



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR

TESIS DE DOCTOR EN INGENIERÍA

**Técnicas de Detección Radar en Escenarios
Marítimos Heterogéneos**

Mg. Nélica Beatriz Gálvez

BAHÍA BLANCA

ARGENTINA

2018

Prefacio

Esta Tesis es presentada como parte de los requisitos para optar al grado académico de Doctor en Ingeniería, de la Universidad Nacional del Sur, y no ha sido presentada previamente para la obtención de otro título en esta Universidad u otras. La misma contiene los resultados obtenidos en investigaciones llevadas a cabo en el Departamento de Ingeniería Eléctrica y de Computadoras, durante el período comprendido entre el 20 de Marzo de 2007 y el 4 de Mayo de 2018, bajo la dirección del Dr. Juan E. Cousseau, Profesor Titular del Departamento de Ingeniería Eléctrica y de Computadoras.

Nélida Beatriz Gálvez

ngalvez@uns.edu.ar



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR
Secretaría General de Posgrado y Educación Continua

La presente tesis ha sido aprobada el 04/05/2018 , mereciendo la calificación de 10 (diez)

Dedicatoria

Dedico esta tesis a Dios, por haberme guiado y amparado, por brindarme las posibilidades y oportunidades para realizar este trabajo, por escuchar mis oraciones.

A mi esposo, mis hijas y mi nieto, por su apoyo, acompañamiento y por el gran amor que recibo de ellos.

A mis padres por su gran esfuerzo para brindarme estudios y preparación.

Al director de este trabajo, por su paciencia y dedicación para llevar adelante este trabajo.

Resumen

Durante las últimas décadas se ha realizado mucho esfuerzo para encontrar soluciones eficientes al problema de detección de los radares marítimos modernos. La probabilidad de detección de objetos de interés depende altamente de los esquemas de detección seleccionados y sus distribuciones de clutter y señal. Se han desarrollado diferentes estrategias de detección con el objetivo de discriminar el retorno marino de la señal de interés. Estas estrategias establecen un umbral que depende de la potencia del retorno marino local basada en un test de hipótesis para una determinada falsa alarma.

En esta tesis, se presentan algunos detectores radar con el propósito de encontrar soluciones eficientes al problema de discriminar entre los objetos de interés y el ambiente marino, especialmente para el caso de condiciones no homogéneas que usualmente acaecen en el escenario marino.

Con ese propósito, se describen algunos modelos del entorno marino por medio de sus distribuciones estadísticas para baja y alta resolución. Por ejemplo, para el caso de baja resolución y ángulos de incidencia altos, el clutter generalmente se modela por medio de la distribución Gaussiana. Sin embargo, para el caso de radares modernos de alta resolución, donde las celdas de rango son pequeñas con muy pocos dispersores, el retorno radar se aleja de las distribuciones Gaussianas y el ambiente marino se representa muy bien mediante distribuciones de cola larga, tales como las distribuciones Weibull y K .

En este trabajo, se discuten los principios básicos de la detección radar. Se realiza una descripción detallada de algunos esquemas clásicos, tales como el detector de Neyman Pearson, el GLRT, y algunos esquemas de detección, como el CA CFAR, el GO CFAR, el SO CFAR, el OS CFAR y el detector propuesto por [60].

Teniendo en cuenta que la detección radar se puede interpretar como un problema de reconocimiento de patrones, las redes neuronales son apropiadas para tratarlo, por consiguiente, se consideraron algunas soluciones por medio de varios algoritmos tales como el ANN CFAR, el CANN CFAR y el NNCAOS CFAR.

Finalmente, se presenta un nuevo detector radar en el contexto de los sistemas no-coherentes que operan en ambientes marinos no homogéneos. Se considera el caso especial de un radar de alta resolución con un ángulo de incidencia bajo, que funciona en condiciones de mar adversas. El esquema de detección que se plantea, se basa en la propuesta de un nuevo modelo del ambiente marino. Los objetivos de diseño de esta distribución fueron introducir grados de libertad adicionales (parámetros) con respecto a la distribución K para modelar los casos de colas pesadas y también obtener un detector en forma cerrada que aproxime la propiedad CFAR cuando trabaja en condiciones extremas.

Abstract

During the last decades much effort has been done to find efficient solutions to the problem of detection for modern maritime radar. The probability of detection of a target highly depends on the selected detection scheme and its signal and clutter distributions. Different detection strategies have been developed in order to discriminate the clutter from the signal of interest. These detection strategies set a threshold that depends on the local clutter power based on a hypothesis test for an expected false alarm rate.

In this thesis, several radar detectors were introduced with the purpose of finding efficient solutions to the problem of discriminating between targets and the clutter environment, especially for the case of non-homogeneous situations that usually happen in the sea scenario.

To that purpose some clutter models are described by means of their statistical distributions for low and high resolution. For example, for the case of low resolution and high grazing angles the clutter is generally modeled by means of the Gaussian distribution. However, for the case of the modern high resolution radars, where the range cells are small with only few scatterers, the clutter models depart from the Gaussian distributions and the sea environments are well represented by means of long tailed distributions, like the Weibull and the K .

In this work, the basic radar detection principles are discussed. A detailed description of some classic detection schemes are given, like the Neyman Pearson Detector, the GLRT, and some CFAR detection schemes, like the CA CFAR, the GO CFAR, the SO CFAR, the OS CFAR and the detector proposed by [60] .

Considering that the radar detection may be interpreted as a pattern recognition, the Neural Networks are suitable to deal with the problem. Some solutions were considered by means

of several algorithms like the specialized ANN CFAR, the CANN CFAR and the NNCAOS CFAR.

Finally, a new radar detector in the context of non-coherent radar systems operating under non-homogeneous sea clutter and the special case of a high resolution radar at low grazing angles under adverse sea conditions, is presented. The novel detection scheme is based on a new clutter distribution model. The design objectives of this clutter distribution were to introduce additional degrees of freedom (parameters) with respect to the K distribution to model heavy tailed cases and also to obtain a closed-form detector that approximates the CFAR property when working under very stringent detection conditions.

Agradecimientos

En primer lugar, agradezco a Dios por darme la vida, mi familia, la salud. Porque me dio las fuerzas para seguir adelante aún cuando parecía que era imposible llegar al objetivo y por escuchar mis oraciones cada día. Le doy gracias también por iluminarme en los momentos difíciles y por las personas que puso en mi camino, quienes contribuyeron a que pudiera hacer realidad este sueño.

El apoyo de mi familia fue fundamental en este camino recorrido, por lo que agradezco a mi esposo Víctor por su amor y acompañamiento, porque me brindó el soporte necesario en todo momento y me incentivó a continuar aún en las dificultades. Doy las gracias también a mis hijas María del Rocío y Bianca, por su comprensión cuando tenía que dedicar tiempo al estudio y por el gran amor que recibo de ellas, y a mi nietito Alan, por llenarnos de felicidad cada día.

Agradezco a mis padres, Alonso y Candelaria, por el gran esfuerzo que realizaron para que siga mis estudios desde el primario hasta la universidad, por los valores que me inculcaron, su gran ejemplo de humildad, honestidad y denuedo. También a mis hermanos Dolores y Paco, por alentarme a seguir adelante.

Mi más sincero agradecimiento al director de esta tesis, el Dr. Juan E. Cousseau, por el tiempo dedicado, durante varios años realizando el seguimiento de este trabajo, por su guianza en cada aspecto del desarrollo, por su paciencia al ayudarme a llevar adelante la investigación aún ante las dificultades que se fueron presentando. Le agradezco también por respaldar los proyectos emprendidos y relacionados con este tema y por su buena predisposición en todo momento. Agradezco también la colaboración brindada por el Dr. Carlos H. Muravchik y el Dr. Osvaldo Agamennoni en algunos trabajos de investigación.

También quiero agradecer a mis compañeros de trabajo, el Mg. José Luis Pasciaroni,

por brindarme la posibilidad de incorporarme al equipo de trabajo del Servicio de Análisis Operativo Armas y Guerra Electrónica (SIAG) y por ayudarme a avanzar en este área de investigación. Al Ing. Diego Martínez por el trabajo en conjunto y su colaboración en algunos desarrollos de software, y demás compañeros de trabajo que de una forma directa o indirecta colaboraron.

Quiero expresar mi gratitud a las autoridades del SIAG por favorecer el trabajo de investigación y desarrollo y por incentivar la realización de esta carrera de posgrado. También agradezco la colaboración y buena predisposición de todo el personal del Departamento de Ingeniería Eléctrica y de Computadoras (DIEC).

Destaco además, el acompañamiento de mis amistades, quienes se alegraron conmigo por los logros conseguidos y a todas aquellas personas que de alguna forma colaboraron para que pudiera llevar adelante esta carrera.

Índice general

| | |
|---|-----------|
| 1. Introducción | 1 |
| 1.1. Propósito de la tesis y motivaciones | 1 |
| 1.2. Trabajos preliminares | 9 |
| 1.2.1. Publicaciones realizadas | 10 |
| 1.3. Organización de la tesis | 11 |
| 2. Modelo de la señal proveniente del radar | 13 |
| 2.1. Introducción | 13 |
| 2.2. Modelo estadístico de los objetos reflectantes | 14 |
| 2.3. Modelos de clutter de mar | 16 |
| 2.3.1. Baja resolución | 17 |
| 2.3.2. Alta resolución | 18 |
| Generación o simulación de clutter de mar | 23 |
| 2.4. Modelo estadístico de señal proveniente de objetos de interés más clutter | 27 |
| 2.4.1. Clutter de tipo Rayleigh más objeto de interés fluctuante de tipo Swer- ling I y II | 28 |
| 2.5. Conclusiones | 29 |
| 3. Detección radar | 31 |
| 3.1. Introducción | 31 |
| 3.2. Detector óptimo según teorema de Neyman Pearson | 33 |
| 3.3. GLRT | 37 |
| 3.4. CFAR | 37 |

| | | |
|-----------|---|-----------|
| 3.4.1. | CA CFAR | 38 |
| 3.4.2. | Algunos detectores diseñados para funcionar bajo clutter con distribución K | 41 |
| 3.4.3. | Conclusiones | 43 |
| 4. | Detección CFAR utilizando ANNs | 45 |
| 4.1. | Introducción | 45 |
| 4.2. | Aspectos generales | 46 |
| 4.3. | ANN CFAR especializado | 47 |
| 4.4. | ANN CFAR entrenado para clutter mixto | 49 |
| 4.5. | CANN CFAR | 51 |
| 4.6. | NNCAOS CFAR | 53 |
| 4.7. | Conclusiones | 59 |
| 5. | Detector radar para estados de mar adversos | 63 |
| 5.1. | Introducción | 63 |
| 5.2. | Nueva distribución para el clutter de mar | 64 |
| 5.3. | Distribución de un objeto de interés más clutter | 67 |
| 5.4. | Detector propuesto | 68 |
| 5.5. | Algunos resultados con datos simulados y reales | 73 |
| 5.6. | Conclusiones | 77 |
| 6. | Conclusiones | 79 |
| A. | Apéndice | 83 |
| A.1. | PDF bajo hipótesis H_0 | 83 |
| A.2. | PDF bajo hipótesis H_1 | 84 |
| A.3. | Detector propuesto | 86 |
| A.3.1. | Detector propuesto para $\mu \rightarrow 0$ | 87 |
| A.4. | Probabilidad de Falsa Alarma | 89 |

| | |
|--|----|
| A.4.1. Divergencia de Kullback-Leibler | 89 |
|--|----|

Índice de figuras

| | |
|---|----|
| 1.1. Esquema del Extractor de Video Radar | 2 |
| 1.2. Retornos de boyas | 5 |
| 1.3. Retornos de un buque cercano | 6 |
| 2.1. Resolución del radar | 17 |
| 2.2. PDF Weibull para $d = 1$, $b = 1,3$ en rojo, $b = 2$ en azul y $b = 3$ en verde . . . | 19 |
| 2.3. PDF Lognormal para $\mu = 0$; $\sigma = 1$ en verde; $\mu = 1$; $\sigma = 0,3$ en rojo y $\mu = 2$; $\sigma = 0,3$ en azul | 20 |
| 2.4. PDF K , para $\lambda = \sqrt{\alpha}$, $\alpha = 12$ en verde, $\alpha = 0,9$ en rojo, $\alpha = 0,4$ en azul y $\alpha = 0,2$ en negro | 22 |
| 2.5. Longitud de Correlación r | 24 |
| 2.6. Muestras de tipo Rayleigh con parámetro $\psi = 2$ | 24 |
| 2.7. Muestras de tipo Weibull con parámetros $b = 1$ y $d = 1,3$ | 25 |
| 2.8. Muestras de tipo K con parámetro $\lambda = \sqrt{\alpha}$ y $\alpha = 4$, para $R = 0$ | 27 |
| 2.9. Muestras de tipo K con parámetro $\lambda = \sqrt{\alpha}$ y $\alpha = 4$, para $R = 15$ | 27 |
| 3.1. Test de Hipótesis | 34 |
| 3.2. PFA vs η | 35 |
| 3.3. Curvas ROC | 36 |
| 3.4. CFAR | 38 |
| 4.1. Modelo de una Neurona | 46 |
| 4.2. ANN CFAR | 47 |

| | |
|---|----|
| 4.3. PD versus SCR [dB] para ANN CFAR Especializado (*) y CA CFAR convencional (línea cont.) para una distribución de tipo Weibull con parámetros d y b | 48 |
| 4.4. ANN CFAR entrenada con clutter mixto | 49 |
| 4.5. PD versus SCR [dB] para ANN Especializada (*), CA convencional (línea cont.) y ANN CFAR (+) para clutter Weibull mixto | 50 |
| 4.6. CANN CFAR | 53 |
| 4.7. Comparación del desempeño de los procesadores CANN, RH y OS CFAR para distintos parámetros de forma ($b = 2$, $b = 1,66$, $b = 1,33$ y $b = 1$) para clutter de tipo Weibull homogéneo. | 54 |
| 4.8. NNCAOS CFAR | 56 |
| 4.9. ζ_{OS} vs n | 57 |
| 4.10. PD para el caso 1 | 58 |
| 4.11. PD para el caso 2 | 59 |
| 4.12. PD para el caso 3 | 60 |
| 4.13. Caso4 | 61 |
| 4.14. Umbrales | 62 |
| 5.1. PDF propuesta bajo hipótesis H_0 para diferentes parámetros, comparada con la distribución K | 66 |
| 5.2. PDF propuesta bajo hipótesis H_1 para diferentes valores de sus parámetros. . . | 68 |
| 5.3. Estructura del detector propuesto. | 70 |
| 5.4. Curvas ROC para el detector propuesto (líneas punteadas) comparadas con el detector propuesto por [14] (líneas continuas). | 72 |
| 5.5. Desempeño del detector propuesto comparado con el detector Y&S, con el propuesto por Dg , con el CA CFAR y el detector CFAR ideal bajo clutter correlacionado ($R = 15$) y $PFA = 10^{-5}$ | 75 |
| 5.6. Desempeño del detector propuesto comparado con el Y&S y el CA CFAR bajo datos radar reales para estado de mar alto para $PFA = 10^{-5}$ | 76 |

5.7. Variación de la PFA relacionada con la distribución del clutter para $M = 4$,
 $M = 16$ y $M = 20$ 77

Glosario

| Sigla | Inglés | Español |
|--------------|--|--|
| ACF | Autocorrelation Function | Función de Autocorrelación |
| ADC | Analog to Digital Converter | Conversor Analógico Digital |
| ANN | Artificial Neural Network | Redes Neuronales Artificiales |
| BI | Bearing Increment | Incremento de Bering |
| CA | Cell Average | Promediador |
| CANN | Cell Average Neural Network | Promediador con Redes Neuronales |
| CB | Clutter Bank | Banco de Clutter |
| CFAR | Constant False Alarm Rate | Relación de Falsa Alarma Constante |
| CUT | Cell Under Test | Celda Bajo Prueba |
| dB | decibel | decibel |
| DSP | Digital Signal Processor | Procesador de Señales Digitales |
| EVR | Radar Video Extractor | Extractor de Video Radar |
| FPGA | Field Programmable Gate Array | Arreglo de Compuertas Programable |
| GARCH | Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedastic | Procesos Generalizados Condicionales heteroscedásticos Autorregresivos |
| GG | Generalized Gamma | Gamma Generalizada |

| Sigla | Inglés | Español |
|--------------|--|---|
| GLRT | Generalized Likelihood Ratio Test | Test de Relación de Verosimilitud Generalizada |
| GO | Greatest Of | El Más Grande |
| H_0 | Null Hypothesis | Hipótesis nula |
| H_1 | Alternative Hypothesis | Hipótesis Alternativa |
| HM | Heading Mark | Señal de Rotación de Antena |
| KL | Kullback Leibler | Kullback Leibler |
| LRT | Likelihood Ratio Test | Test de Verosimilitud |
| MLE | Maximum Likelihood Estimation | Estimación de Máxima Verosimilitud |
| MNLT | Memoryless Nonlinear Transform | Transformada Lineal Sin Memoria |
| MT | Multiple Targets | Múltiples Objetos de Interés |
| NNCAOS | Neural Network & Cell Average & Order Statistics | Redes Neuronales & Promediador & Estadística Ordenada |
| OS | Order Statistics | Estadística Ordenada |
| PD | Probability of Detection | Probabilidad de Detección |
| PDF | Probability Density Function | Función Densidad de Probabilidad |
| PFA | Probability of False Alarm | Probabilidad de Falsa Alarma |
| RCS | Radar Cross Section | Sección Transversal de Radar |
| RH | Range Heterogeneous | Heterogéneo en Rango |

| Sigla | Inglés | Español |
|--------------|-----------------------------------|--|
| ROC | Receiver Operating Characteristic | Característica de Operación del Receptor |
| SCR | Signal to Clutter Ratio | Relación Señal Clutter |
| SLD | Square Law Detector | Detector de Ley Cuadrática |
| SO | Smallest Of | El Más Chico |
| Tg | Trigger | Disparo |
| Y&S | Yamaguchi and Suganuma | Yamaguchi y Suganuma [60] |

Capítulo 1

Introducción

1.1. Propósito de la tesis y motivaciones

Desde la creación del radar en la literatura temática se ha prestado especial atención al desafío de discriminar la señal proveniente de los objetos de interés del ruido y de los retornos no deseados. Los sistemas actuales de procesamiento de señales, permiten digitalizar y procesar el retorno radar a muy altas velocidades. Estas capacidades, brindan la posibilidad de tratar algoritmos muy complejos como son los esquemas de detección y seguimiento de objetos de interés.

En este trabajo, el estudio de los aspectos de detección radar surgió como parte del desarrollo de un proyecto de extracción automática de video radar en el ámbito de la Armada Argentina, en el Servicio de Análisis Operativo Armas y Guerra Electrónica (SIAG), con la invaluable colaboración del Departamento de Ingeniería Eléctrica y de Computadoras (DIEC) de la Universidad Nacional del Sur.

Los sistemas de extracción de video radar, requieren de un esquema de detección, que les permita distinguir la señal proveniente de un objeto de interés que se encuentra inmerso en los reflejos provenientes del entorno marino, con el objetivo de determinar su ubicación y hacer su seguimiento en cada barrido.

El Extractor de Video Radar (EVR), que se encuentra en proceso de desarrollo, consiste en un sistema integrado de software y hardware, cuyo objetivo es la detección y posterior seguimiento en tiempo real, de objetos de interés (embarcaciones, aeronaves, etc.) en forma

automática dentro de un área y brindar además toda la información posible acerca de los objetos detectados (ubicación en rango y acimut, velocidad, aceleración, rumbo, etc.). Su arquitectura, consiste en una estructura sincronizada por las señales provenientes del radar, tales como la señal de rotación de antena (HM, Heading Mark), el disparo (Tg, trigger) y el Incremento de Bearing (BI, Bearing Increment), su estructura se muestra en la Fig. 1.1. La señal de video o retorno radar, pasa por el detector de ley cuadrática (SLD, square law detector), considerando que este método es el más conveniente para los cálculos que se realizarán en todo el proceso de detección [54]. A continuación, esta señal, se digitaliza por medio del conversor analógico digital (ADC, analog to digital converter) y se almacena para su posterior procesamiento en tiempo real utilizando algoritmos específicos que funcionan en sincronismo dentro de la arquitectura mencionada. Este proyecto consiste en la investigación e implementación de técnicas de procesamiento estadístico de señales para la detección y estimación de parámetros, fundamentalmente en aplicaciones de procesamiento de información radar. Su desarrollo incluye el modelado de la señal y del ambiente marino mediante distribuciones probabilísticas, la investigación de los procesos de detección (Neyman Pearson, Bayes, GLRT, CFAR, etc.) y de tracking (filtro Kalman, alpha-beta, tracking múltiple hipótesis, etc.). Los aspectos prácticos incluyen la implementación del software y hardware en FPGA y DSPs.

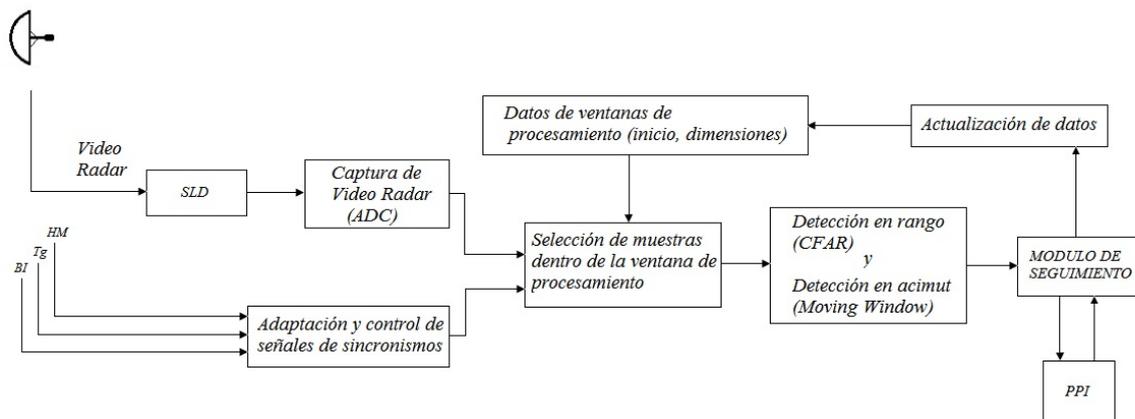


FIGURA 1.1: Esquema del Extractor de Video Radar

Para el caso de un radar marítimo de sensado remoto, el reflejo proveniente del mar se denomina señal radar. Sin embargo en la señal que retorna hacia el radar, también se refleja todo el ambiente marino, denominado retorno marino (clutter). Tanto el operador del radar, como los sistemas automáticos de detección, ambos deben ser capaces de distinguir los objetos de interés del ruido térmico y el clutter que los rodea [54].

En este tipo de radares, el ángulo de inclinación de la señal radar (grazing angle), es generalmente menor que 10° y el área de interés suele extenderse más allá del horizonte, es decir con una inclinación de 0° . En estas circunstancias, especialmente en el caso de radares de alta resolución, los retornos marinos provenientes del oleaje, tienen el aspecto característico de los objetos de interés, por lo que podría resultar muy difícil distinguirlos del clutter [54].

Para conseguir discriminar los objetos de interés del clutter, los procesos de detección deben lograr una relación de falsa alarma constante y aceptable del clutter de mar, evitando así sobrecargar los procesadores de señales. Un modo de hacer ésto es estimar la potencia media de clutter local para obtener un umbral adaptativo, utilizando los datos tanto en rango como en acimut provenientes de las celdas adyacentes y la celda bajo prueba (CUT, cell under test), o sea la celda en la que se está censando si hay o no un objeto de interés. Esta es la base del detector CFAR (constant false alarm rate), para lo que es importante modelar el clutter mediante una distribución apropiada [54].

Para afirmar estos conceptos mencionados, se explica a continuación un conjunto de pruebas realizadas utilizando un prototipo inicial del EVR, desarrollado sobre un cluster de DSPs. Este prototipo fue conectado a un radar de navegación Consilium Selux ST comercial de banda X, integrado como un submódulo de un sistema de comando. Durante esta experiencia fue posible detectar y seguir objetos en el mar. Su desempeño sobrepasó las expectativas iniciales, porque el sistema realizó correctamente la detección y seguimiento de embarcaciones y boyas seleccionadas sobre la consola táctica [43].

Por ejemplo, se menciona la detección de un par de boyas Fig. 1.2, que a pesar de estar fijas en una determinada ubicación en el mar tienen un movimiento relativo al buque propio, con lo que se consiguió realizar su seguimiento. También se detectó y siguió un buque

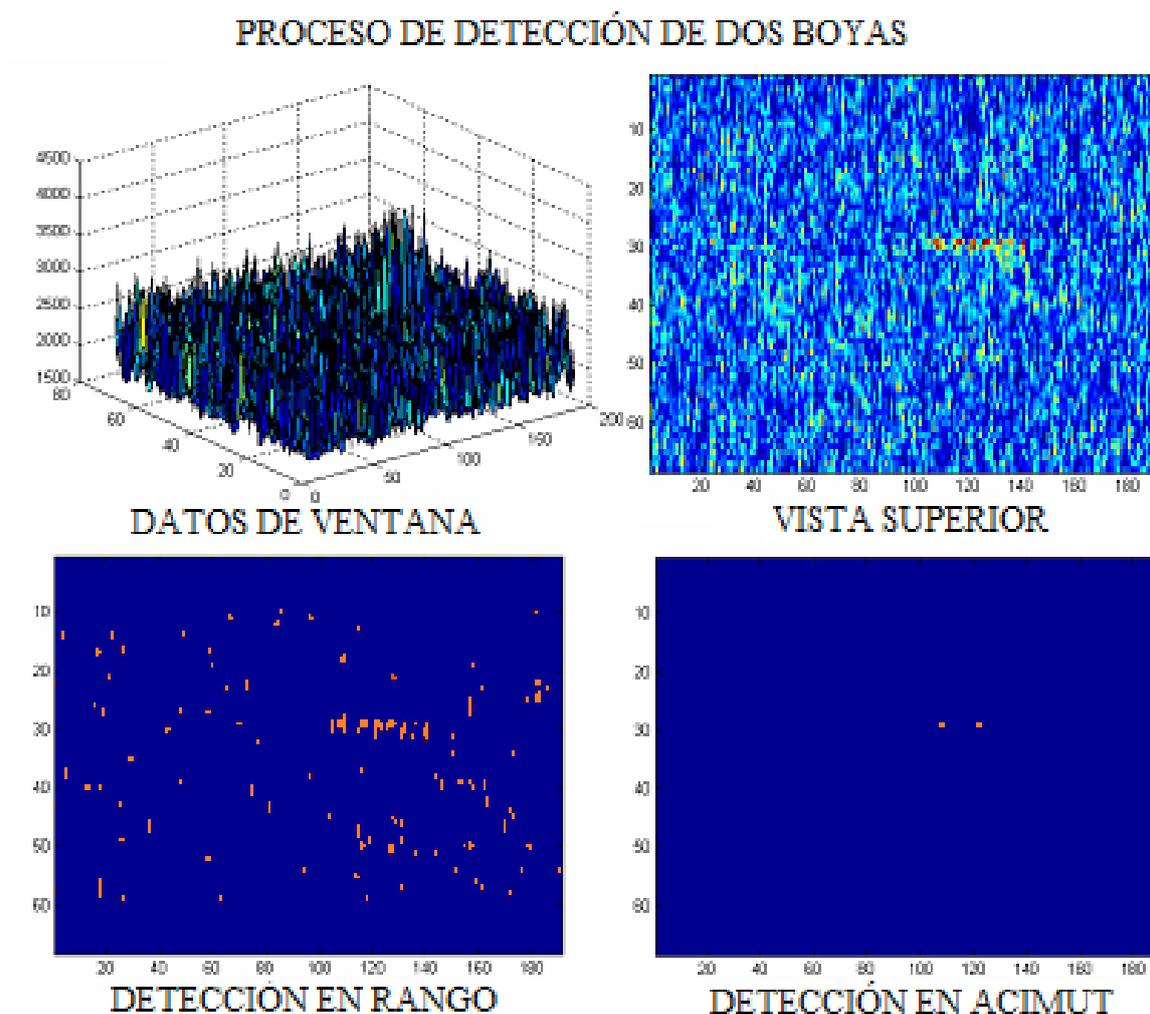
remolcador que circunstancialmente pasaba por la bahía, Fig. 1.3. Este buque de grandes dimensiones circulaba a baja velocidad y a poca distancia del buque propio. Mediante estas pruebas realizadas en un escenario real fue posible almacenar muestras correspondientes a varias ventanas de búsqueda, con el EVR funcionando como grabador de video radar, con el propósito de analizar y procesar las mismas en el laboratorio (off line) y obtener así medidas de desempeño de los algoritmos de detección y seguimiento utilizados [43].

Como puede apreciarse, en las Fig. 1.2 y Fig. 1.3, se observa un conjunto de muestras capturadas correspondientes a una ventana de búsqueda. También en estas figuras se muestra el resultado de aplicar los procesos de detección en rango, como por ejemplo el CFAR y la ventana deslizante (MW, Moving Window) para detección en acimut, sobre el conjunto de muestras correspondientes a cada ventana [43].

