



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE CUENCA
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

APLICACIÓN DE LA TEORÍA DE SENSADO COMPRESIVO PARA LA ESTIMACIÓN
DE CANAL EN SISTEMAS DE TRANSMISIÓN MIMO USANDO RADIO DEFINIDO
POR SOFTWARE

Trabajo de titulación previo a la obtención
del título de Ingeniero Electrónico

AUTOR: JOSÉ GERARDO ORTIZ CEVALLOS

TUTOR: ING. ESTEBAN FERNANDO ORDÓÑEZ MORALES, Ph.D

CO-TUTOR: ING. JUAN PAÚL INGA ORTEGA, MgT.

Cuenca - Ecuador

2022

CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, José Gerardo Ortiz Cevallos con documento de identificación N° 0104210430, manifiesto que:

Soy el autor y responsable del presente trabajo; y, autorizo a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

Cuenca, 25 de febrero del 2022

Atentamente,



José Gerardo Ortiz Cevallos

0104210430

CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

Yo, José Gerardo Ortiz Cevallos con documento de identificación N° 0104210430, expreso mi voluntad y por medio del presente documento cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del Proyecto técnico con enfoque investigativo: “Aplicación de la teoría de sensado compresivo para la estimación de canal en sistemas de transmisión MIMO usando radio definido por software”, el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Electrónico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribo este documento en el momento que hago la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, 25 de febrero del 2022

Atentamente,



José Gerardo Ortiz Cevallos

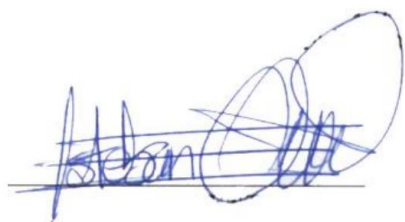
0104210430

CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Esteban Fernando Ordóñez Morales con documento de identificación N° 0102545381, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: APLICACIÓN DE LA TEORÍA DE SENSADO COMPRESIVO PARA LA ESTIMACIÓN DE CANAL EN SISTEMAS DE TRANSMISIÓN MIMO USANDO RADIO DEFINIDO POR SOFTWARE, realizado por José Gerardo Ortiz Cevallos con documento de identificación N° 0104210430, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción Proyecto técnico con enfoque investigativo que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, 25 de febrero del 2022

Atentamente,



Ing. Esteban Fernando Ordóñez Morales, Ph.D.

0102545381

AGRADECIMIENTOS

Es necesario agradecer el apoyo incondicional de mi familia, principalmente de mi madre Elena y mis hermanas Yadira y Joseline, que han sido el mayor apoyo en todas las adversidades que se han presentado durante mi estancia en la Universidad, de Cristina que se ha convertido en parte importante del cumplimiento de esta meta.

Sin olvidar de los profesores, agradezco también a Ing. Esteban Ordoñez y Ing. Juan Inga por ser el apoyo y la guía indispensables para correcto el desarrollo de este proyecto.

José Gerardo Ortiz Cevallos

DEDICATORIA

En este momento solo puedo dedicar este trabajo a mi padre, que, a pesar de todo su apoyo, no logró llegar a ver este momento.

Un discurso apasionado, como un mar embravecido, como trueno en la tormenta, como rugido en la selva.

Encubriendo tu mensaje, con una dulce metáfora, taladrando nuestra mente y acariciando el alma. Calmando nuestros miedos, con palabras de consuelo, nuestras tristezas con risas y derrotas con anhelos.

Con la esperanza guardada, que un día esas palabras, nos iluminen el camino y nos fortalezcan en las luchas, cual faro que alumbra, en la tiniebla más profunda, como la estrella que brilla, en el oscuro firmamento.

Hoy nos faltan esas metáforas, que conocimos de memoria, disfrazando en una historia, las palabras perfectas para cada ocasión, como un rompecabezas o de los más grandes poetas una delicada composición. Se apagaron los micrófonos, se callaron los discursos, y hoy retumba en mis adentros, el silencio sempiterno de tu adiós.

José Gerardo Ortiz Cevallos

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE GENERAL.....	I
ÍNDICE DE FIGURAS	III
ÍNDICE DE TABLAS	VII
ÍNDICE DE ALGORITMOS.....	VIII
RESUMEN	IX
INTRODUCCIÓN	X
ANTECEDENTES DEL PROBLEMA DE ESTUDIO	XII
JUSTIFICACIÓN (IMPORTANCIA Y ALCANCES)	XIII
OBJETIVOS	XIV
OBJETIVO GENERAL.....	XIV
OBJETIVOS ESPECÍFICO	XIV
CAPÍTULO 1: ESTADO DEL ARTE ESTIMADORES DE CANAL	1
1.1. Multiplexación Por División De Frecuencia Ortogonal	2
1.2. Sistemas Inalámbricos Multiple Input-Multiple Output.....	3
1.3. Estimadores De Canal Por Secuencias De Entrenamiento	6
1.3.1. Tipos De Distribución De Pilotos	7
1.3.2. Algoritmos de Estimación de Canal Lineales por Secuencias de Entrenamiento	9
1.4. Estimadores De Canal Ciegos	12
1.5. Estimación De Canal Mediante Deep Learning	13
1.6. Selección Del Modelo De Referencia	14
1.6.1. Ventajas Y Desventajas De Algoritmos De Estimación Lineal.....	14
1.6.2. Ventajas Y Desventajas De Los Algoritmos De Estimación Ciega.....	15
CAPÍTULO 2: COMPRESIVE SENSING PARA LA ESTIMACIÓN DE CANAL	16
1.7. Teoría De Compressive Sensing.....	16
1.8. Elementos De Compressive Sensing	17

