



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA

TELECOM ESCUELA  
TÉCNICA VLC SUPERIOR  
DE INGENIERÍA DE  
TELECOMUNICACIÓN

# DETECCIÓN DE UNA SEÑAL CHIRP POR DEBAJO DEL RUIDO

LOURDES HERNÁNDEZ GUARDIOLA

TUTOR: ANA VIDAL PANTALEONI  
COTUTOR: JOSÉ FRANCISO PUCHE GARCÍA

Trabajo Fin de Máster presentado en la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Telecomunicación de la Universitat Politècnica de València, para la obtención del Título de Máster en Ingeniería Telecomunicación

Curso 2020-21

Valencia, 18 de septiembre de 2021

Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Telecomunicación  
Universitat Politècnica de València  
Edificio 4D. Camino de Vera, s/n, 46022 Valencia  
Tel. +34 96 387 71 90, ext. 77190  
[www.etsit.upv.es](http://www.etsit.upv.es)

**VLC/  
CAMPUS**  
VALENCIA, INTERNATIONAL  
CAMPUS OF EXCELLENCE





## Agradecimientos

Me gustaría agradecer a mis compañeros de departamento de Guerra Electrónica y Plataformas: a Albert, Alberto, Emanuel, Enrique, Gonzalo, Javi, José, Miguel, Migue, Óscar y Santi por haberme ayudado, enseñado, dado apoyo y animado durante todo este camino en DAS Photonics como en la elaboración del TFM.

También agradecer a mis compañeros de Máster. Gracias chicos por el apoyo mutuo y las risas durante esta carrera.

A Andrés, que llegó a mi vida en esta última etapa dándome fuerzas y ánimos.

A Emanuel, que me enseñó a programar de manera más estructurada en Python y a manejar una SDR.

A mi tutor de empresa, José Francisco Puche, por guiarme y tener paciencia conmigo.

A Ana Vidal, por querer ser mi tutora, darme consejos, ofrecerme su ayuda y tener la paciencia para entenderme.

Y, sobre todo, a mi madre, mi padre y mi hermano que han vivido, al igual que yo, todo este trayecto.

## Resumen

En este Trabajo Fin de Máster (TFM) se han realizado una serie de simulaciones con el objetivo de estimar la sensibilidad de un filtro adaptado a la señal Chirp. Tras efectuar un estudio acerca del estado del arte sobre la estimación de señales LPI (*Low Probability Interception*), se determinó que los métodos que ofrecen mejores resultados son las redes neuronales y los bancos de filtros adaptados. Dado que las redes neuronales presentan una mayor complejidad respecto a su arquitectura (las cuales requieren de varias capas para alcanzar mejores resultados) y a la necesidad de entrenarlas, se decidió optar por un análisis previo empleando filtros adaptados. Con objeto de establecer la señal a utilizar en las simulaciones se llevó a cabo un profundo estudio sobre el sistema RADAR, analizando las señales que usa para transmitir. Dicho estudio determinó que la señal más adecuada para ello debía ser la señal Chirp, dado que es la más empleada por los sistemas radares debido a que es una señal resistente frente a interferencias. Tras programar el código correspondiente para generar la señal y su filtro adaptado, se ejecutaron una serie de simulaciones con las que se estimaron los límites de la frecuencia central de la señal en el que el filtro es capaz de detectarla, el límite inferior de tasa que debe tener y el nivel mínimo de SNR detectable, con el propósito de conseguir una probabilidad de detección del 80 % y una probabilidad de falsa alarma del 20 %.

## Resum

En aquest Treball Fi de Màster (TFM) s'han realitzat una sèrie de simulacions amb l'objectiu d'estimar la sensibilitat d'un filtre adaptat al senyal Chirp. Després d'efectuar un estudi sobre l'estat de l'art sobre l'estimació de senyals LPI (*Low Probability Interception*), es va determinar que els mètodes que ofereixen millors resultats són les xarxes neuronals i els bancs de filtres adaptats. Atés que les xarxes neuronals presenten una major complexitat respecte a la seua arquitectura (les quals requereixen de diverses capes per a aconseguir millors resultats) i a la necessitat d'entrenar-les, es va decidir optar per una anàlisi prèvia emprant filtres adaptats. A fi d'establir el senyal a utilitzar en les simulacions es va dur a terme un profund estudi sobre el sistema RADAR, analitzant els senyals que usa per a transmetre. Aquest estudi va determinar que el senyal més adequat per a això havia de ser el senyal Chirp, atés que és la més emprada pels sistemes radars pel fet que és un senyal resistent enfront d'interferències. Després de programar el codi corresponent per a generar el senyal i el seu filtre adaptat, es van executar una sèrie de simulacions amb les quals es van estimar els límits de la freqüència central del senyal en el qual el filtre és capaç de detectar-la, el límit inferior de taxa que ha de tindre i el nivell mínim de SNR detectable, amb el propòsit d'aconseguir una probabilitat de detecció del 80 % i una probabilitat de falsa alarma del 20 %.

## Abstract

In this Master's Dissertation, a series of simulations have been carried out in order to estimate the sensitivity of a matched filter to the Chirp signal. After carrying out a study on the state of the art on the estimation of LPI signals (*Low Probability Interception*), it was determined that the methods that offer the best results are neural networks and matched filter banks. Given that neural networks present greater complexity with respect to their architecture (which require several layers to achieve better results) and the need to train them, it was decided to opt for a prior analysis using matched filters. To establish the signal to be used in the simulations, an in-depth study was carried out on the RADAR system, analysing the signals it uses to transmit. This study determined that the most suitable signal for this should be the Chirp signal since it is the most used by radar systems because it is a signal resistant to interference. After programming the corresponding code to generate the signal and its matched filter, a series of simulations were run that estimated the limits of the central frequency of the signal in which the filter can detect it, the lower rate limit that must have and the minimum detectable SNR level, in order to achieve a detection probability of 80% and a false alarm probability of 20%.

# Índice general

<b>1. Introducción y objetivos</b>	<b>1</b>
1.1. Introducción . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	3
1.3. Organización de la memoria . . . . .	3
<b>2. Metodología</b>	<b>4</b>
2.1. Estructura de la memoria . . . . .	4
2.2. Distribución de tareas . . . . .	4
2.3. Diagrama temporal . . . . .	5
<b>3. RADAR</b>	<b>7</b>
3.1. Introducción . . . . .	7
3.2. Ecuación radar . . . . .	8
3.3. Clasificación de radares . . . . .	9
3.4. Señales moduladas de radar . . . . .	10
3.4.1. Introducción . . . . .	10
3.4.2. PSK . . . . .	11
3.4.3. Códigos Barker . . . . .	12
3.4.4. FSK . . . . .	13
3.4.5. LFM . . . . .	14
3.5. Métodos de detección de señales radar . . . . .	19
3.5.1. Distribución Wigner Ville (WVD) . . . . .	20

3.5.2.	Distribución Choi-Williams (CWD) . . . . .	20
3.5.3.	Filtros adaptados . . . . .	21
3.5.4.	Redes neuronales . . . . .	22
<b>4.</b>	<b>Resultados</b>	<b>25</b>
4.1.	Introducción . . . . .	25
4.2.	Señales y filtro adaptado . . . . .	25
4.3.	Métodos establecidos para la detección y representación de los resultados . . . . .	26
4.4.	Simulaciones . . . . .	30
4.4.1.	Sensibilidad . . . . .	32
4.4.2.	Variación de la tasa de la señal . . . . .	37
4.4.3.	Variación del valor de la frecuencia central . . . . .	41
4.4.4.	Aumento del ancho de pulso . . . . .	45
4.5.	Resumen de resultados . . . . .	49
4.5.1.	Sensibilidad . . . . .	49
4.5.2.	Variación de la tasa de la señal . . . . .	49
4.5.3.	Variación del valor de la frecuencia central . . . . .	50
4.5.4.	Aumento del ancho de pulso . . . . .	50
<b>5.</b>	<b>Conclusiones y líneas futuras</b>	<b>51</b>
5.1.	Conclusiones . . . . .	51
5.2.	Líneas futuras . . . . .	53
	<b>Bibliografía</b>	<b>54</b>

# Lista de Figuras

3.1. Diagrama básico de un sistema radar. . . . .	7
3.2. Densidad de potencia transmitida por el sistema radar. . . . .	8
3.3. Modulación PSK. . . . .	11
3.4. Modulación FSK. . . . .	13
3.5. Parte real de la señal Chirp en tiempo. . . . .	14
3.6. Espectrograma de la señal Chirp lineal. . . . .	15
3.7. Espectro de la señal Chirp. . . . .	16
3.8. Representación de la autocorrelación y enventanado. Imagen realizada por Ana Vidal Pantaleoni. . . . .	17
3.9. Filtro en el dominio del tiempo (superior) y en el dominio de la frecuencia (inferior). . . . .	18
3.10. Espectrograma de los cuatro tipos de señales Chirp. . . . .	19
3.11. Esquema simple de un banco de filtros. . . . .	22
3.12. Diagrama básico de una red neuronal. . . . .	23
3.13. Esquema de una red neuronal con aprendizaje supervisado. . . . .	24
3.14. Esquema de una red neuronal con aprendizaje no supervisado. . . . .	24
3.15. Esquema de una red neuronal con aprendizaje por refuerzo. . . . .	24
4.1. Detección exacta del pulso. . . . .	27
4.2. Máximo margen de error para considerar que un pulso ha sido detectado. . . . .	27
4.3. El pulso hallado se localiza fuera del margen de error establecido. . . . .	28
4.4. Detección de un pulso erróneo. Falsa alarma. . . . .	28
4.5. Gráfica de decisión entre señal y ruido. . . . .	29

4.6. Detección de un pulso erróneo. Falsa alarma. . . . .	30
4.7. Resultado de la convolución para una SNR de -10 dB. . . . .	32
4.8. Resultado de la convolución para una SNR de -5 dB. . . . .	33
4.9. Resultado de la convolución para una SNR de 0 dB. . . . .	33
4.10. Probabilidad de detección para una tasa de 8 MHz/ $\mu$ s. Simulación de sensibilidad. . . . .	34
4.11. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 8 MHz/ $\mu$ s. Simulación de sensibilidad. . . . .	34
4.12. Probabilidad de detección para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de sensibilidad. . . . .	35
4.13. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de sensibilidad. . . . .	36
4.14. Probabilidad de detección para una tasa de 12 MHz/ $\mu$ s. Simulación de sensibilidad. . . . .	36
4.15. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 12 MHz/ $\mu$ s. Simulación de sensibilidad. . . . .	37
4.16. Probabilidad de detección para una tasa de 2 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación de la tasa de la señal. . . . .	38
4.17. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 2 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación de la tasa de la señal. . . . .	38
4.18. Probabilidad de detección para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación de la tasa de la señal. . . . .	39
4.19. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación de la tasa de la señal. . . . .	39
4.20. Probabilidad de detección para una tasa de 18 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación de la tasa de la señal. . . . .	40
4.21. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 18 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación de la tasa de la señal. . . . .	41
4.22. Probabilidad de detección para una tasa de 8 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central. . . . .	42
4.23. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 8 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central. . . . .	42
4.24. Probabilidad de detección para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central. . . . .	43
4.25. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central. . . . .	43

4.26. Probabilidad de detección para una tasa de 12 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central. . . . .	44
4.27. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 12 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central. . . . .	44
4.28. Probabilidad de detección para una tasa de 8 MHz/ $\mu$ s. Simulación de aumento del ancho de pulso. . . . .	45
4.29. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 8 MHz/ $\mu$ s. Simulación de aumento del ancho de pulso. . . . .	46
4.30. Probabilidad de detección para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de aumento del ancho de pulso. . . . .	47
4.31. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de aumento del ancho de pulso. . . . .	47
4.32. Probabilidad de detección para una tasa de 12 MHz/ $\mu$ s. Simulación de aumento del ancho de pulso. . . . .	48
4.33. Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 12 MHz/ $\mu$ s. Simulación de aumento del ancho de pulso. . . . .	48

# Lista de Tablas

2.1. Diagrama temporal de tareas. . . . .	5
2.2. Diagrama temporal de tareas. . . . .	6
3.1. Conjunto de códigos Barker y su relación de lóbulo principal a secundario. . . . .	12
4.1. Valores SNR para la simulación de sensibilidad. . . . .	49
4.2. Valores SNR para la simulación de aumento de tasa de la señal. . . . .	50
4.3. Valores SNR para la simulación de variación del valor de la frecuencia central. . . . .	50
4.4. Valores SNR para la simulación de aumento del ancho de pulso. . . . .	50

## Acrónimos

### Mayúsculas

<i>AWG</i>	—	<i>Arbitrary Waveforms Generator.</i>
<i>BW</i>	—	<i>Bandwidth.</i>
<i>CNN</i>	—	<i>Convolutional Neural Network.</i>
<i>CWD</i>	—	<i>Choi-William Distribution.</i>
<i>ECCM</i>	—	<i>Electromagnetic Counter-Countermeasures.</i>
<i>ECM</i>	—	<i>Electromagnetic Countermeasures.</i>
<i>ESM</i>	—	<i>Electromagnetic Support Measures.</i>
<i>EW</i>	—	<i>Electronic Warfare.</i>
<i>FSK</i>	—	<i>Frequency Shift Keying.</i>
<i>FT</i>	—	<i>Fourier Transform.</i>
<i>LFM</i>	—	<i>Linear Frequency Modulation.</i>
<i>LMS</i>	—	<i>Least Mean Square.</i>
<i>LPI</i>	—	<i>Low Probability Interception.</i>
<i>LWRT</i>	—	<i>LPI radar Waveform Recognition Technique.</i>
<i>PFD</i>	—	<i>Power Flux Density.</i>
<i>PRF</i>	—	<i>Pulse Repetition Frequency.</i>
<i>PRI</i>	—	<i>Pulse Repetition Interval.</i>
<i>PSK</i>	—	<i>Phase Shift Keying.</i>
<i>PW</i>	—	<i>Pulse Width.</i>
<i>RADAR</i>	—	<i>Radio Detection And Ranging.</i>
<i>RAM</i>	—	<i>Random Access Memory.</i>
<i>SAR</i>	—	<i>Synthetic Aperture Radar.</i>
<i>SAW</i>	—	<i>Surface Acoustic Wave.</i>
<i>SDR</i>	—	<i>Software Defined Radio.</i>
<i>SNR</i>	—	<i>Signal to Noise Ratio.</i>
<i>STFT</i>	—	<i>Short-Time Fourier Transform.</i>
<i>TFM</i>	—	Trabajo Fin de Máster.
<i>UPV</i>	—	Universitat Politècnica de València.
<i>WVD</i>	—	<i>Wigner Ville Distribution.</i>

### Letras griegas

$\theta$	—	Ángulo de elevación.
$\phi$	—	Ángulo de acimut.
$\sigma$	—	Sección recta de radar.
$\lambda$	—	Longitud de onda.
$\delta_r$	—	Resolución.
$\tau$	—	Ancho de pulso.

$\tau_0$	— Ancho del pulso comprimido.
$\rho$	— Factor de compresión.
$\Delta f$	— Rango de frecuencia de barrido.
$\omega$	— Frecuencia angular.

# Capítulo 1

## Introducción y objetivos

### 1.1. Introducción

Desde hace décadas, las fuerzas militares requieren del acceso al espectro electromagnético para llevar a cabo sus operaciones. A raíz de ello, se crea el término Guerra Electrónica (*Electronic Warfare* (EW)), que se define como la ciencia y las técnicas a utilizar para evitar que el enemigo tenga acceso al espectro electromagnético [1].

Clásicamente, la EW se puede dividir en tres partes:

- *Electromagnetic Support Measures* (ESM): se compone de la parte receptora de la EW.
- *Electromagnetic countermeasures* (ECM): se centra en interferir la operación de radares, comunicaciones militares y armas. Para ello, se utilizan reflectores, bengalas y la técnica *jamming*, la cual consiste en radiar una señal con una potencia más elevada para interferir o romper la comunicación del enemigo.
- *Electromagnetic counter-countermeasures* (ECCM): métodos llevados a cabo por radares o sistemas de comunicaciones para contrarrestar los efectos de las ECM.

Los receptores ESM se encargan de detectar el tipo de emisores que hay en el entorno y de localizar en qué posición se encuentran. Debido a los avances tecnológicos que hay en la actualidad, los ESM necesitan disponer de una sensibilidad bastante baja para poder captar las señales conocidas como LPI (*Low Probability Interception*), emitidas por los actuales radares.

Las señales LPI son aquellas que, por su tipo de modulación o su ancho de banda, consiguen alcanzar unos niveles de señal por debajo del nivel de sensibilidad mínimo de un receptor. Así, los radares conocidos como LPI pueden transmitir su información sin sufrir el riesgo de ser captados por un dispositivo ajeno. Tienen una serie de características [2]:

- Baja SNR (*Signal to Noise Ratio*).

- Transmiten las señales en un gran ancho de banda, en un largo periodo de tiempo y en una amplia región angular.
- Disminuyen las pérdidas y ruido provocado por la temperatura.
- La antena a utilizar presenta unos lóbulos laterales con bajo nivel de amplitud, adaptados a la frecuencia portadora.

Por consiguiente, se han llevado a cabo diversos estudios sobre cómo poder captar este tipo de señales, poniendo en práctica distintos métodos:

- Análisis en tiempo-frecuencia: el propósito de este análisis es definir la concentración de energía que posee un determinado rango de frecuencias, en un instante de tiempo. El más conocido de ellos es la STFT (*Short-Time Fourier Transform*), el cual se consigue aplicando la FT (*Fourier Transform*) en un rango pequeño de la señal en un instante de tiempo para poder analizarla en el dominio de la frecuencia. El mayor inconveniente que presenta el análisis mediante la aplicación de la STFT es que el tamaño de la ventana a utilizar es fijo, por ello se limita la resolución del análisis en tiempo y frecuencia [3].
- Distribuciones: se aplican para representar la señal en función de dos variables. Las más conocidas y usadas son la llamada Wigner Ville (WVD) y la Choi-William (CWD). La WVD se utiliza para el procesamiento y análisis en tiempo-frecuencia de la señal. Es una herramienta más potente que la STFT para la representación de la señal en ambos dominios ya que el tamaño de la ventana ahora es variable. Además, la WVD ofrece una alta resolución en la representación para señales no estacionarias. Sin embargo, la distribución CWD mejora las prestaciones respecto a la WVD, debido a que reduce los términos de correlación producidos en la WVD al utilizar las funciones de kernel de forma exponencial [4].
- Filtros adaptados: se apoyan en la correlación de la señal de entrada, a priori desconocida, con la señal conocida de referencia. Si están correladas, significará que se ha detectado la misma señal que la empleada como referencia.
- Redes neuronales: permiten clasificar y detectar las señales de entrada a partir de la determinación de los parámetros más importantes que caracterizan a las señales a detectar como la frecuencia, el PRI (*Pulse Repetition Interval*) y el ancho de banda (BW), entre otros.

En este Trabajo Fin de Máster (TFM) se va a proceder a investigar la sensibilidad que presentan los filtros adaptados, ya que su complejidad en diseño es menor respecto a las redes neuronales y se consiguen altas probabilidades de detección para señales radar que presenten una SNR por debajo de 0 dB [5]. A tal efecto se utilizará la señal Chirp, una señal modulada linealmente en frecuencia (*Linear Frequency Modulation* (LFM)), como objeto de estudio. Esta señal es comúnmente empleada por los radares LPI debido a que presenta unas características similares en tiempo y frecuencia cuando su ancho de banda es mayor al Intervalo de Repetición del Pulso (*Pulse Repetition Interval* (PRI)).

## 1.2. Objetivos

El objetivo principal de este TFM se basa en caracterizar la sensibilidad que ofrece el filtro adaptado a una señal Chirp ruidosa, modificando, para ello, los parámetros propios de la misma.

Para satisfacer el objetivo principal, hay una serie de objetivos secundarios propuestos:

- Estudiar la señal Chirp.
- Analizar su espectro.
- Investigar los distintos métodos de detección.
- Generar una señal Chirp para, más tarde, utilizarla en las distintas simulaciones establecidas que definirán los límites del filtro adaptado a evaluar.

