

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID**

**ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR  
DE INGENIEROS DE TELECOMUNICACIÓN**



**GRADO EN INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS Y  
SERVICIOS DE TELECOMUNICACIÓN**

**TRABAJO FIN DE GRADO**

**DISEÑO DE ALGORITMOS EN TIEMPO REAL  
PARA CLASIFICACIÓN DE SEÑALES RADAR**

**Jorge González López  
2019**

# **GRADO EN INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS Y SERVICIOS DE TELECOMUNICACIÓN**

## **TRABAJO FIN DE GRADO**

**Título:** DISEÑO DE ALGORITMOS EN TIEMPO REAL PARA CLASIFICACIÓN DE SEÑALES RADAR

**Autor:** Jorge González López

**Tutor:** Jesús Grajal de la Fuente

**Departamento:** Señales, Sistemas y Radiocomunicaciones

## **MIEMBROS DEL TRIBUNAL**

**Presidente:**

**Vocal:**

**Secretario:**

**Suplente:**

Los miembros del tribunal arriba nombrados acuerdan otorgar la calificación de:

Madrid, a

de

de 20

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR  
DE INGENIEROS DE TELECOMUNICACIÓN



GRADO EN INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS Y SERVICIOS DE  
TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE GRADO

DISEÑO DE ALGORITMOS EN TIEMPO REAL PARA  
CLASIFICACIÓN DE SEÑALES RADAR

Jorge González López

AÑO: 2019

(Página en blanco)

## **RESUMEN DEL PROYECTO:**

En este trabajo se presenta el diseño de un clasificador de modulaciones de pulsos radar en tiempo real perteneciente a un sistema de medidas de apoyo de guerra electrónica. Este clasificador está orientado a la detección y análisis de señales en la banda de frecuencias de 2 a 10 GHz.

Un clasificador automático de modulaciones (AMC) se define como cualquier método con el que, recibidas una serie de muestras de información de una señal, pueda determinarse automáticamente su modulación. Dada su importancia en la actualidad, tanto en áreas de comunicación como militares, existen una gran variedad de técnicas para implementarlos.

El AMC que se presenta en este trabajo está basado en la extracción de características de las señales y en un árbol de decisión jerárquico, capaz de identificar tanto señales carentes de modulación como señales con modulaciones de tipo LFM, LFM triangular, FSK y M-PSK ( $M = 2, 4, > 8$ ). A su vez, los algoritmos se han diseñado para lograr operaciones en tiempo real, minimizando la carga computacional y el periodo de reacción ante posibles amenazas, y para su ejecución en una plataforma FPGA (“Field-programmable gate array”).

Por medio de la simulación y el análisis de los algoritmos propuestos, tanto de manera individual como de forma conjunta, se ha estudiado el funcionamiento general y la capacidad de clasificación del AMC, analizando la sensibilidad y las matrices de confusión de las diferentes señales consideradas.

**PALABRAS CLAVE:** Guerra electrónica, clasificador de modulaciones, árbol de decisión jerárquico, sensibilidad, matriz de confusión, tiempo real.

## **SUMMARY:**

This thesis presents the development of a real-time radar pulses modulation classifier that belongs to a support measurement system of electronic warfare. This classifier is meant to detect and analyse signals in the frequency band of 2 to 10 GHz.

An automatic modulation classifier (AMC) is defined as any method in which, received a signal's series of samples of information, can automatically determine its modulation. Due to its importance nowadays both, in communication and military areas, there are a huge variety of techniques for their implementation.

The AMC presented in this thesis is based on feature extraction of the signals and a hierarchical decision tree, capable of identifying signals without a modulation as much as signals with the following modulations: LFM, triangular LFM, FSK and M-PSK ( $M = 2, 4, > 8$ ). At the same time, the algorithms have been designed to accomplish real-time operations, minimizing the computational burden and the reaction time to possible threats, and looking up to its implementation in a FPGA ("Field-programmable gate array").

Through the simulation and analysis of the proposed algorithms both, individually and jointly, the AMC's general performance and classification capacity have been studied, analysing the sensitivity and the confusion matrices of the different signals considered.

**KEY WORDS:** Electronic warfare, modulation classifier, hierarchical decision tree, sensitivity, confusion matrix, real-time.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Clasificador de modulaciones</b>	<b>6</b>
2.1. Señales y codificaciones estudiadas . . . . .	6
2.1.1. Modelo de señal . . . . .	7
2.1.2. Pulsos carentes de modulación (NM) . . . . .	7
2.1.3. Señales con modulación lineal en frecuencia (LFM) . . . . .	7
2.1.4. Señales con modulación por salto en frecuencia (2FSK) . . . . .	9
2.1.5. Señales con modulación por salto de fase (PSK) . . . . .	9
2.2. Cadena de acondicionamiento . . . . .	10
2.2.1. RF y ADC . . . . .	11
2.2.2. Solapamiento de las bandas del espectro . . . . .	13
2.2.3. DIFM . . . . .	13
2.3. Sistema de detección . . . . .	14
2.3.1. Criterios de continuidad de pulso . . . . .	16
2.4. Descripción del AMC . . . . .	17
2.4.1. Modelo de clasificación global . . . . .	17
2.4.2. Estimación de parámetros y estadísticos de las subtramas . . . . .	19
2.4.3. Clasificación de las subtramas . . . . .	28
2.4.4. Estructura del HDT de cada subtrama . . . . .	36
2.5. Selección de umbrales del clasificador . . . . .	39
<b>3. Resultados experimentales</b>	<b>41</b>
<b>4. Conclusiones</b>	<b>45</b>

<b>A. Aspectos éticos, económicos, sociales y ambientales</b>	<b>50</b>
A.1. Impactos relevantes . . . . .	50
<b>B. Presupuesto económico</b>	<b>51</b>
<b>C. Simulación del pre-procesado para la obtención del valor umbral <math>th_d</math></b>	<b>52</b>
<b>D. Estudio de las distintas longitudes de trama</b>	<b>54</b>
<b>E. Comparativa entre métodos de subclasificación global de señales MPSK</b>	<b>58</b>
<b>F. Análisis de la longitud del filtro de mediana</b>	<b>61</b>
F.1. Error cuadrático medio en BPSKs . . . . .	62
F.2. Error cuadrático medio en QPSKs . . . . .	63
F.3. Error cuadrático medio en 8PSKs . . . . .	64
<b>G. Delimitación de los umbrales óptimos del clasificador</b>	<b>65</b>
G.1. Umbral $th_{NM}$ . . . . .	65
G.2. Umbral $th_{LFM}$ . . . . .	68
G.3. Umbrales a, b y $th_K$ . . . . .	71
G.4. Umbral 2PSK . . . . .	73
G.5. Umbral 4PSK . . . . .	74
<b>H. Matrices de confusión del AMC</b>	<b>77</b>
H.1. Señales sin modulación intrapulso. . . . .	78
H.2. Señales con modulación LFM. . . . .	79
H.3. Señales con modulación LFM triangular. . . . .	83
H.4. Señales con modulación LFM escalonada. . . . .	87
H.5. Señales con modulación 2FSK. . . . .	93
H.6. Señales con modulación 2PSK. . . . .	97
H.7. Señales con modulación 4PSK. . . . .	100
H.8. Señales con modulación 8PSK. . . . .	103
H.9. Señales 2PSK Barker 13 . . . . .	106
H.10. Señales PSK FRANK. . . . .	108



# Índice de figuras

1.1.	Sistema de inteligencia de señales militares[1]. . . . .	2
2.1.	Variación de frecuencia de señal con modulación LFM triangular en A. . .	8
2.2.	Variación de frecuencia de señal con modulación LFM escalonada y fase continua. . . . .	8
2.3.	Esquema de la cadena de acondicionamiento de la señal. Se realiza una STFT a través de FFTs de 256 muestras con un desplazamiento de 64 muestras. A la salida de las tres etapas se dispone del valor de la señal (I,Q), el valor del ruido $((I, Q)_{N0})$ y el canal de la FFT (C[i]) y la banda de frecuencia (B[i]) en los que se ha detectado la señal. . . . .	11
2.4.	Esquema del módulo RF con BW = 8 GHz de entrada y BW = 4 GHz a la salida. . . . .	12
2.5.	Evolución de una combinación de señales en las diferentes etapas del módulo RF. . . . .	12
2.6.	Definición de las subbandas dentro del rango de frecuencias y reajuste de frecuencia de las señales de entrada debido al acondicionamiento. . . . .	13
2.7.	Esquema de DIFM basado en un proceso de detección mediante STFT. . .	14
2.8.	Esquema general utilizado para el cálculo del umbral de detección. $\sigma$ representa el ruido de entrada normalizado por el intervalo de cuantificación del ADC, $\Delta Q$ . . . . .	15
2.9.	Ejemplos de pulsos no válidos debido a las tres diferentes criterios. Representación tiempo-frecuencia tras el sistema de detección. . . . .	17
2.10.	Esquema del funcionamiento por bloques del AMC. Las entradas del sistema son el valor de la señal dado por la FFT en parte real e imaginaria (Re[n] e Im[n]), el canal de la FFT donde se ha recibido la señal (C[n]) y la subbanda de la señal dada por el DIFM (B[n]). . . . .	17
2.11.	Clasificación final global basada en un árbol jerárquico de decisión (HDT). $L_{NM}$ , $L_{LFM}$ , $L_{FSK}$ y $L_{PSK}$ hacen referencia a la cantidad de bloques clasificados como de tipo NM, LFM, FSK y PSK respectivamente y $L_T$ es el conjunto de todos los bloques. . . . .	18

2.12.	Sub-Clasificación final LFM basada en HDT. Primero se separan las normales de las triangulares y posteriormente se subclasifican en ambos casos en ascendentes o descendentes y 'A' o 'V' respectivamente. . . . .	19
2.13.	Sub-Clasificación final PSK basada en HDT. $L_{2PSK}$ , $L_{4-PSK}$ y $L_{M-PSK}$ hacen referencia a la cantidad de bloques clasificados como de tipo $2-PSK$ , $4-PSK$ y $M-PSK$ con $M > 8$ respectivamente. . . . .	19
2.14.	Esquema general del proceso de extracción de parámetros y estadísticos del AMC por subtrama. . . . .	21
2.16.	Frecuencia instantánea de una señal LFM ascendente de $f_0 = 4\text{ GHz}$ y $BW = 4\text{ GHz}$ antes y después de su corrección por banda y sub-banda en la que se ha detectado la señal. . . . .	24
2.17.	Frecuencia instantánea de una señal FSK con $f_0 = 2.6\text{ GHz}$ y con un salto de frecuencia $\Delta f = 250\text{ kHz}$ antes y después de corregir y sub-banda en la que se ha detectado la señal. . . . .	25
2.18.	Frecuencia instantánea de una señal BPSK con $v_s = 1\text{ Msimb/s}$ antes ( $f_i$ ) y después del filtrado de mediana ( $f_m$ ). . . . .	26
2.19.	Representación de los estadísticos $\gamma_{NM} - \gamma_{LFM}$ . Áreas de clasificación de señales NM y LFM delimitadas por sus umbrales de separación. . . . .	30
2.20.	Representación de los estadísticos $\gamma_K - \gamma_V$ . La zona de clasificación PSK queda delimitada por el umbral $th_K$ y la ecuación $f(\gamma_K) = a\gamma_K^b$ . $\Delta f$ está normalizado respecto a la velocidad de símbolo $v_s$ . . . . .	31
2.21.	Representación de una señal triangular de tipo 'A' con tres bloques de $N_B$ muestras tras la FFT. . . . .	31
2.22.	Representación del valor de los estadísticos $\gamma_{NM}$ y $\gamma_{LFM}$ de señales LFM triangulares únicamente en el bloque en el que se produce un cambio de pendiente. $BW_{rel}$ representa el ancho de banda del bloque de señal analizado por la FFT y $t_{cambio}$ el momento, relativo al comienzo de la FFT, en el que se produce el cambio de pendiente. . . . .	32
2.23.	Simulación de MonteCarlo de LFM escalonadas para cada combinación de parámetros $\Delta f$ y $T_c$ para diferentes SNRs. En la zona amarilla se clasifican todas las señales como LFM. En la zona verde no se clasifica ninguna señal como LFM. La curva roja representa una relación hiperbólica aproximada entre ambos parámetros. . . . .	33
2.24.	Fase escalada por dos y desenrollada de una señal BPSK, antes del filtrado de mediana, con velocidad de símbolo de $16\text{ Msimb/s}$ y $1\text{ Msimb/s}$ , respectivamente. Cuanto mayor velocidad de símbolo, menor linealidad en la fase escalada y desenrollada. . . . .	34
2.25.	Evolución de la fase escalada y desenrollada de una señal BPSK de $v_s = 16\text{ Msimb/s}$ y $v_s = 1\text{ Msimb/s}$ respectivamente, antes ( $\Phi_{s,2}[n]$ ) y después de ser filtrada ( $\Phi_{fm}[n]$ ) con un filtro de mediana de longitud $L_m = 5$ . . . . .	35

2.26.	Representación del plano $\gamma_{2PSK} - \gamma_{4PSK}$ . Donde $th_{2PSK}$ es el umbral de separación de las señales 2PSK y $th_{4PSK}$ el de las señales 4PSK. . . . .	36
2.27.	HDT para clasificación por bloques de señales NM, LFM, FSK o PSK. . .	37
2.28.	HDT para subclasificación PSK (2PSK, 4PSK o MPSK) por bloques. Primero se separan las señales 2PSK del resto, y por último se separan las 4PSK de las MPSK con $M > 4$ . . . . .	38
2.29.	Valor final resultante de los umbrales dependiendo del valor de la SNR. . .	40
C.1.	Probabilidades de falsa alarma de canal, teórica y simulada, mediante Montecarlo con $10^6$ iteraciones. . . . .	53
D.1.	Representación de ambos planos para $N_B = 128$ muestras y SNR = 10 dB.	55
D.2.	Representación de ambos planos para $N_B = 256$ muestras y SNR = 10 dB.	56
D.3.	Representación de ambos planos para $N_B = 512$ muestras y SNR = 10 dB.	57
G.2.	Evolución del umbral $th_{NM}$ con la SNR . . . . .	67
G.4.	Evolución del umbral $th_{LFM}$ con la SNR . . . . .	70
G.5.	Funciones densidad de probabilidad de los estadísticos $\gamma_V$ y $\gamma_K$ de señales 2-PSK y 8-PSK con diferentes $v_s$ y FSK con diversas $v_s$ y saltos de frecuencia y SNR = 10 dB. . . . .	71
G.6.	Funciones densidad de probabilidad de los estadísticos $\gamma_V$ y $\gamma_K$ de señales 2-PSK y 8-PSK con diferentes $v_s$ y FSK con diversas $v_s$ y saltos de frecuencia y SNR = 0 dB. . . . .	72
G.7.	Funciones densidad de probabilidad de los estadísticos $\gamma_V$ y $\gamma_K$ de señales 2-PSK y 8-PSK con diferentes $v_s$ y FSK con diversas $v_s$ y saltos de frecuencia y SNR = -6 dB. . . . .	72
G.8.	Evolución de los umbrales a y b con la SNR . . . . .	72
G.10.	Evolución del umbral $th_{2PSK}$ con la SNR . . . . .	74
G.12.	Evolución del umbral $th_{4PSK}$ con la SNR . . . . .	76

# Índice de Tablas

1.1. Análisis de publicaciones de clasificadores de modulaciones de señales radar.	4
1.2. Análisis de publicaciones de clasificadores de modulaciones de señales de comunicaciones. . . . .	5
3.1. Tabla resumen de sensibilidades de clasificación y subclasificación del AMC. El periodo de símbolo está representado en muestras ( $T_s(\mu s) = T_s/f_s$ ) y el incremento de frecuencia normalizado ( $\Delta f(MHz) = \Delta f \cdot f_s$ ). . . . .	43
3.2. Tabla resumen de sensibilidades de clasificación y subclasificación del AMC. El periodo de símbolo está representado en muestras ( $T_s(\mu s) = T_s/f_s$ ). En la subclasificación, – hace referencia a que esas señales no se subclasificarán correctamente. . . . .	44
B.1. Coste de mano de obra . . . . .	51
B.2. Coste de recursos materiales . . . . .	51
H.1. NM, $PW = 20 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	78
H.2. LFM, $BW = 0.1 MHz$ , $PW = 20 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	79
H.3. LFM, $BW = 0.2 MHz$ , $PW = 20 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	80
H.4. LFM, $BW = 0.4 MHz$ , $PW = 20 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	80
H.5. LFM, $BW = 0.6 MHz$ , $PW = 20 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	81
H.6. LFM, $BW = 1 MHz$ , $PW = 20 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	81
H.7. LFM, $BW = 50 MHz$ , $PW = 20 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	82
H.8. LFM tri. A, $BW = 30 MHz$ , $PW_1 = 6 \mu s$ y $PW_2 = 54 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	83
H.9. LFM tri. A, $BW = 30 MHz$ , $PW_1 = 30 \mu s$ y $PW_2 = 30 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	84
H.10. LFM tri. A, $BW = 60 MHz$ , $PW_1 = 18 \mu s$ y $PW_2 = 42 \mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	84

H.11.LFM tri. V, $BW = 60 \text{ MHz}$ , $PW_1 = 48 \text{ }\mu\text{s}$ y $PW_2 = 12 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	85
H.12.LFM tri. V, $BW = 120 \text{ MHz}$ , $PW_1 = 36 \text{ }\mu\text{s}$ y $PW_2 = 84 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	85
H.13.LFM tri. V, $BW = 120 \text{ MHz}$ , $PW_1 = 96 \text{ }\mu\text{s}$ y $PW_2 = 24 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	86
H.14.LFM escalonada, $\Delta f = 0.02 \text{ MHz}$ , $Tc = 0.625\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	87
H.15.LFM escalonada, $\Delta f = 0.02 \text{ MHz}$ , $Tc = 1\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	88
H.16.LFM escalonada, $\Delta f = 0.02 \text{ MHz}$ , $Tc = 1.25\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	88
H.17.LFM escalonada, $\Delta f = 0.1 \text{ MHz}$ , $Tc = 1.25\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	89
H.18.LFM escalonada, $\Delta f = 0.3 \text{ MHz}$ , $Tc = 1.25\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	89
H.19.LFM escalonada, $\Delta f = 0.5 \text{ MHz}$ , $Tc = 0.625\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	90
H.20.LFM escalonada, $\Delta f = 0.5 \text{ MHz}$ , $Tc = 1\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	90
H.21.LFM escalonada, $\Delta f = 0.5 \text{ MHz}$ , $Tc = 1.25\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	91
H.22.LFM escalonada, $\Delta f = 1 \text{ MHz}$ , $Tc = 0.36364\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	91
H.23.LFM escalonada, $\Delta f = 1 \text{ MHz}$ , $Tc = 0.625\mu\text{s}$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	92
H.24.2FSK, $T_s = 128 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/1K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	93
H.25.2FSK, $T_s = 128 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/0.5K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	93
H.26.2FSK, $T_s = 256 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/2K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	94
H.27.2FSK, $T_s = 256 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/1K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	94
H.28.2FSK, $T_s = 512 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/4K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	94
H.29.2FSK, $T_s = 512 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/2K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	95
H.30.2FSK, $T_s = 2048 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/16K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	95
H.31.2FSK, $T_s = 2048 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/8K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	95
H.32.2FSK, $T_s = 4096 \text{ sp}$ , $\Delta f = 1/32K$ , $PW = 20 \text{ }\mu\text{s}$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	96

H.33.2FSK, $T_s = 4096$ sp, $\Delta f = 1/16K$ , $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . .	96
H.34.2PSK, $T_s = 128$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	97
H.35.2PSK, $T_s = 256$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	98
H.36.2PSK, $T_s = 512$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	98
H.37.2PSK, $T_s = 2048$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	99
H.38.2PSK, $T_s = 4096$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	99
H.39.4PSK, $T_s = 128$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	100
H.40.4PSK, $T_s = 256$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	101
H.41.4PSK, $T_s = 512$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	101
H.42.4PSK, $T_s = 2048$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	102
H.43.4PSK, $T_s = 4096$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	102
H.44.8PSK, $T_s = 128$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	103
H.45.8PSK, $T_s = 256$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	104
H.46.8PSK, $T_s = 512$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	104
H.47.8PSK, $T_s = 2048$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	105
H.48.8PSK, $T_s = 4096$ Msps, $PW = 20$ $\mu s$ . $N_B = 256$ muestras. . . . .	105
H.49.Barker 13, $v_s = 2.1484$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	106
H.50.Barker 13, $v_s = 1.0742$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	107
H.51.Barker 13, $v_s = 0.53711$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	107
H.52.Frank 36, $v_s = 4.2969$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	108
H.53.Frank 49, $v_s = 4.2969$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	109
H.54.Frank 36, $v_s = 2.1484$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	109
H.55.Frank 49, $v_s = 2.1484$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	110
H.56.Frank 36, $v_s = 1.0742$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	110
H.57.Frank 49, $v_s = 1.0742$ Msimb/s. $N_B = 256$ muestras. . . . .	111

# Acrónimos

ADC:	Analog to Digital Converter
AMC:	Automatic Modulation Classifier
ANN:	Artificial Neural Network
ASK:	Amplitude Shift Keying
BW:	BandWidth
BPF:	Band Pass Filter
DIFM:	Digital Instantaneous Frequency Measurement
EA:	Electronic Attack
EP:	Electronic Protection
ES:	Electronic Support
FB:	Feature Based
FSK:	Frequency Shift Keying
FFT:	Fast Fourier Transform
FIR:	Finite Impulse Response
FM:	Frequency Modulation
FPGA:	Field-Programmable Gate Array
GE:	Guerra Electrónica
HDT:	Hierarchical Decision Tree
LB:	Likelihood Based
LFM:	Linear Frequency Modulation
LPF:	Low Pass Filter
MSE:	Mean Squared Error
NM:	No Modulation
$P_{FA}$ :	False Alarm Probability
PSK:	Phase Shift Keying
PW:	Pulse Width
RF:	Radio Frequency
RMSE:	Root Mean Square Error
SNR:	Signal to Noise Ratio
STFT:	Short Time Fourier Transform

# Capítulo 1

## Introducción

El término Guerra Electrónica (GE) se viene utilizando para referirse a la habilidad de usar el espectro electromagnético con señales de radio para detectar, proteger y comunicarse y, al mismo tiempo, privar al enemigo de la capacidad de interrumpir o utilizar esas señales.

La GE se aplicó por primera vez en 1904 en la guerra Rusa-Japonesa cuando los rusos interfirieron satisfactoriamente las señales de comunicaciones navales japonesas en el bombardeo en Port Arthur[2]. Sin embargo, no fue hasta más tarde, en la segunda guerra mundial, cuando se le comenzó a dar especial importancia utilizándose para atacar radares, comunicaciones y sistemas de navegación. Desde ese momento, la GE no ha dejado de evolucionar hasta convertirse actualmente en el factor decisivo en cualquier conflicto bélico.

La GE contemporánea puede subdividirse en tres grandes áreas[3]:

- EA (“Electronic Attack”) o ataque electrónico. Se encarga de interrumpir, negar, degradar, destruir o engañar a las comunicaciones enemigas.
- EP (“Electronic Protection”) o protección electrónica. Se encarga de evitar que señales y sistemas aliados sean interrumpidos o engañados.
- ES (“Electronic Support”) o soporte electrónico. Se encarga de la detección y el análisis del espectro electromagnético.

Los algoritmos de GE diseñados en este trabajo son los correspondientes a un clasificador de modulaciones automático (AMC) de pulsos radar. Estos juegan un papel fundamental dentro del área de ES dado que se encargan de interceptar y analizar señales e indicar la manera de proceder al resto de sistemas de GE, Figura 1.1. El término ‘automático’ se añade en oposición al desarrollo inicial de los clasificadores de modulaciones manuales en los que expertos clasificaban las señales mediante su observación[1].

Los AMCs constan de dos grandes bloques: el preprocesado de la señal y los algoritmos de clasificación. El preprocesado se encarga de adaptar las señales de entrada a las especificaciones del sistema y de obtener ciertos parámetros como el nivel de señal, la potencia de



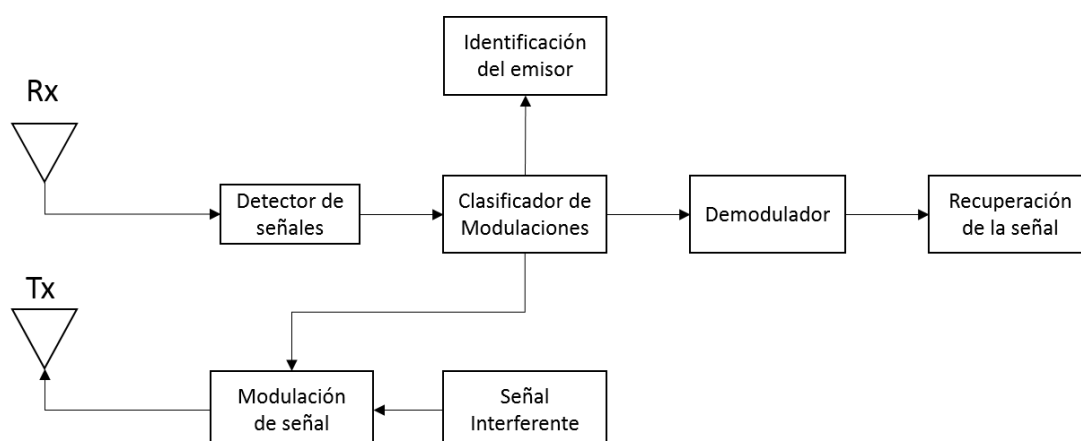


Figura 1.1: Sistema de inteligencia de señales militares[1].

ruido y la frecuencia de portadora, entre otros, que servirán como base para los algoritmos de clasificación.

Con respecto a los algoritmos de clasificación, generalmente pueden dividirse en dos categorías. Por un lado, los basados en la función de verosimilitud (LB, “Likelihood-Based”) y, por otro, los basados en la extracción de características (FB, “Feature Based”)[4].

Los primeros ofrecen la solución óptima, minimizan la probabilidad de falsa clasificación a través de la premisa de que la función densidad de probabilidad (fdp) contiene toda la información que se necesita de una forma de onda específica. Por tanto, la clasificación se realiza a través del ratio de verosimilitud de la fdp, y comparando este con un umbral de decisión[5]. El problema reside en su alta complejidad computacional, lo que implica que no son aptos para un entorno en tiempo real.

Por su parte, los algoritmos FB se basan en la extracción de características representativas de los diferentes tipos de señales para su posterior clasificación. Estos algoritmos no son óptimos, pero suelen preferirse dado que son fáciles de implementar e idóneos para aplicaciones en tiempo real.

En las tablas 1.1 y 1.2 se pueden observar algunos de los últimos AMCs desarrollados, donde se destaca los tipos de modulación que clasifican, así como las técnicas que utilizan para ello, su implementación física y su sensibilidad, definida como la relación señal a ruido (SNR) necesaria para una probabilidad de correcta clasificación del 90 %.

Con base en el planteamiento hasta aquí expuesto, en el presente trabajo se ha optado por el diseño de un AMC de pulsos radar basado en la extracción de características de las señales recibidas (FB) y un árbol de decisión jerárquico (HDT) capaz de identificar tanto señales carentes de modulación como señales con modulaciones de tipo LFM, LFM triangular, FSK y M-PSK ( $M=2,4, >8$ ). A su vez, los algoritmos han sido diseñados para lograr operaciones en tiempo real, minimizando la carga computacional y el periodo de reacción ante posibles amenazas, y para su implementación posterior en una plataforma FPGA (“Field-Programmable gate array”).

A tal efecto, cabe destacar que la obtención de ciertos parámetros, estadísticos y estrategias de clasificación se basan en los desarrollos propuestos en [6], [7] y [8]. A su vez, este proyecto, junto con los que se acaban de mencionar, han sido todos desarrollados por el Grupo de Microondas y Radar (GMR) del Departamento de Señales, Sistemas y Radiocomunicaciones (SSR) de la universidad Politécnica de Madrid (UPM).

AMC	Tipos de señales	Pulsadas	Sensibilidad	Técnica	HW
Iglesias et al. [7]	NM, LFM, FM, MPSK	Sí	7 dB	HDT	FPGA
Grajal et al. [8]	NM, LFM, FM, 2PSK, PM, AM	Sí	-5 dB	HDT	FPGA
García and Grajal [6]	NM, LFM, FM, MPSK	Sí	-5 dB	HDT	FPGA
Zhang et al. [9]	2ASK, 4ASK, 2FSK, 2PSK, MSK, FM, LSB, USB	—	6 dB	SVM	—
Tavakoli and Falahat [10]	LFM, Frank, P1-P4	—	$\sim -11$ dB	FLD	—
Lundén and Koivunen [11]	LFM, Costas, 2PSK, Frank, P1-P4	Sí	6 dB	ANN(MLP)	—
Singh and Subba Rao [12]	LFM, FM, Barker, Frank, P1-P4, T1-T4	No	—	—	FPGA-DSP
Rigling, B. D., and Roush, C. [13]	Barker, Comb. Barker, MLPR, MPS, T1-T3, Poly. Barker, P1-P4, MSK	Sí	$\sim -6$ dB	FLD	—
Xu et al. [14]	2PSK, 4-PSK, 8-PSK, 16-QAM	Sí	0 dB	CNN	—
Wu et al. [15]	MASK, MFSK, MPSK, 16-QAM	—	$\sim 0$ dB	SVM	—
Lazaro and Fidel [16]	2PSK, 4PSK, 8PSK and 16PSK	—	$\sim 5$ dB	ML-CB	—

HW: HardWare Utilizado. DSP: Demand Side Platform. HDT: Hierarchical Decision Tree. SVM: Support Vector Machine. FLD: Fisher's linear discriminant. ML: Maximum Likelihood. MLP: Multilayer Perceptron. LRT: Likelihood Ratio Test. CNN: Convolutional Neural Network. CB: Cumulants-Based. ANN: Artificial Neural Network.

Tabla 1.1: Análisis de publicaciones de clasificadores de modulaciones de señales radar.

AMC	Tipos de señales	Pulsadas	Sensibilidad	Técnica	HW
Ozen and Ozturk [17]	BPSK, 4PSK, 8PSK, 16PSK, 4QAM, 16QAM, 64QAM	—	~ 10 dB	ANN	—
Zhang et al. [18]	2FSK, 4FSK, 8FSK, BPSK, QPSK, 16QAM, MSK	—	-4 dB	RF/ME	—
Cardoso et al. [19]	BPSK, 4PAM, 16QAM, 8PSK	—	~ 2 dB	SVM	FPGA
Smith et al. [20]	6-APSK, 32-APSK, 2-PSK, 4-PSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM	—	~ 6 dB	CB/ANN	—
Pavan et al. [21]	BPSK, QPSK, 16QAM, 64QAM	—	~ 20 dB	SVM	USRP
Jagannath et al. [22]	BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 32-QAM, CPFSK, GFSK, GMSK	—	≥ 15 dB	HDT	—
Li et al. [23]	2ASK, 4ASK, 2FSK, 4FSK, BPSK, QPSK, 8PSK, MSK, 8QAM, 16QAM, 64QAM	—	~ 5 dB	SVM / EOC	—
Fahlman and Eng. [4]	LFM, NLFM, BPSK (codes Barker, Frank, Zadoff-Chu, Pi)	—	~ 12 dB	HDT/ANN, CNN	—
Dah-Chung Chang and Po-Kuan Shih [24]	BPSK, QPSK, 8QPSK, 16QAM, 64QAM	—	≥ 10 dB	HDT	—
Mohanty et al. [25]	BPSK, QPSK, 8PSK, 16PSK, 16QAM, 64QAM	—	0 dB	SSD-ML	—
De Vito et al. [26], [27]	MPSK, MFSK, MASK, MQAM, OFDM	Sí	3 dB	HDT	SDR

HW: HardWare Utilizado. USRP: Universal Software Radio Peripheral. SDR: Software Defined Radio. HDT: Hierarchical Decision Tree. RF: Random Forest. SVM: Support Vector Machine. ME: Maximum Entropy. ANN: Artificial Neural Network. LPP: Locality Preserved Projection. ML: Maximum Likelihood. CB: Cumulants-Based. SSD: Sparse Signal Decomposition. EOC: Error-correcting output coding.

