APORTACIÓN A LA DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE BLANCOS MARÍTIMOS CON RADARES DE ALTA RESOLUCIÓN DE ONDA CONTINUA Y FRECUENCIA MODULADA.



CRISTINA CARMONA DUARTE

Directores: Dr. Blas Pablo Dorta Naranjo Dr. Miguel Ángel Ferrer Ballester

TESIS

DOCTORAL



Las Palmas de Gran Canaria, Mayo 2012



Anexo I

DON PEDRO JOSE QUINTANA MORALES SECRETARIO DEL DEPARTAMENTO DE SEÑALES Y COMUNICACIONES DE LA UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA,

CERTIFICA,

Que la Comisión de Investigación del Departamento (que tiene delegadas las competencias en materia de doctorado), en su sesión de fecha veintisiete de marzo de dos mil doce, tomó el acuerdo de dar el consentimiento para su tramitación, a la tesis doctoral titulada "APORTACIÓN A LA DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE BLANCOS MARÍTIMOS CON RADARES DE ALTA RESOLUCIÓN DE ONDA CONTINUA Y FRECUENCIA MODULADA" presentada por el doctorando Doña Cristina Carmona Duarte y dirigida por los Doctores Don Blas Pablo Dorta Naranjo y Don Miguel Ángel Ferrer Ballester.

Y para que así conste, y a efectos de lo previsto en el Art^o 6 del Reglamento para la elaboración, defensa, tribunal y evaluación de tesis doctorales de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, firmo la presente en Las Palmas de Gran Canaria a, treinta de marzo de dos mil doce.



Edificio de Electrónica y Telecomunicaciones Campus de Tafira 35017 Las Palmas de Gran Canaria

UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA

DEPARTAMENTO DE SEÑALES Y COMUNICACIONES

PROGRAMA DE DOCTORADO CIBERNÉTICA Y TELECOMUNICACIÓN



TESIS DOCTORAL:

APORTACIÓN A LA DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE BLANCOS MARÍTIMOS CON RADARES DE ALTA RESOLUCIÓN DE ONDA CONTINUA Y FRECUENCIA MODULADA.

Autora: D^a María Cristina Carmona Duarte Directores: Dr. D. Blas Pablo Dorta Naranjo Dr. D. Miguel Ángel Ferrer Ballester.

El Director,

El Director, La Doctoranda,

Las Palmas de Gran Canaria, Mayo de 2012

A mi familia

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar quisiera dar las gracias a mis directores de Tesis. A Blas Pablo Dorta Naranjo por darme la oportunidad de participar en este proyecto de investigación, por su trabajo, sus consejos, por su apoyo técnico y lo que considero más importante, por darme la oportunidad de crear mi propia línea de investigación. A Miguel Ángel Ferrer Ballester por sus consejos, por su trabajo y por su ayuda para sacar adelante esta tesis.

Al personal del IDETIC por todos los medios y su apoyo. A todos los amigos que he tenido en el laboratorio que me han apoyado, escuchado y acompañado todos estos años.

A Jaime y a los miembros del Grupo de Microondas y Radar, del Departamento de Señales, Sistemas y Radiocomunicación de la Universidad Politécnica de Madrid que han facilitado la realización de diferentes aspectos de la tesis.

A las instituciones que han financiado esta tesis: la beca de Formación de Personal Investigador del Ministerio de Ciencia y Tecnología, al Plan Nacional de I+D+I por sus proyecto (TIC2002-04569-C02-C2); a la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria; a la ayuda de la Agencia Canaria de Investigación, Innovación y Sociedad de la Información por su programa de contratación de doctores y tecnólogos del Gobierno de Canarias con referencia IDT-LP-07/007 y a las empresas Qualda, Edosoft Factory y al ICCM; y por último al programa Innova Canarias.

A Octavio LLinás y a todos los que trabajaron conmigo en el ICCM, por su colaboración en la toma de datos desde las instalaciones de Taliarte.

Y finalmente a mi familia. A mi dos niños (Antonio y Pedro) que han nacido mientras se realizaba esta tesis y me han dado alegría y creatividad. A mi madre y mis hermanas que me han apoyado y animado para terminarla. A mi padre, que aunque no pudo ver como se realizó esta tesis, me animó a que la hiciera y siempre me enseñó la importancia de estudiar, oportunidad que nunca tuvo por tener que trabajar desde niño. También me enseñó, con su ejemplo, la necesidad de innovar para conseguir que las empresas progresen. Y por último a la persona sin la cuál esta tesis se hubiera quedado sin terminar y que en todo momento me apoyó, escuchó y aconsejó: a mi marido, Miguel.

PROLOGO

"Probamos por medio de la lógica, pero descubrimos por medio de la intuición".

Henri Poincaré

"Si buscas resultados distintos, no hagas siempre lo mismo".

Albert Einstein

ÍNDICE GENERAL

1 . INTRODUCCIÓN	1
1.1. INTRODUCCIÓN Y ANTECEDENTES	1
1.2. MOTIVACIÓN	5
	5
1.4. ESTRUCTURA DE LA TESIS	6
2. PROTOTIPO DE RADAR HOMODINO DE ALTA RESOLUCIÓN. LINEALIZACIÓN DEL GENERADOR	9
2.1. INTRODUCCIÓN	9
2.1.1. Radar de Onda Continua y Frecuencia Modulada Mediante Onda en Diente de Sierra	10
2.2. ESQUEMA HOMODINO	12
2.2.1. Introducción	
2.2.2. Bloque Transmisor.	13
2.2.3. Sistema Receptor.	
2.2.4. Antenas. 2.2.5. Movimiento Mecánico v Cámara	20 21
2.2.6. Sistema de adquisición de datos	
2.3. LINEALIZACIÓN AUTOMÁTICA	23
2.3.1. Linealización en Lazo Abierto	
2.3.2. Linealización en Lazo Cerrado.	
2.3.3. Linealización automática.	
2.3.4. Conclusiones	
2.4. ESTUDIO DEL EFECTO DE LA CALIMA, NIEBLA Y LLUVIA EN EL ALC	ANCE
DEL KADAK	35
2.4.2. Estudio del comportamiento del radar en condiciones meteorológicas adversas	
2.5. ΑΦΩΦΤΑCIONES DE ESTE CADÍTULO	20

3. ESTUDIO DE LOS BLANCOS Y DEL CLUTTER DE MAR	39
3.1. INTRODUCCIÓN	39
3.2. ESTUDIO EXPERIMENTAL	40
3.2.1. Observación de los datos reales	41
3.2.2. Preparación del experimento.	43
3.2.3. Medida del ancho de los picos de los blancos	46
3.2.4. Conclusiones de los experimentos	
3.3. MODELADO MATEMÁTICO DE LOS RESULTADOS EXPERIMENTALES	57
3.3.1. Introducción	57
3.3.3. Blanco estático de ancho igual a L $(\mathbf{I} > \Delta \mathbf{r})$	
3.3.4. Conclusiones.	
3.4. APORTACIONES DEL CAPÍTULO	
J.4. AI OKIACIONES DEL CAI II OLO	
4. NUEVA TÉCNICA DE DETECCIÓN DE BLANCOS CON RADARES DE	7
ALTA RESOLUCIÓN.	65
4.1. INTRODUCCIÓN	65
	(0
4.2. IECNICAS CFAR.	60
4.2.2. Evaluación de las técnicas CFAR en la detección de blancos con radares de alta resolució	n72
43 ALGORITMO PROPUESTO	75
4.3.1. Presentación	
4.3.2. Evaluación del algoritmo propuesto	78
4.4. APORTACIONES DE ESTE CAPÍTULO	98
5. TÉCNICA DE DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE BLANCOS POR	
VELOCIDAD MEDIANTE RADARES DE ALTA RESOLUCIÓN	101
5.1. INTRODUCCIÓN	101
5.2. MODELADO MATEMÁTICO	104
5.2.1. Planteamiento del problema	104
5.2.2. Conclusiones	114
5.3. ESTUDIO EXPERIMENTAL	114
5.3.1. Observación de datos reales	115
5.3.2. Observación de clutter.	120
5.3.3. Observación de interferencias	123
	123
5.4. ALGORITMO DE DETECCION PROPUESTO	125
5.4.1. Estudio de la salida del detector dependiendo de la velocidad y del ancho del blanco	127
5.4.2. Comparación de los resultados con las técnicas CFAR para un bianco puntual en movimiento	130
5.4.4. Comparación de los resultados con las técnicas CFAR para un bote estático.	131
5.4.5. Estudio de la salida de detector cuando se aplica a la entrada varios blancos reales	134
5.5. APORTACIONES DEL CAPÍTULO	136

6. IDENTIFICACIÓN DE BLANCOS MARÍTIMOS	
6.1. INTRODUCCIÓN	
6.2 CLASIFICADORES	141
6.2.1 Redes Neuronales (NN)	141
6.2.2. Máquinas de Sonorte Vectorial (SVM)	
6.2.3. KNN	
6.3. ESTUDIO CON DATOS SIMULADOS	146
6 3 1 Obtención de los parámetros y modelo NN	146
6.3.2. Resultados	150
6.3.3. Conclusiones.	
6.4. ESTUDIO CON DATOS REALES	
6.4.1. Introducción	
6.4.2. Estudio de algoritmos de centrado.	
6.4.3. Normalización de las señales y selección del clasificador.	
6.4.4. Estudio de la longitud de la firma del barco.	
6.4.5. Estudio por clases de barco	
6.4.6. Estudio en casos reales	
6.4.7. Eficiencia del algoritmo de centrado propuesto.	
6.4.8. Conclusiones.	
6.5. APORTACIONES DEL CAPÍTULO	
7 CONCLUSIONES Y LÍNEAS EUTURAS	169
	107
7.1. CONCLUSIONES Y APORTACIONES	
7.2. LÍNEAS FUTURAS	
7.3. PUBLICACIONES	
7.3.1. Revistas internacionales	
7.3.2. Congresos internacionales	
7.3.3. Congresos nacionales	173
APENDICE A.	
A.1. RADAR DE ONDA CONTINUA Y FRECUENCIA MODULADA (CON SEÑAL EN
DE DIENTE DE SIERRA	
A.1.1. Distancia	
A.1.2. Resolución	
APÉNDICE B	
B.1. GENERACION DE SENAL EN DE RF.	
B.1.1. Características deseadas de RF	
B.1.2. Estudio de las estructuras posibles	
B.1.3 Generador linealizado en lazo cerrado con DDS y PLL por división	
APÉNDICE C	107
C.1. INFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS (TALIARTE)	

APÉNDICE D	
D.1 . INFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS (TAFIRA)	
RIBLIOGRAFÍA	195

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1: Diagrama de bloques de radar FMCW.	2
Figura 1.2: Perfil de distancia de un blanco real (ferry de 120m.)	2
Figura 1.3: Imágenes Doppler de un velero.	4
Figura 2.1: Esquema simplificado del radar	10
Figura 2.2: Señal moduladora.	
Figura 2.3: Esquema de la implementación del radar durante la fase de diseño	13
Figura 2.4: Esquema del sistema radar definitivo.	14
Figura 2.5: Bloque Transmisor y Receptor montados en el radar	15
Figura 2.6: Bloque oscilador. VCO, amplificador, doblador y atenuador	16
Figura 2.7: Medida de la salida del VCO Gunn.	16
Figura 2.8: Medida del VCO de Hittite con el amplificador, el atenuador y el doblador (co 28 Ghz)	entrada en 17
Figura 2.9: Caja con el amplificador y acoplador.	
Figura 2.10: Amplificador de potencia.	
Figura 2.11: Bloque receptor	19
Figura 2.12: Bloque de FI, filtrado y amplificación	
Figura 2.13: Foto de las antenas	
Figura 2.14: Foto del radar sobre el motor, con la cámara y receptor telemétrico	
Figura 2.15: Puesto de Control del radar	
Figura 2.16: Tarjeta Handyscope 3.	

Figura 2.17: Tarjeta CompuScope 14200
Figura 2.18: Comparación de la frecuencia de batido de la señal de FI con la rampa lineal (roja) o no lineal (azul)
Figura 2.19: Caracterización del VCO
Figura 2.20: Generación en lazo abierto
Figura 2.21: Proceso de generación de la rampa linealizada. Izquierda sin linealizar y derecha tras la linealización
Figura 2.22: Esquema del algoritmo de linealización propuesto
Figura 2.23: Foto del montaje para la linealización propuesta
Figura 2.24: Rampa generada y señal de FI capturada
Figura 2.25: DFT de la señal FI (en azul: rampa linealizada con lazo abierto, en verde: rampa recta y en rojo: rampa linealizada con el método propuesto)
Figura 2.26: Fase de la señal FI durante un periodo de la rampa (en azul: rampa linealizada con lazo abierto, en verde: rampa recta y en rojo: rampa linealizada con el método propuesto)
Figura 2.27: Reflector situado en la azotea a unos 50 metros del radar
Figura 2.28: Resultado con los diferentes tipos de linealizaciones
Figura 2.29: Espectro de la señal de salida del mezclador con la duración de una rampa generada por la tarjeta TiePie
Figura 2.30 Fotografía del Hopital Militar de Las Palmas desde Tafira para un día normal (a), con calima (b) y con lluvia (c)
Figura 2.31 Fotografía del puerto de las Palmas en un día sin calima(a) y con calima (b)37
Figura 2.32 Perfil de distancia con el radar apuntando al Hospital Militar de Las Palmas en un día sin calima(a) y con calima (b)
Figura 2.33: Foto e imágenes Doppler de una fragata en un día con niebla
Figura 3.1: Perfil de distancias de un blanco real (ferry de 120m.). Imagen centrada a 6 km 41
Figura 3.2: Perfil de distancias de un blanco real (boya)
Figura 3.3: Perfil de distancias del mar en estado 5 y calma
Figura 3.4: Picos producidos por distintos tipos de reflectores (ferry, boya, clutter)
Figura 3.5: Ubicaciones del radar en la isla de Gran Canaria
Figura 3.6: Ubicación del radar en el Campus de Tafira45
Figura 3.7: Ubicación del radar en el ICCM
Figura 3.8: Comparación entre la distribución del ancho de los picos de clutter con el mar en calma y de ruido Gaussiano
Figura 3.9: Ejemplos de señal sin limitar (izquierda) y limitada (derecha) para clutter y boya47
Figura 3.10: Emplazamiento del radar en el puerto de Taliarte
Figura 3.11: Función de densidad de probabilidad de los picos por su ancho para estado de mar 549
Figura 3.12: Comparación de la función de densidad de probabilidad del clutter para distintos estados de mar

Figura 3.13: Comparación de la distribución del mar en calma con ruido)
Figura 3.14: Comparación de la distribución del ancho de los picos en celdas según la resolución del radar	1 1
Figura 3.15: Comparación de la distribución del ancho de los picos en metros según la resolución del radar	1 1
Figura 3.16: Distribución del ancho de los picos de los blancos y del clutter para una resolución de 15 cm. (modo 1)	e 2
Figura 3.17: Comparación de la función de densidad del ancho medido de los picos de los blanco con la distribución Weibull con parámetros $k=0.3$ y $\lambda=0.2$	s 3
Figura 3.18: Distribución del ancho de los picos de los blancos y del clutter para una resolución de 15 cm. (modo1)	e 1
Figura 3.19: Distribución del ancho de los picos de los blancos y del clutter para una resolución de 15 cm desde Tafira.	e 1
Figura 3.20: Distribución del ancho de los picos de los blancos y del clutter para una resolución de 7.5 cm. (modo 3)	e 5
Figura 3.21: Perfil de distancia cuando el blanco es una boya, con resolución de 15 y 7.5 cm 55	5
Figura 3.22: Histograma del ancho de los picos de clutter de mar y de una boya (recortada en 3) 56	5
Figura 3.23: Diagrama de bloques de radar FMCW.	3
Figura 3.24: Rampa usada para el VCO	3
Figura 3.25: Blanco de amplitud constante)
Figura 3.26: FFT del perfil de distancias, <i>X</i> (<i>K</i>)	2
Figura 4.1: Esquema del detector CA-CFAR	3
Figura 4.2: Esquema de la ventana deslizante)
Figura 4.3: Diagrama del experimento realizado70)
Figura 4.4: Probabilidad de falsa alarma en función del umbral T del detector CFAR para una ventana deslizante 3/4	a 1
Figura 4.5: Probabilidad de falsa alarma en función del umbral T del detector CFAR para diferente tipos de clutter	s 2
Figura 4.6: Firma de un ferry y de un bote	3
Figura 4.7: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con CA-CFAR. 74	1
Figura 4.8: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con SO-CFAR. 74	1
Figura 4.9: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con el algoritmo de la ventana deslizante	5
Figura 4.10: Esquema del algoritmo de detección propuesto	5
Figura 4.11: Perfil radar obtenido con el radar, <i>x</i> (<i>k</i>)	7
Figura 4.12: Comparación de la señal a la salida del limitador con la señal a la salida del filtro paso bajo $(x'(k))$	с 7
Figura 4.13: Señal de referencia obtenida en el comparador	3
Figura 4.14: Blanco con ruido térmico sintético con diferentes SNR)

Figura 4.15: Curvas Pd para blanco simulado con ruido Gaussiano y con los umbrales optimizados para ruido Gaussiano
Figura 4.16: Curvas Pd para un bote con ruido Gaussiano y con los umbrales optimizados para ruido Gaussiano
Figura 4.17: Curvas Pd para un Ferry con ruido Gaussiano y con los umbrales optimizados para ruido Gaussiano
Figura 4.18: Curvas Pd para un blanco simulado con clutter Log-Normal y umbrales optimizados para clutter Log-Normal
Figura 4.19: Curvas Pd para un bote con clutter Log-Normal y umbrales optimizados para clutter Log-Normal
Figura 4.20: Curvas Pd para un ferry con clutter Log-Normal y umbrales optimizados para clutter Log-Normal
Figura 4.21: Curvas Pd para un blanco simulado con ruido Gaussiano y umbrales optimizados para clutter Log-Normal
Figura 4.22: Curvas Pd para un bote con ruido Gaussiano y umbrales optimizados para clutter Log- Normal
Figura 4.23: Curvas Pd para un ferry con ruido Gaussiano y umbrales optimizados para clutter Log- Normal
Figura 4.24: Umbrales T2 _r , T _r teórico y umbral simulado (T _{r_opt}) para ruido Gaussiano87
Figura 4.25: Umbrales T2 _c , T _c teórico y umbral simulado (T _{c_opt}) para clutter88
Figura 4.26: R.O.C. del algoritmo de detección para ruido gaussiano
Figura 4.27: Curvas Pd para un blanco simulado con ruido Gaussiano. Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 4.28: Curvas Pd para un bote con ruido Gaussiano. Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 4.29: Curvas Pd para un ferry con ruido Gaussiano. Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 4.30: Curvas Pd para un blanco simulado con clutter. Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 4.31: Curvas Pd para bote con clutter. Comparación de diferentes técnicas de detección 92
Figura 4.32: Curvas Pd para un ferry con clutter. Comparación de diferentes técnicas de detección.
Figura 4.33: Curvas Pd para un blanco simulado en clutter con distribución <i>k</i> . Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 4.34: Curvas Pd para un blanco simulado con clutter con distribución <i>Log-Normal</i> . Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 4.35: Probabilidad de detección de las diferentes partes del ferry y del bote con la técnica SO-CFAR
Figura 4.36: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con el algoritmo propuesto
Figura 4.37: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con las diferentes técnicas en caso de clutter real y umbrales optimizados para ruido
Figura 4.38: Firma de un ferry y un bote con clutter real

Figura 5.1: Imagen Doppler de jaulas de pesca103
Figura 5.2: Imagen Dopler de jaulas de pesca con una lancha en movimiento
Figura 5.3: Esquema para la obtención de la velocidad del blanco
Figura 5.4: Comparación entre un blanco estático y otro en movimiento
Figura 5.5: Comparación del espectro de un blanco puntual estático y otro en movimiento 109
Figura 5.6: DFT del perfil de distancias, $X(K)$, para un blanco estático de longitud L (rojo) y para un blanco puntual en movimiento (azul)
Figura 5.7: Representación distancia-tiempo para un blanco estático (rojo) y otro en movimiento (azul)
Figura 5.8: DFT del perfil de distancias, $(X(K))$ para un blanco de longitud L estático (azul) y otro en movimiento (rojo)
Figura 5.9: DFT del perfil de distancias, ($X(K)$) para un blanco de longitud $L=7$ m y velocidad 4,5 m/s
Figura 5.10: Imagen Doppler de un portacontenedor (superior-izquierda), representación distancia-tiempo (inferior-izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo (inferior-derecha)
Figura 5.11: Imagen Doppler de un ferry entrando al puerto (superior-izquierda), representación distancia-tiempo (inferior-izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo (inferior-derecha)
Figura 5.12: Imagen Doppler de una boya, representación distancia-tiempo (inferior-izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo. (inferior-derecha)
Figura 5.13: Imagen Doppler de un pesquero pequeño, representación distancia-tiempo (inferior- izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo. (inferior-derecha).
Figura 5.14: Perfil de distancias del mar en estado 5 y calma
Figura 5.15: Imagen Doppler de clutter en diferentes estados de mar
Figura 5.16: Imagen Doppler de clutter de mar (superior-izquierda), representación distancia- tiempo (inferior-izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha) y espectro del mismo (inferior-derecha)
Figura 5.17: Firmas de distintos tipos de reflectores:para una rampa (azul) y tras la integración no- coherente de 82 rampas (roja)
Figura 5.18: Imagen Doppler de una interferencia: representación distancia-tiempo (inferior- izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo (inferior-derecha)
Figura 5.19: Esquema del detector
Figura 5.20: Diagrama del experimento
Figura 5.21: Salida del detector para blancos simulados con ruido Gaussiano 128
Figura 5.22: Salida del detector multiplicando por un factor en función de la amplitud entrada de los blancos

Figura 5.23: Salida del detector en función de la velocidad
Figura 5.24: Curvas Pd para un blanco puntual con clutter (log-normal). Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 5.25: Curvas Pd para un ferry en ruido con integración. Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 5.26: Curvas Pd para un ferry con clutter e integración. Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 5.27: Curvas Pd para un bote quieto con ruido e integración. Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 5.28: Curvas Pd para un bote quieto con clutter e integración. Comparación de diferentes técnicas de detección
Figura 5.29: Señal de entrada al detector, $x_{int}(k)$, en la que aparecen diferentes tipos de blancos 134
Figura 5.30: Señal a la salida del detector
Figura 5.31: Matriz distancia-tiempo del velero y perfil en distancia tras la integración de 80 rampas
Figura 6.1: Esquema para la identificación de un blanco
Figura 6.2: Imágenes Doppler de un velero
Figura 6.3: Firma del "Volcán de Tejeda" a la izquierda y "Volcán de Timanfaya" a la derecha. 138
Figura 6.4: Esquema de una neurona
Figura 6.5: Ejemplos de funciones de activación: a) Función de activación tangencial, b) Función de activación escalón
Figura 6.6: Separabilidad lineal
Figura 6.7: Red multicapa
Figura 6.8: Elección del hiperplano
Figura 6.9: Esquema SVM
Figura 6.10: Reflectores de los seis barcos
Figura 6.11: Imagen ISAR de los 6 barcos distintos con un ángulo de 30°
Figura 6.12: Barco 3 con desfase 90° y variación aleatoria +-15°
Figura 6.13: Barco 1 con distintos ángulos
Figura 6.14: Esquema del proceso
Figura 6.15: Porcentaje de reconocimiento y de falso positivo en función del número de neuronas en la capa oculta
Figura 6.16: Barco con dispersores pronunciados (a) y sin dispersores pronunciados (b)152
Figura 6.17: Firma de un Ferry con diferentes niveles de ruido
Figura 6.18: Variación del error en la alineación de las firmas de un blanco simulado con los cuatro métodos en función de la relación señal-ruido
Figura 6.19: Posición de referencia para el centrado obtenida con los diferentes algoritmos en función de la SNR

Figura 6.20: Fotos del "Volcán de Tejeda" en diferentes posiciones saliendo del puerto. Ca posición se corresponde con una serie.	ıda 55
Figura 6.21: Firmas de un ferry alineadas por el máximo1	55
Figura 6.22: Firmas de un ferry alineadas buscando el punto de mayor anchura 1	56
Figura 6.23 Firmas de un ferry alineadas por el método propuesto1	56
Figura 6.24: Firmas de diferentes barcos de una misma serie1	57
Figura 6.25: Firmas de diferentes barcos al azar entre diferentes días y series 1	57
Figura 6.26: Foto y varias firmas al azar de los dos ferry gemelos: "Volcán de Tejeda" (izquiero y "Volcán de Tauce" (derecha)	la) 58
Figura 6.27: Fotos del "Volcán de Tejeda" (foto superior) y "Volcán de Tauce" (foto inferior) en que se ven diferencias en la parte central del barco.	la 58
Figura 6.28: Distribución para la clasificación por clases de barcos y por modelo de barcos 16	63
Figura A.1: Esquema del radar simplificado1	75
Figura A.2: Señal transmitida y recibida	76
Figura B.1 Diagrama de bloques del generador con DDS y PLL por división	84
Figura B.2. Conjunto del módulo DDS y lazo. A la izquierda caja del reloj de 400MHz, a derecha caja lazo PLL y alimentación y debajo de ambas placa DDS	la 84
Figura B.3. Bloque oscilador. VCO, amplificador, doblador y atenuador 13	85
Figura B.4. Lado inferior del bloque oscilador con divisores externos y amplificador de señal dividida.	la 85
Figura C.1 Posiciones a las que apuntaba el radar en la toma de datos desde el ICCM	88
Figura D.1 Ubicación del radar1	91
Figura D.2: Ejemplo de imagen doppler y trayectoria de un ferry	92

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1: Parámetros del radar	30
Tabla 3.1: Escala Douglas	44
Tabla 3.2: Modos de funcionamiento del radar en la captura de datos	46
Tabla 5.1: Resumen de las medidas para los cuatro casos.	119
Tabla 5.2: Resumen de las medidas para clutter y para el pesquero	121
Tabla 5.3: Resumen de las medidas para una interferencia y para la boya	124
Tabla 6.1: Resultados de la identificación utilizando un kNN	161
Tabla 6.2: Resultados de la identificación utilizando NN	161
Tabla 6.3: Resultados de la identificación utilizando un SVM	162
Tabla 6.4: Tabla de confusión de la identificación de barcos por SVM y normalización por	[.] energía. 162
Tabla 6.5: Longitud de la firma del barco	163
Tabla 6.6: Tabla de confusión para clasificación por tipos de barcos	164
Tabla 6.7: Tabla de confusión para clasificación por clases de barcos	164
Tabla 6.8: Resultado con diferentes elecciones de datos de entrenamiento	165
Tabla 6 9: Resultado con diferentes métodos de centrado	166
Tabla 0.9. Resultado con uncremes metodos de centrado.	
Tabla C.1: Escala Douglas.	188
Tabla C.1: Escala Douglas. Tabla C.2: Escala Beaufort.	188 189
Tabla C.1: Escala Douglas. Tabla C.2: Escala Beaufort. Tabla C.3: Estado de mar en los días de las muestras.	188 189 190

1. INTRODUCCIÓN.

1.1. INTRODUCCIÓN Y ANTECEDENTES.

Los radares nos permiten detectar blancos lejanos en circunstancias en las que otros sistemas tales como los ópticos, las cámaras en espectro visible, infrarrojo y térmico resultan menos eficientes. A su vez, la detección y clasificación de blancos marítimos no cooperativos está siendo un tema de mucha actualidad. El tráfico de barcos por las costas que no desean ser detectados (buques petroleros en mal estado, traficantes, inmigración ilegal,...) o que por su reducido tamaño son difíciles de detectar con radares convencionales, hace necesario la mejora de la resolución de los mismos y de los algoritmos de detección e identificación. Otros tipos de blancos marítimos que pueden ser vigilados por el radar son boyas, jaulas pesqueras, etc. que a veces son objeto de robo por parte de otras embarcaciones.

El radar de onda continua y modulación lineal en frecuencia (FMCW), es un tipo de radar que ha sido descrito desde la segunda guerra mundial, [Skolnik 90, Wehner 95]. Utiliza un proceso de correlación activo que consiste en mezclar los ecos captados con una réplica de la señal transmitida, seguido de un banco de filtros. En la mezcla, la información de distancia se convierte al dominio de la frecuencia, y cada filtro equivale a una celda de distancia. Con ello se obtiene "el perfil radar de un blanco" que es la representación de la variación de potencia reflejada por el mismo, en función de la distancia al radar. Por otro lado, las nuevas tecnologías en semiconductores como los transistores bipolares de heterounión (HBTs) o los transistores de alta movilidad de electrones (HEMTPs, etc) han permitido aumentar la potencia de transmisión, disminuir el ruido en recepción y aumentar el ancho de banda transmitido y con ello la resolución del radar [Perez 02]. La característica de poseer una resolución (tamaño de la celda) que puede ser mucho menor que el tamaño del blanco ha hecho que a este tipo de radar se denomine de alta resolución (HRR). Esta característica, que implica un gran ancho de banda, permite aumentar la información de la que dispone el sistema para detectar, localizar e identificar la presencia de todo tipo de blancos.

En esta tesis se describe y utiliza un prototipo de radar de alta resolución FMCW y bajo coste, cuyo esquema se muestra en la Figura 1.1. En la Figura 1.2, se muestra el perfil radar obtenido con este prototipo de radar. En dicho perfil destacan unos picos que coinciden con los reflectores del blanco y que se denominan "puntos calientes" o "hot spots". [Perez 05].



Figura 1.1: Diagrama de bloques de radar FMCW.



Figura 1.2: Perfil de distancia de un blanco real (ferry de 120m.)

Un problema que aparece cuando el radar trabaja en entornos marítimos, es que se reflejan señales procedentes de las olas ("clutter" marítimo) que interfieren en los blancos que se quieren detectar. El clutter puede producir falsas alarmas, es decir, detectar el mar como parte del barco, o dejar partes del mismo sin detectar. Existen numerosos estudios sobre clutter de mar [Melief 06, Conte 97, Pérez 02, etc]. En el caso de los radares de baja resolución, la distribución del clutter se aproxima a una distribución Rayleigh mientras que para los radares de alta resolución, los últimos estudios, la aproximan a una distribución K [Campo 08]. Por otro lado, la escasez de datos reales obtenidos con radares HRR ha hecho que los grupos de investigación, que estudian características del clutter, partan de datos simulados o que traten de adecuarse a los pocos datos experimentales disponibles [Carretero 11].

Por tanto, para la correcta detección de los blancos es necesario disponer de un sistema que tenga en cuenta el modelo del clutter y del ruido del sistema. En los radares de baja resolución se han utilizado con éxito y desde hace tiempo, diferentes técnicas de detección automáticas CFAR (Tasa de Alarmas Constante) [Gandhi 88]. Si se utiliza un radar de alta resolución la distribución del clutter se modifica haciendo que los detectores adaptados al radar de baja resolución (HRR), es que un blanco pasa de estar formado por una único pico a estar formado por varios picos separados, teniendo el detector que reconocerlos como un mismo blanco [Tang 96, Calvo 05, Perez 05] lo que dificulta la detección correcta de blancos de muy distinto tamaño.

Existen varias soluciones para detectar blancos marítimos con clutter cuando se utiliza un radar de alta resolución. Así, podemos encontrar técnicas que permiten detectar blancos en movimiento en entornos con clutter o interferencias con buenos resultados pero con alta carga computacional. Son técnicas recientes basadas en el seguimiento del blanco previo a la detección (TBR) [Boers 06, Boers 04, Johnston 02, Tonissen 96, Cooper 92]. En ellas se parte de la detección de los posibles blancos con alta probabilidad de falsa alarma y a continuación se realiza el seguimiento de los mismos para discriminarlos.

Existen otras técnicas que permiten visualizar "la imagen" de los blancos, para ayudar a su detección o identificación. Destacan dos sistemas dependiendo de la forma de visualizar el blanco: el radar de apertura sintética inverso (ISAR) y el radar de apertura sintética (SAR). Los radares ISAR producen imágenes utilizando el movimiento que tiene el blanco, al contrario que los radares SAR en los que el radar es el que se mueve. En el caso de que el blanco sea un barco, la resolución en acimut (cross-range) de la imagen ISAR se obtiene de la variación angular del movimiento del propio barco: balanceo (roll), cabeceo (pitch) y guiñada (yaw)). El aspecto y la escala en acimut cambian continuamente en pocos segundos. Esta característica de la imagen ISAR hace que las técnicas que se utilizan para el reconocimiento de imágenes ópticas o las obtenidas con radares SAR sean deficientes.

Una vez que el blanco ha sido correctamente detectado con el radar de alta resolución, se puede proceder a la identificación del aquél. Las características de los blancos marítimos hacen que resulten especialmente difíciles de identificar [Moruzzis 04]. De ellas destacan:

- El ángulo en el que se encuentra el blanco con respecto al radar (aspect angle). Es difícil determinar la orientación del barco con respecto al radar, sobre todo en el caso de que el barco se encuentre inmóvil.
- La presencia de clutter o de otras interferencias.
- En comparación con los aviones, resulta más difícil encontrar los parámetros que caracterizan al barco. En los aviones el movimiento principal es el de translación que se puede estimar siguiendo su trayectoria; en cambio para los barcos existen tres: balanceo, cabeceo y guiñada (Figura 1.3) y no se pueden estimar con facilidad [Moruzzis 04. Yamamoto 01].

Existen diferentes métodos de identificación de blancos según sea la imagen que se utilice de ellos. Para reconocerlos de forma automática en la bibliografía **[Guirong 89]** podemos encontrar tres métodos básicos:

- Usando la respuesta electromagnética del blanco.
- Mediante radares ISAR (Figura 1.3) o SAR y reconociendo la forma del barco con técnicas de tratamiento de imágenes.
- Usando la señal *x*(*k*) (perfil radar o firma del blanco), como se muestra en la Figura 1.2.



Figura 1.3: Imágenes Doppler de un velero.

En esta tesis se presenta un estudio del clutter de mar de alta resolución a partir de los datos reales obtenidos mediante un radar de alta resolución. A partir de este estudio se proponen nuevos métodos de detección y de cálculo de la velocidad de blancos marítimos. Además se estudia la posibilidad de identificar blancos marítimos a partir de la firma radar del blanco. Para ello se desarrolló un prototipo radar de onda continua y frecuencia modulada (FMCW) de alta resolución (HRR).

1.2. MOTIVACIÓN.

Dentro de un proyecto del Plan Nacional de I+D (TIC2002-04569-C02-01) entre el Grupo de Microondas y Radar del Departamento de Señales, Sistemas y Radiocomunicaciones de la Universidad Politécnica de Madrid y el Grupo de Ingeniería de Comunicaciones del IDeTIC de Las Palmas de Gran Canaria, se desarrolló un prototipo de radar homodino FMCW coherente de alta resolución en banda K (30 GHz).

Además de participar en la construcción del prototipo, se tuvo la oportunidad de obtener datos reales de muy alta resolución y trabajar en las distintas fases del procesado de la señal que conlleva la clasificación de los barcos. Durante la captura de datos, se controlaban parámetros de la señal transmitida (velocidad de la rampa y BW), de la recibida en FI (frecuencia de muestreo) así como la presencia de interferencias en FI. El sistema incluía una cámara de video alineada con el radar que permitíó verificar que los datos capturados se correspondían con lo observado y con ello crear una base de datos con la que trabajar.

La ubicación habitual del radar homodino fue la azotea del Pabellón B del Campus de Tafira de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria (latitud 28° 04' 16,19'' Norte y longitud 15° 27' 12,50'' Oeste). Gracias al proyecto concedido por el Gobieno de Canarias (IDT-LP-07/007), también se trasladó al puerto de Taliarte (latitud 27° 59' 31,51'' Norte y longitud 15° 22' 05,32'' Oeste). En éste se tomaron datos de clutter y blancos en diferentes estados de mar.

Todo lo anterior, junto con la propia situación de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, en una isla donde resulta necesario controlar aspectos como inmigración ilegal, barcos de tráfico de droga, cultivos pesqueros, barcos sin identificar, etc., han servido de motivación para la realización de la presente tesis

1.3. LA TESIS.

El avance de la tecnología radar ha hecho que su resolución aumente tan rápidamente o más que las técnicas de detección e identificación. En esta tesis doctoral se tratará de demostrar la siguiente hipótesis:

Es posible crear nuevos algoritmos de detección e identificación que aprovechando las propiedades que ofrecen los nuevos radares de alta resolución mejoren las prestaciones de los algoritmos ya existentes para menor resolución. Para ello se parte de la disponibilidad de un radar de alta resolución que ha permitido realizar los estudios con datos reales.

La metodología seguida en el desarrollo de esta tesis ha sido:

- Desarrollar un prototipo de radar homodino con el menor coste posible. Ello ha implicado: seleccionar los componentes del sistema homodino en banda K, comprobar métodos para linealizar VCOs de bajo coste y banda ancha, realizar el diseño eléctrico y mecánico, e implementar su construcción y caracterización experimental. Pruebas importantes fueron: medir el alcance del radar en condiciones meteorológicas adversas (niebla, calima, lluvia) y determinar su capacidad de obtener datos reales que pudieran ser analizados posteriormente.
- Elaborar una base de datos real. La mayoría de los trabajos publicados parten de una base de datos simulada o muy limitada. Se ha pretendido crear una base de datos de blancos reales obtenida con el prototipo radar en modo de alta resolución (15 y 7.5 cm.). Los datos, principalmente de buques y clutter, han sido capturados en diferentes ángulos y condiciones meteorológicas.
- Analizar los blancos y el clutter a partir de la base de datos obtenida, tanto para blancos estáticos como en movimiento.
- Estudiar y evaluar distintos métodos de detección de blancos marítimos en presencia de clutter. Se proponen nuevos algoritmos de detección adaptados a las propiedades de los datos capturados con el prototipo de radar de HRR. El objetivo principal de estos algoritmos es disminuir la carga computacional en detección que tienen los convencionales y, con ello, el coste del sistema radar.
- Estudiar y proponer nuevas técnicas de bajo coste computacional para el cálculo de la velocidad de los blancos basadas en la característica de alta resolución del radar.
- Evaluar la capacidad de identificación automática de blancos en HRR comparando diferentes estrategias de clasificación basadas en reconocedores no paramétricos (k-Vecinos mas Cercanos: KNN) y paramétricos : Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) y Redes Neuronales (NN).

1.4. ESTRUCTURA DE LA TESIS.

La presente tesis está dividida en siete capítulos. En el segundo, se presenta el estado del arte en sistemas radar y la descripción del prototipo homodino construido. Se explican los diferentes componentes del sistema, así como varios métodos de linealización de la señal de RF del transmisor y las medidas del sistema. Dentro de la linealización se expone un nuevo método de linealización de bajo coste. Para finalizar, se presenta el estudio del alcance del prototipo radar en condiciones meteorológicas adversas (niebla, calima, lluvia).

En el tercer capítulo, se hace un resumen de los avances en la caracterización del clutter. Además, se realiza un estudio novedoso sobre la caracterización del clutter y de los blancos a partir de los datos capturados con el radar funcionando en alta resolución (7.5 y

15 cm.). También se expone un nuevo método para discriminar los blancos del clutter por medio de la longitud de los picos del perfil radar.

En el capítulo cuarto, se exponen los detectores más utilizados en sistemas radar. A continuación se explica un nuevo algoritmo que permite detectar blancos en presencia de clutter de mar. Dicho algoritmo se ha desarrollado en esta tesis y está basado en los trabajos del capítulo 3. Los resultados obtenidos han sido comparados con los de otras técnicas de detección validadas por otros autores.

Teniendo en cuenta que muchos de los blancos que se quieren detectar suelen estar en movimiento, en el capítulo quinto se realiza un estudio y caracterización de los datos cuando se captura un tiempo mayor de señal y se integran varias rampas consecutivas. Se propone un nuevo método para estimar la velocidad de los blancos y se presenta un nuevo algoritmo para detectar los que están en movimiento que permite ordenarlos por velocidad y dar un valor aproximado de la misma.

En el capítulo sexto, se estudian los métodos empleados en la identificación de la firma de los blancos. Se propone un método de identificación a partir de imágenes doppler simuladas así como los resultados obtenidos. A partir de la firma o perfil radar de los blancos experimentales se propone una nueva técnica de alineamiento de firmas utilizando el método de detección propuesto en el capítulo 4. Los resultados obtenidos se comparan con los propuestos en otros trabajos. Para finalizar se muestran los resultados obtenidos en la identificación de las firmas con diferentes clasificadores.

En el último capítulo se detallan las conclusiones, aportaciones de la tesis y las líneas futuras.

2. prototipo de radar homodino de alta resolución. linealización del generador.

2.1. INTRODUCCIÓN

El radar es un sistema electromagnético para la detección y localización de objetos reflectantes como aviones, barcos, vehículos, personas y el medio natural. Opera radiando energía al espacio y detectando el eco de la señal reflejada por el objeto. La energía reflejada indica la presencia de un blanco además de su localización. [Skolnik 01]. La resolución en distancia del radar es la capacidad del sistema para separar blancos próximos en distancia; se trata, por tanto, de un parámetro relevante.

El desarrollo de las tecnologías de los componentes de microondas y milimétricas así como las de procesado digital de la señal han mejorado las prestaciones de los radares. En particular han permitido incrementar la resolución en distancia pasando de decenas de metros a unos pocos centímetros. Con ello, se ha evolucionado de los radares de baja resolución (LRR, Low resolution radar) a los de alta resolución (HRR, High Resolution Radar) permitiendo el incremento de información sobre la presencia, localización e identificación de blancos.

