



UNIVERSIDAD
DE PIURA

REPOSITORIO INSTITUCIONAL
PIRHUA

ESTUDIO Y OPTIMIZACIÓN DE FILTROS CFAR, EMPLEANDO CRITERIOS DE ENERGÍA CON APLICACIÓN A RADARES DE NAVEGACIÓN

Robinson López-Monzón

Piura, marzo de 2013

FACULTAD DE INGENIERÍA

Departamento de Ingeniería Mecánico-Eléctrica

López, R. (2013). *Estudio y optimización de filtros CFAR, empleando criterios de energía con aplicación a radares de navegación* (Tesis de licenciatura en Ingeniería Mecánico-Eléctrica). Universidad de Piura. Facultad de Ingeniería. Programa Académico de Ingeniería Mecánico-Eléctrica. Piura, Perú.



Esta obra está bajo una [licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 2.5 Perú](#)

[Repositorio institucional PIRHUA – Universidad de Piura](#)

U N I V E R S I D A D D E P I U R A
FACULTAD DE INGENIERIA



“Estudio y optimización de Filtros CFAR, empleando criterios de energía con aplicación a
Radares de Navegación”.

Tesis para optar el Título de
Ingeniero Mecánico Eléctrico

ROBINSON LÓPEZ MONZÓN

Asesor:
Dr. Cesar ChinguelArrese
Piura, Marzo 2013

A Dios.

Por haberme permitido llegar hasta este punto
y haberme dado salud para lograr mis objetivos,
además de su infinita bondad y amor.

A mi madre.

Por haberme apoyando en todo momento,
sus consejos, sus valores, las desveladas,
la motivación constante
y sobre todo por su amor incondicional

Resumen

El presente trabajo, está orientado principalmente en el análisis de la metodología CFAR (Constant False AlarmRate), una de las técnicas más empleadas para la detección de elementos móviles en imágenes de radar.

A partir de este análisis se busca mejorar el rendimiento de éstas técnicas CFAR, estudiando su aplicación con datos obtenidos de radares analógicos de navegación. Es importante que el resultado de los algoritmos obtenidos no genere una carga computacional elevada para no demandar un aumento crítico en el tiempo de ejecución.

Este estudio se basa en la evaluación de los sistemas tradicionales CFAR que incluye criterios de potencia basados en la derivada de la señal. Esto permitirá el diseño de una nueva metodología para el procesamiento de señales de radar analógicos incrementando la eficiencia y eficacia en la detección.

Índice

Introducción

1. TEORIA DE RADARES

1.1	¿Qué es un radar?	3
1.2	Operación básica del radar.	3
1.4	Elementos de un Radar de Pulsos.	7
1.4.1	Transmisor y Generador de Ondas.	7
1.4.2	Receptores.	8
2	ECUACIÓN DEL RADAR	13
2.1	Forma Simple de la ecuación del radar	13
2.2	Parámetros de la antena	14
2.2.1	Pérdidas del Sistema.	15
2.2.2	Pérdidas en las líneas de transmisión.	16
2.2.3	Pérdidas en Duplexor.	16
2.2.4	Pérdidas por la forma del haz de emisión.	16
2.2.5	Pérdidas durante los scans.	16
2.2.6	Pérdidas en el procesamiento de las señales.	16
3	FUNDAMENTOS DE LA SEÑAL DE RADAR	19
3.1	Componentes de la Señal de Radar.	19
3.2	Radar Cross Section (RCS).	21
3.3	Swerling Models (SM).	23
3.4	Clutter.	25
3.5	Comportamiento de σ_0	26
3.6	Relación señal-clutter (SCR)	26
3.7	Correlación temporal y espacial del clutter.	27
3.8	Modelo de Ruido y Relación Señal-Ruido (SNR)	27
3.9	Jamming	30
3.10	Modelos Espaciales.	30
4	FUNDAMENTOS DE DETECCIÓN	33
4.1	Detección en radares como prueba de hipótesis.	33
4.1.1	La regla de detección de Neyman-Pearson.	34
4.1.2	Prueba de razón de verosimilitud.	35
4.2	Detección de Umbral para Señales de Radar.	42
4.2.1	Integración coherente no coherente y binaria.	42
4.2.2	Objetivos no fluctuantes.	43
4.2.3	Ecuaciones de Albersheim	44
4.3	Detección Binaria.	45
5	DETECCIÓN USANDO FILTROS CFAR	49

5.1 Efectos de desconocer la potencia de la interferencia sobre la probabilidad de falsa alarma.	49
5.2 Cell-Averaging CFAR (CA-CFAR)	50
5.2.1 El efecto de variar el valor de <i>PFA</i>	50
5.2.2 El concepto de CA-CFAR.	50
5.2.3 Ventana de Referencia y Guarda.	51
5.3 Análisis del CA-CFAR	51
5.3.1 Demostración del umbral de CA-CFAR.	52
5.3.2 Pérdida CFAR.	52
6. DERIVATIVE CFAR	55
6.1 Descripción.	55
6.2 Comparación de Rendimiento.	57
7. RESULTADOS	61
8. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	71
8.1. Conclusiones.	71
8.2 Recomendaciones	72
BIBLIOGRAFÍA	73
ANEXOS	75

Introducción

El procesamiento de señales digitales o *digital signalprocessing* es un campo de estudio que ha tenido mayor atención en los últimos 50 años, y se han logrado grandes cambios y progresos durante ese tiempo gracias a la evolución de los sistemas de computador que cada vez permiten realizar un mayor número de cálculos en menor tiempo.

A la par de este crecimiento computacional se ha aumentado la complejidad de los algoritmos usados hasta el momento, debido a que se busca poder representar cada vez con mayor fidelidad la fenomenología del mundo que nos rodea.

Las aplicaciones en las cuales se ve aplicado el procesamiento de señales por lo general implican que las fuentes de error sean mínimas o nulas, como por ejemplo en el procesamiento de señales médicas, entre otros. Tal vez el campo donde ha tenido mayor impacto el procesamiento de señales es en las aplicaciones militares, donde se digitalizan las ondas electromagnéticas enviadas por los radares y posteriormente se procesan con diferentes algoritmos.

En el presente trabajo se implementa un filtro basado en una de las técnicas más conocidas en el procesamiento de señales de radar, el filtro CFAR o *Constant False AlarmRate* que lo que busca es mantener un valor de probabilidad de falsa alarma constante basado en una estimación de la estadística de la señal. Esta estimación de la estadística tiene un costo, que logra ser disminuido usando el nuevo criterio expuesto en esta tesis. Este criterio analiza la energía de la derivada de la señal para discriminar entre la información deseada y lo que por ahora denominaremos como ruido (este concepto será más detallado en los capítulos 3 y 4).

En el capítulo 1 trataremos los conceptos básicos de la metodología de trabajo de los radares usuales, así como sus componentes electrónicos y el funcionamiento que tiene cada uno. A continuación en el capítulo 2 se analizará el concepto elemental que relaciona la digitalización de la señal con la morfología del radar, este concepto es llamado la “Ecuación del Radar” el mismo que será expuesto desde su expresión más básica, hasta la forma más completa que incluye todos los fenómenos que afectan a la señal.

Para conocer a profundidad el concepto de la ecuación del radar, debemos antes entender todos los componentes que contribuyen en la generación de la señal de radar. Estos conceptos son expuestos en el capítulo 3 al que hemos titulado: “Fundamentos de

la Señal de Radar”, donde se realiza una descripción y análisis de todas las partes que la conforman, además de brindar los conceptos básicos que conlleva su procesamiento.

Asimismo debemos saber que en las aplicaciones militares y de navegación, el principal interés radica en tener una visión real del escenario en el cual se encuentran los móviles; por ello la detección de objetivos es uno de los fines del procesamiento de señales en este tipo de aplicaciones. Los conceptos necesarios que involucra esta interpretación del medio del móvil se expone en el capítulo 4 titulado: “Fundamentos de Detección” en el que podemos ver que la interpretación de la señal de radar se basa en técnicas estadísticas, siendo una de las más resaltantes la regla de “Newman - Pearson”.

Finalmente en los tres capítulos siguientes se muestra el principio del filtro CFAR, que como mencionamos anteriormente, es una de las técnicas más usadas en este tipo de procesamiento, y nuestro aporte, denominado DCA-CFAR.

Capítulo 1

Teoría de Radares

Los radares son actualmente una necesidad indispensable para realizar navegación marítima de forma segura, control de tráfico aéreo, control policial, operación de puertos, y tienen una gran importancia en otras aplicaciones marítimas. Esta importancia radica en su funcionamiento, ya que nos permite detectar objetos y determinar la distancia a la cual estos se encuentran. Esto es realizado, proyectando una onda electromagnética sobre el objeto, la cual es reflejada y posteriormente recibida por la antena del radar. Además de proporcionar información sobre la distancia de un objetivo, es posible obtener información de la velocidad a la cual este se encuentra, siendo esta una característica usada para control policial.

1.1. ¿Qué es un radar?

Radar es un dispositivo que usa ondas de radio para detectar la presencia de un objeto y encontrar su posición. La palabra radar, fue usada por primera vez por la marina de los Estados Unidos en 1940¹ y deriva de *radio detection and ranging*. Los radares modernos van más allá de esta definición, porque son capaces de clasificar o identificar objetivos e inclusive producir imágenes de ellos.

El principio del radar es que un transmisor envía una señal de radio, que es absorbida y desviada por todo lo que encuentre en su camino (tierra, mar, barcos, aviones), y una pequeña cantidad de energía es reflejada de vuelta al receptor. Luego de ser amplificada en el receptor, la señal es procesada para separar el eco requerido del “clutter”² por una combinación de procesamiento electrónico y digital.

1.2. Operación básica del radar.

Convencionalmente los radares generan un tren de pulsos estable de microondas, que son transmitidos por una antena continuamente de manera rotativa, por medio de un

1. ¹*Introduction to Radar Systems, MerrillSkolnik, Capítulo 1.*

² Clutter, hace referencia al ruido provocado por los ecos provenientes de objetos ajenos al sistema (montañas, superficie del mar, nubes, etc).

perfil de forma cónica. Cualquier objeto que se encuentre en su camino, reflejará una porción de la onda incidente, siendo parte de esta captada por el radar.

Los pulsos tienen una potencia aproximada de 10kW, pero estos son de corta duración, de 1us o menos. Estos pulsos se transmiten a la velocidad de la luz ($300\text{ mm}/\mu\text{s}$) hasta chocar con alguna superficie que la refleje. Esta pequeña porción reflejada hacia el radar, forma un eco. Conociendo el tiempo de vuelo del eco, así como la velocidad de la luz, podemos obtener una medida de la distancia recorrida por la onda.

Luego de esperar el tiempo suficiente para poder recibir un eco proveniente de un objeto a la distancia máxima, otro pulso es transmitido. El tiempo entre cada pulso es por lo general 0.001s, siendo esta una característica primordial en el funcionamiento del radar. Esta característica se expresa por lo general como la frecuencia de repetición de pulsos o “prf” por sus siglas en inglés (pulse repetition frequency). Algunas veces se opera con más de un valor de prf.

La antena direccional que emite los pulsos es llamada scanner. Su perfil de emisión mantiene una rotación continua, y posee una elevación de 25° , pero tan solo 1° de ancho. Cualquier objeto en particular es escaneado cada cierto tiempo según la velocidad de rotación que posea la antena direccional. Esto además me permite conocer la dirección proveniente de cada eco, con lo cual se define la posición de un objeto según un sistema de coordenadas polares. Estas mediciones o plots³, son actualizadas en cada medición nueva tomada por el radar. Si se estudia el progreso de un plot a través de varias vueltas, se puede determinar su trayectoria. Por lo tanto el historial de los plots obtenidos me puede indicar el curso de un objetivo (se entiende por objetivo todos los objetos de interés del operador) y su velocidad a través de los mismos.

Debe quedar claro que un sistema de radar necesita un operario, que es el encargado de saber qué hacer dadas las diferentes circunstancias externas, como por ejemplo climáticas, para que la información devuelta y procesada por el sistema de radar sea la más óptima.

³ En este documento usaremos el termino plot para hacer referencia a cualquier elemento detectado, independientemente de su validez o relevancia.

1.3. Operación de un radar de pulsos.

La operación de un radar de pulsos se puede describir según este diagrama de bloques.

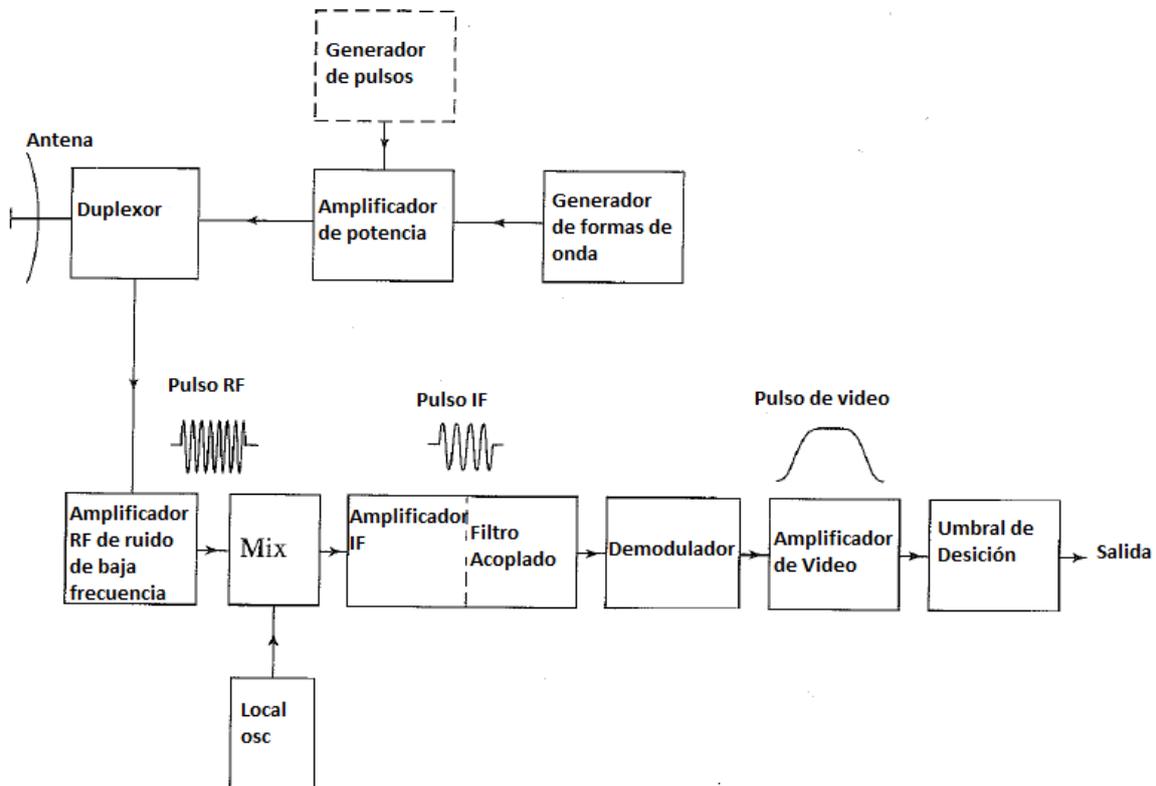


Figura 1. 1. Diagrama de Bloques de Sistema de Radar.⁴

El transmisor puede ser un amplificador de potencia, un tubo de ondas de emisión, o un transistor de amplificación. También puede ser un oscilador de potencia, como un magnetrón que es capaz de transformar la energía eléctrica en energía electromagnética en forma de microondas. Este último ha sido ampliamente usado para radares de este tipo, pero los amplificadores son preferidos cuando la potencia media requerida es alta o cuando una eficiencia alta es requerida para poder detectar objetivos en movimiento. Un amplificador de potencia es mostrado en el diagrama anterior. La señal del radar es producida por un generador de formas de onda, que es la entrada del amplificador de potencia. Esta señal por lo general es de forma senoidal. El amplificador además posee un modulador, que se encarga de generar pulsos de manera síncrona que gobiernan el encendido y apagado del amplificador, y es por ello que el amplificador entrega finalmente un tren de pulsos. La salida del transmisor es entregada por la antena por medio de una guía de ondas o *waveguide* u otro medio de transmisión, donde esta señal es finalmente liberada hacia el espacio. Las antenas pueden ser reflectores parabólicos mecánicamente guiados, arreglos planos mecánicamente guiados, o arreglos sincronizados electrónicamente guiados. En la transmisión, los reflectores parabólicos emiten un rayo cónico; en cambio las antenas de arreglos sincronizados, son una colección de numerosos elementos de radiación pequeños, cuyas señales se combinan en el espacio para producir una onda plana. Aquellas

⁴Introduction to Radar Systems, MerrillSkolnik”, Figura 1.6

antenas que son electrónicamente guiadas, en cada elemento de su arreglo o matriz de elementos, poseen dispositivos que guían su posición o *shifters* que permiten cambiar rápidamente la dirección del rayo de emisión de la antena en el espacio sin tener que realizar un movimiento mecánica de la antena.

El duplexor permite que una antena sea usada en tiempo compartido tanto para transmisión como para recepción. Para esta acción no es posible usar un dispositivo mecánico, debido a la necesidad de rápida conmutación. Comúnmente lo que se usa como duplexor es un circulador de ferrita para bajos niveles picos de transmisión, en caso contrario se usan cavidades de resonancia coaxial.

El receptor es por lo general un superheterodino. Este tipo de receptores usa el principio de combinación de frecuencias o heterodinación para cambiar la frecuencia de entrada a una intermedia que tenga características más adecuadas para su procesamiento. Posteriormente a la entrada de la señal, hay una fase de amplificación de bajo ruido, que nos permite eliminar la frecuencia imagen, que podría generar interferencia en la recepción. Estas frecuencias imagen se eliminan debido a que pueden generar una frecuencia igual a la frecuencia intermedia.

Posteriormente a esta etapa se combina la señal filtrada con una generada por un oscilador para poder obtener la frecuencia intermedia que luego es amplificada por el amplificador IF (intermediate frequency). Gracias a un filtro acoplado, o *Matched Filter*, que opera como un filtro pasa-banda, se logra maximizar en la salida la razón señal amplitud – ruido medio o *signal-to-noise-ratio*⁵(SNR), aumentando por lo tanto la probabilidad de detectar ecos reales.

La etapa anterior es comúnmente seguida por un diodo de cristal, que es llamado también segundo detector o demodulador. Este diodo rectifica la forma de la señal portadora, cuya componente alterna es atenuada por un condensador. Su función es ayudar en la extracción de la señal de modulación, de la señal portadora. El amplificador de frecuencia intermedia, junto con el segundo detector y el amplificador de video, actúan como un detector de envoltura (*envelope detector*), que deja pasar el pulso de modulación (envoltura) y rechaza la señal portadora. En los radares que detectan el cambio de frecuencia Doppler de la señal de eco, este detector es remplazado por detector de fase que es diferente al que hemos descrito anteriormente.

Finalmente a la salida del receptor se tiene que evaluar si un objetivo está presente o no en la señal recibida. Esta decisión es tomada según la amplitud de la salida del receptor; si la amplitud es lo suficientemente grande como para superar un umbral predeterminado, se concluye que hay un objetivo presente. El valor del umbral es condicionado según el nivel de falsas alarmas que ocurran debido a ruidos que lo crucen. Si la amplitud del ruido es constante no habría inconveniente, pero algunas veces debido a factores externos esto no sucede de esta forma, en estos casos se configura el umbral para que varíe de manera adaptativa.

⁵ Esta relación será desarrollada en el capítulo 3

Usualmente se reciben varios pulsos de eco provenientes de un mismo objetivo. El proceso de unir esta información para obtener un mayor valor de SNR antes de la decisión tomada en el umbral, se llama integración, y se encuentra la etapa de video del receptor.

El procesador de la señal, es la parte del radar cuya función es dejar pasar el eco de la señal que deseamos y rechazar las señales no requeridas, como el ruido. Esta etapa se encuentra antes de que se realice la decisión de detección. El *matchedfilter* es un ejemplo de este tipo de etapas. Otro ejemplo es el filtro doppler que separa los objetivos en movimiento deseados de los ecos provenientes de fuentes estacionarias. Algunos radares realizan este procesamiento antes de mostrar la información al operador, siendo de esta forma llamados procesador de información. Un ejemplo de estos últimos es el seguidor automático o *automatictracker* que nos permite observar la trayectoria que mantiene un objetivo a lo largo de cierto periodo de tiempo.

1.4. Elementos de un Radar de Pulsos.

1.4.1. Transmisor y Generador de Ondas.

El transmisor y el generador de ondas juegan un rol importante en la determinación de la sensibilidad y la resolución del rango del radar. Los sistemas de radar han operado a frecuencias tan bajas como 2 MHz hasta frecuencias de 220 GHz. Los radares que operan a frecuencias altas son más sensibles a las atenuaciones atmosféricas en las ondas electromagnéticas, pero por lo general estos operan en una “ventana atmosférica” de frecuencia donde la atenuación es relativamente baja.

Los radares de baja frecuencia tienden a ser preferidos en aplicaciones de vigilancia de grandes rangos, debido a la baja atenuación atmosférica y alta capacidad de potencia. Las frecuencias altas son preferidas para mayor resolución, rangos más pequeños, y baja capacidad de potencia.

Las condiciones atmosféricas también pueden tener un efecto significativo en la propagación de las señales de radar. La siguiente figura muestra la atenuación adicional en función de la frecuencia y las condiciones atmosféricas.

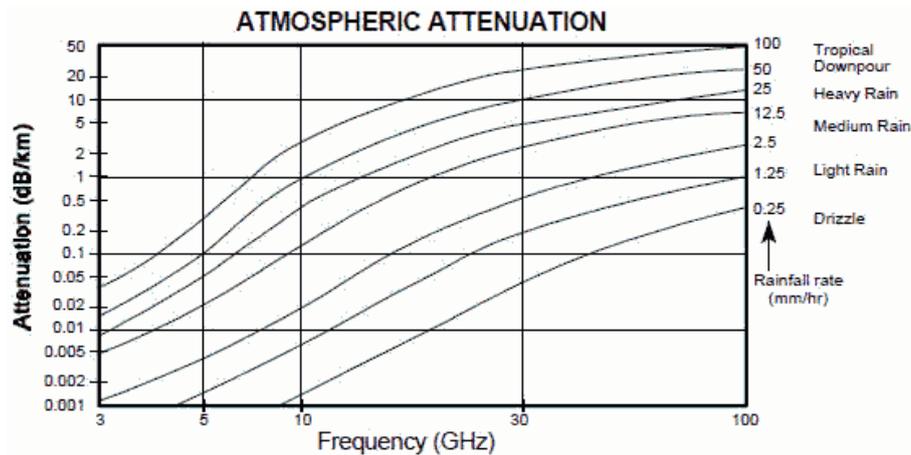


Figura 1.2 Efectos de las precipitaciones atmosféricas en la atenuación de las ondas electromagnéticas.⁶

Los transmisores de los radares operan a potencias pico que van desde mili watts hasta un máximo de 10 MW. El intervalo entre los pulsos generados por el transmisor es llamado el Intervalo de Repetición de Pulso, *PRI* (Pulse Repetition Interval), su inversa es la Frecuencia de Repetición de Pulso, *PRF*. *PRF* varía desde algunos cientos de pulsos por segundo hasta diez mil pulsos por segundo. El ciclo de trabajo de los pulsos por lo general es relativamente bajo, cercano al 1 por ciento, así que la potencia promedio no excede los 10 o 20 kW.

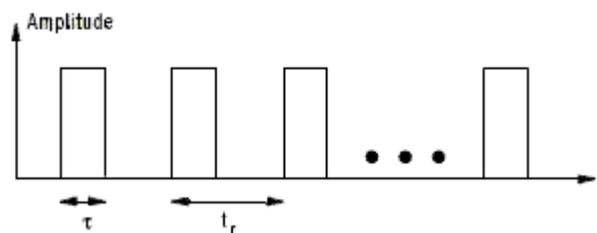


Figura 1.3 Tren de pulsos entregado por el transmisor.

El transmisor emite una onda sinusoidal modulada en un tren de pulsos con un *duty cycle* bastante bajo. El espectro de frecuencias de la señal estará centrada en la frecuencia de la señal senoidal portadora f_c y tendrá una banda de frecuencia igual a $1/\tau$, donde τ es el ancho del pulso. Estas características definen la resolución del radar de la siguiente forma $\Delta R = \frac{c}{2\beta}$, donde c es la velocidad de la luz y β es el ancho de la banda de frecuencia. Para incrementar el ancho de banda dado una longitud de pulso determinada, sin sacrificar energía, algunos radares usan modulación en fase o frecuencia del pulso.

1.4.2 Receptores.

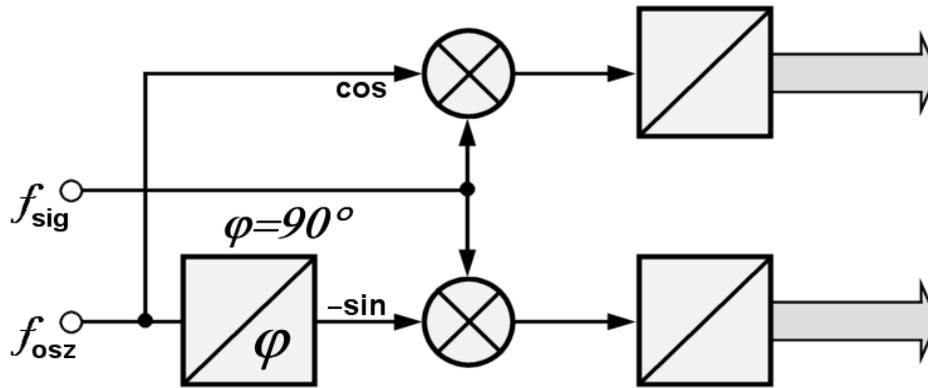
Las señales de radar son usualmente de banda angosta o funciones moduladas en frecuencia. Esto significa que la forma del eco recibido por algún *scatter* (objeto que refleja la señal incidente) es de la forma:

$$r(t) = A(t)\sin[\Omega t + \theta(t)]$$

Ecuación 1. 1

⁶“Fundamental of Radar Signal Processing, Mark A. Richards, Figura 1.4”

Donde la amplitud de modulación $A(t)$ representa solo la envolvente o la forma del pulso. La principal función en la recepción es la demodulación de la información de tal forma que podamos medir $\theta(t)$. La figura siguiente muestra el enfoque convencional del diseño usado para la mayoría de los radares.



1

Figura 1.4 Modelo de receptor convencional de cuadratura.