Tabla 1.2: Análisis de publicaciones de clasificadores de modulaciones de señales de comunicaciones.

# Capítulo 2

## Clasificador de modulaciones

En este capítulo se detallan los algoritmos y sistemas que conforman el clasificador de modulaciones. En concreto, las señales que se van a clasificar, el proceso de adaptación y preprocesado que experimentan, los mecanismos de detección y continuidad de pulsos y los parámetros, estadísticos y umbrales con los que se crea el árbol de decisión jerárquico. Finalmente, se resumen los resultados obtenidos en las simulaciones de los algoritmos así como el desempeño del clasificador en un amplio rango de situaciones.

### 2.1. Señales y codificaciones estudiadas

Las señales consideradas son:

- Pulsos carentes de modulación (NM)
- Señales con modulación lineal en frecuencia (LFM)
  - Señales con modulación LFM triangular en A/V
  - Señales con modulación LFM escalonada
- Señales con modulación por salto en frecuencia (FSK)
- Señales con modulación por salto de fase (PSK)
  - B-PSK Barker
  - PSK Frank

### 2.1.1. Modelo de señal

Para todas las modulaciones, el modelo de señal resultante es:

$$y[n] = A \cdot x[n] + r[n] \quad (2.1)$$

donde  $x[n]$  corresponde a una señal real con cualquier modulación mencionada,  $A$  es la amplitud de la señal, y  $r[n]$  representa ruido blanco Gaussiano real. En consecuencia la SNR resultante queda establecida como:

$$snr = \frac{A^2}{2\sigma^2} \quad (2.2)$$

donde  $\sigma^2$  es la potencia de ruido.

### 2.1.2. Pulsos carentes de modulación (NM)

Siguen la expresión teórica:

$$x[n] = \cos(2\pi f_0 n + \phi_0), \quad n = 0, \dots, PW - 1 \quad (2.3)$$

donde  $f_0$  es la frecuencia de portadora normalizada por  $f_s$ , y  $\phi_0$  el desfase inicial modelado como una variable aleatoria uniforme en el intervalo  $[-\pi, \pi)$ .  $PW$  es el número de muestras que componen el pulso.

### 2.1.3. Señales con modulación lineal en frecuencia (LFM)

Las señales con modulación lineal de frecuencia, también denominadas como señales “chirp”, están definidas por su ancho de banda (BW), ancho de pulso (PW) y su pendiente o “chirp rate”  $\alpha$ . La pendiente queda definida como  $BW/PW$  y su signo indica si la frecuencia aumenta (signo positivo) o disminuye (signo negativo) con el tiempo [28]. Los pulsos generados siguen la expresión:

$$x[n] = \cos \left( 2\pi \left( f_0 + \frac{\alpha \cdot n}{2} \right) n + \phi_0 \right), \quad n = 0, \dots, PW - 1 \quad (2.4)$$

donde  $\alpha$  es la pendiente, normalizada por  $f_s^2$  y el ancho de banda es  $BW = \alpha \cdot (PW - 1)$ .

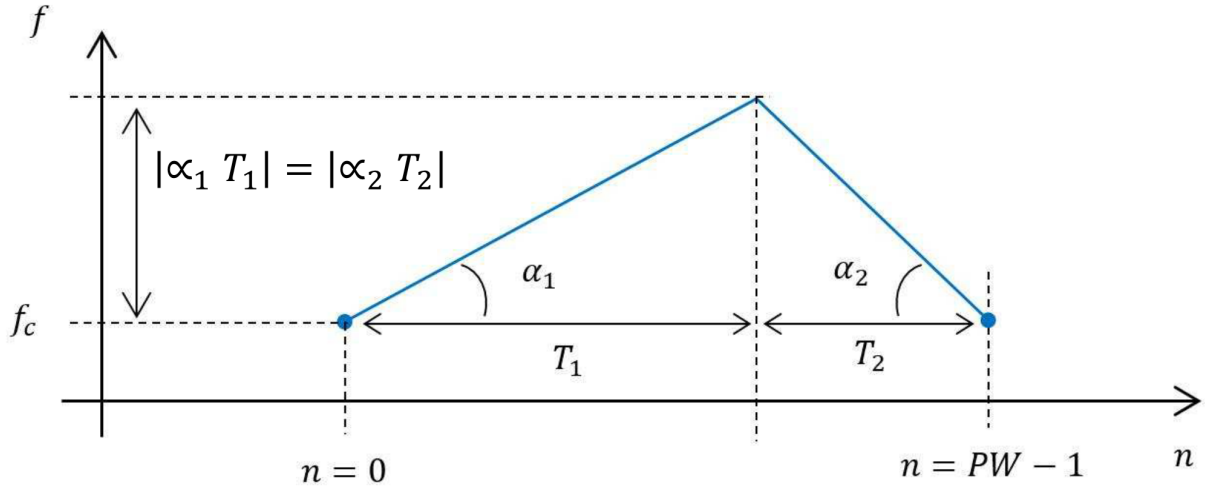


Figura 2.1: Variación de frecuencia de señal con modulación LFM triangular en A.

### 2.1.3.1. Señales con modulación LFM triangular en A/V

Son señales LFM con un cambio de pendiente que genera un patrón triangular en frecuencia de tipo 'A' cuando  $\text{sgn}(\alpha_1) > 0$  y  $\text{sgn}(\alpha_2) < 0$  o de tipo 'V' cuando  $\text{sgn}(\alpha_1) < 0$  y  $\text{sgn}(\alpha_2) > 0$ .

Puede darse el caso de que  $|\alpha_1| \neq |\alpha_2|$ , por lo que los periodos de símbolo correspondientes  $T_1$  y  $T_2$  no tienen por qué coincidir. Sin embargo, disponen de una fase continua en el punto de cambio de pendiente, ver Figura 2.1.

### 2.1.3.2. Señales con modulación lineal en frecuencia (LFM) escalonada y fase continua

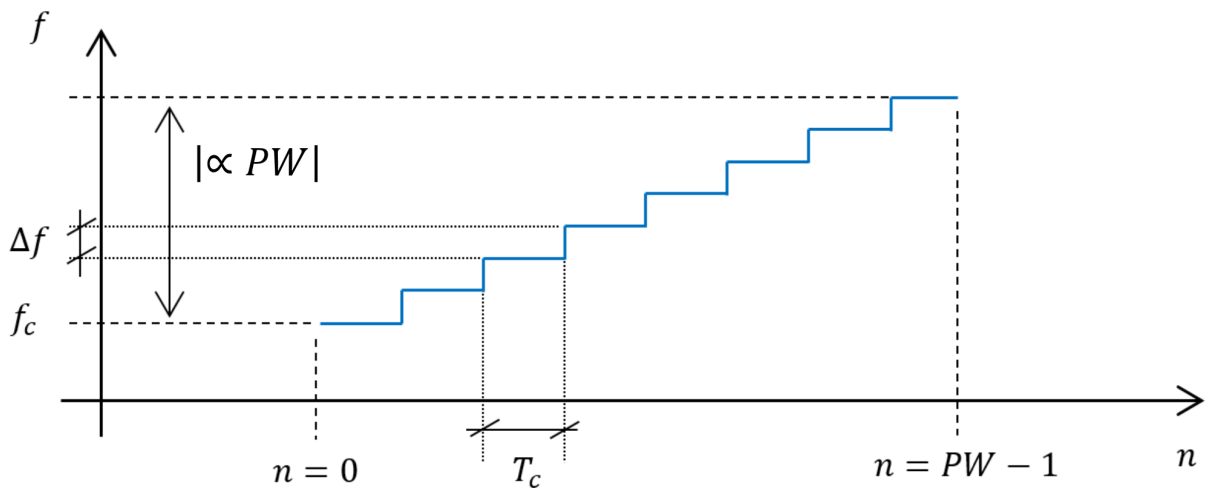


Figura 2.2: Variación de frecuencia de señal con modulación LFM escalonada y fase continua.

Los pulsos generados son de la forma:

$$x[n] = \cos \left( 2\pi f_0 n + 2\pi \sum_{m=0}^n \sum_{k=1}^{N_c} (\Delta f k p[m - kT_c]) + \phi_0 \right), \quad n = 0, \dots, PW - 1 \quad (2.5)$$

donde  $\Delta f$  es la excursión en frecuencia entre “chips” consecutivos normalizada,  $T_c$  es el tiempo de “chip” en muestras,  $PW$  es la anchura del pulso en muestras,  $N_c$  es el número de “chips” dentro del pulso, y  $p[n]$  es la forma del “chip”, en este caso rectangular. A su vez,  $\alpha = \Delta f / T_c$  donde  $\alpha$  es el “chirp rate” (Figura 2.2).

#### 2.1.4. Señales con modulación por salto en frecuencia (2FSK)

Los pulsos FSK de fase continua siguen la expresión:

$$x[n] = \cos \left( 2\pi \left( f_0 n + \sum_{m=0}^n \sum_{k=1}^{N_c} a_k \frac{\Delta f}{2} p[m - kT_c] \right) + \phi_0 \right), \quad n = 0, \dots, PW - 1 \quad (2.6)$$

donde  $N_c$  es el número de “chips” en el pulso,  $a_k$  toma los valores 1 y -1 para 2-FSK,  $\Delta f$  es el salto en frecuencia (normalizado por  $f_s$ ),  $T_c$  es el periodo de “chip” en muestras, y  $p[n]$  es la forma del “chip” (rectangular). Para las pruebas se han considerado únicamente señales con un mínimo de dos transiciones de símbolo para poder estimar el tiempo de “chip”.

#### 2.1.5. Señales con modulación por salto de fase (PSK)

Estas señales se identifica con cualquier forma de onda de frecuencia constante que funciona a través de variaciones de la fase absoluta [29]. Los pulsos con modulación M-PSK son de la forma:

$$x[n] = \cos \left( 2\pi f_0 n + \sum_{k=1}^{N_c} a_k p[n - kT_c] + \phi_0 \right), \quad n = 0, \dots, PW - 1 \quad (2.7)$$

donde  $p[n]$  es la forma del símbolo o “chip” (rectangular),  $N_c$  es el número de “chips” dentro del pulso,  $T_c$  es el tiempo de “chip” (en muestras) y  $a_k$  es la fase del  $k$ -ésimo “chip”. Para un caso general del tipo M-PSK,  $a_k = 2\pi l / M$  con  $l \in 0, 1, \dots, M - 1$ . Los códigos considerados cumplen dos condiciones: cuentan al menos con dos transiciones de símbolos seguidas, para poder estimar el tiempo de “chip”, y como mínimo un salto de fase de valor  $2\pi / M$  para poder identificar el orden de la modulación.



### 2.1.5.1. Señales con modulación B-PSK BARKER

Los códigos Barker son un conjunto específico de señales BPSK con una longitud  $N_c$  que logran alcanzar una razón de  $N_c : 1$  del pico de las señales recibidas a los lóbulos secundarios más altos [29]. Estas propiedades de los lóbulos secundarios son las que hacen a estos códigos útiles. Sin embargo, la mayor desventaja que ofrecen es que solamente se conocen para longitudes  $N_c \leq 13$ . A modo de ejemplo, el código Barker de longitud 11 es: 1 1 1 0 0 0 1 0 0 1 0.

También se consideran las versiones invertidas de los códigos de Barker (i.e Barker 11 invertido: 0 1 0 0 1 0 0 0 1 1 1).

### 2.1.5.2. Señales con modulación PSK FRANK

Otro tipo de codificación en fase es el código de Frank. Se trata de un código polifásico que cuenta con buenas prestaciones tanto para el nivel de los lóbulos secundarios como para la tolerancia al efecto Doppler. Los códigos de Frank son aproximaciones escalonadas de LFM, con un número  $M$  de escalones de frecuencia y  $M$  muestras por frecuencia, siendo su longitud o su ganancia de procesamiento  $L = M^2$ [30].

Si  $n$  es el número de la muestra en una determinada frecuencia y  $k$  el número de la frecuencia, la fase  $\phi_{n,k}$  de la muestra  $n$  de la frecuencia  $k$  está modulada de la forma:

$$\phi_{n,k} = \frac{2\pi}{M}(n-1)(k-1) \quad (2.8)$$

donde  $1 \leq n \leq M$  y  $1 \leq k \leq M$  siendo  $n$  y  $k$  valores enteros. El código  $s_m$  generado se puede representar con un fasor de la manera:

$$s_m = e^{j\phi_{n,k}} \quad (2.9)$$

## 2.2. Cadena de acondicionamiento

El proceso de acondicionamiento de las señales a la entrada del sistema sigue el esquema de la Figura 2.3 y puede subdividirse en tres grandes secciones: RF, el conversor ADC y el preprocesado. Las especificaciones del sistema son:

- Banda de entrada: 2 – 10 GHz.
- OL:  $f_{OL} = 6$  GHz.
- $BW_{FI}$  : 4 GHz.

El ADC empleado es el AD9689 y cuenta con[31]:

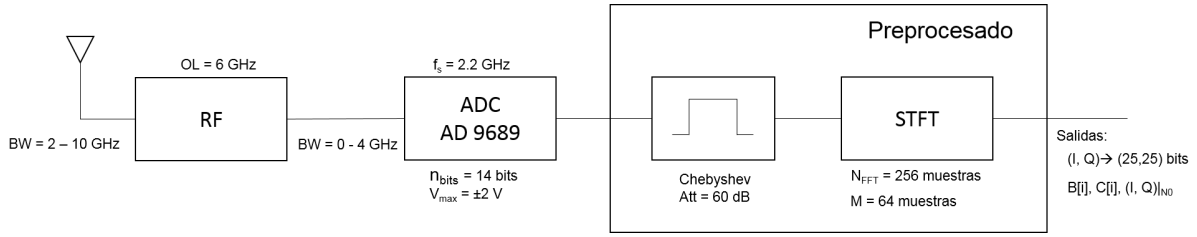


Figura 2.3: Esquema de la cadena de acondicionamiento de la señal. Se realiza una STFT a través de FFTs de 256 muestras con un desplazamiento de 64 muestras. A la salida de las tres etapas se dispone del valor de la señal (I,Q), el valor del ruido  $((I, Q)_{N0})$  y el canal de la FFT (C[i]) y la banda de frecuencia (B[i]) en los que se ha detectado la señal.

- Una frecuencia de muestreo:  $f_s = 2.2 \text{ GHz}$ .
- Número de bits:  $n_{bits} = 14$ .
- Bits que excita el ruido:  $n_{ruido} = 3$ .
- Fondo de escala:  $V_{max} = \pm 2 \text{ V}$ .
- Ancho de banda analógico:  $BW = 5 \text{ GHz}$ .

Una vez digitalizada la señal se le aplica un enventanado de Chebyshev de 60 dB de atenuación en la banda eliminada y, posteriormente, se le realiza una STFT (“Short-Time Fourier Transform”) mediante FFTs de  $L_{FFT} = 256$  muestras y un desplazamiento del 25 % ( $M = 64$  muestras). Finalmente, a la salida de la cadena de acondicionamiento se dispone de:

- La subbanda de frecuencia, ver Sección 2.2.2, en la que se recibe la señal codificada con una palabra de 3 bits.
- El bin de la FFT donde se encuentra el máximo, identificado a través del canal de la FFT,  $C[n]$ , con una palabra de 7 bits y 3 bits adicionales para mejorar la precisión.
- Valor de la FFT en dicho canal de la forma (I,Q) con (25,25) bits.
- Valor de la FFT en dicho canal cuando no se recibe señal, el cual permite calcular la relación señal a ruido existente, ver Sección 2.4.2.1.

### 2.2.1. RF y ADC

El módulo RF corresponde a un receptor superheterodino; es decir, utiliza un proceso de mezcla de frecuencias, con un oscilador local de  $f_{OL} = 6 \text{ GHz}$ , para adaptar las señales de entrada a una frecuencia intermedia más sencilla de digitalizar y procesar. Para el correcto funcionamiento del módulo se cuenta con un par de filtros que eliminan las señales no deseadas y reducen los niveles de ruido captados así como las señales espurias generadas en la mezcla. Estos filtros, Figura 2.4, son:

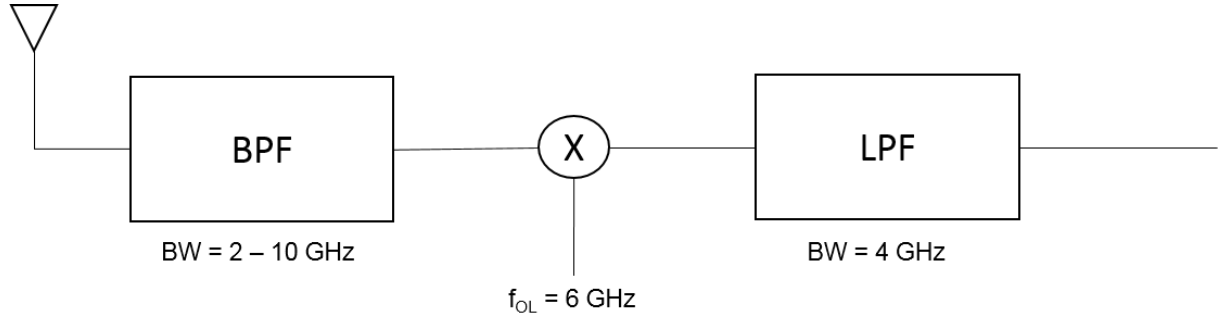


Figura 2.4: Esquema del módulo RF con  $BW = 8$  GHz de entrada y  $BW = 4$  GHz a la salida.

- Filtro paso banda FIR entre las frecuencias de 2 y 10 GHz.
- Filtro paso bajo FIR con frecuencia de corte de 4 GHz

En la Figura 2.5 se observan los resultados del proceso de acondicionamiento de una combinación de señales en el módulo RF.

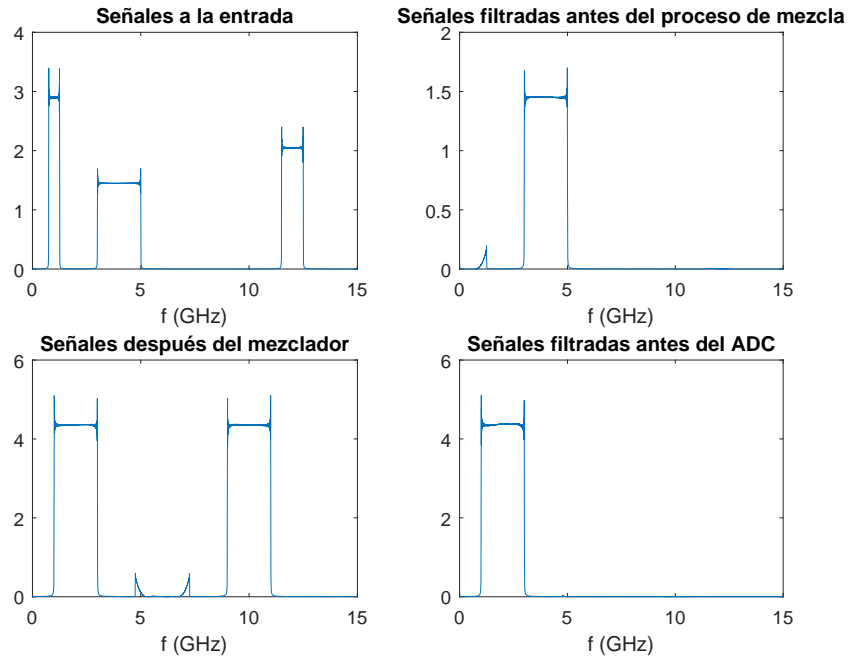


Figura 2.5: Evolución de una combinación de señales en las diferentes etapas del módulo RF.

No obstante, este proceso de mezcla produce un primer solapamiento en el espectro ya que traslada las señales de la banda de 2 a 10 GHz a la banda de 0 a 4 GHz. A su vez, la posterior digitalización de la señal a través del ADC de  $f_s = 2.2$  GHz vuelve a solapar las bandas del espectro dado que la frecuencia de las señales que se van a digitalizar puede ser mayor que  $f_s/2$ . Por ende, es necesario contar de manera paralela con un sistema DIFM (“Digital Instantaneous Frequency Measurement”) para resolver la ambigüedad en frecuencia.

### 2.2.2. Solapamiento de las bandas del espectro

Como ya se ha mencionado, tras el mezclador y el ADC se ha producido un solape en el espectro de frecuencias. Por ello, una de las entradas del sistema es la sub-banda,  $B[n]$ , de la señal calculada a través de la frecuencia dada por el DIFM.

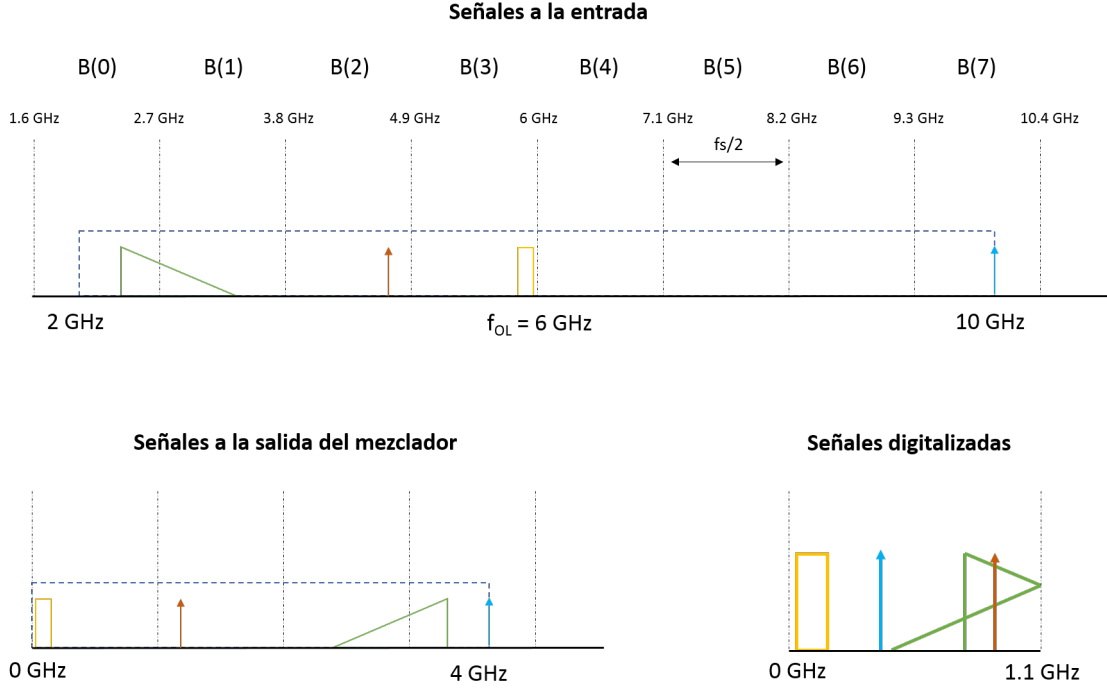


Figura 2.6: Definición de las subbandas dentro del rango de frecuencias y reajuste de frecuencia de las señales de entrada debido al acondicionamiento.

Se cuenta con 8 posibles subbandas (desde la banda 0, comenzando en la frecuencia  $f_{ini} = 1.6 \text{ GHz}$ , hasta la banda 7, finalizando con la frecuencia  $f_{fin} = 10.4 \text{ GHz}$ ).

La banda de frecuencias final, a la salida del ADC, está comprendida entre 0 y 1.1 GHz. Por esta razón, como se puede observar en la Figura 2.6, la frecuencia de las señales digitalizadas es creciente con los bins si originalmente se encontraban en una subbanda par, pero se torna decreciente si se encontraban en una subbanda impar.

### 2.2.3. DIFM

Para resolver la ambigüedad ocasionada por el solapamiento del espectro producido en el proceso de mezcla y posterior digitalización, se aplica la técnica DIFM que consiste en dividir la señal analógica recibida en dos ramas, aplicar un retardo analógico ( $\tau$ ) a una de las dos y posteriormente resolver la ambigüedad mediante la diferencia de fases entre ambas. La diferencia de fases entre ambas ramas es  $\Delta\Phi$  y debe cumplir que  $\Delta\Phi < \pi$  para que no haya ambigüedad en la medida. De esta manera, el retardo máximo que puede aplicarse es:

$$x_1(t) = e^{j(2\pi f_c t + \Phi_0)} \quad (2.10)$$

$$x_2(t) = x_1(t - \tau) = e^{j(2\pi f_c (t - \tau) + \Phi_0)} \quad (2.11)$$

$$\Delta\Phi = \Phi_1 - \Phi_2 = 2\pi f_c \tau \longrightarrow \tau < \frac{1}{2 \cdot f_{c,max}} = \frac{1}{2 \cdot 10GHz} = 50ps \quad (2.12)$$

siendo  $\tau = 40 \text{ ps}$  el valor utilizado. En la Figura 2.7 se representa un esquema de DIFM basado en un proceso de detección mediante la STFT.

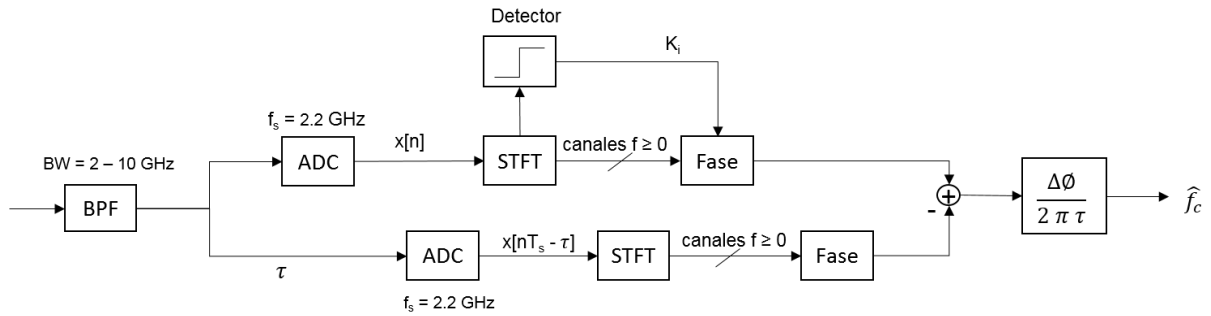


Figura 2.7: Esquema de DIFM basado en un proceso de detección mediante STFT.

## 2.3. Sistema de detección

Es necesario establecer un valor umbral o valor de referencia ( $th_d$ ) con el que se compare el nivel de señal a la salida de la FFT para limitar el número de falsas alarmas del sistema, así como para evitar el procesamiento de secuencias compuestas exclusivamente por ruido. Para ello, se puede modelar el problema de manera matemática mediante un test de hipótesis binario[32]:  $H_0$ , cuando el bin contiene solo ruido;  $H_1$  cuando el bin contiene una combinación de señal y ruido. De manera que:

$$|X[k]|^2 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} th_d \quad (2.13)$$

donde  $X[k]$  es el valor de la señal del bin  $k$  de la FFT ( $k = 0, 1, \dots, L_{FFT}/2 - 1$ ).

El ruido a la entrada se modela como una función gaussiana de media nula y varianza  $\sigma^2$  ( $N(0, \sigma^2)$ ). De esta manera, su intervalo de confianza del 99% incluye las muestras comprendidas en el intervalo  $[-3\sigma, 3\sigma]$  y dado que el número de bits que excita el ruido es de 3 bits,  $\sigma = 2.67\Delta Q$ , siendo  $\Delta Q$  el paso de cuantificación del ADC.

Por otro lado, para cada valor  $k$  se obtiene una variable aleatoria a la salida de la FFT, la cual, excepto para los valores específicos de  $k = 0$  y  $k = L_{FFT}/2$ <sup>1</sup>, se compone de dos variables aleatorias gaussianas de media nula. De esta manera, el módulo al cuadrado de

<sup>1</sup>Estos solo tienen parte real por lo que sus propiedades estadísticas son distintas al resto.

un bin de la FFT en la hipótesis  $H_0$  se modela como una variable aleatoria con distribución exponencial y potencia de ruido a la salida:

$$\sigma_q^2 = \sigma^2 \sum_{n=0}^{K-1} w_n^2[n] \quad (2.14)$$

donde  $\sigma^2$  es la potencia de ruido a la entrada y  $w_n[n] = w[n]/\sum w[n]$  la ventana de Chebychev normalizada para ganancia unidad[33].

Para estos canales, la probabilidad de que se produzca una falsa alarma en alguno de ellos ( $P_{FA,c}$ ) es equivalente a la probabilidad de que la variable aleatoria exponencial tome valores superiores al umbral,  $th_d$ :

$$P_{FA,c} = P(|x|^2 > th_d) = 1 - F(th_d) = e^{-\frac{th_d}{\sigma_q^2}} \quad (2.15)$$

Teniendo en cuenta todos los canales, y considerando que son independientes entre sí, la probabilidad de falsa alarma global ( $P_{FA,g}$ ), definida como la probabilidad de que se produzca una falsa detección en alguno de los bins analizados en la hipótesis  $H_0$  se puede expresar en función de la  $P_{FA,c}$  de la manera<sup>2</sup> [34]:

$$P_{FA,g} \approx \bigcup_{k=1}^{L_{FFT}/2-1} (P_{FA,c}) \approx \left( \frac{L_{FFT}}{2} - 1 \right) \cdot P_{FA,c} \quad (2.16)$$

Por último, para obtener estas probabilidades, es necesario calcular el umbral óptimo del detector. Para ello, se procede a utilizar un esquema como el de la Figura 2.8.

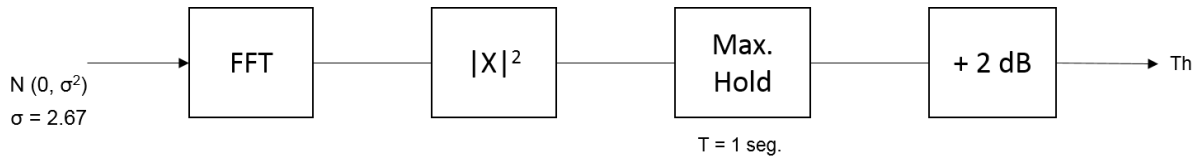


Figura 2.8: Esquema general utilizado para el cálculo del umbral de detección.  $\sigma$  representa el ruido de entrada normalizado por el intervalo de cuantificación del ADC,  $\Delta Q$ .

En él se introduce una componente de ruido a la entrada y se utiliza un módulo Max. Hold de periodo  $T = 1$  s que se encarga de almacenar un número,  $N$ , de bloques de señal de longitud 256 procesados en ese periodo, considerando el desplazamiento de 64 muestras entre bloques, en este caso:

$$N \approx \frac{f_s}{M} = \frac{2.2 \text{ Gmuestras/s}}{64} = 34,375,000 \text{ bloques en 1 segundo} \quad (2.17)$$

<sup>2</sup> Cuando se evalúa la  $P_{FA,g}$  sólo se tienen en cuenta los canales positivos de la FFT. Además, se supone que  $P_{FA,c} < 1$ .

