



**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA**

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y  
TELECOMUNICACIONES**

**TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL  
TÍTULO DE INGENIERO EN ELECTRÓNICA Y  
TELECOMUNICACIONES**

**TEMA: PROCESADOR BAYESIANO DE SEÑALES DE RADAR  
PARA EL SISTEMA OERLIKON**

**AUTORES: LARA MINA, MARCO FERNANDO  
ORTIZ MOYA, MARCELO ANDRÉS**

**DIRECTOR: ING. LEÓN VÁSQUEZ RUBÉN DARÍO**

**SANGOLQUÍ**

**2019**



# ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA**

**CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES**

## CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, “**PROCESADOR BAYESIANO DE SEÑALES DE RADAR PARA EL SISTEMA OERLIKON**” realizado por los señores LARA MINA MARCO FERNANDO y ORTIZ MOYA MARCELO ANDRÉS, ha sido revisado en su totalidad, analizado por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE, razón por la cual nos permitimos acreditar y autorizar para que lo sustenten públicamente.

Sangolquí, 31 de mayo de 2019

M.Sc. Rubén León Vásquez  
C.I. 1801654284  
Investigador CICTE-DEET-ESPE



## DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

### CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRONICA Y TELECOMUNICACIONES

#### AUTORIA DE RESPONSABILIDAD

Yo, LARA MINA MARCO FERNANDO, con cédula de identidad No. 171514011-5 y Yo, ORTIZ MOYA MARCELO ANDRÉS, con cédula de identidad No. 172043708-4, declaro que éste trabajo de titulación **“PROCESADOR BAYESIANO DE SEÑALES DE RADAR PARA EL SISTEMA OERLIKON”** es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciado las citas bibliográficas.

Consecuentemente el contenido de la investigación mencionada es veraz.

Sangolquí, 31 de mayo de 2019

LARA MINA MARCO FERNANDO  
C.C: 171514011-5

ORTIZ MOYA MARCELO ANDRÉS  
C.C: 172043708-4



## DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

### CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRONICA Y TELECOMUNICACIONES

#### AUTORIZACIÓN

Yo, LARA MINA MARCO FERNANDO, con cédula de identidad No. 171514011-5 y Yo, ORTIZ MOYA MARCELO ANDRÉS, con cédula de identidad No. 172043708-4, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE publicar el trabajo de titulación “**PROCESADOR BAYESIANO DE SEÑALES DE RADAR PARA EL SISTEMA OERLIKON**”. En el repositorio institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra autoría y responsabilidad.

Sangolquí, 31 de mayo de 2019

LARA MINA MARCO FERNANDO  
C.C: 171514011-5

ORTIZ MOYA MARCELO ANDRÉS  
C.C: 172043708-4

## INDICE DE CONTENIDO

CERTIFICACIÓN.....	ii
AUTORIA DE RESPONSABILIDAD.....	iii
AUTORIZACIÓN.....	iv
ÍNDICE DE FIGURAS.....	vii
ÍNDICE DE TABLAS.....	ix
RESUMEN.....	x
ABSTRACT.....	xi
CAPITULO 1.....	1
Introducción.....	1
Antecedentes.....	1
Situación Actual.....	3
Justificación.....	4
Objetivos.....	5
Funcionamientos de Radar.....	6
Señales Eco de Radar.....	6
Clutter.....	10
Efecto Doppler.....	14
CAPITULO 2.....	16
Hipótesis Binaria.....	16
Simulador de señales.....	17
Generación de señales de Clutter.....	17
Generación de señal de Objetivo.....	20
MTI – Moving Target Indicator.....	21
MTD – Moving Target Detection.....	22
Estimador espectral de máxima entropía.....	24
CAPITULO 3.....	27
Filtros Adaptativos.....	27
HSIAO.....	29
LMS – Least Mean Square.....	33
Algoritmo LMS.....	33
Implementación del Algoritmo LMS como predictor.....	35
<i>Kalman</i> .....	38

Kalman – Random Walk .....	41
Implementación Kalman – Random Walk .....	42
CAPITULO 4 .....	46
Filtros Casados – FFT .....	46
Transformada Discreta de Fourier y FFT .....	46
Funciones de Ventana.....	48
Ventana Rectangular .....	49
Ventana Hann (Hanning).....	49
Ventana Hamming.....	50
Ventana Blackman.....	50
Ventana Blackman Tukey .....	51
Ventana Kaiser .....	51
Error medio entre ventanas.....	52
Relación entre lóbulo principal y lóbulos secundarios.....	54
Capítulo 5 .....	56
Curvas de Características Operativas del Receptor MTD.....	56
Estimador Espectral de Máxima Entropía.....	59
Densidad espectral de potencia de AR-mean .....	62
Resultados de los detectores.....	63
Capítulo 6 .....	66
Costo computacional .....	66
Implementación en tiempo real. ....	67
Capítulo 7 .....	70
Conclusiones.....	70
Recomendaciones .....	71
Trabajos Futuros.....	71
Referencias .....	73

## ÍNDICE DE FIGURAS

<i><b>Figura 1</b></i> Funcionamiento Radar Fuente: Propia.....	2
<i><b>Figura 2</b></i> Director de Tiro SKYGUARD .....	3
<i><b>Figura 3</b></i> Diagrama de Irradiación de antena y dimensiones de célula de resolución .....	7
<i><b>Figura 4</b></i> Forme de haz de antena lápiz (a) y abanico (b) .....	8
<i><b>Figura 5</b></i> Células de resolución consecutivas azimut con superposición para ser detectado.....	10
<i><b>Figura 6</b></i> Definición del ángulo de elevación Fuente: (Mahafza & Elsherbeni, 2004).....	12
<i><b>Figura 7</b></i> Regiones de Clutter.....	12
<i><b>Figura 8</b></i> Filtro con realimentación (Autorregresivo de orden 1). .....	18
<i><b>Figura 9</b></i> Generación de Clutter y AWGN.....	19
<i><b>Figura 10</b></i> Clutter + ruido + objetivo .....	21
<i><b>Figura 11</b></i> Diagrama bloques Procesador MTI .....	22
<i><b>Figura 12</b></i> Diagrama bloques Procesador MTD.....	24
<i><b>Figura 13</b></i> Estructura AR (1).....	25
<i><b>Figura 14</b></i> Estructura Filtro Adaptativo .....	27
<i><b>Figura 15</b></i> Filtro adaptativo implementado .....	28
<i><b>Figura 16</b></i> Estructura Filtro MTI.....	29
<i><b>Figura 17</b></i> Señal eco recibida con SCR = 10dB pasada por Filtro HSIAO.....	31
<i><b>Figura 18</b></i> Señal eco recibida con SCR = 5dB pasada por Filtro HSIAO.....	31
<i><b>Figura 19</b></i> Señal eco recibida con SCR = 0 dB pasada por Filtro HSIAO.....	32
<i><b>Figura 20</b></i> Señal eco recibida con SCR = -3dB pasada por Filtro HSIAO .....	32
<i><b>Figura 21</b></i> Algoritmo LMS como Filtro Blanqueador .....	35

<b>Figura 22</b> Filtro Blanqueador LMS - (SCR=10dB) .....	36
<b>Figura 23</b> Filtro Blanqueador LMS - (SCR=5dB) .....	37
<b>Figura 24</b> Filtro Blanqueador LMS - (SCR=0dB) .....	37
<b>Figura 25</b> Filtro Blanqueador LMS - (SCR=-3dB) .....	38
<b>Figura 26</b> Estructura de filtro de Kalman Fuente: (León, 1992) .....	39
<b>Figura 27</b> Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=-3dB) .....	43
<b>Figura 28</b> Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=0dB) .....	44
<b>Figura 29</b> Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=3dB) .....	44
<b>Figura 30</b> Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=5dB) .....	45
<b>Figura 31</b> Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=10dB) .....	45
<b>Figura 32</b> Filtro casado Fuente: (Haykin S. , 1985) .....	46
<b>Figura 33</b> Ventana Rectangular Tiempo - Frecuencia.....	49
<b>Figura 34</b> Ventana Hann Tiempo - Frecuencia .....	50
<b>Figura 35</b> Ventana Hamming .....	50
<b>Figura 36</b> Ventana Blackman .....	51
<b>Figura 37</b> Vent. Blackman Tukey $r = 0.5$ izquierda, vent. Blackman Tukey $r = 0.25$ derecha .	51
<b>Figura 38</b> Ventana de Kaiser - $\alpha = 0.5$ izquierda, ventana de Kaiser - $\alpha = 2$ derecha.....	52
<b>Figura 39</b> Comparación ventana Tukey - Kaiser - 2 Objetivos.....	55
<b>Figura 40</b> ROC MTI HSIAO .....	57
<b>Figura 41</b> ROC MTD LMS .....	58
<b>Figura 42</b> ROC MTD Kalman - Random Walk .....	59
<b>Figura 43</b> Pruebas MTD, AR-max, AR-mean y AR-min.....	60



<b>Figura 44</b> Simulación con dos objetivos.....	61
<b>Figura 45</b> ROC utilizando AR-mean.....	61
<b>Figura 46</b> ROC utilizando AR-max.....	62
<b>Figura 47</b> DSP AR-mean con un objetivo.....	62
<b>Figura 48</b> DSP AR-mean con dos objetivos.....	63
<b>Figura 49</b> ROC diferentes arquitecturas en un ambiente estacionario .....	64
<b>Figura 50</b> ROC diferentes arquitecturas ambiente NO estacionario .....	64
<b>Figura 51</b> Diseño procesador Oerlikon .....	68
<b>Figura 52</b> Implementación en tiempo real (simulink) .....	72

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1</b> Coeficientes Filtros MTI.....	30
<b>Tabla 2</b> Comparativa de operaciones entre DFT y FFT.....	47
<b>Tabla 3</b> Error medio un objetivo .....	53
<b>Tabla 4</b> Costo Computacional .....	67

## RESUMEN

En este trabajo de investigación se realiza la implementación de un sistema de procesador digital de señal utilizando técnicas avanzadas bayesianas aplicadas a los sistemas de radar OERLIKON de la armada ecuatoriana, buscando tener una probabilidad de detección superior al 90% con una relación señal a clutter menor a los 0dB. Se introduce el trabajo con una breve reseña de la historia del radar y el impacto que tuvo en la segunda guerra mundial. Además, se muestra el funcionamiento que tienen los sistemas de radar, los tipos de clutter que existen, así como una explicación de qué es el efecto Doppler y su influencia en los sistemas de radar. Se estudia la estructura para simular una señal de clutter, así como la de uno o varios objetivos, se realiza un análisis del método MTI (Moving Target Indication) que está actualmente implementado en los sistemas de radar ecuatorianos y se plantearon nuevas técnicas que se podrían utilizar para mejorar el desempeño del radar. Se realiza una comparación de diferentes funciones de ventana para poder determinar cuál presenta mejores resultados. Posterior a las pruebas de ventana, se obtuvieron las curvas operacionales del receptor utilizando los diferentes métodos planteados en esta investigación, al comparar los resultados con el método utilizado actualmente, se determinó cuál método presenta mejores resultados.

### PALABRAS CLAVES:

- SISTEMA OERLIKON
- CLUTTER
- MTD
- MTI
- ESTIMADOR ESPECTRAL.

## ABSTRACT

This project talks about the implement of a digital signal processor using advanced Bayesian techniques applied on the OERLIKON Ecuadorian army radar, increasing the probability of detection to a higher performance (more than 90%) with a signal clutter rate lower than 0dB. This research starts with a radar brief resume and the impact on World War II. Then, it shows radars operation, the clutter types that exist on radar environment, dopplers effect explanation and its influence on radars detection. Then, it studies the structure of a clutter signal generator as well as the simulation of one or more targets.

Oerlikons radar has already installed an MTI (*Moving Target Indication*) method, which is the reason why an analysis was made in order to obtain purpose and apply new techniques to improve radars performance. Some window functions are tested in order to find which one shows better results, finally some new techniques receiver operational curves are obtained to compare and define which one has better results.

### KEY WORDS:

- OERLIKON SYSTEM
- CLUTTER
- MTD
- MTI
- SPECTRAL STIMATOR

## PROCESADOR BAYESIANO DE SEÑALES DE RADAR PARA EL SISTEMA OERLIKON

### CAPITULO 1

#### Introducción

##### *Antecedentes*

Radar es el acrónimo para *Radio Detection And Ranging*, es un sistema que funciona mediante la transmisión de ondas electromagnéticas y realiza un análisis de los ecos que rebotan de objetos que se encuentran a una determinada distancia (Ilioudis).

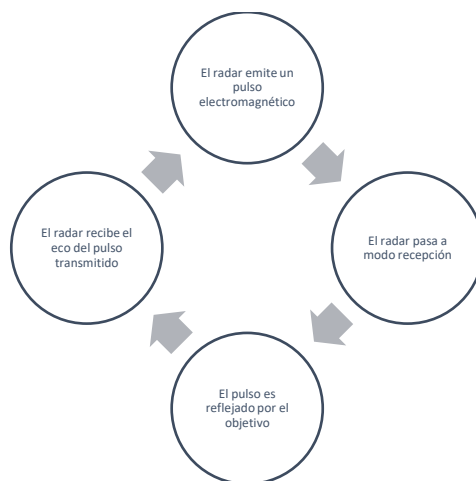
Previamente al uso de radares, se utilizaban espejos parabólicos los cuales emitían ondas sonoras que eran reflejadas por los objetivos, existían varias desventajas en esta tecnología no era tan precisa lo que no permitía definir con exactitud en donde se encontraba el objetivo y a que velocidad se acercaba al punto.

A finales del siglo XIX Heinrich Rudolf Hertz demostró que las ondas electromagnéticas se reflejan en las superficies metálicas. A principios del siglo XX el científico alemán Christian Huelsmeyer creó el “Telemobiloscopio” que es considerado como el primer radar, este dispositivo fue utilizado para detectar y evitar colisiones de objetos metálicos, principalmente utilizado en los buques y este prototipo presento resultados considerablemente buenos, ya que tenía un alcance de 3 km sin tener una etapa de amplificación con longitudes de onda entre 40 -50 cm, pero este sistema no tuvo el apoyo por parte de las autoridades militares, ni de las grandes empresas de la industria, aún sin tener apoyo el telemobiloscopio fue patentado en EEUU en 1906 con lo que Huelsmeyer inició su propia empresa para poder desarrollar un telemobiloscopio que funcione hasta los 10 km (Carrilero, 2017).

A principios del siglo XX, Nikola Tesla estableció los principios teóricos del Radar moderno, esto lo realizó tomando en cuenta las frecuencias y los niveles de potencia con los que trabajaban los radares. Gracias a un estudio del magnetrón con los principios de Tesla en 1934 se realizaron las primeras pruebas sobre sistemas de detección de onda corta.

Antes, durante y después de la segunda guerra mundial, existieron varios inventores que dieron las primeras pautas para el desarrollo de los radares como se los conoce hoy en día, las grandes potencias como EE. UU., Alemania, la antigua Unión Soviética y Reino Unido desarrollaron en paralelo proyectos de radares, que dieron grandes aportes para llegar a los actuales sistemas avanzados de radar.

El principio de funcionamiento de los radares se muestra en la Figura 1:



**Figura 1.** Funcionamiento Radar  
Fuente: Propia

En la figura anterior se pueden observar un flujograma de las etapas de funcionamiento de un radar, donde de arriba y en sentido horario tenemos las siguientes etapas:

- 1) El radar transmite un pulso electromagnético de una onda continua (CW) o de onda pulsada.

- 2) El radar cambia a modo recepción.
- 3) El pulso emitido es reflejado por el objetivo.
- 4) El radar recepta el eco del pulso transmitido y cierra el ciclo con el regreso al paso 1.

La tarea principal de un radar es tener la capacidad de detectar la presencia de objetivos y luego determinar la distancia y velocidad del objetivo. Aprovechando el efecto Doppler se puede determinar si el objetivo se está acercando o alejando y a que velocidad lo está haciendo. El rango dentro del cual es capaz de determinar la distancia del objetivo es denominado como el rango de detección del radar.

### *Situación Actual*

En el Ecuador actualmente las Fuerzas Armadas utilizan el sistema de radar OERLIKON el que está compuesto por el director de tiro y las piezas de artillería, su fecha de fabricación es de la década de los 80s. Esta investigación se centrará sobre el sistema de exploración del director de tiro SKYGUARD ilustrado en la Figura 2, el cual posee las siguientes características:



**Figura 2.** Director de Tiro SKYGUARD

*Fuente:* (SAPA Transmission, 2017)

- Dos antenas para su operación: una de exploración y otra de seguimiento (tracking).
- Modos de operación: Vigilancia y enganche.
- Capacidad de enganche: Un objetivo a la vez.
- Capacidad del radio de vigilancia 20 km.
- Capacidad de radio de enganche: 16 km.
- Cada director de tiro puede trabajar con dos piezas de artillería.

### *Justificación*

El presente proyecto busca generar una solución tecnológica endógena para que los sistemas OERLIKON puedan ser modernizados a un bajo costo y operarlos con alcances de detección mayores a los actuales, desarrollando procesadores de radar con alta Probabilidad de Detección (superior al 90%), para una Probabilidad de Falsa Alarma Constante y relaciones señal (target) a interferencias (clutter + ruido blanco) por debajo de los 0 dB.

Los principales problemas que se presentan a la hora de modernizar sistemas de radar de la defensa aérea ya existentes son: altos costos de los existentes y de alta reserva (i.e., en la mayoría propietarios), así como también la deficiencia en la transferencia de tecnología por ser sistemas cerrados de producción. Contrariamente los sistemas que se desarrollan en base a la investigación científica aplicada pueden subsanar estos inconvenientes con costos muy reducidos y con garantía de una transferencia de tecnología real dentro de todos los procesos de implementación.

## Objetivos

### *Objetivo General*

- Desarrollar un sistema procesador digital de la señal de radar MTD (*Moving-Target Detector*), utilizando técnicas avanzadas bayesianas para el sistema de artillería antiaérea OERLIKON, con alta probabilidad de detección (superior al 90%), para una probabilidad de falsa alarma constante y relaciones señal (target) a interferencias (clutter + ruido blanco) por debajo de los 0 dB.

### *Objetivos Específicos*

- Estudiar y analizar las técnicas avanzadas bayesianas.
- Desarrollar un simulador del ambiente - radar controlado de la relación señal/interferencia para obtener las curvas operacionales de receptor (ROC – *Receiver Operating Characteristic Curve*).
- Analizar y comparar el desempeño de los procesadores bayesianos y con el procesador MTI actual del OERLIKON, así como su costo computacional y posibilidad de implementación en tiempo real.
- Implementar en tiempo real los procesadores bayesianos en el radar de vigilancia del sistema OERLIKON, utilizando los sistemas eHSC (Embedded Heterogeneous Super Computing) y optimizar su desempeño.
- Proponer un prototipo para modernizar el sistema OERLIKON en el cual los parámetros peso, volumen, desempeño y consumo energético serán mejorados significativamente en comparación al actual por el uso de eHSC, así como el costo de implementación inferior al que se hiciera con empresas privadas especializadas.



- Proveer a las instituciones vinculadas un incremento de la capacidad operativa, mediante la disponibilidad de tecnología nacional basada en la investigación orientada a aplicaciones reales en el ejercicio de la soberanía tecnológica.
- Generar una participación sinérgica en el proceso de I+D+i, entre instituciones gubernamentales de investigación, docencia y de seguridad nacional.

### *Metodología.*

Para la ejecución del presente proyecto se utilizará una investigación exploratoria en el estudio y análisis de técnicas bayesianas aplicadas a los procesadores de señales de radar. A continuación, una investigación descriptiva se empleará tanto para la implementación de los algoritmos de procesamiento basados en técnicas bayesianas, así como para analizar y comparar el desempeño de los procesadores de radar correspondientes.

## **Funcionamientos de Radar**

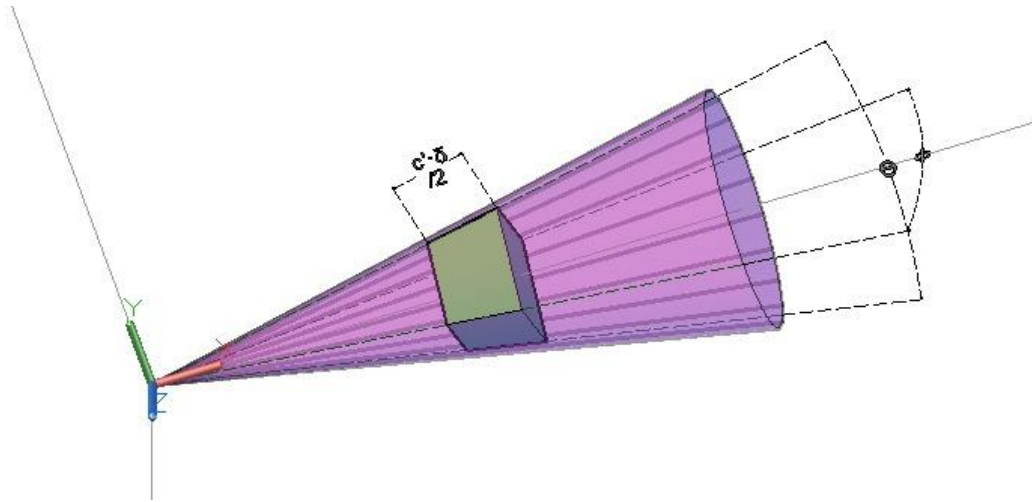
### *Señales Eco de Radar*

Se denomina señales Eco de Radar a los pulsos electromagnéticos emitidos por el radar, para la detección de objetivos, la duración del pulso electromagnético se representa por  $\delta$  y es medida en segundos. Este valor permite definir la longitud de la celda de resolución del radar de cada anillo como se muestra en la Figura 3. La resolución en distancia o longitud (en dirección radial del eje principal del haz) está dada por la Ecuación ( 1 ). En el caso del sistema Oerlikon, este presenta una resolución en distancia de 150 m, en estado de monitoreo, y de 50 m, en

seguimiento de objetivos. Valores que son dados por la duración de pulsos que es de  $\delta_m = 1\mu s$  y  $\delta_s = 0.33\mu s$ , respectivamente.

$$R_d = \frac{c' \cdot \delta_{m/s}}{2} \quad (1)$$

donde  $c'$  - velocidad de la luz en el medio de propagación.



