

**CARACTERIZACIÓN DE CANALES SUBMARINOS PARA LA
ESTIMACIÓN ACÚSTICA DEL RASTREO DE MÚLTIPLES OBJETOS**

Por

Edwin Ernesto Anaya Almeida

Tesis sometida en cumplimiento parcial de los requerimientos para el grado de

MAESTRÍA EN CIENCIAS

en

INGENIERÍA DE COMPUTADORAS

UNIVERSIDAD DE PUERTO RICO
RECINTO UNIVERSITARIO DE MAYAGÜEZ

Mayo 2017

Aprobada por:

Vidya Manian, Ph.D
Miembro, Comité Graduado

Fecha

Juan Valera, Ph.D
Miembro, Comité Graduado

Fecha

Domingo Rodríguez, Ph.D
Presidente, Comité Graduado

Fecha

Reyes M. Ortiz-Albino, Ph.D
Representante de Estudios Graduados

Fecha

José G. Colom, Ph.D
Director del Departamento

Fecha

Resumen de Disertación Presentado a Escuela Graduada
de la Universidad de Puerto Rico como requisito parcial de los
Requerimientos para el grado de Maestría en Ciencias

CARACTERIZACIÓN DE CANALES SUBMARINOS PARA LA ESTIMACIÓN ACÚSTICA DEL RASTREO DE MÚLTIPLES OBJETOS

Por

Edwin Ernesto Anaya Almeida

Mayo 2017

Consejero: Domingo Rodríguez, Ph.D
Departamento: Ingeniería Eléctrica y Computadoras

Este trabajo de tesis presenta la caracterización de canales submarinos para la estimación acústica del rastreo de múltiples objetos en movimiento. Se dedica especial atención a canales submarinos profundos. También se presenta la formulación teórica y la implementación de un marco computacional, en el cual se usa el álgebra de señales basado en productos Kronecker (ASK) para el modelado de algunos operadores discretos lineales. El ASK es una rama del álgebra de señales multilineal de dimensión finita, y se utiliza como lenguaje matemático para la formulación de nuevas variantes del algoritmo de "Matching Pursuit" (MP). Se utilizaron técnicas eficaces como MP y sus variantes para mejorar el proceso de estimación. Los resultados de la estimación del canal se usan en un marco computacional para el desarrollo de algoritmos eficientes de alto rendimiento, basados en la función de ambigüedad (FA) para la detección, estimación y rastreo de objetos submarinos en movimiento a través del análisis de la señal acústica y técnicas asociadas a las operaciones de control acústico de vigilancia en tiempo real. Se desarrollaron bancos de pruebas para los algoritmos de MP y FA.

Abstract of Dissertation Presented to the Graduate School
of the University of Puerto Rico in Partial Fulfillment of the
Requirements for the Degree of Master of Sciences

**UNDERWATER CHANNEL CHARACTERIZATION FOR THE ACOUSTIC
ESTIMATION OF MULTIPLE OBJECT TRACKING**

By

Edwin Ernesto Anaya Almeida

May 2017

Chair: Domingo Rodríguez, Ph.D

Major Department: Electrical and Computer Engineering

This thesis presents underwater channel characterizations for the acoustic estimation of the multiple object tracking. Particular attention is given to deep underwater channel. We also discuss about theoretical formulation and the implementation of a computational framework, which Kronecker products signal algebra (KSA) is used for the modeling of some discrete linear operators. The KSA is a branch of finite-dimensional multilinear signal algebra, and it is used as mathematical language for the formulation of new variants of the Matching Pursuit (MP) algorithm. Effective techniques were used such as MP and its variants to improve the estimation process. The results of the channel estimation are used in a computational framework for the development of high performance algorithms, based on ambiguity function (AF) for the detection, estimation and tracking of moving underwater objects through acoustic signal analysis and techniques associated with acoustic monitoring operations in real time. Testbeds were develop to test the MP and AF algorithms.

Copyright © 2017

por

Edwin Ernesto Anaya Almeida

“Dedicado a la memoria de mi madre”

AGRADECIMIENTOS

A Dios primero que todo, a mi familia por su apoyo incondicional, a mi esposa Mayra por su coraje y entusiasmo, a Juan por su constante apoyo a este trabajo, a Cesar por su colaboración y ayuda, a mi profesor y asesor Dr. Domingo Rodríguez por sus sabios consejos, por su paciencia y por compartir grandes experiencias, a mis amigos que me acompañaron en las buenas y en las malas, muchas gracias a todos y que Dios los bendiga.

Índice general

	<u>página</u>
RESUMEN EN ESPAÑOL	II
ABSTRACT ENGLISH	III
AGRADECIMIENTOS	VI
LISTA DE TABLAS	IX
LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE ABREVIACIONES	XIV
LISTA DE SÍMBOLOS	XVI
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Justificación	1
1.2. Definiciones Importantes	2
1.3. Trabajos Preliminares	12
1.4. Resumen de los Próximos Capítulos	16
2. MARCO TEÓRICO COMPUTACIONAL	17
2.1. Introducción	17
2.2. Canales de Comunicación y sus Características	17
2.2.1. Canales Acústicos Submarinos	18
2.3. Modelos Matemáticos para Canales de Comunicación	21
2.3.1. Canal con Ruido Aditivo	22
2.3.2. Canal con Filtro Lineal	22
2.3.3. Canal con Filtro Lineal Variante en Tiempo	23
2.4. Introducción al Problema a Tratar	24
2.5. Formulación del Problema	25
2.6. Solución Propuesta	25
2.7. Resultados Originales y Contribuciones	26
3. CARACTERIZACIÓN DE CANALES ACÚSTICOS SUBMARINOS	27
3.1. Introducción	27
3.2. Configuraciones de canales SISO, MISO y SIMO	31
3.2.1. Operador o Sistema SISO	32

3.2.2.	Operador o Sistema MISO	33
3.2.3.	Operador o Sistema SIMO	35
4.	CARACTERIZACIÓN DE UN CANAL USANDO “MATCHING PURSUIT”	38
4.1.	“Matching Pursuit” Básico	38
4.1.1.	Algoritmo “Matching Pursuit” Básico	38
4.2.	“Matching Pursuit” Ortogonal	41
4.2.1.	Algoritmo “Matching Pursuit” Ortogonal	43
4.3.	“Matching Pursuit” de Mínimos Cuadrados de Orden Recursivo .	44
5.	RASTREO DE OBJETOS USANDO LA FUNCIÓN DE AMBIGÜEDAD	45
5.1.	Función de Ambigüedad	45
5.1.1.	Principales Propiedades de la Función de Ambigüedad . .	46
6.	BANCO DE PRUEBAS Y RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN . .	53
6.1.	INTRODUCCIÓN	53
6.2.	Ejemplo de Rastreo de Dos Objetos Bajo el Agua Profunda . . .	63
6.3.	Ejemplo de Rastreo de Varios Objetos Bajo el Agua Profunda . .	71
7.	CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	77
7.1.	Conclusiones	77
7.2.	Trabajos Futuros	78
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	82

LISTA DE TABLAS

<u>Tabla</u>	<u>página</u>
1–1. Caracterización de Señales.	4
6–1. Tiempos (Seg.) de Rendimiento del Algoritmo MP.	56
6–2. Comparación (Seg.) del Rendimiento de las Variantes del Algoritmo MP.	56
6–3. Tiempos (Seg.) de Ejecución de Rastreo de Múltiples Objetos.	58
6–4. Atributos de Selección del Algoritmo de Estimación del Canal.	62

LISTA DE FIGURAS

Figura	página
2-1. Canal con Ruido Aditivo.	22
2-2. Canal con Filtro Lineal y Ruido Aditivo.	23
2-3. Canal con Filtro Lineal Variante en Tiempo y Ruido Aditivo.	24
3-1. Escenario de Rastreo de Múltiples Objetos en Aguas Profundas.	28
3-2. Modelo de Canal Submarino Dispersivo en Tiempo-Frecuencia.	30
3-3. Configuración de Entrada-Salida del Canal SISO.	32
3-4. Configuración de Entrada-Salida del Canal MISO.	33
3-5. Configuración de Entrada-Salida del Canal SIMO.	35
5-1. Modelo 1 de Canal de Comunicación en Tiempo.	49
5-2. Modelo 2 de Canal de Comunicación en Tiempo.	49
5-3. Modelo 3 de Canal de Comunicación en Tiempo.	49
5-4. Modelo 4 de Canal de Comunicación en Tiempo.	50
5-5. Modelo 5 de Canal de Comunicación en Tiempo.	50
5-6. Modelo 6 de Canal de Comunicación en Tiempo.	50
5-7. Modelo 1 de Canal de Comunicación en Frecuencia.	51
5-8. Modelo 2 de Canal de Comunicación en Frecuencia.	51
5-9. Modelo 3 de Canal de Comunicación en Frecuencia.	51
5-10. Modelo 4 de Canal de Comunicación en Frecuencia.	52
5-11. Modelo 5 de Canal de Comunicación en Frecuencia.	52
5-12. Modelo 6 de Canal de Comunicación en Frecuencia.	52
6-1. MIMO (2×2). Función de Dispersión Retardo-Doppler $U_{1,0}$.	54

6-2. MIMO (2×2). Función de Dispersión Retardo-Doppler $U_{1,1}$	55
6-3. Resultado MCOR vs MCOR-Nuevo.	57
6-4. Resultado MPO vs MPO-Nuevo.	57
6-5. Resultado MPB vs MPB-Nuevo.	58
6-6. Banco de Pruebas Utilizando la Computadora de Tarjeta Singular o SBC.	59
6-7. Tarjeta SBC i945GTt-VFA.	59
6-8. Banco de Pruebas Utilizando el Procesador TMS320C6713.	60
6-9. DSP TMS320C6713.	60
6-10. Banco de Pruebas Utilizando la SBC y el DSP.	61
6-11. Estructura de Estimación de Canal MIMO.	61
6-12. Dos Dispersores Cercanos Utilizando Pulsos Cuadrados, sin Ruido.	64
6-13. Dos Dispersores Cercanos Utilizando Pulsos Cuadrados - 2D, sin Ruido.	64
6-14. Dos Dispersores Cercanos Utilizando Pulsos Cuadrados, a -5dB SNR.	65
6-15. Dos Dispersores Cercanos Utilizando Pulsos Cuadrados, a -5dB SNR.	65
6-16. Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos Cuadrados, sin Ruido.	66
6-17. Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos Cuadrados - 2D, sin ruido.	66
6-18. Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos "Chirp" (MMFP) sin Ruido.	67
6-19. Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos "Chirp" (MMFP) - 2D, sin Ruido.	67
6-20. Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos "Chirp" (MMFP), a -5dB SNR.	68
6-21. Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos "Chirp" (MMFP) - 2D, at -5dB SNR.	68

6–22.Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), sin Ruido.	69
6–23.Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP) - 2D, sin ruido.	69
6–24.Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), a -5dB SNR.	70
6–25.Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP) - 2D, a -5dB SNR.	70
6–26.Gráfico de Localización de Rastreo de Múltiples Objetos (RMO) con Puntos de Dispersión $P_l, l \in \mathbb{Z}_L$	71
6–27.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 1, sin Ruido.	72
6–28.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 1, con -5dB SNR.	72
6–29.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 2, sin Ruido.	73
6–30.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 2, con -5dB SNR.	73
6–31.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 3, sin Ruido.	74
6–32.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 3, con -5dB SNR.	74
6–33.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 4, sin Ruido.	75
6–34.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 4, con -5dB SNR.	75
6–35.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 5, sin Ruido.	76
6–36.Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 5, con -5dB SNR.	76

LISTA DE ABREVIACIONES

ALE	Acústico, Lineal, Estocástico
API	Interfaz Programación de Aplicaciones
ASK	Álgebra de Señales basada en Kronecker
DDC	Distribuciones Discretas de Cohen
DEF	Decimación en Frecuencia
DET	Decimación en Tiempo
DFT	“Discrete Fourier Transform”
DSP	“Digital Signal Processing”
FA	Función de Ambigüedad
FFT	“Fast Fourier Transform”
FPGA	“Field Programmable Gate Arrays”
LoS	Línea de la Señal
MFL	Modulación de Frecuencia Lineal
MFL	Modulación de Frecuencia Lineal
MIMO	“Multiple Input Multiple Output ”
MISO	“Multiple Input Single Output ”
MMFP	Multidimensional, Multi-componente, Fase Polinomial
MP	“Matching Pursuit”
MPB	“Matching Pursuit” Básico
MPO	“Matching Pursuit” Ortogonal
MSN	“Master Sensor Node”
MPMCOR	“Matching Pursuit” de de Mínimos Cuadrados de Orden Recursivo

RATS Rastreo Acústico en Tiempo Real
RIC Respuesta de Impulso del Canal
RMO Rastreo de Múltiples Objetos
SBC "Single Board Computer"
SIMO "Single Input Multiple Output"
SISO "Single Input Single Output"

LISTA DE SÍMBOLOS

\mathbb{R}	Números Reales
\mathbb{Z}	Números Enteros
T	Sistema General o Operador Lineal
\mathcal{F}	Transformada Rápida de Fourier
$*$	Operador de Convolución
\otimes_K	Operador de Convolución Ciclica de orden K
\otimes	Producto Kronecker
\odot	Producto Hadamard
\oplus	Suma Directa
\vee	Operador de Concatenación Vertical de la Matriz
\sqcup	Operador de Concatenación Horizontal de la Matriz
\mathcal{C}	Operador Circulante

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN

Este trabajo de tesis presenta la caracterización de un canal submarino para la estimación acústica del seguimiento de múltiples objetos en movimiento.

1.1. Justificación

En la actualidad es de gran importancia la necesidad de realizar un seguimiento y monitoreo de los objetos que se desplazan dentro y sobre la superficie del agua. Este es un tema de gran interés y crecimiento en áreas de la ingeniería y las ciencias en general. Debido a que la utilización de cables no es económica o práctica para este proceso, se han propuesto o implementado otras formas de recopilar la información. Es el caso de los sistemas inalámbricos, y más concretamente los sistemas acústicos, esta opción es muy útil cuando el problema está enmarcado en ambientes submarinos.

El modelado de sistemas es fundamental en el campo de procesamiento de señales, así como en otros campos de la ingeniería y las ciencias en general. Los modelos de sistemas se crean a través de representaciones matemáticas. Esta investigación trata del modelado de sistemas de comunicación a través del análisis y diseño de algoritmos que permitan realizar un eficiente rastreo de múltiples objetos submarinos en movimiento. Todo sistema de comunicación está compuesto por tres subsistemas básicos: un sistema transmisor, un canal o medio de comunicación y un sistema receptor.

Se dedica especial atención en este trabajo de tesis a la caracterización del subsistema denominado canal o medio de comunicación.

Se hizo la formulación teórica y la implementación de un marco computacional donde se usó el álgebra de señales basado en productos Kronecker (ASK) para el modelado de algunos operadores discretos lineales. Se implemento técnicas como "Matching Pursuit" (MP) y sus variantes para mejorar el proceso de estimación.

Los resultados de la estimación del canal se usarón en un marco computacional para el desarrollo de algoritmos eficientes de alto rendimiento, basados en la transformada rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés) para la detección, estimación y seguimiento de objetos submarinos en movimiento a través del análisis de la señal acústica y técnicas asociadas a las operaciones de control acústico de vigilancia electrónica en tiempo real.

1.2. Definiciones Importantes

En esta sección, se describen importantes definiciones matemáticas básicas para el entendimiento de este trabajo.

Definición 1.2.1 (Señal). *La señal es el ente que lleva la información de un punto a otro punto en el mundo físico.*

Definición 1.2.2 (Señal Matemática). *Una señal matemática es definida como una función matemática. El interés que se quiere es que toda señal física admita una representación matemática y que una señal matemática admita una representación física.*

Definición 1.2.3 (Señal Continua). *Esta señal tiene como dominio el conjunto de los números reales. Un ejemplo básico de esta clase de señal puede ser $f(t) = \sin(t)$ o $f(t) = \cos(t)$, donde $t \in \mathbb{R}$.*

Definición 1.2.4 (Señal Discreta). *Una señal discreta es cualquier señal cuyo dominio esta en el conjunto de los números enteros $\mathbb{Z} = \{\dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$. Sí el co-dominio de la señal esta en el conjunto de los números complejos; entonces, la señal discreta es también una señal compleja.*

Definición 1.2.5 (Señal Real). *Es toda señal que tiene como codominio el conjunto de los números reales.*

Ejemplo: $x(t) = e^{-\frac{t}{RC}} \quad t \geq 0$

$$\begin{aligned} x: \mathbb{R} &\longrightarrow \mathbb{R} \\ t &\longmapsto y = x(t) \end{aligned} \tag{1.1}$$

Definición 1.2.6 (Señal Compleja). *Es toda señal que tiene como codominio el conjunto de los números complejos.*

Definición 1.2.7 (Señal Digital). *Una señal digital, sea $x(t)$, es definida por su codominio, el cual es siempre un conjunto discreto finito.*

Definición 1.2.8 (Señal Análoga). *Es toda señal que tiene como codominio el conjunto de los números reales.*

Definición 1.2.9 (Caracterización de Señales de Acuerdo a la Clase).

Clase de Señal	Dominio	Codominio
Señales de Tiempo Continuo	\mathbb{R}	No Importa
Señales de Tiempo Discreto	\mathbb{Z}	No Importa
Señal Real	No Importa	\mathbb{R}
Señal Compleja	No Importa	\mathbb{C}
Señal Digital	No Importa	Conjunto Finito
Señal Análoga	No Importa	\mathbb{R}

Tabla 1-1: Caracterización de Señales.

Definición 1.2.10 (Sistema Discreto). *Un sistema discreto es un operador matemático que transforma una señal discreta de entrada en una señal discreta de salida por medio de un conjunto fijo de reglas y funciones. En un sistema general T , una señal discreta de entrada $x(t)$ es transformada en una señal discreta de salida $y(t)$ a través de la transformación T , $y(t) = T\{x(t)\}$.*

Definición 1.2.11 (Sistema Digital). *Un sistema digital es un operador matemático que transforma una señal digital de entrada en una señal digital de salida.*

Definición 1.2.12 (Operador). *Un operador es un símbolo matemático que señala las operaciones que van a realizarse. Los operadores son sistemas capaces de transformar una señal de entrada para producir una señal de salida.*

Definición 1.2.13 (Operador Lineal). *Un operador lineal es una función cuyo dominio y codominio son espacios vectoriales. Por ejemplo, si se define el operador lineal T con dominio $l^2(\mathbb{Z}_L)$ y codominio $l^2(\mathbb{Z}_L)$, entonces se utiliza la siguiente notación:*

$$\begin{aligned}
 T : l^2(\mathbb{Z}_L) &\longrightarrow l^2(\mathbb{Z}_L) \\
 x &\longmapsto y = T\{x\}.
 \end{aligned}
 \tag{1.2}$$

También llamamos a un operador lineal con el nombre de transformación lineal, aplicación o sistema. Todo operador lineal satisface las condiciones de superposición y homogeneidad, lo mismo ocurre para todo espacio lineal.

Definición 1.2.14 (Sistema Invariante al Desplazamiento). *Sistema invariante al desplazamiento es el equivalente discreto de un sistema invariante en el tiempo; se define de tal manera que si $y(n)$ es la respuesta del sistema a $x(n)$, entonces $y(n-k)$ es la respuesta del sistema a $x(n-k)$.*

Definición 1.2.15 (Matriz Circulante). *En álgebra lineal, una matriz circulante es un tipo especial de la matriz de Toeplitz en donde cada vector fila se hace girar un elemento a la derecha con respecto al vector de fila precedente. En análisis numérico, matrices circulantes son importantes porque están diagonalizadas por una transformada discreta de Fourier, y por lo tanto, las ecuaciones lineales que los contienen pueden ser resueltos rápidamente utilizando una transformada rápida de Fourier. Pueden interpretarse analíticamente como el núcleo integral de un operador de convolución.*

Definición 1.2.16 (Álgebra de Señales). *Llamamos un álgebra de señales a toda álgebra lineal en donde tratamos a los vectores como señales discretas finitas.*

Definición 1.2.17 (Producto Cartesiano). *El producto cartesiano de dos conjuntos es una operación que resulta en otro conjunto cuyos elementos son todos los pares ordenados que pueden formarse tomando el primer elemento del par del primer conjunto, y el segundo elemento del segundo conjunto.*

Por ejemplo, dados los conjuntos $A = \{1, 2, 3, 4\}$ y $B = \{a, b\}$, su producto cartesiano es:

$$A \times B = \{(1, a), (1, b), (2, a), (2, b), (3, a), (3, b), (4, a), (4, b)\}.$$

Definición 1.2.18 (Tecnología MIMO). *Muchos canales de comunicación inalámbricos constan de múltiples trayectos de la señal desde el transmisor hasta el receptor. El término canal se usa generalmente para describir la respuesta de impulso de un sistema de comunicación variante en el tiempo entre el transmisor y un receptor. Esta multiplicidad de caminos conduce a un fenómeno conocido como desvanecimiento por trayectos múltiples. Los trayectos son causados por la presencia de objetos en el medio ambiente físico que, a través de los mecanismos de propagación, altera el camino de la energía radiada. Estos objetos se conocen como dispersores. La capacidad de un canal con múltiples entradas múltiples salidas (MIMO, por sus siglas en inglés) es altamente dependiente de la estructura espacial del canal.*

Modelos de canal MIMO sirven para un doble propósito en el desarrollo de estos sistemas. En primer lugar, un modelo de canal MIMO se puede utilizar en el diseño de un sistema MIMO. Esto incluye el diseño de un esquema óptimo de señalización, esquema de detección, y el código de espacio-tiempo. El mismo modelo a menudo se puede utilizar para probar un sistema dado. En este caso, el modelo actúa como un simulador de canal. Podemos generar canales ejemplares utilizando el modelo y los utilizan para probar el rendimiento de un sistema dado. El segundo y tal vez el propósito más importante de un modelo de canal MIMO es obtener alguna información sobre la física involucrada del canal. En un nivel superior, un modelo de canal preciso puede decirnos mucho sobre el comportamiento de un determinado canal [1].

Definición 1.2.19 (Productos Kronecker). *El concepto de producto Kronecker de dos matrices de tamaño arbitrario que da como resultado una matriz bloque [2]. Sea A y B dos matrices cualquiera, el producto Kronecker de A y B está dada por $A \otimes B$ [3]. Considere una matriz $A = a_{ij}$ de orden $(m \cdot n)$ y una matriz $B = b_{ij}$ de orden $(r \cdot s)$. El producto Kronecker de las dos matrices, denotado por $A \otimes B$ es definido como la matriz particionada*

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} a_{11}B & a_{12}B & \cdots & a_{1n}B \\ a_{21}B & a_{22}B & \cdots & a_{2n}B \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}B & a_{m2}B & \cdots & a_{mn}B \end{bmatrix}. \quad (1.3)$$

$A \otimes B$ se ve que es una matriz de orden $(mr \times ns)$. Tiene mn bloques, el (i,j) ésimo bloque es la matriz $a_{ij}B$ de orden $(r \times s)$.

Por ejemplo, sea

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

entonces

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} a_{11}B & a_{12}B \\ a_{21}B & a_{22}B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} & a_{11}b_{12} & a_{12}b_{11} & a_{12}b_{12} \\ a_{11}b_{21} & a_{11}b_{22} & a_{12}b_{21} & a_{12}b_{22} \\ a_{21}b_{11} & a_{21}b_{12} & a_{22}b_{11} & a_{22}b_{12} \\ a_{21}b_{21} & a_{21}b_{22} & a_{22}b_{21} & a_{22}b_{22} \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

Observe que el producto Kronecker se define independientemente del orden de las matrices que intervienen. Desde este punto de vista, es un concepto más general que la multiplicación de matrices.

Definición 1.2.20 (Proceso Estocástico). *Puede interpretarse como una colección o conjunto de variables aleatorias cuyas características pueden depender de un parámetro que se interpreta como una representación en tiempo. Estos conjuntos al ser sometidos a diferentes técnicas aleatorias es lo que se conoce como proceso estocástico. También estos procesos estocásticos ayudan a entender algunos procesos dinámicos en donde existe un grado de aleatoriedad.*

Definición 1.2.21 (Estimación de un Canal). *La estimación del canal está asociado a la determinación de los parámetros que deciden el comportamiento del canal bajo un modelo aceptado como válido. Si se toma como hipótesis de partida que el canal es lineal, la estimación del canal se reduce a modelar la respuesta de impulso del sistema. Hay que resaltar que la estimación del canal es sólo una representación matemática de lo que realmente está sucediendo.*

Definición 1.2.22 (Arquetipo). *En general, un arquetipo es una estructura real o conceptual destinada a servir como un soporte o guía para la construcción de algo que se amplía la estructura en algo útil. En los sistemas de computación, un arquetipo es a menudo una estructura en capas que indica qué tipo de programas se puede o debe ser construido y cómo se interrelacionan. Un arquetipo puede ser un conjunto de funciones dentro de un sistema y cómo se relacionan entre sí.*

Definición 1.2.23 (Espacio Lineal $l^2(Z_N)$). *El conjunto $l^2(Z_N)$, de todas las señales complejas de la forma $x : Z_N \rightarrow C$, es un espacio lineal. Un espacio es lineal si, para $x_1, x_2 \in l^2(Z_N)$, entonces $(x_1 + x_2) \in l^2(Z_N)$; también, si $\alpha \in C$, entonces $\alpha x \in l^2(Z_N)$, cuando $x \in l^2(Z_N)$. El espacio es también un espacio vectorial de dimensión N .*

Un conjunto de N señales, sea $\{\delta_{\{0\}}, \delta_{\{1\}}, \dots, \delta_{\{N-1\}}\}$, in the space $l^2(Z_N)$, es llamado un conjunto independiente si este satisface la siguiente condición sobre esta combinación lineal:

Si

$$\sum_{k=0}^{N-1} c[k] \delta_{\{k\}} = c_0[0] \delta_{\{0\}} + c_1 \delta_{\{1\}} + \dots + c[N-1] \delta_{\{N-1\}} = 0 \quad (1.6)$$

para el conjunto $\{\delta_{\{0\}}, \delta_{\{1\}}, \dots, \delta_{\{N-1\}}\}$ sea linealmente independiente implica que $c[0] = c[1] = \dots = c[N-1] = 0$. En el espacio $l^2(Z_N)$, el conjunto de cualquier N vector linealmente independiente es llamado base. Estamos interesados en el conjunto de bases estándar

$$\Delta_N = \{\delta_{\{0\}}, \delta_{\{1\}}, \dots, \delta_{\{N-1\}}\} \quad (1.7)$$

donde,

$$\delta_{\{k\}}[n] = \begin{cases} 1, & k = n \\ 0, & k \neq n \end{cases} \quad (1.8)$$

Ejemplo: Conjunto de bases estándar para $N = 4$

$$\Delta_N = \Delta_4 = \{\delta_{\{0\}}, \delta_{\{1\}}, \delta_{\{2\}}, \delta_{\{3\}}\} = \left(\begin{array}{c} \left[\begin{array}{c} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{array} \right], \left[\begin{array}{c} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{array} \right], \left[\begin{array}{c} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{array} \right], \left[\begin{array}{c} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{array} \right] \end{array} \right) \quad (1.9)$$

$$\begin{aligned} \delta_{\{0\}} : Z_4 &\longrightarrow \mathbb{C} \\ \eta &\longmapsto (\delta_{\{0\}})[n] = [n] \in Z_4 \end{aligned} \quad (1.10)$$

■ *Observación.*

Cualquier señal o vector $x \in l^2(Z_N)$ puede ser expresado como una combinación lineal del conjunto de bases estándar Δ_N como se presenta a continuación.

$$x = \sum_{k=0}^{N-1} c[k] \delta_{\{k\}} = c[0] \delta_{\{0\}} + c[1] \delta_{\{1\}} + \dots + c[N-1] \delta_{\{N-1\}} \quad (1.11)$$

donde,

$$x = \sum_{k=0}^{N-1} c[k] \delta_{\{k\}} [n], n \in Z_N \quad (1.12)$$

Los coeficientes $c[k]$ son llamados los coeficientes de la representación, se obtienen utilizando el hecho de que la base establecida Δ_N es un conjunto independiente:

Procedemos introduciendo una operación binaria en $l^2(Z_N)$, Llamada operación de producto interno, y la usamos para obtener nuestros coeficientes.