## 1.3. Organización de la memoria

La memoria se divide en capítulos, que a su vez se dividen en secciones, subsecciones y subsubsecciones. La organización, en cuanto al contenido de los capítulos, es la siguiente:

- En el capítulo 2 se explica la metodología que se seguirá en este trabajo. Se detalla la estructuración de la memoria, la distribución de tareas y el diagrama temporal seguido.
- El capítulo 3 recoge los conceptos teóricos del sistema radar, enumera los tipos que hay en función de sus características y detalla las señales empleadas en transmisión, destacando la señal Chirp. Además, describe los distintos métodos utilizados para la detección de las señales definidas.
- El capítulo 4 muestra el procesado y análisis de resultados al que se ha llegado tras efectuar la explicación de la señal a detectar, del filtro adaptado aplicado y de las distintas simulaciones desempeñadas.
- Por último, en el capítulo 5 se describen las conclusiones a las que se llegan y las líneas futuras con las que continuar esta investigación.

# Capítulo 2

## Metodología

### 2.1. Estructura de la memoria

La memoria se puede disponer en cinco partes:

- En la primera parte se expone el funcionamiento básico de un sistema radar y se detalla la ecuación radar. Posteriormente se realiza una clasificación de estos sistemas según sus características.
- La segunda parte se basa en el conocimiento y desarrollo de las modulaciones que utilizan los radares actualmente, como los códigos Barker, las modulaciones LFM, *Phase Shift Keying* (PSK) y *Frequency Shift Keying* (FSK) profundizando, de manera exhaustiva, la modulación LFM, la cual es interés de estudio en este TFM.
- En la tercera parte se lleva a cabo la investigación del estado del arte sobre los métodos de detección para una señal con baja SNR y el desarrollo, más detallado, de los mismos.
- La cuarta parte corresponde a la explicación precisa de las señales generadas para su posterior detección, del diseño del filtro adaptado a utilizar, del método de detección aplicado y de las múltiples simulaciones efectuadas para definir las características del filtro en cuestión.
- La quinta parte describe las conclusiones alcanzadas. Además, se determinan las líneas futuras a desarrollar de este trabajo.

Las tres primeras partes se encuentran en el capítulo 3, la cuarta en el capítulo de resultados (4) y la quinta, en el último capítulo (5).

### 2.2. Distribución de tareas

Por lo tanto, el TFM se puede estructurar a partir de las siguientes tareas:

1. Búsqueda bibliográfica y lectura de la documentación aportada y hallada.
2. Redacción sobre el sistema radar básico, la ecuación radar, las distintas modulaciones que utiliza y los diversos métodos de detección que existen para captar señales de baja SNR.
3. Estudio en profundidad de la señal Chirp: espectro, análisis en tiempo-frecuencia, parámetros característicos, etc.
4. Elaboración de la algoritmia en el lenguaje Python para generar diversas señales donde sus parámetros puedan ser modificados y permita establecer múltiples simulaciones para verificar la detección con el filtro adaptado a diseñar.
5. Desarrollo de un filtro adaptado a partir de la señal Chirp.
6. Diseño de las gráficas resultantes de las distintas simulaciones.
7. Análisis y discusión de los resultados obtenidos.
8. Conclusiones a las que se han llegado y líneas futuras del trabajo.
9. Redacción de la memoria en formato LaTeX.

### 2.3. Diagrama temporal

Dichas tareas se pueden organizar en el siguiente diagrama temporal:

Tarea	Enero				Febrero				Marzo				Abril		
1	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
2									X	X	X	X			
3												X	X	X	X
4													X	X	X
5													X	X	X
6															
7															
8															
9											X	X		X	X

Tabla 2.1: Diagrama temporal de tareas.

Tarea	Mayo	Junio	Julio	Agosto
1				
2				
3				
4	X X X X	X X X X		
5				
6		X X X X	X	
7		X X X	X X X X	
8				X X
9	X X	X X	X X X X	X X X X

Tabla 2.2: Diagrama temporal de tareas.

## Capítulo 3

# RADAR

### 3.1. Introducción

Originalmente, el RADAR (*Radio Detection And Ranging*) fue diseñado para la detección y la medida de distancias (*ranging*), utilizado mayormente para el ámbito militar. Con el paso del tiempo su uso se ha ampliado, siendo empleado actualmente en el ámbito civil para la medida de velocidad, posición, detección y aceleración, entre otros parámetros [6].

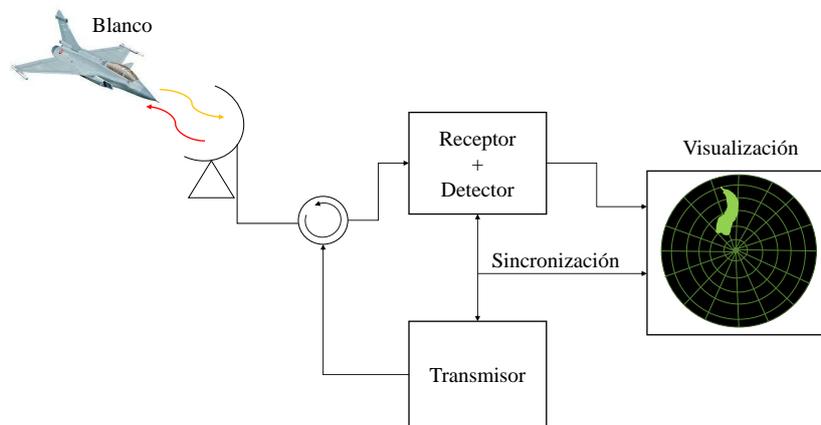


Figura 3.1: Diagrama básico de un sistema radar.

En la Figura 3.1 se representa el diagrama de un sistema radar. Este está compuesto de una antena que sirve tanto de transmisor como de receptor:

1. Cuando la antena actúa en recepción, la señal que le llega la transmite a la parte receptora, donde se procesa y se detecta. Después, se muestra por el visualizador la distancia y ángulo por el que llega la señal, informando así al operador.
2. Cuando actúa en transmisión se genera la señal que se va a enviar al blanco con el fin de, más tarde, recibir el eco que genera.

### 3.2. Ecuación radar

La antena del sistema radar sigue la ecuación de transmisión 3.1, según [6].

$$PFD = \frac{P_T}{4\pi R^2} [W/m^2], \quad (3.1)$$

siendo  $PFD$  la densidad de potencia a transmitir,  $P_T$  la potencia transmitida y  $4\pi R^2$  la superficie de una esfera imaginaria, como se detalla en la Figura 3.2.

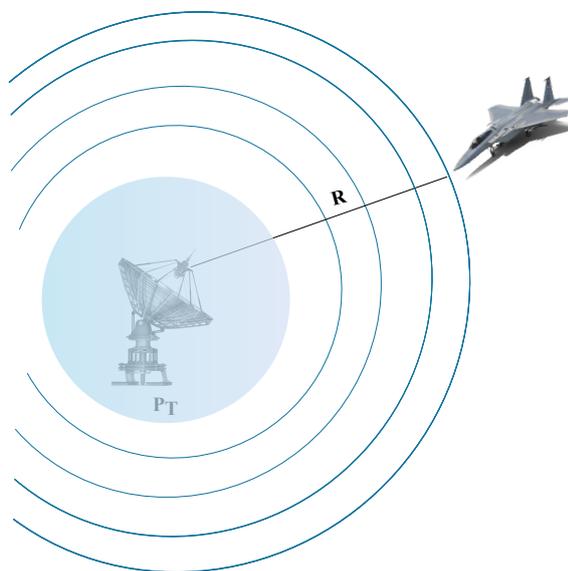


Figura 3.2: Densidad de potencia transmitida por el sistema radar.

En ella se ha considerado una antena isotrópica, es decir, que transmite con la misma potencia en todas direcciones. Sin embargo, las antenas de radar son directivas, transmiten toda su potencia por una dirección, por lo que la ecuación 3.1 quedaría como la mostrada en la definición 3.2.

$$PFD = \frac{P_T G_T(\theta, \phi)}{4\pi R^2} [W/m^2], \quad (3.2)$$

donde  $G_T(\theta, \phi)$  representa la ganancia de la antena para un determinado ángulo de elevación y acimut.

Al llegar al blanco, la densidad de potencia que se transmite se propaga en distintas direcciones. La proporción que llega del eco producido por el blanco se denomina sección recta de

radar, y se encuentra descrita en la ecuación 3.3.

$$\sigma = \frac{P_s}{PFD}. \quad (3.3)$$

Como resultado, la potencia que recibe el radar se representa en la ecuación 3.4.

$$P_R(W) = PFD\sigma \frac{1}{4\pi R^2} A_{ef} = \frac{P_T G^2(\theta, \phi)}{(4\pi)^3 R^4 L} \lambda^2 \sigma, \quad (3.4)$$

donde  $A_{ef}$  hace referencia al área efectiva de la antena.

Analizando la ecuación, se observa que uno de los factores limitantes es la distancia que hay desde el radar hasta el blanco. Por ello, las potencias a transmitir deben ser elevadas, provocando así la necesidad de que los receptores tengan una sensibilidad baja, ya que la potencia recibida va a ser mínima.

### 3.3. Clasificación de radares

En la actualidad, existen diferentes tipos de radares según sus características [7]:

1. Radares en función del tipo de blanco, que pueden ser primarios o secundarios:
  - El radar primario es un sistema no cooperativo, es decir, se basa en una antena giratoria que transmite una señal de alta frecuencia. Esta señal llega al blanco, el cual genera un eco. Dicho eco se recibe en la misma vuelta. Con ello, calcula la posición del mismo a partir de la disposición de la antena y el tiempo que ha transcurrido entre la transmisión y la recepción del eco recibido.
  - El radar secundario es un sistema activo que transmite una serie de trenes de pulsos, modulados en amplitud, para interrogar al blanco. Las señales llegan a los equipos embarcados en las aeronaves denominados transpondedores. Estos se encargan de decodificar la señal y elaborar una respuesta.
2. Radares en función de la posición relativa del transmisor:
  - Monoestáticos: realizan la transmisión y la recepción por la misma antena.
  - Multiestático: utiliza distintas antenas, en posiciones diferentes, para transmisión y para recepción.
3. Radares en base a su funcionalidad: existen radares para vigilancia o exploración, para el seguimiento de los blancos o de multifunción entre ambos casos.
4. Radares según su resolución:
  - Convencionales: definen su resolución mediante el ancho de pulso transmitido.

- De alta resolución: transmiten un pulso con un gran ancho de banda. Un ejemplo de ello son los radares de apertura sintética (SAR), que alcanzan una apertura mayor a la real a partir del procesamiento de la fase Doppler.

5. Radares en base a su tipo de señal:

- De onda continua: transmiten una señal continua en el tiempo.
- De onda pulsada: la señal a enviar es un tren de pulsos, donde cada pulso tiene un periodo determinado.

## 3.4. Señales moduladas de radar

### 3.4.1. Introducción

Tomando como referencia el sistema de radar de onda pulsada, se percibe que ofrece una serie de limitaciones en cuanto a la necesidad de aumentar la distancia  $R_{MAX}^4$ . Partiendo de la ecuación 3.4, se puede despejar  $R_{MAX}^4$ , como se muestra en la expresión 3.5.

$$R_{MAX}^4 = \frac{P_T G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 k T B_r L \cdot SNR_{i|min}}, \quad (3.5)$$

siendo  $k$  la constante de Boltzmann  $k = 1,38 \cdot 10^{-23}$  J/K,  $T$  la temperatura equivalente de ruido del receptor,  $B_r$  el ancho de banda del pulso,  $L$  las pérdidas y  $SNR_{i|min}$  el nivel mínimo de señal detectado.

Si  $R_{MAX}^4$  se quiere aumentar, entonces la potencia a transmitir tendrá que ser mayor, pero esto no es posible al existir un límite tecnológico. También se puede ampliar el ancho del pulso si consideramos que  $B_r = 1/\tau$ . Sin embargo, esto conlleva a que se pierda resolución en distancia.

Por este motivo, en la actualidad se está transmitiendo con una serie de pulsos más avanzados que los tonos enventanados descritos con anterioridad. Estos nuevos pulsos utilizan un ancho de banda mayor para así poder acrecentar el ancho de pulso y no perder resolución en distancia. Por lo tanto, ahora el ancho de pulso solo depende del ancho de banda como se muestra en la ecuación 3.6 [8].

$$\delta_r = \frac{c}{2B_r} = \frac{c\tau}{2}, \quad (3.6)$$

donde  $c$  es la velocidad de la luz.

Así, aparece un nuevo factor, el de compresión del pulso, descrito en la ecuación 3.7.

$$\rho = \tau_0 \cdot B_r = \frac{\tau_0}{\tau}, \quad (3.7)$$



### 3.4.3. Códigos Barker

Los códigos Barker son una secuencia de dígitos binarios,  $-1, 1$ , con una longitud finita  $L$ , que siguen la ecuación 3.9, según [9].

$$B = b[l] \in \{-1, 1\} \text{ o } \{0, 1\}; \quad 0 \leq l \leq L - 1; \quad L \geq 2, \quad (3.9)$$

donde  $b[l]$  representa la secuencia y  $L$  la longitud del código.

Se utiliza este tipo de códigos para transmitir las señales por el sistema radar porque su autocorrelación, definida en la ecuación 3.10, da lugar a unos lóbulos secundarios pequeños. La señal se subdivide en  $N$  unidades (chips) de duración  $\tau$ . El factor de compresión es  $\rho = \tau_0/\tau = N$ .

$$|c_{B,B[\tau]}| = \left| \sum_{l=0}^{L-1-\tau} b[l]b[l+\tau] \right| \leq 1 \quad 1 \leq \tau \leq L - 1. \quad (3.10)$$

Las longitudes de los códigos Barker son limitadas y se recogen en la tabla 3.1:

Símbolos	Longitud	Códigos Barker	Relación lóbulo principal a secundario
$B_2$	2	[1 -1], [1 1]	-6 dB
$B_3$	3	[1 1 -1]	-9,5 dB
$B_4$	4	[1 1 -1 1], [1 1 1 -1]	-12 dB
$B_5$	5	[1 1 1 -1 1]	-14 dB
$B_7$	7	[1 1 1 -1 -1 1 -1]	-16,9 dB
$B_{11}$	11	[1 1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 1 -1]	-20,8 dB
$B_{13}$	13	[1 1 1 1 1 -1 -1 1 1 -1 1 -1 1]	-22,3 dB

Tabla 3.1: Conjunto de códigos Barker y su relación de lóbulo principal a secundario.

Estos códigos tienen una serie de restricciones:

- Su longitud máxima es 13, por lo que el nivel más alto de pico generado también corresponde a 13 dB.
- Para cada longitud existe un código único, excepto para las longitudes 2 y 4. De ahí que no se puedan encontrar varios que, al unirlos, consigan una correlación cruzada baja.

Para combatir estas limitaciones, se han desempeñado una serie de estudios con el fin de acceder a códigos más largos y, por ende, niveles más altos de pico. Así, en [10] se originan unas secuencias de códigos Barker polifásicas, alcanzando hasta 7200 fases, con longitudes menores o iguales a 31. Si bien consiguen cumplir con el objetivo propuesto, este tipo de secuencias generan un gran coste computacional y requieren un complejo *hardware* para crear el correlador exigido.

Por otro lado, se encuentra el denominado producto Kroneker [11] el cual consiste en multiplicar dos secuencias Barker para garantizar longitudes mayores. A estos nuevos códigos se les denomina *Barker extendidos*. Un inconveniente de ellos es que sus lóbulos laterales aumentan su nivel a un valor mayor de la unidad y tampoco se llega a conseguir una correlación cruzada baja entre ellos.

### 3.4.4. FSK

La modulación *Frequency Shift Keying* (FSK) [4] permite modificar la frecuencia de la señal a transmitir. También conocida como *Frequency Hopping* (FH) o salto en frecuencia, esta modulación es muy utilizada en sistemas radar para transmitir señales, dado que para este tipo de modulaciones resulta más compleja la generación de interferencias, debido a que la señal está continuamente saltando en frecuencia (no se conoce la secuencia de salto) y solo se rompe una parte del mensaje a transmitir, pudiendo reconstruir en recepción el fragmento faltante. Se emplea todo el ancho de banda para transmitir.

La ecuación que sigue esta modulación se muestra en 3.11.

$$s(\tau) = A \exp^{j(2\pi f_j \tau)}, \quad (3.11)$$

donde  $f_j$  es la frecuencia que cambia en el tiempo.

Su representación se detalla en la Figura 3.4.

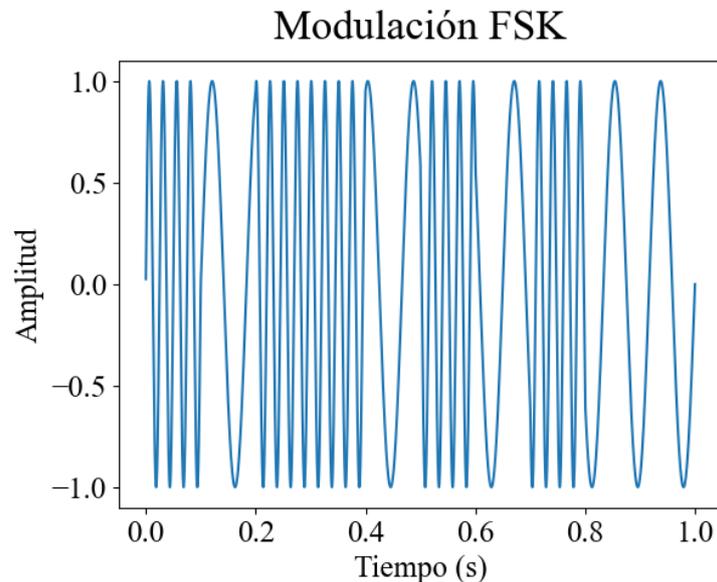


Figura 3.4: Modulación FSK.

### 3.4.5. LFM

La modulación *Linear Frequency Modulation* (LFM) es una variante de la FSK. La mayoría de los radares modernos utilizan esta en concreto debido al buen rango de resolución y sensibilidad Doppler que presenta. Por consiguiente, se va a utilizar como objeto de estudio para cumplir con los objetivos establecidos en este TFM [8].

A este tipo de señales se las conoce como “Chirp”. Como su nombre indica, la frecuencia de la señal varía con el tiempo linealmente hacia arriba (*up-Chirp*), si la pendiente es positiva, o linealmente hacia abajo (*down-Chirp*), si la pendiente es negativa.

Para implementar la señal Chirp se sigue la ecuación 3.12.

$$s(t) = \prod(t/\tau_0) \text{sen}(\omega_0 t + 2\pi t^2 \frac{\Delta f}{2\tau_0}), \quad (3.12)$$

siendo  $\prod(t/\tau_0)$  el pulso rectangular de la señal,  $\omega_0 = 2\pi f_0$  la frecuencia angular central y  $\Delta f$  el rango de frecuencia barrido.

En la Figura 3.5 se muestra la parte real de la señal Chirp en tiempo.

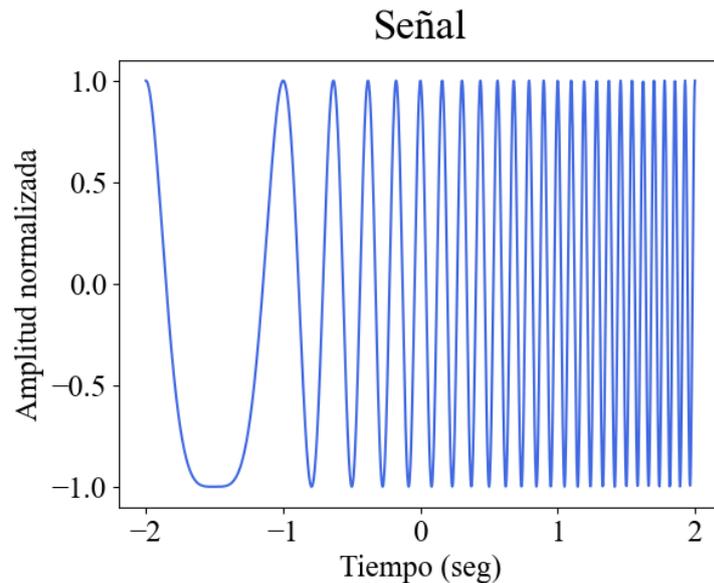


Figura 3.5: Parte real de la señal Chirp en tiempo.