Según se muestra en la Fig. 1.2 a la salida del CFAR aparecen muchas detecciones (puntos rojos) sobre toda la superficie, lo que es indicación de falsas alarmas. Este problema pone en evidencia una relación de compromiso, que se puede corregir ajustando la probabilidad de falsa alarma (PFA, probability of false alarm) (haciéndola más pequeña), pero si se reduce excesivamente, se corre el riesgo de perder detecciones, especialmente cuando se trata de objetos pequeños (con respecto al ancho del pulso), o muy distantes. Su solución definitiva es un ajuste adaptativo [43].

En el caso del buque detectado que se muestra en Fig.1.3, considerando que se trata de un objeto grande y muy cercano, se obtienen muchas detecciones para un mismo objeto, por lo que el sistema podría asumir que detectó varios objetos, en este caso podrían ajustarse tanto la PFA como los parámetros de la MW [43].

Para considerar las diferentes situaciones que pueden presentarse en la práctica relacionadas con el clutter de mar y la detección de los distintos objetos de interés que podrían presentarse en el ambiente oceánico, se han propuesto en la literatura distintos modelos para el clutter de mar. Por ejemplo, la distribución Rayleigh fue motivada físicamente para radares de baja resolución. Se han propuesto también algunos modelos no Gaussianos para clutter de alta resolución, tales como las distribuciones Weibull y Lognormal [54]. Pero uno de los

FIGURA 1.2: *Retornos de boyas*

modelos más adecuados para representar el clutter de mar de alta resolución es la distribución compuesta K , porque tanto las distribuciones Weibull como Lognormal no podían interpretar su naturaleza compuesta.

El modelo de distribución K ha sido ampliamente aceptado porque brinda una descripción fenomenológica apropiada, y se han encontrado justificaciones físicas [54], [29]. Esta distribución se ajusta a la clase de modelos compuestos Gaussianos, cuyas componentes representan las principales características del clutter de mar, la textura (nivel medio local) modelada por

PROCESO DE DETECCIÓN DE UN BUQUE CERCANO

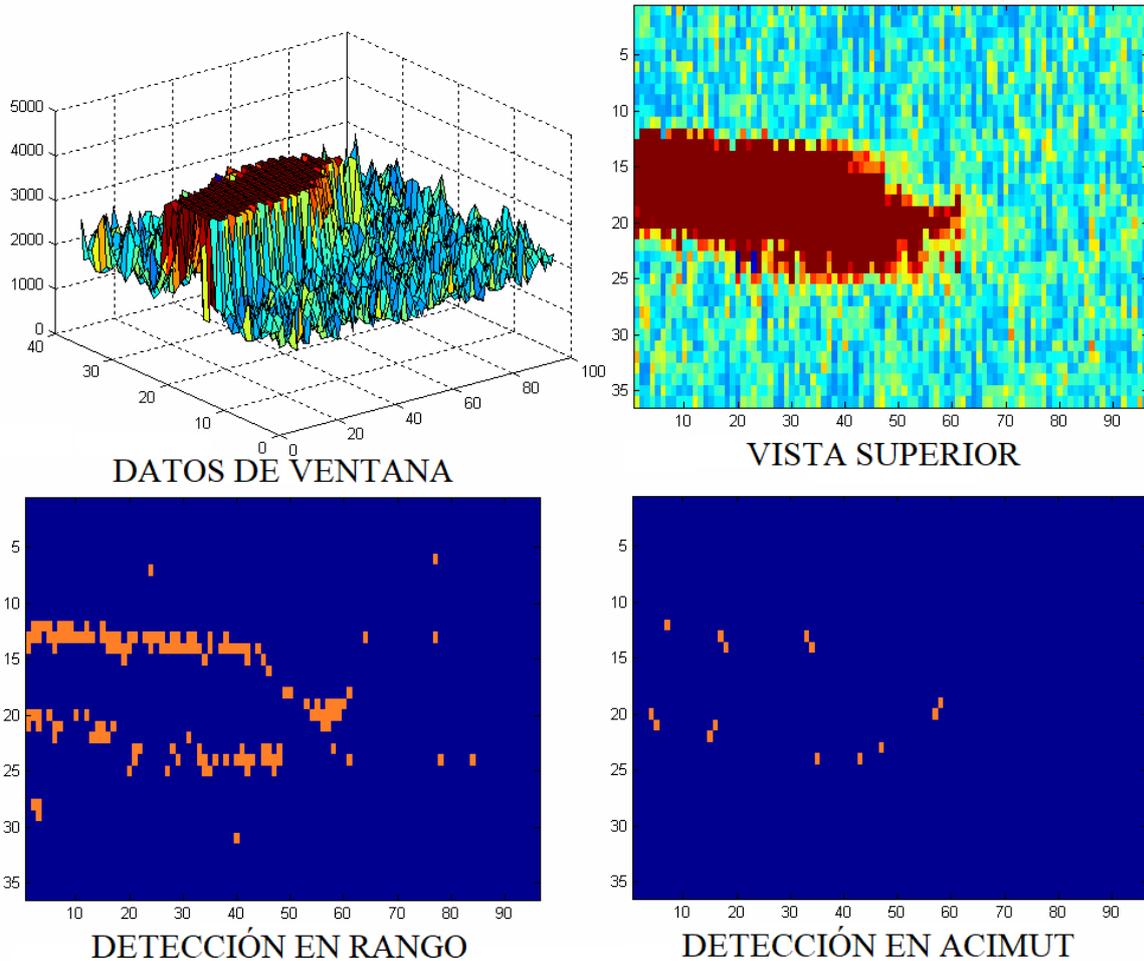


FIGURA 1.3: *Retornos de un buque cercano*

medio de la distribución Gamma y el salpicado (speckle), modelado por medio de la distribución exponencial, cuando se utiliza un SLD [54], [27], [59].

Considerando que la Probabilidad de Detección (PD) depende fuertemente de los métodos de estimación de los parámetros de los modelos adoptados, hay un creciente interés en el desarrollo de modelos de clutter que permitan lograr algoritmos de detección más eficientes y adaptables a las distintas situaciones que puedan presentarse en el entorno marino. Muchos investigadores propusieron diferentes estrategias de detección basadas en modelos de clutter específicos [55], [58], [54], [6], [30], [60].

Sin embargo, para el caso de sistemas radar no-coherentes, no se encuentran soluciones óptimas para la detección de objetos de interés fluctuantes bajo clutter con distribución K , especificada por medio del criterio de Neyman Pearson, con excepción de algunas soluciones aproximadas [14], [40], [54]. Por ejemplo, [26] presentó el detector lineal cuadrático adaptativo con comportamiento CFAR bajo clutter de tipo compuesto Gaussiano, [53] y [14] arribaron a soluciones mediante la aproximación de la señal del clutter más el objeto de interés de tipo Swerling por medio de una nueva distribución K , con un parámetro de forma y media modificados.

También existen algunos resultados interesantes para el problema de detección que utilizan modelos de clutter de mar diferentes de la distribución K . En [45] se estudia el problema de detección bajo clutter dinámico. En ese trabajo, se modela el entorno radar mediante procesos generalizados autorregresivos condicionales heteroscedásticos (GARCH, Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic) utilizando un esquema de detección casi-CFAR. En [60] se propone un esquema de detección CFAR de ecos radar no-coherentes, utilizando una aproximación Bayesiana para estimar la potencia de clutter local, donde se modela la función de distribución de la potencia por medio de una distribución Gamma inversa.

Sin embargo, con excepción de algunos casos estudiados para la distribución K , no hay un esquema de detección que trate especialmente los casos de estados de mar altos, producidos por condiciones de tiempo muy malas y que se representan por medio de distribuciones de clutter de cola muy pesada. Con estas motivaciones prácticas, es posible tener en cuenta que la textura y el speckle pueden diferir de las distribuciones Gamma y exponencial [3].

Por consiguiente, no quedan dudas que este área de investigación amerita ser explorada en profundidad, con el objetivo de obtener modelos de clutter no Gaussianos que permitan nuevos esquemas de detección óptimos y subóptimos. Estos aspectos motivaron a encontrar modelos más realistas de las señales radar recibidas, que enfatizan las diferencias entre los objetos de interés y el clutter para obtener algoritmos de detección más eficientes [45].

En el presente trabajo se introducen nuevos detectores que mejoran el desempeño de los sistemas radar actuales. Estos esquemas son capaces de resolver eficientemente el problema

de discriminar los objetos de interés del clutter en ambientes heterogéneos que representan distintos aspectos del entorno marino.

En primer lugar, se desarrollan algunos detectores no convencionales basados en redes neuronales artificiales (ANN, artificial neural network), los cuales resultaron muy eficientes para ambientes radar de tipo Weibull homogéneo y no homogéneo [19]. El uso de ANNs ofrece la posibilidad de hacer una clasificación de cada retorno radar con el propósito de elegir el proceso de detección más conveniente de acuerdo a heterogeneidades que se podrían producir en el retorno radar. Un inconveniente que presentan estos esquemas, es que, por haber sido diseñados para funcionar bajo clutter de tipo Weibull, no contemplan las características de correlación espacial y temporal del clutter de mar [20].

Con el propósito de compensar esas y otras limitaciones utilizando ANN, otra contribución de este trabajo es proponer un esquema de detección basado en un nuevo modelo de clutter. Los objetivos de este diseño tiene una doble finalidad, en primer lugar, agregar grados de libertad adicionales (parámetros) con respecto a la distribución K . De este modo, la distribución propuesta permite modelar los casos de colas pesadas que más nos interesan [54], es decir, la cola y el origen de la textura. En segundo lugar, a diferencia de la distribución K , la distribución propuesta permite obtener un detector en forma cerrada que aproxima la propiedad CFAR [11].

La aproximación para obtener el detector específico, reemplaza los parámetros desconocidos en la relación de verosimilitud por sus estimaciones [33], utilizando el *método de los momentos* [33]. El detector propuesto se evalúa bajo clutter de tipo K , simulado y también utilizando datos radar reales, para probar su solidez y propósito [60].

Del análisis de desempeño de los detectores propuestos, se encontró que los mismos mejoran la PD de algunos esquemas clásicos, para diferentes relaciones señal clutter (SCR, signal to clutter ratio), y bajo determinadas condiciones del entorno marino.

1.2. Trabajos preliminares

Se estudiaron los diversos procesos de detección que se encuentran en la literatura radar y se desarrollaron algunos trabajos de investigación relacionados.

En [44] se presentó una introducción al problema de detección en un receptor radar, teniendo en cuenta el estudio de las técnicas de detección CFAR y una pequeña descripción de los algoritmos más comúnmente utilizados, como así también el modelado del clutter y de los objetos de interés, mediante las distribuciones Weibull y Rayleigh. Se puso especial énfasis a las probabilidades de falsa alarma y de detección del Order Statistics (OS) CFAR y su performance de detección.

En [21] se estudiaron algunos procesos de detección radar y se implementaron por medio de ANN, se modelaron el clutter y los objetos de interés mediante las distribuciones Weibull y Rayleigh respectivamente, y se realizó una evaluación comparativa entre algunos procesos de detección convencionales y con ANN.

En [18] se comparó la performance del OS CFAR con la del Cell Average (CA) CFAR bajo clutter con distribución Weibull para el caso de retornos radar no homogéneos.

En [19] se propone un nuevo detector CFAR basado en ANN, el Cell Average Neural Network (CANN) CFAR, que se utiliza bajo clutter con distribución Weibull no homogéneo. Este proceso combina el método de estimación Maximum Likelihood (MLE, Maximum Likelihood Estimation) para estimar los parámetros de la distribución con ANN para determinar la homogeneidad de los retornos y localizar transiciones causadas por bancos de clutter.

En [20] se presenta el NNCAOS CFAR, que consiste en un método combinado que utiliza la efectividad de las ANN para rastrear heterogeneidades como por ejemplo bancos de clutter y múltiples objetos dentro del retorno radar. El método propuesto, además aplica un CA CFAR convencional y un OS CFAR de acuerdo al contexto de la situación. Un análisis exhaustivo demostró que el NNCAOS CFAR presenta mejor desempeño que el CA CFAR, el OS CFAR y el CANN CFAR.

En [43] se presentaron los detalles de diseño e implementación de un sistema EVR desarrollado utilizando un hardware específico. Se trata de un sistema integrado de hardware y

software que recibe y procesa las señales provenientes de radares pulsados de barrido completo. Su función es detectar y seguir (tracking) objetos de interés (embarcaciones, aeronaves, etc.), en forma automática, brindando además información sobre los objetos detectados, como por ejemplo, ubicación en rango y acimut, velocidad, aceleración, etc. En este sistema, se pueden distinguir dos etapas diferenciadas aunque colaborativas: La de detección, caracterizada por la aplicación del criterio de Neyman Pearson más un detector CFAR y la de seguimiento que utiliza un predictor Kalman.

En [17] se propone un esquema de detección radar que se obtiene en forma cerrada, para lo que se introduce un nuevo modelo de distribución de clutter. El diseño de esta distribución tiene un doble objetivo, en primer lugar, agregar grados de libertad adicionales (parámetros) con respecto a la distribución K lo que permite modelar los casos de colas pesadas (para caracterizar la cola y el origen de la textura) [54]. En segundo lugar, a diferencia de la distribución K , se puede obtener el detector en forma cerrada y que aproxime la propiedad CFAR [11]. En esta aproximación se reemplazan los parámetros desconocidos en la relación de verosimilitud por sus estimaciones [33], que se obtienen mediante el *método de los momentos* [33].

1.2.1. Publicaciones realizadas

N. Gálvez, J. Pasciaroni, J. Cousseau and H. Muravchik, “A Closed-Form Radar Detector for High Sea State Clutter”, in *IEEE Transactions on Signal Processing* (en evaluación).

N. Gálvez, J. Cousseau, J. Pasciaroni and O. Agamennoni, “Improved Neural Network Based Cfar Detection For Non Homogeneous Background And Multiple Target Situations”, in *Latin American Applied Research* Buenos Aires: PLAPIQUI (UNS-CONICET). 2012 vol. 42 n° 4. issn 0327-0793. pp. 343-350.

N. Gálvez, J. Cousseau, J. Pasciaroni and O. Agamennoni, “Efficient non homogeneous CFAR processing”, in *Latin American Applied Research* Buenos Aires: PLAPIQUI (UNS-CONICET). 2011 vol. 41 n° 1. issn 0327-0793. pp. 1-9

J. Pasciaroni, N. Gálvez, J. Cousseau, D. Martínez, C. Geisbuhler and S. Burgos, “Extractor de Video Radar (EVR)”, in *X Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información*

y Control (RPIC) Universidad Nacional de Río Negro, San Carlos de Bariloche, Río Negro, Argentina, 2013, pp. 1-6.

J. Pasciaroni, J. Cousseau, N. Gálvez, “Autofocusing Slow-moving Objects Sensed by an Airborne Synthetic Aperture Radar SAR”, in *Mediterranean and Latin American Modeling Multiconference (IMAACA)* Roma, Italia, 2011.

J. Pasciaroni, N. Gálvez, J. Cousseau, “Detección y Representación de Móviles en Tiempo Real con un Radar de Apertura Sintética Aerotransportado”, in *X Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC)*. Universidad Nacional de Rosario, Santa Fe, Argentina, 2009.

N. Gálvez, J. Pasciaroni and J. Cousseau, “CFAR Thresholding in Weibull Background”, in *Asociación Argentina de Control Automático (AADECA)*, Buenos Aires, Argentina, 2006, pp. 1-6.

J. Pasciaroni, N. Gálvez, J. Cousseau, “Overview Of Space-Time Adaptive Processing Algorithms For Radar Systems”, in *X Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC)*, Universidad Tecnológica de Río Cuarto, Córdoba, Argentina, 2005, pp. 1-6.

N. Gálvez, J. Pasciaroni, O. Agamennoni, J. Cousseau, “Radar Signal Detector Implemented With Artificial Neural Networks”, in *Asociación Argentina de Control Automático (AADECA)*, Buenos Aires, Argentina, 2004, pp. 1-6.

J. Pasciaroni, N. Gálvez, J. Cousseau, “Os-Cfar Performance Study In Weibull Clutter”, in *X Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC)*, San Nicolás de los Arroyos. Universidad Tecnológica de San Nicolás, Buenos Aires, Argentina, 2004, pp. 1-6.

1.3. Organización de la tesis

Siguiendo la pauta de trabajos preliminares desarrollados, en el siguiente capítulo se describen distintos modelos presentados en la literatura para representar estadísticamente la señal proveniente del radar, para baja y alta resolución. En el capítulo 3 se describen los esquemas de detección clásicos, comenzando por el detector óptimo según el teorema de Neyman Pearson,

el GLRT, el detector CFAR y el detector presentado por [60]. En el capítulo 4, se presentan diversos esquemas de detección diseñados sobre la base de ANNs. En el capítulo 5 se presenta un nuevo detector para Clutter proveniente de estados de mar adversos, basado en un nuevo modelo de clutter propuesto. En el capítulo 6, se exponen las conclusiones.

Capítulo 2

Modelo de la señal proveniente del radar

2.1. Introducción

La descripción del detector radar depende grandemente del modelo estadístico con que se representen las muestras de datos provenientes del radar, por lo que el desempeño del detector queda supeditado a la habilidad para determinar dicho modelo.

Si se observa cuidadosamente la superficie oceánica, podemos apreciar un conjunto de características, tales como oleaje, picos, ondas, espuma, turbulencias y spray, como así también acontecimientos de gran magnitud y masas de agua que caen. Cualquiera de estas situaciones podría contribuir a generar la dispersión de las ondas electromagnéticas emitidas por un radar, las cuales son las responsables del clutter de mar [51].

Teniendo en cuenta que el retorno radar puede considerarse como un proceso distribuido en la superficie, el parámetro básico es la sección transversal de radar (RCS, radar cross section) de la superficie, la cual suele organizarse en funciones densidad de probabilidad (PDF, probability density function) [51].

En este capítulo se describen algunas de las PDFs que mejor caracterizan el clutter de mar, como así también la señal proveniente de los objetos reflectantes de interés.

En cuanto a los objetos de interés estos modelos se resumen en los casos Swerling. En lo que se refiere al clutter de mar, para radares de baja resolución, una distribución estadística típica

es la Gaussiana [23]. En el caso de radares de alta resolución con ángulos de incidencia bajos, se propusieron las distribuciones biparamétricas, tales como las Weibull y Lognormal. Pero estos modelos, no pueden representar la naturaleza compuesta del clutter de mar, y tampoco las propiedades de correlación espacial y temporal, por lo que una de las distribuciones más utilizadas en estos casos, es la PDF K [54], que se describe en detalle en este capítulo.

A continuación, se detallan los modelos más utilizados para representar la señal proveniente del radar, tanto del ambiente marino como la proveniente de los objetos reflectantes de interés, como así también el modelo estadístico de la suma de ambos.

2.2. Modelo estadístico de los objetos reflectantes

Los sistemas radar emiten energía electromagnética dirigida hacia el entorno con el fin de rastrear posibles objetos de interés. Cuando las ondas electromagnéticas inciden sobre un objeto son reflectadas en todas direcciones y parte de esa energía se reflejará hacia el radar [51].

Esta señal que retorna hacia la antena radar, se encuentra inmersa en clutter proveniente de los distintos fenómenos que se suceden en el océano, por lo que se procesa por medio de los receptores radar para extraer la mayor cantidad de información de utilidad de la misma, como por ejemplo, la distancia (o rango) a la cual se encuentran estos objetos, su posición angular, velocidad, rumbo y otras características [37].

La orientación de las oscilaciones de los campos eléctricos y magnéticos en el plano perpendicular a la dirección en que viajan se llama polarización. Los sistemas radar convencionales, operan con antenas idénticamente polarizadas tanto para la transmisión como para la recepción, cuentan con un solo canal y solamente procesan una porción de la señal recibida, que consiste en la proyección de la polarización de la señal en el largo efectivo de la antena. Por lo contrario, los radares polarimétricos, tienen dos canales que consisten en antenas de polarización ortogonal [31].

La señal que retorna hacia el radar tiene una cierta polarización que depende de la polarización de la señal transmitida y además de los parámetros del objeto iluminado por el

radar [31]. La intensidad de la energía dispersada con la misma polarización que la antena receptora, se utiliza para definir el parámetro RCS del objeto iluminado por el radar [37].

Dentro del área del procesamiento de la señal radar es importante predecir de un modo preciso la RCS de los objetos reflectantes con el propósito de diseñar algoritmos de discriminación robustos [37].

En general, la RCS del objeto iluminado, se modela mediante una combinación de las secciones transversales de grupos de dispersores individuales. Por consiguiente, es muy importante conocer los centros de dispersión y su intensidad, ya que es crítico para su análisis. Los objetos que tienen muchos centros de dispersión se clasifican como Swerling I o II. Por lo contrario, aquellos objetos reflectantes que tienen sólo un centro de dispersión dominante, son conocidos como Swerling III o IV [37].

Los modelos estadísticos de RCS más comunes dependen fuertemente de la naturaleza del objeto reflectante a modelar [37]. Sus fluctuaciones se modelan por medio de la distribución Chi (Chi-squared o Gamma para distribución de potencia) que incluye todos los modelos *Marcum-Swerling* y *Weinstock* [9]. La PDF está dada por la siguiente expresión:

$$f(x | \bar{s}, \varrho) = \left(\frac{\varrho}{\bar{s}}\right) \frac{\varrho x^{\varrho-1}}{\Gamma(\varrho)} \exp\left(-\frac{\varrho x}{\bar{s}}\right) \quad (2.1)$$

donde \bar{s} es el valor promedio de un solo pulso. Esta PDF es una distribución Chi-squared con 2ϱ grados de libertad. En particular, para el caso Swerling I o II, $\varrho = 1$ [9], [38], [37].

Los casos Swerling I y II, caracterizan a los retornos provenientes de un grupo de dispersores aleatorios independientes. Estos modelos han sido corroborados en forma empírica por lo que han ganado amplia aceptación y suelen ser utilizados para describir los retornos que provienen de objetos reflectores complejos grandes, como por ejemplo, aeronaves y otros. Su modelo estadístico se trata de la distribución Rayleigh (o exponencial luego del SLD) y se expresa en la siguiente ecuación [38]

$$f(x) = \frac{1}{\bar{s}} \exp\left(-\frac{x}{\bar{s}}\right) \quad x \geq 0 \quad (2.2)$$

Los casos Swerling III y IV, no son tan aleatorios y en general, se asocian con la estructura de los misiles. Se encuentran muy bien descriptos por medio de la PDF Chi-squared con cuatro grados de libertad, según la siguiente ecuación [38]

$$f(x) = \frac{4x}{\bar{s}^2} \exp\left(-\frac{2x}{\bar{s}}\right) \quad x \geq 0 \quad (2.3)$$

Por lo expuesto, en nuestro caso de estudio interesa particularmente el modelo Swerling I, considerando que es el que mejor representa los objetos de interés que serán modelados en el presente trabajo, tales como objetos reflectores complejos grandes, aeronaves, embarcaciones, etc. especialmente cuando no se realiza integración de pulsos.

2.3. Modelos de clutter de mar

El número de dispersores contenidos en una celda de rango (o celda de resolución) depende de su tamaño. En el caso de los radares de baja resolución y ángulos de incidencia altos, se encuentran muchos dispersores y es posible modelar aceptablemente el clutter por medio de la distribución Gaussiana. Por el contrario, en el caso de radares más modernos con mayores resoluciones, las celdas de rango son pequeñas, por consiguiente tienen pocos dispersores y los modelos de clutter provenientes de este tipo de radares se representan mediante distribuciones de cola larga, por lo que la estadística del clutter se aparta de la distribución Gaussiana [3], [45]. En la Fig. 2.1 se ejemplifica el tamaño de la celda de resolución, lo que determina el número de dispersores contenidos [3].

En el caso de los radares de baja resolución, las dimensiones de la celda de rango es mucho mayor que la longitud de onda del oleaje, y para ángulos de incidencia superiores a 10° la potencia del clutter es de tipo Exponencial. Esto ocurre como consecuencia del teorema del límite central, porque se puede pensar en los retornos son la suma de vectores con componentes aleatorios en fase provenientes de un gran número de dispersores. En este caso no hay correlación en rango entre los retornos [4].

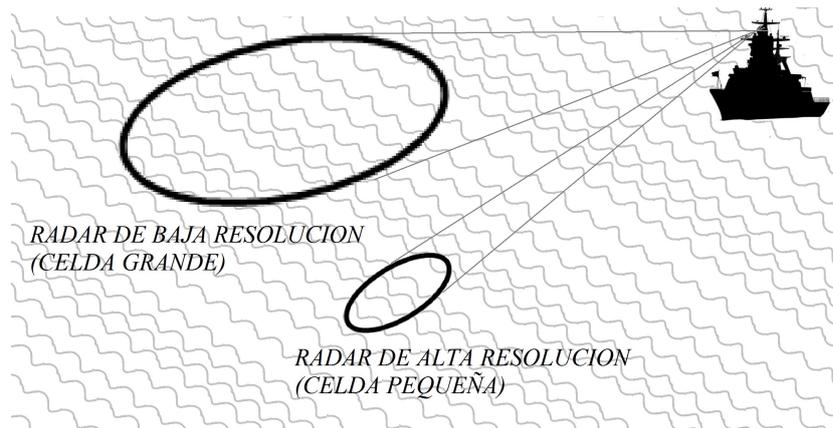


FIGURA 2.1: Resolución del radar

Al incrementar la resolución del radar y disminuir los ángulos de incidencia, la potencia del clutter comienza a presentar mayor cantidad de picos por lo que usualmente se representa mediante distribuciones con colas más largas. Por otro lado, también cambian las características de correlación espacial y temporal del clutter, los picos empiezan a tener tiempos de decorrelación del orden de varios segundos [4]. Esta variación espacial de la potencia del clutter hace que el mismo no sea homogéneo [60], por lo que cuando las celdas de rango no siguen una sola distribución, sino que tienen transiciones o cambios en la potencia, el clutter es heterogéneo [23], [60].

2.3.1. Baja resolución

Una distribución estadística típica que representa el clutter de mar es la Rayleigh, generalmente se utiliza para modelar el clutter de mar en radares de baja resolución [23]. Estas distribuciones representan el clutter marino dentro de un conjunto relativamente grande de circunstancias tales como una longitud de pulso de alrededor de $0,5 \mu s$, medida a ángulos de incidencia de la señal radar intermedios, entre 20° a 60° para velocidades del viento moderadas (aproximadamente 28 Km/h) [51].

La distribución Rayleigh es el modelo de clutter más sencillo. A menudo se utiliza para detección de clutter de mar o terrestre [23]. Además, esta distribución particular, puede utilizarse como base para interpretar los efectos que se producen al incrementar la resolución del

radar, lo que nos lleva al modelo con distribución K [54].

Cuando el radar ilumina un conjunto de dispersores, cada uno hace su contribución sobre el campo que retorna. El campo resultante x , es simplemente la superposición de las contribuciones individuales a_n . Cada uno de estos campos se representa como la suma de dos componentes, en fase y cuadratura, $a_{n,I} = \sqrt{\sigma_n} \cos(\phi(t))$ y $a_{n,Q} = \sqrt{\sigma_n} \sin(\phi(t))$, donde σ es la sección transversal de dispersión, y ϕ la fase. En la práctica la fase y cuadratura, se componen para dar un vector resultante. En el límite, esta suma de un gran número de dispersores, conduce al modelo Gaussiano o ruido térmico [54]. Este modelo estadístico sencillo nos permite desarrollar detectores radar simples y de fácil implementación.

La PDF de la amplitud y la PDF de la potencia de clutter media local [54], [37], representadas mediante las distribuciones Rayleigh y exponencial, respectivamente, tienen la siguiente forma

$$\begin{aligned} f(x) &= \frac{x}{\psi^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\psi^2}\right); \quad x = \sqrt{a_{n,I}^2 + a_{n,Q}^2} \quad 0 \leq x \leq \infty \\ f(z) &= \frac{1}{2\psi^2} \exp\left(-\frac{z}{2\psi^2}\right); \quad z = |x|^2 \end{aligned} \quad (2.4)$$

donde $\psi\sqrt{\pi/2}$ es la intensidad media del retorno de clutter y ψ es el único parámetro de la PDF que especifica el modelo de clutter.

2.3.2. Alta resolución

Estudios realizados utilizando datos recopilados mediante radares de alta resolución demostraron que su distribución no es de naturaleza Rayleigh o Gaussiana. Además, a menudo son multiparamétricos y se describen utilizando distribuciones tales como Weibull, Lognormal, K y otras [22].

La distribución Weibull, se ha utilizado para modelar tanto el clutter marítimo, como el terrestre y se ha demostrado que coincide con datos experimentales bajo un amplio rango de

condiciones, por este motivo, es muy utilizada en la literatura radar [18], y se describe en la siguiente ecuación

$$f(x) = \left(\frac{b}{d}\right) \left(\frac{x}{d}\right)^{(b-1)} \exp\left(-\left(x/d\right)^b\right), \quad 0 < x < \infty \quad (2.5)$$

Se trata de un modelo biparamétrico, donde $b > 0$ y $d > 0$, son los parámetros de forma y escala de la distribución, respectivamente [22].