Los sistemas radar de Onda Continua y Frecuencia Modulada (FMCW) **[Asensio 04, Beasley 91]** utilizan un proceso de correlación activo que consiste en mezclar los ecos captados con una réplica de la señal transmitida, seguido de un banco de filtros. En la mezcla se convierte la información de distancia al dominio de la frecuencia, y cada filtro equivale a una celda de distancia.
2.1.1.Radar de Onda Continua y Frecuencia Modulada Mediante Onda en Diente de Sierra.

En la Figura 2.1 se muestra el diagrama de bloques simplificado de un radar FMCW. La señal a transmitir es generada mediante un VCO, que permite realizar un barrido de frecuencia. Tras ser amplificada se obtiene la señal que va a ser transmitida por la antena y que obedece a la expresión (2.1).

$$s(t) = Asen\psi(t) \tag{2.1}$$



Figura 2.1: Esquema simplificado del radar.



Figura 2.2: Señal moduladora.

Cuando la señal transmitida se encuentra un blanco, éste puede reflejar parte de la misma hacia el radar. Esta señal, ecuación (2.2), es capturada por la antena del radar, y presenta una forma similar a la señal emitida (2.1) pero retardada un tiempo τ y con menor potencia debido a las pérdidas, ya que no toda la señal reflejada por el blanco lo hace en la dirección del radar.

$$r(t) = A' sen \psi(t - \tau)$$
(2.2)

La señal transmitida se mezcla con la recibida y la señal de FI resultante se pasa por un filtro paso bajo (FPB) para obtener la señal demodulada que viene dada por la ecuación (2.3). (Ver detalles en el anexo A)

$$d(t) = AA'sen\left[\left(w_{d} + w_{b} + \frac{4\pi\Delta f v_{r} t}{T_{m} c}\right)t\right]$$
(2.3)

donde:

 Δf : es la desviación de frecuencia.

 T_m : es el período de la señal moduladora y siendo $f_m = \frac{1}{T_m}$ la frecuencia de la señal moduladora (PRF)

 w_d : es la frecuencia doppler.

 w_b : es la frecuencia de batido o la diferencia de frecuencia instantánea entre la frecuencia transmitida y la recibida.

 v_r : es la velocidad del blanco.

c: es la velocidad de la luz

La resolución espacial es un parámetro importante del sistema. Se define como la capacidad de distinguir o diferenciar dos blancos próximos. Para el caso de una señal modulada mediante diente de sierra $\alpha = \Delta f \cdot f_m$, la resolución viene dada por la ecuación (2.4) (Ver anexo A)

$$\Delta r = \frac{c}{2\Delta f} \tag{2.4}$$

De ecuación (2.4) se deduce la necesidad transmitir una señal una desviación de frecuencia elevada para obtener una buena resolución. En el prototipo radar desarrollado se intenta conseguir anchos de banda de hasta 2 GHz que según la ecuación (2.4), nos daría una resolución de 7,5 cm.

No obstante, hay que tener en cuenta que si se quiere obtener una resolución de 7,5 cm, con un PRF de 400 Hz y un Δf de 2 GHz, será la máxima frecuencia de muestreo de la tarjeta digitalizadora la que nos limitará el alcance máximo (R_{max}). Así, y a modo de ejemplo, para una frecuencia de muestreo (f_s) de 80 MHz la distancia máxima será de 7,5 Km, tal como se calcula a partir de la ecuación (2.5)

$$R_{\max} = \frac{\Delta r f_s}{2 f_m}$$
(2.5)

También es determinante en el procesado el número de celdas de distancias resultante, que para los datos anteriores es de 100.000 puntos (*N*), según:

$$N = \frac{f_s}{2f_m}$$
(2.6)

Esta tasa de datos implica la necesidad de gran capacidad de almacenamiento, de alta velocidad de transferencia y, por tanto, de mayor complejidad en el procesado. En consecuencia, las prestaciones de sistema también están limitadas por las características de la tarjeta digitalizadora y tipo de procesado que se realice. Una solución a este problema es utilizar un esquema de radar heterodino **[Asensio 04, Campo 08]**, que mantiene la resolución pero permite trabajar en una margen de frecuencias menor ("modo zoom") que se corresponde con el rango de distancias en donde se encuentra el blanco de interés. De esta forma se reduce el número de muestras y con ello la cantidad de recursos.

En esta tesis se ha implementado el esquema homodino que se describe en el apartado siguiente. Frente al heterodino presenta el inconveniente de que el número de puntos con el que se trabaja es mayor; por el contrario, posee la ventaja de permitir detectar blancos en una región más extensa. Todo ello sugiere la necesidad de simplificar el procesado en la detección e identificación de los blancos.

2.2.ESQUEMA HOMODINO.

2.2.1. Introducción

El objetivo del prototipo, es conseguir un radar de alta resolución con los siguientes requisitos:

- Desviación de frecuencia 2 Ghz para obtener una resolución (Δr) de 7,5 cm.
- Banda de frecuencia entre 28 y 30 GHz. Esta banda permite que los circuitos y antenas necesarias sean de pequeño tamaño y el ancho de banda transmitido mayor.
- Potencia transmitida entorno a 1 Vatio (30 dBm), para lograr un alcance razonable y válido para la toma de datos.

El esquema homodino está formado por un bloque transmisor, uno receptor, un bloque de generación de señal, una fuente de alimentación y un ordenador con el que procesar los datos recibidos tal como es muestra en la Figura 2.3.

Para realizar el prototipo radar se empezó comprobando el número de componentes mínimos que debería tener para los requisitos enumerados anteriormente y con el deseo de minimizar los costes. Hay que tener presente que dependiendo de la aplicación los requisitos de resolución, distancia máxima necesaria, consumo, etc. pueden variar notoriamente.

Con objeto de estudiar los diferentes componentes del radar se realizó el esquema inicial que se muestra en la Figura 2.3. Los componentes que se utilizaron en este montaje inicial fueron un VCO diodo Gunn en 29 GHz, un acoplador y aislador en guía, un mezclador y un filtro paso bajo coaxial. La generación de la rampa del VCO se hizo con un generador de funciones y la presentación de la señal de batido sobre un osciloscopio. Las antenas fueron sustituidas por un cable coaxial para ver la señal recibida en ausencia de blancos desconocidos. Este esquema inicial, se modificó hasta conseguir el esquema óptimo que se muestra en la Figura 2.4. En los apartados siguientes se expone los distintos bloques que componen dicho esquema.



Figura 2.3: Esquema de la implementación del radar durante la fase de diseño.

2.2.2. Bloque Transmisor.

Tal como se ha explicado en los apartados anteriores, el bloque transmisor es el encargado de generar la señal de RF modulada del transmisor. En los siguientes apartados se describen los distintos componentes que forman el Sistema Transmisor final montado y que se muestra en la Figura 2.5.



ł

Mezclador Amplificador INC329 50 RX 4 Figura 2.4: Esquema del sistema radar definitivo.

HMC283

AT/LI IGAU72 Amplificador

×



Figura 2.5: Bloque Transmisor y Receptor montados en el radar.

2.2.2.1. Generador de Señal (VCO)

El bloque oscilador (VCO) es una de las piezas claves en el radar. Actúa como generador de señal realizando el barrido en frecuencia que determina la resolución del radar en gran medida. Existen tres características que tiene que cumplir el oscilador para poder ser utilizado en el radar:

- a) Ancho de banda de hasta 2 GHz sin variación de potencia.
- b) Velocidad de barrido (f_m) alta, del orden de KHz.
- c) La linealidad del barrido en frecuencia.

Existen diferentes tipos de VCOs que son utilizados tradicionalmente como son los YIG (Yitrium Indium Garnet) **[Scheer 93, Wehner 95, Skolnik 90]**, que no se pueden utilizar al no cumplir el punto *b*). Los osciladores dieléctricos a resonador (DROs, Dielectric Resonator Oscillator), o los de onda acústica superficial (SAW, Surface Acoustic Wave) que se descartan por el punto *a*) **[Scheer 93, Blanco 08]**.

En el primer montaje de prueba, se utilizó un diodo Gunn con varactor disponible que trabajaba en la banda deseada. Pero tras medirse se comprobó que el ancho de banda que se obtenía era de unos 350 MHz (28.85 GHz a 29.2 GHz), Figura 2.7, por lo que se tuvo que descartarse.

Como solución final se seleccionó el VCO HMC398 de Hittite de transistores HBT (Heterojunction Bipolar Transitors) que admite un ancho de banda de 1 GHz en la banda de 14 a 15 GHz. Para alcanzar los 2GHz se añadió un doblador. Dado el bajo nivel de salida del VCO se optó por añadir un amplificador (HMC441) pues se eligió un doblador pasivo. Aunque presenta altas pérdidas de inserción se encontró uno que minimizaba las bandas espúreas que podrían generar blancos "fantasmas".

El doblador seleccionado fue el HMC331 de Hittite. Se añadió un atenuador (TGL4201) delante del doblador con 2 dB de atenuación, para ajustar los niveles y mejorar la adaptación. Los tres componentes anteriores (VCO, amplificador, atenuador y doblador) se han colocado en una caja tal y como se muestra en la Figura 2.6.



Figura 2.6: Bloque oscilador. VCO, amplificador, doblador y atenuador.



Figura 2.7: Medida de la salida del VCO Gunn.



Figura 2.8: Medida del VCO de Hittite con el amplificador, el atenuador y el doblador (centrada en 28 Ghz).

En la Figura 2.8, se muestra la medida de este módulo o bloque. Se obtiene un ancho de banda de 2 GHz con alta velocidad de barrido (>10KHz) y un el nivel de potencia entorno a los -0.58 dBm.

El VCO utilizado, como la mayoría de los comerciales, no tiene una característica de barrido de frecuencia lineal y además suele cambiar con el tiempo. Este efecto hace que a la salida del mezclador no se obtenga un tono puro cuando existe un único blanco, sino que la señal presente una modulación en frecuencia produciendo errores en la medida. Por lo tanto resulta necesario aplicar técnicas de linealización. En el apartado 2.3 se propone un método alternativo para la linealización del VCO y se compara con la linealización en lazo abierto y la obtenida mediante un PLL enganchado a una referencia realizada con un DDS (Direct Digital Synthesis).

2.2.2.2. Amplificación.

Siguiendo el esquema de la Figura 2.1 del primer apartado, la salida del bloque oscilador-doblador (de unos -0.58dBm) tiene que ir a la antena por un lado y al mezclador mediante un acoplador por otro. En la Figura 2.9 se muestra la caja que incluye la primera etapa de amplificación y el acoplador. El amplificador es un monolítico de Hittite, el HMC283 de 21 dB de ganancia. La salida directa del acoplador era de unos 12dBm por lo que se añadió una etapa de potencia con el fin de alcanzar los 30dBm deseados en antena.

Para este fin se escogió el amplificador TGA1172 de Triquint de 16 dB de ganancia. Por tanto la potencia final en antena era de aproximadamente 28 dBm. La caja con este amplificador se muestra en la Figura 2.10.



Figura 2.9: Caja con el amplificador y acoplador.



Figura 2.10: Amplificador de potencia.

2.2.3.Sistema Receptor.

Como se expuso en la introducción, el receptor es el encargado de mezclar la señal transmitida con la recibida y obtener la frecuencia de batido que permite calcular la distancia a la que se encuentra el blanco o los blancos (Figura 2.4). En la Figura 2.11 se muestra la implementación de este bloque.



Figura 2.11: Bloque receptor.

Como se ve, la señal recibida de la antena, r(t), se pasó por un amplificador de bajo ruido (LNA). Se escogió el HMC-263 de Hittite, que presenta 22 dB de ganancia y un factor de ruido de unos 2 dB.

Por otro lado, la señal que proviene del acoplador del bloque transmisor, señal de OL (s'(t)), también tuvo que ser amplificada para alcanzar el nivel de OL necesario. El amplificador elegido para este fin fue el mismo que el previo utilizado en el transmisor, el HMC283. El mezclador seleccionado fue el HMC329 de Hittite, que presenta un margen de frecuencias de 8 GHz y unas pérdidas de 10 dB.

La salida del mezclador, d'(t), es filtrada y amplificada en el módulo de FI que se muestra en la Figura 2.12. Esta señal será después llevada a un osciloscopio conectado a un PC, donde la señal será digitalizada y almacenada para su posterior procesado.

Finalmente, dado que la información de distancia de los blancos se encuentra en la frecuencia de los batidos (f_b) de la señal de FI, fue necesario realizar una transforma de Fourier para obtener el espectro de frecuencias a partir del cual se pudiese calcular la distancia mediante la ecuación:

$$r_o = \frac{cf_b T_m}{2\Delta f}$$
(2.7)



Figura 2.12: Bloque de FI, filtrado y amplificación.

2.2.4. Antenas.

La antenas escogidas para el prototipo homodino han sido dos antenas tipo Cassegrain, tal y como se muestra en la Figura 2.13. La elección de las mismas responde a que funcionaban correctamente en la banda deseada y que fueron suministradas de forma gratuita por la empresa Ikusi. La característica disponible es su ganancia de 35 dBi en la banda de 37 y 40 GHz.

Para poder obtener imágenes de los blancos seleccionados, es necesario que el radar se pueda mover para apuntar a dicho blanco o que realice un movimiento continuo para tomar imágenes diferentes de todos los puntos que le rodea.

Al tratarse de un radar prototipo para pruebas se añadió un sistema que facilitara su ubicación y la selección del blanco. Para ello, la caja del radar se montó sobre un motor (Dennard 2006) que permitiese controlar su movimiento desde un teclado. Además, para verificar que los datos capturados procedían de los blancos seleccionados se incluyó una cámara de televisión que mostrara lo mismo que veía el radar tras un ajuste previo del alineamiento entre ambos.

En Figura 2.14, se muestra como quedó el radar sobre el motor y con la cámara apuntando en la misma dirección. Un receptor telemétrico hace posible controlar el motor y la cámara desde el teclado que se ve en la Figura 2.15. Este receptor hace de transductor de las señales que le llegan del teclado, manejado por el usuario, y el posicionador Dennard 2006.

En la Figura 2.15, se puede observar la pantalla del PC donde se visualiza al mismo tiempo la imagen obtenida por la cámara y la señal radar que está siendo capturada por el radar.



Figura 2.13: Foto de las antenas.

2.2.5. Movimiento Mecánico y Cámara



Figura 2.14: Foto del radar sobre el motor, con la cámara y receptor telemétrico.

En Figura 2.14, se muestra como queda el radar sobre el motor y con la cámara apuntando en la misma dirección. Gracias al receptor telemétrico es posible controlar el motor desde el teclado que se ve en la Figura 2.15. Este receptor telemétrico hace de transductor de las señales que le llegan del teclado, manejado por el usuario, y el posicionador Dennard 2006.

En la Figura 2.15, se puede observar como en la pantalla del PC se visualiza al mismo tiempo la imagen obtenida por la cámara y la señal radar que está siendo capturada por el sistema radar.



Figura 2.15: Puesto de Control del radar.

2.2.6. Sistema de adquisición de datos

El Sistema de Adquisición es el encargado de muestrear la señal de FI y realizar el procesado (FFT), desechando las partes de la rampa en donde se produce el cambio de pendiente.

En un primer momento se utilizó un osciloscopio y generador de señal externo el Handyscope 3, que permitía una frecuencia máxima de muestreo de 50 megamuestras por segundo y una memoria por canal de 128 k. Las limitaciones en cuanto al tiempo de señal que se podía grabar hizo que no fuera apropiada para poder utilizarse para obtener imágenes Doppler.



Figura 2.16: Tarjeta Handyscope 3.

Para solucionar las limitaciones de la tarjeta Handyscope, y poder capturar un tiempo suficiente de señal se utilizó una tarjeta digitalizadora sobre ranura PCI de marca GAGE (CompuSCope 14200), que se instaló en un PC (Figura 2.17). Las características principales de esta tarjeta son una frecuencia máxima de muestreo de 200 MS/s, 14 bits de resolución nominal (permite un margen dinámico a la salida de 66 dB) y 512 M muestras de memoria por canal.

Otra ventaja de esta tarjeta es que puede muestrear al mismo tiempo las frecuencias de batido y la señal de excitación del VCO, lo que permite "dividir" los datos grabados por rampas de forma automática. Hay que tener en cuenta que para realizar el procesado doppler hay que crear una matriz radar con la señal de cada rampa en cada fila para obtener la matriz Distancia-Doppler tras realizar una FFT por columna y otra FFT por fila.

La tercera ventaja de la tarjeta GAGE es la posibilidad de operar de manera más sencilla con MATLAB para realizar el procesado de la señal.



Figura 2.17: Tarjeta CompuScope 14200.

2.3.LINEALIZACIÓN AUTOMÁTICA

Como se expuso en el apartado 2.2.2, el oscilador (VCO) es una de las piezas claves del radar ya que suministra el barrido en frecuencia y determina, en gran medida, la resolución del radar. Un efecto importante en la resolución es el hecho de que el barrido en frecuencia no sea lineal. Esto produce una modulación de frecuencia en la señal de FI que se convierte en errores de medida.

La no linealidad frecuencia-tensión del VCO hace que una variación constante en la tensión de la entrada del mismo no se corresponda con una variación constante en la frecuencia de salida. Si se tiene un único blanco y el oscilador es lineal, la señal de FI recibida es una sinusoide de periodo constante. La falta de linealidad hace que el periodo de esta señal varíe de forma proporcional a la variación de la frecuencia del oscilador.

La frecuencia de la señal recibida en FI si el VCO es lineal y el blanco está fijo es:

$$f_{FI} = \frac{\Delta f}{2} \left(m(t) - m \left(t - \frac{2R}{c} \right) \right)$$
(2.8)

donde:

 Δf = desviación de frecuencia a pico c= velocidad de la luz R= distancia a la que se encuentra el blanco m(t)= señal moduladora

Si la señal moduladora m(t) es una onda triangular la frecuencia es una constante, que viene dada por:

$$f_{FI} = 2f_m \frac{\Delta f}{c} \tag{2.9}$$

donde f_m es la frecuencia de la señal moduladora.

En cambio si el VCO no es lineal, la frecuencia de FI no será constante sino que responderá a la ecuación 2.10.

$$f_{FI} = 2f_m \frac{\Delta f}{c} - (4\frac{\Delta f}{\pi^2}) \sum_{n=1}^{M} \frac{\cos(2\pi n f_m t)}{n^2}$$
(2.10)

Esto implica que el espectro de una rampa no es un único tono sino una suma infinita de ellos. En la Figura 2.18 se compara la señal de FI a la salida del mezclador si la rampa es o no lineal. Se observa que si la rampa no es lineal, la frecuencia de salida varía con el tiempo.

Existen distintos métodos para linealizar el VCO tanto por software como por hardware. Por hardware se suele recurrir al PLL enganchado a un DDS que es un sistema costoso y con circuitos complejos [Sier 04, Pichler 05]. Por software, el más simple es midiendo a priori la función tensión-frecuencia y estableciendo la función inversa mediante la cual se pueda linealizar el VCO. Otros autores [Yongi 02] proponen métodos de linealización por software en los que se necesitaría conocer de antemano la posición del blanco, utilizando la técnica de calibración rápida basada en el dominio del tiempo con un blanco conocido (FTDC) que da una mejora de 10 dB con respecto a la no linealización. Esta técnica consiste en que si se conoce la distancia a la que se encuentra el blanco se puede calcular la frecuencia de batido, y por tanto se puede corregir la rampa para que en todos los instantes de la misma se obtenga la misma frecuencia de batido. En otros casos se sustituyen las antenas por un cable cuando quieren linealizar el VCO y se obtiene la fase con la transformada de Hilbert obteniendo una mejora 40 dB [Fuchs 96]. Otro método es el empleado por [Reindl 01], en el que se usa una línea de retardo y un algoritmo en el que detecta el cruce por cero.

A continuación se explica el método de linealización en lazo abierto y se propone un nuevo método de linealización por software, que no emplea ningún tipo de hardware adicional y es independiente de la señal que reciba el radar así como del número de blancos que se encuentren en cada momento. Por lo tanto, se puede linealizar el VCO automáticamente sin necesidad de situar un blanco en una posición conocida o sustituir las antenas por un cable.



Figura 2.18: Comparación de la frecuencia de batido de la señal de FI con la rampa lineal (roja) o no lineal (azul).

2.3.1. Linealización en Lazo Abierto.

Una solución para la falta de linealidad en la rampa de frecuencia, es realizar una linealización en lazo abierto. Para ello se hace una medida de la curva tensión-frecuencia del VCO y obteniéndose una curva como la que se muestra en la Figura 2.19.

Con lo datos obtenidos a partir de esta caracterización se tiene que calcular una señal modificada que compense la no linealidad. Dicha señal se tiene que programar en un generador de señal arbitraria comercial para que sirva de excitación al VCO. Los generadores que se utilizaron para generar la señal fueron el oscilospio de la casa TiePie y el generador de Agilent HP33120A. El la Figura 2.20 se observa que la señal de excitación no es lineal sino con una forma que compensa la falta de linealidad del VCO. Con la señal de excitación modificada se comprueba como el barrido obtenido es lineal.

La principal limitación de éste método es que la caracterización del VCO varía con las condiciones de trabajo, con el tiempo y la temperatura. Por este motivo resulta necesario calcular una señal de excitación para diferentes temperaturas y modificarla cuando varíe. Ello implica añadir un sistema adicional que mida la temperatura y varíe la excitación dependiendo de esta.



Figura 2.19: Caracterización del VCO



Figura 2.20: Generación en lazo abierto.

Otro problema de la linealización en lazo abierto es que la caracterización se realiza en la salida del VCO y no tiene en cuenta las distorsiones que pudieran introducir el resto de los componentes **[Perez 01, Campo 08]** que en menor medida reduce la resolución del radar.

2.3.2. Linealización en Lazo Cerrado.

Una solución óptima para mejorar la linealidad del VCO es mediante un PLL multiplicador con un filtro paso bajo de orden 2 [Sier 04, Pichler_05], donde el VCO se engancha a una señal de referencia típicamente implementada con un DDS (Direct Digital Synthesis) [Sche 93]. Éste permite realizar barridos extremadamente lineales.

Este tipo de linealización permite compensar las variaciones de las características del VCO con la temperatura, por envejecimiento o por variaciones de alimentación. Pero también presenta las desventajas de una cierta complejidad y de una elevada generación de

espúreos cercanos a la portadora (Ver apéndice B). Para reducir estos problemas se propone un nuevo método de linealización automática.

2.3.3. Linealización automática.

El método propuesto consiste en linealizar automáticamente el oscilador a partir de la señal de FI ($d_q(t)$ en la figura 2.1). De esta forma se pueden incluir las distorsiones que producen el resto de los componentes del sistema.

Consiste en medir el periodo medio de la señal $d_q(t)$ en N fracciones de T_m . A partir de las medidas tomadas se crea una nueva señal excitadora que varíe la pendiente en función de la variación del periodo de la señal con respecto al periodo medio (T_{medio}).

En la Figura 2.21, se observa como se consigue que la señal de FI tenga el mismo periodo para todo la duración de la rampa. Para medir correctamente el periodo, se tiene que seleccionar automáticamente el número de rampas en el que existe un blanco cercano distanciado del resto.



Figura 2.21: Proceso de generación de la rampa linealizada. Izquierda sin linealizar y derecha tras la linealización.

Con el generador de funciones se genera una rampa lineal. La señal de FI obtenida por el radar con esa rampa es capturada con un osciloscopio y guardada en el PC. A partir de esta señal de FI es posible generar una nueva señal de excitación del VCO que corrija la falta de linealidad del mismo.



Figura 2.22: Esquema del algoritmo de linealización propuesto.

El proceso de linealización automática se muestra en el esquema de la Figura 2.22. El primer paso es generar una rampa lineal de M muestras. Esta rampa al ser recta no tiene en cuenta las características del VCO por lo que la salida es una señal de periodo no constante. Con la señal generada se selecciona un periodo de la señal de FI de duración el periodo de la rampa, T_m , muestreada a una frecuencia de muestreo fs, y de la que se obtendrá K muestras siendo:

$$K = f_s \cdot T_m \tag{2.11}$$

Si la rampa generada diera una salida del VCO lineal, la señal recibida sería un tono puro. Al no serlo, el periodo de la señal de FI varía con el tiempo, por lo que es necesario modificar la forma de onda de la señal generada. Para este fin, primero se mide el periodo medio de la señal de FI recibida de un blanco, T_{med} . A continuación se busca el primer máximo de la señal de FI en un tiempo T_{med} . La posición del primer máximo será P(1). A partir de la posición P(1) se desplaza la ventana a la posición:

$$T_{desplazamiento} = P(1) + \frac{T_{medio}}{2}$$
(2.12)

La longitud de la ventana en el primer caso será la mitad del periodo medio o del periodo medio:

$$T_{desplazamiento} = \frac{T_{medio}}{2}$$
(2.13)

A continuación se vuelve a buscar el máximo en la zona seleccionada, que será el valor P(2). Este proceso se repite, pero cambiando el periodo medio por el periodo medido anteriormente hasta *i* igual a *N*. A la vez que se obtiene la posición de los máximos se va obteniendo otro vector, ΔP , con la diferencia entre la posición del máximo actual y el anterior:

$$\Delta P_{i}(i) = \Delta P_{i}(i) - \Delta P_{i}(i-1) \qquad \text{para } 1 \le i \le N \quad (2.14)$$

El proceso termina cuando el desplazamiento es mayor a la longitud de la señal de FI. Con la información obtenida de cada periodo, se cambia el número de muestras entre dos valores de tensión, de forma que para cada ΔV habrá un número diferente de muestras, ecuación (2.15), y por tanto se varía la pendiente de la rampa para cada intervalo.

$$M(i) = \frac{M \cdot (\Delta P(i) + 1) \cdot \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \Delta P(i)}{\Delta P(i) \cdot K}$$
(2.15)

2.3.3.1.Resultados de la linealización sustituyendo las antenas por un cable

Haciendo uso del radar homodino descrito en el apartado 2.3 se contrastaron los resultados obtenidos con el método propuesto con los obtenidos con la linealización en lazo abierto. Tanto para generar la señal moduladora como para digitalizar la señal de FI, se ha utilizado la tarjeta TiePie según el esquema de la Figura 2.23.

Los resultados que se presentan a continuación se han obtenido utilizando los siguientes parámetros del radar indicados en de la Tabla 1 y sustituyendo las antenas por un cable.

Para hacer la comparación se generaron rampas triangulares con la tarjeta TiePie que se aplicaron al VCO. Las rampas generadas tenían 5v de offset, amplitud de 3 Vpp y una frecuencia de 612 Hz. La señal de FI es a su vez capturada por el osciloscopio de la tarjeta TiePie y almacenada en el ordenador para ser procesada. En la Figura 2.24 se muestra la rampa generada y la señal de FI capturada.



Figura 2.23: Foto del montaje para la linealización propuesta.

Tabla 2.1: Parámetros del radar.

Parámetros	Valor
Ancho de Banda Transmitido	850 MHz
Resolución en distancia 0.1765	
Alcance instrumental	20361m
Celdas de distancia 8192	
Resolución en azimuth	2-3°



Figura 2.24: Rampa generada y señal de FI capturada.



Figura 2.25: DFT de la señal FI (en azul: rampa linealizada con lazo abierto, en verde: rampa recta y en rojo: rampa linealizada con el método propuesto).

Como se explicó en el apartado 2.2, la señal de FI se tiene que obtener la DFT de cada rampa para obtener la información de las frecuencias a las que se encuentra cada blanco y realizar el cálculo de la ecuación 2.19 para calcular las distancias. En la Figura 2.25, se observan los espectros de la señal de FI recibidas con las rampas linealizadas por los distintos métododos. Para el espectro en azul se ha utilizado el método de linealización manual que se explicó anteriormente; en verde se utiliza una rampa recta sin tener en

cuenta las características del VCO y el espectro en rojo es el de la señal que se ha linealizado con el método propuesto. Se puede ver claramente como al utilizar este método se mejora en 10 dB a la señal sin linealizar y se reduce notablemente la dispersión de la señal demodulada. Si se compara con la señal linealizada en lazo abierto no hay diferencias significativas.



Figura 2.26: Fase de la señal FI durante un periodo de la rampa (en azul: rampa linealizada con lazo abierto, en verde: rampa recta y en rojo: rampa linealizada con el método propuesto).

Una forma de comprobar si la linealización ha sido correcta es ver si la fase es constante. En la Figura 2.26, se muestran la variación de la fase para las distintas señales de FI recuperadas durante un periodo de la rampa. Se puede comprobar como la variación de la fase de la señal sin linealizar es mucho mayor que la de las linealizadas. También se puede apreciar como las dos formas de linealización dan prácticamente la misma variación de fase, siendo algo mejor con el método de linealización propuesto.

2.3.3.2. Resultados de la linealización utilizando antenas

Una vez comprobado el método propuesto haciendo uso de un cable, se pasó a probar con las antenas. El problema de realizar la linealización utilizando las antenas es que ya no existe un único blanco sino que pueden aparecer múltiples blancos de los que se desconoce la distancia y que dificultan la linealización. Como este es el caso real en el que va a funcionar el radar, se pretende comprobar con el experimento que se puede linealizar el VCO con el método propuesto sin tener que dar la posición del blanco o los blancos al algoritmo.

Para el experimento se ha situado un reflector en la azotea a unos 50 metros, Figura 2.27, que haría de blanco potente y se ha situado cerca de otros objetos.

Previa a la medida se dejó más de media hora funcionando el radar para estabilizar el comportamiento del mismo con la temperatura. En la Figura 2.28, se compara la DFT de

la señal de FI del radar con el VCO sin linealizar (azul) y linealizando con el algoritmo propuesto en esta tesis (rojo), linealización en lazo abierto (rosa) y linealización en lazo cerrado con un PLL.

Se puede comprobar en la Figura 2.28, si se observa la potencia del pico mayor, como los resultados con la linealización propuesta son muy similares a los de la linealización con el DDS y unos 6 dB mejor que con la linealización en lazo abierto y 10 dB mejor que sin linealizar.



Figura 2.27: Reflector situado en la azotea a unos 50 metros del radar.



Figura 2.28: Resultado con los diferentes tipos de linealizaciones.

Hay que tener en cuenta las limitaciones del generador de señal que incorpora la tarjeta TiePie, ya que este generador introduce señales indeseadas y ruido. Otro problema que introduce la tarjeta TiePie es que no permite la utilización de una señal de reloj que sincronice la señal generada con la señal capturada por el osciloscopio, lo que implica que no se puede realizar un procesado coherente, requisito del proyecto de investigación para poder realizar un procesado Doppler. Por tanto sería necesario encontrar otra tarjeta de generación de señal con mejores especificaciones, opción que se deja como línea futura de esta tesis.



Figura 2.29: Espectro de la señal de salida del mezclador con la duración de una rampa generada por la tarjeta TiePie.

Para comprobar las limitaciones de la tarjeta TiePie frente al generador de funciones Agilent 33120, se han llevado a cabo una serie de medidas con las siguientes características:

- El barrido del VCO es de 28550 Mhz a 29400 Mhz (850 Mhz); (Rampa de 3,54V a 6,63 V, es decir offset de 5 V y 1,5 Vp de amplitud).
- La frecuencia de muestreo del osciloscopio TiePie es de 2 Mhz;
- La frecuencia de la rampa es 1Khz;
- La rampa con simetría 99%
- No se han utilizado amplificador ni filtros de FI.
- Longitud del cable de 20 m.

En la Figura 2.29, se comprueba que la señal generada con la tarjeta TiePie linealizada presenta una serie de blancos fantasmas debido al poco ancho de banda que tiene la tarjeta TiePie.

2.3.4.Conclusiones

Se ha presentado un método de linealización automático alternativo de bajo coste, sin emplear PLL. Se ha demostrado que tras un montaje real, la linealización ha mejorado la señal de FI en 10 dB con respecto a no linealizada y en 5 dB con relación a la linealización en lazo abierto. Además se ha comparado este método con el implementado con un PLL, obteniendo resultados similares. Si se compara con otros métodos sofware explicados en la introducción, se constata que ofrece numerosas ventajas. Entre ellas, las más evidentes son que no es necesario líneas de retardo como en [Reindl_01], ni sustituir las antenas por cable, ni tampoco conocer la distancia del blanco que se utiliza como referencia para generar el barrido lineal de frecuencia con el VCO.

2.4.ESTUDIO DEL EFECTO DE LA CALIMA, NIEBLA Y LLUVIA EN EL ALCANCE DEL RADAR

2.4.1. Introducción.

Una de las aplicaciones para la que se suele utilizar el radar FMCW suele ser en aplicaciones de vigilancia de costas [Beasley 91]. Para este tipo de aplicaciones el radar ofrece algunas ventajas en comparación con otro radar como el radar de pulsos. Primero, este sistema no presenta limitaciones de "ángulos muertos" porque la trasmisión y la recepción son simultáneas. Segundo, para el mismo ancho de banda transmitido usa menor frecuencia de muestreo. Tercero, tiene muy baja probabilidad de interceptación por otros sistemas (LPI Low Probability of Interception), debido a que la potencia de pico transmitida es muy baja.

En las islas Canarias es indispensable el control y vigilancia de las costas debido al tráfico de buques que pasan a diario por sus costas. Para este fin, además de la detección de las embarcaciones es imprescindible la identificación de las mismas. Uno de los principales requisitos que debe cumplir un sistema de vigilancia es la necesidad de funcionar durante las 24 horas del día en cualquier condición meteorológica. En este tipo de aplicaciones se suelen utilizar sensores infrarrojos u ópticos. El inconveniente de este tipo de sensores es que los ópticos se inutilizan de noche y con condiciones meteorológicas adversas como cuando hay niebla y calima. Los sensores infrarrojos son útiles para utilizarlos por la noche pero en caso de querer detectar objetos aislados térmicamente dejan de funcionar. El alcance del radar FMCW no se ve gravemente afectado por estas condiciones adversas como se demuestra en este apartado, lo que lo hace un sistema ideal para detectar blancos lejanos en condiciones desfavorables aunque estén camuflados térmicamente.

En el apartado siguiente, se expone un estudio de como le afecta las condiciones meteorológicas adversas al radar.

2.4.2. Estudio del comportamiento del radar en condiciones meteorológicas adversas.

Cuando el radar opera en las frecuencias entre 28 a 30 GHz, la propagación a través de la atmosfera puede estar afectada por efecto de las moléculas de oxigeno y de vapor de

agua. Sin embargo, el prototipo radar usado en esta tesis presenta ventajas significativas sobre los radares que operan en una banda de frecuencia más baja y con relación a los sistemas de vigilancia ópticos.

Para comprobar la influencia de las condiciones meteorológicas se han tomado datos de un mismo punto de referencia en distintas situaciones. En la Figura 2.30 se muestran diferentes fotos de una edificio en un día normal (a), en un día con calima (b) y en un de un día lluvioso (b). En la Figura 2.31, se puede observar el puerto de Las Palmas en un día normal y en un día con calima. Se puede comprobar en dicha imagen como el puerto que está detrás de la grúa queda oculto por la calima, lo que muestra las limitaciones de la cámara óptica.

En la Figura 2.32 (c) se presenta el perfil de distancias obtenido con el radar en las condiciones de la Figura 2.30. La señal azul corresponde al perfil en distancia en un día normal, la verde a un día con calima y la roja a un día con lluvia fuerte. Se puede comprobar como en 4 Km. la potencia perdida debida a la lluvia es de 1,5 dB. Para el caso de la calima las pérdidas son inferiores a 0,5 dB.



(a) (b)

(c)

Figura 2.30 Fotografía del Hopital Militar de Las Palmas desde Tafira para un día normal (a), con calima (b) y con lluvia (c).

En la Figura 2.33, se puede verificar cómo en caso de niebla, cuando la imagen óptica tomada con una cámara de video de alta calidad no es suficiente para distinguir la imagen, el radar permite trabajar sin pérdida de información. Todo ello pone de manifiesto

la robustez de este tipo de radar frente a los sistemas ópticos en condiciones atmosféricas adversas.



(a)

(b)

Figura 2.31 Fotografía del puerto de las Palmas en un día sin calima(a) y con calima (b).



Figura 2.32 Perfil de distancia con el radar apuntando al Hospital Militar de Las Palmas en un día sin calima(a) y con calima (b).





Figura 2.33: Foto e imágenes Doppler de una fragata en un día con niebla.

2.5.APORTACIONES DE ESTE CAPÍTULO.

En este capítulo se ha presentado el prototipo Radar realizado durante la primera fase de esta tesis en el IDeTIC en colaboración con el Grupo de Microondas y Radar de la UPM. Este proyecto fue financiado por el proyecto "Radares de Alta Resolución en Bandas Milimétricas. Estructura Homodina", del Ministerio de Ciencia y Tecnología (TIC2002-04569-C02-02).

Una vez que el prototipo funcionaba correctamente se realizaron unas pruebas para comprobar la robustez del sistema frente a efectos meteorológicos adversos como lluvia, niebla y calima, comprobando su buen comportamiento en todas las condiciones posibles. Los resultados de este capítulo han dado lugar a varios congresos [Carmona 05, Campo 05a, Campo 05b, Campo 04a, Campo 04b, Campo 03] y a una publicación internacional [Carmona 07]

En esta tesis además se ha aportado un nuevo método de linealización para el VCO, que aunque no llegó a implementarse en el prototipo definitivo, ha sido probado con éxito y presentado en un congreso **[Carmona 04]**.

3. ESTUDIO DE LOS BLANCOS Y DEL CLUTTER DE MAR.

3.1. INTRODUCCIÓN.

El clutter de mar se puede definir como la señal radar indeseada, que es reflejada por la superficie del mar y que afecta sobre todo a los radares que se sitúan cerca de la costa **[Ward 08]**. El problema de cómo distinguir los blancos que se quieren detectar del clutter de mar, ha sido estudiado en numerosas investigaciones desde la invención del radar como en **[Finn 66, Goldstein 73, Ward 08]**. Para intentar separar los blancos del clutter, se han estudiado las características estadísticas que diferencian ambos tipos de ecos.

En los primeros radares de baja resolución (LRR), se consideraban los retornos de clutter como una distribución estadística con módulo tipo Rayleigh [Finn 66]. En cambio, cuando aparecía un blanco, los retornos de clutter dejaban de tener componente gaussiana y pasaban a ser Rice. Cuando el clutter llega de reflectores muy directivos y con gran potencia, la distribución Rayleigh deja de funcionar y se adapta mejor a la distribución lognomal. Para el clutter de tierra se utiliza más la distribución Weibull. [Goldstein 73, Daley 70, Trunk 71, Bothe 69].

Con la evolución de la tecnología radar se ha ido aumentando la resolución haciendo que los primeros estudios sobre clutter dejaran de ser adecuados. El clutter ya no se podía modelar como gaussiano en cada una de sus componentes y se tuvieron que estudiar nuevos modelos. En estudios más recientes [Ward 81, Watts 90a, Watts 90b, Baker 91], el clutter pasó a ser modelado con una distribución tipo K. Este tipo de distribución describe los speckle (rizado de mar) como un proceso de ruido Gaussiano y la modulación de potencia por una distribución Gamma. En los estudios más actuales con radares de alta resolución (HRR), esta distribución es válida para resoluciones de 75 cm., pero a partir de resoluciones de 15 cm., deja de asimilarse a esta distribución [Campo 08]. Otras líneas de investigación actuales, estudian la velocidad de los spikes (picos) para poder separar el clutter mediante técnicas doppler [Melief 06].

Para describir la naturaleza del clutter en radares de alta resolución existen diferentes propuestas. Las primeras de ellas consideraban el clutter de mar como un proceso caótico [Haykin 97, Abarbanel 96]. Con el tiempo se demostró que este modelado no funcionaba correctamente [Unsworth 02], y se comprobó que era de naturaleza estocástica. Actualmente el modelo más usado para comprender mejor el clutter es la suma de varios fenómenos físicos. Entre los fenómenos que generan el clutter se encuentran los diferentes tipos de ondas (oleaje), que se pueden clasificar en tres:

- *Ondas capilares (speckle):* Se producen cuando el mar deja de estar en calma, pero aún las olas no tienen suficiente energía para recorrer largas distancias. Equivaldría al rizado del mar.
- Ondas de gravitación (gravity waves): Tienen más energía y un tiempo de vida más largo que las anteriores, serían las olas de una cierta altura. Las ondas capilares se superponen a este tipo de olas.
- *Mar plenamente formado (fully developed sea):* Cuando las condiciones metereológicas se mantienen estables durante un tiempo.

Otro de los efectos que forman parte del clutter de mar son los spikes (un pico en amplitud en el perfil de distancias). Estos son eventos discretos muy potentes y de una duración más o menos corta. Existen tres tipos de spikes que aparecen en la literatura: Bragg, Burst y Whitecap. Los picos tipo Bragg pueden ser decorrelados usando agilidad en frecuencia mientras que los otros dos no **[Campo 08]**.

En los siguientes apartados se van a describir las características particulares que tienen los blancos y el clutter capturados con el radar FMCW que se expuso en el capítulo anterior. Teniendo en cuenta que la señal recibida por el radar está formada por picos de diferentes amplitudes y formas en las celdas de distancia. El estudio va a analizar el ancho en celdas de distancia de los picos del clutter y de los blancos. Para ello se parte de la observación de los datos reales obtenidos con el radar de alta resolución.

En el apartado 3.2 se estudian los datos reales, intentando encontrar la distribución que modela el ancho de los picos del clutter y de los blancos. En el apartado 3.3, se detallan matemáticamente las diferencias en el ancho de banda de los picos dependiendo del ancho de los mismos.