**Figura 3.** Diagrama de Irradiación de antena y dimensiones de célula de resolución

Estos pulsos se repiten periódicamente, su periodo se representa por  $T$  segundos y todo este ciclo es síncrono con el giro completo de  $360^\circ$  de la antena. La velocidad de giro se representa por  $\omega$  en rpm (revoluciones por minuto). El diagrama de irradiación de la antena se caracteriza por su “ancho del lóbulo”, con la apertura angular en la dirección azimutal en grados, entre los puntos de media potencia del diagrama de irradiación.

Ancho en Azimut  $\phi$  : es el ancho de haz de irradiación en el plano azimutal.

Ancho en Elevación  $\theta$  : es el ancho de haz de irradiación en el plano vertical.

La Figura 3 muestra los parámetros  $\phi$  y  $\theta$ , es importante considerar que de acuerdo a las necesidades operativas un radar puede tener un mayor o menor ancho de haz, de acuerdo a este ancho, se puede generar una restricción en el tiempo de exploración (tiempo en el que el radar vuelve a la celda de resolución inicial), un radar no puede permanecer demasiado tiempo en ninguna celda de resolución, y a mayor número de celdas deberá estar un menor tiempo en cada celda.

De acuerdo a la relación entre  $\phi$  y  $\theta$ , se definen dos tipos de lóbulos de radiación para radar tipo lápiz y tipo abanico (Skolnik, 1981) Figura 4, En el haz tipo "lápiz" las dimensiones azimutales y de elevación son pequeñas y del mismo orden de magnitud, mientras que en el haz tipo "abanico" la dimensión azimutal es menor que la dimensión en elevación o viceversa.



**Figura 4.** Forme de haz de antena lápiz (a) y abanico (b)

Fuente (López, 2013)

La resolución del radar está determinada por la distancia mínima entre dos objetivos, que pueden ser distinguidos como tal, sin que los ecos del radar que inciden sobre cada uno se superpongan, es por esto que en longitud esta distancia está dada por  $R_d$  (Resolución en distancia

o longitud), y de la misma forma la resolución azimutal está dada por el ancho azimutal de la antena  $\phi$ , y en elevación por el ancho de haz en elevación  $\theta$  Figura 3.

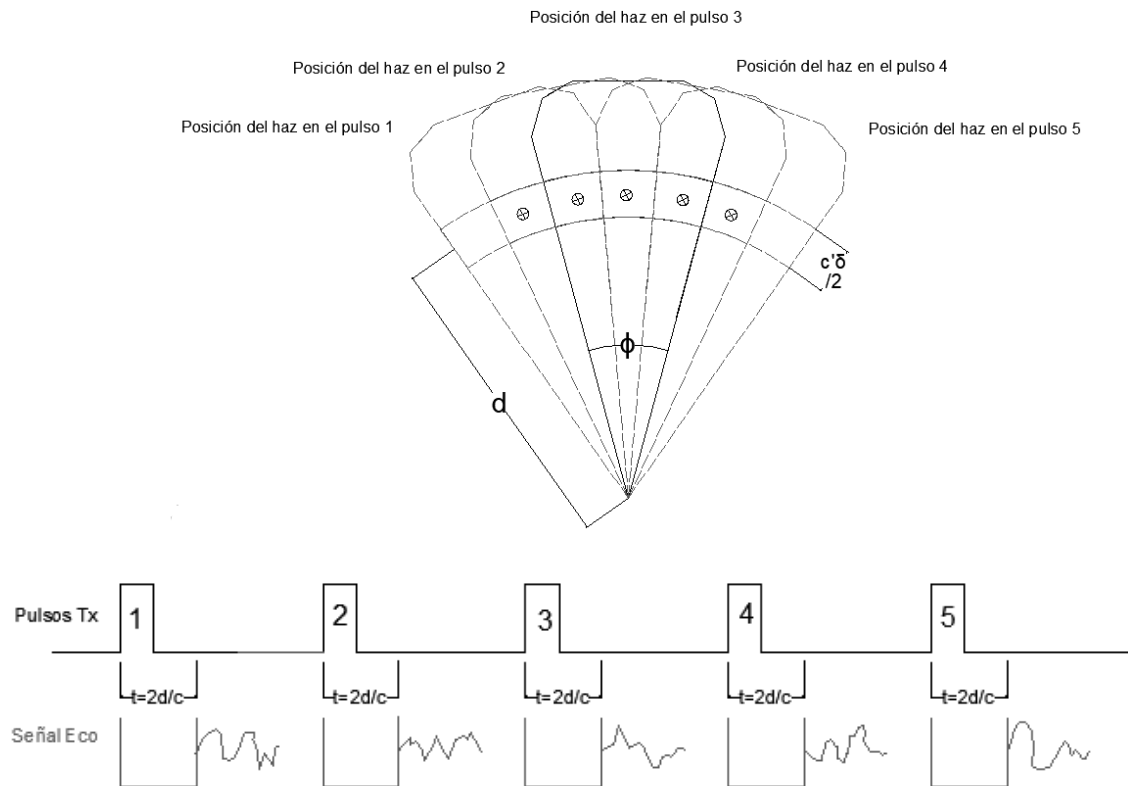
Un objetivo puntual generará N ecos, donde N está dado por (Skolnik, 1981):

$$N = \frac{\phi \cdot f_p}{6 \cdot \omega} = \frac{\phi}{6 \cdot \omega \cdot T_p} \quad (2)$$

$$f_p = \frac{1}{T_p} \text{ - frecuencia de repetición de pulsos}$$

$\omega$  - Giro de la antena de exploración en (rpm)

La ecuación (2) representa a N como el número mínimo de pulsos azimutales que inciden sobre un objetivo para ser detectado y pueden ser utilizados para aplicar el concepto de integración de pulsos. La Figura 5 muestra la relación (superposición) entre los N pulsos transmitidos y la evolución de la posición del haz de la antena en el instante en que se transmiten los pulsos. Particularizando para el radar Oerlikon, se tiene una frecuencia de repetición de pulsos de 6.4 kHz, una velocidad rotación de  $\omega = 60$  rpm y una apertura azimutal  $\phi = 2.4^\circ$ . Por lo que cada objetivo retorna generalmente 43 ecos de radar.



**Figura 5.** Células de resolución consecutivas azimutales con superposición para ser detectado  
Fuente: Propia

### Clutter

Clutter son los ecos no deseados correlacionados entre sí y generados por objetos que producen interferencia sobre la señal eco de radar. Existen dos tipos de clutter que serán detallados más adelante, estos son: clutter de superficie y clutter de volumen. El clutter de superficie incluye reflexiones en árboles, vegetación, terreno, edificaciones y superficie marina. El clutter de volumen usualmente es generado por reflexiones en nubes lluvia, parvadas de aves, colonias de insectos, dispositivos de ocultamiento intencionales como “chaff”, entre otros.

Los ecos de clutter tienen un comportamiento aleatorio y tienen características similares a las del ruido colorido, debido a que los componentes individuales de clutter presentan fase y

amplitud aleatoria. Dentro del área de radares se trabaja con la medida objetiva de desempeño llamada relación Señal a Clutter (SCR), siendo que el clutter incluye al tradicional ruido blanco Gaussiano del receptor.

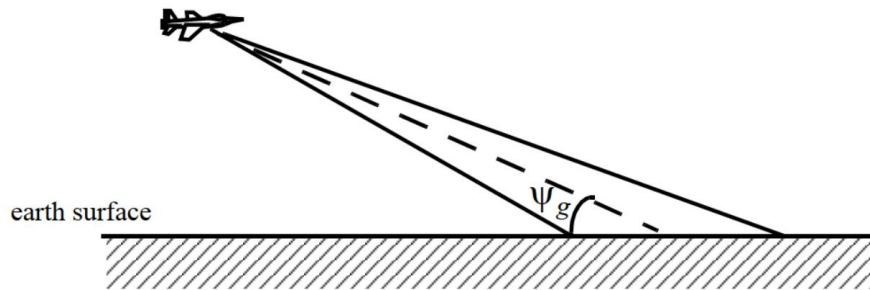
El ruido blanco se sabe que extiende su potencia a través de todo el rango de celdas del radar, mientras el clutter solamente afecta a un conjunto de celdas del radar. La concentración de los efectos del clutter sobre regiones bien definidas es debido a que estos ecos son similares a los que se generan al identificar un objetivo. Para poder caracterizarlo es necesario que el radar trabaje con el parámetro llamado sección transversal del radar (RCS - *Radar Cross Section*)  $\sigma_r$  y una aproximación del RCS del clutter  $\sigma_c$ . Donde  $\sigma_c$  es definido por el RCS de los reflejos que produce el clutter de área  $A_c$ . El RCS promedio que tiene el clutter está dado por:

$$\sigma_c = \sigma^0 A_c \quad (3)$$

donde  $\sigma^0$  es el coeficiente de scattering del clutter (adimensional).

#### *Clutter de superficie*

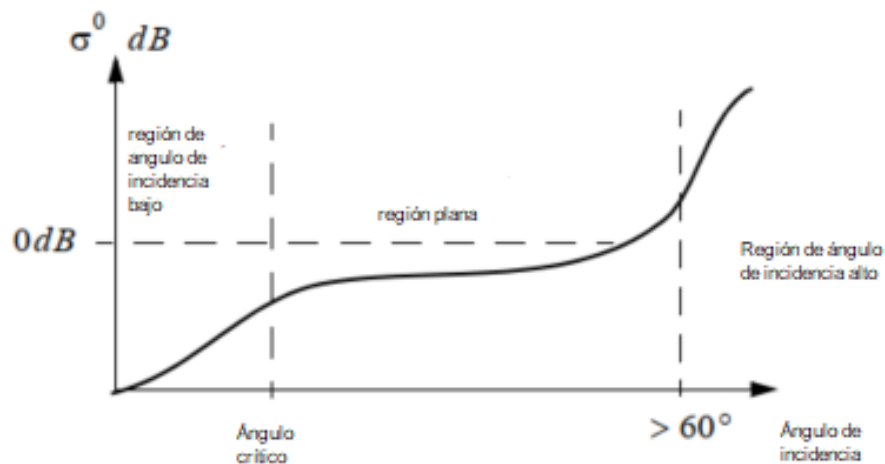
El clutter de superficie compone tanto clutter de tierra como clutter de mar y se lo denomina clutter de área. Este clutter genera problemas considerables cuando los objetivos se encuentran viajando con un ángulo de incidencia  $\psi_g$  bajo (vuelo raso). El ángulo  $\psi_g$  se forma entre la superficie terrestre y el eje principal del haz de la señal electromagnética del radar Figura 6 (Mahafza & Elsherbeni, 2004).



**Figura 6.** Definición del ángulo de elevación  
Fuente: (Mahafza & Elsherbeni, 2004)

Existen tres factores que afectan la incidencia del clutter en el haz del radar los que son el ángulo de elevación, rugosidad del terreno y la longitud de onda de la señal del radar. Usualmente el valor de  $\sigma^0$  es inversamente proporcional a la longitud de onda del radar.

El ángulo de incidencia y el valor de  $\sigma^0$  tienen una dependencia que se muestra en la Figura 7.



**Figura 7.** Regiones de Clutter.

Fuente: (Haykin S. , 1986)

El ángulo crítico está definido por la función de densidad de probabilidad de Rayleigh y es el ángulo en que por debajo de  $\pi/2$  se considera una superficie lisa y sobre este se lo considera una superficie rugosa (Mahafza & Elsherbeni, 2004):

$$\frac{4\pi h_{\text{rms}}}{\lambda} \sin \psi_g < \frac{\pi}{2} \quad (4)$$

donde  $h_{\text{rms}}$  es raíz cuadrada media (rms) de la altura de una superficie irregular,  $\lambda$  es la longitud de onda recibida del clutter.

#### *Clutter de volumen.*

El clutter de volumen incluye lo que es nubes, lluvia, parvadas de aves, colonias de insectos, dispositivos de ocultamiento intencionales como “*chaff*”. *Chaff* es un método que sirve como contramedida que utilizan las aeronaves para poder distorsionar las señales del radar lanzando una nube pequeña de piezas de material metalizado, que genera varios objetivos y gracias a esto pueden camuflarse entre los varios objetivos que se van a presentar en la pantalla del radar. Esta contramedida también es utilizada para poder desvincularse de misiles guiados por un radar hacia su objetivo (Garbacz, 1980). Debido a la composición del *chaff* es muy complicado distinguirlo de un objetivo, lo que no ocurre con el clutter de lluvia, ya que las gotas de lluvia presentan una forma esférica casi perfecta (Mahafza & Elsherbeni, 2004), por esto se puede utilizar una aproximación de *Rayleigh* de una esfera perfecta para estimar el RCS de las gotas de lluvia. Esta aproximación se la representa de la siguiente manera (Mahafza & Elsherbeni, 2004):

$$\sigma = 9\pi^2 (kr)^4 \quad r < \lambda \quad (5)$$

donde:



$k = 2\pi / \lambda$  es el coeficiente que permite detectar un clutter de volumen,  $r$  es el radio de la gota de lluvia.

### *Efecto Doppler*

El Efecto Doppler, es el fenómeno de variación de la frecuencia de una onda al incidir sobre un objeto en movimiento. De forma general, si un objetivo se acerca al radar, la frecuencia de la onda reflejada será mayor que la frecuencia emitida. Por otra parte, si el objetivo se aleja del radar la frecuencia de la onda reflejada será menor que la frecuencia de la onda emitida.

De acuerdo a (Barton & Leonov, 1998), para el caso particular de un radar estacionario y un objetivo en movimiento, se puede escribir la relación entre  $f_r$  y  $f_0$  siendo la frecuencia de la señal recibida y la señal emitida respectivamente de acuerdo a la Ecuación ( 6 ).

$$f_r = f_0 \left( \frac{1 - \frac{v_r}{c}}{1 + \frac{v_r}{c}} \right) \quad (6)$$

donde  $v_r$  es la velocidad radial del objetivo.

$$f_d = f_0 \left( \frac{1 - \frac{v_r}{c}}{1 + \frac{v_r}{c}} - 1 \right)$$

donde el cambio de frecuencia se representa como siendo  $f_d = f_r - f_0$ .

La velocidad relativa puede ser escrita como  $v_r = v \times \cos(\theta')$ , donde  $v$  es la velocidad del objetivo y  $\theta'$  es el ángulo entre la trayectoria del objetivo y la generada entre radar y objetivo. Esta descripción del efecto doppler es utilizada por pilotos de aeronaves para evadir radares volando de forma perpendicular al radar, complicando así su detección, ya que se presenta en dos situaciones

importantes tener  $\theta' = 0^\circ$  y  $\theta' = 90^\circ$ . En el primer caso se tiene el máximo efecto doppler y en el segundo caso el efecto doppler es detectado como  $f_d = 0$ .

## CAPITULO 2

### Hipótesis Binaria

Cuando se estudia las técnicas de procesamiento para radares la primera y principal incógnita a resolver es si las muestras recibidas del eco del radar contienen la presencia de objetivo o no. Es por esto que se plantea una prueba de hipótesis binaria para resolver esta interrogante. De forma general, la primera hipótesis plantea recibir la señal eco sin presencia de objetivo y la segunda hipótesis la señal eco con presencia de objetivo.

El radar transmite  $N$  pulsos, estos pulsos transmitidos se utilizan para modelar la hipótesis binaria de la siguiente manera (León, Estimación del parámetro de forma y densidad espectral de potencia de una secuencia Weibull coherente discreta en el tiempo, 1992):

$$\begin{aligned} H_0: r(n) &= c(n) + w(n) & n=0, \dots, N-1 \\ H_1: \tilde{r}(n) &= s(n) + c(n) + w(n) & n=0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (7)$$

donde:

$\{s(n), n = 0, \dots, N-1\}$  es la señal recibida por el radar de naturaleza estocástica y generada por un Proceso Estocástico Estacionario Coherente (de valor complejo) Discreto en el Tiempo (P.E.E.C.D.T) llamado de señal objetivo, i.e.  $s(n) = s_i(n) + j s_q(n)$ .

$\{c(n), n = 0, \dots, N-1\}$  es la señal recibida por el Radar de naturaleza estocástica, P.E.E.C.D.T, llamado “*CLUTTER*”, con  $c(n) = c_i(n) + j c_q(n)$ .

$\{w(n), n = 0, \dots, N-1\}$  es el proceso de Ruido Blanco Gaussiano Aditivo (AWGN), con  $w(n) = w_i(n) + j w_q(n)$ .

Los  $N$  pulsos transmitidos por el radar, son recibidos de forma consecutiva por lo que se utilizan algoritmos secuenciales para la resolución de esta hipótesis binaria. En posiciones específicas del anillo generado por el radar de forma azimutal el problema de la detección es que el clutter no tiene una potencia constante (Haykin S. , 1985), para resolver esto se plantean estrategias diferentes de acuerdo a la técnica de detección implementada. En el presente trabajo se utilizan tres técnicas MTI (*Moving Target Indication*), MTD (*Moving Target Detection*) y un Estimador Espectral de Máxima Entropía autoregresivo (AR).

En el caso de MTI se establece un umbral a partir de un detector de amplitud considerando la energía de la señal en cada instante de tiempo. En el caso de MTD se establece el umbral considerando la frecuencia de mayor aporte de potencia en el tiempo.

## Simulador de señales

### *Generación de señales de Clutter*

Para poder generar una señal de clutter se toma en cuenta que es un Proceso Estocástico Estacionario Coherente (de valor complejo, para tener en cuenta las componentes en fase y cuadratura) Discreto en el Tiempo (P.E.E.C.D.T) de tipo Weibull coherente con  $c(n) = c_i(n) + jc_q(n)$ , el que tiene una magnitud  $|c(n)| = (c_i(n)^2 + c_q(n)^2)^{1/2}$ , que será representada por  $|c|$ , es una variable aleatoria que obedece una función densidad de probabilidad (fdp) Weibull, dada por:

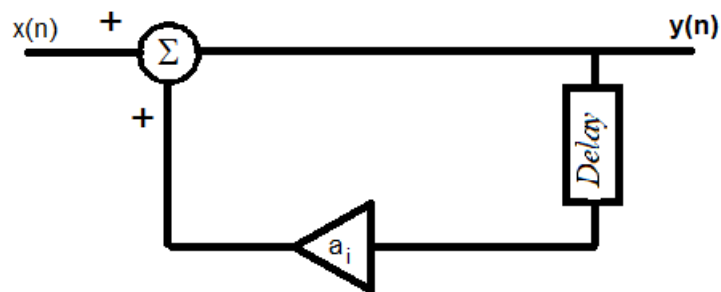
$$p(|c(n)|) = \begin{cases} \left(\frac{c}{b}\right) \left[\frac{|c|}{b}\right]^{c-1} \cdot \exp\left[-\left(\frac{|c|}{b}\right)^c\right] & |c| > 0 \\ 0 & \text{otros } |c| \end{cases} \quad \begin{matrix} c > 0 \\ b > 0 \end{matrix} \quad (8)$$

donde:

$c$  es el parámetro de forma, y

$b$  es el parámetro de escala.

Para la generación de la señal de clutter para el simulador se utiliza una estructura de un filtro con realimentación como se ilustra en Figura 8 (Autoregresivo de orden 1), tanto en fase como en cuadratura para tener los vectores que formaran la señal de clutter.

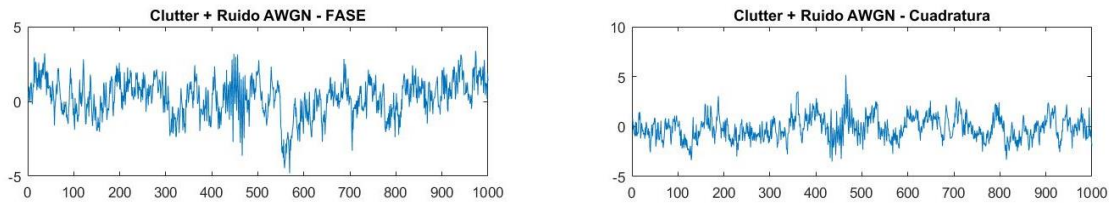


**Figura 8.** Filtro con realimentación (Autoregresivo de orden 1).

La ecuación que representa la estructura del filtro con realimentación es la siguiente:

$$y(n) = x(n) + a_i y(n-1) \quad (9)$$

Para poder obtener la señal de clutter de tierra se generó un vector del tipo ruido gaussiano blanco para después poder ingresarla a la estructura del filtro y de tal manera obtener una buena aproximación de este tipo de clutter (desvío Doppler 0), además es necesario adicionar una componente de ruido gaussiano blanco (AWGN) debido a la existencia de este ruido en todos los sistemas. El resultado de esta etapa se lo presenta en la Figura 9.