Esta señal ejemplo está centrada en tiempo 0 y tiene una excursión de  $\pm\tau_0/2$ . El ancho de pulso es  $\tau_0 = 1/\Delta f$ . Por lo tanto, el factor de compresión es  $\rho = \tau_0/\tau = \Delta f\tau_0 \gg 1$ . Como es mayor a la unidad, significa que la Chirp es una señal de espectro ensanchado.

$$\theta(t) = \omega_0 t + 2\pi t^2 \frac{\Delta f}{2\tau_0}. \quad (3.13)$$

De la ecuación 3.12 se obtiene la expresión de la fase, como se detalla en la ecuación 3.13. Si

esta se deriva en tiempo, se llega a la frecuencia instantánea, descrita en la fórmula 3.14.

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta}{dt} = \frac{2\pi f_0}{2\pi} + 4\pi t \frac{\Delta f}{4\pi\tau_0} = f_0 + \Delta f \frac{t}{\tau_0} \quad f_0 - \Delta f/2 < f_i < f_0 + \Delta f/2. \quad (3.14)$$

Analizando la ecuación 3.14 se observa que la frecuencia instantánea consta de la frecuencia central más el término  $\Delta f \frac{t}{\tau_0}$ , quien provoca la ocupación continua del espectro. En la Figura 3.6 se contempla el espectrograma de la señal en tiempo y en frecuencia.

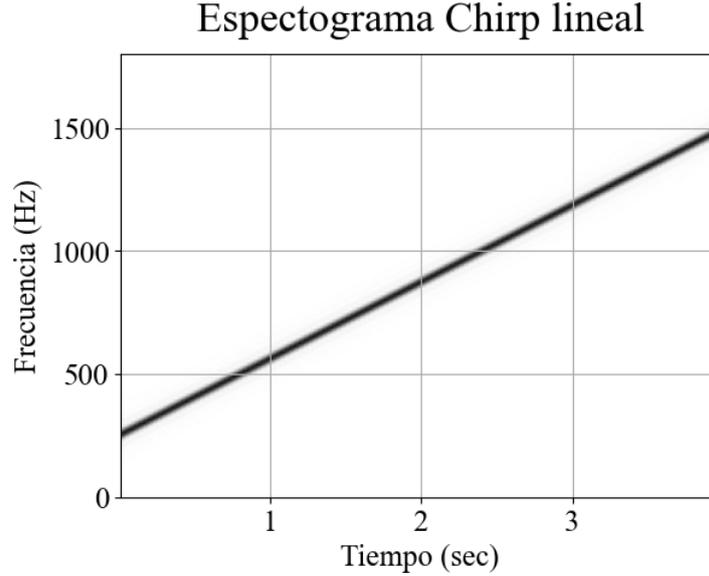


Figura 3.6: Espectrograma de la señal Chirp lineal.

Por otro lado, se define el espectro de la señal a partir de la ecuación 3.15.

$$\begin{aligned} S(f) &= \int_{-\frac{\tau_0}{2}}^{\frac{\tau_0}{2}} \text{sen}(\omega_0 t + \mu t^2/2) e^{-j2\pi f t} dt = \frac{1}{2j} \int_{-\frac{\tau_0}{2}}^{\frac{\tau_0}{2}} e^{j(\omega_0 t + \mu t^2/2)} e^{-j2\pi f t} dt - \frac{1}{2j} \int_{-\frac{\tau_0}{2}}^{\frac{\tau_0}{2}} e^{-j(\omega_0 t + \mu t^2/2)} e^{-j2\pi f t} dt \\ &= \frac{1}{2j} \int_{-\frac{\tau_0}{2}}^{\frac{\tau_0}{2}} e^{j\frac{\mu}{2}[t^2 - \frac{2}{\mu}(\omega - \omega_0)t]} dt - \frac{1}{2j} \int_{-\frac{\tau_0}{2}}^{\frac{\tau_0}{2}} e^{-j\frac{\mu}{2}[t^2 + \frac{2}{\mu}(\omega + \omega_0)t]} dt = \tilde{S}(f - f_0) + \tilde{S}^*(f + f_0), \end{aligned} \quad (3.15)$$

donde  $\mu = 2\pi \frac{\Delta f}{\tau_0}$ .

Operando la expresión 3.15, finalmente se obtiene la ecuación 3.16.

$$\begin{aligned} \tilde{S}(f) &= \frac{1}{2j} \sqrt{\frac{\pi}{\mu}} e^{-j\pi w^2/\mu^2} [C(x_1) + jS(x_1) + C(x_2) + jS(x_2)], \\ x_1 &= \frac{\mu\tau_0/2 + \omega}{\sqrt{\pi\mu}} \\ x_2 &= \frac{\mu\tau_0/2 - \omega}{\sqrt{\pi\mu}} \end{aligned} \quad (3.16)$$

con  $C(x) = \int_0^x \cos(\pi u^2/2) du$  y  $S(x) = \int_0^x \sin(\pi u^2/2) du$ .

La representación del espectro se puede visualizar en la Figura 3.7.

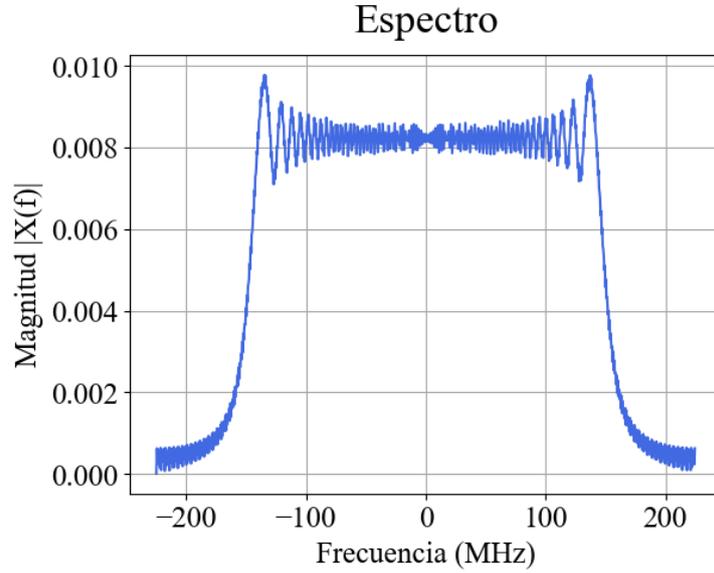


Figura 3.7: Espectro de la señal Chirp.

Para realizar el proceso de compresión, se necesita utilizar un filtro adaptado, que es el complejo conjugado de la señal Chirp retardada. Si se diseña en tiempo, entonces la señal resultante será producto de la convolución de la señal original con el filtro adaptado, como se muestra en la ecuación 3.17.

$$\begin{aligned}
 h(t) &= s^*(-t) \\
 y(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} s(t)h(t-u)du.
 \end{aligned}
 \tag{3.17}$$

Si se implementa en el dominio de la frecuencia, la señal final será consecuencia de la multiplicación entre la señal Chirp y el filtro adaptado. Este resultado se muestra en la ecuación 3.18.

$$\begin{aligned}
 H(\omega) &= S^*(\omega) \\
 y(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega)H(\omega)e^{j\omega t}d\omega.
 \end{aligned}
 \tag{3.18}$$

Una vez aplicado el filtro adaptado, el ancho del pulso será  $\tau = 1/B_r$ . La señal  $y(t)$  se denomina autocorrelación del Chirp, fruto de multiplicar una señal por otra misma pero retardada. Dicha autocorrelación se contempla en la Figura 3.8, representada por la traza azul.

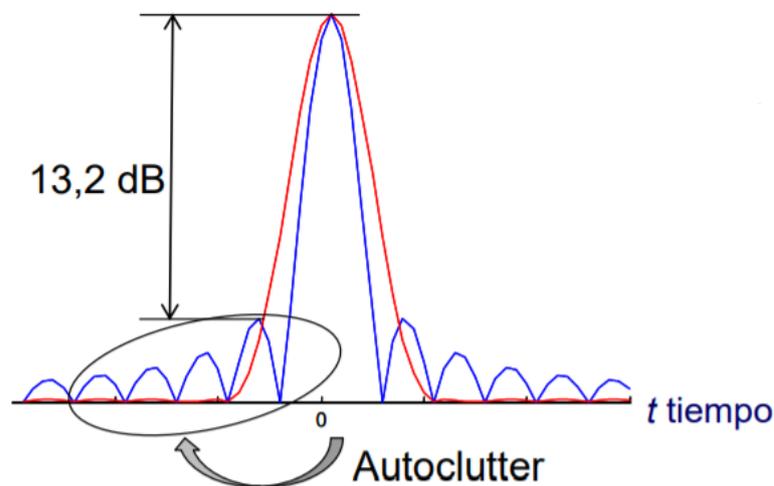


Figura 3.8: Representación de la autocorrelación y enventanado. Imagen realizada por Ana Vidal Pantaleoni.

La forma de la autocorrelación del Chirp es muy importante para saber las prestaciones del sistema radar porque indica la resolución que puede tener este por su ancho de pulso y relación del lóbulo principal a secundario. Como la relación de lóbulo principal a secundario es bastante elevada ( $13,2\text{ dB}$ ) es necesario aumentar esta distancia para que los lóbulos secundarios o, también conocidos como autoclutter, tengan un nivel menor, puesto que son los causantes del ruido propio inherente del sistema.

Inicialmente, los filtros adaptados necesarios para realizar la compresión se diseñaban con tecnología analógica y se les conocía como *Surface Acoustic Wave* (SAW). Pero hoy en día, con los microprocesadores actuales, se pueden implementar con tecnología digital en los dos dominios comentados anteriormente: en tiempo y en frecuencia. Si se implementan en tiempo, la señal de referencia (filtro adaptado) utilizada debe de ser corta, como por ejemplo un filtro FIR. Si el factor de compresión es elevado, es mejor implementar el filtro en el dominio de la frecuencia. El proceso en ambos dominios se muestra en la Figura 3.9.

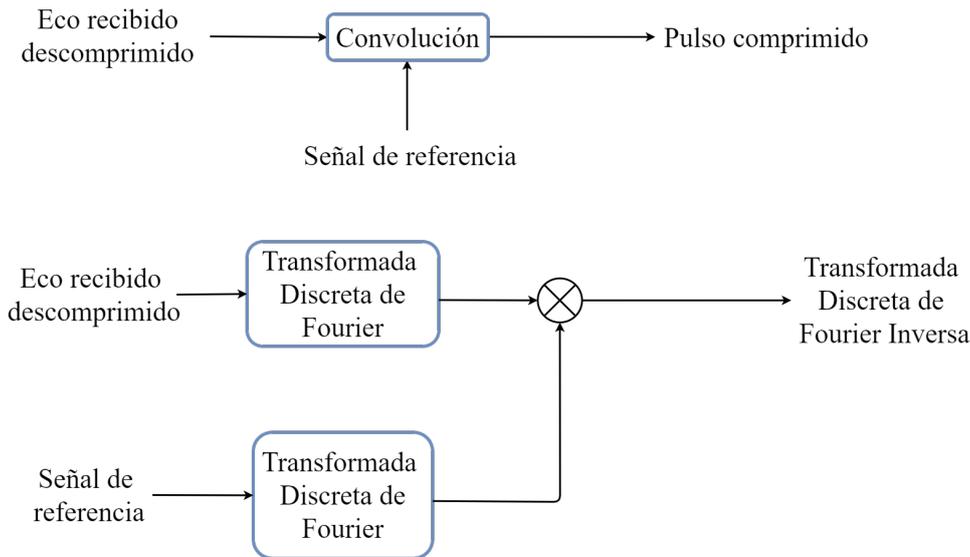


Figura 3.9: Filtro en el dominio del tiempo (superior) y en el dominio de la frecuencia (inferior).

Para solucionar el problema del autoclutter producido por el alto nivel que hay entre el lóbulo principal y los lóbulos secundarios se recurre a la técnica de enventanado. Esta se puede aplicar tanto en el dominio del tiempo como en el de la frecuencia. Comúnmente la ventana a utilizar es rectangular, sin embargo, para reducir de manera más exhaustiva ese nivel se recurren a ventanas de otros tipos como, por ejemplo, la ventana *Hamming*. La desventaja que presenta utilizar el enventanado es que, en el dominio del tiempo, el ancho del pulso aumenta. Este efecto se puede visualizar en la Figura 3.8, donde la traza roja representa ese enventanado.

Para caracterizar una señal Chirp, los parámetros a tener en cuenta son:

- Tasa de muestreo: Corresponde a la pendiente de la señal y se mide en Hz/s.
- Frecuencia central: Frecuencia a la que está centrada la señal.
- Ancho de banda (BW(Hz)): Determina las frecuencias que componen la señal Chirp.
- Periodo de la señal (T(s)): Duración total de la señal Chirp.
- *Pulse Repetition Frequency*(PRF): Se define como el número de pulsos que se dan en un instante de tiempo. Es el inverso del periodo de la señal  $T = \frac{1}{PRF}$ .

A partir de ellos, se va a desarrollar el filtro adaptado para detectar señales Chirp con baja SNR.

Además, hay distintos tipos de Chirp según la forma de generar la señal (ver Figura 3.10):

- Lineal.
- Cuadrático.
- Exponencial o logarítmico.

- Hiperbólica.

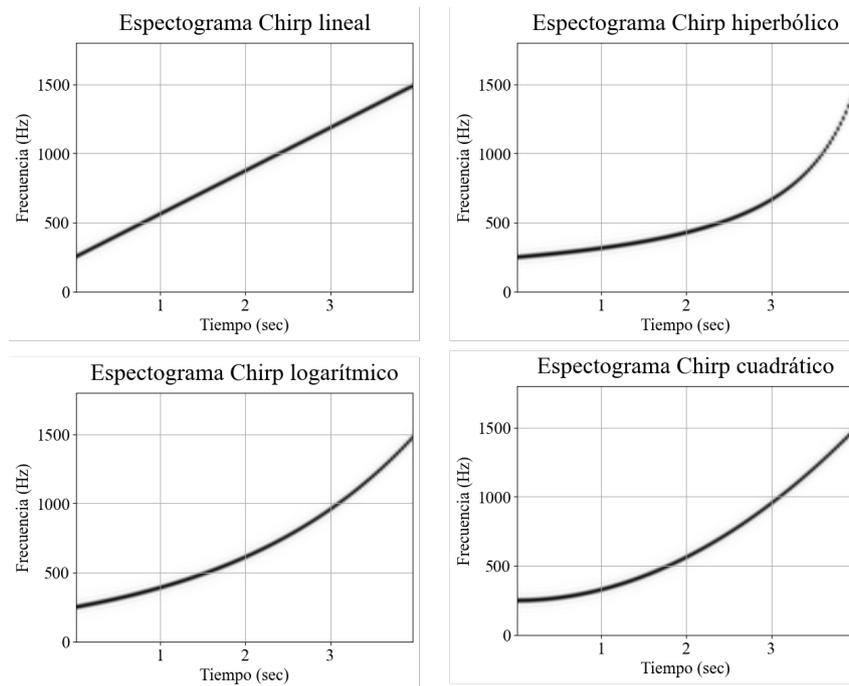


Figura 3.10: Espectrograma de los cuatro tipos de señales Chirp.

### 3.5. Métodos de detección de señales radar

Actualmente, los radares utilizados en el ámbito militar consiguen transmitir señales de bajo nivel para que sea más difícil su detección frente a enemigos. A este tipo se le conocen como radares LPI. Por ese motivo, los receptores que interceptan las señales se ven incapaces de detectarlas y no tienen la capacidad necesaria para obviarlo y analizar señales por debajo del ruido.

A causa de ello, se están investigando una serie de métodos para poder detectar las señales LPI, como se ha explicado anteriormente en el capítulo de 1.1; desde métodos probabilísticos hasta redes neuronales.

En [12] se desarrolla un filtro adaptativo implementando la Transformada de Fourier Fraccional. Los resultados alcanzados de este los comparan con un filtro basado en el algoritmo LMS, el conocido filtro de Wiener. Concluyen que, el filtro, objeto de investigación, converge de forma más rápida que el Wiener, dando así mejores resultados.

Otro de los artículos, [13], propone el uso de un banco de filtros adaptado para detectar señales Chirp con valores de tasa uniformemente distribuidos en condiciones de SNR por debajo de 0 dB.

Por otro lado, en el artículo [14], se utilizan redes neuronales, más concretamente una red neuronal convolucional (CNN), para detectar y clasificar señales LPI. Para ello, elaboran una CNN basada en la técnica de reconocimiento de señales radar LPI (LPI radar Waveform Recognition

Technique (LWRT)), donde consiguen alcanzar un 80% de correcta clasificación de la señal LFM para una SNR de -4dB.

Por último, el artículo [5] hace una comparación entre distintos elementos de clasificación, como las redes neuronales, el banco de filtros y los clasificadores de mínima distancia, para señales LPI en el ámbito de baja SNR. Concluye que, el mejor método para clasificar y detectar señales LPI bajo el nivel de ruido son los banco de filtros seguidos de las redes neuronales.

En las siguientes subsecciones se detallarán los métodos más utilizados: distribución Wigner Ville, distribución Choi-Williams, filtros adaptados y redes neuronales.

### 3.5.1. Distribución Wigner Ville (WVD)

La distribución WVD fue creada inicialmente por Eugene Wigner [15] en 1932, continuándola más tarde Jean Ville [16], en 1948. Se trata de una herramienta empleada para el análisis bilinear en frecuencia de la señal en el dominio tiempo-frecuencia. La distribución WVD, para una señal continua en tiempo de una dimensión, se describe en la ecuación 3.19.

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t + \frac{\tau}{2})x^*(t - \frac{\tau}{2})e^{-j\omega\tau} d\tau, \quad (3.19)$$

donde  $t$  representa el tiempo y  $\omega$  la frecuencia angular.

Como los sistemas realmente trabajan en el dominio discreto, la ecuación 3.19 se traduciría como se detalla en la expresión 3.20, desarrollada en [4].

$$W(l, \omega) = 2 \sum_{n=-N+1}^{N-1} x(l+n)x^*(l-n)w(n)w(-n)e^{-j2\omega n}, \quad (3.20)$$

representando  $l$  el índice discreto del tiempo y  $w(n)$  la ventana de longitud  $2N - 1$  con  $w(0) = 1$ . A mayor longitud de ventana, mayor es la resolución en frecuencia pero más costosa será la distribución computacionalmente.

Por otro lado, la desventaja que tiene la distribución WVD es que no se puede utilizar para determinar señales que no se conocen a priori, ya que se produce *cross-talk* y términos de correlación no deseados.

### 3.5.2. Distribución Choi-Williams (CWD)

La distribución CWD fue desarrollada por Hyung-Il Choi y William J. Williams [17] en 1989. Respecto a la anterior, CWD mejora al reducir los términos de correlación porque utiliza funciones de Kernel exponenciales. Sigue la ecuación descrita en 3.21 [4].

$$C_f(t, \omega, \phi) = \frac{1}{2\pi} \int \int \int e^{\xi\mu - \tau\omega - \xi t} \phi(\xi, \tau) A(\mu, \tau) d\mu d\tau d\xi \quad (3.21)$$

$$\phi(\xi, \tau) = e^{-\frac{\xi^2 \tau^2}{\sigma}} \quad (3.22)$$

$$A(\mu, \tau) = x\left(\mu + \frac{\tau}{2}\right)x^*\left(\mu - \frac{\tau}{2}\right), \quad (3.23)$$

donde  $\phi(\xi, \tau)$  es la función de kernel, definida en la expresión 3.22, y  $A(\mu, \tau)$  es la función de ambigüedad simétrica de la señal  $x$ , mostrada en la ecuación 3.23.

La función discreta de la distribución CWD se detalla en la ecuación 3.24.

$$CWD_x(l, \omega) = 2 \sum_{\tau=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}} W_N(\tau) e^{-j2\omega\tau} \sum_{\mu=-\frac{M}{2}}^{\frac{M}{2}} \frac{1}{\sqrt{4\pi\tau^2/\sigma}} e^{-\frac{\sigma(\mu-l)}{4\tau^2}} x(\mu + \tau)x^*(\mu - \tau), \quad (3.24)$$

siendo  $W_N(\tau)$  la ventana.

### 3.5.3. Filtros adaptados

Los filtros adaptados se basan en la correlación entre la señal de entrada, que es desconocida, con una señal de referencia. A mayor correlación, más parecidas serán la señal de entrada con la señal escogida de referencia [6].

También, se puede diseñar un banco de filtros consistente en utilizar un array de filtros adaptados, cada uno con una señal de referencia distinta, consiguiendo aumentar las probabilidades de detección. Este tipo de configuración se puede visualizar en la Figura 3.11.