Definición 1.2.24 (Producto Interno en $l^2(Z_N)$).

$$\begin{aligned} \langle \cdot, \cdot \rangle : l^2(Z_N) \times l^2(Z_N) &\rightarrow \mathbb{C} \\ (g, h) &\mapsto \langle \cdot, \cdot \rangle \{(g, h)\} = \langle g, h \rangle \end{aligned} \quad (1.13)$$

donde,

$$\langle g, h \rangle = \sum_{n=0}^{N-1} g[n] h^*[n] \quad (1.14)$$

Observe que:

$$\langle g, h \rangle \neq \langle h, g \rangle$$

Decimos que una señal, digamos g , es ortogonal a otra señal, digamos h , si la siguiente condición se satisface:

$$\langle g, h \rangle = 0$$

Ejemplo: Independencia y Ortogonalidad en $R^2 = R \times R$ Hallar los coeficientes de una representación en una combinación lineal: Sea Δ_N el conjunto base estándar. Sea x representada como una combinación lineal con respecto a la base estándar. Tenemos entonces:

$$x = \sum_{k=0}^{N-1} c[k] \delta_{\{k\}} \quad (1.15)$$

Utilizamos los nombres función, operación y mapeo para referirnos exactamente al mismo concepto.

$$\begin{aligned} * : A &\longrightarrow B \\ a_k &\longmapsto b_l = *(a_k) \end{aligned} \tag{1.16}$$

Tenemos $* \subset A \times B$

Definición 1.2.25 (Operación Binaria).

$$\begin{aligned} \otimes : G \times H &\longrightarrow V \\ (g_k, h_l) &\longmapsto \otimes((g_k, h_l)) \triangleq g_k \otimes h_l \in V \end{aligned} \tag{1.17}$$

Definición 1.2.26 (Estructura Algebraica). *Una estructura algebraica es un conjunto arbitrario con una o más operaciones definidas en el conjunto. Cuantas más operaciones se definen en el conjunto, las más ricas en estructuras se considera que es el conjunto.*

Sea $T : l^2(Z_N) \rightarrow l^2(Z_N)$ un operador o transformados de señales.

La representación matricial de este operador con respecto a una base, digamos Δ_N , se obtiene por la acción del operador sobre cada uno de los elementos de la base.

Definición 1.2.27 (Espacio Vectorial $l^2(Z_N)$). *El conjunto $l^2(Z_N)$ está compuesto de todas las secuencias de longitud finita de la forma $x : Z_N \rightarrow C$. Recuerde que una secuencia es una señal discreta (función matemática), la función $x \in l^2(Z_N)$, es un vector o una señal compleja.*

1.3. Trabajos Preliminares

Los trabajos analizados que aparecen a continuación en esta tesis, se han tomado de algunos libros y artículos que están relacionados con esta tesis de investigación.

Una novedosa estructura de algoritmos de procesamiento de señales para campo de arreglo de compuertas programables (FPGA, por sus siglas en inglés) de la función de ambigüedad discreta (FAD) que es utilizada como herramienta para el modelado y simulación de canales lineales aleatoriamente variantes en tiempo de múltiple entrada y múltiple salidas (MIMO, por sus siglas en inglés), multiplexación por división de frecuencia ortogonal, aplicaciones de sistemas de comunicación fue implementada por Marquez y otros [4]. La función de ambigüedad discreta se implementó utilizando, ambos, un núcleo Xilinx IP para el cálculo eficiente de la transformada discreta de Fourier. Una nueva implementación escalable del algoritmo "Pease FFT" que aprovecha las simetrías estructurales y las regularidades mostradas en las formulaciones FFT cuando se presentan en forma de productos Kronecker.

El trabajo realizado por Baumgartner y otros, muestran un desarrollo de un sistema de rastreo acústico en tiempo real (RATS, por sus siglas en inglés) para permitir que los grandes depredadores marinos puedan ser rastreados con precisión sobre escalas espaciales para facilitar la toma aproximada de muestras ambientales [5]. El sistema consta de un conjunto de cuatro boyas flotantes capaces de detectar silbidos de 36 kHz emitidos por un transmisor acústico transmitidos por animal. Tras la detección, las boyas transmiten su posición y la hora de llegada del silbido a través de un módem a un ordenador a bordo de un barco cercano. Un programa de software utiliza las diferencias en los tiempos de llegada de todas las boyas para estimar la localización del animal rastreado.

Las posiciones de los animales rastreados, boyas, barcos y embarcaciones de apoyo pueden ser monitoreados a través de una interfaz gráfica de usuario para permitir que la toma de muestras del animal rastreado sea lo más aproximado posible.

Una herramienta eficaz para detectar y realizar un seguimiento de los obstáculos en la superficie marina mediante el procesamiento de imágenes de sonar, ya sean fijos o en movimiento, es el método propuesto por Karoui, Quidu y Legris [6]. Para cada sucesión de imágenes, se propone un procedimiento secuencial para detectar diversos estados de obstáculos. Luego, las posiciones y velocidades del objeto se estiman en coordenadas cartesianas utilizando el filtro de Kalman y el filtro de asociación de datos de probabilidad conjunta. Las etapas de detección y de seguimiento intercambian información con el fin de reducir el número de falsas alarmas. Los resultados se obtienen a partir de datos reales recogidos en el mar con diversos objetos y escenarios.

Detectar objetos submarinos es importante en aplicaciones marinas. La mayoría de las técnicas están relacionadas con la amplitud. Dado a que la amplitud del eco recibido se utiliza para detectar objetos dentro de límites especificados. El objetivo del trabajo propuesto por Angela y otros, es proponer una nueva técnica que detecta y rastrea objetos submarinos en movimiento usando la turbulencia generada por el objeto [7]. Por otro lado, las señales de banda ancha han demostrado ser una alternativa muy eficiente para la fusión de características de flujo turbulento y el diseño de forma de onda con el fin de describir y explicar el comportamiento de la turbulencia. La construcción de formas de onda adaptada a la turbulencia natural incrustado en el flujo, así como a la turbulencia artificial creado por un objeto submarino desconocido en movimiento puede ser la clave para una nueva técnica para el rastreo de objetos.

Huang, Yang y Tsao explican en su trabajo sobre llegadas de trayectos múltiples en muchos canales acústicos submarinos son a menudo una correlación cruzada y como resultado, la matriz de correlación cruzada de trayectos muestra un rango menor que el número de fases de retardo de trayectos múltiples. El error de seguimiento del canal es medido en términos del error de predicción de la señal. Este se puede reducir significativamente mediante el seguimiento de los componentes de señal en el subespacio de señal como se ha demostrado previamente para un canal de variación lenta en la que los vectores de la base de la señal se puede suponer que sea invariante en el tiempo [8]. Para un canal variable rápidamente en el tiempo, es necesario realizar un seguimiento de la variación en el tiempo de los vectores de la base de la señal. Un rastreador de subespacio es usado sobre la base de una estimación de la respuesta de impulso del canal (RIC). Las amplitudes de canal (componentes) son rastreados utilizando un método de mínimos cuadrados recursivos. El rendimiento de los algoritmos propuestos se demuestra con los datos reales del mar y se compara con la obtenida con los enfoques convencionales. Los resultados demuestran la importancia del rastreo de los vectores de la base del canal, así como los componentes de canal.

Galceran y otros proponen un algoritmo novedoso para la detección de objetos submarinos hechos por el hombre usando imágenes de sonar [9]. El algoritmo toma ventaja de la representación en imagen integral para calcular rápidamente las características, y reduce progresivamente la carga computacional mediante el trabajo en porciones más pequeñas de la imagen a lo largo de las fases del proceso de detección. Al adherirse al esquema propuesto, se hace posible la detección en tiempo real sobre datos de la sonda a bordo de un vehículo autónomo submarino. El método propuesto no requiere datos de entrenamiento, ya que toma en cuenta de forma dinámica las características medioambientales de los datos de la sonda detectada.

El enfoque propuesto se ha implementado e integrado en el sistema de software del vehículo autónomo de superficie Gemellina, y es capaz de funcionar en tiempo real. La validez del enfoque propuesto se demuestra en experimentos reales llevados a cabo en el mar con el vehículo autónomo de superficie Gemellina.

El trabajo de estimación y ecualización de canales de comunicación acústica hecho por Li y Preisig, presentan un método para estimar canales dispersos y que varían rápidamente en el tiempo [10]. Investiga el impacto del rendimiento de la estimación en la igualación de señales de comunicación de fase coherente. Para abordar tanto las fluctuaciones rápidas del canal como la estructura dispersa del canal, se adopta la representación de la función de propagación de retardo-Doppler del canal. La función de propagación de retardo-Doppler puede considerarse como una aproximación de primer orden al canal de variación rápida en el que cada componente de canal está asociado con Dopplers que se asumen constantes o que varían lentamente en un cierto tiempo de promediado. La estructura dispersa de la función de propagación de retardo-Doppler se explota entonces seleccionando secuencialmente los componentes dominantes que minimizan un error de mínimos cuadrados. La comparación se hace entre la estimación de canal RLS no disperso, la estimación de respuesta de impulso de canal disperso y la estimación usando el enfoque propuesto. El rendimiento de la estimación de canal, así como la ecualización subsiguiente basada en esas estimaciones de canal se demuestra para los canales de alta dinámica utilizando datos experimentales.

1.4. Resumen de los Próximos Capítulos

Este documento de tesis es presentado de la siguiente manera: en el Capítulo 2 describe el marco teórico computacional, también se presenta la formulación del problema y cómo se plantea la solución de dicho problema junto con resultados.

En el Capítulo 3 la caracterización de canales acústicos submarinos donde se explican algunas configuraciones de los diferentes sistemas de canal. El proceso de caracterización del canal se hará con las diferentes variantes del algoritmo de "Matching Pursuit", lo cual estará en el Capítulo 4. La función de ambigüedad será aplicada en el Capítulo 5 para el rastreo de objetos en aguas profundas. En el Capítulo 6 se presenta un banco de pruebas y los resultados experimentales de los algoritmos generados para este trabajo. Las conclusiones y los trabajos futuros se presentan en el Capítulo 7.

Capítulo 2

MARCO TEÓRICO COMPUTACIONAL

2.1. Introducción

Este capítulo trata sobre algunas características de los canales de comunicación, modelos matemáticos y un modelo propuesto. Se hace énfasis en el estudio de comunicación acústica submarina. Se entiende por acústica submarina al estudio de toda actividad submarina junto con la propagación del sonido en el agua (aproximadamente 1500 m/s) y la interacción de las ondas mecánicas que constituyen el sonido con el agua. Este tipo de estudio es mucho más eficiente que otros métodos como campos magnéticos, eléctricos, ópticos, etc. El área de la acústica submarina está muy relacionado con una serie de otros campos de estudio acústico, incluyendo sonar, procesamiento de señales acústicas, oceanografía acústica, bioacústica y acústica física.

2.2. Canales de Comunicación y sus Características

Se considera canal de comunicación a todo medio que lleva una información desde un transmisor hasta un receptor. Hay que tener en cuenta que existen varios tipos de canales de comunicación, entre ellos están: canales físicos como los cables, canales aéreos como los que transportan las ondas de radio, canales submarinos que usan las ondas acústicas, etc. Para este trabajo de tesis el canal de comunicación que se estudio es el canal acústico submarino en aguas profundas.

Se debe tener en cuenta que la señal siempre va a tener un tipo de degradación o pérdida de información por causa de algún efecto externo. Por ejemplo el ruido es el problema más típico que se conoce cuando se realiza una transmisión de la señal desde un transmisor a un receptor. En general, para el caso de un canal acústico submarino las causas externas del ruido pueden ser los animales que viven en ese hábitat, la salinidad del agua, las burbujas, desnivel del fondo del mar, entre otras. Además, se tiene que considerar otros tipos de problemas como atenuación de la señal, distorsión de la amplitud y fase y distorsión por trayectos múltiples. Gran parte de este ruido puede ser controlado haciendo un estudio y análisis del ancho de banda del canal y la potencia de la señal, y así entre otras propiedades que se tienen, para que se pueda enviar y recibir una señal con información más precisa de la señal original. A continuación, según nuestro interés de investigación, nos centramos solamente en algunas de las características importantes de los canales de comunicación acústicos submarinos.

2.2.1. Canales Acústicos Submarinos

Durante las últimas décadas, la actividad de exploración debajo del agua ha ido aumentando constantemente. La comunicación acústica submarina es una técnica para enviar y recibir información usando como canal el agua. Como se ha mencionado antes, muchos factores hacen que la comunicación acústica submarina sea un poco difícil y compleja, a causa de varios factores que interfieren en el canal como es el caso de propagación de trayectos múltiples, mucha atenuación, condiciones del ambiente, distancias entre transmisor y receptor, velocidad de la señal, entre otras; estos y otros factores inducen a lo que se llama desplazamiento Doppler, lo cual hará que el canal esté afectado por dispersión de tiempo y/o frecuencia.

Cuando una señal sale de la antena transmisora, puede tomar distintos trayectos múltiples a través de un canal de comunicación para llegar al receptor, y como resultado, los componentes de la señal transmitida son dispersados, reflejados, difractados, etc. El ruido ambiental acústico del océano es causado por animales tales como crustáceos, peces, mamíferos, etc. Cerca de los puertos o bases petroleras, hay otros ruidos acústicos artificiales, es decir distintos a los ruidos ambientales. A pesar de este entorno hostil, es posible diseñar e implementar sistemas de comunicación acústica bajo el agua que sean eficientes y altamente confiables para transmitir señales digitales a grandes distancias. Algunas características de un canal acústico submarino se describen a continuación:

■ **Cambio o Desplazamiento Doppler**

Si un objeto submarino se mueve en relación con un receptor submarino, la frecuencia del sonido recibido es diferente a la del sonido emitido (o reflejado) por el objeto. Este cambio en la frecuencia se conoce como un desplazamiento Doppler. El cambio se puede observar fácilmente en los sistemas de sonar activos, particularmente los de banda estrecha, porque se conoce la frecuencia del transmisor y se puede calcular el movimiento relativo entre el sonar y el objeto. Otro ejemplo típico de un desplazamiento Doppler es el cambio aparente en el tono de una sirena de un auto de bomberos a medida que pasa un observador estacionario. Cuando el auto se mueve hacia el observador, el observador escucha un tono más alto porque la longitud de las ondas sonoras se acorta. A medida que el auto se aleja del observador, la longitud de onda se alarga y el observador oye un tono más bajo. Para el trabajo de investigación realizado se consideró la naturaleza del canal, en este caso, un canal submarino donde el emisor o receptor pueden estar en movimiento.

■ Propagación de Trayectos Múltiples

En este evento la señal sale del transmisor y puede tomar una, dos o más trayectorias y en distintos tiempos a través de un canal de comunicación para llegar al receptor. Esto sucede cuando las señales rebotan en la superficie y en el fondo del mar y también con objetos que se encuentren en medio del transmisor y el receptor.

■ Dispersión de Retardo

Las señales toman distintos trayectos para llegar al receptor, produciendo una reflexión, refracción y dispersión de la señal. Cuando las señales son transmitidas luego serán afectas por factores externos y siempre el receptor obtendrá diferente información en comparación con la señal original. Esta característica de dispersión de retardo es usada comúnmente en la caracterización de canales inalámbricos, pero también se aplica a cualquier otro canal de trayectos múltiples. Por ejemplo, si se transmite un impulso, ya no será un impulso cuando se recibe en el otro extremo, sino que se convertirá en un pulso con efecto propagador. El efecto el cual hace esta propagación de la señal se conoce como dispersión de retardo.

■ Dispersión Doppler

El cambio de frecuencia Doppler suele ser diferente de trayectoria a trayectoria cuando la señal llega al receptor. Por lo tanto, la frecuencia de la señal transmitida experimentará la Dispersión Doppler y se considera como ampliación espectral o ampliación en el espectro de potencia de la señal recibida. Este ancho del espectro se conoce como dispersión Doppler o ancho de banda de desvanecimiento ("fading").

$$Tiempo_Coherencia = \frac{1}{Dispersion_Doppler} \quad (2.1)$$

Dispersión Doppler también se conoce como tasa de desvanecimiento.

■ **Desvanecimiento**

Cuando se está hablando de que hay desvanecimiento de la señal en la comunicación es porque esta señal se atenúa en frecuencia por causa de los diferentes factores encontrados en el canal hasta llegar al receptor.

■ **Estimación de canal**

En comunicaciones inalámbricas, la información del estado de canal se refiere a las propiedades de canal conocidas de un enlace de comunicación. Esta información describe cómo una señal se propaga desde el transmisor al receptor y representa el efecto combinado de, por ejemplo, dispersión, atenuación y decaimiento de potencia con la distancia. El método se llama estimación de canal.

2.3. Modelos Matemáticos para Canales de Comunicación

Para el diseño de sistemas de comunicación para transmitir información a través de canales acústicos, resulta conveniente construir modelos matemáticos que reflejen las características más importantes del medio de transmisión. A continuación, el modelo matemático para el canal se utiliza en el diseño del codificador y modulador de canal en el transmisor y el demodulador y decodificador de canal en el receptor. A continuación, se dará una breve descripción de los modelos de canales que se utilizan con frecuencia para caracterizar muchos de los canales físicos que encontramos en la práctica [11].

2.3.1. Canal con Ruido Aditivo

Este modelo de canal con ruido aditivo se considera uno de los más sencillos de implementar, como se muestra en la Figura 2-1. Aquí en el canal la señal transmitida $x(t)$ se corrompe por un proceso ruido aleatorio $n(t)$, en el cual la salida del sistema queda de la siguiente forma: $y(t) = x(t) + n(t)$.

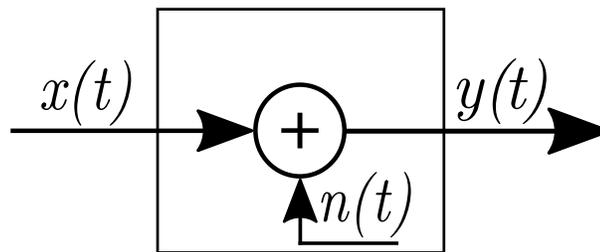


Figura 2-1: Canal con Ruido Aditivo.

Debido a que este modelo de canal se aplica a una amplia clase de canales de comunicación por su capacidad matemática, este es el modelo de canal predominante en análisis y diseño de sistemas de comunicación. La atenuación del canal se incorpora fácilmente en el modelo. Cuando la señal sufre atenuación en la transmisión a través del canal, la señal recibida es

$$y(t) = ax(t) + n(t) \quad (2.2)$$

donde "a" representa el factor de atenuación.

2.3.2. Canal con Filtro Lineal

En algunos canales físicos tales como canales de teléfono fijo, se utilizan filtros para asegurar que las señales transmitidas no exceden las limitaciones de ancho de banda especificadas y, por tanto, no interfieren entre sí. Estos canales se caracterizan, por lo general, matemáticamente como canales con filtro lineal con ruido aditivo, como se ilustra en la Figura 2-2.

Por lo tanto, si la entrada del canal es la señal $x(t)$, la salida del canal es la señal $y(t) = x(t) * h(t) + n(t)$

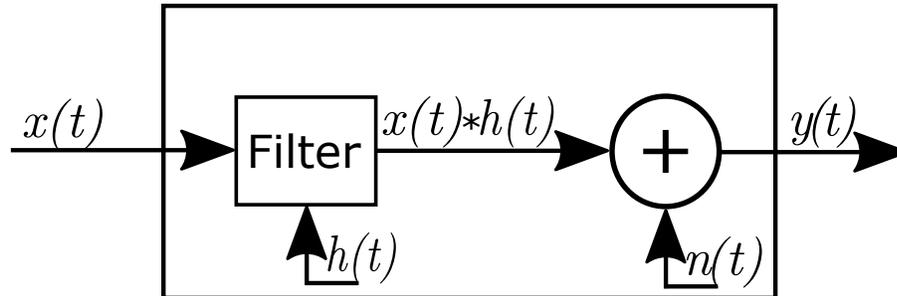


Figura 2–2: Canal con Filtro Lineal y Ruido Aditivo.

$$y(t) = x(t) * h(t) + n(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)x(t - \tau)d\tau + n(t). \quad (2.3)$$

donde $h(t)$ es la respuesta de impulso del filtro lineal y $*$ denota convolución.

2.3.3. Canal con Filtro Lineal Variante en Tiempo

Los tipos de canales acústicos submarinos y los canales de radio que transmiten señales con una propagación de trayectos múltiples variantes en el tiempo pueden caracterizarse matemáticamente como filtros lineales variantes en el tiempo. Tales filtros lineales se caracterizan por la respuesta de impulso de canal variante en el tiempo $h(\tau; t)$; donde $h(\tau; t)$ es la respuesta del canal en el instante t , debido a un impulso aplicado en el instante $t - \tau$. Así, τ representa la variable del tiempo transcurrido. El canal de filtro lineal variante en tiempo con ruido aditivo se ilustra en la Figura 2–3. Para una señal de entrada $x(t)$, la señal de salida del canal es $y(t) = x(t) * h(t) + n(t)$

$$y(t) = x(t) * h(\tau, t) + n(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau, t)x(t - \tau)d\tau + n(t). \quad (2.4)$$

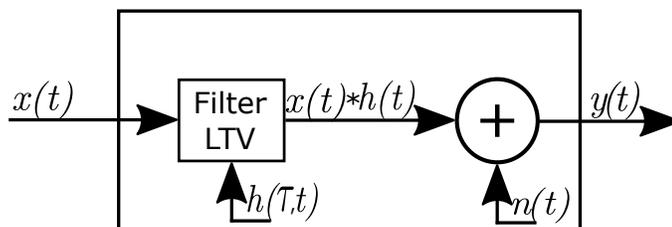


Figura 2-3: Canal con Filtro Lineal Variante en Tiempo y Ruido Aditivo.

Los tres modelos matemáticos descritos anteriormente caracterizan adecuadamente la mayoría de los canales físicos encontrados en la práctica.

2.4. Introducción al Problema a Tratar

La detección y rastreo de objetos submarinos representa un desafío continuo desde el punto de vista del procesamiento de señales. Con el fin de detectar la presencia de un objetivo submarino, se analiza la información que ha sido reflejada por dicho objeto, ese análisis se basa en el tiempo que demora en llegar la señal acústica desde el objeto hasta el receptor. Esta técnica puede tener muchos factores que influyen en la calidad de la información recibida. Estos factores que influyen pueden ser el ruido del ambiente, temperatura del agua, profundidad del objeto, el tipo de agua y otros factores.

En la actualidad existen algoritmos de detección y rastreo que proporcionan la capacidad de predecir la posición futura de múltiples objetos en movimiento. Estos algoritmos son cada vez más perfeccionados para una mejor estimación y control sobre lo que se mueve dentro y fuera del agua, como por ejemplo, el seguimiento de misiles y torpedos, tráfico acuático como submarinos no tripulados y buques, etc.

2.5. Formulación del Problema

El problema presentado en este trabajo de tesis trata sobre la necesidad de desarrollar algoritmos de aproximación para la estimación de la distancia y la velocidad de los objetos en movimiento bajo el agua para facilitar las operaciones de rastreo. Estas operaciones de rastreo se realizan en un medio de comunicación que manifiesta efectos de dispersión de tiempo-frecuencia y debe ser caracterizado como un sistema acústico, lineal, estocástico (ALE) y variante en el tiempo.

2.6. Solución Propuesta

Para obtener soluciones aproximadas al problema de búsqueda, detección, estimación y rastreo, se propone descomponer el problema en tres etapas principales: i) ¿cómo caracterizar el canal de comunicación entre el conjunto de transmisores de señales, asumimos aquí para que sea M transmisores, y el conjunto de la dispersión de los objetos en movimiento? ; ii) ¿cómo caracterizar la interacción de dispersión entre las señales transmitidas y la dispersión de los objetos en movimiento?, asumiendo que K_L es el número de objetivos de dispersión; y iii) ¿cómo caracterizar el canal de comunicación entre el conjunto de la dispersión de los objetos en movimiento y el conjunto de receptores de señales?, suponen que N es el número de receptores de señal?. Este enfoque a la solución del problema de búsqueda, detección, estimación y rastreo nos permitió integrar el problema de estimación del canal de comunicaciones digitales y el problema de estimación de parámetros de objetos de dispersión del procesamiento de señales.

2.7. Resultados Originales y Contribuciones

En esta sección presentamos en forma concisa los resultados originales y contribuciones significativas que se obtuvieron como resultado de este trabajo de investigación:

- Formulación de algoritmos MP Básicos con esparsidad escalable
- Formulación de algoritmos MP Ortogonales con esparsidad escalable
- Formulación de algoritmos MP de Mínimos Cuadrados de Orden Recursivo con esparsidad escalable
- Formulación de algoritmos de rastreo con baja tasa de señal/ruido
- Desarrollo de un esquema de registro de rastreo de múltiples objetos
- Implementación en lenguaje C del algoritmo MP
- Implementación en lenguaje C del algoritmo de rastreo de múltiples objetos
- Coautoría de artículo publicado en "Journal of Sensor and Actuator Networks "
- Coautoría de artículo sometido a la conferencia IEEE MWSCAS 2017
- Desarrollo de un "toolbox" en Matlab para el diseño y evaluación de algoritmos MP
- Desarrollo de un "toolbox" en Matlab para el diseño y evaluación de algoritmos de rastreo
- Simulación en tiempo real de canales submarinos utilizando el DSP TSM320C6713
- Implementación en tiempo real de algoritmos MP en computadoras (SBC) embebidas

Capítulo 3

CARACTERIZACIÓN DE CANALES ACÚSTICOS SUBMARINOS

En este Capítulo presentamos las formulaciones matemáticas desarrolladas para los modelos de caracterización de canales profundos acústicos submarinos.

3.1. Introducción

A continuación se detalla la caracterización de los sistemas MIMO, acústico, lineal, estocástico (ALE), variante en tiempo y describen un conjunto de algoritmos codiciosos de “Matching Pursuit” para estimar los parámetros del canal de única entrada única salida (SISO, por sus siglas en inglés). La función de canal caracterizada que utilizamos es la función de propagación de retardo-Doppler $U(\xi, \nu)$ [12]. Esta función desempeña el papel de función sustituta para la función de entrada de propagación-retardo; Es decir, para la función de respuesta de impulso $h(t, \xi)$ de canales ALE [13].

Los parámetros a estimar son retardo en tiempo y desplazamiento Doppler asociados con la función de propagación de retardo-Doppler. Este trabajo de estimación debe realizarse en una fracción del tiempo correspondiente al tiempo de coherencia del canal, T_C ; es decir, el periodo de tiempo durante el cual se supone que la función de respuesta de impulso es invariante en la traslación del tiempo.

Este enfoque para la estimación de parámetros de canal se realiza bajo una suposición de MIMO. Así, consideramos M transmisores y N receptores en un escenario del sistema MIMO. Es posible en este escenario que un número determinado de dispersores, L , pueda estar presente entre el transmisor y receptor. Suponemos que algunos dispersores pueden estar en movimiento, moviéndose a una velocidad constante. Estos movimientos introducen efectos Doppler que se manifiestan como desplazamientos de frecuencia que actúan sobre cada copia de las señales transmitidas $z_m(t)$ asociadas a cada punto de dispersión P_l , $l \in \mathbb{Z}_L$, en movimiento [14].