Por tanto, en un segundo se tienen  $N$  bloques. Cada uno de ellos con un valor  $Y_i = |X_i|^2$  donde  $X_i$  es la amplitud obtenida a partir de la FFT. Entre ellos, se calcula el estadístico de orden máximo ( $Y_{max}$ )[35] y su esperanza ( $E[Y_{max}]$ )[36], de la forma:

$$Y_{max} = \max\{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\} \quad (2.18)$$

$$E[Y_{max}] = \sigma_q^2 \sum_{i=1}^N \frac{1}{i} \quad (2.19)$$

Finalmente, el umbral por canal corresponde con el valor de esta esperanza junto con un margen adicional de 2 dB, ver Figura 2.8, para optimizar las probabilidades de falsa alarma. En este trabajo se ha estimado un  $th_d = 1.2$  (normalizado respecto al intervalo de cuantificación del ADC) ( $P_{FA,c} \approx 4.55 \cdot 10^{-13}$  y  $P_{FA,g} \approx 5.79 \cdot 10^{-11}$ ). En el Anexo C se demuestra mediante simulación que el valor de umbral teórico (considerando independencia estadística) coincide aproximadamente con el valor de umbral simulado mediante la técnica de MonteCarlo.

### 2.3.1. Criterios de continuidad de pulso

A su vez, dentro del sistema de detección, es importante resaltar que el clasificador se ha diseñado con el objetivo de detectar pulsos radar. Por esta razón, se imponen una serie de criterios para interrumpir la detección o dividirla en detecciones independientes en ciertos casos, como cuando se haya analizado un pulso por completo o se reciban dos señales consecutivas con un amplio salto de frecuencia entre ellas. Estos requisitos para la continuidad de detección del pulso son:

- Salto en frecuencia,  $S$ , menor o igual que cuatro bins en detecciones consecutivas.
- Caída en potencia menor o igual a 6 dBs de una FFT a la siguiente.
- Suma de la caída en potencia en dos FFTs consecutivas menor o igual que 6 dBs.

En la Figura 2.9 se ejemplifican estas tres situaciones por separado. No obstante, la condición de salto de canal también podría ocasionar errores en la detección de señales cuyas frecuencias varíen rápidamente con el tiempo. El salto de frecuencia máximo  $S$ , corresponde con cuatro bins de la FFT, por tanto el desplazamiento máximo en frecuencias entre FFTs consecutivas es:

$$\Delta f_{max} = \frac{S \cdot f_s}{L_{FFT}} = 34.375 \text{ MHz} \quad (2.20)$$

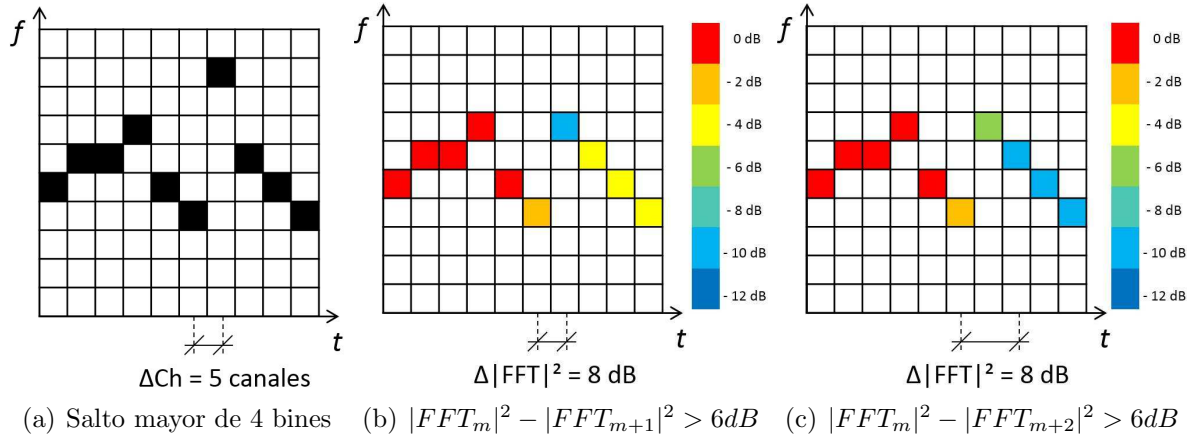


Figura 2.9: Ejemplos de pulsos no válidos debido a las tres diferentes criterios. Representación tiempo-frecuencia tras el sistema de detección.

## 2.4. Descripción del AMC

### 2.4.1. Modelo de clasificación global

El esquema del clasificador aparece en la Figura 2.10. Las señales que han cumplido los criterios de detección y continuidad especificados son subdivididas en tramas de longitud constante ( $N_B$  muestras por trama). Estas tramas se analizarán de manera individual, extrayendo sus estadísticos y clasificando cada una de ellas por separado. Las ventajas de esta subdivisión son:

- simplificaciones a la hora de la implementación hardware (FPGA).
- cálculo más rápido y eficiente, desde el punto de vista computacional, de los estadísticos de la señal.

Se han estudiado varias longitudes  $N_B \in \{128, 256, 512\}$  seleccionando finalmente la opción de  $N_B = 256$  muestras. En el Anexo D queda reflejado dicho análisis.

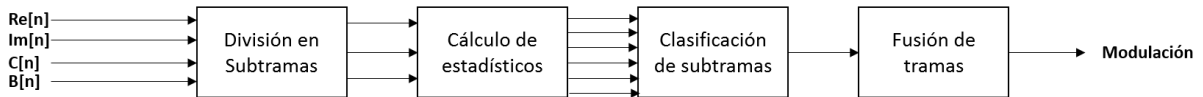


Figura 2.10: Esquema del funcionamiento por bloques del AMC. Las entradas del sistema son el valor de la señal dado por la FFT en parte real e imaginaria ( $Re[n]$  e  $Im[n]$ ), el canal de la FFT donde se ha recibido la señal ( $C[n]$ ) y la subbanda de la señal dada por el DIFM ( $B[n]$ ).

Sin embargo, este proceso de subdivisión conlleva un paso adicional en el que se han de evaluar de manera conjunta las clasificaciones de cada trama de una misma señal.



Para ello, se dispone de  $L_T$  bloques, que corresponde con el número total de bloques en los que se ha dividido la señal, cada uno de ellos clasificado de manera individual como NM, LFM, FSK o PSK. Por ello, se analizará el número de bloques con cada tipo de modulación ( $L_{NM}$ ,  $L_{LFM}$ ,  $L_{FSK}$ ,  $L_{PSK}$ ) dando así lugar a la clasificación final con la siguiente estructura (ver Figura 2.11):

- NM: si todos los bloques son clasificados como NM.
- Si al menos hay un bloque que no se clasifique como NM, los bloques NM dejan de tenerse en cuenta y la señal se clasifica como:
  - LFM: si la mayoría de los bloques son LFM.
  - FSK: si la mayoría de los bloques son FSK.
  - PSK: si la mayoría de los bloques son PSK.

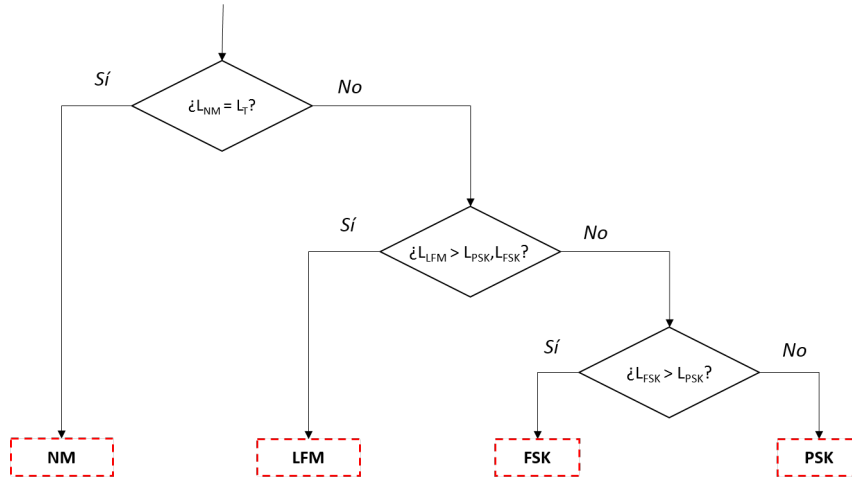


Figura 2.11: Clasificación final global basada en un árbol jerárquico de decisión (HDT).  $L_{NM}$ ,  $L_{LFM}$ ,  $L_{FSK}$  y  $L_{PSK}$  hacen referencia a la cantidad de bloques clasificados como de tipo NM, LFM, FSK y PSK respectivamente y  $L_T$  es el conjunto de todos los bloques.

Si la modulación detectada es de tipo LFM, se realiza una sub-clasificación para distinguir entre ascendente, descendente o triangular, Figura 2.12. Para ello, es necesario recurrir al signo de la pendiente de cada uno de los bloques analizados ( $\alpha_k$ ). Si todos los bloques tienen pendiente positiva se subclasifica como LFM ascendente, si todos la tienen negativa como LFM descendente y si unos bloques tienen pendiente ascendente y otros descendente, la señal se subclasifica como LFM triangular 'A' o 'V' estudiando la pendiente,  $\alpha_1$ , del primer bloque de la señal.

Por otro lado, si la modulación detectada es de tipo MPSK, se realiza una subclasificación para distinguir su orden M. Para ello, los bloques clasificados como PSK,  $L_{PSK}$ , se subdividen en el número de bloques clasificados con cada orden de modulación,  $L_{2PSK}$ ,  $L_{4PSK}$  y  $L_{MPSK}$ . Esta subclasificación puede realizarse siguiendo dos esquemas diferentes, la comparativa entre ambos queda reflejada en el Anexo E. Finalmente, el esquema utilizado es (ver Figura 2.13):

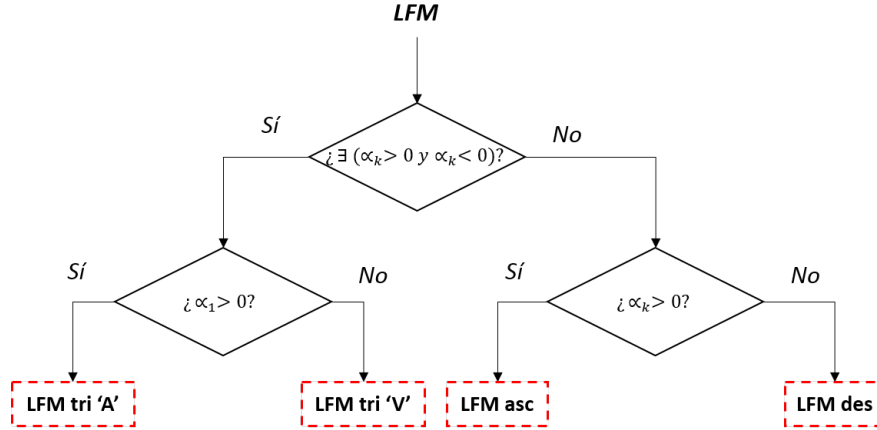


Figura 2.12: Sub-Clasificación final LFM basada en HDT. Primero se separan las normales de las triangulares y posteriormente se subclasifican en ambos casos en ascendentes o descendentes y 'A' o 'V' respectivamente.

- 2-PSK: Si la mayoría de los bloques son clasificados como 2-PSK.
- 4-PSK: Si la mayoría de los bloques son clasificados como 4-PSK.
- M-PSK ( $M \geq 8$ ): Si la mayoría de los bloques son clasificados como M-PSK ( $M \geq 8$ ).

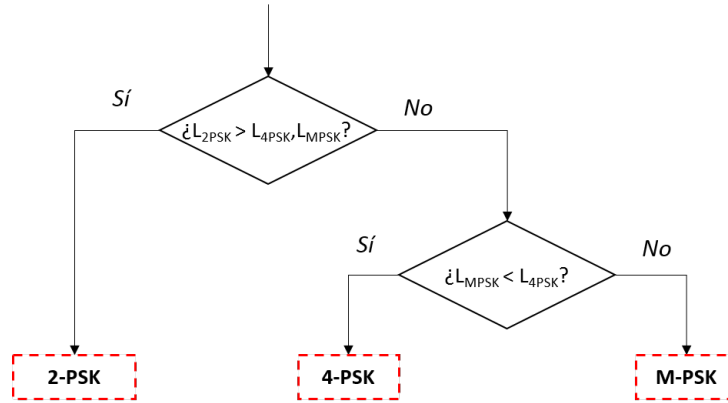


Figura 2.13: Sub-Clasificación final PSK basada en HDT.  $L_{2PSK}$ ,  $L_{4-PSK}$  y  $L_{M-PSK}$  hacen referencia a la cantidad de bloques clasificados como de tipo 2-PSK, 4-PSK y M-PSK con  $M > 8$  respectivamente.

### 2.4.2. Estimación de parámetros y estadísticos de las subtramas

El proceso, que comienza con el cálculo de los parámetros de las subtramas y finaliza con la extracción de sus estadísticos, puede subdividirse en cuatro grandes bloques, como se aprecia en la Figura 2.14, que corresponden con:

- **Estimación de la relación señal a ruido ( $SNR$ ) (Apartado 2.4.2.1).** A partir del módulo o amplitud ( $A[n]$ ) del valor de la FFT en el canal donde se encuentra el máximo de la señal y el módulo de ese mismo canal instantes anteriores, antes de la detección de la señal, cuando solo había ruido ( $A[n - R]$ ).
- **Estimación y correcciones de la frecuencia instantánea ( $f_i$ ) (Apartados 2.4.2.2, 2.4.2.3 y 2.4.2.4).** A partir de la fase ( $\phi[n]$ ) y el número de canal ( $C[n]$ ), obtenidos a través de la FFT, y la sub-banda en la que se ha recibido la señal ( $B[n]$ ), dada por el DIFM.
- **Estimación de la frecuencia de portadora ( $f_c$ ) (Apartado 2.4.2.5).** A partir de la frecuencia instantánea ( $f_i$ ) estimada.
- **Estimación de estadísticos (Apartado 2.4.2.6).** Se obtienen la kurtosis ( $\gamma_K$ ) y la varianza ( $\gamma_V$ ) de la frecuencia instantánea estimada, y, de forma paralela, a partir de la integral de dicha frecuencia se calcula la fase instantánea de la señal. A la fase se le calcula el error respecto a su aproximación lineal ( $\gamma_{NM}$ ) y el error respecto a su aproximación cuadrática ( $\gamma_{LFM}$ ). A continuación se multiplica por dos y por cuatro, se desenrollan ambas y se calculan sus errores respecto a la aproximación lineal ( $\gamma_{2PSK}$  y  $\gamma_{4PSK}$  respectivamente).

#### 2.4.2.1. Estimación de la relación señal a ruido

En casi la totalidad de los casos, los valores de los estadísticos de las señales dependen de su relación señal a ruido (SNR). Esto significa que las prestaciones del clasificador mejoran si los umbrales dependen de la SNR de las señales. En otras palabras, una estimación de la SNR permite mejorar considerablemente la probabilidad de correcta clasificación de todas las modulaciones.

Para ello, es necesario disponer del módulo o amplitud ( $A[n]$ ) del valor de la FFT en el canal donde se encuentra el máximo de la señal y el módulo de ese mismo canal instantes anteriores, antes de la detección de la señal, cuando solo había ruido ( $A[n - R]$ ), estimando la SNR como:

$$SNR = \frac{\sum_{n=0}^{N_B-1} \frac{|A[n]|^2}{N_B}}{|A[n - R]|^2} \quad (2.21)$$

donde  $N_B$  corresponde con el número total de muestras de la subtrama analizada.

#### 2.4.2.2. Cálculo de la frecuencia instantánea

En este trabajo todos los estadísticos que se emplean en la clasificación de modulaciones, así como otros parámetros como la frecuencia de portadora ( $f_c$ ) se basan en el cálculo

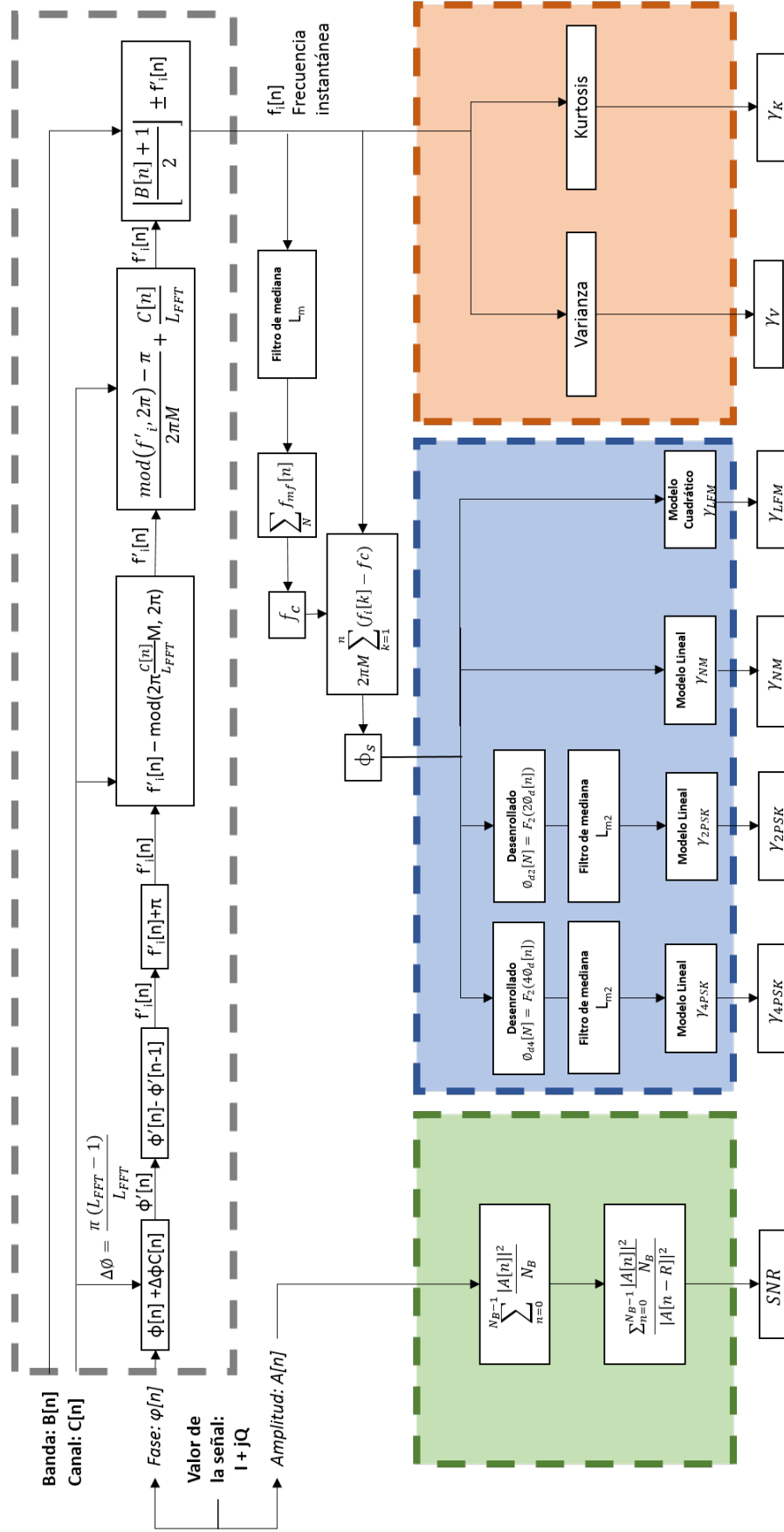


Figura 2.14: Esquema general del proceso de extracción de parámetros y estadísticos del AMC por subtrama.

de  $f_i$ . El desarrollo completo teórico de la estimación de la frecuencia instantánea está detallado en [6].

Es cierto que la propia STFT de detección facilita una estimación de la frecuencia de la señal procesada, de tal forma que se puede concluir que la frecuencia de una señal es la frecuencia central del canal en el que haya obtenido:

$$f_k = \frac{C[n]}{L_{FFT}} \quad (2.22)$$

donde  $C[n]$  es el canal de la FFT,  $L_{FFT}$  la longitud de la FFT y  $f_k$  la frecuencia central del canal normalizada por la frecuencia de muestreo  $f_s$ .

No obstante, para poder obtener la frecuencia de una señal con mejor precisión, es necesaria la utilización de la fase de las FFTs y la expresión teórica del cálculo de la frecuencia a partir de la fase cuando existe diezmado:

$$f_i[M(n+1)] = \left\{ \frac{1}{M} \cdot \left( \frac{\phi[M(n+1)] - \phi[Mn]}{2\pi} \right) \right\}_{[-\frac{1}{2M}, \frac{1}{2M}]} \quad (2.23)$$

donde  $\phi[\cdot]$  corresponde con la fase instantánea de la STFT en instantes consecutivos dado un desplazamiento o diezmado de la STFT,  $M$ , y la  $f_i$  está normalizada por la frecuencia de muestreo.

El rango  $[-1/2M, 1/2M]$  corresponde al margen no ambiguo de medida de la frecuencia instantánea. De esta manera, obteniendo un máximo, a través de la STFT, en un canal con frecuencia central  $f_k$ ,  $f_i$  está limitada entre los valores  $[f_k - 1/2M, f_k + 1/2M]$ .

Ahora bien, realizar la STFT a través de FFTs solapadas produce una discrepancia entre las expresiones teóricas y prácticas en su realización. Esto produce una disparidad entre las diferencia de fase en celdas temporales consecutivas en un mismo canal ( $k$ ). En [6] se ejemplifica esta diferencia en las frecuencias obtenidas utilizando un tono digital de frecuencia normalizada de  $N$  muestras:

$$x[m] = e^{j2\pi f m} \quad m = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (2.24)$$

Obteniendo en cada caso las expresiones para los instantes  $n$  y  $n+1$ :

$$f_i[M(n+1)]_{STFT} = \frac{1}{M} \left\{ \frac{2\pi(f - f_k)M}{2\pi} \right\} \quad (2.25)$$

$$f_i[M(n+1)]_{FFT} = \frac{1}{M} \left\{ \frac{2\pi(f - f_k)M + 2\pi f_k M}{2\pi} \right\} \quad (2.26)$$

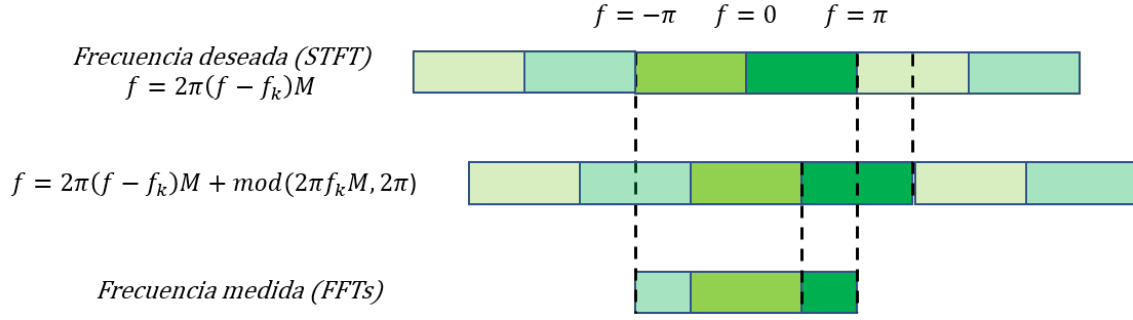


Figura 2.15: Error, en el eje digital, de la estimación de la frecuencia instantánea por la realización de la STFT a través de FFTs con un desplazamiento de  $M$  muestras entre ellas.  $\text{mod}(x, y)$  equivale al resto entre  $x$  e  $y$ .

Con las ecuaciones 2.23, 2.25 y 2.26, se puede observar que un factor de diezmado,  $M$ , produce modificaciones en el margen no ambiguo y añade un término adicional de error por la realización práctica de la STFT mediante FFTs. A este respecto, véase la Figura 2.15 en la que está esquematizado el proceso por el que la pulsación digital normalizada ideal de la STFT incluye en su intervalo entre  $[-\pi, \pi)$  el término de error introducido por las FFTs. A su vez, en la Figura 2.14 puede observarse el proceso inverso con el cual se compensa dicho error, se limita la frecuencia a su margen no ambiguo y se traslada la señal al canal de detección de la FFT.

#### 2.4.2.3. Corrección de $f_i$ por salto de canal

Por otro lado, la fase de salida de las FFTs depende del canal en el que se haya detectado la señal. Esta es la razón por la que un cambio de canal entre FFTs sucesivas requiere de una corrección en el cálculo de la frecuencia instantánea. En [8] se estudia la fase que introduce cada filtro de la FFT y se obtiene que esta fase es:

$$\Delta\phi(s) = C[n] \frac{\pi(L_{FFT} - 1)}{L_{FFT}} \quad (2.27)$$

donde  $C[n]$  corresponde al canal de la FFT y  $L_{FFT}$  al tamaño de la FFT en muestras.

De esta forma, como puede observarse en la Figura 2.14, para la correcta obtención de la frecuencia instantánea en el proceso de su cálculo es necesario eliminar la dependencia entre el canal de detección y la fase dada por la FFT. Para ello a la fase obtenida se le suma el incremento de fase introducido por su canal, para que en el proceso de derivación con el que se obtiene la frecuencia se compense la fase introducida por el salto de canal.

#### 2.4.2.4. Corrección de $f_i$ por sub-banda

Como se ha descrito en la Sección 2.2.2 y se puede apreciar en la Figura 2.16, la sub-banda ( $B[n]$ ) en la que se detecta la señal influye en la frecuencia que se va a estimar. La razón de

esta influencia es que el número de canal proporcionado por la FFT, valores entre 0 y 127, es relativo a una sub-banda; es decir, la frecuencia instantánea que puede obtenerse sin considerar la sub-banda está limitada entre 0 y  $f_s/2$ , siendo  $f_s$  la frecuencia de muestreo. Por este motivo, en las sub-bandas pares la frecuencia es creciente con los bins pero en las sub-bandas impares la frecuencia se torna decreciente con los bins.

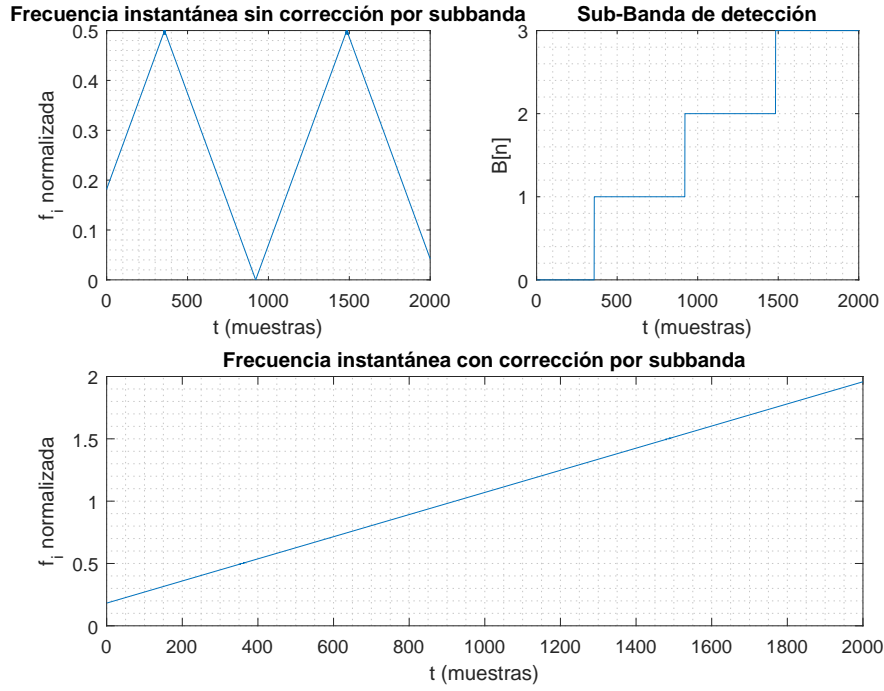


Figura 2.16: Frecuencia instantánea de una señal LFM ascendente de  $f_0 = 4 \text{ GHz}$  y  $\text{BW} = 4 \text{ GHz}$  antes y después de su corrección por banda y sub-banda en la que se ha detectado la señal.

El procedimiento a seguir es que, tras obtener la frecuencia instantánea sin tener en cuenta la sub-banda a la que pertenece, se le aplique la siguiente rectificación:

- En las sub-bandas pares:

$$f_{i,corr}[n] = \left\lfloor \frac{B[n] + 1}{2} \right\rfloor + f_i[n] \quad (2.28)$$

- En las sub-bandas impares:

$$f_{i,corr}[n] = \left\lfloor \frac{B[n] + 1}{2} \right\rfloor - f_i[n] \quad (2.29)$$

donde  $\lfloor x \rfloor$  corresponde a la función  $\text{floor}(x)$ , que trunca los decimales de  $x$  obteniendo un número entero,  $f_i[n]$  a la frecuencia instantánea antes de la corrección y  $B[n]$  a la subbanda de frecuencias con valores enteros  $B[n] \in \{0, 1, \dots, 7\}$ .

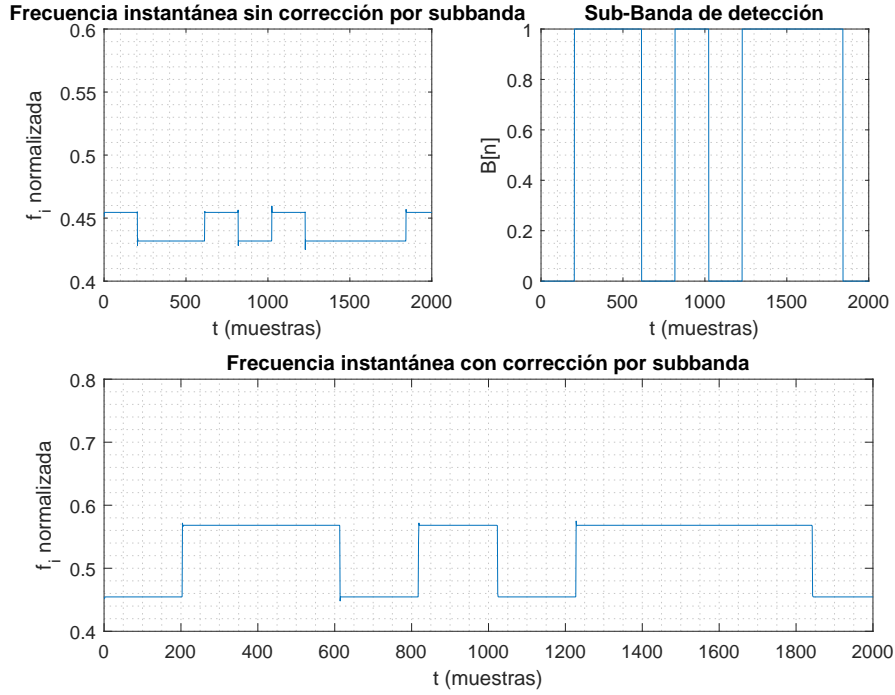


Figura 2.17: Frecuencia instantánea de una señal FSK con  $f_0 = 2.6 \text{ GHz}$  y con un salto de frecuencia  $\Delta f = 250 \text{ kHz}$  antes y después de corregir y sub-banda en la que se ha detectado la señal.

Las señales que pueden verse especialmente afectadas son principalmente aquellas cuya frecuencia instantánea varíe con el tiempo como las LFM. En la Figura 2.16 se puede observar la evolución de la frecuencia instantánea de una señal LFM ascendente de  $f_0 = 4 \text{ GHz}$  y  $\text{BW} = 4 \text{ GHz}$  que recorre las sub-bandas 0, 1, 2 y 3.