3.2. ESTUDIO EXPERIMENTAL.

Para la realización de este estudio se han seguido los siguientes pasos:

- 1. A partir de la observación de los datos reales se formuló una hipótesis: " El ancho de los picos de clutter y ruido es menor que el de los blancos cuando se utiliza una resolución elevada (0,15 m)".
- 2. Preparación del experimento. Se capturaron datos reales en diferentes condiciones meteorológicas, estados de mar y distancias del radar al mar, para poder realizar las medidas.

- 3. Medidas del ancho de los picos de clutter de los datos reales tomados en diferentes días, condiciones meteorológicas, ubicaciones del radar y modos de funcionamiento del radar. Se realizaron comparaciones con diferentes estados del mar para ver como afectaba el oleaje en condiciones de mar en calma. También se midieron los datos con diferentes modos de funcionamiento del radar (PRF y resolución) para los datos obtenidos en un mismo día.
- 4. Conclusiones obtenidas de las medidas y verificación de la hipótesis.

3.2.1. Observación de los datos reales.

Con la finalidad de comprender mejor las diferencias entre los distintos tipos de datos capturados por el radar, se van a exponer tres ejemplos (un ferry, una boya y clutter de mar).

Para comenzar se observó el perfil de distancias de un blanco real (ferry) capturado con el radar FMCW (Figura 3.1). De esta figura es posible concluir que el barco, está formado por varios picos (spikes) de amplitud a lo largo de la extensión del blanco, en vez de ser una señal continua como ocurría en los radares de baja resolución [Richazek 00]. Esto significa que el blanco está compuesto por múltiples reflectores (picos) que aparecen como blancos independientes debido a la alta resolución del radar.



Figura 3.1: Perfil de distancias de un blanco real (ferry de 120m.). Imagen centrada a 6 km.

En la Figura 3.2, se muestra la señal capturada cuando el blanco es una boya. Se comprueba como en este caso el blanco está compuesto por varios picos unidos, y que no se pueden considerar independientes. Si se observa se puede comprobar como el ancho de la boya es de unos 2 metros.

En la Figura 3.3, se representa la señal capturada con el radar en Taliarte, cerca del mar. Se puede ver la diferencia en la señal recibida por el radar para un día con el mar en calma y uno con estado de mar 5. También se comprueba como la potencia de la señal reflejada por el clutter es más potente cerca de la costa, donde rompen las olas, que en alta mar y se aprecia que a partir de 3 Km. dejan de aparecer picos de clutter.



Figura 3.2: Perfil de distancias de un blanco real (boya)



Figura 3.3: Perfil de distancias del mar en estado 5 y calma.

Para facilitar la comparación, se muestra en la Figura 3.4 los perfiles de dos blancos y del mar. Observando los picos de los blancos, se puede comprobar que tienen un ancho de varias celdas de distancias (cada metro está compuesto por unas 6 celdas separadas 15 cm). Para el ferry se comprueba que el ancho de los picos no está relacionado con la longitud real del blanco, mientras que en el caso de la boya si. En cambio, los picos en las

zonas de clutter, son más estrechos y están formados en la mayoría de los casos por una o dos celdas.



Figura 3.4: Picos producidos por distintos tipos de reflectores (ferry, boya, clutter).

De la observación de los datos (apéndice C y D) es posible obtener las siguientes hipótesis:

- Los picos de clutter tienden a ser puntos independientes que ocupan una única celda de distancia.
- Los picos de clutter, cuando hay oleaje pueden ocupar un número mayor de celdas, pero no sobrepasan el metro de anchura.
- Los picos que pertenecen a los blancos están formados por varias celdas de distancias, en la mayoría de los casos el ancho de los picos sería mayor de un metro.

Para poder comprobar estas hipótesis, es necesario poder medir el ancho de los picos de una forma homogénea para todos los casos. Para ello hay que disponer de suficientes datos reales para establecer la función de distribución del ancho de los picos para cada caso. La validación de estas hipótesis fue el objetivo del experimento que se expone en los siguientes apartados.

3.2.2. Preparación del experimento.

Para llevar a cabo este experimento, se capturaron numerosos datos con el prototipo radar, tanto lejos del mar (desde Tafira a 5 Km del mar) como a corta distancia (hasta 2 km del puerto de Taliarte). Se obtuvieron datos de clutter en diferentes estados de mar (Tabla 3.1) y de diferentes blancos (boyas, lanchas, pesqueros, porta contenedores...) de tamaños y características distintas. La verificación de la hipótesis se ha realizado utilizando los datos reales expuestos en los apéndices C y D, con diferentes condiciones meteorológicas.

Dado que dependiendo de la ubicación del radar, el clutter afecta de manera diferente a las medidas **[Ward 08]**, el radar se ha instalado en dos ubicaciones diferentes. En la Figura 3.5, se muestran las dos ubicaciones del radar en la isla de Gran Canaria, el Campus de Tafira y el Instituto Canario de Ciencias Marinas (ICCM).

CIFRADO	NOMBRE	ALTURA EN METROS
0	Calma o llana	0
1	Rizada	0 a 0,1
2	Marejadilla	0,1 a 0,5
3	Marejada	0,5 a 1,25
4	Fuerte Marejada	1,25 a 2,5
5	Gruesa	2,5 a 4
6	Muy Gruesa	4 a 6
7	Arbolada	6 a 9
8	Montañosa	9 a 14
9	Enorme	Más de 14

Tabla 3.1: Escala Douglas.

El Campus de Tafira (Figura 3.6) se localiza a una distancia al mar de 4,5 Km., y a una distancia del Puerto de la Luz y de Las Palmas de 8 km. Su altitud es de 316 m sobre el nivel del mar.

El Instituto Canario de Ciencia Marinas (ICCM) localizado en el puerto de Taliarte, Figura 3.7, se encuentra a una distancia al mar de 400 m. El radar se ubicó en la azotea del ICCM, a una altura de 18 m. sobre el nivel del mar.



Figura 3.5: Ubicaciones del radar en la isla de Gran Canaria.



Figura 3.6: Ubicación del radar en el Campus de Tafira.



Figura 3.7: Ubicación del radar en el ICCM.

En la aplicación práctica, el radar funcionó con los modos de trabajo que se exponen en la Tabla 3.2. En la localización de Tafira, dada la gran distancia que hay hasta el mar y que el radar es homodino, sólo es posible utilizar el radar en el *modo 1*. En Taliarte, pudieron utilizar varios modos de funcionamiento para estudiar como afecta la resolución y la frecuencia de la rampa en el ancho de los picos.
	TALIARTE				TAFIRA
MODOS	1	2	3	4	1
Frecuencia de las rampas	400 Hz	1000 Hz	400 Hz	1000 Hz	400 Hz.
Δf_{vco}	1 Ghz	1 Ghz	2 Ghz	2 Ghz	1Ghz
Número rampas consecutivas	82	208	82	208	82
Bw muestreado	80 Mhz	80 Mhz	80 Mhz	80 Mhz	80Mhz
Duración grabación	0.2 sg.	0.2 sg.	0.2 sg.	0.2 sg.	0.2 sg.
Resolución (m.)	0.15	0.15	0.075	0.075	0.15
Potencia máxima trasmitida	25 dBm	25 dBm	25 dBm	25 dBm	25 dBm
Figura de ruido	6 dB	6 dB	6 dB	6 dB	6 dB
Puntos -DFT	100000	40000	100000	40000	100000
Antenas	3°	3°	3°	3°	3°
Distancia máxima	15 km	6 km.	7.5 km	3 km	15 km
Altura radar sobre nivel mar	18 m.	18 m.	18 m.	18 m.	316 m
Ángulo mínimo	0.068°	0.17 °	0.13°	0.34°	1.2°
Ángulo máximo	2.57 °	2.57 °	2.57 °	2.57 °	3.6163°

Tabla 3.2: Modos de funcionamiento del radar en la captura de datos.

3.2.3. Medida del ancho de los picos de los blancos.

Para verificar la diferencia del ancho de los picos del clutter con respecto a los de los blancos, se utilizó un algoritmo de medida y se aplicó sobre los datos de clutter de mar capturados durante 22 días diferentes en Taliarte y sobre los blancos capturados desde Tafira y Taliarte.

El esquema seguido se muestra en la Figura 3.8. En primer lugar, procesa la señal capturada por el radar durante la duración de una rampa (2.5 ms). El perfil de distancia de la señal capturada por el radar sería similar al que se mostró en la Figura 3.3.



Figura 3.8: Esquema de medida del ancho de los picos.

La señal capturada se filtra paso alto para eliminar el nivel de continua. En un segundo paso, se limita la señal al nivel al valor cuadrático medio de la señal de entrada (valor RMS), tal como se muestra en la Figura 3.9. El objetivo de este limitador es que la medida sea independiente de la amplitud de la señal de entrada.



Figura 3.9: Ejemplos de señal sin limitar (izquierda) y limitada (derecha) para clutter y boya.

En la señal limitada, se busca la primera celda que tiene la misma amplitud que el umbral del limitador, y se cuenta el número de celdas que se mantiene en el mismo valor. El número de celdas para las que se mantiene constante la amplitud sería el ancho del pico (L). A continuación se busca la siguiente celda que cumple las mismas condiciones y se vuelve a medir el ancho. El proceso se repite hasta el rango máximo.

A su vez, el proceso se repite para cada rampa, creando un vector con los anchos de todos los picos.

3.2.3.1. Medidas ruido y clutter (modo 1 y 2).

Para medir el ancho de los picos de clutter, el radar se trasladó a una zona próxima al mar (puerto de Taliarte), donde se pueden capturar clutter de mar con suficiente potencia y donde el estado del mar suele ser malo. En la Figura 3.10, se observa el puerto de Taliarte visto desde la ubicación del radar.



Figura 3.10: Emplazamiento del radar en el puerto de Taliarte.

Se hicieron medidas de clutter durante varios meses, con diferentes condiciones de viento (de 1 a 16 m/s) y estado de mar (de 0 a 5 escala Douglas), para disponer de datos en función del estado del mar. Con el fin de tener en cuenta la zona de la costa donde la potencia del clutter es mayor, sólo se midió el clutter que se encuentra a una distancia menor de 2 km que es donde aparecen los picos de clutter.

Considerando solo los datos del clutter medidos en condiciones de estado de mar 5, se estimó el ancho de los picos tal y como se explicó en el apartado anterior. Con estos resultados, se obtuvo la distribución del número de picos en función de su ancho en metros, tal y como se muestra en la Figura 3.11.

Si se compara la distribución de los picos con una distribución Weibull:

$$f(x) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-(x/\lambda)^k} para \quad x \ge 0$$
(3.1)

concluye que la distribución del ancho de los picos en clutter, se puede modelar por una distribución Weibull con los parámetros k=0.57 y $\lambda=0.042$ (Figura 3.11).

Si se mide el ancho de los picos para los datos capturados en diferentes estados de mar, se comprueba que al empeorar el estado del mar, aumenta la frecuencia de los picos de mayor ancho (Figura 3.12). Esto indica que los picos para un estado de mar en calma son más estrechos, más parecidos al ruido que para estados de mar malos.



Figura 3.11: Función de densidad de probabilidad de los picos por su ancho para estado de mar 5 (Weibull k=0.57 y $\lambda=0.042$).



Figura 3.12: Comparación de la función de densidad de probabilidad del clutter para distintos estados de mar.

Para ver el parecido del mar en calma con ruido Gaussiano, se midió el ancho de los picos en el caso de que el clutter se simulara como ruido Gaussiano. En la Figura 3.13, se comprueba como la distribución del ancho de los picos para mar en calma y para ruido gaussiano son muy parecidas.



Figura 3.13: Comparación entre la distribución del ancho de los picos de clutter con el mar en calma y de ruido Gaussiano.

3.2.3.2. Medidas ruido y clutter comparando distintos modos de funcionamiento.

En este apartado se pretendió verificar la diferencia en el ancho de los picos de clutter para diferentes modos de funcionamiento del radar. Para ello, se toman datos el mismo día y con el mismo estado de mar (estado 3) y viento (7 m/sg.), con los 4 modos de funcionamiento del radar que se expusieron en la Tabla 3.2. Las diferencias principales de los modos son:

- *Modo 1*: Ancho de banda 1 Ghz y PRF 400Hz.
- *Modo 2*: Ancho de banda 1 Ghz y PRF 1000Hz.
- *Modo 3*: Ancho de banda 2 Ghz y PRF 400 Hz
- *Modo 4*: Ancho de banda 2 Ghz y PRF 1000 Hz.

En la Figura 3.14, se puede comprobar como la distribución de el ancho de los picos en número de celdas es la misma. Esto quiere decir, que los picos de clutter están compuestos por un número determinado de celdas, que no está determinado por el modo de funcionamiento del radar.

Si la distribución de la Figura 3.14, se representa en función del ancho en metros en vez del número de celdas, se obtiene la representación de la Figura 3.15. Se puede observar como para los *modos 2 y 3* de funcionamiento del radar, el ancho en metros de los picos de clutter es menor. Esto se debe a que al aumentar la resolución, el mismo número de celdas

equivale a menos ancho en metros. De aquí se puede deducir que cuanto mayor sea la resolución del radar, el ancho de los picos de clutter en metros se reduce proporcionalmente. También implica que los picos ruido tienden a ser puntuales, es decir, que los picos de ruido miden menos que la resolución del radar. Esta última hipótesis no se ha podido comprobar debido a las limitaciones de resolución del prototipo radar.



Figura 3.14: Comparación de la distribución del ancho de los picos en celdas según la resolución del radar.



Figura 3.15: Comparación de la distribución del ancho de los picos en metros según la resolución del radar.

La explicación a este fenómeno se encuentra en que cuando el ancho de banda aumenta, la resolución del radar aumenta también y por tanto el tamaño de la celda es más pequeño; es decir, ocupa menos ancho. Este efecto se puede comparar con la observación visual de un punto pequeño en un monitor. Cuando la resolución del monitor es pequeña, un punto pequeño se verá de mayor tamaño que el real y la imagen se ve desenfocada. Si se aumenta la resolución del monitor, los puntos comenzarán a verse del tamaño real, y la imagen parecerá nítida.

En cuanto a la frecuencia de la rampa (PRF), se puede observar que no influye en el ancho de los picos, y por tanto se puede seleccionar una PRF menor, que permite un alcance en distancia del radar superior.

3.2.3.3. Medidas del ancho de los picos que componen los blancos.

Siguiendo el procedimiento anterior, se realizó la medida del ancho de los picos de las zonas de la señal donde se presentaban blancos, como se mostró en la Figura 3.1. Para ello se midieron los anchos de los picos de unos 400 barcos de diferentes tamaños, formas y velocidad en presencia de clutter.

En la Figura 3.16 se muestra el resultado de la medida. Se comprueba que cuando existen blancos en los datos medidos, la distribución de los picos se ensancha, indicando que el ancho de los picos de blancos es mayor que la del clutter.



Figura 3.16: Distribución del ancho de los picos de los blancos y del clutter para una resolución de 15 cm. (modo 1)

Se puede demostrar que la distribución de los blancos de la Figura 3.16, se puede modelar por una Weibull (3.1), con parámetros k=0.3 y $\lambda=0.2$. En la Figura 3.17, se puede comprobar la similitud de la distribución Weibull con la distribución del ancho de los picos de los blancos.



Figura 3.17: Comparación de la función de densidad del ancho medido de los picos de los blancos con la distribución Weibull con parámetros k=0.3 y $\lambda=0.2$.



Figura 3.18: Distribución del ancho de los picos de los blancos y del clutter para una resolución de 15 cm. (modo1)

Para ver con más detalle la figura anterior, se modificó la forma de realizar la medida. Se procedió a medir el ancho de los picos para cada rampa en la que existía un blanco, pero midiendo los 5 anchos mayores que aparecían en cada rampa y descartando el resto. Los resultados de cada rampa, y cada tipo de blanco se unieron en un mismo vector para obtener la distribución de los anchos. Para la distribución del ancho representada en la Figura 3.18, se midieron los blancos desde Taliarte, entre los que habían barcos (de longitud máxima 20 metros), rejas o boyas. Para representar la Figura 3.19, se capturaron los datos desde Tafira y la base de datos está formada por barcos de longitud mayor a 50 metros.

En la Figura 3.18 y Figura 3.19, se puede comprobar como si se mide el ancho de las zonas donde aparece clutter, el ancho máximo que se ha medido es de 2 metros. En cambio en las zonas donde se encuentran distintos tipos de blancos la distribución se desplaza a la derecha. Esto nos indica que los reflectores de la mayoría de los blancos tienen anchos entre 1 y 5 metros, independientemente del ancho real del blanco. Además se observa como midiendo el ancho se puede detectar cualquier blanco que tenga reflectores de ancho superior a 2 metros sin probabilidad de falsa alarma. Para blancos con reflectores de tamaño menor a 1 metro, existiría probabilidad de falsa alarma pero puede ser calculada.



Figura 3.19: Distribución del ancho de los picos de los blancos y del clutter para una resolución de 15 cm desde Tafira.

Para la distribución por anchos representada en la Figura 3.20, se obtuvieron los datos desde Taliarte con el radar funcionando en *modo 3*, con una resolución 7.5 cm. (ancho de banda de 2 Ghz). De esta figura se puede concluir que la mayoría de los anchos

de los barcos se encuentran entre 1 m. y 4 m., mientras que el ancho de los picos de clutter máxima se reduce a 1 m. Por tanto es posible separar el clutter tal y como se expone en el capítulo siguiente.



Figura 3.20: Distribución del ancho de los picos de los blancos y del clutter para una resolución de 7.5 cm. (modo 3)



Figura 3.21: Perfil de distancia cuando el blanco es una boya, con resolución de 15 y 7.5 cm .

En la Figura 3.21, se compara las diferencias entre un mismo blanco, una boya, capturado con diferentes modos de funcionamiento del radar (*modo 1* y 3). Se puede comprobar como al aumentar la resolución, los reflectores de la boya se pueden diferenciar

más claramente, tendiendo a aparecer como picos independientes. También se aprecia como los picos de clutter tienden a ser más estrechos.

En la Figura 3.22, se puede ver el histograma del ancho de los picos para una boya en el *modo 3* (2Ghz/400 Hz), comparado con la medida del clutter. Se puede apreciar, que cuando hay un blanco, aparecen medidas de ancho de los picos en torno a 1 m., que es la medida de la boya. En cambio cuando la señal radar no encuentra ningún blanco, del ancho máximo de los picos es de 0,8 m.

En el caso de que la resolución del radar fuera de 0,15 cm, este efecto no se puede observar tan claramente, al existir picos de ancho hasta casi los 2 m.



Figura 3.22: Histograma del ancho de los picos de clutter de mar y de una boya (recortada en 3)

3.2.4. Conclusiones de los experimentos.

Del estudio realizado de los datos reales capturados en diferentes ubicaciones, se pueden obtener las siguientes conclusiones que validan las hipótesis de partida:

- Los blancos de gran tamaño, cuando el radar es de alta resolución, se separa en reflectores de menor tamaño, que se comportan como blancos pequeños independientes. El ancho de estos reflectores están mayoritariamente entre 1 y 5 metros.
- El ancho de los picos de clutter o ruido es menor que la de los blancos, y en la mayoría de los casos es una única celda.
- Al empeorar el estado de mar, los picos de clutter tienden a comportarse como blancos, aumentando su longitud.

- Cuando el mar está en calma, el ancho de los picos es igual que para el caso de ruido gaussiano.
- El ancho de los picos de clutter en celdas no viene determinado por el modo de funcionamiento del radar.
- El ancho de los picos de clutter en metros es inversamente proporcional a la resolución del radar, disminuyendo al aumentar la resolución.
- Se comprueba la hipótesis de **[Carretero 11]**: "El clutter de mar se vuelve más impulsivo al aumentar la resolución y los spikes de menos potencia"

Se puede concluir del estudio, que es posible diferenciar el ruido y clutter de los blancos por el ancho de sus picos.

3.3. MODELADO MATEMÁTICO DE LOS RESULTADOS EXPERIMENTALES.

3.3.1. Introducción.

En este apartado se estudia de forma teórica y a partir de la ecuación radar, las diferencias entre la señal obtenida en el caso de que los picos sean puntuales (caso del ruido) y cuando estén formados por varias celdas de distancias (caso de los blancos extensos).

En la Figura 3.23, se puede ver el esquema simplificado del radar homodino FMCW. En esta figura se observa que la señal de FI del radar (d(t)), es digitalizada y procesada mediante una FFT (Transformada de Fourier) para obtener el perfil de distancias x(k). A continuación se describe el procedimiento matemático para obtener la señal x(k).

Tal como se expone en el apéndice A, la señal recibida en FI para un blanco estático a una distancia r_o del radar, viene dada por:

$$d(t) = \cos\left[\frac{4\pi r_o f_m \Delta f}{c} t\right] + n(t)$$
(3.2)

para un barrido en señal diente de sierra: $\alpha = \Delta f_{vco} f_m$ siendo:

 f_m : la frecuencia moduladora.

 Δf : desviación de frecuencia pico-pico.

c: la velocidad de la luz

n(t): es un ruido blanco.



Figura 3.23: Diagrama de bloques de radar FMCW.

En la Figura 3.24, se representa la señal transmitida por el radar y la señal recibida retardada. La señal a la salida del mezclador, en presencia de un único blanco será una señal sinusoidal con frecuencia la frecuencia de batido f_b , que viene dada por la resta o suma, en el mezclador, de la frecuencia de la señal recibida con la transmitida.



Figura 3.24: Rampa usada para el VCO.

Esta señal se muestrea y cuantifica. Si f_s es la frecuencia de muestreo, la ecuación (3.2) se puede expresar como:

$$d_q(n) = A\cos\left[\frac{2\pi f_m r_0}{f_s \Delta r_o}n\right] + n_q(n)$$
(3.3)

Siendo la resolución:

$$\Delta r_o = \frac{c}{2\Delta f} \tag{3.4}$$

Si $w_o = \frac{2\pi f_m}{f_s}$, la ecuación queda:

$$d_{q}(n) = A\cos\left[w_{o}\frac{r_{0}}{\Delta r_{o}}n\right] + n_{q}(n)$$
(3.5)

A partir de la ecuación (3.5), se pueden estudiar los casos siguientes:

- Blanco quieto de ancho menor a la resolución ($L \le \Delta r_o$). Este sería el caso de los picos de ruido.
- Blanco quieto de ancho igual a L y mayor a la resolución $(L > \Delta r_o)$.

3.3.2. Blanco de ancho menor o igual a la resolución y con velocidad cero.

Si el ancho del blanco es menor a la resolución, la señal recibida del blanco estará formada por un único punto, y viene dada por la ecuación (3.5). Si:

$$k_{o} = \frac{r_{o}}{\Delta r_{o}}$$
(3.6)

se obtiene la ecuación (3.7):

$$d_{a}(n) = \cos[w_{o}k_{o}n] + n_{a}(n)$$
(3.7)

La transformada de Fourier de la ecuación (3.7) para una rampa viene dada por:

$$x(w) = \delta(w - w_o k_o) + \delta(w + w_o k_o) + \sigma_n(w)$$
(3.8)

Puesto que el objetivo es obtener el perfil de distancia, $\Delta r_o \cdot k$, basta representar la señal en el rango de 0 a π obteniendo:

$$x_N(w) = \delta(w - w_0 k_0) + \sigma_n(w) \qquad \text{para } 0 \le w < \pi \quad (3.9)$$

Y la transformada de Fourier de la ecuación (3.9) en distancia, en la zona donde se ha detectado el blanco, viene dada por:

$$|X(K)| \approx 1 + \sigma_N \tag{3.10}$$

Esta expresión que indica que la potencia del pico se distribuye de forma constante en todo el espectro.

3.3.3. Blanco estático de ancho igual a L ($L > \Delta r_o$).

Si el blanco tiene un ancho L mayor que la resolución del radar, y una velocidad radial nula, la señal de FI recibida de todos los puntos del blanco, según (3.7), es:

$$d_{q}(n) = \sum_{l=0_{o}}^{L/\Delta r_{o}} A_{r} \cos\left[w_{o}\left(\frac{r_{o} + l\Delta r_{o}}{\Delta r_{o}}\right)n\right] + n_{q}(n)$$
(3.11)

siendo A_r la amplitud producida por cada punto del blanco, r la distancia a los puntos que conforman el blanco, $r = r_o$ la distancia al punto más cercano al blanco y ($r = r_o + L$) la distancia al punto más lejano.



Figura 3.25: Blanco de amplitud constante.

Si se considera que la amplitud de la señal recibida es constante para la longitud del blanco o de sus reflectores, al ser la variación de la amplitud de muy baja frecuencia, por lo que no se tiene en cuenta en el modelado matemático (Figura 3.25). En tal caso, la ecuación (3.11) muestreada se puede expresar como:

$$d_{q}(n) = \sum_{l=0_{o}}^{L/\Delta r_{o}} \cos\left[w_{o}\left(\frac{r_{o}+l\Delta r_{o}}{\Delta r_{o}}\right)n\right] + n_{q}(n)$$
(3.12)

La transformada de Fourier de la ecuación anterior viene dada por:

$$x(w) = \sum_{l=0}^{L/\Delta r_o} \delta(w - (w_o k_r (r_o + l\Delta r_o))) + \delta(w + (w_o k_r (r_o + l\Delta r_o))) + \sigma_n(w)$$
(3.13)

si:

$$k_r = \frac{1}{\Delta r_o} \tag{3.14}$$

Si nos quedamos con los términos positivos, quedaría:

$$x'(w) = \sum_{l=0}^{L/\Delta r_o} \delta(w - w_o k_r (r_o + l\Delta r_o)) + \sigma_n(w) \quad \text{para } 0 \le w < \pi \quad (3.15)$$

La expresión (3.15) se puede poner como la convolución de una señal rectangular y una delta en la posición inicial, mediante:

$$x'_{N}(w) = (\Pi(\frac{w}{k_{r}L})) * \delta(w - w_{o}(k_{r}r_{o})) + \sigma_{n}$$
 para $0 \le w < \pi$ (3.16)

Si se realiza la transformada de Fourier sobre la ecuación (3.16), en la dirección del perfil de distancias, la ecuación anterior se podría modelar como:

$$|X(K)| = \frac{\left|\frac{sen\left[K(\frac{k_r L}{2})\right]}{sen(K/2)} + \sigma_N\right|$$
(3.17)

De esta ecuación, se puede deducir que el primer nulo de la sinc vendrá dado por:

$$f = \frac{2\Delta r_o}{L}$$
(3.18)

3.3.4. Conclusiones.

En la Figura 3.26, se muestra la representación de la ecuación (3.10) y de la (3.18). Si se comparan los resultados, se pueden obtener las siguientes conclusiones:

- Los picos puntuales, o lo que es lo mismo, los que están formados por una celda de resolución, tendrían la potencia distribuida en todo el espectro. Por tanto en caso de ser filtrados paso bajo, perderían la mayor parte de su potencia.
- Los picos de ancho *L*, es decir, los que mantienen su amplitud constante en un número de celdas mayor a una, tendrían la mayor parte de su potencia en baja frecuencia. Por tanto en caso de ser filtrado paso bajo, no serían atenuados.



Figura 3.26: FFT del perfil de distancias, X(K).

3.4. APORTACIONES DEL CAPÍTULO.

En este capítulo se ha presentado un estudio sobre el ancho de los picos que forman el clutter o de los blancos cuando se utiliza un radar de alta resolución.

A partir de los datos reales capturados por el radar y del estudio matemático se han llegado a las siguientes conclusiones:

- La señal de ruido está formada mayoritariamente por picos puntuales. Con una probabilidad muy pequeña, aparecen picos de ruido con un ancho superior a una celda de distancia.
- El clutter de mar, está formado por picos puntuales. Según empeora el estado del mar, la probabilidad de que aparezcan picos de mayor ancho aumenta, aunque siguen siendo de ancho menor que la de los blancos extensos.
- Se demuestra que al aumentar la resolución del radar disminuyen el ancho de los picos de ruido y el clutter cuando se mide en metros, pero no afecta a la distribución de los blancos. La PRF no afecta en la distribución.
- Los blancos de gran longitud, están formado por varios picos, que se corresponden con los reflectores del blanco. El ancho de estos picos de la mayoría de los blancos analizados es mayor de 1 m.
- Los blancos de longitud cercana a 1 m., están formados por un único pico, cuyo ancho coincide con la longitud del blanco.

- Al aumentar la resolución del radar, la probabilidad de que los picos de clutter sean superior a 1 m. disminuyen. Por lo tanto, se puede concluir que cuanto mayor es la resolución del radar, la longitud mínima de los blancos que se pueden detectar con la misma probabilidad de falsa alarma sería menor.
- En el caso de querer utilizar un filtro para discriminar los blancos del ruido, es posible diseñarlo conociendo la frecuencia a la que se produce el primer nulo de la sinc en la mayoría de los blancos. Matemáticamente, se ha comprobado que el primer nulo de la sinc depende de la resolución del radar y del ancho del blanco.

Estas conclusiones, justifican la creación de un nuevo algoritmo para detectar blancos en presencia de clutter de mar, que se describirá en el siguiente capítulo. Además, abren las puertas a nuevos métodos de detección.

4. NUEVA TÉCNICA DE DETECCIÓN DE BLANCOS CON RADARES DE ALTA RESOLUCIÓN.

4.1. INTRODUCCIÓN.

Como es sabido, el radar emite una señal que es reflejada por los distintos blancos que se encuentran en su rango de alcance. La señal que reflejada se puede separar en una serie de celdas de distancia. A su vez, para cada una de las celdas, la forma y potencia de la señal recibida se pueden establecer por tres situaciones:

- 1. Que no haya blanco, en cuyo caso la señal detectada es el ruido del sistema.
- 2. Que el blanco sea el mar, interferencias o cualquier otro elemento no deseado del entorno, en cuyo caso se denomina clutter. Este clutter está sumado al ruido del sistema.
- 3. Que se vea un blanco "útil"; en cuyo caso la señal recibida en las celdas de distancia en que se encuentra el blanco es la señal debida al blanco y al clutter.

La detección de blancos es un tema en constante investigación. Tradicionalmente, los detectores de tasa constante de falsas alarmas (CA-CFAR) [Cao 08, Gandhi 88], han sido los más usados para los radares de baja resolución (LRR). En ellos, las componentes de fase y cuadratura de los ecos del clutter han sido consideradas como un ruido Gaussiano y su distribución en amplitud como una distribución Rayleigh [Watts 05, Goldstein 73]. Para mantener la probabilidad de falsa alarma (Pfa) en las regiones de transiciones de clutter o por la presencia de picos de clutter surgieron nuevos detectores como (GO, SO, OS, TM) CFAR.

Paralelamente al desarrollo de la tecnología radar, la resolución de los radares ha ido evolucionando y los detectores se han ido adaptando a las nuevas tecnologías. En los últimos años, los radares FMCW [Asensio 04, Carmona 07] se han vuelto muy populares debido a las mejoras conseguidas en la potencia de los amplificadores de estado sólido y a probabilidad interceptación (LPI) estos radares. la baja de de Pueden trabajar en la banda k (28 Ghz) donde es posible obtener potencias en la señal transmitida de 1 W, muy buena resolución (con resolución de 7 cm con anchos de banda de hasta 2 Ghz) y baja influencia del ruido externo.

La principal ventaja que ofrece la detección a con gran resolución (HRR) frente a la de baja resolución (LRR) es que es posible detectar pequeños objetos que de otra forma quedarían enmascarados al integrar varias celdas. Además las partes pequeñas del blanco se pueden observar como elementos independientes, mientras que en baja resolución no se podrían apreciar. Esto es debido a que cuando se aumenta la resolución del radar, se aumenta la potencia que llega de un blanco puntual concreto. Por ejemplo si un blanco mide 1 metro de ancho el la dirección del radar y la resolución es de 10 metros, la potencia recibida sería la potencia media que se refleja de esos 10 metros, por lo cual la potencia del blanco se ha dividido por 10. Los problemas que presentan los HRR es que el clutter también tendrá más potencia, sus estadísticos varían con respecto a los LRR y por tanto los métodos tradicionales de detección dejan de funcionar correctamente. Para el caso de los radares alta resolución (HRR), la distribución del clutter no coincide con los LRR [Wehner 95] y [Skolnik 01], y los detectores CFAR clásicos no pueden mantener la tasa de falsa alarma constante. Cuando existe interferencias o clutter, la Pfa de los algoritmos convencionales aumenta en más de dos órdenes de magnitud. La adaptación de los algoritmos de detección a los radares HRR trata de resolver este problema con diferentes soluciones, entre las cuales destacamos las tres siguientes:

- 1. Algunos autores tratan de resolver el problema con modificaciones del CFAR, como la aplicación de redes neuronales para mejorar la probabilidad de falsa alarma en entornos con clutter con distribución tipo *K* como NN-CFAR [Cheikh 06], o como la propuesta en [Jarobo 04]. Otras modificaciones se basan en S-CFAR [Cao 08].
- 2. Los blancos capturados con un radar de alta resolución (HRR), tienen la característica de que ocupan varias celdas de distancia. Este hecho provoca que lo blancos detectados sean extensos [Calvo 07, García 04, Ostrovityanov 85]. Esta característica da la posibilidad de nuevos algoritmos no orientados a la detección de píxel, como en los radares convencionales, sino a la detección de imágenes radar. Conociendo estas características, se han desarrollado diferentes algoritmos de detección de blancos extensos como el de ventana deslizante o integrador binario [Dillard 67, Levanon 92, García 04, Jingsong 96]. Otras técnicas recientes, aplicadas a imágenes radar bidimensionales, son la de Retardo y Convolución [Perez 05, Perez 01, García 04] y técnicas basadas en descriptores [Calvo 07].

Algunas de las técnicas mencionadas anteriormente se basan en la integración. La integración **[Skolnik 01]** es el proceso de sumar los ecos disponibles del blanco. Un método sencillo de integración que fue usado en los primeros radares fue la aplicación de la persistencia del fósforo de

la pantalla del tubo de rayos catódicos combinada con las propiedades de integración de los ojos del operador radar. Los radar analógicos con filtros estrechos, actuaban como integradores. En la actualidad han sido reemplazados por métodos digitales. Existen dos métodos de integración: coherente o no coherente.

- *La integración coherente* (predetection integration or coherent integration) es la que se realiza antes del detector, es decir en la señal de FI. Este método es más complejo, porque requiere que la fase de los ecos de la señal recibida sea conocida y preservada para que la integración sea coherente.
- La integración no-coherente (postdetetion integration or noncoherent integration)[Levanon 92], es la que se realiza después del detector. Este tipo de integración no mantiene la fase de las rampas y solo se tiene en cuenta la envolvente de las rampas. Existen perdidas de integración teóricas con el uso de este tipo de integración. Las desventajas este tipo de integración es que es susceptible a interferencias de larga duración, que puede ser minimizado utilizando un limitador. También requiere mucha memoria para almacenar los últimos N pulsos de cada celda, que deben estar en memoria. Con las mejoras en la tecnología digital, estas limitaciones pueden ser disminuidas considerablemente.
- 3. Los blancos en movimiento son normalmente discriminados por su velocidad usando detectores de velocidad como las técnicas de indicación de objetivo móvil (MTI), el procesado doppler, y el seguimiento antes de la detección (TBD) [Wehner 95, Buzzi 05].

En este capítulo se presenta un nuevo método de detección para HRR. Este algoritmo se ha creado basándose en las características propias de los blancos y del clutter, capturados con radares de alta resolución, en particular con el radar FMCW presentado en el capítulo 2. En el capítulo 3 se obtuvo la conclusión de que el número de celdas que ocupa un blanco con el radar de alta resolución aumenta según aumenta la resolución, pero en cambio las ocupadas por el ruido o el clutter permanecen constante; por lo tanto, al aumentar la resolución aumenta la separación entre la longitud del clutter y del blanco.

En este capítulo se va a estudiar cómo se puede detectar un blanco en función de la atenuación que presenta a la salida de un filtro. Para una detección correcta, es necesario elegir las celdas donde exista la presencia de un blanco, manteniendo una determinada probabilidad de falsa alarma. En el caso de esta tesis, además de detectar se quiere identificar el blanco. Por este motivo, es necesario elegir el comienzo y final de la firma del blanco (señal x(k) procedente del blanco), de forma que sea el mismo en todas las rampas capturadas. Por ello el algoritmo de detección tiene que poder detectar todos los puntos del blanco para su correcto centrado, como se verá en el capítulo 6.

Además del algoritmo propuesto se utilizó la técnica de la ventana deslizante con CA-CFAR en una rampa, con el fin de detectar los blancos extensos.

Teniendo en cuenta que los blancos son capturados con un radar de alta resolución, también se estudió con técnicas CFAR, cómo afecta el que las firmas de los blancos estén formadas por numerosos picos en la detección. Los resultados con estas técnicas, con un blanco capturado con el prototipo radar, se exponen en este capítulo.

Con objeto de estudiar las posibilidades del detector propuesto, se han realizado estudios comparativos en términos de probabilidad de detección y de falsa alarma.

4.2. TÉCNICAS CFAR.

Las técnicas CFAR se basan en mantener una probabilidad de falsa alarma constante mientras la probabilidad de detección (Pd) es variable. Utilizan una técnica de verificación de hipótesis que emplea el observador óptimo de Neyman-Pearson.

Existen diferentes métodos de CFAR, entre los más destacados se encuentran el CA-CFAR, el SO-CFAR y el GO-CFAR.

El sistema CA-CFAR según **[Levanon 88]**, se basa en establecer un umbral para una celda de resolución específica basándose en el promediado de las celdas vecinas durante un mismo barrido (durante una misma rampa). Este método funciona bien cuando el ruido de fondo es estadísticamente homogéneo en distancia, Doppler o ambos.



Figura 4.1: Esquema del detector CA-CFAR.

Como se muestra en la Figura 4.1, las muestras de la DFT de la rampa procesada, x(k), son detectadas por un detector cuadrático. A continuación, se van seleccionando cada una de las celdas forman la señal a la salida del detector. Esta celda en la que se va a tomar la decisión de si hay blanco o no, se denomina CUT (cell under test). El siguiente paso es tomar un conjunto de celdas de referencia. En el caso del esquema de la Figura 4.1, se selecciona dos ventanas de M celdas vecinas, anteriores y posteriores a la de referencia. En las dos ventanas de referencia se realiza un promediado. El valor obtenido del promediado se considera la potencia del ruido de fondo y promediado es multiplicado por una constante T que fijará el umbral. Hay que tener en cuenta que se tiene que dejar unas celdas de

guarda entre la celda de referencia y en las que se realiza el promediado. Pues el blanco puede ocupar varias celdas contiguas y se falsearía la medida del ruido de fondo.

Para diseñar un detector CFAR con una determinada Pfa, habría que fijar el umbral de detección necesario. La expresión para calcular el umbral T, viene dado por **[Gandhi 88]:**

$$T = \frac{1}{Pfa^{\left(\frac{1}{Cref}\right)}} - 1$$
(4.1)

donde:

- T: umbral
- Pfa: Probabilidad de falsa alarma que se desea fijar.
- Cref: Número de celdas que se considera alrededor de la CUT para realizar el promediado, excluyendo el número de celdas de guarda.

Se tiene que tener en cuenta que este umbral T fijará la Pfa mientras el ruido de fondo sea estadísticamente homógeneo, dejando de funcionar en caso de un ruido con distribución no gaussiana.

La técnica SO-CFAR es similar a CA-CFAR **[Skolnik 01]**, pero se elige el valor menor de las celdas próximas en lugar del promediado.

4.2.1. Técnica de la ventana deslizante.

La técnica de la ventana deslizante ha sido utilizada en numerosas ocasiones en la historia del radar [Swerling 52, Barton 82, Skonilk 01, Calvo 07, Carretero 09] bien como técnica de detección bien para ser comparadas con los resultados de otras nuevas técnicas. Esta técnica se usa tanto para evitar interferencias de larga duración, si se emplea en distancia-tiempo [Skonilk 01], como para detectar blancos extensos [Calvo 07]. Esta técnica consiste en pasar la señal primeramente por un detector CFAR, dando una señal binaria (0 si no hay blanco, 1 si hay). A continuación se procesa mediante una ventana deslizante con un acumulador de N-celdas. La salida se pasa por un nuevo umbral (M) cada N-celdas, que declara una detección si se pasa el umbral. De esta forma se consigue eliminar interferencias o picos de clutter formadas por una única celda.

El esquema utilizado en esta tesis de la ventana deslizante se muestra en la Figura 4.2, es similar al utilizado en **[Calvo 07]** pero aplicado para señal unidimensional en vez de bididimensional. Para implementar esta técnica, se ha utilizado un detector de envolvente cuadrático, seguido de un detector CA-CFAR **[Gandhi 88]**. El primer umbral T_1 viene dado por la expresión (4.1). A continuación se utiliza un segundo umbral, que será de M/N (4/3).



Figura 4.2: Esquema de la ventana deslizante.

La probabilidad de falsa alarma (P'_{faVD}) de la ventana deslizante para un tamaño de matriz (Mx*My) superior al tamaño de la propia ventana, viene dada por la siguiente expresión [Levanon 88]:

$$P'_{faVD} = 1 - (1 - P_{faVD})^{Nd}$$
(4.2)

donde:

- N_d : es el número de decisiones, o lo que es lo mismo Mx*(My-M+1)
- P_{faVD} : es la probabilidad de falsa alarma deseada a la salida de la ventana deslizante para una matriz de longitud igual a la ventana.

$$P_{faVD} = \begin{bmatrix} N \\ M \end{bmatrix} P_{faCFAR}^{M} \cdot (1 - P_{faCFAR})^{N-M}$$
(4.3)

donde:

 P_{faCFAR} : Probabilidad de falsa alarma a la entrada de la ventana deslizante, que es la probabilidad de falsa alarma de salida del CA-CFAR.