En la Fig. 2.2 se puede apreciar la forma de esta distribución para distintos valores de sus parámetros: $d = 1$; $b = 1,3$; 2 y 3. Para $b = 2$, es idéntica a la distribución Rayleigh.

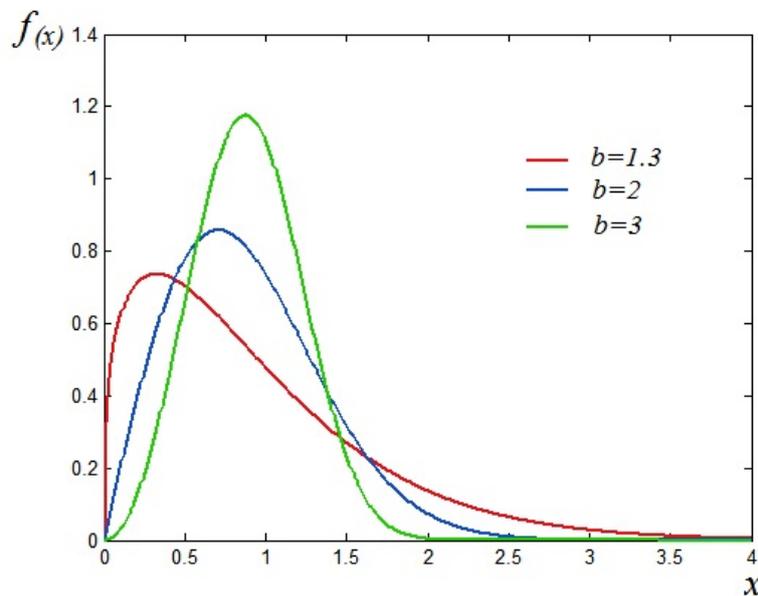


FIGURA 2.2: PDF Weibull para $d = 1$, $b = 1,3$ en rojo, $b = 2$ en azul y $b = 3$ en verde

También se utilizó el modelo Lognormal para modelar el clutter de mar. Esta distribución biparamétrica, tiene la la siguiente PDF [39]

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad 0 < x < \infty \quad (2.6)$$

En la Fig. 2.3 se muestra la PDF Lognormal para $\mu = 0$; $\sigma = 1$; $\mu = 1$; $\sigma = 0,3$ y $\mu = 2$; $\sigma = 0,3$.

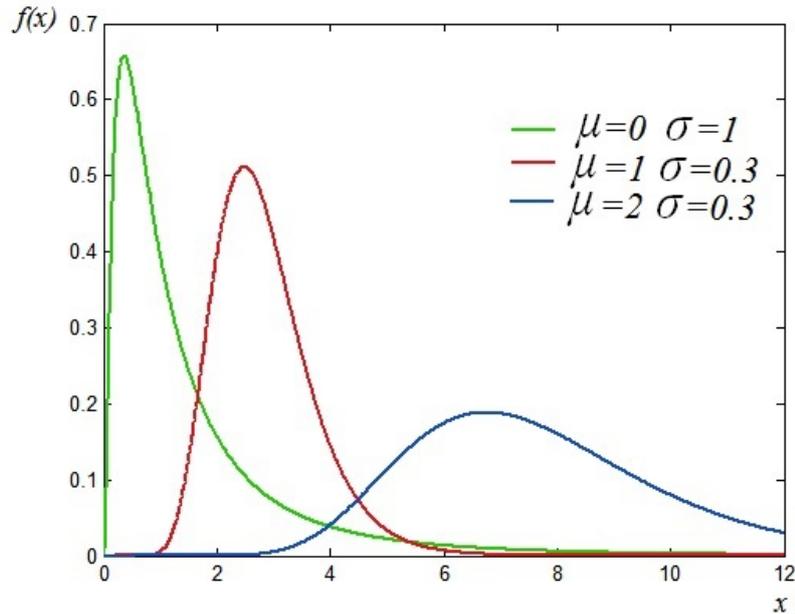


FIGURA 2.3: PDF Lognormal para $\mu = 0$; $\sigma = 1$ en verde; $\mu = 1$; $\sigma = 0,3$ en rojo y $\mu = 2$; $\sigma = 0,3$ en azul

El modelado de clutter no homogéneo se puede realizar utilizando las distribuciones mencionadas anteriormente. Estos modelos se realizan agregando áreas de clutter con distintas distribuciones o la misma distribución con distintos parámetros [50]. Una situación muy común que podría presentarse es la que se produce en las zonas de precipitaciones [50].

Una dificultad que surge de estos modelos es que no pueden caracterizar las propiedades de correlación temporal y espacial del clutter proveniente de los radares de alta resolución con ángulos de incidencia bajos [54]. Por este motivo, Ward propuso el modelo con distribución K [53], ampliamente utilizado para el estudio y diseño de detectores radar.

Se trata del modelo más estudiado, pertenece a la clase de distribuciones compuestas Gaussianas, y resulta del producto de dos componentes, $c = \tau x$. La primer componente, τ , es la textura, representa el nivel medio de clutter local, el cual varía lentamente. La segunda componente x , es el salpicado o speckle, que representa la amplitud media de la textura, varía más rápidamente y modula el nivel medio de clutter local [55], [54], [27]. Estas componentes representan las principales características del clutter de mar, y además, tienen la capacidad

de describir las propiedades de correlación del mismo [54], [5].

El nivel medio de clutter local τ después del SLD, o sea para la distribución K de potencia, se modela mediante una PDF Gamma, según se expresa en la siguiente ecuación

$$f_{\tau}(\tau) = \frac{b^{2\alpha}}{\Gamma(\alpha)} \tau^{\alpha-1} \exp(-b^2 \tau) \quad (2.7)$$

donde $b = \frac{\lambda}{\sqrt{\pi}}$ y λ es un parámetro de escala [10].

La segunda componente x , tiene distribución Rayleigh, pero luego del SLD, su distribución es exponencial, y está dada por la ecuación [55]

$$f(x | \tau) = \frac{\pi}{4\tau} \exp\left(-\frac{\pi x}{4\tau}\right) \quad (2.8)$$

Posteriormente, la distribución de potencia (después del SLD) de clutter K , está dada por la siguiente ecuación

$$f_K(x) = \int_0^{\infty} f_{\tau}(\tau) f(x | \tau) d\tau \quad (2.9)$$

que resulta:

$$f_K(x) = \frac{2\lambda^{\alpha+1}}{\Gamma(\alpha)} x^{\frac{\alpha-1}{2}} \mathbf{K}_{\alpha-1}(2\lambda\sqrt{x}) \quad (2.10)$$

donde $\mathbf{K}_{\alpha-1}$ es la *función de Bessel Modificada del Segundo Tipo*, $\Gamma(\cdot)$ es la función *Gamma*, λ es el parámetro de escala y α el parámetro de forma de la distribución [58]. Cuando el clutter se modela utilizando la distribución K , el parámetro α , depende del rango, el ángulo de incidencia, las condiciones del mar y los parámetros del radar [4].

A modo ilustrativo se muestran algunos gráficos de la PDF K en la Fig. 2.4 para $\lambda = \sqrt{\alpha}$, $\alpha = 12$; $\alpha = 0,9$; $\alpha = 0,4$ y $\alpha = 0,2$.

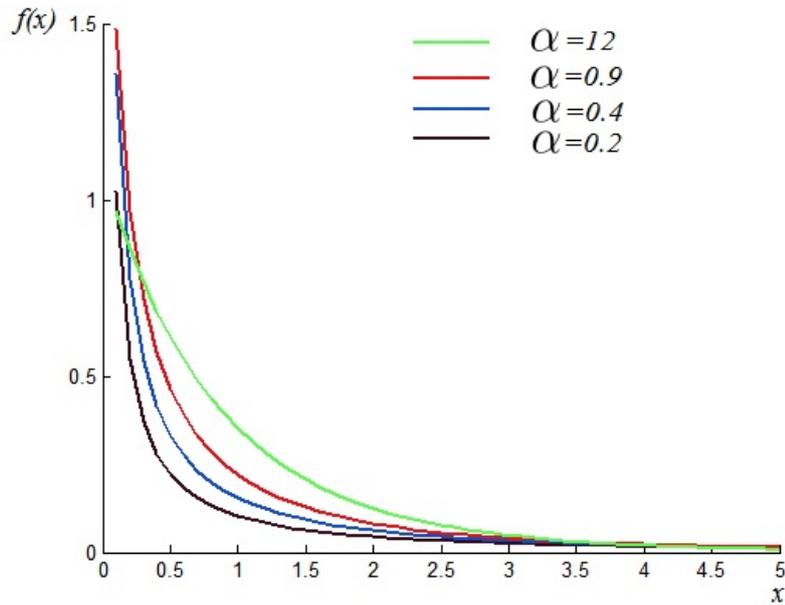


FIGURA 2.4: PDF K , para $\lambda = \sqrt{\alpha}$, $\alpha = 12$ en verde, $\alpha = 0,9$ en rojo, $\alpha = 0,4$ en azul y $\alpha = 0,2$ en negro

Algunos aspectos de la correlación espacial en el clutter de mar:

Las características espaciales del clutter de mar tienen una gran influencia en la PD [54]. Estas características se encuentran fuertemente relacionadas con la estructura del oleaje y la forma de la ola [10].

La longitud de correlación r de la superficie, en la dirección del rango es una característica de la longitud del oleaje y puede describirse empíricamente [55] por: $r = \frac{\pi}{2} \frac{W^2}{g_p} (3 \cos^2(\theta) + 1)^{1/2}$, donde W es la velocidad del viento, g_p la aceleración de la gravedad y θ representa el ángulo entre la línea de vista y la dirección del viento. Además, dada la resolución en rango del radar en términos de su longitud de pulso ΔR , la longitud de correlación queda definida por $R = \frac{r}{\Delta R}$. Asumiendo que el pulso transmitido por el radar es un impulso rectangular y que la tasa de muestreo es tal que se obtiene solamente una muestra por pulso, la longitud de correlación R , es el número de muestras después de las cuales se puede decir que el clutter se encuentra significativamente no correlacionado [55]. En otras palabras, cuando dos celdas de clutter se encuentran separadas por R muestras, se puede decir que sus potencias de clutter

CUADRO 2.1: Correlación Espacial del Clutter de Mar [55]

| Estado del Mar | Velocidad del Viento [km/h] | $r(m)$ | $R (\Delta R = 2m)$ | $R (\Delta R = 15m)$ |
|----------------|-----------------------------|--------|---------------------|----------------------|
| 1 | 9.0 | 2.0 | 1 | 0 |
| 2 | 16.2 | 6.5 | 3 | 0 |
| 3 | 21.6 | 11.5 | 5 | 1 |
| 4 | 30.6 | 23.1 | 11 | 1 |
| 5 | 39.6 | 38.7 | 18 | 2 |
| 6 | 50.4 | 62.8 | 30 | 4 |

pueden considerarse estadísticamente independientes.

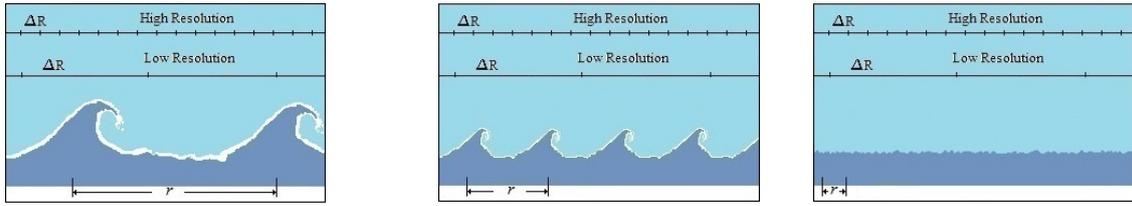
[55] presenta algunos valores típicos de R , que se muestran a modo de ejemplo en la tabla 2.1 donde el estado del mar se describe de acuerdo a la altura de la ola. Se observa que para el caso de velocidades de viento comunes para un mar agitado, con $r = 62,8m$ y $\theta = 0$, para un radar de baja resolución con $\Delta R = 15m$, la longitud de correlación R es de 4 muestras, mientras que para un radar de alta resolución, con $\Delta R = 2m$, la longitud de correlación R toma valores mucho más grandes, por ejemplo $R = 30$ muestras.

Para ilustrar mejor este aspecto, la Fig. 2.5, representa algunos estados de mar, relacionados con la resolución del radar ΔR . Pueden presentarse los siguientes casos de acuerdo a la longitud de correlación: (A) clutter completamente correlacionado, r es grande, en el caso de mar agitado. (B) correlacionado, r tiene una magnitud media para estados de mar intermedios. (C) no correlacionado, r es significativamente pequeña para mar calmo o clutter homogéneo. De esta figura es fácil entender, que si el ancho de la resolución del radar ΔR , supera la longitud de la correlación espacial, r , puede haber una marcada diferencia entre la potencia de clutter estimada y la real. La consecuencia directa de esta discrepancia, sería una degradación del desempeño de los detectores [60].

Generación o simulación de clutter de mar

Con el objetivo de medir el desempeño de los detectores radar mediante el método de Monte Carlo es necesario disponer de conjuntos de muestras de las mencionadas distribuciones.

Los retornos de clutter de tipo Rayleigh se pueden obtener utilizando la función de Matlab® $Y = \text{raylrnd}(\text{psi}, m, n)$ con la que se logra una matriz de m filas y n columnas de



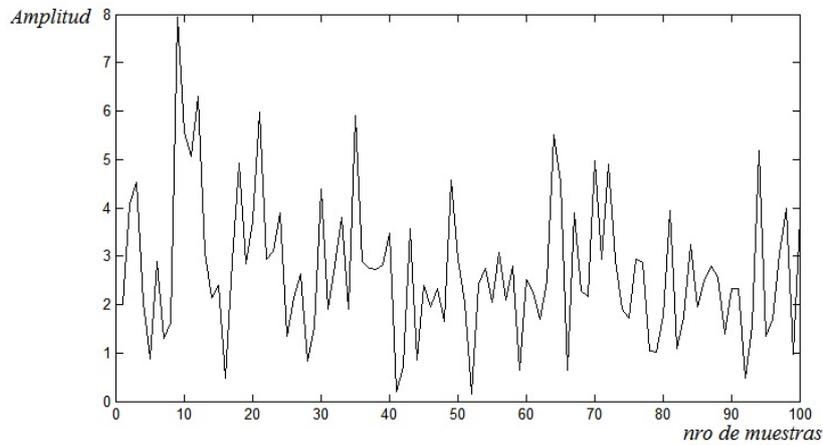
(A) Clutter Completamente Correlacionado

(B) Clutter Correlacionado

(C) Clutter no Correlacionado

FIGURA 2.5: Longitud de Correlación r

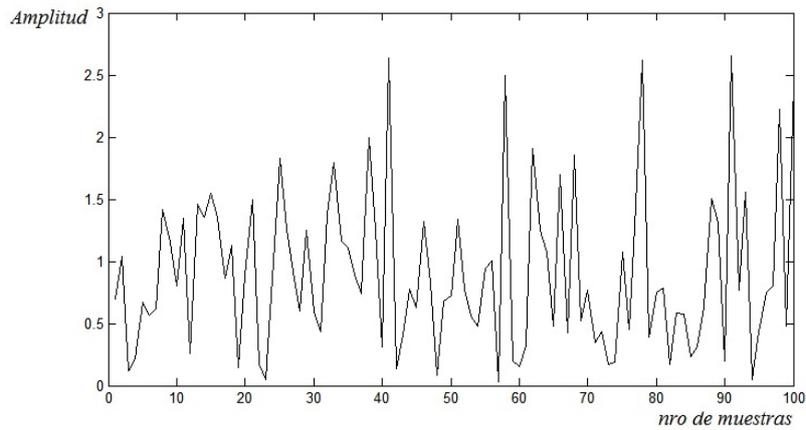
muestras de tipo Rayleigh con parámetro ψ , de acuerdo a la ecuación (2.4). En la Fig.2.6 se puede observar un conjunto de muestras con distribución Rayleigh, con parámetro $\psi = 2$

FIGURA 2.6: Muestras de tipo Rayleigh con parámetro $\psi = 2$

Luego, del mismo modo, se pueden conseguir muestras provenientes de la distribución Weibull, utilizando la función de Matlab® $Y = wblrnd(b, d, m, n)$ para generar un arreglo de m por n muestras. En la Fig. 2.7 se puede observar un conjunto de muestras con distribución Weibull con parámetros $b = 1$ y $d = 1,3$

La generación de muestras con distribución K , es más compleja que en el caso de distribuciones Rayleigh o Weibull porque se trata de una distribución compuesta en la cual se debe considerar la correlación espacial y temporal de las muestras.

En nuestro caso de estudio, nos interesa particularmente generar muestras de clutter con

FIGURA 2.7: Muestras de tipo Weibull con parámetros $b = 1$ y $d = 1,3$

distribución K , luego del SLD, o sea muestras de potencia, para lo que se utiliza el método sugerido por [55].

Estas muestras se obtienen como el producto de sus dos componentes, la textura (τ) y la rugosidad (x) [54].

El primer paso es generar variables aleatorias con distribución Gamma, que tienen autocorrelación de la forma que se describe en la siguiente ecuación

$$\langle z_{m+n} z_n \rangle = \langle z^2 \rangle \exp\left(-\frac{m}{R}\right) \quad (2.11)$$

La técnica que se utiliza consiste en generar variables aleatorias Gaussianas correlacionadas que se transforman a la distribución Gamma requerida por medio de una transformada no lineal sin memoria (MNL, memoryless nonlinear transform). Una variable aleatoria ϑ se transforma en una variable aleatoria distribuida z , utilizando la MNL dada por la siguiente ecuación:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\vartheta} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) dx = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^z x^{\alpha-1} \exp(-x) dx \quad (2.12)$$

Las variables aleatorias Gaussianas se generan mediante una función de autocorrelación, utilizando la siguiente recurrencia:

$$\vartheta_{n+1} = \gamma\vartheta_n + (1 - \gamma^2)^{\frac{1}{2}}g_n \quad (2.13)$$

donde g_n son variables aleatorias Gaussianas no correlacionadas con media cero y varianza 1, $|\gamma| < 1$, y ϑ_n , tiene las siguientes propiedades [55]:

$$\begin{aligned} \langle \vartheta_n^2 \rangle &= 1 \\ \langle \vartheta_n \vartheta_{n+m} \rangle &= \gamma^m \end{aligned} \quad (2.14)$$

Se ha determinado empíricamente, que para generar una variable aleatoria con PDF Gamma con una función de autocorrelación de la forma dada en la ecuación (2.11), la variable aleatoria con PDF Gaussiana debe tener una función de autocorrelación que esté relacionada del siguiente modo [55]:

$$\gamma = \exp\left(-\frac{\alpha^{0,7}}{R(\alpha^{0,7} + 0,15)}\right) \quad (2.15)$$

Esto quiere decir que un proceso Gaussiano con una función de autocorrelación (ACF, autocorrelation function) decreciente exponencialmente, se transforma por medio de la MNLT en un proceso Gamma cuya ACF muestra además una caída exponencial [10].

Luego, para generar muestras con distribución K correlacionadas, se generan muestras Rayleigh no correlacionadas, las cuales se multiplican por las muestras Gamma correlacionadas (elemento por elemento) [10].

En las Fig. 2.8 y 2.9 se muestran dos conjuntos de muestras con distribución K para $\lambda = \sqrt{\alpha}$, $\alpha = 4$, con $R = 0$ y $R = 15$ respectivamente. Puede apreciarse la naturaleza impulsiva del clutter con distribución K , con respecto al clutter Rayleigh y Weibull.

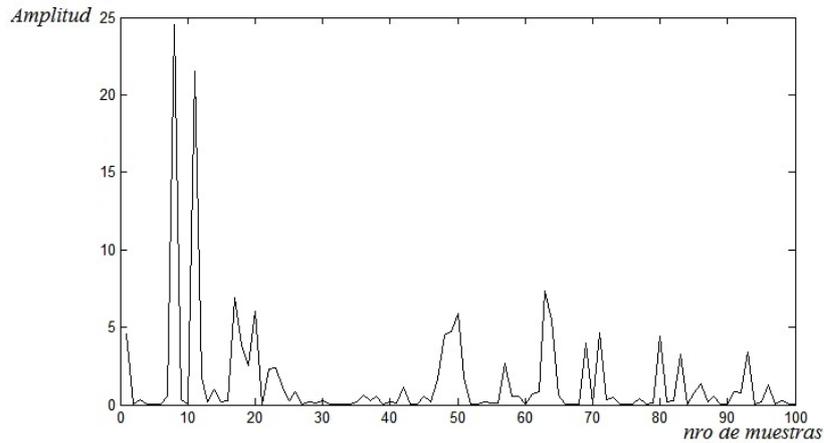


FIGURA 2.8: Muestras de tipo K con parámetro $\lambda = \sqrt{\alpha}$ y $\alpha = 4$, para $R = 0$

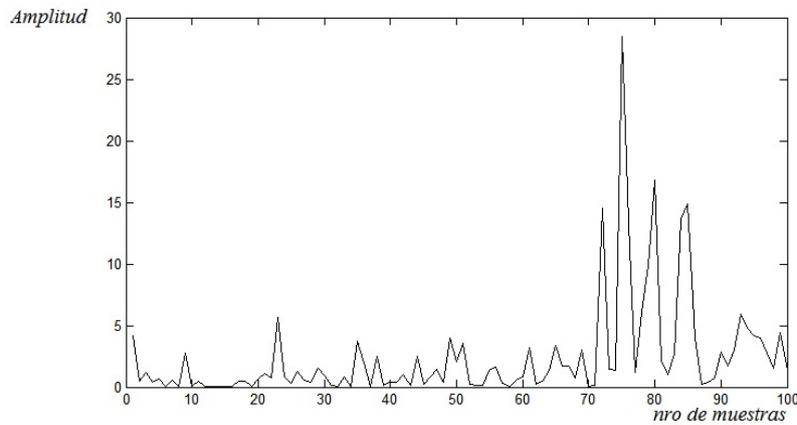


FIGURA 2.9: Muestras de tipo K con parámetro $\lambda = \sqrt{\alpha}$ y $\alpha = 4$, para $R = 15$

2.4. Modelo estadístico de señal proveniente de objetos de interés más clutter

El modelo estadístico que representa la señal proveniente de objetos de interés más clutter, es el más difícil de lograr en forma cerrada. La muestra observada $x(t)$ puede estar compuesta por señal más clutter o clutter solamente.

El modelo estadístico del clutter, c , más el eco proveniente de un objeto de interés, s , se puede obtener por medio de la convolución de sus densidades [42], o su función característica. Si se asume que c y s son dos variables aleatorias reales independientes y continuas, definidas

en el mismo espacio de probabilidad, entonces, la variable aleatoria $s+c$ tiene densidad definida por la siguiente ecuación

$$f_{(s+c)}(t) = \int_W f_s(t - \omega) f_c(\omega) d\omega \quad (2.16)$$

donde f_s y f_c son las densidades de s y c respectivamente, y W es un dominio de integración apropiado (el dominio W está determinado por el rango de valores sobre el cual, el integrando en la ecuación (2.16) se encuentra definido) [59].

A la salida del SLD, la distribución de $|s+c|^2$ resulta en general muy compleja y a veces imposible de obtener en forma cerrada. Esta expresión es igual a $|s|^2 + |c|^2 + 2|s||c|\cos(\varphi - \phi)$, donde φ es la fase del objeto de interés y ϕ , la fase del clutter en el dominio complejo, ambas uniformemente distribuidas e independientes [59]. A menudo en la literatura, se utilizan aproximaciones que permiten obtener resultados útiles [48], [14].

2.4.1. Clutter de tipo Rayleigh más objeto de interés fluctuante de tipo Swerling I y II

La amplitud de un eco radar de tipo Swerling I y II, se modela mediante una distribución Rayleigh con parámetro \varkappa y fase θ , que se encuentra uniformemente distribuida en $[0, 2\pi]$. La señal compleja s tiene distribución Gaussiana bivariable, con distribuciones marginales independientes con componentes $X_1 = |s| \cos(\theta)$ y $X_2 = |s| \sin(\theta)$ con media cero y varianza $1/(2\varkappa)$ [59].

Suponiendo clutter de tipo Rayleigh c_r , en el dominio complejo, con distribución de amplitud Rayleigh, con parámetro ψ y fase independiente ϕ , también sus componentes son Gaussianas con componentes $Y_1 = |c_r| \cos(\phi)$ y $Y_2 = |c_r| \sin(\phi)$, ambas con distribución normal y media 0 [59]. Entonces, después del SLD:

$$|s + c_r|^2 = (X_1 + Y_1)^2 + (X_2 + Y_2)^2 \quad (2.17)$$

La distribución de señal más clutter en este caso, luego del SLD tiene una distribución exponencial [59]:

$$f_{|s+c_r|^2}(x) = \frac{1}{\frac{1}{\psi} + \frac{1}{\varkappa}} \exp\left(-\frac{x}{\frac{1}{\psi} + \frac{1}{\varkappa}}\right); \quad (2.18)$$

2.5. Conclusiones

En este capítulo, se presentaron los modelos más ampliamente utilizados en la literatura radar, tanto para los objetos de interés como para el clutter. El funcionamiento de los detectores depende fuertemente de estos modelos. La distribución más difícil de lograr es la que representa la suma del clutter con la señal de interés, cuando se encuentran simultáneamente en la celda de referencia.

No es posible encuadrar en una sola distribución un modelo de clutter que contemple las distintas circunstancias que se pueden presentar en el entorno oceánico, por lo que se han propuesto diferentes distribuciones para representar retornos provenientes de radares de baja y alta resolución. Algunos ejemplos son la Gaussiana para modelar clutter de baja resolución y Weibull, Lognormal, K y otras [22], para modelar clutter de alta resolución. La distribución K , es la más ampliamente aceptada porque es capaz de generalizar varios aspectos de importancia del modelo, y también tiene la capacidad de generalizar otras distribuciones modificando los valores de sus parámetros.

Sin embargo, en algunas condiciones del ambiente oceánico, en el caso de la distribución K , la textura y el speckle pueden diferir de las distribuciones Gamma y exponencial. Por ejemplo, bajo condiciones climáticas adversas o en los casos en que se incremente la resolución en rango [3]. En estas situaciones, este modelo ya no representa satisfactoriamente el clutter marino. Por este motivo, resulta esencial encontrar modelos realistas que enfatizen las diferencias entre los objetivos de interés y el clutter en las mencionadas circunstancias con el objetivo de encontrar algoritmos de detección eficientes.

En capítulos posteriores, se desarrollan algunas propuestas, para modelar el clutter de mar considerando distintos aspectos, como por ejemplo, bancos de clutter, múltiples objetos de

interés y clutter compuesto bajo condiciones adversas, con el objetivo de mejorar la PD en las circunstancias mencionadas.

Capítulo 3

Detección radar

3.1. Introducción

En este capítulo discuten los principios básicos del proceso de detección radar y una descripción detallada de los algoritmos de detección más utilizados en la literatura, para baja y alta resolución.

El proceso de detección de una señal inmersa en clutter consiste en tomar una decisión estadística. La decisión a tomar depende de un test, que consiste en elegir entre dos hipótesis diferentes, H_0 para el caso de asumir que en la celda de rango hay sólo clutter, y H_1 cuando se supone que hay señal más clutter, donde H_0 es llamada la hipótesis nula y H_1 , la hipótesis alternativa [33]. La regla de decisión para obtener el detector óptimo se obtiene mediante el teorema de Neyman Pearson, para lo que es necesario tener un conocimiento completo de la estadística de las señales provenientes del radar.

En las aplicaciones radar, la estadística del clutter no se conoce exactamente a priori, por lo que se introduce una técnica para encontrar un umbral adaptativo para estimar la estadística del clutter y distinguir los objetos reflectantes de interés del clutter [10].

En la literatura radar, se propusieron muchos detectores, tanto para el caso de radares de baja resolución, como es el caso del CA CFAR que establece en forma adaptativa un umbral estimando el nivel medio de clutter en una ventana de referencia de M muestras [23]. Este detector es óptimo cuando se aplica en un ambiente de clutter homogéneo si las celdas de referencia contienen observaciones independientes e idénticamente distribuídas (iid,

independent and identically distributed) de una distribución exponencial, porque maximiza la PD, para esta situación [23].

Pero en la práctica y en especial para radares de alta resolución, como se mencionó en el capítulo anterior, el entorno marino ya no puede modelarse utilizando distribuciones Gaussianas homogéneas. Uno de los principales problemas a resolver ha sido el enmascaramiento de objetos de interés o la resolución en rango [50]. Por este motivo, se han propuesto otros algoritmos de detección, algunos son modificaciones del CA (Cell Average) CFAR, como por ejemplo el GO (Greatest Of), el SO (Smallest Of), el OS (Ordered Statistics) y otros.