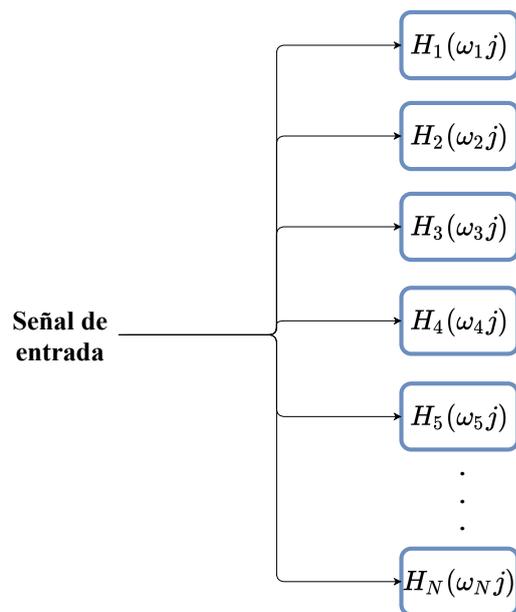


Figura 3.11: Esquema simple de un banco de filtros.

#### 3.5.4. Redes neuronales

Según [18], las redes neuronales artificiales o, más conocidas como redes neuronales, pretenden imitar el procesamiento de un cerebro humano. Los computadores tradicionales basan su procesamiento en un modo secuencial mientras que el cerebro humano puede procesar la información de manera simultánea. Por ello, se crean las redes neuronales, capaces de computar la información de manera paralela, formadas por un conjunto de unidades de procesamiento sencillas denominadas neuronas.

Las redes neuronales se caracterizan por su capacidad de aprendizaje, al poder modificar sus parámetros y adaptarse lo máximo posible a la información de entrada para detectar qué tipo de datos son, por su buena tolerancia a los fallos y por presentar un comportamiento no lineal, pudiendo así procesar información procedente de fenómenos discontinuos.

El esquema básico de estas redes neuronales se detalla en la Figura 3.12.

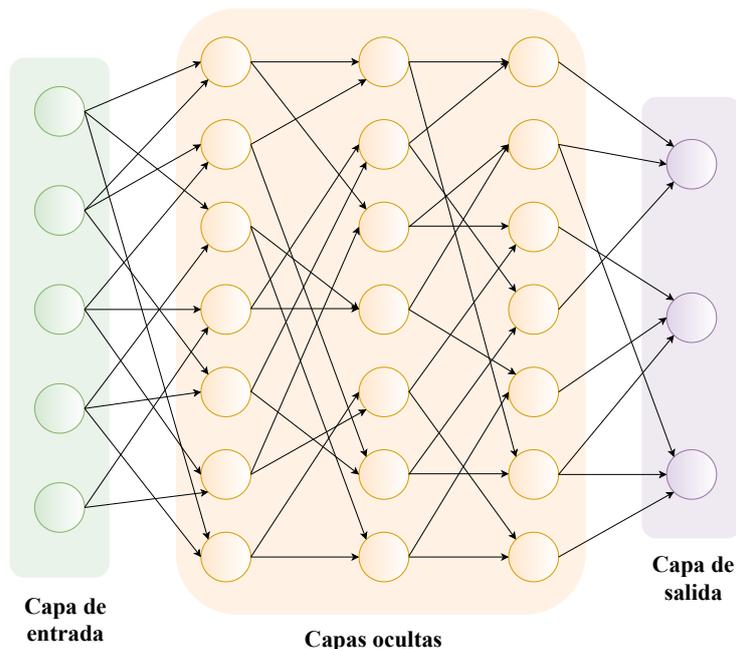


Figura 3.12: Diagrama básico de una red neuronal.

Hay tres tipos de neuronas:

- Neuronas de entrada: son las encargadas de recibir las señales del entorno.
- Neuronas ocultas: responsables de gestionar la información llegada de las de neuronas de entrada, por ello no están en contacto con el exterior.
- Neuronas de salida: emiten una señal fuera del sistema una vez hayan recibido la información procesada por las neuronas ocultas.

Cuanto más complejas y más capas de neuronas ocultas disponga la red, mayor habilidad de resolución tendrá y será más rápida en aprender y detectar la información que le ha llegado, aunque esto supone un gran coste computacional. Si la información de entrada es más compleja o extensa, el tiempo de procesamiento de la información aumentará considerablemente. Además, necesita una gran cantidad de datos para poder entrenarla.

Las redes neuronales se pueden clasificar según el tipo de aprendizaje para el que estén diseñadas [18]:

- Aprendizaje supervisado: la red conoce la señal de salida que se espera de ella, la deseada. Mediante un agente externo aprende a asociar la señal que le llega a la entrada con la de salida. Cuando la señal de salida no es la deseada, el agente externo se encarga de modificar los pesos de la red hasta conseguir la señal objetivo. Hay dos tipos: de regresión, donde la predicción es un número, y de clasificación, la cual está formada por una serie de categorías. El esquema de este tipo de redes se detalla en la Figura 3.13.

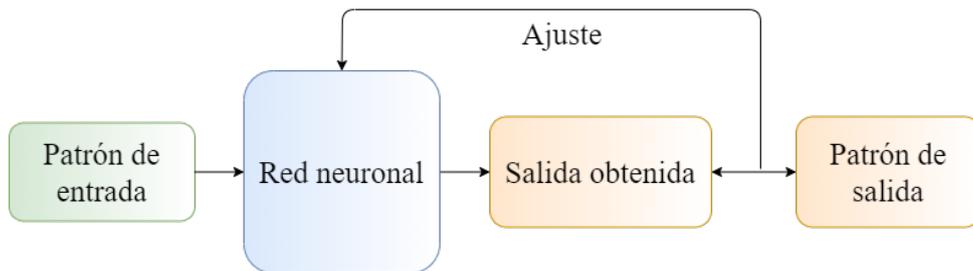


Figura 3.13: Esquema de una red neuronal con aprendizaje supervisado.

- **Aprendizaje no supervisado:** en este caso la red conoce la señal de entrada pero no la de salida. No tienen un agente externo que le indique qué pesos hay que modificar para obtener la señal deseada. Por ello, son redes autoconfigurables. Pueden hacer una clasificación de los datos a partir de parámetros que tengan en común o realizando correlaciones. Son redes más simples que la supervisada y aprenden de forma más rápida. En la Figura 3.14 aparece el esquema de una red cuyo aprendizaje es no supervisado.

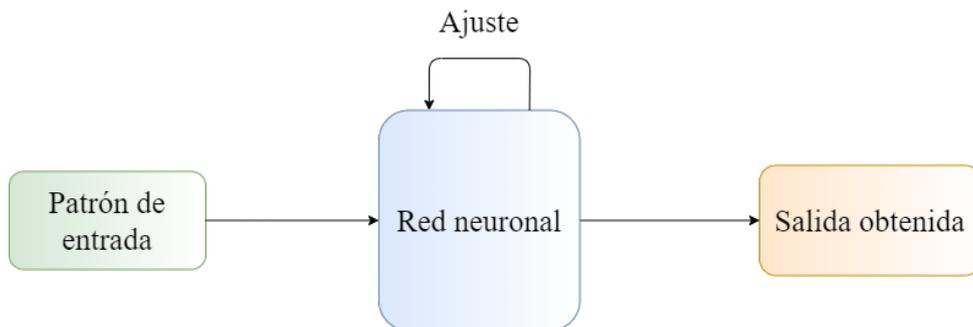


Figura 3.14: Esquema de una red neuronal con aprendizaje no supervisado.

- **Aprendizaje por refuerzo:** este aprendizaje dispone también de un agente externo que le ayuda a modificar sus pesos. La red trata de aprender a través de la experiencia. En este caso no conoce exactamente la salida deseada. Si la señal de salida que genera se aproxima a la señal objetivo, entonces se generará una señal de esfuerzo que aumentará el buen funcionamiento del sistema. Si, por el contrario, el sistema se aleja de lo esperado, su buen funcionamiento se verá reducido. La Figura 3.15 muestra el esquema de este tipo de redes neuronales.

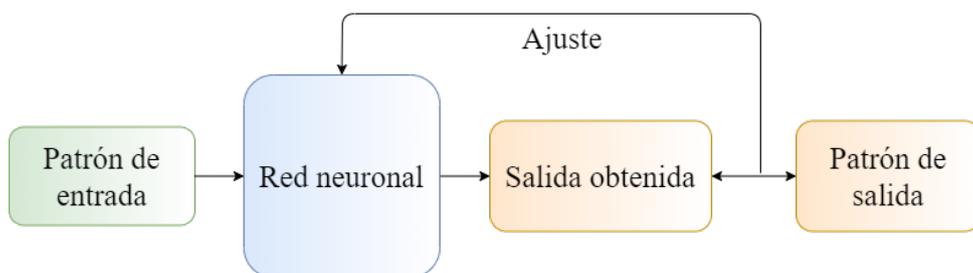


Figura 3.15: Esquema de una red neuronal con aprendizaje por refuerzo.

# Capítulo 4

## Resultados

### 4.1. Introducción

En esta sección se va a desarrollar el proceso desempeñado para realizar las pertinentes simulaciones con el filtro adaptado objetivo. Inicialmente, se detalla la generación de las distintas señales a detectar y el filtro adaptado diseñado para ello. Posteriormente, se expone el método de detección establecido para determinar si un pulso ha sido hallado correctamente o no. Finalmente, se explican los distintos análisis efectuados, mostrando las gráficas resultantes.

### 4.2. Señales y filtro adaptado

La señal utilizada en el análisis se fundamenta en una LFM o, más conocidamente como Chirp. Se acotan algunos de los parámetros más característicos mencionados en el capítulo 3 para centrar el estudio a la zona de interés. En la siguiente lista se detallan los rangos definidos.

1. Tomando como referencia la investigación [5], se define el rango de tasas o pendiente de la señal, que abarca valores de  $0 \text{ MHz}/\mu\text{s}$  a  $20 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ .
2. El sistema receptor de DAS Photonics posee un ancho de banda de  $625 \text{ MHz}$ , por ello se establece así el ancho de banda de la señal a estudiar a  $625 \text{ MHz}$ , como máximo.
3. La búsqueda de señales LPI llevan a definir unos anchos de pulso (*Pulse Width (PW)*) estrechos:  $0,5 \mu\text{s}$  a  $5 \text{ ms}$ .

Sin embargo, para las diferentes simulaciones a desempeñar, se decide fijar los valores de los parámetros de análisis, detallados en la subsecuente lista.

1. Tasa o pendiente de la señal. Se delimitan dos vectores de análisis. Uno contiene valores desde  $8 \text{ MHz}/\mu\text{s}$  hasta  $12 \text{ MHz}/\mu\text{s}$  con paso de  $1 \text{ MHz}/\mu\text{s}$  y, el otro abarca valores desde  $2 \text{ MHz}/\mu\text{s}$  hasta  $18 \text{ MHz}/\mu\text{s}$  con paso de  $4 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ .

2. Frecuencia central. Al igual que con la tasa, se especifican dos vectores. El primero de ellos formado por los siguientes valores: [495, 497, 500, 503, 505] MHz y, el otro por los mostrados a continuación: [490, 493, 500, 507, 510] MHz.
3. PW. El ancho del pulso también se modifica de  $1 \mu s$  a  $1,5 \mu s$ .
4. PRI. Se generan señales con un PRI estático de  $2 \mu s$ , de  $5 \mu s$  y otras con un PRI aleatorio.

Por otro lado, el filtro adaptado se crea a partir de un pulso Chirp complejo retardado y conjugado. Su definición se encuentra en la ecuación 3.17, desarrollada en el capítulo 3. Está centrado en 500 MHz, con una tasa fija de  $10 \text{ MHz}/\mu s$  y un ancho de pulso de  $1 \mu s$ .

Tanto las señales creadas como el filtro adaptado se obtienen a una frecuencia de muestreo de 1250 MHz.

### **4.3. Métodos establecidos para la detección y representación de los resultados**

Con el fin de determinar si efectivamente se ha hallado un pulso, se hace la envolvente de la señal a detectar, sin ruido, guardando los índices de inicio (ToA) y final (ToD) del pulso, usados posteriormente para el proceso de análisis.

Una vez hecha la convolución con la señal ruidosa, se buscan los índices de los picos, en base a un umbral adaptativo. El número de muestras del filtro adaptado es de 1250, ya que la frecuencia de muestreo es de 1250 MHz y el ancho de pulso es de  $1 \mu s$ . Así, a partir del índice del pico detectado y, conociendo el número de muestras totales, se calculan los índices de ToA y ToD del pulso hallado.

Se establece un margen de error máximo del 30 % a ambos lados del pulso, es decir, para el índice de ToA y de ToD. Si ese margen es superado en alguno de sus límites, el pulso ha sido detectado erróneamente.





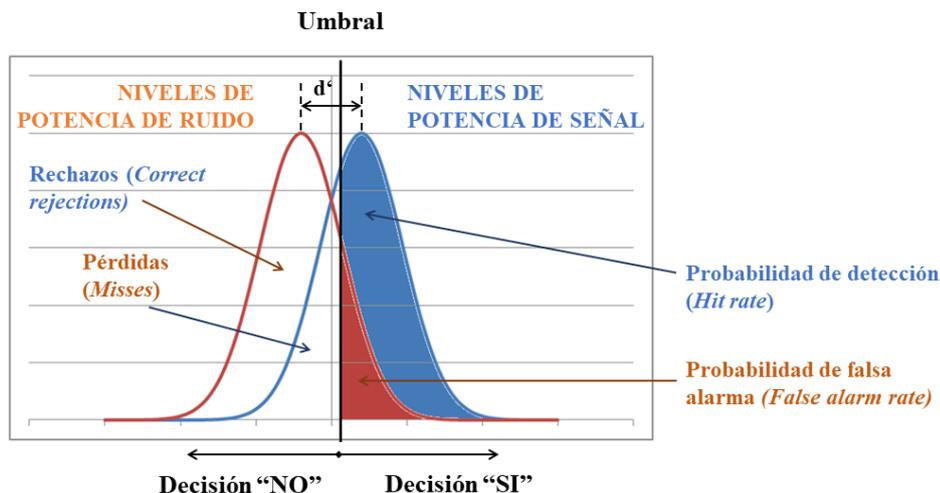


Figura 4.5: Gráfica de decisión entre señal y ruido.

En la Figura 4.5 se visualizan dos curvas, una corresponde a la de ruido y, la otra, a la de señal, donde:

1. *Hit rate* refleja la probabilidad de detección ( $P_d$ ). Esta ocurre cuando la señal está presente y la correlación detecta el pulso real.
2. *False alarm rate* o probabilidad de falsa alarma ( $P_{fa}$ ). Aquí la señal no está presente pero el filtro adaptado detecta que hay un pulso.
3. *Miss* o probabilidad de pérdidas. La señal está presente pero la correlación no halla ningún pulso.
4. *Correct rejection* o probabilidad de rechazo. No hay detección porque la señal no está presente.

Según dónde se establezca el nivel de umbral de detección, se tienen los siguientes escenarios:

- Si el umbral se desplaza hacia la izquierda. La probabilidad de detección se maximiza pero también generará una alta probabilidad de falsa alarma al permitir la introducción de ruido. Se utiliza cuando no se le da importancia a tener un mayor número de falsas alarmas.
- Si el umbral se desplaza hacia la derecha. La probabilidad de rechazo aumenta al igual que la probabilidad de pérdidas. Se aplica cuando se quiere procesar señales reales y se busca evitar a toda costa el ruido.

		Señal	
		Presente	Ausente
Decisión	Si	Detección	Falsa alarma
	No	Pérdida	Rechazo

Figura 4.6: Detección de un pulso erróneo. Falsa alarma.

La Figura 4.6 muestra la relación entre las distintas probabilidades mencionadas anteriormente. Si el filtro ha llegado a detectar señal, hay dos opciones: que los pulsos localizados correspondan a la señal real (detección) o que pertenezcan al ruido (falsa alarma). Por otro lado, si el filtro no ha llegado a detectar nada y la señal sí estaba presente, se producen pérdidas o, si por el contrario, no ha habido señal, se ha producido un rechazo correcto.

#### 4.4. Simulaciones

Se realizan un total de cuatro simulaciones. La primera consiste en determinar la sensibilidad a la que el filtro es capaz de localizar la señal de entrada con una probabilidad de detección favorable. Partiendo de los parámetros establecidos en la simulación de sensibilidad, se efectúan las restantes. En una de ellas se aumentan los valores de tasa de la señal generada, a otra se le varía el valor de la frecuencia central con un PRI aleatorio y, a la restante, se le incrementa el ancho del pulso  $0,5 \mu s$  más.

Con el fin de aplicar estas cuatro simulaciones, se elabora un código en Python con los parámetros mencionados a continuación.

- $PW(\mu s)$ . Vector de cinco valores que contiene los PW de cada una de las señales a generar.
- Frecuencia de muestreo ( $f_s(MHz)$ ). Cuenta con un valor de 1250 MHz.
- Frecuencia central ( $f_0(MHz)$ ). Vector que incluye cinco valores con las frecuencias centrales de cada señal.
- $PRI(\mu s)$ . Vector que comprende cinco valores con los PRI de las señales.

- $Rate(MHz/\mu s)$ . Vector con cinco valores que engloba las tasas de las señales generadas.
- $EIRP(dBm)$ . Amplitud de la señal de entrada.
- Tiempo. Duración de las señales a analizar. Se fija en  $15 \mu s$ .

Se crea una matriz que abarca las señales de entrada con ruido incorporado. Para originarla, se especifican dos bucles *for*, uno que recorre el vector de frecuencias centrales y, el otro que recorre los restantes. Así, para cada frecuencia central se generan cinco señales con los distintos valores de tasa, PW y PRI.

Cuando se tiene una señal, se aplica su envolvente con el fin de poder calcular los índices de ToA y ToD. Estos se almacenan en sendos vectores para su posterior escritura en un fichero .csv.

Una vez calculados los índices de ToA y ToD, a la señal se le añade un ruido blanco Gaussiano y se almacena en la matriz. Después, se calcula el nivel de SNR entre la señal de entrada y la señal resultante con ruido. Para ello, se calcula la potencia media del ruido siguiendo la ecuación 4.1.

$$N(W) = \overline{n(t)^2}, \quad (4.1)$$

donde  $\bar{x}$  corresponde a la media del vector  $x$  y  $n(t)$  pertenece a la señal de ruido en tiempo.

Así, se puede calcular el valor de SNR con la ecuación 4.2 resultante.

$$SNR(dB) = EIRP(dBm) - 10 * \log_{10}(N(W) \cdot 1000 mW). \quad (4.2)$$

Seguidamente, se genera el filtro adaptado a una frecuencia central de  $500 MHz$ , con una tasa de  $10 MHz/\mu s$  y un PW de  $1 \mu s$ .

Una vez creado, se hace la convolución entre este y la señal ruidosa. Se establece un umbral de detección adaptativo, el cual permite determinar los índices de ToA y ToD de los pulsos hallados. La señal resultante pasa por una función que calcula los índices donde se producen los picos más altos por encima del nivel de umbral. Como se conoce el ancho del filtro adaptado, se determina el ancho del pulso detectado.

Tanto los valores de ToA y ToD de la señal de entrada como los detectados al realizar la convolución entre el filtro adaptado con la señal, se guardan en un fichero .csv para, posteriormente, efectuar su procesado en la herramienta Excel.

Con el fin de mostrar los resultados, se decide elaborar un total de dos gráficas: las de probabilidad de detección ( $P_d$ ) y las de probabilidad de falsa alarma ( $P_{fa}$ ).

No se representan las gráficas de pérdidas porque no aportan información concluyente, ya que es el resultado de restar la unidad a la probabilidad de detección, y, las gráficas de probabilidad de rechazo, porque no es objetivo de este TFM determinar la probabilidad de no detectar cuando no hay señal. Las más importantes son las probabilidades de detección y falsa alarma, mostradas a continuación.

#### 4.4.1. Sensibilidad

La primera simulación efectuada corresponde a la de la sensibilidad que muestra el filtro, cuya frecuencia central es de 500 MHz, que cuenta con una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s y un ancho de pulso de 1  $\mu$ s.