La señal recibida es dividida en dos canales. Un canal, llamado *in-phase* canal “I” del receptor (la rama inferior) mezcla la señal recibida con un oscilador, llamado el oscilador local (LO), a la frecuencia del radar, obteniendo la siguiente relación:

$$2 \sin(\Omega t) A(t) \sin[\Omega t + \theta(t)] = A(t) \cos[\theta(t)] - A(t) \cos[2\Omega t + \theta(t)]$$

Ecuación 1. 2

El segundo término es luego filtrado por un filtro pasa bajos, dejando solamente el término que contiene información sobre la modulación y el desfase que queremos medir. Un procedimiento similar se sigue en el otro canal, denominado canal “Q” o *quadrature*, donde se combina la señal con una señal desfasada 90 grados del canal “I”. Aplicando de igual forma un filtro pasa bajos al canal “Q” obtenemos $A(t) \sin[\theta(t)]$. Ambos canales son requeridos porque en caso contrario no tendríamos la información necesaria para poder saber completamente el desfase de la modulación $\theta(t)$.

De hecho el procesador de señal asignará normalmente la señal I para ser la parte real de una señal compleja y la señal Q a ser la parte imaginaria, formando de esta forma una señal compleja

$$x(t) = I(t) + jQ(t) = e^{j\theta(t)}$$

Ecuación 1. 3

Este análisis nos permite poder expresar la señal de eco de la siguiente forma.

$$r(t) = A(t)e^{j(\Omega t + \theta(t))}$$

Ecuación 1. 4

La estructura del receptor ahora es reemplazada con este modelo más simplificado, donde el eco es demodulado por la multiplicación con oscilador de referencia compleja $e^{-j(\Omega t)}$. Esta técnica de asumir una señal compleja transmitida y un correspondiente demodulador complejo produce exactamente el mismo resultado que usando los modelos de señales de valores reales con los canales I y Q, pero es mucho más simple y compacto. Esta técnica es puramente usada para análisis, es decir el hardware analógico debe aún operar con valores de señales reales. Aun así, una vez que las señales son digitalizadas, deben ser tratadas explícitamente como señales complejas dentro del procesador digital.

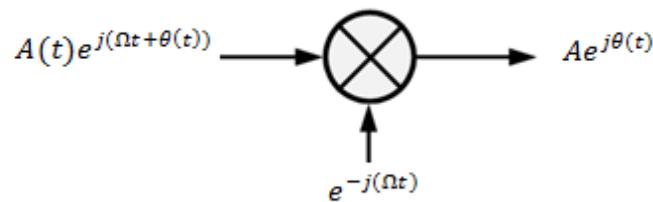


Figura 1.5

El modelo anterior implica varios requerimientos de alta calidad en el diseño del receptor. Por ejemplo las frecuencias del oscilador local y el transmisor deben ser idénticas. Esto es usualmente logrado teniendo un “*oscilador estable local*” (STALO) en el sistema de radar que provee una referencia de frecuencia para ambos, el transmisor y el receptor. Además, algunos tipos de procesamiento del radar, necesitan *operación coherente*. El “*IEEE Standard Radar Definitions*” define procesamiento coherente de señales como “*la integración, filtrado o detección del eco usando la amplitud y fase de la señal referida a un oscilador coherente*”. Coherencia es un requerimiento aún más importante que la estabilidad de la frecuencia. En práctica, esto significa que la señal portadora transmitida debe tener una referencia de fase fija para pulsos consecutivos.

Las siguientes figuras reflejan el concepto de referencia de fase fija en señales coherentes y no coherentes.

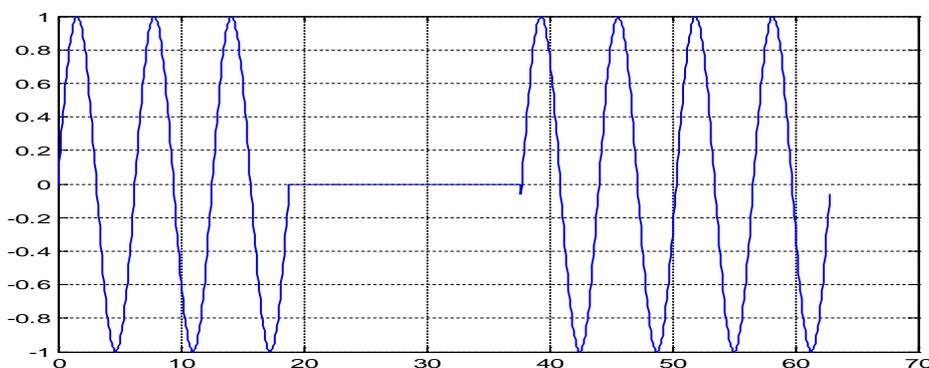


Figura 1. 6. Señal Coherente

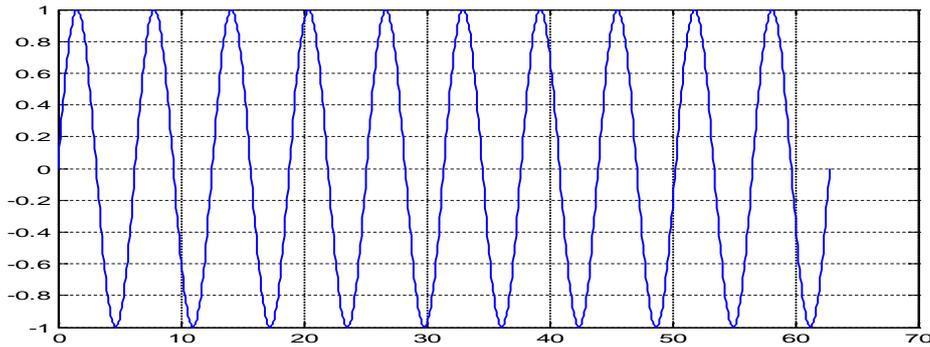


Figura 1.7. Referencia Fija

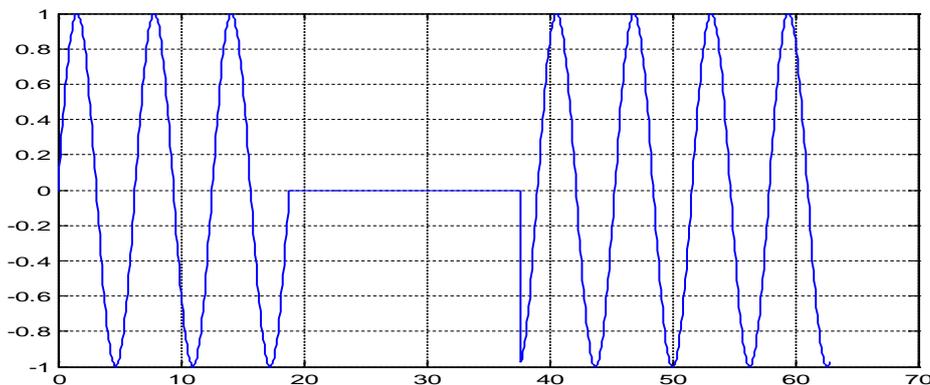


Figura 1.8. Señal no Coherente

En la práctica los receptores nunca son implementados de esta forma debido a que los dispositivos electrónicos activos introducen varios tipos de ruido en la salida de la señal, como ruido de corte (*shotnoise*), ruido térmico (*thermalnoise*), y ruido de destello (*flickernoise*). Como se explicó en la primera descripción del sistema de radar, usualmente se usa una estructura de receptor superheterodino, donde la señal es amplificada inmediatamente de ser recibida en un amplificador de bajo ruido (LNA), y es demodulada en dos o más etapas. Primero la señal es modulada a una frecuencia intermedia, donde recibe amplificación adicional (los componentes son menos costosos ante estas frecuencias, mejora la sensibilidad del receptor y reduce el efecto del ruido de destello). Algunos sistemas usan más de dos fases de demodulación, pero lo más común es que esta se realice en dos etapas.

1.5. Referencias

1. *Introduction to Radar Systems*, MerrillSkolnik, Capítulo 1.
2. *Fundamentals of Radar Signal Processing*, Mark A. Richards, Capítulo 1.
3. *Target Detection by Marine Radar*, John N. Briggs, Capítulo 2.

Capítulo 2

Ecuación del Radar

La ecuación del radar relaciona la distancia medida o rango, con las características del transmisor, receptor, antena, objetivo, y ambiente. Esta es importante porque no solo nos brinda información sobre el máximo rango que podemos medir, sino además nos permite entender como los diferentes parámetros influyen en la medición.

2.1. Forma Simple de la ecuación del radar

Si la potencia de transmisión es irradiada por una antena isotrópica (que irradie de manera uniforme en todas direcciones), la densidad de potencia a una distancia R , se describe como la razón entre la potencia P_t y el área superficial de una esfera imaginaria de radio R .

$$\text{Densidad de Potencia} = \frac{P_t}{4\pi R^2}$$

Ecuación 2. 1⁷

Los radares emplean antenas con dirección, es decir que concentran su energía en una dirección determinada con un perfil de emisión angosto. La ganancia de una antena G es la medición del incremento de densidad de potencia irradiada en una dirección particular con respecto a la que irradiaría una antena isotrópica.

$$G = \frac{\text{máxima densidad de potencia irradia por una antena con dirección}}{\text{densidad de potencia irradiada por una antena isotrópica}}$$

$$\text{Densidad de Potencia de antena direccionada} = \frac{P_t G}{4\pi R^2}$$

Ecuación 2. 2

El objeto que intercepta la señal emitida, la refleja en varias direcciones. Una porción de esa energía reflejada es captada por el radar. La sección transversal del objetivo de radar o *radar crosssection* (RCS) σ , determina que porción de la densidad reflejada es captada de regreso.

⁷ Ecuación de Radar, *Introduction to Radar Systems*, Merrill Skolnik, Capítulo 2

$$\text{Densidad de potencia captada de regreso} = \frac{P_t G}{4\pi R^2} \cdot \frac{\sigma}{4\pi R^2}$$

Ecuación 2. 3

La determinación del RCS de un objetivo, no solo depende del tamaño de este, más bien depende de la forma que este posee, y su estudio escapa de la visión de este documento. Para más información revisar [1].

La antena del radar capta una parte de la energía reflejada en dirección a ella, que está relacionada con el área efectiva que esta posea A_e , la cual está relacionada al área física de la antena A , de la siguiente forma $A_e = A\rho_a$, donde ρ_a es la eficiencia de apertura de la antena.

$$\text{Potencia recibida} = \frac{P_t G}{4\pi R^2} \cdot \frac{\sigma}{4\pi R^2} \cdot A_e$$

Ecuación 2. 4

De esta forma podemos describir el rango máximo medido por el radar, que es igual a la distancia medida cuando la potencia de la señal recibida, es igual a la mínima que el radar es capaz de percibir $S_{min} = P_r$.

$$R_{max} = \left[\frac{P_t G A_e \sigma}{(4\pi)^2 S_{min}} \right]^{1/4}$$

Ecuación 2. 5²

Cuando la antena es usada para transmitir y para recibir, se puede encontrar una relación entre la ganancia y su área efectiva.

$$G = \frac{4\pi A_e}{\lambda^2} = \frac{4\pi A \rho_a}{\lambda^2}$$

Ecuación 2. 6

Donde λ es la longitud de onda ($\lambda = c/f$, donde c es la velocidad del sonido y f la frecuencia).

2.2. Parámetros de la antena

En el apartado anterior se analizó la ecuación básica de la antena; ahora se tomarán en cuenta más al detalle algunas características de los parámetros de la antena para definir la ecuación del radar.

La ganancia de la antena es la medida de la potencia por unidad de ángulo sólido emitido en una dirección en particular por una antena direccionada, comparado con la potencia por ángulo sólido que emitiría una antena omnidireccional con ciento por ciento de eficiencia. La ganancia de una antena es:

$$G(\theta, \varphi) = \frac{\text{potencia emitida por unidad de ángulo sólido en la dirección } \theta, \varphi}{\text{Potencia aceptada por la antena del transmisor} / 4\pi}$$

Ecuación 2. 7

Como se puede ver esta ecuación es función de la dirección (azimut θ , y elevación ϕ) Los radares emplean diferentes formas de perfiles de emisión, por ejemplo el “pencilbeam” tiene el mismo espesor en el eje horizontal como vertical, y no es mayor a unos cuantos grados. Se usa en radares donde la precisión en la medición es necesaria y en radares de seguimiento en tres dimensiones. El perfil “fan beam” tiene un ángulo pequeño mientras que el otro es más amplio y son usados por lo general en radares del tipo 2-D que tienen que recorrer grandes volúmenes de medición, por lo que le requiere una buena medición del azimut. El amplio valor de ángulo de elevación le permite cubrir mayores volúmenes, sacrificando precisión.

Muchas veces el perfil “pencilbeam” no es muy útil para cubrir grandes volúmenes, por lo cual se colocan juntos varios de estos como puede verse en la figura 2.1. Usualmente la forma del perfil tiene que modificarse para poder tener mayor cobertura.

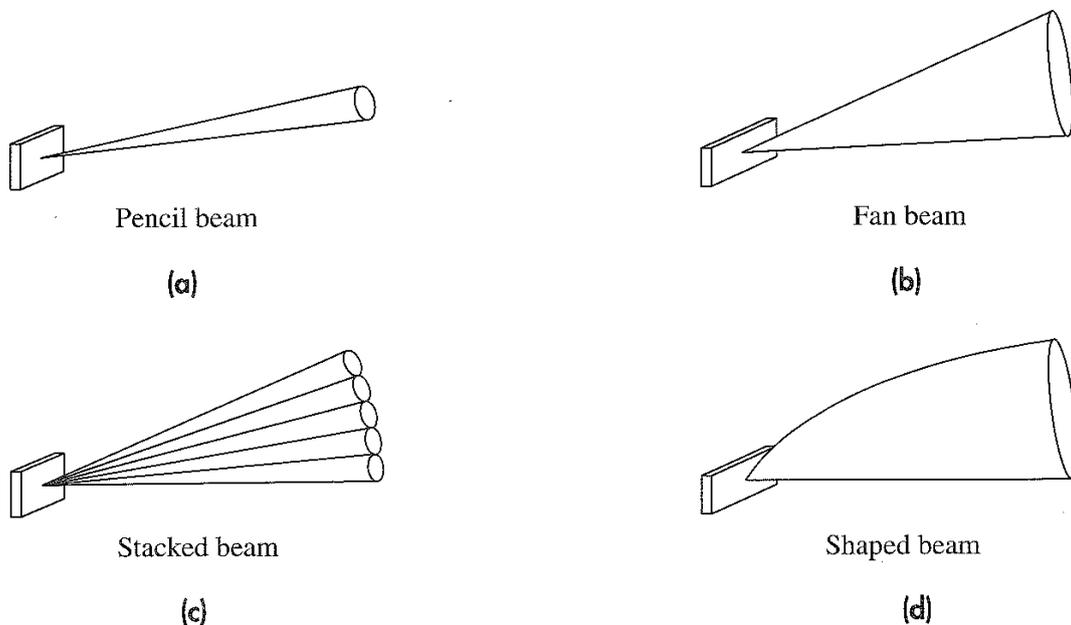


Figura 1.1 Modelos del Pencil Beam

2.2.1 Pérdidas del Sistema.

En la forma simple de la ecuación del radar no han sido considerados muchos factores que se encuentran en el sistema, como por ejemplo la pérdida debido a la integración de los pulsos y las pérdidas debido a un objetivo con una RCS variable. Adicionalmente se debe considerar las pérdidas en la atmósfera. Muchas de estas pérdidas no pueden ser pronosticadas así que son estimadas por observaciones experimentales y están sujetas a incertidumbres e imprecisiones. Aún con sistemas que procuran disminuir intensamente estas pérdidas es usual que estas varíen entre 10 y 20 dB.

2.2.2 Pérdidas en las líneas de transmisión.

Estas pérdidas son considerables cuando se opera con frecuencias altas. En la práctica se busca mantener el transmisor y receptor cerca a la antena para que este tipo de pérdidas sean las menores posibles.

2.2.3 Pérdidas en Duplexor.

Las pérdidas generalmente debido al gas del duplexor son distintas en la transmisión y en la recepción y algunas veces llegan a contribuir hasta 2 dB de las pérdidas totales.

2.2.4 Pérdidas por la forma del haz de emisión.

Esto es debido a que la ganancia de la antena se asume constante, pero en realidad ésta varía y será máxima cuando la dirección de la antena este apuntando directamente al objetivo.

2.2.5 Pérdidas durante los scans.

Este tipo de pérdidas se da cuando la velocidad de giro de la antena es muy rápida, de tal forma que la ganancia percibida por el receptor corresponde a una dirección diferente de emisión.

2.2.6 Pérdidas en el procesamiento de las señales.

Actualmente el procesamiento de las señales de radar es bastante conocido. Dependiendo del tipo de procesamiento de que se requiera, tendrá una repercusión distinta en las pérdidas del sistema. Como se verá más adelante las pérdidas debido a los filtros CFAR (Constant False AlarmRate) puede ser mayor a 2 dB (dependiendo del tipo de filtro CFAR que se use). El tiempo de muestreo en el momento de la digitalización de la señal también puede incluir una pérdida en el sistema, si es que no se elige adecuadamente.

Existen aún más consideraciones que se deben tener en cuenta para poder describir al completamente un sistema de radar. La siguiente ecuación es el resultado de tener en cuenta los distintos factores antes descritos. [1]

$$Rmax^4 = \frac{P_{av}GA\rho_a\sigma nE_{int}(n)F^4e^{-2\alpha Rmax}}{(4\pi)^2kT_0F_n(B\tau)f_p(S/N)L_fL_s}$$

Ecuación 2. 8³

$Rmax$ = Máximo rango del radar.

P_{av} = Potencia transmitida promedio.

G = Ganancia de la antena.

A = Área de la antena.

ρ_a = Eficiencia de la apertura de la antena.

σ = Radar Cross Section.

n = Número de pulsos integrados.

E_i = Eficiencia de la integración.

F^4 = Factor de propagación.

α = Coeficiente de atenuación.

⁹ Introduction to Radar Systems, Merril Skolnik, Capítulo 2

k = Constante de Boltzman.

T_0 = Temperatura Estándar = 290K.

F_n = Ruido en el receptor.

B = Ancho de banda del receptor.

τ = Ancho de pulso.

f_p = Frecuencia de repetición de pulso (PRF).

S/N = Razón de Señal-Ruido requerido si la detección fuese basada sobre un solo pulso.

L_f = Pérdidas de fluctuación.

L_s = Pérdidas del sistema.

2.3.Referencias

1. *Introduction to Radar Systems, MerrillSkolnik, Capítulo 2.*
2. *Fundamentals of Radar Signal Processing, Capítulo 1.*

Capítulo 3

Fundamentos de la Señal de Radar.

Se entiende como "señal de radar", a la señal recibida en el receptor de la antena que proviene de reflexión de los pulsos emitidos desde la misma.

Esta señal de radar contiene mucha información valiosa, y para extraerla, se tiene que procesar apropiadamente de acuerdo a la fenomenología de los escenarios a los cuales se ve expuesta. Para poder realizar un procesamiento adecuado, se tiene que entender cuáles son los elementos que intervienen en su conformación y su comportamiento.

En el presente capítulo se expondrá de forma sencilla los principales fundamentos de la señal de radar.

3.1. Componentes de la Señal de Radar.

Mientras que un radar transmite una señal controlada y bien definida, la señal captada por el receptor en respuesta a un objetivo en la línea de propagación, es la superposición de varios componentes, y ninguno de ellos es controlado por el diseñador.

Los componentes más relevantes en la señal del eco son:

1. Objetivos Significativos

- Según el tipo de aplicación, hace referencia a la componente de la señal proveniente de los ecos causados por objetos de interés. Por ejemplo, elementos móviles en radares de vigilancia o islas y montañas en radares de síntesis de imagen

2. Ruido y Jamming

- Ruido y jamming son señales de interferencia, que impiden identificar los objetivos. El ruido por lo general es proveniente del sistema, mientras que el jamming es provocado por fuentes externas para alterar la señal. El jamming puede ser clasificado en activo (ruido provocado por transmisores externos) o pasivo (proveniente de nubes de chaff¹⁰)

¹⁰ Partículas de elementos altamente reflectivos.

3. Clutter

- El clutter hace referencia a todo ruido proveniente de objetos ajenos al sistema que por lo general depende de la fenomenología del escenario y condiciones climáticas. Según su naturaleza puede ser clasificado en *Ground Clutter* (clutter proveniente de tierra), *Weather Clutter* (clutter proveniente de las condiciones climáticas, por ejemplo, lluvia, nubes con alta humedad) y *Sea Clutter* (clutter proveniente de las olas del mar).

El procesamiento es aplicado a la señal completa¹¹ con el fin de extraer información sobre la presencia de los objetivos y sus características, o simplemente para mostrar una imagen de radar.

La energía transmitida por el radar es emitida mediante pulsos modulados con un solo armónico de alta frecuencia en secuencias de encendido-apagado, o de emisión-recepción cuando se trata de modulación por amplitud. En cambio, en la modulación de fase los pulsos tienen frecuencia variable (o algunos armónicos fijos). Cabe recordar que la resolución depende del ancho de banda de la señal de transmisión. Una primera expresión que recoge estos conceptos se muestra continuación:

$$\bar{x}(t) = a(t)\sin[2\pi F_t T + \theta(t)]$$

Ecuación 3. 1¹²

Donde $a(t)$ es la amplitud constante de la envolvente del pulso, F_t es la frecuencia portadora del radar, y $\theta(t)$ puede ser una constante o puede representar la modulación de fase del pulso. Para este estudio se ha asumido que $a(t)$ es una envolvente de pulso cuadrado ideal, de amplitud A y duración τ segundos. La potencia instantánea de esta señal es $P_s = A^2/2$. La señal a la salida del receptor será una combinación de ecos de objetivos y clutter, ruido y posiblemente jamming.

Debido a que la señal está compuesta por ecos desfasados con respecto a la señal transmitida, estos ecos también serán señales cuyo ancho de banda de frecuencia es angosto; no obstante, por lo general su amplitud y modulación de fase será alterada por las pérdidas de propagación y al efecto Doppler.

El ruido en el receptor aparece como una señal aleatoria añadida. Por lo tanto la señal recibida como resultado de un eco de un pulso simple, a un rango $R_0 = ct_0/2$, puede ser modelado de la siguiente forma:

$$\bar{y}(t) = b(t - t_0)e^{j[2\pi F_t T + \varphi(t)]} + n(t)$$

Ecuación 3. 2

En esta ecuación $n(t)$ es el ruido en el receptor, $b(t)$ es la amplitud del eco y $\varphi(t)$ es la modulación de fase del eco recibido. Estas características son usadas para estimar el rango del objetivo, fuerza de reflexión y la velocidad radial.

¹¹ Señal completa hace referencia a la señal cruda recibida por el receptor, es decir sin ningún filtrado previo.

¹² Fundamentals of Radar Signal Processing. Mark A. Richards, Ecuación 1.13.

Los conceptos de amplitud y modulación de fase, también determinan la resolución del rango ΔR de una medición. Por ejemplo, $\Delta R = c\tau/2$ si $\theta(t)$ es constante. La resolución en ángulo es determinada por el arco que describe la emisión de la antena con una atenuación de -3dB.

3.2. Radar Cross Section (RCS).

Se ha definido intuitivamente en el capítulo anterior el concepto de RCS, como una forma de cuantificar la cantidad de potencia devuelta por un objetivo hacia el transmisor del radar. Para reafirmar el concepto, asumamos que la densidad de potencia incidente a un objetivo es Q_t y la densidad de potencia reflejada al transmisor es Q_b . Si la densidad de potencia reflejada resultante es una radiación isotrópica del objetivo, tendrá que satisfacer la siguiente ecuación para una potencia total reflejada P_b .

$$Q_b = \frac{P_b}{4\pi R^2}$$

Ecuación 3. 3¹³

RCS es el área ficticia sobre la cual la densidad de potencia transmitida Q_t , debe ser interceptada para acumular la potencia total P_b .

$$P_b = \sigma Q_t$$

Ecuación 3. 4

Combinando las ecuaciones.

$$\sigma = 4\pi R^2 \frac{Q_b}{Q_t}$$

Ecuación 3. 5

Esta definición es usualmente escrita en términos de la amplitud del campo eléctrico. Para mantener la ecuación dependiente solo de las características del objetivo, el rango es eliminado tomando el límite como si R tendiera al infinito. Por lo tanto, la definición formal de RCS se vuelve de la siguiente forma:

$$\sigma = 4\pi \lim_{R \rightarrow \infty} \left[R^2 \frac{|E^b|^2}{|E^t|^2} \right]$$

Ecuación 3. 6

Donde $|E^b|^2$ y $|E^t|^2$ son las magnitudes cuadradas del campo eléctrico reflejado y transmitido respectivamente.

La RCS definida es un número escalar real. Implícitamente en la definición está el uso de una polarización de la onda electromagnética emitida, y esta se refiere a la orientación de la componente de campo eléctrico de una onda electromagnética. Usualmente se tiene una polarización simple de la onda transmitida y una polarización simple en el receptor, siendo generalmente la misma. La elección más común es la polarización lineal (que puede ser horizontal o vertical) y circular. Además, un objetivo general modificará la polarización de una onda incidente. Para poder manejar los efectos de

¹³ Fundamentals of Radar Signal Processing. Mark A. Richards, Ecuación 2.33.

la polarización, RCS debe ser generalizado a la *polarization scatteringmatrix (PSM) S*, que relaciona la amplitud compleja de los campos incidentes y reflejados. Para un radar usando un principio de polarización lineal por ejemplo, su relación será la siguiente¹⁴:

$$\begin{bmatrix} E_H^b \\ E_V^b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_H^t \\ E_V^t \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} E_H^b \\ E_V^b \end{bmatrix} = \mathbf{S} \begin{bmatrix} E_H^t \\ E_V^t \end{bmatrix}$$

En lugar de un número real, las características del objetivo son ahora descritas por cuatro números complejos. Si el radar solo transmite y recibe componentes verticales, la RCS puede ser relacionada con S por $\sigma = |S_{VV}|^2$.

Los radares pueden ser diseñados para medir la PSM por completo. Otros diseños miden la magnitud de los elementos de la PSM, pero no las fases, o las magnitudes de dos de los elementos de la PSM. Estas mediciones polarimétricas pueden ser usadas para una variedad de propósitos de análisis de objetivos.

A partir de ahora para el análisis posterior se asumirá que una sola polarización fija es transmitida y una polarización fija es recibida y consecuentemente, RCS es descrita como un escalar en lugar de una matriz.

Algunos valores típicos de RCS para los objetivos de interés varían desde 0.01 m^2 hasta centenares de metros cuadrados. Un ejemplo de estos valores típicos se observan en la siguiente figura.