No obstante, señales FSK y PSK cercanas a alguno de los extremos de una sub-banda también pueden ser afectadas por el cambio de banda. Por ejemplo, los símbolos de una señal FSK con  $f_0 = 2.6 \text{ GHz}$  y con un salto de frecuencia  $\Delta f = 250 \text{ kHz}$  sin corrección por sub-banda estarían invertidos y el salto en frecuencia mermado, ver Figura 2.17.

#### 2.4.2.5. Cálculo de la frecuencia de portadora ( $f_c$ )

La frecuencia de portadora se obtiene a partir de la frecuencia instantánea. Para ello, debido a su especial importancia para las señales de tipo PSK, es conveniente filtrar la frecuencia instantánea con un filtro de mediana para eliminar los picos en frecuencia que se producen en los saltos de fase[6], ver Figura 2.18.

Un filtro de mediana de longitud  $L_m$  toma en cada instante temporal las  $\lfloor L_m/2 \rfloor$  muestras de los instantes anteriores y las  $\lfloor L_m/2 \rfloor$  muestras de los instantes posteriores devolviendo como resultado su mediana. Siendo  $\lfloor x \rfloor$  la función *floor*( $x$ ).



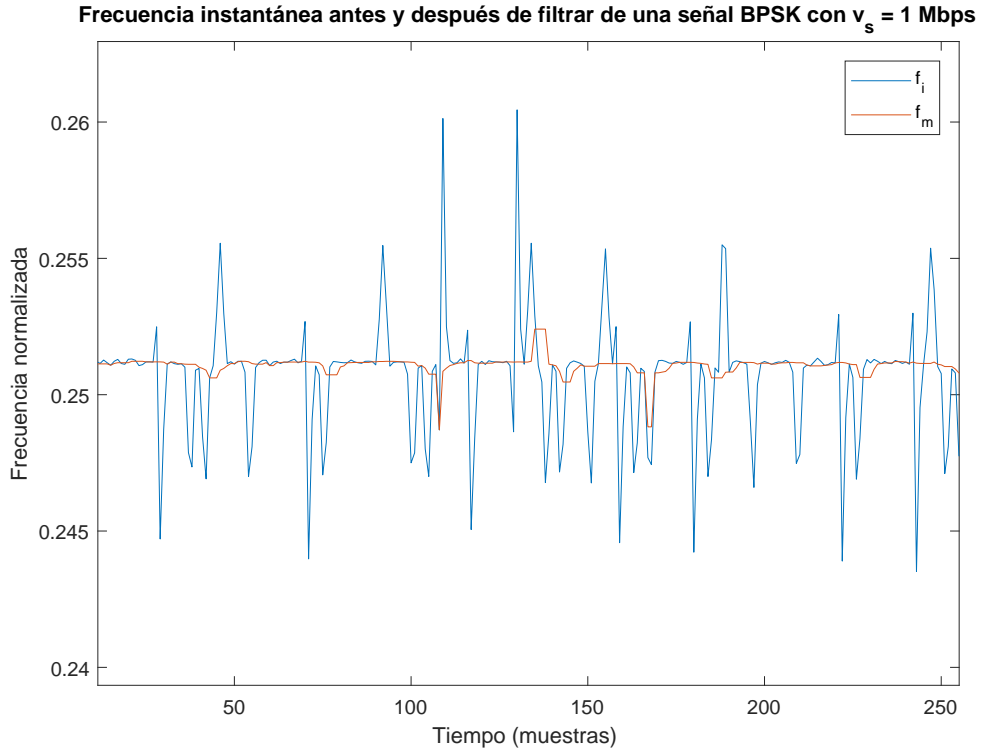


Figura 2.18: Frecuencia instantánea de una señal BPSK con  $v_s = 1 \text{ Msimb/s}$  antes ( $f_i$ ) y después del filtrado de mediana ( $f_m$ ).

Por lo tanto, para su correcto funcionamiento, el filtro de mediana debe tener una longitud  $L_m$  mínima mayor que el doble de la duración de los picos de frecuencia. En este caso, con picos largos de duración de dos o tres muestras y un desplazamiento entre FFTs del 25 %, la longitud del filtro de mediana debe ser como mínimo de  $1 + (5 \cdot 2) = 11$  muestras. Sin embargo, se han analizado una serie de valores inferiores que ofrezcan buenos resultados eliminando las discontinuidades en señales MPSK y así agilizar el proceso de filtrado (ver Anexo F). Finalmente, la longitud escogida es  $L_m = 9$ .

Por último, para obtener la frecuencia de portadora, se promediará la frecuencia instantánea filtrada. Para ello, dada la necesidad de trabajar en tiempo real, es conveniente realizar un promedio de valor reducido y constante que minimice la carga computacional y permita obtener la frecuencia central sin necesidad de analizar el bloque completo. A su vez, se establecerá un número de muestras de guarda de  $(L_m + 1)/2$ , al comienzo de cada trama, para evitar errores adicionales introducidos por el filtro de mediana. En este proyecto se utilizará un promediado de  $L_{fc} = 16$  muestras para el cálculo de la  $f_c$ .

Con todo, el valor utilizado es un compromiso, dado que reducir el valor del promediado de la frecuencia instantánea filtrada para el cálculo de la  $f_c$  implica aumentar la varianza del error en su estimación[37].

### 2.4.2.6. Estimación de estadísticos

Los estadísticos, que conforman el árbol de decisión jerárquica, empleados en cada una de las tramas son los siguientes:

**a)** La varianza de  $f_i[n]$ :

$$\gamma_V = \frac{1}{N_B} \sum_{n=0}^{N_B-1} (f_i[n] - \hat{\mu}_{f_i})^2 \quad (2.30)$$

donde  $\hat{\mu}_{f_i}$  es la media de  $f_i[n]$  y  $N_B$  el número total de muestras de una trama.

**b)** La kurtosis de  $f_i[n]$ :

$$\gamma_K = \frac{1}{\gamma_V^2} \cdot \frac{1}{N_B} \sum_{n=0}^{N_B-1} (f_i[n] - \hat{\mu}_{f_i})^4 \quad (2.31)$$

donde  $\gamma_V$  es la varianza,  $\hat{\mu}_{f_i}$  es la media de  $f_i[n]$  y  $N_B$  el número total de muestras de una trama.

Por otro lado, la evolución de la fase instantánea obtenida a partir de las FFTs depende en gran medida del canal de detección y de los errores que se producen en el desenrollado. Por ende, dado que el algoritmo empleado para la estimación de la frecuencia instantánea ( $f_i[n]$ ) es robusto y no está sujeto a estos errores (ver Sección 2.4.2.2), se puede obtener la evolución de la fase ( $\phi_s[n]$ ) a partir de la frecuencia normalizada por  $f_s$  y demodulada:

$$\phi_s(t) = 2\pi \int (f_i(t) - f_c) dt \rightarrow \phi_s[n] = 2\pi M \sum_{k=1}^n (f_i[k] - f_c) \quad (2.32)$$

donde es necesario tener en consideración el diezmado o desplazamiento entre FFTs de  $M$  muestras y la frecuencia de portadora  $f_c$ .

A partir de esta fase, obtenida a través de la integral de la frecuencia instantánea, se extraen, en cada subtrama de longitud  $N_B$ , una serie de estadísticos mediante el error cuadrático medio (MSE) entre:

**a)**  $\phi_s[n]$  y su aproximación lineal mediante el método de mínimos cuadrados[6]:

$$\gamma_{NM} = \frac{1}{N_B} \sum_{n=0}^{N_B-1} (\phi_s[n] - a_{NM}n - b_{NM})^2 \quad (2.33)$$

donde  $a_{NM}$  y  $b_{NM}$  son los coeficientes de la aproximación lineal y  $\phi_s[n]$  es la evolución de la fase obtenida a partir de la frecuencia instantánea.

- b)**  $\phi_s[n]$  y su aproximación cuadrática mediante el método de mínimos cuadrados[7]:

$$\gamma_{LFM} = \frac{1}{N_B} \sum_{n=0}^{N_B-1} (\phi_s[n] - a_{LFM}n^2 - b_{LFM}n - c_{LFM})^2 \quad (2.34)$$

donde  $a_{LFM}$ ,  $b_{LFM}$  y  $c_{LFM}$  son los coeficientes de la aproximación cuadrática y  $\phi_s[n]$  es la evolución de la fase obtenida a partir de la frecuencia instantánea. A su vez, se calcula el MSE entre  $f_i$  y su aproximación lineal, para obtener el coeficiente de primer orden  $a$  que representa la estimación de la pendiente de la frecuencia de la señal.

- c)**  $\phi_s[n]$  multiplicada por dos y desenrollada, y su aproximación lineal:

$$\gamma_{2PSK} = \frac{1}{N_B} \sum_{n=0}^{N_B-1} (\phi_{s,2}[n] - a_{2PSK}n - b_{2PSK})^2 \quad (2.35)$$

donde  $a_{2PSK}$  y  $b_{2PSK}$  son los coeficientes de la aproximación lineal.  $\phi_{s,2}$  es la fase  $\phi_s$  multiplicada por dos y desenrollada:

$$\phi_{s,2}[n] = F(2\phi_s[n], \phi_{s,2}[n-1])$$

siendo  $F(\phi_1, \phi_2)$  la función de desenrollado que se encarga de sumar a  $\phi_1$  un múltiplo de  $2\pi$  de tal forma que la diferencia con  $\phi_2$  sea, en valor absoluto, menor que  $\pi$ . A su vez, cuando  $\phi_1$  y  $\phi_2$  no han sido medidas en el mismo canal de detección  $F_2$  mantiene la fase anterior dado que pueden producirse errores en el desenrollado en señales PSK con saltos de fase asociados a saltos de canal.

- d)**  $\phi_s[n]$  multiplicada por cuatro y desenrollada, y su aproximación lineal:

$$\gamma_{4PSK} = \frac{1}{N_B} \sum_{n=0}^{N_B-1} (\phi_{s,4}[n] - a_{4PSK}n - b_{4PSK})^2 \quad (2.36)$$

donde  $a_{4PSK}$  y  $b_{4PSK}$  son los coeficientes de la aproximación lineal.  $\phi_{s,4}[n]$  es la fase  $\phi_s$  multiplicada por cuatro y desenrollada:

$$\phi_{s,4}[n] = F(4\phi_s[n], \phi_{s,4}[n-1]) \quad (2.37)$$

siendo  $F(\phi_1, \phi_2)$  la misma función que la utilizada para  $\gamma_{2PSK}$ .

### 2.4.3. Clasificación de las subtramas

El este apartado se van a estudiar los diferentes valores de los estadísticos dependiendo del tipo de señal con la que se obtienen y, posteriormente, como clasificar las señales a

partir de estos. Para ello, primero se estudiarán las señales principales: NM, LFM, FSK y PSK. Una vez analizadas, se estudiarán las condiciones para la clasificación de señales LFM triangulares, escalonadas y el orden de modulación de las señales PSK.

#### 2.4.3.1. Separación de señales NM y LFM

Dado que la frecuencia instantánea de un pulso sin modulación es constante, su fase instantánea sigue una función lineal con el tiempo. Esto implica que el estadístico  $\gamma_{NM}$ , el error cuadrático medio entre  $\phi_s[n]$  y su aproximación lineal, debe ser menor para las señales NM que para el resto. Este criterio sirve para realizar la primera separación entre tipos de señales (Figura 2.19).

Sin embargo, surge un problema al intentar discernir entre señales NM y LFM puesto que las primeras son un caso particular de LFM con un chirp rate  $\alpha = 0$ . Lo que quiere decir que la distancia entre las señales NM y LFM, definida como la diferencia entre los valores del estadístico  $\gamma_{NM}$  de ambos tipos de señales, aumenta con el valor absoluto de la pendiente.

A su vez, la distancia respecto a las señales de tipo PSK y FSK aumenta con el periodo de símbolo ( $T_s$ ). A medida que  $T_s$  aumenta ( $v_s$  disminuye) las señales PSK y FSK pueden ser clasificadas como de tipo NM, ya que al no producirse cambios de símbolo en el periodo de observación se confunden con pulsos sin modulación.

Por otro lado, como la  $f_i[n]$  de las señales LFM es una función lineal, la evolución de la fase de dichas señales es una función cuadrática. Esto implica que el MSE de  $\phi_s[n]$  con respecto a su aproximación cuadrática ( $\gamma_{LFM}$ ) debe ser menor para las señales LFM que para el resto, lo que corresponde con el segundo criterio de separación entre tipos de señales (Figura 2.19).

#### 2.4.3.2. Separación de señales PSK y FM

Una vez extraídas las señales NM y LFM del resto, es necesario separar las señales PSK de las FSK. Para ello se empleará los estadísticos  $\gamma_k$  y  $\gamma_v$ . La kurtosis es una medida que determina la forma de una fdp, de modo que una kurtosis mayor indica que existen valores tanto muy cerca como muy lejos de la media. Por lo tanto, las señales PSK tendrán valores de kurtosis de su  $f_i[n]$  superiores a las señales FSK dado que las primeras tienen una mayor concentración de valores muy cerca de la media de la distribución, pero también valores alejados en los picos de frecuencia producidos en las transiciones de símbolo. Por este motivo el valor de kurtosis en este tipo de señales es directamente proporcional a su periodo de símbolo (Figura 2.20).

En cuanto a las señales FSK lo primero a tener en cuenta es que los requisitos para continuidad de pulso establecen que se interrumpa la detección cuando se produzca un salto mayor estricto de cuatro bins en detecciones consecutivas. Esto implica que el clasificador interrumpirá la detección cuando la excursión de la frecuencia en este tipo de modulación supere el valor de  $4/L_{fft}$ , siendo  $L_{fft}$  la longitud de la FFT de detección. En

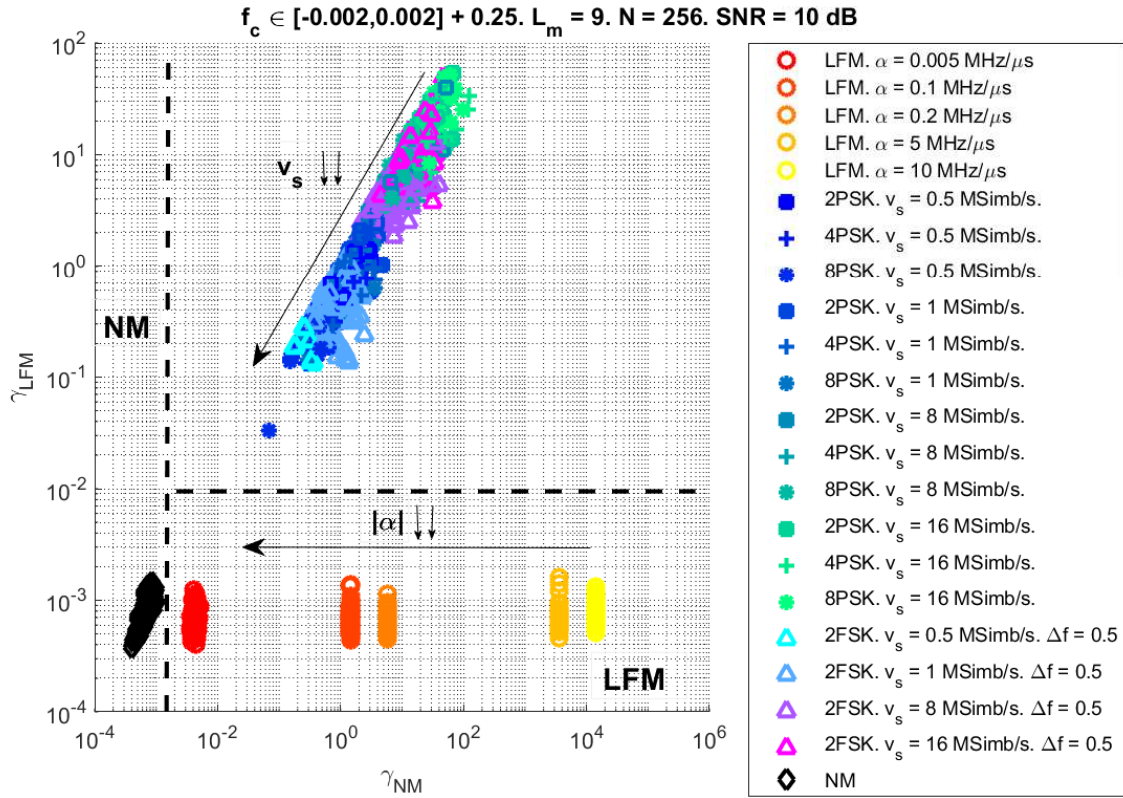


Figura 2.19: Representación de los estadísticos  $\gamma_{NM} - \gamma_{LFM}$ . Áreas de clasificación de señales NM y LFM delimitadas por sus umbrales de separación.

este caso, la excursión máxima de frecuencia, normalizada respecto a  $f_s$ , queda definida por el valor:

$$\Delta f = \frac{4}{L_{FFT}} = 0.0156 \quad (2.38)$$

A su vez, señales con  $T_s$  pequeños y alta  $\Delta f$  pueden clasificarse de manera incorrecta como M-PSKs, especialmente con bajas SNRs.

En cuanto a las señales PSK, sucede lo mismo que con las FSK, tiempos de símbolo suficientemente bajos son los más propensos a confundirse en la clasificación.

#### 2.4.3.3. LFM triangulares

Las LFM triangulares están formadas por la combinación de dos LFM con pendientes  $\alpha_i$  de signo opuesto. Por lo tanto, su clasificación como LFM está condicionada por la subdivisión en tramas de la señal, ver Figura 2.21, ya que cada una de las tramas puede clasificarse de manera individual como:

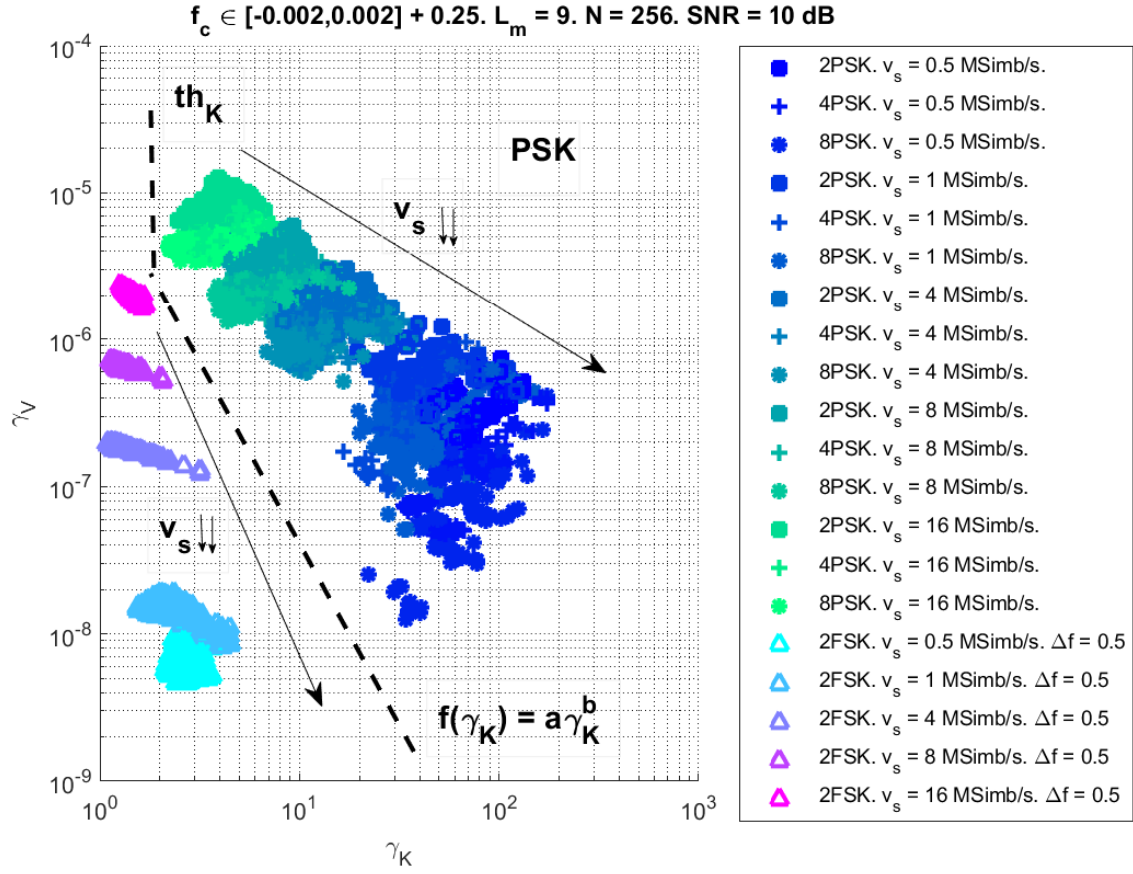


Figura 2.20: Representación de los estadísticos  $\gamma_K - \gamma_V$ . La zona de clasificación PSK queda delimitada por el umbral  $th_K$  y la ecuación  $f(\gamma_K) = a\gamma_K^b$ .  $\Delta f$  está normalizado respecto a la velocidad de símbolo  $v_s$ .

Subdivisión de la señal en tres tramas de  $N_B$  muestras tras FFT

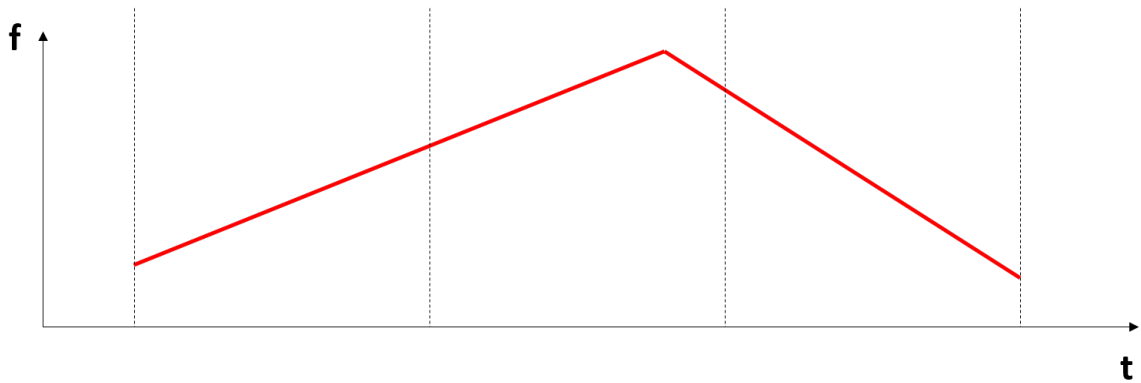


Figura 2.21: Representación de una señal triangular de tipo 'A' con tres bloques de  $N_B$  muestras tras la FFT.

- LFM: cuando la trama contiene un fragmento de señal con únicamente una sección de LFM, ya sea descendente o ascendente.
- Otra: principalmente FM o PSK, cuando la trama incluye el cambio de pendiente entre ambas LFM. La Figura 2.22 muestra el incremento de valor en el estadístico  $\gamma_{LFM}$  en este tipo de tramas y como, solamente en muy contadas ocasiones, esta llega a clasificarse como LFM.

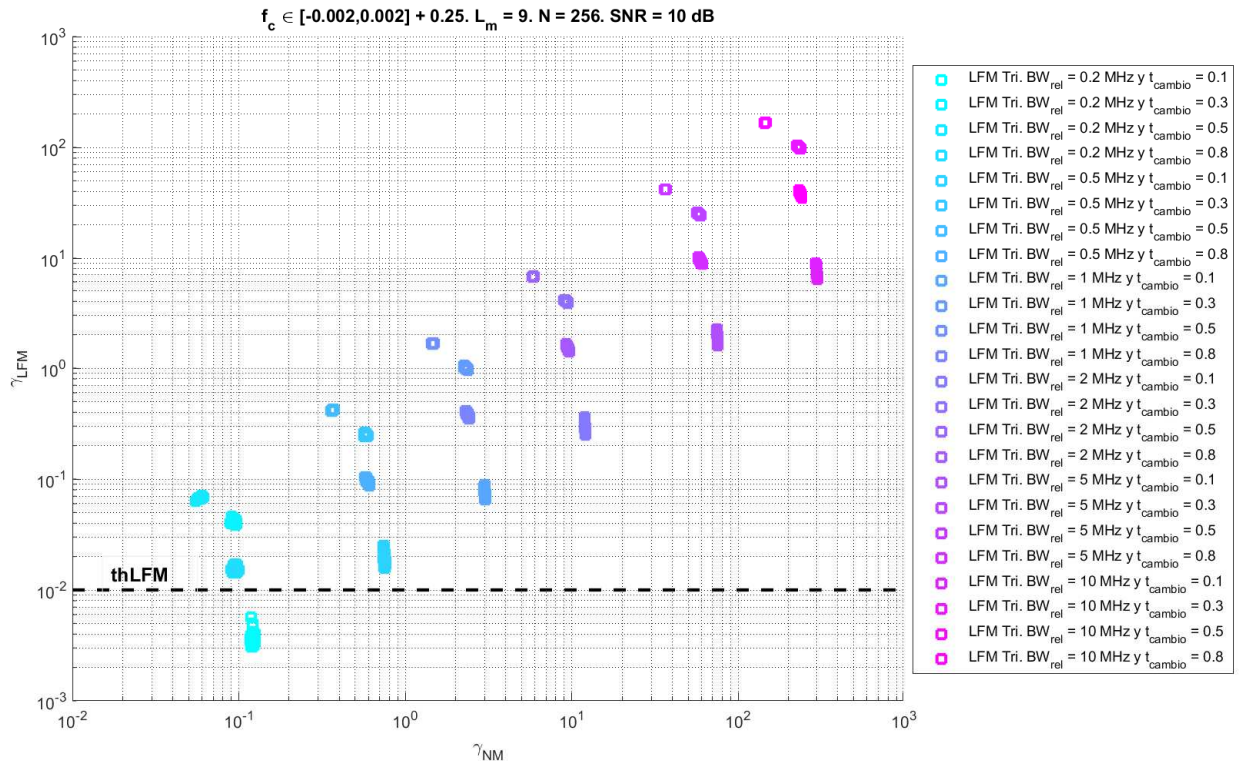


Figura 2.22: Representación del valor de los estadísticos  $\gamma_{NM}$  y  $\gamma_{LFM}$  de señales LFM triangulares únicamente en el bloque en el que se produce un cambio de pendiente.  $BW_{rel}$  representa el ancho de banda del bloque de señal analizado por la FFT y  $t_{cambio}$  el momento, relativo al comienzo de la FFT, en el que se produce el cambio de pendiente.

La duración de una señal, de tamaño equivalente a una subtrama de  $N_B$  muestras, antes de aplicarle el preprocesado, corresponde a:

$$T_{subtrama} = \frac{(N_B - 1) \cdot M + L_{FFT}}{f_s} = \frac{255 \cdot 64 + 256}{2.2 \text{ GHz}} = 7.53 \mu s \quad (2.39)$$

Por tanto, para clasificar este tipo de señal como LFM es necesario tener unos tiempos  $T_1$  y  $T_2$  (apartado 2.1.3.1) suficientemente grandes en comparación a  $T_{trama}$  para conseguir que en la clasificación global el número de bloques clasificados como LFM sea mayor que el de PSK y FSK ( $L_{LFM} > L_{PSK}, L_{FM}$ ).



#### 2.4.3.4. LFM escalonadas

Las señales LFM escalonadas se pueden considerar LFM discretas con saltos constantes en frecuencia. Por lo tanto, en este caso el objetivo es diferenciarlas de las señales FSK. Para ello se han de analizar los dos parámetros más representativos de estas señales: el salto de frecuencia ( $\Delta f$ ) y el tiempo de “chip” ( $T_c$ ). Para determinar qué señales son clasificadas como LFM, en función de estos parámetros, se realiza una simulación de MonteCarlo donde se generan 100 señales, para cada combinación de  $\Delta f$  y  $T_c$  dentro de un cierto rango de valores. Los resultados pueden verse en la Figura 2.23. A su vez, se representa la relación entre ambos parámetros, que corresponde con una relación hiperbólica aproximada donde  $T_c$  es el tiempo de “chip” en  $\mu s$  y  $\Delta f$  el salto de frecuencia en MHz.

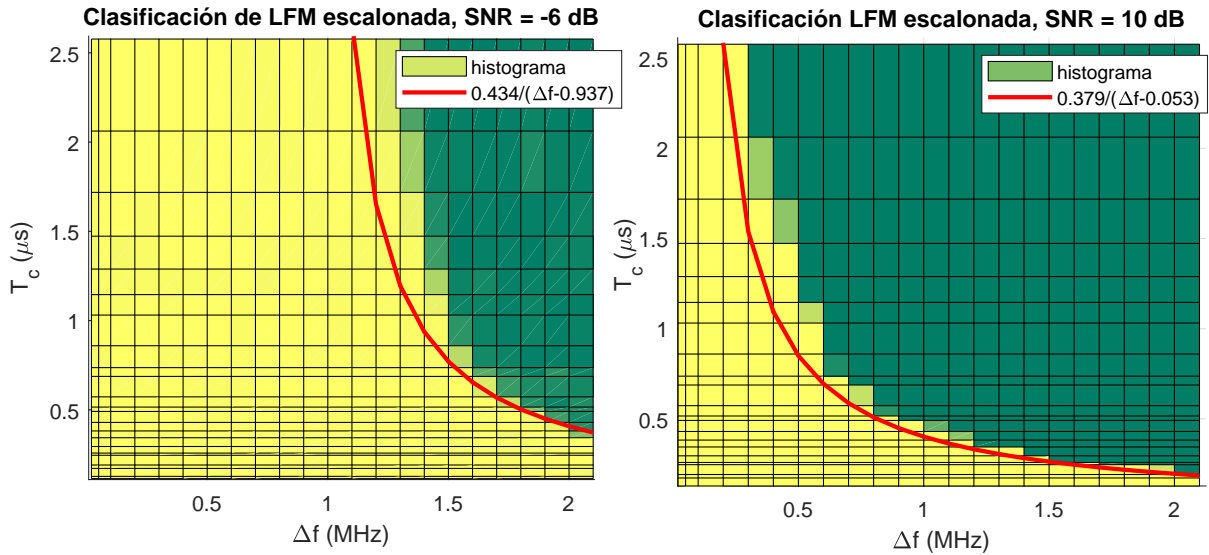


Figura 2.23: Simulación de MonteCarlo de LFM escalonadas para cada combinación de parámetros  $\Delta f$  y  $T_c$  para diferentes SNRs. En la zona amarilla se clasifican todas las señales como LFM. En la zona verde no se clasifica ninguna señal como LFM. La curva roja representa una relación hiperbólica aproximada entre ambos parámetros.

Como puede observarse en la Figura 2.23, la clasificación de señales LFM escalonadas mejora si se reduce la SNR. Esto ocurre debido a que los altos niveles de ruido suavizan los escalones en frecuencia y la evolución de la frecuencia instantánea tiende a ser más lineal.



### 2.4.3.5. Subclasificación PSK

A su vez, las señales PSK también son sometidas a una subclasificación para determinar el orden de su modulación (M-PSK,  $M = 2, 4, \geq 8$ ). Sin embargo, en este caso, al utilizar estadísticos dependientes de la fase multiplicada y desenrollada (Sección 2.4.2.6), el clasificador presenta unos límites teóricos en cuanto a las velocidades de símbolo máximas de las señales que se pueden clasificar sin que se produzcan errores significativos.