N: número de celdas de que consta la ventana deslizante.

M: número umbral de celdas de la ventana deslizante.

Ruido Gaussiano



Figura 4.3: Diagrama del experimento realizado.

Para poder comprobar que el detector CFAR que se utiliza en las simulaciones coincide con el explicado anteriormente, se midió la Pfa obtenida para cada umbral tras aplicar a la entrada del detector un vector con ruido Gaussiano de longitud 500 celdas (Figura 4.3). Se utilizó un detector para una ventana deslizante 3/4 .El experimento se repitió 100.000 veces (para comprobar una probabilidad de falsa alarma de 0,001), para cada umbral del detector. En la Figura 4.4, se muestra la probabilidad de falsa alarma en función del umbral T del detector CFAR resultado de las simulaciones. Se observa que hay gran coincidencia entre valor teórico (de la ecuación 4.2) y el simulado. A partir de una probabilidad de falsa alarma menor a 0.001, valor para el que se preparó la simulación, los valores simulados y teóricos se separan. Esto es debido a que la simulación se promedió con 100.000 y no las 10.000.000 pruebas necesarias para medir exacta la probabilidad de falsa alarma del orden de 0,0001. El motivo de esta decisión fue que el tiempo necesario para realizar la simulación se multiplicaba por 100, y no era una opción posible con los ordenadores disponibles.

En la Figura 4.5, se muestran los resultados de realizar el mismo experimento (Figura 4.3) pero sustituyendo el ruido Gaussiano por clutter Log-Normal y por clutter con distribución k respectivamente.

Si se compara la Figura 4.4 con la Figura 4.5, se comprueba que en entornos con clutter, la probabilidad de falsa alarma empeora para un mismo umbral del detector. Esto implica que para mantener una misma probabilidad de falsa alarma en la detección, el nivel de señal necesario para detectar el blanco tiene que ser mayor y por tanto el alcance máximo del radar disminuye.



Figura 4.4: Probabilidad de falsa alarma en función del umbral T del detector CFAR para una ventana deslizante 3/4.



Figura 4.5: Probabilidad de falsa alarma en función del umbral T del detector CFAR para diferentes tipos de clutter.

4.2.2. Evaluación de las técnicas CFAR en la detección de blancos con radares de alta resolución.

Para comprobar si las técnicas CFAR son validas para la detección de blancos extensos, cuando se utiliza un radar de alta resolución, se realizó la detección con dos blancos reales.

Para el experimento se seleccionó un ferry y un bote, cuyas firmas (señal x(k) procedente del blanco) se muestran en la Figura 4.6. Se puede ver en dicha figura como la firma del ferry está formada por múltiples picos consecutivos mientras que el bote está formado por dos muy juntos. Hay que tener en cuenta que el bote está situado perpendicular con respecto a la línea de visión del radar y por tanto su ancho no equivale a la eslora.

De cada embarcación se seleccionaron 10 firmas consecutivas en las que los picos de las firmas permanecían en la misma celda. Estas firmas se pasaron por los detectores CA-CFAR, OS-CFAR y al de la Ventana Deslizante optimizados para una probabilidad de 0,001. La probabilidad de detección se obtuvo de sumar el número de detecciones en cada celda y dividirla entre el total (10).

En la Figura 4.7, se muestran los resultados cuando se utiliza CA-CFAR. Se puede comprobar como para el bote se obtiene una probabilidad de detección del 100%. En el caso del ferry el detector no funciona correctamente, pues obtiene un 100% de Pd en los picos aislados situados entre 80 m. y 140 m; en cambio el pico de mayor amplitud que está en la zona de 150 m. a 200 m., se detecta con una probabilidad del 80%. Además detecta un pico con una probabilidad de detección del 10 %. Si nos fijamos en la zona de 150 a

200 metros se observar numerosos picos de amplitud mayor al del bote que no son detectados.

En el caso de utilizar como detector SO-CFAR (Figura 4.8), se puede observar que la probabilidad de detección en el bote continua siendo del 100% y en el ferry mejora con respecto a CA-CFAR. Se comprueba como en este caso se detecta el final de la firma aunque con una probabilidad de detección del 70%. También detecta muchos reflectores del blanco con probabilidades de detección menor del 60 %. Por este motivo y aunque sería mejor que CA-CFAR para seleccionar los diferentes reflectores de un blanco extenso, el SO-CFAR no sería adecuado para una aplicación de alineamiento de firmas y medida de la longitud de un blanco extenso con un radar del alta resolución.

En el último caso, cuando se utiliza la Ventana Deslizante como detector (Figura 4.9), los resultados son peores. Se puede comprobar como en el ferry quedan muchos puntos por detectar, y se detecta algunos puntos con probabilidad de 60 % y 30%. Por tanto el error cometido en seleccionar automáticamente el comienzo y final del blanco es superior al 30 %, demasiado alto para la aplicación de identificación de firmas según se verá en el capítulo 6.

En el próximo apartado se propone un nuevo algoritmo que soluciona este problema en la detección de blancos, con radares de alta resolución.



Figura 4.6: Firma de un ferry y de un bote.



Figura 4.7: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con CA-CFAR.



Figura 4.8: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con SO-CFAR.



Figura 4.9: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con el algoritmo de la ventana deslizante.

4.3. ALGORITMO PROPUESTO.

4.3.1. Presentación.

Partiendo de las conclusiones obtenidas en el capítulo 3, se propone un nuevo algoritmo de detección de blancos de longitud radial mayor que la resolución del radar. La idea es que en un radar de alta resolución los blancos se pueden considerar como blancos extensos y compuestos por varias celdas, mientras que el ruido tiende a estar formado por una celda y el clutter por un número de celdas menor que el de un blanco. De esta forma, un blanco estará formado por más celdas que el ruido y que el clutter y, por lo tanto, al utilizar un filtro paso bajo, el blanco se atenuará menos. Con ello podemos encontrar el blanco, eligiendo un umbral a la salida del filtro para determinar las celdas con menos atenuación.

Para comprobar la validez de esta idea se han seguido los pasos siguientes:

- Proponer un algoritmo que permita la detección de los blancos siguiendo el esquema de la Figura 4.10.
- Obtener las curvas de probabilidad de detección (Pd). Es decir, la probabilidad de detección (Pd), para una probabilidad de falsa alarma (Pfa) dada, variando la relación señal a ruido (SNR) o la relación señal a clutter (CNR) del blanco a la entrada del algorirmo.
- Obtener las curvas ROC. En estas curvas se muestra la variación de la Pfa, Pd, SNR, para poder ver las limitaciones del algoritmo.

• Comparar el algoritmo propuesto con otras técnicas de detección como CA-CFAR, SO-CFAR y la ventana deslizante.

En la Figura 4.10, se representa el esquema del algoritmo propuesto. Primeramente, la señal obtenida del radar, x(k), se filtra paso alto, para suprimir los efectos no deseados de baja frecuencia (bloque (1) de la Figura 4.10). El valor de la frecuencia de corte de este filtro debe de ser muy baja para que no se pierda la información de los blancos. En la Figura 4.11 se muestra un ejemplo de la señal obtenida a la salida de este filtro, cuando el radar ilumina una boya.

Tras el filtrado paso alto, la señal se pasa por un limitador de nivel T1 (bloque (2) de la Figura 4.10). Éste reduce el efecto de las interferencias de amplitud elevada pero deja igual las señales con baja amplitud (ejemplo de la Figura 4.12). El valor óptimo del umbral se estudia en el apartado siguiente. En este bloque además se hace una normalización dividiendo la señal (x(k)) por el valor T1, para que la salida del detector sea entre 0 y 1.



Figura 4.10: Esquema del algoritmo de detección propuesto

A continuación (bloque (3) de la Figura 4.10), la señal limitada se lleva a un filtro paso bajo. El resultado se muestra en la Figura 4.12. Se puede observar que en las zonas donde el ancho de los picos es mayor la atenuación de la señal a la salida del filtro (x'(k)) es menor.

De la ecuación obtenida en el capítulo 3:

$$f = \frac{2\Delta r_o}{L} \tag{4.4}$$

es posible obtener la relación entre la frecuencia de corte del filtro baso bajo normalizada (f) y la longitud de los spikes (L) que se quieren detectar. En este capítulo se concluyó que el clutter era de longitud menor a 1 metro y la resolución de 0,15 m. Por ello, el valor que se seleccionó de frecuencia de corte normalizado fue de 0,3.

Para finalizar, la señal filtrada (x'(k)) se pasa por un comparador con un umbral T2 (bloque (4) de la Figura 4.10), cómo se muestra en la Figura 4.13. Si el nivel de la señal en una celda de distancia es mayor que el umbral, se considera blanco y si es menor ruido o clutter. Este umbral T2, a su vez, depende del diseño del filtro. En el siguiente apartado se presentan las expresiones para seleccionar los umbrales T1 y T2.



Figura 4.11: Perfil radar obtenido con el radar, x(k).



Figura 4.12: Comparación de la señal a la salida del limitador con la señal a la salida del filtro paso bajo (x'(k)).



Figura 4.13: Señal de referencia obtenida en el comparador.

4.3.2. Evaluación del algoritmo propuesto.

4.3.2.1. Introducción.

Para poder evaluar el funcionamiento del algoritmo y encontrar los valores de los umbrales óptimos, se realizaron varias simulaciones de detección de blancos en condiciones de ruido y de clutter. Dada la necesidad de controlar los parámetros de la relación señal a ruido entre el blanco y el clutter, se realizaron simulaciones en las que se añade ruido o clutter simulados a un blanco real o simulado.

En el siguiente apartado se define como se calcula la relación señal a ruido (SNR) y como se genera el ruido y clutter utilizado en las simulaciones.

Definición de SNR.

Entre las distintas definiciones de relación señal a ruido (SNR) que existen, en esta tesis se ha optado por la definición utilizada en **[Calvo 07, García 04].** Esta definición es la que se utiliza para radares HRR, donde los blancos son extensos.

Por tanto, se define la SNR como el cociente entre la potencia de señal (S), que será la suma de las potencias de las celdas ocupadas por el blanco y la suma de la potencia del ruido (N) en el mismo número de celdas que ocupa el blanco, esto es:

$$SNR = 10 \cdot \log \frac{S}{N} \qquad (dB) \tag{4.5}$$

donde:

$$S = \sum_{i} (S(i))^{2}$$
$$N = \sum (N(i))^{2}$$

extendiendo *i* a las celdas donde hay blanco, y *j* el mismo número de celdas donde no hay blanco.



Figura 4.14: Blanco con ruido térmico sintético con diferentes SNR.

Generación de ruido y clutter.

En los estudios sobre el clutter, se utilizan frecuentemente una serie de distribuciones para el modelado del clutter. Para la generación del ruido se ha empleado una distribución Gaussiana. Para modelar el clutter se ha utilizado el modelo log-normal y el modelo K que se han comprobado que son validos para modelar clutter capturado con un radar de alta resolución. **[Carretero 11]**, **[Blanco 08]**, **[Calvo 07]**, **[Carretero 10a]**.

• RUIDO GAUSSIANO :

La amplitud del ruido térmico de bandas estrechas se modela mediante una función de densidad de probabilidad tipo Rayleigh que viene dada por la siguiente ecuación:

$$p(x) = \frac{x \exp(\frac{-x^2}{2\sigma^2})}{\sigma^2}$$
(4.6)

• RUIDO TIPO K:

La distribución tipo K, propuesta para explicar el clutter de mar, fue presentada por primera vez por K.D. Ward **[Ward 81]**. Según este autor, la amplitud de los ecos del clutter de mar (a) se pueden representar por el producto de dos variables independientes:

$$a = xy \tag{4.7}$$

donde x tiene un tiempo de correlación grande e y puede ser decorrelada por agilidad de frecuencia.

La función de distribución de probabilidad de ruido con distribución K, en presencia de ruido con media cero viene dado según [Watts 87, Ward 90]:

$$p(x) = \frac{2b}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{bx}{2}\right)^{\nu} K_{\nu-1}(bx)$$
(4.8)

donde x es la amplitud del clutter, b es parámetro de escala y v es el parámetro de forma. Γ es una función gamma y K_v es la función modificada de Bessel de tercera especie y de orden v.

• RUIDO LOG-NORMAL:

El ruido con distribución log-normal viene dado por la ecuación (4.10), **[Calvo 07]**, **[Carretero 11]**:

$$P(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(\frac{-\ln^2\left(\frac{x}{\mu}\right)}{2\sigma^2}\right)$$
(4.9)

para x > 0, donde μ y σ son la media y la desviación estándar.

4.3.2.2. Evaluación del algoritmo en función de los umbrales.

Con el fin de evaluar el algoritmo propuesto en función de la relación señal a ruido (SNR) o de la relación señal a clutter (CNR), se realizaron los siguientes experimentos.

- Para evaluar el algoritmo en entornos de ruido Gaussiano, se seleccionaron diferentes valores del umbral del limitador (T1). Para cada valor de T1 se optimizó el valor de T2 de forma que la probabilidad de falsa alarma del detector fuera de 0,001. Tanto para calcular la probabilidad de falsa alarma como para obtener las curvas de la probabilidad de detección se realizó el promedio de 100.000 pruebas. Las pruebas se hicieron con un blanco simulado de anchura 6 celdas y para dos blancos reales. Los blancos fueron el ferry y el bote que se presentaron en el apartado 4.1.3 (Figura 4.6). Una vez evaluado el algoritmo para ruido Gaussiano, se comprobó como afectaba que el blanco estuviera en un entorno con clutter Log-Normal. Para ello se repitieron las pruebas en clutter Log-Normal con el umbral optimizado para ruido Gaussiano.
- El experimento anterior se volvió a repetir con los mismos umbrales T1 pero optimizando el umbral T2 para una distribución Log-Normal. Con dichos umbrales también se comprobó el resultado para ruido Gaussiano.

Resultados con los umbrales optimizados para ruido Gausssiano.

En la Figura 4.15, Figura 4.16 y Figura 4.17 se presentan las curvas de probabilidad de detección (Curvas Pd de 0 a 1) para diferentes tipos de blancos.



Figura 4.15: Curvas Pd para blanco simulado con ruido Gaussiano y con los umbrales optimizados para ruido Gaussiano.



Figura 4.16: Curvas Pd para un bote con ruido Gaussiano y con los umbrales optimizados para ruido Gaussiano.


Figura 4.17: Curvas Pd para un Ferry con ruido Gaussiano y con los umbrales optimizados para ruido Gaussiano.

Se puede comprobar en la Figura 4.15 que para un blanco simulado ideal, los resultados son similares entre si e independientes del valor del umbral (T1) empleado. En cambio para los blancos reales el limitador influye en los resultados. Los mejores se obtienen cuando T1 es de 8, 10 o 20. Por tanto, se demuestra la necesidad de emplear un limitador en el caso de la detección de blancos reales. También se puede observar como para los blancos reales los resultados son mejores, pues al estar los blancos formados por varios picos, es más probable detectar alguno de ellos.

Si se compara los resultados entre el ferry y el bote se obtiene una mejoría de 10 dB para el Ferry. Esto se debe a que el Ferry es un blanco extenso y tiene más reflectores.

Resultados para los umbrales optimizados para clutter Log-Normal.

El experimento anterior se volvió a repetir pero con el umbral T2 optimizado para conseguir una probabilidad de falsa alarma de 0,001 en entornos con clutter con distribución Log-Normal. En las figuras (Figura 4.18, Figura 4.19, Figura 4.20), se presentan las curvas de Pd obtenidas en esta situación.

Si el experimento se repite con los umbrales del algoritmo optimizados para clutter pero se simula con ruido Gaussiano los resultados son equivalentes a los simulados con clutter. En las figuras (Figura 4.21, Figura 4.22 y Figura 4.23) se comparan estos resultados con aquellos en los que se optimizó el umbral con ruido Gaussiano. Se puede comprobar que se pierden más de 5 dB de SNR en todos los casos, pero se mantiene la probabilidad de falsa alarma por debajo de 0,001.



Figura 4.18: Curvas Pd para un blanco simulado con clutter Log-Normal y umbrales optimizados para clutter Log-Normal.



Figura 4.19: Curvas Pd para un bote con clutter Log-Normal y umbrales optimizados para clutter Log-Normal.



Figura 4.20: Curvas Pd para un ferry con clutter Log-Normal y umbrales optimizados para clutter Log-Normal.



Figura 4.21: Curvas Pd para un blanco simulado con ruido Gaussiano y umbrales optimizados para clutter Log-Normal.



Figura 4.22: Curvas Pd para un bote con ruido Gaussiano y umbrales optimizados para clutter Log-Normal.



Figura 4.23: Curvas Pd para un ferry con ruido Gaussiano y umbrales optimizados para clutter Log-Normal.

Hay que tener en cuenta, como se demostró en el capitulo 3 (3.2.1), que a una distancia superior a 3 km. del radar, los picos debidos al mar dejan de verse, es decir el modelo deja de ser Log-Normal para pasar a ser Gaussiano. Además la señal reflejada por los blancos cercanos al radar llega con más potencia que los que se localizan a una distancia mayor. Por tanto es posible utilizar un umbral diferente para distancias cortas y otro más bajo a partir de 3 km. Con esto se consigue una ganancia de 5 dB en la detección de blancos lejanos y se evita las pérdidas debidas a elegir el mismo umbral para todos los casos.

4.3.2.3. Cálculo de los umbrales.

El umbral T2 que se propuso en el apartado anterior se obtimiza en función del umbral T1 seleccionado, para obtener una Pfa de 0,001. En los apartados siguientes se expone la relación matemática entre el umbral para ruido (T_r) o para clutter (T_c) seleccionado y el valor eficaz. Como se ha visto el umbral del algoritmo (T_r) vale:

$$T_r = T1_{opt} \cdot T2_r \tag{4.10}$$

y para el caso de clutter:

$$T_c = T1_{opt} \cdot T2_c \tag{4.11}$$

De éste, el valor de T1 óptimo según se vio al evaluar el algoritmo para los diferentes blancos con clutter y con ruido, era entre 8 y 10. Si se calcula este umbral en función del valor eficaz de la señal, se ha verificado que se puede aproximar por:

$$T1_{opt} = 8 \cdot \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{k=1}^{L} n(k)^2}$$
(4.12)

Estudio del umbral con ruido Gaussiano.

El umbral teórico para ruido gaussiano (T_r) , para una probabilidad de falsa alarma de 0.001, se puede calcular con la expresión (4.13.

$$T_r = 2 \cdot \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{k} n(k)^2}$$
(4.13)

siendo n(k) la señal de ruido en las zonas donde no hay blanco y L el número de celdas que se toman como muestra. A su vez, el umbral T2_r, se relaciona con el T1 según (4.14).

$$T2_r = \frac{2}{T1} \cdot \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{k} n(k)^2}$$
 (4.14)

En la Figura 4.24, se puede comprobar como el umbral teórico (T_r) coincide aproximadamente con el obtenido mediante las simulaciones (T_{r_opt}) para cada umbral T1 seleccionado.



Figura 4.24: Umbrales T2_r, T_r teórico y umbral simulado (T_{r_opt}) para ruido Gaussiano.

Estudio del umbral en clutter.

El umbral teórico (T_c) se puede calcular con la expresión (4.15), para una probabilidad de falsa alarma de 0.001 en presencia de clutter con distribución Log-Normal.

$$T_c = 5 \cdot \log(T1) \cdot \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{k} n(k)^2}$$
(4.15)

Donde n(k) es la señal de ruido y clutter en las zonas donde no hay blanco y L el número de celdas que se toman como muestra.

El umbral $T2_c$, en función de T1 se puede obtener con la expresión (4.16).

$$T2_{c} = \frac{5}{T1} \cdot \log(T1) \cdot \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{k} n(k)^{2}}$$
(4.16)

Además, se puede comprobar que el umbral $T2_c$ para clutter se puede relacionar con el umbral obtenido para ruido gaussiano por la expresión (4.17), siendo su valor:

$$T2_{c} = 2.5 \cdot \log(T1) \cdot T2_{r}$$
 (4.17)

En la Figura 4.25, se observa que el umbral teórico (T_c) coincide aproximadamente con el obtenido mediante las simulaciones (T_{c_opt}) para cada umbral T1 seleccionado.



Figura 4.25: Umbrales T2_c, T_c teórico y umbral simulado (T $_{c_opt}$) para clutter.

4.3.2.4. Características operativas del receptor (ROC).



Figura 4.26: R.O.C. del algoritmo de detección para ruido gaussiano.

Con el fin de evaluar el algoritmo de detección en función de la probabilidad de detección (Pd), la de falsa alarma (Pfa) y la relación señal a ruido del blanco, en la Figura 4.26 se muestran las curvas de la probabilidad de detección en función de falsas alarma con

la SNR como parametro. Esta gráfica se corresponde con la curva ROC (Receiver Operating Characteristic).

En la figura se observa que al aumentar la probabilidad de falsa alarma también aumenta la probabilidad de detección, reduciendo 2 dB más de SNR si se divide por 10 la Pfa.

4.3.2.5.Comparación de los resultados con las técnicas CFAR.

Con el fin de evaluar del algoritmo propuesto en esta tesis, se han comparado los resultados de éste con otras técnicas como son la ventana deslizante, el CA-CFAR y SO-CFAR ya presentados en el apartado 4.2.

Para realizar la comparación se han seleccionado los resultados obtenidos en el apartado 4.3.2.2 para un umbral T1 de 8. A continuación se han realizado las mismas simulaciones que en dicho apartado para la técnica de la ventana deslizante, el CA-CFAR y SO-CFAR. En todos los casos se ha seleccionado un umbral para obtener una Pfa de 0,001 con ruido y otro umbral para obtener la misma probabilidad de falsa alarma con clutter. En todas las pruebas que se muestran a continuación, cuando la SNR o la SCR tienden a infinito los todos los algoritmos convergen hacia el mismo valor de falsa alarma. Esto se verificó midiendo la probabilidad de detección para una SNR o la SCR de -40 dB. Para este caso se confirmaba que la probabilidad de detección era igual a la probabilidad de falsa alarma seleccionada.

Con ruido Gaussiano.

Tras seleccionar el umbral óptimo para cada técnica se realizaron 100.000 pruebas con ruido para obtener las curvas que se muestran en la Figura 4.27, Figura 4.28 y Figura 4.30.

En estas figuras se comprueba que, para ruido Gaussiano, el algoritmo presentado muestra una mejora de 7 dB (de SNR) con respecto al SO-CFAR y CA-CFAR para un blanco ideal. Para un blanco pequeño (bote) la mejoría es de 1 dB y de 2 dB para un blanco extenso (Ferry).

En el caso de la ventana deslizante (Int-CFAR) se puede comprobar que para un blanco ideal, se pierde únicamente 1 dB con respecto al algoritmo propuesto. En cambio, cuando la comparación se realiza con un blanco real los resultados empeoran en 7 dB para el caso del ferry y 4 dB para el caso del bote. Por lo tanto, se puede concluir que la técnica de la ventana deslizante no funciona tan bien para detectar el ancho de los picos en blancos reales.

A continuación se realizó el mismo experimento pero para clutter con distribución Log-Normal. Los resultados se presentan en el siguiente apartado.



Figura 4.27: Curvas Pd para un blanco simulado con ruido Gaussiano. Comparación de diferentes técnicas de detección.



Figura 4.28: Curvas Pd para un bote con ruido Gaussiano. Comparación de diferentes técnicas de detección.



Figura 4.29: Curvas Pd para un ferry con ruido Gaussiano. Comparación de diferentes técnicas de detección.

Con clutter Log-Normal.

Para el caso de clutter los algoritmos de detección se han optimizado para obtener una probabilidad de falsa alarma de 0,001. En las figuras (Figura 4.31, Figura 4.32 y Figura 4.33), se presentan los resultados con las diferentes técnicas.

Con este clutter se comprueba que con las técnicas SO-CFAR y CA-CFAR no se consigue que se detecten ningún tipo de blanco para una relación señal a clutter (SCR) por debajo de 20 dB. En cambio con el algoritmo propuesto los blancos se empiezan a detectar con una SCR menor a 10 dB.

Con la técnica de la ventana deslizante (Int-CFAR) se puede comprobar que, en entornos con clutter, su funcionamiento es también superior a las otras técnicas CFAR (SO-CFAR y CA-CFAR), pudiéndose detectar los blancos simulados y los extensos (ferry). Si se compara esta técnica con el algoritmo propuesto, se puede ver como para el caso de un ferry y para una Pd del 90%, se pierden unos 13 dB de SCR. En el caso del blanco simulado las pérdidas son menores reduciéndose a 4 dB.

Estos resultados demuestran las ventajas del algoritmo propuesto frente a los tradicionales tanto en entornos con clutter, como en menor medida, en entornos con ruido.

Para verificar la bondad del algoritmo propuesto con otros modelos de clutter, se realizó el experimento con entornos de clutter tipo K Para ello se optimizaron los umbrales para que en ambos casos (clutter tipo K y Log-Normal) se mantuviera la Pfa en 0,001.



Figura 4.30: Curvas Pd para un blanco simulado con clutter. Comparación de diferentes técnicas de detección.



Figura 4.31: Curvas Pd para bote con clutter. Comparación de diferentes técnicas de detección.



Figura 4.32: Curvas Pd para un ferry con clutter. Comparación de diferentes técnicas de detección.

Con clutter tipo K.



Figura 4.33: Curvas Pd para un blanco simulado con clutter con distribución k. Comparación de diferentes técnicas de detección.

En la Figura 4.33 se muestran los resultados para clutter tipo K y un blanco simulado y en la Figura 4.34 para clutter Log-Normal. Se observa que para el caso de la ventana deslizante los resultados son similares. Con el algoritmo propuesto el resultado es similar para una probabilidad de detección del 100 %, pero la pendiente en clutter Log-

Normal es mayor. Esto verifica la hipótesis de que el algoritmo propuesto funciona correctamente con diferentes distribuciones de clutter.



Figura 4.34: Curvas Pd para un blanco simulado con clutter con distribución *Log-Normal*. Comparación de diferentes técnicas de detección.

Comparación del algoritmo propuesto con las técnicas presentadas de SO-CFAR para la detección de los reflectores del blanco en presencia de ruido real.



Figura 4.35: Probabilidad de detección de las diferentes partes del ferry y del bote con la técnica SO-CFAR.

Para evaluar el comportamiento del algoritmo cuando se detectan todos los puntos de un blanco, se realizó la misma prueba que en el apartado 4.2.2. Se seleccionó la firma de un bote y un ferry y se calculó el porcentaje de detecciones en cada pico. En la Figura 4.35 se muestran los resultados con la técnica SO-CFAR y en la Figura 4.36 con el algoritmo propuesto. Se concluye que con el algoritmo propuesto se puede detectar con un 100% de probabilidad los picos próximos localizados entre 150 y 200 metros, mientras que con SO-CFAR no.

Estos resultados y los presentados anteriormente sugieren que el algoritmo propuesto puede ser adecuado para el centrado y alineamiento de las firmas de los buques. Los resultados para esta aplicación se presentan en el capítulo 6.



Figura 4.36: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con el algoritmo propuesto.

Comparación del algoritmo propuesto con las otras técnicas para la detección de los reflectores en clutter real.

Otra forma de evaluar el funcionamiento del algoritmo consistió en hacer la detección añadiendo clutter real a las firmas del bote y del ferry (Figura 4.6), tal como se muestra en la Figura 4.38. En un primer caso, se dejaron los umbrales para ruido gaussiano del apartado anterior. En la Figura 4.37, se observa que el algoritmo propuesto es el que más pico de clutter detecta. En el caso de la ventana deslizante se ve que en algunos casos se detectan picos de clutter con más probabilidad que las partes de los blancos.

Otro efecto que llama la atención, es que con picos de clutter próximos al bote, la probabilidad de detección para SO-CFAR y para CFAR para pasar de un 100 % al 40 %, mientras que con el algoritmo propuesto se mantiene al 100%. De aquí deduce que la

probabilidad de detección con clutter empeora con las técnicas CFAR, si no se cambia el umbral, mientras que con el algoritmo propuesto se mantiene constante.

También se puede observar que con el algoritmo propuesto las partes de los blancos se están detectando con una probabilidad de detección del 100%, frente al clutter que no alcanza el 90%. Por tanto, si se procesan varias rampas consecutivas se evitará el clutter, manteniendo la probabilidad de detección. Se observa que se puede seguir utilizando en el centrado de firmas pero utilizando más rampas consecutivas.



Figura 4.37: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con las diferentes técnicas en caso de clutter real y umbrales optimizados para ruido.

En el caso de seleccionar el umbral de las diferentes técnicas con clutter real los resultados se muestran en la Figura 4.39. El umbral para el algoritmo propuesto fue seleccionado según la ecuación (4.17). Se puede apreciar en dicha figura que para las técnicas SO-CFAR, CA-CFAR y la ventana deslizante, se deja de detectar el bote. Con el algoritmo propuesto se detecta el bote y el ferry aunque con una probabilidad de detección inferior que con ruido. Se puede comprobar como en el caso anterior que con el algoritmo propuesto continúa detectando el comienzo y el final de la firma del ferry.



Figura 4.38: Firma de un ferry y un bote con clutter real.



Figura 4.39: Probabilidad de detección en las diferentes partes del ferry y del bote con las diferentes técnicas en caso de clutter real y umbrales optimizados para clutter real.

4.4. APORTACIONES DE ESTE CAPÍTULO.

La principal aportación de este capítulo es un nuevo algoritmo de detección nocoherente, adecuado para un radar de alta resolución y que se adapta a las características de los blancos de alta resolución y para su aplicación en la identificación de los mismos. El algoritmo propuesto presenta las siguientes ventajas:

- Necesita menos relación señal a ruido para detectar un mismo blanco que en el caso las técnicas basadas en CFAR en presencia de ruido o de clutter.
- No hay que adaptar el umbral en cada celda, como requieren las técnicas CFAR. Con ello, los picos detectados no se ven afectados por los picos adyacentes. El umbral se adapta cada cierto número de rampas, según las ecuaciones (4.10), (4.12), (4.14) y (4.17) tomando como referencia las zonas donde no se detecta presencia de blanco.
- Es posible cambiar fácilmente el umbral del algoritmo para mantener la probabilidad de falsa alarma en el caso de que llegue señal con clutter (ecuación (4.17)). Ello implica unas pérdidas de 5 dB de la SNR necesaria para la detección, pero continuaría funcionando mejor que las otras técnicas evaluadas. También permite seleccionar el umbral en función de la distancia, con lo que se puede adaptar a las condiciones reales. Esto es, cómo a partir de 3 Km del radar la potencia del ruido gaussiano es superior a la de clutter y se puede considerar un umbral para el ruido dado por la ecuación (4.14).
- El algoritmo funciona adecuadamente con blancos extensos reales, que es el caso de la mayoría de los blancos cuando se utiliza un radar de alta resolución. Evita la limitación de los sistemas CFAR, que como se ha demostrado en este capítulo, dejan de funcionar cuando existen blancos extensos con múltiples reflectores consecutivos o picos de clutter cercanos al blanco.
- Es adecuado para detectar el principio y fin de las firmas de los blancos, por lo que es válido para el alineamiento o centrado de firmas como se verá en el capítulo 6.
- El coste computacional y el tiempo de observación son bajos si se comparan con otras técnicas como la transformada Randon [Carretero 11]. Por este motivo, se puede utilizar en tiempo real cubriendo grandes distancias (15 km.) con el prototipo homodino utilizado de menor complejidad que el heterodino [Asensio 04].
- Se consigue una mejora en la detección de blancos reales en presencia de clutter en más de 10 dB con respecto a las técnicas como la ventana deslizante, CA-CFAR y OS-CFAR. Además permite detectar la mayoría de los reflectores de un blanco extenso de nuestra base de datos.

Además se comprobó que los algoritmos CFAR tradicionales aplicados a los HRR tienen el problema de no detectar las partes del blanco en las que aparecen reflectores consecutivos. Entre las técnicas CFAR estudiadas en este capítulo se ha demostrado que la que mejor funciona para estos casos es la SO-CFAR

En el caso de la técnica de la ventana deslizante obtiene mejores resultados que CA-CFAR y OS-CFAR para blancos de pequeño tamaño en presencia de clutter o blancos simulados.

Por todas estas ventajas se considera que este algoritmo propuesto en este capítulo es adecuado para su aplicación en los radares de alta resolución

5. TÉCNICA DE DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE BLANCOS POR VELOCIDAD MEDIANTE RADARES DE ALTA RESOLUCIÓN.

5.1. INTRODUCCIÓN.

Uno de los objetivos de esta Tesis es desarrollar nuevos algoritmos de detección e identificación de navíos que entran y salen de un puerto mediante radares de alta resolución (HRR). Para esta labor resulta útil conocer la velocidad de los mismos de forma que se pueda seleccionar automáticamente los blancos que se muevan a una determinada velocidad. Otra aplicación de estos radares, es vigilar la presencia de embarcaciones en zonas de navegación restringidas como aquellas donde se ubican jaulas flotantes de piscifactorías. Para este caso la identificación de una embarcación sin autorización puede producir una alarma automática que evite el expolio, la sustracción de peces, etc.

Existe una amplia bibliografía sobre la selección de blancos en movimiento en la que se muestra diferentes técnicas para reducir los efectos de las interferencias: unas basadas en sistemas de indicación de blancos móviles como tal (MTI o Moving Target Indication) y otras basadas en sistemas Doppler. Ambas técnicas presentan limitaciones cuando se aplican en radares de alta resolución. Las técnicas MTI tradicionales **[Levanon 88, Skolnik 01]** dejan de ser efectivas debido a que el blanco, en movimiento, transita por más celdas al aumentar la resolución. En el caso de los sistemas basados en imágenes Doppler **[Carretero 11, Calvo 07]** la desventaja radica en requerir un alto coste computacional (matrices de gran tamaño) especialmente cuando se quiere detectar blancos en una región muy extensa. Además cuando se utilizan con radares HRR se produce el problema de "la migración de celdas". Consiste en que la imagen Doppler se ensancha, al no permanecer los puntos del blanco en la misma celda durante el tiempo que se requiere para procesar la imagen Doppler. Para resolver este problema se han propuesto nuevas

técnicas que detectan la migración de celdas **[Deudan 10, Nanzhi 01, Muñoz 06b, Muñoz 08]** pero que requieren mayor carga computacional.

Otras técnicas que se utilizan para predecir la posición siguiente del blanco son los filtros de seguimiento (Track Smoothing) de tipo " α - β " o los "Kalman" [Skonik 01, Zhang 04, Papic 06, Ristic 04]. Las técnicas TBD (seguimientos antes de la detección) se han mejorado mediante el seguimiento de blancos extensos [Boers 06], utilizando la información de la fase de la señal [Davey 12], o basándose en imágenes en dos dimensiones aplicando la transformada multidimensional Hough para buscar la trayectoria del blanco [Moyer 11]. Todas las técnicas enumeradas presentan la desventaja de tener demasiada carga computacional sobre todo cuando el blanco realiza maniobras rápidas.

Otro método empleado para la estimación de la velocidad, es calcular la velocidad y aceleración del blanco una vez que este ha sido detectado. La medida de la velocidad en estos casos se realiza a partir de la medida de las distancias al blanco en diferentes rampas, por el estudio del ancho de la imagen doppler del blanco o mediante técnicas para en secuencias de imágenes distancia-doppler.

El radar de alta resolución descrito en el capítulo 2 permite obtener imágenes Doppler de los blancos en movimiento **[Wehner 95], [Campo 08].** En este caso el radar permanece estático, y es el movimiento del blanco el que permite obtener una imagen del mismo. Con el fin de realizar este procesado se tiene que almacenar la señal digitalizada de varias rampas consecutivas en una "matriz radar". Las filas de esta matriz contiene la señal en el tiempo de cada rampa. Realizando la DFT tal y como se ha venido realizando en el capítulo anterior, se obtiene una matriz con la información "distancia-tiempo". Para obtener la matriz Doppler se realiza una segunda DFT en la otra dirección dando como resultado la matriz "distancia- Doppler". Con este procesado el ruido y los blancos estáticos se ubican en las frecuencias cercanas a cero tal y como se muestra en la Figura 5.1, mientras que los blancos en movimiento, como la lancha de la Figura 5.2, se alejan del cero. Con un radar FMCW es posible obtener o la distancia de varios blancos o la velocidad de un único blanco. Un ejemplo de radar FMCW utilizado para medir la velocidad son los radares utilizados en el control de velocidad del tráfico en carreteras.

Una vez presentadas las técnicas utilizadas de detección de blancos en movimiento, se desea plantear la mejora de la relación señal a ruido del eco recibido y, por tanto, del alcance del radar. Uno de los métodos más extendidos es la técnica de integración. Dependiendo del tipo de señal utilizada se puede clasificar en integración coherente (se conoce amplitud y fase) o no coherente (solo se conoce la amplitud) **[Levannon 88].** Con ambas técnicas se puede realizar la detección con un vector.

Otro aspecto destacado en el análisis de la señal radar es conocer la evolución temporal del clutter cuando se recibe la señal. Investigaciones recientes han estudiado la naturaleza no-estacionaria del clutter de mar. [Carretero 11, Melief 06].

En este capítulo se propone un nuevo método de estimación de la velocidad de los blancos. Además se propone un algoritmo de detección de blancos en movimiento que permite obtener una salida "distancia-velocidad" de los blancos detectados, permitiendo ordenar de forma aproximada los blancos por velocidad.



Figura 5.2: Imagen Dopler de jaulas de pesca con una lancha en movimiento.

Para este fin, se presenta una técnica de integración no-coherente sobre la matriz radar, con la información de M rampas haciendo uso del radar de alta resolución descrito en el capítulo 2. El fin del estudio es comprobar si mediante la integración de las rampas es posible mejorar la SNR de la detección de blancos en movimiento y a la vez estimar la velocidad de los mismos. Se ha optado por una técnica de integración no-coherente frente a la de procesado Doppler pensando que se desea detectar blancos en una extensión muy amplia lo que supone trabajar con un número de muestras extremadamente grande que limitaría el procesado Doppler. El estudio que se presenta no pretende compensar la migración de celdas [Muñoz 06a, Muñoz 06b, Muñoz 08] sino utilizar el efecto que se produce en la migración de celdas por la velocidad, para obtener la velocidad del blanco sin necesidad de obtener la imagen ISAR. Tampoco se basa en predecir el movimiento del blanco, como en las técnicas de seguimiento. Además se desea detectar los blancos en movimiento en entornos con clutter y con ecos de baja relación señal a ruido como es el caso de los blancos situados a una distancia superior a 3 km. del radar (ver capítulo 3).

Este capítulo se distribuye en tres grades bloques; Primero se hace un estudio matemático de la integración no-coherente de varias rampas y de la ecuación que permite calcular la velocidad de los blancos a partir de la señal integrada. A continuación se verifica la ecuación obtenida matemáticamente mediante un estudio experimental, partiendo de la base de datos real obtenida tal como se explicó en el capítulo 3. Para tal fin, se analizan diferentes tipos de blancos, clutter e interferencias, tanto desde el punto de vista doppler, como de la representación "distancia- tiempo" y con la fórmula propuesta para el cálculo de la velocidad. Por último se presenta el algoritmo para la detección de los blancos basado en los resultados obtenidos del estudio previo.

5.2.MODELADO MATEMÁTICO.

5.2.1. Planteamiento del problema.

En este apartado se va a estudiar de forma teórica, partiendo de la ecuación del radar, la señal recibida de blancos en movimiento puntuales o formados por varias celdas. El esquema a seguir es el mostrado en la Figura 5.3.

Como se recordará, en el capítulo 3, se obtuvo la ecuación (5.1) que representa el módulo de la señal recibida muestreada y cuantificada antes de realizar la transformada de Fourier. En el esquema de la Figura 5.3, es la que se aplica a la entrada. Al realizar el modelado para un radar de alta resolución, la amplitud recibida de un mismo reflector de un blanco (cada pico en el perfil de distancia) se aproxima constante, tal como se demostró en el capítulo 3. Además cuando un blanco es extenso, la señal recibida de cada reflector del blanco aparece en el perfil de distancia como un pico independiente. Por este motivo y para simplificar las ecuaciones, la amplitud no se va a considerar en el modelado matemático.

$$d_a(n) = \cos[w_a \cdot \Delta f \cdot \tau \cdot n] + n_a(n)$$
(5.1)

donde:

 Δf : es el ancho de banda transmitido.

 τ : es el retardo de la señal recibida.

$$w_o = \frac{2\pi f_m}{f_s}$$
 siendo f_m la frecuencia de la rampa y f_s la frecuencia de

muestreo. Teniendo en cuenta que f_m y f_s tienen que ser múltiplos enteros.

A partir de esta ecuación y siguiendo el esquema propuesto, se va a estudiar lo que ocurre en los casos siguientes:

- Blanco en movimiento de longitud menor a la resolución.
- Blanco en movimiento de longitud igual a *L* mayor a la resolución.
- Comparación de los dos anteriores con el caso de blancos quietos.



Figura 5.3: Esquema para la obtención de la velocidad del blanco.

5.2.1.1. Análisis para blanco de longitud menor o igual a la resolución en movimiento.

Aquí vamos a estudiar el caso en el que los blancos son de ancho menor a la resolución y por tanto ocupan una celda de distancia.