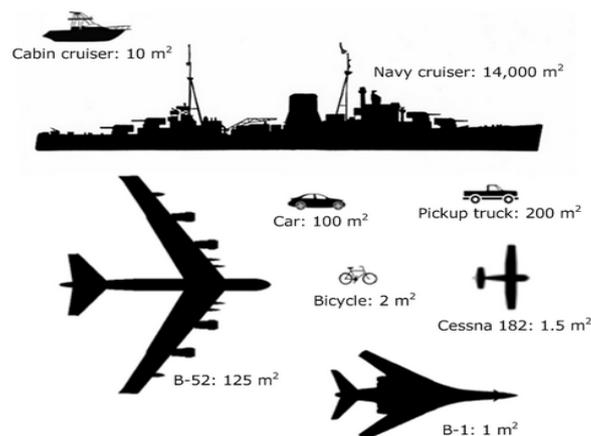


Figura 3. 1. Valores RCS de algunos objetivos.¹⁵

¹⁴ “H”: Horizontal, “V”:Vertical

¹⁵ Howland company information.

Debemos tener en cuenta que el valor obtenido de RCS va a influir en la amplitud de la señal obtenida. En aplicaciones donde la reconstrucción de la imagen del radar es necesaria, es necesario el uso de la *PSM*.

3.3. SwerlingModels (SM).

Una extensiva parte de la teoría de detección de radares ha sido construida usando los cuatro *SwerlingModels* de las fluctuaciones de RCS. Los *SwerlingModels* pretenden enfocar el problema de hacer decisiones de detección basados no en un uno, sino en un bloque de M muestras de eco para una celda de resolución dada. Una motivación para considerar la detección basada en un bloque de M muestras ha sido originalmente basada en un modelo simplificado de operación de los radares de vigilancia, que puede ser usado para detectar aeronaves.

Considérese un radar con una antena que rota a una velocidad angular constante Ω radianes por segundo, con un ancho de haz de emisión en azimut igual a θ radianes (igual al ancho del lóbulo principal de la antena) y una frecuencia de repetición de pulsos igual a PRF hertz. Supóngase que un objetivo presenta una localización particular. Aunque algo de la energía del objetivo es recibida en cada pulso, retornos significativos son recibidos únicamente cuando el objetivo está en el lóbulo principal de la antena del radar (esto sucederá cuando el objetivo esté aproximadamente en la dirección de la antena de radar). Cada vuelta completa de la antena resulta en un conjunto nuevo de $M = (\theta/\sigma) * PRF$ muestras de retorno.

Muchos sistemas modernos están diseñados para transmitir conjuntos de pulsos a una PRF constante, con la antena apuntando en una dirección fija. El intervalo de tiempo necesario para esta medición, que es simplemente M/PRF , es llamado intervalo de procesamiento coherente o CPI por sus siglas en inglés.

Cada “*SwerlingModel*” es una combinación de una función de densidad de probabilidad y un tiempo de de-correlación para el RCS σ . Estos están formados por las cuatro combinaciones de dos opciones de la función de densidad de probabilidad (pdf) y dos de tiempos de de-correlación. El primer caso de correlación, asume que todas las M mediciones del bloque obtenido están perfectamente correlacionadas, por lo tanto todos los M pulsos obtenidos en un mismo barrido tienen el mismo valor, pero son completamente independientes de los valores obtenidos en un barrido anterior. Este caso es referido como “*scan-to-scan decorrelation*”. El segundo caso asume que cada pulso individual en cada barrido resulta en un valor independiente para σ . Este segundo caso es referido como “*pulse-to-pulse decorrelation*”.

Las dos funciones de densidad de probabilidad usadas por los SM para describir el RCS son la pdf de Rayleigh/exponencial y la función J_1 cuadrada de cuarto orden. El modelo de Rayleigh describe el comportamiento de un objetivo complejo consistente de muchos “*scatters*¹⁶” y ninguno de ellos dominante. EL función J_1 cuadrado de cuarto orden modela objetivos teniendo “*scatters*” de similar fuerza con uno de ellos dominante.

¹⁶ El término scatter hace referencia a cualquier elemento particular o parte de uno mas grande que refleja la señal incidente de forma isotrópica.

Los SM son las cuatro combinaciones de las dos opciones para la pdf de σ y las dos opciones para las características de de-correlación. En algunos casos los objetivos cuya RCS sea no fluctuante son identificados como “*Swerling 0*” o “*Swerling 5*”.

Las figuras 3.3 y 3.4 muestran la diferencia en el comportamiento de dos SM. En ambos casos, la potencia del eco recibida por un objetivo para 120 muestras es graficada. La figura 3.3 es una muestra del SM 1 (pdf exponencial, decorrelación scan-scan). La de-correlación scan-scan implica que 10 de todas las muestras dentro de mismo scan son idénticas, pero independientes de las 10 recibidas en el siguiente scan. En contraste en la figura 3.4 ilustra el SM 4 (pdf ji cuadrada, de-correlación pulso-pulso), en el cual cada muestra individual es independiente de las otras.

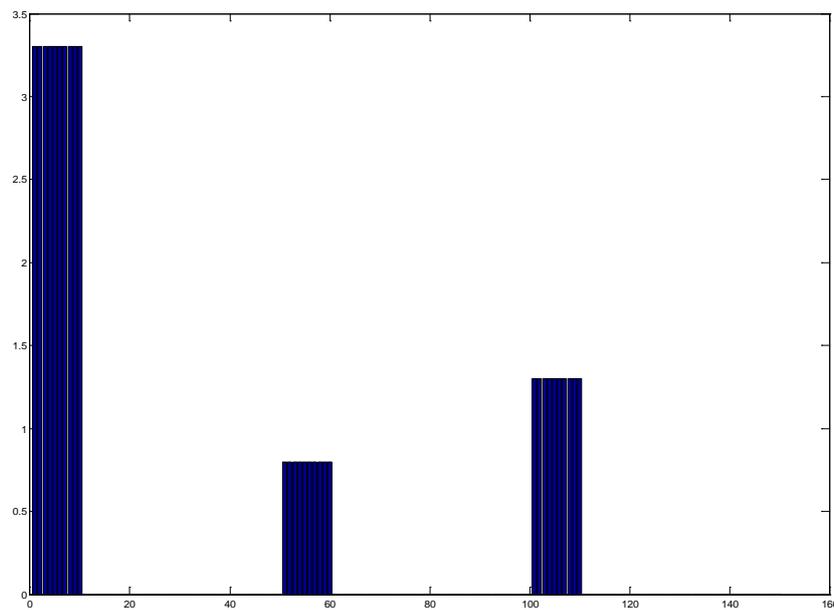


Figura 3. 2

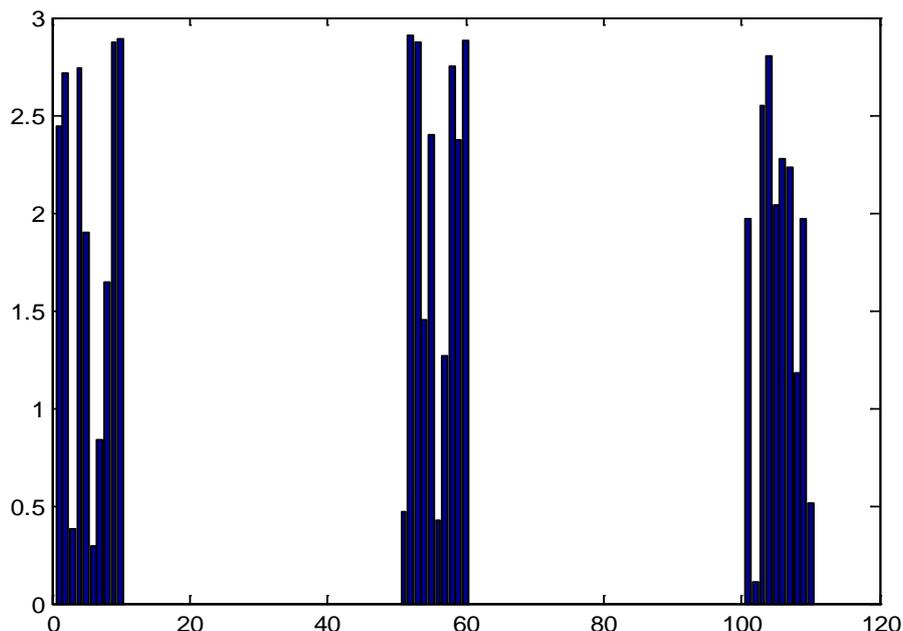


Figura 3.3

Estos modelos son usados en los criterios de detección, debido a que describen la relación que existe entre los ecos pertenecientes a un mismo objetivo. Además abren la posibilidad de integrar los datos asociados a un mismo objetivo, relacionando los ecos de los diferentes scatters.

3.4. Clutter.

El término clutter implica una señal de interferencia, pero en un radar está referido a un componente de la señal recibida debido a los ecos provenientes de *scatters* de volumen o superficie. Como *scatters de volumen o superficie* están incluidos la superficie de la tierra (incluyendo tanto a tierra como mar), ecos debido a precipitaciones climáticas (por ejemplo nubes de lluvia); y un clutter provocado por el hombre, que también es llamado *nubes de chaff*, típicamente hechos de pequeños pedazos de material ligero y reflejante. Los ecos de clutter difieren de los objetivos y el ruido, en que estos son algunas veces interferencia y algunas veces señal deseada. Por ejemplo, los radares de apertura sintética de imágenes son diseñados para obtener una imagen de la superficie de la tierra, por lo tanto la tierra es el objetivo en este tipo de radares. En los radares de vigilancia, estos tratan de detectar vehículos móviles en el escenario, así que los ecos provenientes del terreno circundante es una señal de interferencia.

Desde el punto de vista del procesamiento de señales, la mayor preocupación es como modelar los ecos provenientes del clutter. Así como con los objetivos hechos por el hombre, el terreno es un objetivo complejo y los ecos son altamente sensibles a los parámetros del radar y ángulo de apertura. Por lo tanto, el clutter es también modelado como un proceso aleatorio. El clutter se diferencia del ruido en dos grandes puntos: su espectro de energía no es blanco (por ejemplo es interferencia correlacionada), y como es resultado de un eco, la potencia es afectada por cada parámetro del escenario y del radar, así como la ganancia de la antena, la energía transmitida, y la distancia del radar hacía el

terreno. En adición a la correlación temporal, el clutter también puede presentar correlación espacial: las muestras reflejadas de celdas de resolución adyacentes puede tener correlación.

3.5. Comportamiento de σ^0

El clutter de área (superficie de tierra y mar) es el de mayor interés. La reflectividad del clutter de área es caracterizada por el valor medio o mediana de su RCS, σ^0 y la función de densidad de probabilidad de las variaciones de reflectividad.

La naturaleza del terreno observado por el radar varía con la locación espacial, clima, y otros factores. Como consecuencia de ello, elegir una función de densidad de probabilidad no es suficiente para modelar el clutter. También es necesario modelar la dependencia de σ^0 con estos parámetros. Primero consideremos que el clutter de tierra σ^0 es una función que depende fuertemente del tipo de terreno, longitud de onda, polarización del radar, ángulo de incidencia, aspereza de la superficie, y la humedad. Los valores de σ^0 varían comúnmente entre -60 hasta -10 dB y generalmente decrecen rápidamente a ángulos de incidencia muy bajos, y viceversa.

Uno de los modelos más populares para el comportamiento de σ^0 es el modelo de “constante gamma”:

$$\sigma^0 = \gamma \sin \delta$$

Ecuación 3. 7

Donde γ es una característica del tipo de clutter, la frecuencia dada del radar y la polarización, mientras que δ es el ángulo de incidencia. Este modelo predice un valor máximo de σ^0 ante una incidencia normal y σ^0 mínimo cuando el ángulo de incidencia tiende a cero. Este modelo no refleja exactamente la forma del incremento en σ^0 ante ángulos cercanos a los normales, y modelos adicionales son usados frecuentemente.

3.6. Relación señal-clutter (SCR)

En algunos escenarios, la interferencia dominante no es ruido, sino el clutter. Como consecuencia la relación entre señal y clutter (SCR) es algunas veces más importante que la relación entre señal y ruido (SNR). El SCR es fácilmente obtenido como la relación de la potencia de la señal recibida, con la potencia del clutter recibido que puede ser interpretada como la potencia reflejada por “scatters” superficiales de área y volumen. Las ecuaciones resultantes son:

$$\begin{aligned} SCR &= \frac{\sigma}{R^2 \eta \Delta R \theta_3 \phi_3} (\text{volume clutter}) \\ &= \frac{\sigma \sin \delta}{R^2 \phi_3 \theta_3 \sigma^0} (\text{area clutter}) \end{aligned}$$

Ecuación 3. 8

En cada caso, los parámetros del sistema como la potencia transmitida y la ganancia de la antena se cancelan. Esto ocurre porque tanto las señales de clutter y las de objetivo son ecos de pulsos de radar; incrementando la potencia o la ganancia de la antena, incrementa la fuerza de ambos tipos de ecos.

3.7. Correlación temporal y espacial del clutter.

La correlación temporal del clutter es inducida por movimientos internos en él, como hojas moviéndose en el viento sobre los árboles u ondas sobre la superficie del mar, y por cambios en la geometría del objetivo del radar. Varios investigadores han descrito experimentalmente las características de los ecos de clutter debido al movimiento interno. Por ejemplo, un modelo sugiere para estimar el espectro de potencia del RCS de árboles foliados o la lluvia se debe usar un espectro cúbico (Currie, 1987):

$$S_{\sigma} = \frac{A}{1 + (F/F_c)^3}$$

Ecuación 3. 9

La frecuencia de corte F_c es una función de la longitud de onda y/o la velocidad del viento (para los árboles) o la tasa de lluvia. Algunos valores de muestras tomadas son dados en la siguiente tabla.

Objetivo	Frecuencia del radar, GHz		
	10	35	95
Lluvia, 5 mm/hr	35	80	140
Lluvia, 100 mm/hr	70	120	500
Arboles, 6-15 mph	9	21	35

Tabla 3. 1

Otro modelo frecuentemente usado para modelar el espectro de potencia genérico es el Gaussiano expresado por

$$S_{\sigma}(F) = A \exp \left[-\alpha \left(\frac{F}{F_0} \right)^2 \right]$$

Ecuación 3. 10

El modelo Gaussiano es comúnmente usado en radares climatológicos y es la base para la técnica de estimación de velocidad Doppler.

3.8. Modelo de Ruido y Relación Señal-Ruido (SNR)

Las señales de eco recibidas de objetivos o de clutter inevitablemente compiten con el ruido. Hay dos fuentes de ruido: el recibido en la antena de fuentes eternas, y el generado en el propio receptor del radar.

El ruido externo depende fuertemente de la dirección a la cual apunta la antena del radar. El principal contribuidor es el sol. Si la antena es direccionada hacia el cielo nocturno y no hay interferencia de fuentes de microondas, la principal fuente es ruido galáctico (también llamado cósmico). Las fuentes de ruido interno incluyen ruido térmico, *thermalnoise* (también llamado ruido Johnson) debido a las pérdidas óhmicas, ruido de emisión, *shotnoise*, debido a la naturaleza cuántica de la corriente eléctrica, y ruido de destello, *flickernoise*, debido a los efectos de fuga superficial en los dispositivos conductores y semiconductores (Carlson, 1976).

Entre todas estas fuentes, el ruido térmico es normalmente el dominante. Las teorías de estadística y mecánica cuántica dictan que el voltaje del ruido térmico en un circuito electrónico es un proceso aleatorio Gaussiano (Curlander y McDonough, 1991). La energía media del proceso aleatorio es $kT/2$ joules, donde T es la temperatura de la fuente de ruido en grados Kelvin (temperatura absoluta) y $k = 1.38 * 10^{-23} J/K$ es la constante de Boltzmann. El espectro de potencia $S_n(F)$ del ruido térmico es

$$S_n(F) = \frac{hF}{\exp(hF/kT) - 1} \quad W/Hz$$

Ecuación 3. 11

Donde $h = 6.6254x10^{-34} J/s$ es la constante de Planck. Si $hF/kT \ll 1$, la ecuación anterior se reduce al espectro de ruido blanco

$$S_n(F) = kT \quad W/Hz$$

Ecuación 3. 12

En un *receptor coherente*, el ruido presente en la entrada y la salida del sistema contribuye al ruido en ambos canales, tanto I como Q después de la demodulación de cuadratura. Es fácil observar que los dos canales poseen ruido con una distribución Gaussiana de media cero con igual potencia. Por lo tanto la densidad del espectro del ruido es kTW/Hz , y el espectro de potencia en cada canal será $kT/2$. Además, si el espectro de potencia de la entrada es ruido blanco, entonces los ruidos en I y Q son procesos no correlacionados y su espectro de potencia también es blanco, por lo cual se puede afirmar que también son independientes. Finalmente dadas las condiciones anteriores, la magnitud de la señal compleja $I + jQ$ tiene una distribución de Rayleigh, la magnitud cuadrada está exponencialmente distribuida y el ángulo de fase $\tan^{-1}(Q/I)$ está uniformemente distribuida sobre $[0, 2\pi]$.

Los receptores de radar, no tienen un ancho de banda infinito. El ancho de banda de varios de sus componentes es variante, pero el más angosto es generalmente aproximado al ancho de banda del pulso transmitido. Si el receptor contiene algún componente de un ancho de banda menor, la energía de la señal será perdida, reduciendo la sensibilidad. Si algún componente posee un ancho de banda mayor que el pulso, la señal tendrá que competir contra más ruido que el necesario, reduciendo de esta forma nuevamente la sensibilidad. Por lo tanto la respuesta en frecuencia del receptor puede ser aproximada como un filtro pasabanda centrado a la frecuencia de transmisión.

La densidad del espectro de potencia a la salida de alguna fuente de ruido o circuito puede ser descrita como el producto de la constante de Boltzmann y alguna temperatura equivalente T' , imitando la ecuación 3.12. La potencia de las fuentes de ruido es usualmente referida a la entrada del sistema, por ello la ganancia de la potencia G_s del sistema debe también ser tomada en cuenta. Esto significa, que si la densidad del espectro de potencia observado a la salida, es algún valor S_n , entonces una temperatura equivalente T' de la fuente de ruido es definida como

$$T' \triangleq \frac{S_n}{kG_s}$$

Ecuación 3. 13

Por tanto la potencia total del ruido se define como

$$N = kT' \beta_n G_s$$

Ecuación 3. 14

La potencia del ruido saliente completa a la salida del receptor es la cuantificación de interés. En un sistema de radar, los contribuyentes a este ruido incluyen al ruido externo, el ruido intrínseco $kT_0\beta_n$ térmico, y un ruido térmico adicional debido a las pérdidas en la estructura de la antena y los receptores no ideales. Cuando consideramos al sistema como un todo, es común expresar la salida total de potencia como la suma de la potencia que debería ser observada debido a la mínima densidad de ruido kT_0 a la entrada y el segundo término que cuenta para el ruido adicional debido a un sistema no ideal.

$$N = kT_0\beta_n G_s + kT_e\beta_n G_s$$

Ecuación 3. 15

En esta ecuación, G_s , es ahora la potencia de la ganancia del sistema completo del receptor, incluyendo los efectos de pérdidas en la antena. La temperatura equivalente T_e usada, cuenta como ruido por encima del mínimo teórico, llamado *temperatura efectiva* del sistema.

La descripción de la temperatura de la potencia del ruido es más útil para receptores de bajo ruido. Una descripción alternativa comúnmente usada en radares se basa en la idea de *imagen de ruido (noise figure)* F_n , la cual es la razón de la actual potencia del ruido a la salida del sistema, sobre la mínima potencia $kT_0\beta_n G_s$ (Skolnik, 1980). Así como con la temperatura del ruido, varias imágenes de ruido pueden ser definidas para incluir los efectos de solo el receptor, o de la antena entera y el sistema receptor. Aquí el término *imagen del ruido* usado sin cualificación significará la imagen del ruido del sistema completo del receptor, de la siguiente forma:

$$F_n = \frac{N}{kT_0\beta_n G_s}$$

Ecuación 3. 16

La ecuación anterior implica que el conocimiento del ancho de banda equivalente del ruido y la ganancia del receptor del sistema son suficientes para calcular la potencia de la salida del ruido usando $N = kT_0\beta_n F_n G_s$. Imágenes de ruido típicas para radares pueden ser tan bajas como 2 o 3 dB o más. Los rangos de temperatura efectiva correspondiente varían entre 170K hasta 2600K.

Anteriormente el término de ecuación de radar de rango fue aplicado. Estas expresiones describen la potencia recibida por el radar, dados varios sistemas y condiciones de propagación. Así como se verá en el siguiente capítulo, el rendimiento de detección de un radar dependo no solo de la potencia del receptor en sí, sino también del SNR en el punto de detección. Los resultados anteriores pueden ser usados para convertir las ecuaciones de potencia de rango a ecuaciones del SNR.

Para ilustrar, consideremos las ecuaciones antes descritas a la entrada del receptor. La potencia de la señal a la salida será $P_0 = G_s P_r$ dado que el ancho de banda de la señal es enteramente contenido dentro del ancho de banda del receptor B_n . De la última ecuación

descrita, la potencia del ruido a la salida es $N_0 = kT_0\beta_n F_n G_s$. Entonces la relación entre la señal y el ruido es:

$$X = \frac{P_0}{N_0}$$

Ecuación 3. 17

Esta última expresión brinda el SNR en términos de las características del transmisor y el receptor, el RCS, rango y los factores de pérdida.

3.9. Jamming

Jamming se refiere a la interferencia intencional dirigida hacia el sistema de radar desde un emisor hostil. Jamming es un ejemplo de *ataque electrónico (EA)*. Como se pudo notar anteriormente, el propósito de la mayoría de procesamientos de señal de radar es mejorar la relación de señal sobre la interferencia (SIR) de los datos antes de la prueba de detección. El propósito del jamming es exactamente lo opuesto, es reducir el SIR para que el desempeño de la detección de la señal hecha por el radar sea degradado.

La forma más básica de jamming es el jamming de ruido. Un emisor hostil dirige un ruido amplificado en forma de onda hacia el radar víctima, esencialmente incrementando el nivel del ruido en el receptor. Si el espectro de potencia del ruido llena enteramente el ancho de banda del receptor del radar, luego el ruido aparecerá como cualquier otro ruido blanco y será procesado y modelado de la misma manera. Formas más avanzadas de jamming de ruido usan varias amplitudes y modulaciones de frecuencia. En lugar de ruido, otras técnicas de jamming usan formas de onda designadas a imitar los ecos de los objetivos y engañar al radar en la detección y seguimiento de objetivos no existentes.

3.10. Modelos Espaciales.

En esta sección, se considerará las variaciones en la potencia del receptor o voltaje complejo, como una función de las dimensiones espaciales del rango y ángulo. Se verá que el voltaje complejo observado puede ser visto como la salida de un filtro lineal con la “verdadera” variación en reflectividad sobre el rango o ángulo como entrada.

Consideremos un pulso de radar estacionario. En el m-ésimo pulso este transmitirá una señal compleja equivalente.

$$\bar{x}(t; m) = \sqrt{P_t} x(t - t_m) \exp(j2\pi F_t t)$$

Ecuación 3. 18

En la ecuación anterior se representa la modulación del portador de la señal senoidal, incluyendo a tanto la amplitud como la modulación de fase, y t_m es el tiempo de transmisión del pulso m-ésimo. Asumiendo que $x(t)$ tiene amplitud unitaria, por lo tanto la amplitud de la señal transmitida es representada por el término $\sqrt{P_t}$.

Usaremos las ecuaciones anteriores y asumiendo que el eco devuelto es proveniente de un *scatter* espacial diferencial en las coordenadas (R, θ, φ) el voltaje total recibido es obtenido integrando las contribuciones diferenciales en el espacio:

$$y(\theta_m, \varphi_m, t - t_m; R, \theta, \varphi) = \int_{\varphi=-\pi/2}^{\pi/2} \int_{\theta=-\pi}^{\pi} \int_{R=0}^{\infty} dy(\theta_m, \varphi_m, t - t_m; R, \theta, \varphi)$$

$$= A_r \int_{\varphi=-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \int_{\theta=-\pi}^{\pi} \int_{R=0}^{\infty} \left\{ \frac{\exp \left[j \left(\frac{4\pi}{\lambda_t} \right) R \right]}{\sqrt{L_a(R)} R^2} \rho(R, \theta, \varphi) \right\} * \dots$$

$$[P(\theta - \theta_m, \varphi - \varphi_m) x(t'_m - \frac{2R}{c}) dR d\theta d\varphi]$$

Ecuación 3. 19

Una explicación detallada es dada en [1], página 101.

Definiremos ahora la *reflectividad efectiva* ρ' para incluir la modulación de amplitud debido al esparcimiento de la onda y las pérdidas atmosféricas, y también a la rotación de fase debido a las propagaciones en rango.

$$\rho'(R, \theta, \varphi) = \frac{\exp[j(4\pi/\lambda_t)R]}{R^2 \sqrt{L_a(R)}} \rho(R, \theta, \varphi)$$

Ecuación 3. 20

Aplicando las 2 últimas ecuaciones, la señal recibida es reconocida como una convolución en tres dimensiones de la reflectividad efectiva con un kernel de convolución, que comprende la potencia del comportamiento de la antena en las coordenadas de ángulo y la función de modulación de pulso en las coordenadas de rango. Específicamente de la siguiente forma:

$$y(\theta_m, \varphi_m, t'_m) = A_r \rho' \left(\frac{ct'_m}{2}, \theta_m, \varphi_m \right) *_{t'_m} *_{\theta_m} *_{\varphi_m} [P(-\theta_m, -\varphi_m) x(t'_m)]$$

Ecuación 3. 21

Donde los símbolos * denotan la convolución sobre las coordenadas indicadas. Ahora asumiremos que el comportamiento de la antena es simétrico en las dos coordenadas angulares. Formulando la ecuación en función de sus dependencias:

$$y(\theta, \varphi, R) = A_r \rho'(R, \theta, \varphi) *_{R} *_{\theta} *_{\varphi} \left[P(\theta, \varphi) x \left(\frac{2R}{c} \right) \right]$$

Ecuación 3. 22

Esta última ecuación es el resultado fundamental. Esto muestra que la onda transmitida y el comportamiento de la potencia de la antena actúan como filtros lineales en las coordenadas de rango y ángulo respectivamente.

3.11. Referencias.

1. *Fundamentals of Radar Signal Processing*, Mark A. Richards
2. *Target Detection by Marine radar*, John N. Briggs.

Capítulo 4

Fundamentos de Detección.

Como hemos notado en los capítulos anteriores, las funciones principales llevadas a cabo por un procesador de señal de radar son la detección y el seguimiento. En este documento nos centraremos en la detección. En los radares esto significa decidir si una medición dada por el radar es el resultado proveniente del eco de un objetivo o simplemente representa los efectos de la interferencia.