Para ello, se formulan un total de 25 señales que comprenden el siguiente vector de frecuencias centrales, [495, 497, 500, 503, 505] MHz, los distintos valores de tasa, [8, 9, 10, 11, 12] MHz/ $\mu$ s, un PW para todos los pulsos de 1  $\mu$ s y un PRI de 2  $\mu$ s. Así, se generan un total de 8 pulsos en los 15  $\mu$ s de señal.

Los valores de SNR de estudio son los que se definen a continuación: -10, -7, -5, -3 y 0 dB.

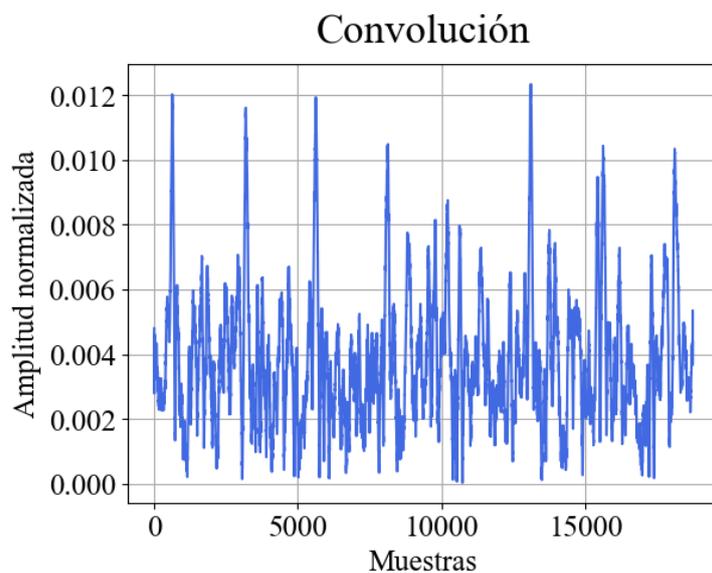


Figura 4.7: Resultado de la convolución para una SNR de -10 dB.

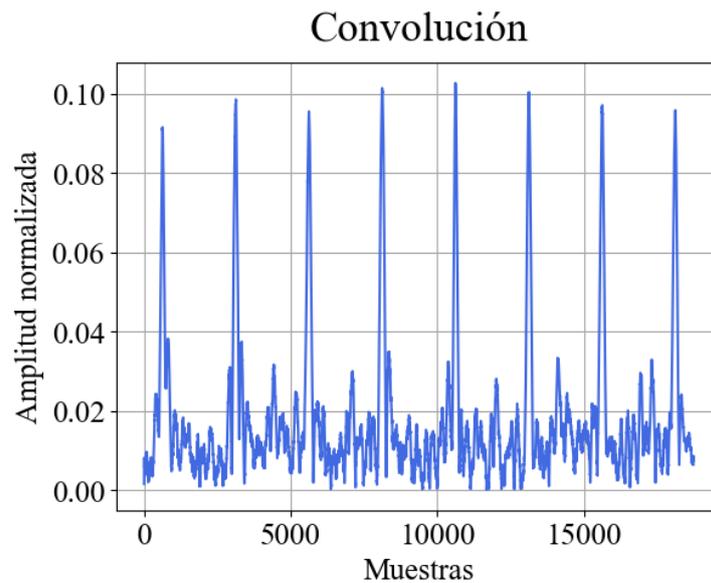


Figura 4.8: Resultado de la convolución para una SNR de -5 dB.

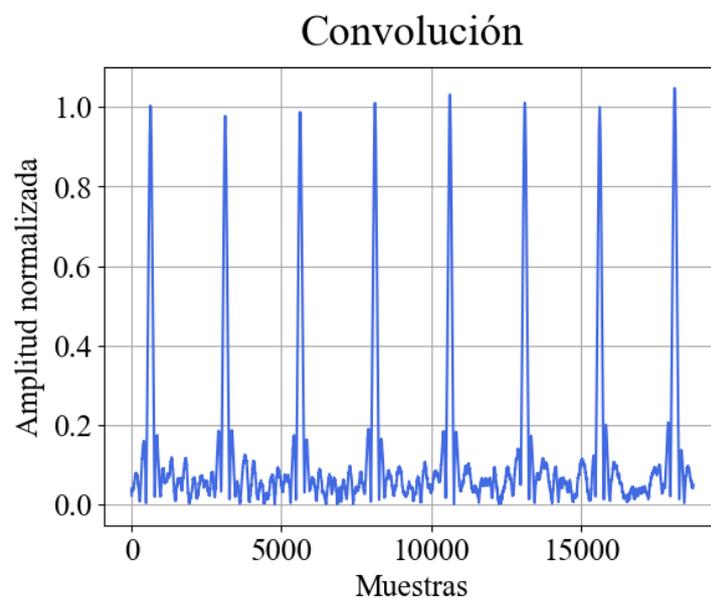


Figura 4.9: Resultado de la convolución para una SNR de 0 dB.

Analizando la Figura 4.7 respecto a la Figura 4.8 se aprecia como la convolución resultante entre la señal de entrada y el filtro adaptado, para una  $SNR = -10$  dB, es bastante ruidosa. No hay pulsos bien definidos, mientras que, para una  $SNR = -5$  dB, los pulsos comienzan a ser visibles.

Si se compara la Figura 4.8 con la Figura 4.9, la amplitud de los pulsos aumenta considerablemente, dando lugar a una detección más nítida.

### Probabilidad de detección y de falsa alarma

En la Figura 4.10 y la Figura 4.11 se manifiestan los resultados de las probabilidades de detección y falsa alarma para una tasa de  $8 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ , respectivamente.

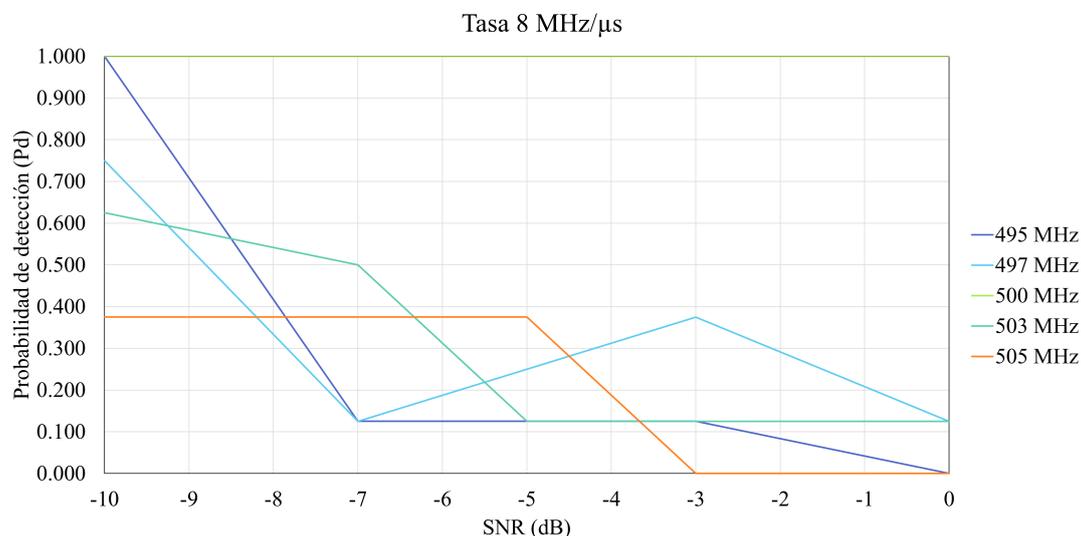


Figura 4.10: Probabilidad de detección para una tasa de  $8 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ . Simulación de sensibilidad.

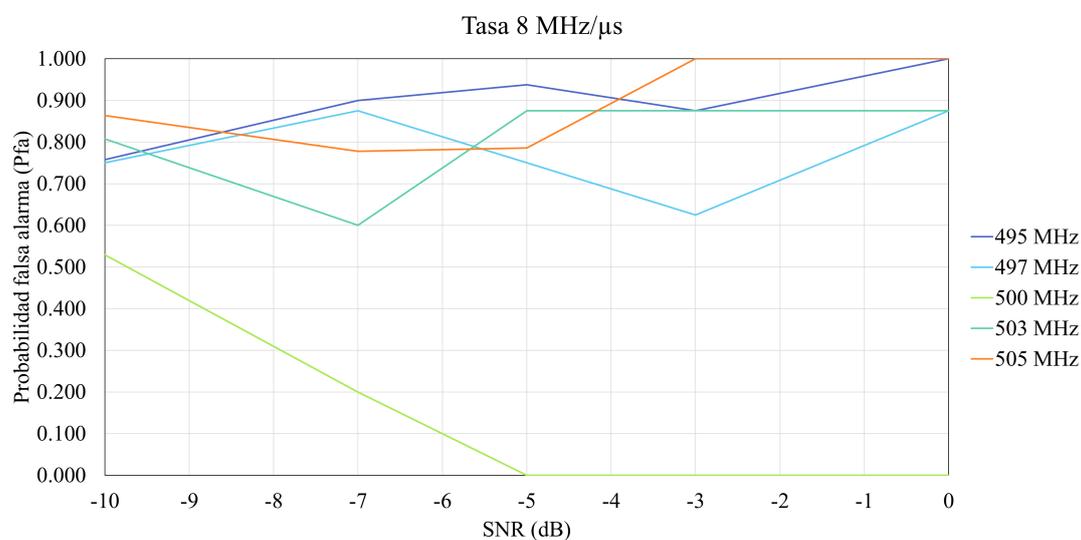


Figura 4.11: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de  $8 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ . Simulación de sensibilidad.

Cuando la SNR tiene un valor de  $-10 \text{ dB}$ , los resultados son favorables para la probabilidad de detección. Esto es debido a que, el filtro está detectando un mayor número de pulsos respecto a los reales que posee la señal. Por ello, si se visualiza la Figura 4.11, para el mismo valor de SNR se alcanzan probabilidades de falsa alarma bastante elevadas.

Cuando la señal posee una tasa menor a la del filtro adaptado, únicamente detecta la señal que tiene su misma frecuencia central. A partir de una  $\text{SNR} = -5 \text{ dB}$  comienza a tener una probabilidad de falsa alarma del  $0\%$ .

La Figura 4.12 y la Figura 4.13 exponen los resultados de probabilidad de detección y falsa alarma para una tasa de  $10 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ , respectivamente, y la Figura 4.14 y Figura 4.15 lo hacen para una tasa de  $12 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ .

Como se contempla en la Figura 4.12, sigue ocurriendo la alta probabilidad de detección para una SNR de  $-10 \text{ dB}$ . A partir de ese valor, la detección es casi nula para las frecuencias centrales de  $495 \text{ MHz}$  y  $505 \text{ MHz}$ . Sin embargo, para las frecuencias de  $497 \text{ MHz}$  y  $503 \text{ MHz}$ , la detección va en aumento a medida que la SNR crece. Al aumentar la tasa y la SNR, la probabilidad de falsa alarma disminuye considerablemente.

El resultado plasmado en la Figura 4.14 para un valor de SNR de  $-10 \text{ dB}$  es más esperable. A partir de un valor de SNR de  $-7 \text{ dB}$ , el filtro es capaz de detectar pulsos cuyas señales tienen una frecuencia central de  $497 \text{ MHz}$  y  $503 \text{ MHz}$  con una favorable probabilidad de detección. Así, se consiguen hallar pulsos que distan  $3 \text{ MHz}$  de la frecuencia central del filtro.

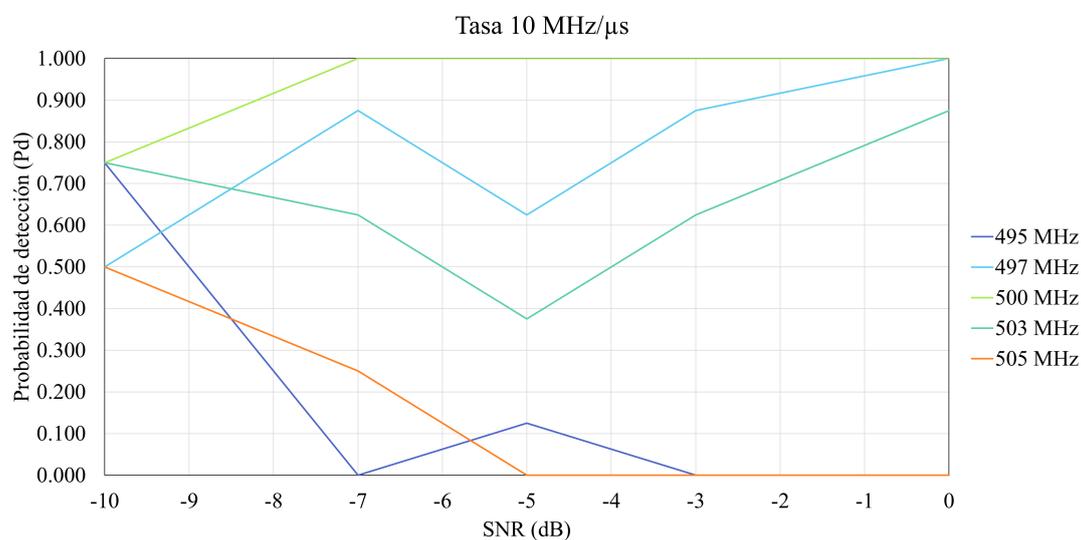


Figura 4.12: Probabilidad de detección para una tasa de  $10 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ . Simulación de sensibilidad.

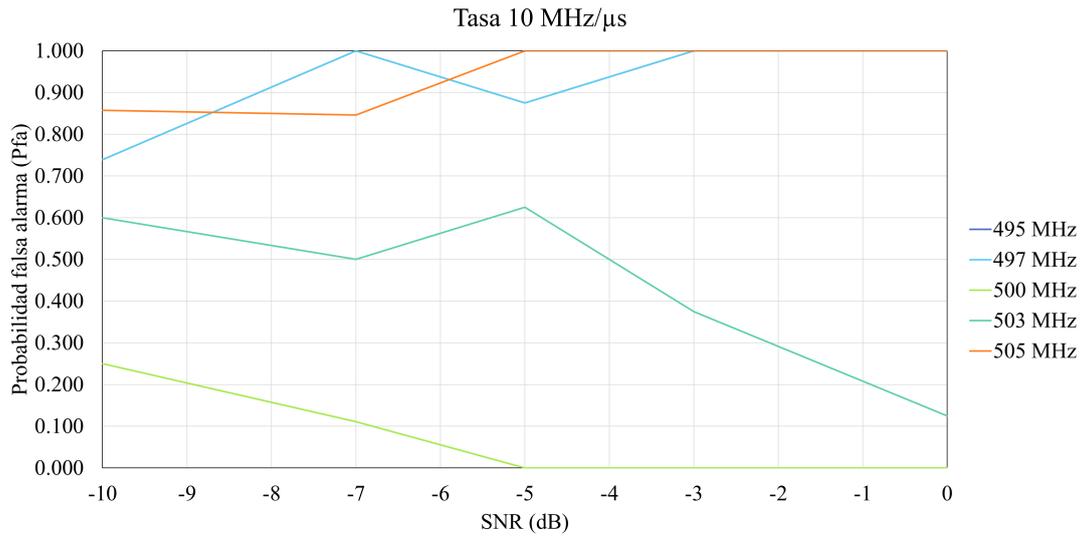


Figura 4.13: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 10 MHz/μs. Simulación de sensibilidad.

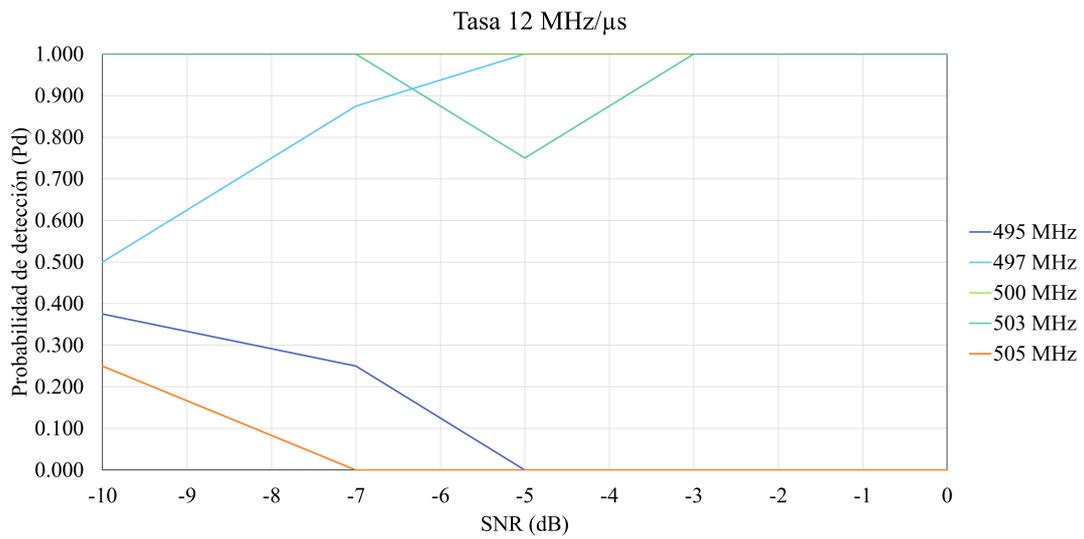


Figura 4.14: Probabilidad de detección para una tasa de 12 MHz/μs. Simulación de sensibilidad.

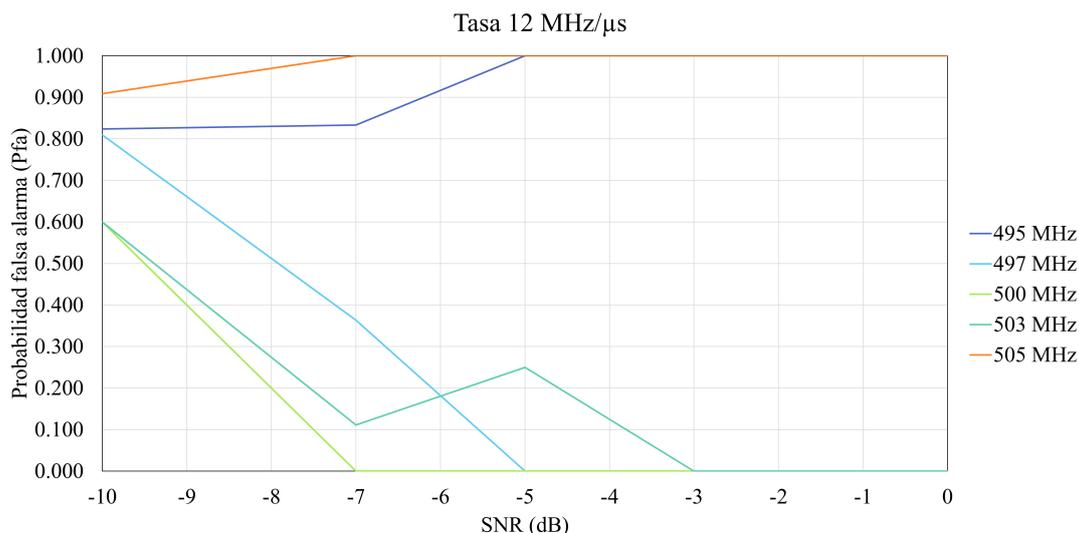


Figura 4.15: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 12 MHz/μs. Simulación de sensibilidad.

Con lo analizado anteriormente, se deduce que, a mayor tasa de la señal respecto a la del filtro, mayor es la probabilidad de detección para señales alejadas 3 MHz de la frecuencia central del filtro.

El filtro detecta con una probabilidad de detección del 100 % y una probabilidad de falsa alarma del 20 %, aproximadamente, a partir de un valor de SNR de -7 dB, para la señal con frecuencia central de 500 MHz y, a partir de un valor de SNR de -5 dB, para señales con frecuencias centrales 497 MHz y 503 MHz.

#### 4.4.2. Variación de la tasa de la señal

Además de conocer la sensibilidad que posee el filtro, también se quiere hallar, de forma más precisa, qué valores de tasa puede tener la señal de modo que sea detectable por el mismo. Por consiguiente, se modifica el vector de tasa de la señal quedando de la siguiente forma: [2, 6, 10, 14, 18] MHz/μs.