Si una señal sufre dos transiciones de símbolo en un periodo menor o igual a una FFT ( $L_{FFT} = 256$ ), se produce una degradación de la fase en su detección, que degenera en errores adicionales en la clasificación. Por ello, a mayor velocidad de símbolo, menor linealidad de la fase tras el desenrollado, dada la aparición de varios saltos de fase consecutivos, ver Figura 2.24, y, tanto las señales 2-PSK como las 4-PSK, se clasificarán como señales MPSK ( $M > 4$ ).

$$v_s = \frac{f_s}{L_{FFT}} = \frac{2.2 \text{ GHz}}{256} = 8.6 \text{ Msimb/s} \quad (2.40)$$

Por este motivo, la velocidad de símbolo máxima, ateniéndose al planteamiento teórico del funcionamiento del clasificador es de  $v_s = 8.6 \text{ Msimb/s}$ .

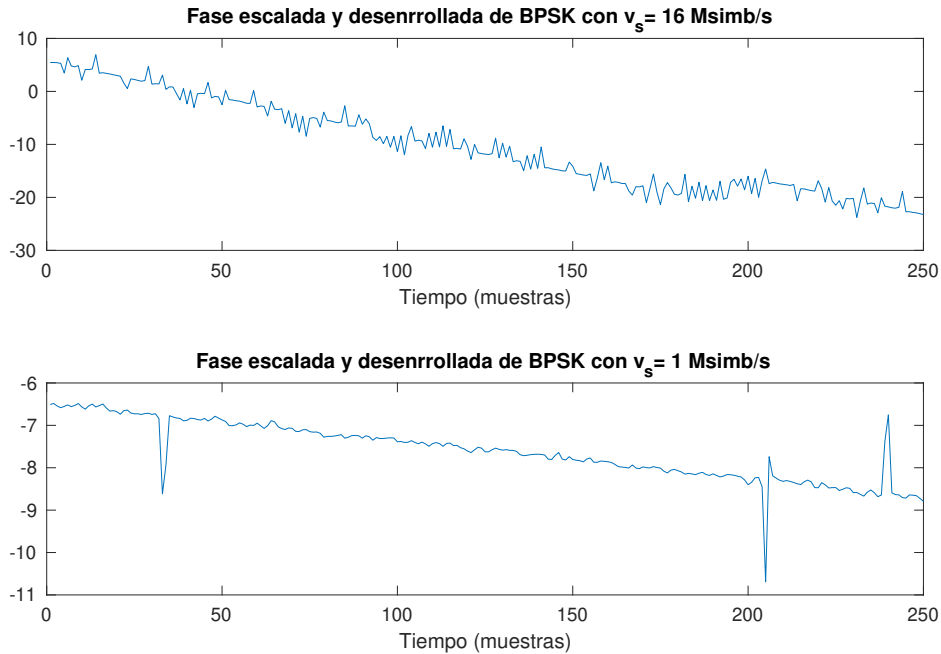


Figura 2.24: Fase escalada por dos y desenrollada de una señal BPSK, antes del filtrado de mediana, con velocidad de símbolo de 16 Msimb/s y 1 Msimb/s, respectivamente. Cuanto mayor velocidad de símbolo, menor linealidad en la fase escalada y desenrollada.

A su vez, como se puede observar en la Figura 2.24, a pesar del desenrollado, se aprecian picos de fase residuales en los instantes de cambio de símbolo, que aumentan el error

respecto a la aproximación de la fase por una recta. Para disminuir o eliminar estos picos en la fase demodulada, escalada y desenrollada, se procede a aplicar un filtro de mediana, cuya longitud debe ser mayor que el doble de la duración de las discontinuidades. Es decir, dadas una discontinuidades de hasta dos muestras, basta con que la longitud del filtro de mediana sea de cinco muestras para filtrar las discontinuidades más pronunciadas. Este filtrado mejora la subclasificación de las señales PSK, principalmente para velocidades de símbolo bajas. Sin embargo, a mayor velocidad, el filtro de mediana pierde efectividad, ver Figura 2.25.

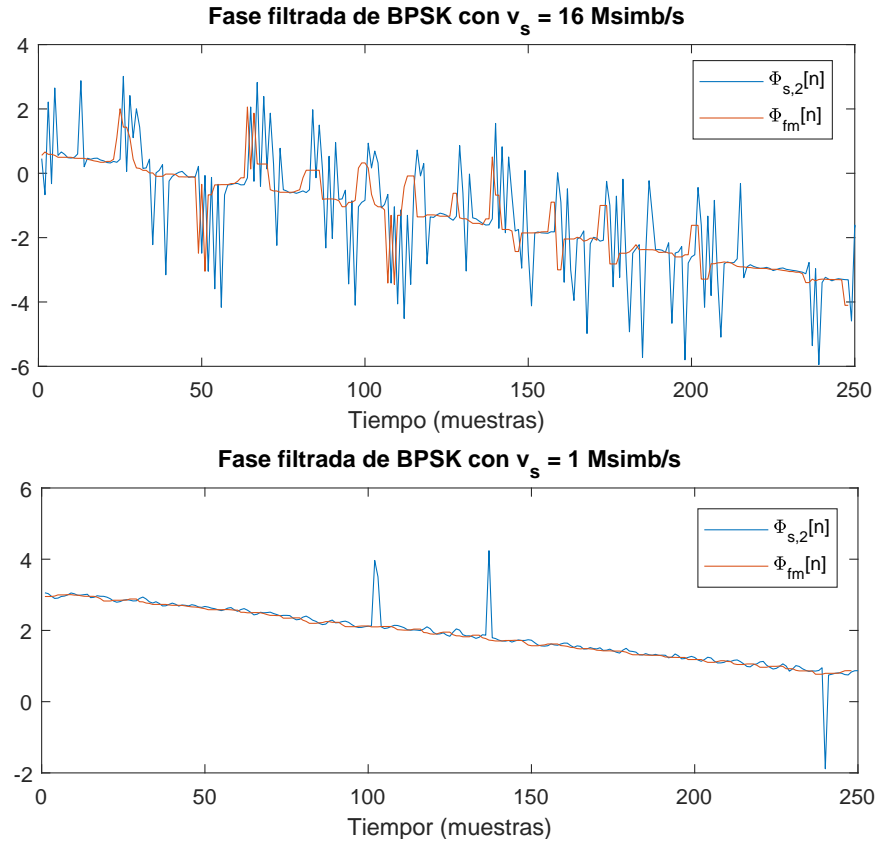


Figura 2.25: Evolución de la fase escalada y desenrollada de una señal BPSK de  $v_s = 16$  Msimb/s y  $v_s = 1$  Msimb/s respectivamente, antes ( $\Phi_{s,2}[n]$ ) y después de ser filtrada ( $\Phi_{fm}[n]$ ) con un filtro de mediana de longitud  $L_m = 5$ .

Por lo tanto, para la subclasificación:

Dado que los saltos de fase de una modulación 2-PSK son proporcionales a  $\pm\pi$ , basta con multiplicar por 2 dichos saltos para conseguir que el proceso de desenrollado y filtrado elimine las discontinuidades. Finalmente, la fase de estas señales una vez eliminadas las discontinuidades producidas en los cambios de símbolo,  $\phi_{s,2}$ , tiende a una función lineal y el estadístico  $\gamma_{2PSK}$  es teóricamente menor que para el resto de modulaciones MPSK con M mayor (Figura 2.26).

De la misma manera, las señales 4-PSK tienen saltos de fase de valor  $\pm\pi$  y  $\pm\pi/2$  por lo que es necesario multiplicar la fase por cuatro para poder eliminar todas las discontinuidades

en el desenrollado. De este modo, habiendo eliminado las discontinuidades producidas por los saltos de fase,  $\phi_{s,4}$  tiende a una función lineal y el estadístico  $\gamma_{4PSK}$  es teóricamente menor que para el resto de modulaciones MPSK con M mayor (Figura 2.26).

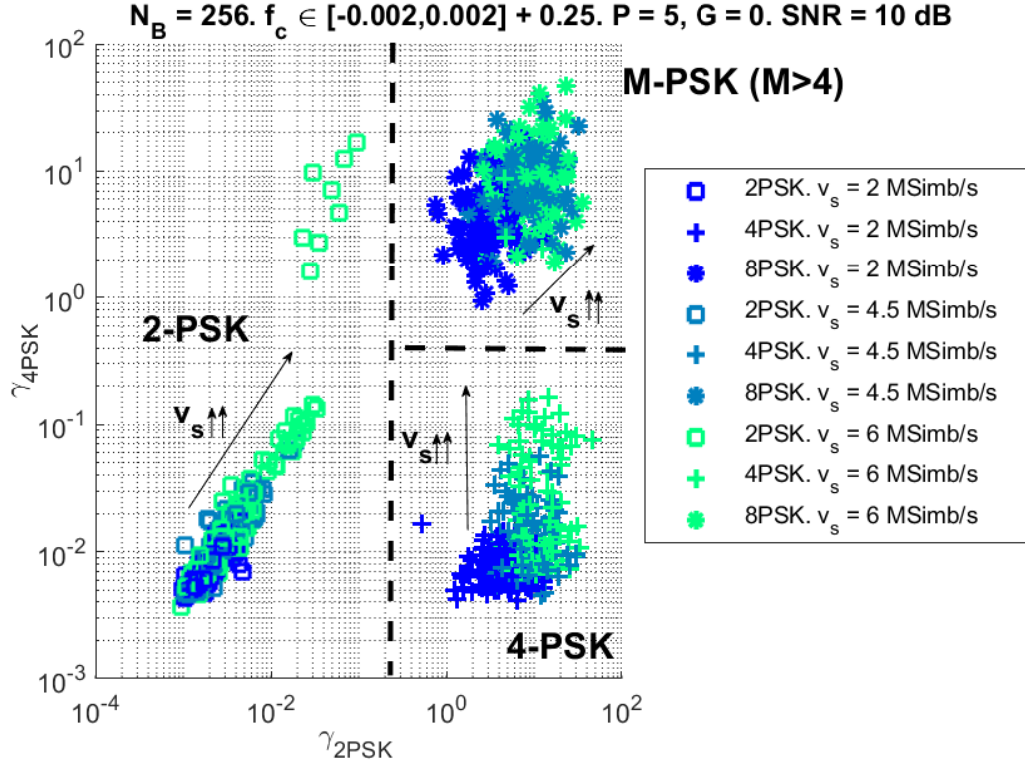


Figura 2.26: Representación del plano  $\gamma_{2PSK} - \gamma_{4PSK}$ . Donde  $th_{2PSK}$  es el umbral de separación de las señales 2PSK y  $th_{4PSK}$  el de las señales 4PSK.

#### 2.4.4. Estructura del HDT de cada subtrama

Los bloques de  $N_B$  muestras de la señal se clasifican de manera individual mediante un HDT (Figura 2.27). Para ello, es necesario contar con los umbrales (Sección 2.5) con los que se comparan los valores de los estadísticos de la forma:

1. Se clasifican los pulsos NM con ayuda de  $\gamma_{NM}$ :

$$\gamma_{NM} \geq th_{NM} \quad (2.41)$$

donde  $th_{NM}$  es el umbral de decisión NM.

2. Se separan las modulaciones LFM con  $\gamma_{LFM}$ :

$$\gamma_{LFM} \geq th_{LFM} \quad (2.42)$$

donde  $th_{LFM}$  es el umbral de LFM.

3. Por último se separan las señales de tipo LFM y PSK sobre el plano de representación  $\gamma_K - \gamma_V$ :

$$\gamma_V \underset{PSK}{\leq} f(\gamma_K) \ \&\& \ \gamma_K \underset{PSK}{\leq} th_K \quad (2.43)$$

donde  $f(\gamma_k) = a\gamma_k^b$  y  $th_K$  son los umbrales de decisión PSK.

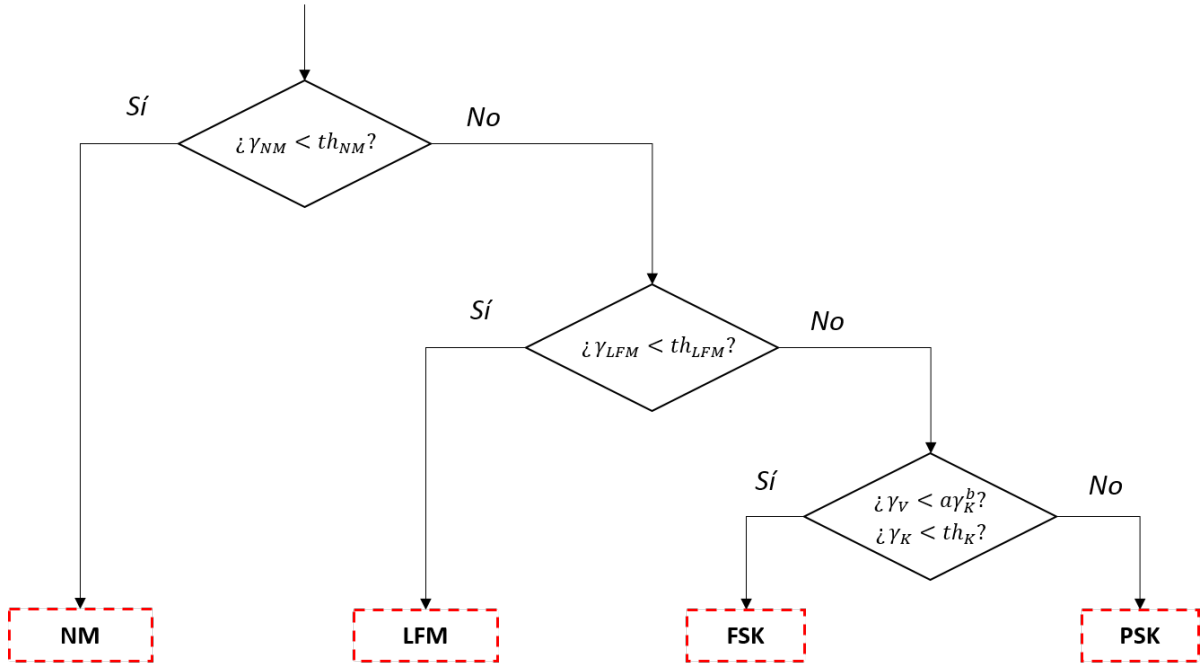


Figura 2.27: HDT para clasificación por bloques de señales NM, LFM, FSK o PSK.

A las señales clasificadas como de tipo LFM, se les realiza una subclasificación para identificar su forma: ascendente, descendente, triangular 'A' o triangular 'V'.

Para poder llevar a cabo esta subclasificación es necesario identificar la pendiente de cada uno de los bloques,  $\alpha_k$ , siendo esta el coeficiente de primer orden de la aproximación lineal por el método de mínimos cuadrados de la frecuencia instantánea (ver Sección 2.4.2.6). Finalmente, se guardará el signo de la pendiente de cada una de las subtramas para la posterior clasificación global, ver Sección 2.4.1, siguiendo el esquema de la Figura 2.12.

Por otro lado, si la señal detectada es PSK, el esquema seguido para su subclasificación es (Figura 2.28):

1. Los bloques son clasificados como de tipo 2-PSK si:

$$\gamma_{2PSK} < th_{2PSK} \quad (2.44)$$

donde  $th_{2PSK}$  es el umbral de decisión.

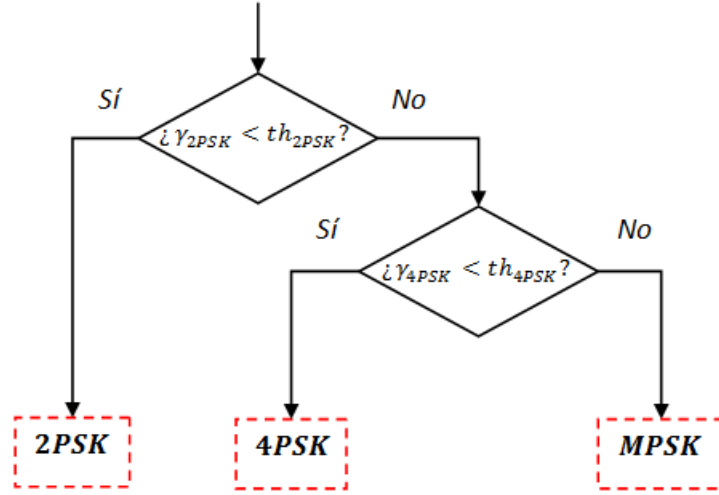


Figura 2.28: HDT para subclasificación PSK (2PSK, 4PSK o MPSK) por bloques. Primero se separan las señales 2PSK del resto, y por último se separan las 4PSK de las MPSK con  $M > 4$ .

2. A continuación los bloques son clasificados como 4-PSK o M-PSK si:

$$\gamma_{4PSK}^{MPSK} \underset{4PSK}{\geq} th_{4PSK} \quad (2.45)$$

donde  $th_{4PSK}$  es el umbral de decisión.

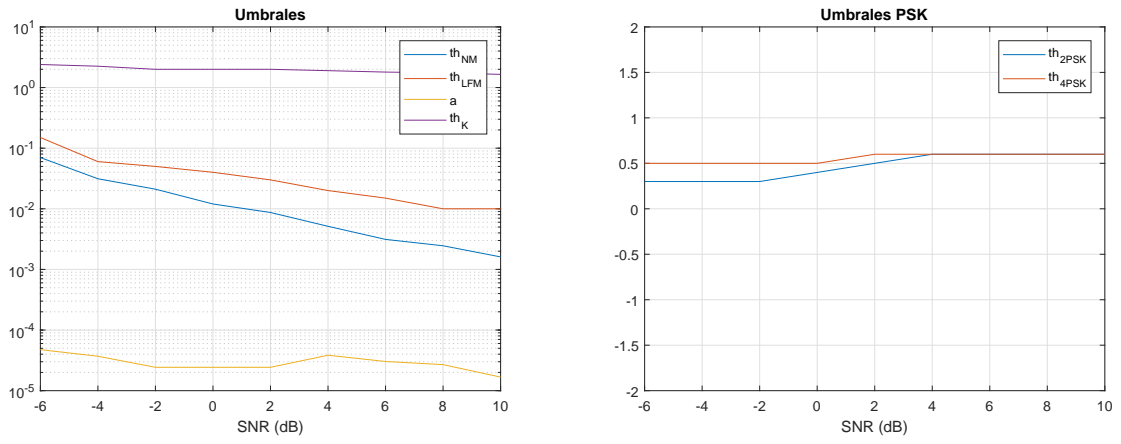
## 2.5. Selección de umbrales del clasificador

Los umbrales para la clasificación de las modulaciones son altamente dependientes de la SNR de la señal recibida, apartado 2.4.2.1. En consecuencia, y dado que el clasificador cuenta con un proceso independiente para la estimación de la SNR, se empleará un criterio de umbrales variables; es decir, unos umbrales cuyo valor varía con la SNR, aumentando así la probabilidad de correcta clasificación.

Para la obtención de los umbrales es necesario calcular las funciones densidad de probabilidad (fdp) de cada uno de los estadísticos para las señales comprometidas y fijar un criterio, dependiendo de cada estadístico, que garantice el mínimo error de clasificación de todas las señales por igual (teorema de Bayes) o que garantice una cierta probabilidad de correcta clasificación de un tipo de señal maximizando, en la medida de lo posible, la clasificación del resto de modulaciones (criterio de Neyman-Pearson).

- $Th_{NM} \longrightarrow$  Calculado mediante observaciones de la función densidad de probabilidad (fdp) de las señales de tipo NM y LFM, garantizando la correcta clasificación de las señales NM.
- $Th_{LFM} \longrightarrow$  Se ha establecido de manera análoga al umbral  $th_{NM}$ , observando las fdps de señales con modulaciones LFM, FSK y PSK y priorizando la clasificación de las señales LFM.
- $a, b$  y  $th_K$  ( $f(\gamma_K) = a(\gamma_K)^b$ )  $\longrightarrow$  Han sido calculados por medio de las fdps bivariables de los estadísticos  $\gamma_K$  y  $\gamma_V$  de señales PSK y FSK, a partir de un enfoque bayesiano.
- $th_{2PSK}$  y  $th_{4PSK} \longrightarrow$  Han sido determinados a través de las fdps de las modulaciones 2-PSK, 4-PSK y 8-PSK. Se intenta maximizar la correcta clasificación de las señales 2-PSK frente a las 4-PSK y 8-PSK.

El estudio de los umbrales queda detallado en el Anexo G y el valor final obtenido de cada uno de los umbrales queda reflejado en la Figura 2.29.



(a) Umbrales  $th_{NM}$ ,  $th_{LFM}$ ,  $th_K$  y  $a$  en función de la SNR. (b) Umbrales para subclasificación PSK  $th_{2PSK}$  y  $th_{4PSK}$ .

Figura 2.29: Valor final resultante de los umbrales dependiendo del valor de la SNR.

# Capítulo 3

## Resultados experimentales

En este capítulo se resumen los resultados obtenidos tras diseñar y validar el clasificador de modulaciones. La totalidad de los resultados queda reflejada en el Anexo H a través de matrices de confusión que representan la probabilidad de correcta clasificación (PCC) para diferentes modulaciones y valores de SNR. Estas han sido calculadas a través de la técnica de MonteCarlo con un número de 100 iteraciones para cada señal, con cada combinación de parámetros y con cada relación señal a ruido.

Para comprobar la calidad de los algoritmos empleados y su buen funcionamiento en la clasificación de las diferentes modulaciones, se han de evaluar señales con un amplio rango de parámetros, y así, observar los límites prácticos para los que el AMC ofrece buenos resultados.

La probabilidad de correcta clasificación para cada una de las modulaciones consideradas es la siguiente:

- **Clasificación de señales NM.** La matriz de confusión para este tipo de señales se encuentra en el Anexo H.1. Exceptuando para SNRs muy bajas donde pueden llegar a confundirse con señales PSK, los pulsos sin modulación son clasificados de forma correcta. Aún así, la sensibilidad mínima es de  $-6\text{ dB}$ .
- **Clasificación y subclasificación de señales LFM.**
  - **Clasificación de señales LFM.** Las matrices de confusión de señales LFM se encuentran en el Anexo H.2. En este caso, se utiliza una duración media típica de este tipo de señales,  $PW = 20\mu s$ , y un BW variable para determinar los límites del clasificador. La correcta clasificación de las LFM depende de un  $|\alpha|$  mínimo detectable que, con SNR bajas como  $-6\text{ dB}$ , corresponde a  $0.02\text{ MHz}/\mu s$ . Sin embargo, para una  $SNR > 4\text{ dB}$  se es capaz de detectar valores de hasta  $0.005\text{ MHz}/\mu s$ .
  - **Clasificación de señales LFM triangulares.** Las matrices de confusión de señales LFM triangulares se encuentran en el Anexo H.3. En cuanto a la clasificación en LFM, este tipo de señales tiene los mismo limitantes que las LFM



convencionales. Sin embargo, para la correcta subclasificación en triangulares, ya sea de tipo A o de tipo V, los tiempos que emplea con cada chirp rate ( $T_1$  y  $T_2$ ) deben ser mayor que  $T_{trama}$ ; es decir, mayor que  $7.53 \mu s$ . Con esa condición, siempre que se clasifique como LFM, se subclasificará como 'A' o 'V' hasta con una sensibilidad de  $-6 dB$ . En caso contrario se subclasificará como LFM ascendente o descendente.

- **Clasificación de señales LFM escalonadas.** Las matrices de confusión de señales LFM escalonadas se encuentran en el Anexo H.4. Este tipo de señales dependen de dos parámetros para clasificarse o no como LFM,  $T_c$  e  $\Delta f$ . Su clasificación como LFM, dependiente a estos dos parámetros, puede verse en la Figura 2.23. A su vez,  $\Delta f$  muy pequeñas pueden hacer que se clasifiquen como señales NM y, según crece  $\Delta f$  y  $T_c$ , las señales empeoran su clasificación.
- **Clasificación de señales FSK.** Las matrices de confusión de señales FSK se encuentran en el Anexo H.5. En este caso, la PCC depende tanto del periodo de símbolo ( $T_s$ ) como del salto en frecuencia ( $\Delta f$ ), de manera que esta aumenta de manera proporcional a  $T_s$  e inversamente proporcional a  $\Delta f$ . Sin embargo para  $v_s$  bajas ( $< 1 Msimb/s$ ) y SNRs bajas, tienden a ser confundidas con señales LFM.
- **Clasificación y subclasificación de señales PSK.** Las matrices de confusión para las señales 2PSK, 4PSK y 8PSK se encuentran en los Anexos H.6, H.7 y H.8 respectivamente.
  - **Clasificación de señales PSK.** Las señales PSK con  $v_s < 16.7 Msimb/s$  tienen una PCC  $> 90\%$  para SNRs  $> -6 dB$ .
  - **Subclasificación de señales 2PSK.** Estas señales, a partir de un  $v_s < 8.33 Msimb/s$  se subclasifican correctamente para SNRs  $> -6dB$ . En caso contrario se subclasifican como MPSK.
  - **Subclasificación de señales 4PSK.** Estas señales, a partir de un  $v_s < 8.33 Msimb/s$  se subclasifican correctamente para SNRs  $> -3dB$ . Sin embargo, se necesitan  $v_s$  menores para llegar a subclasificarse correctamente con SNRs  $> -6dB$ . En caso contrario se subclasifican como MPSK.
  - **Subclasificación de señales MPSK.** Estas señales son clasificadas correctamente siempre y cuando dispongan de  $T_s < 1 Msimb/s$ . En caso contrario, se confunden con señales 2PSK y 4PSK.

Finalmente, en la tabla 3.1 se ha representado la sensibilidad del clasificador de modulaciones para todas las señales estudiadas, definiendo la sensibilidad como la SNR mínima de las señales de entrada para obtener una PCC  $\geq 90\%$ .

Señales	Parámetros	S (dB)	S Sub. (dB)
NM	—	$< -6$	—
LFM	$ \alpha  = 0.005 \text{ MHz}/\mu s$	4	—
LFM	$ \alpha  = 0.01 \text{ MHz}/\mu s$	-4	—
LFM	$ \alpha  \geq 0.02 \text{ MHz}/\mu s$	-6	—
LFM tri. A/V	$ \alpha  \geq 0.02 \text{ MHz}/\mu s, T_i > 16500^1$	-6	-6
LFM esc.	$\Delta f = 1/512L_{FFT}, T_c = 1375$	-6	—
LFM esc.	$\Delta f = 1/512L_{FFT}, T_c = 2750$	-5	—
LFM esc.	$\Delta f = 1/64L_{FFT}, T_c = 2750$	-6	—
LFM esc.	$\Delta f = 1/16L_{FFT}, T_c = 1375$	-6	—
LFM esc.	$\Delta f = 1/8L_{FFT}, T_c = 792$	-6	—
FSK	$T_s = 128, \Delta f = 2/L_{FFT}$	-6	—
FSK	$T_s = 128, \Delta f = 1/L_{FFT}$	-6	—
FSK	$T_s = 512, \Delta f = 1/2L_{FFT}$	-6	—
FSK	$T_s = 512, \Delta f = 1/4L_{FFT}$	-6	—
FSK	$T_s = 2048, \Delta f = 1/8L_{FFT}$	-6	—
FSK	$T_s = 2048, \Delta f = 1/16L_{FFT}$	-6	—
FSK	$T_s = 4096, \Delta f = 1/16L_{FFT}$	-6	—
FSK	$T_s = 4096, \Delta f = 1/32L_{FFT}$	-4	—

Tabla 3.1: Tabla resumen de sensibilidades de clasificación y subclasificación del AMC. El periodo de símbolo está representado en muestras ( $T_s(\mu s) = T_s/f_s$ ) y el incremento de frecuencia normalizado ( $\Delta f(\text{MHz}) = \Delta f \cdot f_s$ ).

<sup>1</sup>Es necesario que tanto el tiempo de subida como el de bajada sea mayor que el tiempo equivalente a una subtrama de  $N_B$  muestras antes del preprocesado.

Señales	Parámetros	S (dB)	S Sub. (dB)
2PSK	$T_s = 128$	-6	—
2PSK	$T_s = 256$	-6	-6
2PSK	$T_s = 512$	-6	-6
2PSK	$T_s = 2048$	-6	-6
2PSK	$T_s = 4096$	-6	-6
4PSK	$T_s = 128$	-6	—
4PSK	$T_s = 256$	-6	—
4PSK	$T_s = 512$	-6	-3
4PSK	$T_s = 2048$	-6	-6
4PSK	$T_s = 4096$	-4	-3
8PSK	$T_s = 128$	-5	-5
8PSK	$T_s = 256$	-6	-6
8PSK	$T_s = 512$	-6	-6
8PSK	$T_s = 2048$	-6	-6
8PSK	$T_s = 4096$	-5	—
2PSK Barker 13	$T_s = 1024$	-6	-6
2PSK Barker 13	$T_s = 2048$	-6	-6
2PSK Barker 13	$T_s = 4096$	-6	-6
PSK FRANK 36	$T_s = 512$	-5	-5
PSK FRANK 49	$T_s = 512$	-5	-5
PSK FRANK 36	$T_s = 1024$	-6	-6
PSK FRANK 36	$T_s = 2048$	-6	-5
PSK FRANK 49	$T_s = 2048$	-6	-5

Tabla 3.2: Tabla resumen de sensibilidades de clasificación y subclasificación del AMC. El periodo de símbolo está representado en muestras ( $T_s(\mu s) = T_s/f_s$ ). En la subclasificación, — hace referencia a que esas señales no se subclasificarán correctamente.

# Capítulo 4

## Conclusiones

El clasificador diseñado en este proyecto es una evolución del presentado en [6]. El clasificador de modulaciones de señales radar cuenta con una STFT a través de FFTs solapadas y es capaz de operar en tiempo real. Esto quiere decir que se ha prestado especial atención a la simplificación de los algoritmos. Este método de procesamiento de las señales ha sido elegido dado que la STFT introduce una ganancia de procesado que mejora significativamente la sensibilidad del conjunto del sistema; sin embargo, cuenta con ciertos inconvenientes como la pérdida de resolución temporal por el factor de desplazamiento o diezmado entre FFTs.

Respecto a sus principales mejoras se incluyen:

- La detección de señales con un rango de frecuencia entre 2 y 10 GHz, midiendo la banda en la que se encuentran y corrigiéndola en caso de ser necesario.
- La clasificación e identificación de señales LFM triangulares y escalonadas.
- Una mejora de la capacidad de separación de las distintas modulaciones debido a la utilización de diferentes estadísticos y a la obtención de la fase a partir de la frecuencia. Esta mejora queda principalmente reflejada en la mejora de sensibilidad en LFM's lentas y en PSKs y FSKs rápidas.
- Una mejora en la subclasificación de las señales PSK a través del filtrado de mediana de la fase de las señales. Especialmente en BPSKs y QPSKs rápidas.

Los resultados generales obtenidos en la simulación del módulo son precisos y aptos para el correcto funcionamiento del módulo en un entorno real. Por lo que el paso restante sería diseñar el código VHDL e implementarlo en una FPGA.

# Bibliografía

- [1] Zhechen Zhu and Asoke Kumar Nandi. Automatic modulation classification: principles, algorithms and applications. Wiley, 2015.
- [2] V. I. Semenov. The Russo-Japanese War at sea, 1904-5, volume 1. Leonaur, 2014.
- [3] Sergei A. Vakin, Lev N. Shustov, and Robert H. Dunwell. Fundamentals of electronic warfare. Artech House, 2001.
- [4] David Fahlman. Automatic radar modulation classification. doi: 10.22215/etd/2018-13179.
- [5] O.a. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su. Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends. IET Communications, 1(2):137–156, Apr 2007. doi: 10.1049/iet-com:20050176.
- [6] Carlos García and Jesus Grajal. Low complexity electronic warfare algorithms design. 2017.
- [7] Victor Iglesias, Jesus Grajal, Pablo Royer, Miguel A. Sanchez, Marisa Lopez-Vallejo, and Omar A. Yeste-Ojeda. Real-time low-complexity automatic modulation classifier for pulsed radar signals. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 51(1):108–126, 2015. doi: 10.1109/taes.2014.130183.
- [8] Jesus Grajal, Omar .A Yeste-Ojeda, Marisa Lopez-Vallejo, and A. Garrido. Real time FPGA implementation of an automatic modulation classifier for electronic warfare applications. 19th European Signal Processing Conference, 2011.
- [9] Xiaolin Zhang, Tongtong Ge, and Zengmao Chen. Automatic modulation recognition of communication signals based on instantaneous statistical characteristics and SVM classifier. 2018 IEEE Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation (APCAP), 2018. doi: 10.1109/apcap.2018.8538057.
- [10] Erfan Tahbaz Tavakoli. Radar signal recognition by CWD picture features. Intl J. of Communications, Network and System Sciences, 05(04):238–242, 2012. doi: 10.4236/ijcns.2012.54031.
- [11] Jarmo Lundn and Visa Koivunen. Automatic radar waveform recognition. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 1(1):124–136, 2007. doi: 10.1109/jstsp.2007.897055.