Estos métodos estiman la potencia local del clutter en la CUT, asumiendo que es la misma que en las celdas de referencia. Pero, para el caso de radares de alta resolución, la potencia del clutter varía espacialmente, por lo que no será válido asumir que la potencia local del clutter en la CUT es la misma que en las celdas de referencia, si la longitud de las celdas de referencia (que se obtiene del producto de la escala de la celda de rango por el número de celdas de referencia) es mayor que la longitud de la correlación espacial de la potencia del clutter [60].

Muchos autores analizaron el comportamiento de los mencionados detectores en alta resolución. Por ejemplo [55] demostró que el CA CFAR puede seguir las fluctuaciones locales, con lo que se obtiene una importante mejora en su PD comparada con el detector ideal (que es el CA CFAR con potencia de clutter local en la CUT conocida, con el que se obtiene la máxima PD) [55], [60].

[60] propuso una estrategia de detección CFAR donde estima la potencia local del clutter en la CUT por medio de la teoría Bayesiana. Allí quedó demostrado que la técnica propuesta resultó especialmente útil para procesos con pocas celdas de referencia, logrando mejorar la PD con respecto al CA CFAR.

Para el caso de sistemas radar no-coherentes, no se encuentran soluciones óptimas diseñadas por medio del criterio de Neyman Pearson para la detección de objetos de interés de tipo Swerling inmersos en clutter de mar descrito mediante la distribución K [54], [14].

3.2. Detector óptimo según teorema de Neyman Pearson

La regla de decisión para obtener el detector óptimo según teorema de Neyman Pearson, puede expresarse de acuerdo a la siguiente ecuación

$$L(x) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta \quad (3.1)$$

donde η es el umbral y $L(x)$ es el test de verosimilitud (LRT, Likelihood Ratio Test). Si $L(x)$ supera el valor del umbral, se decide por H_1 , de lo contrario se elige H_0 , y se define según

$$L(x) = \frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta \quad (3.2)$$

Este planteo se conoce como test de hipótesis binario considerando que se debe elegir entre dos hipótesis [33]. Las posibilidades que surgen son las siguientes:

- 1- Decidir por hipótesis H_0 cuando H_0 es verdadera, no hay detección ($P(H_0, H_0)$).
- 2- Decidir por hipótesis H_1 cuando H_1 es verdadera, se realiza detección cuando hay un objeto de interés en la celda de rango ($P(H_1, H_1)$).
- 3- Decidir H_1 cuando H_0 es verdadera ($P(H_1, H_0)$), aquí se comete un error de “tipo 1”, también llamado “falsa alarma” ($P(H_0, H_0)$).
- 4- Decidir H_0 cuando H_1 es verdadera ($P(H_0, H_1)$), se denomina error de “tipo 2” o “pérdida” [33].

Los errores mencionados en 3 y 4, son inevitables hasta cierto punto, pero puede encontrarse una situación de compromiso entre ambos. Para lograr este compromiso, solamente se debe cambiar el valor del umbral. El error de tipo 1 disminuye a expensas de incrementar el error de tipo 2. Como puede apreciarse en la Fig. 3.1, no es posible reducir ambas probabilidades de error simultáneamente. Entonces, lo que usualmente se hace, es diseñar un detector óptimo para mantener constante una probabilidad de error, mientras se minimiza la otra, por lo que se elige mantener constante $P(H_1, H_0)$ [33].

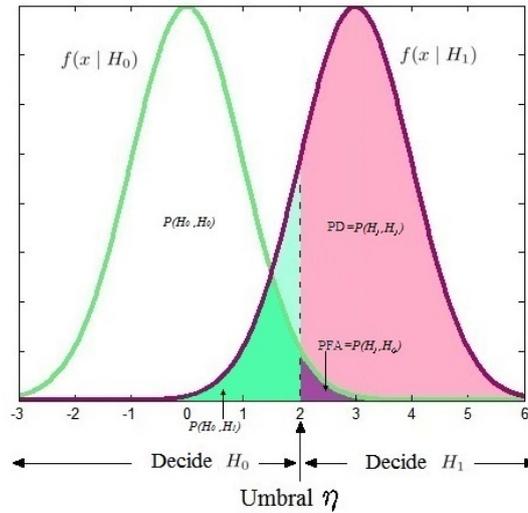


FIGURA 3.1: Test de Hipótesis

Luego, el problema consiste en distinguir entre dos hipótesis según

$$x(t) = \begin{cases} s(t) + c(t) & H_1 \text{ (Señal más Clutter)} \\ c(t) & H_0 \text{ (Clutter solamente)} \end{cases} \quad (3.3)$$

Donde $s(t)$ representa la señal proveniente de un objeto de interés, y $c(t)$ la señal proveniente de un retorno que contiene solamente clutter. Cuando se decide por H_1 si el retorno contiene sólo clutter, o sea bajo hipótesis H_0 , tenemos una “falsa alarma”, y nos referimos a $P(H_1, H_0)$ como la PFA. Generalmente esta probabilidad tiene un valor muy pequeño, por ejemplo 10^{-5} [33].

Cuando se decide por H_1 si se tiene señal proveniente de un objeto de interés más clutter, es decir bajo H_1 , tenemos una “detección”, y nos referimos a $P(H_1, H_1)$ como la PD. Entonces, el Teorema de Neyman Pearson aplicado al problema de detección consiste en maximizar la PD sujeto a la restricción de mantener constante la PFA [33].

La PFA se expresa en la siguiente ecuación:

$$PFA = \int_{\eta} f(x; H_0) dx \quad (3.4)$$

Esto significa que hay muchos conjuntos η que satisfacen la ecuación (3.4) [33], nuestro objetivo, será encontrar aquella que maximiza la siguiente ecuación

$$PD = \int_{\eta} f(x; H_1) dx \quad (3.5)$$

Entonces, el teorema de Neyman Pearson es el test óptimo cuando se conocen $f(x; H_0)$, $f(x; H_1)$ y η . Este teorema indica, que para maximizar la PD, para una dada PFA, se decide por la hipótesis H_1 si $L(x) > \eta$ en la ecuación (3.2), donde el umbral η se puede obtener de la ecuación 3.4.

A modo de ejemplo, y considerando el caso más sencillo, se puede obtener la probabilidad de que una muestra $x(t)$ de clutter solamente, de tipo Rayleigh, supere el umbral η [37]

$$PFA = \int_{\eta}^{\infty} \frac{m}{\psi^2} \exp\left(-\frac{m^2}{2\psi^2}\right) dm = \exp\left(-\frac{\eta^2}{2\psi^2}\right) \quad (3.6)$$

Despejando, resulta $\eta = \sqrt{2\psi^2 \ln\left(\frac{1}{PFA}\right)}$ [37].

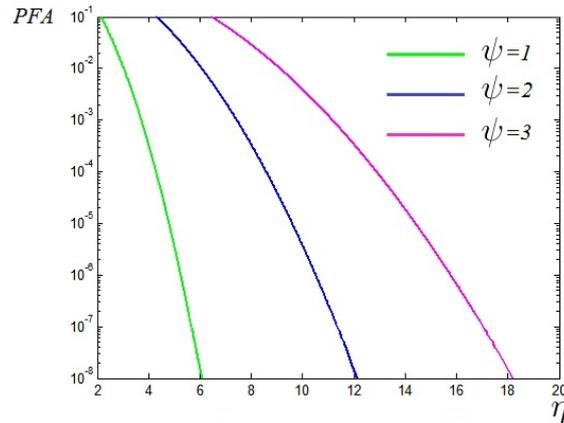


FIGURA 3.2: PFA vs η

Como se esperaba, puede apreciarse en la Fig. (3.2) que para lograr PFAs más pequeñas es necesario elevar el umbral, para que menos muestras de clutter lo superen.

Para obtener la PD, se utiliza la expresión de la ecuación (3.5). Esta expresión depende del modelo de clutter y de señal, en general no posee una solución cerrada, por lo que se resuelve mediante una aproximación, o numéricamente [37].

Un modo de caracterizar el desempeño de un detector de Neyman Pearson, es el gráfico de la PD versus la PFA. Cada punto en la curva corresponde a un valor de (PFA,PD) para un determinado umbral, η . Si se ajusta η , se puede obtener cualquier punto de la curva. A medida que η aumenta, la PFA disminuye, pero también disminuye la PD, y vice-versa. Este tipo de medida de desempeño, se denomina Receiver Operating Characteristic (ROC). Estas curvas deben estar siempre por encima de la línea de los 45°, como se muestra en la Fig. 3.3 [33]. El caso de un test que discrimina perfectamente entre ambas hipótesis, tiene una curva ROC que pasa por la esquina superior izquierda, o sea, 100% de sensibilidad y 100% de especificidad. Entonces cuanto más cerca esté la curva ROC de la esquina superior izquierda (por ejemplo la curva en rojo), más alta será la exactitud del test [61].

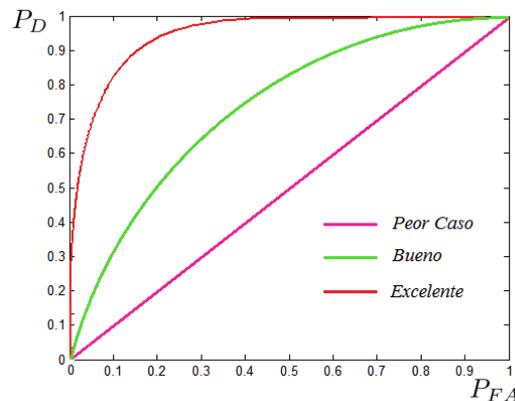


FIGURA 3.3: Curvas ROC

3.3. GLRT

En la práctica, no se conocen completamente las PDFs de la señal proveniente del radar bajo las hipótesis H_0 y H_1 . Como se mencionó anteriormente, la señal proveniente del entorno marino podría modelarse utilizando la PDF Gaussiana, la cual es una distribución que permitiría diseñar el detector de un modo sencillo. Pero, los distintos estados de mar y los procesos de correlación tanto temporal como espacial, requieren ser modelados utilizando otras distribuciones más complejas e incluso compuestas.

Como no se conocen los parámetros de las distribuciones, resulta complicado diseñar detectores que se aproximen al detector óptimo de Neyman Pearson. Para resolver este inconveniente, se han propuesto diferentes soluciones subóptimas.

Un detector que se utiliza muy frecuentemente, es el GLRT. Este test, reemplaza los parámetros desconocidos en la relación de verosimilitud de la ecuación (3.2), por su valor estimado mediante el método MLE (MLE, maximum likelihood estimation), como se expresa en la siguiente ecuación

$$\frac{f(x | H_1, \hat{\theta}_1)}{f(x | H_0, \hat{\theta}_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta \quad (3.7)$$

donde $\hat{\theta}_0$ y $\hat{\theta}_1$ son las estimaciones MLE de los parámetros de las distribuciones bajo hipótesis H_0 y H_1 , respectivamente.

Aún cuando este método no es óptimo, se ha demostrado ampliamente, que funciona muy bien [33]. Generalmente se toma un conjunto de datos secundarios, donde se supone que no hay objetos de interés presentes (sólo clutter) para realizar la estimación de los parámetros de la distribución [45], [14].

3.4. CFAR

El detector CFAR puede implementarse mediante la estructura que se muestra en la Fig. 3.4. Se trata de un registro de desplazamiento, donde ingresan las muestras provenientes de los retornos de video radar capturados y muestreados. El valor de la celda central o CUT, X_{CUT} ,

es comparado con el resultado del proceso $T(x_i)$ realizado sobre las muestras adyacentes, $X_1, X_2 \dots X_M$. Si la amplitud de la muestra proveniente de la CUT supera el valor de $\xi T(x_i)$, donde ξ es una constante que se utiliza para obtener la PFA específica considerando que este proceso utiliza un número limitado de celdas [54], [51], entonces el detector devuelve “1”, lo que indica que hubo una detección en caso contrario, devuelve un “0”.

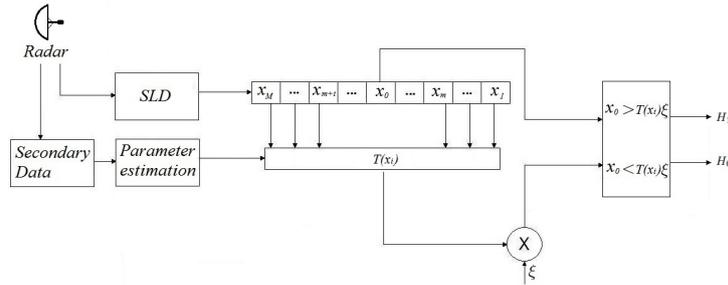


FIGURA 3.4: CFAR

En el detector CFAR la potencia local de clutter dentro de la CUT, se estima en forma adaptativa, utilizando las muestras de referencia adyacentes. Muchos autores han propuesto diferentes métodos de estimación los cuales, dependiendo del modelo que se adopte para el ambiente de clutter marino, pueden mejorar la PD.

3.4.1. CA CFAR

Como se mencionó en el capítulo anterior, el caso más sencillo de analizar es la detección de un objeto reflectante no fluctuante, inmerso en clutter de tipo aditivo, blanco Gaussiano.

En el caso de radares de baja resolución donde los retornos de clutter pueden modelarse mediante la distribución exponencial después del SLD, la potencia media local es espacialmente una constante, y puede estimarse mediante el método MLE [60]. El detector CFAR implementado mediante este método, se denomina CA CFAR, es el detector más sencillo [23], fue propuesto por [16]. Su expresión surge de estimar el valor medio de la distribución utilizando el método MLE. Si se dispone de un conjunto de M muestras independientes, $X_1, X_2 \dots X_M$ de esta distribución expresada en ecuación (2.4), la estimación del valor medio de la potencia

de clutter correspondiente a su único parámetro, resulta, $T(x_i) = \sum_{i=1}^M x_i$. Luego, para el CA CFAR, el valor del umbral η se obtiene mediante la siguiente expresión

$$\eta = \sum_{i=1}^M x_i \quad (3.8)$$

El umbral de detección se modifica, de acuerdo a la potencia de clutter que recibe, con el propósito de mantener la PFA en un valor fijo, es decir, mantiene el número de falsas alarmas constante en un ambiente de clutter desconocido y con interferencias [37].

El detector CA CFAR es el detector óptimo cuando se aplica en un ambiente de clutter homogéneo si las celdas de referencia contienen observaciones iid de una distribución exponencial, porque maximiza la PD, para esta situación [23].

Pero el CA CFAR degrada la PD en presencia de interferencias dentro de la ventana de referencia, o en regiones en las cuales ocurren cambios abruptos en la potencia del clutter, como por ejemplo bancos de clutter o situaciones de múltiples objetos de interés en la celda de referencia.

Un gran número de detectores fueron propuestos con el fin de resolver los inconvenientes mencionados, los cuales responden de un modo diferente según el tipo de radar utilizado y los modelos de clutter adaptados a cada situación en el entorno marino y también a los modelos de los objetos reflectantes.

Considerando que el funcionamiento del CA CFAR se degrada en presencia de objetos cercanos en la ventana de referencia o en regiones donde el clutter cambia abruptamente, se plantearon modificaciones a su estructura para resolver estos inconvenientes [23].

El GO CFAR, se trata de un esquema similar al CA CFAR, fue especialmente diseñado para reducir el número de falsas alarmas en los bordes de clutter. La potencia local de clutter se estima tomando el mayor resultado de la suma de las celdas a cada lado de la CUT, donde $\eta = \max(Y_1, Y_2)$ para $Y_1 = \sum_{i=1}^m X_i$ y $Y_2 = \sum_{i=m+1}^M X_i$ [23].

El SO CFAR es semejante al GO CFAR, en este caso la potencia local de clutter se estima tomando el menor resultado de la suma de las celdas a cada lado de la CUT, donde

$\eta = \min(Y_1, Y_2)$. Fue diseñado para mejorar el problema asociado de tener dos objetos de interés en la misma ventana de referencia [23].

El OS CFAR es un algoritmo no lineal que para determinar el umbral utiliza la n -ésima muestra del conjunto de M muestras de la ventana del CFAR ($X_1 \leq X_2 \leq \dots \leq X_n \leq \dots \leq X_M$), en lugar del promediado [50].

Este procedimiento no define un único método CFAR, sino una serie de varios métodos CFAR diferentes, y presenta algunas ventajas sobre el CA, el GO y el SO, especialmente en los casos en que se encuentra más de un objeto de interés en la ventana de referencia y en el caso en que esta ventana de referencia cruce por bordes de clutter [50].

Un OS CFAR con una n -ésima muestra elevada resuelve mejor el caso de bancos de clutter dentro de la ventana de referencia, limitando el incremento de las falsas alarmas. Si se elige un OS CFAR con una n -ésima muestra pequeña (cercano a $M/2$), se puede conseguir mejorar la PD en el caso de múltiples objetos reflectantes en la ventana de referencia. Por consiguiente, el funcionamiento del OS CFAR depende considerablemente del orden de la n -ésima muestra [23], [20].

En el caso de radares de alta resolución y al contrario de lo expuesto anteriormente, cuando se modela el clutter con distribución K con correlación espacial, el CA CFAR es capaz de seguir las fluctuaciones locales con lo que se logra una mejora en su desempeño comparada con el umbral ideal [55].

[55] estudió el desempeño de un detector CA CFAR bajo clutter con distribución K correlacionado, y demostró que en este caso en particular el CA CFAR es capaz de seguir las fluctuaciones locales asociadas al oleaje, con lo que se logra una mejora en su PD comparada con el umbral ‘ideal’, lo que se cuantifica como ‘ganancia del CFAR’. La medida de esta mejora está claramente relacionada con la correlación espacial del clutter y con la longitud y configuración del CFAR [55].

3.4.2. Algunos detectores diseñados para funcionar bajo clutter con distribución K

Detector CFAR diseñado mediante la teoría Bayesiana

En [60] se propuso un método de detección CFAR de un objeto de interés de tipo Swerling I inmerso en clutter de mar heterogéneo para el caso no-coherente, para radares de alta resolución.

En este caso se aplicó la teoría Bayesiana para lograr una estimación adaptativa de la distribución estadística del clutter local en la CUT y se demostró que la técnica propuesta presentaba mejor desempeño que el CA CFAR, especialmente para un número pequeño de celdas de referencia [60].

En este trabajo, se modeló la distribución de la potencia de clutter mediante una distribución Gamma inversa, porque es una distribución conjugada a priori, con lo que las distribuciones a priori y posteriori pertenecerán a la misma clase. Esto solamente involucra un cambio de parámetros, sin tener que realizar ningún cálculo adicional, reduciendo así la complejidad computacional. Luego, se determinó la validez de este esquema mediante simulaciones [60].

La técnica propuesta es similar a la del CA CFAR, luego del SLD, donde el umbral T_1 está dado por $T_1 = \frac{X_{CUT}}{\hat{\tau}}$, donde $\hat{\tau}$ es la potencia de clutter local en la CUT basada en la teoría Bayesiana. La detección se realiza mediante la comparación de T_1 con el umbral η , donde si $T_1 \geq \eta$ se considera que hubo una detección. El umbral η se obtiene mediante la PFA. El clutter en la CUT se estima por medio del método de Bayes, donde la distribución a priori es la Gamma inversa [60]

$$IG(\tau, \alpha_0, \beta_0) = \frac{\beta_0^{\alpha_0}}{\Gamma(\alpha_0)} \tau^{-\alpha_0-1} \exp(-\beta_0/\tau) \quad (3.9)$$

Luego la distribución a posteriori también es Gamma inversa con hiperparámetros $\alpha_1 = M + 1 + \alpha_0$ y $\beta_1 = \sum_{i=0}^M X_i + X + \beta_0$. El valor de $\hat{\tau}$ es estimado como una distribución

utilizando los hiperparámetros, del siguiente modo [60]

$$\hat{\tau} = \left(\frac{1}{\beta_1} \sum_{k=1}^{\alpha_1} |n_k|^2 \right)^{-1} \quad (3.10)$$

donde n_k es un número aleatorio complejo, y su estadística es una distribución Gaussiana compleja con media cero y varianza unidad [60].

En [60] se investigó la PD del detector propuesto por medio de simulaciones de Monte Carlo utilizando clutter correlacionado espacialmente de tipo K . Se encontró que la PD incrementa con el número de celdas de referencia, con el parámetro de forma y con la correlación espacial, pero presenta algunos conflictos con la estimación de los parámetros del modelo considerando, ya que éstos deben obtenerse a priori.

Detector radar diseñado por medio del criterio de Neyman Pearson propuesto por [14]

En [14] se presenta un detector óptimo o casi-óptimo utilizando el principio de Neyman Pearson. Considera un objeto de interés de tipo Swerling II inmerso en clutter de tipo K . Teniendo en cuenta que no se puede obtener en forma cerrada esta distribución, [14] propone una solución para la distribución del clutter más señal, o sea que propone modelar la PDF bajo hipótesis H_1 aproximando su expresión mediante una nueva distribución de tipo K modificada, pero con parámetro de forma y media diferentes. Según se expresa en la siguiente ecuación:

$$f_{K_1}(x) = \frac{2\lambda_1^{\alpha_1+1}}{\Gamma(\alpha_1)} x^{\frac{\alpha_1-1}{2}} \mathbf{K}_{\alpha_1-1}(2\lambda_1\sqrt{x}) \quad (3.11)$$

donde $\alpha_1 = \alpha(1 + SCR)^2$, para $\lambda_1 = \alpha_1/\mu_d$ con $\mu_d = 1 + SCR$ considerando que la potencia media del clutter es igual a 1.

De este modo [14] obtiene el detector mediante la relación de verosimilitud expresada en la ecuación (3.2), reemplazando $f(x | H_1)$ por la ecuación (3.11) y $f(x | H_0)$ por la ecuación (2.10), donde los parámetros se estiman utilizando los datos secundarios.

3.4.3. Conclusiones

En el presente capítulo se presentaron algunos principios básicos del proceso de detección radar comenzando por el detector óptimo basado en el criterio de Neyman Pearson y diferentes alternativas que se encuentran en la literatura radar.

En general, no es posible formular los detectores en forma cerrada, porque no se dispone de un conocimiento completo de las distribuciones de las señales provenientes del radar ni de sus parámetros. Por tal motivo se proponen diversos algoritmos que permiten obtener detectores subóptimos para realizar la tarea de detectar los objetos de interés dentro de los retornos radar. Se mencionaron los esquemas de detección más conocidos, por ejemplo, el CA CFAR, GO, OS, SO, etc.

Otra alternativa es el detector GLRT que reemplaza los parámetros desconocidos en la relación de verosimilitud por sus estimaciones [33].

Por último se describe el detector propuesto por [60], diseñado mediante la teoría Bayesiana y además, el detector propuesto por [14], que sugiere modelar la PDF bajo hipótesis H_1 mediante una nueva distribución K , pero con parámetro de forma y media diferentes.

Por lo expuesto, para diseñar algoritmos de detección eficientes, es muy relevante disponer de modelos realistas de las señales radar, que enfatizen las diferencias entre el clutter y los objetos de interés.

En los siguientes capítulos se presentan varios algoritmos de detección que buscan resolver algunos de los inconvenientes mencionados. Los detectores basados en ANNs, consideran la detección como un problema de reconocimiento de patrones y fueron diseñados especialmente para abordar las situaciones de múltiples objetos de interés y el enmascaramiento de ecos radar debido a bancos de clutter. Finalmente, se propone una solución implementada mediante un nuevo modelo de clutter de mar propuesto para abordar la problemática de detección de retornos radar provenientes de sistemas radar de alta resolución no-coherentes con ángulos de incidencia bajos en estados de mar adversos.

Capítulo 4

Detección CFAR utilizando ANNs

4.1. Introducción

Los procesos de detección basados en la relación de verosimilitud, requieren del conocimiento de las distribuciones bajo hipótesis H_0 y H_1 , los cuales, para los casos de alta resolución, se basan en métodos estadísticos, computacionalmente costosos, generalmente subóptimos. Como se mencionó, estos algoritmos se implementan mediante la resolución de expresiones basadas en complejas distribuciones de probabilidad.

Teniendo en cuenta que el problema de detección radar puede ser considerado como un problema de reconocimiento de patrones, se propusieron soluciones utilizando ANNs, con lo que se consiguieron muy buenos resultados de detección y detectores más robustos que los implementados mediante aproximaciones estadísticas convencionales [34],[21].

Estos métodos permiten aprovechar la habilidad de las ANNs como una herramienta de clasificación [21], [18], [19],[20], por lo que en este capítulo, se presentan algunos detectores basados en el uso de ANNs, entrenados para funcionar bajo clutter de tipo Weibull, donde se consideran distintos escenarios que se pueden presentar en el entorno marino, tales como bancos de clutter y múltiples objetos de interés.

Los esquemas que se presentan son los siguientes: detector ANN CFAR Especializado que fue desarrollado utilizando una capa de entrada con sólo un perceptrón. También se presenta el ANN CFAR entrenado para clutter mixto, o sea con un tipo de clutter que contiene diferentes distribuciones no Gaussianas [34]. El CANN CFAR, que utiliza un método combinado: MLE

para estimar los parámetros del clutter y una ANN para verificar la homogeneidad del clutter contenido en el retorno. Y por último, el NNCAOS CFAR, que es un método combinado que utiliza ANNs para rastrear no homogeneidades dentro del retorno radar y aplicar un detector CA o un OS CFAR de acuerdo al contexto de clutter.

4.2. Aspectos generales

La unidad básica más pequeña de una red neuronal es el perceptrón, que constituye el modelo más simple de una neurona. Las señales de entrada son escaladas por los pesos w_i (para $i = 1, \dots, n$). Además se contempla un factor de sesgo w_0 . Puede apreciarse su estructura en la Fig. 4.1, donde la función de activación $f(\cdot)$ que usualmente se utiliza puede ser una sigmoide o una tangente hiperbólica (*tgh*) [21].

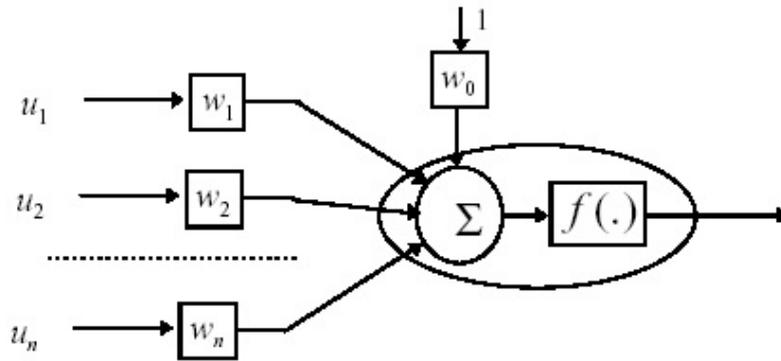


FIGURA 4.1: Modelo de una Neurona

Generalmente, una red neuronal tiene una capa de entrada y una capa de salida o varias capas ocultas. Si la información fluye a través de la red en una dirección, sin lazos de realimentación, se denomina red feedforward [21].

Para reconocer patrones, la red necesita ser entrenada. Un algoritmo muy conocido es el llamado ‘backpropagation’ para redes de aprendizaje supervisado, donde la entrada y el dominio se conocen a priori [21].

Resolver un problema con ANNs, generalmente involucra los siguientes pasos:

- Seleccionar una topología de red, que se ajuste a la naturaleza del problema.

- Elegir las funciones de activación apropiadas.
- Entrenar la red neuronal con un procedimiento de aprendizaje supervisado.
- Generalizar la red con un conjunto de muestras distintas de las utilizadas en el entrenamiento [21].

4.3. ANN CFAR especializado

El detector ANN CFAR Especializado fue desarrollado utilizando una capa de entrada con sólo un perceptrón según se muestra en la Fig. 4.2. Este detector, tiene una función sigmoide que convierte los valores menores o iguales a cero en '0', lo que indica ausencia de objeto de interés. A los valores mayores que cero los lleva al valor '1', indicando presencia de objeto de interés. Por consiguiente, si se asume que los pesos en las conexiones de las celdas de referencia se inicializan manualmente con el valor $\frac{1}{2M}$, y el peso de la CUT con '1', la ANN producirá una salida mayor que '0' si la CUT contiene un valor mayor que el valor promedio de todas las celdas adyacentes [34], [21].

