpsk_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
elseif(modulacion==4)
    [espectro, frecuencias]=qpsk_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
elseif(modulacion==5)
    [espectro, frecuencias]=psk8_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
elseif(modulacion==6)
    [espectro, frecuencias]=psk8_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
elseif(modulacion==7)
    [espectro, frecuencias]=qam16_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
elseif(modulacion==8)
    [espectro, frecuencias]=qam16_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
elseif(modulacion==9)
    [espectro, frecuencias]=qam64_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
elseif(modulacion==10)
    [espectro, frecuencias]=qam64_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
elseif(modulacion==11)
    [espectro, frecuencias]=ofdm_fft(fcentral, fsampling,
fsimbolo,num_muestras, N,SNR);
elseif(modulacion==12)
    [espectro, frecuencias]=ofdm_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo,num_muestras, N,SNR);
end

elseif(flag_señal==0)
    [espectro, frecuencias]=ruido(num_muestras,SNR);

end

% Ordenación de espectro y calculo de umbral
espectro=25*(espectro./max(espectro));
mapa_frecuencias=zeros(1,length(espectro));
num_muestras=length(espectro)/num_canales;
x=qfuncinv(Pfa);
umbral=(x*(var_ruido*sqrt(2*num_muestras)))+(num_muestras*var_ruido);

% Clasificación de muestras
for k=0:num_canales-1
    Yk=sum(espectro((k*num_muestras)+1:(k+1)*num_muestras).^2);
    if(Yk>umbral)
        la1=(k*num_muestras)+1;
        la2=(k+1)*num_muestras;
        mapa_frecuencias(la1:la2)=ones(1,num_muestras);
    end
end

```

10.4 Función Método Adaptativo CFAR

```

%%%%%%%%%%%%%%%
%%          Método IAD
%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%
%Parámetros de entrada%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

%
% modulacion = Tipo de modulación a simular
%
% 1 == BPSK_FFT
% 2 == BPSK_Periodograma
% 3 == QPSK_FFT
% 4 == QPSK_Periodograma
% 5 == 8PSK_FFT
% 6 == 8PSK_Periodograma
% 7 == 16QAM_FFT
% 8 == 16QAM_Periodograma
% 9 == 32QAM_FFT
% 10 == 32QAM_Periodograma
% 11 == OFDM_FFT
% 12 == OFDM_Periodograma
%
fcentral = Frecuencia Portadora
fsampling = Frecuencia de muestreo
fsimbolo = Frecuencia de símbolo
num_muestras = Número de muestras a simular
N = Número de subportadoras OFDM
Pfa = Probabilidad de Falsa Alarma de Entrada
NF = Figura de Ruido
SNR = Nivel de SNR
flag_señal = Generación de señal (1) o ruido (0)
%%%%%%%%%%%%%%%
function [tonos, espectro, frecuencias] =
Adaptative_periodograma(modulacion,fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras, N, Pfa,NF, SNR,flag_señal)

%Generación de señal a detectar
if(flag_señal==1)

    if(modulacion==1)
        [espectro, frecuencias]=bpsk_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==2)
        [espectro, frecuencias]=bpsk_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==3)
        [espectro, frecuencias]=qpsk_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==4)
        [espectro, frecuencias]=qpsk_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==5)
        [espectro, frecuencias]=psk8_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==6)
        [espectro, frecuencias]=psk8_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==7)
        [espectro, frecuencias]=qam16_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==8)
        [espectro, frecuencias]=qam16_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==9)
        [espectro, frecuencias]=qam64_fft(fcentral, fsampling, fsimbolo,
num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==10)
        [espectro, frecuencias]=qam64_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo, num_muestras,SNR);
    elseif(modulacion==11)
        [espectro, frecuencias]=ofdm_fft(fcentral, fsampling,
fsimbolo,num_muestras, N,SNR);
    end
end

```

```

elseif(modulacion==12)
    [espectro, frecuencias]=ofdm_periodograma(fcentral, fsampling,
fsimbolo,num_muestras, N,SNR);
end

elseif(flag_señal==0)
    [espectro, frecuencias]=ruido(num_muestras,SNR);

end

%Parametros para el metodo
n=100;
K=1.38054e-23;
T=295;
tau=(0:n)/fsampling;
r=zeros(1,length(tau));

%Normalización
espectro=25*(espectro./max(espectro));

%Calculo los valores que va a tomar la primera fila de R
for n=1:length(tau)

    for m=1:length(frecuencias)
        w=2*pi*frecuencias(m);
        r(n)=r(n)+((abs(espectro(m)) ^2)*exp(2*pi*1i*w*tau(n)));
    end
    r(n)=r(n)*(2/length(frecuencias));
end

%Construyo R
aux=flipr(r);
base=[r aux(2:end)];
for i=1:length(tau)
    R(i,:)=base(i:(length(r)+i-1));
end

Rl=(R./frecuencias(end))+(K*T*NF).*eye(length(tau));

%Calculo los autovalores
lambda=eig(Rl);
nu_est=10*log10(min(lambda));
Rthreshold=2*sqrt((nu_est/pi)*log(1/Pfa));

%Resultados
aux2=abs(espectro).^2;
tonos= [aux2>abs(Rthreshold)];

```

10.5 Función Transformada de Wavelet

```

%%%%%%%%%%%%%%%
%%          Transformada de Wavelet
%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%Parámetros de entrada%%%%%%
%
% signal = Señal en dominio del tiempo para calcular su transformada
% a = factor de escalado

```

```
%%%%%%%%
```

```
function [WT]=wavelet_transform (signal, a)

if (a==2)
    haar=[1/sqrt(a) -1/sqrt(a) -1/sqrt(a)];
end

if (a==4)
    haar=[1/sqrt(a) 1/sqrt(a) -1/sqrt(a) -1/sqrt(a)];
end

for n=1:length(signal)-length(haar)
    WT(n)=(1/sqrt(a))*(sum(conj(haar).*signal(n:n+length(haar)-1)));
end
```