- [12] A.K. Singh and K. Subba Rao. Detection, identification and classification of intra pulse modulated lpi radar signal using digital receiver. Interneational Journalof Emerging Technology and Advanced Engineering, pages 433–440, 2012.
- [13] Brian D. Rigling and Craig Roush. ACF-based classification of phase modulated waveforms. 2010 IEEE Radar Conference, 2010. doi: 10.1109/radar.2010.5494610.
- [14] Wenyuan Xu, Yongchao Wang, Fen Wang, and Xi Chen. PSK/QAM modulation recognition by convolutional neural network. 2017 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), 2017. doi: 10.1109/iccchina.2017.8330326.
- [15] Zhilu Wu, Siyang Zhou, Zhendong Yin, Bo Ma, and Zhutian Yang. Robust automatic modulation classification under varying noise conditions. IEEE Access, 5: 19733–19741, 2017. doi: 10.1109/access.2017.2746140.
- [16] Jayro Lazaro Barrera Alvarez and Fidel Ernesto Hernandez Montero. Classification of MPSK signals through eighth-order statistical signal processing. IEEE Latin America Transactions, 15(9):1601–1607, 2017. doi: 10.1109/tla.2017.8015041.
- [17] Ali Ozen and Celal Ozturk. A novel modulation recognition technique based on artificial bee colony algorithm in the presence of multipath fading channels. 2013 36th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), 2013. doi: 10.1109/tsp.2013.6613928.
- [18] Zhen Zhang, Yibing Li, Xiaolei Zhu, and Yun Lin. A method for modulation recognition based on entropy features and random forest. 2017 IEEE International Conference on Software Quality, Reliability and Security Companion (QRS-C), 2017. doi: 10.1109/qrs-c.2017.47.
- [19] Claudomir Cardoso, Adalbery R. Castro, and Aldebaro Klautau. An efficient FPGA IP core for automatic modulation classification. IEEE Embedded Systems Letters, 5 (3):42–45, 2013. doi: 10.1109/les.2013.2274793.
- [20] Aaron Smith, Michael Evans, and Joseph Downey. Modulation classification of satellite communication signals using cumulants and neural networks. 2017 Cognitive Communications for Aerospace Applications Workshop (CCAA), 2017. doi: 10.1109/ccaa.2017.8001878.
- [21] K. Pavan Kumar Reddy, Yoganandam Yeleswarapu, and Sumit Jagdish Darak. Performance evaluation of cumulant feature based automatic modulation classifier on USRP testbed. 2017 9th International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS), 2017. doi: 10.1109/comsnets.2017.7945409.
- [22] Jithin Jagannath, Dan Oconnor, Nicholas Polosky, Brendan Sheaffer, Svetlana Foulke, Lakshmi N. Theagarajan, and Pramod K. Varshney. Design and evaluation of hierarchical hybrid automatic modulation classifier using software defined radios. 2017 IEEE 7th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC), 2017. doi: 10.1109/ccwc.2017.7868362.

- [23] Jie Li, Qingda Meng, Ge Zhang, Yang Sun, Lede Qiu, and Wei Ma. Automatic modulation classification using support vector machines and error correcting output codes. 2017 IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), 2017. doi: 10.1109/itnec.2017.8284863.
- [24] Dah-Chung Chang and Po-Kuan Shih. Cumulants-based modulation classification technique in multipath fading channels. IET Communications, 9(6):828–835, 2015. doi: 10.1049/iet-com.2014.0773.
- [25] Madhusmita Mohanty, Udit Satija, Barathram Ramkumar, and M. S. Manikandan. Digital modulation classification under non-gaussian noise using sparse signal decomposition and maximum likelihood. 2015 Twenty First National Conference on Communications (NCC), 2015. doi: 10.1109/ncc.2015.7084889.
- [26] Luca De Vito, Sergio Rapuano, and Maurizio Villanacci. Prototype of an automatic digital modulation classifier embedded in a real-time spectrum analyzer. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 59(10):2639–2651, 2010. doi: 10.1109/tim.2010.2045447.
- [27] Luca De Vito, Sergio Rapuano, and Maurizio Villanacci. Real time spectrum analyzer including an automatic digital modulation classifier. 2008 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2008. doi: 10.1109/imtc.2008.4547295.
- [28] Nadav Levanon and Eli Mozeson. Radar signals. 2004. doi: 10.1002/0471663085.
- [29] Mark A. Richards. Fundamentals of radar signal processing.
- [30] Phillip E. Pace. Detecting and classifying low probability of intercept radar. Artech, 2009.
- [31] URL <https://www.kynix.com/Detail/1336540/AD9689-2000EBZ.html>.
- [32] Steven M. Kay. Fundamentals of statistical signal processing, volume ii estimation theory. Prentice Hall, 37(4), 1993. doi: 10.2307/1269750.
- [33] F.j. Harris. On the use of windows for harmonic analysis with the discrete fourier transform. Proceedings of the IEEE, 66(1):51–83, 1978. doi: 10.1109/proc.1978.10837.
- [34] G. Lopez-Risueno, J. Grajal, and A. Sanz-Osorio. Digital channelized receiver based on time-frequency analysis for signal interception. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 41(3):879–898, 2005. doi: 10.1109/taes.2005.1541437.
- [35] John J. Shynk. Probability, random variables, and random processes: theory and signal processing applications. Wiley-Blackwell, 2013.
- [36] Michael Lugo. The expectation of the maximum of exponential. Stat 134, 2011.

- 
- [37] Steven M. Kay. Fundamentals of statistical signal processing, volume i estimation theory. Prentice Hall, 37(4), 1993. doi: 10.2307/1269750.
- [38] El perfil del ingeniero de telecomunicación: Mapa socio-profesional del titulado en ingeniería de telecomunicación, Jul 2017.



# Apéndice A

## Aspectos éticos, económicos, sociales y ambientales

Este trabajo fin de grado está incluido en un proyecto mayor, desarrollado para la empresa Indra Sistemas, S.A., consistente en el diseño de un módulo clasificador de modulaciones completamente operativo. A este respecto, el desarrollo del proyecto en general, y de este trabajo en particular, está encaminado a la mejora en la identificación de la información de señales radar a través de su correcta demodulación, con el objetivo último de aumentar la seguridad en caso de conflicto armado o situaciones críticas como pueden ser el apoyo a las autoridades civiles.

### A.1. Impactos relevantes

El módulo clasificador de modulaciones se considera un sistema de soporte electrónico que se encarga principalmente de analizar el espectro electromagnético e identificar las señales radar captadas, de tal forma que este sistema puede definirse como puramente de defensa y protección. De esta forma, dado el contexto mundial de conflicto y amenaza por situaciones críticas, este proyecto podría tener un importante impacto socioeconómico en áreas como la defensa y protección de autoridades en misiones militares y civiles, y también en la prevención y garantías ante actos delictivos o bélicos. Así mismo, se considera que genera importantes beneficios sociales y aporta un bien ético para la sociedad al ayudar a evitar situaciones que atenten contra el bien común.

Por otro lado, la tecnología hardware que se pretende utilizar es una matriz de puertas programables (FPGA). Entre sus ventajas destacan su alta capacidad de ser reprogramadas, pudiendo modificar su configuración y tenerlas en todo momento actualizadas. Esto tiene un claro impacto económico y medioambiental, ya que una sola FPGA puede ser reutilizada varias veces sin utilización constante de nuevos recursos ni derivados contaminantes por generación de desechos electrónicos.

# Apéndice B

## Presupuesto económico

A continuación se realiza un desglose del coste del proyecto llevado a cabo, incluyendo los recursos materiales necesarios, así como la cantidad de tiempo invertido para finalizar el proyecto.

A este proyecto se le han dedicado 10 meses de trabajo a 15 horas semanales para finalizarlo. Considerando el sueldo medio de un Graduado en Ingeniería de Telecomunicaciones[38] y la seguridad social, 30 % del sueldo, el coste de mano de obra es el mostrado en la Tabla B.1 . A su vez, para realizar el proyecto, se ha precisado de un buen ordenador capaz de utilizar programas potentes de simulación de algoritmos y de documentar los resultados obtenidos, así como el programa MatLab para realizar todos los estudios mencionados en el proyecto. Dado que los productos informáticos sufren una amortización del 20 % anual, el precio de estos recursos materiales queda reflejado en la Tabla B.2.

Horas de trabajo	Precio/hora	Total	Seguridad Social
600	15 €/hora	9000 €	2700 €

Tabla B.1: Coste de mano de obra

Recurso Material	Precio	Amortización
PC de sobremesa	800 €	160 €
Monitor	150 €	30 €
Teclado/ratón	30 €	6 €
Licencia MatLab (1 año)	800 €	800 €
TOTAL	1780 €	996 €

Tabla B.2: Coste de recursos materiales

Por lo tanto, sumando el gasto total de los recursos materiales y la mano de obra, y considerando el 21 % de IVA, el coste final del proyecto asciende a la suma de 15362.2 €.

## Apéndice C

### Simulación del pre-procesado para la obtención del valor umbral $th_d$

Una vez obtenidos el valor umbral teórico y las probabilidades de falsa alarma correspondientes, Sección 2.3, se procede a comprobar su veracidad mediante una simulación. Para ello, se utiliza el método de MonteCarlo. Este método permite alcanzar una estimación precisa de la probabilidad de falsa alarma, sin embargo, tiene el inconveniente de que la precisión en la aproximación depende de la probabilidad que se está estimando:

$$\delta = \frac{\sqrt{Var[x]}}{E[x]} = \frac{\sqrt{1-p}}{\sqrt{pM}} \quad (C.1)$$

siendo  $p$  la probabilidad que se está calculando y  $M$  el número de iteraciones para su cálculo. Esto implica que para calcular probabilidades del orden de la teórica ( $4.55 \cdot 10^{-13}$ ) con un error aproximado de  $\delta = 0.1$  es necesario un número de iteraciones mínimo de  $M = 10^{15}$ , lo que supone un costo computacional inabarcable.

Por ende, se procede a realizar una simulación con un número de iteraciones inferior y extrapolar los datos a los valores teóricos estimados. Para ello, se parte de un ruido Gaussiano de media nula y desviación típica normalizada  $\sigma = 2.67$  y se comprueba que después de su procesado, en cada una de las iteraciones, no supere el umbral establecido.

Como puede apreciarse en la figura C.1, con un número de iteraciones de  $10^6$ , ya se aprecian grandes errores en la estimación para probabilidades del orden de  $10^{-5}$ ; sin embargo, se puede distinguir la tendencia de la probabilidad simulada a aproximarse a la curva teórica, por lo que se demuestra que el valor de umbral teórico (considerando independencia estadística) coincide aproximadamente con el valor de umbral simulado, aunque no se consiga alcanzar su valor exacto a través de una simulación.

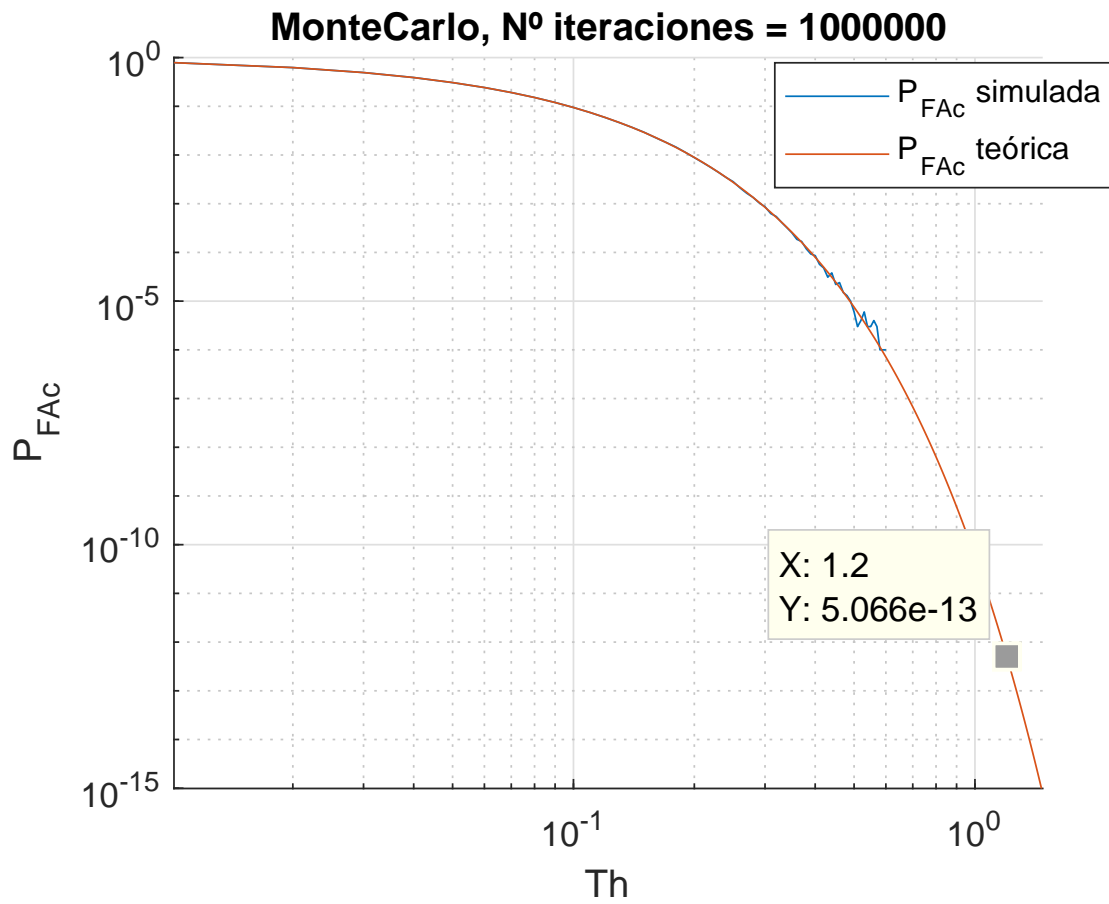


Figura C.1: Probabilidades de falsa alarma de canal, teórica y simulada, mediante Montecarlo con  $10^6$  iteraciones.

# Apéndice D

## Estudio de las distintas longitudes de trama

El clasificador diseñado funciona dividiendo internamente la señal recibida tras la STFT en subtramas de longitud  $N_B$  sobre las cuales se calculan los estadísticos necesarios para la clasificación de las señales. Estas longitudes juegan un papel importante en el correcto funcionamiento del módulo general puesto que:

- los bloques de longitud fija permiten aplicar simplificaciones en la implementación hardware y un uso más eficiente de los recursos computacionales.
- el tamaño de los bloques afecta de manera directamente proporcional a la precisión en el cálculo de los estadísticos pero de manera inversamente proporcional a la velocidad en su cómputo.

En resumen, se ha de buscar un compromiso entre rapidez y precisión. Para ello, se han analizado la calidad y separación entre los estadísticos con los que funciona el sistema para las longitudes de trama  $N_B \in \{128, 256, 512\}$ .

Como se puede observar en la Figura D.1, la longitud de los bloques de  $N_B = 128$  reduce la precisión en el cálculo de los estadísticos y, por consiguiente, se reduce la separación entre las señales, en especial entre las señales NM y LFM y entre las FSK y las PSK. De esta manera, es necesario unas tramas de mayor longitud.

En cuanto a las longitudes de 256 y 512, no se aprecian grandes discrepancias en la precisión en el cálculo de los estadísticos, ver Figuras D.2 y D.3. Por esta razón, se escoge la longitud  $N_B = 256$  ya que reduce a la mitad el tiempo empleado en el procesamiento de cada una de las tramas.

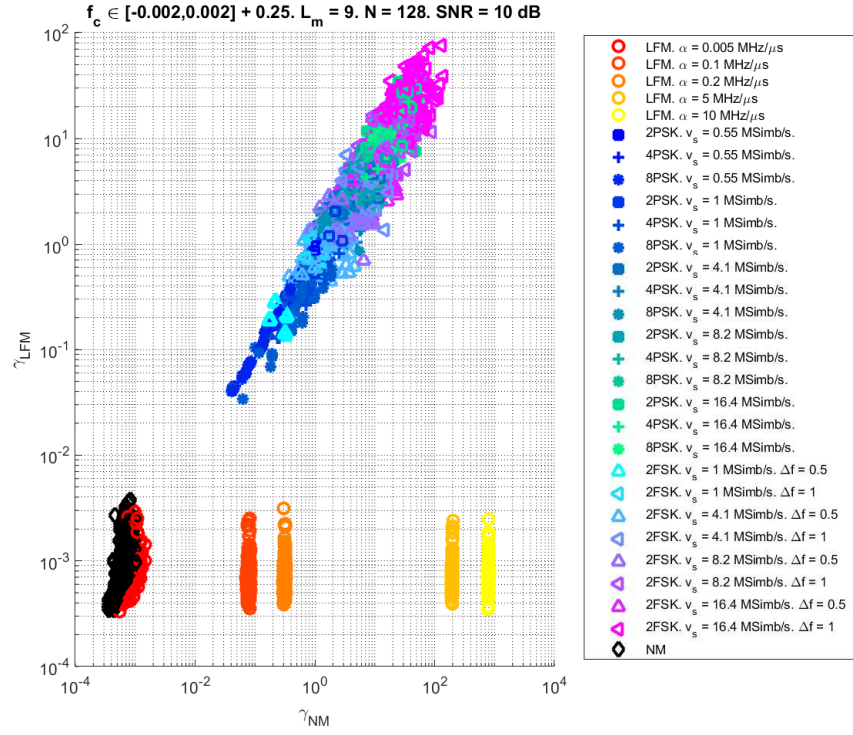
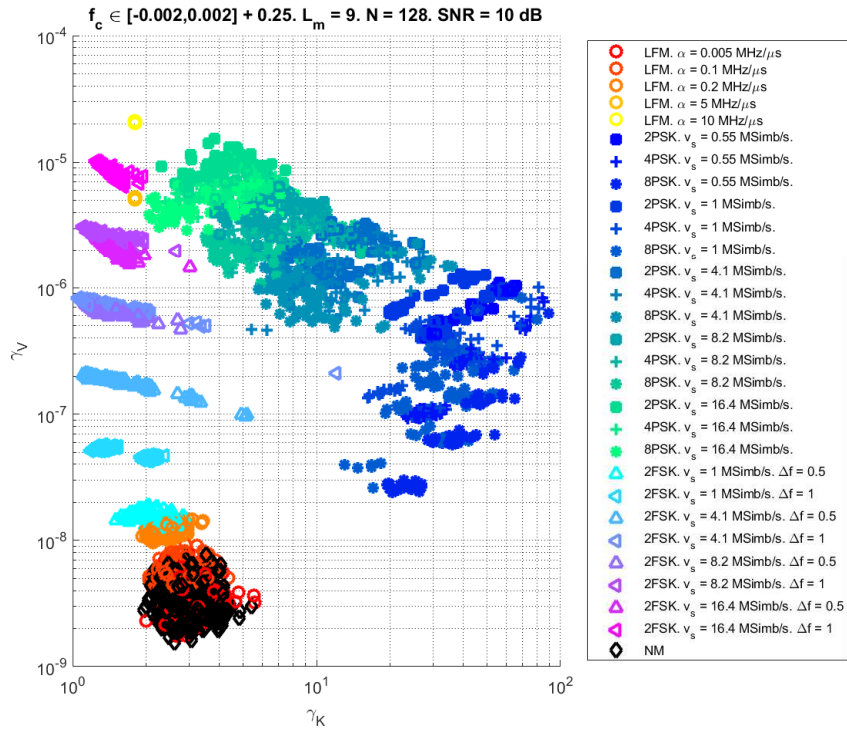

 (a) Plano  $\gamma_{NM} - \gamma_{LFM}$ .

 (b) Plano  $\gamma_K - \gamma_V$ .

 Figura D.1: Representación de ambos planos para  $N_B = 128$  muestras y  $SNR = 10$  dB.

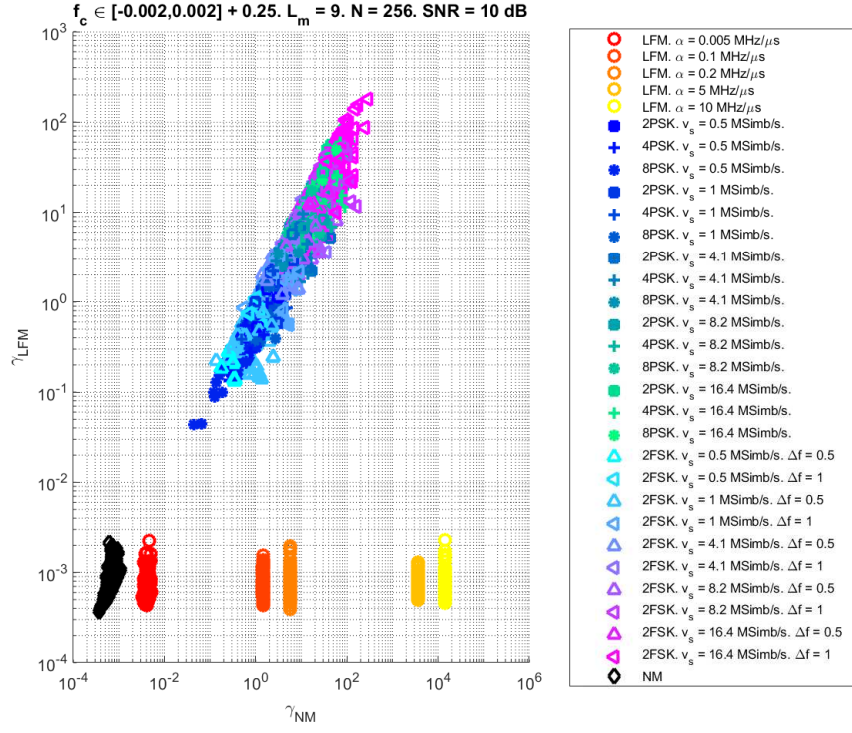
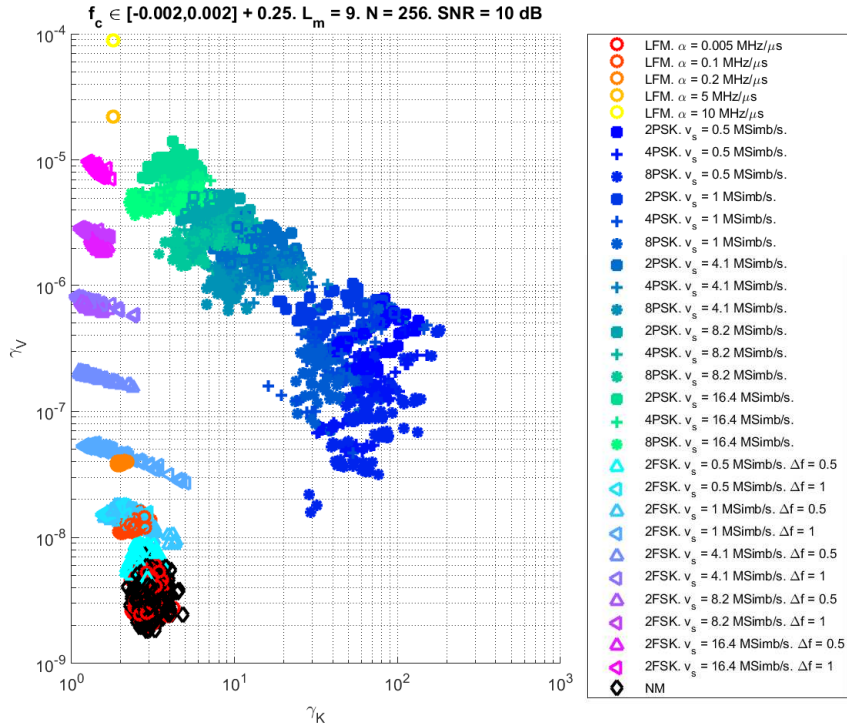

 (a) Plano  $\gamma_{NM} - \gamma_{LFM}$ .

 (b) Plano  $\gamma_K - \gamma_V$ .

 Figura D.2: Representación de ambos planos para  $N_B = 256$  muestras y  $SNR = 10$  dB.

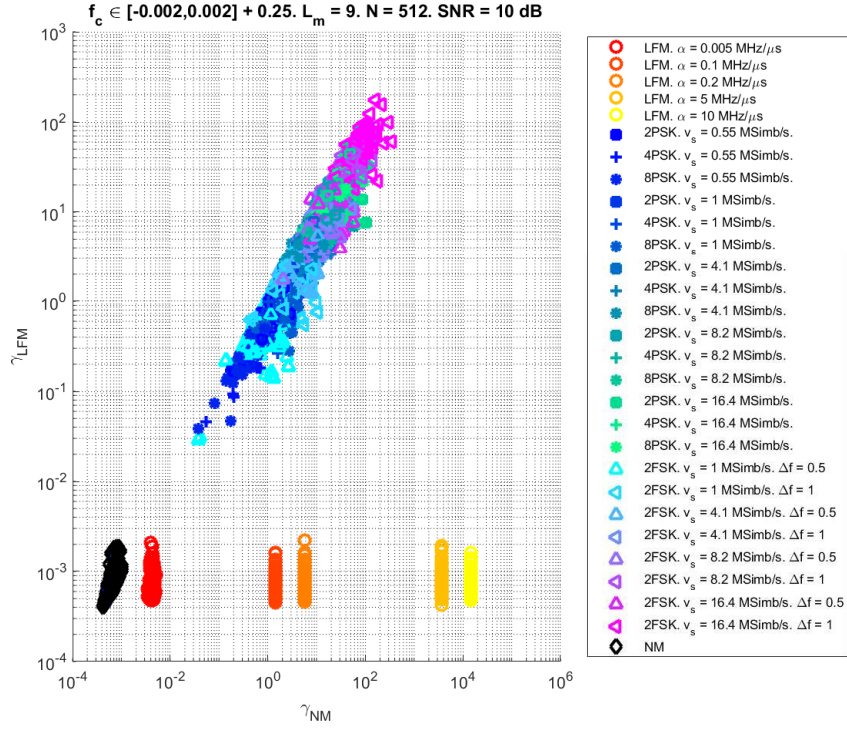
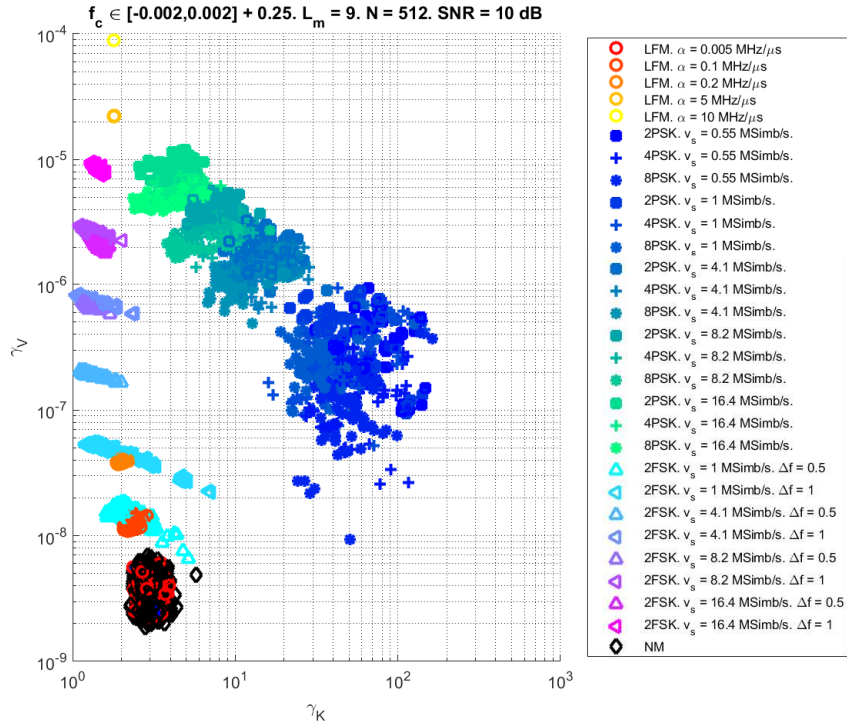

 (a) Plano  $\gamma_{NM} - \gamma_{LFM}$ .

 (b) Plano  $\gamma_K - \gamma_V$ .

 Figura D.3: Representación de ambos planos para  $N_B = 512$  muestras y  $\text{SNR} = 10$  dB.



## Apéndice E

# Comparativa entre métodos de subclasificación global de señales MPSK

Las señales con modulación MPSK son señales de frecuencia constante que funcionan a través de variaciones de la fase absoluta. Estas variaciones se producen en los cambios de símbolo y son proporcionales a  $\pm 2\pi/M$  siendo  $M$  el orden de la modulación. A través de este razonamiento, señales 2PSK tienen saltos de fase de  $\pm\pi$ , señales 4PSK de  $\pm\pi$  y  $\pm\pi/2$  y señales 8PSK de  $\pm\pi$ ,  $\pm\pi/2$  y  $\pm\pi/4$ . A su vez, teniendo en cuenta que los estadísticos empleados para la subclasificación PSK,  $\gamma_{2PSK}$  y  $\gamma_{4PSK}$ , son el error respecto a la aproximación lineal de la fase multiplicada por 2 y por 4, respectivamente, y desenrollada. Por lo tanto, dado este razonamiento, el método de subclasificación global teórico es:

- 2-PSK: Si todas las subtramas son clasificadas como 2-PSK.
- 4-PSK: Si todas las subtramas son clasificadas como 2-PSK y 4-PSK.
- M-PSK ( $M \geq 8$ ): Si hay al menos una subtrama clasificada como M-PSK ( $M \geq 8$ ).

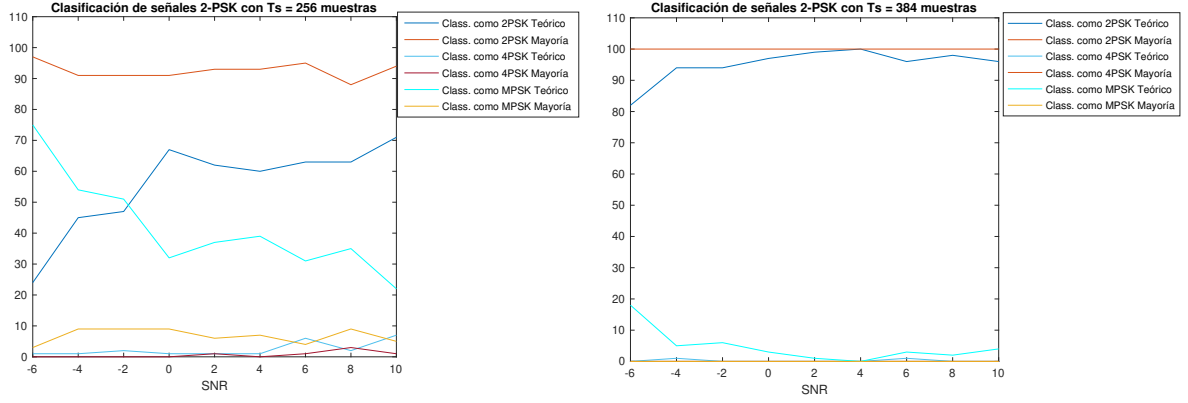
Sin embargo, este razonamiento pierde cierta validez, en la práctica, debido a la degradación de la fase de este tipo de señales en el preprocesado a través de las FFTs (ver Sección 2.4.3.5). Con este pretexto se propone un segundo método, el criterio de subclasificación global práctica, que corresponde con:

- 2-PSK: Si la mayoría de los bloques son clasificados como 2-PSK.
- 4-PSK: Si la mayoría de los bloques son clasificados como 4-PSK.
- M-PSK ( $M \geq 8$ ): Si la mayoría de los bloques son clasificados como M-PSK ( $M \geq 8$ ).