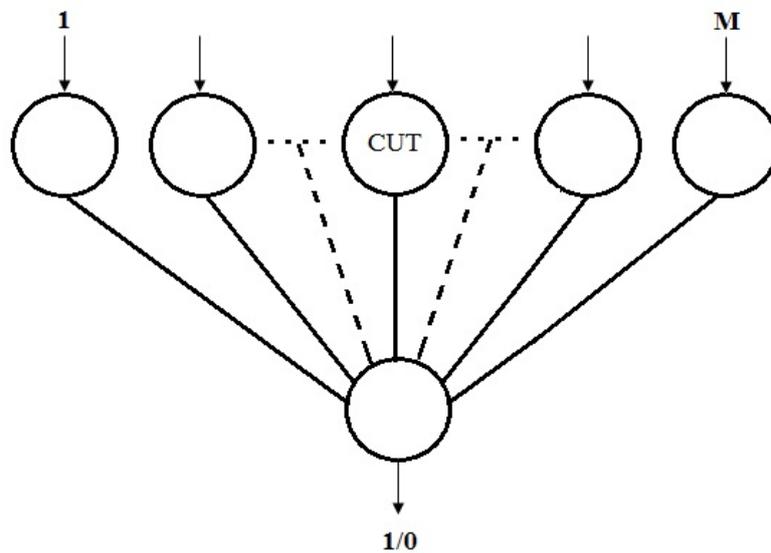


FIGURA 4.2: ANN CFAR

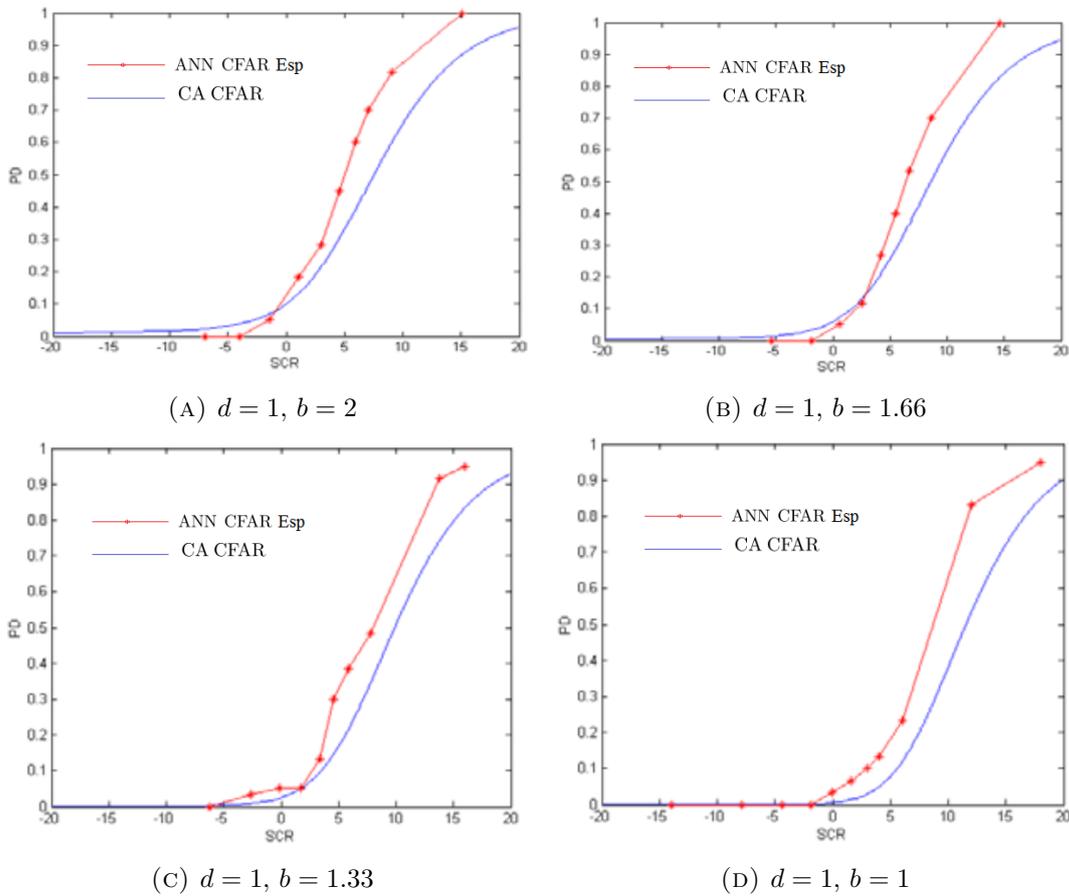


FIGURA 4.3: PD versus SCR [dB] para ANN CFAR Especializado (*) y CA CFAR convencional (línea cont.) para una distribución de tipo Weibull con parámetros d y b

Este detector, en teoría producirá un resultado idéntico al CA CFAR, pero luego de realizar la evaluación de desempeño, se encontró que el detector ANN CFAR Especializado presenta mejor funcionamiento que el CA CFAR bajo clutter homogéneo con distribución Weibull, según puede observarse en 4.3 para los siguientes parámetros: $d = 1$ y $b = 2$ en 4.3 (A), $b = 1.66$ en 4.3 (B), $b = 1.33$ en 4.3 (C) y $b = 1$ en 4.3 (D). Esto se debe a que se entrenó cada neurona de entrada individualmente, con lo que se obtiene una estructura especializada para cada parámetro de la distribución del clutter [21].

En la práctica, la dificultad que puede presentar esta estructura es que no se conocen los parámetros de la distribución del clutter, por lo que su estimación, ocupa un lugar muy importante en el estudio del clutter de mar y los procesos de detección [36].

4.4. ANN CFAR entrenado para clutter mixto

Se entrenó una estructura simple, con clutter mixto, o sea con un tipo de clutter que contiene diferentes distribuciones no Gaussianas [34]. En este caso el propósito fue encontrar una única estructura simple para evaluar su desempeño de detección al procesar clutter de tipo Weibull con distintos parámetros. Por ejemplo, se generaron cuatro escenarios de clutter con parámetros $d = 1$ y $b = 2$, $b = 1.66$, $b = 1.33$ y $b = 1$. Luego, se entrenó una ANN con una capa oculta con 4 neuronas para cada conjunto de datos, como se muestra en la Fig. 4.4. Cada neurona fue inicializada con los pesos obtenidos para cada una de las unidades especializadas en el caso anterior. Posteriormente se obtuvo la PD utilizando clutter Weibull con diferentes parámetros. En 4.5 pueden apreciarse los resultados [21].

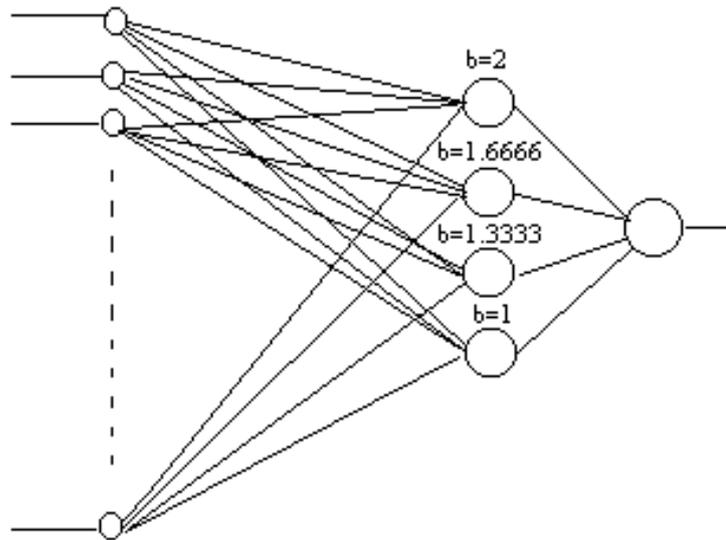


FIGURA 4.4: ANN CFAR entrenada con clutter mixto

En este caso al entrenar una sola estructura con clutter mixto, a diferencia del caso anterior donde se utilizan 4 estructuras entrenadas por separado, se logra igual desempeño de este detector cuando es entrenado para clutter Weibull con parámetro $b = 1.33$ según se observa en Fig. 4.4 (B) y mejor desempeño con parámetro $b = 1$, como puede apreciarse en Fig. 4.4 (C), pero para el caso $b = 2$, que se muestra en Fig. 4.4 (A) y $b = 1.66$ en Fig. 4.4 (B) se observa que el ANN CFAR especializado presenta mejor desempeño.

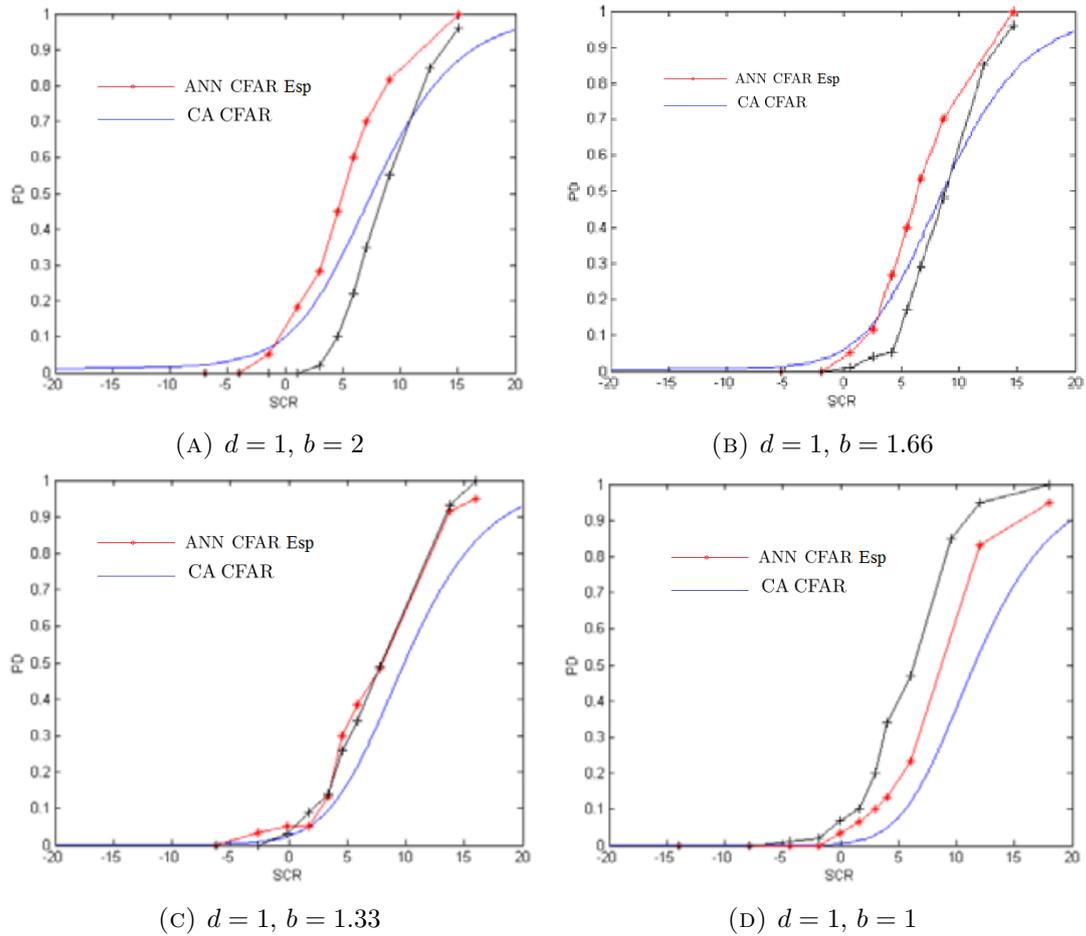


FIGURA 4.5: PD versus SCR [dB] para ANN Especializada (*), CA convencional (línea cont.) y ANN CFAR (+) para clutter Weibull mixto

Estos resultados indican que el desempeño de estos detectores dependen fuertemente del modelo de clutter que se adopte y con el que se entrene a la red. En general, las estructuras multicapas suelen resaltar la capacidad que tienen las ANNs para sintetizar en una sola estructura las potencialidades de las arquitecturas simples, siempre que sean correctamente entrenadas para cada objetivo [21]. La desventaja que presentan este tipo de estructuras es que no se puede garantizar su buen desempeño cuando se procesa clutter con distribuciones diferentes de aquellas para las cuales las ANNs fueron entrenadas.

Al igual que en el caso anterior, en la práctica no se conocen los parámetros de la distribución del clutter, por lo que sería fundamental estimar los parámetros del mismo mediante un conjunto de datos secundario.

4.5. CANN CFAR

El CFAR denominado CANN, utiliza un método combinado, que incluye la estimación de los parámetros de la distribución del clutter, para resolver el problema mencionado anteriormente. Este esquema emplea una estrategia que combina una ANN para verificar la homogeneidad del clutter contenido en el retorno, y el método MLE para estimar los parámetros de la distribución. En el caso de retornos no homogéneos, este proceso detecta puntos de transición por bancos de clutter y estima, además el ancho del banco de clutter.

Su principio de funcionamiento se basa en el esquema propuesto por [49], en el cual se estiman los parámetros de la distribución del clutter mediante el método MLE, y además, en el esquema propuesto por [15], el CFAR Range Heterogeneous (RH), que estima la homogeneidad del clutter y si se requiere, el punto de transición en el caso de existir heterogeneidades o bancos de clutter [19]. La principal desventaja que presentan estos dos esquemas mencionados, es que son computacionalmente intensos debido al gran número de iteraciones que se requieren para realizar las estimaciones dentro de la ventana del CFAR.

El detector CANN es más veloz que el esquema RH, mientras que al mismo tiempo mantiene una PD similar, lo cual es un gran beneficio, considerando que los tiempos disponibles para procesar la señal proveniente del radar son pequeños. El principio de funcionamiento de

este método se describe en la Fig. 4.6, y es el siguiente: en un primer paso se realiza la estimación del clutter mediante el método MLE utilizando un conjunto de datos secundarios que se consideran homogéneos. Posteriormente, el procesamiento de los retornos radar se realiza utilizando los bloques que se describen a continuación:

- **NN1**, realiza un test de homogeneidad, analiza cada porción del retorno radar para determinar si es homogéneo o no. Si el test de homogeneidad resulta positivo, entonces, se aplica el CA CFAR. Esto se justifica en que el CA CFAR es el detector óptimo (maximiza la PD) en un ambiente homogéneo bajo ciertas condiciones bien definidas.
- **NN2**, si el test de homogeneidad resulta negativo, o sea que se detecta un banco de clutter dentro de la ventana del CFAR, este bloque estima el punto de transición.
- **NN3**, estima el ancho del banco de clutter detectado.

Posteriormente, utilizando estos datos, se establece el umbral η dividiendo la ventana en tres grupos de celdas, el grupo situado antes de la transición, el grupo de muestras que contiene el banco de clutter y aquellas muestras posteriores al banco de clutter. η se obtiene mediante la expresión de la PFA (3.4),

$$\eta(PFA) = d\zeta(PFA) \quad (4.1)$$

Donde, para clutter de tipo Weibull, $d = E[x]$ y

$$\zeta(PFA) = \frac{(\ln(PFA^{-1}))^{1/b}}{\Gamma(1 + \frac{1}{b})} \quad (4.2)$$

Cada región se promedia por separado y se multiplica por el multiplicador de umbral $\zeta(PFA)$, según ecuación (4.2), para establecer un umbral distinto para cada grupo de celdas, resultando, entonces un umbral que evita los bancos de clutter. Finalmente, se decide que se detectó un objeto de interés si la muestra en la CUT supera el umbral, de lo contrario se considera que la muestra corresponde a clutter solamente [19].

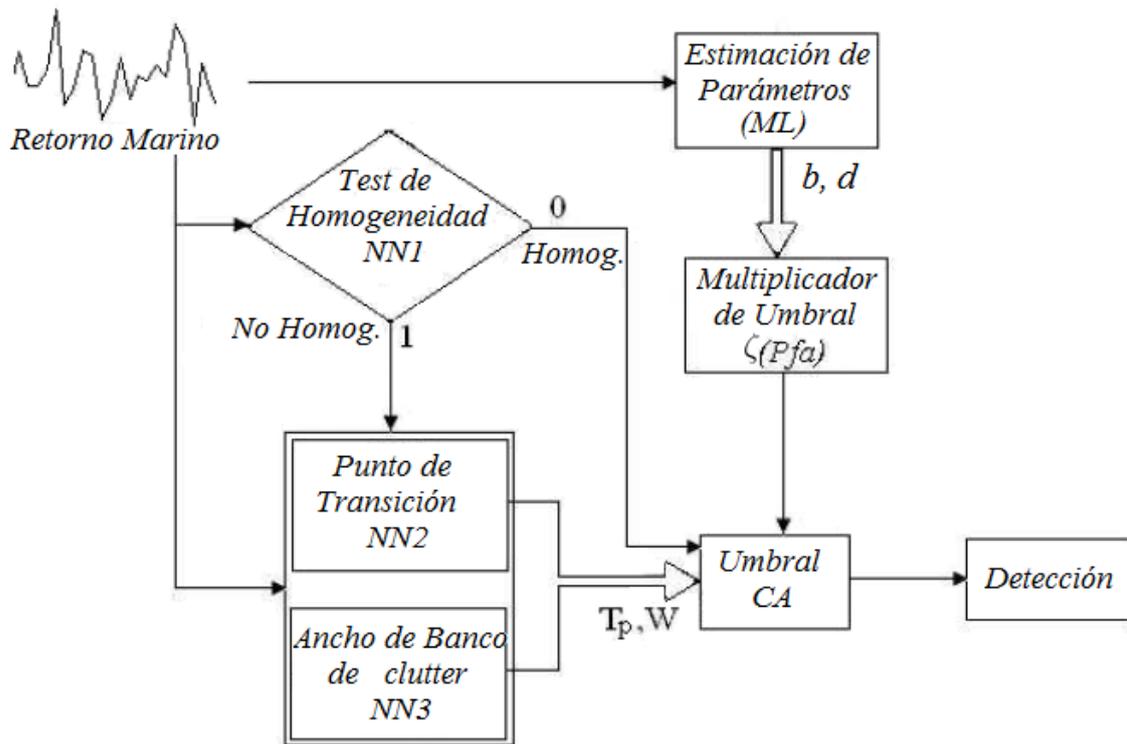


FIGURA 4.6: CANN CFAR

El CANN CFAR, es muy eficiente cuando funciona en un ambiente de clutter Weibull homogéneo y no homogéneo, y tiene la ventaja de presentar mayor velocidad de procesamiento que el RH CFAR, debido al método de procesamiento de las muestras.

En la Fig. 4.7, se puede observar la comparación del desempeño de los procesadores CANN, RH y OS CFAR para distintos parámetros de forma ($b = 2$, $b = 1.66$, $b = 1.33$ y $b = 1$) para clutter de tipo Weibull homogéneo. Se puede apreciar que el CANN, supera la PD obtenida para los otros dos procesos, indicando un mejor funcionamiento, especialmente para las SCR más bajas.

4.6. NNCAOS CFAR

El CFAR NNCAOS es un método de detección combinado que utiliza la efectividad de las ANNs para buscar no homogeneidades tales como bancos de clutter y múltiples objetos de

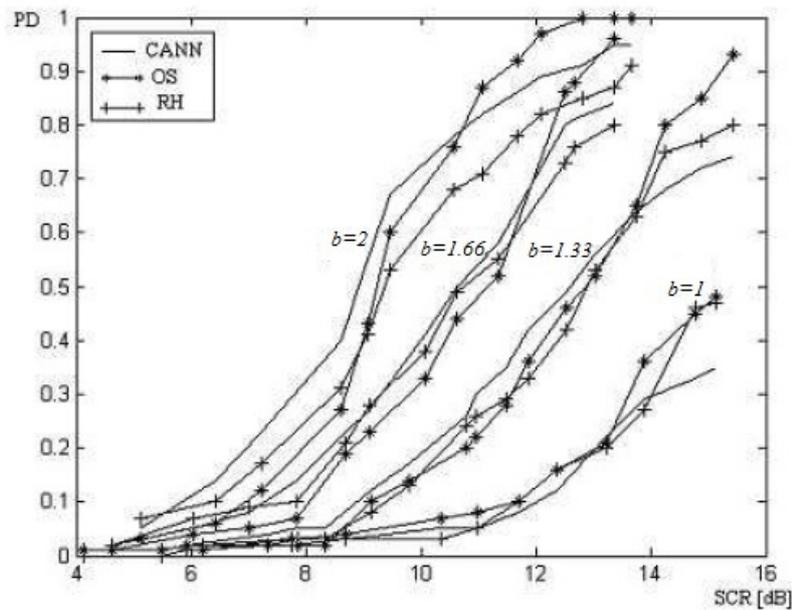


FIGURA 4.7: Comparación del desempeño de los procesadores CANN, RH y OS CFAR para distintos parámetros de forma ($b = 2$, $b = 1.66$, $b = 1.33$ y $b = 1$) para clutter de tipo Weibull homogéneo.

interés dentro del retorno radar. Además, la metodología propuesta aplica un detector CA o un OS de acuerdo al contexto de clutter.

Se tienen en cuenta los siguientes aspectos:

- El CA CFAR es el detector óptimo (maximiza la PD) en un ambiente homogéneo, bajo ciertas condiciones bien definidas y en la medida que el conjunto de celdas de referencia incrementa, la PD se aproxima al valor óptimo, la cual se basa en el umbral fijo [23].
- El OS CFAR exhibe alguna pérdida de detección en ambientes homogéneos, comparado con el CA, pero su desempeño es claramente superior en ambientes de múltiples objetos de interés [23], con pérdidas, casi despreciables comparadas con el CA [50].
- OS CFAR, no es capaz de evitar la excesiva falsa alarma en los bordes de los bancos de clutter, a menos que en la estimación del umbral la n -ésima muestra se encuentre muy cercana a M , pero en este caso el proceso sufre mayores pérdidas de detección [23].

[23] sugiere que puede ser interesante considerar versiones adaptativas de los esquemas OS. Por ejemplo, podríamos tener versiones adaptativas, basadas en un procedimiento que infiera la situación del retorno radar, un procedimiento que verifique si el entorno es homogéneo, o contiene regiones de transición de clutter [23]. La dificultad para encontrar sólo un algoritmo que se acomode a la variedad de ambientes encontrados en la práctica llevó al desarrollo de detectores compuestos [52].

Para resolver los inconvenientes mencionados anteriormente, el NNCAOS CFAR ofrece la posibilidad de hacer una clasificación en tiempo real a cada retorno radar utilizando ANNs, con el propósito de aplicar el proceso CFAR apropiado sobre cada celda de rango. En su arquitectura se utilizan los mismos bloques ANNs que en el CANN [19] para estimar la homogeneidad en el caso de bancos de clutter, e incorpora un nuevo bloque ANN para determinar si el retorno radar contiene múltiples objetos de interés. Con estos dos bloques, se investigan las no homogeneidades dentro del retorno radar, para luego definir los contextos adecuados para la detección CFAR, según puede apreciarse en la Fig. 4.8 [20].

En este detector, al igual que en el CANN CFAR, la señal proveniente del radar ingresa al bloque de estimación de parámetros MLE, donde se estiman los parámetros de la distribución (d y b). Se elige un número relativamente grande de datos secundarios ($2M$), asumiendo homogeneidad. Luego, se calcula el multiplicador de umbral para el detector CA CFAR, $\zeta_{CA}(PFA)$ según ecuación 4.2 [19], el cual se utiliza en los bloques de umbralamiento.

En el caso del OS CFAR, se obtiene el multiplicador de umbral $\zeta_{OS}(PFA, n)$ de la Fig. 4.9, para la correspondiente n -ésima muestra y PFA, asumiendo clutter homogéneo de acuerdo a la ecuación 4.3. Esta figura, resulta de resolver numéricamente la ecuación [35]

$$PFA = \frac{M!(\zeta_{OS} + M - n)!}{(M - n)!(\zeta_{OS} + M)!} \quad (4.3)$$

Dos bloques NN1 y NN2, analizan grupos de M muestras ($M = 40$). El bloque NN1 busca los bancos de clutter (CB, clutter banks) y el NN2, múltiples objetos de interés (MT, multiple targets). Como resultado, cada muestra es etiquetada como homogénea, CB o MT. El algoritmo, selecciona un CA CFAR en el caso de retornos radar homogéneos, un OS CFAR,

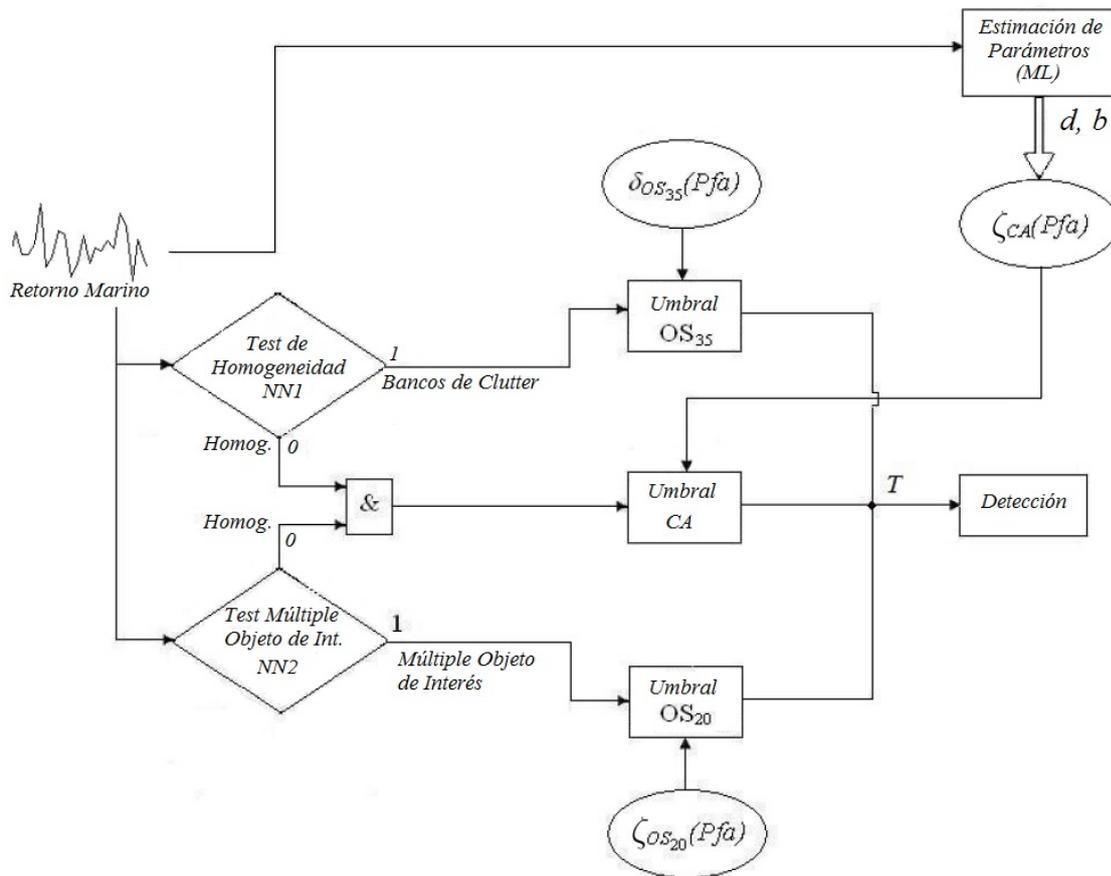
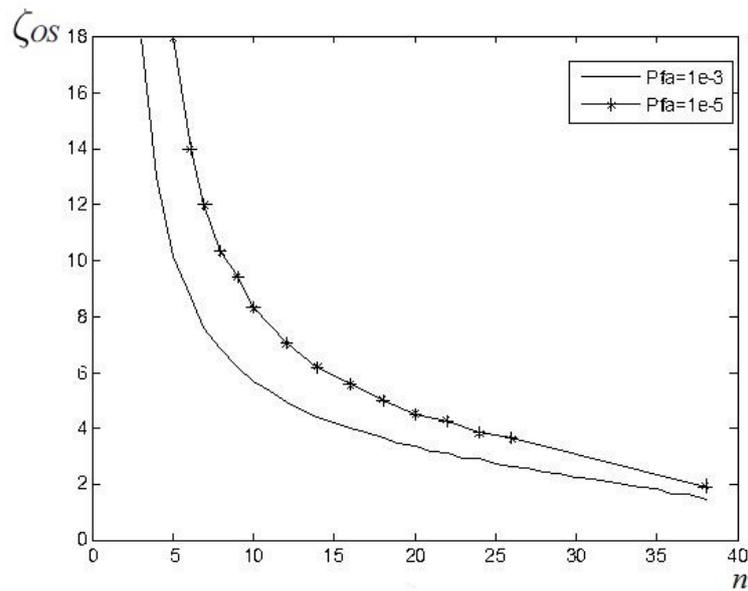


FIGURA 4.8: NNCAOS CFAR

con un valor de n alto (por ejemplo OS_{35} para $n = 35$ en el caso de un CB, o el OS_{20} para el caso de MT). Los valores de n , se eligen de acuerdo al estudio presentado por [50]. Si n toma valores superiores a $M/2$, el umbral en las áreas que contienen bancos de clutter se expanden. Por el contrario, para n inferior a $M/2$, el umbral se contrae cuando se presentan picos de clutter. Este efecto se conoce como dilatación y erosión en Procesamiento de Imágenes.

Entonces, se aplica el proceso CFAR más conveniente a cada muestra en la CUT, y cada detector CFAR obtiene un umbral. Finalmente, se realiza la detección, declarando que en la CUT se encuentra un objeto de interés, si la amplitud de la señal en la CUT es mayor que el umbral.

Se obtiene de este modo un sistema robusto, que mantiene una PFA constante aún para retornos no homogéneos, mientras que al mismo tiempo, se logra una PD mayor o igual que

FIGURA 4.9: ζ_{OS} vs n

con los sistemas clásicos.