Las decisiones de detección pueden ser aplicadas a la señal presente en varias etapas del procesamiento de la señal, desde el preprocesamiento pesado de la señal cruda usando el espectro doppler o hasta usar las técnicas avanzadas de radares con emisores de disposición matricial. En el caso más simple, cada “bin” (dimensión de muestreo en rango) puede ser individualmente testado para decidir si un objetivo está presente en el rango correspondiente a ese “bin” o “pixel”. Desde este punto de vista el procesador del radar puede hacer cientos o en algunos casos millones de decisiones por segundo.

Se ha visto anteriormente que tanto la interferencia como los ecos de objetivos complejos son mejor descritos por modelos estadísticos de señal. Consecuentemente, el proceso de decidir si una medición representa o no la influencia de un objetivo o solo interferencia es un problema de prueba de hipótesis estadístico. En esta sección, veremos como una estrategia básica de decisión cubre el concepto de prueba de umbral o “*thresholdtesting*” como la lógica más común de detección en radares.

4.1. Detección en radares como prueba de hipótesis.

Para todas las mediciones del radar que son testeadas para la presencia de un objetivo, dos hipótesis pueden ser asumidas como ciertas:

- La medición es resultado solamente de interferencia.
- La medición es el resultado combinado de interferencia y ecos de un objetivo.

La primera hipótesis es denotada como “hipótesis nula” H_0 y la segunda como H_1 . La lógica de detección por consiguiente debe examinar cada medición de radar a ser probada y seleccionar una de las hipótesis como la mejor para esa medición. Si H_0 es la mejor hipótesis para una medición, el sistema declara que hay un objetivo presente.

Debido a que las señales son descritas estadísticamente, la decisión entre las dos hipótesis es también una aplicación de teoría de decisión estadística. Un acercamiento general sobre este problema es descrito en muchos textos como el de la referencial].

El análisis empieza con una descripción estadística de la *función de densidad de probabilidad (pdf)* que describe la medición que va a ser probada bajo cada una de las dos hipótesis. Si la muestra a ser testada es denotada con y , las siguientes dos pdfs son requeridas.

$p_y(y|H_0)$ =pdf de y dado que un objetivo no estaba presente.

$p_y(y|H_1)$ =pdf de y dado que un objetivo estaba presente.

Por lo tanto, parte del problema de detección es desarrollar modelos para estas dos pdfs. En realidad, el análisis de la eficiencia del radar es dependiente de la estimación de estas pdfs para el sistema y escenario que estén actuando. Muchas veces esto es tratado manipulando estas dos pdfs con el fin de obtener el comportamiento más favorable de detección.

Mas generalmente, la detección será basada en N muestras de data y , formando un vector columna \mathbf{y} .

$$\mathbf{y} \triangleq [y_0 \dots y_{N-1}]$$

Asumiendo que ambas pdfs son exitosamente modeladas, las siguientes probabilidades de interés pueden ser definidas.

- *Probabilidad de Detección P_D* : La probabilidad que un objetivo sea declarado como tal cuando en realidad hay un objetivo presente.
- *Probabilidad de Falsa Alarma P_{FA}* : La probabilidad que un objetivo sea declarado como tal cuando en realidad no hay un objetivo presente.
- *Probabilidad de Fallo P_M* : La probabilidad que un objetivo no sea declarado cuando en realidad hay un objetivo presente.

Se puede notar que la probabilidad de fallo y la probabilidad de detección están relacionadas, por lo tanto las dos primeras serán suficientes para especificar todas las probabilidades de interés. Debe tenerse en cuenta que debido a que el problema es estadístico, debe existir una probabilidad finita que la decisión esté equivocada.

4.1.1 La regla de detección de Neyman-Pearson.

El siguiente paso en la el proceso de decisión, es decidir que regla regirá el criterio de detección para una elección óptima entre ambas hipótesis. Este campo es ampliamente rico, siendo los criterios de optimización bayesianos los más investigados. En radares, es más común usar un caso especial del criterio de Bayes llamado *Criterio de Neyman-Pearson*. Bajo este criterio, el proceso de decisión es diseñado para maximizar la probabilidad de detección bajo el concepto que la probabilidad de falsa alarma no exceda un valor constante. Más adelante será visto que en el diseño de un sistema de detección, aumentar la probabilidad de detección aumenta inevitable la probabilidad de falsa alarma.

Es por esto que en el proceso de diseño del sistema, tiene que fijarse qué relación de falsas alarmas va a ser tolerado, y esto depende del tipo de sistema que se diseñe, ya que esto puede implicar realizar el seguimiento o *trackeo* de un objetivo inexistente o inclusive el disparo de un arma. Recalcando en el hecho que miles o millones de decisiones son hechas por el procesador en segundos, los valores de probabilidad de falsa alarma deben mantenerse bajos.

Cada vector de valores de datos medidos y puede ser considerados como un punto *N-dimensional* en el espacio. Para tener una regla de decisión completa, cada punto en ese espacio debe ser asignado con cada una de las dos posibles decisiones. Luego, cuando el radar mida un conjunto de valores de medición particular, el sistema declarará si el sistema está presente o está ausente, basado en la preasignación de los valores de la hipótesis H_1 o H_0 y el valor actual adquirido. Como puede verse este es el principio del filtro de Bayes, que parte de un valor estimado y lo fusiona con un valor medido por el sistema para brindar la decisión de mayor confiabilidad, ya que este criterio es un caso especial de él.

Denotemos el conjunto de todas las observaciones y para los cuales H_1 será elegido como la región R_1 , y no es necesariamente una región conectada. Ahora podemos escribir expresiones generales para las probabilidades de detección y falsa alarma como integrales de los conjuntos de pdfs sobre la región R_1 en un espacio *N-dimensional*.

$$P_D = \int_{R_1} p_y(y|H_1)dy$$

Ecuación 4. 1

$$P_{FA} = \int_{R_1} p_y(y|H_0)dy$$

Ecuación 4. 2

Debido a que las ecuaciones anteriores solo pueden tener valores no negativos, esto comprueba el hecho expresado anteriormente que los valores de PD y PFA se elevan o caen juntos. Debido a que si la región R_1 aumenta o crece gracias al aumento de observaciones que caen en la región, de igual forma lo harán las integrales sobre ella. Esto quiere decir nuevamente que un aumento o disminución de los valores de la probabilidad de detección, tendrán una repercusión similar sobre la probabilidad de falsa alarma. En teoría el objetivo es conseguir puntos que al entrar en la región R_1 , contribuyan de manera mayor a la distribución de probabilidad H_1 que a la de H_0 , y cuanto más disjuntas estén estas distribuciones más fácil será encontrar el balance entre la probabilidad de detección y la probabilidad de falsa alarma deseados.

4.1.2 Prueba de razón de verosimilitud.

El criterio de Neyman-Pearson es motivado por el objetivo de obtener el mejor desempeño de detección posible mientras se garantiza que la probabilidad de falsa alarma no excederá un umbral específico. Entonces la regla decisión de Neyman-Pearson es de la siguiente forma:

Elegir R_1 de tal forma que P_D es maximizada, y que $P_{FA} \leq \alpha$

Donde α es la máxima probabilidad de falsa alarma permisible. Este problema de optimización es resuelto usando los multiplicadores de Lagrange, construyendo la función

$$F \equiv P_D + \lambda(P_{FA} - \alpha)$$

Para encontrar la solución óptima, debemos maximizar F y encontrar un valor de lambda que satisfaga el criterio $P_{FA} = \alpha$. Substituyendo

$$\begin{aligned} F &= \int_{R_1} p_y(y|H_1)dy + \lambda \left(\int_{R_1} p_y(y|H_0)dy - \alpha \right) \\ &= -\lambda \alpha + \int_{R_1} [p_y(y|H_1) + \lambda p_y(y|H_0)]dy \end{aligned}$$

Ecuación 4.3

Como puede verse, en este caso la variable de diseño es la elección de la región R1. El primer término en la ecuación anterior no depende de R1, por lo tanto F es maximizada, maximizando el valor de la integral sobre R1. Debido a que el valor de lambda puede ser negativo o positivo, la integral puede ser positiva o negativa de la misma forma, dependiendo de los valores de lambda y de las relaciones de probabilidad. Por lo tanto la integral es maximizada, incluyendo en R1 todos los puntos y solo aquellos en el espacio N-dimensional donde $p_y(y|H_1) + \lambda p_y(y|H_0) > 0$. Lo cual nos lleva directamente a la regla de decisión

$$\frac{p_y(y|H_1)}{p_y(y|H_0)} \underset{<H_0}{>H_1} - \lambda$$

Esta ecuación es conocida como la *Prueba de Razón de Verosimilitud o Likelihood Ratio Test (LRT)*. Aunque es derivado desde un punto de vista determinístico, de hallar qué valores de y deben ser asignados a la región de decisión R1; en realidad esto nos permite saltarnos la explícita determinación de R1 y nos da una regla para una elección óptima bajo el criterio de Neyman-Pearson, para ver si un objetivo está presente o no, basándonos directamente en los datos observados y y un umbral $-\lambda$. Esta ecuación establece que la razón de ambas pdfs, cada una evaluada para un conjunto de datos en particular y, debe ser comparada con un umbral. Si la razón de verosimilitud excede el umbral, se elige la hipótesis H_1 , que quiere decir que hay un objetivo presente, en caso contrario se elegirá la hipótesis H_0 , que establece que no hay un objetivo presente, mientras no se excedan los valores dados de probabilidad de falsa alarma. Debe notarse que los modelos de probabilidad de detección y de falsa alarma son requeridos para poder llevar a cabo el LRT.

El LRT se encuentra en todas partes, en la teoría de detección y pruebas de hipótesis estadísticas, tanto así como la transformada de Fourier en el filtrado y análisis de señales. Como una forma conveniente y común expresaremos el LRT en la siguiente notación

$$\Delta(y) \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} \eta$$

Ecuación 4. 4

Siendo $\Delta(y) = \frac{p_y(y|H_1)}{p_y(y|H_0)}$ y $\eta = -\lambda$.

Debido a que la decisión depende solo del hecho que si LRT excede el umbral o no, cualquier operación incremento monótono puede ser realizado en ambos lados sin afectar los valores de los datos observados que causen que se exceda el umbral, sin alterar el desempeño. Muchas veces para simplificar la carga computacional se opera el logaritmo natural a ambos lados obteniendo un LRT de la siguiente forma

$$\ln \Delta(y) \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} \ln \eta$$

Ecuación 4. 5

Para hacer el procedimiento más claro, consideremos tal vez el ejemplo más simple, detección en la presencia o ausencia de un constante en un ruido gaussiano con media en cero de varianza β^2 . Ahora \mathbf{w} será un vector de variables aleatorias independientes gaussianas de media cero. Cuando la constante esté ausente (H_0) el vector de datos será $\mathbf{y}=\mathbf{w}$, siguiendo una distribución N -dimensional normal con una matriz de covarianza identidad. Cuando la constante esté presente (H_1), $y = m + w = m1_N + w$ y la distribución será simplemente desplazada a un punto diferente de cero.

$$\begin{aligned} H_0: y &\sim N(0_N, \beta^2 I_N) \\ H_1: y &\sim N(m1_N, \beta^2 I_N) \end{aligned}$$

Donde $m > 0$ y 0_N , 1_N e I_N , son matrices de N ceros, N unos y la matriz identidad de orden N respectivamente. Entonces el modelo requerido es de la siguiente forma

$$p(y|H_0) = \prod_{n=0}^{N-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi\beta^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{y_n}{\beta}\right)^2\right\}$$

Ecuación 4. 6

$$p(y|H_1) = \prod_{n=0}^{N-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi\beta^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{y_n - m}{\beta}\right)^2\right\}$$

Ecuación 4. 7

De esta forma la razón de verosimilitud logarítmica, puede ser computada de la siguiente forma

$$\ln \Delta(y) = \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ -\frac{1}{2}\left(\frac{y_n - m}{\beta}\right)^2 + \frac{1}{2}\left(\frac{y_n}{\beta}\right)^2 \right\}$$

Ecuación 4. 8

Substituyendo esta ecuación en ecuaciones anteriores.

$$\sum_{n=0}^{N-1} y_n \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} \frac{\beta^2}{m} \ln(-\lambda) + \frac{Nm}{2}$$

Ecuación 4. 9

Debe notarse que los elementos de la mano derecha de la ecuación son solo constantes, por lo tanto aún no son conocidas. Esta ecuación especifica que los datos disponibles son integrados (sumados) y este resultado es comparado con un umbral. Esta

integración es un ejemplo de cómo el LRT especifica el procesamiento de los datos para ser comparados con el umbral. Nótese también que en esta ecuación no se hace un análisis de las distribuciones de probabilidad, teniendo solo que determinar exactamente cuál es la región R_1 .

El término $\sum y_n$ es llamado *estadística suficiente* (*sufficient statistic*) para este problema, y es denotado por $\gamma(\mathbf{y})$. Esto implica que si conocemos esta variable, esta será suficiente para poder tener el conocimiento requerido para describir el comportamiento de los datos actuales \mathbf{y} . En particular el criterio de decisión puede ser escrito de la siguiente forma

$$\gamma(\mathbf{y}) \begin{matrix} >_{H_1} \\ \hline <_{H_0} \end{matrix} T$$

Ecuación 4. 10

Los procedimientos para verificar que una estadística es suficiente son dados por *Kay[1]* así como en el Teorema de Factorización de Neyman-Fisher.

El valor específico del umbral $\eta = -\lambda$ que asegurará que $P_{FA} = \alpha$ aun no ha sido encontrado. La expresión original para P_{FA} requiere la distribución de probabilidad N -dimensional de \mathbf{y} y una definición explícita de la región R_1 , que hasta ahora solo ha sido definida explícitamente como los puntos en el N -espacio para el cual el LRT excede el aún desconocido umbral. Debido a que estas son funciones de datos aleatorios \mathbf{y} , Δ y γ también son variables aleatorias y por lo tanto tendrán su propia función de densidad de probabilidad (pdf). Debido a la similitud de la *estadística suficiente* y el logLRT en este problema, solo Δ y γ necesitan ser consideradas. Una alternativa es expresar P_{FA} en función de Δ y γ , y luego resolver estas expresiones para η o lo que también se puede denominar como umbral T . Las expresiones requeridas son:

$$P_{FA} = \int_{\eta=-\lambda}^{+\infty} p_{\Delta}(\Delta|H_0)d\Delta = \alpha$$

$$P_{FA} = \int_T^{+\infty} p_{\gamma}(\gamma|H_0)d\gamma = \alpha$$

Ecuación 4. 11

Como puede esperarse el resultado depende solo de la *pdf* del LRT o de la “*estadística suficiente*” cuando un objetivo no está presente. Dado un modelo específico de *pdf*, un valor puede ser calculado para η .

Para ilustrar estos resultados, continuemos con el ejemplo de “*Constante en ruido Gaussiano*” encontrando un umbral y luego evaluando su desempeño trabajando con la “*estadística suficiente*”. En este caso, $\gamma(\mathbf{y})$ es la suma de los datos individuales de las muestras y_n . Bajo la hipótesis H_0 (sin objetivo presente), las muestras son *independientes e idénticamente distribuidas* (*i.i.d.*) $N(0, \sigma^2)$. Por lo tanto $\gamma \sim N(0, N\beta^2)$. Una falsa alarma ocurre siempre que $\gamma > T$, entonces

$$\begin{aligned}\alpha = P_{FA} &= \int_T^{\infty} p_Y(\gamma|H_0) d\gamma \\ &= \int_T^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi N\beta^2}} e^{-\frac{\gamma^2}{2N\beta^2}} d\gamma\end{aligned}$$

Ecuación 4. 12

La última ecuación es la integral de una distribución de Gauss, por lo tanto la función error aparecerá en la solución. La definición de la función error es de la siguiente forma

$$\operatorname{erf}(x) \equiv \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2} dt = 1 - \operatorname{erf}(x)$$

El concepto de la función error es generalmente usado para encontrar la probabilidad que los valores de x se encuentren dentro de ciertos límites. En nuestro caso en particular usaremos el concepto inverso, usando la definición de error inverso $\operatorname{erf}^{-1}(z)$, para que de esta forma al definir los límites de x y su probabilidad podamos definir los valores que este debe asumir para que ello se cumpla.

Con el cambio de variables $t = \frac{\gamma}{\sqrt{2N\beta^2}}$ la ecuación anterior puede ser rescrita

$$\begin{aligned}\alpha = P_{FA} &= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_{T/\sqrt{2N\beta^2}}^{+\infty} e^{-t^2} dt \\ &= \frac{1}{2} \left[1 - \operatorname{erf} \left(\frac{T}{\sqrt{2N\beta^2}} \right) \right]\end{aligned}$$

Ecuación 4. 13

Resolviendo mediante la solución tabulada podemos obtener el umbral.

$$T = \sqrt{2N\beta^2} \operatorname{erf}^{-1}(1 - 2P_{FA})$$

Ecuación 4. 14

Estas ecuaciones muestran la forma de poder procesar P_{FA} dado el valor del umbral T y viceversa. De esta forma tenemos toda la información para poder realizar el LRT en su forma de “estadística suficiente”. $\gamma(\mathbf{y})$ es la suma de los datos de las muestras, mientras que el umbral puede ser procesado del número de N muestras, la varianza β^2 del ruido es asumido como conocido y la probabilidad de falsa alarma deseada P_{FA} .

El desempeño de este detector es evaluado construyendo una curva de “Característica de un receptor operativo” (ROC por sus siglas en inglés). Existen 4 variables interrelacionadas de interés: P_D , P_{FA} , la potencia del ruido β^2 , y la constante m cuya presencia va a ser detectada. Las dos últimas son características de las señales dadas, mientras que P_{FA} es generalmente fijada como parte de las especificaciones del sistema a un nivel que sea tolerable dependiendo del tipo de aplicación. Por lo tanto es necesario solamente determinar P_D . El enfoque es el mismo usado para determinar P_{FA} : determinar la

función de densidad de probabilidad de la “estadística suficiente” γ bajo la hipótesis H_0 e integrar el área desde el umbral hasta $+\infty$.

Debemos notar que la única diferencia bajo la hipótesis H_1 es que las muestras individuales y_n ahora tienen una media m por lo tanto la suma γ ahora tiene una media Nm . Por lo tanto $\gamma(y) \sim N(Nm, N\beta^2)$ y

$$P_D = \int_T^{\infty} p_{\gamma}(\gamma|H_1) d\gamma$$

$$= \int_T^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi N\beta^2}} e^{-\frac{(\gamma-Nm)^2}{2N\beta^2}} d\gamma$$

Ecuación 4. 15

Aplicando una vez la definición de función error en la ecuación y la expresión hallada anteriormente para el umbral T

$$P_D = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left\{ \operatorname{erfc}^{-1}(2P_{FA}) - \frac{\sqrt{Nm}}{\sqrt{2\beta^2}} \right\}$$

Ecuación 4. 16

La figura 4.1 muestra como la probabilidad de detección y de falsa alarma se deducen de la forma de las pdf's bajo ambas hipótesis y como sus valores dependen de la relación que hay entre ellas. La curva más a la izquierda tiene una media de cero mientras que la otra tiene una media igual a uno, ambas con una desviación igual a uno.

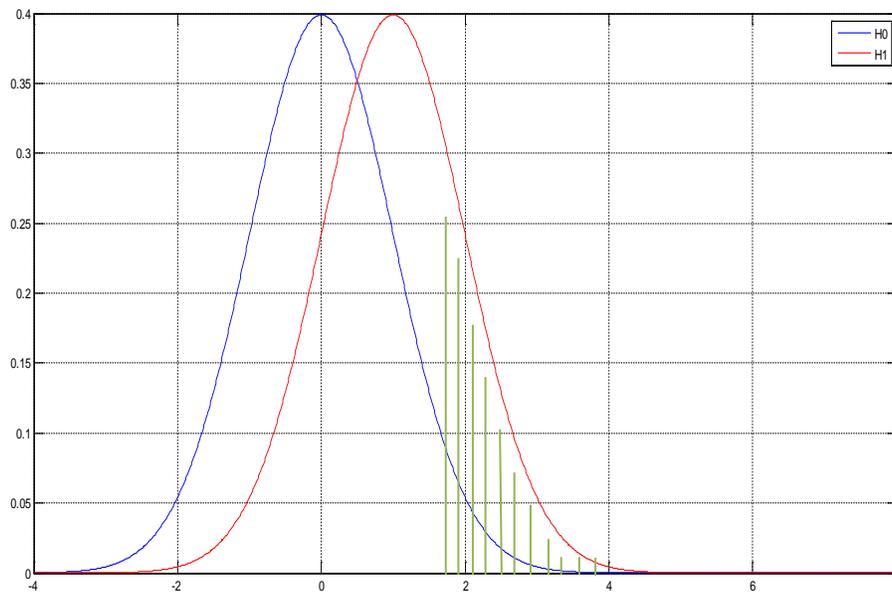


Figura 4. 1

Las áreas sombreadas debajo de la curva más a la izquierda y la de la derecha corresponden a P_D y P_{FA} respectivamente. Podemos observar que el área sombreada depende del valor elegido para “T”. El diseño del receptor por lo tanto consiste en ajustar la posición del umbral hasta que el área debajo de la curva azul corresponda al valor

designado para P_F . Esta gráfica una vez muestra que P_D y P_{FA} deben crecer o disminuir juntas dependiendo del valor del umbral T . La combinación lograda de P_D y P_{FA} es determinada por el grado en el cual se superponga una gráfica sobre la otra.

La figura 4.2 muestra la ROC para este problema, con el parámetro SNR incluido. En esta figura podemos notar muchas características de importancia. Por ejemplo $P_D = P_{FA}$ cuando $\chi = 0$, (lo cual implica $m = 0$). Esto es esperado ya que en ese caso la *pdf* de $\gamma(\mathbf{y})$ es la misma bajo ambas hipótesis. Para un valor dado de P_{FA} y $\chi > 0$, P_D aumenta de la mano con el valor de SNR.

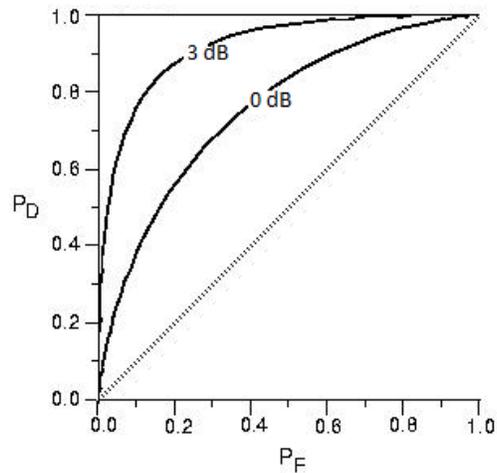


Figura 4.2

Si la combinación de P_D y P_{FA} no alcanza las especificaciones de rendimiento se puede tener en cuenta dos recomendaciones.

- Para una relación de P_D y P_{FA} dada, esta puede aumentarse, alejando las curvas cuando un objetivo está presente. Esto quiere decir que la presencia de un objetivo debe causar un desplazamiento mayor de la distribución de la estadística suficiente. También sabemos que el valor de m es proporcional al SNR, por lo tanto para mejorar la relación de detección y falsa alarma, es necesario incrementar el valor de la relación entre señal y ruido.

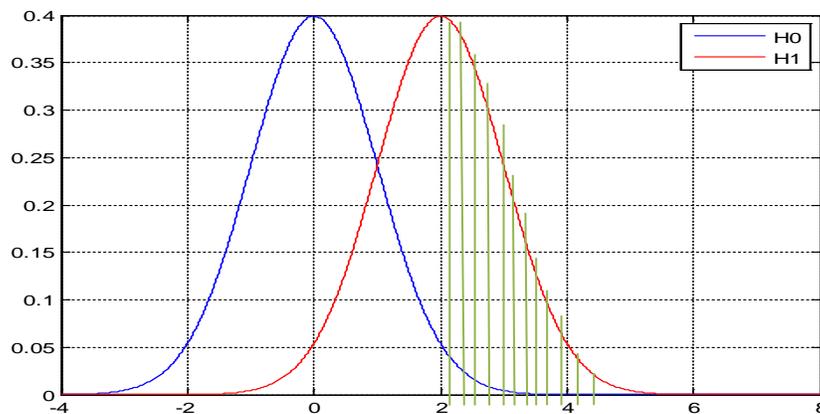


Figura 4.3

- La otra opción para mejorar el rendimiento es reducir la superposición entre las pdf's, reduciendo sus varianzas. Al reducir la potencia del ruido β^2 , esto reducirá la varianza de ambas pdf's.

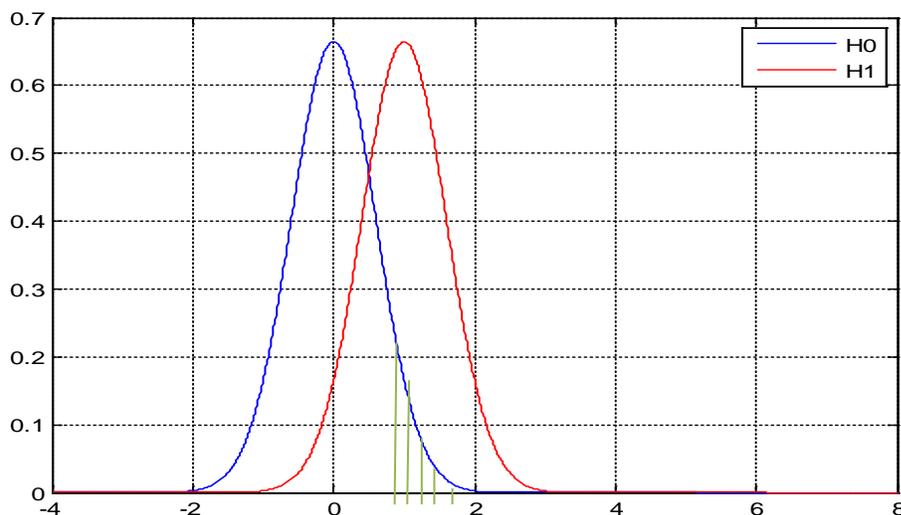


Figura 4.4

4.2. Detección de Umbral para Señales de Radar.

Los criterios anteriores pueden ser ahora usados en escenarios reales. Debemos entender que para poder alcanzar ciertas condiciones como un valor de P_{FA} determinado, tenemos que definir igualmente un valor de umbral T adecuado.

4.2.1 Integración coherente no coherente y binaria.

La habilidad para detectar objetivos es inhibida por la presencia de ruido y clutter. Ambos son modelados como procesos aleatorios; el ruido al no mantener correlación entre muestra y muestra, el clutter es parcialmente correlacionado entre muestra y muestra. El objetivo es modelado tanto como no fluctuante, o como un proceso aleatorio completamente correlacionado, parcialmente correlacionado o no correlacionado entre muestra y muestra.