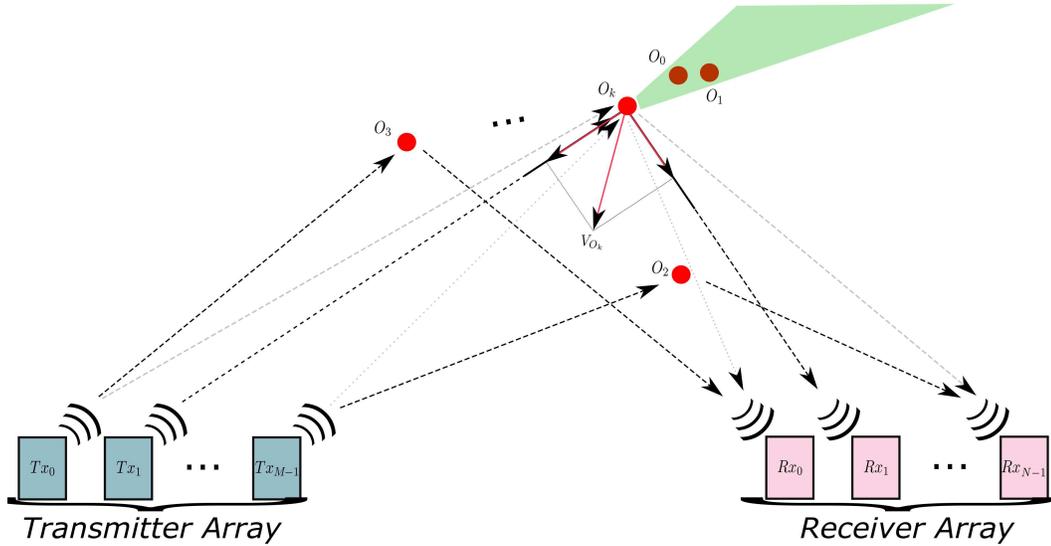


Figura 3–1: Escenario de Rastreo de Múltiples Objetos en Aguas Profundas.

Una representación abstracta de la naturaleza sonar bistático de nuestro escenario propuesto de rastreo submarino de múltiples objetos en aguas profundas se da en la Figura 3–1. Bajo la hipótesis MIMO, podemos expresar cada señal recibida $w_n(t)$ como la suma de L copias de cada señal transmitida $z_m(t)$, retardado en tiempo por ξ_l , desplazado por su respectiva frecuencia Doppler $\nu(l)$, y escalado por un factor de atenuación α_l . Definimos la siguiente expresión:

$$\sigma_{l,m,n}(t) = \alpha_{l,m,n} z_m(t - \xi_{l,m,n}) e^{+j2\pi t \nu_{l,m,n}}. \quad (3.1)$$

Así, se obtiene el siguiente resultado para cada señal recibida:

$$w_n(t) = \sum_{m \in \mathbb{Z}_M} \sum_{l \in \mathbb{Z}_L} \sigma_{l,m,n}(t) + \eta(t), \quad n \in \mathbb{Z}_N, \quad (3.2)$$

donde $t \in \mathbb{R}$, y $w, z \in L^2(\mathbb{R})$. Aquí, $\alpha_{l,m,n} \in \mathbb{C}$ es el factor de atenuación α_l asociado con cada señal de entrada $z_m(t)$ y la señal recibida $w_n(t)$. Los parámetros $\xi_{l,m,n}, \nu_{l,m,n} \in \mathbb{R}$ son el retardo en tiempo y desplazamiento en Doppler asociado con cada dispersor $l \in \mathbb{Z}_L$, transmisor $m \in \mathbb{Z}_M$, y receptor $n \in \mathbb{Z}_N$. Los parámetros $\xi_{0,m,n}$ y $\nu_{0,m,n}$ son un conjunto de ceros, para consideración de línea de la señal (L.o.S.).

La señal $\eta(t)$ es un proceso estocástico gaussiano, real, independiente, de sentido amplio, estacionario, que representa el ruido del canal. Este enfoque captura los aspectos más importantes de la realización física de un canal ALE MIMO submarino profundo. Bajo la hipótesis de MIMO, podemos obtener la función de respuesta de impulso del canal ALE submarino profundo sustituyendo cada señal de entrada $z_m(t)$ con la función de impulso $\delta_m(t)$ en la Ecuación 3.2. Se procede a definir la siguiente expresión:

$$\psi_{l,m,n}(t) = \alpha_{l,m,n} \delta_m(t - \xi_{l,m,n}) e^{+j2\pi t \nu_{l,m,n}}. \quad (3.3)$$

así, se obtiene

$$h_{n,m}(t, \xi) = \sum_{m \in \mathbb{Z}_M} \sum_{l \in \mathbb{Z}_L} \psi_{l,m,n} + \eta(t), \quad n \in \mathbb{Z}_N, \quad (3.4)$$

donde $t \in \mathbb{R}$, y $w, z \in L^2(\mathbb{R})$. Aquí, $h_{n,m}(t, \xi)$ (función kernel) es la respuesta de impulso variante en tiempo entre el transmisor $m \in \mathbb{Z}_M$ y el receptor $n \in \mathbb{Z}_N$.

Como se ha indicado anteriormente, el modelo de canal MIMO formulado en este trabajo tiene M transmisores y N receptores. La Ecuación 3.5 presenta la relación entrada-salida de nuestro modelo de canal MIMO.

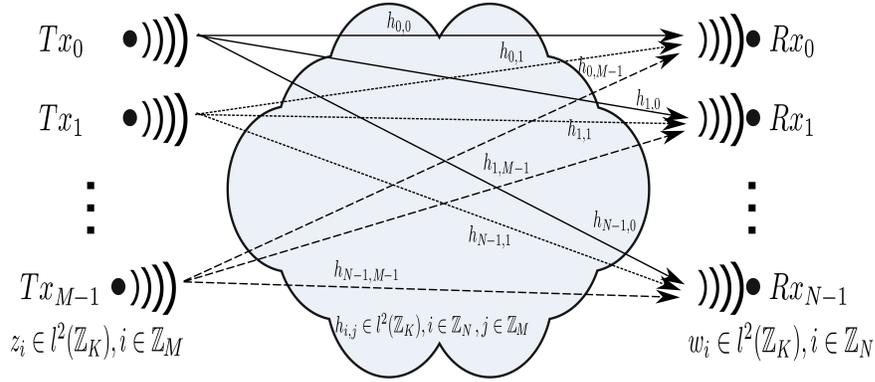


Figura 3–2: Modelo de Canal Submarino Dispersivo en Tiempo-Frecuencia.

A partir de la Figura 3–2, se puede obtener, después de una serie de manipulaciones algebraicas, utilizando los conceptos de del marco computacional propuesto, la siguiente relación de entrada-salida de canal:

$$\mathbf{w} = \left[\bigsqcup_{j \in \mathbb{Z}_M} \left(\bigoplus_{i \in \mathbb{Z}_N} \mathcal{C}_i \{z_i\} \right) \right] = \mathbf{Z} \mathbf{h}, \quad (3.5)$$

donde $z_i \in l^2(\mathbb{Z}_K), i \in \mathbb{Z}_M$ es la i -ésima señal transmitida, $h_{i,j} \in l^2(\mathbb{Z}_K), i \in \mathbb{Z}_N, j \in \mathbb{Z}_M$ es la ij -ésima *respuesta de impulso*, $w_i \in l^2(\mathbb{Z}_K), i \in \mathbb{Z}_N$ es la i -ésima señal recibida, \bigsqcup es el operador de concatenación horizontal de la matriz, $\mathbf{Z} \in l^2(\mathbb{Z}_{KN} \times \mathbb{Z}_{KMN})$ es la matriz de entrada, $\mathbf{h} \in l^2(\mathbb{Z}_{KMN})$ es el vector de la respuesta de impulso del canal, $\mathbf{w} \in l^2(\mathbb{Z}_{KN})$ es el vector de salida, y \mathcal{C} es el operador circulante. Se ha aprovechado la condición coherente del canal y se aplicó las propiedades de la operación de convolución. Esta formulación MIMO permite el estudio de la comunicación de múltiples portadores de filtros, la demodulación parcial de la transformada rápida de Fourier y el diseño de la diversidad de las formas de onda [15], [16], [17], [18].

Mientras que en el modo de sondeo del canal, se transmite una serie de pulsos predefinidos $z_i, i \in \mathbb{Z}_M$ [19]. Estos pulsos se comparan con las señales recibidas $w_j, j \in \mathbb{Z}_N$ para caracterizar el canal MIMO usando la relación inversa mostrada en la Ecuación 3.6.

$$\mathbf{h} = \mathbf{Z}^\dagger \mathbf{w}, \quad (3.6)$$

donde $\mathbf{Z} \in \ell^2(\mathbb{Z}_{KN} \times \mathbb{Z}_{KMN})$ es la señal de entrada de la matriz, $\mathbf{h} \in \ell^2(\mathbb{Z}_{KMN})$ es la respuesta de impulso del vector, y $\mathbf{w} \in \ell^2(\mathbb{Z}_{KN})$ es la señal del vector de salida [20]. Es importante señalar que para llegar a la formulación matemática para la configuración del sistema de entrada-salida del canal MIMO, aunque no es muy difícil, fue un procedimiento complicado y laborioso. Se muestra este procedimiento describiendo con cierto detalle las formulaciones matemáticas para las configuraciones de entrada-salida de canal SISO, múltiple entradas única salida (MISO, por sus siglas en inglés) y única entrada múltiple salidas (SIMO, por sus siglas en inglés) que derivamos primero para llegar a nuestra propuesta de configuración del sistema de modelo de canal MIMO [21].

3.2. Configuraciones de canales SISO, MISO y SIMO

Para llegar a nuestra configuración de sistema de canal MIMO, comenzamos presentando las configuraciones SISO, MISO y SIMO. La idea detrás de este enfoque es visualizar las estructuras algebraicas en cada caso. Cada configuración tiene una formulación matriz-vector particular. Estas formulaciones nos permiten desarrollar estructuras de datos y procedimientos apropiados para abordar el problema de estimación de canal eficiente. Otro objetivo importante en esta sección es demostrar la importancia del álgebra de señales de los productos de Kronecker en la manipulación de la estructura de la matriz. Las regularidades en las estructuras matriciales pueden explotarse para mejorar los algoritmos de estimación de canales.

Este trabajo explora las formulaciones de matriz-vector y las propiedades de esparsidad; sin embargo, muchas otras regularidades y simetrías pueden ser identificadas y revisadas para desarrollar nuevos algoritmos.

3.2.1. Operador o Sistema SISO

La tecnología SISO tiene solo un transmisor y un receptor. La Ecuación 3.7 muestra la relación de entrada-salida en el sistema de canal SISO.

$$w = \mathcal{C}\{z\}h \Rightarrow z \circledast_K h \Rightarrow \mathbf{Z}h, \quad \mathbf{Z} \in l^2(\mathbb{Z}_K \times \mathbb{Z}_K), \quad (3.7)$$

donde $z \in l^2(\mathbb{Z}_K)$ es la señal transmitida, $h \in l^2(\mathbb{Z}_K)$ es la *respuesta de impulso* del canal, $w \in l^2(\mathbb{Z}_K)$ es la señal recibida, \circledast_K es el operador de convolución cíclica de orden K , y \mathcal{C} es el operador circulante. La Ecuación 3.7 muestra una típica relación de entrada-salida en un sistema lineal y variante en el tiempo (un filtro).

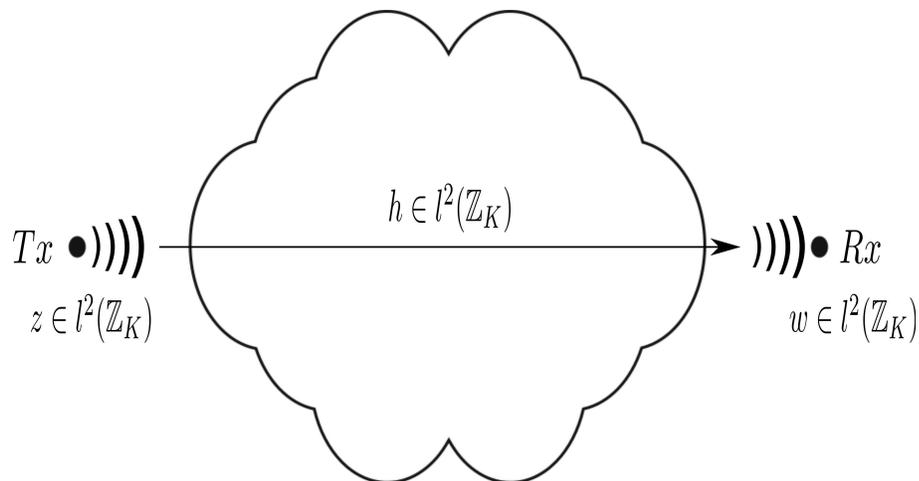


Figura 3–3: Configuración de Entrada-Salida del Canal SISO.

La Figura 3–3 muestra un sistema de modelo de canal SISO. La representación matriz-vector de la configuración es presentada en la Ecuación 3.8, la cual muestra la primera estructura de matriz relevante de nuestra configuración de modelo de canal MIMO, conocida como *matriz circulante*:

$$\begin{bmatrix} w[0] \\ w[1] \\ \vdots \\ w[K-2] \\ w[K-1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z[0] & z[K-1] & \dots & z[1] \\ z[1] & z[0] & \dots & z[2] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z[K-2] & z[K-3] & \dots & z[K-1] \\ z[K-1] & z[K-2] & \dots & z[0] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h[0] \\ h[1] \\ \vdots \\ h[K-2] \\ h[K-1] \end{bmatrix}. \quad (3.8)$$

La complejidad computacional, bajo un enfoque computacional directo, asociado con este problema es $\mathbf{O}(K^2)$ y este es dado por la complejidad del operador inverso actuando sobre la matriz \mathbf{Z} de dimensión $K \times K$, y la complejidad del producto de la matriz-vector del vector w de longitud K . Sin embargo, la complejidad dominante es $\mathbf{O}(K^3)$, donde K es el número de muestras en la respuesta de impulso $h[k]$, $k \in \mathbb{Z}_K$.

3.2.2. Operador o Sistema MISO

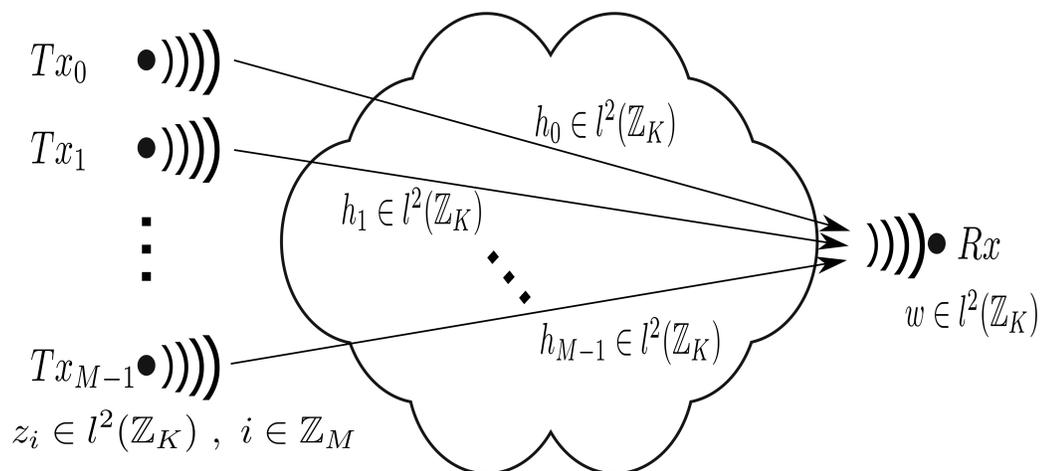


Figura 3-4: Configuración de Entrada-Salida del Canal MISO.

La configuración de MISO tiene M transmisores y un solo receptor. La Ecuación 3.9 muestra su relación de entrada-salida.

$$w = \left(\bigsqcup_{i \in \mathbb{Z}_M} \mathcal{C}_i \{z_i\} \right) \Rightarrow \sum_{i \in \mathbb{Z}_M} z_i \otimes_K h_i \Rightarrow \mathbf{Z} \mathbf{h}, \quad (3.9)$$

donde $z_i \in l^2(\mathbb{Z}_K)$ es la i -ésima señal transmitida, $h_i \in l^2(\mathbb{Z}_K)$ es la i -ésima respuesta de impulso, $w \in l^2(\mathbb{Z}_K)$ es la señal recibida, \otimes_K es el operador de convolución cíclica de orden K , \bigsqcup es el operador de concatenación horizontal de la matriz, $\mathbf{Z} \in l^2(\mathbb{Z}_K \times \mathbb{Z}_{KM})$ es la matriz de entrada del canal, $\mathbf{h} \in l^2(\mathbb{Z}_{KM})$ es la respuesta de impulso del vector del canal, y \mathcal{C} es el operador circulante. La Figura 3-4 muestra el modelo del sistema del canal MISO. Una representación vector-matriz para este modelo se muestra en la Ecuación 3.10.

$$\begin{bmatrix} w[0] \\ w[1] \\ \vdots \\ w[K-2] \\ w[K-1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_0[0] & \dots & z_0[1] & \dots & z_{M-1}[0] & \dots & z_{M-1}[1] \\ z_0[1] & \dots & z_0[2] & \dots & z_{M-1}[1] & \dots & z_{M-1}[2] \\ \vdots & \ddots & \vdots & \dots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_0[K-2] & \dots & z_0[K-1] & \dots & z_{M-1}[K-2] & \dots & z_{M-1}[K-1] \\ z_0[K-1] & \dots & z_0[0] & \dots & z_{M-1}[K-1] & \dots & z_{M-1}[0] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0[0] \\ \vdots \\ h_0[K-1] \\ \vdots \\ h_{M-1}[0] \\ \vdots \\ h_{M-1}[K-1] \end{bmatrix}. \quad (3.10)$$

La complejidad computacional, en el enfoque de computación directa, asociada con el problema de estimación de canal MISO es $\mathbf{O}((KM)^3 + 2K^3M^2) = \mathbf{O}((KM)^3)$, y está dada por la complejidad del operador pseudo-inverso que actúa sobre la matriz \mathbf{Z} de dimensión $K \times KM$, y la complejidad del producto matriz-vector del vector \mathbf{h} , de longitud KM . Por lo tanto, la complejidad dominante es $\mathbf{O}((KM)^3)$, donde K es el número de muestras en la respuesta de impulso $h[k]$, $k \in \mathbb{Z}_K$, y M es el número de transmisores.

3.2.3. Operador o Sistema SIMO

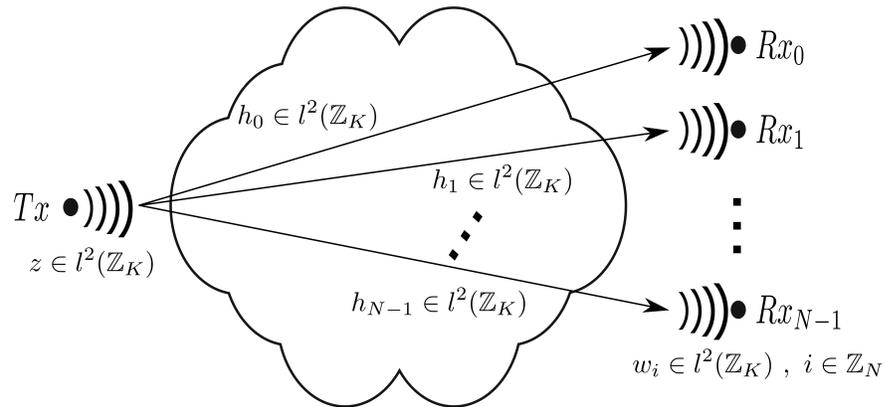


Figura 3–5: Configuración de Entrada-Salida del Canal SIMO.

La configuración SIMO tiene sólo un transmisor y N receptores. La Ecuación 3.11 muestra su relación entrada-salida.

$$\mathbf{w} = \left(\bigoplus_{i \in \mathbb{Z}_N} \mathcal{C}_i\{z\} \right) \Rightarrow \bigvee_{i \in \mathbb{Z}_N} z \otimes_K h_i \Rightarrow \mathbf{Z}\mathbf{h}, \quad (3.11)$$

donde $z \in l^2(\mathbb{Z}_K)$ es la señal transmitida, $h_i \in l^2(\mathbb{Z}_K)$, $i \in \mathbb{Z}_N$, es la i -ésima *respuesta de impulso*, $w_i \in l^2(\mathbb{Z}_K)$, $i \in \mathbb{Z}_N$, es la i -ésima señal recibida, \otimes_K es el operador de convolución de orden K , \bigvee es el operador de concatenación vertical de la matriz, $\mathbf{Z} \in l^2(\mathbb{Z}_{KN} \times \mathbb{Z}_{KN})$ es la matriz de entrada del canal, $\mathbf{h} \in l^2(\mathbb{Z}_{KN})$ es el vector de respuesta de impulso del canal, $\mathbf{w} \in l^2(\mathbb{Z}_{KN})$ es el vector de salida, y \mathcal{C} es el operador circulante. La Figura 3–5 muestra el sistema de modelo SIMO. Una representación matriz-vector es mostrada en la Ecuación 3.12.

$$\begin{bmatrix} w_0[0] \\ w_0[1] \\ \vdots \\ w_0[K-2] \\ w_0[K-1] \\ \vdots \\ w_{N-1}[0] \\ w_{N-1}[1] \\ \vdots \\ w_{N-1}[K-2] \\ w_{N-1}[K-1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z[0] & z[K-1] & \dots & z[1] & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ z[1] & z[0] & \dots & z[2] & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z[K-2] & z[K-3] & \dots & z[K-1] & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ z[K-1] & z[K-2] & \dots & z[0] & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & z[0] & z[K-1] & \dots & z[1] \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & z[1] & z[0] & \dots & z[2] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & z[K-2] & z[K-3] & \dots & z[K-1] \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & z[K-1] & z[K-2] & \dots & z[0] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0[0] \\ h_0[1] \\ \vdots \\ h_0[K-2] \\ h_0[K-1] \\ \vdots \\ h_{N-1}[0] \\ h_{N-1}[1] \\ \vdots \\ h_{N-1}[K-2] \\ h_{N-1}[K-1] \end{bmatrix}. \quad (3.12)$$

La complejidad computacional, bajo el enfoque de cálculo directo, asociada al problema SIMO, está delimitada por $\mathbf{O}((KN)^3 + 2(KN)^3) = \mathbf{O}((KN)^3 + 2(KN)^3)$, y es dada por la complejidad del operador pseudo-inverso que actúa sobre la matriz \mathbf{Z} , de orden $KN \times KN$, y la complejidad del producto vector-matriz del vector h , de longitud KN . Por lo tanto, la complejidad dominante es $\mathbf{O}((KN)^3)$, donde K es el número de muestras en la función de respuesta al impulso $h[k]$, $k \in \mathbb{Z}_K$, y N es el número de receptores.

En este trabajo se implementaron tres variantes de algoritmos de “Matching Pursuit”: básico, ortogonal, y mínimos cuadrados de orden recursivo. “Matching Pursuit” Básico (MPB), es la implementación más sencilla de estos algoritmos. MPB elige la proyección máxima (producto interno) del conjunto de columnas de \mathbf{Z} en el vector de salida w , y extrae la contribución correspondiente de cada máximo en w .

La variante “Matching Pursuit” Ortogonal añade una nueva etapa al proceso de estimación. Después de cada iteración, recalcula todos los coeficientes λ_i asociados con cada columna c_i elegida. Esto es para forzar la condición ortogonal en el vector residual \mathbf{w} en el subespacio cubierto por c_i columnas seleccionadas. El proceso de selección de las columnas es similar al proceso utilizado en la variante “Matching Pursuit” Básico. En la variante de algoritmo “Matching Pursuit” de Mínimos Cuadrados de Orden Recursivo, el método de selección de las columnas se mejora de la siguiente manera. Cada columna se elige de forma que minimice el valor residual del vector \mathbf{w} . Por lo tanto, cada columna se elige teniendo en cuenta el conjunto anterior de columnas elegidas para minimizar el vector residual \mathbf{w} , con el fin de calcular los coeficientes λ_i para que sea similar a la variante del algoritmo anterior. Estos coeficientes proporcionan una guía para los criterios de parada, en lo que respecta a los errores residuales, la formulación de respuesta de impulso de canal y el rendimiento global de los algoritmos.

Capítulo 4

CARACTERIZACIÓN DE UN CANAL USANDO “MATCHING PURSUIT”

4.1. “Matching Pursuit” Básico

“Matching Pursuit” (MP) es un algoritmo de aproximación e iterativo de tipo ambicioso o agresivo (“greedy”), que es usado para descomponer una señal en una combinación lineal en funciones bases (átomos o vectores) que pertenecen a un conjunto llamado diccionario (matriz). El término diccionario es una colección de vectores, que también pueden ser llamados átomos. El objetivo principal del algoritmo empieza escogiendo el átomo que tenga una mayor contribución a la señal a representar. Luego esta aproximación, que corresponde al primer átomo seleccionado del diccionario, se le resta a la señal para conseguir el residuo. Después a este residuo se le busca en el diccionario otro átomo que tenga mayor contribución entre los átomos restantes. Este proceso es repetido iterativamente hasta que se cumpla un criterio de parada, bien sea, el de número de iteraciones máximas o un umbral de error entre la aproximación de la señal y la señal original.

4.1.1. Algoritmo “Matching Pursuit” Básico

Una solución al problema de caracterización y estimación es el algoritmo de aproximación de tipo codicioso (“greedy”) que fue propuesta por Mallat y Zhang que nombraron “Matching Pursuit” [22].

Este algoritmo MP básico genera iterativamente para cualquier señal f y cualquier diccionario \mathbf{D} una lista ordenada de índices de átomos y escalares de ponderación que representa la solución subóptima al problema de representación de señal dispersa.

Algoritmo "Matching Pursuit" Básico:

Entrada: Señal: f , diccionario \mathbf{D} .

salida: Lista de coeficientes $(a_n)_{n=1}^N$ e índices para los átomos correspondientes $(\gamma_n)_{n=1}^N$.

Inicialización:

$$R_1 \leftarrow f;$$

$$N \leftarrow 1;$$

Repetir:

Encontrar $g_{\gamma_n} \in D$ con máximo producto interno $|\langle R_n, g_{\gamma_n} \rangle|$;

$$a_n \leftarrow \langle R_n, g_{\gamma_n} \rangle / \|g_{\gamma_n}\|^2;$$

$$R_{n+1} \leftarrow R_n - a_n g_{\gamma_n};$$

$$n \leftarrow n + 1;$$

Hasta condición de parada (por ejemplo: $\|R_n\| < \text{tolerancia}$)

retornar.

Para minimizar $\|Rf\|$, se debe elegir $g_{\gamma_0} \in \mathbf{D}$ tal que $|\langle f, g_{\gamma_0} \rangle|$ sea máximo. En algunos casos, esto se puede lograr con tan solo encontrar un vector g_{γ_0} que sea el mejor en el sentido que cumpla con la condición:

$$|\langle f, g_{\gamma_0} \rangle| \geq \alpha \sup_{\gamma \in \Gamma} |\langle f, g_{\gamma} \rangle| \quad (4.1)$$

donde α es un factor de optimización que satisface $0 < \alpha \leq 1$.

MPB es un algoritmo iterativo que descompone el residuo Rf proyectándolo sobre un vector de \mathbf{D} , tal que este vector corresponda lo mejor posible al residuo Rf ; este proceso se lleva a cabo de la misma manera como anteriormente se hizo para f . MP efectúa nuevamente este procedimiento con el siguiente residuo que se obtiene y así sucesivamente, hasta cumplir con alguna condición establecida, tal como el número de átomos a obtener o el valor de la relación $\|R^n f\| / \|f\|$. Mallat explica a continuación por inducción como se lleva a cabo el algoritmo de MP.

Sea $R^0 f = f$. Suponiendo que se ha calculado el residuo de orden n : $R^n f$, para $n \geq 0$. A continuación se escoge un elemento $g_\gamma \in D$ que corresponda lo mejor posible al residuo $R^n f$, bajo la siguiente condición:

$$|\langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle| \geq \alpha \sup_{\gamma \in \Gamma} |\langle R^n f, g_\gamma \rangle| \quad (4.2)$$

El residuo $R^n f$ es descompuesto en

$$R^n f = \langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle g_{\gamma_n} + R^{n+1} f \quad (4.3)$$

lo cual define el residuo de orden $n + 1$. Debido a que $R^{n+1} f$ es ortogonal a g_{γ_n}

$$\|R^n f\|^2 = |\langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle|^2 + \|R^{n+1} f\|^2. \quad (4.4)$$

Se lleva esta descomposición hasta el orden m . Se descompone f en la siguiente suma concatenada

$$f = \sum_{n=0}^{m-1} (R^n f - R^{n+1} f) + R^m f \quad (4.5)$$

la Ecuación 4.3 se mantiene

$$f = \sum_{n=0}^{m-1} \langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle g_{\gamma_n} + R^m f. \quad (4.6)$$

Similarmente, $\|f\|^2$ descompuesto en una suma concatenada

$$\|f\|^2 = \sum_{n=0}^{m-1} (\|R^n f\|^2 - \|R^{n+1} f\|^2) + \|R^m f\|^2. \quad (4.7)$$

La Ecuación 4.4 mantiene una ecuación de conservación de la energía

$$\|f\|^2 = \sum_{n=0}^{m-1} |\langle R^n f, g_{\gamma n} \rangle|^2 + \|R^m f\|^2. \quad (4.8)$$

El vector original f se descompone en una suma de elementos del diccionario, que se eligen para que coincida mejor con sus residuos. Aunque esta descomposición no es lineal, se mantiene una conservación de energía como si fuera una descomposición ortogonal lineal. Una cuestión importante es entender el comportamiento del residuo $R^m f$ cuando m aumenta.