Probabilidad de detección y de falsa alarma

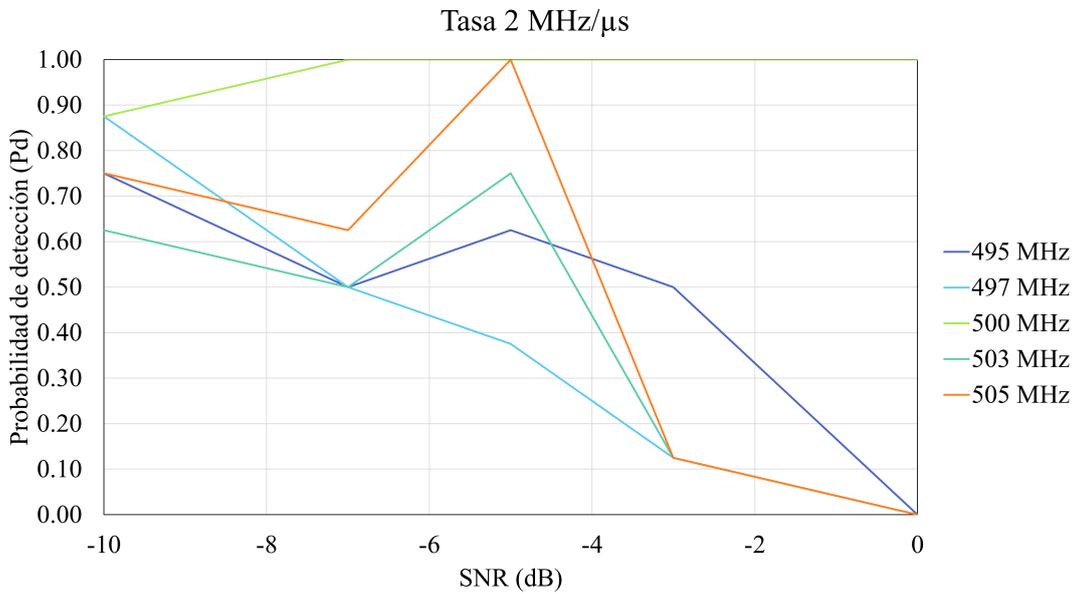


Figura 4.16: Probabilidad de detección para una tasa de 2 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación de la tasa de la señal.

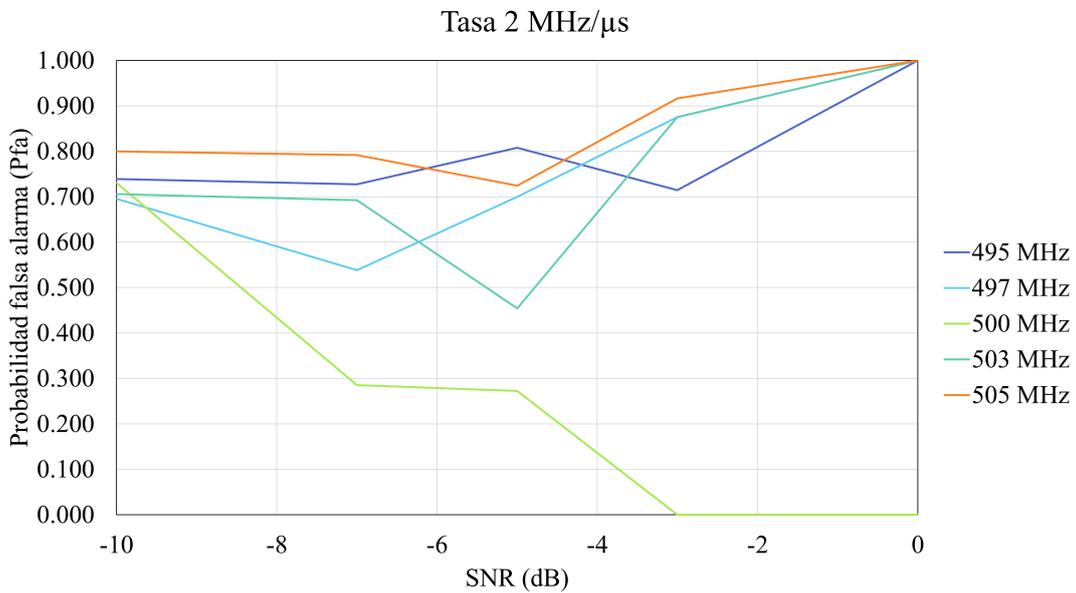


Figura 4.17: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 2 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación de la tasa de la señal.

Como se ha examinado anteriormente en la subsección 4.4.1, los resultados mostrados en la Figura 4.16, para SNR bajas, son elevados. Por ello, hay que evaluar la Figura 4.17, asegurando que realmente el número de pulsos de falsa alarma es elevado y, por tanto, que se tendrá una alta detección y una considerable probabilidad de falsa alarma.

Se producen dos picos con una alta probabilidad de detección para un valor de SNR de -5 dB cuando las frecuencias centrales toman los valores de 497 MHz y 503 MHz, respectivamente. Sin embargo, hay que considerar que la probabilidad de falsa alarma, para una SNR de -5 dB es elevada, por lo que se estará detectando también ruido.

Para esta tasa, únicamente se puede considerar como buena detección la señal que posee una frecuencia de 500 MHz.

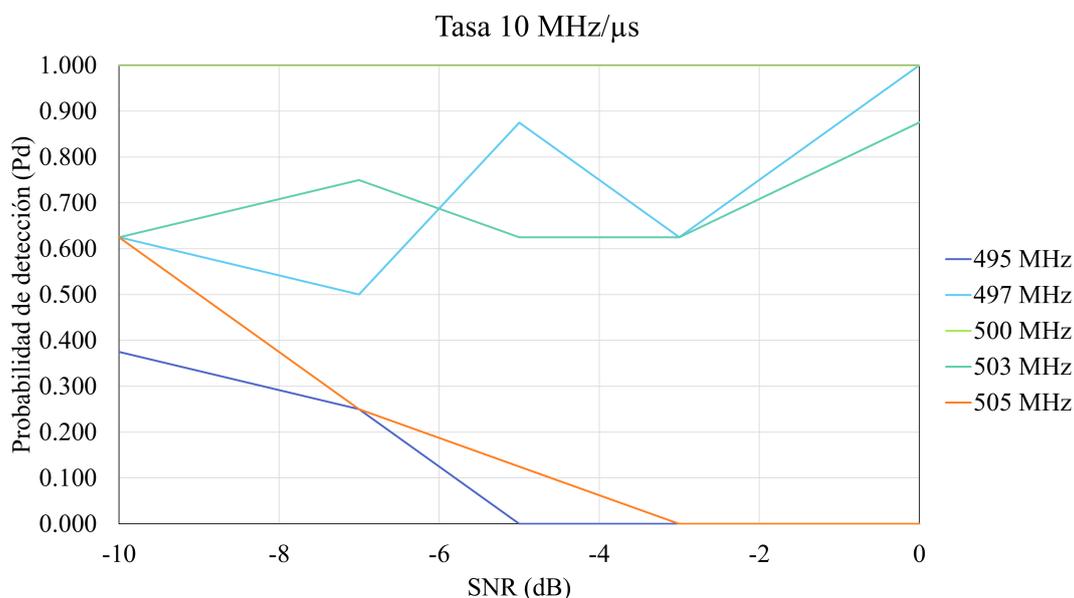


Figura 4.18: Probabilidad de detección para una tasa de 10 MHz/μs. Simulación de variación de la tasa de la señal.

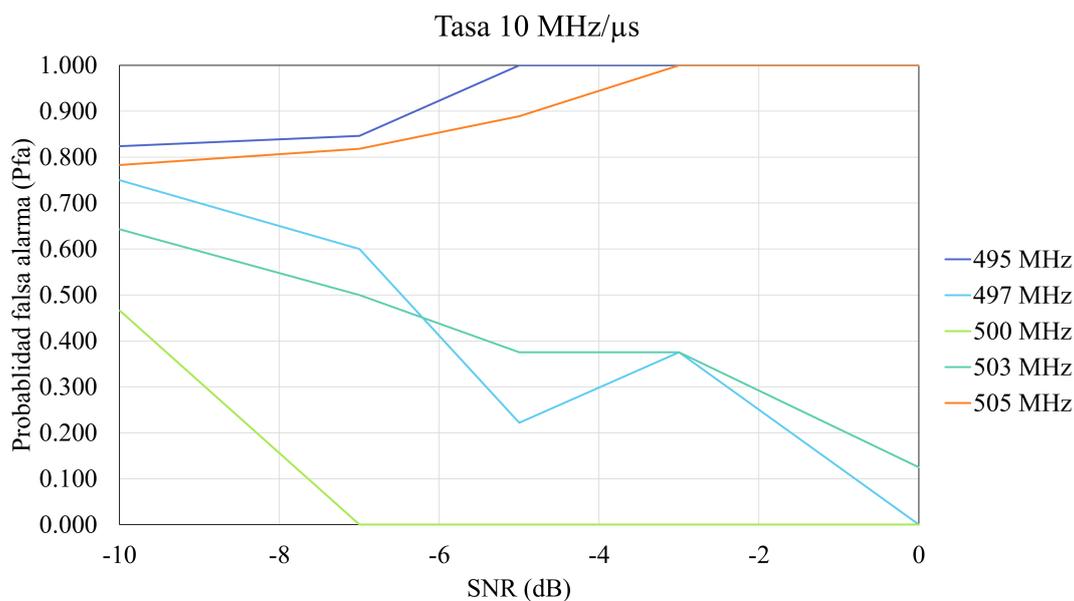


Figura 4.19: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 10 MHz/μs. Simulación de variación de la tasa de la señal.

Evaluando la Figura 4.18 y la Figura 4.19, se visualiza que, tan pronto como aumenta el valor de tasa, la detección se amplía a frecuencias próximas a la frecuencia central del filtro, como se ha analizado en el apartado 4.4.1 anterior. Esto también se contrasta con lo deducido anteriormente respecto a las probabilidades de detección y falsa alarma para un valor de tasa de la señal de  $10 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ .

Cuando la señal posee una frecuencia central de  $500 \text{ MHz}$ , el filtro es capaz de detectar a la perfección el total de los pulsos para una SNR de  $-7 \text{ dB}$ , contando con una probabilidad de falsa alarma del  $0\%$ .

Si se comparan dichas gráficas con la Figura 4.12 y Figura 4.13, en estas, para las señales con frecuencias centrales de  $497 \text{ MHz}$  y  $503 \text{ MHz}$ , a medida que aumenta el valor de SNR la probabilidad de falsa alarma disminuye de forma gradual. Ocurre lo mismo pero en sentido inverso con la probabilidad de detección, es mayor en estas señales cuanto más alta sea la SNR.

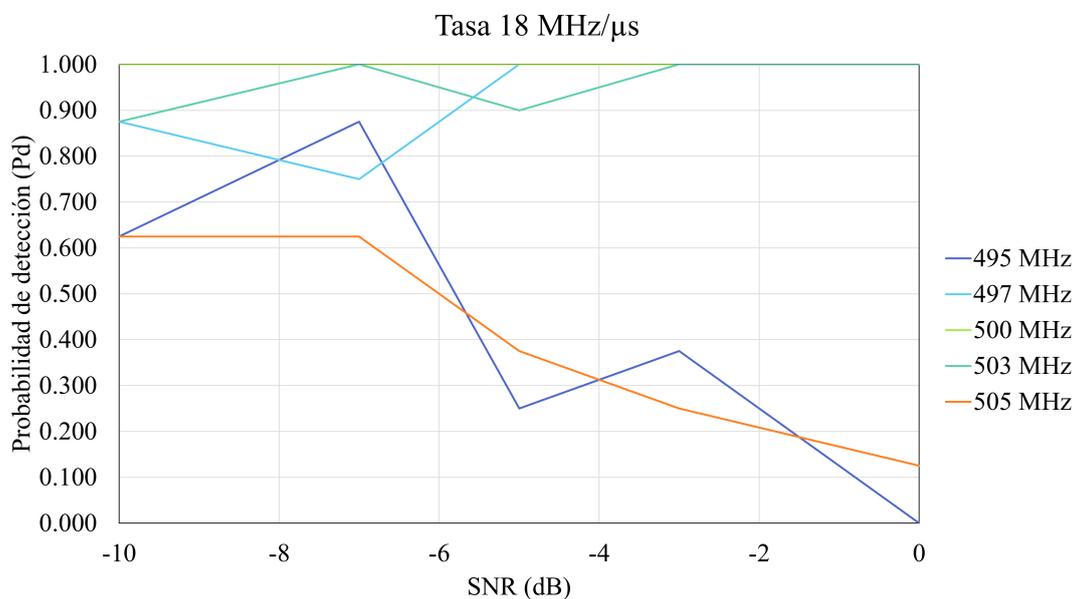


Figura 4.20: Probabilidad de detección para una tasa de  $18 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ . Simulación de variación de la tasa de la señal.

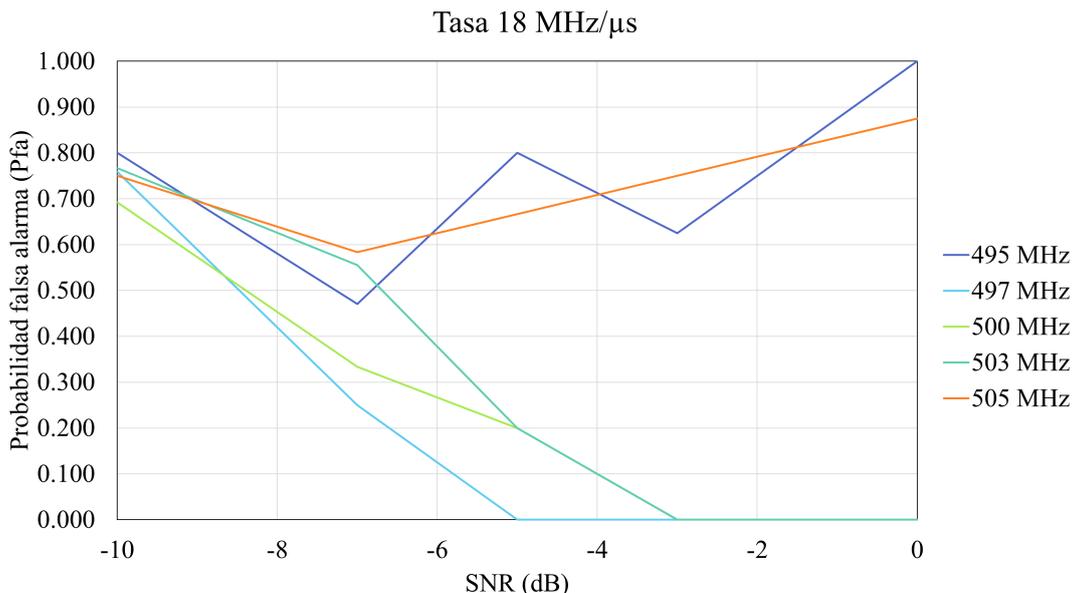


Figura 4.21: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 18 MHz/μs. Simulación de variación de la tasa de la señal.

Revisando la Figura 4.20 y la Figura 4.21 destaca cómo la probabilidad de detección para las señales con frecuencias centrales de 495 MHz y 505 MHz aumenta considerablemente, alcanzando una probabilidad del 90 % cuando la SNR es de -5 dB.

La probabilidad de detección de las señales con frecuencia central de 497 MHz y 503 MHz dibujada en la Figura 4.20 es satisfactoria, para todos los valores de SNR analizados. Sin embargo, observando la Figura 4.21, hasta un valor de SNR de -5 dB, la probabilidad de falsa alarma es elevada.

Con esta simulación se afirma el hecho de que la detección mejora al aumentar el valor de la tasa de la señal, es decir, el filtro adaptado deberá de tener una tasa menor al de la señal objetivo y así poder alcanzar señales distanciadas 3 MHz de la frecuencia central del filtro adaptado.

#### 4.4.3. Variación del valor de la frecuencia central

Evaluada la sensibilidad de la que dispone el filtro y la tasa de la señal a la que comienza a detectar, se buscan determinar los valores de frecuencia central a las que el filtro es capaz de hallar pulsos.

En consecuencia, se establece un nuevo vector de frecuencias centrales, siendo este [490, 493, 500, 507, 510] MHz/μs. Además, se determina un PRI que cambia aleatoriamente de valor, por lo que las distintas señales generadas variarán de número de pulsos entre unas y otras. El rango de pulsos generados está entre dos y cuatro.

El filtro continúa con los valores fijados en el inicio: frecuencia central de 500 MHz, tasa de 10 MHz/μs y ancho de pulso de 1 μs.

El resto de los parámetros se mantienen con los valores definidos para las simulaciones de sensibilidad.

La variación del PRI afectará cuando dos pulsos estén muy próximos y el filtro adaptado no sea capaz de distinguir entre un pulso y otro. En estos análisis no se ha dado el caso de que dos pulsos estén lo bastante cercanos para que el filtro no sea capaz de detectarlos.

**Probabilidad de detección y de falsa alarma**

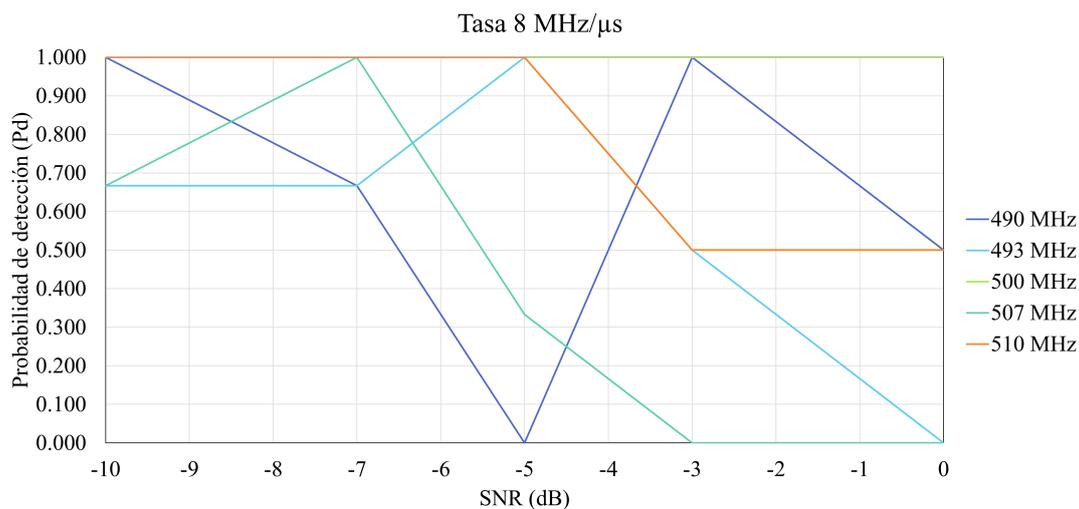


Figura 4.22: Probabilidad de detección para una tasa de 8 MHz/μs. Simulación de variación del valor de la frecuencia central.

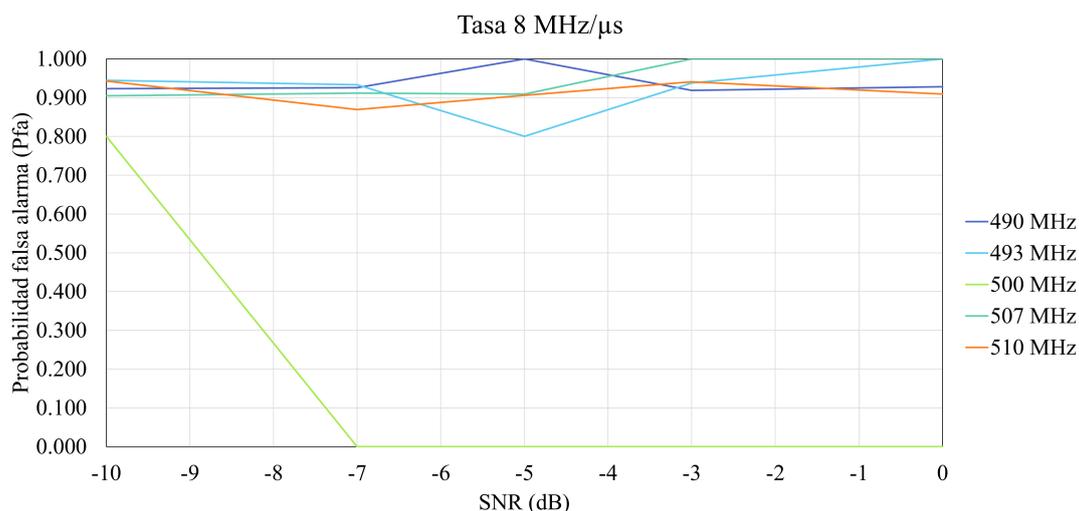


Figura 4.23: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 8 MHz/μs. Simulación de variación del valor de la frecuencia central.