**Figura 9.** Generación de Clutter y AWGN

Para el cálculo de la potencia del clutter al ser un proceso estocástico se aplica la siguiente ecuación (Kay, 2006):

$$P_c = \frac{\sigma^2}{|1 + \alpha^2|^2} \quad (10)$$

donde:

$\sigma^2$  es la varianza del clutter.

$\alpha$  es el coeficiente de correlación del clutter.

En el presente trabajo se realizó una prueba con clutter no estacionario, variando el coeficiente de correlación de forma aleatoria en el rango de 0.825 – 0.925, para ese caso en particular se utilizó la ecuación (11) (Kay, 2006), el resultado de esta prueba se encuentra en la Figura 50.

$$P_c = \mu'^2 + \sigma'^2 \quad (11)$$

donde:

$\mu'$  es la media del clutter no estacionario

$\sigma'^2$  es la varianza estándar del clutter no estacionario

### *Generación de señal de Objetivo*

Una vez que ya se obtiene la señal del clutter más ruido, es necesario generar el tipo de la señal de objetivos, es necesario recordar que un objetivo puede generar 43 ecos al momento que existe incidencia en él, por lo que es necesario ingresar 43 muestras de objetivo en el vector de simulación que se está generando, como en el clutter las componentes en fase y cuadratura de objetivo también deben existir. Para poder generar el objetivo se tiene la siguiente expresión (León & Zelenovsky, Detección de objetivos en radar utilizando un estimador espectral de máxima entropía, 1993):

$$s(n) = A(n) \cdot \exp(j\psi_s(n) + j2\pi \cdot f_s \cdot n \cdot T) \quad n=0, \dots, N-1 \quad (12)$$

donde:

$f_s$  es la frecuencia de desvío Doppler del objetivo.

$A(n)$  es la  $n$ -ésima amplitud del eco del objetivo.

$\psi$  Es una variable aleatoria uniformemente distribuida entre  $[0-2\pi]$ .

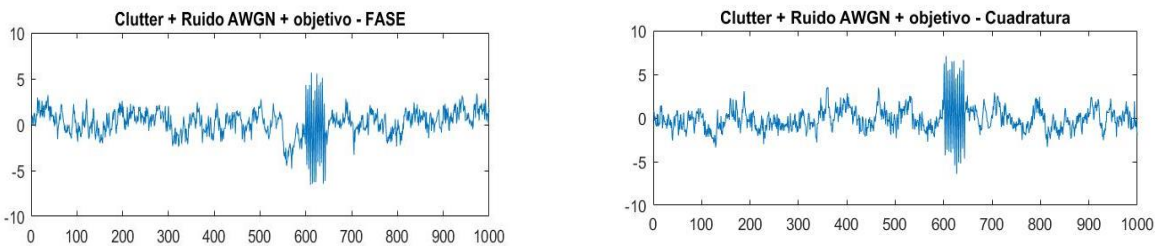
$T$  es el periodo de muestreo del radar, es decir la frecuencia de repetición de los pulsos.

Esta señal es necesario descomponerla en sus componentes en fase (13) y cuadratura (14) (León & Zelenovsky, Detección de objetivos en radar utilizando un estimador espectral de máxima entropía, 1993).

$$s_f(n) = A \cos(2\pi \cdot f_s \cdot n \cdot T) \quad (13)$$

$$s_q(n) = A \sin(2\pi f_s \cdot n \cdot T) \quad (14)$$

En este caso se puede apreciar que el objetivo se encuentra a partir de la muestra 600 hasta la 642, debido a los 43 ecos que devuelve un objetivo.



**Figura 10.** Clutter + ruido + objetivo

Debido a que el objetivo es una señal compuesta por un coseno y un seno (fase y cuadratura respectivamente) la ecuación de su potencia es:

$$P_o = \frac{A^2}{2} \quad (15)$$

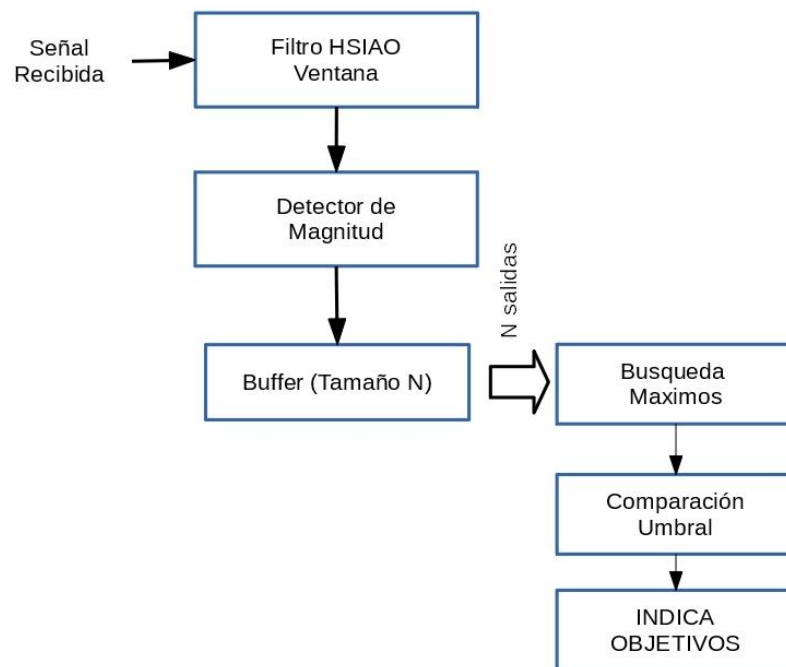
### MTI – Moving Target Indicator

El procesador bayesiano MTI, incorporado en el Sistema de Radar Oerlikon cuenta con las etapas típicas de un procesador MTI de la época de construcción de estos radares contando con una etapa inicial de preprocesamiento para la eliminación de clutter con un filtro fijo, Filtro HSIAO (Shrader & Gregers-Hansen) para eliminación de clutter, posteriormente acompañado de un detector de magnitud para relacionar la información de fase y cuadratura de la señal eco obtenida en el receptor, como se aprecia en el diagrama de bloques de la Figura 11.

Los sistemas MTI tienen la finalidad de eliminar las señales de blancos fijos no deseados para dar énfasis a objetivos en movimiento, los objetivos que se busca eliminar en la primera etapa



de preprocesamiento son: montañas, arboles, edificios entre otros. Y aprovechar el cambio de fase producido en objetivos en movimiento como: coches, aviones o barcos (Pérez, 2015), De acuerdo al manual del Sistema Oerlikon (EUCOMIS, 1979) en la primera etapa de procesamiento se utiliza un filtro doppler, para la simulación del Sistema Oerlikon se utilizó el filtro HSIAO como filtro doppler de acuerdo a la recomendación de los autores (Ispir & Candan, 2013) para filtros MTI, posteriormente un detector de magnitud y un proceso de búsqueda de máximos en la señal procesada dando paso así a la detección de objetivos a partir de umbrales predefinidos.



**Figura 11.** Diagrama bloques Procesador MTI

### **MTD – Moving Target Detection**

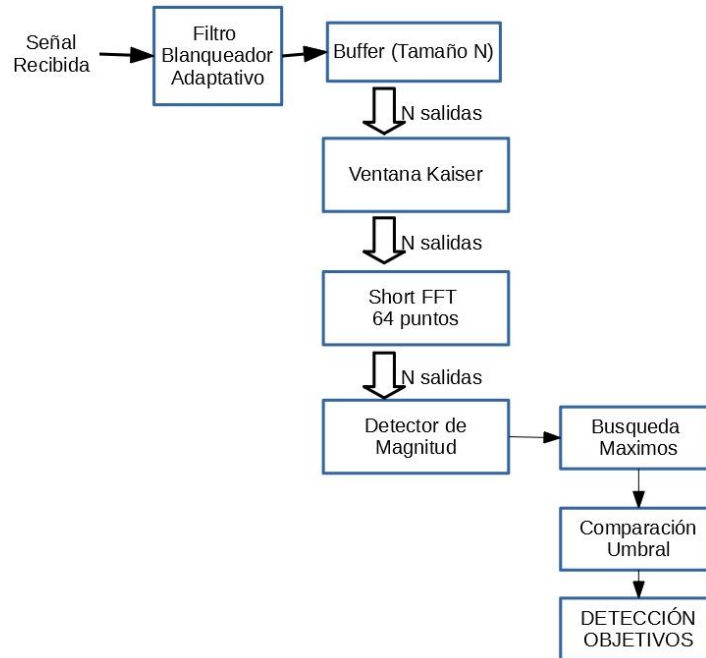
La característica principal del detector MTD es la presencia de un Filtro Blanqueador y un banco de Filtros casados, como se muestra en la Figura 12 (Metford & Haykin, 1985), en el caso

de nuestro sistema el Filtro Blanqueador será un filtro adaptativo con la intención de eliminar el clutter del sistema, dejando así solo ruido blanco y la señal del objetivo, el banco de filtros casado será implementado con la transformada de Fourier Discreta (DFT).

En el procesador MTD se utiliza el principio básico de MTI, con la diferencia de que se mejora de forma significativa su capacidad de detección al aumentar el rango dinámico lineal del procesador de señales, utilizando una serie de filtros doppler paralelos (banco de filtros casados por medio de la transformada de Fourier discreta) seguidos de una tasa de alarma constante-falsa (CFAR) (Shrader & Gregers-Hansen). Con estas adiciones, se obtiene un completo sistema de procesamiento de señales para suprimir los retornos de desorden en un sistema de radar. En la Figura 12 se muestra una implementación realizada en el presente trabajo del sistema de procesamiento de MTD.

El radar MTD transmite un grupo de  $N$  pulsos a una frecuencia de repetición de pulso constante (PRF) y a una frecuencia de radar fija. Este conjunto de pulsos se suele denominar intervalo de procesamiento coherente (CPI) o lote de pulsos. Los retornos recibidos durante un CPI se procesan en el banco de filtros casados lo que le permite determinar cambios en las frecuencias de aporte doppler.

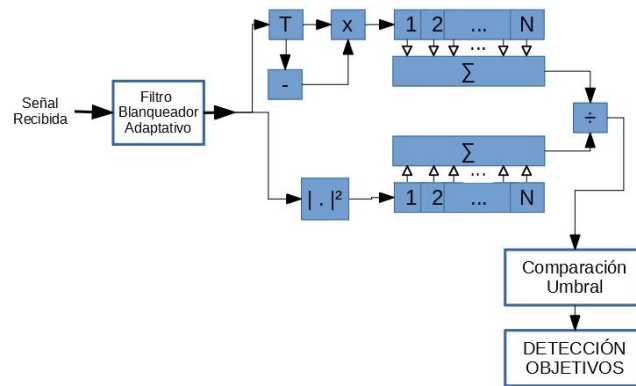
Cada filtro casado está diseñado para detectar el aporte energético en determinadas frecuencias no superpuestas causadas por el doppler al incidir la señal eco sobre el objetivo y retornar, para suprimir las fuentes de desorden en todas las demás frecuencias Doppler (Shrader & Gregers-Hansen). Este enfoque maximiza la integración de la señal coherente en cada filtro casado y proporciona una atenuación de saturación en un rango mayor de frecuencias doppler de lo que se puede lograr con un solo filtro MTI.



**Figura 12.** Diagrama bloques Procesador MTD

### Estimador espectral de máxima entropía

El estimador de máxima entropía autoregresivo ( $AR$ ) es una técnica paramétrica para la estimación espectral de una señal que es la respuesta de un sistema lineal que tiene presente ruido blanco, el modelo  $AR$  presenta picos pronunciados lo que se puede tomar en cuenta como una ventaja al momento de considerar el costo computacional, esto gracias a la ecuación lineal de Yule-Walker que representa los coeficientes de dicho estimador. La estructura del estimador  $AR$  se muestra en Figura 13 (Jaramillo, 2015):



**Figura 13.** Estructura AR (1)

El clutter es modelado como un proceso AR de orden  $p$ ,  $AR(p)$ , por lo que es necesario considerar otra hipótesis binaria que es equivalente a la hipótesis (7):

$$\begin{aligned} H_0': e(n) &= w'(n) \quad n = 0, \dots, N-1 \\ H_1': e(n) &= sm(n) + w'(n) \quad n = 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (16)$$

en donde:

$w'(n)$  es el residuo del cancelador adaptativo de clutter, la naturaleza de esta señal es del tipo ruido blanco.

$sm(n)$  es la señal del objetivo, al ser filtrada se modifica su amplitud y su fase, pero su frecuencia permanece intacta.

Para este caso se lo modela como un proceso, en el que si se cumple la hipótesis  $H_0'$ , la densidad espectral de potencia (DSP) de este estimador será plana y en el caso que se cumpla la  $H_1'$ , en la DSP se apreciará un máximo en el desvío Doppler de la señal del objetivo. La ecuación del estimador espectral

de máxima entropía para un  $AR(1)$  es (León & Zelenovsky, Detección de objetivos en radar utilizando un estimador espectral de máxima entropía, 1993):

$$Se(f) = \frac{\sigma^2}{|1 + a_1 \cdot \exp(j2\pi f)|^2} \quad (17)$$

donde:

$a_1$  es el parámetro autoregresivo para este modelo de estimador, dado por:

$$a_1 = \frac{-Re(1)}{Re(0)} = -re(1) \quad (18)$$

$\sigma^2$  es la varianza del ruido.

$f$  es la frecuencia Doppler en el intervalo  $[0, 1/T]$ .

$R_e(k)$  representa una estimación del  $k$ -ésimo atraso de la función de autocorrelación del proceso de salida posterior al filtro blanqueador  $e(n)$ , esto se obtiene a partir de las muestras disponibles del sistema y se lo representa de la siguiente manera (Jaramillo, 2015):

$$\begin{aligned} Re(1) &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} e(n) \cdot e^*(n-1) \\ Re(0) &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e(n) \cdot e^*(n) \end{aligned} \quad (19)$$

Reemplazando las ecuaciones (19) en (18):

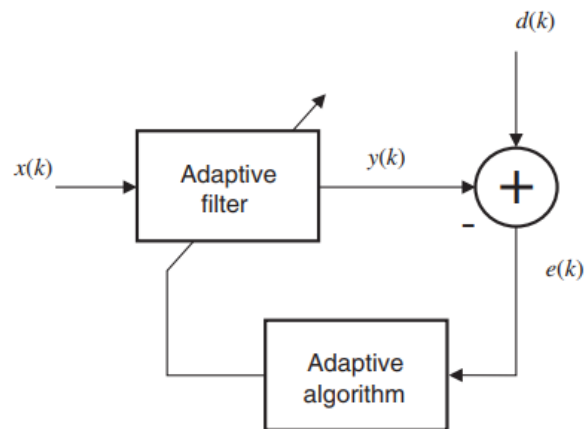
$$re(1) = - \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} e(n) e^*(n-1)}{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e(n) e^*(n)} \quad (20)$$

## CAPITULO 3

### Filtros Adaptativos

Para el diseño de filtros digitales con coeficientes fijos, es necesario predefinir las especificaciones necesarias del filtro. En el caso que no existan dichas especificaciones o de que el sistema sea variante en el tiempo es necesario aplicar filtros digitales que utilicen coeficientes adaptativos, estos son conocidos como filtros adaptativos (Diniz, 2008).

Los filtros adaptativos están considerados como sistemas no lineales y su estructura se presenta en la Figura 14.



**Figura 14.** Estructura Filtro Adaptativo

Fuente: (Diniz, 2008)

donde:

$k$  es el número de la iteración del filtro

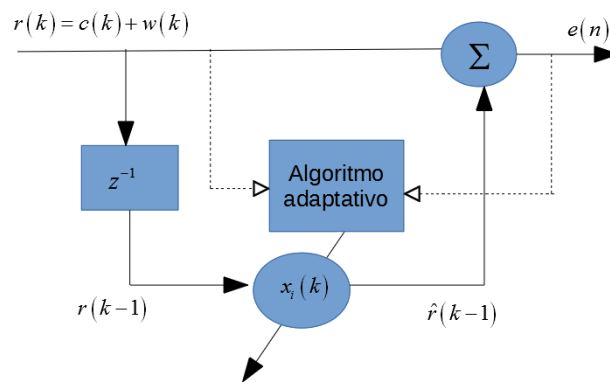
$x(k)$  es la señal de entrada

$y(k)$  es la salida del filtro adaptativo

$e(k)$  es el error de la señal y es igual a

$d(k)$  es la señal deseada con la que adaptamos el filtro

En este caso de investigación la señal deseada  $d(k)$  es el valor actual de la señal de entrada  $r(k)$  y se utiliza el dato anterior  $r(k-1)$  de cada vector para poder ajustar el filtro y cancelar la señal de clutter que está siendo simulada, por lo que la estructura del filtro es Figura 15



**Figura 15.** Filtro adaptativo implementado

Fuente: propia

Existen diversas aplicaciones para los filtros adaptativos, entre las principales están (Diniz, 2008):

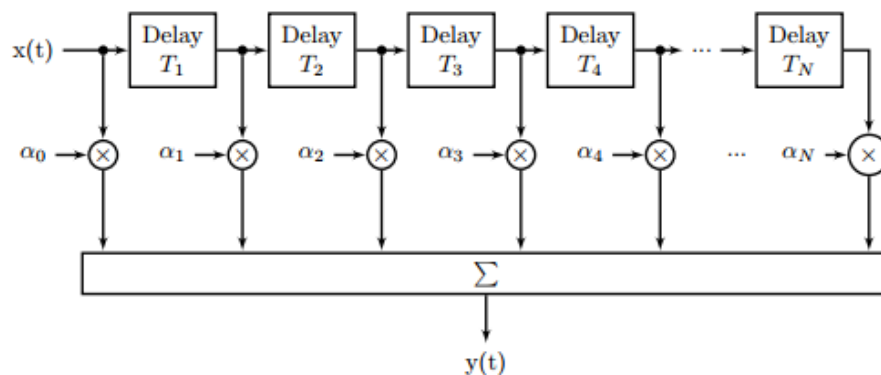
- Cancelación de ruido.
- Cancelación de eco.
- Mejora de señal.
- Ecuación de canal dispersivo.

## HSIAO

Como ya se mencionó en incisos anteriores, para rechazar el *clutter* de la señal eco de retorno del radar, se requiere un filtro adecuado para rechazar el clutter estacionario, en el presente trabajo se propone el uso de filtros adaptativos para este propósito, pero es necesario presentar primero los resultados de un Filtro MTI ya que es el tipo de filtro cancelador de clutter que dispone actualmente el sistema Oerlikon, el filtro MTI utilizado para el análisis es el filtro HSIAO.

El Filtro MTI HSIAO tiene la estructura básica de un filtro FIR como se muestra en la Figura 16, la característica principal de Filtro es que J. K. Hsiao utilizó funciones de correlación para determinar los coeficientes del filtro, que eliminan de la forma más eficiente el clutter utilizando coeficientes fijos.

Los coeficientes para el presente trabajo se obtuvieron de la Tabla 1 donde los autores (Ispir & Candan, 2013) presentan una optimización de los principales Filtros MTI, y presentan coeficientes para frecuencia normalizada, por lo que se usa estos coeficientes para analizar el comportamiento de un Filtro MTI y posteriormente comparar su desempeño con los filtros adaptativos LMS y Kalman, que son objetivo principal de este trabajo.