1.9.	Recuperación De La Señal	19
1.9.1.	Orthogonal Matching Pursuit	20
1.9.2.	Compressive Sampling Matching Pursuit`	21
1.9.3.	Norma $L1$	22
1.9.4.	Gradient Projection for Sparse Reconstruction	23
CAPÍTULO 3: IMPLEMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.....		25
1.1.	Descripción General Del Sistema Implementado.....	25
1.1.1.	Transmisor.....	27
1.1.2.	Receptor	30
1.1.3.	Estimador de Canal	34
1.2.	Resultados Obtenidos con el Sistema con Estimador LS	39
1.3.	Resultados del Sistema Obtenidos con Compressive Sensing	42
CAPÍTULO 4: CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS		45
Conclusiones:		45
Recomendaciones.....		46
Trabajos futuros.....		46
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		48
APÉNDICES		52
APÉNDICE A: PROGRAMACIÓN DEL SDR PARA TRANSMISIÓN EN LABVIEW NXG.....		52
APÉNDICE B: PROGRAMACIÓN DEL SDR PARA RECEPCIÓN EN LABVIEW NXG.		62
APÉNDICE C: BLOQUES DE PROGRAMA DEL ESTIMADOR DE CANAL.....		70

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. <i>Esquema del Canal MIMO</i>	4
Figura 1.2. <i>Distribución de Símbolos Piloto Tipo Bloque para sistemas OFDM</i>	7
Figura 1.3. <i>Distribución de Símbolos Piloto Tipo Peine para sistemas OFDM</i>	8
Figura 1.4. <i>Distribución de Símbolos Piloto Tipo Red para sistemas OFDM</i>	9
Figura 1.5. <i>Clasificación de los Algoritmos de Estimación Ciega de Canal</i>	13
Figura 2.1. (a) <i>Representación visual de las matrices que componen el proceso de compresión de una señal</i> (b) <i>Representación visual de las matrices del proceso de reconstrucción de señales</i>	18
Figura 3.1. <i>Esquema de Equipos Usados</i>	26
Figura 3.2. <i>Distribución de los Equipos Usados</i>	26
Figura 3.3. <i>Etapas Programadas Para el Transmisor</i>	27
Figura 3.4. <i>Estructura Símbolo OFDM sin CP</i>	29
Figura 3.5. <i>Símbolos OFDM con Prefijo Cíclico</i>	29
Figura 3.6. <i>Bloque de Transmisión</i>	30
Figura 3.7. <i>Etapas Programadas Para el Receptor</i>	31
Figura 3.8. <i>Ubicación del Bloque Estimador de Canal</i>	34
Figura 3.9. <i>Montaje de los equipos a 90 cm de distancia</i>	35
Figura 3.10. (a) <i>Espectro Normal de la transmisión</i> . (b) <i>Espectro Interferido</i>	36
Figura 3.11. <i>BER vs Potencia Tx para LS con las Combinaciones de Antenas Planteadas</i>	39
Figura 3.12. <i>BER vs Potencia Tx de LS con las Combinaciones de Antenas Planteadas</i>	40
Figura 3.13. <i>Diagrama de Ojo Para las Cuatro Combinaciones de Antenas</i>	41
Figura 3.14. <i>JT en la Combinación de Antenas 1</i>	41
Figura 3.15. <i>Diagrama de Ojo de las Combinaciones de Antenas 1 y 2 para el Estimador CS con $k = 10$</i>	42
Figura 3.16. <i>Diagrama de Ojo de las Combinaciones de Antenas 1 y 2 para el Estimador CS con $k = 5$</i>	42

Figura 3.17. <i>BER de los Estimadores Implementados con Distintas Combinaciones de Antenas</i>	43
Figura A.1. <i>Panel de Configuraciones del Transmisor en Labview NXG</i>	52
Figura A.2. <i>Bloques de Programación de la Construcción del Bloque de Información del Transmisor En LabVIEW NXG</i>	53
Figura A.3. <i>Bloques de Programación Para Enviar el Bloque de Información del Transmisor En Labview NXG</i>	54
Figura A.4. <i>Ícono del Bloque de Generación de Bits</i>	54
Figura A.5. <i>Programación del Bloque de Generación de Bits</i>	55
Figura A.6. <i>Ícono del Bloque de Codificación Convolutacional</i>	55
Figura A.7. <i>Programación del Bloque de Codificación Convolutacional</i>	55
Figura A.8. <i>Ícono del Bloque de Codificación Alamouti</i>	56
Figura A.9. <i>Programación del Bloque de Codificación Alamouti</i>	56
Figura A.10. <i>Ícono del Bloque Conversión Serie-Paralelo</i>	56
Figura A.11. <i>Programación del Bloque Conversión Serie-Paralelo</i>	57
Figura A.12. <i>Ícono del Bloque Modulación OFDM</i>	57
Figura A.13. <i>Programación del Bloque Modulación OFDM</i>	57
Figura A.14. <i>Ícono del Bloque de Inserción de Símbolos Piloto</i>	58
Figura A.15. <i>Programación del Bloque de Inserción de Símbolos Piloto</i>	58
Figura A.16. <i>Ícono del Bloque de Inserción de Bandas de Guarda</i>	58
Figura A.17. <i>Programación del Bloque de Inserción de Bandas de Guarda</i>	59
Figura A.18. <i>Ícono del Bloque de Inserción del Prefijo Cíclico</i>	59
Figura A.19. <i>Programación del Bloque de Inserción del Prefijo Cíclico</i>	59
Figura A.20. <i>Ícono del Bloque de Filtro Conformador de Pulso</i>	60
Figura A.21. <i>Programación del Bloque de Filtro Conformador de Pulso</i>	60
Figura A.22. <i>Ícono del Bloque de Sobremuestreo</i>	60
Figura A.23. <i>Programación del Bloque de Sobremuestreo</i>	61
Figura A.24. <i>Ícono del Bloque de Generación de Secuencias de Zadoff-Chu</i>	61
Figura A.25. <i>Programación del Bloque de Generación de Secuencias de Zadoff-Chu</i>	61