Algunas propiedades que se deben tener en cuenta del algoritmo de MP son las siguientes:

- El algoritmo converge para cualquier Rf que esté en el espacio abarcado por \mathbf{D} .
- El error $\|R^n\|$ disminuye monótonamente.
- Como en cada paso, el residuo es ortogonal al filtro seleccionado, la ecuación de conservación de energía, Ecuación 4.8, que se satisface para cada m .
- En el caso de que los átomos en \mathbf{D} sean ortonormales en lugar de redundantes, entonces el algoritmo de MP es una forma de análisis de componentes principales.

4.2. “Matching Pursuit” Ortogonal

Es una variante del algoritmo MP, solo que MP después de cada paso, todos los coeficientes extraídos hasta ahora se actualizan, calculando la proyección ortogonal de la señal sobre el conjunto de átomos seleccionados hasta el momento. Esto puede conducir a mejores resultados que MP básico, pero requiere más computación.

Según como lo estipula es su artículo, Pati y otros, proponen un refinamiento del algoritmo MP que denominan “Matching Pursuit” Ortogonal (MPO) [23]. Para los diccionarios no ortogonales, MPO en general convergerá más rápido que MP. Para cualquier diccionario de tamaño finito de N elementos, MPO converge a la proyección sobre el espacio de los elementos del diccionario en no más de N pasos. Además, después de cualquier número finito de iteraciones, MPO proporciona la aproximación óptima con respecto al subconjunto seleccionado del diccionario. Para poder aplicar MPO, Pati y otros asumen el método de descomposición para modelos de orden k

$$f = \sum_{n=1}^k a_n^k x_n + R_k f, \quad \text{con } \langle R_k f, x_n \rangle = 0, \quad n = 1, \dots, k. \quad (4.9)$$

El superíndice k , en el coeficiente a_n^k , muestra la dependencia de estos coeficientes sobre el orden del modelo. Se podría actualizar a un nuevo orden de $k+1$,

$$f = \sum_{n=1}^{k+1} a_n^{k+1} x_n + R_{k+1} f, \quad \text{con } \langle R_{k+1} f, x_n \rangle = 0, \quad n = 1, \dots, k+1. \quad (4.10)$$

Dado que no se requiere que los elementos del diccionario \mathbf{D} sean ortogonales, para llevar a cabo tal actualización, también se necesita un modelo auxiliar para la dependencia de X_{k+1} sobre los anteriores x_n 's ($n = 1, \dots, k$). Sea,

$$x_{k+1} = \sum_{n=1}^k b_n^k x_n + \gamma_k \quad \text{con } \langle \gamma_k, x_n \rangle = 0, \quad n = 1, \dots, k \quad (4.11)$$

usando la Ecuación 4.11, se puede demostrar que la actualización correcta desde el modelo de orden k hasta el modelo de orden $k+1$, está dada por

$$a_n^{k+1} = a_n^k - a_k b_n^k, \quad n = 1, \dots, k \quad (4.12)$$

también se deduce que el residuo $R_{k+1} f$ satisface, $R_k f = R_{k+1} f + \alpha_k \gamma_k$, y

$$\|R_k f\|^2 = \|R_{k+1} f\|^2 + \frac{|\langle R_k f, x_{k+1} \rangle|^2}{\|\gamma_k\|^2}. \quad (4.13)$$

4.2.1. Algoritmo “Matching Pursuit” Ortogonal

Una característica principal del algoritmo de MPO es la velocidad de computación y forma en cómo se implementa. Este algoritmo fue desarrollado dado a la necesidad de que el algoritmo MP toma muchas iteraciones para realizar los cálculos para conseguir la señal adquirida. La evidencia empírica sugiere que el algoritmo MPO puede recuperar una señal k cuando el número de mediciones m es casi proporcional al nivel de escasez k .

La idea del MPO es básicamente la misma del MP, encontrar en cada iteración el átomo del diccionario holográfico que más se parece a la estructura del conjunto de mediciones proyectado y remover la contribución de dicho átomo conformando una señal residuo.

La principal diferencia es la introducción de una nueva matriz de medición y hallar la solución de un problema de mínimos cuadrados, a partir de la cual se hallará el estimado para la señal.

Algoritmo “Matching Pursuit” Ortogonal:

- I Computar $\left\{ \langle R_k f, x_n \rangle ; x_n \in \frac{D}{D_k} \right\}$
- II Encontrar $x_{n_{k+1}} \in D \setminus D_k$ tal que $|\langle R_k f, x_{n_{k+1}} \rangle| \geq \alpha \sup_j |\langle R_k f, x_j \rangle|$, $0 < \alpha \leq 1$.
- III Si $|\langle R_k f, x_{n_{k+1}} \rangle| < \alpha$, ($\alpha > 0$) entonces detenerse.
- IV Reordenar D , aplicando la permutación $k + 1 \Leftrightarrow n_{k+1}$
- V Compute $\{b_n^k\}_{n=1}^k$, tal que, $x_{k+1} = \sum_{n=1}^k b_n^k x_n + \gamma_k$ y $\langle \gamma_k, x_n \rangle = 0$, $n = 1, \dots, k$.
- VI Sea, $a_{k+1}^{k+1} = \alpha_k = \frac{\langle R_k f, x_{k+1} \rangle}{\|\gamma_k\|^2}$, $a_n^{k+1} = a_n^k - \alpha_k b_n^k$, $n = 1, \dots, k$, y actualiza el modelo,

$$f_{k+1} = \sum_{n=1}^{k+1} a_n^{k+1} x_n \quad R_{k+1} f = f - f_{k+1} \quad D_{k+1} = D_k \cup x_{k+1}.$$
- VII Sea $k \leftarrow k + 1$, y repetir (I) y (VII).

Como en el caso de MP, la convergencia de MPO se basa en una ecuación de conservación de energía que ahora toma la forma 4.13.

El principal beneficio de MPO sobre MP es el hecho de que se garantiza que converge en un número finito de pasos para un diccionario finito.

4.3. “Matching Pursuit” de Mínimos Cuadrados de Orden Recursivo

Esta variante de MP actualiza el método de elección de las columnas. Ahora cada columna se elige de tal manera que minimiza el valor residual de cada átomo o vector del diccionario. Por lo tanto, se elige cada columna considerando el conjunto previo de columnas elegidas para minimizar el vector residual, con el fin de calcular los coeficientes de modo que sea similar al proceso de MPB.

El trabajo computacional de los algoritmos MPB y el MPMCOR se puede medir en dos etapas: primero el cálculo de productos internos (para medir la norma de cada columna) entre cada columna de la matriz de entrada y el vector de salida, y segundo, el número de iteraciones para identificar los componentes del canal dominante y la estimación de los coeficientes.

Capítulo 5

RASTREO DE OBJETOS USANDO LA FUNCIÓN DE AMBIGÜEDAD

Por la década de los 50's, P.M. Woodward define la función de ambigüedad (FA), la cual trata de un mecanismo formulado para describir el efecto Doppler en los receptores de filtro adaptativo [24]. Woodward reconoció la influencia de la teoría de la comunicación de Shannon, a partir de 1948, en sus ideas, y explicó la importancia de la ambigüedad en el procesamiento de señales de sonar, tal vez el mejor concebido en términos de una forma del principio de incertidumbre.

5.1. Función de Ambigüedad

$$A_{F,G}[m, k] = \sum_{n=0}^{N-1} F[n]G[n+m]e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (5.1)$$

$$G_m(F)[n] = F[n]G[n+m] \quad (5.2)$$

$$A_{F,G}[m, k] = \sum_{n \in \mathbb{Z}_N} G_m(F)[n]\psi_{N\{k\}}^*[n], \quad (5.3)$$

donde

$$\psi_{N\{k\}}[n] = e^{+j\frac{2\pi}{N}kn}. \quad (5.4)$$

Así, obtenemos,

$$A_{F,G}[m, k] = (\widehat{G_m(F)})[k]. \quad (5.5)$$

La FA representa la respuesta temporal de un filtro adaptativo a una señal dada de energía finita cuando la señal es recibida con un retardo τ y un desplazamiento Doppler ν con relación a los valores nominales (ceros) esperados por el filtro [25]. Se puede definir la FA así como sigue:

$$\chi(\tau, \nu) = \int_{-\infty}^{\infty} u(t)u^*(t + \tau)e^{j2\pi\nu t} dt \quad (5.6)$$

La superficie de la FA se define de la siguiente manera:

$$|\chi(\tau, \nu)| = \left| \int_{-\infty}^{\infty} u(t)u^*(t + \tau)e^{j2\pi\nu t} dt \right| \quad (5.7)$$

Donde u es la componente compleja de la señal. Un desplazamiento Doppler ν positivo implica un objetivo que se mueve hacia el sonar. Un retardo (τ) positivo implica un objetivo más alejado del sonar que la posición de referencia ($\tau = 0$). La función de la ambigüedad es una herramienta importante para estudiar y analizar las señales de sonar. A continuación se presenta importantes propiedades de la FA.

5.1.1. Principales Propiedades de la Función de Ambigüedad

Se enumeran cuatro propiedades principales de la FA. La prueba de las cuatro propiedades se desarrollan en el libro de Señales de Radar de Levanon [25]. Las dos primeras propiedades asumen que la energía E de $u(t)$ está normalizada a la unidad.

■ Propiedad 1: Máximo en (0,0)

$$|\chi(\tau, \nu)| \leq |\chi(0, 0)| = 1 \quad (5.8)$$

Esta propiedad dice que la FA no puede ser mayor que en el origen (donde se normaliza a la unidad normalizando la energía de la señal).

■ **Propiedad 2: Volumen constante**

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |\chi(\tau, \nu)|^2 d\tau d\nu = 1 \quad (5.9)$$

La propiedad 2 establece que el volumen total bajo la superficie de ambigüedad normalizada (al cuadrado) es igual a la unidad, independientemente de la forma de onda de la señal.

Las Propiedades 1 y 2 implican que si intentamos expresar la FA a un pico estrecho en el origen, ese pico no puede exceder un valor de 1, y el volumen exprimido de ese pico debe reaparecer en otro lugar. Las dos propiedades siguientes se aplican a todas las señales, normalizadas o no.

■ **Propiedad 3: Simetría con respecto al origen**

$$|\chi(-\tau, -\nu)| = |\chi(\tau, \nu)| \quad (5.10)$$

La propiedad 3 sugiere que basta con estudiar y trazar sólo dos cuadrantes adyacentes de la FA. Los dos restantes se pueden deducir de la propiedad de simetría.

■ **Propiedad 4: Efecto modulación de frecuencia lineal**

Si una componente compleja dada $u(t)$ tiene una FA $|\chi(\tau, \nu)|$: es decir,

$$u(t) \Leftrightarrow |\chi(\tau, \nu)| \quad (5.11)$$

Entonces la adición de la modulación de frecuencia lineal (MFL), que es equivalente a una modulación de fase cuadrática, implica que

$$u(t)e^{j\pi kt^2} \Leftrightarrow |\chi(\tau, \nu)| \quad (5.12)$$

La propiedad 4 dice que la adición de modulación MFL se obtendrá la FA. Esta importante propiedad es la base de una importante técnica de compresión de impulsos.

Muchos tipos de señales se utilizan para diversas aplicaciones y sistemas de sonar. Los sonares de pulso modernos usan generalmente formas de onda de compresión de impulsos (es decir, pulsos expandidos con productos de mayor tiempo de ancho de banda). Estos tipos de formas de onda se aplican para obtener una alta energía de pulso (sin aumento de la potencia de pico) y un gran ancho de banda de pulso y, consecuentemente, una resolución de alto rango sin sacrificar el rango máximo, el cual está relacionado con la energía del pulso. Lamentablemente, no existe un método analítico para calcular una señal dada su FA (transformada de ambigüedad inversa); por lo tanto el diseño de una señal de sonar con características deseables de la FA se basa principalmente en el conocimiento previo del diseñador del sonar sobre las formas de onda del sonar y su experiencia en diseños.

La FA de algunas de las señales de sonar a ser discutidas puede derivarse analíticamente. Sin embargo, muchas señales son demasiado complicadas, y sólo el cálculo numérico de su FA es factible. El medio más práctico para mostrar el resultado numérico es un diagrama tridimensional. De la Figura 5-1 a la Figura 5-6 se muestran ejemplos de canales de comunicación en tiempo. De igual manera de la Figura 5-7 a la figura 5-12 se muestran ejemplos de canales de comunicación en frecuencia.

Estos modelos de canales de comunicación son utilizados para estudiar simultáneamente la correlación temporal y espectral entre la señal de entrada y la señal de salida de cada canal a través de la computación de la función de ambigüedad.

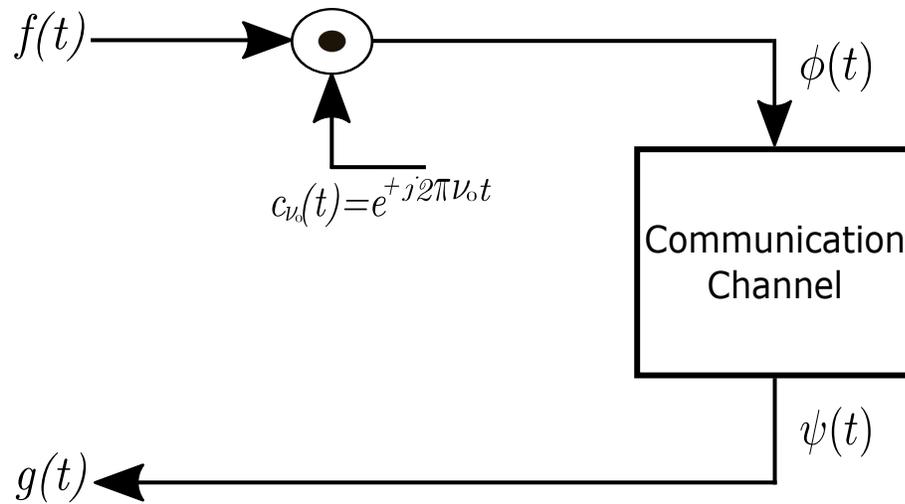


Figura 5-1: Modelo 1 de Canal de Comunicación en Tiempo.

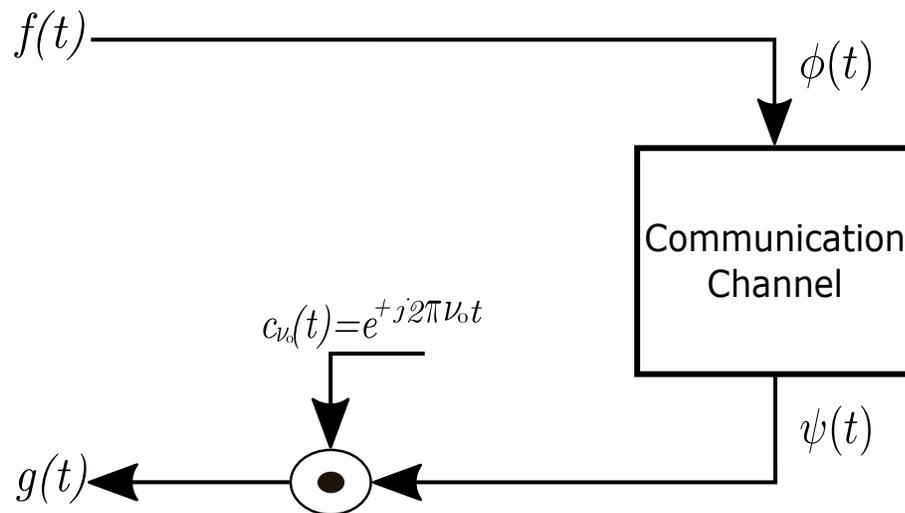


Figura 5-2: Modelo 2 de Canal de Comunicación en Tiempo.

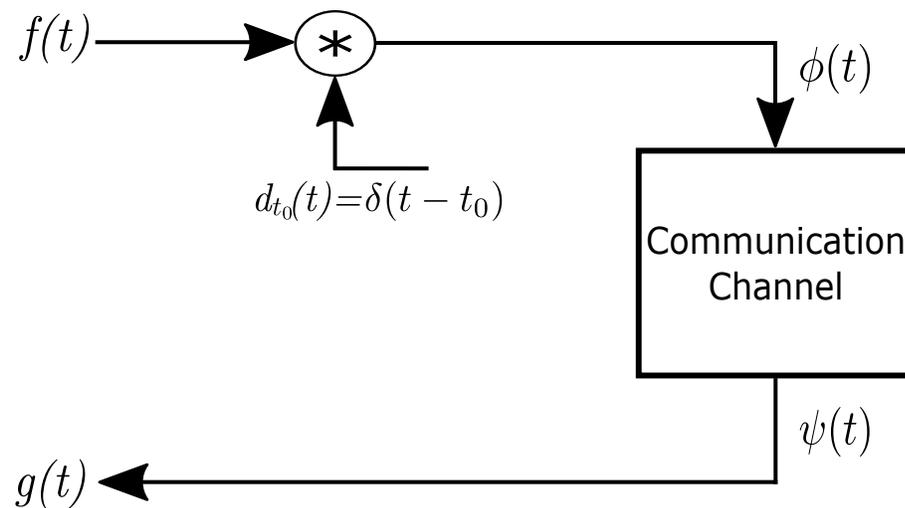


Figura 5-3: Modelo 3 de Canal de Comunicación en Tiempo.

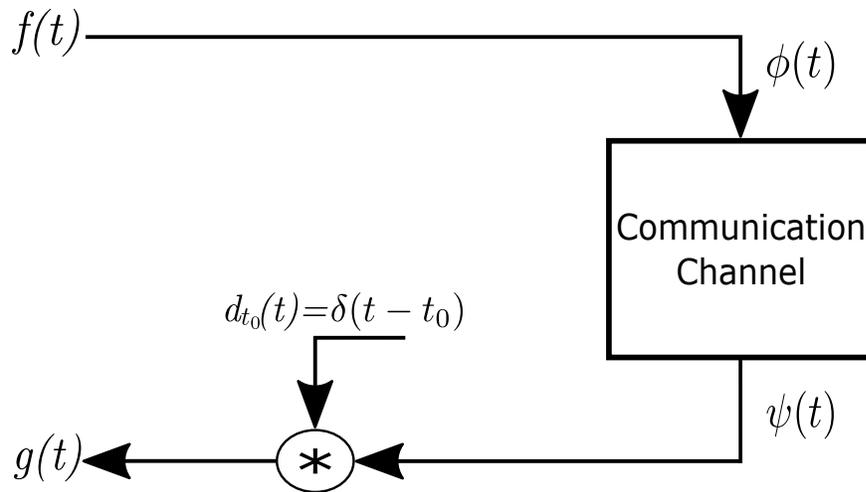


Figura 5-4: Modelo 4 de Canal de Comunicación en Tiempo.

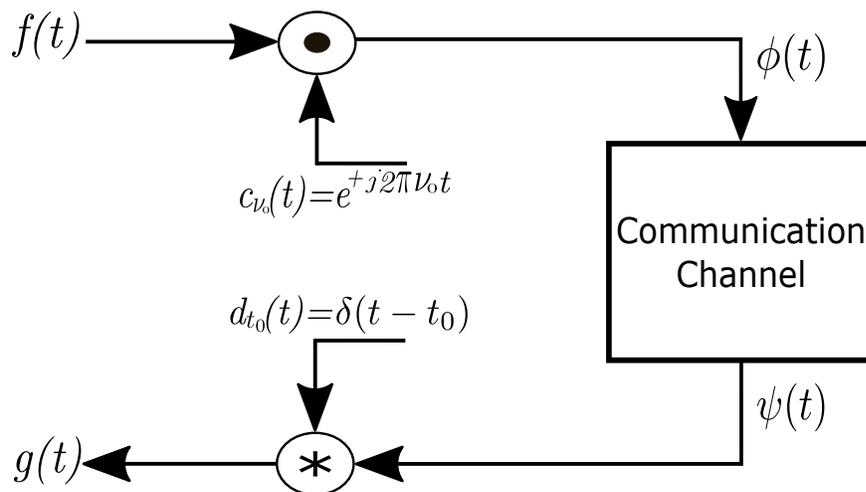


Figura 5-5: Modelo 5 de Canal de Comunicación en Tiempo.

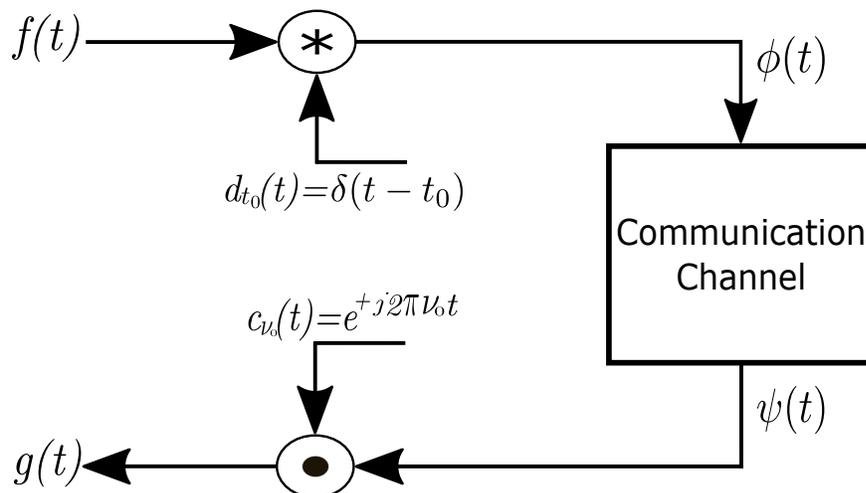


Figura 5-6: Modelo 6 de Canal de Comunicación en Tiempo.

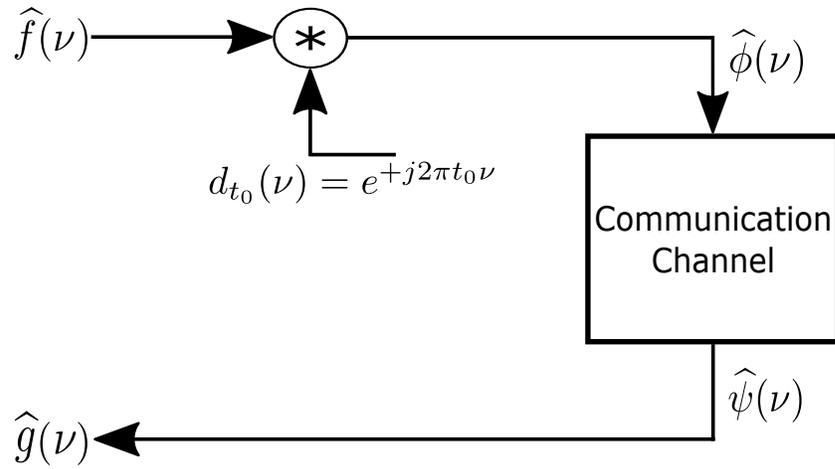


Figura 5-7: Modelo 1 de Canal de Comunicación en Frecuencia.

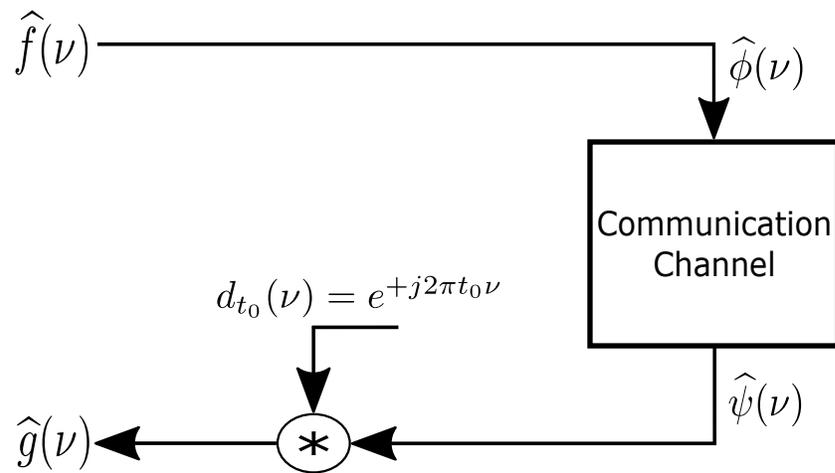


Figura 5-8: Modelo 2 de Canal de Comunicación en Frecuencia.

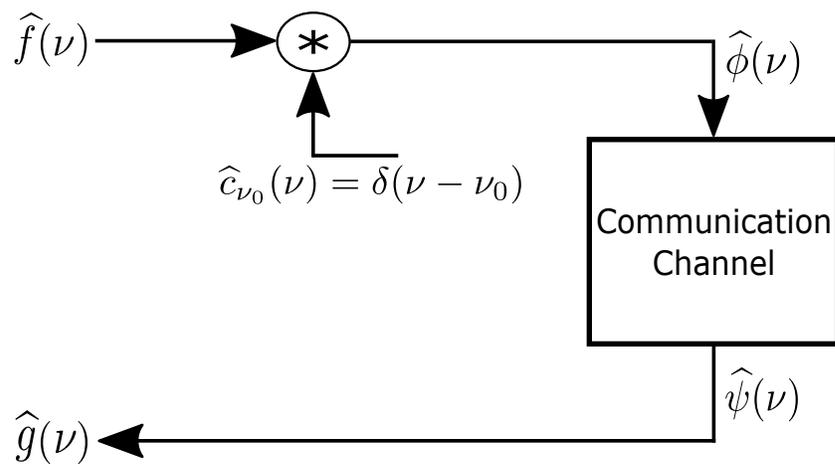


Figura 5-9: Modelo 3 de Canal de Comunicación en Frecuencia.

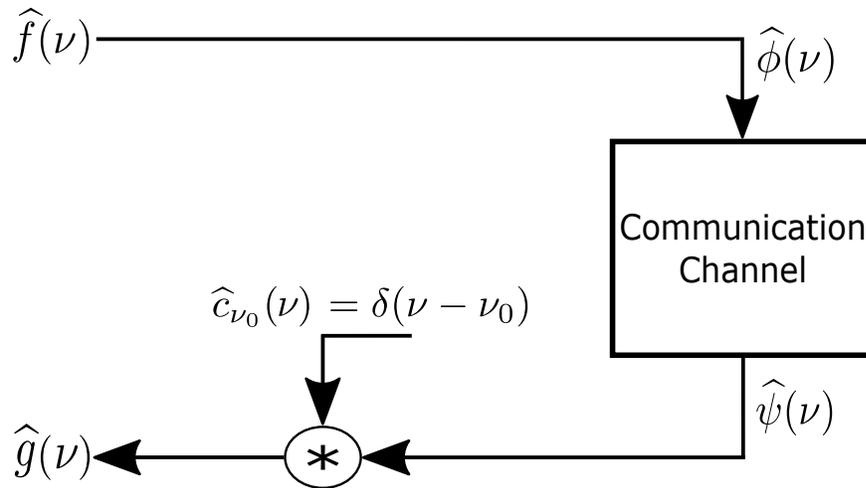


Figura 5–10: Modelo 4 de Canal de Comunicación en Frecuencia.