**Figura 16.** Estructura Filtro MTI  
Fuente: (Ispir & Candan, 2013)



**Tabla 1**  
*Coefficientes Filtros MTI*

	$\mathcal{W}$	Normalized Filter Coeff. (SR: 11 11 10 12 14 11)
Ls	$10^4$	0.1003, -0.3418, 0.6104, -0.6036, 0.3382, -0.1424, 0.0390
Min-Max	$10^4$	0.0793, -0.2969, 0.5753, -0.6174, 0.3872, -0.1967, 0.0693
Hsiao	-	0.0809, -0.3011, 0.5846, -0.6173, 0.3796, -0.1795, 0.0693
Prinsen	-	0.0381, -0.2270, 0.5760, -0.6689, 0.3868, -0.1321, 0.0271
Binom	-	0.0329, -0.1974, 0.4935, -0.6580, 0.4935, -0.1974, 0.0329

Para evaluar el comportamiento del Filtro HSIAO, se realizaron pruebas con el simulador implementado y con señal de objetivo a diferentes relaciones señal a clutter, las relaciones señal clutter (SNC) para las pruebas del presente filtro son 0 dB, 5 dB y 10 dB, ubicado en la muestra 500 de un anillo simulado de 1000 muestras. También se acompaña este proceso con un detector de magnitud que une la información de la fase y cuadratura respondiendo a la ecuación ( 21), posterior a este paso se aplica un filtro *moving average* que actúa como integrador de pulsos con una ventana de 43 muestras correspondientes a la característica del radar.

$$D_m = \sqrt{xI^2 + xQ^2} \quad (21)$$

donde:

$x$  - Señal eco radar

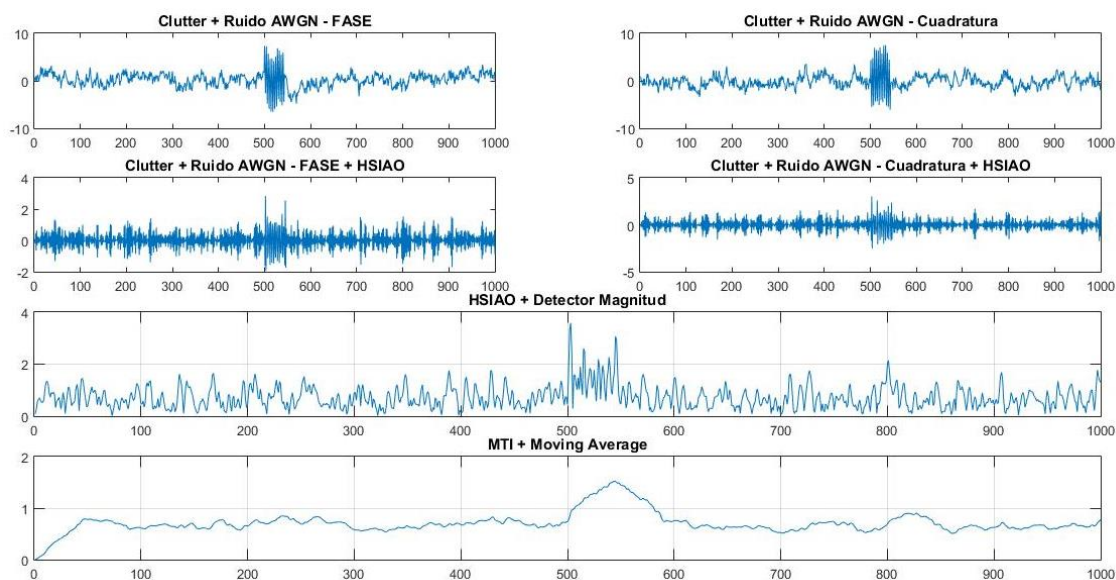
$xI$  - Fase señal eco radar

$xQ$  - Cuadratura señal eco radar

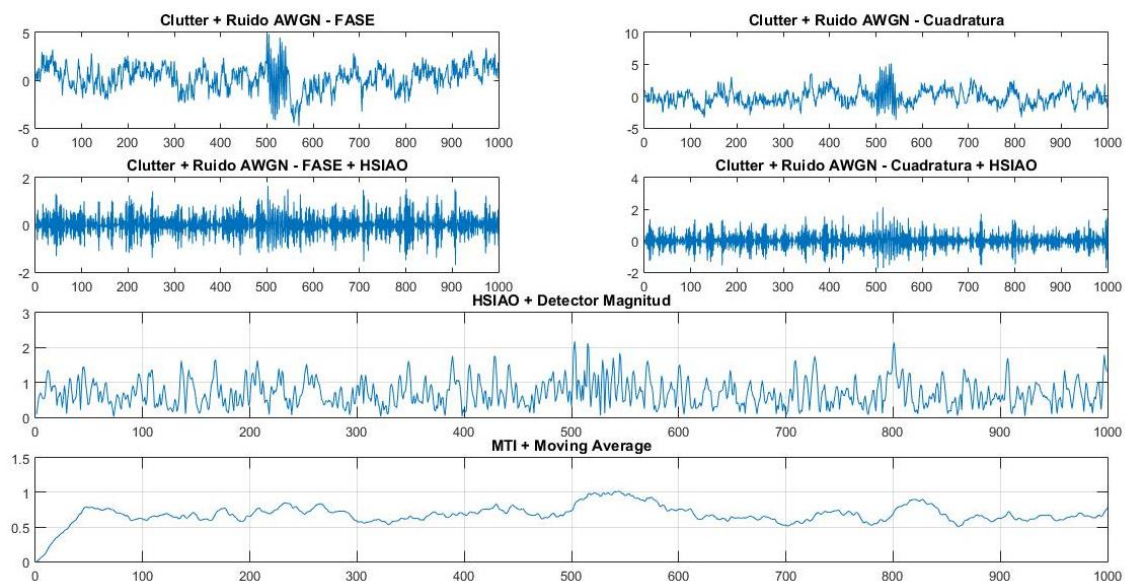
$D_m$  - Detector de magnitud

En la ecuación ( 22) se presenta el filtro *moving average* aplicado al detector de magnitud para aclarar el objetivo, el valor N es el número de muestras mínimos para la detección de objetivos presentado en incisos anteriores.

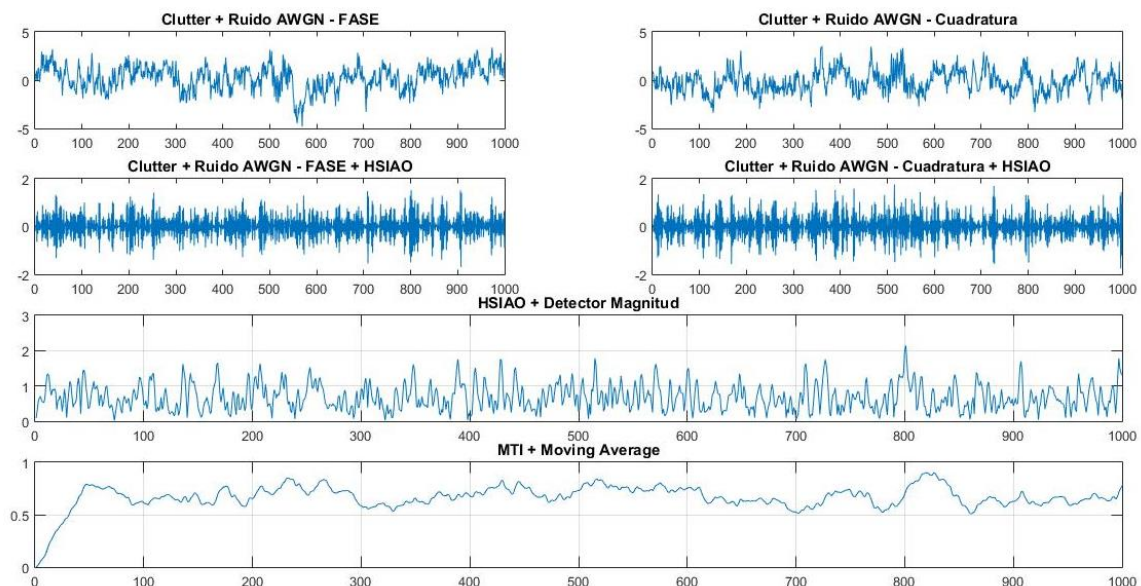
$$H(z) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} z^{-k} \quad (22)$$



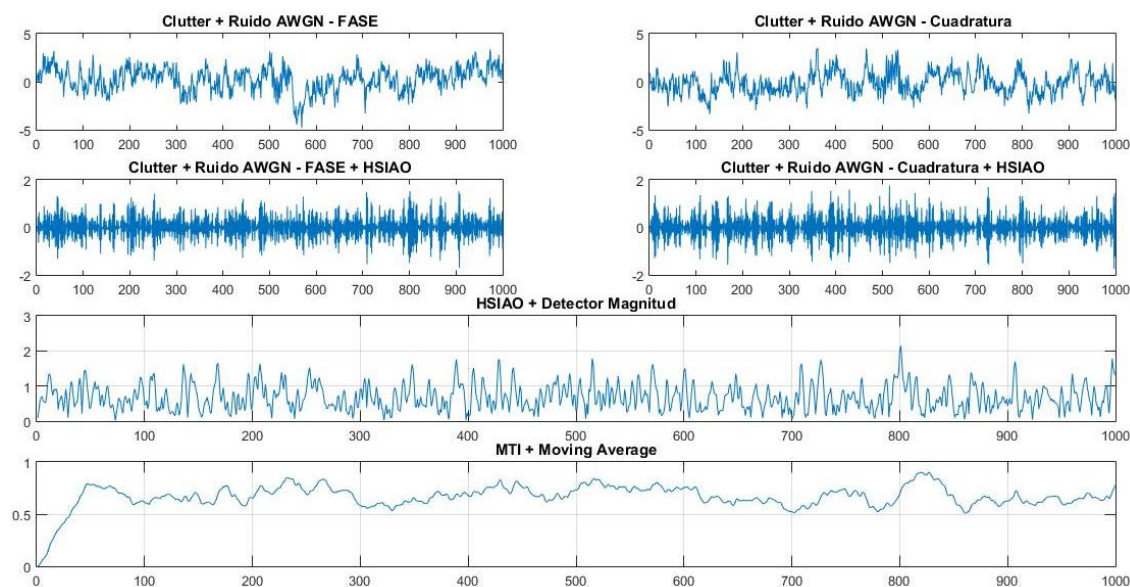
**Figura 17.** Señal eco recibida con SCR = 10dB pasada por Filtro HSIAO



**Figura 18.** Señal eco recibida con SCR = 5dB pasada por Filtro HSIAO



**Figura 19.** Señal eco recibida con SCR = 0 dB pasada por Filtro HSIAO



**Figura 20.** Señal eco recibida con SCR = -3dB pasada por Filtro HSIAO

Como se puede apreciar con claridad en las figuras: Figura 17, Figura 18, Figura 19 y Figura 20, al utilizar un Filtro MTI mientras se tenga relaciones señal a clutter sobre los 0 dB el comportamiento del filtro es adecuado. Uno de los principales problemas del Filtro MTI utilizado es que al tener coeficientes

fijos también se pierde el objetivo en el proceso de filtrado, pero cuando se manejan SCR bajo los 0dB objetivo del presente trabajo de grado su comportamiento no es óptimo, lo que imposibilita la detección de objetivos en la señal recibida, mostrando así la necesidad de usar filtros adaptativos para mejorar esta etapa de procesamiento en el sistema Oerlikon.

### **LMS – Least Mean Square**

El algoritmo LMS perteneciente a la familia de algoritmos de gradiente estocástico. Este algoritmo creado en el año 1960 por Bernard Widrow y Ted Hoff, en la Universidad de Standford (Zelaya, 2004). Como ya da a entender tanto su nombre como a la familia de algoritmos a la que pertenece, de forma general este algoritmo utiliza la función gradiente estimada para la disminución del error cuadrático medio en cada iteración del algoritmo, de forma muy similar a la técnica actual de disminución de error de gradiente en las funciones de Machine Learning, la principal ventaja de este proceso es que no requiere la medición de las funciones de correlación como en métodos más complejos de filtros adaptativos, ya que solo utiliza la pendiente en la función de error para buscar los coeficientes que minimicen este error por medio de la pendiente dando como resultado un algoritmo robusto con poco costo computacional (Zelaya, 2004).

#### *Algoritmo LMS*

Este algoritmo requiere para la actualización de pesos conocer los momentos de segundo orden de la señal a filtrar, en la práctica estos son muy difíciles de obtener siendo esta una de las limitantes del Filtro Optimo de Wiener. Como se aprecia en la ecuación ( 23), de la actualización de coeficientes del algoritmo LMS, para no utilizar la información del momento de segundo orden de la señal se realiza un estimativo.

$$\omega_{n+1} = \omega_n - \frac{\mu}{2} \frac{\delta J(\omega)}{\delta \omega} \Big|_{\omega_n} = \omega_n + \mu [p - R\omega_n] \quad (23)$$

$$\omega_{n+1} = \omega_n - \frac{\mu}{2} \nabla J(n)$$

$$\frac{\delta J(\omega)}{\delta \omega} \Big|_{\omega_n} = \nabla J(n) = -2p + R\omega(n) \quad (24)$$

$$R = E[u_n u_n^H] \rightarrow \hat{R} = u(n) u^H(n)$$

$$p = E[d(n) \cdot u_n] \rightarrow \hat{p} = d^*(n) \cdot u(n)$$

$$\nabla \hat{J}(n) = -2d^*(n) \cdot u(n) + \omega(n) [u(n) u^H(n)]$$

donde:

$R$  - Matriz de correlación de la entrada.

$p$  - Vector de correlación cruzada entre la entrada y salida deseada

$\nabla J$  = Gradiente del error cuadrático medio  $J$  del algoritmo LMS

$d$  - Señal deseada

$u$  - Señal de entrada

$\omega$  - Coeficientes

Para calcular el gradiente estimado y poder minimizar el error cuadrático se realizan las aproximaciones presentadas en las ecuaciones (24) (Zelaya, 2004), logrando así no depender del momento de segundo orden de la señal reduciendo el gasto computacional y utilizando solo información que se conoce en los instantes de cada iteración del algoritmo.

En las siguientes ecuaciones se presenta todas las etapas del algoritmo LMS, donde la ecuación (25) es la salida del filtro, la ecuación (26) es la estimación del error del algoritmo y la ecuación (27) es la actualización de coeficientes, además en esta ecuación el término  $\mu$  se utiliza para controlar la velocidad de convergencia del algoritmo.

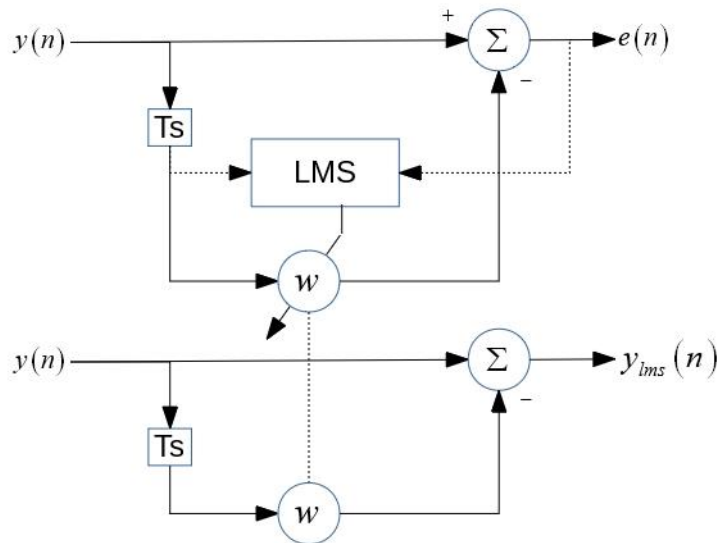
$$y(n) = \hat{w}^H(n)u(n) \quad (25)$$

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (26)$$

$$\hat{w}(n+1) = \hat{w}(n) + \mu u(n)e^*(n) \quad (27)$$

### Implementación del Algoritmo LMS como predictor

La implementación realizada del algoritmo como predictor tiene la finalidad de encontrar o realizar el seguimiento al coeficiente de correlación del clutter para poder eliminar al mismo de la señal, siendo este mecanismo la estructura implementada se presenta en la Figura 21.

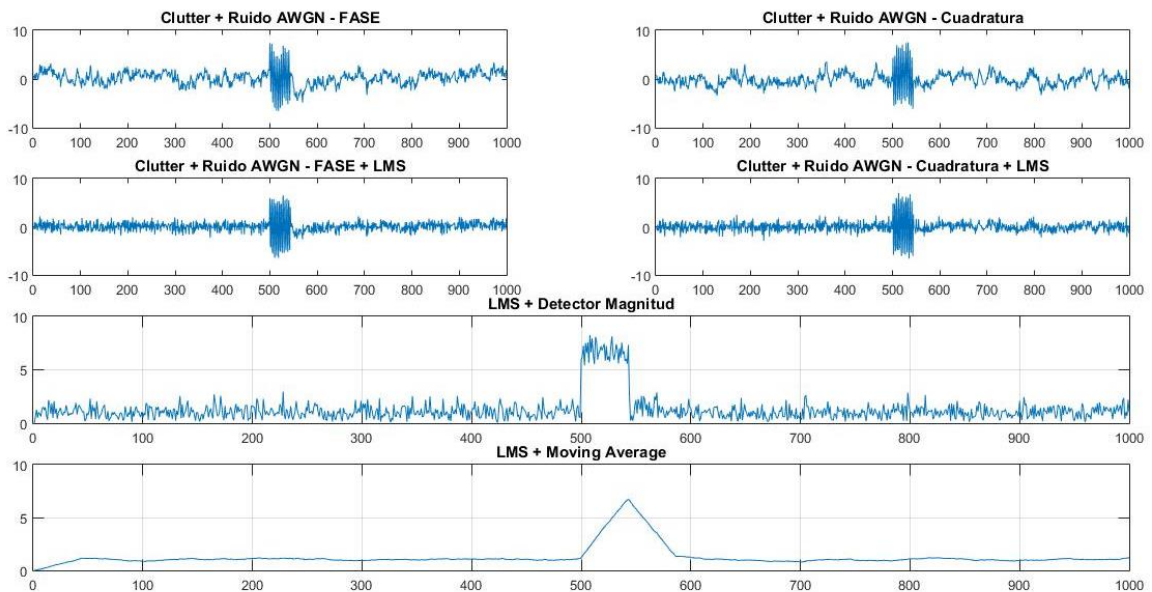


**Figura 21.** Algoritmo LMS como Filtro Blanqueador

$$\begin{cases} e(n) = y(n) - \omega(n-1)y(n-1) \\ \omega(n) = \omega(n-1) + \mu \cdot e(n)y(n-1) \\ y_{LMS}(n) = y(n) - \omega(n)y(n-1) \end{cases} \quad (28)$$

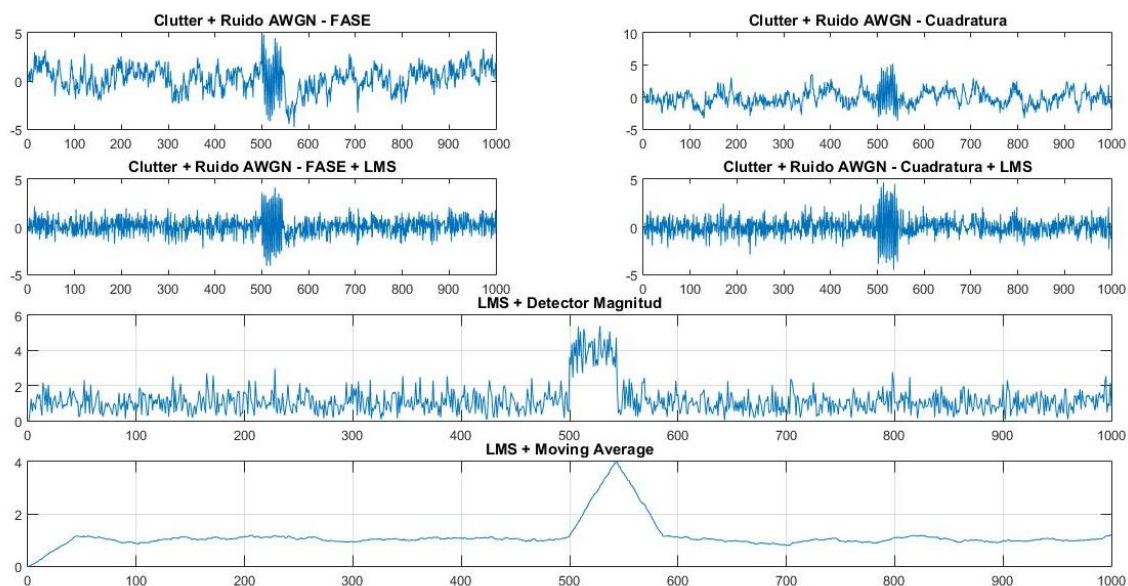
En la ecuación (28) se presenta las ecuaciones utilizadas para implementar el algoritmo LMS como filtro blanqueador, el principal cambio es no depender de una señal deseada sustituyendo esta señal deseada por la salida del mismo filtro transversal.

Para comprobar el funcionamiento se presentan las gráficas de -3 dB, 0 dB, 5 dB y 10 dB para poder compararlo directamente con el filtro MTI HSIAO del Sistema Oerlikon. Y como se puede apreciar en las Figuras: Figura 22, Figura 23, Figura 24 y Figura 25, el clutter es eliminado de forma óptima por lo que el objetivo es claramente reconocible incluso con una SCR de 0dB, y utilizando un detector de magnitud o un filtro moving average se puede se puede reconocer objetivos a simple vista con un SCR de -3dB.