El parámetro de relación entre señal e interferencia (SignaltoInterference Ratio) y por tanto el rendimiento de la detección son algunas veces mejorados integrando múltiples muestras de objetivo e interferencia, motivado por la idea que la interferencia puede ser calculada como promedio al agregar múltiples muestras. Por lo tanto la detección será basada en N muestras de objetivo+interferencia. Debe tenerse en cuenta que para integrar muestras, estas deben representar el mismo rango.

La integración puede ser aplicada a los datos en tres diferentes etapas en la cadena de procesamiento.

1. Después de la demodulación coherente a las bandas base de valores complejos. Combinar muestras de datos complejos hace referencia a *integración coherente*.

2. Después de la detección de la envolvente. Combinar la magnitud de las muestras luego de que la información de *fase* halla sido descartada hace referencia a *integración no coherente*.
3. Después de la detección de umbral, en la etapa de decisión entre objetivo presente o ausente. Esta técnica es llamada *integración binaria*.

Muchos sistemas usan por lo menos una técnica de integración, y una combinación de integración coherente o no coherente junto con una posterior integración binaria también es bastante común en estos sistemas de detección. El mayor costo de la integración es el tiempo y energía requeridos para obtener múltiples muestras del mismo rango; este tiempo no puede ser usado buscando objetivos por todas partes, o “*trackeando*” objetivos ya conocidos, o imaginando erróneamente regiones de interés.

La integración coherente me permite aumentar el valor de mi SNR proporcionalmente al número de muestras integradas. Es decir si la integración es realizada con N muestras la *ganancia de integración* es igual a N . Por lo tanto no es necesario resultados especiales para poder analizar el caso de la integración coherente, simplemente se usan los resultados de la detección simple y los modelos de interferencia son realizados con un valor de SNR igual a $N\chi$.

En el caso de integración no coherente es más complicada, y será necesario determinar la función de densidad de probabilidad actual de la variable integrada. La integración binaria toma lugar luego de que la decisión de detección inicial ha comenzado. Esta decisión inicial puede estar basada en una muestra simple o puede hacerlo de los datos coherentemente o no coherentemente integrados. Debido a las dos opciones luego del proceso de decisión, esta integración es llamada binaria. Múltiples decisiones binarias pueden ser combinadas en unadecisión “ M de N ”lógica con la intención de mejorar el rendimiento de la detección.

4.3.2 Objetivos no fluctuantes.

Ahora consideremos la detección basada en integración no coherente de N muestras de un objetivo no fluctuante (este caso también es llamado “Swerling 0” o “Swerling 5”) en ruido blanco Gaussiano. La componente de amplitud y la fase absoluta del objetivo son desconocidas. Por lo tanto, una muestra individual de datos y_n es la suma de una constante compleja $m = \tilde{m}\exp(j\theta)$ con una amplitud real \tilde{m} y una fase θ , y una muestra ruido Gaussiano w_n de potencia $\beta^2/2$.

Bajo la hipótesis H_0 el objetivo está ausente y $y_n = w_n$. En este caso también definimos la siguiente variable.

$$z = \sum_{n=0}^{N-1} |y_n|^2$$

Por lo tanto la pdf de $z_n = |y_n|$ es la función de Rayleigh. Y bajo la hipótesis H_1 , z_n sigue la densidad de voltaje de Rician.

Las fórmulas de las distribuciones y los cálculos correspondientes a los resultados siguientes se pueden encontrar en [1]. Estas no serán incluidas debido a que el rigor matemático de las mismas escapa del propósito de este trabajo.

Estas consideraciones son aplicadas para hallar el valor del umbral.

$$\sum_{n=0}^{N-1} \frac{\tilde{m}^2 z_n^2}{\beta^4} \langle \rangle_{H_0}^{H_1} T$$

Ecuación 4. 17

Combinando todas las constantes en el umbral, nos da la regla final de integración no coherente.

$$z = \sum_{n=0}^{N-1} z_n^2 \langle \rangle_{H_0}^{H_1} \frac{\beta^4 T}{\tilde{m}^2} = T'$$

Ecuación 4. 18

Haciendo algunas simplificaciones [2]y asumiendo un número de muestras N igual a 1 llegamos a la siguiente expresión.

$$P_{FA} = e^{-t}$$

Ecuación 4. 19

$$T = -\ln P_{FA}$$

Ecuación 4. 20

Esta ecuación puede ser usada para determinar la probabilidad de falsa alarma para un umbral T dado, o más común para determinar el valor requerido de T para un valor de P_{FA} deseado.

Usando las mismas consideraciones podemos obtener el valor de la probabilidad de detección.

$$P_D = \int_T^\infty \left(\frac{z'}{N\chi} \right)^{\frac{N-1}{2}} e^{-z-N\chi} I_{N-1}(2\sqrt{N\chi z'}) dz'$$

Ecuación 4. 21

4.2.3 Ecuaciones de Albersheim

El resultado de rendimiento para el caso de objetivos no fluctuantes en ruido complejo Gaussiano son dadas por las ecuaciones expresadas en nuestro apartado anterior. Mientras que estas fórmulas son relativamente fáciles de implementar en programas actuales como MATLAB, estas ecuaciones no permiten un cálculo manual de las mismas. Afortunadamente, existen soluciones simplificadas para calcular los valores de P_D , P_{FA} y SNR χ que pueden ser realizadas sin exigir software de procesamientos de datos sofisticados. Estas expresiones son conocidas como las ecuaciones de Albersheim.

Las ecuaciones de Albersheim son una aproximación a los resultados de *Robertson*(1967) para calcular el valor de SNR requerido para obtener un valor de P_D y P_{FA} . Estas ecuaciones son validas bajo las siguientes consideraciones.

- Objetivos no fluctuantes en ruido Gaussiano.
- Detector Lineal.

- Integración no coherente de N muestras
La estimación es dada por los siguientes cálculos.

$$A = \ln\left(\frac{0.62}{P_{FA}}\right)$$

Ecuación 4. 22

$$B = \ln\left(\frac{P_D}{1 - P_D}\right)$$

Ecuación 4. 23

$$\chi_1 = -5\log_{10}N + \left[6.2 + \left(\frac{4.54}{\sqrt{N + 0.44}}\right)\right] * \log_{10}(A + 0.12AB + 1.7B) dB$$

Ecuación 4. 24

El error en la estimación es menor que 0.2 dB para $10^{-7} < P_{FA} < 10^{-3}$, $0.1 < P_D < 0.9$ y $1 < N < 8096$. Para el caso especial de $N=1$.

$$A = \ln\left(\frac{0.62}{P_{FA}}\right)$$

Ecuación 4. 25

$$B = \ln\left(\frac{P_D}{1 - P_D}\right)$$

Ecuación 4. 26

$$\chi_1 = 10\log_{10}(A + 0.12AB + 1.7B) dB$$

Ecuación 4. 27

Los cálculos para objetivos no fluctuantes escapan de la intención de este trabajo pero existe información al respecto en las referencias al final del capítulo [3]

4.3. Detección Binaria

Toda integración coherente o no coherente es seguida finalmente por la comparación de los datos integrados con un umbral. El resultados es una elección entre dos hipótesis, “objetivo presente” u “objetivo ausente”, por lo tanto el resultado es binaria en el sentido que toma una de dos posibles opciones. Si el proceso completo de detección es repetido N veces para un rango dado, N decisiones binarias están disponibles. Cada decisión de un “objetivo presente” tendrá una probabilidad P_D de ser correcta, y una probabilidad P_{FA} de ser incorrecta. Para mejorar la confiabilidad de la decisión de detección, la regla de decisión puede necesitar que un objetivo sea detectado sobre algún número M de N decisiones antes de que sea finalmente aceptado como un objetivo válido. Este proceso es llamado integración binaria, “M de N” detecciones, o *coincidencias de detección*.

Para analizar la integración binaria, empecemos asumiendo un objetivo no fluctuante, con lo cual la probabilidad de detección P_D es la misma para cada N pruebas de validación con el umbral. Luego la probabilidad de no detectar un objetivo en un intento es igual a $1 - P_D$. Si hay N intentos independientes, la probabilidad de perder un objetivo en todos los N intentos es igual a $(1 - P_D)^N$. Por lo tanto, la probabilidad de detección de un objetivo en por lo menos uno de N intentos, denominado como la *probabilidad acumulativa* P_{CD} es

$$P_{CD} = 1 - (1 - P_D)^N$$

Ecuación 4. 28

Haciendo un cálculo rápido vemos que por ejemplo para lograr una *probabilidad acumulativa* igual a 0.99 con N intentos solo necesitamos una probabilidad de detección igual a 0.045. En otras palabras la regla “1 de N” incrementa la probabilidad efectiva de detección.

El problema con esta regla es que también se aplica para la probabilidad de falsa alarma. La probabilidad de al menos una falsa alarma en N intentos es la probabilidad acumulativa de falsa alarma, P_{CFA}

$$P_{CFA} = 1 - (1 - P_{FA})^N$$

Ecuación 4. 29

Asumiendo que la probabilidad de falsa alarma es mucho menor a uno podemos aproximar esta expresión de la siguiente manera, usando expansión de series binomiales.

$$P_{CFA} = 1 - (1 - N * P_{FA}) = N * P_{FA}$$

Ecuación 4. 30

Esta ecuación muestra que la regla “1 de N” incrementa la probabilidad de falsa alarma de manera proporcional al número de intentos.

Una regla de integración binaria que reduzca el valor de probabilidad de detección requerida pero que aumente la probabilidad de falsa alarma no está acorde a lo que se requiere para mejorar las relaciones entre SNR, P_D y P_{FA} .

Otra regla de integración binaria es considerar “M de N” intentos que provee mejores resultados. Consideremos la probabilidad acumulativa P_C de M aciertos en N intentos, cuando la probabilidad de acierto en un solo intentos es p ; entonces

$$P_C = \sum_{r=M}^N \frac{N!}{(N-r)! r!} p^r (1-p)^{N-r}$$

Ecuación 4. 31

Esta ecuación puede ser igualmente aplicada para la probabilidad acumulativa de falsa alarma, cambiando p por P_{FA} y a la probabilidad de detección cambiando p por P_D . Asumiendo el caso de la regla “2 de 4” y aplicándolo a la fórmula anterior.

$$\begin{aligned} P_C &= \sum_{r=2}^4 \frac{24}{(4-r)! r!} p^r (1-p)^{4-r} \\ &= 6p^2(1-p)^2 + 4p^3(1-p) + p^4 \end{aligned}$$

Ecuación 4. 32

Para determinar el efecto de esta regla sobre la probabilidad de falsa alarma, igualemos $p = P_{FA}$. Asumiendo que $P_{FA} \ll 1$, la expresión anterior puede ser aproximada a su primer término $6P_{FA}^2$. Por lo tanto la regla “2 de 4” resultará en una probabilidad de falsa alarma acumulativa que es menor que la de un solo intento. Esto me demuestra que la regla “M de N” optimiza el valor de la probabilidad de detección mientras que disminuye la probabilidad de falsa alarma acumulada.

Existen aproximaciones que permitan extender este criterio al caso de objetivos fluctuantes que poseen un RCS variable, lo cual corresponde a los SwerlingModels entre 1 y 4. Estas aproximaciones pueden encontrarse en[4]

4.4. Referencias

1. *Fundamentals of Statistical Signal Processing, Kay S. M.*
2. *Fundamentals of Radar Signal Processing, Mark A. Richards.*
3. *Advanced Radar Techniques and Systems, Gaspere Galati.*

Capítulo 5

Detección Usando el Filtro CFAR

Los sistemas de detección convencionales asumen que el nivel de interferencia es conocido y constante. Esto produce configuraciones de un umbral que garantiza una probabilidad específica de falsa alarma. En la práctica los niveles de interferencia son variables. La detección CFAR¹, también referida como “detección de umbral adaptativo” o “detección automática”, es un conjunto de técnicas diseñadas para proveer una detección con un comportamiento predecible y estable, además de un concepto de falsa alarma que se puede desempeñar en escenarios reales.

5.1. Efectos de desconocer la potencia de la interferencia sobre la probabilidad de falsa alarma.

En el capítulo anterior se vio la fórmula para el cálculo de la probabilidad de falsa alarma para un objetivo no fluctuante en interferencia de ruido blanco Gaussiano. Asumiendo el caso mas simple con una sola muestra de datos (N=1).

$$P_{FA} = e^{-T}$$

Ecuación 5.1

Donde T es el umbral del detector. Resolviendo esta ecuación obtenemos el valor de umbral necesario para poder obtener una probabilidad de falsa alarma específica. Este análisis fue hecho en términos de la salida de un detector lineal normalizado $z' = z/\beta$, donde β^2 es la potencia del ruido local de la interferencia. En términos de muestras de datos no normalizados z, el umbral sería de la siguiente forma

$$T = -\beta^2 \ln P_{FA}$$

Ecuación 5.2

$$P_{FA} = e^{-T/\beta^2}$$

Ecuación 5.3

Adicionalmente la probabilidad de detección que alcanzaremos es determinada por el SNR del objetivo. β^2

Una configuración apropiada del umbral requiere un conocimiento apropiado de la potencia de la interferencia β^2 . Cuando la interferencia es principalmente ruido en el receptor, es posible medir β^2 y calibrar el detector. En la operación del día a día, el ruido en

¹ Constant False Alarm Rate

el receptor variará en el tiempo debido a factores como cambios de temperatura y funcionamiento de componentes. La interferencia total en el receptor también varía con la dirección en la cual está apuntando el radar y el tiempo del día. También depende de la fuente de interferencia dominante, por ejemplo el clutter correspondiente a un terreno arenoso es diferente al de hielo por ejemplo, debido a los cambios en la reflectividad de la superficie.

En alguno de estos casos, la P_{FA} variará del valor esperado. Para observar que tan significantes pueden ser están variaciones asumamos un valor inicial de β_0^2 . Ahora supongamos que este valor a cambiado y actualmente es igual a β^2 . Usando las ecuaciones anteriores podemos llegar a la siguiente relación.

$$P_{FA} = \exp\left(\frac{\beta_0^2 \ln P_{FA0}}{\beta^2}\right) = \exp\left(\ln P_{FA0}^{(\beta_0^2/\beta^2)}\right) \\ = P_{FA0}^{(\beta_0^2/\beta^2)}$$

Ecuación 5.4

Entonces el incremento en la probabilidad de falsa alarma será un factor de

$$\frac{P_{FA0}}{P_{FA}} = (P_{FA0})^{[(\beta_0^2/\beta^2)-1]}$$

Ecuación 5.5

5.2. Cell-Averaging CFAR (CA-CFAR)

5.2.1 El efecto de variar el valor de P_{FA}

El efecto de la variación de la probabilidad de falsa alarma visto en las últimas ecuaciones es que el cálculo del umbral está siendo calculado con un valor incorrecto de la potencia del ruido, por lo tanto va a cambiar el valor de la probabilidad de falsa alarma, lo cual por muchas razones no es deseable. Cuando la potencia de la interferencia aumenta, el número de falsas alarmas también lo hace. El aumento de la probabilidad de falsa alarma de 10^{-8} a 10^{-6} en un sistema de radar de alta frecuencia puede significar el paso de una detección cada 50 segundos, a una por segundo. Este aumento según el tipo de aplicación puede significar en situaciones sumamente indeseables.

5.2.2 El concepto de CA-CFAR

Para poder mantener un desempeño consistente en un sistema de radar, es deseable poder mantener un valor de probabilidad de falsa alarma constante. Para poder alcanzar esto, el valor actual de la potencia de interferencia debe ser estimado en tiempo real, con ello el umbral del detector podría ajustarse para mantener la probabilidad de falsa alarma deseada. Un procesador de detección que pueda mantener un valor constante de P_{FA} es llamado procesador de *razón de falsa alarma constante (CFAR)*.

Cada celda analizada es comparada contra un umbral determinado por la potencia de la interferencia. Si el valor del dato en la celda excede el umbral, el procesador declara un objetivo presente en el correspondiente rango y ángulo de la imagen. Este procedimiento es repetido por todas las celdas de interés.

Para determinar el umbral para cada celda analizada, la potencia de interferencia en la misma celda debe ser conocida. Debido a que el valor de la interferencia puede variar, este tiene que ser estimado de los datos. El enfoque usado en el procesamiento CFAR está basado en dos premisas.

- Las celdas vecinas a la celda analizada contiene la misma estadística que la celda analizada (esto es llamado interferencia homogénea), por lo tanto ellas representan la potencia de la interferencia a la cual está sometida el posible objetivo.
- Las celdas vecinas no contienen objetivos; ellas son solo interferencia.

Bajo estas premisas y con el conocimiento que la interferencia sigue una distribución Gaussiana, la única incógnita que tenemos es la media de la distribución del ruido, la cual puede ser estimada de la siguiente forma.

$$\widehat{\beta^2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

Ecuación 5.5

La demostración de esta ecuación puede ser encontrada en la referencia [1].

Entonces el umbral requerido es estimado como un múltiplo de la potencia de interferencia estimada.

$$\hat{T} = \alpha \widehat{\beta^2}$$

Ecuación 5.6

Debido a que el umbral finalmente es una función del promedio del valor de las celdas adyacentes, este CFAR es denominado “Promedio de celdas” (Cell Averaging). También debe tenerse en cuenta que este método es una estimación de la potencia de la interferencia, por lo tanto existirá una pérdida.

5.2.3 Ventana de Referencia y Guarda.

Según las ecuaciones anteriores pudimos notar que es necesario un número N de muestras para poder estimar la potencia del ruido. La siguiente figura nos da una idea de como se distribuyen las celdas en la cercanía de la celda analizada. Las celdas contiguas llamadas celdas de guarda son excluidas del promedio debido a que se estima que estas pueden contener parte de la información correspondiente al objetivo, ya que este por lo general puede ocupar más de una celda. Las celdas de referencia son las que consideraremos para el cálculo del promedio ya que se estima que en ellas no existe influencia de otros objetivos. Claramente esto no siempre se cumple, y a partir de ello se han creado muchos algoritmos para contrarrestar este efecto. El conjunto de las celdas de referencia, celdas de guarda y celda de análisis es llamado “*Ventana CFAR*”.



Figura 5. 1 CFAR Window

5.3. Análisis del CA-CFAR

La idea del cálculo adaptativo del umbral es proporcionar un valor de probabilidad de falsa alarma constante a pesar de variaciones en los niveles de interrupción. A continuación se va a analizar el rendimiento del procesador para un detector cuadrado, y una distribución exponencial independiente e idénticamente distribuida (i.i.d.) de la interferencia para ver si se están alcanzando de manera óptima los objetivos de la

detección. Además se considerará que el valor actual de P_{FA} no depende del actual valor de la potencia de interferencia.

5.3.1 Demostración del umbral de CA-CFAR

Combinando las ecuaciones (5.5) y (5.6) obtenemos la siguiente expresión.

$$\hat{T} = \frac{\alpha}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

Ecuación 5.7

Definiendo $z_i = (\alpha/N)x_i$; por lo tanto $\hat{T} = \sum_{i=1}^N z_i$. Usando resultados estándar de la teoría de probabilidad, obtenemos

$$p_{z_i}(z_i) = \frac{N}{\alpha\beta^2} e^{-Nz_i/\alpha\beta^2}$$

Ecuación 5.8

La pdf de \hat{T} es la densidad de Erlang (un caso especial de la densidad Gamma). La P_{FA} observada con el umbral esperado será $e^{(-\hat{T}/\beta^2)}$. Esto es ahora también una variable aleatoria, y su valor esperado es

$$\bar{P}_{FA} = \int_0^{\infty} e^{-\frac{\hat{T}}{\beta^2}} p_{\hat{T}}(\hat{T}) d\hat{T}$$

Ecuación 5.9

Completando la integral y efectuando algunas manipulaciones algebraicas, esto nos brinda

$$\bar{P}_{FA} = \left(1 + \frac{\alpha}{N}\right)^{-N}$$

Ecuación 5.10

Para un valor de probabilidad de falsa alarma fijo, podemos despejar el valor del multiplicador del umbral, obteniendo

$$\alpha = N(\bar{P}_{FA}^{-\frac{1}{N}} - 1)$$

Ecuación 5.11

Se puede notar que el valor de la probabilidad de falsa alarma no depende de la potencia de la interferencia; solo depende del número de celdas que se estén usando para la estimación, es decir el tamaño de la ventana de referencia.

5.3.2 Pérdida CFAR.

Existe una diferencia entre la estimación del valor de la potencia de interferencia y su valor real. Esta diferencia basada en N celdas tiende a ser más cercano al real, en cuanto mayor sea el número de celdas que usemos. La mayoría de veces el umbral estimado es mayor al umbral ideal (el cual se hallaría si conociéramos el valor real de la potencia de la interferencia), y esto es debido a que esto es necesario para compensar la estimación y poder asegurar el valor de probabilidad de falsa alarma. Debido a que el multiplicador del umbral es incrementado en los procesadores CFAR, la probabilidad media de detección para un objetivo dado un valor de SNR disminuirá. Relativamente para poder mantener el valor de probabilidad de detección deseado, ahora será necesario un valor de SNR mayor para poder lograrlo. Este incremento en el valor SNR requerido para obtener las estadísticas específicas de detección usando el procesador CFAR es llamado “Pérdida CFAR”.

Para cuantificar la pérdida CFAR en el caso del CA-CFAR, usaremos la ecuación 5.10 y algunas relaciones vistas en el capítulo anterior, logrando una combinación entre probabilidad de falsa alarma y detección. El resultado es función del número de muestras promediado

$$\chi_N = \frac{(\bar{P}_D/\bar{P}_{FA})^{1/N} - 1}{1 - \bar{P}_D^{1/N}}$$

Ecuación 5. 12

Cuando N tienda a infinito este valor tenderá al valor real, y con ello los valores de probabilidad de falsa alarma y detección.

Con esto mismo podemos estimar el valor de SNR requerido para valores específicos de P_D y P_{FA} cuando se tiene un conocimiento perfecto de la potencia de la interferencia, o cuando N tiende a infinito

$$\chi_\infty = \frac{\ln(\bar{P}_{FA}/P_D)}{\ln(\bar{P}_D)}$$

Ecuación 5. 13

Con esto la *Pérdida CFAR* puede ser estimada relacionando las dos fórmulas.

$$Pérdida CFAR = \frac{\chi_N}{\chi_\infty}$$

Ecuación 5. 14

5.4. Referencias.

1. *Fundamentals of Radar Signal Processing. Chap. 6, CFAR Detection*
2. *The Principles of Automatic radar Detection in Clutter, G. Minkler/J. Minkler.*
3. *Sea Clutter: Scattering the K Distribution and Radar Performance, Keith D. ward*

Capítulo 6

DCA-CFAR

CFAR basado en la derivada de la señal.

En este capítulo presentamos una nueva configuración del filtro CFAR (Constant False AlarmRate), que logra unificar los criterios del filtro CA-CFAR para estimar la potencia del ruido circundante, hallando el promedio de un número de celdas definido como estadísticamente suficiente para poder hacer una buena estimación de ello, y un nuevo criterio basado en el análisis de la derivada, que refleja la rapidez de cambio de la señal.

6.1. DESCRIPCIÓN.

La configuración CA (CellAveraging) – CFAR se ha convertido en la configuración estándar usada en los radares convencionales de vigilancia, pero para poder ser viable necesita las siguientes consideraciones teóricas.

- Se asume que la potencia de la señal recibida cuando no hay un objetivo es aleatoria e independiente [1].
- Las celdas de referencia contienen una estadística homogénea [1].

Basándose según lo anterior y definiendo celdas de guarda, las cuales deben ser equivalentes al tamaño máximo de los objetivos que espera detectar el radar, y celdas de referencia que describen la estadística de la interferencia a la cual está sometida la celda de análisis, se tiene una “ventana” de R celdas de la siguiente forma.

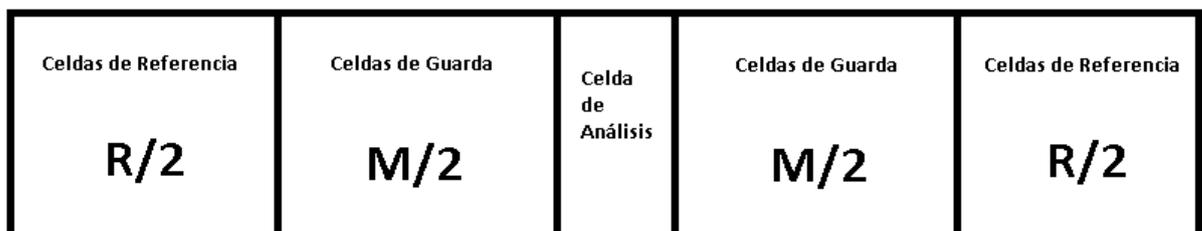


Figura 6. 1. Descripción de la ventana de referencia CFAR

La estimación del umbral a superar por la señal para ser detectada como un objetivo valido proviene de la siguiente ecuación [2] (esta ecuación encuentra detallada en el capítulo anterior).

$$T = \alpha\beta^2$$

$$\alpha = R(\bar{P}_{FA}^{-1/R} - 1)$$

$$\beta^2 = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R x_i$$

Ecuación 6. 1

En la realidad las imágenes de radar están expuestas a clutter no homogéneo, comúnmente proveniente de presencia de diferentes fuentes de clutter, como tierra, mar, condiciones climáticas, etc. Se ha observado que en el donde hay cambios en el nivel de clutter, denominadas “interfaces” [3], se presentan razones de cambio altas en la señal analizada en el dominio del rango, por ello existe una tendencia a realizar un análisis de la derivada que me permite cuantificar esta razón de cambio y usar esa información para que el factor umbral se adapte según las interfaces encontradas en la señal.

También se puede observar que en la proximidad a un objetivo real en la señal se presenta también un aumento brusco de la señal, siendo esta situación también un caso de “interface”. Analizando el comportamiento de las interfaces, se han detectado frecuencias de cambio más altas en los casos donde hay objetivos presentes, lo cual nos permite crear un criterio de discriminación no solo con clutter sino con aquellos ecos que asemejan la forma de un objetivo, pero provienen de otro tipo de fuente, generando falsas alarmas en el detector.

Para analizar esos cambios en frecuencia se ha optado por analizar la derivada de la señal, la cual observa valores más elevados en las interfaces debidas a objetivos, además debido a que el aumento de frecuencia se observa en puntos pertenecientes a la señal del objetivo, se usan las celdas de guarda como celdas de análisis de esta cantidad.