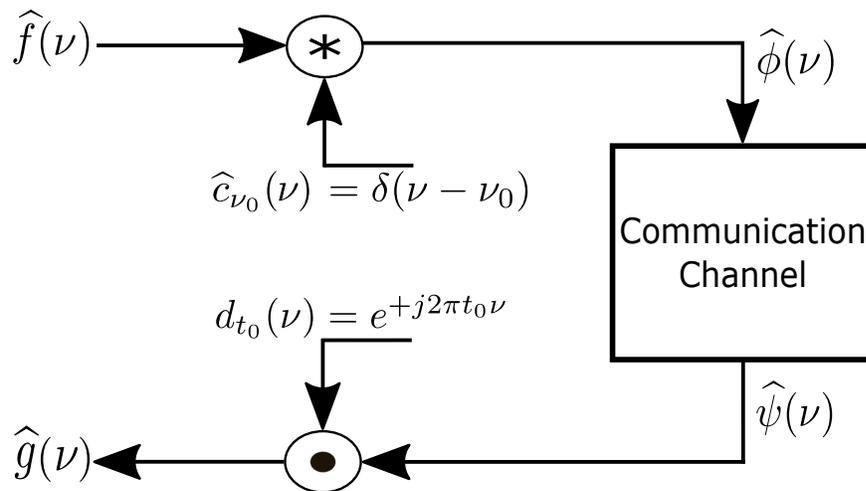


Figura 5–11: Modelo 5 de Canal de Comunicación en Frecuencia.

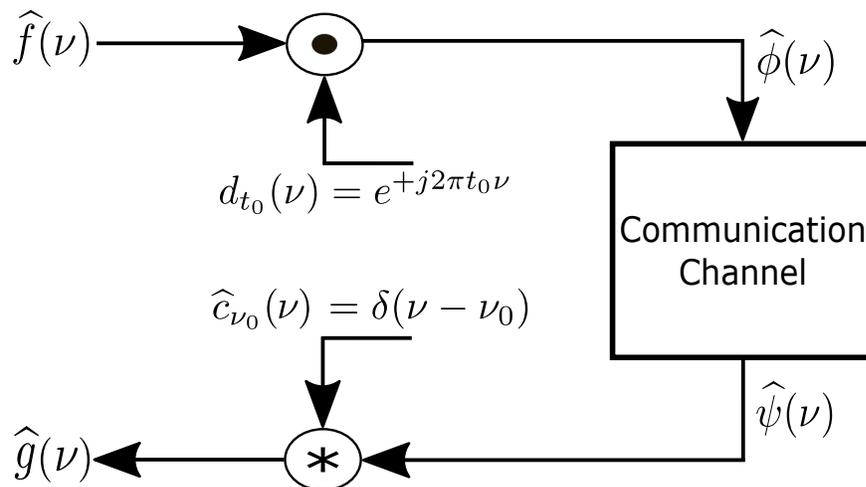


Figura 5–12: Modelo 6 de Canal de Comunicación en Frecuencia.

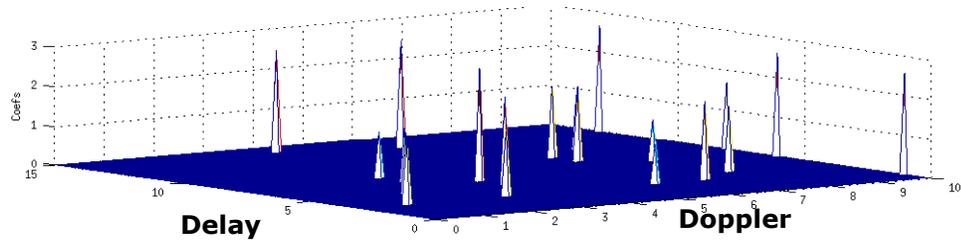
Capítulo 6

BANCO DE PRUEBAS Y RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN

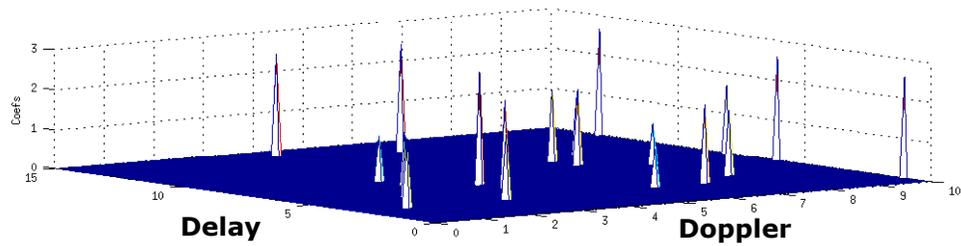
6.1. INTRODUCCIÓN

Nuestros resultados experimentales muestran que el algoritmo MP de mínimos cuadrados de orden recursivo (MPMCOR o OLS, abreviado) funciona mejor para la estimación del canal. Las Figuras 6-1 y 6-2 representan el resultado de simulaciones de estimación del canal utilizando los tres algoritmos MP previamente discutidos. En cada figura, el primer gráfico, de arriba hacia abajo, es la función de propagación de retardo-Doppler dada $U(\xi, \nu)$ para el enlace del canal que se va a estimar. El siguiente gráfico muestra el resultado de la estimación del enlace del canal usando el algoritmo MPMCOR, demostrando su mejor desempeño al identificar todos los objetos de seguimiento. El gráfico que sigue muestra los resultados del algoritmo de OMP que no puede rastrear todos los objetos en movimiento. Finalmente, el último gráfico de cada figura muestra los resultados del algoritmo de MPB, que se ejecuta muy rápido; Sin embargo, exhibe un rendimiento muy pobre con respecto al seguimiento de objeto.

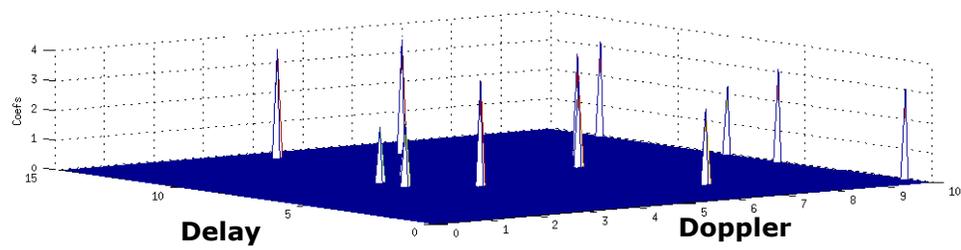
$$\mathbf{U}_{1,0} \in l^2(\mathbb{Z}_{15} \times \mathbb{Z}_{10})$$



Delay-Doppler Spread Function Estimated using ORLSMP



Delay-Doppler Spread Function Estimated using OMP



Delay-Doppler Spread Function Estimated using BMP

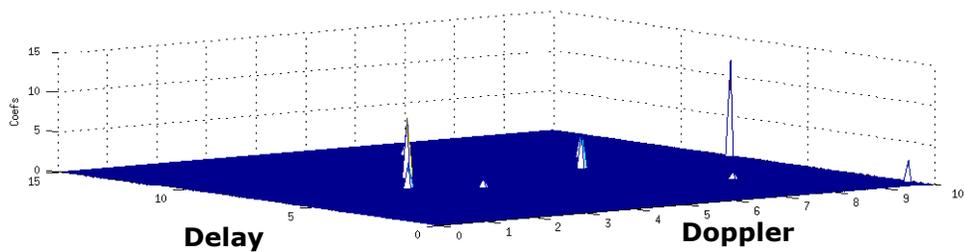
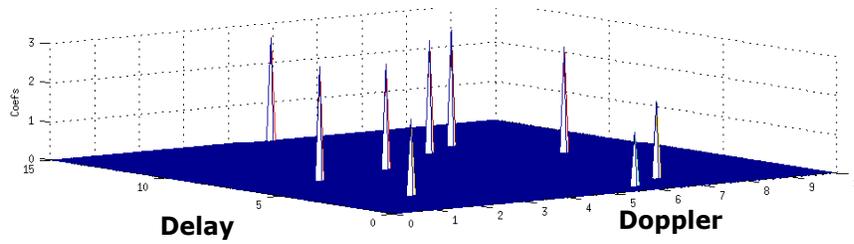
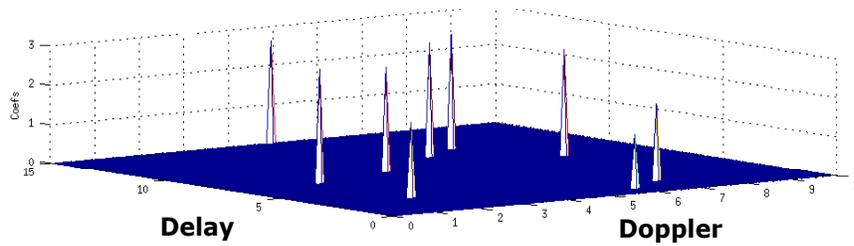


Figura 6–1: MIMO (2 × 2). Función de Dispersión Retardo-Doppler $\mathbf{U}_{1,0}$.

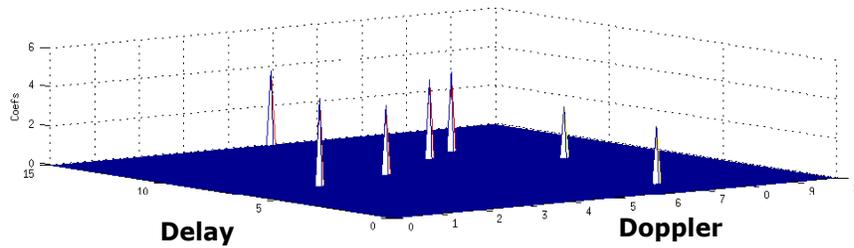
$$\mathbf{U}_{1,1} \in l^2(\mathbb{Z}_{15} \times \mathbb{Z}_{10})$$



Delay-Doppler Spread Function Estimated using ORLSMP



Delay-Doppler Spread Function Estimated using OMP



Delay-Doppler Spread Function Estimated using BMP

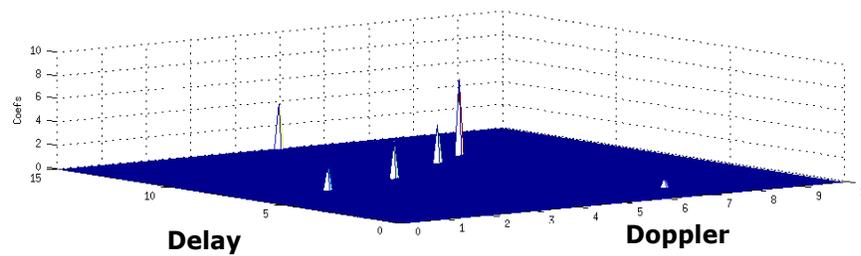


Figura 6–2: MIMO (2 × 2). Función de Dispersión Retardo-Doppler $\mathbf{U}_{1,1}$.

La Tabla 6–1 presenta el desempeño temporal de los algoritmos de MP durante algunas de las simulaciones de estimación de parámetros del modelo de canal MIMO ALE usando el entorno de programación Matlab. Los esfuerzos de simulación se realizaron para estructuras de canal MIMO 2×2 (ver Figura 6–11). La primera columna de la tabla proporciona información sobre el número de muestras utilizadas en las secuencias numéricas complejas de transmisión y recepción, después de aplicar una operación de relleno de ceros (“zero padding”). Las siguientes columnas están los resultados para cada una de las variantes del algoritmo MP. Podemos notar que aunque el algoritmo MPMCOR tiene más tiempo de computación es el mejor para detectar y rastrear objetos bajo el agua.

	MPMCOR	MPO	MPB
512	0.3108836	0.0360244	0.0255284
1024	0.5884574	0.0839016	0.0644348
2048	0.9651596	0.1741446	0.1232802
4096	2.241995	0.3280828	0.2583288
8192	7.6817004	0.6909566	0.5598788

Tabla 6–1: Tiempos (Seg.) de Rendimiento del Algoritmo MP.

La Tabla 6–2 nos muestra la comparación del desempeño entre las variantes de los algoritmos de MP que se desarrollaron antes versus los algoritmos actuales, se puede ver que hay una notable mejoría en los resultados.

	MPMCOR	MPO	MPB	MPMCORN	MPON	MPBN
512	0.3108836	0.0360244	0.0255284	0.0233744	0.0047504	0.0037644
1024	0.5884574	0.0839016	0.0644348	0.0440138	0.0094316	0.0082214
2048	0.9651596	0.1741446	0.1232802	0.0833654	0.0203166	0.016638
4096	2.241995	0.3280828	0.2583288	0.1467928	0.0432358	0.0290632
8192	7.6817004	0.6909566	0.5598788	0.2900204	0.0982094	0.0661012

Tabla 6–2: Comparación (Seg.) del Rendimiento de las Variantes del Algoritmo MP.

Las Figuras 6–3 a 6–5 muestran gráficamente la comparación de los resultados anteriores.

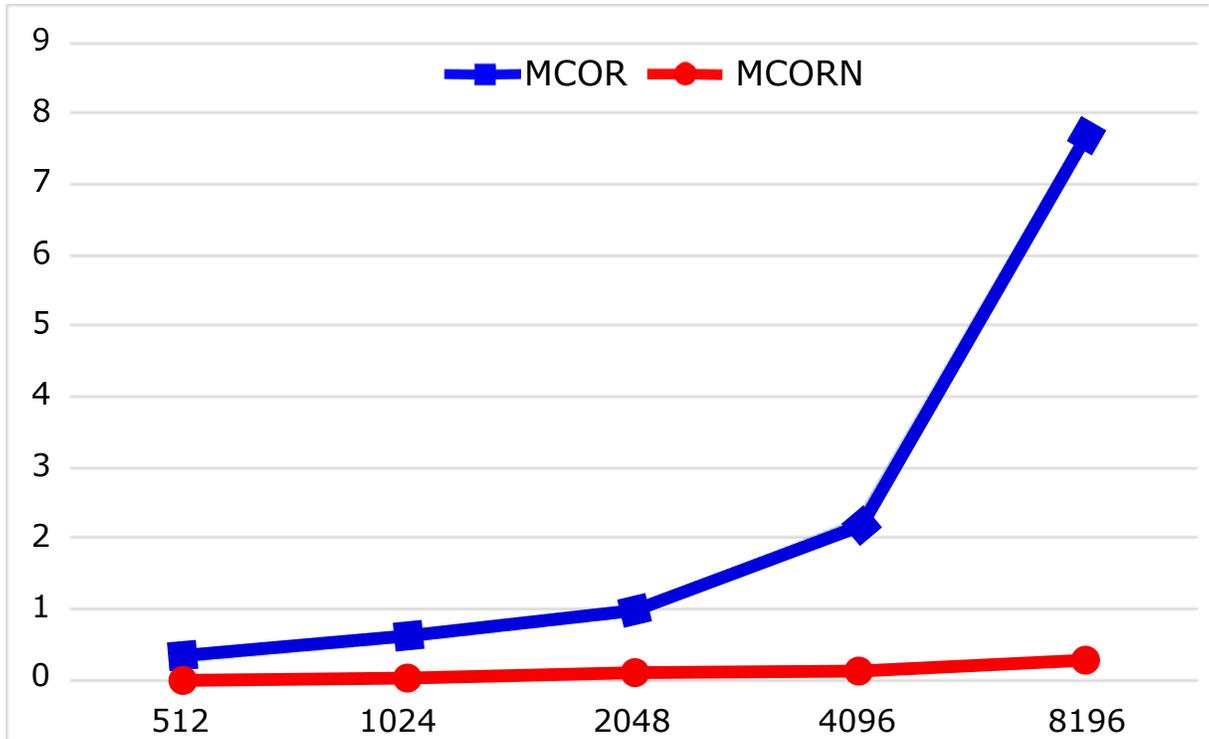


Figura 6-3: Resultado MCOR vs MCOR-Nuevo.

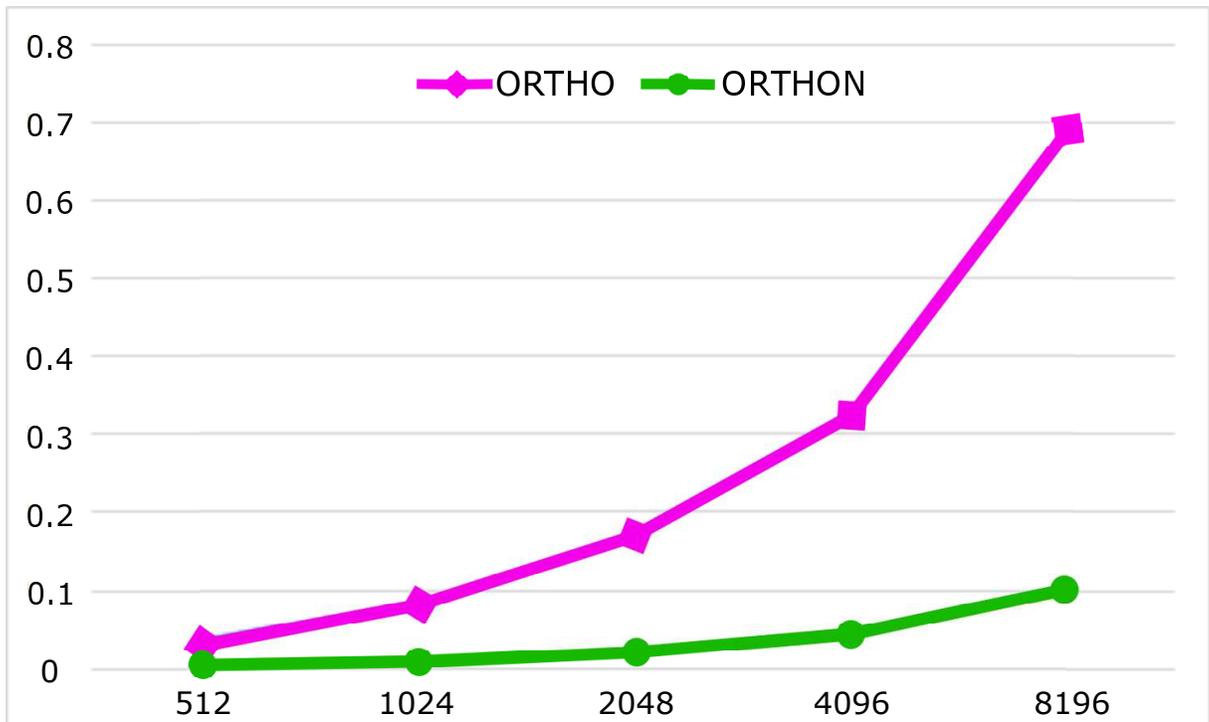


Figura 6-4: Resultado MPO vs MPO-Nuevo.

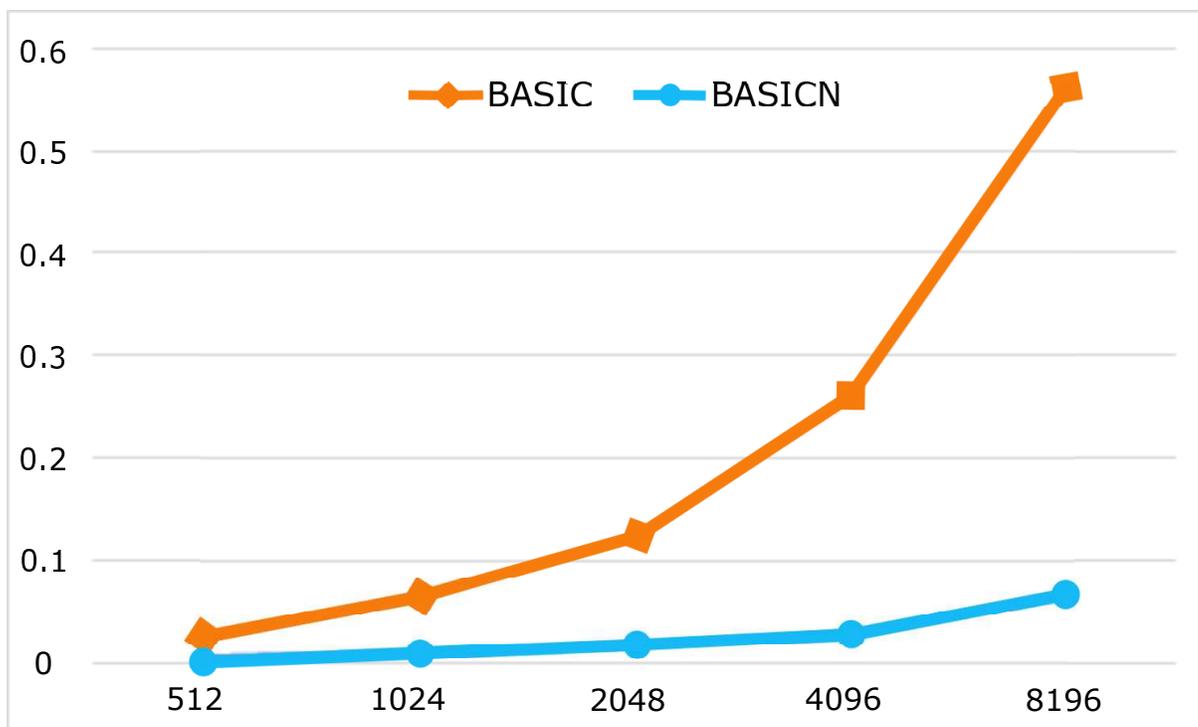


Figura 6-5: Resultado MPB vs MPB-Nuevo.

La tabla 6-3 muestra los tiempos de ejecución para el rastreo de objetos en aguas profundas, aplicando la función de ambigüedad. Podemos notar que para tamaños de muestras pequeñas funciona mejor el algoritmo hecho en C, mientras que para muestras grandes es mejor el algoritmo hecho en matlab.

	RMO-C	RMO-Matlab
512	0.057	0.145
1024	0.303	0.349
2048	1.270	0.892
4096	2.820	2.678
8192	11.100	9.594

Tabla 6-3: Tiempos (Seg.) de Ejecución de Rastreo de Múltiples Objetos.

La Figura 6-6 representa un bloque diagramático del banco de pruebas utilizado para la caracterización de canales acústicos submarinos. En este caso se utilizó una computadora de tarjeta singular o SBC (“Single board computer”), por sus siglas en inglés. La tarjeta en particular utilizada se denomina i945GTt-VFA (ver Figura 6-7).

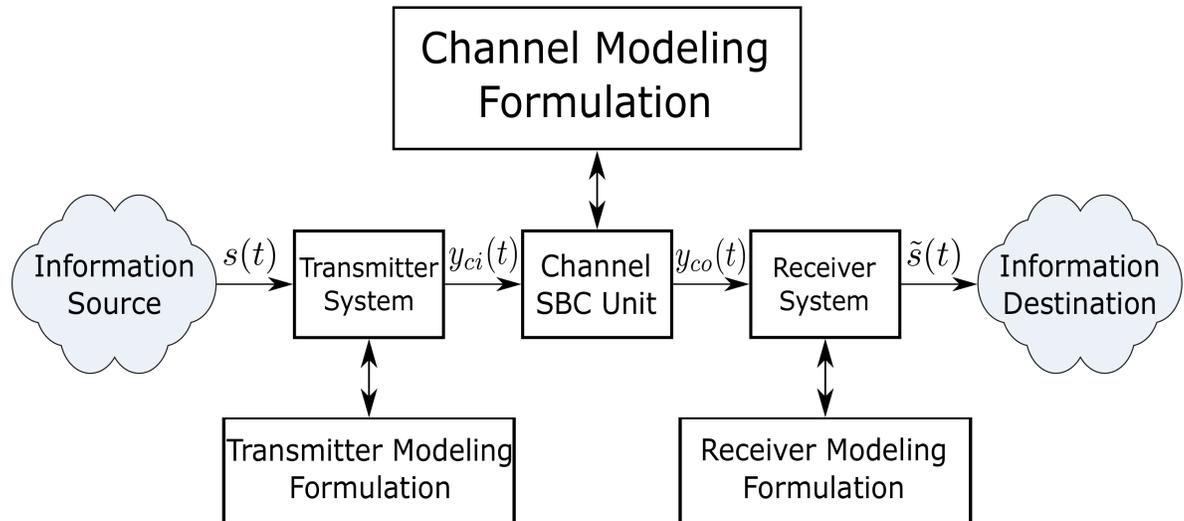


Figura 6–6: Banco de Pruebas Utilizando la Computadora de Tarjeta Singular o SBC.

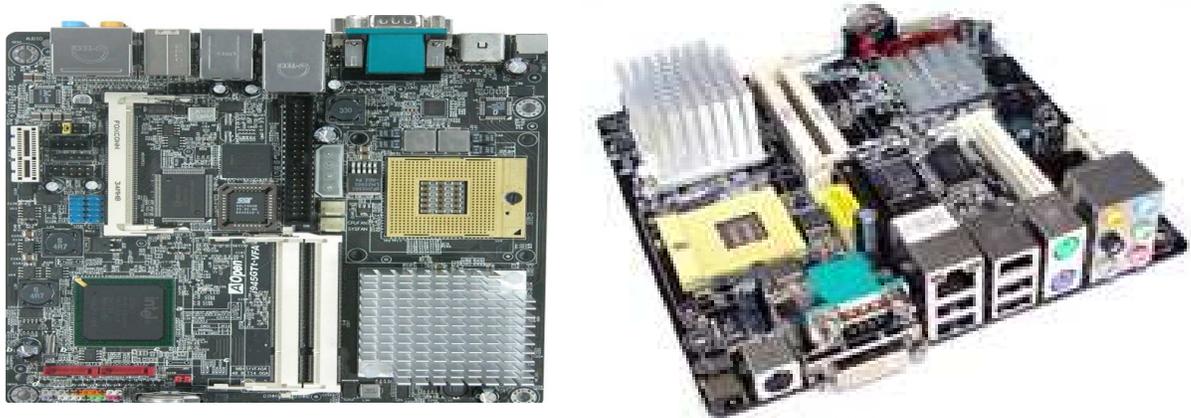


Figura 6–7: Tarjeta SBC i945GTt-VFA.

La Figura 6–8 representa un bloque diagramático del banco de pruebas utilizado para la caracterización de canales acústicos submarinos. En este caso se utilizó un procesador de señales digitales o DSP, por sus siglas en inglés. El procesador en particular utilizado se denomina TMS320C6713 (ver Figura 6–9).

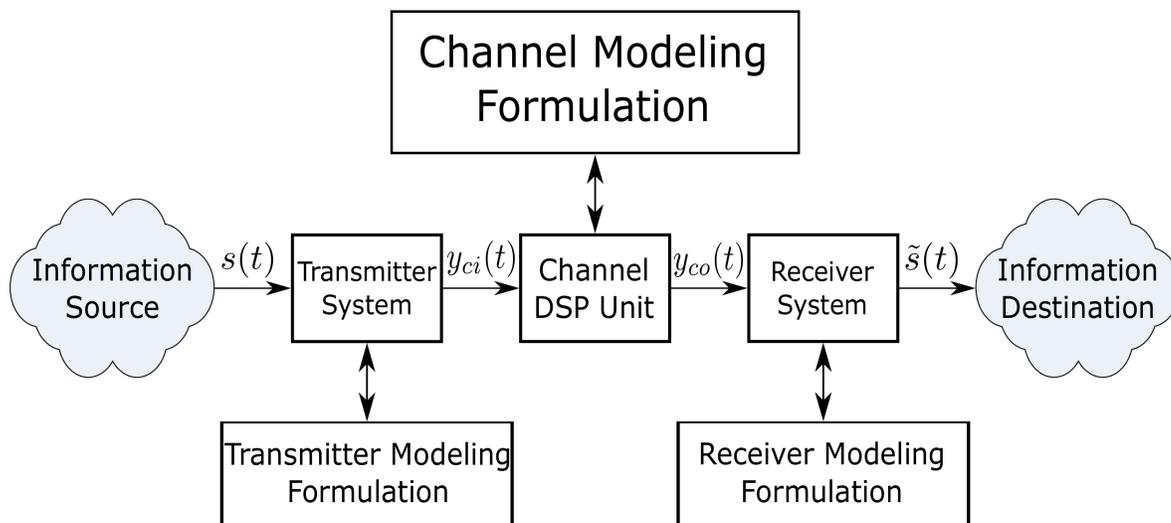


Figura 6–8: Banco de Pruebas Utilizando el Procesador TMS320C6713.