Figura B.1. <i>Panel de Configuraciones del Receptor en Labview NXG</i>	62
Figura B.2. <i>Bloques de Configuración del USRP</i>	63
Figura B.3. <i>Bloques de Procesamiento de la Información Recibida por el USRP</i>	63
Figura B.4. <i>Ícono del Bloque que Divide los Flujos de Información</i>	63
Figura B.5. <i>Programación del Bloque que divide los Flujos de Información</i>	64
Figura B.6. <i>Ícono del Bloque de Detección de Inicio de Trama</i>	64
Figura B.7. <i>Programación del Bloque de Detección de Inicio de Trama</i>	64
Figura B.8. <i>Ícono del Bloque de Detección Sincronización de Temporizado y Submuestreo</i> .	65
Figura B.9. <i>Programación del Bloque de Detección Sincronización de Temporizado y Submuestreo</i>	65
Figura B.10. <i>Ícono del Bloque de Normalización de Muestras</i>	65
Figura B.11. <i>Programación del Bloque de Normalización de Muestras</i>	65
Figura B.12. <i>Ícono del Bloque de Demodulación OFDM</i>	66
Figura B.13. <i>Programación del Bloque de Demodulación OFDM</i>	66
Figura B.14. <i>Ícono del Bloque de Medición de Desplazamiento de Frecuencia de Portadora</i>	66
Figura B.15. <i>Programación del Bloque de Medición de Desplazamiento de Frecuencia de Portadora</i>	67
Figura B.16. <i>Ícono del Bloque de Remoción del Prefijo Cíclico</i>	67
Figura B.17. <i>Programación del Bloque de Remoción del Prefijo Cíclico</i>	67
Figura B.18. <i>Ícono del Bloque de Corrección de CFO</i>	67
Figura B.19. <i>Programación del Bloque de Corrección de CFO</i>	68
Figura B.20. <i>Ícono del Bloque de Remoción de Bandas de Guarda</i>	68
Figura B.21. <i>Programación del Bloque de Remoción de Bandas de Guarda</i>	68
Figura B.22. <i>Programación del Bloque de Detección de Símbolos con Alamouti</i>	69
Figura B.23. <i>Programación del Bloque de Detección de Símbolos con Alamouti</i>	69
Figura C.1. <i>Ícono del Bloque de Estimación de Canal</i>	70
Figura C.2. <i>Programación del Bloque de Estimación de Canal LS</i>	70
Figura C.3. <i>Ícono del Bloque Estimador de Canal LS</i>	70

Figura C.4. Programación del Bloque Estimador de Canal LS.....	71
Figura C.5. Programación del Bloque Estimación de Canal CS.....	71
Figura C.6. Ícono del Bloque Estimador de Canal CS.....	71
Figura C.7. Programación del Bloque Estimador de Canal CS	72
Figura C.8. Interfaz de Comunicación de Matlab del Bloque Estimador de Canal	72
Figura C.9. Interfaz de Comunicación de Matlab del Bloque Estimador de Canal	72

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1. Ventajas y Desventajas de los Algoritmos de Estimación por Secuencias de Entrenamiento	14
Tabla 1.2. Ventajas y Desventajas de los Algoritmos de Estimación Ciega.....	15
Tabla 3.1. <i>Combinaciones de Antenas Utilizadas</i>	35
Tabla 3.2. <i>Subportadoras Usadas con $k = 10$</i>	37
Tabla 3.3. <i>Subportadoras Usadas con $k = 5$</i>	38
Tabla 3.4. <i>Medidas del J_T con LS con las Diferentes Combinaciones</i>	42
Tabla 3.5. <i>Medidas del J_T en las Diferentes Combinaciones</i>	44

ÍNDICE DE ALGORITMOS

Algoritmo 1: OMP	20
Algoritmo 2: CoSaMP.....	21
Algoritmo 3: GPSR.....	24

RESUMEN

En este trabajo se realiza la aplicación de la teoría de sensado compresivo (CS) en sistemas de entrada múltiple y salida múltiple con esquema de multiplexación por división de frecuencia ortogonal (MIMO-OFDM), utilizando radio definido por software. Para el proceso de estimación de canal se tiene dos inconvenientes, el primero se da por el uso ineficiente del espectro y, el segundo, por la carga computacional utilizada para la estimación. Se estudia CS como una alternativa para solventar el primero de ellos, pero con un menor coste computacional que otras alternativas. En este trabajo se implementan los algoritmos OMP, CoSaMP, GPSR y el Toolbox de Matlab L1-Magic en un sistema MIMO-OFDM para reducir el número de pilotos durante la estimación de canal y obtener así una mayor eficiencia en el uso del espectro. El principal factor que se pretende analizar es el desempeño de los algoritmos CS para poder reconstruir el canal con un pequeño número de muestras, en este caso se plantearon usar 5 y 10 símbolos piloto. Para esto se obtiene la curva de BER para cada uno de los algoritmos mencionados y se los compara con el desempeño estimador LS en un entorno con las mismas condiciones, pero utilizando 25 símbolos piloto.

De la implementación de los algoritmos ya mencionados, se obtuvo que únicamente el algoritmo OMP logró converger, además, que se logra una eficiencia espectral superior al menos un 20 % comparado con un estimador LS. El principal problema que afecta la reconstrucción del canal por CS es el desplazamiento en la frecuencia de portadora, porque cuando existe este efecto, el estimador CS no logra corregirlo, contrario a los estimadores lineales, que si lo logran. Por lo tanto, en ambientes muy ruidosos y en sistemas con niveles bajos de potencia, no es factible la implementación de estimadores con CS.