El desempeño del NNCAOS CFAR fue comparado con el del CA, el del OS₂₀ ($n = 20$), el del OS₃₅ ($n = 35$) y el del CANN CFAR. Se utilizaron 1000 retornos radar de tipo Weibull, donde cada uno contiene 512 muestras, que abarcan los casos mencionados anteriormente para evaluar el funcionamiento del detector propuesto por medio de simulaciones de Monte Carlo. Los resultados se ilustran en las Fig. 4.10 a 4.13. Los resultados para el NNCAOS, se representan con una línea simple (-), para el CA CFAR, con asteriscos (*), para el OS₂₀ con un signo más (+), para el OS₃₅ con un triángulo (Δ) y para el CANN con un círculo (o) [20].

■ Caso 1: Retornos radar homogéneos

Los resultados de la evaluación del funcionamiento se muestran en la Fig. 4.10 para uno de cuatro objetos de interés distantes entre sí y distribuidos a lo largo del retorno. Los otros tres objetos restantes presentan resultados similares. En este caso se puede concluir que todos los detectores tienen un funcionamiento similar.

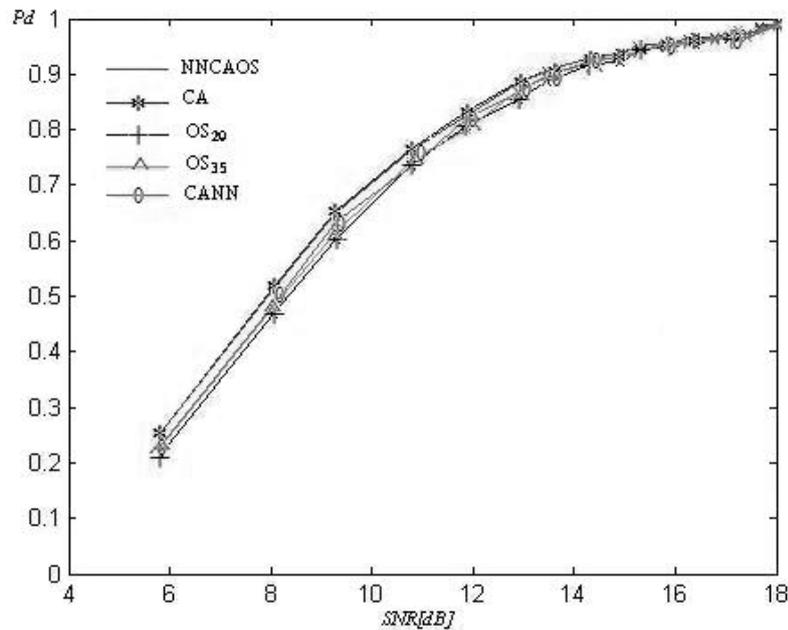


FIGURA 4.10: PD para el caso 1

- **Caso 2: Retornos radar que contienen un CB, y distintos objetos de interés aislados distribuidos a lo largo del retorno, pero alejados del CB**

En la Fig. 4.11 se muestran los resultados de la evaluación para uno de los cuatro objetos de interés que contiene cada retorno. Se puede apreciar que el funcionamiento del NNCAOS CFAR se aproxima al del OS₃₅, pero es superior al del CA, al del OS₂₀ y al del CANN, para la misma PFA.

- **Caso 3: Retornos radar que contienen un CB y un grupo de cuatro objetos de interés, muy próximos entre si, pero alejados del CB**

La Fig. 4.12 muestra la PD para uno de los cuatro objetos de interés. Del resultado puede apreciarse que el NNCAOS CFAR presenta el mejor desempeño, comparado con los otros detectores evaluados. Se obtienen resultados similares para los otros objetos de interés. También se pudo observar que los detectores CA y OS₂₀ presentaron un incremento en la PFA, especialmente en los bordes de los CB.

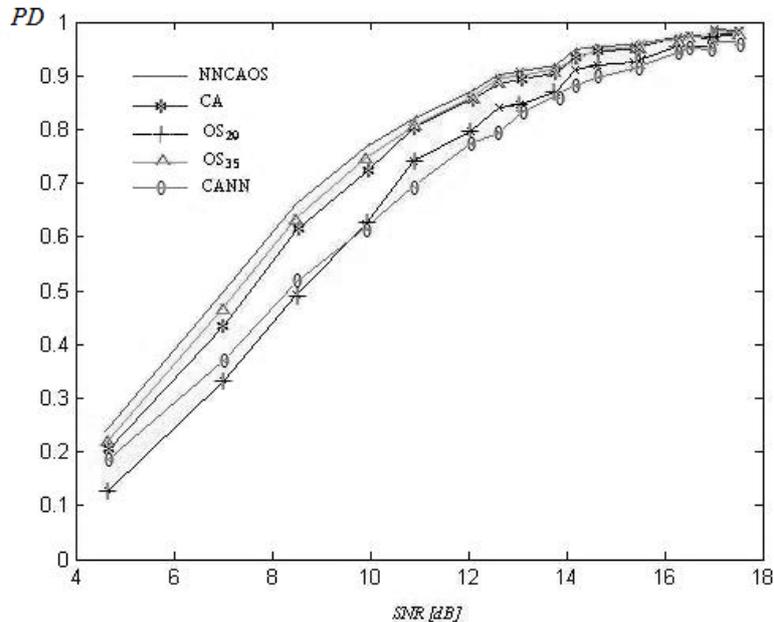


FIGURA 4.11: PD para el caso 2

- **Caso 4: Retornos radar que contienen un CB, y un grupo de objetos de interés muy cercanos entre si y cercanos al CB**

En la Fig. 4.13 se pueden apreciar los resultados. En este caso, el NNCAOS CFAR presenta la mejor PD para objetos de interés que se encuentran más alejados del CB según se muestra en las Fig. 4.13 (A) y 4.13 (D). En el caso de los objetos de interés más cercanos al CB, según se muestra en las Fig. 4.13 (B) y 4.13 (C), el CANN CFAR presenta una PD considerablemente mejor que los otros detectores. Esto se debe a su especial habilidad para detectar objetos cercanos a los CB [20].

Finalmente, en la Fig. 4.14 se muestran algunos umbrales resultantes de los procesos de detección desarrollados en este capítulo.

4.7. Conclusiones

En este capítulo, se presentaron distintos esquemas de detección basados en ANNs bajo clutter de tipo Weibull.

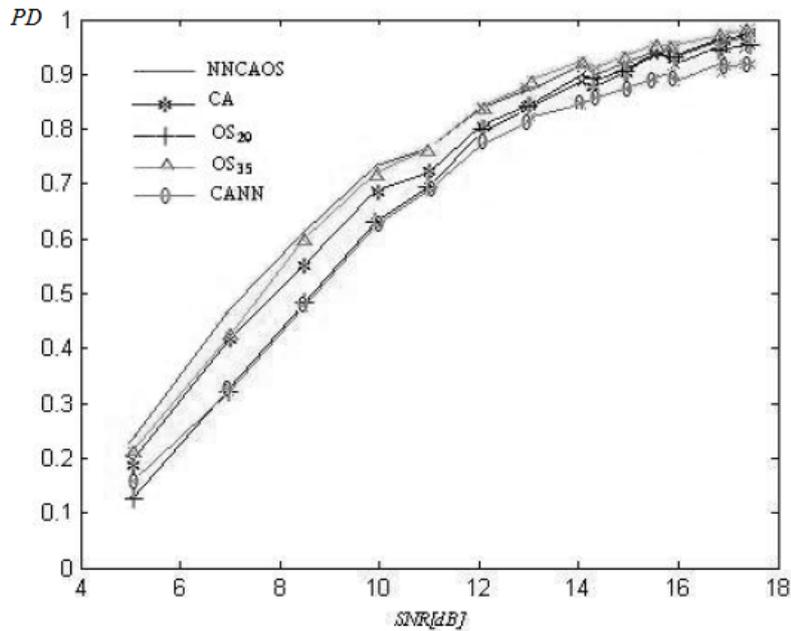


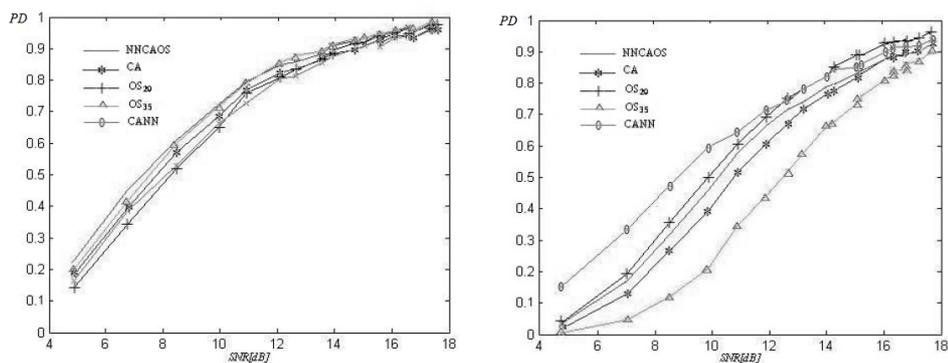
FIGURA 4.12: PD para el caso 3

Se investigó la robustez del detector ANN CFAR Especializado comparada con el CA CFAR. En este caso la robustez se refiere a la capacidad del detector para mantener constante la relación de falsa alarma, aún ante los cambios que puedan producirse en el clutter, lo cual en la práctica es muy difícil de lograr. Para este esquema de detección, se observa un desempeño similar al del CA CFAR.

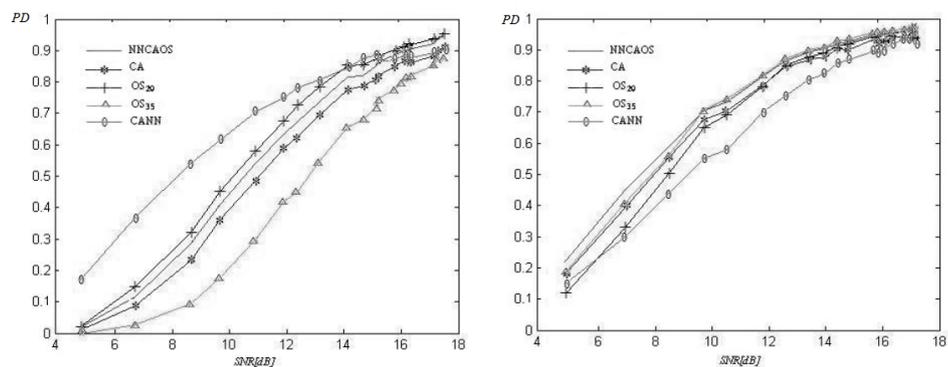
También se presenta el ANN CFAR entrenado para clutter mixto. Se observaron mejoras en el funcionamiento con respecto al CA CFAR, bajo clutter Weibull con los parámetros para el cual fue entrenado. En este tipo de arquitecturas multicapas, se pueden obtener mejores resultados porque las ANNs poseen la capacidad de sintetizar en una sola arquitectura las potencialidades de las redes simples especializadas, siempre y cuando hayan sido correctamente diseñadas y entrenadas para ese objetivo [21].

Se comprobó que la estructura del CANN CFAR es muy eficiente cuando funciona bajo clutter de tipo Weibull homogéneo y no homogéneo, con la gran ventaja tener un funcionamiento más veloz que otros detectores convencionales [19].

Y por último, el NNCAOS CFAR, presenta mejor desempeño que el CA y el OS CFAR



(A) Primer Objeto de Interés más alejado del CB (B) Segundo Objeto de Interés cercano al CB



(c) Tercer Objeto de Interés cercano al CB (D) Cuarto Objeto de Interés alejado del CB

FIGURA 4.13: Caso4

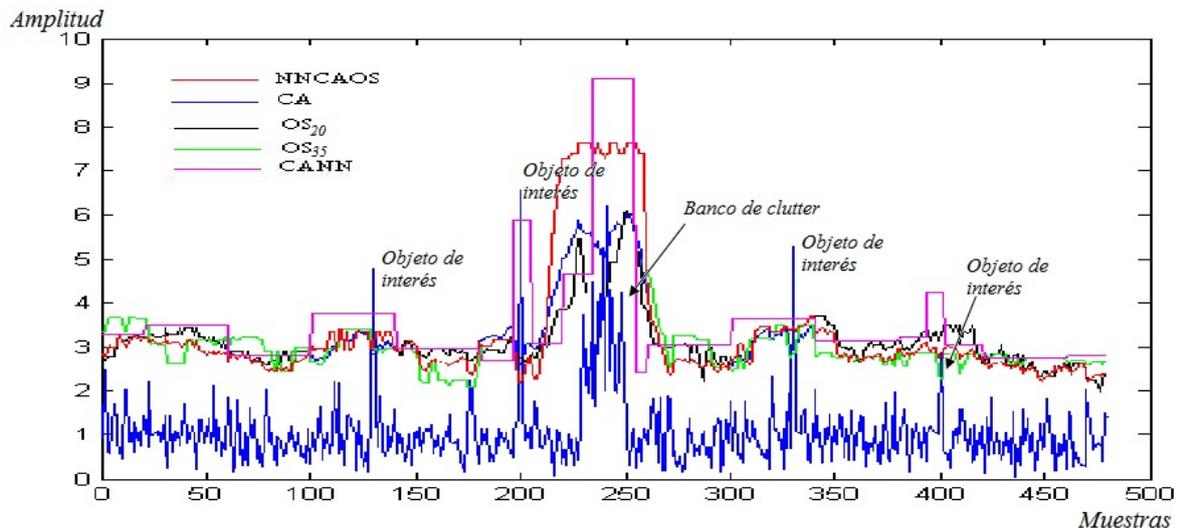


FIGURA 4.14: Umbrales

para la mayoría de las situaciones de clutter bajo las cuales fue evaluado, mientras que al mismo tiempo mantiene una PFA constante, aún en los casos de retornos no homogéneos. Se puede concluir que se trata de un detector robusto comparado con los esquemas CA y OS que incrementan sus relaciones de falsa alarma debido a heterogeneidades [20].

Si bien los esquemas presentados en el presente capítulo mejoran el desempeño de varios detectores convencionales, los mismos, fueron diseñados para funcionar específicamente bajo clutter de tipo Weibull. Este tipo de clutter es muy útil para representar diversas situaciones del entorno marino, pero no posee la capacidad de representar la naturaleza compuesta del clutter de mar de alta resolución, ni las propiedades de correlación del océano, lo que influye grandemente en el desempeño de los esquemas de detección. Por tal motivo, a continuación se presenta un nuevo detector radar basado en un modelo de clutter compuesto que se propone.

Capítulo 5

Detector radar para estados de mar adversos

5.1. Introducción

Si bien en la literatura radar se propusieron numerosos procesos de detección de ecos fluctuantes en clutter de mar [3], [54], [59], no es posible obtener un detector óptimo en forma cerrada para objetos de interés de tipo Swerling inmersos en clutter con distribución K porque no hay soluciones cerradas basadas en el criterio de Neyman Pearson, con excepción de algunas aproximaciones [14], [40], [54].

Además, no se encontró un esquema de detección que se ocupe especialmente de estados de mar muy altos, producidos por condiciones climáticas muy malas y que se representen mediante distribuciones de clutter de colas pesadas, con excepción de algunos casos para la distribución K [54]. Con estas motivaciones prácticas, es posible tener en cuenta que la textura y el speckle pueden diferir de las distribuciones Gamma y Exponencial [3].

Por consiguiente, en este capítulo se propone un esquema de detección radar que se obtiene en forma cerrada, para lo que se introduce un nuevo modelo de distribución de clutter. El diseño de esta distribución tiene un doble objetivo, en primer lugar, agregar grados de libertad adicionales (parámetros) con respecto a la distribución K lo que permite modelar los casos de colas pesadas (para caracterizar la cola y el origen de la textura) [54]. En segundo lugar, a

diferencia de la distribución K , se puede obtener el detector en forma cerrada y que aproxime la propiedad CFAR [11].

Para lograr el detector específico, esta aproximación reemplaza los parámetros desconocidos en la relación de verosimilitud por sus estimaciones [33], las que se obtienen mediante el *método de los momentos* [33]. El detector propuesto, se evalúa utilizando clutter simulado con distribución de tipo K y también con datos radar reales con lo que se consigue probar su solidez y desempeño [60].

5.2. Nueva distribución para el clutter de mar

En esta sección se propone una nueva distribución compuesta para modelar el clutter proveniente de radares de alta resolución que funcionan a ángulos de incidencia bajos. Mediante el uso de parámetros adicionales, con respecto a la distribución K , la distribución propuesta es especialmente útil para aproximar los casos de colas pesadas, que son los más adecuados para representar condiciones de mar adversas.

El clutter c se modela por medio del producto de dos componentes, $c = \tau x$. Donde la primer componente es la textura τ y la segunda componente es el speckle, x .

Según se mencionó en capítulos anteriores, la distribución K , es la que más se utiliza para representar el clutter de mar. La PDF de esta distribución está dada por la ecuación 2.10.

En la práctica, bajo malas condiciones climáticas y para el caso de radares de alta resolución, la PDF se aparta de la distribución K . En estos casos, [2] sugiere que la distribución Gamma Generalizada (GG) sería apropiada para modelar tanto la textura como el speckle.

Por consiguiente, es una suposición válida para nuestro caso de estudio, elegir la *distribución Gamma* para caracterizar el speckle x , porque es un caso especial de la distribución GG [3]

$$f_G(x | g, \theta) = \frac{1}{\Gamma(g)\theta^g} x^{g-1} e^{-\frac{x}{\theta}} \quad (5.1)$$

donde θ es la escala y g es el parámetro de forma.

Para modelar la textura τ , se propone la siguiente PDF

$$f(\tau) = \begin{cases} \frac{\delta^{1-\mu-\nu}}{B(1-\mu-\nu, \mu)} \tau^{\nu-1} (\tau - \delta)^{\mu-1} & \text{if } \delta < \tau \leq \infty; \\ 0 & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (5.2)$$

donde $\delta > 0$, $0 < \mu < (1 - \nu)$ y $B(\cdot)$ es la *función Beta*, $B(x, y) = \frac{\Gamma(x)\Gamma(y)}{\Gamma(x+y)}$ [28]. Esta distribución se caracteriza por los parámetros: μ , ν y δ , que representan los grados de libertad para ajustar la distribución a las condiciones de mar particulares (son estimados utilizando un conjunto secundario de muestras del retorno radar, suponiendo que los mismos contienen solamente clutter). Además del parámetro de forma g (asociado a la distribución Gamma), una definición funcional de estos parámetros es la siguiente: δ , es un parámetro de escala, y μ y ν , son parámetros que caracterizan la cola y el origen de la PDF de la textura. Un rango de valores razonable para el parámetro μ va desde 0,001 hasta 2. Con respecto a ν (que varía desde -3 hasta -1) modula los valores más bajos de la pdf propuesta (valores bajos de ν lleva a valores iniciales altos de la PDF).

La distribución compuesta que modela el clutter de mar (después del SLD), se obtiene utilizando la siguiente ecuación

$$f_c(x) = \int_0^\infty f(\tau) f_G(x | \tau) d\tau \quad (5.3)$$

En el caso de la distribución Gamma, el nivel medio de clutter subyacente, es $\tau = g\theta$. Entonces, luego de reemplazar $\theta = \frac{\tau}{g}$ en la ecuación (5.1), y las expresiones (5.2) y (5.1) en la ecuación (5.3), es posible obtener una expresión en forma cerrada para la PDF propuesta (para mayores detalles ver Apéndice A.1):

$$f_c(x) = C_1 x^{g-1} {}_1F_1\left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; \left(\frac{-gx}{\delta}\right)\right] \quad (5.4)$$

donde $C_1 = \frac{\Gamma(1-\mu-\nu+g)\Gamma(1-\nu)}{\Gamma(1-\nu+g)\Gamma(1-\mu-\nu)} \left(\frac{\delta}{g}\right)^{-g}$ y ${}_1F_1[., .; .]$ es la función *confluyente hypergeométrica* [25], [28].

La distribución propuesta, no pretende reemplazar la conocida distribución K . El principal objetivo que se persigue es modelar estados de mar altos y obtener un detector en forma cerrada. Para obtener una aproximación a la distribución K se puede realizar ajustando los parámetros de $f_c(x)$. Este ajuste implica utilizar los grados de libertad (parámetros) de $f_c(x)$ para que se aproxime a la distribución K utilizando algún criterio específico. Una medida teórica de la diferencia entre dos distribuciones de probabilidad que a menudo se utiliza es la divergencia de Kullback-Leibler (KL) [47] (más detalles en Apéndice A.4.1). Esta medida se utiliza para minimizar la *distancia* a la distribución K , para los valores más pequeños de su parámetro de forma (por ejemplo, para $\alpha < 1$), teniendo en cuenta, que estos valores corresponden a una distribución de cola muy larga [54].

Los parámetros μ y ν se definen con información a priori con respecto a las condiciones del mar. Los parámetros g y δ se eligen para minimizar la divergencia KL entre ambos modelos de clutter. Resulta que estos parámetros producen la mínima divergencia de la distribución K , y describen el “*mejor modelo físico*” de los datos de clutter, utilizando la distribución propuesta $f_c(x)$.

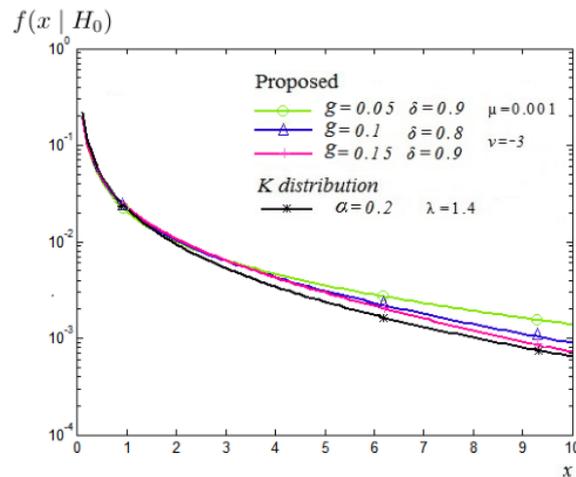


FIGURA 5.1: PDF propuesta bajo hipótesis H_0 para diferentes parámetros, comparada con la distribución K .

Para ilustrar mejor las características de esta distribución, la Fig. 5.1 muestra la nueva distribución con gráficos para diferentes valores de sus parámetros cuando se comparan con

la distribución K , para un caso de interés que es el que representa clutter muy impulsivo ($\alpha = 0,2$), en negro.

Considerando en forma específica el problema de detección, $f_c(x)$ en la ecuación (5.4) define la PDF bajo hipótesis nula H_0 (sin objeto de interés presente) $f(x | H_0)$. El análisis de la hipótesis H_1 (con objeto de interés presente) se discute en la siguiente sección.

5.3. Distribución de un objeto de interés más clutter

La PDF bajo hipótesis H_1 es la más difícil de modelar, en lo que se refiere al problema de detección. En esta sección, la distribución de la señal s más clutter c , $f(x | H_1)$, se obtiene por medio de la convolución de sus correspondientes PDFs [42]. s y c son dos variables aleatorias independientes reales y continuas, definidas en el mismo espacio de probabilidad, a la entrada del SLD. Para el propósito de este trabajo, se supone que la potencia de clutter es independiente y no correlacionada con respecto al eco proveniente del objeto de interés [14], [59], [60].

Las fluctuaciones del objeto de interés se modelan por medio de las distribuciones Chi-squared o Gamma (según se detalla en el capítulo 2). Su PDF después del SLD está dada por

$$f_{\bar{s}}(x | \bar{s}, \varrho) = \left(\frac{\varrho}{\bar{s}}\right)^{\varrho} \frac{x^{\varrho-1}}{\Gamma(\varrho)} e^{-\frac{\varrho x}{\bar{s}}} \quad (5.5)$$

donde \bar{s} es el valor promedio y ϱ es el parámetro RCS [37], [9]. Esta PDF es una distribución Chi-squared con 2ϱ grados de libertad [38]. Este trabajo se enfoca en objetos fluctuantes, como los de tipo Swerling I, II ($\varrho = 1$) o III, IV ($\varrho = 2$) [9].

Como se mencionó anteriormente, si se asume que s y c son independientes y no correlacionadas, la PDF de $|s + c|^2$ a la salida del SLD, es igual a $|s|^2 + |c|^2$ [59], [14], que se obtiene por medio de la *función característica* [42]. Resulta la siguiente expresión para

$f(x | H_1)$ (para mayores detalles ver Apéndice A.2).

$$f(x | H_1) = C_1 \left(\frac{\bar{s}}{\varrho}\right)^{-\varrho} e^{-\frac{g}{\delta}x} \sum_{m=0}^{\infty} D_1 x^{g+m+\varrho-1} {}_1F_1 \left[\varrho, \varrho + g + m; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{\varrho}{\bar{s}}\right)x \right] \quad (5.6)$$

donde $D_1 = \frac{(\mu)_m}{(1-\nu+g)_m m!} \left(\frac{\delta}{g}\right)^{-m} \frac{\Gamma(g+m)}{\Gamma(g+m+\varrho)}$, para $(\cdot)_m = \frac{\Gamma(\cdot+m)}{\Gamma(\cdot)}$ y $!$ es el operador factorial.

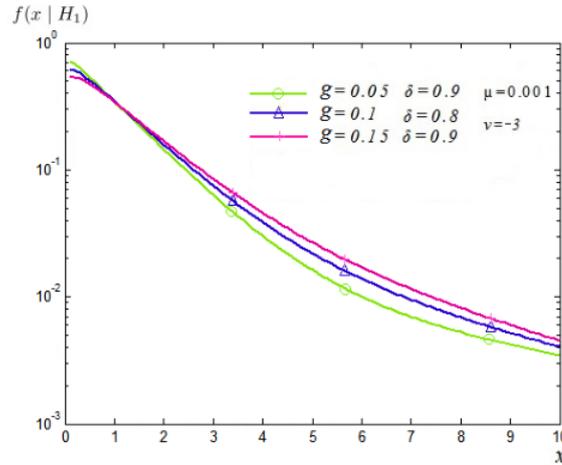


FIGURA 5.2: PDF propuesta bajo hipótesis H_1 para diferentes valores de sus parámetros.

En la Fig. 5.2 se ilustra $f(x | H_1)$ para la distribución propuesta para un objeto fluctuante de tipo Swerling I ($\varrho = 1$), bajo diferentes valores representativos de sus parámetros para las condiciones de mar modeladas ($\nu = -3$, $\mu = 0,001$), y los pares $(g; \delta) = (0,05; 0,9); (0,1; 0,8); (0,15; 0,9)$.

En la próxima sección, se realizará el análisis del detector propuesto por medio las distribuciones bajo hipótesis H_0 y H_1 .

5.4. Detector propuesto

En esta sección, se propone un detector radar subóptimo. Los parámetros desconocidos en la relación de verosimilitud se reemplazan por sus estimaciones [33], las que se obtienen por medio del método de los momentos, para lo que se utiliza un conjunto secundario de

datos (considerando que estos datos contienen solamente clutter) [14]. Cuando se recurre a este método, se obtiene un detector CFAR adaptativo con respecto a la estadística del clutter [11]. Además, se obtuvieron las curvas de las características de operación del receptor (ROC, Receiver Operating Characteristic) para diferentes valores de PFA, PD, distintos valores del umbral η y SCR [33].

Como se menciona en el Capítulo 3, en teoría, un conocimiento completo de las PDFs bajo las hipótesis H_0 y H_1 permitiría el uso del criterio de Neyman Pearson para diseñar el detector radar. De acuerdo a este criterio, la regla de decisión óptima, es decir, con objeto de interés presente, está dada por la LRT presentada en ecuación 3.1, donde η , es el umbral de detección.

Considerando que en general no se dispone de un conocimiento completo de los parámetros de la PDF, en la literatura, se pueden encontrar varios desarrollos de detectores subóptimos. El detector de Neyman Pearson decide por hipótesis H_1 , si $L(x) > \eta$. Así, luego de reemplazar (5.4) y (5.6) en (3.7), resolver y aplicar logaritmos a ambos lados, se obtiene el siguiente detector para la distribución propuesta (en el Apéndice A.3 se dan los detalles de este desarrollo)

$$L(x) = \log\left(\frac{\bar{s}}{\varrho}\right)^{-\varrho} - \frac{g}{\delta}x + \log\left(\sum_{m=0}^{\infty} D_1 x^{m+\varrho} {}_1F_1[\varrho, \varrho + g + m; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{\varrho}{\bar{s}}\right)x]\right) - \log\left({}_1F_1\left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; \frac{-gx}{\delta}\right]\right) \quad (5.7)$$

Considerando que (5.7) requiere el conocimiento de \bar{s} , el parámetro del objeto de interés, el uso de este detector no se puede obtener directamente en la práctica. Una solución posible sería estimar o aproximar el parámetro en la relación de verosimilitud. Sin embargo, esta estimación es muy difícil de lograr, especialmente para el caso de clutter con colas pesadas, considerando que en estos casos, el clutter se confundiría con los objetos de interés. [59] propone una aproximación alternativa, que consiste en encontrar los límites de la relación de verosimilitud sobre los rangos que varía \bar{s} , que se supone finita. Luego con fines de implementación, se asume que $\bar{s} > 1$, considerando que este valor funciona muy bien experimentalmente y para propósitos

prácticos. Se encuentran en análisis los efectos de la variación de \bar{s} sobre el desempeño de los detectores y se deja para un trabajo futuro.