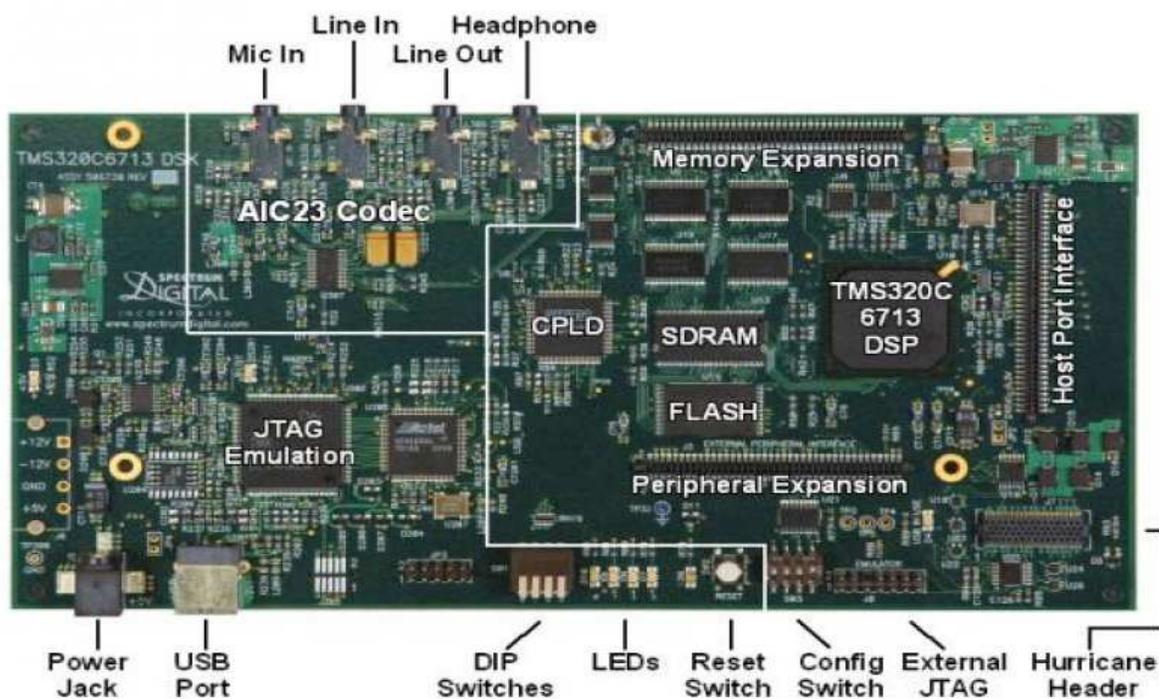


Figura 6–9: DSP TMS320C6713.

La Figura 6–10 presenta una foto del banco de pruebas desarrollado para el modelado y simulación de canales acústicos submarinos. En la foto se puede distinguir, a la derecha, una computadora portátil que sirve para simular los sistemas transmisor y receptor del sistema básico de comunicación submarina modelado (ver Figura 6–11).

El monitor que aparece en la foto, a la izquierda, es utilizado como sistema monitor de salida de la computadora SBC la cual ha sido colocada en una caja metálica de protección, a la derecha del monitor. Finalmente en la foto también aparece una tarjeta de desarrollo que contiene el procesador TMS320C6713 utilizado también en la caracterización de canales acústicos submarinos.

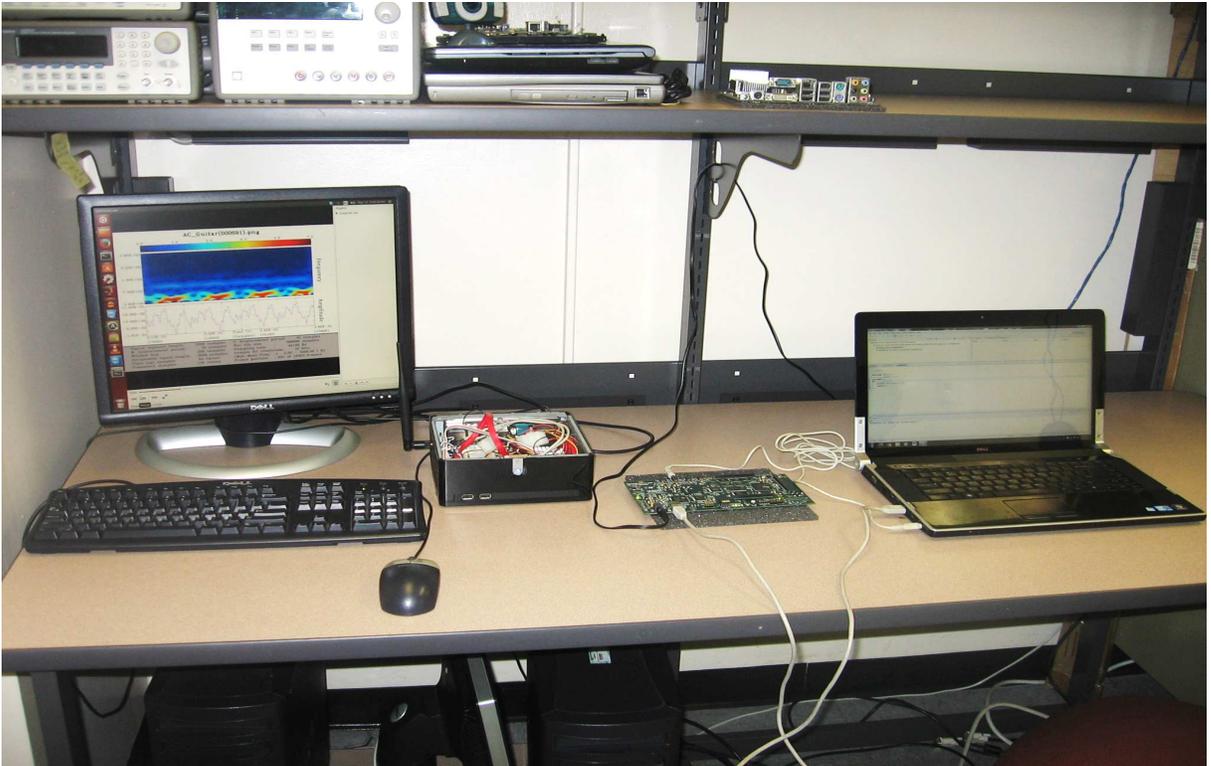


Figura 6–10: Banco de Pruebas Utilizando la SBC y el DSP.

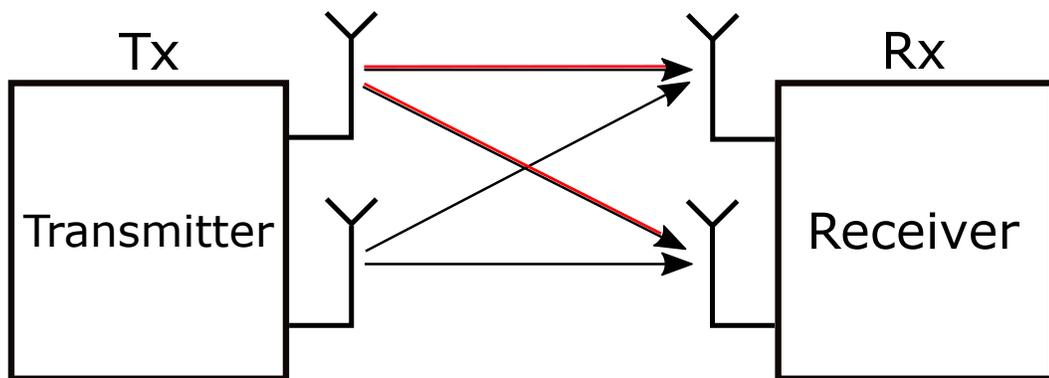


Figura 6–11: Estructura de Estimación de Canal MIMO.

La Tabla 6–4 presenta una comparación sobre la ejecutoria de los algoritmos de MP desarrollados bajo esta investigación versus los mejores algoritmos encontrados hasta el momento en la literatura que tienen como objetivo la caracterización de canales lineales estocásticos variantes en el tiempo. La comparación de ejecutoria se basa en cuatro atributos fundamentales definidos a continuación:

- Capacidad de rastreo
- Formulación teórica de estructura MIMO
- Formulación del modelo utilizando álgebra de productos Kronecker
- Capacidad de implementación MIMO

La comparación claramente demuestra que los algoritmos formulados en este trabajo de investigación satisfacen todos los atributos fundamentales mencionados más arriba, a diferencia de los algoritmos existentes en la literatura que carecen por lo menos de uno o dos de estos atributos.

Algoritmos Características	RTVSC	UWA-MIMO	BCE-MIMO	MOT-MIMO
Autores	Li, W.; Preisig, J.C.	Carrascosa, P.; Stojanovic, M.	Yatawatta, S.; Petropulu, A.	Anaya, E.
Artículos de Referencia	[26]	[27]	[28]	Documento de Tesis
Capacidad de Rastreo	✓	✓	✗	✓
Formulación MIMO	✗	✓	✓	✓
Formulación Productos Kronecker	✓	✗	✓	✓
Implementación MIMO	✗	✗	✗	✓

Tabla 6–4: Atributos de Selección del Algoritmo de Estimación del Canal.

6.2. Ejemplo de Rastreo de Dos Objetos Bajo el Agua Profunda

La dispersión entre las formas de onda usadas en los transmisores se abordó mediante multidimensional, multi-componente, fase polinomial (MMFP) y el procesamiento de estas señales utilizando distribuciones discretas de Cohen (DDC) en un análisis armónico bidimensional de ajuste. La eficiencia del cómputo de la FA fue decisivo para resolver el problema de dispersión de múltiples objetos. De la Figura 6-12 a la Figura 6-25 muestran el resultado de nuestro algoritmo de análisis armónico bidimensional aplicado a dos dispersores cuando estos se acercan. El análisis armónico bidimensional se llevó a cabo utilizando un conjunto de formas de onda diseñadas, incluyendo, sinusoidal, cuadrado, y modulación lineal o pulsos chirp. Como se esperaba, los resultados mostraron que el análisis armónico bidimensional que usa formas de onda chirp supera el análisis realizado usando pulsos de forma de onda cuadrada.

Este trabajo aborda la precisión de la localización y rastreo de objetivos del entorno del marco computacional en dos frentes, es decir, la precisión de la función de ambigüedad de los impulsos transmitidos y recibidos basada en el diseño de la forma de onda transmitida y la precisión de la posición relativa entre los transmisores y receptores en una topología de configuración MIMO. Para abordar la cuestión de la resolución a través de la generación de la forma de onda del transmisor para el producto de ambigüedad cruzada, se siguió el trabajo de C. Y. Chen y P. P. Vaidyanathan sobre modulación de frecuencia lineal (MFL), el diseño del producto del tiempo de ancho de banda del pulso chirp [29], así como el trabajo de E. Brookner sobre configuración del diseño de vectores MIMO [30]. La posición relativa entre los transmisores y receptores debe conocerse a una precisión de la longitud de onda para mejorar una exactitud dada de la localización del objeto, y también se siguió el trabajo de Y. Pailhas y de Y. Petillot para realizar esta tarea [31].

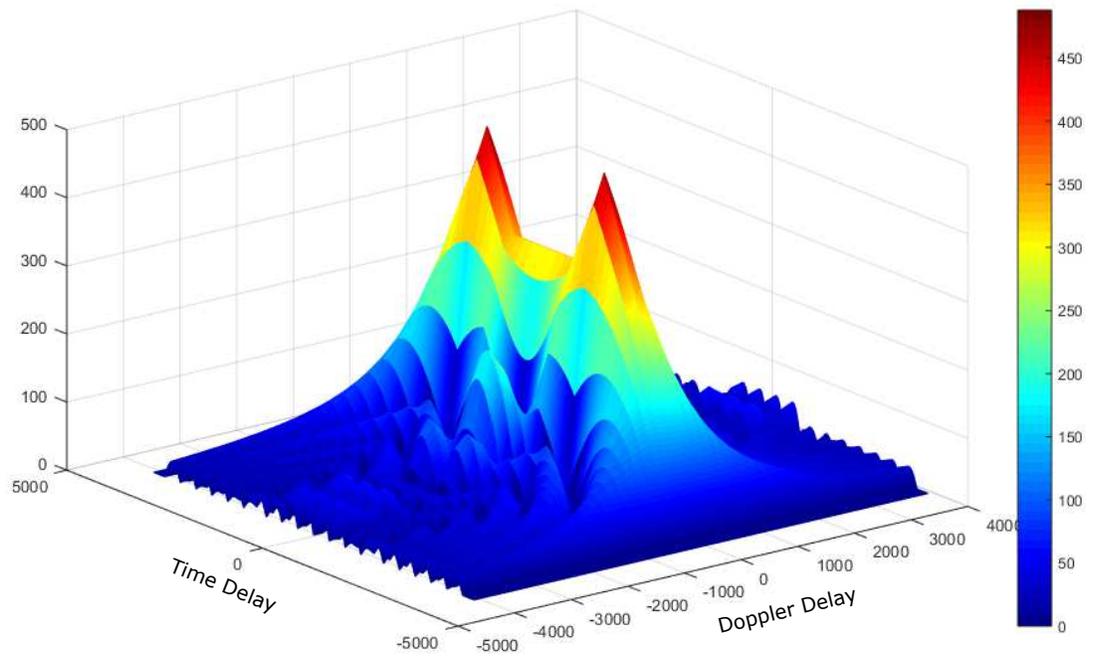


Figura 6–12: Dos Dispersores Cercanos Utilizando Pulsos Cuadrados, sin Ruido.

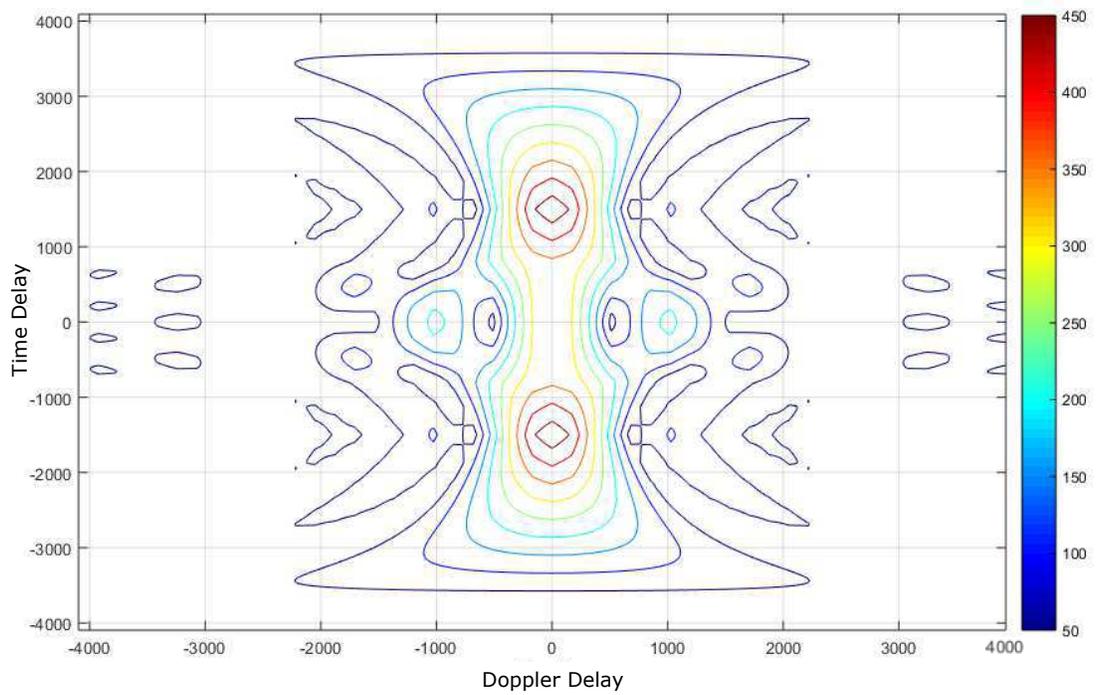


Figura 6–13: Dos Dispersores Cercanos Utilizando Pulsos Cuadrados - 2D, sin Ruido.

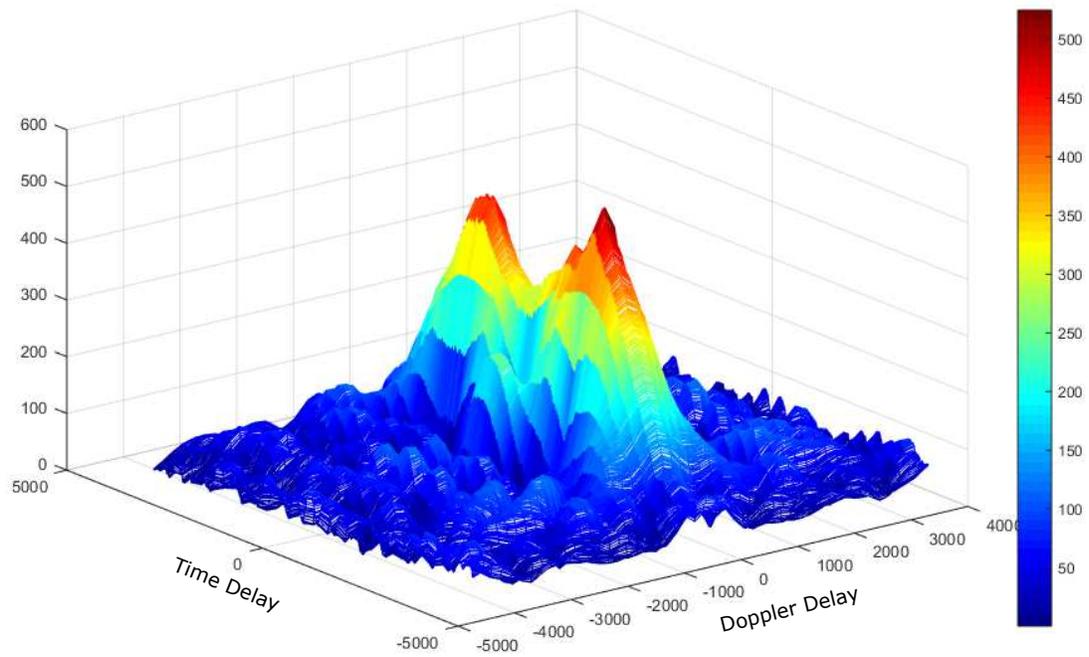


Figura 6–14: Dos Dispersores Cercanos Utilizando Pulsos Cuadrados, a -5dB SNR.

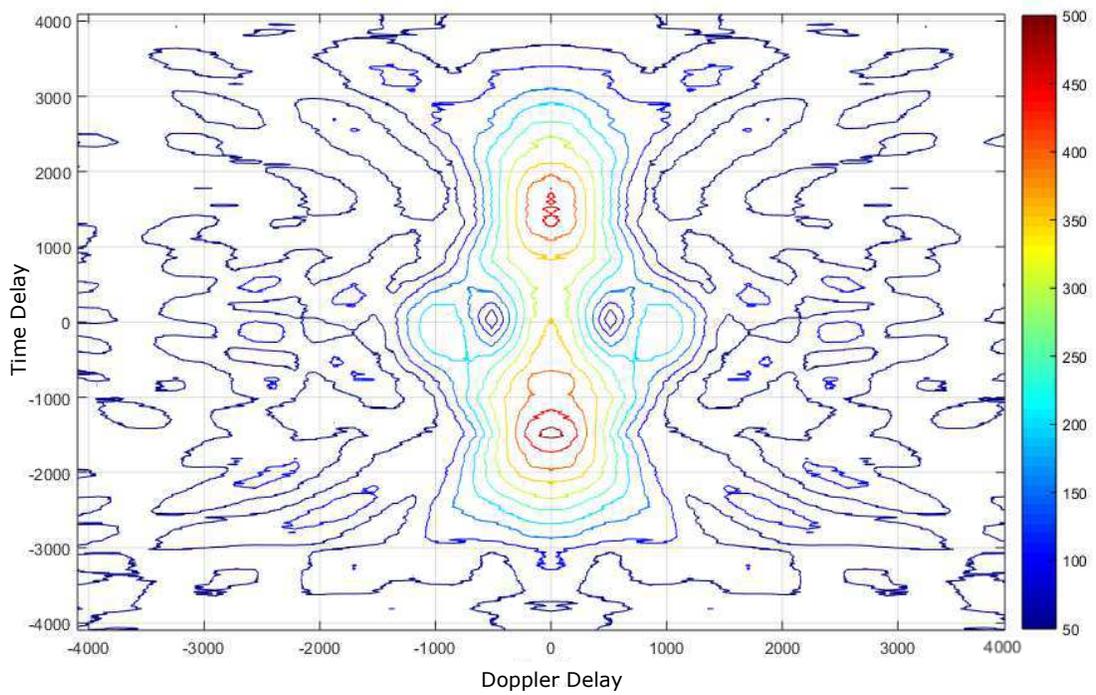


Figura 6–15: Dos Dispersores Cercanos Utilizando Pulsos Cuadrados, a -5dB SNR.

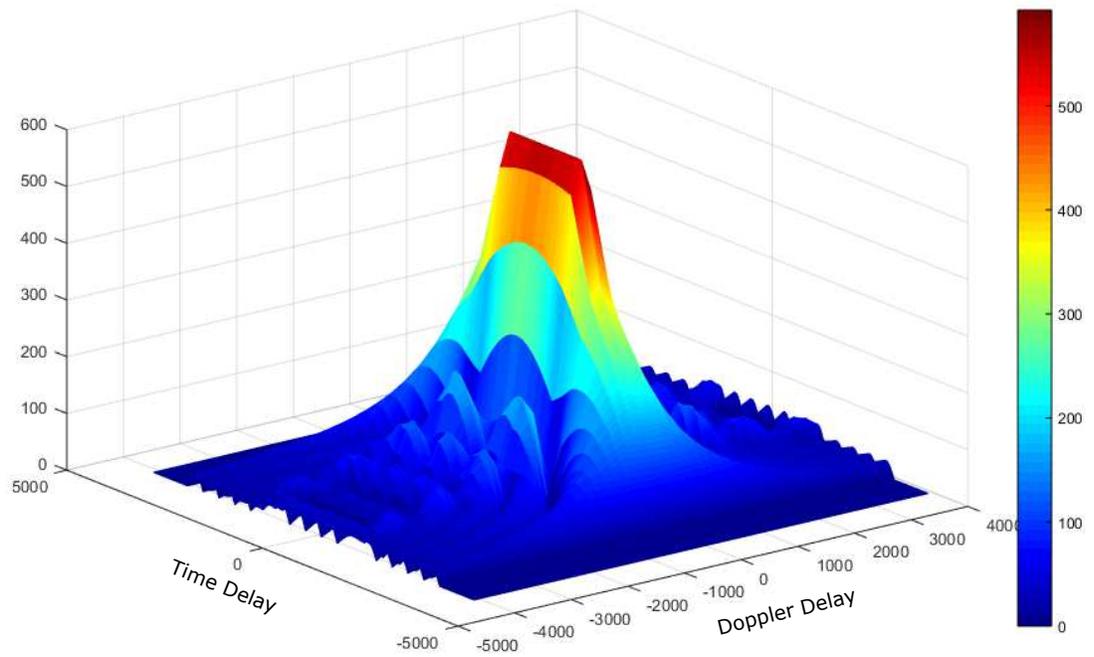


Figura 6–16: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos Cuadrados, sin Ruido.

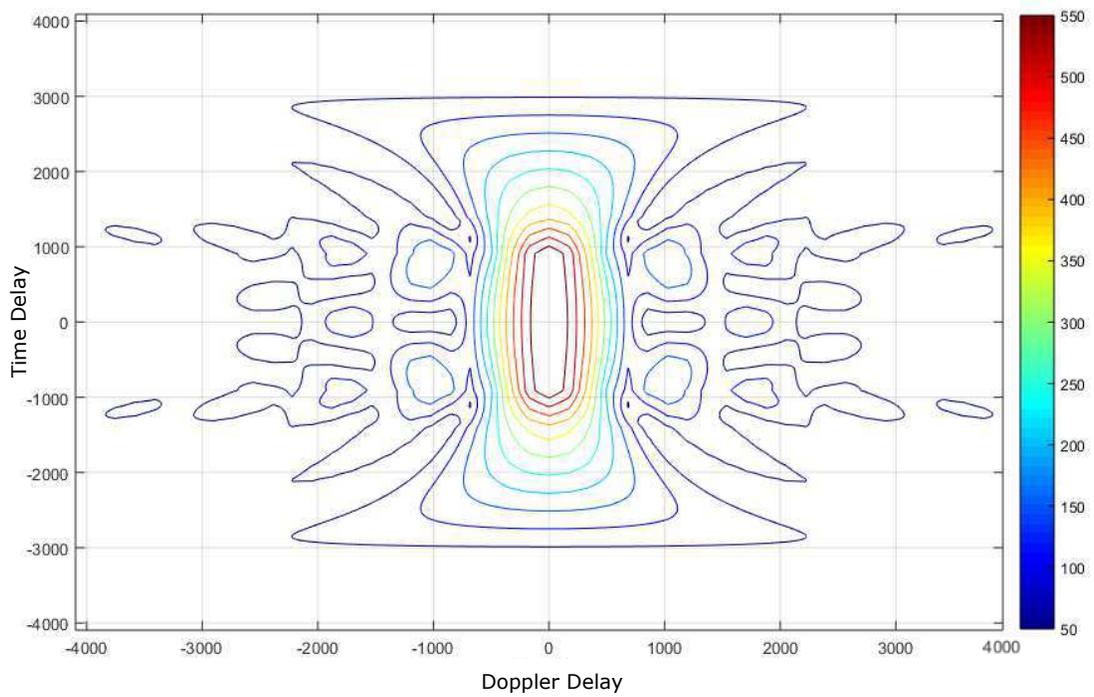


Figura 6–17: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos Cuadrados - 2D, sin ruido.

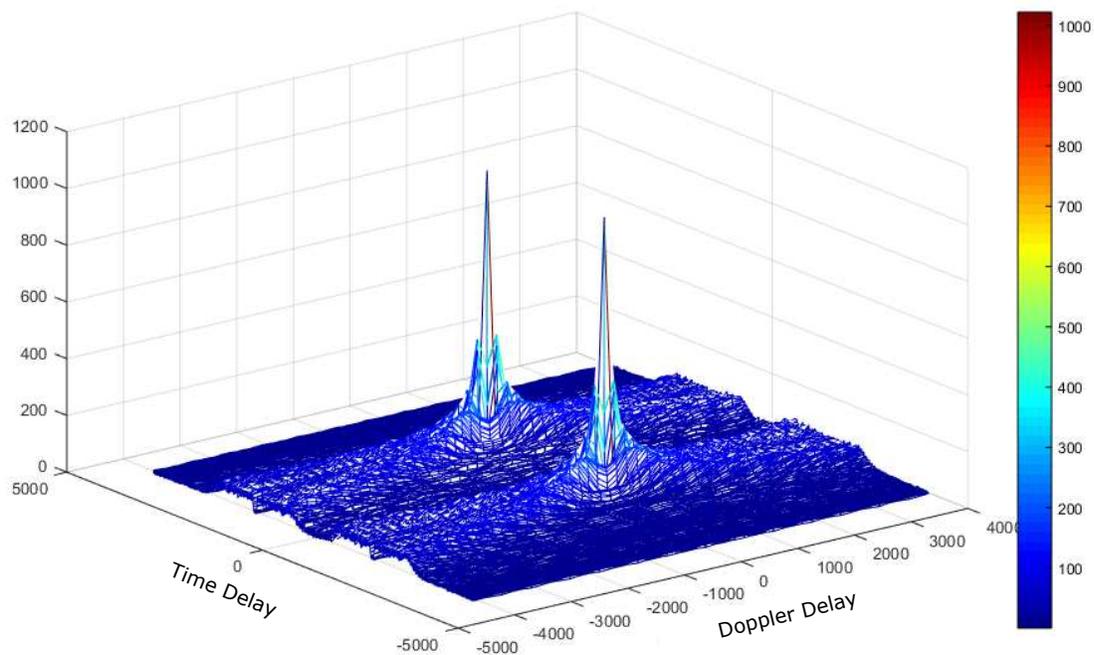


Figura 6–18: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP) sin Ruido.