En la Figura 4.22 y la Figura 4.23 se puede examinar cómo el aumento o disminución de la frecuencia central respecto a la del filtro adaptado hace que la detección sea nula para las

frecuencias que son distintas de 500 MHz.

A partir de la Figura 4.22, se contempla cómo sí que se producen detecciones al 100 % en frecuencias centrales distintas a la de 500 MHz, pero se tiene que considerar que la probabilidad de falsa alarma definida en la Figura 4.23 es elevada, por lo tanto, se tendrán, además de los pulsos detectados, un gran número de pulsos erróneos.

A partir de una SNR de -5 dB las probabilidades de detección, para todas las señales excepto para la que tiene una frecuencia central de 500 MHz, comienzan a descender.

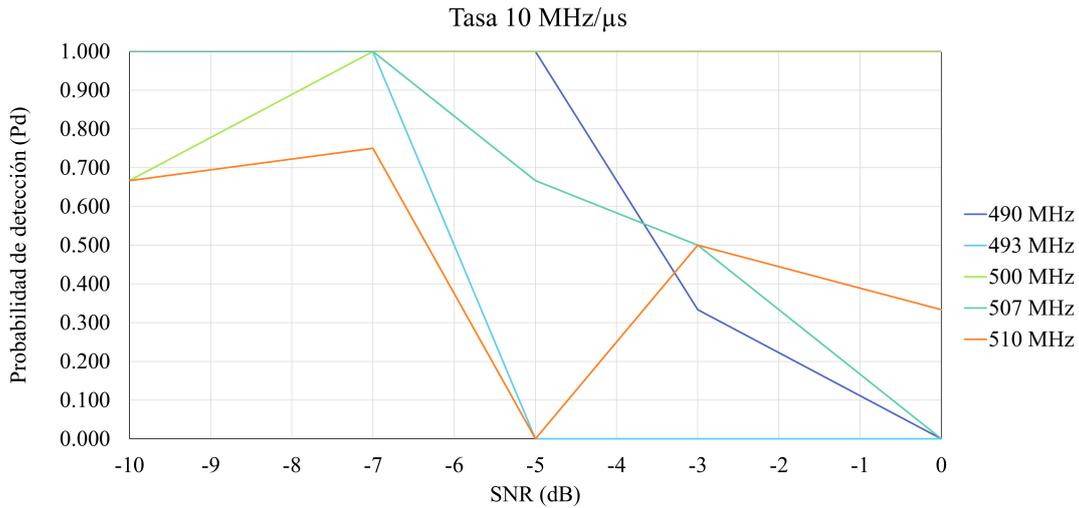


Figura 4.24: Probabilidad de detección para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central.

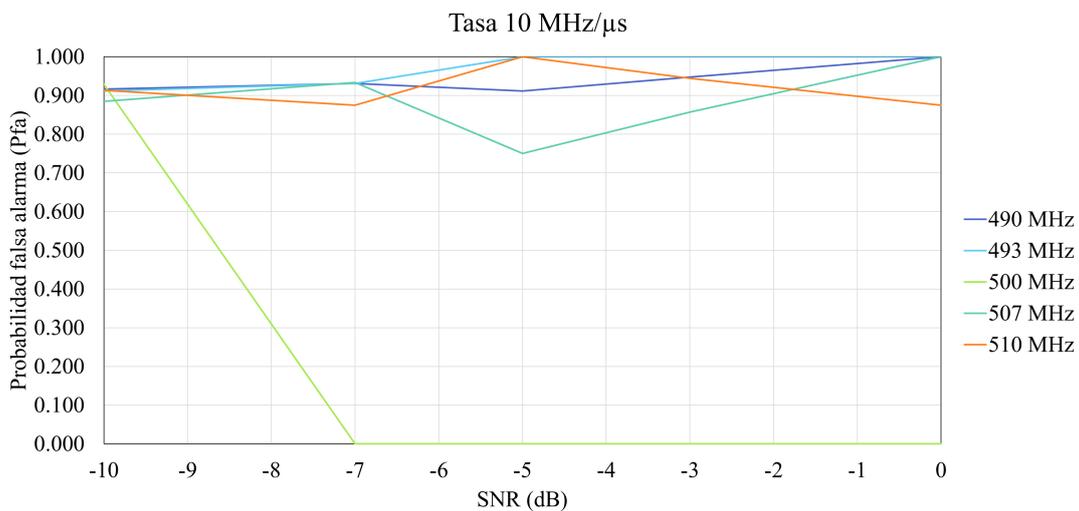


Figura 4.25: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 10 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central.

Si se compara la Figura 4.24 y la Figura 4.25 con la Figura 4.22 y la Figura 4.23, respectivamente, ahora se alcanza una detección del 100 % para una SNR de -7 dB cuando la frecuencia

central de la señal es de 500 MHz.

Al igual que en las gráficas de detección anteriores, para un valor de SNR de -10 dB se alcanzan probabilidades elevadas. Pero, hay que considerar que la probabilidad de falsa alarma para ese valor es también elevada.

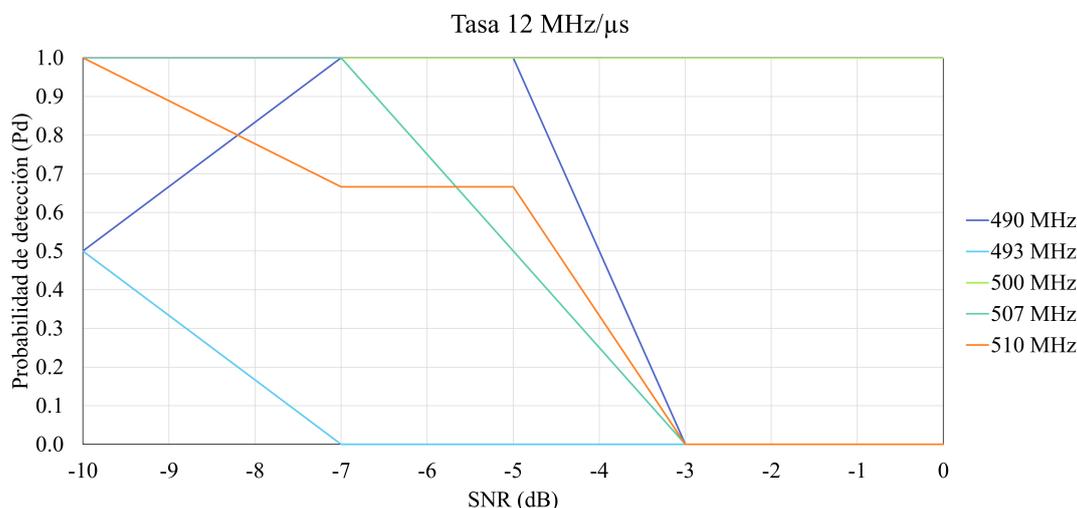


Figura 4.26: Probabilidad de detección para una tasa de 12 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central.

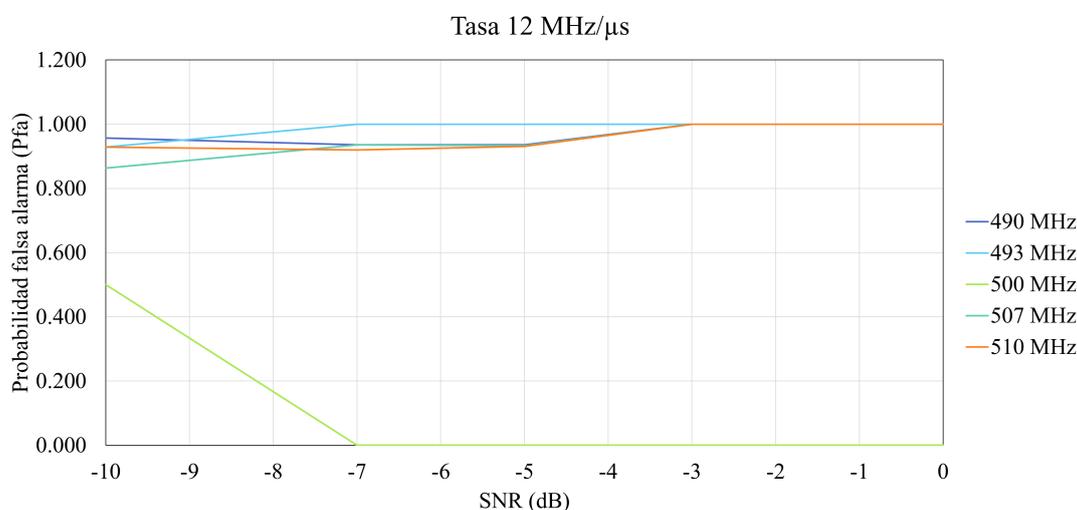


Figura 4.27: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 12 MHz/ $\mu$ s. Simulación de variación del valor de la frecuencia central.

Como la tasa de las señales ha aumentado y, tomando en cuenta los análisis anteriores, si se mira la Figura 4.26, se determina que las probabilidades de detección comienzan a disminuir para un valor de SNR de -7 dB, excepto para las frecuencias centrales de 500 MHz y 490 MHz.

Volviendo a la Figura 4.24 anterior y, considerando la Figura 4.26, para la frecuencia central de 490 MHz se consigue una probabilidad de detección del 100 % entre los valores de SNR de -7

dB a -5 dB.

Finalizada la simulación, se afirma que, una variación mayor a 3 MHz de la frecuencia central del filtro ocasiona que solo sea capaz de detectar aquella señal que presente su misma frecuencia.

#### 4.4.4. Aumento del ancho de pulso

Por último, se decide aumentar el ancho del pulso  $0,5 \mu\text{s}$  más, teniendo así un ancho de  $1,5 \mu\text{s}$ , con un PRI estático de  $5 \mu\text{s}$ . Al tener la señal una duración de  $15 \mu\text{s}$ , el número de pulsos generados es de un total de tres.

Además, se deja fijo el vector de frecuencias centrales de la simulación anterior, siendo este: [490, 493, 500, 507, 510] MHz, para verificar si, al ser los pulsos más anchos que el filtro, se pueden llegar a detectar señales con una frecuencia central más alejada a la del filtro adaptado.

El filtro continúa con los mismos parámetros descritos al inicio: 500 MHz de frecuencia central,  $10 \text{ MHz}/\mu\text{s}$  de tasa y  $1 \mu\text{s}$  de ancho de pulso.

Los demás parámetros se establecen como en la primera simulación de sensibilidad.

#### Probabilidad de detección y falsa alarma

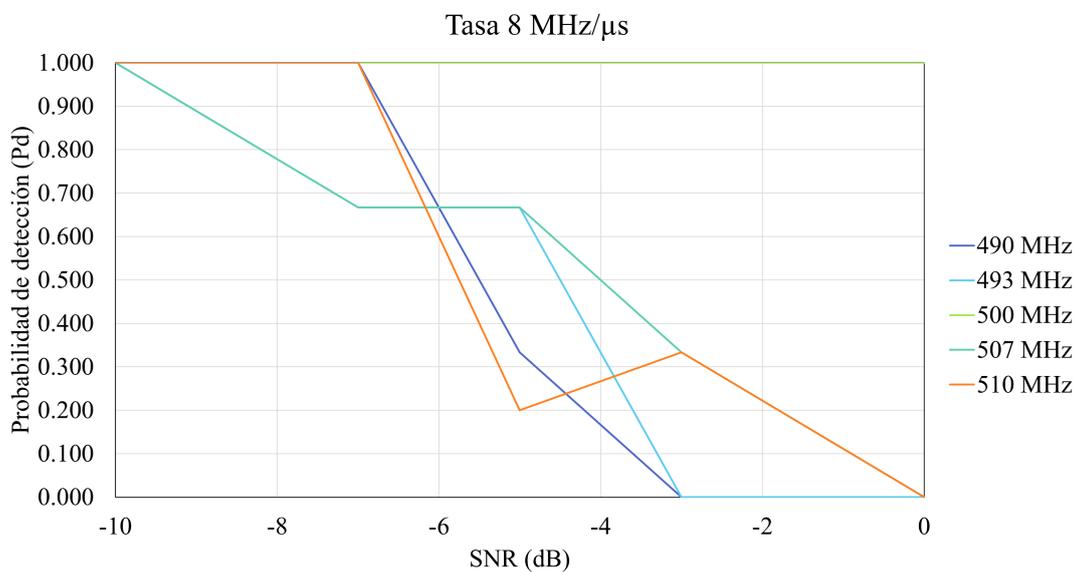


Figura 4.28: Probabilidad de detección para una tasa de  $8 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ . Simulación de aumento del ancho de pulso.

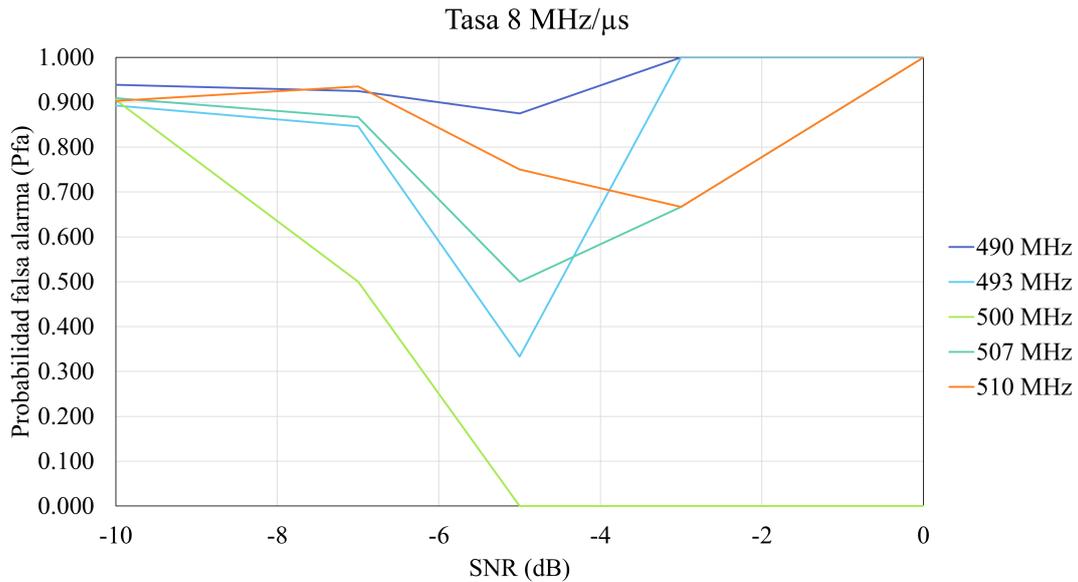


Figura 4.29: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de  $8 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ . Simulación de aumento del ancho de pulso.

Comparando la Figura 4.28 y la Figura 4.29 con la Figura 4.22 y la Figura 4.23, respectivamente, se observa como las señales con frecuencias centrales distintas de 500 MHz comienzan a tener unas probabilidades de detección por encima del 20 %, excepto para las frecuencias centrales de 490 MHz y 510 MHz.

Al igual que en las simulaciones previas, los datos reflejados en la Figura 4.28 determinan que, para SNR menores a  $-7 \text{ dB}$ , se encuentran todos los pulsos de la señal. Sin embargo, se tendrá un considerable número de pulsos de falsa alarma.

A partir de ese mismo valor de SNR, las probabilidades de detección comienzan a disminuir, excepto para la frecuencia central de 500 MHz. No obstante, para las frecuencias de 493 MHz y 507 MHz se mantiene constante hasta llegar a una SNR de  $-5 \text{ dB}$ . Aunque la probabilidad sea alta, si se analiza la Figura 4.29 en esos tramos, se determina que, igualmente, habrá un mayor número de pulsos erróneos.

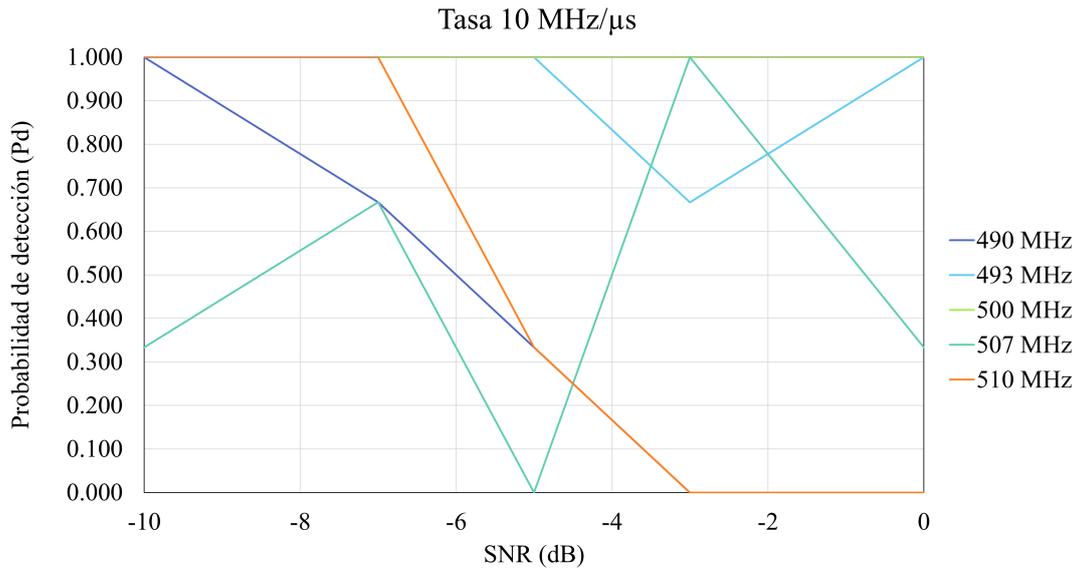


Figura 4.30: Probabilidad de detección para una tasa de  $10 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ . Simulación de aumento del ancho de pulso.

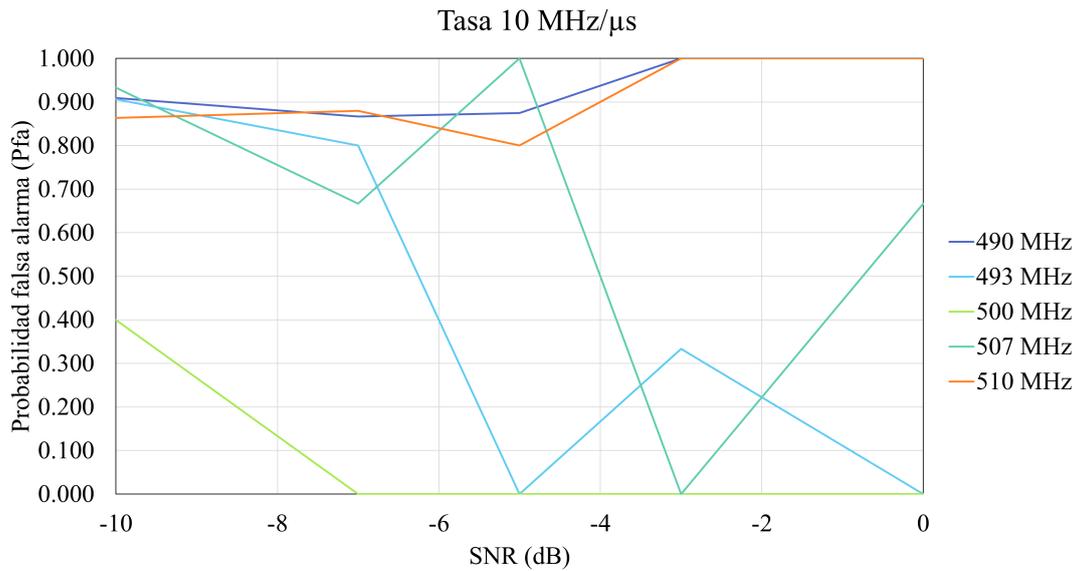


Figura 4.31: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de  $10 \text{ MHz}/\mu\text{s}$ . Simulación de aumento del ancho de pulso.

Como se ha evaluado en las previas simulaciones, al aumentar la tasa de la señal ruidosa, el filtro es capaz de detectar señales con frecuencias centrales más alejadas a la suya. Si se visualizan la Figura 4.30 y la Figura 4.31, se alcanzan valores altos de probabilidad de detección para la frecuencia central de 493 MHz, mayores a los obtenidos en la Figura 4.24 y la Figura 4.25 de la simulación 4.4.3 anterior.