Suponiendo un blanco con velocidad radial constante (v_r) respecto al sensor y situado a una distancia r_o en el instante inicial de la escena, t_R es el retardo y viene dado por:

$$\tau = 2\left(\frac{r_o + v_r n'}{c}\right) \tag{5.2}$$

donde:

n' es el tiempo absoluto que se puede expresar como n'=n+ T_m x

x: es el número de la columna matriz (las señal se divide por rampas y se van colocando en una matriz donde cada fila es una rampa)

 T_m : es el período de la moduladora

sustituyendo t_{R} y n' en la ecuación 5.1, queda:

$$d_{q}(n) = \cos\left[w_{o}\left(\frac{r_{o}}{\Delta r_{o}} + \frac{v_{r}T_{m}x}{\Delta r_{o}} + \frac{v_{r}n}{\Delta r_{o}}\right)n\right] + n_{q}(n)$$
(5.3)

donde:

$$\Delta r_{o}$$
 es la resolución del radar y viene dada por $\Delta r_{o} = \frac{c}{2\Delta f}$

El tercer término de la ecuación (5.3) $\left(\frac{v_r n}{\Delta r_o}\right)$ es mucho menor que uno, y por tanto la anterior ecuación puede reescribirse:

$$d_{q}(n) = \cos\left[w_{o}\left(\frac{r_{o}}{\Delta r_{o}} + \frac{v_{r}T_{m}x}{\Delta r_{o}}\right)n\right] + n_{q}(n)$$
(5.4)

Si se sustituye en la expresión (5.4) las siguientes ecuaciones:

$$k_{o} = \frac{r_{o}}{\Delta r_{o}}$$
(5.5)

$$k_{v} = \frac{v_{r} T_{m}}{\Delta r_{o}}$$
(5.6)

se obtiene la ecuación (5.7):

$$d_{q}(n) = \cos[w_{o}(k_{o} + k_{v}x)n] + n_{q}(n)$$
(5.7)

Como se observa en el esquema de la Figura 5.3, el primer paso (1) es realizar una transformada de Fourier de la señal de cada rampa. La transformada de Fourier de la ecuación (5.7) para una rampa (x=1) viene dada por:

$$x_{N}(w) = \delta(w - w_{o}(k_{o} + k_{v})) + \delta(w + w_{o}(k_{o} + k_{v})) + \sigma_{n}(w)$$
(5.8)

Puesto que el objetivo es obtener el perfil de distancia, $\Delta r_o \cdot k$, basta representar la señal en el rango de 0 a π obteniendo:

$$x_N(w) = \delta(w - w_o(k_o + k_v)) + \sigma_n(w) \qquad \text{para } 0 \le w \le \pi$$
 (5.9)

Si se almacena la información de M rampas consecutivas, se obtiene una matriz (distancia-tiempo) tal y como se muestra a la salida del bloque (1) de la Figura 5.3. Si ahora se suma el valor absoluto de las M rampas, bloque (2) de la Figura 5.3, se obtiene una señal cuya expresión es:

$$x'_{N}(w) = \sum_{x=1}^{M} \delta(w - w_{o}(k_{o} + k_{v}x)) + \sigma_{n}(w) \qquad \text{para } 0 \le w \le \pi \quad (5.10)$$

Esta ecuación equivale a la convolución de un pulso rectangular por una delta en la posición inicial, ecuación (5.11), si se cumple que $v_r T_m < \Delta r_e$.

$$x'_{N}(w) = \Pi(\frac{w}{k_{v}M}) \cdot \delta(w - w_{o}(k_{o} + k_{v}) + \sigma_{n}(w))$$
 para $0 \le w < \pi$ (5.11)

A continuación se selecciona la zona en donde se encuentra un blanco tras la detección automática del blanco, bloque (3) de la Figura 5.3 mediante un enventanado y tras ello se realiza la transformada de Fourier en la zona de señal integrada donde se encuentra el blanco, bloque (4) de la Figura 5.3.

El módulo de la transformada de Fourier de la ecuación (5.11), viene dada por una sinc más la señal de ruido:

$$|X'(K)| \approx \left| \frac{sen\left[K(\frac{k_v M}{2})\right]}{sen(K/2)} + \sigma_N \right|$$
(5.12)

De la ecuación (5.13) se concluye que el primer nulo de la sinc se produce para $\frac{2}{k_{y}M}$. O lo que es lo mismo, la mayor parte de la potencia del blanco se encuentra por debajo del valor dado por la ecuación (5.13).

$$f_{v} = \frac{2\Delta r_{o}}{T_{m}v_{v}M}$$
(5.13)

Esta ecuación nos permite diseñar la frecuencia de corte de un filtro que seleccione los blancos que se mueven con un velocidad superior a la radial (v_r) para un determinado número de rampas. El número de rampas permite seleccionar la velocidad mínima que se quiere detectar: cuanto mayor sea *M* menor será la velocidad que se puede discriminar.

Con el fin de verificar la ecuación (5.13), se realizó un experimento con dos blancos simulados uno estático y otro en movimiento y siguiendo el esquema de la Figura 5.3. En la Figura 5.4, se muestra la señal de un blanco puntual en movimiento comparada con la de uno estático.

En la Figura 5.5, se comparan los espectros de un blanco en movimiento con otro estático. Se observa que el espectro de un blanco puntual estático es plano mientras que el del blanco en movimiento aparece como una sinc con la frecuencia normalizada (f=K/N') del primer nulo (f_c) en 0,3. Si se tiene en cuenta que el blanco se está moviendo a una

velocidad de 5 m/s, que T_m es de 2,5 ms y que el valor de M es de 80 rampas, se puede comprobar, con la ecuación (5.13), que dicha frecuencia de corte f_c coincide con la representada en la figura:

$$f_v = \frac{2\Delta r_o}{T_w v_v M} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 5 \cdot 80} = 0.3$$

En la Figura 5.6, se compara un blanco de ancho L (0,9 m.) estático, con un blanco puntual moviéndose a una velocidad de 4,5 m/s. Si se calculan las frecuencias del primer nulo de ambos se tendría que:

para el blanco en movimiento (5.13):

$$f_{v} = \frac{2\Delta r_{o}}{T_{w}v_{v}M} = \frac{2\cdot0.15}{0.0025\cdot4.5\cdot80} = 0.3$$

y para el blanco quieto (3.18):

$$f_{L} = \frac{2\Delta r_{o}}{L} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.9} = 0.3$$



Figura 5.4: Comparación entre un blanco estático y otro en movimiento.



Figura 5.5: Comparación del espectro de un blanco puntual estático y otro en movimiento.



Figura 5.6: DFT del perfil de distancias, X(K), para un blanco estático de longitud L (rojo) y para un blanco puntual en movimiento (azul).

Una vez más se comprueba que el primer nulo coincide con las mostradas en la Figura 5.6.

En la Figura 5.6 se observa que el espectro del blanco en movimiento sufre una atenuación, por encima del primer nulo de la sinc, con relación al blanco de longitud L estático. Esta diferencia equivale a 5 dB para una frecuencia normalizada de 0,8, lo que permite diferenciar ambos casos y considerar que el movimiento del blanco realiza un filtrado sobre la señal radar obtenida.

5.2.1.2. Análisis para blanco de longitud *L* en movimiento.

Una vez estudiado lo que ocurre cuando los blancos son de longitud menor a la resolución, esto es ocupan una celda de distancia, se va a estudiar el caso en el que ocupen varias celdas.

Si el blanco tiene una longitud L y una velocidad $v = v_r$ (m/s), la señal de FI vendrá dada por la sumatoria de todas las señales recibidas del blanco (para r entre r_o y $r_o + L$). Hay que tener en cuenta que la variación de la amplitud es de muy baja frecuencia por lo que no se tiene en cuenta en el modelado matemático. Por tanto, a partir de la ecuación (5.4), la señal de FI queda:

$$d_{q}(n) = \sum_{l=0_{o}}^{L/\Delta r_{o}} \cos\left[w_{o}\left(\frac{r_{o}+l\Delta r_{o}}{\Delta r_{o}}+\frac{v_{r}T_{m}x}{\Delta r_{o}}\right)n\right]+n_{q}(n)$$
(5.14)

Si:

$$k_r = \frac{1}{\Delta r_o} \tag{5.15}$$

$$k_{v} = \frac{v_{r} T_{m}}{\Delta r_{o}}$$
(5.16)

la ecuación (5.13) se puede expresar como:

$$d_{q}(n) = \sum_{l=0}^{L/\Delta r_{o}} \cos[w_{o}(k_{r}(r_{o} + l\Delta r_{o}) + k_{v}x)n] + n_{q}(n)$$
(5.17)

El paso primero (1) en el esquema de la Figura 5.3, es realizar la transformada de Fourier de la señal de cada rampa (es decir cuando x=1). El módulo de la transformada de Fourier de la ecuación anterior viene dada por:

$$x(w) = \sum_{l=0}^{L/\Delta r_o} \delta(w - w_o(k_r(r_o + l\Delta r_o) + k_v)) + \delta(w + w_o(k_r(r_o + l\Delta r_o) + k_v)) + \sigma_n(w)$$
(5.18)

Si se almacena la información de M rampas consecutivas, se obtiene una matriz (distancia-tiempo) tal y como se muestra a la salida del bloque (1) de la Figura 5.3. Si ahora se y selecciona la parte de 0 a π de la señal dada por la ecuación (5.18) y se suma el valor absoluto de las M rampas, bloque (2) de la Figura 5.3, se obtiene la ecuación (5.19).

$$x'(w) = \sum_{x=1}^{M} \sum_{l=0}^{L/\Delta r_o} \delta(w - w_o(k_r(r_o + l\Delta r_o) + k_v x)) + \sigma_n(w) \quad \text{para } 0 \le w < \pi$$
(5.19)

La expresión (5.19) se puede poner como la convolución de dos señales rectangulares y una delta en la posición inicial, si se cumple que $v_r T_m < \Delta r_o$, mediante:

$$x'_{N}(w) = (\Pi(\frac{w}{k_{v}M}) * \Pi(\frac{w}{k_{r}L + k_{v}M})) * \delta(k - w_{o}(k_{r}r_{o} + k_{v})) + \sigma_{n}(w) \text{ para } 0 \le w < \pi$$
(5.20)

A continuación se selecciona mediante un enventanado la zona en donde se encuentra el blanco, bloque (3) de la Figura 5.3. El paso siguiente es realizar la transformada de Fourier de la zona de la señal integrada donde se encuentra el blanco (bloque (4) de la Figura 5.3). El valor absoluto viene dado por:

$$|X(K)| = \frac{|sen\left[K(\frac{k_r L + k_v M}{2})\right]}{sen(K/2)} \cdot \frac{sen\left[K(\frac{k_v M}{2})\right]}{sen(K/2)} + \sigma_N$$
(5.21)

La ecuación (5.21) pone de manifiesto que se produce un mínimo debido al ancho del pulso tras la integración:

$$f_{L'} = \frac{2\Delta r_{\circ}}{L'}$$
(5.22)

para:

$$L' = L + v_r M T_m$$

y otro debido a la velocidad para:

$$f_{v} = \frac{2}{\Delta K_{v}M} = \frac{2\Delta r_{o}}{T_{w}Mv_{c}}$$
(5.23)

De la ecuación (5.22) podemos calcular la velocidad del blanco a partir del valor del primer nulo de la sinc que es producida por la velocidad, sabiendo que el nulo producido por la longitud del pico integrado (5.22) es un parámetro fácil de calcular conociendo la longitud del pico tras integrar las *M* rampas y se produce primero.

$$v_r = \frac{2\Delta r_0}{T_m M f_v}$$
(5.24)

Esta ecuación permite conocer la velocidad del blanco realizando la transformada de Fourier de la firma del mismo. La validez de esta ecuación para casos reales se mostrará en el estudio experimental que se realiza en el apartado 5.3.

La validez teórica del modelo matemático propuesto se realizó mediante la simulación de un blanco estático de longitud L y otro móvil de la misma longitud. En la Figura 5.7 se representa la matriz de datos a la salida del bloque (1) de la Figura 5.3 para estos blancos. A continuación la señal se integra, se realiza la DFT dando como resultado el que muestra en la Figura 5.8. En ésta, se muestran los espectros para un blanco quieto de longitud 1,5 m, y otro de longitud 1,5 m y velocidad 4,5 m/s. Hay que tener en cuenta que la longitud L' del blanco en movimiento será la longitud de la señal integrada, es decir 0,9 m debido al desplazamiento más 1,5 que es el ancho sin integrar. Por tanto L' será de 2,4 m y por tanto el nulo debido a la longitud según la ecuación (5.22) será de 0,125. En el caso del blanco estático el nulo de la sinc viene dado por la ecuación (3.18), y será de 0,2.

Se puede observar que la señal del blanco en movimiento (roja) es la del blanco estático que ha sufrido un filtrado paso bajo con frecuencia de corte 0,33 que es coherente con el resultado de la ecuación (5.24).

$$f_v = \frac{2\Delta r_o}{T_v v_c M} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 4.5 \cdot 80} = 0.33$$

Se realiza otra prueba para una blanco a la misma velocidad pero de longitud 7 m y sin añadir ruido a la señal. En este caso el nulo de la sinc debido a la velocidad se debe encontrar en 0,33. En cambio el debido a la longitud de la señal integrada pasará de ser 0,125, a ser:

$$f_{\rm L} = \frac{2 \cdot 0.15}{7 + 0.0025 \cdot 4.5 \cdot 80} = 0.038$$

tal y como se puede ver en la Figura 5.9.



Figura 5.7: Representación distancia-tiempo para un blanco estático (rojo) y otro en movimiento (azul).



Figura 5.8: DFT del perfil de distancias, (X(K)) para un blanco de longitud L estático (azul) y otro en movimiento (rojo).



Figura 5.9: DFT del perfil de distancias, (X(K)) para un blanco de longitud L=7 m y velocidad 4,5 m/s.

5.2.2.Conclusiones.

El método de integración no-coherente de M rampas mostrado en los apartados anteriores nos permite obtener las siguientes conclusiones:

• Si se compara un blanco puntual estático con un blanco puntual en movimiento, se observa que la potencia de la señal del segundo tiene forma de sinc, siendo la frecuencia del primer nulo:

$$f_{v} = \frac{2\Delta r_{o}}{T_{m}v_{r}M}$$

• Si el pico tras integrar *M* rampas producido por un reflector del blanco tiene una ancho *L*', aparecen dos mínimos, uno debido a la longitud :

$$f_{L'} = \frac{2\Delta r_o}{L'}$$

y otro a la velocidad más pronuciado:

$$f_{v} = \frac{2\Delta r_{o}}{T_{m}v_{r}M}$$

- Si se tiene en cuenta las expresiones anteriores, el blanco en movimiento presentará lóbulos secundarios atenuados con respecto al blanco estático.
- Para conseguir que un blanco cambie la posición del primer nulo basta con modificar el número de rampas o el valor de la PRF.

5.3. ESTUDIO EXPERIMENTAL.

En el este apartado se aplica el modelo matemático obtenido a blancos reales. Éstos podrán ser estáticos, en movimiento, en presencia de clutter de mar (cercano y lejano) y con diferentes estados del mar y del viento. Los datos fueron capturados con un radar de alta resolución, con la metodología del apartado 3.2 del capítulo 3, y se exponen en el apéndice C y D.

Para analizar la velocidad de los blancos y verificar que su velocidad se puede calcular con la ecuación (5.24), se seleccionaron diferentes blancos en movimientos de la base de datos. Para tal fin, se representan de cada blanco su imagen doppler, la representación de la matriz distancia-tiempo, la firma obtenida a partir de la integración no-coherente de 80 rampas así como el espectro de dicha firma.

Para estimar la velocidad radial del blanco con la matriz distancia tiempo, se selecciona un pico en el instante inicial (t_1) situado a una distancia del radar R_1 . A continuación se vuelve a medir dicha distancia (R_2) en el instante final (t_2) . La velocidad viene dada por la ecuación (5.26).

$$v_{r_{-}m\acute{aximo}} = \frac{R_2 - R_1}{t_2 - t_1}$$
(5.25)

La desviación típica en la medida de la velocidad viene dada por la ecuación (5.27). Para ello se ha teniendo en cuenta que la medida del tiempo es exacta y que el error en la distancia viene dado, principalmente, por la resolución del radar.

$$\sigma_{\varepsilon_{v_r}} = \frac{\sqrt{2} \cdot \sigma_{\varepsilon_r}}{t_2 - t_1} = \frac{\Delta r}{t_2 - t_1}$$
(5.26)

Los datos de los blancos se comparan con clutter de mar e interferencias. De esta manera se quiere poner de manifiesto las diferencias entre el clutter y las interferencias con respecto a los blancos cuando se utiliza un radar de alta resolución.

5.3.1. Observación de datos reales.

En este apartado, se va a comparar los dos métodos de estimación de la velocidad para cuatro blancos reales con diferentes velocidades: un porta-contenedores con movimiento lento, un ferry, una boya y pesquero pequeño remolcando una lancha.

Los siguientes apartados han sido obtenidos con el radar funcionando en el modo 1, tabla 3.2, siendo $f_m = 400Hz$, $\Delta r_o = 0.15$ y 80 rampas en la integración. Para estos parámetros y estimando la velocidad a partir de la DFT de la firma, la velocidad mínima que se corresponde con una frecuencia normalizada de 1, será de 1,5 m/s. La velocidad máxima será de 60 m/s, por ser la velocidad a la cual el salto entre una rampa y otra del blanco debido a la velocidad es superior a una celda de distancia.

5.3.1.1. Caso 1: Porta-contenedores.

En la Figura 5.10 inferior-izquierda se representa los datos en distancia-tiempo para el caso de un porta-contenerdores. De ella se puede calcular que el barco se está moviendo unos 0,5 metros en 0,2 s., y haciendo uso de la ecuación (5.26) se obtiene una velocidad de 2,5 m/s. o 9 Km/h. En la imagen Doppler se observa que la imagen del barco está separada de 0 Hz, lo que implica movimiento lento al ser estrecho el ancho de la imagen. En la representación del espectro (Figura 5.10 inferior-derecha) se observa como para 0,63 se produce el primer nulo de la sinc o lo que es lo mismo, la señal es menor a -5dB. Si se aplica la ecuación (5.24):

$$v_r = \frac{2\Delta r_o}{T_m \cdot M \cdot f_v} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 82 \cdot 0.63} = 2.32 m / s$$

Se comprueba como la velocidad se corresponde con la calculada a partir de la representación distancia-tiempo. En la misma figura se ha incluido la firma del portacontenedor (perfil de distancia del blanco), para posteriores comparaciones.



Figura 5.10: Imagen Doppler de un portacontenedor (superior-izquierda), representación distanciatiempo (inferior-izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo (inferior-derecha).

5.3.1.2. Caso 2: Ferry.

En la Figura 5.11 se muestra un ferry entrando al puerto. De la representación Distancia-Tiempo, Figura 5.11 inferior-izquierda, se puede obtener que el barco se está moviendo unos 2,2 metros en 0,2 s., lo que equivale a una velocidad de 11 m/s o 39 Km/h. Si se compara la imagen Doppler de este ferry con la mostrada en la Figura 5.10, se observa como el ancho en frecuencia Doppler es de unas 5 veces superior a la calculada en dicha figura, lo que se corresponde con la diferencia de velocidad de 2 m/s. a 10 m/s.

En la representación del espectro, Figura 5.11 inferior-derecha, se observa como para 0,13 se produce el primer nulo de la sinc (la señal es menor a -5dB). Si se aplica la ecuación (5.24):

$$v_r = \frac{2\Delta r_o}{T_m \cdot M \cdot f_v} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 82 \cdot 0.14} = 10.71 m/s$$

Se ve como la velocidad se corresponde con la calculada a partir de la representación distancia-tiempo.

De la firma del ferry (Figura 5.11 superior-derecha) es posible observar como el barco, está formado por varios picos de amplitud a lo largo de la extensión del blanco, en vez de ser una señal continua como ocurría en los radares de baja resolución [Richazek 00]. Esto significa que el blanco está compuesto por múltiples reflectores (picos) que aparecen como blancos independientes debido a la alta resolución del radar. Si se comparan la firma de la Figura 5.11 con la Figura 5.10, se comprueba que el ancho de los picos del ferry es muy superior a la de los picos de la firma del porta-contenedor.



Figura 5.11: Imagen Doppler de un ferry entrando al puerto (superior-izquierda), representación distancia-tiempo (inferior-izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo (inferior-derecha).

5.3.1.3. Caso 3: Boya.

En la Figura 5.12, se muestra la señal capturada cuando el blanco es una boya de pequeñas dimensiones y está próxima a una lancha en movimiento. Se comprueba que el blanco está compuesto por un único pico al tratarse de una boya pequeña. Este único pico, que constituye su firma, tiene un ancho mayor a 1 metro lo que indica que no es una interferencia o ruido. En la representación Doppler también se puede comprobar que la imagen de la boya está muy próxima a 0, pero sin llegar a ser un movimiento nulo. Esto se debe a que al estar en el mar y próxima a una lancha en movimiento, se mueve con el movimiento del mismo. En la representación distancia-tiempo, en cambio no se observa ningún movimiento. Si se calcula la velocidad a partir de la representación de la DFT de la firma, se comprueba que el primer valor que baja de -5 dB se produce para 0,98, aunque no se puede confirmar al estar cerca de 1. Por lo tanto se puede decir que el blanco presenta una velocidad menor o igual a:

$$v_r \le \frac{2\Delta r_o}{T_m \cdot M \cdot f_v} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 82 \cdot 0.98} = 1.53 m/s$$

Esto indica que el blanco no está completamente estático debido al movimiento del mar, tal y como aparece en la imagen Doppler, que no es posible de verificar en la representación Distancia-tiempo.


Figura 5.12: Imagen Doppler de una boya, representación distancia-tiempo (inferior-izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo (inferior-derecha).



5.3.1.4. Caso 4: Pesquero.

Figura 5.13: Imagen Doppler de un pesquero pequeño, representación distancia-tiempo (inferiorizquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo (inferiorderecha).

En la Figura 5.13 se muestra la señal capturada de un barco pesquero de pequeñas dimensiones que remolca un bote de menos de 2 metros de eslora. En la firma se representa únicamente el pesquero y se comprueba que de éste aparecen 4 picos, siendo el de mayor potencia de ancho 4 m. También se puede comprobar como en la representación Doppler la imagen del barco está cerca de 0 pero con un ancho muy superior a la de la boya, lo que indica que se mueve a una velocidad superior. Es interesante apreciar también en la imagen Doppler como se puede ver el mástil del pesquero con una velocidad Doppler diferente.

En la representación distancia-tiempo, se puede calcular una velocidad del pesquero de 4 m/s. Si se calcula la velocidad a partir de la representación de la DFT de la firma, se comprueba que el primer mínimo se produce para 0,75, siendo producido por el ancho del pico, 4 m, según la ecuación (5.22). El primer nulo de la siguiente sinc, y que pasa por -5 dB, se produce para 0,42, o lo que es lo mismo que el blanco presentaría una velocidad de:

$$v_r = \frac{2\Delta r_o}{T_m \cdot M \cdot f_v} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 82 \cdot 0.42} = 3.57 m/s$$

Con esta medida se vuelve a comprobar como la ecuación (5.24), permite dar una velocidad de los blancos con un error muy bajo.

5.3.1.5. Comparación de los resultados.

En la Tabla 5.1, se recogen los resultados obtenidos de la medida de la velocidad en la matriz distancia-tiempo $(v_{r_m \acute{aximo}})$ y por el método propuesto (v_r) . También se muestra la diferencia entre ambas $v_r - v_{r_m \acute{aximo}}$ que índica el error cometido. También se muestra la estimación del error cometido midiendo la velocidad en la matriz distancia-tiempo $(\sigma_{\varepsilon_{v_r}})$. La diferencia en dB, nos indica la diferencia entre la amplitud para frecuencias menores que 0,1 y para las cercanas a 1.

	V _{r_máximo}	v _r	V _r -V _{r_máximo}	$\sigma_{_{\mathcal{E}_{v_r}}}$	Diferencia (dB)
Caso 1: Portacontenedores	2,50 m/s	2,32 m/s	0,18 m/s	0,75 m/s	-10 dB
Caso 2: Ferry	11,00 m/s	10,71 m/s	0,29 m/s	0,75 m/s	-10 dB
Caso 3: Boya	0,00 m/s	1,53 m/s	1,53 m/s	0,75 m/s	- 7 dB
Caso 4: Pesquero	4,00 m/s	3,57 m/s	0,43 m/s	0,75 m/s	-10 dB

Tabla 5.1: Resumen de las medidas para los cuatro casos.

Si se comparan la diferencia para en la estimación de la velocidad por ambos métodos se observa que la diferencia es menor al error $\sigma_{\varepsilon_{v_r}}$, salvo para el caso de la boya. Esto indica que para velocidades menores a 1,7 m/s, el algoritmo propuesto para estimar la velocidad deja de ser fiable. Para volver a tener una estimación fiable, hay que aumentar el parámetro $(T_m \cdot M)$; es decir, el tiempo que se observa el blanco. Esto puede realizarse bien incrementando el número de rampas bien disminuyendo la frecuencia de las mismas.

Si se tiene en cuenta que a partir de frecuencias normalizadas superiores a 0,9 ya no se puede diferenciar entre movimiento y longitud del blanco, se puede concluir que la velocidad mínima que se puede estimar con la técnica propuesta es:

$$v_{r_{minima}} = \frac{2 \cdot \Delta r_0}{T_m \cdot M \cdot 0.9}$$
(5.27)

5.3.2. Observación de clutter.

Tras el estudio realizado sobre diferentes blancos reales en función de su firma y velocidad, en este apartado se presentan los resultados de la observación de clutter de mar e interferencias.

En la Figura 5.14, se muestra la señal capturada e integrada con el radar de alta resolución ubicado en la localidad costera de Taliarte (a unos 200 metros de mar). Se puede ver la diferencia en la señal recibida en el radar para un día de mar en calma y uno otro con estado de mar 5. También se comprueba que la potencia de la señal reflejada por el clutter es más potente cerca de la costa, donde rompen las olas, que en alta mar. A partir de unos 3 km la potencia del clutter comienza a ser menor que la del ruido por lo que los picos de aquél quedan enmascarados por el ruido. Las diferencias en los datos del clutter en función de la cercanía a la costa se deben, tal como se explicó en el capítulo 3, a la menor profundidad del mar cerca de la misma, a la mayor resolución angular del radar y al mayor tamaño de las olas.



Figura 5.14: Perfil de distancias del mar en estado 5 y calma.

En la Figura 5.15, se muestra la imagen Doppler de la señal capturada por el radar en diferentes estados de mar. En estas imágenes no se ha representado la señal en 0 Hz, para ver con más claridad los picos que tienen movimiento. Se puede comprobar que para el mar en calma prácticamente no aparece ningún pico con frecuencia Doppler diferentes de 0 Hz. A partir del estado mar de 2 se aprecian algunos picos puntuales y con un estado de mar 6, los picos de clutter se pueden apreciar como blancos en movimiento.

Esto indica que las olas de cierto tamaño se ven como blancos de pequeño tamaño en movimiento. Para comprobar la velocidad a la que se mueven se hizo un estudio más detallado del fenómeno. En la Figura 5.16 se muestra la función distancia-tiempo que permite estimar una velocidad aproximada del pico de clutter de 3,5 m/s o 12 km/h. Si la estimación se hace a partir de la representación de la DFT de la firma, se comprueba que el primer nulo se produce para 0,46, o lo que es lo mismo que el pico de clutter presenta una velocidad de:

$$v_r = \frac{2\Delta r_o}{T_m \cdot M \cdot f_v} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 82 \cdot 0.46} = 3.18 m / s$$

En la Tabla 5.2, se comparan las velocidades del clutter (Figura 5.16), con las de un barco pesquero (Figura 5.13) que se mueve aproximadamente a la misma velocidad. De los resultados se concluye que a partir del primer nulo, la potencia del clutter no cae más 5 dB mientras que en el pesquero la diferencia de potencia es superior a los 10dB. Esta diferencia muestra que la técnica propuesta permite distinguir el clutter de un blanco aunque aparentemente se muevan a la misma velocidad. También sugiere que, con un filtrado paso bajo de la señal de FI, se discrimine con facilidad el blanco en movimiento del clutter.

	V _{r_máximo}	v _r	V _r -V _{r_máximo}	$\sigma_{_{m{arepsilon_{v_r}}}}$	Diferencia (dB)
Clutter	3,5 m/s	3,18 m/s	0,39 m/s	0,75 m/s	-5 dB
Caso 4: Pesquero	4,00 m/s	3,57 m/s	0,43 m/s	0,75 m/s	-10 dB

Tabla 5.2: Resumen de las medidas para clutter y para el pesquero.



Figura 5.15: Imagen Doppler de clutter en diferentes estados de mar.



Figura 5.16: Imagen Doppler de clutter de mar (superior-izquierda), representación distancia-tiempo (inferior-izquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha) y espectro del mismo (inferior-derecha).

Para verificar que la integración de varias rampas de clutter o de un blanco estático apenas modifica su ancho tras la integración, en la Figura 5.17 se han representado diferentes situaciones de firmas integradas y sin integrar. Se puede observar como en el caso del clutter (Figura 5.17, derecha), al integra 82 rampas (señal en rojo), el ancho del pico es incluso menor que para una rampa (señal azul). Para el blanco estático, tras la integración el ancho se mantiene. En el tercer caso de un bote en movimiento (Figura 5.17, izquierda), se ve como el ancho de la señal tras la integración es claramente mayor. Esto pone de manifiesto las diferencias entre el clutter y los blancos, lo que constituye el fundamento para proponer un algoritmo de filtrado sencillo que permite discriminar el blanco del clutter, blancos en movimiento y estáticos y ordenar los blancos que se mueven a diferente velocidad.



Figura 5.17: Firmas de distintos tipos de reflectores: para una rampa (azul) y tras la integración nocoherente de 82 rampas (roja).

5.3.3. Observación de interferencias.

Para comprobar la variación de amplitud de una interferencia a lo largo del tiempo, se realizó la representación en Doppler, en distancia-tiempo y se obtuvo la DFT de la firma, tal y como se muestra en la Figura 5.18

En la imagen Doppler de la interferencia se observa que no se encuentra cerca del cero Doppler pero, en la representación Distancia-Tiempo no varía la distancia a la que se encuentra con el tiempo. Esto se debe a que la fase de la interferencia varía con el tiempo y por ello, en la imagen Doppler se refleja como un blanco en movimiento. Por tanto, no es posible diferenciar mediante Doppler una interferencia de un blanco en movimiento.

Si se calcula la velocidad a partir de la representación de la DFT de la firma, se comprueba que el primer nulo se produce para 0,9; es decir, la interferencia se desplaza a una velocidad de:

$$v_r = \frac{2\Delta r_o}{T_m \cdot M \cdot f_v} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 82 \cdot 0.9} = 1.62 m / s$$



Figura 5.18: Imagen Doppler de una interferencia: representación distancia-tiempo (inferiorizquierda), firma del blanco integrando 80 rampas (superior-derecha), y espectro del mismo. (inferiorderecha).

Tabla 5.3: Resumen de la	s medidas para una	interferencia y para	la boya.
--------------------------	--------------------	----------------------	----------

	V _{r_máximo}	V _r	V _r -V _{r_máximo}	$\pmb{\sigma}_{\pmb{\varepsilon}_{v_r}}$	Diferencia (dB)
Interferencia	0 m/s	1,62 m/s	1,62 m/s	0,75 m/s	-4 dB
Caso 3: Boya	0 m/s	1,53 m/s	1,53 m/s	0,75 m/s	- 6 dB

Si se compara este resultado con el de la boya (Figura 5.12) se observa que es prácticamente el mismo. La única diferencia se produce en la atenuación después del nulo: en el caso de la interferencia la potencia cae unos 4 dB mientras que en la boya cae unos 7 dB, tal como se muestra en la Tabla 5.3. Ello implica que el nulo de la interferencia no es debido a la velocidad sino a al ancho del pico según se explicó en el apartado 5.2.1.2. Si se tiene en cuenta el ancho de los picos de menos amplitud, aproximadamente 0,3 m, la frecuencia normalizada debida al ancho viene dada por:

$$f_{L'} = \frac{2\Delta r_o}{L'} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.3} = 1$$

por lo tanto el mínimo está producido por la longitud del pico y no por la velocidad. En cambio en el caso de la boya el ancho de 0,8 m, por lo que el nulo debido a la longitud sería:

$$f_{L'} = \frac{2\Delta r_o}{L'} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.8} = 0.37$$

De estos resultados se puede comprobar como se puede diferenciar entre un blanco de pequeñas dimensiones con velocidad lenta y una interferencia.

5.3.4. Conclusiones del procesado de datos reales.

De la observación de los datos reales se puede concluir que mediante la ecuación (5.24) es posible calcular con un error menor a 0,75 m/s. la velocidad de los blancos. La ventaja principal de este método es que permite calcular la velocidad sin necesidad tener que trabajar con una matriz, con lo que se reduce el tiempo de procesado con respecto a otras técnicas como por el máximo o técnicas más elaboradas como la transformada de Hough.

También se comprueba que el clutter de mar cerca de la costa, a distancias menores de 3 Km., se comporta como blancos de baja potencia en movimiento. Por tanto, a esas distancias, es muy difícil diferenciar los blancos móviles de pequeño tamaño del clutter, exclusivamente por su imagen Doppler.

Además, como la potencia y la velocidad de los picos de clutter no permanecen constantes durante el tiempo, la integración de varias rampas hace que el clutter pierda más amplitud que los blancos y que la DFT de la firma se pueda diferenciar de la un blanco en movimiento

Por otro lado, las señales de interferencia tampoco se localizan en 0 Hz Doppler al no tener una fase constante; por tanto, no se pueden diferenciar por Doppler pero sí mediante la DFT de la firma.

A partir de los 3 Km. la potencia el clutter deja de ser visible y el ruido del sistema pasa a ser el predominante. En consecuencia, a partir de 3 Km. de la costa el clutter se puede modelar como ruido Gaussiano.

De las firmas de los blancos se comprueba que al integrar varias rampas de señal durante un intervalo de tiempo, el ruido en la firma se reduce considerablemente y se resaltan los reflectores del blanco.

Con todo ello, en el apartado siguiente se propone un método novedoso para ordenar los blancos según su velocidad y detectarlos en entornos de clutter o ruido.

5.4. ALGORITMO DE DETECCIÓN PROPUESTO.

En este apartado se presenta un nuevo método para la detección de navíos mediante radares FM-CW, que permite dar una estimación de la velocidad de los blancos observados. Se basa en la realización de un filtrado FIR de la suma de N rampas consecutivas que también permite la detección automática de los barcos en movimiento. El algoritmo funciona incluso con bajo nivel de señal, permitiendo distinguir los blancos móviles de los estáticos, del clutter, de señales interferentes (por ejemplo emisoras de HF) o de las propias del radar.

Partiendo del modelo matemático presentado en el apartado 5.2 y de la comprobación del mismo en el apartado 5.3 con datos reales, se puede afirmar que un filtrado paso bajo la señal resultante de la integración de un número suficiente de rampas, disminuye la potencia de los blancos que permanecen inmóviles y se mantendrá igual en los blancos con velocidad superior a la que da la frecuencia f_c , según la ecuación (5.27). Además, la atenuación será mayor cuanto menor sea la velocidad del blanco. Por tanto, si por ejemplo un pico de la señal filtrada paso bajo supera un umbral, se selecciona el máximo de dicho pico y se divide por el máximo del mismo pico de la señal sin filtrar, obteniéndose el porcentaje en que se atenúa la señal.

El esquema del algoritmo de detección propuesto se muestra en la Figura 5.19. El primer paso (1) es la suma del valor absoluto de M rampas. El valor del número de rampas dependerá de los parámetros del radar y de la velocidad que se quiera detectar (apartado 5.2). A continuación, la firma se pasa por un filtro paso alto (2) para eliminar el nivel de continua y otras componentes de muy baja frecuencia que la acompañan. Tras ello, la señal pasa por un filtro paso bajo (3). El valor de la frecuencia de corte de este filtro (f_c), será el que indique la velocidad máxima que se podrá discernir. A partir de dicha velocidad, y dependiendo del diseño del filtro, todos los valores estarán próximos a 1. La velocidad máxima por tanto, se puede calcular a partir de la ecuación (5.24) y vendrá dada por:

$$v_{maxima} = \frac{2 \cdot \Delta r_0}{T_m \cdot M \cdot f_c}$$
(5.28)

La salida de este filtro se pasa a un comparador (4) que compara la señal con un umbral (T1) cuyo valor será el eficaz de la señal en ausencia de blanco. El objetivo de este umbral es reducir la probabilidad de falsa alarma y eliminar la posibilidad de que se detecte el rizado producido por el filtro paso bajo. Nótese que el ruido Gaussiano será atenuado considerablemente a la salida del filtro paso bajo, por lo que quedará por debajo del umbral.

En el siguiente bloque (5), la señal detectada como posible blanco $(x_{filt}(k))$ es dividida por la de entrada $(x_{int}(k))$:

$$Salida = \frac{x_{filt}(k)}{x'_{int}(k)}$$
(5.29)

Este valor estará próximo a 1 cuando el blanco esté en movimiento y a 0 cuando se trate de interferencias o de ruido.

En los siguientes apartados se comprueba la validez del algoritmo propuesto tanto con datos simulados como reales. También se compara con el algoritmo evaluado en el capítulo 4 y con técnicas CFAR.



Figura 5.19: Esquema del detector.

5.4.1. Estudio de la salida del detector dependiendo de la velocidad y del ancho del blanco.

Para comprobar la validez del algoritmo se seleccionaron los parámetros del filtro paso bajo y se simuló un blanco puntual con diferentes velocidades. En primer lugar se seleccionó la frecuencia de corte del filtro paso bajo y el número de rampas. Dado que los barcos que entran y salen del puerto van a una velocidad máxima de 40 Km/h (11m/s), se utilizó una frecuencia de corte normalizada de 0,15.

El radar se ubicó en Tafira y se utilizó el modo de funcionamiento 1 (se describió en el capítulo 3). Aplicando la ecuación (5.28), la máxima velocidad que se puede detectar distinguiendo velocidades es:

$$v_{maxima} = \frac{2\Delta r_o}{T_m \cdot M \cdot f_c} = \frac{2 \cdot 0.15}{0.0025 \cdot 82 \cdot 0.15} = 10m/s$$
(5.30)

El experimento se muestra en la Figura 5.20. Para tal fin, se simuló un blanco puntual variando su velocidad de 0 a 20 m/s y con diferentes SNR (10 y 15 dB) en presencia de ruido Gaussiano. La señal generada se pasa al detector propuesto y la media del porcentaje obtenido entre la entrada y la salida, tras 10000 repeticiones se muestra en la Figura 5.21.



Figura 5.20: Diagrama de bloques del experimento.

En esta figura se observa que el valor de la salida depende de la amplitud de la señal a la entrada al detector. Para que dicha salida sea independiente de la amplitud de la señal de entrada, se multiplica por un factor de corrección. El resultado de la operación se muestra en la Figura 5.22. Si además se quiere obtener la salida en función de la velocidad, aquella se puede modelar con una distribución normal de parámetros μ =0,956 y σ =5,91. En la Figura 5.23 se muestra la velocidad aproximada del blanco en función de la velocidad simulada del mismo.

Hay que tener presente que la velocidad de los blancos viene dada por el número de rampas integradas (M). Por tanto y según la ecuación (5.31), manteniendo constantes los parámetros del detector, se pueden obtener velocidades menores integrando un mayor número de rampas y al contrario, se pueden detectar velocidades mayores integrando un menor número de rampas.



Figura 5.21: Salida del detector para blancos simulados con ruido Gaussiano.



Figura 5.22: Salida del detector multiplicando por un factor en función de la amplitud entrada de los blancos.



Figura 5.23: Salida del detector en función de la velocidad.

5.4.2. Comparación de los resultados con las técnicas CFAR para un blanco puntual en movimiento.

El algoritmo propuesto de detección mediante una única rampa (capítulo 4) tenía la limitación de no poder detectar un blanco puntual de tamaño igual o menor a la resolución del radar. Por tanto, en el capítulo 4 no se realizó ningún experimento para la detección de un blanco de tamaño igual o menor a la resolución del radar (0,15 m) y los resultados de este apartado no pueden ser comparados.

Para poder evaluar la detección de un blanco puntual en movimiento en clutter lognormal se procedió a simular un blanco puntual con una velocidad de 8 m/s. Tras la integración no-coherente de 80 rampas se procedió a detectar el blanco con el algoritmo propuesto en este capítulo, con SO-CFAR en distancia y con la técnica de la Ventana Deslizante aplicada al perfil de distancia, sin realizar integración binaria. Los umbrales de todos los algoritmos que se comparan fueron optimizados para obtener una probabilidad de falsa alarma igual a 0,001.

En la Figura 5.24, se muestran los resultados tras realizar el experimento 100.00 veces. Se observa que el algoritmo propuesto en este apartado presenta una mejora en la SNR requerida para la detección de 8dB con respecto a SO-CFAR y de 4 dB con respecto a la técnica de la ventana deslizante para una probabilidad de detección del 100% en clutter Log-Normal.



Figura 5.24: Curvas Pd para un blanco puntual con clutter (log-normal). Comparación de diferentes técnicas de detección.

5.4.3. Comparación de los resultados con las técnicas CFAR para un ferry en movimiento.

Con el fin de que los resultados con el algoritmo propuesto en este capítulo fueran comparables con los obtenidos en el capítulo 4, la relación señal a ruido se calcula para cada rampa y después se integra. Hay que tener en cuenta que no se pueden comparar los resultados con la integración no coherente de un blanco estático pues al estar en movimiento no se integran 80 rampas del mismo punto sino un máximo de 7, que es lo que permanece cada reflector en una celda cuando la velocidad del blanco es de 11 m/s. Por tanto, los resultados se comparan con la técnica SO-CFAR para poder ver la ganancia real de la integración.