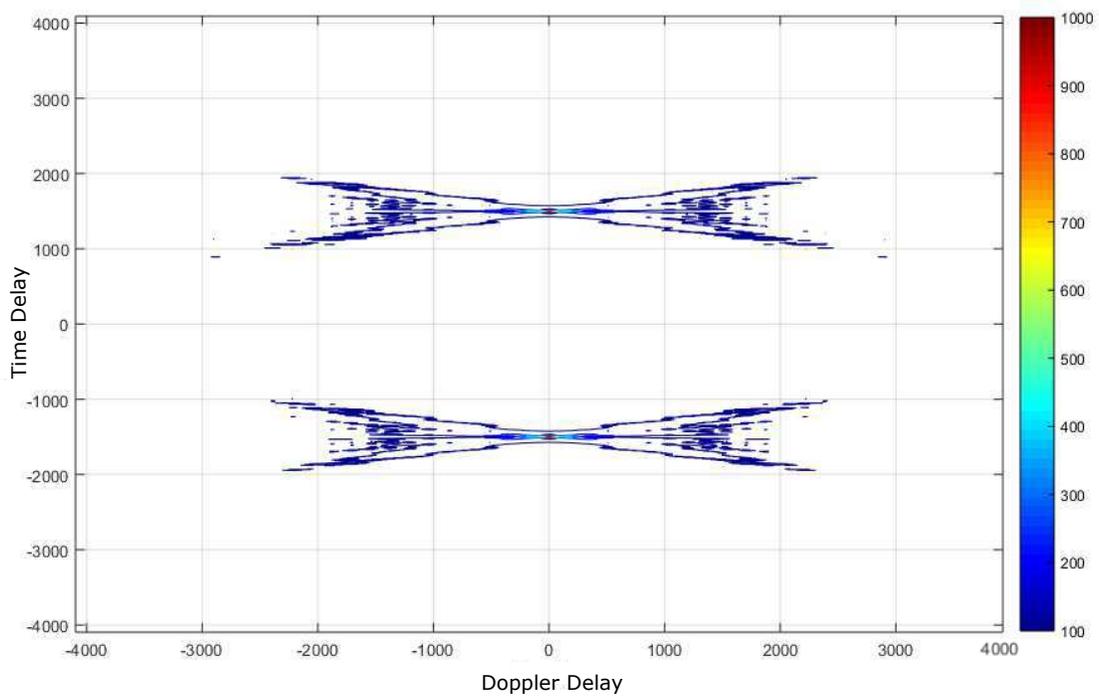


Figura 6–19: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP) - 2D, sin Ruido.

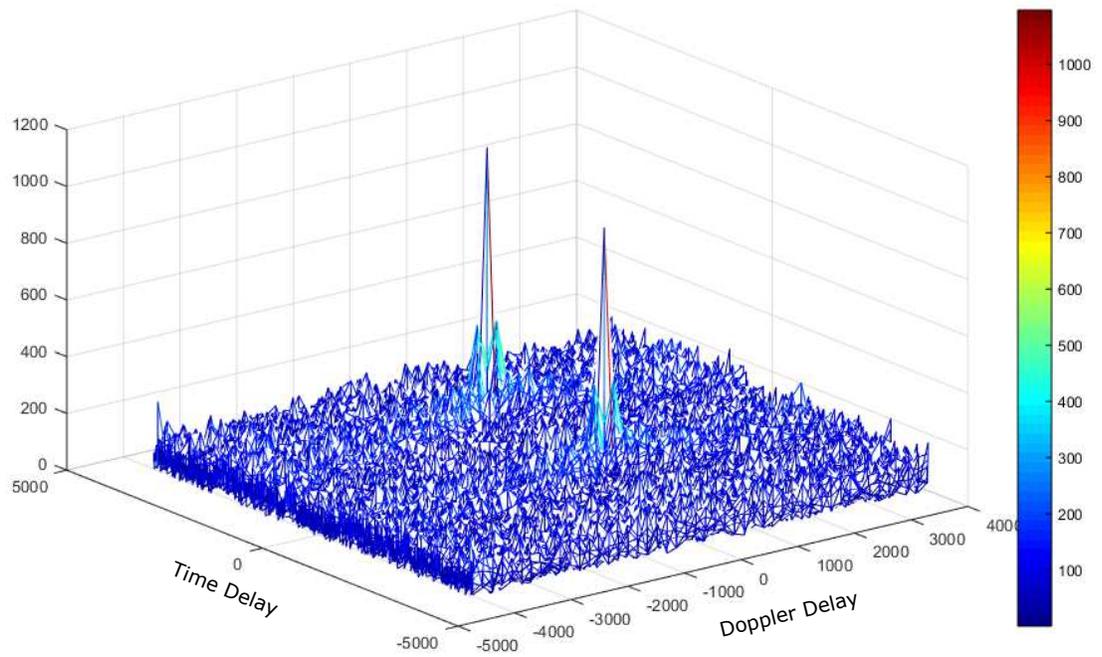


Figura 6–20: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), a -5dB SNR.

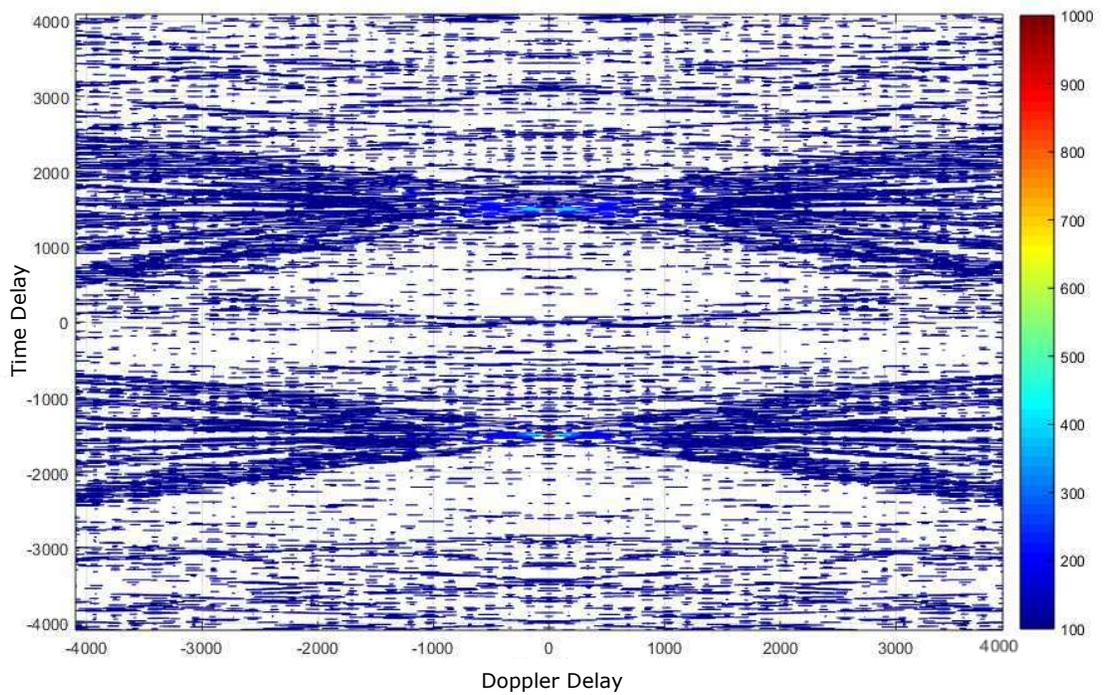


Figura 6–21: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP) - 2D, at -5dB SNR.

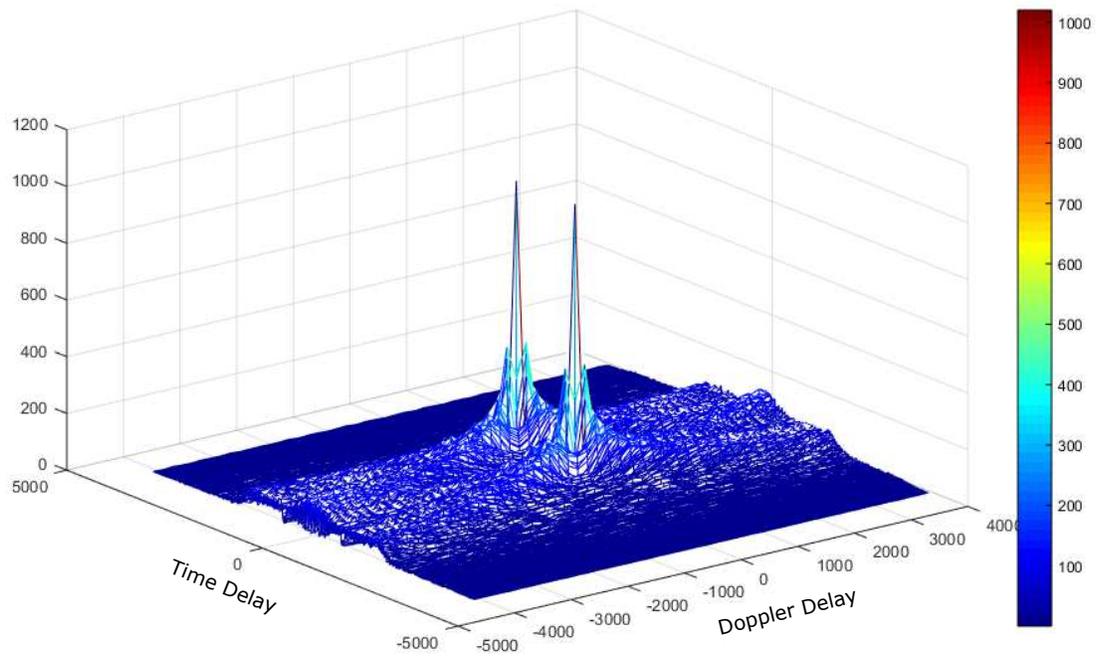


Figura 6–22: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), sin Ruido.

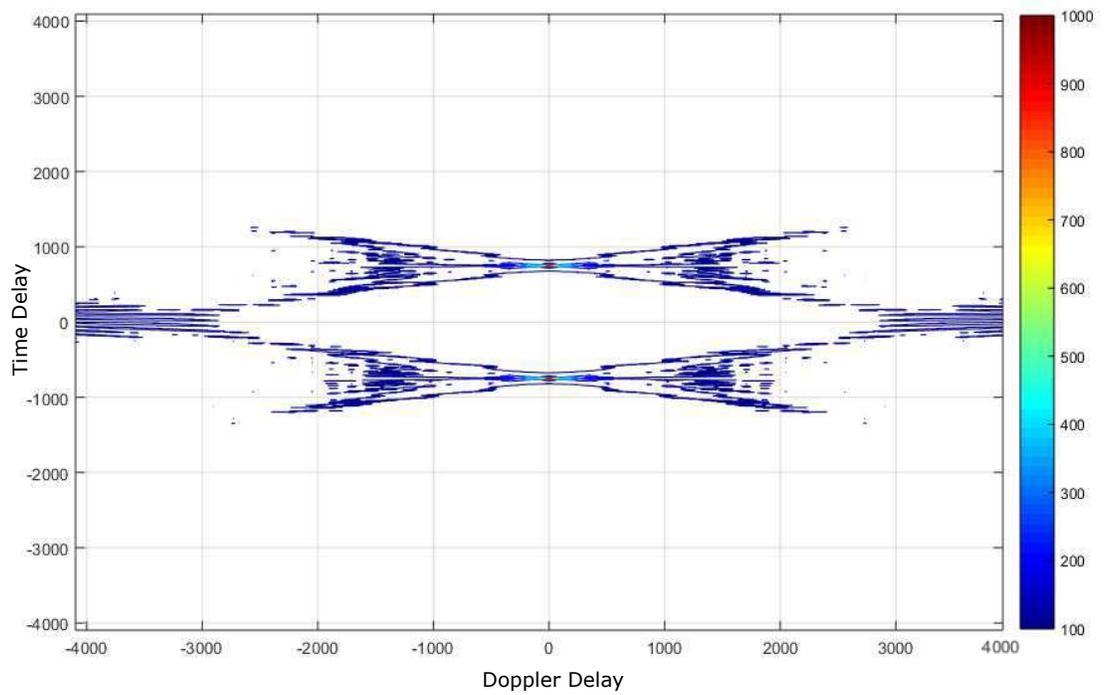


Figura 6–23: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP) - 2D, sin ruido.

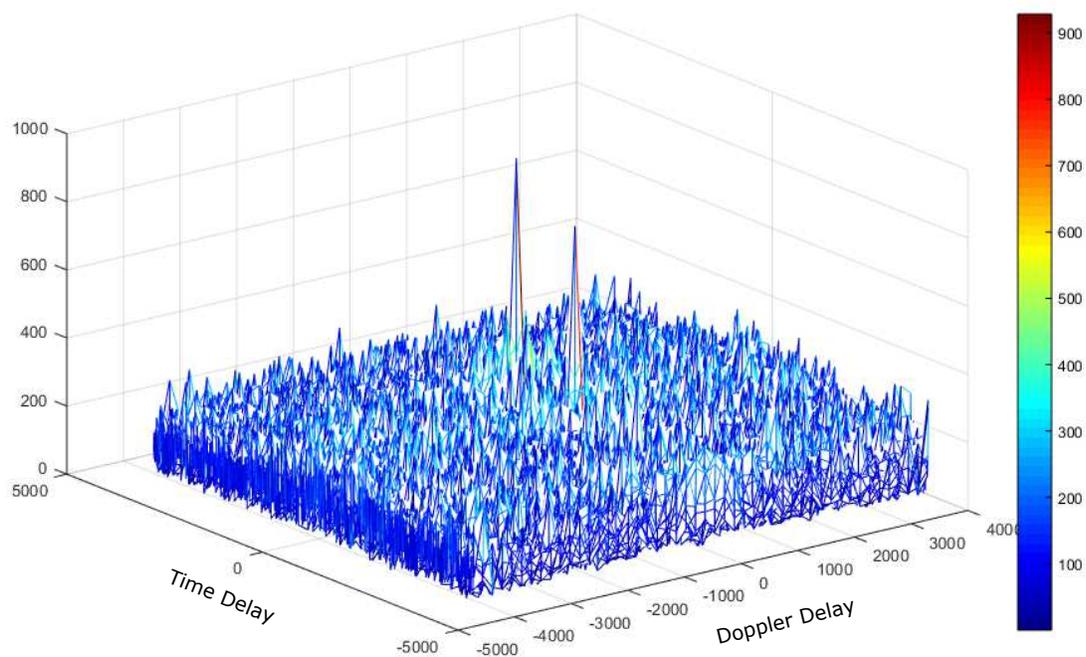


Figura 6–24: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), a -5dB SNR.

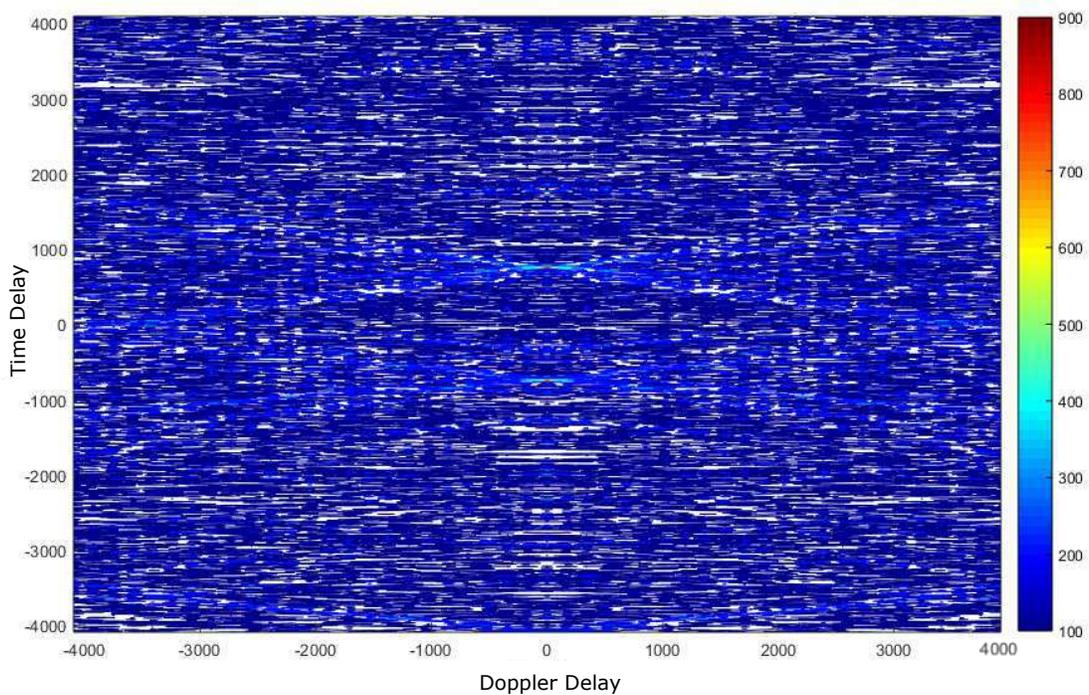


Figura 6–25: Dos Dispersores más Cercanos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP) - 2D, a -5dB SNR.

6.3. Ejemplo de Rastreo de Varios Objetos Bajo el Agua Profunda

En esta sección describimos un algoritmo del banco de pruebas generalizado para simular el rastreo de múltiples objetos moviéndose a una velocidad constante en un entorno submarino profundo. La Figura 6–26 presenta un gráfico de localización de rastreo cuando el número de objetos rastreados es igual a diez (10). Sin embargo, el algoritmo del banco de pruebas fue probado bajo varios escenarios de rastreo de objetos, cada escenario de seguimiento produciendo un gráfico de asignación de rastreo diferente. De la Figura 6–27 a la Figura 6–36 se muestra el rendimiento del ejemplo de simulación de seguimiento de diez objetos. Por simplicidad, las formas de onda del impulso chirp fueron normalizadas en la amplitud y también fueron normalizadas en el tiempo ajustando el tiempo de muestreo igual a la unidad.

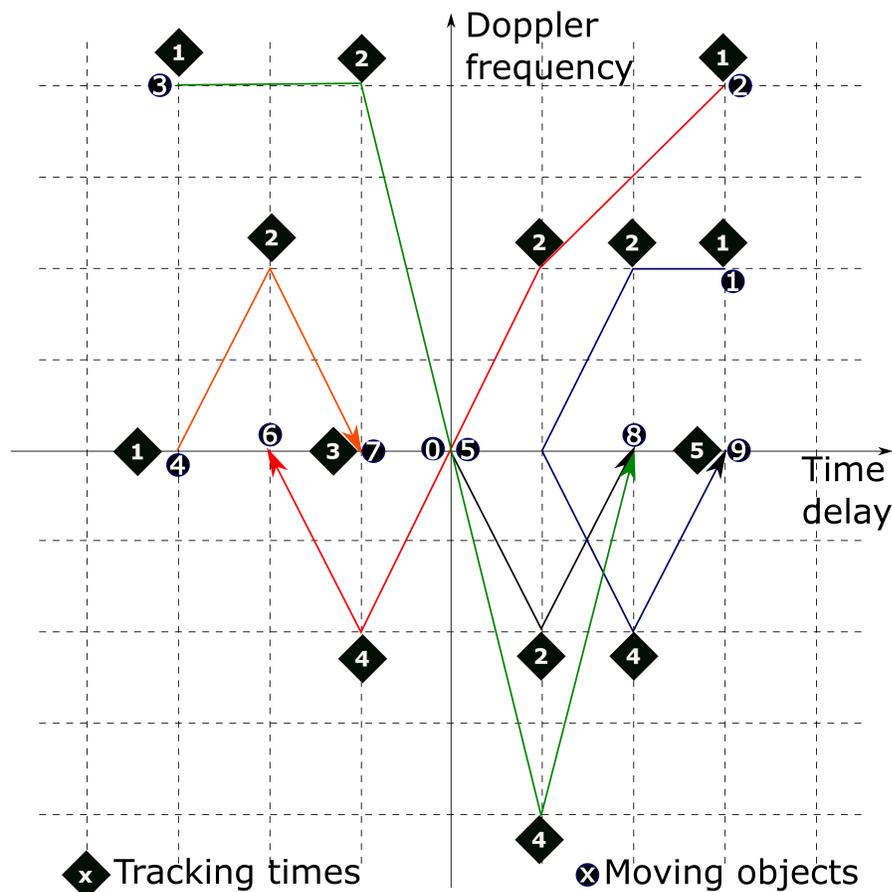


Figura 6–26: Gráfico de Localización de Rastreo de Múltiples Objetos (RMO) con Puntos de Dispersión P_l , $l \in \mathbb{Z}_L$.

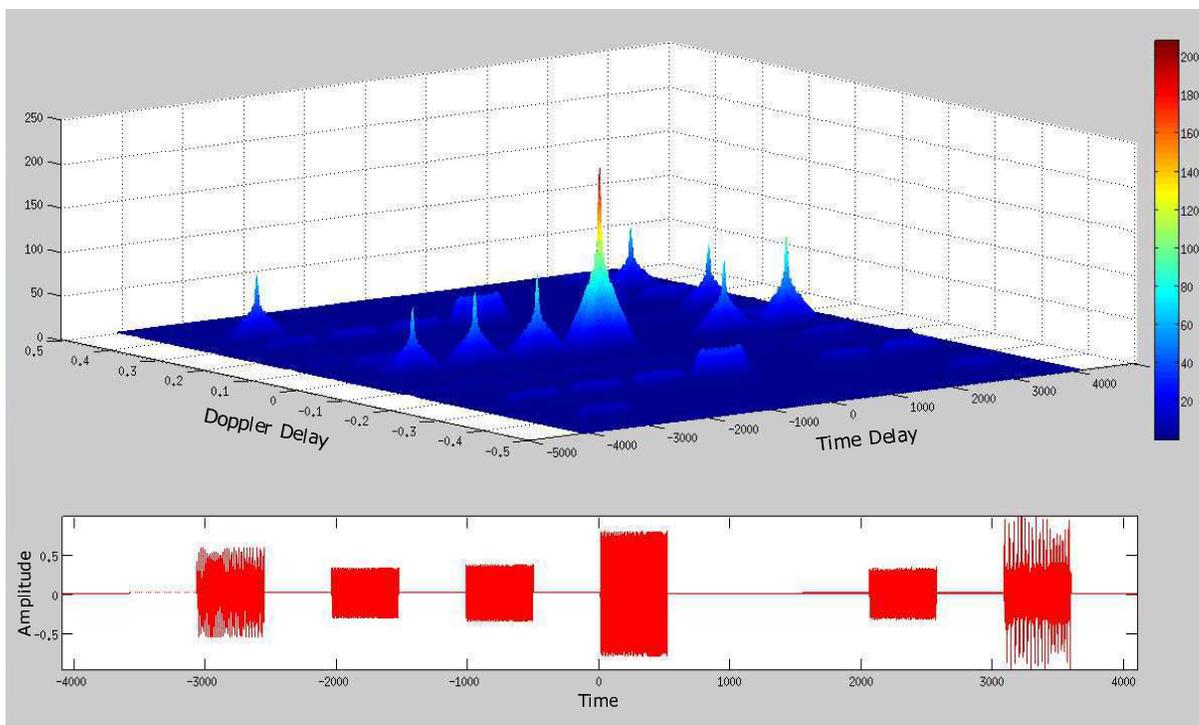


Figura 6–27: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 1, sin Ruido.

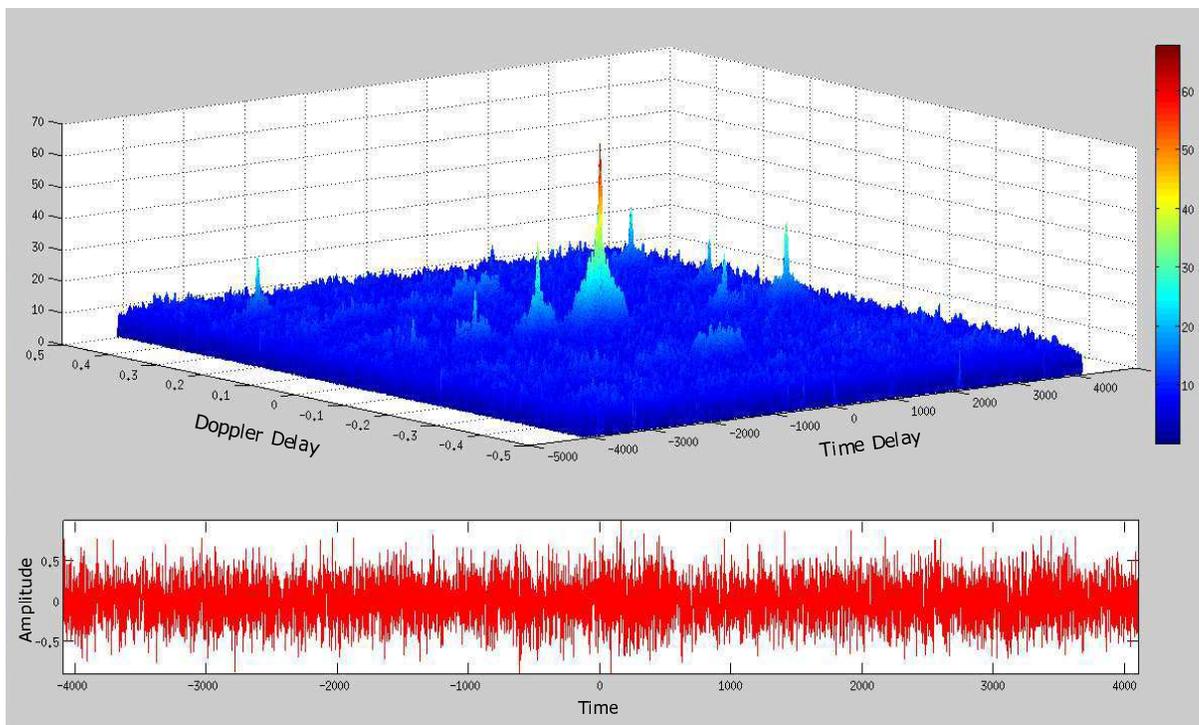


Figura 6–28: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 1, con -5dB SNR.

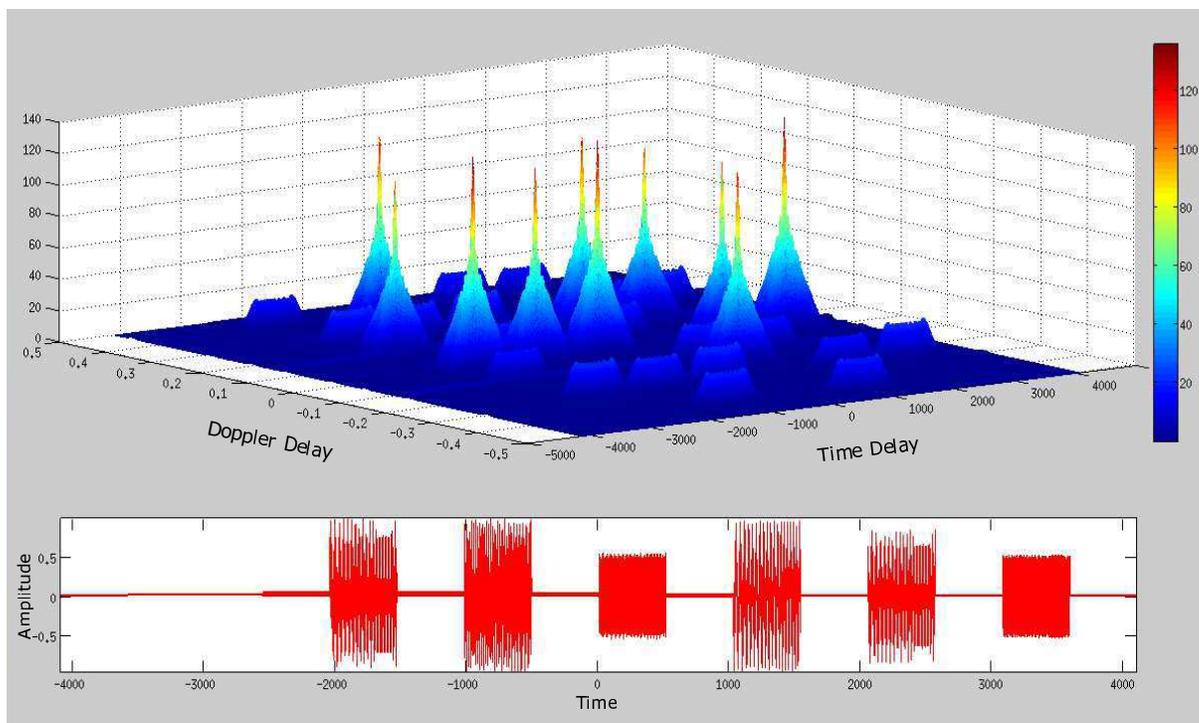


Figura 6–29: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 2, sin Ruido.