El detector propuesto se implementa por medio del registro de desplazamiento que se muestra en la Fig. 5.3. Se utiliza un conjunto de M observaciones iid x_1, x_2, \dots, x_M adyacentes a la CUT, x_0 . Estas celdas, pueden contener solamente clutter o clutter más señal de interés.

Utilizando (5.7), se toma una decisión sobre la CUT. El umbral de detección η , se elige de modo tal que garantice cierta relación de falsa alarma. Con ese objetivo, y teniendo en cuenta que la PFA se puede obtener como una función de η , esta expresión se puede invertir para establecer el umbral como $\eta = f(PFA)$ [46]. Este test de decisión rechaza la hipótesis H_0 , si $L(x_0) > \xi\eta$, donde ξ es una constante que se utiliza para obtener la PFA específica considerando que este proceso utiliza un número limitado de celdas [54], según se expresa en el capítulo 3.

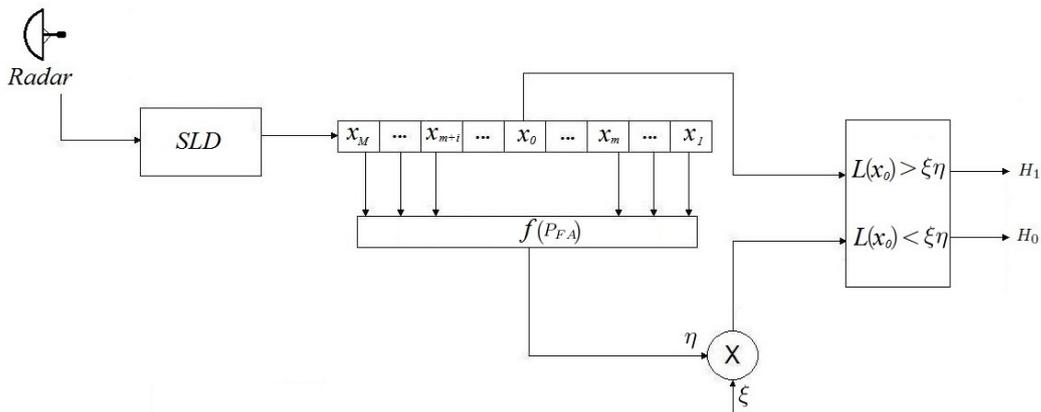


FIGURA 5.3: Estructura del detector propuesto.

Características de Operación del Receptor:

Para resumir el desempeño del detector propuesto se obtienen los gráficos de ROC según se describe en el capítulo 3. La PFA queda definida por

$$PFA(\eta) = \int_{\eta}^{\infty} f(x | H_0) dx \quad (5.8)$$

Luego de trabajar la ecuación (5.8), resulta la siguiente expresión (para mayores detalles ver el Apéndice A.4), la PFA resultante es

$$PFA = C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \sum_{i=0}^{\infty} \frac{(\mu)_i}{(1-\nu+g)_i i!} \bar{\Gamma}(g+i, \eta) \quad (5.9)$$

donde $\bar{\Gamma}(y, z) = \int_z^{\infty} t^{y-1} e^{-t} dt$ es la función *Gamma incompleta superior*.

La propiedad más importante de un test CFAR, es su habilidad para establecer un umbral de detección, que asegure una cierta PFA previamente establecida, independiente de la estadística del clutter. En general, la mayoría de los esquemas propuestos obtienen estimaciones de los parámetros del entorno por medio de un conjunto secundario de datos, el cual debe presentar las mismas características que las celdas que rodean a la CUT [12] según se mencionó con respecto a la Fig. 5.3. Más adelante, en este capítulo, se realiza un análisis de las variaciones de la PFA con relación a las variaciones de los parámetros de la pdf K . Este análisis brindará una visión del comportamiento CFAR del detector propuesto bajo datos generados mediante la distribución K .

Por otro lado, la PD para un objeto fluctuante queda definida por [14]:

$$PD(\eta) = \int_{\eta}^{\infty} f(x | H_1) dx \quad (5.10)$$

Donde,

$$PD(\eta) = 1 - \int_0^{\eta} C_1 \frac{1}{s} e^{-\frac{g}{s}x} \sum_{m=0}^{\infty} D_1 x^{g+m} {}_1F_1\left[1, 1+g+m; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{s}\right)x\right] dx \quad (5.11)$$

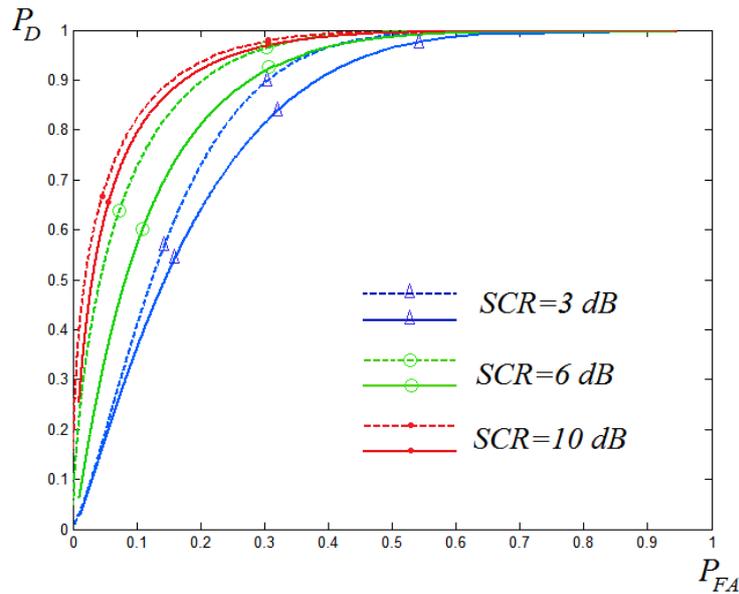


FIGURA 5.4: Curvas ROC para el detector propuesto (líneas punteadas) comparadas con el detector propuesto por [14] (líneas continuas).

Como no se puede obtener una solución para la expresión anterior en forma cerrada, se evalúa numéricamente para diferentes valores del umbral y para diferentes parámetros del modelo de clutter propuesto.

Como se mencionó anteriormente, es posible encontrar en la literatura radar algunos desarrollos basados en la detección de objetos de interés de tipo Swerling inmersos en clutter con distribución K [14], [59], [60], [7]. En la Fig. 5.4 se comparan las curvas ROC del detector propuesto con el sugerido por [14], para diferentes SCR. En [14], el detector radar que se deriva, basado en el principio de Neyman-Pearson, para un objeto fluctuante inmerso en clutter con distribución K , donde la PDF bajo hipótesis H_1 se obtiene por medio de una nueva distribución de tipo K , con una media y parámetro de forma modificados. La Fig. 5.4 muestra un muy buen desempeño de detección para la PD (líneas punteadas), cuando se compara con la del detector propuesto por [14] (líneas continuas), especialmente para los valores más pequeños de PFA.

5.5. Algunos resultados con datos simulados y reales

En esta sección se realiza un análisis ilustrativo del funcionamiento del detector propuesto utilizando datos simulados y datos radar reales para diferentes correlaciones espaciales, como se discutirá más adelante. Con el propósito de evaluar el desempeño del sistema, se sumó un objeto de interés sintético de tipo Swerling I bajo diferentes SCR a cada retorno de clutter. Se consideraron detectores de dos longitudes, $M = 4$ y $M = 16$.

En un primer conjunto de simulaciones, se estudió la eficiencia del nuevo detector bajo clutter de mar simulado, modelado por medio de la distribución K descrita en la ecuación (2.10) con el objetivo de asegurar la solidez y utilidad del detector propuesto.

En un segundo experimento se evaluó el funcionamiento del detector propuesto bajo dos conjuntos de muestras de datos reales [8]. Con el propósito de obtener una apreciación del estado de mar que estos retornos representan, se estimaron sus parámetros por medio de una aproximación Bayesiana propuesta por [1], asumiendo que la distribución de los datos reales es de tipo K . Los valores resultantes son $\alpha = 1,94$ y $\lambda = 1,03$, que define una condición de detección con estado de mar alto. El segundo conjunto de muestras de datos radar reales se utilizó para evaluar el funcionamiento del detector propuesto en estado de mar bajo. En este caso, el parámetro de forma es alto comparado con el caso anterior ($\alpha = 9,4$) y la distribución K se aproxima a la distribución Rayleigh.

Aún cuando las muestras de datos reales del primer conjunto de datos fueron recolectadas en un mar altamente desarrollado desde un acantilado, nuestro caso de estudio consideró condiciones de mar que asumen valores menores del parámetro de forma de la distribución, α . En estados de mar medios y altos, los objetos de interés más pequeños compiten con el clutter para la detección [54]. La estrategia de detección propuesta fue especialmente diseñada para funcionar con datos radar con gran cantidad de picos, por ejemplo para $\alpha = 0,2$, $\alpha = 0,4$ y $\alpha = 0,6$ [4], que pueden representar, por ejemplo, condiciones de mar adversas en mar abierto.

El funcionamiento del detector propuesto se compara con el del CA CFAR, con los detectores de [60] (Y&S) y de [14] (Dg) y con el detector ideal.

Con el fin de simplificar la implementación y por consiguiente reducir el tiempo de procesamiento del segundo término en ecuación (5.7), se supone que μ es lo suficientemente pequeño, es decir, $\mu \rightarrow 0$. Bajo esta suposición, con el objetivo de determinar el umbral, la PFA se obtiene, de (5.9) y está dada por

$$PFA(\eta) = \frac{\Gamma(g, \frac{g\eta}{\delta})}{\Gamma(g)} \quad (5.12)$$

Luego, siguiendo un procedimiento similar al de [24] y después de algunas simplificaciones, se obtuvo el siguiente umbral

$$\eta \sim -(\log(PFA(\eta)) + \log(\Gamma(g))) \frac{\delta}{g} \quad (5.13)$$

Posteriormente, de acuerdo a (5.7) el detector toma la forma dada por

$$L(x_0) = \log\left(\frac{1}{g}\right) + \log\left(\frac{1}{s}\right) + \log(x_0) + \log\left[{}_1F_1\left[1; 1 + g; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{s}\right)x_0\right]\right] \quad (5.14)$$

Finalmente, considerando que el último término de esta expresión puede simplificarse (este término es monotónicamente creciente [46], y para valores pequeños de g , la función confluyente hipergeométrica se aproxima a la función exponencial), entonces, una expresión más práctica para el test de verosimilitud es la siguiente

$$L(x_0) = \log\left(\frac{1}{g}\right) + \log\left(\frac{1}{s}\right) + \log(x_0) + \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{s}\right)x_0 \quad (5.15)$$

que elimina los tiempos de procesamiento que requiere la función hipergeométrica.

Algunos ejemplos ilustrativos

- **Caso 1: Desempeño de los detectores en clutter espacialmente correlacionado**
 $R = 15$: Se evalúa el desempeño del detector propuesto y luego se compara con el detector de Y&S, con el de Dg , con el CA CFAR y además con el ideal, según se ilustra en la Fig. 5.5. Para este caso, la estimación de la potencia de clutter en la CUT, que varía

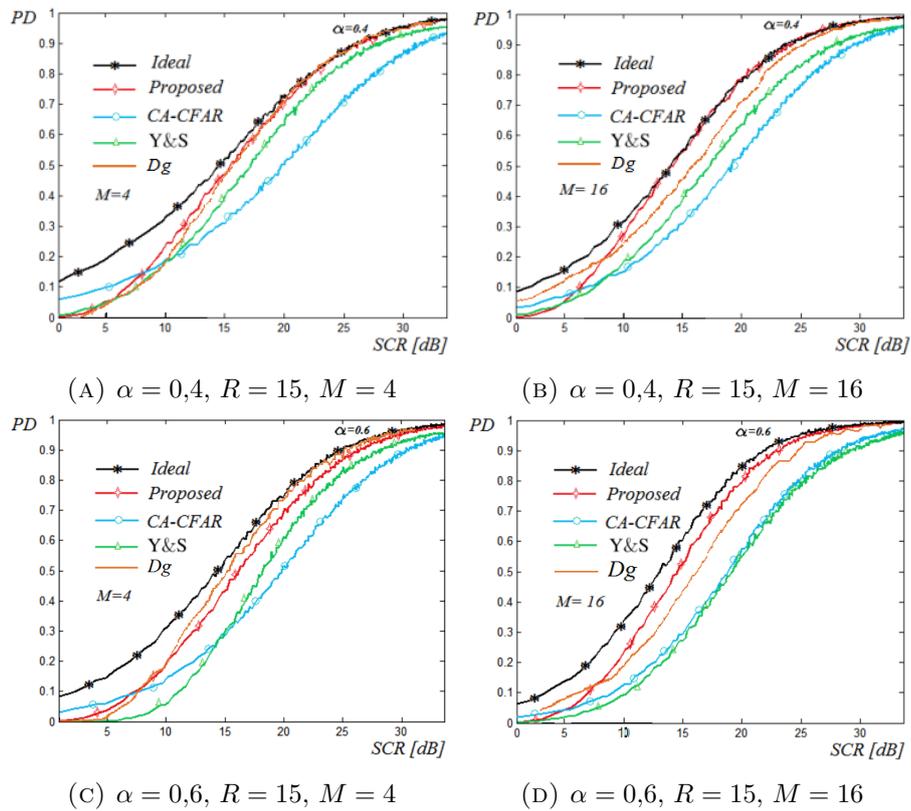


FIGURA 5.5: Desempeño del detector propuesto comparado con el detector Y&S, con el propuesto por Dg , con el CA CFAR y el detector CFAR ideal bajo clutter correlacionado ($R = 15$) y $PFA = 10^{-5}$

especialmente, sigue las fluctuaciones locales [55]. Los resultados que se obtuvieron para $\alpha = 0,4$, se representan en las Fig. 5.5, (A) y (B). Se puede observar que el detector propuesto muestra mejor desempeño, o sea que mejora su PD, con respecto a los otros procesos, cuando se compara con el detector ideal, para SCR mayores que 5 a 8dB. Se obtienen resultados similares para $\alpha = 0,6$, según se muestra en las Fig. 5.5 (C) y (D), el detector propuesto supera el desempeño del CA CFAR convencional, el detector de Y&S y el propuesto por Dg cuando se compara con el CFAR ideal, para clutter simulado de tipo K correlacionado, para estados de mar adversos.

- **Caso 2: Desempeño de los detectores con datos radar reales, para estados de mar altos:** El desempeño del detector propuesto, también es evaluado y comparado

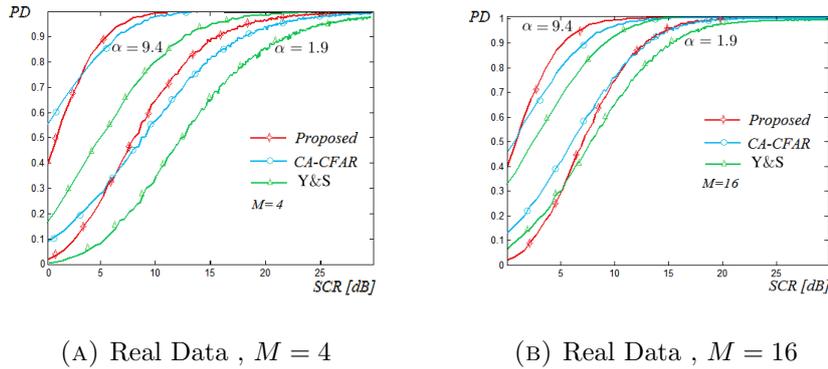


FIGURA 5.6: Desempeño del detector propuesto comparado con el Y&S y el CA CFAR bajo datos radar reales para estado de mar alto para $PFA = 10^{-5}$.

con el detector Y&S y el CA CFAR. Se consideraron diferentes SNR y se estudiaron dos casos, $M = 4$ y $M = 16$. Como se ilustra en la Fig. 5.6 (A), el detector propuesto muestra un mejor desempeño de detección que el detector Y&S y que el CA CFAR para un número pequeño de celdas, para SCR mayores que 5 a 7dB. En la Fig. 5.6 (B) para $M = 16$, el detector propuesto presenta mejor desempeño de detección solamente para el caso de mar calmo. Se debe considerar aquí, que para los datos reales, el parámetro de forma α estimado de la distribución K , es en ambos casos mucho mayor que el caso de los datos sintéticos. En esta situación, el parámetro de forma de la distribución propuesta g toma valores más grandes que en el caso de clutter con más picos, luego, la suposición que se realiza sobre la función hipergeométrica en la sección anterior, ya no se verifica.

Regulación de Falsa Alarma

Se evaluaron las variaciones de la PFA, relacionadas con la distribución del clutter, por medio de simulaciones de Monte Carlo. El análisis fue realizado por medio de un conjunto de datos con distribución K para diferentes valores del parámetro desde $\alpha = 0,2$, hasta $\alpha = 1$, de acuerdo al rango de interés. Los parámetros de la distribución propuesta se obtuvieron por medio del *método de los momentos* mediante un conjunto de datos secundarios, asumiendo que éstos no contienen objetos de interés. En la Fig. 5.7 se muestra el comportamiento de

tres detectores de longitudes diferentes, $M = 4$, $M = 16$ y $M = 20$ para $PFA = 10^{-5}$. Los resultados demostraron que el detector propuesto aproxima la propiedad CFAR, es decir que mantiene la PFA en un valor aproximadamente constante para el rango de interés de los parámetros del clutter con distribución K para $M = 16$ y $M = 20$. Mientras que para el detector con menor número de celdas, se puede observar que no se logra la propiedad CFAR, esto se debe a que para procesos con un número pequeño de celdas, la estimación de la potencia local de clutter es crítica, considerando que ésta varía severamente, especialmente para clutter radar proveniente de estados de mar muy altos ($\alpha < 1$) [60].

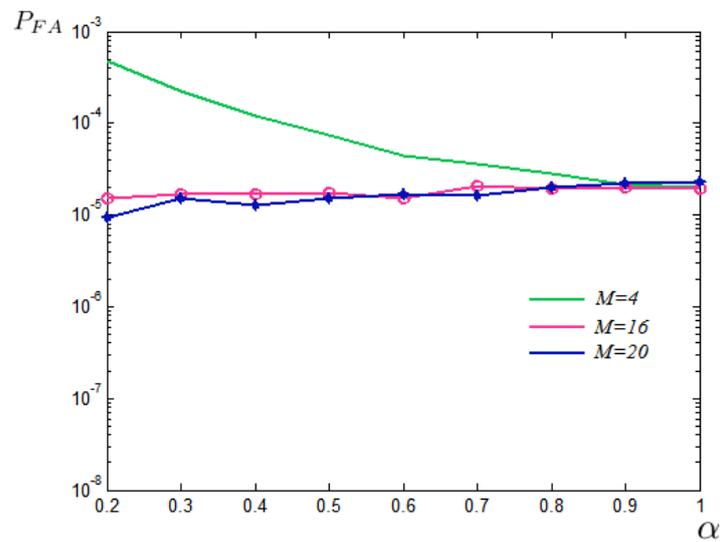


FIGURA 5.7: Variación de la PFA relacionada con la distribución del clutter para $M = 4$, $M = 16$ y $M = 20$.

5.6. Conclusiones

En el presente capítulo, se introdujo un nuevo esquema de detección para clutter de mar no homogéneo proveniente de un sistema radar no-coherente, que funciona a ángulos de incidencia bajos.

Para lograr el objetivo de formular un detector radar en forma cerrada, se propuso una nueva distribución (diferente de la distribución K). Mediante el uso de parámetros adicionales, esta nueva distribución es especialmente efectiva para modelar las distribuciones de colas pesadas, que son las de mayor interés cuando se trabaja bajo clutter no homogéneo, que es particularmente útil para representar condiciones de mar adversas. Esta nueva distribución se aproxima especialmente a la distribución K , en los casos de clutter de colas más pesadas donde el parámetro de forma es pequeño.

Las curvas ROC indican un muy buen desempeño del detector propuesto cuando se compara con el detector desarrollado por [14], especialmente para los valores de PFA más bajos. Además, se evaluó el funcionamiento del detector propuesto bajo clutter simulado utilizando muestras con distribución K con el propósito de valorar y comparar su funcionamiento con el CA CFAR, el detector Y&S y el propuesto por Dg para distinta cantidad de celdas de rango. Se encontró que el detector propuesto presenta resultados satisfactorios. También se comprobó el funcionamiento del nuevo esquema utilizando datos reales. Los resultados demuestran que el nuevo detector tiene mejor desempeño que otras alternativas especialmente bajo estados de mar altos.

Esto nos permite concluir que la alternativa propuesta sería un esquema útil para mejorar la capacidad de detección de pequeñas embarcaciones en mar abierto, siendo ésta una característica favorable especialmente para búsqueda y rescate.

Capítulo 6

Conclusiones

Esta tesis se inició en el marco del desarrollo de un Extractor de Video Radar. Durante la implementación de este proyecto se investigaron los diferentes aspectos de diseño de los detectores radar basados en distintos modelos de clutter orientados a representar diversos estados de mar. El principal desafío que se presenta, es mejorar el desempeño de los detectores clásicos más conocidos en condiciones de mar adversas.

En este trabajo se estudió especialmente el caso de radares marinos ubicados en buques o en la costa, que en general tienen ángulos de incidencia bajos. Se analizaron, además, diversos aspectos referentes a los radares de baja y alta resolución, como por ejemplo el modelado de la señal y los esquemas de detección relacionados.

El objetivo de los detectores radar consiste en discriminar la señal de interés del clutter provocado por la reflexión de las ondas provenientes del entorno marino. Los procesos de detección deben lograr una PFA constante y aceptable mediante la estimación de la potencia media de clutter local con el fin de obtener un umbral adaptativo. Este umbral se logra mediante el detector CFAR, para lo que es muy relevante el modelado del entorno marino.

Algunos de los modelos propuestos en la literatura son, el Gaussiano, que representa especialmente clutter de mar de baja resolución. En el caso de radares de alta resolución, con ángulos de incidencia bajos, su naturaleza es no Gaussiana por lo que diferentes investigadores propusieron distribuciones biparamétricas tales como las Weibull y Lognormal [54]. Estas distribuciones, son útiles para representar varios aspectos que pueden encontrarse en el entorno

marino, tales como bancos de clutter y múltiples objetos de interés, pero no poseen la capacidad de representar la naturaleza compuesta del clutter ni tampoco las propiedades de correlación espacial y temporal que posee, por lo que una de las distribuciones más utilizadas para representar estos casos fue la PDF K .

Se presentaron los esquemas de detección más conocidos en el ámbito de la detección radar. El CA CFAR, es el esquema más estudiado, por ser el óptimo bajo clutter de tipo Gaussiano homogéneo, pero también porque presenta una ganancia en el caso de clutter compuesto correlacionado, por tener la habilidad de seguir las fluctuaciones locales asociadas al oleaje. También se presentaron esquemas tales como el GO, SO y OS, que vienen a resolver algunos aspectos relacionados con heterogeneidades presentadas en el entorno marino tanto en baja como en alta resolución. Se presentó además, un detector diseñado mediante la teoría Bayesiana para clutter de tipo K [60], que se utiliza como medida de comparación para la propuesta realizada y también se presentó el detector propuesto por [14], que sugiere modelar la PDF bajo hipótesis H_1 mediante una nueva distribución K , pero con parámetro de forma y media diferentes.

Se propusieron, además, algunos esquemas de detección implementados mediante ANNs. Luego de evaluar su funcionamiento por medio de simulaciones de Monte Carlo quedó demostrado que estos esquemas logran mejoras en la detección con respecto a los convencionales para el caso de clutter Weibull no homogéneo, cuyas heterogeneidades consisten en bancos de clutter y múltiples objetos de interés. Este tipo de procesos pueden resultar útiles para detectar aspectos meteorológicos, cuyas fluctuaciones son más lentas que las que presenta el oleaje, como por ejemplo frentes de tormenta, sectores de costa, icebergs y conjuntos de embarcaciones situadas cercanas entre sí, como por ejemplo, conjuntos de barcos pesqueros.

Considerando que los esquemas basados en ANNs fueron diseñados para funcionar específicamente bajo clutter de tipo Weibull y que este tipo de clutter no posee la capacidad de representar la naturaleza compuesta del clutter de mar de alta resolución, ni sus propiedades de correlación, se desarrolló un detector basado en un nuevo modelo de clutter compuesto. Este detector propuesto, se diseñó para tener en cuenta especialmente los estados de mar

muy altos, producidos por condiciones climáticas muy malas y que se representan mediante distribuciones de clutter de colas pesadas.

Teniendo en cuenta que no existe una solución óptima al problema de detección no coherente, de un objeto de interés de tipo Swerling inmerso en clutter compuesto [14], en este trabajo, se propuso un nuevo modelo de clutter, que permite resolver en forma cerrada el test de verosimilitud según el teorema de Neyman Pearson, cuando se tiene un conocimiento completo de las distribuciones bajo las hipótesis H_0 y H_1 .

En el nuevo modelo de clutter que se propone, el speckle se modela mediante una distribución Gamma y la textura utilizando una nueva distribución de cola larga, lo que lo hace particularmente útil para representar el clutter de mar en condiciones climáticas adversas, donde el entorno marino se modela mediante distribuciones que contienen picos con formas similares a las que producen los objetos de interés. La particularidad de esta distribución propuesta es que permite resolver en forma cerrada la distribución bajo hipótesis H_1 , que es la más difícil de lograr y que generalmente se obtiene sólo mediante aproximaciones o suposiciones.

Se evaluó el funcionamiento del esquema de detección propuesto por medio de simulaciones de Monte Carlo. Se demostró que este nuevo detector presenta una mejora en el desempeño comparado con el CA CFAR y con el esquema propuesto por [60], el Y&S, dado el detector ideal, cuando se evalúa bajo clutter simulado, aún cuando las muestras de clutter representen las condiciones más adversas del entorno marino.

También se encontró que este esquema presenta una mejora en su funcionamiento cuando opera bajo retornos radar reales [8], para distintos estados de mar, comparado con el desempeño del CA CFAR y el Y&S [60].

Un beneficio que presenta, además, el esquema propuesto es que no tiene demasiadas demoras computacionales, ni lazos de software, cuando se implementa según ecuación (5.15), a diferencia de los procesos propuestos por [60] y [14], donde, en el primer caso, para la estimación de la potencia de clutter utiliza un generador de valores aleatorios Gaussianos, causando demoras en el procesamiento, y en el segundo caso, resuelve el problema mediante la técnica autorregresiva, que se implementa mediante múltiples iteraciones.

Se propone como trabajo futuro, contrastar la distribución propuesta en este trabajo, con datos reales y evaluar la posibilidad de generar muestras de la misma para realizar medidas de performance de los esquemas de detección. Otro aspecto que convendría analizar es el desempeño del detector para otros estados de mar. También puede resultar de utilidad realizar la estimación de los parámetros mediante otros métodos, que permitan nuevas comparaciones de desempeño.