Para poder cuantificar este valor, denominaremos DA (Derivative Área) a la sumatoria de valores correspondientes a la derivada dentro de las G celdas de guarda circundantes a la celda de análisis, la cual se expresa de la siguiente forma:

$$DA = \sum_{i=1}^M \left(\frac{dx_i}{dr}\right)^2$$

Donde r es el eje horizontal de la señal, correspondiente al rango. También puede observarse que el valor ha sido elevado al cuadrado, esto con la finalidad de trabajar con valores positivos y de hacer mayor discriminación entre las razones de cambio pequeñas provenientes del ruido y las provenientes de “interfaces” de objetivos.

Analizando este valor en varias imágenes sometidas a diferentes fuentes de interferencia, se obtiene que los valores máximos, correspondientes a objetivos se encuentran entre 10900 y 11100, con lo cual se define la constante D_{max} que es el valor máximo que se espera para DA en una imagen.

La nueva ecuación del umbral CFAR, incluyendo el análisis de la derivada de la señal

$$T = \frac{D_{max} * \alpha * \beta^2}{DA}$$

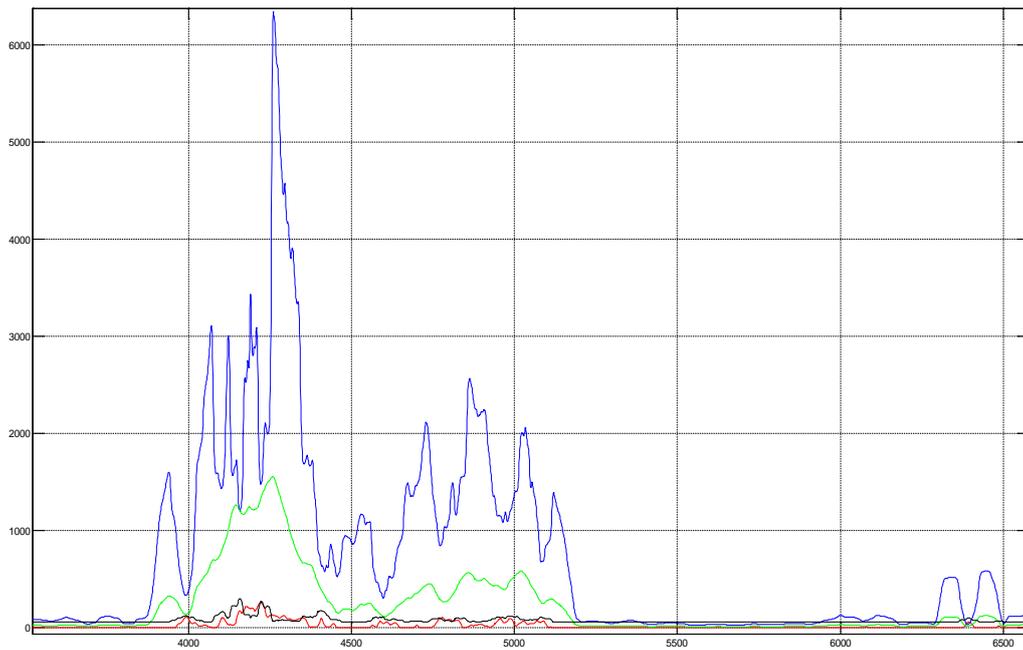
Figura 6. 2

Ahora el umbral se mantiene con el mismo valor que el filtro CA-CFAR cuando DA se aproxima al valor máximo definido para D_{max} , pero se ve incrementado cuando el valor de DA es pequeño, esto permite disminuir el valor de SNR requerido en la señal, por lo tanto podemos acceder a valores menores de probabilidad de falsa alarma, manteniendo la probabilidad de detección. Si escogemos un valor de D_{max} conservador podemos llegar a maximizar la probabilidad de detección sin afectar la probabilidad de falsa alarma. El criterio para elegir los parámetros del filtro está estrictamente relacionado a las condiciones en las cuales se encuentre el operador.

También se ha observado diferentes valores de D_{max} (dentro de los límites anteriormente mencionados) en distintos objetivos, y esto es debido a las dependencias físicas de la ecuación del radar con la RCS de los objetivos. Esto es lógico ya que el valor de SNR no es igual para todos los objetivos que podemos encontrar en nuestro radar, lo cual también debe tenerse en cuenta en el momento de sintonizar

6.2. COMPARACIÓN DE RENDIMIENTO.

- En las siguientes imágenes se mostrarán las siguientes señales.
- Señal Suavizada = Rojo
- CA-CFAR = Azul
- DA = Negro
- DCA-CFAR = Verde



En la imagen anterior podemos observar que para ecos devueltos por objetivos, el umbral se mantiene igual, pero se vuelve más riguroso para el resto de la señal. En zonas de clutter correspondiente a tierra, se observa un aumento en el umbral, lo cual disminuye la probabilidad de falsa alarma.

En esta imagen podemos ver que la detección del objetivo no se afectada por el nuevo criterio de detección.

Figura 6.3. Resultado del análisis de la señal en presencia de un objetivo válido

Se nota una gran mejora respecto a los ecos cuya forma es parecida a los ecos de objetivos, ya que el criterio de la derivada es quien se encarga de discriminarlos.

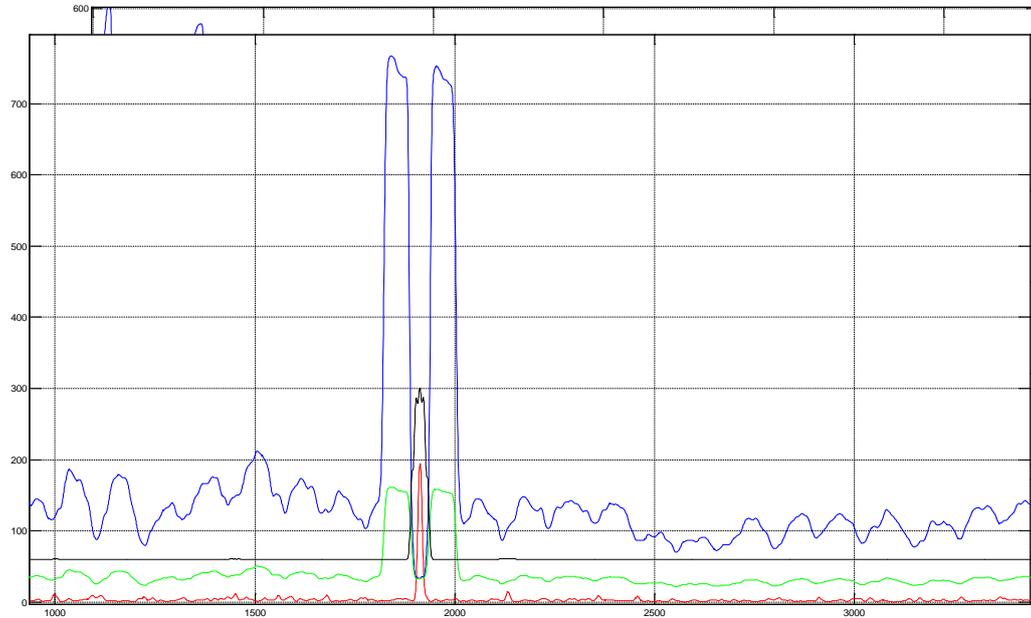


Figura 6.2 Resultado del análisis de la señal en presencia de falsos objetivos

Como podemos observar, el análisis en rango del comportamiento del umbral DCA- CFAR frente a la amplitud de la señal en diferentes casos demuestra que es posible obtener un criterio basado en la derivada de la señal en la zona circundante a un objetivo. Con este criterio podemos discriminar los falsos objetivos de los reales, siempre y cuando se mantengan las hipótesis básicas establecidas por el CA-CFAR convencional.

REFERENCIAS

1. *CFAR Principles of Automatic Radar Detection in Clutter*, pp. 168-175.
2. *Fundamentals of Radar Signal Processing*, Mark A. Richards, pp 347-358.
3. "Use of site specific radar modelling to improve CFAR performance in the litoral", *IEEE International Radar Conference Radar 2005, Washington, DC, 9-12 May 2005*, pp. 161-166.

Capítulo 7

Resultados

En el capítulo anterior se ha presentado un nuevo alcance en el criterio de decisión binaria del procesador de detección, introduciendo el concepto de la derivada de la señal al ya conocido y ampliamente tratado CA-CFAR. Con este nuevo concepto se ha logrado obtener una decisión discriminatoria entre aquellos ecos provenientes de clutter de tierra y objetivos reales. En la siguiente sección evaluaremos el desempeño y la influencia que este nuevo filtro genera en la probabilidad de falsa alarma y la probabilidad de detección.

Estos resultados son basados en imágenes de radar brindadas por el proyecto VARAYOC, obtenidas por radares de navegación y radares de vigilancia con presencia de objetivos móviles y clutter de tierra.

7.1 Resultados

Basándonos en las ecuaciones de Albersheim enunciadas en el capítulo 5, podemos evaluar el rendimiento de nuestro nuevo concepto, comparándolo con los resultados obtenidos con el CA-CFAR convencional.

En la figura 7.1 podemos ver la relación entre la probabilidad de detección y el valor de SNR. Como habíamos mencionado si en nuestro procesador deseamos mejorar la probabilidad de falsa alarma, necesitaremos mejorar el SNR, lo cual generalmente es logrado mejorando los filtros aplicados a la señal.

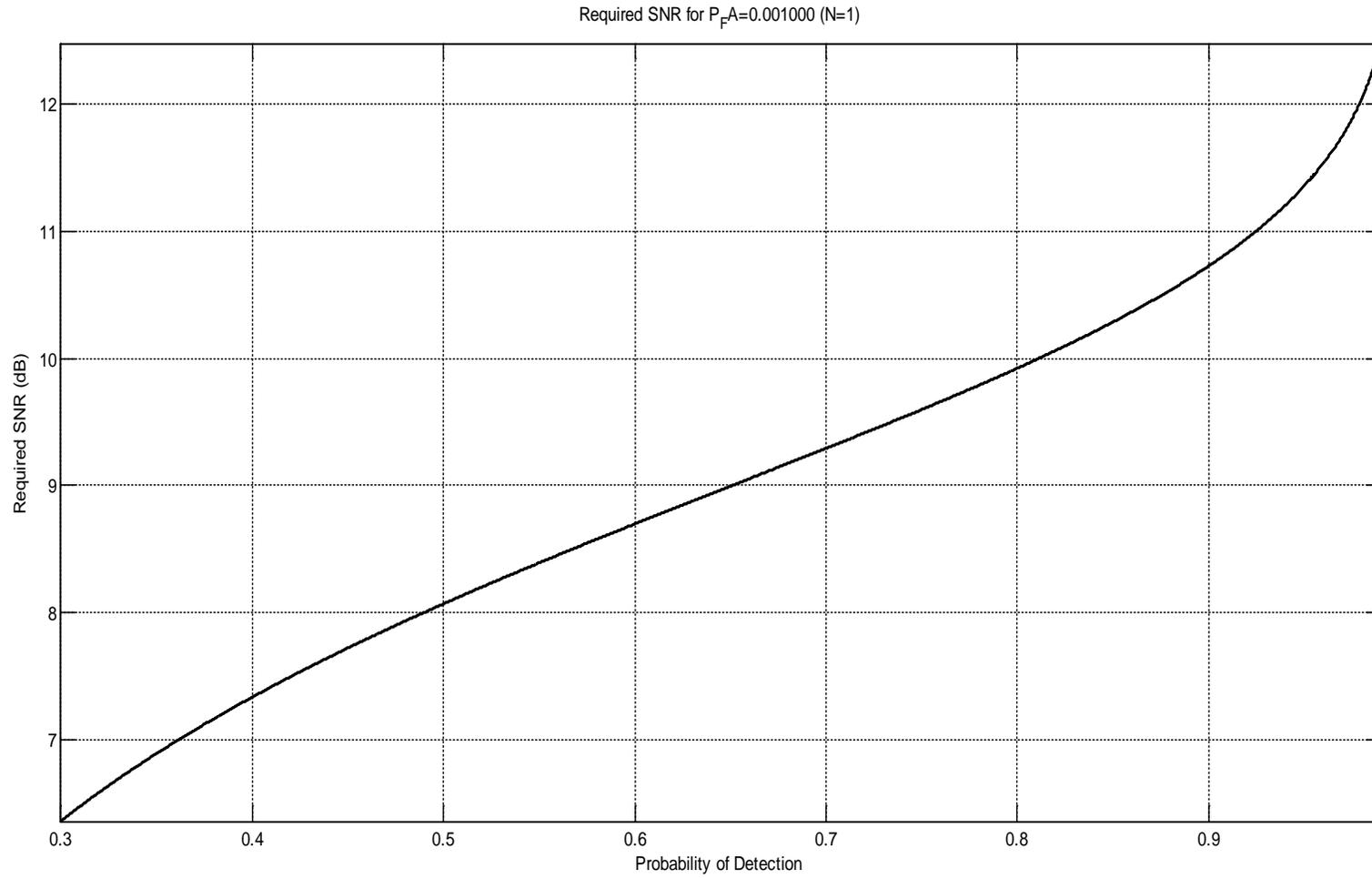


Figura 7. 1 SNR requerido para diferentes valores de probabilidad de detección con una probabilidad de falsa alarma fija

En este trabajo se propone un enfoque diferente para lograr el aumento del SNR y SCR, aplicando los criterios de derivada de la señal explicados en el capítulo anterior. Siguiendo el razonamiento mostrado en el capítulo 6, modificamos la ecuación para la probabilidad de detección, ajustándola con nuestro nuevo concepto de la derivada, esta pueda ser estimada de la siguiente forma.

$$P_D = \left(1 + \frac{D_{max}\alpha}{DA * N(1 + \chi)}\right)^{-N}$$

Ecuación 7.1

Esta estimación va de la mano con el concepto de “CFAR loss” ya que estamos trabajando bajo el criterio de estimación de la potencia de la interferencia circundante sobre un número de N celdas representativas, por lo tanto la siguiente gráfica muestra la tasa de crecimiento de la probabilidad de detección según el número de celdas en la ventana de referencia que se esté usando.

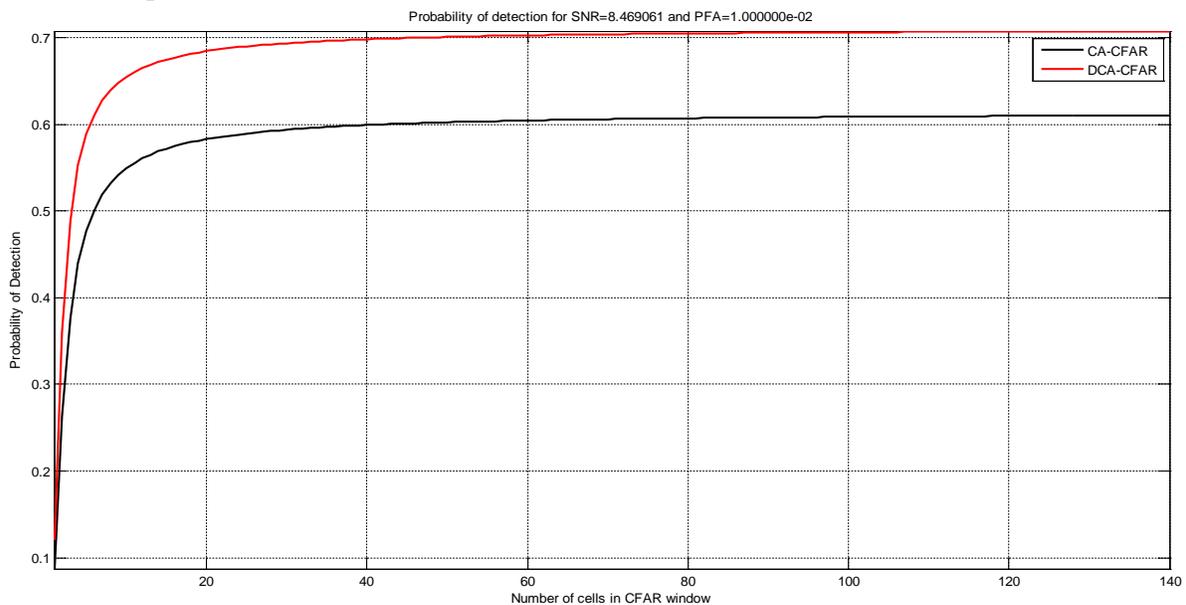


Figura 7.2 Probabilidad de Detección vs número de celdas de la ventana de referencia

Podemos observar un incremento tendencial en el desempeño de ambos algoritmos, además tomando como punto de truncamiento N=60, vemos que la diferencia entre la probabilidad de detección entre una y otra es de 10% de probabilidad de detección, lo cual en sistemas de radares convencionales es muy significativo.

Si nuestro procesador de detección tiene una limitada capacidad de procesamiento de datos y tenemos que limitar la ventana de referencia (ya que esta estimación es realizada en cada celda de la imagen de radar, por lo tanto se efectúa este cálculo millones de veces por segundo), no podemos optar por elegir una ventana de referencia demasiado amplia. Siendo este el caso supongamos que elegimos una ventana de N=10 celdas, vemos que la relación de valores de probabilidad de falsa alarma es 0.65 para DCA-CFAR y 0.56 para CA-CFAR, lo cual implica una ganancia de 9%, que posiblemente se lograría con un valor de N=170. Cabe resaltar que ya que DCA-CFAR trabaja en las celdas de guarda implica un aumento casi constante de la probabilidad de detección a partir de un número de celdas mínimo para completar la “estadística suficiente”.

De forma análoga podemos expresar el desempeño de nuestro aporte al control de la probabilidad de falsa alarma, la cual se desea mantener siempre lo menor posible. Nuevamente usando las fórmulas de Albersheim para estimar los valores obtenemos los siguientes resultados para diferentes valores de N en la celda de referencia.

N	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
DA-CFAR	0.0178	0.0125	0.0109	0.0101	0.0097	0.0094	0.0092	0.0090	0.0089	0.0088
DCA-CFAR	1.09E-07	3.76E-10	1.39E-11	1.55E-12	3.20E-13	9.71E-14	3.82E-14	1.80E-14	9.72E-15	5.79E-15

Tabla 7. 1 Probabilidad de Falsa Alarma de DA-CFAR y DCA-CFAR.

Los valores obtenidos reflejan el comportamiento esperado, debido a que este criterio parte de la búsqueda de un filtro que nos permita diferenciar entre objetivos y clutter, además de discriminar las “interfaces” que son las zonas donde cambia la distribución de la interferencia, el principal logro es disminuir la probabilidad de falsa alarma sin tener que expandir la ventana de referencia. Notablemente esto es logrado con diferencias muy significativas debido a que la derivada de los ecos provenientes de objetivos presentan un valor de DA^1 muy elevado con comparación con la interferencia, funcionando como un escalamiento en el cálculo del umbral que crece para que lo que el estima que es ruido o clutter y se mantiene o disminuye para lo que se estima que es información relevante.

Realizando varios cálculos podemos obtener la curva de tendencia que nos permitirá analizar de forma gráfica el comportamiento de ambos procesadores (CA-CFAR y DCA-CFAR). Las figuras 7.3 y 7.4 han sido separadas debido a la gran diferencia en los valores obtenidos. Podemos observar inclusive que la curva se estabiliza desde $N=60$ para el procesador DCA-CFAR, mientras que para el procesador CA-CFAR se estabiliza alrededor de $N=200$, esto quiere decir que con un menor número de celdas se logra estimar el valor de SNR requerido para llegar a la probabilidad de detección establecida de 0.6.

¹ Valor definido para la sumatoria de la derivada de la señal dentro de la celda de guarda.

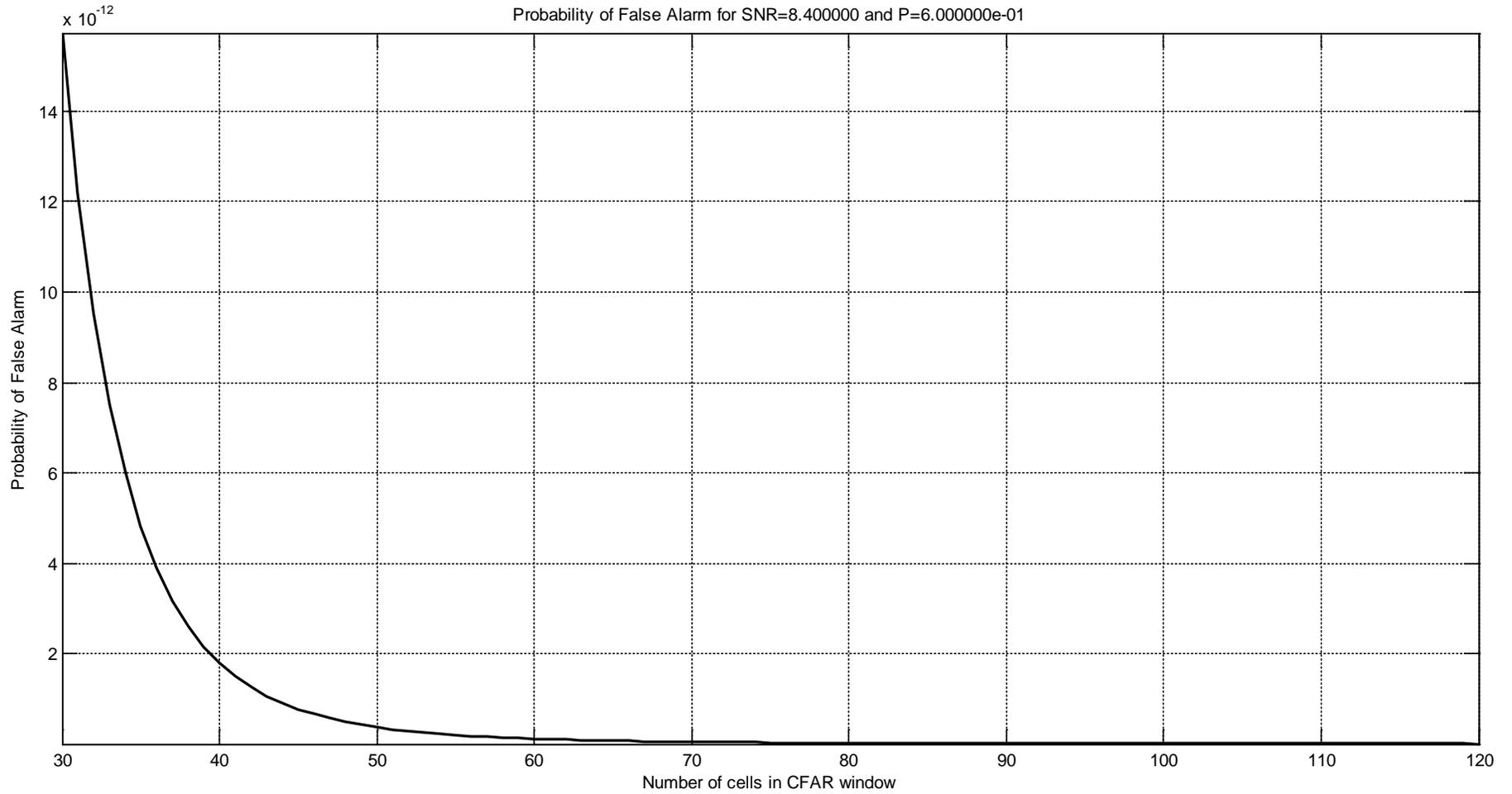


Figura 7. 3 Probabilidad de falsa alarma vs número de celdas en la ventana de referencia para el procesador DCA-CFAR

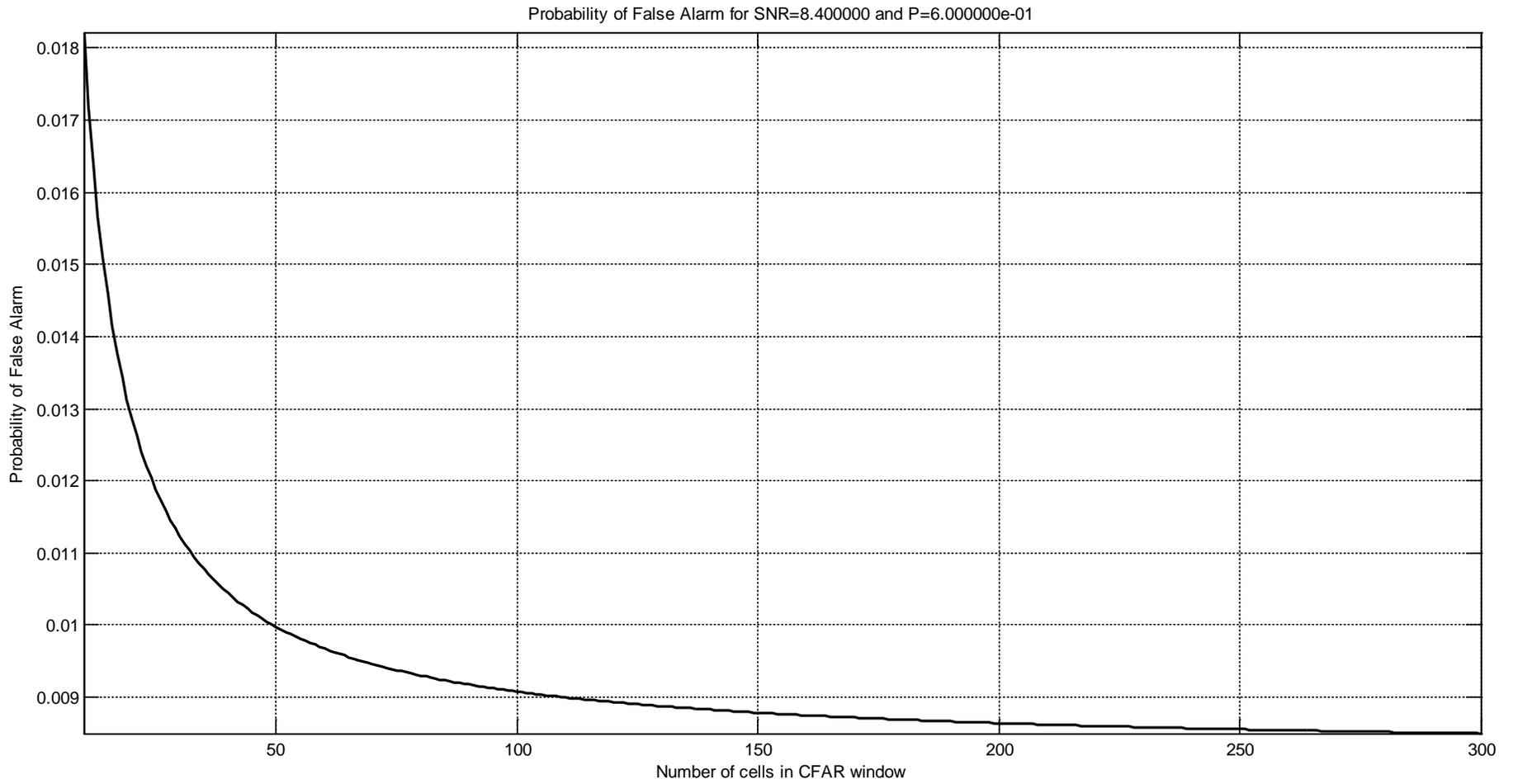


Figura 7. 4 Probabilidad de falsa alarma vs número de celdas en la ventana de referencia para el procesador DCA-CFAR

Como mencionamos anteriormente esto es logrado debido a que una de las principales ventajas de este nuevo enfoque es mejorar el SCR^2 y por ende el SNR, generando un criterio que discrimina con mayor confiabilidad las interfaces y cambios de estadística de la señal.