INTRODUCCIÓN

Las comunicaciones digitales inalámbricas se han desarrollado apuntando a dos metas muy claras, la primera es mejorar las tasas de transmisión de datos, considerando que el espectro electromagnético disponible para esto no se puede ampliar, es necesario que los sistemas de comunicaciones inalámbricas optimicen su uso del espectro, de forma que, manteniendo las características físicas del canal, se pueda aumentar la información que se envía en cada ráfaga transmitida. La segunda es volver los sistemas más robustos para trabajar en canales cada vez más ruidosos y saturados, por el creciente número de usuarios de estas tecnologías.

Uno de los inconvenientes es que el proceso de transmisión es altamente ineficiente espectralmente, porque se añade gran cantidad de información, que no es del usuario, para poder aplacar los efectos que se presentan al pasar por el canal inalámbrico que es altamente variable. Una de las etapas que necesita esa adición de información es en la estimación de canal, que añade símbolos conocidos por el transmisor y receptor, llamados “Símbolos Piloto” entre la información del usuario y de esta forma obtener los efectos que producen el canal en ellos y estimar los coeficientes de la función de transferencia del canal.

Una de las primeras alternativas es evitar el uso de símbolos piloto mediante una estimación de canal ciega, que procesa la información de forma que haciendo un proceso inverso, pero con un alto coste computacional que hace que sea difícil su implementación.

La teoría de CS se presenta como una forma de solventar la primera de esas metas que es volver más eficiente el proceso de estimación de canal, utilizando una menor cantidad de símbolos piloto y aprovechando una de sus características más importantes conocido como *sparsity* y es que permite reconstruir una señal, aún con un escaso número de muestras, pero con un coste computacional más bajo que los estimadores de canal ciegos.

En este documento en el Capítulo 1 se realiza una introducción a las comunicaciones MIMO-OFDM, posteriormente una revisión de los algoritmos de estimación de canal por secuencias de entrenamiento, estimadores de canal ciegos y estimadores *Deep Learning* y se comparan las ventajas y desventajas entre los estimadores de canal por secuencias de entrenamiento y estimadores de canal ciegos. En el Capítulo 2 se describe la teoría del paradigma CS, la matemática que utiliza para la reconstrucción de señales. Luego se presentan

los algoritmos de reconstrucción dispersa OMP, CoSaMP, GPSR y el toolbox de Matlab L1-Magic, que se implementan en el Capítulo 3, en el mismo que se muestran los resultados obtenidos con las implementaciones y el Capítulo 4 se detallan las conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros.

ANTECEDENTES DEL PROBLEMA DE ESTUDIO

En una comunicación inalámbrica, uno de los principales retos es determinar el efecto que produce el canal en la señal transmitida y, por lo tanto, en los datos enviados para poder reducir su efecto en la transmisión. Esto se logra mediante la Respuesta al Impulso del Canal (de sus siglas en inglés Channel Impulse Response, CIR), lo que a su vez permite cancelarlo en etapas posteriores. La estimación de canal es el proceso que posibilita conocer la CIR que existe en el canal durante la transmisión.

Los sistemas actuales, para estimar el canal, utilizan uno de los principales algoritmos implementados que es Mínimos Cuadrados (de sus siglas en inglés Least Square, LS), que realiza una estimación basada en secuencias de entrenamiento; sin embargo, añade información adicional en la trama de transmisión y, por lo tanto, parte del ancho de banda de la comunicación es usado para transmitir esta información adicional que se aplica a través de símbolos piloto en el caso de la transmisión de símbolos para Multiplexación por División de Frecuencias Ortogonales (de sus siglas en inglés Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, OFDM).

Si se considera que en un sistema inalámbrico el ancho de banda es fijo, la cantidad de datos que pueden ser transmitidos por él también lo es, por lo que, al añadir información adicional se reduce la tasa efectiva de datos que se pueden enviar.

JUSTIFICACIÓN (IMPORTANCIA Y ALCANCES)

El avance tecnológico ha creado sociedades con necesidades de comunicación cada vez mayores. Estas necesidades van desde mayores tasas de transmisión, hasta el número de equipos que se pueden conectar a la red, por lo que, es necesario implementar sistemas con nuevos esquemas que permitan mejorar las capacidades que se proveen actualmente.

Para solventar el problema de tasas de transmisión, se propone evaluar alternativas que permitan una mayor eficiencia en el uso del espectro radioeléctrico, maximizando la carga útil transferida. Uno de los puntos críticos en los cuales se reduce dicha carga útil, es en el proceso de estimación de canal, que incrementa información adicional que permite conocer la CIR durante la transmisión en determinados intervalos de tiempo.

Por lo tanto, se vuelve necesario buscar esquemas alternativos a los tradicionales que reduzcan al mínimo la información adicionada en la transmisión, aumentando la eficiencia en el uso del ancho de banda y, a su vez, aumente las tasas de transmisión. Las líneas de investigación en años recientes han orientado su esfuerzo para analizar los métodos de reconstrucción de señales para mejorar así la eficiencia del sistema.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

- Estimación de canal para MIMO mediante algoritmos de reconstrucción por Compressive Sensing usando SDRs (Radio Definido Por Software).

OBJETIVOS ESPECÍFICO

- Establecer y estudiar estimadores de canal para MIMO.
- Realizar un estado del arte del uso de Compressive Sensing y de algoritmos de reconstrucción dispersa orientados a la estimación de Canal.
- Implementar estimador de canal con por lo menos dos algoritmos de optimización para MIMO con Compressive Sensing usando SDRs.
- Comparar y analizar resultados de estimadores de canal lineales para MIMO vs el uso de Compressive Sensing en la estimación de canal.