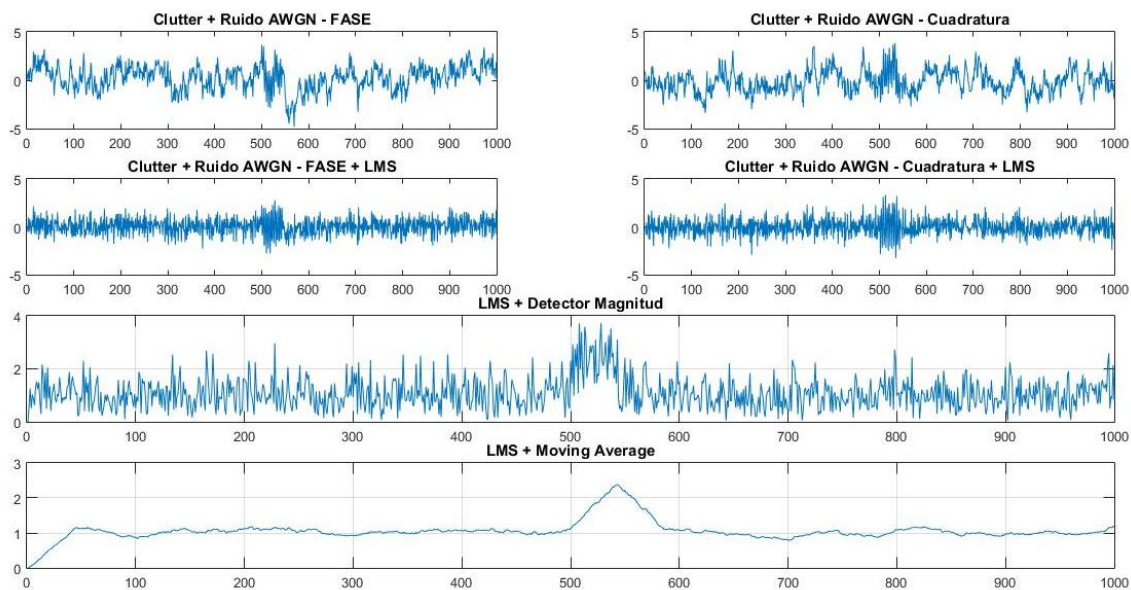


**Figura 22.** Filtro Blanqueador LMS - (SCR=10dB)



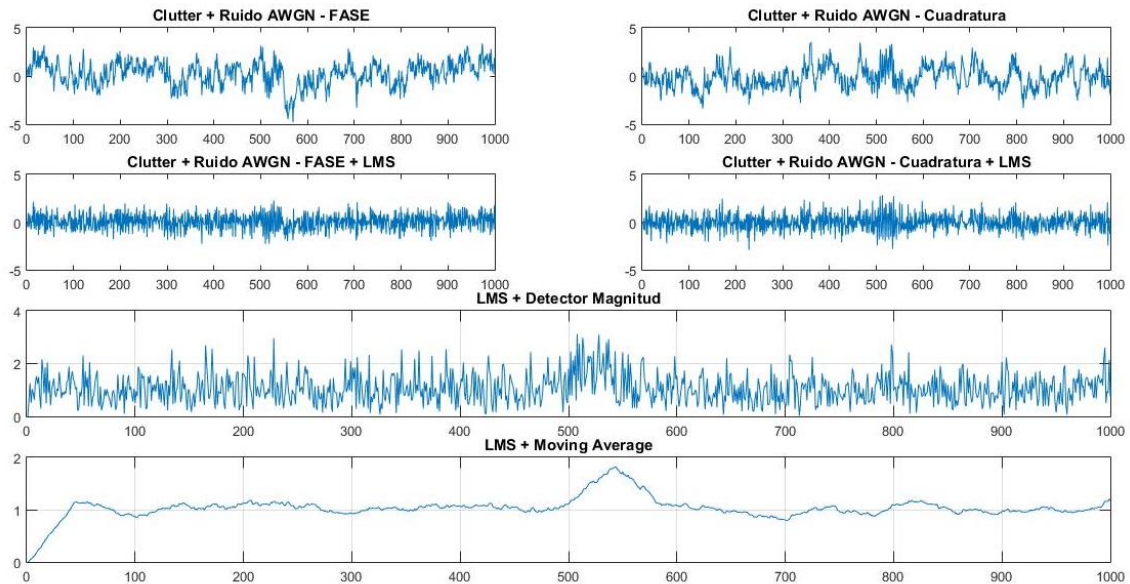


**Figura 23.** Filtro Blanqueador LMS - (SCR=5dB)



**Figura 24.** Filtro Blanqueador LMS - (SCR=0dB)

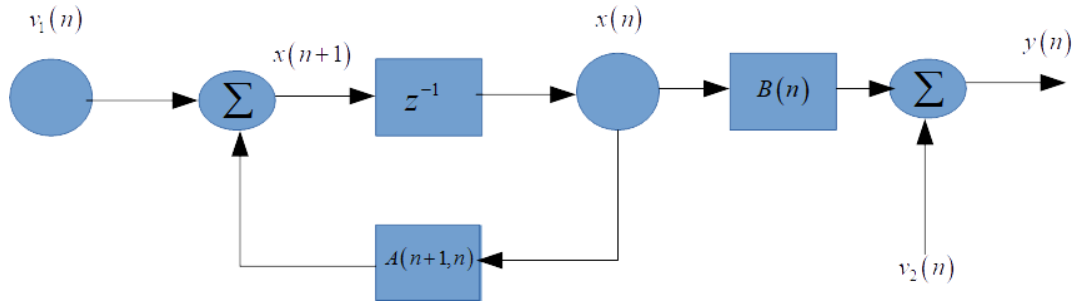




**Figura 25.** Filtro Blanqueador LMS - (SCR=-3dB)

### ***Kalman***

El cálculo del filtro *Kalman* se hace de manera recursiva, es decir, en cada iteración, sólo la nueva medida y la última estimación son usadas en el cálculo actual, por lo tanto, no hay necesidad de guardar las estimaciones y medidas previas (Merino, 2010). Tomando en cuenta la teoría del filtro de *Kalman* (TFK) de (Haykin S. , 1986), se puede considerar que:  $x(n)$  sea un vector de dimensión  $M$  que representa el estado de un sistema dinámico, lineal, discreto en el tiempo y  $y(n)$  un vector de dimensión  $L$  que representa los datos observados del sistema, en el instante  $n$ . La TFK asume que el sistema puede ser definido mediante dos ecuaciones. Estas ecuaciones son la ecuación de transacción de estado y la ecuación de medida (León, Implementación del algoritmo de Kalman - Kalman-Random Walk, 1992):



**Figura 26.** Estructura de filtro de Kalman  
Fuente: (León, 1992)

$$x(n+1) = A(n+1, n) \cdot x(n) + v_1(n) \quad (29)$$

$$y(n) = B(n) \cdot x(n) + v_2(n) \quad (30)$$

donde:

$A(n+1, n)$  es la matriz de transición de estado ( $M \times M$ )

$B(n)$  es la matriz de medida ( $L \times M$ )

$v_1(n)$  es el vector de ruido de estado ( $M \times 1$ )

$v_2(n)$  es el vector de ruido de medida ( $L \times 1$ )

Aunque las matrices A y B pueden variar en el tiempo, estas son conocidas a priori. Los ruidos de estado y de medida son independientes y modelados como procesos de tipo de ruido blanco, es decir de media cero, por lo tanto:

$$E[v_1(n) \cdot v_1^H(k)] = \begin{cases} Q_1(n) & n = k \\ O & n \neq k \end{cases} \quad (31)$$

$$E[v_2(n) \cdot v_2^H(k)] = \begin{cases} Q_2(n) & n = k \\ O & n \neq k \end{cases} \quad (32)$$

$$E[v_1(n) \cdot v_2^H(k)] = 0 \quad \text{para todo } n, k \quad (33)$$

donde:

$E [ \ ]$  es la esperanza y  $H$  es el exponente que permite representar la operación conjunta de transposición y complejo conjugado.

Para poder obtener una estimativa óptima, buscando minimizar el Error Cuadrático Medio Mínimo (ECMM), de los estados de  $x(n)$  se obtienen de manera recursiva tomando en cuenta observaciones de  $y(n)$  y las siguientes ecuaciones (León, Implementación del algoritmo de Kalman - Kalman-Random Walk, 1992):

$$G(n) = A(n+1, n) \cdot K(n, n-1) \cdot B^H(n) [B(n) \cdot K(n, n-1) \cdot B^H(n) + Q_2(n)]^{-1} \quad (34)$$

$$v(n) = y(n) - B(n) \cdot \hat{x}(n | F_{n-1}) \quad (35)$$

$$\hat{x}(n+1 | F_n) = A(n+1, n) \cdot \hat{x}(n | F_{n-1}) + G(n) \cdot v(n) \quad (36)$$

$$\hat{x}(n | F_n) = A(n, n+1) \cdot \hat{x}(n+1 | F_n) \quad (37)$$

$$K(n) = K(n, n-1) - A(n, n+1) \cdot G(n) \cdot B(n) \cdot K(n, n-1) \quad (38)$$

$$K(n+1, n) = A(n+1, n) \cdot K(n) \cdot A^H(n+1, n) + Q_1(n) \quad (39)$$

donde:

$\hat{x}(n | F_j)$  es la estimativa de  $x(n)$  a partir de dos datos que forma un campo de eventos

$$F_j = \{y(0) \ y(1) \ \dots \ y(j)\}$$

$G(n)$  es llamada Ganancia de Kalman

$K(n) = E \left[ \{x(n) - \hat{x}(n | F_n)\} \{x(n) - \hat{x}(n | F_n)\}^H \right]$  llamada Matriz de Covarianza de Error-filtrado.

$v(n)$  es el vector de innovación

Por último, en el espacio de estado en un proceso autoregresivo dinámico  $\{u(n)\}$  de M-ésimo orden (Mulgrew, 1987):

$$u(n) + a_1^*(n) \cdot u(n-1) + \dots + a_M^*(n) \cdot u(n-M) = e_o(n) \quad (40)$$

donde:

$a_1(n) \dots a_M(n)$  son parámetros autorregresivos variables en el tiempo.

$\{e_0(n)\}$  es un ruido estacionario de media cero y varianza

Las ecuaciones anteriores pueden ser reescritas como:

$$u(n) = u^T(n-1) \cdot w^*(n) + e_o(n) \quad (41)$$

donde:

$$u(n-1) = [u(n-1) \quad u(n-1) \quad \dots \quad u(n-M)]^T \quad (42)$$

$$w(n) = [w_1(n) \quad w_2(n) \quad \dots \quad w_M(n)]^T \quad (43)$$

Suponiendo que los coeficientes del proceso autorregresivo varían en torno a un valor medio, las ecuaciones de estado se expresan como:

$$w^*(n+1) = w^*(n) + v^*(n) \quad (44)$$

donde:

$v(n) = [v_1(n) \quad v_2(n) \quad \dots \quad v_M(n)]^T$  es una variable aleatoria de un proceso de ruido

estacionario de media cero de matriz de autocorrelación =  $qI$

Se considera que los procesos  $\{e_o(n)\}$  y  $\{v(n)\}$  son estadísticamente independientes.

### *Kalman – Random Walk*

Las ecuaciones (44) y (59) del modelo autorregresivo son reconocidos como las ecuaciones de estado y medida de la teoría del filtro de *Kalman*, por lo que (León, Implementación del algoritmo de Kalman - Kalman-Random Walk, 1992):

$$A(n, n-1) \Rightarrow \underline{I} \quad (45)$$

$$B(n, n-1) \Rightarrow \underline{u}^T(n-1) \quad (46)$$

$$\underline{x}(n) \Rightarrow \underline{w}^*(n) \quad (47)$$

$$\underline{y}(n) \Rightarrow u(n) \quad (48)$$

$$\underline{Q}_1(n) \Rightarrow \sigma^2 \quad (49)$$

$$\underline{Q}_2(n) \Rightarrow q\underline{I} \quad (50)$$

Las ecuaciones (34)-(39) generan el algoritmo denominado Kalman – Random Walk, y está dado por (Qi-tu & Haykin, 1983):

$$g(n) = \underline{K}(n, n-1) \cdot \underline{u}(n-1) \left[ \underline{u}^H(n-1) \cdot \underline{K}(n, n-1) \cdot \underline{u}(n-1) + \sigma^2 \right]^{-1} \quad (51)$$

$$v(n) = u(n) - \underline{u}^T(n-1) \cdot \underline{w}^*(n) \quad (52)$$

$$\underline{w}^*(n) = \underline{w}(n-1) + g(n) \cdot v^*(n) \quad (53)$$

$$K(n) = K(n, n-1) - g(n) \cdot \underline{u}^H(n-1) \cdot \underline{K}(n, n-1) \quad (54)$$

$$\underline{K}(n, n-1) = \underline{K}(n) + q\underline{I} \quad (55)$$

### *Implementación Kalman – Random Walk*

Las ecuaciones de Kalman – Random Walk pueden ser exploradas las características de las matrices  $\underline{K}(n)$  y  $\underline{K}(n, n-1)$  de ser hermitiana para poder reducir el costo computacional al momento de implementar este algoritmo. Por lo que las ecuaciones de Kalman – Random Walk son (León, Implementación del algoritmo de Kalman - Kalman-Random Walk, 1992):

$$u(n) = uR(n) + juI(n)$$

$$g_i = gR_i + jgI_i \quad \text{i-ésimo elemento del vector } \underline{g}(n)$$

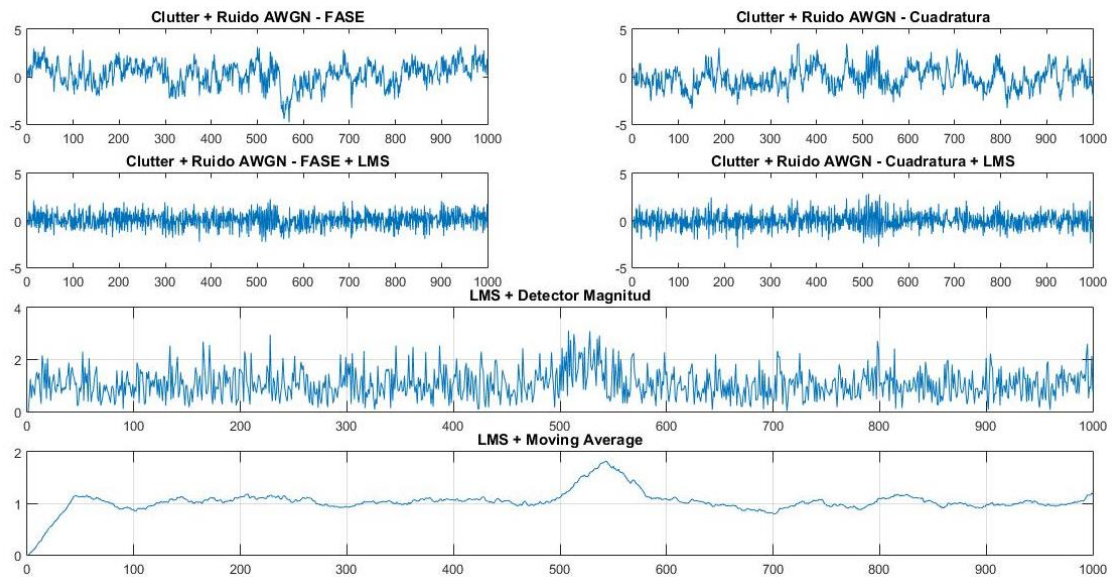
$$v(n) = vR(n) + jvI(n)$$

$$w_i = wR_i + jwI_i \quad \text{i-ésimo elemento del vector } \underline{w}(n)$$

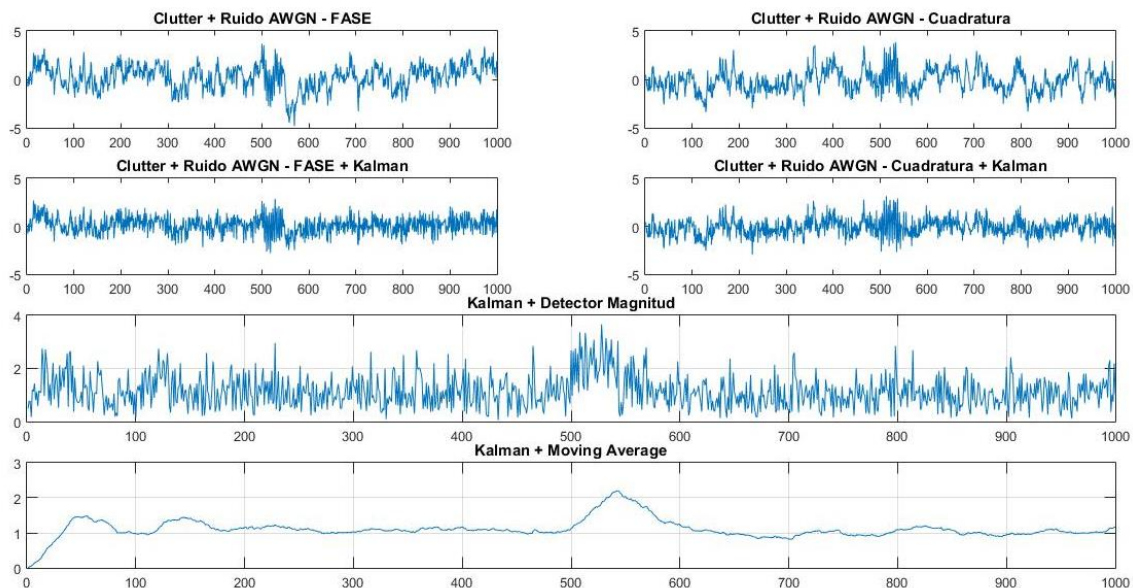
$$K_{im} = KR_{im} + jKI_{im} \quad \text{(i,m)-ésimo elemento de la matriz } \underline{K}(n)$$

$$KK_{im} = KKR_{im} + KKI_{im} \quad \text{(i,m)-ésimo elemento de la matriz } \underline{K}(n, n-1)$$

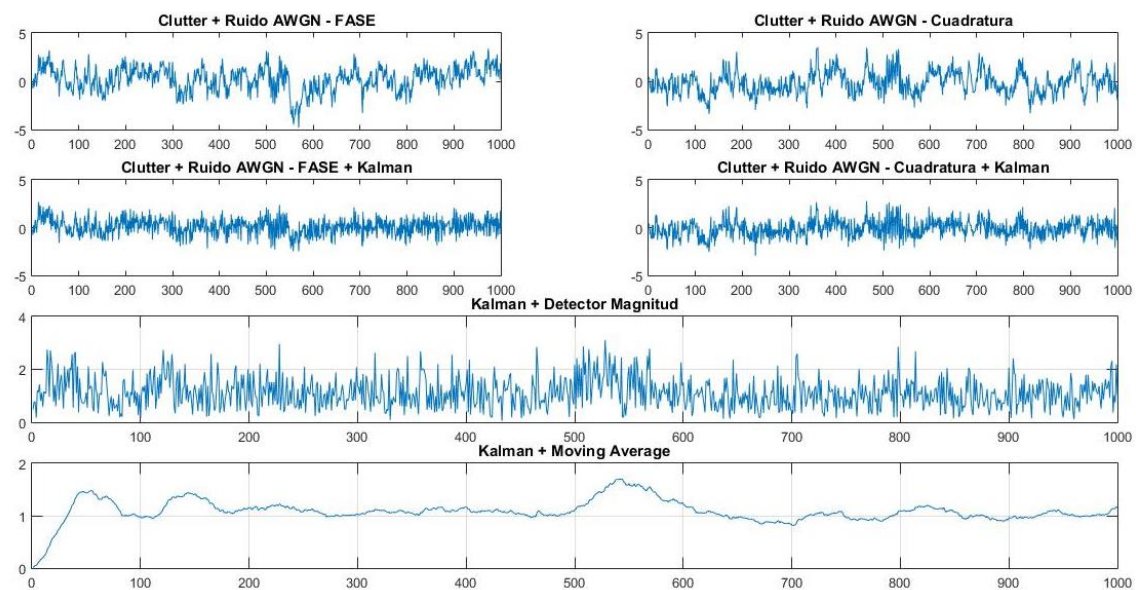
Para comprobar el funcionamiento del filtro de Kalman – Random Walk, se presentan las gráficas de -3 dB, 0 dB, 5 dB y 10 dB para realizar una comparación posterior en relación al filtro actual del sistema Oerlikon, en la Figura 27, Figura 28, Figura 29, Figura 30, Figura 31, se puede verificar que se filtra el clutter, por lo que es posible detectar el objetivo con una SCR de 0dB y -3 dB.