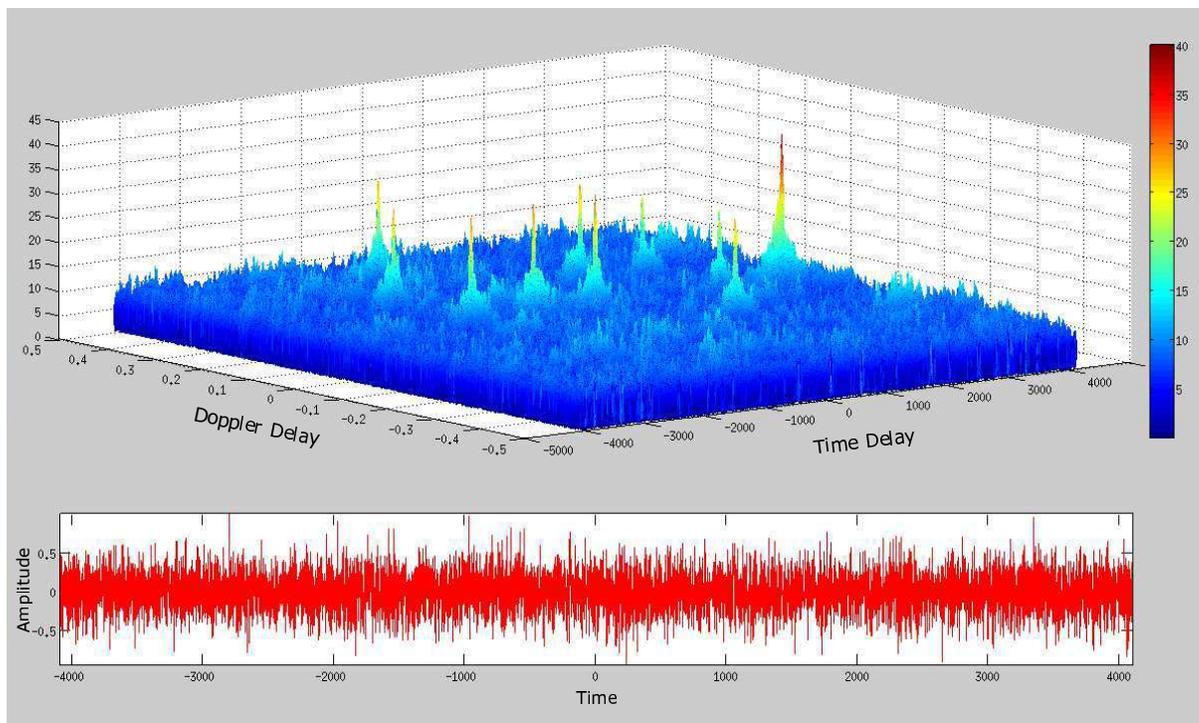


Figura 6–30: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 2, con -5dB SNR.

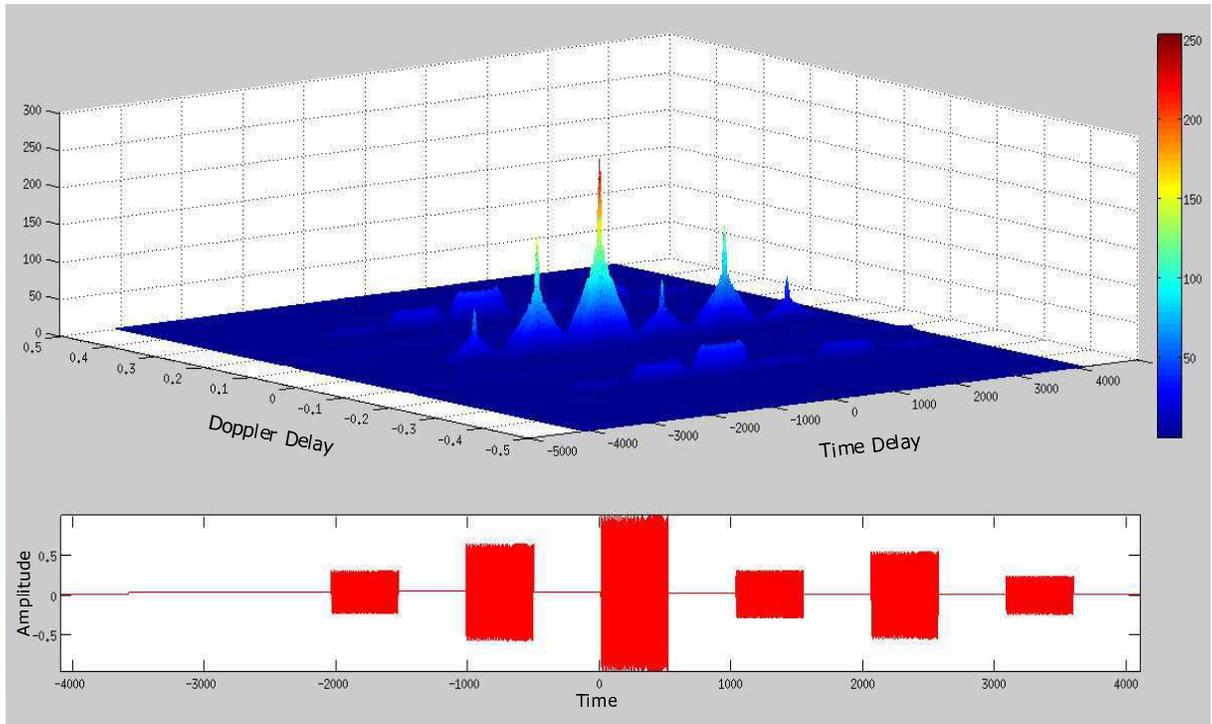


Figura 6–31: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 3, sin Ruido.

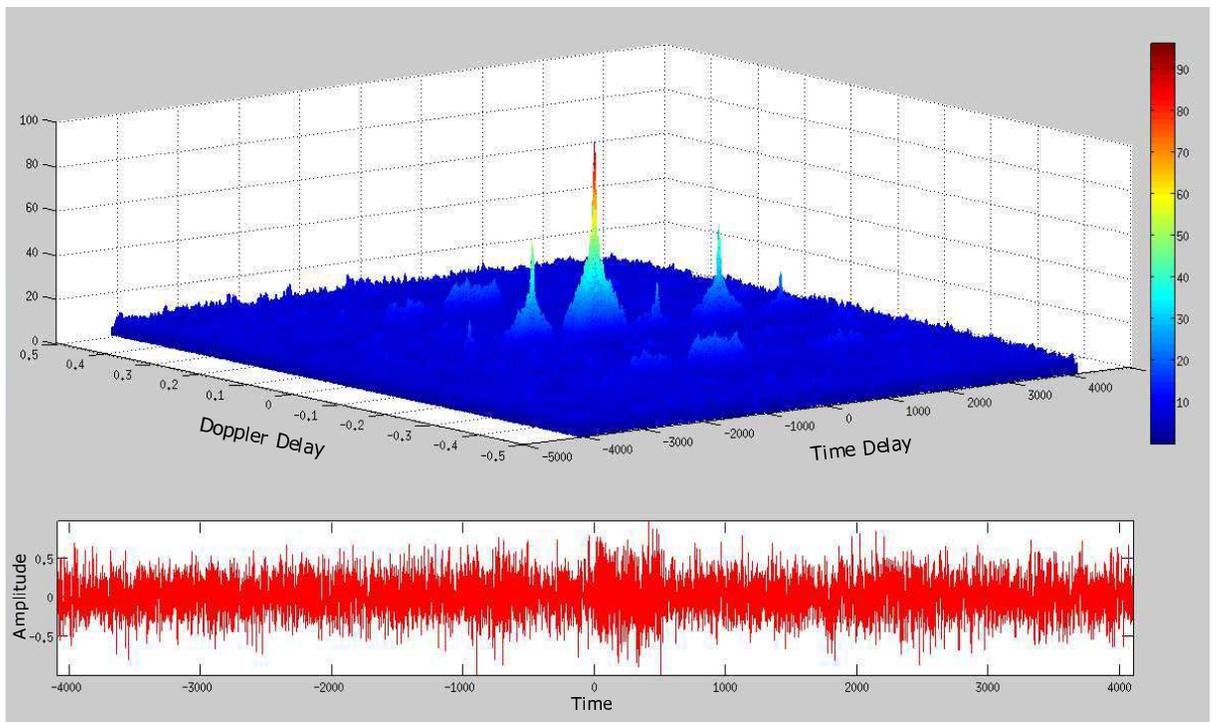


Figura 6–32: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 3, con -5dB SNR.

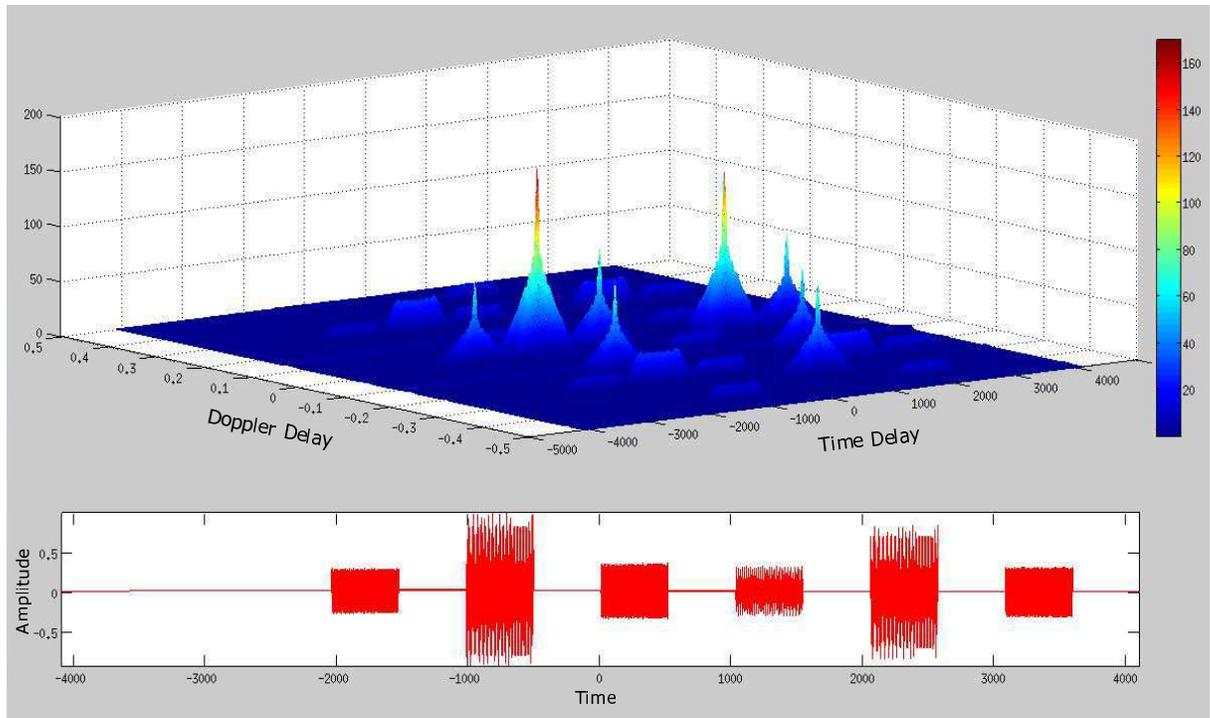


Figura 6–33: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 4, sin Ruido.

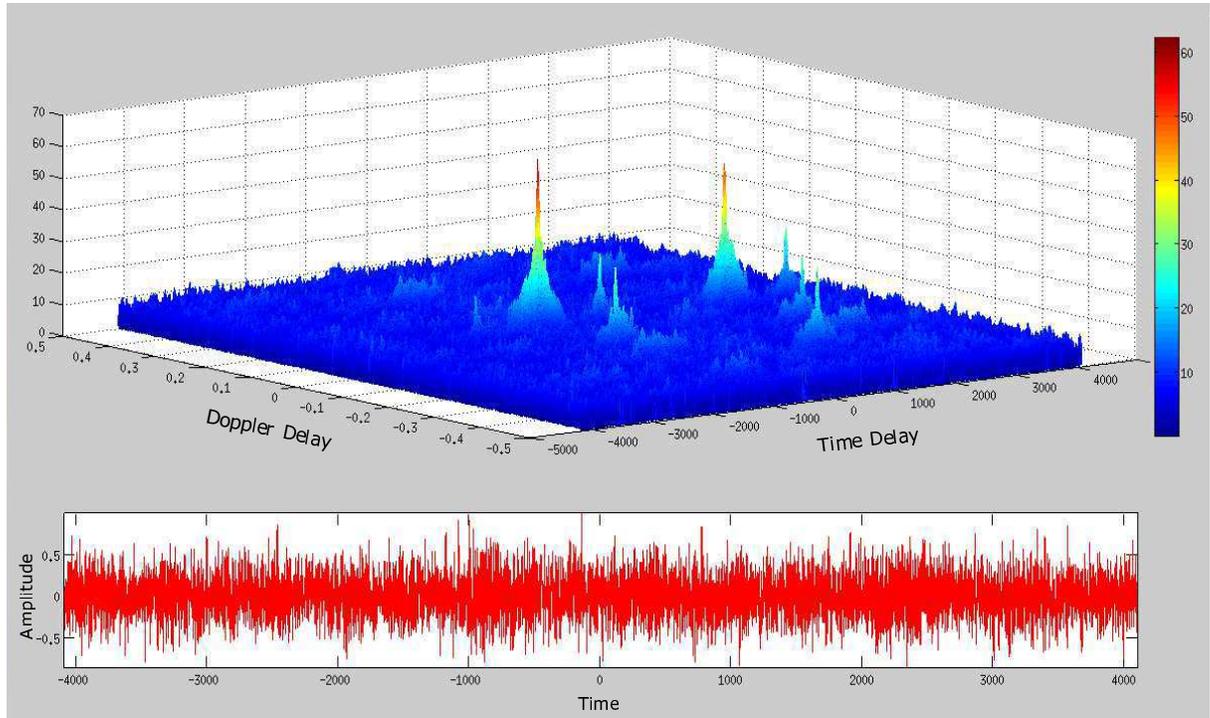


Figura 6–34: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 4, con -5dB SNR.

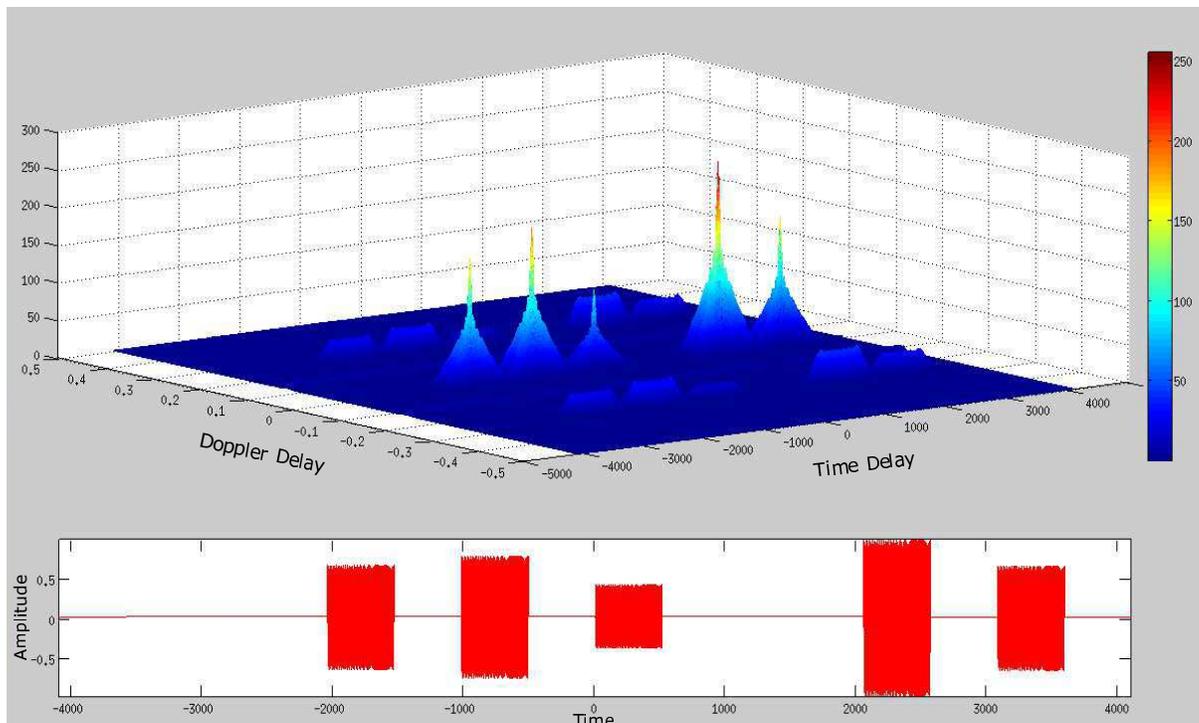


Figura 6–35: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 5, sin Ruido.

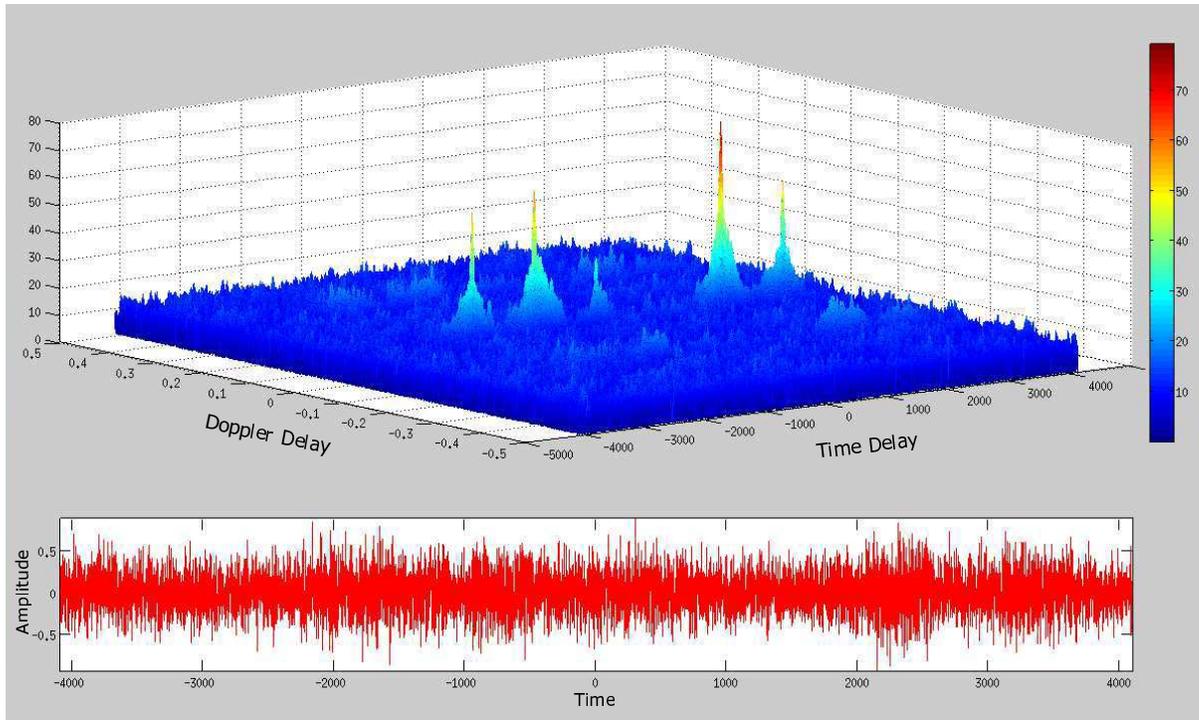


Figura 6–36: Rastreo de Múltiples Objetos Usando Pulsos “Chirp” (MMFP), Tiempo de Rastreo 5, con -5dB SNR.

Capítulo 7

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

7.1. Conclusiones

- Este trabajo presentó un marco computacional para el análisis y diseño de algoritmos de procesamiento de señales utilizados en la estimación acústica, dispersiva, y aleatoriamente variante en tiempo, de canales de comunicación submarina en aguas profundas. Se utilizó una formulación de lenguaje matemático para describir procesos de estimación de canales, desarrollando distribuciones de tiempo-frecuencia discretas cíclicas únicas para la estimación de rango-Doppler y explotando las propiedades algebraicas de las estructuras circulantes de bloque para reducir la complejidad computacional global.
- Los resultados presentados aquí se basan en el trabajo de W. Li y J. C. Preisig sobre la estimación de los canales dispersos que varían rápidamente en función del tiempo, el trabajo de P.C. Carrascosa y M. Stojanovic, sobre la estimación del canal acústico submarino mediante multiplexación espacial y el trabajo de S. Yatawatta y A. Petropulu sobre la estimación del canal ciego. Las operaciones de rastreo de múltiples objetos se lograron satisfactoriamente usando un banco de prueba de estimación de canal MIMO de 2×2 .

- El trabajo presentado en esta tesis demostró que el lenguaje de los productos Kronecker permanece, después de más de veinte (20) años, como una herramienta invaluable para la formulación de algoritmos de procesamiento de señales. Los productos Kronecker de álgebra señales, es una rama del álgebra multilineal de dimensiones finitas, que continúan produciendo resultados fructíferos cuando se trabaja con tratamiento de señales de alta dimensionalidad. Por ejemplo, se ha aprovechado el hecho de que la matriz de transformada de Fourier discreta (TFD) puede ser representada como un producto de matrices dispersas, tanto por decimación en tiempo (DET) y por decimación en frecuencia (DEF) para formular operaciones de filtrado cíclico, utilizando la propiedad de la matriz TFD para la diagonalización de matrices circulantes.
- Las formulaciones de algoritmos se implementaron eficientemente utilizando los entornos de programación Matlab y lenguaje C. A través de estas implementaciones de algoritmos, se ha demostrado que la formulación MPMCOR era la más precisa; sin embargo, también fue la más lenta.

7.2. Trabajos Futuros

- Extender este trabajo de tesis a una implementación en paralelo de los algoritmos en lenguaje C y Matlab.
- Se puede realizar una conversión del código escrito en lenguaje C a código para la FPGA, para obtener mejores resultados en el rendimiento.

Bibliografía

- [1] Haykin Simon Costa Nelson. *Multiple-Input, Multiple-Output Channel Models: Theory and Practice*. John Wiley & Sons, New York, NY, USA, 1978.
- [2] D. Rodriguez. A computational kronecker-core array algebra sar raw data generation modeling system. In *Signals, Systems and Computers, 2001. Conference Record of the Thirty-Fifth Asilomar Conference on*, volume 1, pages 116 –120 vol.1, 2001.
- [3] A. Graham. *Kronecker products and matrix calculus: with applications*. Ellis Horwood series in mathematics and its applications. Horwood, 1981.
- [4] D. Marquez, J. Valera, A. Camelo, C. Aceros, M. Jimenez, and D. Rodriguez. Implementations of cyclic cross-ambiguity functions in fpgas for large scale signals. In *Circuits and Systems (LASCAS), 2011 IEEE Second Latin American Symposium on*, pages 1–4, Feb. 2011.
- [5] M. F. Baumgartner, L. Freitag, J. Partan, K. R. Ball, and K. E. Prada. Tracking large marine predators in three dimensions: The real-time acoustic tracking system. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 33(2):146–157, April 2008.
- [6] I. Karoui, I. Quidu, and M. Legris. Automatic sea-surface obstacle detection and tracking in forward-looking sonar image sequences. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(8):4661–4669, Aug 2015.
- [7] D. Angela, C. Ion, I. Cornel, B. Diana, and P. Teodor. Underwater object tracking using time frequency signatures of acoustic signals. In *OCEANS 2014 - TAIPEI*, pages 1–5, April 2014.

- [8] S. H. Huang, T. C. Yang, and Jenho Tsao. Tracking time-varying correlated underwater acoustic channels in the signal subspace. In *Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Underwater Networks and Systems, WUWNet '13*, pages 32:1–32:7, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [9] Enric Galceran, Vladimir Djapic, Marc Carreras, and David P Williams. A real-time underwater object detection algorithm for multi-beam forward looking sonar. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(5):306 – 311, 2012.
- [10] W. Li and J. C. Preisig. Estimation and equalization of rapidly varying sparse acoustic communication channels. In *OCEANS 2006*, pages 1–6, Sept 2006.
- [11] J.G. Proakis. *Digital Communications*. Electrical engineering series. McGraw-Hill, 2001.
- [12] P. Bello. Characterization of randomly time-variant linear channels. *IEEE Transactions on Communications Systems*, 11(4):360 –393, december 1963.
- [13] Johan Sandberg and Maria Hansson-Sandsten. Optimal stochastic discrete time-frequency analysis in the ambiguity and time-lag domain. *Signal Processing*, 90(7):2203–2211, july 2010.
- [14] Domingo Rodriguez, Cesar Aceros, Juan Valera, and Edwin Anaya. A framework for multiple object tracking in underwater acoustic mimo communication channels. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 6(1), 2017.
- [15] P. Amini, R. R. Chen, and B. Farhang-Boroujeny. Filterbank multicarrier communications for underwater acoustic channels. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 40(1):115–130, Jan 2015.
- [16] J. Han, L. Zhang, and G. Leus. Partial fft demodulation for mimo-ofdm over time-varying underwater acoustic channels. *IEEE Signal Processing Letters*, 23(2):282–286, Feb 2016.

- [17] W. Q. Wang. Mimo sar ofdm chirp waveform diversity design with random matrix modulation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(3):1615–1625, March 2015.
- [18] S. J. Cheng, W. Q. Wang, and H. Z. Shao. Spread spectrum-coded ofdm chirp waveform diversity design. *IEEE Sensors Journal*, 15(10):5694–5700, Oct 2015.
- [19] X. He, R. Song, and W. P. Zhu. Pilot allocation for distributed-compressed-sensing-based sparse channel estimation in mimo-ofdm systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 65(5):2990–3004, May 2016.
- [20] M. F. Duarte and R. G. Baraniuk. Kronecker compressive sensing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(2):494–504, Feb 2012.
- [21] J. Lee, G. T. Gil, and Y. H. Lee. Channel estimation via orthogonal matching pursuit for hybrid mimo systems in millimeter wave communications. *IEEE Transactions on Communications*, 64(6):2370–2386, June 2016.
- [22] S.G. Mallat and Zhifeng Zhang. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *Trans. Sig. Proc.*, 41(12):3397–3415, December 1993.
- [23] Y. C. Pati, R. Rezaifar, and P. S. Krishnaprasad. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition. In *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pages 40–44 vol.1, Nov 1993.
- [24] P.M. Woodward. Front matter. In *Probability and Information Theory with Applications to Radar (Second Edition)*, International Series of Monographs on Electronics and Instrumentation, pages iii –. Pergamon, second edition edition, 1953.
- [25] Nadav Levanon and Mozeson Eli. *Radar Signals*. Willey & Sons Inc., New Jersey, 2004.

- [26] Weichang Li and J.C. Preisig. Estimation of rapidly time-varying sparse channels. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 32(4):927–939, oct. 2007.
- [27] P. Ceballos Carrascosa and M. Stojanovic. Adaptive channel estimation and data detection for underwater acoustic mimo-ofdm systems. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 35(3):635–646, July 2010.
- [28] S. Yatawatta and A. P. Petropulu. Blind channel estimation in mimo ofdm systems with multiuser interference. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(3):1054–1068, March 2006.
- [29] C. Y. Chen and P. P. Vaidyanathan. Mimo radar ambiguity properties and optimization using frequency-hopping waveforms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 56(12):5926–5936, Dec 2008.
- [30] E. Brookner. Mimo radars and their conventional equivalents. In *2016 IEEE Radar Methods and Systems Workshop (RMSW)*, pages 7–15, Sept 2016.
- [31] Y. Pailhas and Y. Petillot. Mimo sonar systems for harbour surveillance. In *OCEANS 2015 - Genova*, pages 1–6, May 2015.