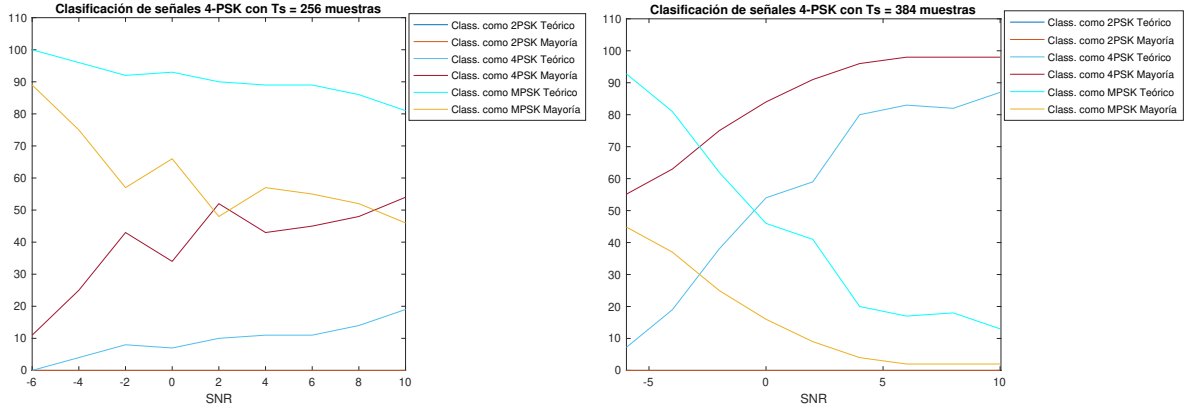
Para comprobar el desempeño del clasificador para ambos casos, se realizan unas simulaciones de MonteCarlo con 100 iteraciones, generando señales 2PSK, 4PSK y 8PSK, para cada relación señal a ruido, con diferentes periodos de símbolo para ver como afecta la subclasificación global a la clasificación final.

Los resultados pueden verse en la Figura E.1. El método de subclasificación global teórico disminuye la probabilidad de correcta clasificación tanto de señales 2PSK como 4PSK con periodos de símbolo bajos (velocidades de símbolo altas) pero aumenta la probabilidad de correcta clasificación de señales 8PSK con grandes periodos de símbolo (velocidades de símbolo bajas). De esta manera, se prioriza la detección de las señales 2PSK, y se procede a utilizar el método de subclasificación práctico, el cual mejora su detección.

## Comparativa entre métodos de subclasificación global de señales MPSK



(a) Clasificación final de señales 2PSK con  $T_s = 0.116 \mu s$ . (b) Clasificación final de señales 2PSK con  $T_s = 0.175 \mu s$ .



(c) Clasificación final de señales 4PSK con  $T_s = 0.116 \mu s$ . (d) Clasificación final de señales 4PSK con  $T_s = 0.175 \mu s$ .



(e) Clasificación final de señales 8PSK con  $T_s = 0.931 \mu s$ . (f) Clasificación final de señales 8PSK con  $T_s = 1.862 \mu s$ .

Figura E.1: Clasificación final de señales 2PSK, 4PSK y 8PSK con diferentes  $T_s$  donde el método de clasificación afecta al resultado final.

## Apéndice F

### Análisis de la longitud del filtro de mediana

Como se menciona en el Apartado 2.4.2.5, la longitud mínima teórica del filtro de mediana es  $L_m = 11$ ; sin embargo, es conveniente reducir al máximo esta longitud para minimizar el coste computacional para aplicaciones en tiempo real. De esta manera, se procede a estudiar el desempeño de diferentes valores de longitud del filtro de mediana, midiendo el error cuadrático medio de la frecuencia filtrada respecto a la generada, en señales 2-PSK, 4-PSK y 8-PSK con una serie de periodos de símbolo.

Como se puede observar en las gráficas presentadas, F.1, F.2 y F.3, aunque el valor teórico de la longitud del filtro de mediana es de  $L_m = 11$ , en la práctica es suficiente con  $L_m = 9$  para contrarrestar los picos en frecuencia de las PSK en sus transiciones de símbolo.

## F.1. Error cuadrático medio en BPSKs

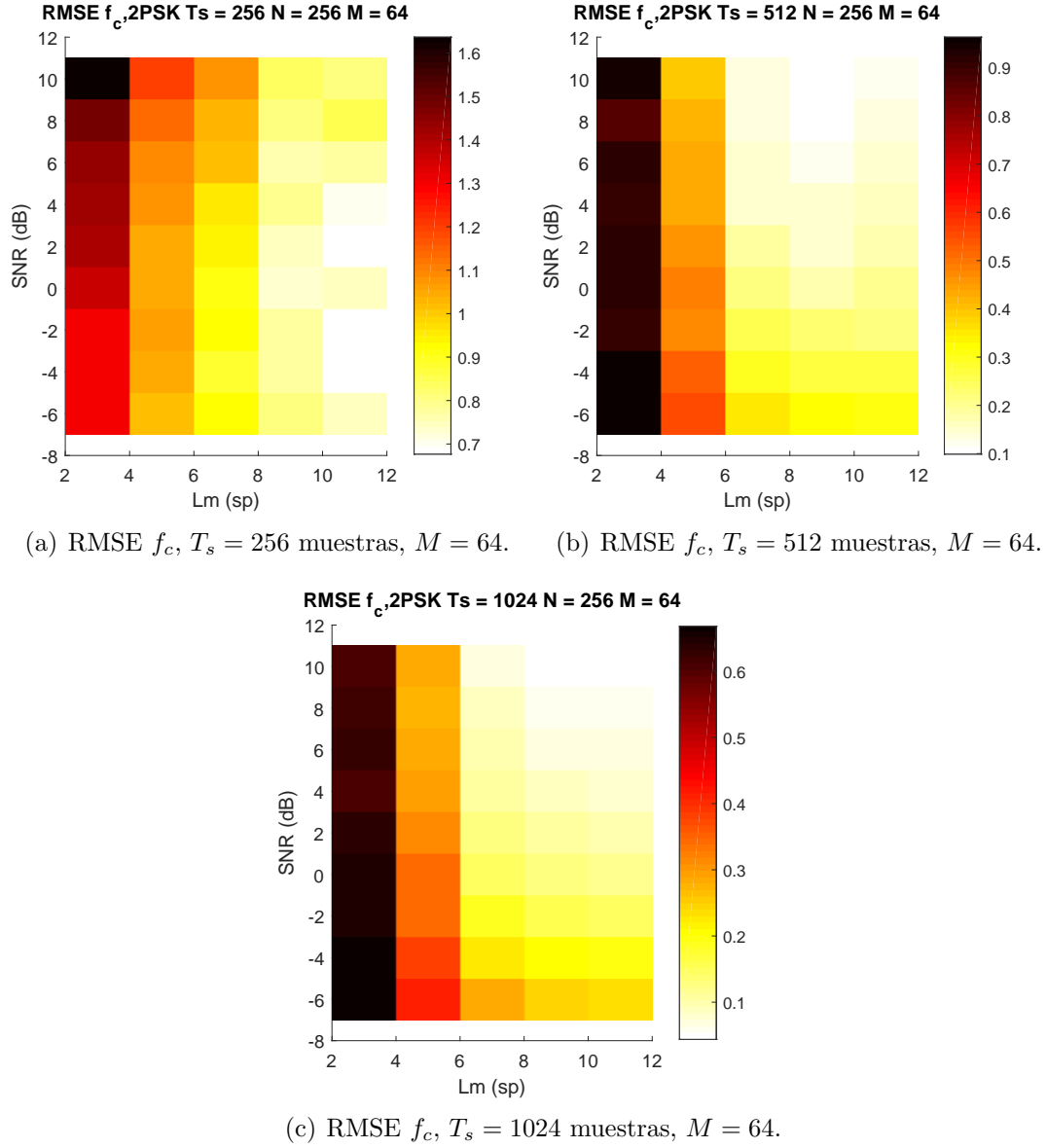


Figura F.1: Error cuadrático medio de  $f_c$  en BPSKs con diferentes valores de tiempo de símbolo y longitudes del filtro de mediana.

## F.2. Error cuadrático medio en QPSKs

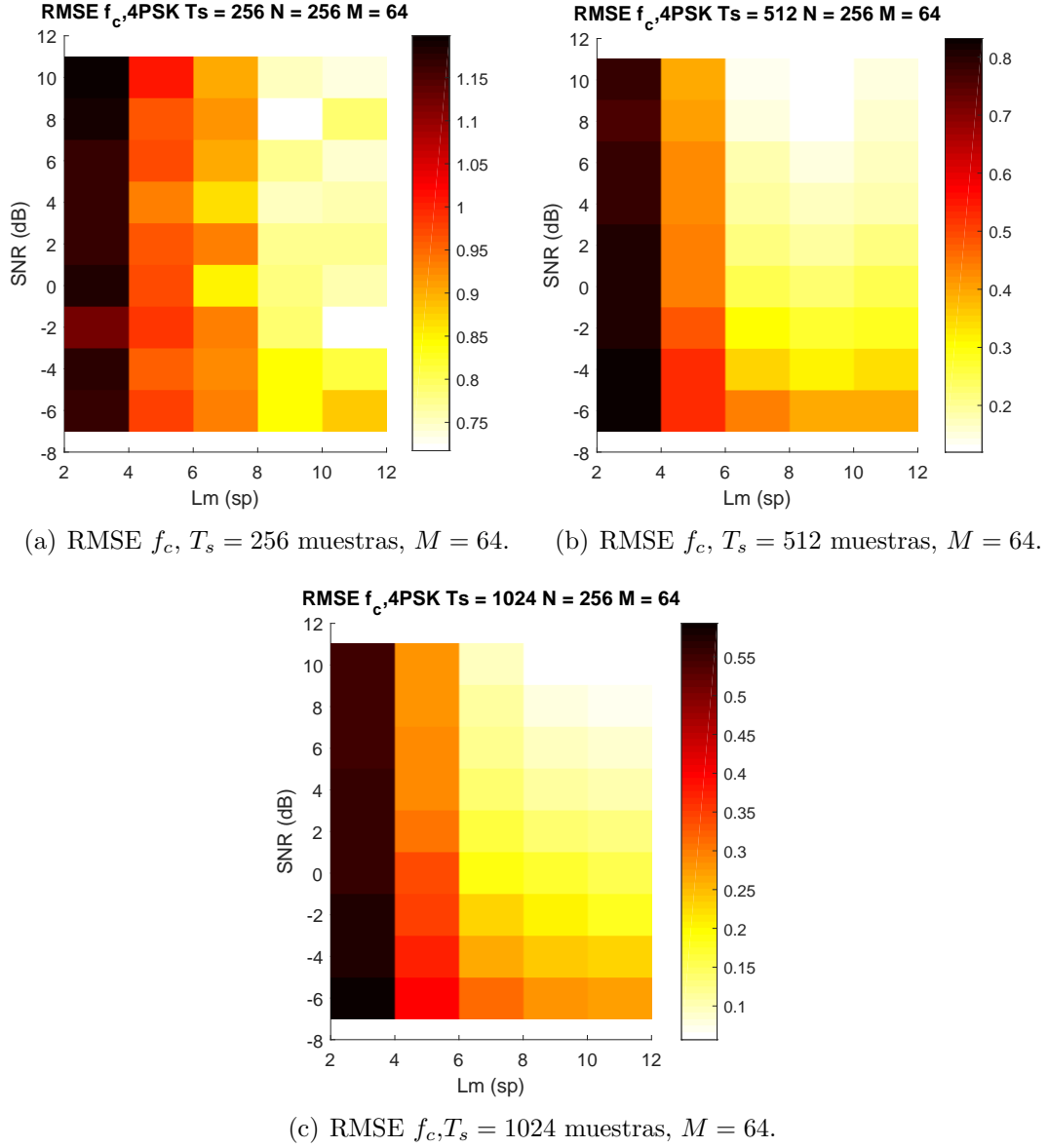


Figura F.2: Error cuadrático medio de  $f_c$  en QPSKs con diferentes valores de tiempo de símbolo y longitudes del filtro de mediana.

### F.3. Error cuadrático medio en 8PSKs

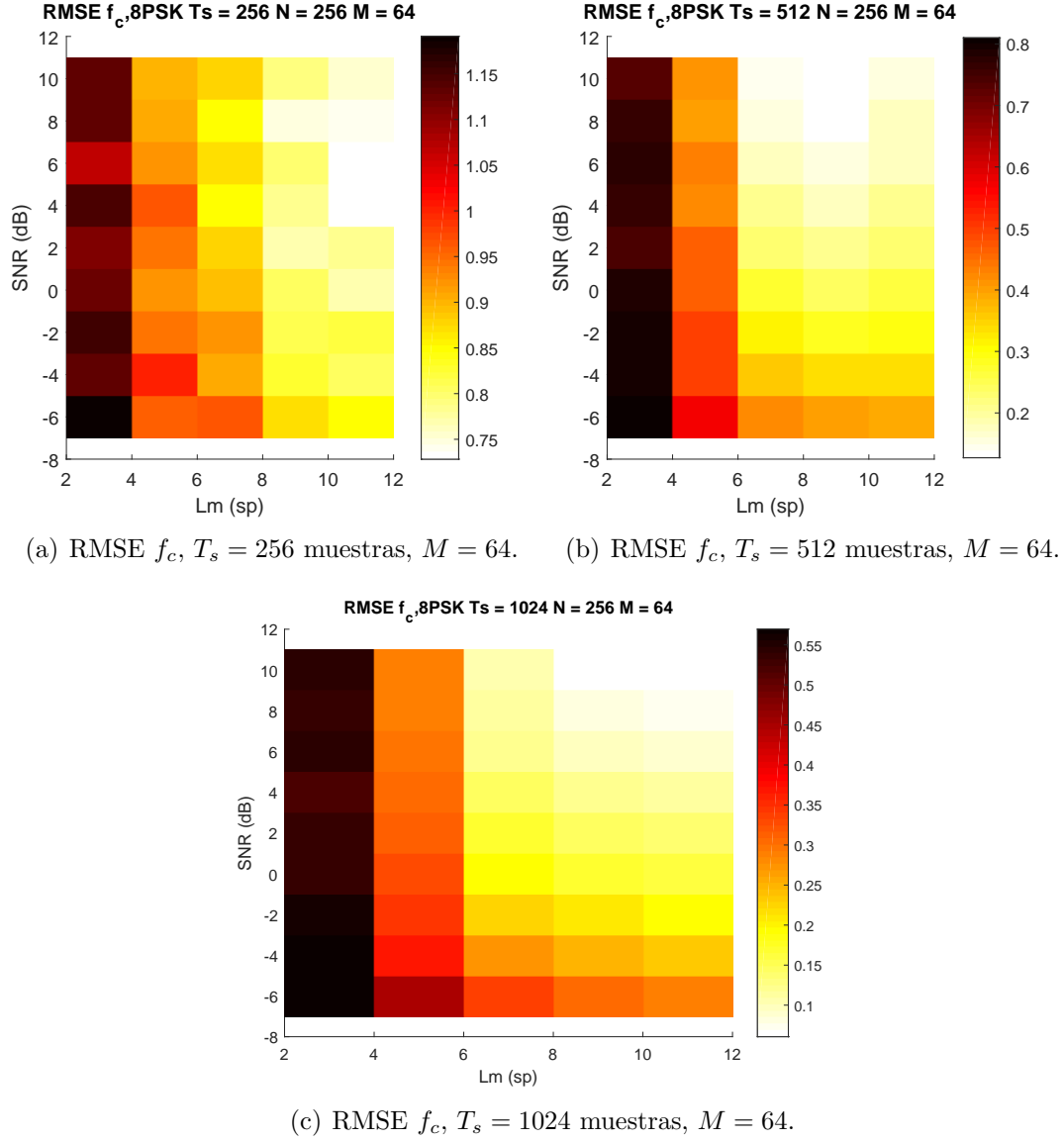


Figura F.3: Error cuadrático medio de  $f_c$  en 8PSKs con diferentes valores de tiempo de símbolo y longitudes del filtro de mediana.

# Apéndice G

## Delimitación de los umbrales óptimos del clasificador

Para la obtención de los umbrales se han considerado dos enfoques diferentes que minimicen la probabilidad de error en la clasificación:

- Enfoque bayesiano  $\rightarrow$  El umbral se establece, como los sucesos cuentan con la misma probabilidad, en el punto de corte entre ambas fdps, minimizando así el error de clasificación de ambas señales por igual.
- Enfoque de Neyman-Pearson  $\rightarrow$  El umbral se fija para garantizar la correcta clasificación de un tipo de señal, maximizando en lo posible la clasificación del resto de modulaciones.

### G.1. Umbral $th_{NM}$

Para calcular este umbral es necesario, en primer lugar, determinar las señales que influyen en su cálculo. Estas son las carentes de modulación (NM) y las señales con modulación lineal de frecuencia (LFM). De estas últimas sólo interesan aquellas cuya “chirp rate” sea lo suficientemente lenta como para llegar a confundirlas con NM. Los “chirp rates” considerados son  $|\alpha| = 0.005 \text{ MHz}/\mu s$  y  $|\alpha| = 0.01 \text{ MHz}/\mu s$ . Una vez conocidas estas señales, y a partir de simulaciones de MonteCarlo, se pueden obtener sus fdps, figura G.1.

En este caso, se pretende priorizar la correcta detección de señales sin modulación (NM) con el criterio de Neyman-Pearson. Este criterio, como puede observarse a continuación, obliga a aumentar el valor del umbral cuando las SNRs son bajas y no permite, para esos casos, clasificar correctamente señales LFM con  $\alpha = 0.01 \text{ MHz}/\mu s$ .



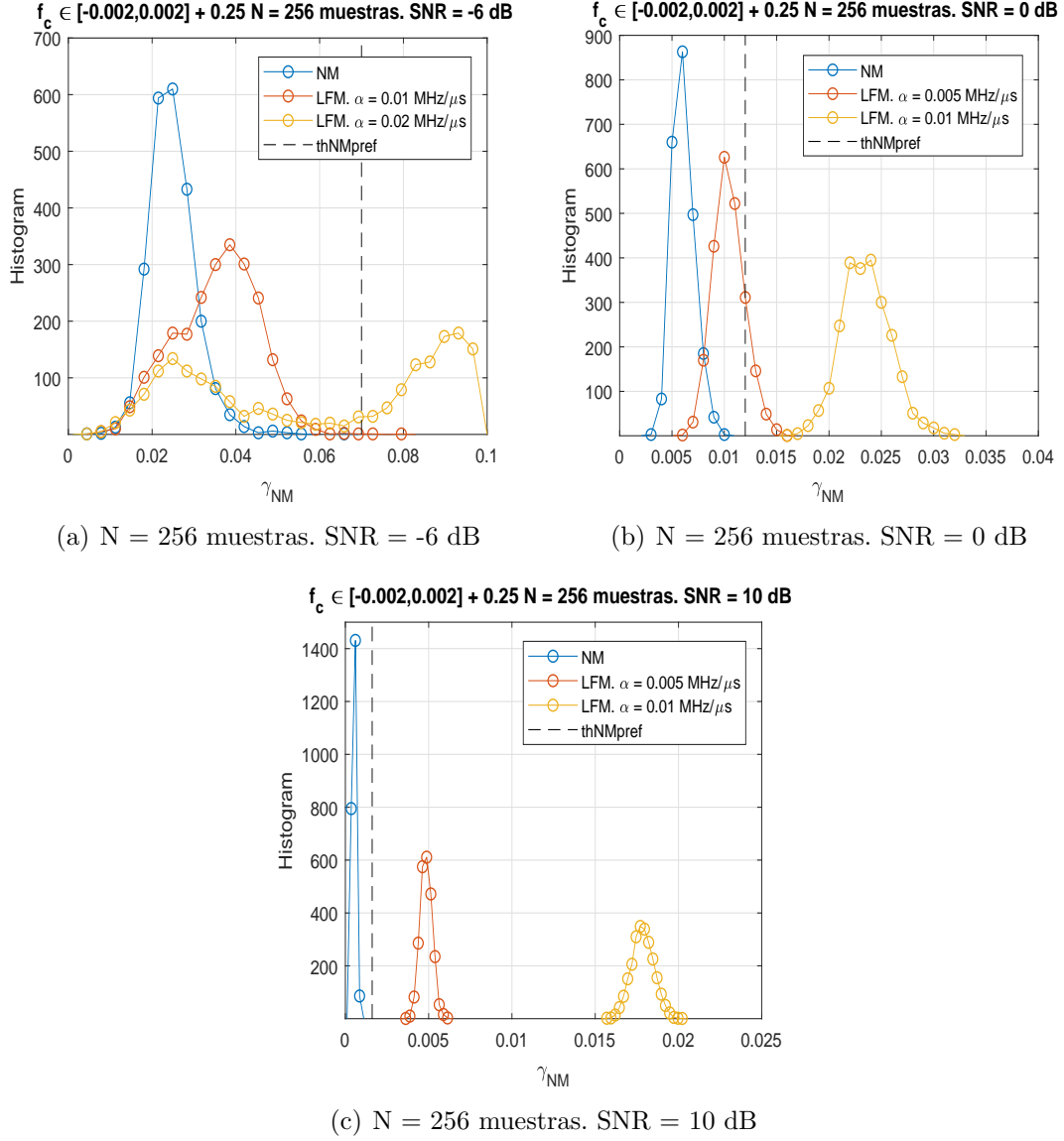
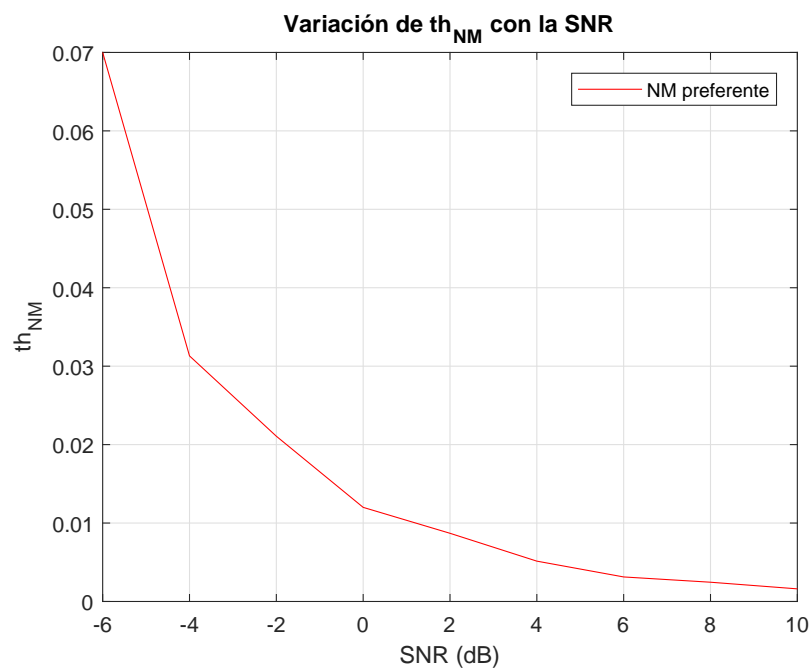


Figura G.1: Funciones densidad de probabilidad del estadístico  $\gamma_{NM}$  de señales NM y LFM con  $\alpha = 0.005 \text{ MHz}/\mu\text{s}$  y  $\alpha = 0.01 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ , para varias relaciones señal a ruido (SNR).

Figura G.2: Evolución del umbral  $th_{NM}$  con la SNR

## G.2. Umbral $th_{LFM}$

Para este umbral es necesario considerar tanto señales LFM como FSK y PSK. Para ello, se analizará el estadístico  $\gamma_{LFM}$  de señales FSK y PSK con velocidades de símbolo bajas junto con el mismo estadístico de una señal LFM de “chirp rate” cualquiera (el valor de este estadístico es independiente del valor del “chirp rate” de la señal LFM). Las señales seleccionadas para el cálculo del umbral son, una FSK de  $v_s = 0.5 \text{ Msimb/s}$  y  $\Delta f = 0.25 \text{ MHz}$  y una 8-PSK de  $v_s = 0.5 \text{ Msimb/s}$ , debido que cuanto más lentas son las señales, menos transiciones de símbolo experimentan en una subtrama y, por tanto, más probabilidades tienen de confundirse con señales LFM.

El umbral se halla, al igual que en el caso anterior, con un enfoque Neyman-Pearson, fijando la correcta clasificación de las señales LFM, como puede verse en la figuras G.3.

Exceptuando las SNRs muy bajas, es posible establecer un umbral óptimo que clasifique las señales con un mínimo de errores. Sin embargo, cuando la SNR de la señal es del orden de los -6 dB, ya no es posible diferenciar de manera correcta las modulaciones, aumentando considerablemente las probabilidades de confusión.

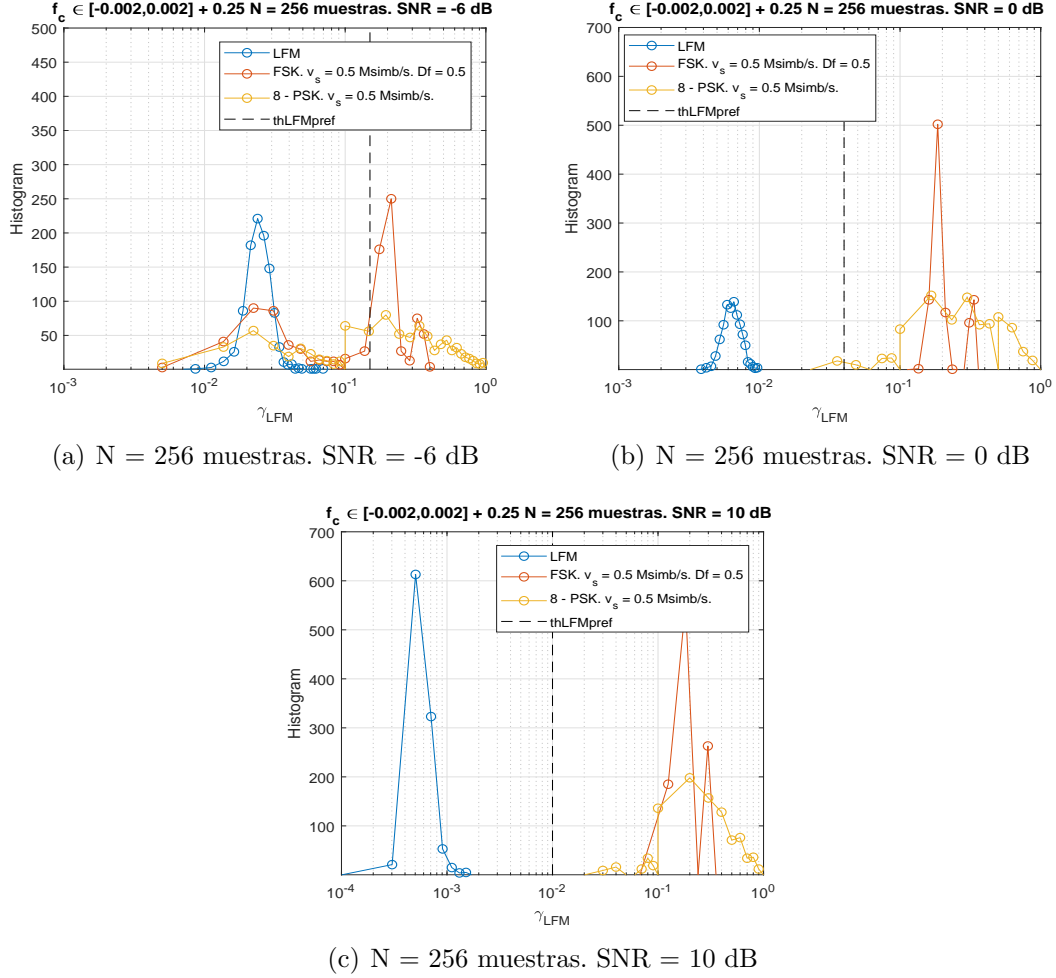
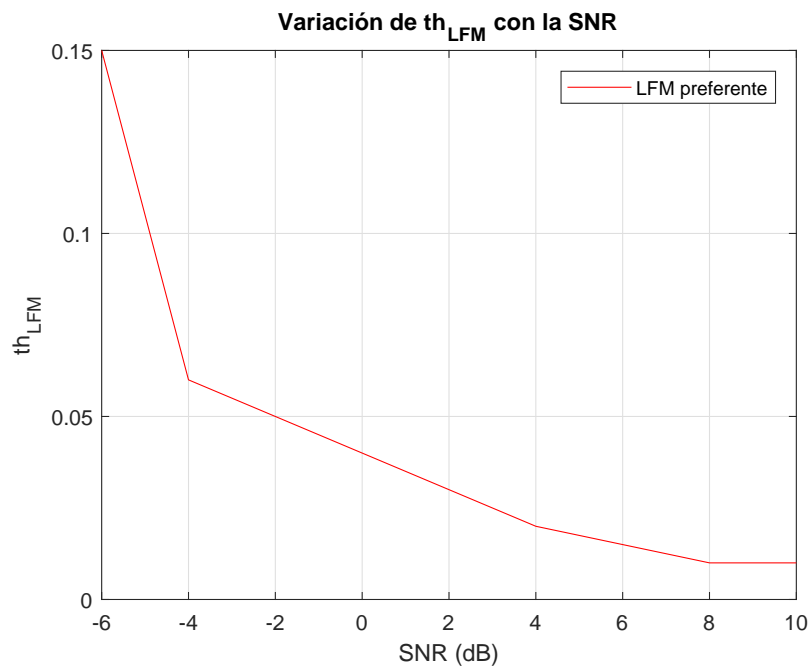


Figura G.3: Funciones densidad de probabilidad del estadístico  $\gamma_{LFM}$  de señales LFM, 8-PSK con  $v_s = 0.5$  Msimb/s y FSK con  $v_s = 0.5$  Msimb/s y  $\Delta f = 0.5$ , para varias relaciones señal a ruido (SNR).

Figura G.4: Evolución del umbral  $th_{LFM}$  con la SNR

### G.3. Umbrales a, b y $th_K$

Para el cálculo de estos umbrales, es necesario tener en cuenta dos estadísticos diferentes, la kurtosis y la varianza, de manera simultánea. Por este motivo, se precisa de una distribución bivariable para caracterizar el comportamiento conjunto de los dos estadísticos de las diferentes señales PSK, FSK y LFM.

En este caso se obtendrán los umbrales con un enfoque bayesiano entre las señales de modulación BPSK y FSK, intentando a su vez maximizar la correcta clasificación de las modulaciones QPSK y MPSK. Para ello, no se tienen en cuenta las señales LFM; es decir, en el árbol jerárquico de decisión se clasificarán, con el umbral  $th_{LFM}$ , estas señales primero.