En la siguiente imagen vamos a observar el comportamiento del detector de plots usando la versión CA-CFAR.

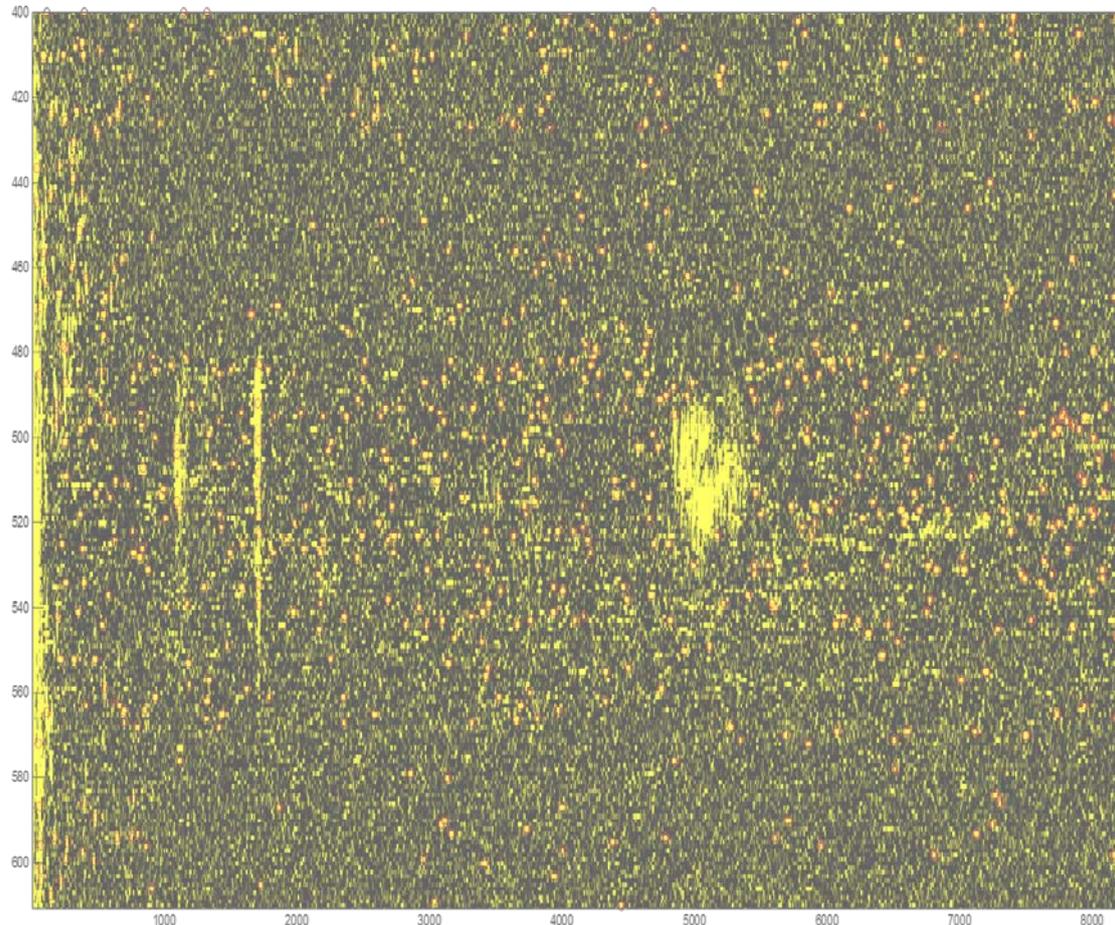


Figura 7. 5Imagen de radar indicando los objetivos detectados por el procesador CA-CFAR convencional

Usando nuestro nuevo filtro DCA-CFAR obtenemos el siguiente resultado.

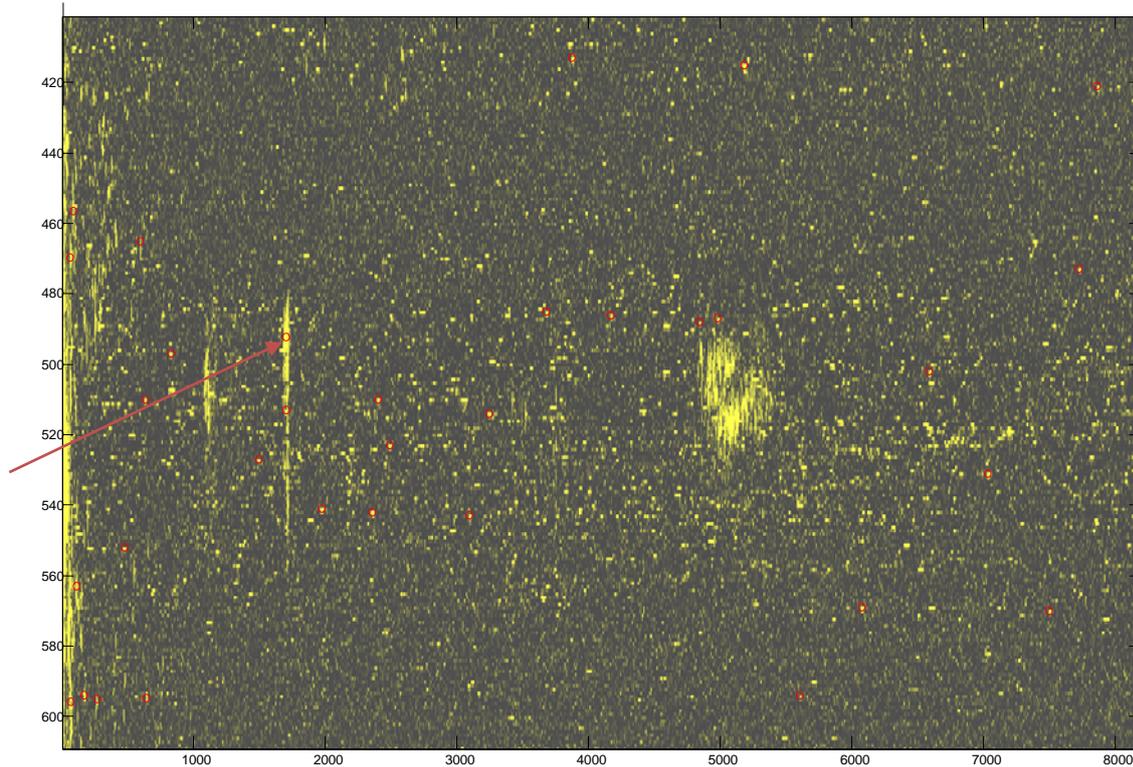


Figura 7. 6 Imagen de radar indicando los objetivos detectados por el procesador DCA-CFAR, demostrando que el objetivo de interés no se pierde durante el procesamiento

En esta imagen el objetivo a detectar es un helicóptero, que sería uno de los más complicados a detectar debido a su cambiante RCS, pero como podemos observar el objetivo es detectado y ya que la probabilidad de falsa alarma se ha visto aumentada, el número de falsos objetivos detectados es mucho menor que en el caso de CA-CFAR.

En estas imágenes comparativas se logra mostrar un aspecto diferente de nuestro filtro, y es que en esencia, él disminuye la detección de falsos objetivos³, ya que estos aparecen dentro de la imagen, pero aunque no son objetivos de nuestro interés, su morfología hace que emitan pulsos válidos para la detección. Estadísticamente hablando no podemos medir en sí cuanto es el incremento en la discriminación de falsos objetivos, ya que muchas veces el RCS de estos es cambiante lo cual dificulta tener un valor cuantitativo, pero estas pruebas son las que nos permiten apreciar la mejora de nuestra implementación. Cabe resaltar que estos está sujeto a variaciones según los escenarios, y es por ello que definimos una variable DA_{max} que está relacionada a estas variables de escenario.

Otra observación importante que podemos hacer, es que el DCA-CFAR funciona muy bien en escenarios donde el SCR (Signalto Clutter Ratio) es bastante bajo, es decir, donde la potencia de los ecos devueltos por el clutter (en la imagen siguiente es “groud clutter”) es similar a la de los ecos provenientes de objetivos.

³ Falsos objetivos, hace referencia a todos aquellos ecos que no tienen forma de ruido propiamente, pero forman parte de lo que se define como interferencia, ya que aunque tienen la morfología de un eco válido, no son información relevante para nuestro detector.

En la siguiente imagen se presenta una interferencia proveniente de “ground clutter”, donde la línea de rojo representa el valor de DA^4 , mientras que las líneas verde y azul representan el umbral proveniente de CA-CFAR y DCA-CFAR. Puede verse que el umbral para DCA-CFAR es mucho más alto, por lo tanto discrimina con mayor probabilidad a las interferencias que presentan un SCR bajo.

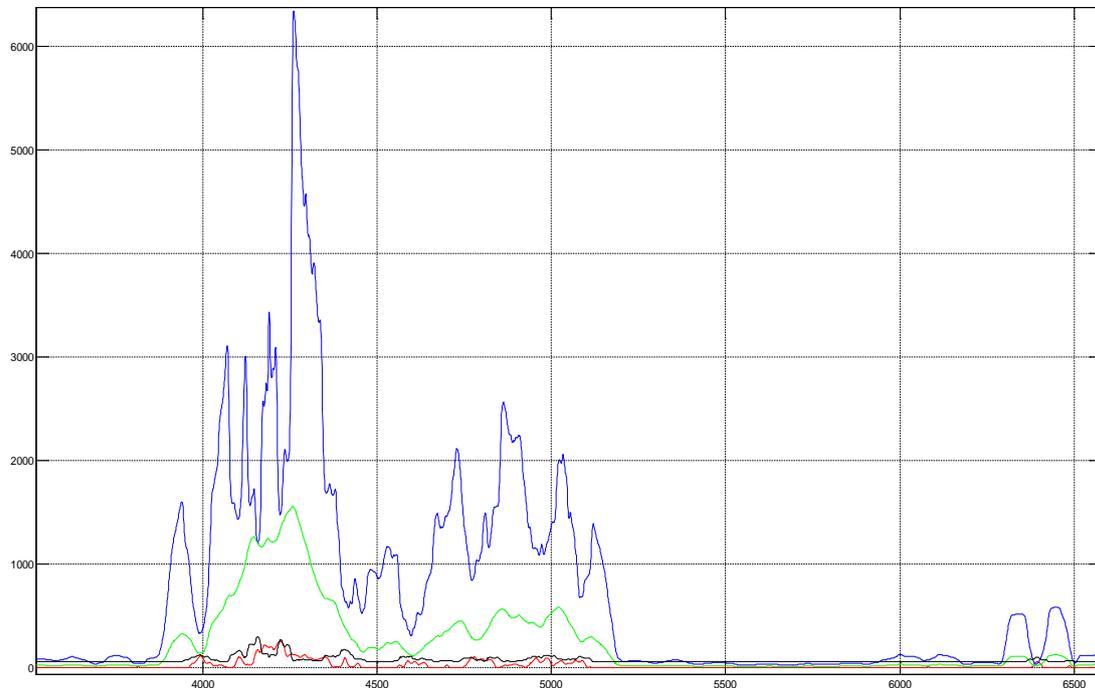


Figura 7. 7 Relación entre umbrales CFAR y DCA CFAR en función del rango.

Referencias.

1. *Fundamentals of Radar Signal Processing*, Mark A. Richards
2. *Advanced Radar Techniques and Systems*, Gaspare Galati.
3. *Sea Clutter: Scattering the K Distribution and radar Performance*, Keith D. Ward

21. La descripción de este valor se encuentra detallada en el capítulo 6.

Capítulo 8

Conclusiones

8.1. Conclusiones

Este nuevo enfoque del procesador CFAR, así como de muchos otros, está orientado esencialmente en mejorar la probabilidad de detección mientras se disminuye la probabilidad de falsa alarma, en escenarios donde el incremento del SNR es complicado. Pero además encontramos que no depende del tamaño de la ventana de referencia, ya que trabaja en las celdas de guarda.

La disminución de la probabilidad de falsa alarma, radica en el concepto que, al analizar la derivada de la señal, observamos que existen comportamientos diferentes en los objetivos reales y en los falsos objetivos, inclusive en las zonas de interferencia. Por lo tanto lo que se realiza es una cuantificación de esos comportamientos para luego discriminarlos mediante un umbral.

Como se puede observar este nuevo enfoque, funciona como un modificador del CA-CFAR, que es uno de los algoritmos más usados en detección de radares y puede acomodarse a escenarios con diferentes “Swerling Models”, por lo tanto puede usarse en sistemas que actualmente estén implementando este procesador CFAR sin aumentar drásticamente el tiempo de procesamiento.

Debido a que es una variante del CFAR, puede funcionar dentro de otros procesadores para discriminar los problemas más comunes que estos presentan; como la interferencia de dos objetivos que se encuentran juntos, violando la homogeneidad requerida para la estimación de la potencia del ruido. Este problema es muchas veces solucionado usando el Switching-CFAR que consiste en un procesador que según algunas condiciones estimadas del escenario decide qué implementación CFAR usar para la detección binaria, lo cual permite unir por ejemplo un procesador DCA-CFAR con OS-CFAR (OrderStatistic CFAR) según el Swerling Model presente .

También existen en la actualidad diferentes propuestas sobre la adaptabilidad de la ventana de referencia para aquellos casos en los que no existe homogeneidad, es así que con diferentes herramientas estadísticas se modifica en cada decisión binaria el tamaño adecuado de la ventana. Gracias a que DCA-CFAR sólo trabaja en la ventana de guarda, no se ve alterado en su rendimiento, y tampoco hay que realizar alguna modificación en su cálculo para poder implementar estos nuevos enfoques.

En resumen, la observación propuesta además de mostrar un enfoque diferente en escenarios donde las interfaces¹ son un inconveniente en la detección, también es completamente compatible con los nuevos desarrollos que se están usando para el procesador CFAR.

8.2 Recomendaciones

Durante la elaboración de este trabajo se descubrieron varios puntos significativos, que necesariamente deben ser profundizados para optimizar el uso de nuestro enfoque DCA-CFAR, los cuales escapan de la intención de este trabajo. Estos puntos son necesarios para lograr una generalización de nuestro trabajo en diferentes escenarios y son expuestos a continuación.

- Este trabajo parte de asumir condiciones iniciales específicas para poder deducir una expresión CA-CFAR, a partir de la cual se ha adaptado nuestro filtro. Estas condiciones iniciales son expuestas en el capítulo 5 y son adecuadas cuando el sistema se ve expuesto a un ángulo de incidencia del haz del radar no mayor a 10 grados. De no cumplirse esto, la distribución de probabilidad de la amplitud de la señal pasa de Rayleigh a Weibull, cambiando la ecuación del CA-CFAR y por tanto afectando a la ecuación DCA-CFAR.

Adicionalmente si las circunstancias del clima cambian por ejemplo a un ambiente de tormenta, la distribución de la amplitud de la señal debe ser ajustada, y el clutter predominante (*Sea Clutter*) debe ser tratado con la “Distribución – K” para poder obtener mayor información del RCS cambiante.

- Debe realizarse una parametrización de la variable D_{max} según el valor de RCS de los objetivos de interés presentes en el escenario.
- La implementación del algoritmo DCA-CFAR ha sido realizada usando una imagen correspondiente a una vuelta completa del radar, lo cual equivale a hacer una calibración offline de los procesadores. Para poder realizar una implementación con una adaptabilidad mayor, debemos realizar esto por *clusters* o regiones, pero ello conlleva a asumir un SM^2 tipo 1 o 2, lo cual obligaría a cambiar la ecuación del CFAR y por lo tanto del “*CFAR Loss*”, invalidando los resultados expuestos en este trabajo.

Todas estas recomendaciones conllevan a que este trabajo apertura distintas líneas de investigación en este proyecto y deberían ser tomadas en cuenta, sobre todo al realizarse en una implementación real. De la misma forma se concluye que este nuevo enfoque atribuye muchas mejoras al procesador convencional y se recomienda su estudio y adaptación a los distintos procesadores CFAR.

²². Como interfaz se definen los puntos que presentan un cambio de estadística en la señal analizada.

²³ *SwerlingModel*. Referencia en el capítulo 2.

Bibliografía

- [1] *Introduction to Radar Systems*, Merrill Skolnik.
- [2] *Fundamentals of Radar Signal Processing*, Mark A. Richards.
- [3] *Target Detection by Marine Radar*, John N. Brigg.
- [4] *Advanced Radar Techniques and Systems*, Gaspare Galati.
- [5] *The Principles of Automatic radar Detection in Clutter*, G. Minkler/J. Minkler.
- [6] *Sea Clutter: Scattering the K Distribution and Radar Performance*, Keith D. Ward
- [7] *CFAR Principles of Automatic Radar Detection in Clutter*, pp. 168-175.
- [8] "Use of site specific radar modelling to improve CFAR performance in the littoral", *IEEE International Radar Conference Radar 2005*, Washington, DC, 9-12 May 2005, pp. 161-166.
- [9] "Constant False Alarm Rate Detection of Radar Signals with Artificial Neural Networks" Mirko Kuck, *Hogskolan I Skovde*

Anexos.

Estudio y optimización de **Filtros CFAR**, empleando criterios de energía con aplicación a **Radares de Navegación**

Bach. Robinson López Monzón, Universidad de Piura
Asesor: Dr. Cesar Chinguel Arrese

Resumen—Esta configuración de filtro CFAR (Constant False AlarmRate), unifica los criterios del filtro CA-CFAR que estima la potencia del ruido circundante hallando el promedio de un número de celdas definido como estadísticamente suficiente para poder hacer una buena estimación de ello, y un nuevo criterio basado en el análisis de la derivada, que me refleja la rapidez de cambio de la señal.

Índices—CA-CFAR, DCA-CFAR, SCR

I. INTRODUCCIÓN

Uno de los campos más trascendentales y explorados por la ingeniería, radica en las aplicaciones orientadas a proporcionar seguridad a las embarcaciones mediante la instalación de radares de navegación marítima.

La ingeniería naval se desarrolla en numerosos centros de investigación y universidades, y nuestro país no es la excepción. Se ha demostrado en los últimos años que nuestro país está creciendo ampliamente en sus campos de investigación, logrando desarrollar tecnología propia basada en sistemas COTS, tanto a nivel de hardware como de software. Aunque no son muchos los casos, los pocos proyectos de éxito que hay, han empezado a promover nuevas tecnologías y desarrollo en el país.

Actualmente uno de los problemas más atendidos por diferentes campos de ingeniería es la Navegación de Móviles, ya que estas técnicas se usan tanto en sistemas de vuelo, en embarcaciones marinas, manipuladores autónomos inalámbricos, etc. La atención en este problema abarca la implementación de sistemas electrónicos cada vez más complejos y la aplicación Procesamiento de Señales cada vez más sofisticadas.

Como es de esperar, cada una de las líneas de desarrollo posee problemáticas bien definidas; por ejemplo la dualidad entre alta precisión y elevado consumo de energía, así como un relativo costo elevado. Por otro lado, el uso de nuevas técnicas de navegación y detección otras embarcaciones en el entorno móvil, demandan una carga computacional cada vez mayor, y por tanto mayor tiempo de procesamiento; esta es la razón por lo cual debe existir un “trade-off” o convenio entre ambas partes.

El presente trabajo, centra su atención en el análisis de la metodología CFAR (Constant False AlarmRate), una de las técnicas más empleada para la detección de elementos móviles en imágenes de radar. A partir de este análisis se busca mejorar el rendimiento de éstas técnicas, estudiando su aplicación con datos obtenidos de radares de navegación. Es importante que el resultado de los algoritmos obtenidos no genere una carga computacional elevada, esto obliga a no demandar un aumento crítico en el tiempo de ejecución, evaluando los sistemas tradicionales CFAR incluyendo criterios de energía de la señal. Esto permitirá el uso de nuevas teorías de procesamiento de señales de radar, incrementando la eficiencia y eficacia.

II. DESCRIPCIÓN

La configuración CA (CellAveraging) – CFAR se ha convertido en la configuración estándar usada en los radares convenciones de vigilancia, pero para poder ser viable necesita las siguientes consideraciones teóricas.

- Se asume que la potencia de la señal recibida cuando no hay un objetivo corresponde a distribución de Rayleigh [1].
- Las celdas de referencia contienen una estadística homogénea [1].

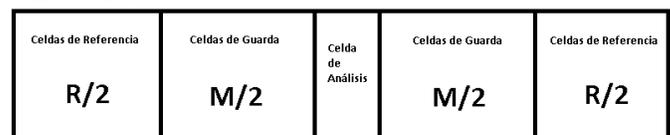


Ilustración 1. CFAR Window

La estimación del umbral a superar por la señal para ser detectada como un objetivo valido proviene de la siguiente ecuación [2]

$$T = \alpha\beta^2$$

$$\alpha = R(\bar{P}_{FA}^{-1/R} - 1)$$

$$\beta^2 = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R x_i$$

En la realidad las imágenes de radar están expuestas a clutter no homogéneo, comúnmente proveniente de presencia

de diferentes fuentes de clutter, como tierra, mar, condiciones climáticas, etc. Se ha observado que en el donde hay cambios en el nivel de clutter, denominadas “interfaces” [3], se presentan razones de cambio altas en la señal analizada en el dominio del rango, por ello existe una tendencia a realizar un análisis de la derivada que me permite cuantificar esta razón de cambio y usar esa información para que el factor umbral se adapte según las interfaces encontradas en la señal.

También se puede observar que en la proximidad a un objetivo real en la señal se presenta también un aumento brusco de la señal, siendo esta situación también un caso de “interface”. Analizando el comportamiento de las interfaces, se han detectado frecuencias de cambio más altas en los casos donde hay objetivos presentes, lo cual nos permite crear un criterio de discriminación no solo con clutter sino con aquellos ecos que asemejan la forma de un objetivo, pero provienen de otro tipo de fuente, generando falsas alarmas en el detector.

Para analizar esos cambios en frecuencia se ha optado por analizar la derivada de la señal, la cual observa valores más elevados en las interfaces debidas a objetivos, además debido a que el aumento de frecuencia se observa en puntos pertenecientes a la señal del objetivo, se usan las celdas de guarda como celdas de análisis de esta cantidad.

Para poder cuantificar este valor, denominaremos DA (Derivative Área) a la sumatoria de valores correspondientes a la derivada dentro de las G celdas de guarda circundantes a la celda de análisis, la cual se expresa de la siguiente forma:

$$DA = \sum_{i=1}^M \left(\frac{dx_i}{dr} \right)^2$$

Donde r es el eje horizontal de la señal, correspondiente al rango. También puede observarse que el valor ha sido elevado al cuadrado, esto con la finalidad de trabajar con valores positivos y de hacer mayor discriminación entre las razones de cambio pequeñas provenientes del ruido y las provenientes de “interfaces” de objetivos.

Analizando este valor en varias imágenes sometidas a diferentes fuentes de interferencia, se obtiene que los valores máximos, correspondientes a objetivos se encuentran entre 10900 y 11100, con lo cual se define la constante D_max que es el valor máximo que se espera para DA en una imagen.

La nueva ecuación del umbral CFAR, incluyendo el análisis de la derivada de la señal

$$T = \frac{D_{max} * \alpha * \beta^2}{DA}$$

Ahora el umbral se mantiene con el mismo valor que el filtro CA-CFAR cuando DA se aproxima al valor máximo definido para D_max, pero se ve incrementado cuando el valor de DA es pequeño, esto permite disminuir el valor de SNR requerido en la señal, por lo tanto podemos acceder a valores menores de probabilidad de falsa alarma, manteniendo la

probabilidad de detección. Si escogemos un valor de D_max conservador podemos llegar a maximizar la probabilidad de detección sin afectar la probabilidad de falsa alarma. El criterio para elegir los parámetros del filtro está estrictamente relacionado a las condiciones en las cuales se encuentre el operador.

También se ha observado diferentes valores de D_max (dentro de los límites anteriormente mencionados) en distintos objetivos, y esto es debido a las dependencias físicas de la ecuación del radar con la RCS de los objetivos. Esto es lógico ya que el valor de SNR no es igual para todos los objetivos que podemos encontrar en nuestro radar, lo cual también debe tenerse en cuenta en el momento de sintonizar.

III. ANÁLISIS DE RENDIMIENTO

En este trabajo se propone un enfoque diferente para lograr el aumento del SNR y SCR, aplicando los criterios de derivada de la señal explicados anteriormente. Siguiendo el razonamiento mostrado, modificamos la ecuación para la probabilidad de detección, ajustándola con nuestro nuevo concepto de la derivada, esta pueda ser estimada de la siguiente forma.

$$P_D = \left(1 + \frac{D_{max} \alpha}{DA * N(1 + \chi)} \right)^{-N}$$

Esta estimación va de la mano con el concepto de “CFAR loss” ya que estamos trabajando bajo el criterio de estimación de la potencia de la interferencia circundante sobre un número de N celdas representativas, por lo tanto la siguiente gráfica muestra la tasa de crecimiento de la probabilidad de detección según el número de celdas en la ventana de referencia que se esté usando.

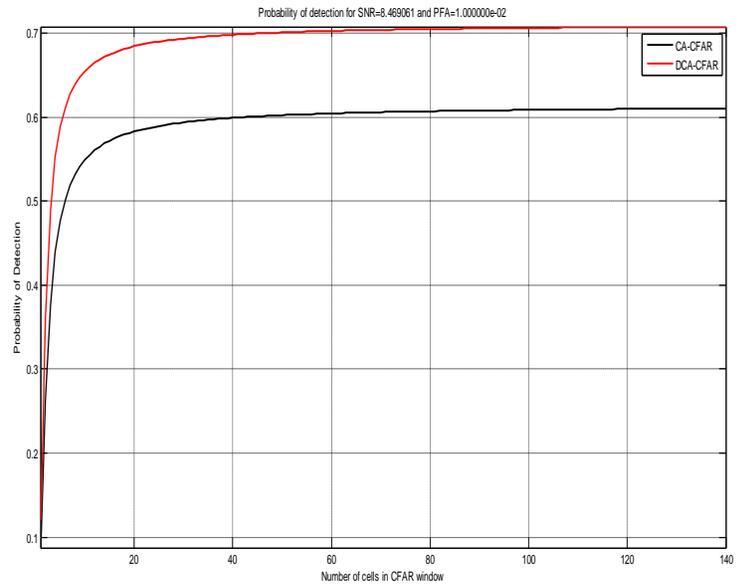


Ilustración 2. Probabilidad de detección de CA-CFAR (Negro) vs DCA-CFAR (Rojo)

Podemos observar un incremento tendencial en el desempeño de ambos algoritmos, además tomando como punto de truncamiento $N=60$, vemos que la diferencia entre la probabilidad de detección entre una y otra es de 10% de probabilidad de detección, lo cual en sistemas de radares convencionales es muy significativo.