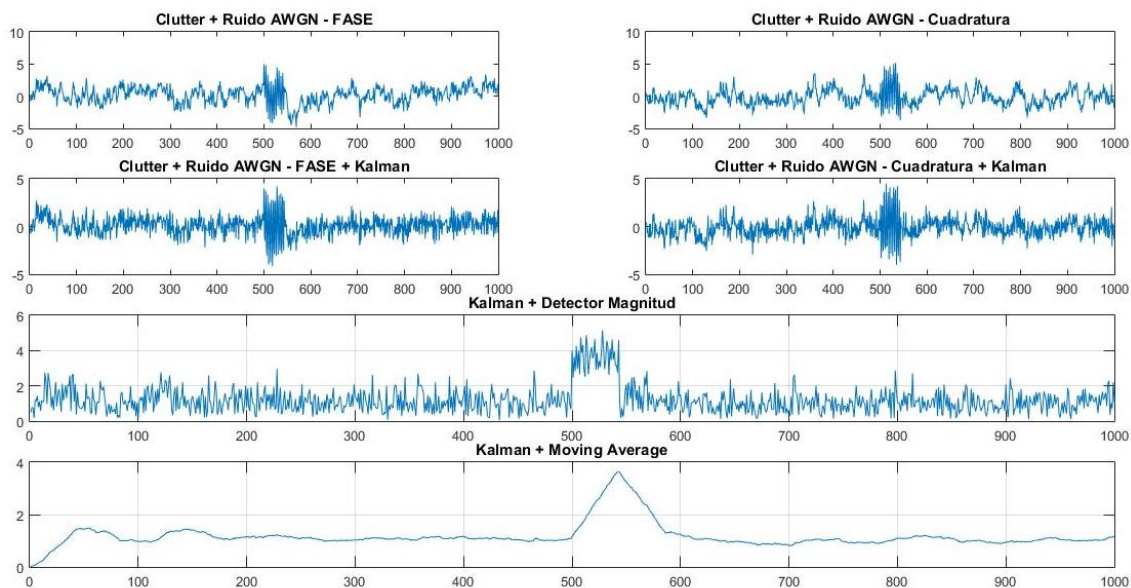
**Figura 27.** Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=-3dB)



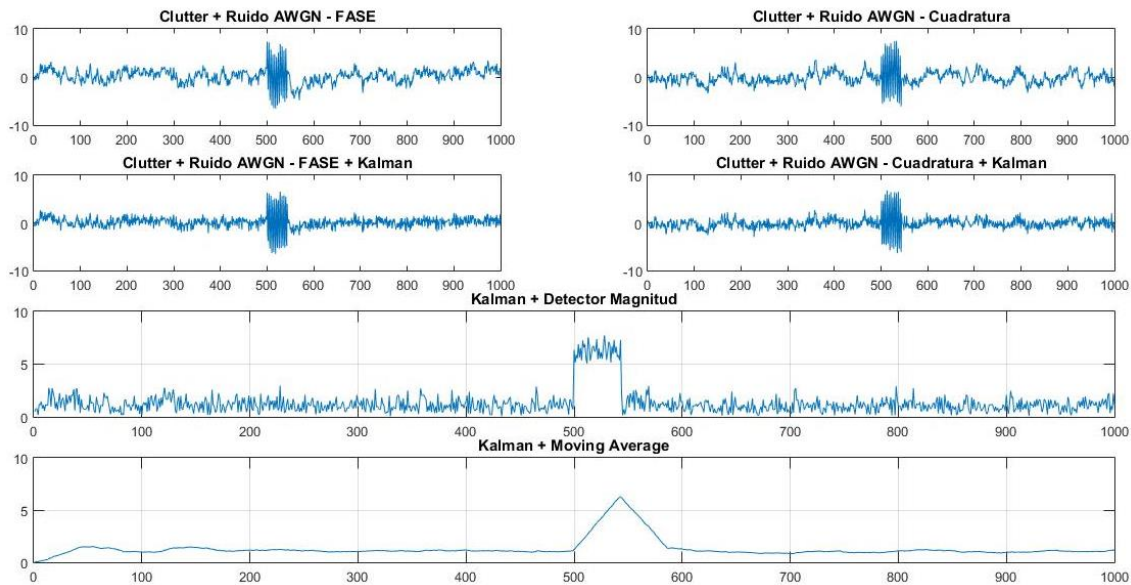
**Figura 28.** Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=0dB)



**Figura 29.** Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=3dB)



**Figura 30.** Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=5dB)



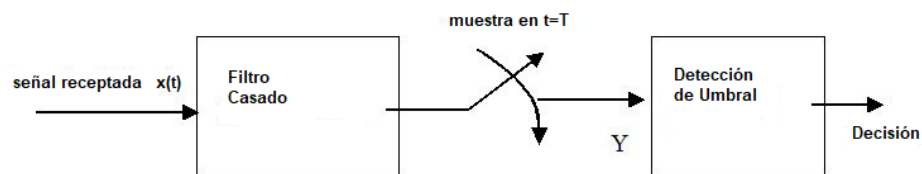
**Figura 31.** Filtro de Kalman - Random Walk (SCR=10dB)



## CAPITULO 4

### Filtros Casados – FFT

Un filtro casado es un filtro lineal óptimo cuyo objetivo es maximizar la SNR de un sistema cuando este tiene presente ruido estocástico aditivo, debido a esto los filtros casados son utilizados comúnmente en sistemas de telecomunicaciones, radar, entre otros (Heusdens, y otros, 2012).



**Figura 32.** Filtro casado  
Fuente: (Haykin S. , 1985)

La función de transferencia de un filtro casado es la compleja conjugada de la Transformada de Fourier de la señal de entrada que tenemos en el sistema  $x(t)$ .

### Transformada Discreta de Fourier y FFT

Debido a que el radar trabaja con señales discretas es necesario utilizar la transformada discreta de Fourier (DFT). Es decir que se tiene una señal discreta por lo que la transformada de Fourier discreta para una señal  $a(n)$  es (Heckbert, 1998):

$$A_k = \sum_{n=0}^{N-1} e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} a_n \quad (56)$$

Expresado en la literatura de la siguiente manera:

$$A_k = \sum_{n=0}^N W_N a_n \quad (57)$$

donde  $W_N = \exp(-j 2\pi k_n / N)$

Para simplificar las pruebas en el simulador, es necesario realizar un ajuste a la transformada de Fourier para realizar la transformada rápida de Fourier (FFT)

La FFT es un algoritmo optimizado para obtener un resultado equivalente a la DFT en un tiempo considerablemente menor (Heckbert, 1998). La FFT es un método fundamental para el procesamiento digital de señales, la cual elimina una gran parte de los cálculos repetitivos de la DFT por lo que el número de operaciones se reduce de  $N^2$  a  $N \log_2 N$ . Para simplificar las operaciones la FFT utiliza la siguiente identidad (Schmidt, 2013):

$$\begin{aligned} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-j\frac{2\pi}{N}k_n} a_n &= \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} a_{2n} e^{-j\frac{2\pi(2n)}{N}k_n} + \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} a_{2n+1} e^{-j\frac{2\pi(2n+1)}{N}k_n} \\ &= \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} a_n^{par} e^{-j\frac{2\pi(2n)}{N}k_n} + e^{-j\frac{2\pi k_n}{N}} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} a_n^{impar} e^{-j\frac{2\pi(2n)}{N}k_n} \end{aligned} \quad (58)$$

Debido a esto se necesita que el tamaño de las muestras a procesar sea  $2^n$ , es decir  $N = 2, 4, 8, 16, 32, 64, \dots$  (Schmidt, 2013). En la Tabla 2 se muestra la cantidad de operaciones que se tiene con la DFT y con la FFT (Schmidt, 2013):

**Tabla 2**  
*Comparativa de operaciones entre DFT y FFT*

<b>N</b>	<b># de operaciones DFT</b>	<b># de operaciones FFT</b>	<b>Factor de mejora</b>
<b>4</b>	8	4	2,0
<b>8</b>	64	12	5,3
<b>16</b>	256	32	8,0
<b>32</b>	1024	80	12,8
<b>64</b>	4096	192	21,3
<b>128</b>	16384	448	36,6
<b>256</b>	65536	1024	64,0
<b>512</b>	262144	2304	113,8
<b>1024</b>	1048576	5120	205,8

En este caso del simulador del sistema de defensa antiaéreo se tiene un muestreo de 43 ecos de un objetivo, por lo que necesitamos realizar una FFT de 64 puntos, pero al tener solamente 43 muestras que son las necesarias para detectar un objetivo, se debe completar desde la muestra 44 hasta la 64 con cero (0) en nuestro vector para realizar el procesamiento.

### **Funciones de Ventana**

Para realizar el procesamiento secuencial de las señales simuladas del Radar Oerlikon, se recurre a utilizar una ventana deslizante tomando 43 muestras y completándola de ceros para el uso de la Transformada Discreta de Fourier de 64 muestras, la ventana se desliza entorno al anillo conformado de 6400 muestras obtenidas a lo largo de los 360° de un giro del radar.

El principal problema del uso de una ventana rectangular es la presencia de discontinuidades al principio y final de la misma, es por esto que se busca suavizar estas discontinuidades con el uso de distintas funciones ventanas, otro de los problemas de la ventana rectangular es la presencia de lóbulos laterales de potencia alta en torno a la frecuencia central, la relación entre el lóbulo principal y el secundario es de -13 dB como se ve en la Figura 33.

Es por esto que se seleccionaron varias ventanas considerando principalmente estas dos características, ya que al tener muchos lóbulos laterales de alta potencia se pueden confundir los objetivos o reducir la resolución, la presencia de discontinuidades incrementa los picos lo que dificulta la discriminación del objetivo, para el análisis y selección de ventana se trabaja con las siguientes ventanas:

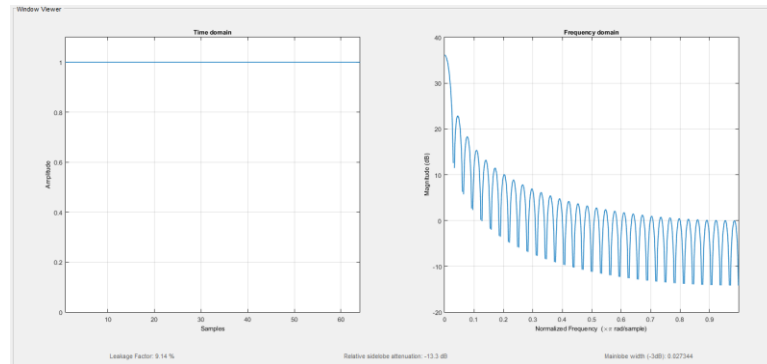
- Ventana Rectangular
- Ventana Hanning
- Ventana Hamming
- Ventana Blackman

- Ventana Blackman-Harris
- Ventana Blackman-Tukey
- Ventana Flat Top
- Ventana Kaiser

A continuación, se presenta las diferentes ecuaciones que modelan las ventanas y su comportamiento en tiempo y frecuencia, se busca una función de ventana que tenga un lóbulo principal de alta ganancia y estrecho y una alta relación entre el lóbulo principal y el lóbulo secundario.

### *Ventana Rectangular*

$$v(n) = \begin{cases} 1 & , \text{ si } n \in [1, N] \\ 0 & , \text{ resto} \end{cases} \quad (59)$$



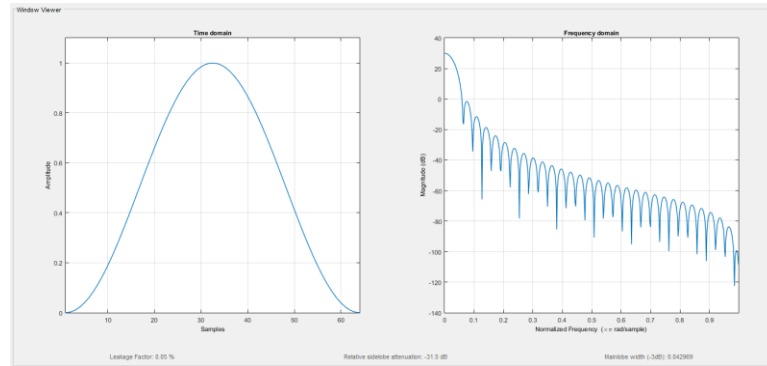
**Figura 33.** Ventana Rectangular Tiempo - Frecuencia

### *Ventana Hann (Hanning)*

$$v(n) = \alpha_0 - \alpha_1 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (60)$$

$$\alpha_0 = 0.5$$

$$\alpha_1 = 0.5$$



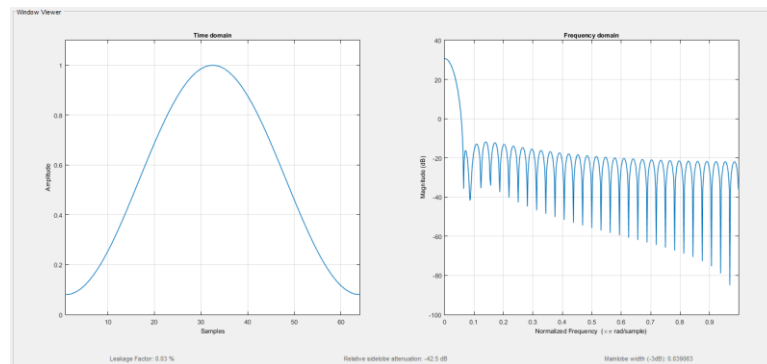
**Figura 34.** Ventana Hann Tiempo - Frecuencia

*Ventana Hamming*

$$v(n) = \alpha_0 - \alpha_1 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (61)$$

$$\alpha_0 = 0.53836$$

$$\alpha_1 = 0.46164$$



**Figura 35.** Ventana Hamming

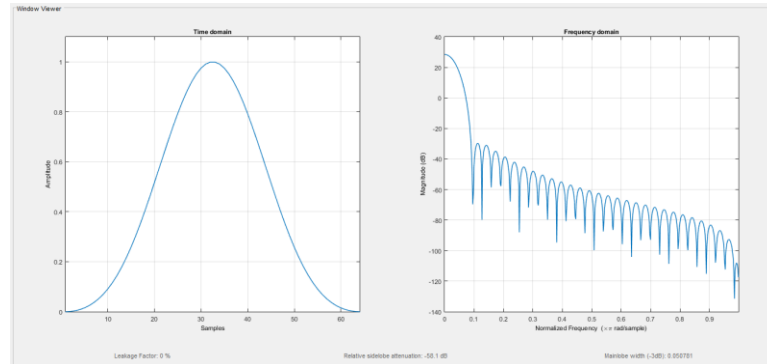
*Ventana Blackman*

$$v(n) = \alpha_0 - \alpha_1 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) + \alpha_2 \cos\left(\frac{4\pi n}{N-1}\right) \quad (62)$$

$$\alpha_0 = 0.43$$

$$\alpha_1 = 0.5$$

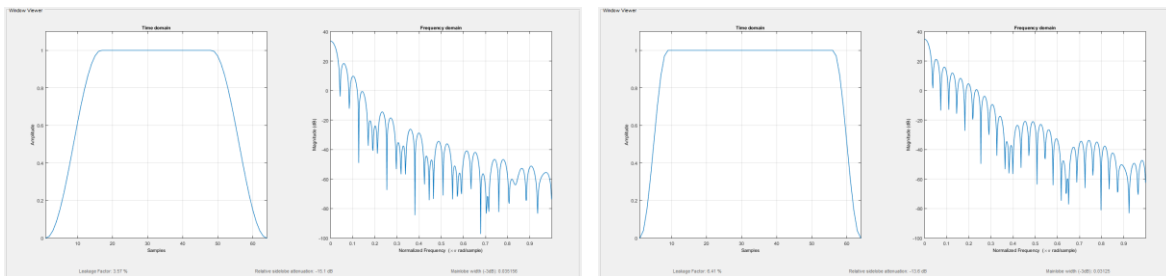
$$\alpha_2 = 0.08$$



**Figura 36.** Ventana Blackman

*Ventana Blackman Tukey*

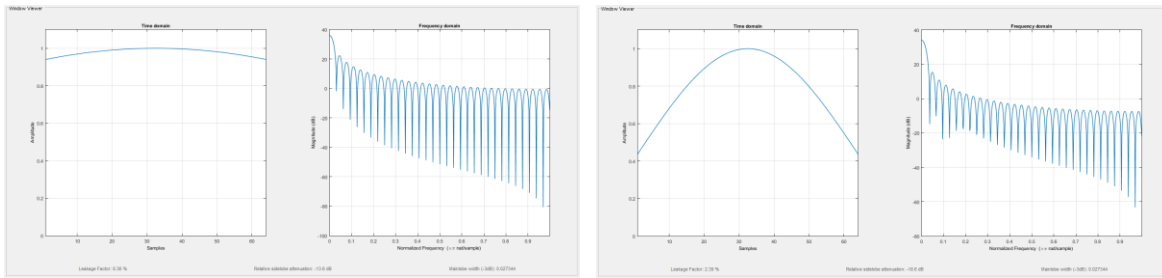
$$v(n) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left\{ 1 + \cos \left( \frac{2\pi}{r} \left[ x - \frac{r}{2} \right] \right) \right\} & , 0 \leq x \leq \frac{r}{2} \\ 1 & , \frac{r}{2} \leq x < 1 - \frac{r}{2} \\ \frac{1}{2} \left\{ 1 + \cos \left( \frac{2\pi}{r} \left[ x - 1 + \frac{r}{2} \right] \right) \right\} & , 1 - \frac{r}{2} \leq x \leq 1 \end{cases} \quad (63)$$



**Figura 37.** Ventana Blackman Tukey  $r = 0.5$  izquierda, ventana Blackman Tukey  $r = 0.25$  derecha

*Ventana Kaiser*

$$v(n) = \begin{cases} \frac{I_0 \left( \pi \alpha \sqrt{1 - (2k/n-1)^2} \right)}{I_0(\pi \alpha)} & , 0 \leq k \leq n \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \quad (64)$$



**Figura 38.** Ventana de Kaiser -  $\alpha = 0.5$  izquierda, ventana de Kaiser -  $\alpha = 2$  derecha

En la ecuación  $I_0$  representa a la función de Bessel modificada de orden cero, para las pruebas en el presente trabajo se manejó un  $\alpha$  igual a 2.

#### *Error medio entre ventanas*

Para la selección de las ventanas se realizó la detección de un objetivo en posiciones aleatorias (luego de la estabilización del filtro adaptativo), se coloca solo un objetivo para no recurrir a un umbral y poder evaluar el funcionamiento de la ventana únicamente, realizando este proceso con una relación señal clutter de 0dB, con y sin efecto doppler de clutter y calculando el error medio de detección de la ubicación en azimuth del objetivo en  $M$  iteraciones ( $M = 10000$ ).

La selección de  $M$  se da por la ecuación  $e\% = 100/(M)^{1/2}$ , del método de Montecarlo, para un error en los resultados del 1%.

**Tabla 3**  
*Error medio un objetivo*

<b>Error Medio</b>	<b>Doppler de objetivo en 0.25</b>	<b>Doppler de objetivo aleatorio</b>
<b>Ventana Hanning</b>	4.4685	8.3162
<b>Ventana Hamming</b>	3.1057	7.3052
<b>Ventana Blackman</b>	5.6296	9.6602
<b>Ventana Blackman Harris</b>	7.0074	12.4311
<b>Ventana Blackman Tukey – r = 0.25</b>	1.7350	2.5949
<b>Ventana Kaiser – <math>\alpha = 2</math></b>	0.7558	2.7782

Al realizar las distintas pruebas con las ventanas principales el Doppler de clutter no afecta en la exactitud de la detección por lo que no se realizó estas pruebas con todas las ventanas.

Estos resultados permiten ver la exactitud con la que determina el procesador la posición del objetivo, con distintas ventanas, ya que como se mostró anteriormente, el ancho de lóbulo principal (frecuencia central), se ensancha o reduce con las distintas ventanas, las ventanas que muestran mejores resultados son Blackman Tukey y Kaiser.

Otro punto para evaluar es la reducción de lóbulos secundarios, siendo este el factor más notorio para la elección de una ventana que sustituya a la ventana rectangular. Para seleccionar la mejor ventana ubicamos dos objetivos ubicados a menos de 50 muestras de distancia con un desvío doppler similar, con la intención de ver el comportamiento de la ventana si une a los dos objetivos o si se los puede distinguir con claridad. Evaluando el ancho del lóbulo principal y la reducción de los secundarios, siendo este el segundo factor determinante para la selección de la ventana. También se realiza la prueba con un solo objetivo para ver la amplitud del lóbulo principal y

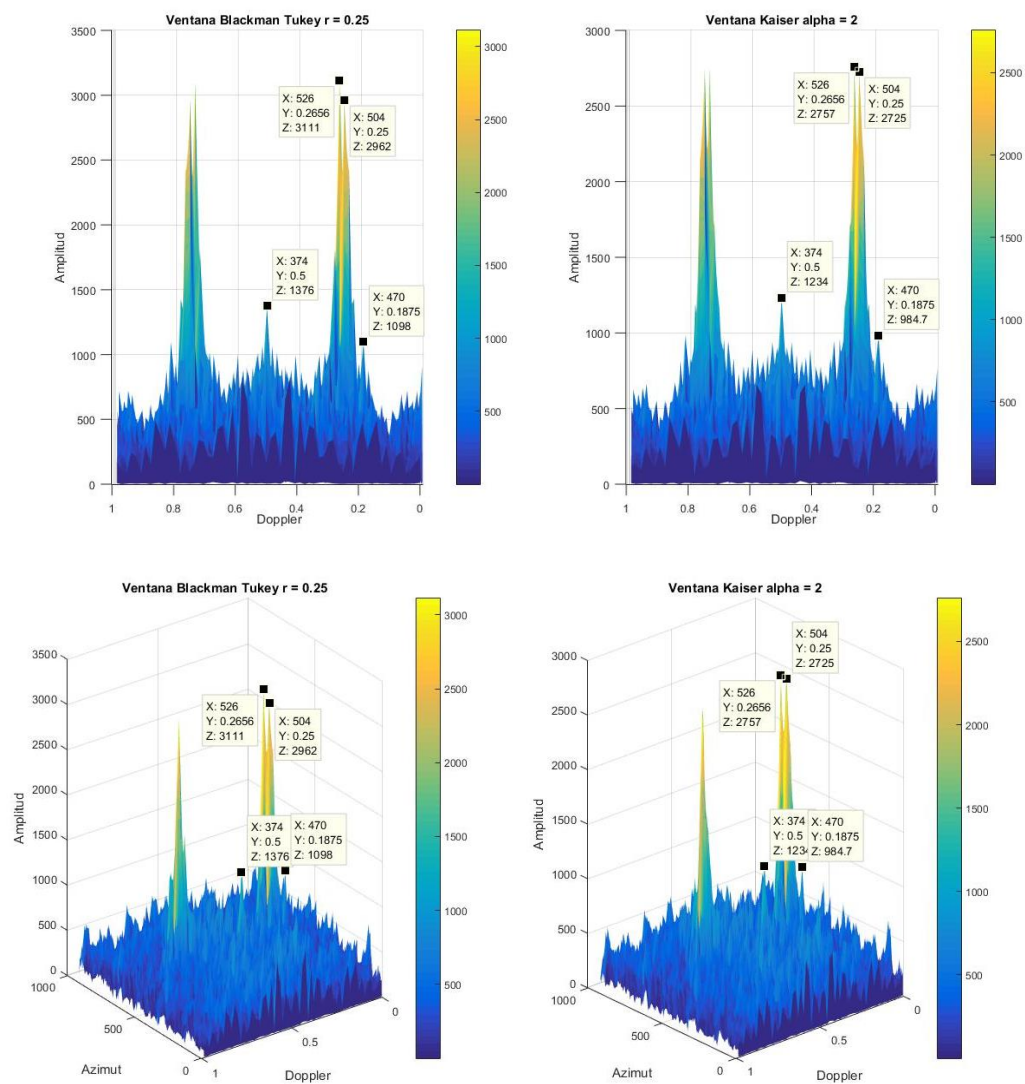


compararla con los lóbulos secundarios generados por el clutter, se busca que reduzca los lóbulos secundarios pero que el lóbulo principal sea fino para incrementar la exactitud de la detección.