Apéndice A

Apéndice

A.1. PDF bajo hipótesis H_0

El modelo de distribución compuesto para clutter proveniente de un radar de alta resolución no-coherente a ángulos de incidencia bajos, después del SLD, se puede obtener por medio de la ecuación (5.3). En este caso, se considera que no hay señal proveniente de un objeto de interés presente, es decir que estamos bajo hipótesis H_0 [58]. El speckle se modela por medio de la distribución Gamma, expresada en ecuación (5.1). Para esta distribución, el nivel medio de clutter subyacente es $\tau = g\theta$. Luego, después de reemplazar $\theta = \frac{\tau}{g}$ en (5.2), y ecuación (5.2) y (5.1) en (5.3), es posible obtener la PDF del clutter dada por

$$f(x | H_0) = f_c(x) = \frac{\delta^{1-\mu-\nu}}{B(1-\mu-\nu, \mu)} \int_{\delta}^{\infty} \tau^{\nu-1-g} (\tau - \delta)^{\mu-1} \frac{g^g x^{g-1}}{\Gamma(g)} e^{-\frac{gx}{\tau}} d\tau \quad (\text{A.1.1})$$

Para $\delta > 0$ [28] se obtiene la siguiente expresión

$$f(x | H_0) = C_1 x^{g-1} {}_1F_1\left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; \left(\frac{-gx}{\delta}\right)\right] \quad (\text{A.1.2})$$

A.2. PDF bajo hipótesis H_1

Se puede utilizar el teorema de la convolución para obtener $f(x | H_1)$ [42]. Con ese objetivo, se requiere la transformada de Fourier de $f_{c^2}(x) = f(x | H_0)$. Se obtiene

$$\mathcal{F}\{f\} = C_1 \int_0^\infty x^{g-1} {}_1F_1\left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; \left(\frac{-gx}{\delta}\right)\right] e^{i\zeta x} dx \quad (\text{A.2.1})$$

y para $z = \frac{g}{\delta}x$, es posible obtener

$$\mathcal{F}\{f\} = C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \int_0^\infty z^{g-1} {}_1F_1\left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; (-z)\right] e^{i\zeta \frac{\delta}{g} z} dz \quad (\text{A.2.2})$$

Mediante algunas relaciones funcionales [28], [25]

$$\begin{aligned} \mathcal{F}\{f\} &= C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \int_0^\infty z^{g-1} e^{-z} {}_1F_1\left[\mu, 1 - \nu + g; z\right] e^{i\zeta \frac{\delta}{g} z} dz \\ &= C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \int_0^\infty \sum_{m=0}^\infty \frac{(\mu)_m}{(1 - \nu + g)_m m!} z^{g+m-1} e^{-z} e^{i\zeta \frac{\delta}{g} z} dz \\ &= C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \sum_{m=0}^\infty \frac{(\mu)_m}{(1 - \nu + g)_m m!} \int_0^\infty z^{g+m-1} e^{-z \left(1 - i\zeta \frac{\delta}{g}\right)} dz \\ &= C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \sum_{m=0}^\infty \frac{(\mu)_m}{(1 - \nu + g)_m m!} \Gamma(g+m) \left(1 + \left(\zeta \frac{\delta}{g}\right)^2\right)^{-\frac{g+m}{2}} e^{-i(g+m) \arctan\left(-\zeta \frac{\delta}{g}\right)} \end{aligned} \quad (\text{A.2.3})$$

Por medio de identidades trigonométricas:

$$e^{-i(g+m) \arctan(-\zeta \delta/g)} = \left(e^{i \arctan(-\zeta \delta/g)}\right)^{-(g+m)},$$

$$e^{i \arctan(-\zeta \delta/g)} = \cos(\arctan(-\zeta \delta/g)) + i \sin(\arctan(-\zeta \delta/g)),$$

$$\cos\left(\arctan(-\zeta \delta/g)\right) = \frac{1}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}};$$

$$\text{y } \sin\left(\arctan(-\zeta \delta/g)\right) = \frac{-\zeta \delta/g}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}}, \text{ entonces,}$$

$$e^{i \arctan(-\zeta \delta/g)} = \frac{1}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}} - i \frac{\zeta \delta/g}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}}.$$

$$\text{Luego } e^{-i(g+m) \arctan(\zeta \delta/g)} = \left(\frac{1 - i\zeta \delta/g}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}}\right)^{-(g+m)}.$$

Después de reemplazar en ecuación (A.2.3), resulta

$$\mathcal{F}\{f\} = C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(\mu)_m}{(1-\nu+g)_m m!} \Gamma(g+m) \left(1 - i\zeta \frac{\delta}{g}\right)^{-(g+m)} \quad (\text{A.2.4})$$

Las fluctuaciones del objeto de interés se modelan por medio de una distribución Gamma. La PDF de señal de interés más clutter, está dada por la ecuación (5.5). Su transformada de Fourier es

$$\mathcal{F}\{h_2\} = \mathcal{F}\{f_{s^2}(x)\} = \left(1 - i\zeta \frac{\bar{s}}{\varrho}\right)^{-\varrho} \quad (\text{A.2.5})$$

Se obtiene $f(x | H_1)$ por medio del teorema de la convolución, después de la transformada inversa del producto de (A.2.4) y (A.2.5). De

$$f(x | H_1) = \mathcal{F}^{-1}\left\{\mathcal{F}\{h_1\}\mathcal{F}\{h_2\}\right\} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{F}\{h_1\}\mathcal{F}\{h_2\} e^{-i\zeta x} d\zeta \quad (\text{A.2.6})$$

resulta

$$\begin{aligned} f(x | H_1) &= C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \frac{1}{2\pi} \cdots \\ &\sum_{m=0}^{\infty} \frac{(\mu)_m}{(1-\nu+g)_m m!} \Gamma(g+m) \int_{-\infty}^{\infty} \left(1 - i\zeta \frac{\bar{s}}{\varrho}\right)^{-\varrho} \left(1 - i\zeta \frac{\delta}{g}\right)^{-(g+m)} e^{-i\zeta x} d\zeta \\ &= C_1 \left(\frac{\bar{s}}{\varrho}\right)^{-\varrho} e^{-\frac{g}{\bar{s}}x} \sum_{m=0}^{\infty} D_1 x^{g+m+\varrho-1} {}_1F_1\left[\varrho, \varrho+g+m; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{\varrho}{\bar{s}}\right)x\right] \end{aligned} \quad (\text{A.2.7})$$

Luego, de [28], para los casos Swerling I [9], donde $\varrho = 1$, la distribución bajo hipótesis H_1 es

$$f(x | H_1) = C_1 \left(\frac{1}{\bar{s}}\right) e^{-\frac{g}{\bar{s}}x} \sum_{m=0}^{\infty} D_1 x^{g+m} {}_1F_1\left[1, 1+g+m; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{\bar{s}}\right)x\right] \quad (\text{A.2.8})$$

A.3. Detector propuesto

Suponiendo que bajo hipótesis H_1 , se observan N muestras de la pdf $f(x | H_1)$ de señal más clutter, mientras que bajo hipótesis H_0 , se observan N muestras iid de clutter solamente, $f(x | H_0)$, según ecuación (3.7), se obtiene el siguiente detector utilizando ecuaciones (A.1.2) y (A.2.7)

$$L(x) = \frac{\prod_{i=1}^N \left[C_1 \left(\frac{s}{\rho}\right)^{-\rho} e^{-\frac{g}{\delta} x_i} \sum_{m=0}^{\infty} D_1 x_i^{g+m+\rho-1} {}_1F_1[\rho, \rho+g+m; (\frac{g}{\delta} - \frac{\rho}{s}) x_i] \right]}{\prod_{i=1}^N \left[C_1 x_i^{g-1} {}_1F_1[1-\mu-\nu+g, 1-\nu+g; \frac{-g x_i}{\delta}] \right]} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta \quad (\text{A.3.1})$$

Luego de simplificar términos

$$L(x) = \frac{\prod_{i=1}^N \left[\left(\frac{s}{\rho}\right)^{-\rho} e^{-\frac{g}{\delta} x_i} \sum_{m=0}^{\infty} D_1 x_i^{m+\rho} {}_1F_1[\rho, \rho+g+m; (\frac{g}{\delta} - \frac{\rho}{s}) x_i] \right]}{\prod_{i=1}^N \left[{}_1F_1[1-\mu-\nu+g, 1-\nu+g; \frac{-g x_i}{\delta}] \right]} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta \quad (\text{A.3.2})$$

Suponiendo que $\rho = 1$, resulta

$$L(x) = \frac{\prod_{i=1}^N \left[\frac{1}{s} e^{-\frac{g}{\delta} x_i} \sum_{m=0}^{\infty} D_1 x_i^{m+1} {}_1F_1[1, 1+g+m; (\frac{g}{\delta} - \frac{1}{s}) x_i] \right]}{\prod_{i=1}^N \left[{}_1F_1[1-\mu-\nu+g, 1-\nu+g; \frac{-g x_i}{\delta}] \right]} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta \quad (\text{A.3.3})$$

Llevando las constantes hacia el lado derecho de la ecuación, aplicando logaritmos a ambos lados y escalando por $1/N$, se obtiene la siguiente expresión para el detector propuesto

$$\begin{aligned} L(x) &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \log\left(\frac{1}{s}\right) - \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \frac{g}{\delta} x_i + \\ &+ \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \log\left(\sum_{m=0}^{\infty} D_1 x_i^{m+1} {}_1F_1[1, 1+g+m; (\frac{g}{\delta} - \frac{1}{s}) x_i]\right) - \\ &- \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \log\left({}_1F_1[1-\mu-\nu+g, 1-\nu+g; \frac{-g x_i}{\delta}]\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta \end{aligned} \quad (\text{A.3.4})$$

A.3.1. Detector propuesto para $\mu \rightarrow 0$

Teniendo en cuenta que no es posible implementar el detector propuesto debido al gran tiempo de procesamiento requerido por la complejidad de sus expresiones y con fines prácticos se asume que $\mu \rightarrow 0$. Luego, $f(x | H_0)$, de ecuación (A.1.2) resulta

$$f(x | H_0) = C_1 x^{g-1} \exp\left(-\frac{g}{\delta}x\right) \quad (\text{A.3.5})$$

Aplicando transformada de Fourier

$$\mathcal{F}\{f\} = C_1 \int_0^\infty x^{g-1} \exp\left(-\frac{gx}{\delta}\right) e^{i\zeta x} dx \quad (\text{A.3.6})$$

y para $z = \frac{g}{\delta}x$, es posible obtener

$$\mathcal{F}\{f\} = C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \int_0^\infty z^{g-1} \exp(-z) e^{i\zeta \frac{\delta}{g}z} dz \quad (\text{A.3.7})$$

de [28]

$$\mathcal{F}\{f\} = C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \Gamma(g) \left(1 + \left(-\zeta \frac{\delta}{g}\right)^2\right)^{-\frac{g}{2}} e^{-ig \arctan\left(-\zeta \frac{\delta}{g}\right)} \quad (\text{A.3.8})$$

Por medio de identidades trigonométricas:

$$e^{-ig \arctan(-\zeta \delta/g)} = \left(e^{i \arctan(-\zeta \delta/g)}\right)^{-g},$$

$$e^{i \arctan(-\zeta \delta/g)} = \cos(\arctan(-\zeta \delta/g)) + i \sin(\arctan(-\zeta \delta/g)),$$

$$\cos\left(\arctan(-\zeta \delta/g)\right) = \frac{1}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}};$$

$$\text{y } \sin\left(\arctan(-\zeta \delta/g)\right) = \frac{-\zeta \delta/g}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}}, \text{ entonces,}$$

$$e^{i \arctan(-\zeta \delta/g)} = \frac{1}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}} - i \frac{\zeta \delta/g}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}}.$$

$$\text{Luego } e^{-ig \arctan(\zeta \delta/g)} = \left(\frac{1-i\zeta \delta/g}{\sqrt{1+(\zeta \delta/g)^2}}\right)^{-g}.$$

Reemplazando en (A.3.8), resulta

$$\mathcal{F}\{f\} = C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \Gamma(g) (1 - i\zeta \delta/g)^{-g} \quad (\text{A.3.9})$$

Se obtiene $f(x | H_1)$ por medio del teorema de la convolución, después de la transformada inversa del producto de (A.3.9) y (A.2.5). De

$$f(x | H_1) = \frac{1}{2\pi} C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \Gamma(g) \int_{-\infty}^{\infty} \left(1 - i\zeta \frac{\bar{s}}{\rho}\right)^{-\rho} \left(1 - i\zeta \frac{\delta}{g}\right)^{-g} e^{-i\zeta x} d\zeta \quad (\text{A.3.10})$$

Resolviendo de [28], resulta

$$f(x | H_1) = C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \frac{\Gamma(g)}{\Gamma(\rho + g)} \left(\frac{\delta}{g}\right)^{-g} \left(\frac{\bar{s}}{\rho}\right)^{-\rho} \exp\left(-\frac{g}{\delta}x\right) x^{\rho+g-1} {}_1F_1\left[\rho; \rho + g; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{\rho}{\bar{s}}\right)x\right] \quad (\text{A.3.11})$$

Luego, de [28], para los casos Swerling I [9], donde $\rho = 1$, la distribución bajo hipótesis H_1 es

$$f(x | H_1) = C_1 \left(\frac{1}{g}\right) \left(\frac{1}{\bar{s}}\right) \exp\left(-\frac{g}{\delta}x\right) x^g {}_1F_1\left[1; 1 + g; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{\bar{s}}\right)x\right] \quad (\text{A.3.12})$$

Reemplazando ecuaciones (A.3.5) y (A.3.12) en (3.1), se obtiene el detector propuesto para $\mu \rightarrow 0$

$$L(x) = \frac{\prod_{i=1}^N \left[C_1 \left(\frac{1}{g}\right) \left(\frac{\delta}{g}\right)^{-g} \left(\frac{1}{\bar{s}}\right) \exp\left(-\frac{g}{\delta}x_i\right) x_i^g {}_1F_1\left[1; 1 + g; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{\bar{s}}\right)x_i\right] \right]}{\prod_{i=1}^N \left[C_1 x_i^{g-1} {}_1F_1\left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; \frac{-gx_i}{\delta}\right] \right]} > \eta \quad (\text{A.3.13})$$

después de simplificar, resulta

$$L(x) = \prod_{i=1}^N \left[\left(\frac{1}{g}\right) \left(\frac{1}{\bar{s}}\right) x_i {}_1F_1\left[1; 1 + g; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{\bar{s}}\right)x_i\right] \right] > \eta \quad (\text{A.3.14})$$

aplicando logaritmos

$$\eta_2 < \log\left(\frac{1}{g}\right) + \log\left(\frac{1}{s}\right) + \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \log(x_i) + \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \log\left({}_1F_1\left[1; 1+g; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{s}\right)x_i\right]\right) \quad (\text{A.3.15})$$

Considerando solamente la muestra en la CUT, x_0 , o sea, $N = 1$, el detector resulta

$$L(x_0) = \log\left(\frac{1}{g}\right) + \log\left(\frac{1}{s}\right) + \log(x_0) + \log\left[{}_1F_1\left[1; 1+g; \left(\frac{g}{\delta} - \frac{1}{s}\right)x_0\right]\right] \quad (\text{A.3.16})$$

A.4. Probabilidad de Falsa Alarma

La PFA para $f(x | H_0)$ se define en ecuación (3.4):

$$P_{FA} = \int_{\eta}^{\infty} C_1 x^{g-1} {}_1F_1\left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; \left(\frac{-gx}{\delta}\right)\right] dx \quad (\text{A.4.1})$$

Luego, para $z = \frac{g}{\delta}x$

$$P_{FA} = \int_{\eta}^{\infty} C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g z^{g-1} {}_1F_1\left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; -z\right] dz \quad (\text{A.4.2})$$

Después de algunas relaciones funcionales [28], [25]:

$$P_{FA} = C_1 \left(\frac{\delta}{g}\right)^g \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(\mu)_m}{(1 - \nu + g)_m m!} \bar{\Gamma}(g + m, \eta) \quad (\text{A.4.3})$$

A.4.1. Divergencia de Kullback-Leibler

Una medida teórica de la diferencia entre dos distribuciones de probabilidad, ampliamente utilizada, es la divergencia de Kullback-Leibler (KL). Esta medida es especialmente útil cuando una PDF P se utiliza para aproximar una PDF R [47]. Genéricamente, R representa la

distribución de los datos reales y P es la aproximación. En nuestro caso de estudio, R representa la distribución conocida K , $f_K(x)$, y P la distribución propuesta, $f_c(x)$. Luego, la divergencia de KL se obtiene utilizando

$$D_{KL}(f_K(x) || f_c(x)) = \int_{-\infty}^{\infty} f_K(x) \ln \frac{f_K(x)}{f_c(x)} dx \quad (\text{A.4.4})$$

Como no es simple obtener una solución cerrada para esta expresión, se utiliza una solución numérica. Esta solución requiere la estimación de los parámetros según la metodología de estimación asociada. En este caso se utiliza el “*método de los momentos*” sobre $f_c(x)$ (ecuación (5.4)) [33]. Por definición, $E[x^n] = \int_x x^n f(x) dx$, es el momento de orden- n de $f(x)$. El método consiste en derivar la ecuación explícita para obtener la estimación requerida. La expresión básica es la siguiente

$$E[x^n] = \int_0^{\infty} C_1 x^n x^{g-1} {}_1F_1 \left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; \left(\frac{-gx}{\delta} \right) \right] dx \quad (\text{A.4.5})$$

Se obtiene la siguiente expresión [28]

$$\begin{aligned} E[x^n] &= C_1 (\delta/g)^{n+g} \int_0^{\infty} z^{n+g-1} {}_1F_1 \left[1 - \mu - \nu + g, 1 - \nu + g; (-z) \right] dz \\ &= C_1 (\delta/g)^{n+g} \frac{\Gamma(n+g)\Gamma(1-\nu+g)\Gamma(1-\mu-\nu-n)}{\Gamma(1-\mu-\nu+g)\Gamma(1-\nu-n)} \end{aligned} \quad (\text{A.4.6})$$

donde $z = \frac{g}{\delta}x$, y μ y ν se suponen constantes fijas, definidas por información a priori según las condiciones del mar. Los parámetros restantes son g y δ , que son estimados mediante la ecuación (A.4.6) con $n = 1, 2$. Usando esta metodología de estimación, se puede evaluar la mínima divergencia de KL entre ambas distribuciones, para distintos valores de g y δ . En nuestro caso de estudio, se supone fija una selección representativa de parámetros μ y ν en los valores $\mu = 0,001$ and $\nu = -3$. La mínima divergencia se obtiene para $g = 0,15$ y $\delta = 0,8$. Entonces, estos valores consisten en una buena selección para la distribución propuesta considerando que describen el “mejor modelo físico” (en términos de distancia de KL) de los datos de clutter.

Bibliografía

- [1] D. Abraham and A. Lyons, “Reliable methods for estimating the K distribution shape parameter”, in *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, April, 2010, vol. 35, no. 2, pp. 288-302.
- [2] V. Anastassopoulos and G. Lampropoulos, “A generalized compound model for radar clutter”, in *Radar Conference*, 1994, pp. 41-45.
- [3] V. Anastassopoulos, G. Lampropoulos, A. Drosopoulos and M. Rey, “High resolution radar clutter statistics”, in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, vol. 35, no. 1, pp. 43-60.
- [4] I. Antipov, “Analysis of sea clutter data”, in *Defence Science and Technology Organization- Electronic and Surveillance Research Laboratory- Tactical Surveillance System Division*, DSTO-TR-0647, 1998, pp. 1-32
- [5] I. Antipov and J. Baldwinson, “Estimation of a constant false alarm rate processing loss for a high-resolution maritime radar system”, in *Defence Science and Technology Organization- Electronic Warfare and Radar Division*, DSTO-TR-2158, 2008, pp. 1-74
- [6] B. Armstrong and H. Griffiths, “Cfar detection of fluctuating targets in spatially correlated K distributed clutter”, in *IEE Proceedings-F*, 1991, vol. 138, no. 2, pp. 139-152.
- [7] B. Armstrong, “Processing techniques for improved radar detection in spiky clutter ”, A Thesis submitted to the University of London for the Degree of Doctor of Philosophy in Electronic Engineering in the *Department of Electronic and Electrical Engineering*, University of College London, 1992, pp. 1-306.

-
- [8] R. Bakker and B. Currie (2005), The McMaster IPIX radar sea clutter database. [Online]. Available: <http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/>, 2001.
- [9] S. Bocquet, "Calculation of radar probability of detection in K distributed sea clutter and noise", in *Defence Science and Technology Organization - Joint Operations Division*, DSTO-TN-1000, 1998, pp. 1-26
- [10] A. Çetin, "CFAR detection in K distributed sea clutter ", A Thesis submitted to the Graduate School of Natural and Applied Sciences of Middle East Technical University for the Degree of Master of Science in Electrical and Electronics Engineering in the *Department of Electrical and Electronics Engineering*, 2008, pp. 1-119.
- [11] E. Conte, A. De Maio and G. Ricci, "Estimation of the covariance matrix for adaptive CFAR detection in compound-Gaussian clutter", in *IEEE International Symposium on Information Theory*, Proceedings, 2000, pp. 84.
- [12] A. De Maio , G. Foglia, E. Conte and A. Farina, "CFAR behavior of adaptive detectors: an experimental analysis", in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, vol. 41, pp. 233-251.
- [13] A. De Maio , Y. Huang , M. Piezzo , S. Zhang and A. Farina, "Design of optimized radar codes with a peak to average power ratio constraint", in *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, vol. 59, no. 6, pp. 2683-2697.
- [14] Y. Dong, "Optimal detection in the K distributed clutter environment – non-coherent radar processing", in *Defence Science and Technology Organization - Electronic Warfare and Radar Division*, DSTO-TR-2785, 2012, pp. 1-53.
- [15] U. Doyuran and Y. Tanik, "Detection in range heterogeneous Weibull clutter", in *IEEE Radar Conference*, 2007, pp. 3433-47.
- [16] H. Finn and R. Johnson, "Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter-level estimates", in *RCA Review*, 1968, vol. 1, pp. 414-464.

-
- [17] N. Gálvez, J. Pasciaroni, J. Cousseau and H. Muravchik, “A closed-form radar detector for high sea state clutter”, in *IEEE Transactions on Signal Processing* (en evaluación).
- [18] N. Gálvez, J. Pasciaroni and J. Cousseau, “CFAR thresholding in Weibull background”, in *Asociación Argentina de Control Automático (AADECA)*, Buenos Aires, Argentina, 2006, pp. 1-6.
- [19] N. Gálvez, J. Cousseau, J. Pasciaroni and O. Agamennoni, “Efficient non-homogeneous CFAR processing”, in *Latin American Applied Research* Buenos Aires: PLAPIQUI (UNS-CONICET). 2011 vol. 41 n° 1. issn 0327-0793. pp. 1-9
- [20] N. Gálvez, J. Cousseau, J. Pasciaroni and O. Agamennoni, “Improved neural network based CFAR detection for non-homogeneous background and multiple target situations”, in *Latin American Applied Research* Buenos Aires: PLAPIQUI (UNS-CONICET). 2012 vol. 42 n° 4. issn 0327-0793. pp. 343-350.
- [21] N. Gálvez, J. Pasciaroni, O. Agamennoni, J. Cousseau, “Radar signal detector implemented with artificial neural networks”, in *Asociación Argentina de Control Automático (AADECA)*, Buenos Aires, Argentina, 2004, pp. 1-6.
- [22] P. Gandhi, E. Cardona and L. Baker, “CFAR signal detection in non-homogeneous Weibull clutter and interference”, in *IEEE International Radar Conference*, 1995, pp. 583-588.
- [23] P. Gandhi and S. Kassam, “Analysis of CFAR processors in non-homogeneous background”, in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1988, vol. 24, no. 4, pp. 427-445.
- [24] W. Gautschi, “A computational procedure for incomplete Gamma functions”, in *M Transactions on Mathematical Software*, December 1979, vol. 5, no. 4, pp. 466-481.
- [25] G. Georgiev and M. Georgieva-Grosse, “The Kummer confluent hypergeometric function and some of its applications in the theory of azimuthally magnetized circular ferrite

- waveguides”, in *Journal of Telecommunications and Information Technology*, 2005, pp. 112-128.
- [26] F. Gini and M. Greco, “Sub-optimum approach to adaptive coherent radar detection in compound-Gaussian clutter”, in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, vol. 35, no. 3, pp. 1095-1104.
- [27] J. González García, J. Sanz González and F. Alvarez Vaquero, “Optimal detectors for non-fluctuating targets under spiky K -distributed clutter in radar applications”, in *IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop*, 2004, vol. 1, pp. 191-195.
- [28] I. Gradshteyn and I. Ryzhik, *Table of integrals, series, and products*, 7th edn, Elsevier Science and Technology, 2007.
- [29] M. Greco, F. Bordoni, F. Gini, “X Band sea clutter non-stationarity: influence of long waves”, in *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2004, vol. 29, no. 2, pp. 269-283.
- [30] A. Hamurcu and A. Hizal, “CA CFAR detection in spatially correlated K distributed sea Clutter”, in *Signal Processing and Communications Applications Conference*, 2009, pp. 840-843.
- [31] M. Hurtado, S. Gogineni and A. Nehorai, “Adaptive polarization design for target detection and tracking”, to appear in *Waveform Design and Diversity for Advanced Radar Systems*, (Ch. 16, F. Gini, A. De Maio, and L. Patton, Eds.), IET, 2011.
- [32] E. Jakeman and P. Pusey, “Significance of K distributions in scattering experiments”, in *Physical Review Letters*, 1978, vol. 40, no. 9, pp. 546-550.
- [33] S. Kay, “Fundamental of statistical signal processing, estimation theory and detection theory”, vol. 1 and 2, Prentice Hall PTR, 1993.
- [34] M. Kück, “Constant false alarm rate detection of radar signals with artificial neural networks”, in *MSc Dissertation, Högskolan i Skövde Department of Computer Science*, 1996.

- [35] N. Levanon and M. Shor, "Order statistics CFAR for Weibull background", in *IEE Proceedings*, 1990, vol. 137, pp. 157-162.
- [36] J. Machado Fernández and J. Bacallao Vidal, "Improved shape parameter estimation in pareto distributed clutter with neural networks", in *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 2016, vol. 4, no. 2, pp. 7-11.
- [37] B. Mahafza, "Radar systems analysis and design using MATLAB", Chapman & Hall CRC, 2000.
- [38] D. Meyer and H. Mayer, "Radar target detection: handbook of theory and practice", Academic Press, Inc. London, LTD, 1973.
- [39] G. Minkler and J. Minkler, "The principles of automatic radar detection in clutter", Magellan Book Company, 1990.
- [40] Y. Norouzi, F. Gini, M. Nayebi and M. Greco, "Non-coherent radar CFAR detection based on goodness of fit tests", in *IET Radar Sonar Navigation*, 2007, vol. 1, no. 2, pp. 98-105.
- [41] R. Palama, M. Greco and F. Gini, "Multistatic adaptive CFAR detection in non-Gaussian clutter", in *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2016, pp. 1-17.
- [42] A. Papoulis, "Probabilities, random variables and stochastic processes", Mc Graw Hill Series in Electrical Engineering, 1991, 3rd edn.
- [43] J. Pasciaroni, N. Gálvez, J. Cousseau, D. Martínez, C. Geisbuhler and S. Burgos, "Extractor de video radar (EVR)", in *X Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC)* Universidad Nacional de Río Negro, San Carlos de Bariloche, Río Negro, Argentina, 2013, pp. 1-6.
- [44] J. Pasciaroni, N. Gálvez, J. Cousseau, "Os-Cfar performance study in Weibull clutter", in *X Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC)*, San

- Nicolás de los Arroyos. Universidad Tecnológica de San Nicolás, Buenos Aires, Argentina, 2004, pp. 1-6.
- [45] J. Pascual, N. Von Ellenrieder, M. Hurtado and C. Muravchik, “Adaptive radar detection algorithm based on an autoregressive GARCH-2D clutter model”, in *IEEE Transactions on Signal Processing*, August 2014, vol. 62, no. 15, pp. 3822-3832.
- [46] J. Pascual, N. Von Ellenrieder, M. Hurtado and C. Muravchik, “Radar detection algorithm for GARCH clutter model”, in *Elsevier Digital Signal Processing*, February 2013, pp. 1255-1264.
- [47] F. Pérez-Cruz, “Kullback-Leibler divergence estimation of continuous distributions”, in *IEEE International Symposium on Information Theory*, 2008, pp. 1666-1670.
- [48] H. Quian, Y. Yang and B. Rick, “Academic press Library in signal processing”, *Communications and Radar Signal Processing*, Elsevier Ltd, 2014 , vol. 2.
- [49] R. Ravid, and N. Levanon, “Maximun likelihoodhood CFAR for Weibull background”, in *IEE Proceedings-F*, 1992, vol. 139, pp. 256264.
- [50] H. Rohling, “Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations”, in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1992, vol. 1983, no. 4, pp. 608-621.
- [51] M. Skolnik, “Radar handbook. Second edition”, Mc Graw Hill, 2001.
- [52] M. Smith and P. Varshney, “Intelligent CFAR processor based on data variability”, in *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, vol. 36, pp. 837-847.
- [53] K. Ward, “Compound representation of high resolution sea clutter”, in *Electronics Letters*, 1981, vol. 17, pp. 561-565.
- [54] K. Ward, R. Tough and S. Watts, “Sea clutter scattering, the K distribution and radar performance”, in *IET Radar Sonar Navigation*, 2006.

-
- [55] S. Watts, "Cell averaging CFAR gain in spatially correlated K distributed clutter", in *IEE Proceedings Radar and Sonar Navigation*, 1996, vol. 143, no. 5, pp. 321-327.
- [56] S. Watts, "Radar detection prediction in K -distributed sea clutter and thermal noise", in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, vol. 23, no. 1, pp. 40-45.
- [57] S. Watts, "Radar detection prediction in sea clutter using the compound K distribution model", in *IEE Proceedings*, 1985, vol. 132, no. 7, pp. 613-620.
- [58] S. Watts, "The performance of cell averaging CFAR systems in sea clutter", in *IEEE International Radar Conference*, May 2000, pp. 398-403.
- [59] G. Weinberg, "Neyman Pearson optimal and suboptimal detection for signals in general clutter mixture distributions", in *Defence Science and Technology Organization - Defence Science and Technology Division*, DSTO-RR-0363, 2011, pp. 1-22.
- [60] H. Yamaguchi and W. Suganuma, "CFAR detection from non-coherent radar echoes using bayesian theory", in *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010, vol. 39, pp. 1-12.
- [61] M. H. Zweig and G. Campbell, "Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine", in *Clinical Chemistry*, 1993, vol. 39, pp. 561-577.