En la Figura 5.25 se aprecia que con el algoritmo propuesto se consigue una mejora de 4 dB con respecto a la técnica de la Ventana Deslizante y de 8 dB con relación a la técnica SO-CFAR, para una probabilidad de detección del 100%. Si el blanco se observa en presencia de clutter, ver Figura 5.26, la mejora es de 10 dB con respecto a SO-CFAR y se mantiene en 4 dB con relación a la técnica de la Ventana Deslizante.



Figura 5.25: Curvas Pd para un ferry con ruido e integración. Comparación de diferentes técnicas de detección.

Se comprueba que con el algoritmo propuesto se detecta el ferry a partir de -14 dB de SNR, mientras que sin integración (Figura 4.29) se obtenía una probabilidad de detección del 100% a partir de -4 dB. Es decir, se obtiene una mejora por la integración y el método propuesto de 10 dB de SNR. Con relación a la técnica de la Ventana Deslizante, aplicada después de integrar 80 rampas, se obtiene una mejora con respecto a sin integración de 14 dB, mientras que para la técnica de SO-CFAR se obtiene una mejora de 4 dB tras la integración. Lo que demuestra la ventaja de la integración en todas las

técnicas, siendo más evidente la mejora para la técnica de la Ventana Deslizante y la técnica propuesta.



Figura 5.26: Curvas Pd para un ferry con clutter e integración. Comparación de diferentes técnicas de detección.

5.4.4. Comparación de los resultados con las técnicas CFAR para un bote estático.

Veamos ahora los resultados de las diferentes técnicas de detección cuando se trata de un bote de pequeña dimensiones que se desplaza a una velocidad inferior a 1 m/s. En la Figura 5.27 se observa que en este caso la ganancia del algoritmo propuesto y con SO-CFAR es de 32 dB con respecto a la que se obtenía sin integración (figura 4.28). En cambio, con la técnica de la Ventana Deslizante se obtiene una ganancia de 28 dB. Por otro lado y como se muestra en la Figura 5.24, si el bote se encuentra en presencia de clutter los resultados son similares al caso en el que se presenta ruido con integración.

Se concluye que para el caso de blancos quietos la mejora por integración es de 2 dB con relación a los obtenidos mediante la técnica SO-CFAR, mientras que para el caso de blancos móviles el algoritmo propuesto presenta una mejora de 8 dB frente a las otras técnicas en las que no tienen en cuenta la velocidad del blanco. Esto evidencia que este algoritmo mantiene la probabilidad de detección en blancos estáticos mientras que presenta una mejora significativa en el caso de blancos en movimiento. Además, si se compara con el algoritmo propuesto sin integración en el capítulo 4, se consigue una mejora significativa de la SNR requerida para la detección de blancos, tanto estáticos como en movimiento, en presencia de ruido y de clutter.



Figura 5.27: Curvas Pd para un bote quieto con ruido e integración. Comparación de diferentes técnicas de detección.



Figura 5.28: Curvas Pd para un bote quieto con clutter e integración. Comparación de diferentes técnicas de detección.

5.4.5. Estudio de la salida de detector cuando se aplica a la entrada varios blancos reales.

A modo de aplicación práctica se procedió a pasar un vector con 4 tipos de blancos: un ferry con velocidad de 11 m/s, un ferry con velocidad de 4,5 m/s, un velero con velocidad 5 m/s y una interferencia real. En la Figura 5.29 se muestran las firmas de los diferentes blancos con indicación de su velocidad. Éstas fueron calculadas mediante la matriz distancia-tiempo.

En la Figura 5.30 se observa que la velocidad a la salida del detector, calculada con el algoritmo propuesto, coincide con la obtenida mediante la matriz distancia-tiempo. También se puede ver que la interferencia no es detectada a pesar de que su potencia sea mayor que la del velero.

En la Figura 5.31 se puede observar la matriz distancia-tiempo del velero que se aparece en la figura Figura 5.29. Se puede comprobar la baja SNR de la señal del velero y la dificultad del cálculo de la velocidad sin utilizar integración.

Por tanto, se concluye que el detector propuesto permite localizar blancos al mismo tiempo que suministra una estimación de su velocidad, independientemente del número de blancos que aparezcan en el escenario. También se puede comprobar que la detección no se ve afectada por las interferencias y que permite detectar los blancos que sobrepasen un límite de velocidad establecido.



Figura 5.29: Señal de entrada al detector, x_{int}(k), en la que aparecen diferentes tipos de blancos.



Figura 5.30: Señal a la salida del detector.



Figura 5.31: Matriz distancia-tiempo del velero y perfil en distancia tras la integración de 80 rampas.

5.5.APORTACIONES DEL CAPÍTULO.

En este apartado se resumen los resultados más significativos de este capítulo:

- Se ha demostrado que la transformada de Fourier de la integración no-coherente de la firma del blanco, una vez que este ha sido detectado, permite obtener la velocidad del mismo con la ecuación (5.24), de forma más rápida y analizando un menor tiempo de señal que con el análisis de la matriz tiempo-frecuencia. La velocidad máxima para la cuál se puede medir la velocidad del blanco por esta técnica vendrá limitada por $v_r \leq f_m \Delta r_o$. La velocidad mínima del blanco que se quiere medir viene limitada mediante la ecuación (5.27) que es función del número de rampas integradas, la PRF y la resolución del radar.
- Se ha propuesto un nuevo método de detección que presenta la ventaja de proporcionar la velocidad de los blancos, independientemente del número de blancos que se encuentren en el escenario. Tras la demostración que los blancos en movimiento presentan su mayor potencia en baja frecuencia, el nuevo método consiste en separar los blancos, mediante un filtro paso bajo, del clutter, interferencias, ruido y blancos estáticos. Además, la ecuación (5.28) permite obtener la velocidad máxima para la que el algoritmo puede estimar la velocidad del blanco. Para una velocidad del blanco superior a la dada por la ecuación (5.28), la velocidad estimada será próxima a la máxima. Esta técnica tiene menos coste computacional que el procesado Doppler o que las técnicas tiempo-frecuencia. Además no se necesita trabajar con matrices sino con un único vector disminuyendo la complejidad del sistema. También permite separar los blancos de pequeño tamaño en movimiento de los picos de clutter o interferencia y mejora la ganancia obtenida con la integración de varias rampas cuando el blanco está en movimiento consiguiendo una ganancia superior a 6 dB en estos casos que las otras técnicas. En el caso de blancos estáticos se obtiene una ganancia de detección de 2 dB frente a técnicas SO-CFAR.

6. IDENTIFICACIÓN DE BLANCOS MARÍTIMOS

6.1. INTRODUCCIÓN.

Tal y como se explicó en los capítulos anteriores, para poder identificar un blanco es necesario detectar previamente todos los puntos que lo componen en diferentes posiciones y estados del mar (capítulo 4). Además es importante determinar su velocidad para separarlo de otros blancos cercanos (capítulo 5).



Figura 6.1: Esquema para la identificación de un blanco.

Antes de establecer el algoritmo de identificación de un blanco (Figura 6.1), es necesario decidir el tipo de señal radar que se desea utilizar. Para el proceso de identificación automático, **[Guirong_89]** las clasifica en tres tipos o métodos:

- Usando la respuesta electromagnética del blanco [Guirong 89].
- Reconociendo la forma del barco mediante técnicas de imagen Doppler (Figura 6.2). [Maki 01], [Maki 02].
- Usando el perfil de distancia, también denominado como "firma del blanco" (Figura 6.3). [Gil 06], [Lu Jun 94].



Figura 6.2: Imágenes Doppler de un velero



Figura 6.3: Firma del "Volcán de Tejeda" a la izquierda y "Volcán de Timanfaya" a la derecha.

Los blancos marítimos son más difíciles de clasificar que otros tipos de blancos **[Moruzzis 04]** por los siguientes motivos:

- *El ángulo en el que se encuentra el blanco con respecto al radar (aspect angle).* Es difícil determinar la orientación del barco con respecto al radar, sobre todo en el caso de que se encuentre inmóvil.
- *Presencia de clutter o de otras interferencias.* Estos efectos pueden producir errores en la detección haciendo que la firma sea de mayor longitud que la real.
- *Poca relación señal a ruido de la señal.* Si los bordes de la firma tienen poca potencia se puede perder información de la misma reduciendo el tamaño real del buque.
- *Blancos muy próximos,* que provocan confusión con el barco que se quiere identificar.
- La variación temporal de la firma. La firma puede sufrir alteraciones debido a que un mismo buque presenta desplazamientos y variaciones. Si se compara con un avión, es más difícil encontrar los parámetros que caractericen el barco. Para el avión el movimiento principal es el de translación y se puede estimar siguiendo su trayectoria, en cambio el barco son tres (balanceo, guiñada y cabeceo) y no se puede estimar. [Moruzzis 04, Yamamoto 01].

Revisadas las características y problemas de la señal que se va a utilizar en la identificación, el siguiente paso es decidir si se usan datos reales o simulados. Diferentes autores explican y validan programas de simulación de blancos tal y como el XPATCH [Andersh 00, Jacobs 97, Jacobs 00]. En la mayoría de los trabajos publicados hasta la fecha se han utilizado una base de datos simulada [Gil 06].

Continuando en el esquema seguido para la identificación de la Figura 6.1, el primer paso en la identificación es detectar correctamente el blanco como se explicó en el capítulo 4 (paso (1) de la Figura 6.1). El siguiente paso (paso (2) de la Figura 6.1), es alinear todas las firmas que llegan de forma automática. Los algoritmos de clasificación tales como Redes Neuronales (NN) son muy sensibles a desplazamientos de la señal de entrada. Dado que la variación de la firma es uno de los problemas que se plantean, es necesario utilizar algún método de "alineación de firmas" de un mismo blanco para evitar errores. A estas técnicas se las conocen como algoritmos de centrado y se puede clasificar en tres grupos [Gil 06]:

- *Método de alineamiento absoluto*. Se trata de alinear cada patrón por separado sin tener en cuenta el resto de los patrones. **[Fuller 98]**, o por el máximo **[Gil 08]**.
- *Métodos de alineamiento relativos*. Tratan de alinear el conjunto de datos de alta resolución usando las relaciones de los patrones. **[Tran 90, Wu 02, Zwart 03]**
- *Métodos de clasificación resistente a desplazamientos temporales*, o métodos de alineamiento integrados. Consisten en el diseño de algoritmos de clasificación resistentes a descentrados en los patrones.

Estos métodos que han sido propuestos en la bibliografía casi nunca tienen en cuenta las características propias de la señal radar, ya que parten de base de datos ideales o que han sido previamente preprocesada. La mayoría de las publicaciones sobre los métodos de alineamiento de firmas, utilizan datos simulados para probar los algoritmos de clasificación [Margarit 07, Gil 06]. Resulta complicado obtener datos reales de radares HRR debido al carácter marcadamente militar de las aplicaciones. Los grupos de investigación que trabajan en identificación no suelen tener un radar HRR cercano al mar, o solo pueden llevarlo un tiempo corto debido al coste que supone trasladarlo [Carretero 11].

Cuando la firma está centrada, el siguiente paso es la extracción de parámetros. Se pueden encontrar diferentes métodos para este fin:

- *Utilizar toda la firma radar*: **[Fukunaga 90]** Utiliza un clasificador cuadrático y toda la firma radar sin procesar como vector de datos.
- Extracción de dispersores puntuales. [Xun 97, Fuller 98, William 95, Mitchell 99, Eom 99].
- Técnicas basadas en la transformada wavelet. [Xun 96, Nelson 03, Clark 00]

Teniendo en cuenta que la amplitud de la señal recibida es muy dependiente de la posición del blanco, se hace necesario estudiar el mejor método de normalización de la misma (paso (3) de la Figura 6.1), antes de que sea clasificada. De los distintos métodos existentes de normalización, en esta tesis se han utilizado dos: por el máximo y por energía. En este capítulo se comparan los ambos tipos de normalización dependiendo del clasificador (apartado 6.4.3).

El último proceso para la identificación del blanco es utilizar un clasificador (paso (4) de la Figura 6.1). En cuanto al tipo de clasificador empleado, existen numerosos estudios con la mayoría de los clasificadores existentes:

- Redes Neuronales (NN): [Jarobo 01, Liang_Min 92, Serreta 98, Feixue 96], [Inggs 99].
- K-vecino más próximo (*k*NN): [Kisienski 75, Malas 04, Jarobo 02]
- Máquinas de Soporte Vectorial, (Support Vector Machine, SVM): [Huiate 06]
- Pauli-PoLinSAR: Para radar SAR [Margarit 07]

Continuando la identificación de buques, en el primer paso del estudio se utilizaron blancos simulados para comprobar en qué modo afectaba la posición del blanco al sistema de identificación automático. Como clasificador se utilizó una NN. Dado que en esta tesis se desea utilizar un radar de bajo coste y con el menor procesado posible, se descartó utilizar la técnica de la imagen Doppler en la identificación de barcos y se optó por la firma radar. A continuación se procedió a crear una base de datos de los barcos (Apéndice D) que entraban o salían del puerto de Las Palmas con el radar propuesto en el capítulo 2, para estudiar la posibilidad de utilizarlo en la identificación de blancos marítimos y comprobar en qué medida la firma de los barcos es sensible a los cambios de acimut.

Para seleccionar los barcos que entraban o salían del puerto se utilizó el algoritmo propuesto en el capítulo 5 con el fin de seleccionar automáticamente la firma del barco que se movía más rápido. Puesto que uno de los problemas al identificar blancos es su correcta detección y alineación de las firmas, en este capítulo se utiliza el algoritmo que se propuso en el capítulo 4 para verificar su eficacia en el centrado de las firmas. Se comprobaron los diferentes métodos de normalización para cada tipo de clasificador y el resultado de utilizar un número diferente de puntos de la firma que se pasa al clasificador, así como el estudio en casos reales como son que se tenga los datos de un barco un día y se quiera identificar otro día diferente. Como clasificadores se han utilizado: Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), Redes Neuronales (NN) y *k*NN (*k*-Vecino más Próximo, *k*-Nearest Neighbor).

6.2.CLASIFICADORES.

6.2.1. Redes Neuronales (NN).

Las Redes Neuronales Artificiales constituyen una herramienta muy potente para un gran número de aplicaciones reales. Las características más notables son:

- *Basados en elementos no lineales.* Tienen la capacidad de modelar la parte lineal o no lineal de los fenómenos en estudio.
- *Capaces de adaptarse a la evolución de su entorno.* Existe un gran número de problemas de modelado donde esta característica es esencial (por ejemplo predicción en bolsa).
- *Capaces de generalizar.* En problemas de clasificación esta característica es muy importante pues se busca una buena clasificación usando como patrones de entrada sujetos que el sistema no ha visto; por tanto, el sistema debe generalizar a partir de los patrones con los que ha sido entrenado.



Figura 6.4: Esquema de una neurona.

6.2.1.1. Modelo Neuronal.

El esquema de una neurona se representa en la (Figura 6.4). En él la neurona de interés es la y_j . Las N neuronas x_i envían señales de entrada a y_j . Los valores w_{ji} representan los pesos sinápticos en las entradas de y_j . Los subíndices indican la dirección de la información, el primer subíndice se corresponde con la neurona que recibe la información y el segundo de la que proviene. Cada peso sináptico multiplica la entrada para asignarle una importancia relativa. Entonces la entrada total a la neurona viene dada por:

$$y_{j}^{(in)} = \sum_{j=1}^{N} w_{ji} x_{i}$$
(6.1)

Cada neurona se activa si la entrada total supera un cierto umbral. Para obtener la señal de salida se aplica una función de activación sobre $y_j^{(in)}$ que puede ser, por ejemplo, una tangencial (Figura 6.5 2a) o una función escalón (Figura 6.5 2b). Dependiendo de qué forma sea esta función de activación las neuronas se clasifican en lineales o no lineales.



Figura 6.5: Ejemplos de funciones de activación: a) Función de activación tangencial , b) Función de activación escalón.

6.2.1.2. Tamaño de las Redes Neuronales.

Se pueden plantear dos tipos de problemas: los que son linealmente separables y los que no (Figura 6.6). Cuando se tiene una red de una sola capa sólo se pueden resolver problemas linealmente separables.

Cuando se trabaja con grandes cantidades de neuronas, es natural ordenar aquellas que tienen comportamientos similares en "capas", como se muestra en la Figura 6.7. Cada capa es un vector de neuronas. La capa de entrada no se tiene en cuenta.

En una red multicapa de propagación hacia delante, puede haber una o más capas ocultas entre las capas de entrada y salida. En el caso de la Figura 6.7, la capa 1 sería una capa oculta. El número de capas se cuenta a menudo a partir del número de capas de pesos (en vez de las capas de neuronas). El tamaño de las redes depende del número de capas y del número de neuronas ocultas por capa. El número de unidades ocultas está directamente relacionado con las capacidades de la red. Para que el comportamiento de la red sea

correcto se tiene que determinar apropiadamente el número de neuronas de la capa oculta. Las capas ocultas son siempre no-lineales.



Figura 6.6: Separabilidad lineal



Figura 6.7: Red multicapa.

6.2.1.3. Aprendizaje o entrenamiento.

El aprendizaje es la clave de una red neuronal y esencialmente es el proceso en el que se adaptan las sinapsis para que la red responda de un modo distinto a los estímulos del medio. En una red neuronal toda la información adquirida se guarda en el valor de cada peso sináptico. El aprendizaje puede ser de dos tipos: supervisado o no supervisado. El entrenamiento supervisado ocurre cuando se introduce una entrada, se observa la salida y se compara con la señal que se debería obtener, dando lugar a una señal error. Con esta señal se corrige las sinapsis mediante un algoritmo apropiado. El aprendizaje se detiene cuando la red responde correctamente.

6.2.1.4. Fases en el reconocimiento automático.

Los modelos basados en Redes Neuronales se aplican en tres fases:

- *Fase de entrenamiento:* Se genera un modelo NN para cada barco.
- *Fase de test:* Se realiza con las imágenes que no se han utilizado en la fase de entrenamiento. Consiste en medir la secuencia de observación, calcular las probabilidades y seleccionar la clase que da la mayor probabilidad.
- *Fase de producción:* Cuando el modelo ha sido entrenando, se pasa los parámetros de la imagen que se quiera identificar.

6.2.2. Máquinas de Soporte Vectorial (SVM).

La máquina de soporte vectorial (SVM) **[Vapnik 95]** es un clasificador binario, cuyo principio de funcionamiento se basa en encontrar un hiperplano que maximice la distancia (margen) entre los datos de las diferentes clases (Figura 6.8). Este clasificador se encuadra dentro de los clasificadores no supervisados.

Las Máquina de Soporte Vectorial de Mínimos Cuadrados LS-SVM **[Suykens 02]**, son reformulaciones del estándar de SVM que conducen a resolver sistemas lineales simétricos (KKT) de manera más robusta. La solución se obtiene mediante la resolución de un sistema de ecuaciones lineales. Las máquinas LS-SVM aplicadas en la clasificación de clase binaria (autenticación, un usuario contra todos), construyen un híperplano de separación óptimo entre las clases positivas y negativas, con un margen máximo. Esto se puede formular como un problema de programación cuadrático.



Figura 6.8: Elección del hiperplano.

Se precisa de una sola ecuación lineal en el proceso de optimización. Lo cual, no sólo simplifica el proceso, sino que evita el problema de mínimo local en un SVM. El modelo LS-SVM se define en su espacio de medida fundamental por:

$$y_i = w^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad i=1,...,N$$
 (6.2)

dónde $\varphi(x_i)$ es una función que mapea el espacio de entrada a un espacio de característica dimensional más alto, x_i es el vector de entradas de dimensión M y w, b y e_i los parámetros del modelo.

El modelo contiene un conjunto de valores que define la frontera de separación entre clases. Esta frontera se define por medio de una función $\varphi(x_i)$, que en nuestro caso será una función Kernel, elegida en función de los datos que se quieren clasificar.



Figura 6.9: Esquema SVM

Añadir que las fases de reconocimiento automático para una máquina SVM son los minimos que para una NN.

6.2.3. KNN.

El "*k*-nearest neighbor" (kNN) o "*k*-vecino más próximo", es un método de clasificación no paramétrico, empleado en clasificación de patrones que se ha utilizado para firmas radar desde 1975 [Kisienski 75] hasta la actualidad [Gil 06].

Consiste en buscar los k patrones del conjunto de entrenamiento más parecidos al patrón a clasificar (a menor distancia), y luego decidir por mayoría de entre las clases de los "k" patrones más próximos. Se pueden usar distintas normas pero la más habitual es la euclídea:

$$d_{i} = \sum (x - x_{ref})^{2}$$
 (6.3)

La principal ventaja de este método es su sencillez. El principal problema radica que es muy sensible a la variación de la firma del blanco bien por su centrado bien por ruido.

6.3. ESTUDIO CON DATOS SIMULADOS.

6.3.1. Obtención de los parámetros y modelo NN.

Como primer paso para comprobar si era posible identificar blancos muy similares por su firma, se procedió a simular seis barcos parecidos creando los reflectores manualmente, tal y como se muestra en la Figura 6.10.

A partir de esta imagen se obtuvieron otras seis imágenes rotadas: 30° , 60° , 90° , 120° , 150° y 180° , con el fin de tener el mismo barco en diferentes posiciones. Este proceso se repitió 20 veces, pero variando la fase de $\pm 15^{\circ}$ aleatoriamente para cada uno de los ángulos.

Una vez creados manualmente los reflectores para cada uno de los seis barcos, se calculó la imagen ISAR para cada uno de ellos, teniendo en cuenta el movimiento de balanceo del barco (Figura 6.11).



Figura 6.10: Reflectores de los seis barcos.

En la Figura 6.12 se comparan las imágenes ISAR con una rotación de 90° y una variación de $\pm 15^{\circ}$ aletoria. Se observan variaciones considerables en el mismo barco.

En la Figura 6.13 se muestra un mismo barco pero visto desde diferentes ángulos. Se puede apreciar que la imagen del mismo cambia notoriamente dependiendo de su situación respecto al radar.

Una vez creadas todas las imágenes (720), se obtienen los parámetros característicos de cada una.

Los parámetros que se han utilizado en este estudio son:

- *Histograma del eje x.* Equivale a la firma del barco en una dimensión. Hay que tener en cuenta que se presenta un caso ideal en el que no existen errores en la estimación del comienzo y final de la firma.
- Número de puntos.
- *Longitud de la imagen en el eje y;* es decir, en "la frecuencia Doppler"
- *Longitud de la imagen en el eje x*. Equivale a la distancia de los reflectores del barco con respecto al radar
- Varianza del histograma en el eje x.

Con la mitad de la base de datos se creó los modelos de NN y con la otra mitad se procedió a realizar el test al sistema. Se creó un modelo por barco y para cada ángulo del mismo. Cada modelo de NN da cinco salidas, con un '1' si es el barco con ángulo x o '0' si no lo es. A estas salidas se le aplica una lógica que da como válido el barco si da tres salidas positivas. Una vez que la imagen de entrada se compara con todas las del barco, se declara que es ese barco si da positivo en alguno de los ángulos de los modelos, aunque no se corresponda con ese ángulo. De esta forma se disminuye el error cometido en la detección. En la Figura 6.14 se muestra el proceso seguido en la detección automática.

El tipo de red neuronal utilizado es:

- Red neuronal Feedforward.
- Algoritmo de aprendizaje: Perceptrón.
- Determinación de error: algoritmo Backpropagation.
- Criterio de inicialización: aleatorio.
- Criterio de parada: por iteraciones (100) o error absoluto relativo (0,0001).
- Número de neuronas en la capa oculta: variable.
- Número de entradas igual al número de parámetros.



Figura 6.11: Imagen ISAR de los 6 barcos distintos con un ángulo de 30°.



Barco 3 con desfase 90° y variación aleatoria +-15°

Figura 6.12: Barco 3 con desfase 90° y variación aleatoria +-15°



Figura 6.13: Barco 1 con distintos ángulos.



Figura 6.14: Esquema del proceso.

6.3.2. Resultados.

Se realizaron dos pruebas con distintos tipos de parámetros para obtener los resultados que se muestran a continuación.

Primeramente se utilizó el histograma del *eje x*. Este parámetro dio un **91,66%** de reconocimiento y un **6,506 %** de falso positivo. En la siguiente figura (6.15) se muestra la evolución del porcentaje de reconocimiento en función del número de neuronas en la capa oculta (azul) y la variación del falso negativo. Para el entrenamiento con el que se obtuvieron estos resultados se utilizaron 1400 neuronas en la capa oculta ya que era la que daba el mayor reconocimiento medio.

Combinando los parámetros que se enumeraron anteriormente (número de puntos, longitud de la imagen en el *eje y*, longitud de la imagen en el *eje x* y la varianza en el *eje y*), se obtuvo un reconocimiento medio de **95,49 %** con una varianza de **0,99** con 1600 neuronas en la capa oculta.



Figura 6.15: Porcentaje de reconocimiento y de falso positivo en función del número de neuronas en la capa oculta.

6.3.3. Conclusiones.

Se ha realizado la simulación del reconocimiento automático de imágenes ISAR de barcos muy parecidos mediante la firma, dando un reconocimiento medio del 92 % con una varianza de 1, utilizando un modelo neuronal por cada tipo de barco y por cada imagen capturada desde distintos ángulos de cada barco.

Se observa como al utilizar más parámetro en el entrenamiento el porcentaje de reconocimiento aumenta un 4 %. Al añadir la información Doppler el porcentaje de reconocimiento no aumenta tanto como lo hace el coste computacional al tener que procesar en dos dimensiones en lugar de en una. Hay que tener en cuenta que las imágenes

Doppler reales presentan mucha más variación que la que se presenta en las simulaciones debidas al movimiento del mar y por tanto las mejoras no parecen ser tan evidentes.

Vistos estos resultados se procedió a realizar una base de datos reales con firmas de distintos barcos en distintas condiciones de estado del mar, viento, y ángulos del barco con respecto al radar. En el siguiente apartado se muestran los resultados.

6.4. ESTUDIO CON DATOS REALES.

6.4.1. Introducción.

Tal y como se explicó en la introducción de este capítulo, el problema principal para entrenar un clasificador es obtener la cantidad de datos necesaria para entrenar al sistema. En el caso de la clasificación de barcos, hay que adquirirlos en diferentes ángulos con respecto al radar como se vio en el apartado 6.3. Dada esta limitación, se concluye la conveniencia de que el sistema clasificador funcione con la mínima cantidad de datos de entrenamiento.

Por otro lado, hay estudios **[Gil 02]** que han demostrado la influencia de la cantidad de datos utilizados para el entrenamiento sobre el error cometido en la clasificación. Se demuestra claramente que al aumentar la cantidad de datos se puede disminuir el error. También se ha visto que entrenar las redes neuronales con muestras sintetizadas a partir de las reales mejora considerablemente la tasa de error.

En esta tesis se ha intentado que el número de patrones necesarios de cada barco para el algoritmo de clasificación sea el menor posible. Si se quiere usar el radar en aplicaciones reales, lo ideal sería que con las firmas almacenadas de un día se pueda identificar el barco en cualquier otro.

Para realizar el estudio que se muestra a continuación se obtuvo una base de datos de barcos entrando y saliendo del puerto de Las Palmas mediante el radar descrito en el capítulo 2. De cada barco se obtuvieron muestras en diferentes días, con diferentes posiciones y con distintas condiciones meteorológicas. En el apéndice D se explica con detalle esta base de datos.

Los pasos que se han seguido para la identificación del barco han sido: en primer lugar estudiar un algoritmo de centrado de firmas, a continuación extraer parámetros de las mismas y, por último, entrenar un sistema de clasificación como NN y SVM.

6.4.2. Estudio de algoritmos de centrado.

Tal como se dijo en la introducción, la variación de la firma es uno de los problemas que se plantean al realizar la identificación correcta del blanco, y por tanto es necesario utilizar algún método de alineación de firmas de un mismo blanco para evitar errores. A estos métodos se les conoce como algoritmos de centrado. En el capítulo 4, se comprobó que los detectores convencionales no mantienen la detección en todos los puntos del blanco para diferentes muestras de señal. Por otro lado, en el apartado 6.3 se comprobó que una buena forma de identificar el blanco es por la firma o histograma en el eje de distancias, pero resulta necesario conocer exactamente el comienzo y el final del blanco.

En este apartado se va a comparar un método de alineamiento absoluto como es por

el máximo **[Gil 08],** con los basados en algoritmos de detección, que seleccionan el principio y el final de la firma. Estos últimos son el algoritmo de detección propuesto en la presente tesis en el capítulo 4 y la técnica de la ventana deslizante aplicada en distancia.

6.4.2.1. Alineamiento absoluto por el máximo.

El alineamiento absoluto por el máximo permite encontrar el punto caliente de la firma **[Calvo 07]**. Se basa en que para blancos extensos, hay ciertas celdas en las que el nivel de señal es más elevado coincidiendo con los reflectores del blanco mayores. Localizar estos puntos de forma precisa permite alinear el blanco. Algunos blancos marítimos tienen esta propiedad por contener dispersores muy pronunciados, como es el caso de la Figura 6.16-a. Esta técnica deja de ser eficiente cuando se trata de blancos como el de la Figura 6.16-b o cuando los blancos están a gran distancia del radar. Dado que la resolución en acimut se reduce mucho con la distancia, esta técnica tiene un límite estricto en la distancia a la que puede funcionar correctamente.



Figura 6.16: Barco con dispersores pronunciados (a) y sin dispersores pronunciados (b)

6.4.2.2. Resultado con diferentes algoritmos de centrado.

Hay que tener presente que el centrado de las firmas pretende que todas tengan el punto de referencia en el mismo lugar para poder compararlas entre sí sin confundir, por ejemplo, el principio de una firma con el centro de otra. El buen centrado de las firmas resulta crucial para la correcta clasificación e identificación del barco.

Para alinear las firmas es importante localizar los puntos que permanecen constantes en diferentes posiciones o niveles de ruido del blanco. Tal y como se vio en el capítulo 4, el algoritmo propuesto permite detectar los blancos con menos SNR que con otras técnicas convencionales. Otra característica que nos va a servir de dicho algoritmo es que cuanto más ancho sea el reflector, menor será la atenuación que tendrá la señal al pasar por el filtro paso bajo y por tanto permite ordenar los reflectores por ancho y potencia. Esta cualidad nos facilita el centrado de las firmas al poder elegir la zona del blanco detectado con mayor nivel y evitar así errores en los puntos más sensibles al ruido (algoritmo propuesto con máximo). Otra forma de utilizar el algoritmo propuesto en el capítulo 4 sería buscar el punto de comienzo del blanco y alinear la firma a partir del comienzo.

El primer experimento que se realizó fue comparar el error en distancia que se comete al elegir el punto de referencia de la firma con los algoritmos comentados. Como

primera prueba se seleccionó la firma de un ferry a la que se le quitó el ruido Gaussiano y se le añadió ruido sintetizado para obtener las diferentes SNR (Figura 6.17). Para comparar el error cometido en cada técnica de centrado, se comparó el error cuadrático medio cometido entre la medida con ruido y sin ruido. Esta prueba se repitió 100000 por cada valor de SNR; el valor medio para cada SNR se muestra en la Figura 6.18. En ella se observa que a partir de una SNR de 10 dB, el punto seleccionado por el algoritmo es el mismo y el error cometido en la selección es de 0 metros. Este resultado es mucho mejor que el obtenido con el método del máximo que no baja de un error de 0.3 hasta una SNR de 30 dB.



Figura 6.17: Firma de un Ferry con diferentes niveles de ruido.

En la Figura 6.17, se observa que el punto más inmune al ruido es el reflector que se encuentra sobre 150 metros. De las firmas anteriores también se puede deducir que para poder identificar el blanco resulta necesario disponer de una SNR superior a 10 dB para poder ver la mayoría de los puntos de la firma. En la Figura 6.19, se representa la posición obtenida para el centrado de las firmas con cada método. Se puede comprobar que tanto el algoritmo del máximo como el de CFAR dan como resultado el punto situado a 100 metros que es en el que se encuentra el punto de mayor amplitud cuando la SNR es de 50 dB, mientras que el algoritmo propuesto da como solución el punto que se encuentra a 80 metros, que coincide con el reflector más cercano del barco. Para el caso del método propuesto pero eligiendo el valor máximo a la salida del detector el resultado es de 160 metros tiene menos amplitud pero es de mayor ancho, por lo que el algoritmo propuesto le da menos peso al ser más estrecho y por tanto más similar al clutter.

A continuación se exponen los resultados de aplicar estos algoritmos de centrado utilizando datos reales. Las imágenes que se muestran se han obtenido a partir de una base de datos de barcos entrando y saliendo al puerto de Las Palmas en diferentes días y en diferentes posiciones (ver apéndice D). El radar ha funcionado en el modo 1 (capítulo 3). Cada día se tomaron varias muestras en diferentes posiciones, y de cada posición se grabaron 82 firmas consecutivas. Estas 82 firmas se corresponden con un tiempo de 0,2 s en las que apenas hay variaciones en las mismas. Al conjunto de las 82 firmas consecutivas las denominamos "serie" y en un día se tomaron varias series (al menos 10, apéndice D). De la base de datos generada se utilizaron los barcos que habían sido grabados más de un día, para tener datos suficientes para realizar estudio.


Figura 6.18: Variación del error en la alineación de las firmas de un blanco simulado con los cuatro métodos en función de la relación señal-ruido.



Figura 6.19: Posición de referencia para el centrado obtenida con los diferentes algoritmos en función de la SNR.



Figura 6.20: Fotos del "Volcán de Tejeda" en diferentes posiciones saliendo del puerto. Cada posición se corresponde con una serie.

En la figura Figura 6.21, se muestran los resultados de centrar las distintas firmas de un ferry con el algoritmo del máximo. Se puede comprobar que dicho método no es valido dado que el máximo de las firmas, de una posición a otra, varía con el movimiento del barco. En las firmas que pertenecen a una misma serie el algoritmo sí se comporta como se mostró en el estudio simulado anteriormente dependiendo de la SNR de la firma.



Figura 6.21: Firmas de un ferry alineadas por el máximo.

En la Figura 6.22, se muestran los resultados obtenidos con el método propuesto buscando el punto de mayor anchura. Al contrario de lo que ocurría para un blanco con ruido simulado (Figura 6.18), se observa que este método tampoco es valido para alinear firmas de barcos en posiciones diferentes igual que pasaba con el método del máximo. De todo ello se puede concluir que los resultados simulados son muy diferentes a los obtenidos con datos reales pues el ángulo con el que se ve el barco desde el radar hace que algunos reflectores se vean con menos precisión.



Figura 6.22: Firmas de un ferry alineadas buscando el punto de mayor anchura.



Figura 6.23 Firmas de un ferry alineadas por el método propuesto.

Sin embargo, los resultados obtenidos con el método propuesto (Figura 6.23), centrando la firma por su comienzo, sí son similares a los simulados. Se puede comprobar que todas las firmas están alineadas y observar, a simple vista, que casi todos los patrones corresponden al mismo barco. Se comprueba que entre las muestras 100 a 200 y 350 a 450 aparece una zona donde el blanco no refleja señal. También se aprecian dos picos de gran potencia que se repiten en todas las firmas de las muestras 250 y 300. En los patrones cercanos al número 2000, se observa que las firmas son diferentes. Esto se debe a que estas firmas pertenecen al barco saliendo del puerto por lo que la firma varía considerablemente.

En la Figura 6.25, se representa 10 patrones por cada serie para cada uno de los tipos y clases de barcos alineados con el algoritmo propuesto eligiendo el comienzo de la firma. Se pueden ver coincidencias entre los patrones correspondientes a un mismo tipo de barco y diferencias claras entre las firmas de barcos diferentes. También se observan diferencias en algunos patrones de la misma clase dependiendo de si están entrando o saliendo del puerto. Por tanto, si es posible identificar el tipo de barco a simple vista, también podría hacerse de forma automática.



Figura 6.24: Firmas de diferentes barcos de una misma serie.



Figura 6.25: Firmas de diferentes barcos al azar entre diferentes días y series.

En la Figura 6.25 se corresponde con firmas de diferentes series y días al azar para verificar que aunque cambie el estado de mar, el ángulo del barco con respecto al radar o la SNR de la señal, se sigue encontrando similitudes entres las firmas de un mismo barco y diferencias con el resto por estar correctamente alineadas.



Figura 6.26: Foto y varias firmas al azar de los dos ferry gemelos: "Volcán de Tejeda" (izquierda) y "Volcán de Tauce" (derecha)



Figura 6.27: Fotos del "Volcán de Tejeda " (foto superior) y "Volcán de Tauce" (foto inferior) en la que se ven diferencias en la parte central del barco.

Para comprobar hasta que punto es posible ver las diferencias entre barcos muy similares, se capturaron muestras de dos ferries gemelos (el "Volcán de Tejeda" y "Volcán de Tauce"). En la Figura 6.26, se muestran 600 firmas al azar entre más de 3000 firmas de diferentes días y series. Se puede comprobar que en la muestra 400 aparece una pico en el "Volcán de Tauce" que no aparece en "Volcán de Tejeda". Para explicarlo, en la Figura 6.27, se puede ver que en la zona central del barco se encuentran varios elementos con posiciones y características distintas como son las grúas y la barca salvavidas que pueden modificar la reflectividad en esa zona de un buque a otro.

6.4.2.3. Conclusiones sobre los algoritmos de centrado.

Se ha comprobado que con datos simulados o capturados en un tiempo muy breve, tanto los algoritmos de centrado como el del máximo se comportan de forma similar a lo mostrado en diferentes estudios recientes [Gil 08].

Cuando los datos son reales, tomados con alta resolución, en diferentes posiciones y con diferentes estados de mar y viento, las técnicas basadas en el máximo dejan de funcionar con un error que, en algunos casos, pasa del principio al final de la firma del barco; es decir, varias decenas de metros.

Con el algoritmo de detección propuesto en el capítulo 4, que según se comprobó permite detectar en todas las firmas de un barco más del 90% de los puntos que lo forman, es posible seleccionar con mínimo error el comienzo y el final de la firma del buque y, por tanto, centrarlas con resultados similares a los simulados.

En el siguiente apartado se van a analizar los resultados de utilizar diferentes métodos de clasificación (*k*NN, NN y SVM) con las firmas obtenidas por el método propuesto de centrado y comprobar si es posible identificar automáticamente cada uno de los barcos mostrados en la Figura 6.25. También se comprobará si el método de centrado influye en el porcentaje de identificación obtenido. Para ello se comparan los resultados de la identificación con el método de centrado por el máximo con el método que utiliza el algoritmo propuesto en el capítulo 4.

6.4.3. Normalización de las señales y selección del clasificador.

Dado que la señal recibida sufre una gran variación de amplitud según la posición del blanco, resultó necesario estudiar el mejor método de normalización de dicha señal.

Para este fin se comprobó la influencia del método de normalización en el porcentaje de reconocimiento con los diferentes algoritmos de clasificación. De la bibliografía [Gil 06], se destacan dos métodos para la normalización de señales: por el máximo y por energía.

Por el máximo consiste en dividir los valores de la amplitud de la firma por el máximo de esta, de forma que todos los valores queden entre 0 y 1. El valor utilizado para la normalización sería:

$$F_{\max} = \max\{x(n)\}\tag{6.4}$$

La normalización por energía consiste en dividir los valores de amplitud por un valor proporcional a la raíz cuadrada de la energía de la señal de la firma. Este método es menos sensible a la variación de la SNR y es el que utiliza en todos los tipos de clasificadores en general. El factor de normalización vale:

$$F_{ener} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} x(n)^2}$$
(6.5)

Otro método que se probó fue un limitador. Consiste en limitar la señal con un umbral y dividirla por ese umbral. De este modo se pretende evitar los niveles altos en algunas muestras.

Como clasificadores se emplearon el kNN, NN y SVM ya expuestos en el apartado 6.2.1. A estos clasificadores se les pasaron las firmas centradas mediante el algoritmo de centrado propuesto en esta tesis y, a continuación, se normalizaron por los tres métodos antes mencionados. También se realizaron pruebas sin normalizar.

Para el entrenamiento de los clasificadores se utilizaron 40 firmas al azar y, para la fase de test, 600 firmas también al azar del total de las muestras de cada modelo de barco. Se optimizaron los umbrales de los clasificadores para cada tipo de normalización. Los resultados, que se muestran en las tablas (Tabla 6.1, Tabla 6.2 y Tabla 6.3), se obtuvieron tras realizar el proceso de entrenamiento y de test 100 veces y habiendo elegido las firmas de forma aleatoria en cada una de las pruebas.

En la Tabla 6.1, se muestran los resultados de utilizar kNN como clasificador (versión creada en esta tesis), utilizando los diferentes métodos de normalización y sin normalizar. Se comprueba que los mejores resultados se obtuvieron para la normalización por energía con un 70,59% de reconocimiento y un error en falsos positivos del 0,81%.

En el caso de utilizar el clasificador NN del Toolbox de Matlab, los resultados mejoraron considerablemente con respecto a *k*NN en un 20%. En la Tabla 6.2, se puede comprobar que en este caso el método de normalización que mejor funciona es por el máximo con un 91% de reconocimiento y un error en falsos positivos de 1,41%. Estos resultados coinciden con el estudio realizado con datos simulados de apartado 6.3 y, por tanto, confirma la posibilidad de identificar barcos mediante la firma radar de alta resolución. Si se comparan con los obtenidos por **[Gil 06]**, ambos coinciden si se normaliza la señal por energía que fue el método seleccionado para todos los clasificadores sin tener en cuenta el tipo de clasificador. Normalizando por el método del máximo y utilizando el NN los resultados se mejoran en un 10% teniendo en cuenta que la SNR de la firma de los barcos reales se encuentra entre 15 y 20 dB.