CAPÍTULO 1: ESTADO DEL ARTE ESTIMADORES DE CANAL

Este capítulo busca introducir al lector en los efectos de las comunicaciones inalámbricas, el uso de modulaciones multiportadora, sistemas MIMO y como los estimadores de canal tienen gran interés en la búsqueda de mejorar la operación de los sistemas de transmisión digital inalámbricos.

En general, uno de los principales retos de las comunicaciones inalámbricas es lidiar con el efecto que se produce en la información transmitida al viajar por el aire, que principalmente son: atenuación de la señal transmitida, modulación de la señal producido por el multitrayecto, dispersión en el tiempo por multitrayectos, etc, siendo uno de los más importantes la distancia existente desde la estación base, hasta el receptor móvil, lo que produce grandes fluctuaciones (fading) en la señal transmitida [1].

Para su modelamiento se establece al aire como “canal” y se considera como sistema Lineal Variante en el Tiempo (de sus siglas en inglés Linear Time-Variant, LTV), esto se produce por el movimiento del receptor y/o porque hay elementos que generan dispersión de la señal que viaja en el aire y si estos elementos dispersivos se mueven, la respuesta del canal se modificará. Esto implica la existencia de múltiples trayectos que se generan durante la transmisión y algunos de éstos pueden verse modificados en diversos instantes de tiempo. De igual forma, las reflexiones en los objetos en la vecindad del receptor, el ancho de banda de la transmisión, son factores que inciden en la variabilidad del canal [1]. Todas estas características, siempre están presentes en la transmisión inalámbrica y cambian en cada instante de tiempo. Esto hace que sea imposible establecer un modelo matemático único para representar el canal.

Entonces, es necesario hacer el análisis del canal en intervalos de tiempo sumamente cortos, en el cual se puede considerar como un sistema Lineal Invariante en el Tiempo (de sus

siglas en inglés Linear Time-invariant, LTI) denominado tiempo de coherencia, de forma que, para cada intervalo se determina una respuesta al impulso del canal [2].

Esta es la principal función del estimador de canal, determinar los coeficientes de la función de transferencia para cada símbolo recibido en el Tiempo de Coherencia determinado, permitiendo al sistema de comunicación adaptarse de forma inmediata a las variaciones del canal que se producen en el tiempo; además, entrega información del canal al receptor, esto permite que el receptor tenga la información necesaria para la detección de la información transmitida.

1.1. Multiplexación Por División De Frecuencia Ortogonal

En muchos de los actuales sistemas de comunicaciones inalámbricas de capacidades mayores a las redes de sensores, se implementa la modulación multiportadora, de manera específica, la Multiplexación por División de Frecuencia Ortogonal (de sus siglas en inglés Orthogonal Frquency-division Multiplexing, OFDM). Así, OFDM plantea cada subportadora como canal ortogonal e independiente de los demás canales, lo que permite presentar las componentes de la señal recibida como un producto de la señal que se transmitió con la respuesta al impuso de dicho canal, permitiendo recuperar la señal transmitida a través de la estimación de la respuesta del canal solo en una subportadora [3].

En comparación con los sistemas de portadora única, OFDM permite un uso altamente eficiente del espectro, ya que cada símbolo es enviado por una subportadora que, por sus características de ortogonalidad, reducen el ancho de banda empleado por el solapamiento entre ellas, y la división del canal en N subcanales de banda estrecha hace que sea más resistente al desvanecimiento selectivo en frecuencia [4].

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_N \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

Estas N subportadoras componen un símbolo OFDM y el modelo de la señal recibida la se representa con la ecuación (1), donde y es la señal recibida, h el canal y w el ruido. Además, se insertan un conjunto de subportadoras con energía cero para ser usadas como intervalos de guarda; es decir, se aplica una adición de ceros antes y después de las portadoras de información

Cabe resaltar que estos intervalos de guarda se agregan luego de adicionar el prefijo cíclico. Este Prefijo Cíclico (de sus siglas en inglés Cyclic Prefix, CP) consiste en usar un grupo de los últimos símbolos de información y repetirlos al inicio del símbolo OFDM, de esta forma la cola del símbolo no se interfiera con el inicio del siguiente. Dada la interferencia, se dará únicamente en el CP que posteriormente se descarta en el receptor, siempre y cuando la longitud cíclica sea más extensa que la respuesta impulsoria del canal [5]. El objetivo de este CP es incrementar la inmunidad de un sistema OFDM ante la Interferencia Inter Simbólica (de sus siglas en inglés Inter Symbol Interference ISI) y a la Interferencia Inter Portadora (de sus siglas en inglés Inter Carrier Interference, ICI) que están presentes en sistemas de portadora única [3], [4].

Otra diferencia con los sistemas de portadora única es que OFDM procesa los símbolos de información en paralelo y permite que, en una misma iteración del sistema, se pueda estimar y ecualizar para las N subportadoras del símbolo OFDM al mismo tiempo. Además de esto, permite una mayor eficiencia computacional al realizar la modulación y demodulación de todo el símbolo mediante la Transformada Rápida de Fourier Inversa (de sus siglas en inglés Inverse Fast Fourier Transform, IFFT) y la Transformada Rápida de Fourier (de sus siglas en inglés Fast Fourier Transform, FFT) respectivamente [4].

Aunque todas estas características son ventajosas para sistemas comunicación multiportadora en comparación con los de portadora única, sus desventajas son también relevantes, los sistemas OFDM son sumamente sensitivos ante errores en sincronización en frecuencia y, principalmente, desincronización de fase del sistema. El uso del dominio de Fourier hace que el sistema sea propenso a fluctuaciones y desplazamientos de la portadora, producido por la filtración de la DFT que no están presentes en los sistemas de comunicación de portadora única [2], [4]. No obstante, las ventajas en cuanto al aumento de la tasa de bits en transmisión y reducción de errores, sobre todo en canales selectivos en frecuencia, ha hecho que este tipo de esquema incremente su relevancia en los sistemas de comunicaciones moderno en la última década [1], [2], [6].