*Relación entre lóbulo principal y lóbulos secundarios*

Se compara la ventana de Kaiser ( $\alpha = 2$ ) con la ventana Blackman Tukey ( $r = 0,25$ ), ubicando el primer objetivo en la muestra 500 y el segundo en la muestra 525, con Doppler de 0,25 y 0,27 respectivamente, los dos objetivos presentan una relación señal clutter de 0 dB.

Se elige trabajar el procesador con la ventana de Káiser con  $\alpha$  de 2, ya que presenta una clara separación entre los dos objetivos, además de presentar amplitudes similares, siendo este el principal inconveniente de la ventana de Blackman Tukey que las amplitudes de los dos objetivos son distintas a pesar de tener la misma relación señal a clutter.



**Figura 39.** Comparación ventana Tukey - Kaiser - 2 Objetivos

## Capítulo 5

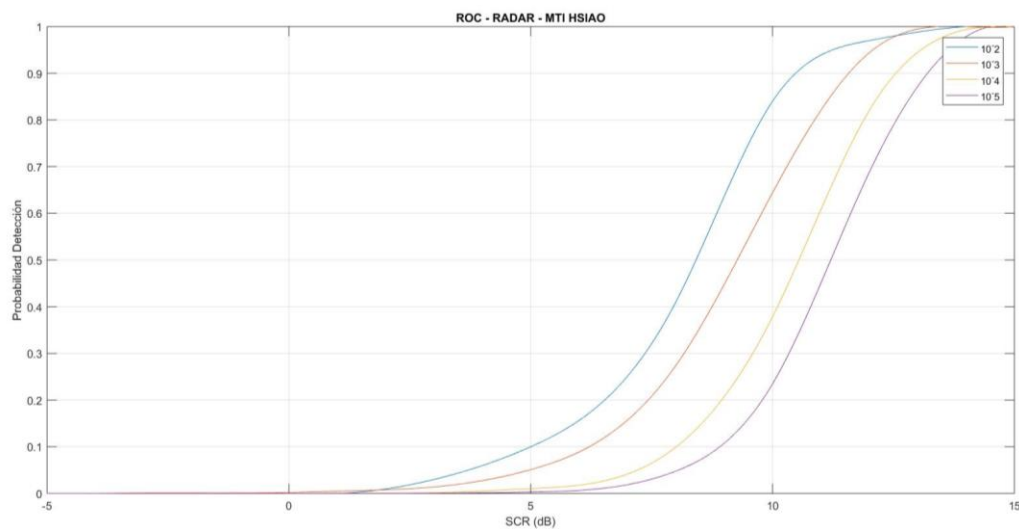
### Curvas de Características Operativas del Receptor MTD (ROC – Receiver Operating Characteristic)

A continuación, se presenta las ROC tanto de la estructura MTI como MTD (Kalman - LMS), la finalidad de las curvas operativas es determinar el comportamiento en cuanto a aciertos de detección con relación a diferentes SCR. Para este proceso como se ha explicado en las etapas anteriores se realizó simulaciones tanto de la hipótesis  $H_0$  y  $H_1$ , de forma independiente como sugiere el Método de Montecarlo, el número de muestras  $H_1$ , sometidas a la estructura corresponde a la ecuación ( 65), se busca representar las ROC, del radar para distintas probabilidades de error, para dar tiempo a que los filtros adaptativos se adapten se coloca una muestra independiente que corresponde a la hipótesis  $H_1$ , seguido de cinco secuencias que corresponde a la hipótesis  $H_0$ .

$$\#Muestras_{-H_1} = \frac{10}{P_{error}} \quad (65)$$

Utilizado la ecuación presentada, se consigue determinar el número necesario de muestras  $H_1$  o muestras con objetivo para realizar las curvas de operación del radar, ya con el simulador de señales de radar y la estructura de detección simulada se realizaron las pruebas para cada estructura MTI y MTD con la finalidad de comparar y tener un valor teórico de la mejora que se presentar en el sistema Oerlikon con la implementación de las estructuras de detección de objetivos presentadas en este trabajo.

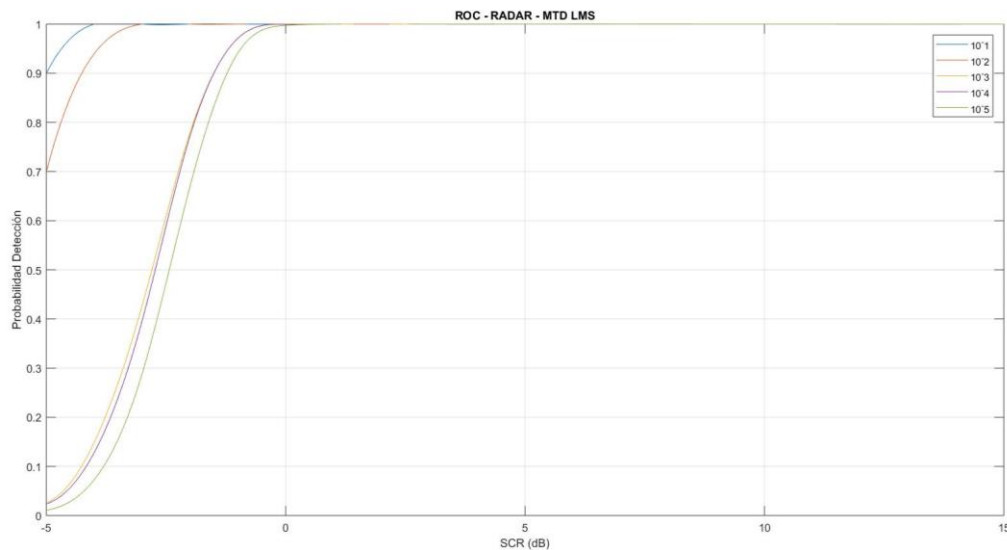
En la Figura 40 se presenta la ROC de la estructura MTI simulada, siendo la estructura actual que implementa el Sistema Oerlikon, que presenta un comportamiento similar al presentado por los autores (Conte, De Maio, Farina, & Foglia, 2005), lo que corrobora la funcionalidad de la estructura simulada en el presente trabajo. En la Figura 40 se muestra la curva operativa del radar para diferentes probabilidades de falsa alarma constante, la simulación se realizó con las probabilidades de falsa alarma de  $10^{-2}$ ,  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$  y  $10^{-5}$ , en las cuales se aprecia con facilidad como con la estructura de procesador de radar MTI, para superar el 90% de probabilidad de detección se requiere una SCR superior a los 10dB, lo que repercute directamente en el rango de detección del radar.



**Figura 40.** ROC MTI HSIAO

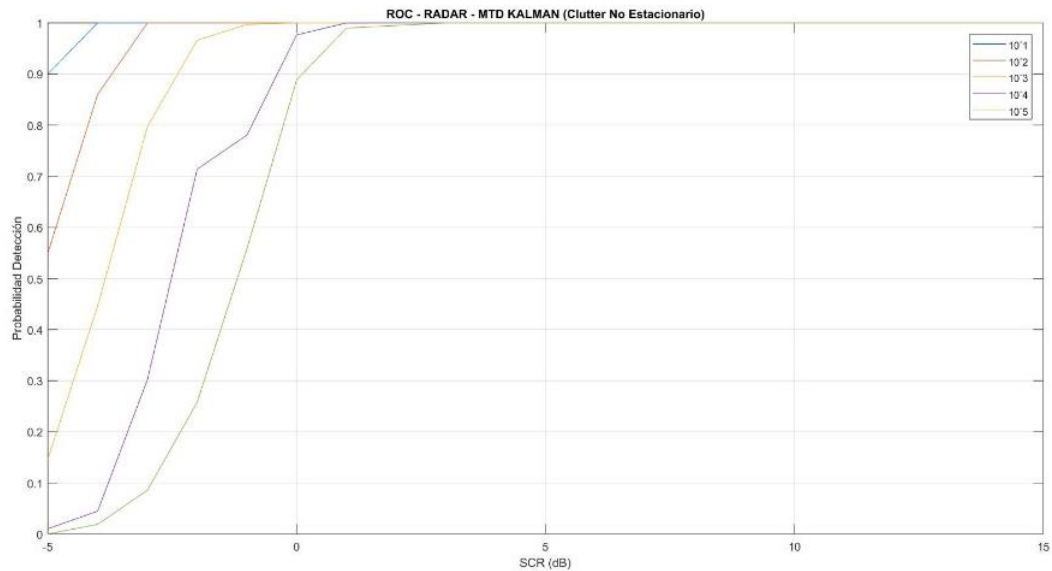
Al realizar las pruebas con la estructura propuesta a partir de (Metford & Haykin, 1985), la estructura MTD se probó con dos filtros adaptativos diferentes LMS y Kalman-Random Walk, dando como resultado dos estructuras con curvas operativas diferentes mostradas en la Figura 41 y en la Figura 42 respectivamente. De igual forma que en las simulaciones realizadas

con MTI se realizó pruebas para una probabilidad de falsa alarma constante de  $10^{-2}$ ,  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$  y  $10^{-5}$  buscando determinar la SCR necesaria para tener una probabilidad de detección superior al 90%, en este caso para MTI LMS con una probabilidad de falsa alarma constante de  $10^{-5}$  se requiere un SCR de -1,5 dB, presentando una mejora alrededor de 12 dB frente a la estructura MTI.



**Figura 41.** ROC MTD LMS

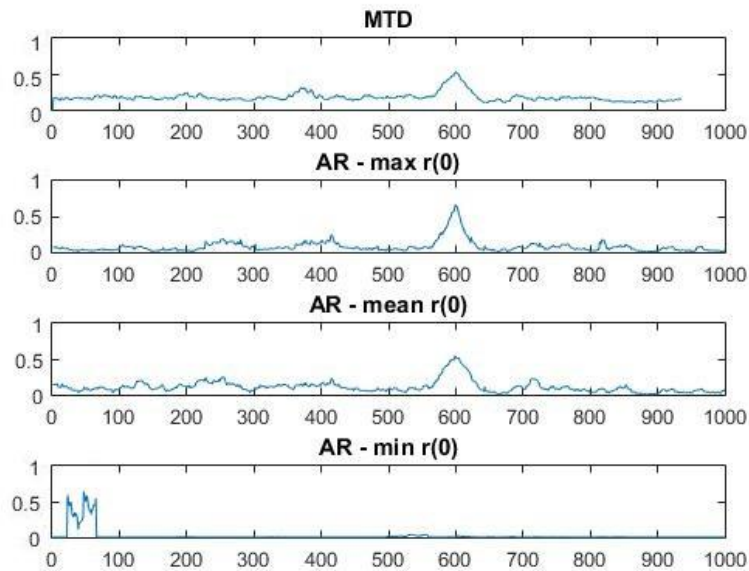
Para las pruebas de la simulación del procesador de radar MTD Kalman, de igual forma se realizó pruebas para probabilidad de falsa alarma constante de  $10^{-2}$ ,  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$  y  $10^{-5}$ , y se determinó que para tener una probabilidad de detección superior al 90% se requiere una SCR de 0 dB presentando una mejora de 10 dB frente al procesador de radar MTI, la característica principal de Kalman - Random Walk es que tiene una gran robustez frente al clutter no estacionario, esta robustez tiene como contraparte un alto costo computacional que debe ser considerado ya que se plantea la aplicación en tiempo real del presente trabajo, pensando así su implementación en una FPGA y el posterior diseño de un chip ASIC.



**Figura 42.** ROC MTD Kalman - Random Walk

### Estimador Espectral de Máxima Entropía

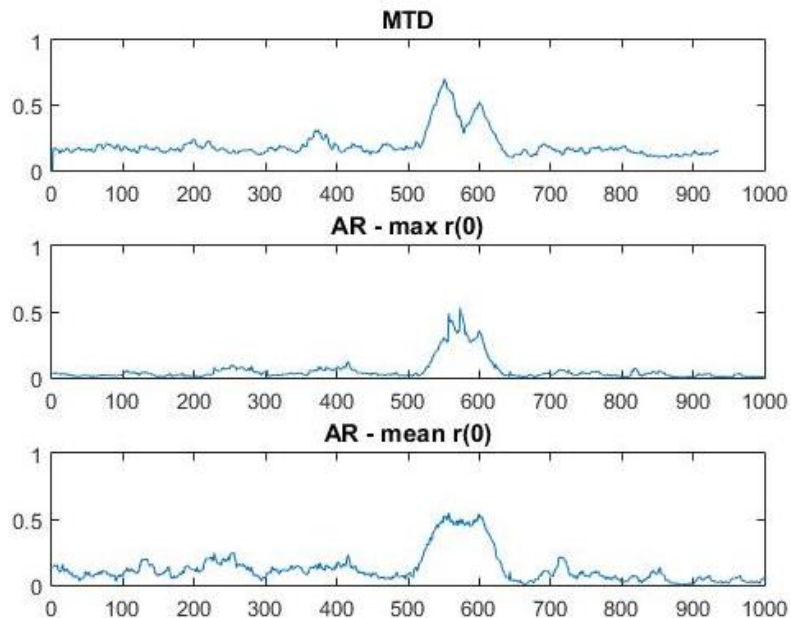
En este apartado se mostrará la simulación del procesador del radar Oerlikon utilizando el Estimador Espectral de Máxima Entropía, estas pruebas se realizaron tomando en cuenta las mismas probabilidades de falsa alarma constante del apartado anterior ( $10^{-2}$ ,  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$  y  $10^{-5}$ ), con el mismo objetivo de tener una probabilidad de detección superior al 90%, para poder determinar si en el estimador se utilizara el método AR mean, AR máx o AR min, se realizaron pruebas con el simulador para poder verificar que método de estimación se comporta mejor en el ambiente de radar Figura 43.



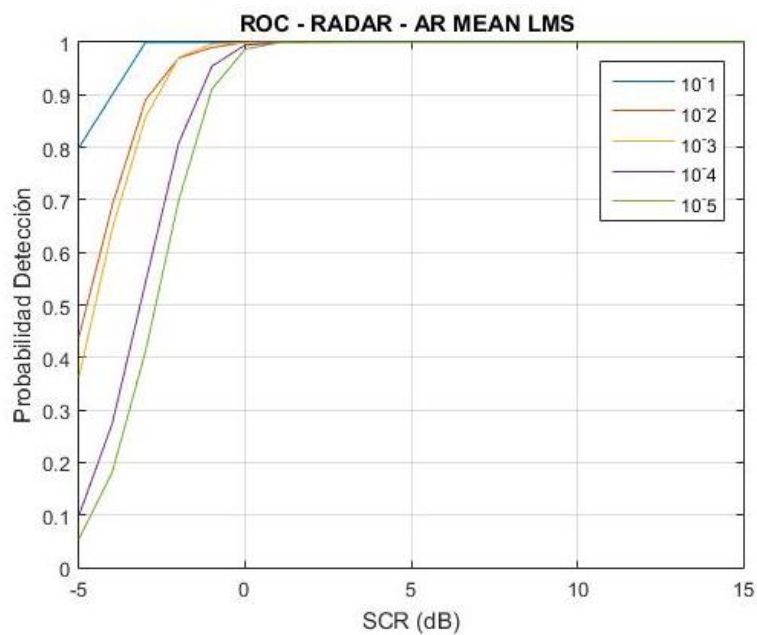
**Figura 43.** Pruebas MTD, AR-max, AR-mean y AR-min

Como se puede apreciar en la Figura 43 el método que presenta mejor estimación es el AR-mean, ya que permite distinguir mejor el objetivo y reduce los niveles de ruido con relación a MTD y AR-max. También se considera que AR-mean es más eficiente, ya que al realizar pruebas con objetivos que se encuentran cerca entre sí, los distingue a cada uno, mientras que AR-máx reconoce los dos objetivos como uno solo Figura 44.

Después de determinar que AR-mean es la mejor opción para trabajar en un ambiente de radar, se determinó la ROC Figura 45, utilizando AR-mean se puede comprobar que se tiene una probabilidad de detección superior al 90% con un SCR = -3dB, realizando la comparación con el procesador MIT que posee actualmente el RADAR (Figura 40), se tiene una mejora de 13dB, lo que se podría decir que es una mejora considerable y se la podría tomar en cuenta para implementarla en el Sistema de radar Oerlikon, además en el siguiente apartado se mostrará el costo computacional que tiene cada uno de los procesadores y AR presenta un costo computacional menor comparado a MTD.



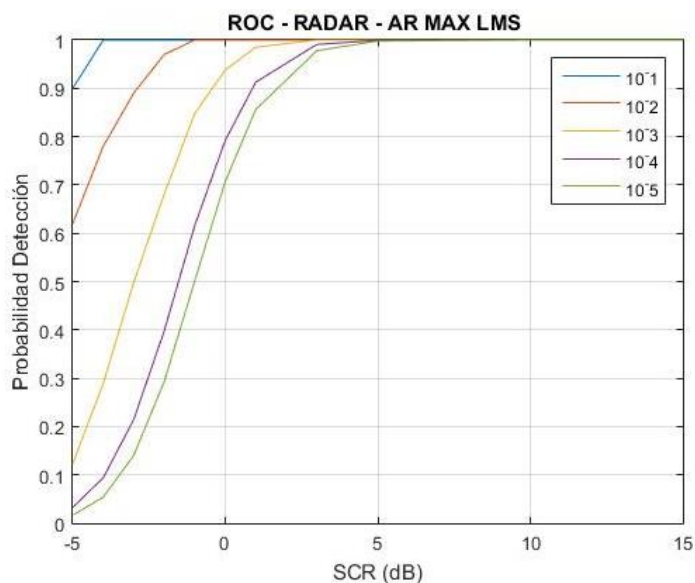
**Figura 44.** Simulación con dos objetivos.



**Figura 45.** ROC utilizando AR-mean

Comparando las ROC de AR-mean y AR-max (Figura 45 y Figura 46) podemos apreciar que utilizando AR-mean se tiene una mejora de alrededor de 5 dB con respecto a AR-max por lo que el método AR-mean es el que presenta mejores resultados en el simulador de radar.

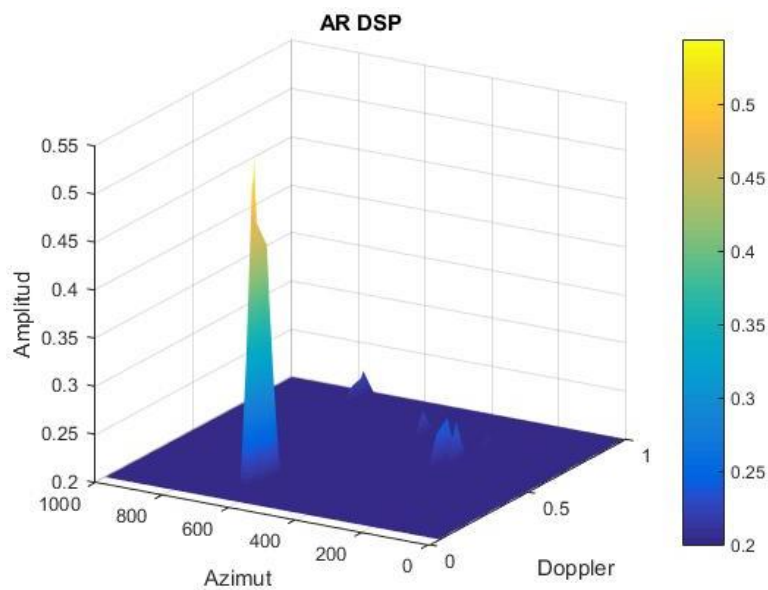




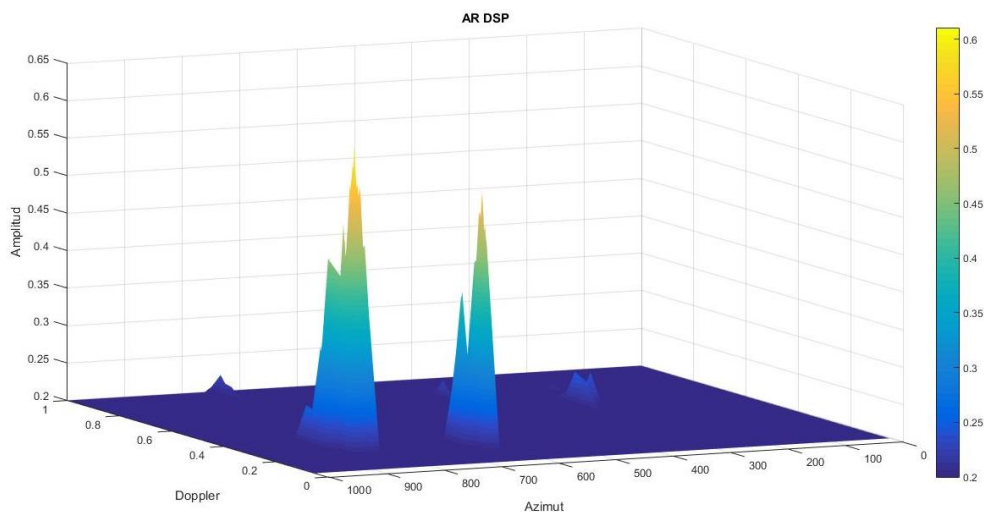
**Figura 46.** ROC utilizando AR-max

#### *Densidad espectral de potencia de AR-mean*

En la Figura 47 podemos apreciar la DSP que se obtuvo utilizando la ecuación ( 17 ) del simulador del radar utilizando AR-mean con solamente un objetivo, en esta imagen se puede apreciar que el objetivo se encuentra en la muestra 600 y tiene un Doppler de 0.2.