En la Tabla 6.3, se muestran los resultados de utilizar SVM como clasificador (SVMlight para Matlab Versión 4.00 por Anton Schwaighofer). Los mejores resultados se obtuvieron normalizando por energía igual que ocurrió con kNN. No obstante, este clasificador resultó ser menos sensible al método de normalización que el NN y kNN. La variación en el porcentaje de reconocimiento entre los diferentes métodos de normalización no superó el 2%. En el caso de normalizar por energía el resultado fue de un 91%, igual que para NN, pero el error en falsos positivos fue ligeramente menor siendo de 0,95%, es decir casi un 1% menos que para NN.

En la Tabla 6.4 se muestra la tabla de confusión para el clasificador SVM con las firmas normalizadas por energía. Se puede comprobar que el error positivo mayor cometido se produce entre los ferry tipo 1 y 2, que son los buques gemelos de la Figura 6.27. Aún así, se comprueba que el porcentaje de reconocimiento es del 84% y 75%

respectivamente, por lo que se logra identificar estos barcos gemelos por las diferencias en la muestra 400 de la firma (Figura 6.26). Para el resto de buques (no gemelos) el porcentaje medio de reconocimiento sube al 94,5%. Por todo ello se eligió SVM como el clasificador con mejores resultados en la identificación de barcos.

En los siguientes apartados se realizan diferentes pruebas de identificación con este clasificador (SVM), con el objeto de ver cómo afecta la longitud de la firma en el porcentaje de reconocimiento. También se estudiará qué pasa si se usan las firmas de una única serie o de varias series de un día habiéndose entrenado con las firmas obtenidas en otros días. Por último, se comparan los resultados obtenidos utilizando el método de centrado propuesto con los obtenidos por el máximo.

		TH	TAS. RECONOC	A DE CIMIENTO					
MÉTODO DE NORMALIZACIÓN	fe_t01 (%)	fe_t02 (%)	fe_t03 (%)	rr_t01 (%)	rr_t02 (%)	rr_t03 (%)	pc_t03 (%)	Aciertos media(%) /std	Falsos positivos media(%) /std
Amplitud	37,63	19,88	21,43	54,98	28,98	73,65	51,43	41,14/ 19,81	4,19/ 0,6
Energía	53,44	39,14	79,41	72,06	66,45	90,83	92,80	70,59/ 3,98	0,81/ 0,38
Limitador	18,00	12,50	85,85	1,54	6,09	38,92	60,14	31,86/ 2,41	0,84/ 0,53
Sin normalizar	16,82	11,53	84,20	1,29	4,78	36,27	56,57	30,2/ 2,36	0,6/ 0,4

Tabla 6.1: Resultados de la identificación utilizando un kNN.

Tabla 6.2: Resultados de la identificación utilizando NN.

	TIPO DE BARCO A IDENTIFICAR							TAS. RECONOC	A DE CIMIENTO
MÉTODO DE NORMALIZACIÓN	fe_t01 (%)	fe_t02 (%)	fe_t03 (%)	rr_t01 (%)	rr_t02 (%)	rr_t03 (%)	pc_t03 (%)	Aciertos media(%) /std	Falsos positivos media(%) /std
Amplitud	86,07	78,29	91,10	91,50	98,42	96,12	95,55	91/ 2,6	1,41/ 0,22
Energía	63,67	55,29	70,78	84,84	91,68	89,78	88,19	77,74/ 5,6	1,12/ 0,32
Limitador	79,11	66,06	94,71	89,26	96,39	94,95	96,47	88,14/ 2,91	0,96/ 0,16

		TIPO DE BARCO A IDENTIFICAR							A DE CIMIENTO
MÉTODO DE NORMALIZACIÓN	fe_t01 (%)	fe_t02 (%)	fe_t03 (%)	rr_t01 (%)	rr_t02 (%)	rr_t03 (%)	pc_t03 (%)	Aciertos media(%) /std	Falsos positivos media(%) /std
Amplitud	83	75,01	93,97	89,15	98,26	94,98	96,14	90,07/ 3,04	1,01/ 0,16
Energía	83,61	75,19	95,58	91,29	97,86	95,24	98	91/ 2,78	0,95/ 0,14
Limitador	82,49	71,38	95,22	89,66	97,52	94,78	97,11	89,73/ 2,89	1,03/ 0,16

Tabla 6.3: Resultados de la identificación utilizando un SVM.

Tabla 6.4: Tabla de confusión de la identificación de barcos	s por SVM y normalización por energía.
--	--

	fe_t01 (%)	fe_t02 (%)	fe_t03 (%)	rr_t01 (%)	rr_t02 (%)	rr_t03 (%)	pc_t03 (%)
fe_t01	83,61	10,56	0,97	4,5	0,2	1,9	0,8
fe_t02	13,24	75,19	8,92	0,8	0,4	1,5	1,2
fe_t03	0,98	4,53	95,58	0,008	0,003	0,04	1
rr_t01	0,99	1,05	0,003	91,29	3,08	0,01	0,4
rr_t02	0,09	0,1	0,3	1,39	97,86	1,39	0,002
rr_t03	0,07	0,48	1,7	0,74	0,49	95,24	0,14
pc_t03	0,81	1,2	0,02	0	0	0	98

6.4.4. Estudio de la longitud de la firma del barco.

En las pruebas del apartado anterior la longitud que se usó de la firma para los vectores de entrenamiento y test fue de 2000. En la Tabla 6.5, se muestran los resultados de usar solo 600 muestras de la firma, 900 y 2000.

Para el entrenamiento del clasificador se utilizaron 40 firmas al azar y para la fase de test 600 firmas al azar del total de las muestras de cada modelo de barco. Se optimizaron los umbrales de los clasificadores para cada tipo de normalización. Los resultados se obtuvieron tras realizar el proceso de entrenamiento y test 100 veces habiendo elegido las firmas de forma aleatoria en cada una de las pruebas.

De la Tabla 6.5 se comprueba que cuanto mayor es la longitud de la firma, mejores son los resultados. También se comprueba que disminuyendo la longitud de la firma a 600 muestras los resultados continúan siendo aceptables ya que solo se pierde un 4% de reconocimiento mientras que el porcentaje de falsos negativos no varía.

		TH	TAS RECONO	A DE CIMIENTO					
LONGITUD DE LA FIRMA (CELDAS)	fe_t01 (%)	fe_t02 (%)	fe_t03 (%)	rr_t01 (%)	rr_t02 (%)	rr_t03 (%)	pc_t03 (%)	Aciertos media(%) /std	Falsos positivos media(%) /std
600	79,21	77,99	86,80	87,29	96,99	91,94	93,32	87,65/ 3,46	0,91/ 0,14
900	82,15	75,43	89,51	88,93	98,27	94,16	94,86	89,05/ 3,19	0,96/ 0,14
2000	83,62	75,19	95,58	91,29	97,86	95,24	98,00	91/ 2,78	0,95/ 0,14

Tabla 6.5: Longitud de la firma del barco

6.4.5. Estudio por clases de barco.

En los apartados anteriores se hizo un entrenamiento con un modelo para cada barco, en total 7 modelos. Si lo que se quiere es clasificar por clase de barco, por ejemplo ferry, porta-contenedor ó ro-ro, existen dos maneras. Una es como lo ya descrito en los apartados anteriores pero declarando positivo cuando coincide el tipo de barco; como por ejemplo, cuando el ferry 2 es identificado como ferry 1. Los resultados se pueden ver en la Tabla 6.6 de confusión. Se comprueba cómo el porcentaje medio de clasificación aumenta con respecto a la identificación por barco al 97,6 % y el de falso positivos disminuye al 0,57.



Figura 6.28: Distribución para la clasificación por clases de barcos y por modelo de barcos.

La segunda manera de realizar la clasificación consiste en hacer directamente un modelo por clase de barco, es decir entrenando todos los ferry como un modelo, los ro-ro

como otro y los porta-contenedores como otro distinto. Los resultados se muestran en la Tabla 6.7. Se observa que en este caso los resultados son peores, siendo el porcentaje de reconocimiento medio de 88,1% y el porcentaje de falso positivo de 10,51%.

En la Figura 6.28, se muestra la distribución de densidad utilizando los dos métodos comentados anteriormente. Se comprueba que utilizando tres modelos (uno por clase) para la clasificación en vez de 7 (uno por modelo de barco) las curvas de positivos y negativos están más próximas y son más anchas.

De este estudio se pudo concluir que para obtener buenos resultados en la clasificación resulta mejor crear un modelo para cada barco que, además, permita identificar individualmente a cada uno de ellos.

Tabla 6.6: Tabla de confusión para clasificación por tipos de barcos

	Ferry (%)	Ro-ro (%)	Portacontenedores (%)
Ferry	98	1,03	1,02
Ro-ro	0,53	97,1	0,17
Portacontenedores	0,67	0	98

Promedio de aciertos: 97,6%

Falsos positivos: 0,57%

	Ferry (%)	Ro-ro (%)	Portacontenedores (%)
Ferry	87,07	17,16	5,52
Ro-ro	18,44	80,76	12,89
Portacontenedores	1,90	7,15	96,34

Tabla 6.7: Tabla de confusión para clasificación por clases de barcos

Promedio de aciertos: 88,1%

Falsos positivos: 10,51%

6.4.6. Estudio en casos reales.

En el estudio que se presenta a continuación se quiere comprobar cómo afecta al reconocimiento el número de patrones o firmas utilizadas en el entrenamiento del clasificador. En situaciones reales el reconocimiento se complica especialmente cuando se tienen firmas de una serie de un día del barco en una posición concreta para realizar el entrenamiento, y se quiere identificar en otras posiciones y en diferentes días. Otro caso más práctico es disponer de las firmas en diferentes posiciones de un día y que se quiera identificar el mismo barco en días sucesivos sin tomar más muestras. Para realizar este experimento se utilizaron únicamente las firmas de los ferries, pues se podían disponer de 4 días diferentes al ser los de mayor frecuencia de entrada y salida al puerto de Las Palmas.

En la Tabla 6.8 se muestran los resultados de variar las muestras de entrenamiento con SVM. En total se utilizaron 1804 firmas, que corresponden a 4 días y 22 series. En el entrenamiento para los resultados de *"1 serie/3 dias"*, se utilizaron 82 firmas para el entrenamiento de la serie 1 del día 1, y el resto para el test. En el caso de *"1 dia/3 dias"*, se seleccionaron 736 al azar.

En los casos de entrenar SVM con las firmas del barco en una o varias posiciones y en el mismo día no pareció dar resultados muy diferentes: 56,1% frente a 58,4% de reconocimiento medio. Donde sí se apreciaron más diferencias fue en el ferry tipo 3, donde se pasó de un 50% a un 72%. Esto pudo deberse a que los ferry tipo 1 y 2, son gemelos y es necesaria más información para identificarlos.

De estos resultados se puede concluir que con las firmas de un día de un mismo barco en diferentes posiciones, es posible entrenar al clasificador SVM para obtener buenos resultados. Hay que tener en cuenta que en un día se han tomado 8 posiciones diferentes del mismo barco saliendo del puerto por lo que en un caso real, en el que el radar tomase datos con más frecuencia, este número se podría aumentar de forma sencilla y con ello aproximar los resultados a los obtenidos con 40 firmas al azar.

	TIPO DE B.	ARCO A IDI	ENTIFICAR	TASA DE RECONOCIMIENTO		
DATOS DE ENTRENAMIENTO	fe_t01 (%)	fe_t02 (%)	fe_t03 (%)	Aciertos media(%) /std	Falsos positivos media(%) /std	
40 firmas al azar	83,62	75,19	95,58	86,4196/ 3,56	1,6/ 0,23	
1 día/ 3 días	41,04	61,48	72,67	58,39	0,45	
1 serie/ 3 días	31,30	86,24	50,64	56,06	2,26	

Tabla 6.8: Resultado con diferentes elecciones de datos de entrenamiento.

6.4.7. Eficiencia del algoritmo de centrado propuesto.

La última comprobación que se realizó para comprobar la eficacia de la identificación automática de barcos, fue comparar el método de centrado elegido como óptimo en el apartado 6.4.2 con el método de centrado por el máximo.

En la Tabla 6.9, se comparan los resultados utilizando como clasificador un SVM y centrando las firmas por el máximo y mediante el algoritmo de detección propuesto en el capítulo 4. La prueba consistió en escoger 40 firmas al azar de 2000 muestras de longitud normalizadas por energía.

Se pudo comprobar que el método de centrado seleccionado afecta en gran medida al porcentaje de reconocimiento obtenido: el porcentaje de reconocimiento bajó al 73,5% al utilizar el máximo mientras se mantuvo en el 91% con el método propuesto en esta tesis. En el porcentaje de falsos negativos el resultado fue similar en ambos métodos. Con esto se demuestra la influencia del algoritmo de centrado en la correcta identificación de los blancos.

		TH	TAS RECONO	SA DE CIMIENTO					
MÉTODO DE CENTRADO	fe_t01 (%)	fe_t02 (%)	fe_t03 (%)	rr_t01 (%)	rr_t02 (%)	rr_t03 (%)	pc_t03 (%)	Aciertos media(%) /std	Falsos positivos media(%) /std
Máximo	73,74	60,3	63,4	75,9	70,1	86,8	84,3	73,52/ 4,7	0,87/ 0,1546
Algoritmo de detección	83,61	75,19	95,58	91,29	97,86	95,24	98	91/ 2,78	0,95/ 0,14

Tabla 6.9: Resultado con diferentes métodos de centrado.

6.4.8. Conclusiones.

El conjunto de pruebas realizadas permiten concluir que:

- El algoritmo de centrado por máximo no es eficiente cuando se trabaja con datos reales pues éstos presentan gran variación en la firma del barco.
- De los métodos de normalización estudiados, se obtiene mejor resultado con el de energía cuando se utiliza como clasificador un SVM o un *k*NN, mientras que para NN resulta mejor por el máximo.
- Los resultados obtenidos con NN y el método de centrado propuesto en el capítulo 4 son similares a los obtenidos en el apartado 6.3 con datos simulados.
- El clasificador SVM se seleccionó para realizar las diferentes pruebas pues dio los mejores resultados con el menor coste de tiempo.
- La longitud de la firma no afecta en gran medida a los resultados de la clasificación. No obstante, cuanto mayor es la longitud mejor es el porcentaje medio de clasificación.
- Disponer de un modelo de SVM por barco y no por clase da mejores resultados en la clasificación y permite la identificación de cada barco.
- Para obtener un buen resultado de identificación es necesario realizar el entrenamiento con firmas del barco en diferentes posiciones: esto es más eficiente que disponer de muchas en una única posición. Aun así, con la firma de una única posición se consigue un porcentaje de reconocimiento del 56%, lo que hace posible identificar el barco de un día a otro. Teniendo en cuenta que el radar en aplicaciones reales puede estar tomando datos continuamente, los resultados obtenidos se podrían mejorar considerablemente.

Por tanto, se puede concluir que con el radar de alta resolución, con un clasificador SVM y utilizando el método de centrado propuesto en el capítulo 4 (por el comienzo de la firma), es posible identificar diferentes barcos incluso cuando son gemelos y presentan pequeñas diferencias.

6.5. APORTACIONES DEL CAPÍTULO.

En este capítulo se han presentado los resultados de utilizar los algoritmos de detección explicados en el capítulo 4 para el centrado de las firmas y el del capítulo 5 para seleccionar automáticamente el blanco por su velocidad. Además se han comparado diferentes métodos de normalización y clasificadores para la identificación automática de los barcos. Las aportaciones han sido:

- Se ha realizado un estudio con datos simulados previo al realizado con datos reales. Con dicho estudio se verificó la posibilidad de identificar barcos por la firma radar.
- Se ha realizado una base de datos (apéndice D), con diferentes tipos de barcos entrando y saliendo del puerto en diferentes condiciones meteorológicas. Esta base de datos se procesó con el algoritmo propuesto en el capítulo 5 para seleccionar automáticamente los buques de mayor velocidad.
- Se ha propuesto un algoritmo de detección para el centrado de las firmas (capítulo 4), seleccionando el principio de la misma como punto de centrado. Los resultados del mismo se compararon con el del máximo y con el de la ventana deslizante. Se comprobó que el algoritmo propuesto permite obtener un error en el centrado de la firma de 0 a partir de 10 dB de SNR. Cuando los datos son reales, tomados con alta resolución, en diferentes posiciones y con diferentes estados de mar y viento, el algoritmo continúa funcionando correctamente mientras que las otras técnicas dejan de hacerlo.
- Se ha realizado un estudio con el algoritmo de centrado por el máximo, y se ha demostrado que no es valido para firmas de barcos reales pues presentan una variación muy grande en cuanto a la localización del máximo al depender del ángulo con el que se observa el barco y de su movimiento. En el proceso de identificación con el clasificador SVM se obtuvo un 18% menos de porcentaje de reconocimiento que con el algoritmo propuesto.
- Se han utilizado diferentes clasificadores (SVM, NN, y *k*NN) para estudiar su eficacia con datos reales. Antes de seleccionarlo se detectó el tipo de normalización que daba mejor resultado para cada uno de ellos. De las estudiadas: por energía, por el máximo y con un limitador, se observó que para SVM y para *k*NN el mejor resultado se obtenía con normalización por energía mientras que para NN resultó óptima la normalización por amplitud.
- De los tres clasificadores estudiados, el mejor resultado se ha obtenido con el SVM, siendo el porcentaje de reconocimiento medio del 91% con un error del 0,95%.
- Del estudio de la longitud de la firma del barco utilizada para clasificar el tipo de barco, se ha visto que los resultados mejoraban según se aumentaba dicha longitud.

- Se ha comprobado que era mejor crear un modelo de SVM por barco y no por clase. Ello, además, ha permitido la identificación de cada barco.
- Se verificó que en casos reales en los que se ve un barco un día, es posible identificarlos otro día en condiciones diferentes con un porcentaje de reconocimiento del 58% y un porcentaje de error de 0,45. Teniendo en cuenta que en esta tesis se capturaron los datos (firmas) en algunas posiciones del barco, es posible mejorar la tasa de reconocimiento en una aplicación real donde se pueden obtener datos del barco constantemente en todas las posiciones y por tanto comparar un mayor número de firmas.

De todo esto se puede concluir que con el algoritmo propuesto en el capítulo 4 y un clasificador SVM es posible la identificación de los barcos, incluso cuando son prácticamente iguales (barcos gemelos).

7. conclusiones y líneas futuras

La presente tesis doctoral se basó en la siguiente hipótesis:

"Es posible crear nuevos algoritmos de detección e identificación que aprovechando las propiedades que ofrecen los nuevos radares de alta resolución mejoren las prestaciones de los algoritmos ya existentes para menor resolución".

En esta tesis se ha confirmado que es posible crear nuevos algoritmos de detección, de medida de la velocidad y de identificación de los blancos adaptados a radares de alta resolución.

7.1. CONCLUSIONES Y APORTACIONES

Recientes avances en la electrónica han permitido aumentar la potencia de transmisión, disminuir el ruido en recepción y aumentar el ancho de banda transmitido y con ello la resolución del radar de onda continua y modulación lineal en frecuencia (FMCW). La característica de poseer una resolución (tamaño de la celda) que puede ser mucho menor que el tamaño del blanco ha hecho que a este tipo de radar se denomine de alta resolución (HRR). Este avance en la tecnología radar ha obligado a adaptar los algoritmos de detección ya existentes o a crear otros nuevos adaptados a las características de los datos obtenidos con estos radares.

Siguiendo la metodología propuesta en la introducción, se ha desarrollado un prototipo Radar en el IDeTIC en colaboración con el Grupo de Microondas y Radar de la UPM con el fin de obtener datos reales para su posterior estudio. Tras poner a punto el prototipo, se realizaron una serie de pruebas básicas para comprobar la robustez del sistema frente a efectos meteorológicos adversos como lluvia, niebla y calima, comprobándose la bondad del sistema. Uno de los problemas que presentaba la realización del prototipo fue la linealización de VCO. Para ello se emplearon dos métodos: mediante

un PLL (con DDS) y partiendo de la señal recibida del radar. Esta última técnica ha sido una aportación de esta tesis y consiste en generar una rampa modificada partiendo de la señal recibida de un blanco próximo.

El prototipo radar desarrollado permitió obtener datos reales para realizar un estudio sobre el ancho de los picos que forman el clutter o los blancos cuando se utiliza alta resolución. De este estudio se obtuvo la conclusión de que al aumentar la resolución del radar el número de celdas ocupadas por cada reflector de un blanco aumentaba mientras que para el clutter y el ruido disminuía. Referente al estado del mar se vio que según empeoraba, el ancho de los picos de clutter aumenta. Matemáticamente se comprobó que la transformada de Fourier de los picos formados por más de una celda de distancia conformaban una sinc cuyo primer nulo estaba relacionado con el ancho de los mismos.

Basándose en estos resultados, se aporta un nuevo algoritmo para detectar blancos en presencia de clutter de mar. La motivación de la creación del algoritmo fue encontrar un detector que mantuviera la probabilidad de falsa alarma constante independientemente del número de blancos o picos próximos con vistas a identificar su firma. Para esto es necesario que el punto de referencia entre diferentes firmas del mismo barco permanezca constante. Los resultados de este algoritmo se compararon con otras técnicas como la ventana deslizante, CA-CFAR y OS-CFAR, obteniéndose mejores resultados.

También se realizó un estudio sobre la señal radar tras la integración no-coherente de varias rampas con el fin de disminuir la SNR necesaria en la detección. Se ha demostrado que la transformada de Fourier de la integración no-coherente de la firma del blanco, una vez que ha sido detectado, es una sinc cuyo primer nulo está relacionado con la velocidad del mismo. Esto permite obtener la velocidad del blanco de forma rápida, analizando un menor periodo de señal que con el análisis de la matriz tiempo-frecuencia. Partiendo de esta premisa se ha aportado un nuevo algoritmo de detección para blancos en movimiento, basado en la comparación de la señal integrada filtrada y sin filtrar. Este algoritmo permite detectar múltiples blancos con baja SNR que superen un límite de velocidad fijado a la vez que da una estimación de su velocidad. Además se utiliza un vector para la detección y estimación de la velocidad que frente al del procesado doppler o técnicas basadas en la matriz tiempo-frecuencia, permite disminuir la carga computacional.

Para finalizar, se probó la posibilidad de identificar diferentes barcos mediante su firma radar. Para este fin, se realizó una base de datos (apéndice D), con diferentes tipos de barcos entrando y saliendo del puerto de Las Palmas en diferentes condiciones meteorológicas. Para el centrado de las firmas se aplicó el algoritmo de detección sin integración. Se compararon diferentes métodos de normalización y clasificadores (*k*NN, NN y SVM) para la identificación automática de los barcos. Los mejores resultados se obtuvieron para el clasificador SVM normalizado por energía. De este estudio se verificó la posibilidad de identificar barcos por la firma radar.

7.2. LÍNEAS FUTURAS

El desarrollo de esta tesis doctoral, ha permitido dar nuevas aplicaciones para el radar de alta resolución. Además, se han encontrado diferentes carencias en los algoritmos de detección tradicionales, que pueden ser mejoradas con los resultados aquí obtenidos. En

los siguientes puntos se comentan algunas de las líneas futuras que puede generar esta tesis.

• Linealización automática del VCO del prototipo radar.

En el capítulo 2 se propuso un nuevo método de linealización, basado en los retornos de la señal radar. Este método se probó con blancos cercanos pero no llegó a implementarse en el prototipo radar. Por tanto, quedó como línea futura comprobar su funcionamiento en condiciones reales, la optimización del método y la comparación de este método con el de PLL en las aplicaciones de detección e identificación de blancos.

• Estudio de la relación entre las antenas utilizadas en el prototipo y la distancia a la que se detecta clutter.

En el capítulo 3, se demostró que los picos de clutter disminuían con la distancia. Dado que no se disponían de otras antenas para el prototipo radar, no se pudo comprobar el grado en que estas influyen en el modelo de clutter capturado. Por este motivo, sería interesante el estudio del efecto entre las antenas y la distribución del clutter.

• Crear nuevos algoritmos para medir el estado de mar.

Una aplicación que se encontró para el radar durante el tiempo que estuvo ubicado en las instalaciones del ICCM (Taliarte), fue la posibilidad de medir el tamaño de las olas, su dirección y frecuencia. Estas medidas son realizadas normalmente por una boya que se encuentra en el mar, con lo que su mantenimiento es muy costoso y su vida útil corta debido al salitre. Por tanto, sería interesante disponer de un sensor que mida el estado de mar desde tierra, y que por tanto, se encuentre más protegido de robos y del salitre. Además este sensor serviría para dar seguridad a las piscifactorías que están cercanas a la costa y a las boyas que miden otros parámetros del mar.

• Mejora de los algoritmos propuestos de detección e identificación.

En esta tesis no se ha pretendido diseñar un filtro óptimo, ni investigar tipos de filtros que se adapten a las características de la señal. Por tanto una línea de investigación futura muy interesante, a partir de los resultados obtenidos, sería estudiar diferentes tipos de filtros para comprobar las mejoras en el algoritmo de detección.

• Estudio de la posibilidad de identificar blancos de tamaño pequeño.

Durante el desarrollo de esta tesis se creó una base de datos con barcos de gran tamaño (ferry, portacontenedores) y otra con barcos de pequeño tamaño (botes, lanchas, boyas, rejas,...). Esta base de datos ya está disponible para realizar nuevos estudios en la detección de embarcaciones pequeñas.

• Mejora y ampliación de la base de datos.

Las bases de datos utilizadas esta tesis doctoral, se obtuvieron grabando manualmente los datos cuando se veía el barco que se pretendía identificar. En

condiciones reales, el radar podría estar continuamente detectando los blancos y mejorando la base de datos disponible.

• Aplicación de los algoritmos para el cálculo de velocidad y distancia de seguridad en aplicaciones de tráfico en carreteras.

Esta tesis se ha centrado en el estudio de los blancos marítimos. Dado los buenos resultados obtenidos en la medida de la velocidad de los barcos con el algoritmo de detección de blancos en movimiento presentado en el capítulo 5, se cree que su aplicación a otro tipo de vehículos puede ser efectiva. Por tanto, se sugiere como línea futura la creación de una base de datos con vehículos que circulen por una autopista de varios kilómetros, para verificar la posible aplicación de los algoritmos presentados en esta tesis en el control de velocidad y distancia de seguridad de los automóviles. La ventaja de este sistema es que permitiría medir la velocidad de un número muy elevado de vehículos simultáneamente, siendo posible su aplicación en tiempo real.

• Identificación de blancos con radares de mayor resolución.

En esta tesis se ha demostrado que al aumentar la resolución del radar se aumenta la discriminación entre blancos y clutter por su tamaño. La desventaja que tiene aumentar la resolución es que aumenta la cantidad de celdas que se tiene que analizar, y por tanto disminuye la distancia que se puede procesar en tiempo real con los algoritmos tradicionales como Doppler. Dado que los algoritmos presentados en esta tesis solucionan el problema de tener una gran cantidad de celdas para obtener un resultado en tiempo real, se propone como línea futura la creación de otro prototipo radar que incremente la resolución del actual. La idea es encontrar el límite en el que aumentando la resolución se aumenta la separación entre clutter y blanco.

7.3. PUBLICACIONES

7.3.1. Revistas internacionales.

- C. Carmona-Duarte, B.P. Dorta Naranjo, A.A. Lopez, A.B. del Campo, "CWLFM Radar for Ship Detection and Identification", *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, Vol. 22, No. 2, pp. 22 26, 2007.
- A. Asensio-López, A.B. del Campo, J. Gismero-Menoyo, D. Ramírez Morán, G. Torregrosa-Penalva, B.P. Dorta Naranjo, C. Carmona-Duarte, "High Range-Resolution Radar Scheme for Imaging with Tunable Distance Limits", *IEE Electronic Letters*, No. 40, pp. 1085-1086, August 2004.

7.3.2. Congresos internacionales

• C. Carmona-Duarte, B.P.D. Naranjo, A.A. Lopez, A.B. del Campo, "High resolution CWLFM radar for vessel detection and identification for maritime border security", *39th Carnahan Conference on Security Technology*, 11-14, pp. 304–307, October 2005.

- A.B. del Campo, A.A Lopez, B.P.D. Naranjo, J.G. Menoyo, D.R. Moran, Cristina Carmona-Duarte, "Vehicle control classification and identification through ISAR imaging", *European Radar Conference*, Paris, pp. 65 68, 6-7 October 2005.
- A. B. del Campo, A. A. Lopez, B. P. D. Naranjo, J. G. Menoyo, D. R. Moran, and C. C. Duarte, "CWLFM millimeter-wave radar for ISAR imaging with range coverage", *IEEE International Radar Conference*, pp. 933–938, 2005.
- Blanco del Campo, Alberto Asensio López, B. Pablo Dorta Naranjo, Javier Gismero Menoyo, David Ramírez Morán, Cristina Carmona Duarte, José Luis Jiménez Martín, "Millimeter-wave Demonstrator for High Resolution Imaging", *First European Radar Conference*, pp. 65-68, 11-15 October 2004.

7.3.3. Congresos nacionales

- Cristina Carmona Duarte, Pablo Dorta Naranjo, Álvaro Blanco del Campo, Alberto Asensio López, "Linealización Automática De Un Radar FMCW De Alta Resolución Y Bajo Coste", *XIX Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio*, Barcelona, España, Septiembre 2004.
- Álvaro Blanco del Campo, Alberto Asensio López, Pablo Dorta Naranjo, Javier Gismero Menoyo, Cristina Carmona Duarte, David Ramírez Morán., "Radares de Alta Resolución en Banda de milimétricas", XXI Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio, Oviedo, 12-15 Septiembre 2006
- Álvaro Blanco del Campo, Alberto Asensio López, Cristina Carmona Duarte, Pablo Dorta Naranjo, "Implementación de un radar de alta resolución en banda milimétricas", *XIX Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio*, Barcelona, España, Septiembre 2004.

.

APÉNDICE A.

A.1. RADAR DE ONDA CONTINUA Y FRECUENCIA MODULADA CON SEÑAL EN DE DIENTE DE SIERRA.



Figura A.1: Esquema del radar simplificado.

En la Figura A.1 se muestra el diagrama de bloques simplificado de un radar FMCW. Se obtiene un barrido de frecuencia con un VCO modulado por una señal en diente de sierra obtenida del generador de señal. Tras ser amplificada, se obtiene la señal que va a ser transmitida por la antena y cuya expresión es:

$$s(t) = A\cos(\psi(t)) \tag{A.1}$$

Cuando la señal transmitida encuentra un blanco, este refleja parte de la misma hacia el radar. Esta señal, ecuación (A.2) capturada por la antena del radar, es similar a la

señal emitida (A.1) pero retardada un tiempo τ y con menor potencia debido a las pérdidas, a que no toda la señal emitida es reflejada por el blanco en la dirección del radar, etc.

$$r(t) = A' \cos(\psi(t - \tau)) \tag{A.2}$$

Si se expresa la fase en función de la frecuencia, se puede poner como se indica en la expresión (A.3),

$$\psi(t) = w_o t + 2\pi \frac{\Delta f}{2} \int_0^t m(t) dt = w_o t + \phi(t) \qquad (-1 \le m(t) \le -1)$$
(A.3)

donde m(t) es la señal que modula en frecuencia a s(t) con una desviación de frecuencia de pico a pico Δf .



Figura A.2: Señal transmitida y recibida.

Si utiliza como moduladora una señal triangular de pendiente α como la mostrada en la Figura A.2, la expresión de la señal moduladora viene dada por:

$$m(t) = \frac{1}{T_m}t \qquad \qquad 0 < t < T_m \qquad (A.4)$$

De la ecuación (A.3) y (A.4) se puede obtener que:

$$\phi(t) = \frac{1}{2}\alpha t^2 \tag{A.5}$$

Si
$$\alpha = \frac{\Delta f}{T_m} = f_m \cdot \Delta f$$
, donde:

 T_m : es el período de la moduladora.

 f_m : es la frecuencia moduladora o de repetición de las rampas (PRF)

La señal transmitida y la señal recibida son mezcladas y filtrada paso bajo para obtener la señal demodulada que viene dada por la ecuación (A.6), dónde únicamente se reseñan los términos paso bajo de la multiplicación:

$$d(t) = \cos\left[w_0\tau + 2\pi\alpha t\,\tau - \pi\alpha\tau^2\right] \tag{A.6}$$

Para un blanco en movimiento con velocidad radial uniforme v_r a una distancia r_o del radar en el instante t=0 y a una distancia r' en el instante de reflexión, el retardo se calcula con la ecuación:

$$\tau = 2 \left(\frac{r' + v_r t}{c} \right) \tag{A.7}$$

Sustituyendo la ecuación (A.7) en la (A.6) queda:

$$d(t) = \cos\left[w_0 \frac{2r' + 2v_t t}{c} + 2\pi\alpha t \frac{2r' + 2v_t t}{c} - \pi\alpha \left(\frac{2r' + 2v_t t}{c}\right)^2\right]$$
(A.8)

Si se agrupan los términos de la ecuación (A.8) en función de las potencias de t se puede obtener información de la fase, velocidad y movimiento del blanco.

• El término de la ecuación (A.8) en *t* elevado a cero, tiene una fase constante y no proporciona información.

$$[t^{\circ}] = \frac{2f_{\circ}r'}{c} - \frac{\alpha r'^{2}}{2c^{2}}$$
(A.9)

• El termino *t* elevado a uno (ecuación (A.8)), representa el efecto doppler con el primer sumando, y la frecuencia de batido o "Beat frequency".

$$[t^{1}] = \frac{2f_{o}v_{r}}{c} + \frac{2\alpha r'}{c} \left(1 - \frac{v_{r}}{2c}\right)$$
(A.10)

Siendo la frecuencia doppler:

$$f_d = \frac{2f_o v_r}{c} \tag{A.11}$$

Esta expresión se puede reducir, para velocidades no relativistas a la frecuencia de batido tal como se muestra en la ecuación (A.12). En la Figura A.2 se representa esta frecuencia.

$$f_{b} = \alpha \tau = \frac{\Delta f \tau}{T_{m}} = \frac{\alpha 2 r_{0}}{c} = \frac{2\Delta f r_{0}}{T_{m} c}$$
(A.12)

• El término en *t* elevado al cuadrado (A.8), es un término cruzado entre doppler y batido. Este término no aparece sobre blancos estáticos o si su

dinámica es muy baja, pero para grandes excursiones de frecuencia y blancos en movimiento su efecto se puede visualizar como una modulación de FM, dependiente de la velocidad.

$$\left[t^{2}\right] = \frac{2\alpha r'}{c} \left(1 - \frac{v_{r}}{4c}\right)$$
(A.13)

Aplicando lo anterior, la ecuación (A.8) se reduce a la ecuación (A.14), donde se aprecia que el tercer término de la fase equivale a una modulación lineal de frecuencia.

$$d(t) = \cos\left[\left(w_d + w_b + \frac{4\pi\alpha v_r t}{c}\right)t\right]$$
(A.14)

Los parámetros radar han sido seleccionados para que se pueda despreciar la frecuencia Doppler por ser $w_d \ll w_b$. Con ello:

$$d(t) = \cos\left[\left(w_b + \frac{4\pi\alpha w_r t}{c}\right)t\right]$$
(A.15)

O en función del retardo τ :

$$d(t) = \cos[2\pi\alpha v_r \tau \cdot t]$$
 (A.16)

En los dos apartados siguientes se expone el cálculo de la distancia a la que se encuentra un blanco y la resolución en distancia que se puede obtener dependiendo de los parámetros del sistema elegidos.

A.1.1. Distancia.

La elección de los parámetros del radar dependerá de la aplicación a que se destine. Hay que seleccionar si el radar se va a utilizar para trabajar con muchos blancos a la vez y poder calcular la distancia a la que se encuentran, o para ver la velocidad de un blanco concreto. Para este fin, se tiene que decidir si se considera o no despreciable el termino doppler. Otra forma de ver los blancos que se mueven es utilizando un tratamiento espectral, en el que se utilizan varias rampas para generar imágenes distancia-doppler (ISAR). Con este método se utilizarían los mismos parámetros que para ver varios blancos en distancia, pero el coste computacional será mayor que el de ver la velocidad de un único blanco.

En el caso de no despreciar el término doppler, hay que tener en cuenta que este efecto es indistinguible de la frecuencia de batido. Sin embargo, el doppler sólo tiene un signo, que depende de si el blanco se aleja o se acerca, y la frecuencia de batido cambia de signo según la pendiente α . Por tanto, es fácil ver que una moduladora triangular dará un espectro que presentará dos picos nítidos de frecuencias, una vez demoduladas según se ve en las ecuaciones (A.17).

$$f_b^- = \lfloor 2\pi (f_d - f_b) \rfloor$$

$$f_b^+ = \left\lfloor 2\pi (f_d + f_b) \right\rfloor \tag{A.17}$$

En el caso de la señal en diente de sierra, no se llega a obtener nunca la rampa descendente, sino un retrazado que produce un transitorio indeseado en la señal demodulada. Este caso límite será sólo adecuado para aquellas situaciones en las que sólo se está interesado en la distancia, y no en la velocidad. Para calcular la distancia de varios blancos tendría que ocurrir que cada raya del espectro de la señal recibida se corresponda con una distancia. De hecho, se realizará el diseño de modo que el doppler sea mucho menor que la frecuencia de batido, para poder despreciar su efecto. Así se tendrá que el blanco se considera estático y se puede deducir que la frecuencia del blanco vendrá dada por la frecuencia de batido exclusivamente, como muestra la ecuación:

$$f_b^+ = \frac{2\alpha r_o}{c} + f_d \approx \frac{2\alpha r_o}{c} = f_b$$
(A.18)

Por tanto se puede calcular la distancia al blanco como:

$$r_o = \frac{cf_b^+}{2\alpha} = \frac{cf_b^+ T_m}{2\Delta f}$$
(A.19)

Observando en la Figura A.2 que la f_b máxima es igual a Δf , es posible deducir de la ecuación (A.19) la distancia máxima no ambigua:

$$R_{m} = \frac{c}{2f_{m}} = \frac{c}{2 \cdot PRF}$$
(A.20)

A.1.2.Resolución

Para definir resolución en radar hay que aclarar primero la diferencia entre resolución y precisión ya que son términos diferentes. Se dice que un radar tiene más o menos resolución espacial según su capacidad de resolver dos blancos próximos, es decir, de diferenciarlos. En cambio, se dice que un radar es más o menos preciso según su capacidad de indicar la posición en distancia de un blanco con un error bajo. Por tanto la resolución se refiere al ancho de la celda y la precisión a la exactitud en el que se representa el valor de la distancia al blanco.

Para calcular la resolución del radar se parte de la frecuencia de batido que viene dada por:

$$\Delta f_b = \frac{2\alpha \Delta r_o}{c} \Longrightarrow \Delta r_o = \frac{c\Delta f_b}{2\alpha}$$
(A.21)

Si se supone un tiempo de observación o el periodo de la rampa como se muestra en la ecuación (A.22).

$$T_{obs} = \gamma T_m = \gamma \frac{1}{f_m}$$
(A.22)

donde γ es menor a la unidad y representa el tanto por uno del periodo cuya observación es útil, se puede deducir que:

$$\Delta f_b = \frac{1}{\gamma T_m} \tag{A.23}$$

Y se podrá escribir la resolución como:

$$\Delta r_o = \frac{c.f_m}{2\gamma\alpha} \tag{A.24}$$

Para el caso de una señal modulada mediante diente de sierra, $\alpha = f_m \Delta f$, la resolución viene dada por la ecuación (A.25).

$$\Delta r_o = \frac{c}{2\Delta f} \tag{A.25}$$

APÉNDICE B

B.1. GENERACIÓN DE SEÑAL DE RF.

Tal y como se explicó en el capítulo 2, el sistema de generación de señal de RF elegido e implementado para el prototipo radar fue un PLL multiplicador con DDS como señal de referencia. A continuación se exponen las características deseadas de la señal y la estructura escogida.

B.1.1. Características deseadas de la señal de RF.

Las características deseadas de la señal a generar son:

- Frecuencia central de trabajo: 29 GHz
- Barrido:
 - margen de frecuencias: ≤ 2 GHz ajustable
 - velocidad máxima: ≤3,0KHz ajustable (rampa del 90% de T=0,33 ms)
- Linealidad de las rampas: deseable que $\Delta f/\Delta t$ = cte ó $\leq 0.5\%$
- Ruido de fase. Mejor que la máscara siguiente:

- a 10 Hz:	- 35 dBc
- a 100Hz:	- 65 dBc
- a 10KHz:	- 85 dBc
- a 100 KHz:	- 90 dBc
- a 1 MHz:	- 120 dBc

• Control de frecuencia desde PC

- Estabilidad en frecuencia: mejor de 10ppm en 1 año
- Margen de temperaturas: -20° a +50°
- Bajo coste

B.1.2. Estudio de las estructuras posibles.

Existen varias estructuras posibles. Aquí recogemos las que pueden cumplir con una o más de las características deseadas (linealidad, ruido y estabilidad, velocidad) así como el que se puedan realizar con componentes de bajo coste y fácil adquisición en el mercado.