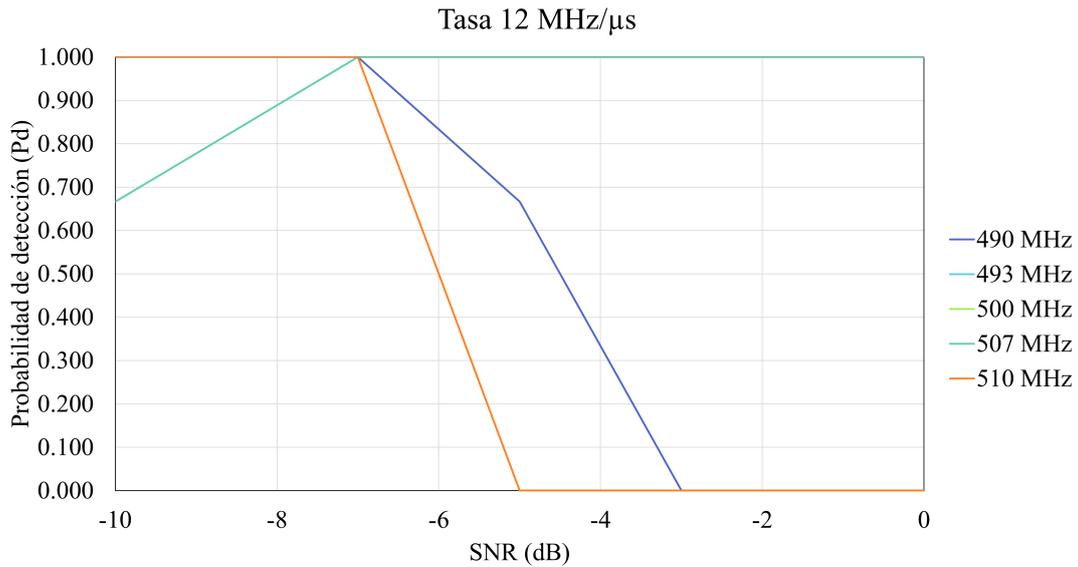


Figura 4.32: Probabilidad de detección para una tasa de 12 MHz/μs. Simulación de aumento del ancho de pulso.

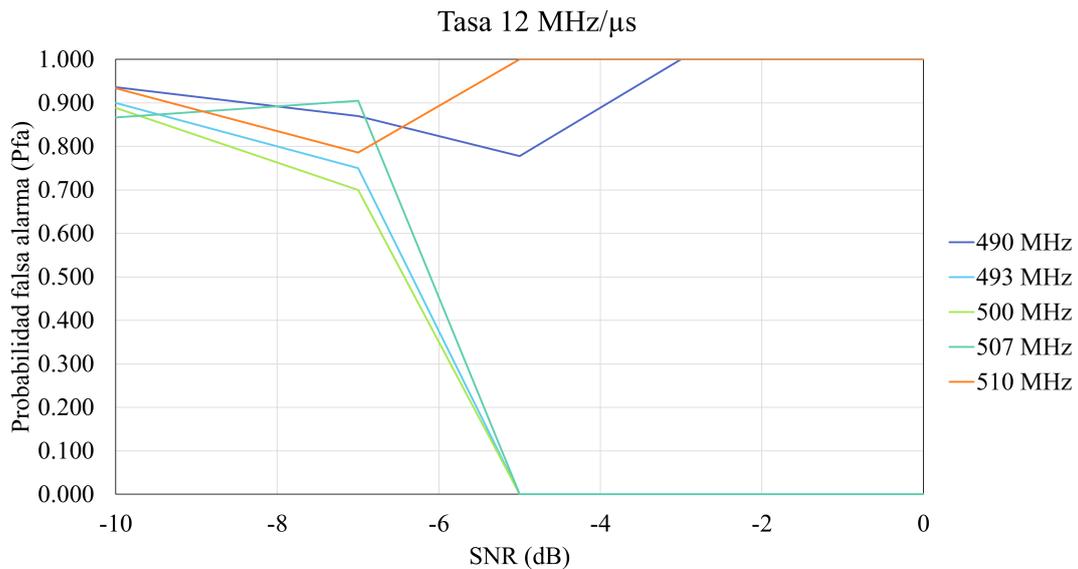


Figura 4.33: Probabilidad de falsa alarma para una tasa de 12 MHz/μs. Simulación de aumento del ancho de pulso.

Se alcanzan buenos resultados en las gráficas representadas en la Figura 4.32 y la Figura 4.33, ya que, para un valor de SNR de -7 dB, la probabilidad de detección es del 100% en frecuencias centrales de 493 MHz, 500 MHz y 507 MHz. Sin embargo, no es hasta un valor de SNR de -5 dB cuando la probabilidad de falsa alarma llega al 0%, para esas mismas frecuencias centrales.

Tras el análisis desempeñado con esta simulación, se puede concluir que, si los pulsos de la señal a detectar tienen un ancho mayor al del filtro adaptado, se conseguirán aumentar los

límites de la frecuencia central a  $\pm 7$  MHz respecto a la del filtro adaptado.

## 4.5. Resumen de resultados

Finalizando este capítulo, en la sección actual se recogen los resultados hallados en la anterior sección en forma de tablas. Con este fin, se definen unos límites de probabilidad de detección y falsa alarma que deben alcanzarse para determinar los valores de SNR a los que es capaz de detectar señal el filtro adaptado. Así, es necesario superar un 80 % de probabilidad de detección y no sobrepasar un 20 % de probabilidad de falsa alarma. En las tablas se detallan los valores de SNR alcanzados para una frecuencia central y tasa específicas.

### 4.5.1. Sensibilidad

En la Tabla 4.1 aparecen reflejados los valores de SNR para una probabilidad de detección mayor al 80 % y una probabilidad de falsa alarma menor al 20 %.

		Frecuencia central (MHz)				
		495	497	500	503	505
Tasa (MHz/ $\mu$ s)	8			-7 dB		
	9			-7 dB		
	10			-9 dB	0 dB	
	11		-7,5 dB	-7,5 dB	-5,5 dB	
	12		-6 dB	-7 dB	-4,5 dB	

Tabla 4.1: Valores SNR para la simulación de sensibilidad.

Así, se visualiza que se requiere una tasa de la señal mayor de 10 MHz/ $\mu$ s con el fin de detectar señales que tengan una frecuencia central distanciada 3 MHz de la del filtro.

### 4.5.2. Variación de la tasa de la señal

A partir de la Tabla 4.2 se logran resultados similares a la anterior sección, es decir, si la tasa de la señal es superior a la del filtro, se pueden detectar señales que estén alejadas 3 MHz de la frecuencia central del filtro.

		Frecuencia central (MHz)				
		495	497	500	503	505
Tasa (MHz/ $\mu$ s)	2			-4 dB		
	6			-7,5 dB		
	10		-1,5 dB	-8 dB	-1 dB	
	14		-7,5 dB	-6,5 dB	-5,5 dB	
	18		-6,5 dB	-5 dB	-5 dB	

Tabla 4.2: Valores SNR para la simulación de aumento de tasa de la señal.

### 4.5.3. Variación del valor de la frecuencia central

Al aumentar el rango en el que están distanciadas las frecuencias centrales de las señales generadas y manteniendo el ancho de pulso en  $1 \mu$ s, el filtro adaptado solo es capaz de detectar la señal que tiene como frecuencia central 500 MHz, como se demuestra en la tabla 4.3.

		Frecuencia central (MHz)				
		490	493	500	507	510
Tasa (MHz/ $\mu$ s)	8			-7,5 dB		
	9			-6,5 dB		
	10			-7,5 dB		
	11			-6 dB		
	12			-8 dB		

Tabla 4.3: Valores SNR para la simulación de variación del valor de la frecuencia central.

### 4.5.4. Aumento del ancho de pulso

Si los pulsos que forman la señal son más amplios que el ancho del filtro adaptado, se consiguen detectar señales con frecuencias centrales distanciadas 7 MHz de la del filtro adaptado.

		Frecuencia central (MHz)				
		490	493	500	507	510
Tasa (MHz/ $\mu$ s)	8			-5,5 dB		
	9			-6,5 dB		
	10		-1,5 dB	-9,5 dB		
	11		-5,5 dB	-7,5 dB	-5,5 dB	
	12		-5,5 dB	-5,5 dB	-5 dB	

Tabla 4.4: Valores SNR para la simulación de aumento del ancho de pulso.

## Capítulo 5

# Conclusiones y líneas futuras

### 5.1. Conclusiones

En este Trabajo Fin de Máster se ha evaluado la sensibilidad a la que un filtro adaptado puede detectar una señal Chirp desconocida que se encuentre por debajo del ruido.

Para ello, previamente se realizó una búsqueda de información sobre RADAR. Primero se detalló la utilidad de este sistema y de qué componentes está formado. Se analizó la ecuación que define su funcionamiento, donde se concluyó que el factor limitante del sistema se encuentra en la distancia que hay entre el radar y el blanco a detectar. Esto provoca que las potencias a transmitir deben ser elevadas y que, por consiguiente, los receptores necesiten una sensibilidad baja.

Además, se llevó a cabo el estudio de las señales más empleadas por los radares: PSK, FSK, LFM y los Códigos Barker. Son señales LPI debido a que, al estar moduladas, el ancho de banda del pulso aumenta, por lo que se comprime en el dominio del tiempo. Así, se consigue independizar el alcance de la resolución y el sistema se ve reforzado frente a ataques *jamming*, ruido de banda estrecha e interferencias.

De todas las modulaciones se eligió la señal LFM. Como su nombre indica, su frecuencia depende linealmente con el tiempo. Se emplea un filtro adaptado para conseguir el efecto de compresión mencionado anteriormente. Además, presenta una relación de lóbulo principal a secundario de 13,2 dB. Al ser tan elevado, se utiliza un enventanado distinto al rectangular como, por ejemplo, *Hanning*, para mitigar el efecto.

Por último, se investigó el estado del arte de los distintos métodos de detección empleados por los sistemas radar. De ellos destacan la Distribución Wigner Ville y la de Choi-Williams, los filtros adaptados y las redes neuronales. De los cuatro mencionados, los que prestan mejores resultados son los dos últimos, como concluye el estudio [5]. Debido a la complejidad que supone crear una red neuronal, se decidió comenzar el análisis con filtros adaptados.

Una vez determinada la señal a detectar y el método de detección a utilizar, se procedió

a la elaboración del código, en lenguaje Python, que permite generar la señal Chirp y el filtro adaptado. A la señal se le fue modificando los parámetros más importantes que la componen: su frecuencia central, su tasa, el tamaño del pulso y su PRI. Por otro lado, el filtro adaptado se diseñó con unos parámetros fijos: 500 MHz de frecuencia central, 10 MHz/ $\mu$ s de tasa y un ancho de pulso de 1  $\mu$ s.

La primera simulación se basó en la búsqueda del valor SNR al que el filtro adaptado es capaz de detectar señal. Se concluye que, se hallan señales a partir de un valor de SNR de -7 dB, aproximadamente, cuando ésta presenta una frecuencia central distanciada, como máximo, 3 MHz y una tasa superior a la del filtro adaptado.

En la segunda simulación se modificó el valor de la tasa de la señal, comprendiendo valores de 2 MHz/ $\mu$ s a 18 MHz/ $\mu$ s, dejando los demás como en la primera simulación. Si bien en la anterior se determinó que la señal debe tener una tasa mayor a la del filtro, en esta se reafirma la conclusión.

Tras finalizar con la segunda simulación, se volvieron a generar las señales con las tasas iniciales establecidas en la simulación de sensibilidad, cambiando, en este caso, los valores de frecuencia central, abarcando un rango de 490 MHz a 510 MHz y estableciendo un PRI aleatorio. Con esta tercera se dedujo que el filtro adaptado no es capaz de detectar señales cuya frecuencia central esté distanciada más de 3 MHz si tiene un PW de 1  $\mu$ s y su mayor tasa es de 12 MHz/ $\mu$ s.

Por último, se efectuó la cuarta simulación, en la que se mantuvieron los parámetros de la tercera simulación excepto que, el PW aumentó a 1,5  $\mu$ s y el PRI volvió a ser un valor fijo de 5  $\mu$ s. Así, el filtro adaptado consigue hallar señales cuya frecuencia central se encuentra a 7 MHz de la suya propia.

Con ello, se concluyó que el filtro adaptado es capaz de detectar señales distantes a 7 MHz de su frecuencia central y a un nivel de SNR al rededor de -7 dB si los pulsos de la señal poseen un ancho mayor al del filtro y la tasa es superior respecto a la de éste, consiguiendo probabilidades de detección del 80 % y de falsa alarma del 20 %. Estos porcentajes de probabilidades, o superiores, son los que se buscan alcanzar en los sistemas receptores de Guerra Electrónica, como se detalla en los estudios investigados, analizados en el capítulo 3, y en los sistemas fabricados por DAS Photonics.

Según los resultados alcanzados, el rango de búsqueda que posee el filtro respecto a la frecuencia central es bastante estrecho, solo se va a poder detectar señales que se encuentren separadas menos de una decena de MHz respecto a la frecuencia central del filtro. Por lo tanto, este tipo de filtros podrían ser útiles en la última etapa de detección, donde se conozca la señal que se busca.

Por otro lado, el nivel de detección de señal SNR podría ser más bajo si el umbral adaptativo se optimizase de tal forma que la probabilidad de falsa alarma fuese menor para valores por debajo de -7 dB. Otra posibilidad recae en la longitud del filtro adaptado en el tiempo. Si el ancho del pulso del filtro fuese mas largo puede que se detecten señales con valores de SNR menores.

Las simulaciones se desempeñaron utilizando un dispositivo compuesto de un procesador Intel(R) Core(TM) i5-8500 CPU @ 3.00GHz y de una memoria RAM (*Random Acces Memory*)

de 16 GB. Así, los tiempos de simulación fueron de escasos segundos, entre uno y dos, exactamente. Si se hiciesen las simulaciones a través de redes neuronales, el coste computacional sería mayor en la etapa de seleccionar los parámetros de entrada y salida de la red y en la etapa de entrenamiento. Además, influye el tipo de red que se seleccione (comentadas en el capítulo 3). Una red no supervisada tendrá un coste computacional menor que la supervisada, por ejemplo. Sin embargo, una vez entrenada y establecidos los parámetros de entrada y salida, el coste de la clasificación será igual o menor al alcanzado con los filtros adaptados. Cabe decir que una red neuronal logra resultados favorables para valores de SNR menores respecto a los que se consiguen con un filtro adaptado pero, si se utiliza un banco de filtros, es posible alcanzar valores de SNR todavía más bajos, como se muestra en la investigación [5].

## 5.2. Líneas futuras

A partir de este estudio previo sobre detección de señales LPI en condiciones de baja SNR, se abren nuevas líneas futuras, como verificar el funcionamiento del filtro en cuestión aplicando señales reales. El escenario podría ser el siguiente: mediante un generador arbitrario de señales (*Arbitrary Waveform Generator* (AWG)), se crea la señal Chirp. Esta se introduce por el puerto de recepción de una Radio Definida por Software (*Software Defined Radio* (SDR)). Previamente se tendrá que haber implementado el algoritmo del filtro adaptado en dicha SDR para que, cuando se introduzca la señal real, sea capaz de realizar la convolución y analizar si es capaz de detectar con el mismo porcentaje objetivo de probabilidades de detección y falsa alarma a unos mismos valores de SNR. Si todo sale como lo esperado, se podrá analizar el comportamiento del filtro cuando a la señal se le modifica su forma, es decir, que la Chirp ya no sea lineal.

Por otro lado, se podría hacer uso de una red neuronal que se encargue de la clasificación inicial de señales como primera etapa, obteniendo de ella los parámetros más característicos de la señal: modulación, su frecuencia central y ancho de banda, por ejemplo. Seguidamente, se haría uso de un banco de filtros adaptados cuyo propósito sería determinar los demás parámetros de la señal a detectar: tasa, PRI, PW, de qué tipo es (lineal, logarítmica, exponencial o hiperbólica).

# Bibliografía

- [1] David Adamy. *EW 101: A First Course in Electronic Warfare*. 2001.
- [2] C. N. E. Persson. *Classification and analysis of los probability of intercept radar signals using image processing*. PhD thesis, Naval Pstgraduate School, 2003.
- [3] E. Sejdić, I. Djurović, and J. Jiang. Time-frequency feature representation using energy concentration: An overview of recent advances. *Digital Signal Processing*, 19(1):153–183, January 2009.
- [4] A. Sjöberg. *LPI waveforms for AESA radar*. PhD thesis, Uppsala Universitet, June 2020.
- [5] A. Yildirim and S. Kiranyaz. 1D Convolutional Neural Networks Versus Automatic Classifiers for Known LPI Radar Signals Under White Gaussian Noise. *IEEE Access*, 8:180534–180543, 2020.
- [6] I. Merrill Skolnik. *Introduction to Radar Systems*. 1980.
- [7] C. Berzal Ruiz. *Aplicación Práctica Transceptor BGT24MTR11: Radar Doppler*. PhD thesis, Universidad Politécnica de Madrid, 2015.
- [8] Hamish Meikle. *Modern Radar Systems*. 2008.
- [9] M d. C. Pérez Rubio. *Generación y correlación eficiente de códigos binarios derivados de conjuntos de secuencias complementarias para sistemas ultrasónicos*. PhD thesis, Universidad de Alcalá, 2009.
- [10] Ning Chang and S.W. Golomb. 7200-phase generalized Barker sequences. *IEEE Transactions on Information Theory*, 42(4):1236–1238, 1996.
- [11] Mahafza, Bassem R. *Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB*. CRC Press, Inc., 2000.
- [12] Q. Lin, Z. Yanhong, T. Ran, and W. Yue. Adaptive Filtering In Fractional Fourier Domain. *IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications*, 2:1033–1036, 2005.
- [13] M. A. B. Othman, J. Belz, and B. Farhang Boroujeny. Performance Analysis of Matched Filter Bank for Detection of Linear Frequency Modulated Chirp Signals. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 53(1), 2017.

- [14] S.-H. Kong, M. Kim, and L. M. Hoang. Automatic LPI Radar Waveform Recognition using CNN. *IEEE*, 2016.
- [15] E. P. Wigner. On the Quantum Correction For Thermodynamic Equilibrium. *Pyshics review*, 40:749–759, 1932.
- [16] J. Ville. Theorie et applications de la notion de signal analytique. *Cables et Transmission*, 2A:61–74, 1948.
- [17] H. Choi and W. J. Williams. Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 37:862–871, 1989.
- [18] E. C. Andrade Tépan. *Estudio de los principales tipos de redes neuronales y las herramientas para su aplicación*. PhD thesis, Universidad Politécnica Salesiana, 2013.
- [19] Qi Lin, Zhang Yanhong, Tao Ran, and Wang Yue. Adaptive filtering in fractional fourier domain. In *2005 IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications*, volume 2, pages 1033–1036 Vol. 2, 2005.
- [20] Sherif A. Elgamel and John J. Soraghan. Using EMD-FrFT Filtering to Mitigate Very High Power Interference in Chirp Tracking Radars. *IEEE Signal Processing Letters*, 18(4):263–266, 2011.
- [21] Metuku Shyamsunder, Kakarla Subbarao, Bharath Regimanu, and CVSSD Krishna Teja. Estimation of modulation parameters for lpi radar using quadrature mirror filter bank. In *2016 IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Computer and Electronics Engineering (UPCON)*, pages 239–244, 2016.
- [22] Hanning Su, Qinglong Bao, and Zengping Chen. Parameter estimation processor for chirp signals based on a complex-valued deep neural network. *IEEE Access*, 7:176278–176290, 2019.
- [23] Mingqian Liu, Guiyue Liao, Zhutian Yang, Hao Song, and Fengkui Gong. Electromagnetic signal classification based on deep sparse capsule networks. *IEEE Access*, 7:83974–83983, 2019.
- [24] Jianping Ou, Jun Zhang, and Ronghui Zhan. Processing Technology Based on Radar Signal Design and Classification. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2020, 2020.
- [25] Zhiyu Qu, Wenyang Wang, Changbo Hou, and Chenfan Hou. Radar signal intra-pulse modulation recognition based on convolutional denoising autoencoder and deep convolutional neural network. *IEEE Access*, 7:112339–112347, 2019.