1.2. Sistemas Inalámbricos Multiple Input-Multiple Output

Cuando se analiza un sistema de comunicaciones inalámbricas, consideramos al canal como un sistema del que no podemos determinar cómo se va a comportar, pero si se puede conocer la información que se envía y cómo llega al receptor. Es posible aproximar su función

de transferencia para deducir en el receptor cuál es el mensaje. En un sistema tradicional con una antena transmisora y una receptora, conocido como Entrada única – Salida única (de sus siglas en inglés Single Input - Single Output, SISO), se compara el símbolo enviado con el recibido para encontrar dicha función de transferencia. Pero, la masificación del acceso a las comunicaciones inalámbricas generó la necesidad de incrementar la robustez de dichos sistemas, mejorar tasas de transferencia y, considerando, que el espectro utilizable es escaso, se dio como respuesta el cambio a sistemas con múltiples antenas [2].

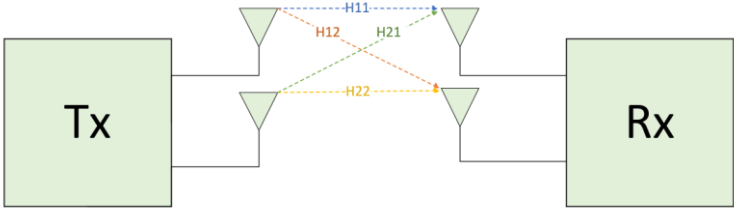


Figura 1.1. Esquema del Canal MIMO
Fuente: Autor

Los sistemas con múltiples antenas transmisoras y receptoras se los conoce como Multiple Input - Multiple Output (MIMO), donde las antenas transmisoras representan las entradas del sistema y las antenas receptoras las salidas representado en la Figura 1.1. Este cambio hace que los sistemas MIMO nos provean de algunas características que no están presentes en los sistemas continuación SISO y mejore otras que si lo están. Se hará una revisión sobre todas de estas características y como se procesa la información para ser enviadas por las distintas antenas, en la ecuación (2) se muestra que un tren de n datos, se pueden dividir en n_t flujos, donde n_t es el número de antenas transmisoras y que envían en distintos espacios de tiempo.

tiempo				
	t	$t + \tau$...	$t + p\tau$
$[x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_n]$	$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n_t} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} x_{n_{t+1}} \\ x_{n_{t+2}} \\ \vdots \\ x_{2n_t} \end{bmatrix}$...	$\begin{bmatrix} x_{pn_{t+1}} \\ x_{pn_{t+2}} \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$

(2)

Un sistema MIMO nos permite tener un mayor alcance de la señal transmitida, dado que el usar más de una antena, la Relación Señal a Ruido (de sus siglas en inglés Signal to Noise Ratio, SNR) es más elevada en la recepción, al poder apuntar eficazmente el haz de transmisión [2], [7].

Al tener un mayor número de canales disponibles que son generados por el incremento de antenas, nos permite tener “Diversidad Espacial”, debido a la posibilidad de enviar múltiples copias de la señal que se quiere transmitir, lo que, a su vez, permite reducir el desvanecimiento, característica propia de los sistemas de comunicaciones inalámbricas [8].

$$\text{Canales Físicos} = N_t * N_r \quad (3)$$

También, el sistema se vuelve más eficiente espectralmente, ya que existe la posibilidad de usar todos estos canales en paralelo para transmitir distintas ráfagas de información. A esto se lo conoce como “Ganancia Por Multiplexación Espacial”, pero tanto Diversidad como Multiplexación espacial son excluyentes entre sí, ya que usan los canales disponibles con distintos fines. En resumen, cuando se habla de diversidad se busca enfocar los recursos para conseguir una transmisión más robusta, utilizando las dos antenas para conseguir redundancia; mientras que, con la multiplexación, las antenas envían información independiente y permiten una transmisión con mayores tasas de velocidad [7].

Uno de los enfoques más importantes sobre los cuales se ha basado el desarrollo de las comunicaciones MIMO es la multiplexación espacial, con el método de codificación Espacio Temporal (de sus siglas en inglés Space-Time, ST). Para el caso utilizado en este proyecto, se analizará la codificación ST de Alamouti, en [2] se especifica que para el caso de un sistema MIMO 2x2 es el que mejor resultados entrega.

El proceso consiste en el envío de un tren de símbolos $[s_1, s_2, \dots, s_n]$, mediante dos flujos de información, el primero por el sub-canal entre las antenas Tx_1 y Rx_1 y el segundo por el de las antenas Tx_2 y Rx_2 , generando así la diversidad espacial. Para el primer instante de tiempo, se envían los dos primeros símbolos s_1 y s_2 ; mientras que, en el segundo instante de tiempo, se envían los conjugados $-s_2^*$ y s_1^* por las antenas Tx_1 y Tx_2 respectivamente.

En la recepción, se especifica que los dos flujos de información recibidos, se los convierte en uno solo mediante la expresión [9].

$$y = \sqrt{\frac{E_s}{2}} \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \\ h_{12}^* & -h_{11}^* \\ h_{22}^* & -h_{21}^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ w_4 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$y = \sqrt{\frac{E_s}{2}} H_{eff} s + w \quad (5)$$

En la recepción, para poder detectar los símbolos que fueron transmitidos, partiendo de la ecuación (5), se los puede detectar mediante la ecuación:

$$z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} = \sqrt{E_s} H_{eff}^H y \quad (6)$$

Donde H_{eff}^H representa la matriz Hermitiana de H_{eff} . La ecuación (4) es la señal recibida en el receptor y la ecuación (6) permite determinar los símbolos que fueron transmitidos, para esto es indispensable obtener la información del canal por el que atraviesan. En apartados anteriores, se mencionó que, el canal en sí mismo no se puede determinar con exactitud, debido a esto, se realiza una aproximación mediante los estimadores de canal. A continuación, se analizarán los estimadores de canal que existen en la actualidad.