- a) Generador en lazo abierto: un VCO a 14,5 GHz es controlado directamente con una rampa de tensión que es generada desde un PC o mediante una tarjeta auxiliar (Tie-Pie). Tras el VCO se requiere un doblador de frecuencia. La dificultad de esta estructura está en conseguir la linealidad y el ruido de fase deseados. Sin embargo, tiene buena respuesta en velocidad.
- b) Generador con DDS y PLL por división: el VCO a 14,5 GHz se engancha por división (128) a un DDS en la banda de 114 MHz. Tras el VCO se añadiría un doblador de frecuencia. Dado que la señal DDS es muy estable y de frecuencia fácilmente configurable se puede conseguir una excelente linealidad. El ruido de fase, en cambio, estará limitado por el propio de un PLL realizado sólo con divisores, un VCO algo ruidoso y el propio del DDS. Éste a su vez depende del ruido de la señal de reloj. Esta estructura permite conseguir las velocidades deseadas a costa de estropear el ruido por encima de los 100 KHz.
- c) Generador con DDS y PLL con mezcla I: VCO a 2 ó 3 GHz enganchado por división (16 ó 24) a un DDS en la banda de 125 MHz. La señal del VCO se trasladaría mediante mezcla a la banda de 14,5 GHz con un PLO de bajo ruido y después se doblaría hasta 29 GHz. El VCO también sería de bajo ruido con lo que la estructura consigue todos los requisitos. Sin embargo resulta más compleja que la anterior al necesitar un PLO, también de bajo ruido, y un conversor superior con todos sus elementos (mezclador, filtro, amplificador, etc).
- d) Generador con DDS y PLL con mezcla II: VCO a 4 ó 6 GHz enganchado por división (32 ó 48) a un DDS en la banda de 125 MHz. La señal del VCO se trasladaría mediante mezcla a la banda de 29 GHz con un PLO de bajo ruido en 29 GHz (14,5x2) o mediante un mezclador armónico. Como la estructura anterior, consigue todos los requisitos pero también resulta más compleja que la opción b).

Existen muchas más variantes con PLLs sin embargo en la mayoría de ellas se utilizaría un DDS como referencia, con una frecuencia entorno a los 120 MHz pues a ésta frecuencia se puede conseguir buen ruido de fase y se minimiza el deterioro por la divisiónmultiplicación de frecuencia. Esto, sin embargo, obliga a utilizar un DDS que requiere una frecuencia de reloj por encima de 300 MHz que, afortunadamente, ya existe en el mercado.

B.1.3 Generador linealizado en lazo cerrado con DDS y PLL por división.

Esta estructura permite conseguir excelente linealidad, estabilidad y bajo ruido de fase en un amplio margen de temperaturas. Por el contrario es algo más compleja que las demás propuestas.

En la figura B.1 se muestra el diagrama de bloques simplificado de esta estructura y en la B.2 una fotografía del módulo DDS y lazo. Del diagrama destacamos lo siguiente:

- La señal de referencia se genera con el DDS de Analog Device AD9954. Este permite generar no sólo rampas de frecuencia lineales sino programar los puntos de la rampa. Se ha utilizado una placa de evaluación que dispone de dos DDS's iguales lo que permite generar con el mismo reloj dos señales independientes. Ambos DDS se controlan desde un PC.
- *El reloj del DDS se ha diseñado a 400 MHz (la máxima que admite) para poder generar la frecuencia más alta posible.* Está realizado con un oscilador a cristal a 100MHz, un multiplicador de dos etapas amplificadoras y un filtro paso-banda.
- El detector de fases consistió en un multiplicador (mezclador) analógico. Las señales a su entrada se amplifican para ajustarlas a los niveles adecuados a este mezclador. Su salida también se amplifica, se ajusta en continua y se lleva al filtro de lazo. Todas estas funciones se realizaron con operacionales. El valor de los elementos de filtro del lazo (R1,R2 y C de un lead-lag activo) se estimó teniendo en cuenta la velocidad de barrido deseada: un cálculo sencillo nos indica que el ancho de banda del PLL debe ser mayor de 100KHz; no obstante, las resistencias R1 y R2 se dejaron ajustables.
- *El VCO y el multiplicador por 2 son los mismos de Hittite que se utilizaron en las demás estructuras.* Como se indica en el diagrama de bloques de la figura B.1 este VCO incluye un divisor por 8. La división por 16 se realizó con dos divisores por 4 de NEC que se incluyeron en el inferior de la caja que contiene en VCO. En la figura B.3 se muestra una foto con el conjunto oscilador y en la figura B.4. el lado inferior de la misma con los divisores externos.



Figura B.1 Diagrama de bloques del generador con DDS y PLL por división



Figura B.2. Conjunto del módulo DDS y lazo. A la izquierda caja del reloj de 400MHz y a la derecha caja lazo PLL y alimentación. Debajo de ambas placa DDS.



Figura B.3: Bloque oscilador. VCO, amplificador, doblador y atenuador.



Figura B.4 Lado inferior del bloque oscilador con divisores externos y amplificador de la señal dividida.

APÉNDICE C

C.1. INFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS (TALIARTE).

Con el fin de disponer de datos que permitieron comprobar los algoritmos y la identificación de blancos cerca del mar, el radar se pudo emplazar en Taliarte gracias a la colaboración del ICCM. Durante los seis meses que el radar permaneció en las instalaciones del ICCM fue posible realizar numerosas pruebas y grabar diferentes tipos de blancos con distintos estados del mar y de viento. El nombre de los ficheros incluye la mayor información posible: el estado del mar, día que se tomó, tipo de blanco que se estaba apuntando, además de incluir las fotos obtenidas con la cámara.

Los datos han sido grabados siguiendo la siguiente nomenclatura:

- nn_tpp_dxx_stt.sig
 - **nn**: indica el tipo de blanco
 - **tpp**: modelo dentro de una misma clase de blanco. En caso de que "nn" sea igual a "cl", la primera "p" es la posición del radar para capturar el clutter y la segunda "p" sería el estado del mar ese día (Figura C.1.).
 - **dxx**: día en que se tomó. A continuación se indica las condiciones meteorológicas que había en cada día.
 - **stt:** índica el número de la serie o el orden en el que se tomaron los distintos datos en el mismo día y mismo blanco.

Para la base de datos se ha utilizado las escalas Beaufort (para el viento) y Douglas (para el mar), cuyo significado se muestra en las tablas (Tabla C.1 y Tabla C.2). En la Tabla C.3 se detallan las condiciones meteorológicas en los días de las capturas de datos.



Figura C.1 Posiciones a las que apuntaba el radar en la toma de datos desde el ICCM.

Cifrado	Nombre	Altura en metros		
0	Calma o llana	0		
1	Rizada	0 a 0,1		
2	Marejadilla	0,1 a 0,5		
3	Marejada	0,5 a 1,25		
4	Fuerte Marejada	1,25 a 2,5		
5	Gruesa	2,5 a 4		
6	Muy Gruesa	4 a 6		
7	Arbolada	6 a 9		
8	Montañosa	9 a 14		
9	Enorme	Más de 14		

Tabla C.1: Escala Douglas.

	Nombre	Velocidad en		ad en	
Cifra		nudos	metros/seg.	>km/h	Efectos del viento en alta mar
0	calma	1	0 - 0,2	1	Mar como un espejo
1	ventolina	1 - 3	0,3 - 1,5	1 - 5	Rizos como escamas de pescado pero sin espuma.
2	flojito	4 - 6	1,6 - 3,3	6 - 11	Pequeñas olas, crestas de apariencia vítrea, sin romperse
3	flojo	7 - 10	3,4 - 5,4	12 - 19	Pequeñas olas, crestas rompientes, espuma de aspecto vítreo aislados vellones de espuma
4	bonancible- moderado	11 -16	5,5 - 7,9	20 - 28	Pequeñas olas creciendo, cabrilleo numeroso y frecuente de las olas
5	fresquito	17 -21	8,0 - 10,7	29 - 38	Olas medianas alargadas, cabrilleo (con salpicaduras)
6	fresco	22 -27	10,8 - 13,8	39 - 49	Se forman olas grandes, crestas de espuma blanca (salpicaduras frecuentes)
7	frescachón	28 - 33	13,9 - 17,1	50 - 61	El mar crece; la espuma blanca que proviene de las olas es arrastrada por el viento
8	temporal	34 - 40	17,2 - 20,7	62 - 74	Olas de altura media y mas alargadas, del borde superior de sus crestas comienzan a destacarse torbellinos de salpicaduras
9	temporal fuerte	41 - 47	20,8 - 24,4	75 - 88	Grandes olas, espesas estelas de espuma a lo largo del viento, las crestas de las olas se rompen en rollos, las salpicaduras pueden reducir la visibilidad
10	temporal duro	48 - 55	24,5 - 28,4	89 -102	Olas muy grandes con largas crestas en penachos, la espuma se aglomera en grandes bancos y es llevada por el viento en espesas estelas blancas en conjunto la superficie esta blanca, la visibilidad esta reducida
11	temporal muy duro	56 - 63	28,5 - 32,6	103 -117	Olas de altura excepcional, (pueden perderse de vista tras ellas barcos de tonelaje pequeño y medio), mar cubierta de espuma, la visibilidad esta reducida
12	temporal huracanado	más de 64	más de 32,7	más de 118	Aire lleno de espuma, salpicaduras, mar cubierto de espuma visibilidad muy reducida

Tabla	C.2:	Escala	Beaufort.										
-------	------	--------	-----------										
LAS PALMAS			Viento		Mar Total			Mar de Viento		Mar de Fondo 1			
-----------------------	---------------------	-----------------	-------------	-----	-----------	-----	-----------	------------------	-----------	-------------------	-----------	-----	-----------
Dia (d xx)	Fecha (aammddhh)	Horiz. pred.	Vv (m/s)	Dir	Hs (m)	Dir	Tp (s)	Tz (s)	Hs (m)	Dir	Hs (m)	Dir	Tz (s)
d01	2008061812	12	12	NNE	0.8	Ν	6	4	0.8	N	0.2	NNW	9
d02	2008062009	9	80	NNE	1.1	NNE	5	4	1.1	NNE	0.2	NW	9
d03	2008062512	12	7.7	NNE	1.3	NNE	6	4	1.2	NNE	0.4	Ν	9
d04	2008062621	21	8.6	Ν	1.4	NNE	6	4	1.4	NNE	0.2	NW	9
d05	2008062709	9	8.1	Ν	1.4	Ν	6	4	1.1	NNE	0.7	Ν	8
d06	2008063012	12	7.0	Ν	1.3	Ν	8	5	1.3	N			
d07	2008070112	12	7.3	Ν	1.3	Ν	8	5	1.3	N			
d08	2008070212	12	7.8	N	1.5	Ν	8	5	1.5	N			
d09	2008070712	12	8.5	NNE	1.5	NNE	6	4	1.4	NNE	0.4	NNW	9
d11	2008071012	12	8.3	Ν	1.5	NNE	7	5	1.5	NNE			
d12	2008071412	12	8.3	Ν	1.5	NNE	7	5	1.5	NNE			
d13	2008071512	12	7.8	NNE	1.4	NNE	8	5	1.4	NNE			
d14	2008071809	9	6.3	Ν	1.4	Ν	8	5	1.6	NNE	1.4	Ν	6
d15	2008072209	9	7.3	NNE	1.2	NNE	6	4	1.1	NNE			
d16	2008072312	12	8.7	NNE	1.6	NNE	6	5	1.5	NNE			
d17	2008092209	9	3.0	NW	0.9	NNW	8	7			0.4	NNW	12
d18	2008092309	9	1.5	NE	0.9	NNW	9	7			0.3	NNW	16
d19	2008100209	12	1.5	NE	1.5	NNE	8	5	1.5	NNE	0.2	Ν	14
d21	2008100709	9	6.8	NE	1.2	NNE	11	4	0.7	NE	0.8	Ν	9
d22	2008101512	12	7.2	NE	1.2	NNE	6	4	1.1	NNE	0.4	NW	10
d23	2008101709	9	7.8	NNE	1.2	NNE	6	4	1.2	NNE			

Tabla C.3: Estado de mar en los días de las muestras.

APÉNDICE D

D.1. INFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS (TAFIRA).



Figura D.1 Ubicación del radar.

Con el fin de realizar una base de datos con los barcos que entraban o salían del Puerto de la Luz y de Las Palmas, se grabaron datos durante 5 meses desde las instalaciones de la ULPGC (círculo en la Figura D.1). Para el almacenamiento de los datos se siguió la siguiente nomenclatura:

- nn_tpp_dxx_stt.sig
 - **nn**: indica el modelo de barco
 - **tpp**: tipo dentro de una misma clase de blanco.
 - **dxx**: día en que se tomó. A continuación se indica las condiciones meteorológicas que había en cada día.
 - **stt:** índica el número de la serie o el orden en el que se tomaron los distintos datos en el mismo día y mismo blanco.

Los parámetros de funcionamiento del radar se muestran en la siguiente Tabla D.1. Con estos parámetros se grabó la base de datos que aparece en la Tabla D.2, con las condiciones meteorológicas que se reflejan en la Tabla D.3. En la Figura D.1 se muestra un ejemplo de la imagen doppler y la trayectoria de las muestras tomadas de un ferry entrando al puerto.

Frecuencia de las rampas	400 Hz.
Δf_{vco}	1Ghz
Número rampas consecutivas	82
Bw muestreado	80Mhz
Duración grabación	0.2 sg.
Resolución (m.)	0.15
Potencia máxima trasmitida	25 dBm
Figura de ruido	6 dB
Puntos -DFT	100000
Antenas	3°
Distancia máxima	15 km
Altura radar sobre nivel mar	316 m
Ángulo mínimo	1.2°
Ángulo máximo	3.6163°

Tabla D.1: Modos de funcionamiento del radar en la captura de datos.



Figura D.2: Ejemplo de imagen doppler y trayectoria de un ferry.

Modelo		Nombre	Nº Días	Nº Series	
FERRY (fe)	T01	VOLCÁN DE TEJEDA	6	24 /22 /0 /23/	
de la compañía de la				5/22	
	T02	02 VOLCÁN DE TAUCE		24/21/7/0/11/	
				26/20/8/15	
		VOLCAN DE TIMANFAYA	3	33/21/23	
RO-RO (rr)	T01	SUPER FAST CANARIAS	2	27/26	
	T02	GALICIA	2	33/23	
A CONTRACT OF A	T03	TOR ANGLIA	1	20	
	T04	ANDALUCIA EXPRESS	1	12	
MERCANTE CONVENCIONAL	T01	BLUE ARABELLA	1	24	
(mc)	T02	SAFMARINE HOUSTON	1	14	
5-00 Fara 2-1	T03	SIRIUS	1	45	
- I The second	T04	UAL HOUSTON	1	24	
	T05	WEST SKY	1	8	
	T06	BELUGA ENDURANCE	1	28	
PASAJEROS PURO (pp)	T01	BOUDICCA	1	8	
	T02	BLACK PRINCE	1	12	
PORTA CONTENEDORES	T01	CUEVASANTA	1	20	
(pc)	T02	NIEVES B	1	26	
1	T03	CANARIA	1	32	
	T04	GALA DEL MAR	1	18	
CONTENEMAR	T05	CATALINA DEL MAR		41	
PETROLEROS (pt)	T01	KRYST I	1	5	
PESQUERO	T01	PORTOSANTO	1	6	
(pq)	T02	PLAYA DE CASTINEIRAS	1	6	

Tabla D.2: Barcos grabados en la base de datos.

LAS PAL	MAS	Vie	Ma	Otros			
Fecha	Hora	Vv (km/h)	Vmax (km/h)	Hs (m)	Tm	Тр	
d01 2006 11 08	17:00	11,1	22,2	1	4,4	5,5	
2006 11 13	15:00	18,5	27,5	0,7	4,3	4,7	calima
2006 11 15	16:00	13	31,5	0,4	4,4	11,6	calima
2006 11 16	19:00	13	31,5	1	3,9	4,2	lluvia
2006 11 17	18:00	11	31,5	1,2	5	12,2	
2006 11 24	16:00	1,9	25,9	0,6	5,5	11,6	
2006 12 13	17:00	9,3	22,8	1,2	5	8	
2007 01 10	16:00	3,7	18,5	0.7	4,5	12,2	
2007 01 15	17:00	9,3	18,5	0.8	4,5	4,2	
2007 01 16	17:00	11,1	31,5	1,1	4,7	5,6	
2007 01 17	17:00	1,9	14,8	1.0	4,8	5,0	
2007 01 18	16:00	9,3	24,1	1,1	4,7	6,4	
2007 01 19	16:00	9,3	29,6				
2007 01 22	16:00	7,4	20,4	1	5	12,8	
2007 01 25	15:00	18,5	31,5	1,3	9	12,2	
2007 01 26	16:00	13	20,4	1,1	5,8	9,8	
2007 02 12	16:00	13	22,2				calima
2007 02 13	17:00	9,3	18,5				calima
2007 02 14	15:00	5,6	22				calima
2007 02 21	16:00	9,3	27,8				
2007 02 22	16:00	13	27,7				
2007 02 27	16:00	9,3	22,2	1,6	5,3	11,7	
2007 02 28	16:00	11,1	24,1	1,5	5	11,7	

Tabla D.3: Estado de mar en los días de las muestras.

BIBLIOGRAFÍA

[Abarbanel 96] H.D.I. Abarbanel, *Analysis of observed chaotic data*, Springer, New York, 1996.

[Andersh 00] D. Andersh, J. Moore, S. Kosanovich, D. Kapp, R. Bhalla, R. Kipp, T. Courtney, A. Nolan, F. German, and J. Cook, "Xpatch 4: The next generation in high-frequency electromagnetic modeling and simulation software", *IEEE International Radar Conference*, pp. 844–849, 2000.

[Asensio 04] A. Asensio-López, A.B. del Campo, J. Gismero-Menoyo, D. Ramírez Morán, G. Torregrosa-Penalva, B.P. Dorta Naranjo, C. Carmona-Duarte, "High Range-Resolution Radar Scheme for Imaging with Tunable Distance Limits", *IEE Electronic Letters*, No. 40, pp. 1085-1086, August 2004.

[Baker 91] C.J. Baker, "K-distributed coherent sea clutter", *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing*, Vol.138, No. 2, pp. 89-92, April 1991.

[Baker 90] C. J. Baker, K. D. Ward and S. Watts, "Maritime surveillance radar—Part 1: Radar scattering from the ocean surface", *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing*, Vol. 137, No. 2, pp. 51–62, April 1990.

[Beasley 91] P.D.L. Beasley, A.G. Stove, "Pilot-an example of advanced FMCW techniques", *IEE Colloquium on High Time-Bandwidth Product Waveforms in Radar and Sonar*, 1991.

[Boers 06] Y. Boers, J.N. Driessen, "A Track Before Detect Approach for Extended Objects", *International Conference on Information Fusion*, pp. 1–7, July 2006.

[Boers 04] Y. Boers, J.N. Driessen, "Multitarget particle filter track before detect application", *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 151, No. 6, pp. 351–357, 10 December 2004.

[Buzzi 05] S. Buzzi, M. Lops, L. Venturino, "Track-before-detect procedures for early detection of moving target from airborne radars", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 41, No. 3, pp. 937–954, July 2005.

[Campo 08] Álvaro Blanco del Campo, *Diseño, desarrollo y caracterización experimental de radares de alta resolución, onda continua y frecuencia modulada*, Tesis Doctoral. Director: Dr. Alberto Asensio López, E.T.S.I. de Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid, España, 28 de Julio de 2008.

[Campo 05a] A. B. del Campo, A. A. Lopez, B. P. D. Naranjo, J. G. Menoyo, D. R. Moran, and C. C. Duarte, "CWLFM millimeter-wave radar for ISAR imaging with range coverage", *IEEE International Radar Conference*, pp. 933–938, 2005.

[Campo 05b] A.B. del Campo, A.A Lopez, B.P.D. Naranjo, J.G. Menoyo, D.R. Moran, Cristina Carmona-Duarte, "Vehicle control classification and identification through ISAR imaging", *European Radar Conference*, Paris, pp. 65 – 68, 6-7 October 2005.

[Campo 04a] Blanco del Campo, Alberto Asensio López, B. Pablo Dorta Naranjo, Javier Gismero Menoyo, David Ramírez Morán, Cristina Carmona Duarte, José Luis Jiménez Martín, "Millimeter-wave Demonstrator for High Resolution Imaging", *First European Radar Conference*, pp. 65-68, 11-15 October 2004.

[Campo 04b] Álvaro Blanco del Campo, Alberto Asensio López, Cristina Carmona Duarte, Pablo Dorta Naranjo, "Implementación de un radar de alta resolución en banda milimétricas", *XIX Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio*, España, Septiembre 2004.

[Campo 03] Álvaro Blanco del Campo, Alberto Asensio López, Pablo Dorta Naranjo, Cristina Carmona Duarte, "Prototipo de un radar resolución en las bandas de milimétricas", *XVIII Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio*, Universidad de la Coruña, España, Septiembre 2003.

[Cao 08] T.-T.V Cao, "Constant false-alarm rate algorithm based on test cell information", *IET Radar, Sonar & Navigation*, Vol. 2, No. 3, pp. 200–213, June 2008.

[Carmona 07] C. Carmona-Duarte, B.P. Dorta Naranjo, A.A. Lopez, A.B. del Campo, "CWLFM Radar for Ship Detection and Identification", *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, Vol. 22, No. 2, pp. 22 – 26, 2007. [Carmona 05] C. Carmona-Duarte, B.P.D. Naranjo, A.A. Lopez, A.B. del Campo, "High resolution CWLFM radar for vessel detection and identification for maritime border security", *39th Carnahan Conference on Security Technology*, 11-14, pp. 304–307, October 2005.

[Carmona 04] Cristina Carmona Duarte, Pablo Dorta Naranjo, Álvaro Blanco del Campo, Alberto Asensio López, "Linealización Automática De Un Radar FMCW De Alta Resolución Y Bajo Coste", *XIX Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio*, Barcelona, España, Septiembre 2004.

[Carretero 11] Javier Carretero Moya, *Detección Adaptativa para Radares de Alta Resolución. Análisis con Datos Experimentales de Clutter,* Tesis Doctoral. Director: Dr. Javier Gismero Menoyo, E.T.S.I. de Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid, España, 2011.

[Carretero 10a] J. Carretero-Moya, J. Gismero-Menoyo, A. Asensio-Lopez, y A. Blanco del Campo, "Statical Analysis of a High-Resolucion Sea-Clutter Database", *IEEE Transactions on Geoscince and Remote Sensing*, Vol. 48, No. 4, pp. 2024-2037, April 2010.

[Carretero 09] J. Carretero-Moya, J. Gismero-Menoyo, A. Asensio-Lopez, y A. Blanco del Campo. "Application of the radon transform to detect small-targets in sea clutter". *IET Radar, Sonar & Navigation,* Vol. 3, No.2, pp.155-166, April 2009.

[Calvo 07] Jaime Calvo Gallego, *Técnicas de procesado bidimensional de señal para radares de alta resolución basadas en descriptores geométricos y estadísticos*, Tesis(Doctoral), E.T.S.I. Telecomunicación (UPM), Madrid, España, 2007.

[Calvo 05] J.C. Gallego, F.P. Martinez, A. Asensio-Lopez, "New detection algorithm of extended targets for radar and electro optical sensors", *Carnahan Conference on Security Technology*, pp. 300 – 303, 11-14 October 2005.

[Cheikh, 06] K. Cheikh, F. Soltani, "Application of neural networks to radar signal detection in K-distributed clutter", *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 153, No. 5, pp. 460 - 466, October 2006.

[Clark 00] M.E. Clark, "High range resolution radar techniques and the wavelet transform", *IEE Seminar on Time-scale and Time-Frequency Analysis and Applications* (Ref. No. 2000/019), 2000.

[Conte 97] E. Conte, M. Lops, "Clutter-map CFAR detection for range-spread targets in non-Gaussian clutter. I. System design", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 33, No. 2, Part 1, pp. 432 - 443, April 1997.

[Cooper 92] D.C. Cooper, D.A. Wynn, "Coherent track-before-detection processing in a ship-based multifunction radar", *Radar International Conference*, pp. 206 - 209, 12-13 October 1992.

[Cheikh 06] K. Cheikh, F. Soltani, "Application of neural networks to radar signal detection in K-distributed clutter", *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 153, No. 5, pp. 460 – 466, October 2006.

[Davey 12] S.J. Davey, M.G Rutten, B. Cheung, "Using Phase to Improve Track-Before-Detect", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 48, No. 1, pp. 832 - 849, 2012.

[Deudon 10] F. Deudon, F. Le Chevalier, S. Bidon, O. Besson, L. Savy, "A Migrating Target Indicator for wideband radar", *IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop*, pp. 249 - 252, 2010.

[Dillard 67] G.M. Dillard, "A Moving Window Detector for Binary Integration", *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. IT-13, No. 1, Enero 1967.

[Eom 99] K.B. Eom, "Time-varying autoregressive modeling of HRR radar signatures", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, No. 3, pp. 974 – 988, July 1999.

[Finn 66] H.M. Finn, "Adaptive detection in clutter", *Fifth Symposium on Adaptive Processes*, Vol. 22, pp. 562, 1966

[Feixue 96] Wang Feixue, Yu Wenxian, Guo Guirong, "Recurrent neural network for high-resolution radar ship target recognition", *Proceedings CIE International Conference of Radar*, pp. 200 - 203, 8-10 October 1996.

[Fukunaga 90] K. Fukunaga, *Introduction to statistical pattern recognition*, Academic Press, Boston, 1990.

[Fuchs 96] J. Fuchs, K.D Ward, M.P. Tulin, R.A.York, "Simple techniques to correct for VCO nonlinearities in short range FMCW radars", *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, Vol. 2, pp. 1175 - 1178, 17-21 June 1996.

[Fuller 98] D.F. Fuller, A.J. Terzuoli, P.J. Collins, R. Williams, "1-D feature extraction using a dispersive scattering center parametric model", *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium*, Vol. 2, pp. 1296 - 1299, 21-26 June 1998.

[Gandhi 88] P.P. Gandhi, S.A. Kassam, "Analysis of CFAR processors in Nonhomogeneous background", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 24, No. 4, pp. 427 – 445, July 1988.

[García 04] J. García Fominaya, *Nuevas técnicas de localización, clasificación e identificacion para radares de vigilancia superficial y alta resolución en escenarios LPI,* Tesis Doctoral. Director: Dr. Félix Pérez Martínez, E.T.S.I. de Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid, España, 30 de Septiembre de 2004.

[Gil 08] R.Gil-Pita, M. Rosa-Zurera, R. Vicen-Bueno, F. Lopez Ferreras, "Maximum Position Alignment Method for Noisy High-Resolution Radar Target Classification", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 15, pp. 120 - 123, 2008.

[Gil 06] R. Gil Pita, *Sistemas de clasificación de blancos radar mediante métodos estadísticos y de inteligencia artificial*, Tesis Doctoral. Director: Dr. Manuel Rosa Sureta, Escuela Politécnica Superior, Universidad de Alcalá, España, 30 de noviembre de 2006.

[Gil 02] R Gil-Pita, P. Jarabo-Amores, M. Rosa-Zurera, F. Lopez-Ferreras, "Improving neural classifiers for ATR using a kernel method for generating synthetic training sets", *12th IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing*, pp. 425 - 434, 4-6 September 2002.

[Goldstein 73] G.B. Goldstein, "False-Alarm Regulation in Log-Normal and Weibull Clutter", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-9, No. 1, pp. 84-92, January 1973.

[Guoirong 89] Guo Guirong, Zhang Wei, Yi Wenxian, "An intelligence recognition method of ship targets", *IEEE National Aerospace and Electronics Conference*, Vol. 3, pp. 1088 - 1096, 22-26 May 1989.

[Haykin 97] S. Haykin, S. Puthusserypady, "Chaotic dynamics of sea clutter: an experimental study", *IET Radar Conference*, pp. 75 – 79, 14-16 October 1997.

[Kisienski 75] A. A Kisienski, Y. T. Lin, L. J. White, "Low-frequency approach to target identification", *IEEE*, Vol. 63, No. 12, pp. 1651–1659, 1975.

[Huaitie 06] Xiao Huaitie, Guo Lei, Fu Qiang, "Radar Target Recognition Method Using Improved Support Vector Machines Based on Polarized HRRPs", *International Conference on Computational Intelligence and Security*, Vol. 1, pp. 702 – 707, November 2006.

[Inggs 99] M.R. Inggs, A.D. Robinson, "Ship target recognition using low resolution radar and neural networks", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, No. 2, pp. 386 – 393, April 1999.

[Jacobs 97] S.P. Jacobs, J.A. O'Sullivan, "High resolution radar models for joint tracking and recognition", *IEEE National Radar Conference*, pp. 99 – 104, 13-15 May 1997.

[Jacobs 00] S.P. Jacobs, J.A. O'Sullivan, "Automatic target recognition using sequences of high resolution radar range-profiles", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 36, No. 2, pp. 364 - 381, April 2000.

[Jarabo 02] R. Gil-Pita, P. Jarabo-Amores, M. Rosa-Zurera, F. Lopez-Ferreras, "Improving neural classifiers for ATR using a kernel method for generating synthetic training sets", *12th IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing*, pp. 425 – 434, 4-6 September 2002.

[Jarabo 01] P.J. Amores, M.R.Zurera, F.L. Ferreras, M.U. Manso, "Time-frequency analysis as a tool for improving neural detectors for low probability of false alarm", *The* 8th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, Vol. 1, pp. 91 - 94, 2-5 September 2001.

[Johnston 02] L.A. Johnston, V. Krishnamurthy, "Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 38, No. 1, pp. 228 – 242, January 2002.

[Kisienski 75] A. A. Kisienski, Y. T. Lin, L. J. White, "Low-frequency approach to target identification", *IEEE*, Vol. 63, pp. 1651–1659, 1975.

[Levanon 88] N. Levanon, Radar Principles, N. John Wiley & Sons, 1988.

[Levanon 92] N. Levanon, "Analytic comparison of four robust algorithms for postdetection integration", *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing*, Vol. 139, No. 1, pp. 67 – 72, Feb. 1992.

[Liang_Min 92] Liang Min, Sun Zhongkang, Liu Juchang, "The second-order neural network for radar ship target recognition", *IEEE National Aerospace and Electronics Conference*, Vol. 1, pp. 270 - 274, 18-22 May 1992.

[Lu Jun 94] Lu Jun, Yu WenXian, Guo GuiRong, "Feature extraction for radar ship target recognition using compactly supported wavelets", *IEEE National Aerospace and Electronics Conference*, Vol. 1, pp. 66 - 73, 23-27 May 1994.

[Maki 01] A. Maki, K. Fukui, K. Onoguchi, K. Maeda, "ISAR image analysis by subspace method: automatic extraction and identification of ship Profile", *11th International Conference on Image Analysis and Processing*, pp. 523 - 528, 26-28 September 2001.

[Maki 02] A.Maki, K. Fukui, Y. Kawawada, M. Kiya, "Automatic ship identification in ISAR imagery: an on-line system using CMSM", *IEEE radar Conference*, pp. 206 - 211, 22-25 April 2002.

[Malas2004] J. A. Malas, , K. M. Pasala, J. Westerkamp, "Automatic target classification of slow moving ground targets in clutter", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 40, No. 1, 190–205, 2004.

[Margarit 07] G. Margarit, J. J. Mallorqui, X. Fabregas, "Single-Pass Polarimetric SAR Interferometry for Vessel Classification", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 45, No. 11, Part 1, pp. 3494 – 3502, November 2007.

[Melief 06] H.W. Melief, H. Greidanus, P. van Genderen, P. Hoogeboom, "Analysis of sea spikes in radar sea clutter data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44, No. 4, pp. 985 – 993, April 2006.

[Mitchell 99] R.A Mitchell, J.J. Westerkamp, "Robust statistical feature based aircraft identification", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, No. 3, pp. 1077 – 1094, July 1999.

[Moruzzis 04] Moruzzis, M Pierre Saulais, Tan Hock Tat, Tong Cherng Huei, "Automatic Target Classification for Naval Radar", *International Conference on Radar Systems*, 2004.

[Moyer 11] L.R. Moyer, J. Spak, P. Lamanna, "A Multi-Dimensional Hough Transform-Based Track-Before-Detect Technique for Detecting Weak Targets in Strong Clutter Backgrounds", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 47, No. 4, pp. 3062 - 3068, October 2011.

[**Muñoz 06a**] J.M. Munoz-Ferreras, J. Calvo-Gallego, F. Perez-Martinez, A. Blanco-del-Campo, A. Asensio-Lopez, B.P. Dorta-Naranjo,: "Motion Compensation for ISAR Based on the Shift and Convolution Algorithm", *IEEE Radar Conference*, pp. 366-370, April 2006.

[**Muñoz 06b**] J.M. Munoz-Ferreras, F. Pérez Martínez, J. Calvo Gallego, A. Blanco-del-Campo, A. Asensio-López, B.P. Dorta-Naranjo, "Focused ISAR Images of Maritime Targets using a High Resolution LFMCW Millimeter-wave Radar". *The 13th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference*, 16-19 May 2006.

[**Muñoz 08**] J.M. Muñoz Ferreras, F. Pérez Martínez, J. Calvo Gallego, A. Asensio-López, B.P. Dorta-Naranjo, A. Blanco-del-Campo, "Traffic Surveillance Systems Using ISAR Techniques", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 46, No. 6, pp. 1624 - 1633, June 2008.

[Nanzhi 01] Nanzhi Jiang, Renbiao Wu, Jian Li, "Super resolution feature extraction of moving targets", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 37, No. 3, pp. 781 - 793, 2001.

[Nelson 03] D.E. Nelson, J.A. Starzyk, D.D. Ensley, "Iterated wavelet transformation and signal discrimination for HRR radar target recognition", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Part A, Vol. 33, No. 1, pp. 52–57, January 2003.

[Ostrovityanov 1985] R.V. Ostrovityanov, F.A.Basalov, *Statisticheskaya teoriya radiolokatsii protyazhennykh tseley (Statistical Theory of Extended Radar Targets)*, Radio i Svyaz in Russian, 1982, (trans.) Artech House, 1985.

[Papic 06] V.D. Papic, Z.M. Djurovic, B.D.Kovacevic, "Adaptive Doppler-Kalman filter for radar systems", *IEE Proceedings on Vision, Image and Signal Processing*, Vol. 153, No. 3, pp. 379 - 387, 2006.

[Perez 05] F. Perez-Martinez, J. Garcia-Fominaya, J. Calvo-Gallego, "A shift-and-convolution technique for high-resolution radar images", *IEEE Sensors Journal*, Vol. 5, No. 5, pp. 1090 – 1098, October 2005.

[Perez 02] M. Perez, A. Asensio, J. Gismero, J.I. Alonso, J.M. Monje, F. Casanova, R. Cortijo, J.F. Perez-Ojeda, "ARIES: a high-resolution shipboard radar", *IEEE on Radar Conference*, pp. 148 -153, 22-25 April 2002.

[Perez 01] F. Perez-Martinez, J. Garcia-Fominaya, M. Burgos-Garcia, "Technique for target detection and ranging based on broadband LPI radars", *Electronics Letters*, Vol. 37, No. 12, pp. 784 - 786, 7 June 2001.

[Pichler 05] M. Pichler, A. Stelzer, P. Gulden, C.Seisenberger, M. Vossiek, "Frequencysweep linearization for FMCW sensors with high measurement rate", *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, pp. 4, 12-17 June 2005.

[Reindl 01] L. Reindl, C.C.W. Ruppel, S. Berek, U. Knauer, M. Vossiek, P. Heide, L. Oreans, "Design, fabrication, and application of precise SAW delay lines used in an FMCW radar system", *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol. 49, No. 4, Part 2, pp. 787 - 794, April 2001.

[Rihaczek 00] A. Rihaczek, S. Hershkowitz, *Theory and Practice of radar target identification*, Artech House, 2000.

[Ristic 04] B. Ristic, S. Arulampalam, N. J. Gordon, *Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications*, Norwood, MA: Artech House, 2004.

[Serreta 98] H. Serretta, M.R. Inggs, "Ship target recognition with the Mellin transform aided by neural networks", *1998 South African Symposium on Communications and Signal Processing*, pp. 203 - 208, 7-8 September 1998.

[Sierra 04] M. Sierra Pérez, B. Galocha Iragüen, J. Fernández Jambrina, and M. Sierra Castañer, *Electrónica de Comunicaciones*, Pearson Prentice Hall, 2004.

[Scheer 93] J. A. Scherr, J.L. Kurtz, *Coherent Radar Performance Estimation*, Artech House, 1st Ed., 1993.

[Skolnik 90] Merrill Skolnik, Radar Handbook, 2nd ed., Mc Graw-Hill, 1990.

[Skonlnik 01] Merrill Skolnik, Introduction to Radar Systems, 3rd ed., Mc Graw-Hill, 2001.

[Suykens 02] J.A.K. Suykens, T. Van Gestel, J. De Brabanter, B. De Moor, J. Vandewalle, "Least Squares Support Vector Machines", *World Scientific*, 2002.

[Tang 96] Jinsong Tang, Zhaoda Zhu, "Analysis of extended target detectors", *IEEE National Aerospace and Electronics Conference*, Vol. 1, pp. 364 - 368, 20-23 May 1996.

[Tonissen 96] S.M. Tonissen, R.J. Evans, "*Peformance of dynamic programming techniques for Track-Before-Detect*", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 32, No. 4, pp. 1440 – 1451, October 1996.

[Tran 90] S.T. Tran, "Computer processing of high resolution radar data at Naval Ocean Systems Center", *IEEE International Conference on Systems Engineering*, pp. 482–485, 9–11 August 1990.

[Trunk 71] G. Trunk, S. George, "Detection of Targets in non-Gaussian Sea-Clutter", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, pp. 553-556, 1971.

[Unsworth 02] C.P. Unsworth, M.R. Cowper, S. McLaughlin, B. Mulgrew, "Reexamining the nature of radar sea clutter", *IEE Proceedings Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 149, No. 3, pp. 105 – 114, June 2002.

[Vapnik 95] Vladimir Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer-Verlag, 1995.

[Ward 08] Ward, D. Keith, Tough, J. A. Robert, "Modelling radar sea clutter in littoral environments", *International Conference on Radar*, pp. 82 – 87, 2-5 September 2008.

[Ward 81] K.D. Ward, "Compound representation of high resolution sea clutter", *Electronics Letters*, Vol. 17, No 16, pp. 561 – 563, August 6 1981.

[Watts 05] S. Watts, K.D. Ward, R.J.A. Tough, "The physics and modelling of discrete spikes in radar sea clutter", *IEEE International Radar Conference*, pp. 72 – 77, 9-12 May 2005.

[Watts 90a] K.D. Ward, C.J. Baker, S. Watts, "Maritime surveillance radar. I. Radar scattering from the ocean surface", *IEE Proceedings Radar and Signal Processing*, Vol. 137, No. 2, pp. 51–62, April 1990.

[Watts 90b] K.D. Ward, C.J. Baker, S. Watts, "Maritime surveillance radar. II. Detection performance prediction in sea clutter", *IEE Proceedings Radar and Signal Processing*, Vol. 137, No. 2, pp. 63 - 72, April 1990.

[Watts 87] S. Watts, "Radar Detection Prediction in K-Distributed Sea Clutter and Thermal Noise", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-23, No. 1, pp. 40 - 45, January 1987.

[Wehner 95] R. Wehner, High Resolution Radar, 2nd ed., Mc Graw-Hill, 1995.

[Willian 95] M.M. Williams, A.A. Beex, "Radar cross-section data encoding based on AR spectral estimation techniques", *Record of the IEEE International Radar Conference*, pp. 176 - 180, 8-11 May 1995.

[Wu 02] R. Wu, Q. Gao, J. Liu, H. Gu, "ATR scheme based on 1-D HRR profiles", *Electronics Letters*, Vol. 38, No. 24, pp. 1586 – 1588, 21 November 2002.

[Xun 97] Zhang Xun, Zhuang Zhaowen, Guo Guirong, "HRR target recognition using the geometry information of scattering centers", *IEEE National Aerospace and Electronics Conference*, 936–940, 1997.

[Xun 96] Zhang Xun, Zhuang Zhaowen, Guo Guirong, "Radar target recognition using wavelet transform and information fusion", *3rd International Conference on Signal Processing*, Vol. 1, pp. 355 - 358,14-18 October 1996.

[Yamamoto 01] K. Yamamoto, M. Iwamoto, T. Kirimoto, "A new algorithm to calculate the reference image of ship targets for ATR using ISAR", *MTS/IEEE Conference and Exhibition OCEANS*, Vol. 4, pp. 2601 - 2607, 5-8 November 2001.

[Yongi 02] Ying Yongqi, He Guoyu, Xu Yongbin, Fang Hui, "A FTDC technique to improve the range resolution of short range FMCW radar", *3rd International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology*, pp. 480-483, 17-19 August 2002.

[Zhang 04] Rongquan Zhang, Yulin Huang, Jianyu Yang, Jintao Xiong, "LFMCW radar multi-target acceleration and velocity estimation method", *7th International Conference on Signal Processing*, Vol. 3, pp. 1989 - 1992, 2004.

[Zhaoda 94] Zhaoda Zhu, Zhishun She, "One-dimensional ISAR imaging of multiple moving targets", *IEEE National Aerospace and Electronics Conference*, Vol. 1, pp. 171 - 174, 23-27 May 1994.

[Zwart 03] J.P. Zwart, R. van der Heiden, S. Gelsema, F. Groen, "Fast translation invariant classification of HRR range profiles in a zero phase representation", *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 150, No. 6, pp. 411 - 418, 1 December 2003.