**Figura 47.** DSP AR-mean con un objetivo



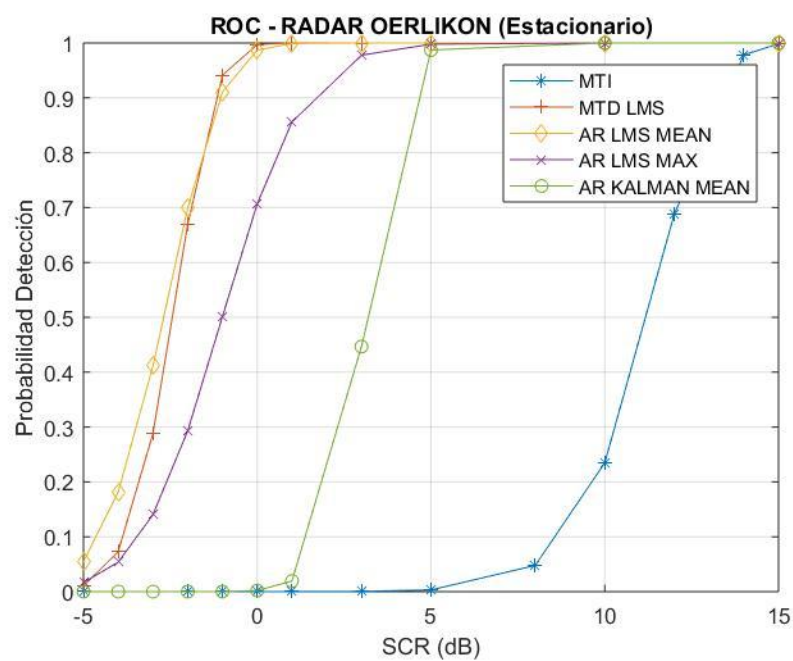
**Figura 48.** DSP AR-mean con dos objetivos

En la Figura 48 podemos apreciar la DSP del simulador del radar utilizando AR-mean con dos objetivos, en esta imagen se puede apreciar que los objetivos se encuentran en la muestra 700 y 900 respectivamente y tienen un Doppler de 0.2 y 0.25 respectivamente.

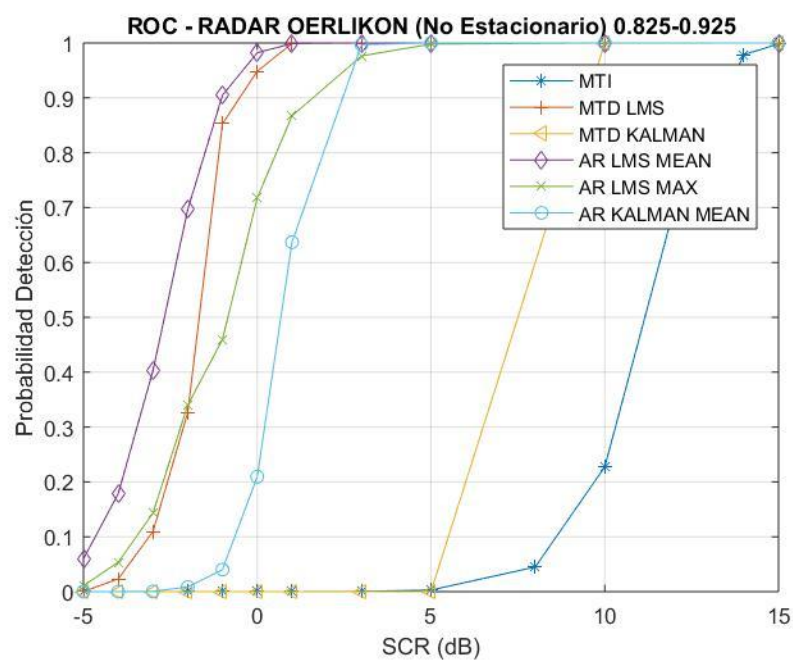
Como se puede apreciar en la Figura 47 y Figura 48 después de realizar la etapa de procesamiento del radar, los objetivos son fácilmente identificados. Estas pruebas se realizaron con un SCR = 0dB.

### Resultados de los detectores

Para seleccionar el detector que presente la mayor robustez, se realizó una comparación entre los dos filtros canceladores de *clutter* propuestos, y las dos técnicas de detección, para en conjunto tener varias opciones de procesador bayesiano para la detección de objetivos en el radar Oerlikon. Los procesadores o arquitecturas propuestas para el sistema Oerlikon son MTD LMS, MTD Kalman, AR mean LMS, AR max LMS y AR mean Kalman, se los compara en un ambiente ideal, es decir, estacionario y en un ambiente ligeramente no estacionario, con una variación del coeficiente de correlación de 0.825 a 0.925 siendo este el caso más cercano a la realidad, como se muestra en la Figura 49 y en la Figura 50 respectivamente.



**Figura 49.** ROC diferentes arquitecturas en un ambiente estacionario



**Figura 50.** ROC diferentes arquitecturas ambiente NO estacionario

Se compara las ROC con la ROC de la arquitectura MTI, para tener un punto de comparación de con la capacidad de detección actual del sistema.

Las dos arquitecturas que presentan los mejores resultados son MTD LMS y AR mean LMS, por lo cual, para decidir cuál es la mejor arquitectura para implementar en el Sistema Oerlikon se deben considerar otras variables como el costo computacional, capacidad de detección de objetivos cercanos, viabilidad de implementación en FPGA y ASIC.

## Capítulo 6

### Costo computacional

Para realizar el cálculo de costo computacional se dividió a las diferentes estructuras en dos partes, filtro blanqueador teniendo como opciones LMS y Kalman anteriormente expuestos, y la etapa de detección teniendo la estructura MTD y AR. Se consideraron el número de multiplicaciones y sumas complejas, el número de multiplicaciones y sumas reales, ya que el presente trabajo está direccionado a una implementación futura en tiempo real y sobre hardware programable (FPGA) o un chip diseñado para la aplicación (ASIC). Es muy impórtate seleccionar la solución con mayor capacidad de detección de objetivos y con el menor costo computacional.

Para el cálculo del costo computacional de los filtros adaptativos LMS y Kalman se recurrió a sus esquemas de diseño presentados en la Figura 21 y en la Figura 26, para el cálculo del costo computacional de las etapas de detección fue analizado el código implementado para tener una mejor apreciación del costo de cada una de las subetapas presentes en la detección. Los resultados obtenidos se agrupan en la Tabla 4, donde se presenta el costo computacional de cada una de las etapas. En base a esto se considera que la estructura con menor costo computacional será la implementación de un Filtro Adaptativo LMS de un tap, acompañado de la etapa de detección AR.

**Tabla 4**  
*Costo Computacional*

<b>ETAPA</b>	<b>Costo Computacional Ecuación</b>	<b>Multiplicaciones</b>	<b>Costo Comput. Ecuación</b>	<b>Sumas</b>
<b>Detector MTD</b>	$4N + N \cdot \log_2(N)$	Complejas	$N$	Complejas
<b>Detector AR</b>	$2N + 1$	Complejas	$2N$	Complejas
<b>Filtro LMS</b>	Constante = 8	Reales	Constante = 6	Reales
<b>Filtro Kalman</b>	Contante = 10	Complejas	Contante = 5	Complejas

### **Implementación en tiempo real.**

Considerando que la mejor implementación es LMS y AR, para el procesador Bayesiano del Sistema de Radar Oerlikon, es esta estructura la que se plante para una implementación en tiempo real.

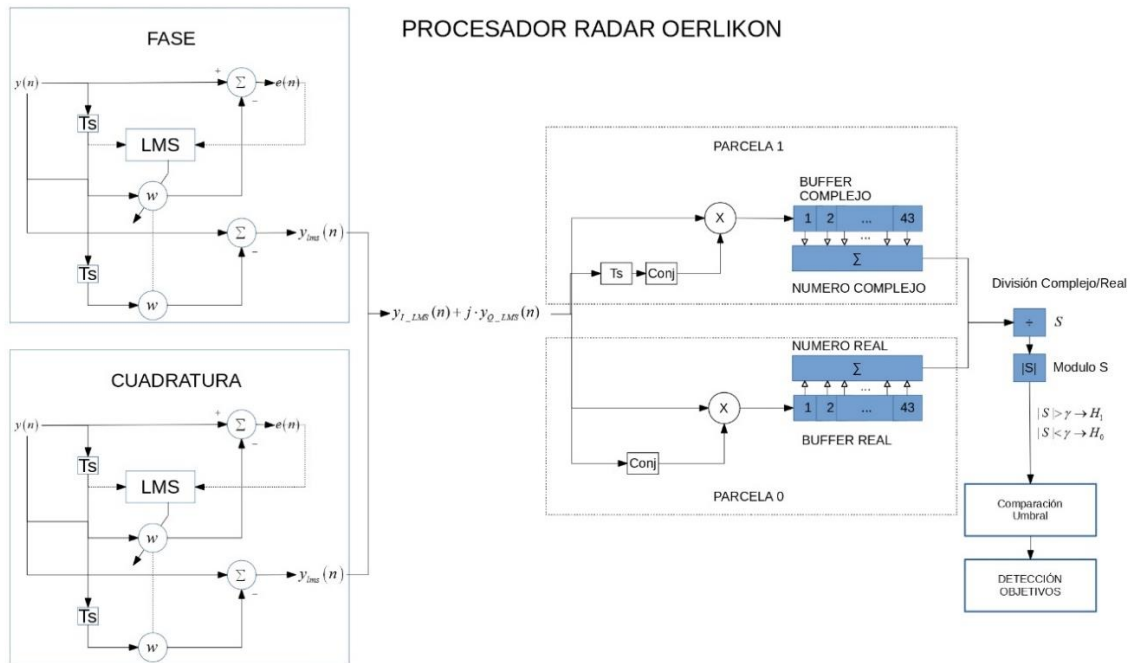
Los pasos para realizar una implementación en tiempo real son: condicionamiento de las señales, muestreo, cuantificación y codificación de la señal tanto en fase como en cuadratura, además de la señal PRF (trigger) para la sincronización.

Para la implementación en tiempo real es importante considerar el tiempo que le toma al sistema realizar todas las operaciones matemáticas que se realizan con cada dato que ingresa al sistema, ya que este tiempo debe ser inferior al inverso del PRF del radar, es decir, 156 ms en el caso del Sistema Oerlikon como se muestra en la ecuación ( 66).

$$t_p = \frac{1}{PRF} = \frac{1}{6400Hz} = 156.25ms \quad (66)$$

Este tiempo de procesamiento dependerá de la velocidad de procesamiento del hardware en el que se implemente el procesador, de acuerdo a la Tabla 4 y como se puede apreciar en la Figura

51, se utilizan dos filtros canceladores de clutter y un estimador espectral de máxima entropía lo que da un costo computacional total de 16 multiplicaciones reales, 12 sumas reales,  $2N + 1$  multiplicaciones complejas y  $2N$  sumas compleja, antes del ingreso de un nuevo valor.



**Figura 51.** Diseño procesador Oerlikon

Otra de las consideraciones importantes es el tipo de datos que se maneja en cada etapa. Como se muestra en la Figura 51, en las etapas de cancelación de clutter se maneja de forma independiente la fase y la cuadratura, por lo que las operaciones en esta etapa son reales. El estimador espectral de máxima entropía une la información de fase y cuadratura con matemática compleja, la parcela 1, da como resultado un número complejo. Por otra parte, la parcela 0 da como resultado de las operaciones complejas un número real, para integrar esto se realiza una división de un valor complejo para uno real (en la implementación en hardware esto facilita el algoritmo de la división). Finalmente, para la comparación con los umbrales se obtiene el módulo del resultado de esta división.

Considerar el tipo de operaciones (reales/complejas) y el tipo de valores (entero/flotante) permite determinar el tamaño de los buffers y describir las necesidades básicas del hardware para esta implementación.



## Capítulo 7

### Conclusiones

- Se obtuvieron las ROC de MTI, MTD LMS, AR LMS MEAN, AR LMS MAX y AR *KALMAN MEAN* con las que se pudo apreciar el comportamiento que tienen estos procesadores con diferentes relaciones SCR.
- Mediante las curvas ROC obtenidas se determinó que tanto los procesadores MTD como AR, presentan una mejora de alrededor de 13dB, para una probabilidad de detección mayor al 90% con relación al sistema MTI actualmente implementado en el Radar Oerlikon.
- Los resultados obtenidos en la etapa de cancelación de ruido, con el uso de filtros adaptativos dio como resultado que tanto el filtro LMS y *Kalman* tienen un comportamiento similar tanto para clutter estacionario como ligeramente no estacionario, por lo que se recomienda el uso del filtro LMS por presentar un menor costo computacional.
- Se determinó que la mejor opción para implementar en el Sistema de radar Oerlikon, es el procesador AR, ya que presenta un desempeño comparable al procesador MTD, pero con un costo computacional inferior, y uso de algoritmos más simples para la implementación en hardware.
- Una ventaja notable del procesador MTD es su mayor precisión en la determinación del efecto Doppler en objetivos. Al utilizar un estimador espectral de máxima entropía el valor Doppler obtenido es una buena aproximación, pero no presenta la misma precisión que MTD.

## **Recomendaciones**

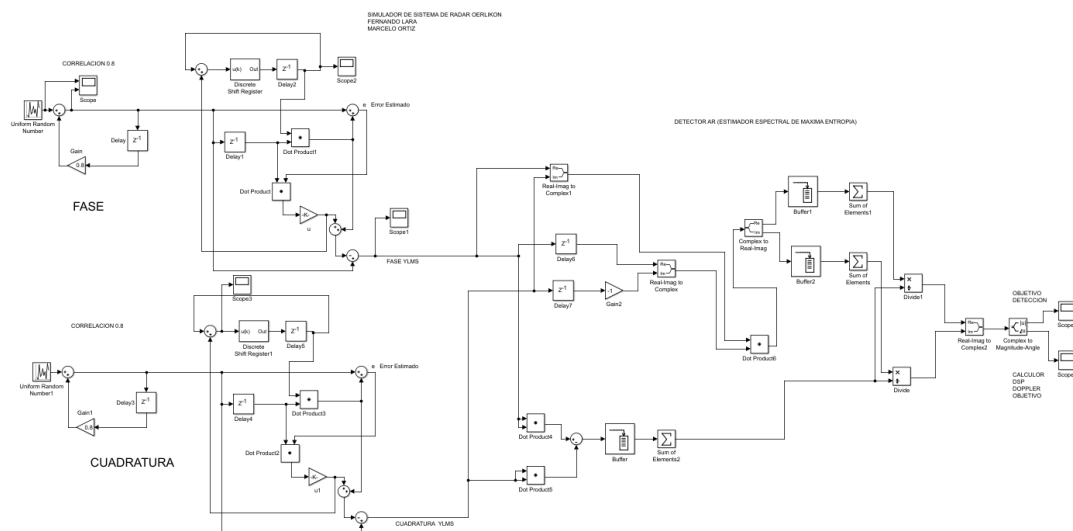
- El simulador fue implementado en MATLAB, por lo que se recomienda realizar la transferencia a un lenguaje HDL, lo que permitirá realizar pruebas de funcionamiento con un radar operativo.
- Para la implementación en tiempo real del procesador bayesiano, es necesario tomar en cuenta la señal de PRF, que sería la señal base para tener una buena sincronización en el sistema.
- Se recomienda realizar un enlace de datos entre el radar y un punto de control para poder centralizar el manejo y monitoreo de los diferentes radares que se encuentran operativos a nivel nacional.
- Se recomienda modernizar algunos elementos del sistema de radar Oerlikon como son: Antenas, Cámara de video, Interfaz de video, sistema de radio y generador de energía eléctrica. Estas mejoras ayudarían a dar al sistema de radar una mejor autonomía y un mejor manejo por parte de los operadores.

## **Trabajos Futuros**

El presente proyecto deja la posibilidad a varios trabajos futuros, entre los principales que se pudo plantear durante el desarrollo del proyecto fueron:

Simulación de los algoritmos en simulink Figura 52 para comprobar su funcionamiento en tiempo real y su posterior desarrollo en Lenguaje de Descripción de Hardware (HDL, por sus siglas en ingles) para poder implementar el procesador en una FPGA y de esta manera verificar las posibles complicaciones que se pueda tener en el procesador cuando ya se realice el procesamiento en tiempo real. Aspectos como la sincronización, el número de operaciones necesarias por el procesador, entre otros factores deben ser considerados posteriormente a la implementación en

FPGA. Se debe mencionar que el procesador puede ser diseñado de un circuito integrado de aplicación específicas (ASIC, por sus siglas en inglés) con el objetivo de mejorar el desempeño del sistema de radar Oerlikon. Con esto se podrá coadyuvar a la soberanía tecnológica nacional y a utilizar los equipos que se tienen actualmente. Es decir, explotar al máximo la iniciativa de apoyar el desarrollo de las tecnologías militares en virtud a la masa crítica de investigadores que se tienen en las diferentes instituciones de educación superior.



**Figura 52.** Implementación en tiempo real (simulink)

## Referencias

- Barton, D., & Leonov, S. (1998). *Radar Technology Encyclopedia* (Electronic Edition ed.). Norwood: Artech House. doi:0-89006-893-3
- Carrilero, S. (2017). *Implementación de un Simulador Vectorial de Señales Radar con Agilidad Intrapulso e Interpulso*. Valencia.
- Conte, E., De Maio, A., Farina, A., & Foglia, G. (2005). Design and Analysis of a Knowledge-Aided Radar Detector for Doppler Processing. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 42(3), 1058-1078.
- Diniz, P. (2008). *Adaptive Filtering*. Rio de Janeiro: Kluwer Academic Publishers.
- EUCOMIS. (1979). *Fire Control System Skyguard* (Vol. 3). Contraves.
- Garbacz, R. (1980). *Chaff radar cross section studies and calculations*.
- Haykin, S. (1985). Radar Signal Processing. *IEEE ASSP Magazine*.
- Haykin, S. (1986). *Adaptive Filter Theory*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall.
- Heckbert, P. (1998). Fourier Transforms and the Fast Fourier Transform (FFT) Algorithm.
- Heusdens, R., Engelen, S., Buist, P., Noroozi, A., Sundaramoorthy, P., Verhoeven, C., . . . Gill, E. (2012). MATCH FILTERING APPROACH FOR SIGNAL ACQUISITION IN RADIO-PULSAR NAVIGATION. *63rd International Astronautical Congress*.
- Ilioudis, C. (s.f.). *Introduction to Radar Signal Processing*. University of Strathclyde Glasgow.

- Ispir, M., & Candan, C. (2013). Least Square and Min-Max Design of MTI Filters. *Middle East Technical University*.
- Jaramillo, C. (2015). *CARACTERIZACIÓN DE SEÑALES SÍSMICAS DEL VOLCÁN COTOPAXI UTILIZANDO ESTIMADORES ESPECTRALES CLÁSICOS Y DE MÁXIMA ENTROPÍA*. Sangolquí: Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE.
- Kay, S. (2006). *Intuitive Probability and Random Processes Using MATLAB*. Kingston: Springer.
- León, R. (1992). Estimación del parametro de forma y densidad espectral de potencia de una secuencia Weibull coherente discreta en el tiempo. *ITA Sao Jose dos campos Fevereiro*.
- León, R. (1992). *Implementación del algoritmo de Kalman - Kalman-Random Walk*.
- León, R., & Zelenovsky, R. (1993). *Detección de objetivos en radar utilizando un estimador espectral de máxima entropía*. Escuela Politecnica Nacional.
- López, R. (2013). Estudio y optimización de filtros CFAR, empleando criterios de energía con aplicación a radares de navegación. *Repositorio Universidad de Piura*.
- Mahafza, B., & Elsherbeni, A. (2004). *Simulations for Radar Systems Design*. EE.UU.: Chapman & Hall/CRC.
- Merino, E. (2010). *Análisis y Diseño de Controladores Óptimos en su Forma Discreta a Través del Espacio de Estados*. Sangolquí: Escuela Politecnica del Ejercito.
- Metford, P., & Haykin, S. (1985). Experimental analysis of an innovations-based detection algorithm for surveillance radar. *IEEE FRSC*.
- Mulgrew, B. (1987). *Kalman Filter Techniques in Adaptive Filtering*. IEEE.

Peréz, J. (2015). *Prueba de concepto de un radar pasivo multiestático para aplicaciones*. Valencia: Universidad Politecnica de Valencia.

Qi-tu, Z., & Haykin, S. (1983). *Tracking Characteristics of the kalman Filter in a nonstationary enviroment for adaptive filter applications*. Boston: IEEE.

SAPA Transmission. (2017). *SAPA*. Obtenido de Sistema de defensa aérea Oerlikon Skyguard: <https://sapa.es/que-hacemos/sistema-defensa-aerea-oerlikon-skyguard-3/>

Schmidt, A. (2013). FFT: Transformada Rápida de Fourier.

Shrader, W., & Gregers-Hansen, V. (s.f.). *MTI Radar*. Raythen Company.

Skolnik, M. (1981). *Introduction to Radar Systems* (Second ed.). Singapure: McGraw-Hill. doi:0-07-057909-1

Zelaya, W. (enero de 2004). Diseño de un filtro digital adaptativo como cancelador de ruido basado en el algoritmo LMS. San Salvador: Universidad de El Salvador.