Si nuestro procesador de detección tiene una limitada capacidad de procesamiento de datos y tenemos que limitar la ventana de referencia (ya que esta estimación es realizada en cada celda de la imagen de radar, por lo tanto se efectúa este cálculo millones de veces por segundo), no podemos optar por elegir una ventana de referencia demasiado amplia. Siendo este el caso supongamos que elegimos una ventana de $N=10$ celdas, vemos que la relación de valores de probabilidad de falsa alarma es 0.65 para DCA-CFAR y 0.56 para CA-CFAR, lo cual implica una ganancia de 9%, que posiblemente se lograría con un valor de $N=170$. Cabe resaltar que ya que DCA-CFAR trabaja en las celdas de guarda implica un aumento casi constante de la probabilidad de detección a partir de un número de celdas mínimo para completar la “estadística suficiente”.

Nuevamente usando las fórmulas de Albersheim para estimar los valores obtenemos los siguientes resultados para diferentes valores de N en la celda de referencia.

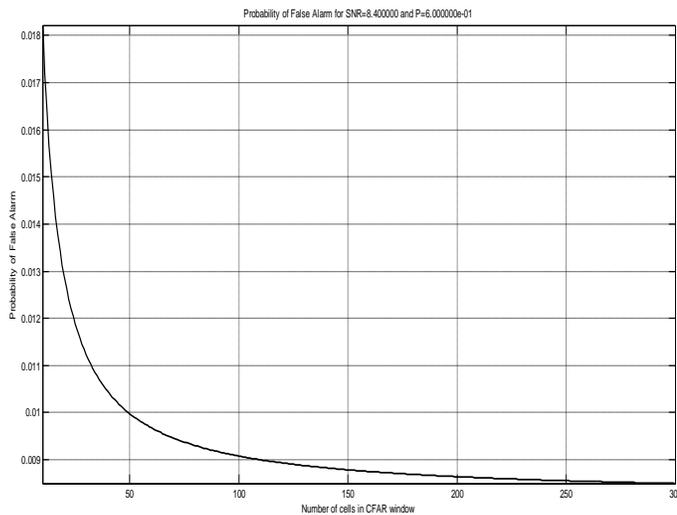


Ilustración 3. Probabilidad de Falsa Alarma de Procesador CA-CFAR

Podemos observar inclusive que la curva se estabiliza desde $N=60$ para el procesador DCA-CFAR, mientras que para el procesador CA-CFAR se estabiliza alrededor de $N=200$, esto quiere decir que con un menor número de celdas se logra estimar el valor de SNR requerido para llegar a la probabilidad de detección establecida de 0.6.

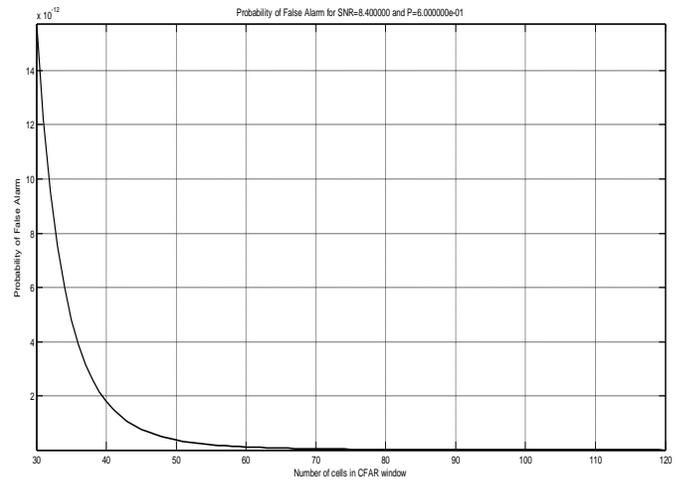


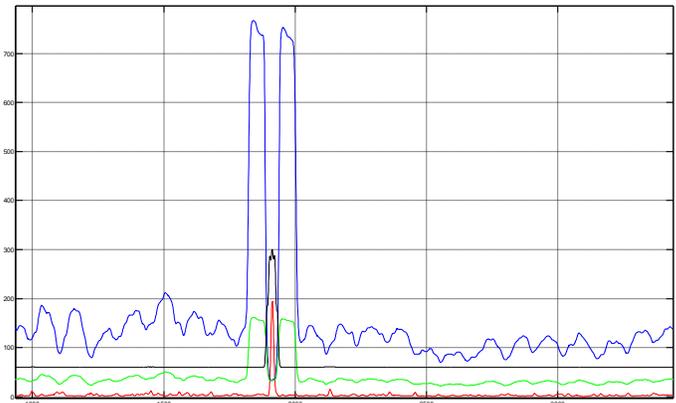
Ilustración 4. Probabilidad de Falsa Alarma de Procesador DCA-CFAR

Precisamente como lo esperábamos, debido a que este criterio parte de la búsqueda de un filtro que nos permita diferenciar entre objetivos y clutter, además de discriminar las “interfaces” que son las zonas donde cambia la distribución de la interferencia, el principal logro es disminuir la probabilidad de falsa alarma sin tener que expandir notablemente la ventana de referencia. Notablemente esto es logrado con diferencias muy significativas debido a que la derivada de los ecos provenientes de objetivos presentan un valor de DA^1 muy elevado con comparación con la interferencia, funcionando como un escalamiento en el cálculo del umbral que crece para lo que se estima que es ruido o clutter y se mantiene o disminuye para lo que se estima que es una información relevante.

IV. RESULTADOS

En las siguientes imágenes se mostrarán las siguientes señales.

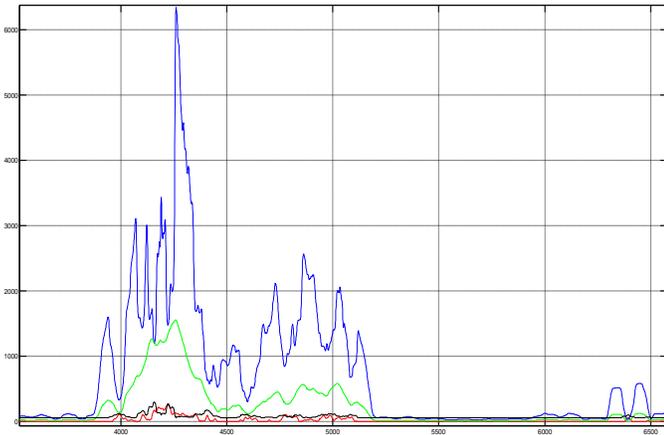
- Señal Suavizada = Rojo
- CA-CFAR = Azul
- DA = Negro
- DCA-CFAR = Verde



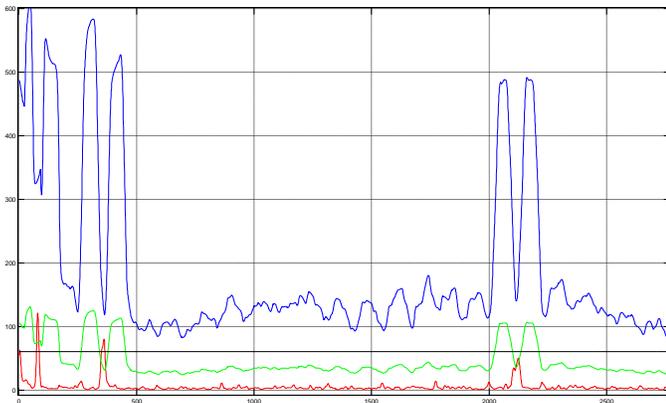
¹ Valor definido para la sumatoria de la derivada de la señal dentro de la celda de guarda.

En la imagen anterior podemos observar que para ecos devueltos por objetivos, el umbral se mantiene igual, pero se vuelve más riguroso para el resto de la señal.

En zonas de clutter correspondiente a tierra, se observa un aumento en el umbral, lo cual disminuye la probabilidad de falsa alarma. También podemos notar que las zonas denominadas como *interfaces* que son aquellas que presentan un cambio de estadística ya no son fuente de falsa alarma ya que si bien su derivada va a ser alta, es aún menor en comparación con la derivada de la señal correspondiente a objetivos de interés.



Se nota una gran mejora respecto a los ecos cuya forma es parecida a los ecos de objetivos, ya que el criterio de la derivada es quien se encarga de discriminarlos, con un principio igual al explicado anteriormente con las *interfaces*.



V. CONCLUSIONES

Este nuevo enfoque del procesador CFAR, así como muchos, está enfocado básicamente en mejorar la probabilidad de detección mientras se disminuye la probabilidad de falsa alarma, en escenarios donde el incremento del SNR es complicado, pero además no depende del tamaño de la ventana de referencia, ya que trabaja en las celdas de guarda.

Funciona como un modificador del CA-CFAR, que es uno de los algoritmos más usados en detección de radares y puede acomodarse a escenarios con diferentes "SwerlingModels", por lo tanto puede usarse en sistemas que actualmente estén implementando este procesador CFAR sin aumentar drásticamente el tiempo de procesamiento.

Debido a que es una variante del CFAR, puede funcionar dentro de otros procesadores para discriminar los problemas más comunes que estos presentan, como la interferencia de dos objetivos que se encuentran juntos, violando la homogeneidad requerida para la estimación de la potencia del ruido. Este problema es muchas veces solucionado usando el Switching-CFAR que consiste en un procesador que según algunas condiciones estimadas del escenario decide qué implementación CFAR usar para la detección binaria, lo cual permite unir por ejemplo un procesador DCA-CFAR con OS-CFAR (OrderStatistic CFAR) según el SwerlingModel presente .

También existen en la actualidad diferentes propuestas sobre la adaptabilidad de la ventana de referencia para aquellos casos en los que no existe homogeneidad, donde con diferentes herramientas estadísticas se modifica en cada decisión binaria el tamaño adecuado de la ventana. Gracias a que DCA-CFAR solo trabaja en la ventana de guarda, no se ve alterado en su rendimiento, y tampoco hay que realizar alguna modificación en su cálculo para poder implementar estos nuevos enfoques.

En resumen, el enfoque propuesto además de mostrar un enfoque diferente en escenarios donde las interfaces son un inconveniente en la detección, también es completamente compatible con los nuevos desarrollos que se están usando para el procesador CFAR.

VI. AGRADECIMIENTOS

El autor agradece el apoyo del Dr. Cesar Chinguel Arrese por la asesoría brindada durante el desarrollo del trabajo y la revisión del mismo.

VII. REFERENCIAS

Libros.

- [1] CFAR Principles of Automatic Radar Detection in Clutter, pp. 168-175.
- [2] Fundamentals of Radar Signal Processing, Mark A. Richards, pp 347-358.

Artículos.

- [3] "Use of site specific radar modelling to improve CFAR performance in the littoral", IEEE International Radar Conference Radar 2005, Washington, DC, 9-12 May 2005, pp. 161-166.

Study and optimization of CFAR filters, using criteria of energy with applications to Navigation Radars

Bach. Robinson López Monzón, Universidad de Piura
Advisor: Dr. Cesar ChinguelArrese

Abstract—This CFAR filter configuration, unifies the filter criteria of CA-CFAR which estimates the power of noise, based in the noise surrounding by calculating the average of a number of cells defined as statistically sufficient to make a good estimation of it; and a new approach based on the analysis of the signal derivation, and that reflects the speed of signal change across distance axis.

Index—CA-CFAR, DCA-CFAR, SCR

I. INTRODUCTION

One of the most important and explored fields of engineering relies on the applications oriented to bring security to the vessels through the installation of navigation radars.

Naval engineering is developed in many research centers and universities, and our country is not the exception. It has been shown in recent years that our country is widely growing up in researching fields, managing to develop owning technology based on COTS systems, both in terms of hardware and software. Although there are not many cases; the few successful projects that exist, have begun to promote new technology and development in our country.

One of the problems most attended by different fields of engineering is currently mobile navigation, since these techniques are used both in systems of flight, marine vessels, wireless autonomous manipulators, and others. Attention to this problem includes the implementation of increasingly complex electronic systems and sophisticated signal processing techniques.

As you might expect, each of the lines of development, has well-defined problematic; for example the duality between high precision and high energy consumption, as well as a relative high cost. On the other hand, the use of new techniques of navigation and detection of vessels in the mobile environment, demand an increased computational load, and therefore greater processing time. This is the reason for which there must be a "trade-off" or agreement between the approaches.

This paper focuses on the analysis of the methodology of CFAR (Constant False Alarm Rate), one of the techniques most used for the detection of mobile elements or targets in radar images. Starting from this analysis, we try to improve the performance of these techniques, studying its application with data from navigation radars. It is important that the result of the obtained algorithms does not generate a high computational load, to avoid increased runtime. This will allow the use of new theories of radar signal processing, increasing efficiency and effectiveness.

II. DESCRIPTION

CA(Cell Averaging) - CFAR configuration has become the standard configuration used in radar surveillance conventions, but in order to be viable, you need the following theoretical considerations.

- It is assumed that the power of the received signal when there is an objective corresponds to Rayleigh distribution [1].
- Reference cells contain a homogenous statistics [1].



Ilustración1. CFAR Window

The estimation of the threshold to overcome by the signal to be detected as a valid goal comes from the following equation [2]

$$T = \alpha \beta^2$$

$$\alpha = R(\bar{P}_{FA}^{-1/R} - 1)$$

$$\beta^2 = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R x_i$$

In reality radar images are exposed to non-homogeneous clutter, commonly from presence of different sources of clutter, such as ground, sea, weather conditions, etc. It has been observed that where there are changes in the level of

clutter (called "interfaces") [3], is presented high rates of change in the signal analyzed in the domain of the range, therefore there is a tendency to carry out an analysis of the derivative that allows me to quantify this rate of change and use this information, so the threshold factor adapts the threshold according to the interfaces found in the signal.

It can be observed that in the proximity of a real objective in signal, is presented a sharp rise of the signal, this situation is also still a case of "interface". Analyzing the behavior of interfaces, has been detected higher frequencies in cases where there are objectives present, allowing us to create a criterion of discrimination not only with clutter, but with those echoes that resemble the shape of a target that comes from another type of source, generating false alarms in the detection.

To analyze those changes in frequency it has been chosen to analyze the derivative of the signal, which shows higher values in the interfaces due to targets, also since increasing frequency is observed in points belonging to the target signal, we will use cells in guard window of analysis.

To be able to quantify this value, we will call DA (Derivative Area) to the sum of values corresponding to the derivative inside the G guard cells surrounding the cell's analysis, which is expressed in the following way:

$$DA = \sum_{i=1}^M \left(\frac{dx_i}{dr} \right)^2$$

R is the horizontal signal axis, corresponding to the range. You can also see that the value has been elevated to power of 2; this is done with the purpose of working with positive values and makes further discrimination between noise from small change reasons and objectives from "interfaces".

Analyzing this value in multiple images with different sources of interference, you get that corresponding to objectives, maximum values are between 10900 and 11100, and those values are used to define D_{max} constant which is the maximum value that is expected for DA on an image.

The new equation of the threshold CFAR, including analysis of the derivative of the signal

$$T = \frac{D_{max} * \alpha * \beta^2}{DA}$$

The threshold is maintained with the same value as the filter CA-CFAR when approaching the maximum value set for D_{max} , but is increased when the value of DA is small, this can reduce the value of SNR required at sign, therefore we can access lower values of probability of false alarm, maintaining the likelihood of detection. If we choose a conservative value of D_{max} , we can maximize the probability of detection without affecting the probability of false alarm. The criterion for

choosing the filter settings is strictly related to the conditions in which the operator is located (environmental conditions).

Different values of D_{max} (within the above mentioned limits) in different targets and this is because the physical dependency of the equation of the radar with the RCS of targets. This is logical since the SNR value it is not equal for all objectives which can be found on our radar, which must also be taken into account at the time of tune.

III. PERFORMANCE ANALYSIS

This work proposes a different approach to achieve the increased SNR and SCR, applying criteria derived of the sign explained previously. Following the reasoning shown, we modify the equation for the probability of detection, getting it with our new concept of the derivative, this can be estimated as follows.

$$P_D = \left(1 + \frac{D_{max} \alpha}{DA * N(1 + \chi)} \right)^{-N}$$

This estimate goes hand in hand with the concept of "CFAR loss" since we are working under the criterion of estimation of the power of the surrounding of N interference representative cells, therefore the following graphic shows the growth rate of the probability of detection according to the number of cells in the window of reference being used.

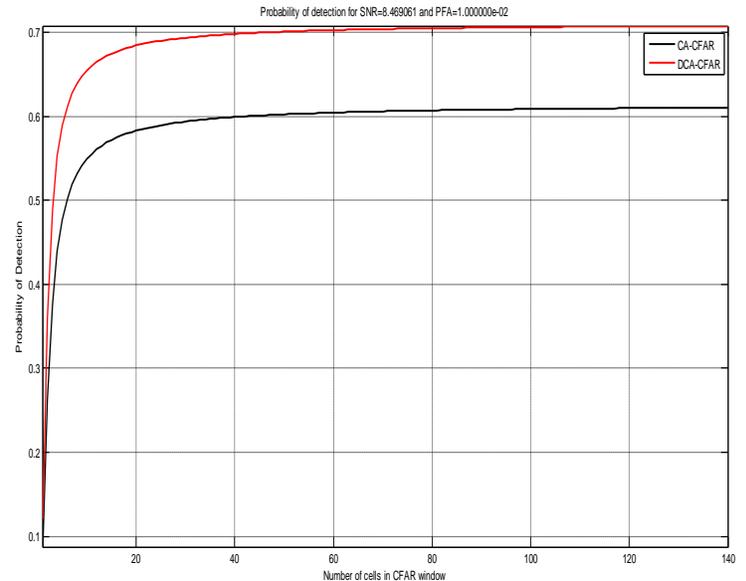


Fig2. Probability of Detection CA-CFAR (Negro) and DCA-CFAR (Red) vs Number of cells in CFAR window

We can observe an increasing trend in the performance of both algorithms, also taking as a truncation point $N = 60$, we see that the difference between the probability of detection of both approaches is around of 10% probability of detection, which in conventional radar systems is very significant.

If our detection processor has a limited capacity of data processing, and we have to limit the window of reference (since this estimate is performed in each cell of the radar image, so it is made this calculation million times per second), can't choose a window of reference too wide. Assume that we chose a window of $N = 10$ cells, we see that the values of probability of false alarm ratio is 0.65 for DCA-CFAR and 0.56 for CA-CFAR, which means a gain of 9%, that would possibly be achieved with a value of $N = 170$. Should be noted that because DCA-CFAR works in guard cells, this involves a minimum increase in processing time, and almost constant increase in the probability of detection to achieve the "sufficient statistics".

Again using Albersheim formulas to estimate the values; we obtain the following results for different values of N in the reference cell.

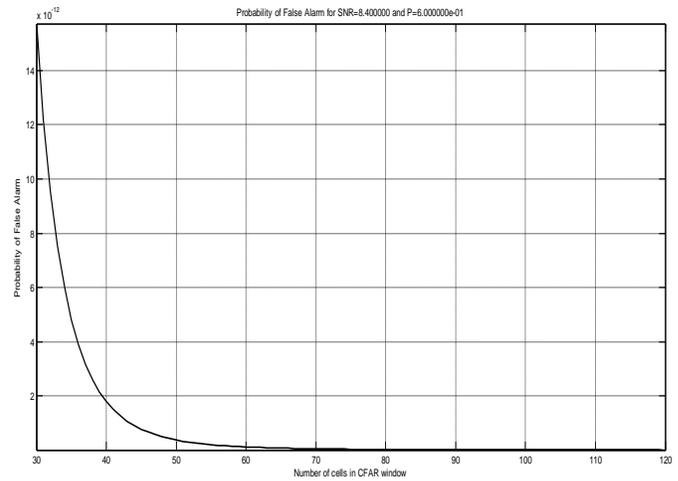


Fig4. DCA-CFAR Probability of False Alarm – Number of cells in CFAR Window

Just as we expected, since this criterion is based on the search for a filter that will allow us to differentiate between targets and clutter, in addition to discriminate "interfaces" that are the areas where the distribution of interference changes, the main request is to reduce the probability of false alarm without having to significantly expand the reference window. Notably this is achieved with very significant differences since the derivative of echoes from targets present a value of $DA^{[1]}$ very high, in comparison with the interference, working as a scaling in the calculation of the threshold, that grows for noise or clutter and stays or decreases for what is estimated that it is a relevant information.

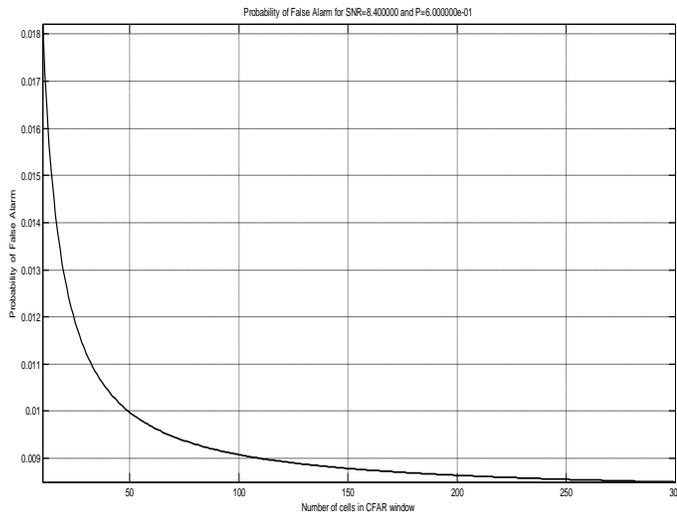


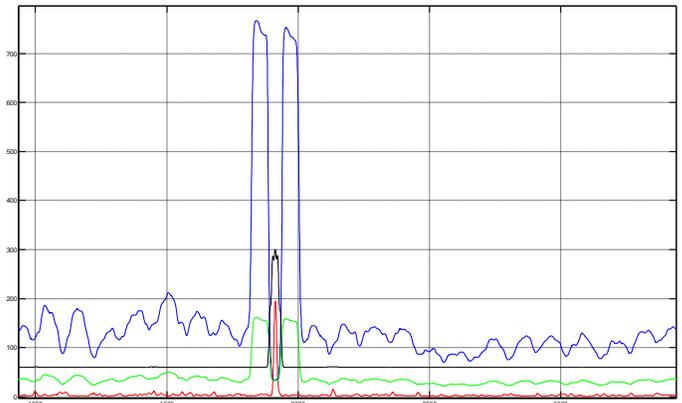
Fig3. CA-CFAR Probability of False Alarm – Number of cells in CFAR Window

We can even see that curve stabilizes from $N = 60$ for the DCA-CFAR processor, while processor CA-CFAR stabilizes around $N = 200$, this means that with a smaller number of cells we can estimate the value of required SNR to achieve the probability of detection fixed.

IV. RESULTS

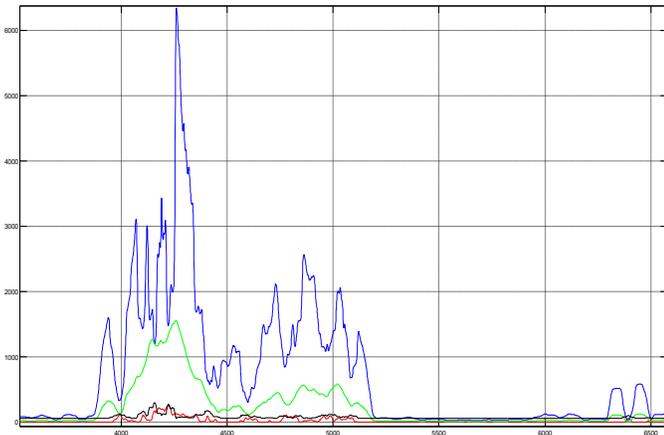
In the next images we will see these signals.

- GaussianFilteredSignal = Red
- CA-CFAR = Blue
- DA = Black
- DCA-CFAR = Green



In the image above we can see that for echoes returned from targets, the threshold remains the same, but it becomes more rigorous for the rest of the signal.

Areas corresponding to ground clutter show an increase in the threshold, which reduces the probability of false alarm. We can also notice the areas known as *interfaces* which are those that present a statistical change already are not source of false alarm even though its derivative will be high; it is still lower compared to the derivative of the signal corresponding to targets of interest.



It shows a great improvement over the echoes whose shape is similar to the echoes of the objectives, since the criterion of the derivative is who does the discrimination against them, with a concept equal to the explained above with the *interfaces*.

V. CONCLUSIONES

This new approach of CFAR processor, as well as many, is focused basically on improve the probability of detection while the probability of false alarm decreases in scenarios where the increase in SNR is complicated, but it also avoid the dependence with the size of the reference window, since it works in the guard cells.

Works as a modifier of the CA-CFAR, which is one of the most used in radar detection algorithms and can accommodate scenarios with different "Swirling Models", so it can be used on systems that are currently implementing this CFAR processor without dramatically increase processing time.

Since it is a variant of the CFAR, it can operate within other processors to discriminate the most common problems they present, as the interference of two objectives that are together, violating the uniformity required for the estimation of noise power. This problem is often solved using the Switching-CFAR which consists of a processor, which some estimated conditions stage to decides what implementation of CFAR use in binary detection, allowing for example join a processor DCA-CFAR with OS-CFAR (Order Statistic CFAR) according to the present Swirling Model.

There are currently various proposals on adaptability of window of reference for those cases in which there is no homogeneity, where using different statistic tools the proper size of CFAR window is modified in each binary decision. Because DCA-CFAR only works in the guard window, it is not altered in their performance, and we must not make any change in its calculation to be able to implement these new approaches.

In conclusion, the proposed work, as well as showing a different approach in scenarios where interfaces are a problem in the detection, is also fully compatible with the new developments that are being used for the CFAR processor.

VI. ACKNOWLEDGEMENT

The author appreciates the work of Dr. Cesar ChinguelArrese for support during the development of the this article and the review of it.

VII. REFERENCES

Libros.

- [1] CFAR Principles of Automatic Radar Detection in Clutter, pp. 168-175.
- [2] Fundamentals of Radar Signal Processing, Mark A. Richards, pp 347-358.

Artículos.

- [3] "Use of site specific radar modelling to improve CFAR performance in the litoral", IEEE International Radar Conference Radar 2005, Washington, DC, 9-12 May 2005, pp. 161-166.