El umbral de clasificación queda establecido como una recta en unidad logarítmicas que sigue la función:

$$f(\gamma_K) = a\gamma_K^b \quad (G.1)$$

Aun así, si se tiene en cuenta la posibilidad de recepción de señales con velocidades de símbolo altas con valores de hasta  $32.8 \text{ Msimb/s}$ , es necesario añadir un umbral de clasificación adicional,  $th_K$ , para minimizar todo lo posible el error.

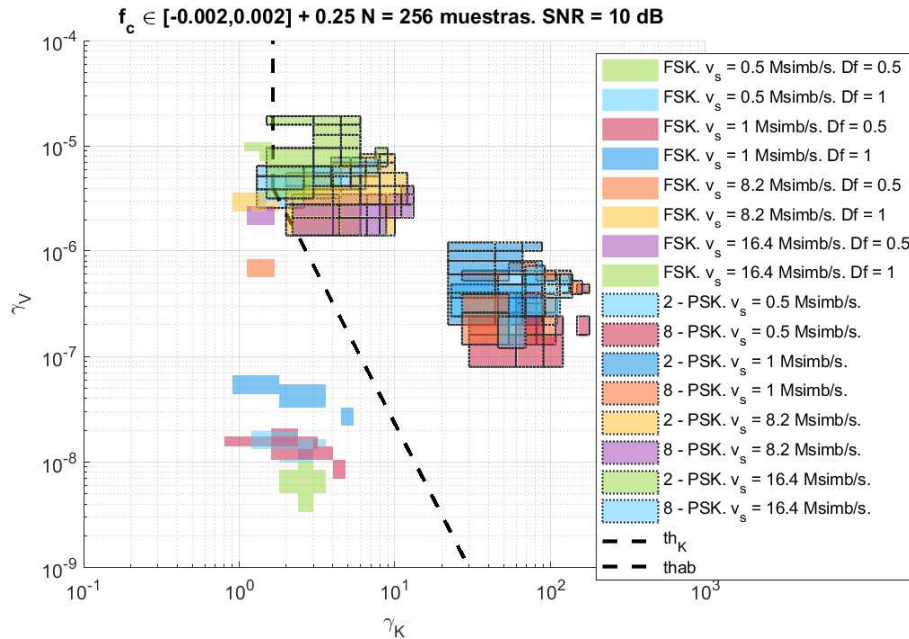


Figura G.5: Funciones densidad de probabilidad de los estadísticos  $\gamma_V$  y  $\gamma_K$  de señales 2-PSK y 8-PSK con diferentes  $v_s$  y FSK con diversas  $v_s$  y saltos de frecuencia y  $SNR = 10 \text{ dB}$ .

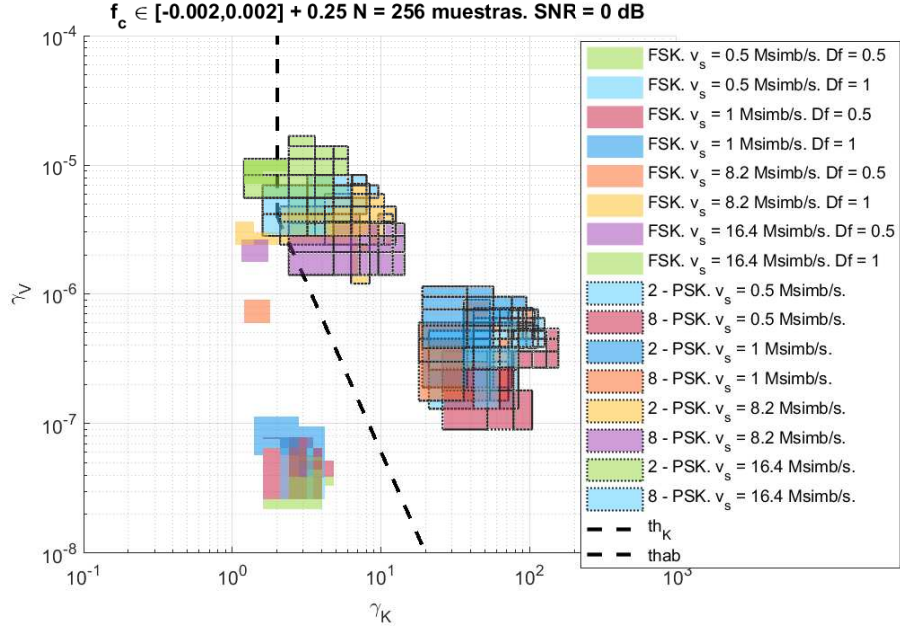


Figura G.6: Funciones densidad de probabilidad de los estadísticos  $\gamma_V$  y  $\gamma_K$  de señales 2-PSK y 8-PSK con diferentes  $v_s$  y FSK con diversas  $v_s$  y saltos de frecuencia y SNR = 0 dB.

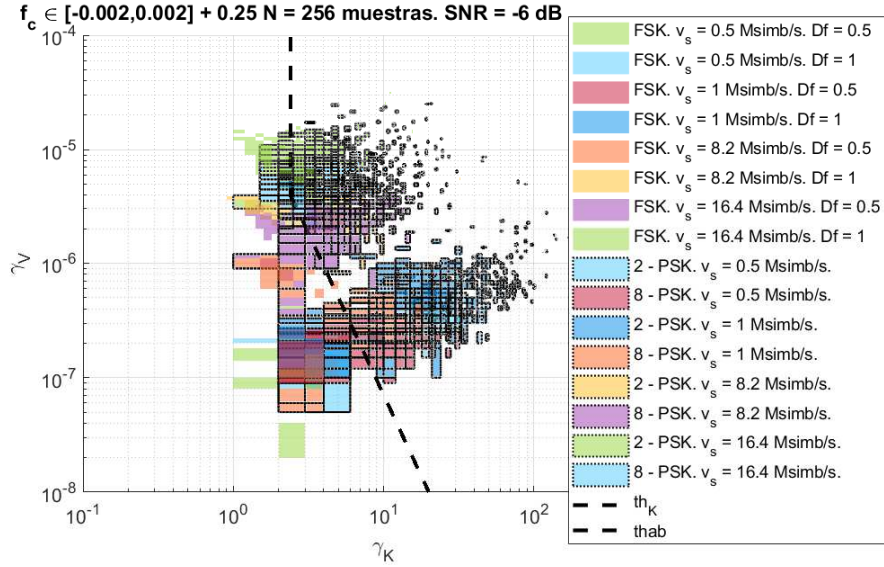


Figura G.7: Funciones densidad de probabilidad de los estadísticos  $\gamma_V$  y  $\gamma_K$  de señales 2-PSK y 8-PSK con diferentes  $v_s$  y FSK con diversas  $v_s$  y saltos de frecuencia y SNR = -6 dB.



Figura G.8: Evolución de los umbrales a y b con la SNR

## G.4. Umbral 2PSK

Este es el primer criterio para subclasificar las señales PSK. Para ello se deben tener en cuenta todas las señales MPSK, siendo  $M = 2, 4$  u  $8$ . El criterio que se pretende utilizar es maximizar la clasificación de las señales BPSK frente a las QPSK y 8PSK, pero intentando minimizar los errores de clasificación de estas últimas. Sin embargo, dado que el estadístico  $\gamma_{2PSK}$  depende de la fase de las señales, hay que tener en cuenta que para una correcta clasificación es de vital importancia una velocidad de símbolo por debajo del límite teórico ( $v_s < 8.6 \text{ Msimb/s}$ ), ver Sección 2.4.3.5. Por ello, se fijarán los valores del umbral para maximizar la clasificación de la señal a esa velocidad límite.

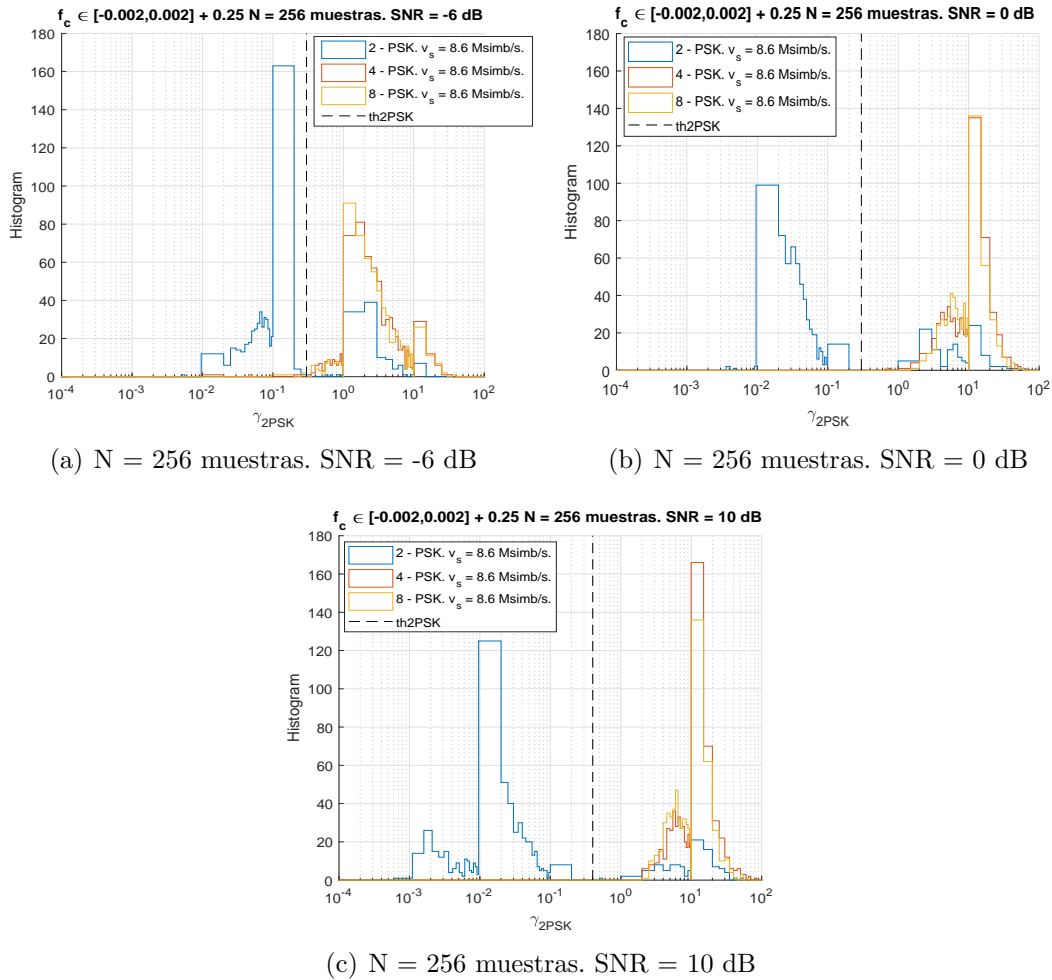
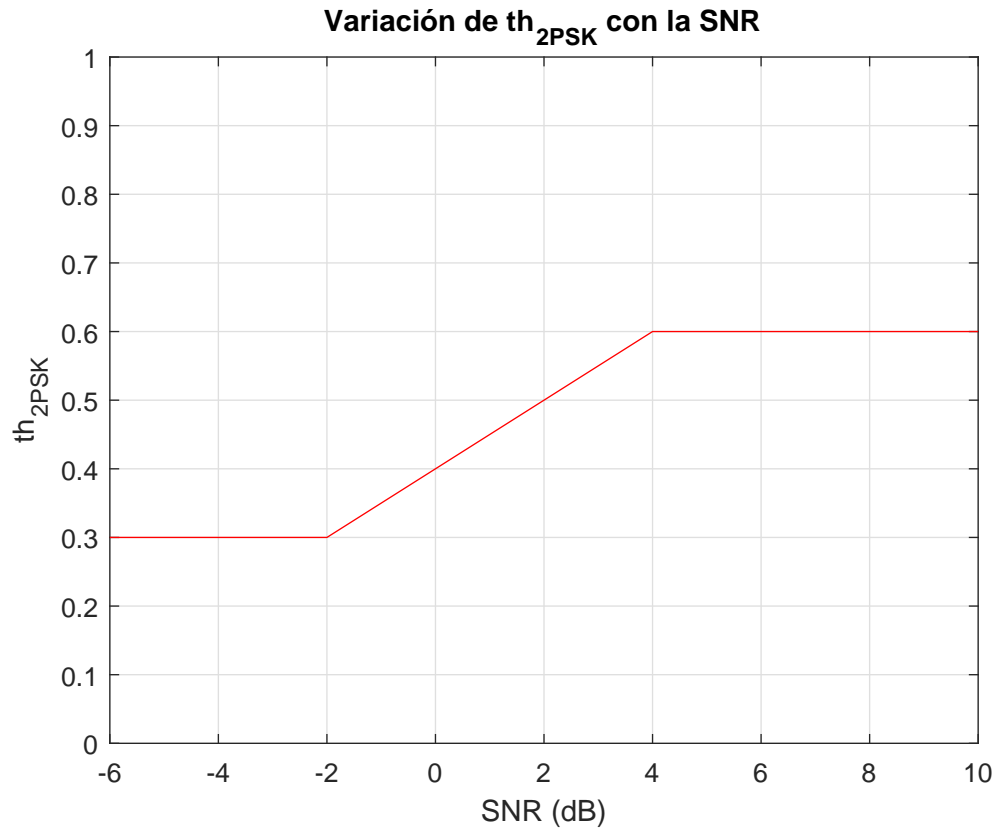


Figura G.9: Funciones densidad de probabilidad de los estadísticos  $\gamma_{2PSK}$  de señales 2-PSK, 4-PSK y 8-PSK con  $v_s = 8.6 \text{ Msimb/s}$  para varias relaciones señal a ruido (SNR).



Figura G.10: Evolución del umbral  $th_{2PSK}$  con la SNR

## G.5. Umbral 4PSK

Este umbral subclasifica las señales QPSK de las 8PSK; sin embargo, al igual que el anterior, el estadístico utilizado es muy sensible a la velocidad de símbolo de las señales. Por ello, se analizarán las modulaciones 4-PSK y 8-PSK con velocidades de símbolo de  $v_s = 8.6 \text{ Msimb/s}$  y  $v_s = 4.3 \text{ Msimb/s}$ , intentando minimizar las probabilidades de confusión en ambas señales por igual.

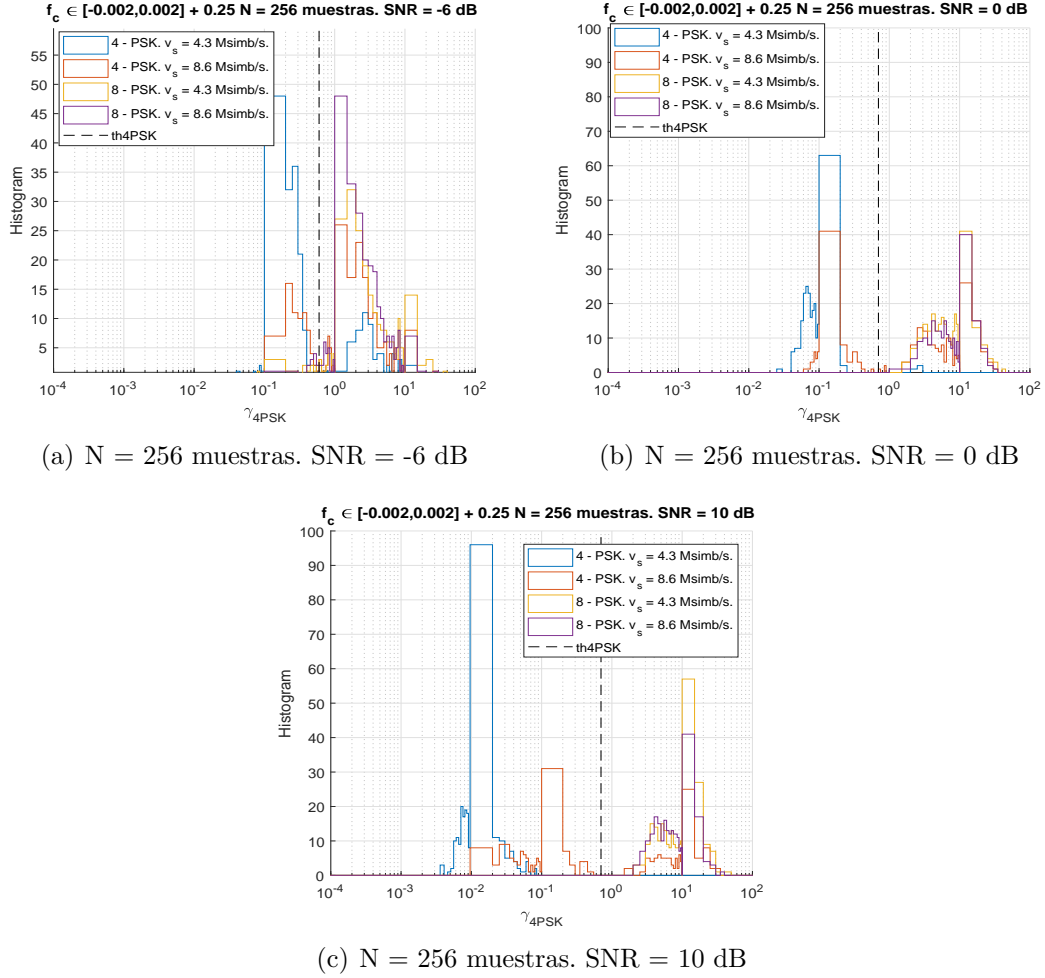
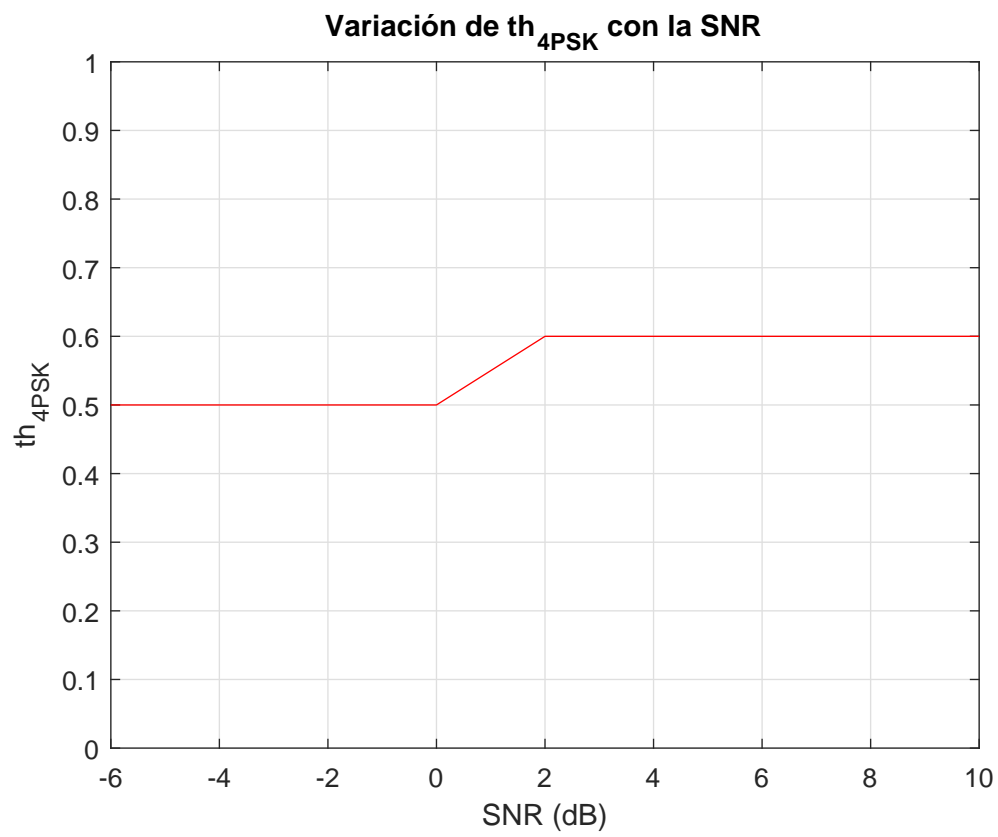


Figura G.11: Funciones densidad de probabilidad de los estadísticos  $\gamma_{4PSK}$  de señales 4-PSK y 8-PSK con  $v_s = 8.6$  Msimb/s y  $v_s = 4.3$  Msimb/s para varias relaciones señal a ruido (SNR).

Figura G.12: Evolución del umbral  $th_{4PSK}$  con la SNR

# Apéndice H

## Matrices de confusión del AMC

En este apéndice quedan reflejados los resultados obtenidos en la simulación en forma de matrices de confusión para los algoritmos que conforman el AMC. A partir de estos datos se puede concluir si el AMC presenta o no un buen funcionamiento. Es decir, en que casos se obtiene probabilidades de clasificación correctas.

Las matrices de confusión se organizan de la manera:

■ Señales NM .....	p.78	.
■ Señales LFM .....	p.79	.
■ Señales LFM triangulares .....	p.83	.
■ Señales LFM escalonadas .....	p.79	.
■ Señales FSK .....	p.93	.
■ Señales 2PSK .....	p.97	.
■ Señales 4PSK .....	p.100	.
■ Señales 8PSK .....	p.103	.
■ Señales 8PSK .....	p.103	.
■ Señales 2PSK Barker 13 .....	p.106	.
■ Señales PSK FRANK .....	p.108	.

**H.1. Señales sin modulación intrapulso.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	6	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	94	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.1: NM,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

**H.2. Señales con modulación LFM.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	1	1	0	12	21	99	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	5	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	94	99	100	88	79	1	0	0	0
LFM Asc.	0	1	0	12	21	99	100	100	100
LFM Desc.	1	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.2: LFM,  $BW = 0.1 \text{ MHz}$ ,  $PW = 20 \text{ } \mu\text{s}$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	64	98	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	2	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	98	36	2	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	0	64	98	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.3: LFM,  $BW = 0.2 \text{ MHz}$ ,  $PW = 20 \text{ } \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	94	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	2	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	4	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	94	100	99	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	1	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.4: LFM,  $BW = 0.4 \text{ MHz}$ ,  $PW = 20 \text{ } \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.5: LFM,  $BW = 0.6 \text{ MHz}$ ,  $PW = 20 \text{ } \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.6: LFM,  $BW = 1 \text{ MHz}$ ,  $PW = 20 \text{ } \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.



SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.7: LFM,  $BW = 50 \text{ MHz}$ ,  $PW = 20 \text{ } \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

**H.3. Señales con modulación LFM triangular.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Desc.	53	96	100	100	100	100	100	100	100
LFM Tri. A	42	4	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	5	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.8: LFM tri. A,  $BW = 30 \text{ MHz}$ ,  $PW_1 = 6 \mu s$  y  $PW_2 = 54 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	91	97	99	99	100	98	96	95	92
LFM Tri. V	9	3	1	1	0	2	4	5	8

Tabla H.9: LFM tri. A,  $BW = 30 \text{ MHz}$ ,  $PW_1 = 30 \text{ } \mu\text{s}$  y  $PW_2 = 30 \text{ } \mu\text{s}$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	93	98	100	99	99	96	94	94	94
LFM Tri. V	7	2	0	1	1	4	6	6	6

Tabla H.10: LFM tri. A,  $BW = 60 \text{ MHz}$ ,  $PW_1 = 18 \text{ } \mu\text{s}$  y  $PW_2 = 42 \text{ } \mu\text{s}$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.11: LFM tri. V,  $BW = 60 \text{ MHz}$ ,  $PW_1 = 48 \mu s$  y  $PW_2 = 12 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.12: LFM tri. V,  $BW = 120 \text{ MHz}$ ,  $PW_1 = 36 \mu s$  y  $PW_2 = 84 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.13: LFM tri. V,  $BW = 120 \text{ MHz}$ ,  $PW_1 = 96 \mu s$  y  $PW_2 = 24 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

**H.4. Señales con modulación LFM escalonada.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	99	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	1	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	99	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.14: LFM escalonada,  $\Delta f = 0.02 \text{ MHz}$ ,  $T_c = 0.625 \mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	95	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	5	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	95	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.15: LFM escalonada,  $\Delta f = 0.02 \text{ MHz}$ ,  $T_c = 1\mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	50	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	3	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	47	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	50	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.16: LFM escalonada,  $\Delta f = 0.02 \text{ MHz}$ ,  $T_c = 1.25\mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.17: LFM escalonada,  $\Delta f = 0.1 \text{ MHz}$ ,  $T_c = 1.25 \mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	79	95
FSK	0	0	0	0	0	0	0	21	5
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	100	100	100	79	95
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.18: LFM escalonada,  $\Delta f = 0.3 \text{ MHz}$ ,  $T_c = 1.25 \mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.



SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.19: LFM escalonada,  $\Delta f = 0.5 \text{ MHz}$ ,  $Tc = 0.625\mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	100	100	0	0	0
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.20: LFM escalonada,  $\Delta f = 0.5 \text{ MHz}$ ,  $Tc = 1\mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	93	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	7	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	93	0	0	0	0
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.21: LFM escalonada,  $\Delta f = 0.5 \text{ MHz}$ ,  $T_c = 1.25 \mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	100	100	100	100	100
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	100	100	100	100	100
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.22: LFM escalonada,  $\Delta f = 1 \text{ MHz}$ ,  $T_c = 0.36364 \mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	100	100	100	100	99	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	1	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Asc.	100	100	100	100	99	0	0	0	0
LFM Desc.	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. A	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LFM Tri. V	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.23: LFM escalonada,  $\Delta f = 1 \text{ MHz}$ ,  $T_c = 0.625 \mu s$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

**H.5. Señales con modulación 2FSK.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	99	100	100	100	100	100	100	100	100
PSK	1	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.24: 2FSK,  $T_s = 128$  sp,  $\Delta f = 1/1K$ ,  $PW = 20$   $\mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	91	100	100	100	100	100	100	100	100
PSK	9	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.25: 2FSK,  $T_s = 128$  sp,  $\Delta f = 1/0.5K$ ,  $PW = 20$   $\mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.26: 2FSK,  $T_s = 256$  sp,  $\Delta f = 1/2K$ ,  $PW = 20$   $\mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.27: 2FSK,  $T_s = 256$  sp,  $\Delta f = 1/1K$ ,  $PW = 20$   $\mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.28: 2FSK,  $T_s = 512$  sp,  $\Delta f = 1/4K$ ,  $PW = 20$   $\mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.29: 2FSK,  $T_s = 512 \text{ sp}$ ,  $\Delta f = 1/2K$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	3	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	97	100	100	100	100	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.30: 2FSK,  $T_s = 2048 \text{ sp}$ ,  $\Delta f = 1/16K$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	2	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	98	100	100	100	100	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.31: 2FSK,  $T_s = 2048 \text{ sp}$ ,  $\Delta f = 1/8K$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	57	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	43	99	100	100	99	100	100	98	100
PSK	0	1	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	0	1	0	0	2	0

Tabla H.32: 2FSK,  $T_s = 4096 \text{ sp}$ ,  $\Delta f = 1/32K$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	8	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	92	100	100	99	100	100	100	100	100
PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0	0	1	0	0	0	0	0

Tabla H.33: 2FSK,  $T_s = 4096 \text{ sp}$ ,  $\Delta f = 1/16K$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

**H.6. Señales con modulación 2PSK.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	3	4	0	0	1	0	0	0	2
PSK	97	96	100	100	99	100	100	100	98
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	18	5	11	18	20	24	22	30	23
4PSK	1	4	4	12	3	3	2	3	3
MPSK	78	87	85	70	76	73	76	67	72

Tabla H.34: 2PSK,  $T_s = 128$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.



SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	97	95	97	95	97	94	97	90	94
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	1	0
MPSK	3	5	3	5	3	6	3	9	6

Tabla H.35: 2PSK,  $T_s = 256$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.36: 2PSK,  $T_s = 512$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.37: 2PSK,  $T_s = 2048 \text{ Msps}$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	3	0	1	2	2	2	1	2
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	97	100	99	98	98	98	99	98
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	100	97	100	99	98	98	98	99	98
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.38: 2PSK,  $T_s = 4096 \text{ Msps}$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

**H.7. Señales con modulación 4PSK.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	6	6	0	0	1	0	0	0	0
PSK	94	94	100	100	99	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	1	0
MPSK	94	94	100	100	99	100	100	99	100

Tabla H.39: 4PSK,  $T_s = 128$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	9	21	22	38	45	42	47	42	47
MPSK	91	79	78	62	55	58	53	58	53

Tabla H.40: 4PSK,  $T_s = 256$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	70	84	99	100	99	100	100	100	100
MPSK	30	16	1	0	1	0	0	0	0

Tabla H.41: 4PSK,  $T_s = 512$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	3	1	0	0	0	0	0	0	0
PSK	97	99	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	1	0	1	0	0	0	0	1	0
4PSK	93	99	99	100	100	100	100	99	100
MPSK	3	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.42: 4PSK,  $T_s = 2048 \text{ Msps}$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	11	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	17	6	1	0	0	0	0	0	0
PSK	72	94	99	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	11	7	6	8	8	9	8	8	9
4PSK	61	87	93	92	92	91	92	92	91
MPSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.43: 4PSK,  $T_s = 4096 \text{ Msps}$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

**H.8. Señales con modulación 8PSK.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	12	5	1	2	1	1	0	0	0
PSK	88	95	99	98	99	99	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	88	95	99	98	99	99	100	100	100

Tabla H.44: 8PSK,  $T_s = 128$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.45: 8PSK,  $T_s = 256$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.46: 8PSK,  $T_s = 512$  Msps,  $PW = 20$   $\mu$ s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	1	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	2	1	0	0	0	0	0	0	0
PSK	97	99	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	2	0	0	0	1	4	5	3	7
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	2
MPSK	95	99	100	100	99	96	95	97	91

Tabla H.47: 8PSK,  $T_s = 2048 \text{ Msps}$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	7	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	7	6	5	1	0	0	0	0	0
PSK	86	94	95	99	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	22	25	27	26	42	63	58	63	58
4PSK	9	11	10	11	19	14	17	12	18
MPSK	55	58	58	62	39	23	25	25	24

Tabla H.48: 8PSK,  $T_s = 4096 \text{ Msps}$ ,  $PW = 20 \mu s$ .  $N_B = 256$  muestras.



## H.9. Señales 2PSK Barker 13

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	1	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	99	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	100	99	100	100	100	100	100	100	100
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.49: Barker 13,  $v_s = 2.1484$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.50: Barker 13,  $v_s = 1.0742$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	100	100	100	100	100	100	100	100	100
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla H.51: Barker 13,  $v_s = 0.53711$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.

**H.10. Señales PSK FRANK.**

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	9	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	11	3	0	0	0	0	0	0	0
PSK	80	97	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	80	97	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.52: Frank 36,  $v_s = 4.2969$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	19	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	4	1	0	0	0	0	0	0	0
PSK	77	99	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	1	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	76	99	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.53: Frank 49,  $v_s = 4.2969$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	4	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	3	1	0	0	0	0	0	0	0
PSK	93	99	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	1	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	92	99	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.54: Frank 36,  $v_s = 2.1484$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	4	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	1	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	95	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	3	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	92	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.55: Frank 49,  $v_s = 2.1484$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	4	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	3	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	93	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	1	0	0	0	0	0	0	0	0
4PSK	6	0	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	86	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla H.56: Frank 36,  $v_s = 1.0742$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.

SNR (dB)	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
LFM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FSK	2	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK	98	100	100	100	100	100	100	100	100
NM	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2PSK	12	1	0	1	0	0	0	0	0
4PSK	3	2	0	0	0	0	0	0	0
MPSK	83	97	100	99	100	100	100	100	100

Tabla H.57: Frank 49,  $v_s = 1.0742$  Msimb/s.  $N_B = 256$  muestras.