1.3. Estimadores De Canal Por Secuencias De Entrenamiento

Como antes se mencionó, el conocimiento del canal permite aproximar la información transmitida por Tx, a partir, de la información recibida en Rx, con el objeto de poder reducir los errores de recepción. Así, estos algoritmos basan su estimación en la variación que existe en la información transmitida por dicho canal al llegar al receptor. Para lograrlo, entre las diversas técnicas, está el uso de las llamadas “Secuencia de Entrenamiento” que son conocidas tanto en el receptor y en el transmisor, a partir de las cuales el receptor busca aproximar el comportamiento del canal para poder identificar cuál pudo ser el mensaje transmitido. En sistemas de comunicaciones digitales a estas secuencias se las conocen como símbolos piloto.

A través de estas secuencias, el transmisor comparte información con el receptor para poder realizar esta estimación de canal. Es decir, el receptor debe conocer cuáles fueron los símbolos seleccionados, el orden y las posiciones específicas en las que se ubicaron; todo esto se define en el protocolo que se usa en la transmisión.

Debido a que OFDM determina que cada símbolo transmitido se lo hará en una subportadora específica, una de las técnicas para compartir información entre el transmisor y receptor con OFDM es usar subportadoras dedicadas para los símbolos piloto y, posteriormente, emplear técnicas de interpolación, esto permite estimar los coeficientes respuesta en frecuencia del canal entre las subportadoras piloto [4].

En [3] se establecen tres estructuras diferentes de pilotos dentro de la trama transmitida: Tipo Bloque (block type), Tipo Peine (comb type), y Tipo Red (lattice type).

Es necesario indicar que, para desarrollar esta estimación de canal, ciertos sistemas usan un canal dedicado para compartir información entre el transmisor y receptor, no solo para estimar el canal sino también para poder sincronizar el sistema de comunicaciones [1], [10].

1.3.1. Tipos De Distribución De Pilotos

En este apartado, se presenta las principales características de las diferentes técnicas para usar subportadoras piloto con OFDM.

1.3.1.1. Distribución Tipo Bloque

Se utiliza un bloque OFDM completo para la estimación, cada subportadora contiene pilotos y éstos se transmiten periódicamente en un determinado tiempo entre bloques de estimación [3], [11].

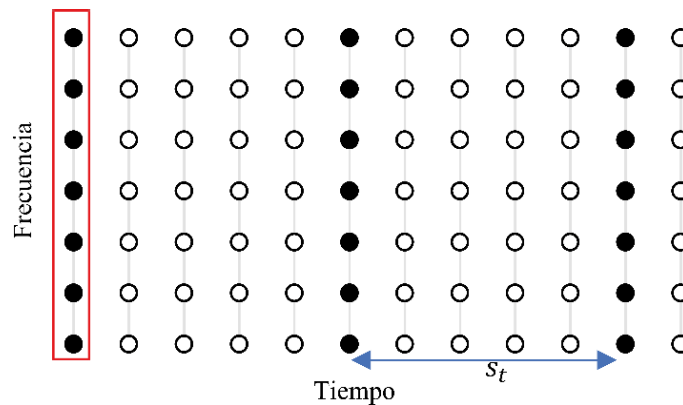


Figura 1.2. Distribución de Símbolos Piloto Tipo Bloque para sistemas OFDM
Fuente: Autor

En la Figura 1.2 se observa que se muestra en negro las subportadoras ocupadas por los símbolos piloto y en blanco las subportadoras que transmiten información, con un periodo que será calculado en función del tiempo de coherencia [3].

$$S_t = \frac{1}{f_{Doppler}} \quad (7)$$

El canal entre los bloques de estimación será aproximado mediante una interpolación en el eje del tiempo. Este tipo de estimación es el indicado para canales selectivos en frecuencia.

1.3.1.2. Distribución Tipo Peine

Cada determinado número de símbolos se añaden pilotos igualmente espaciados, por lo que se usan subportadoras únicamente para transmitir los pilotos, que se transmiten en todos los bloques OFDM, como se muestra en la Figura 1.3, para estimar el canal [3], [11].

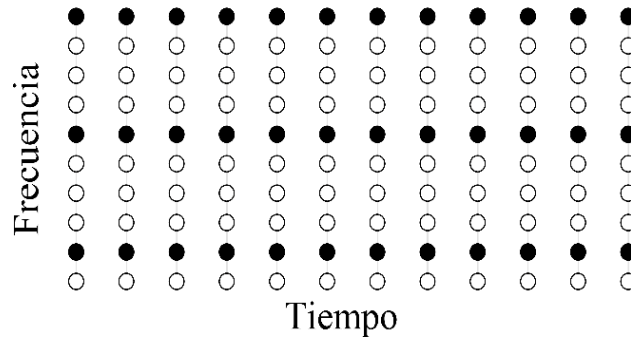


Figura 1.3. Distribución de Símbolos Piloto Tipo Peine para sistemas OFDM.
Fuente: Autor

Para la estimación de canal, esta distribución se tiene que cumplir la inecuación (6) y se debe interpolar el canal estimado con las subportadoras piloto para el número total de subportadoras indicado en el protocolo utilizado. Su característica principal es que su uso es el más adecuado para canales desvanecimiento rápido (fast-fading) [3].

$$S_f \leq \frac{1}{\sigma_{max}} \quad (8)$$

1.3.1.3. Distribución Tipo Red

Para la distribución de pilotos tipo red se utilizan las características de las dos distribuciones anteriores, insertando los símbolos piloto con periodos a lo largo de los dos ejes, tanto en frecuencia como en tiempo [3].

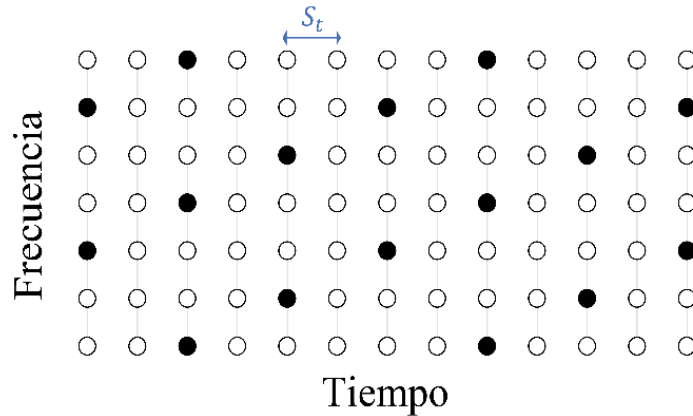


Figura 1.4. Distribución de Símbolos Piloto Tipo Red para sistemas OFDM.
Fuente: Autor

La Figura 1.4 muestra una distribución tipo Red, esta distribución, además tiene que satisfacer las inecuaciones planteadas para los dos tipos anteriores, pero su uso más adecuado en canales selectivos en frecuencia y fast-fading [3].

$$S_t \leq \frac{1}{f_{Doppler}} \quad y \quad S_f \leq \frac{1}{\sigma_{max}} \quad (9)$$

1.3.2. Algoritmos de Estimación de Canal Lineales por Secuencias de Entrenamiento

Para este proyecto se analizaron estimadores lineales como referencia, para la comprobación de la aproximación de los estimadores basados en Sensado Compresivo (de sus siglas en inglés Cmpressive Sensing, CS), por lo que se explicarán únicamente los más usados para tener un punto de comparación cercano a la realidad. A continuación, se estudiarán los algoritmos de estimadores por Mínimos Cuadrados (de sus siglas en inglés Least-Square, LS) y Mínimo Error Medio Cuadrático (de sus siglas en inglés Minimum Mean Square Error, MMSE). Estos algoritmos se analizarán primero desde el contexto de OFDM y luego incluyendo a MIMO.

Para los dos casos de análisis se parte desde la representación matemática matricial en un sistema de comunicaciones MIMO-OFDM, considerando en la ecuación (11), Y como los datos recibidos, H el canal con múltiples antenas que se pretende estimar, X los datos transmitidos y W el ruido AWGN presente en el canal tomando como referencia [1].

$$Y = HX + W \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} Y_1^N \\ Y_2^N \\ \vdots \\ Y_{n_t}^N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{11}^N & H_{12}^N & \cdots & H_{1n_t}^N \\ H_{21}^N & H_{22}^N & \cdots & H_{2n_t}^N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{n_r1}^N & H_{n_r2}^N & \cdots & H_{n_rn_t}^N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^N \\ X_2^N \\ \vdots \\ X_{n_r}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} W_1^N \\ W_2^N \\ \vdots \\ W_{n_r}^N \end{bmatrix} \quad (11)$$

En la forma matricial, n_t representa el número de flujos de información en paralelo, obtenido de la Codificación Espacio Temporal de Alamouti; es decir, el número de antenas transmisoras del sistema, n_r representa las antenas receptoras del sistema y N la cantidad de subportadoras OFDM.

1.3.2.1. Estimador De Canal Least-Square

Los estimadores por Mínimos Cuadrados (de sus siglas en inglés Least-Square, LS) son los más utilizados tanto en investigación como en la práctica, debido a su simplicidad de implementación, aunque presentan un pobre rendimiento en la estimación del canal. LS es un algoritmo en el que predomina el factor del bajo costo computacional, lo que nos permite obtener una aproximación de la respuesta del canal, con un retardo mínimo entre la transmisión y la detección de la información en el receptor. En [12] se especifica que para el estimador minimizamos la siguiente función de costo:

$$J(\hat{H}) = \|Y - X\hat{H}\|^2 \quad (12)$$

$$J(\hat{H}) = (Y - X\hat{H})^H (Y - X\hat{H}) \quad (13)$$

$$J(\hat{H}) = Y^H Y - Y^H X\hat{H} - \hat{H}^H X^H Y + \hat{H}^H X^H X\hat{H} \quad (14)$$

Donde $(Y)^H$ representa la matriz Hermitiana de la matriz Y , (\hat{H}) representa una estimación de la matriz H y $\|Y - X\hat{H}\|$ la operación norma que se va a usar. Posteriormente, derivamos la función de costo igualándola a cero, de forma que podamos encontrar una aproximación al valor verdadero buscado.

$$\frac{\partial J(\hat{H})}{\partial \hat{H}} = -2(X^H Y)^* + 2(X^H X\hat{H})^* = 0 \quad (15)$$

Teniendo que $X^H X\hat{H} = X^H Y$, nos permite obtener la solución de la función de estimación LS como:

$$\hat{H}_{LS} = (X^H X)^{-1} X^H Y \quad (16)$$

En [1], [13], [14] se especifica mediante el Error Medio Cuadrático (de sus siglas en inglés Mean Square Error, MSE) que el estimador LS es inversamente proporcional al SNR del canal en la transmisión, haciendo que sea más preciso en condiciones de bajo ruido.

1.3.2.2. Estimador De Canal Minimum Mean Square Error

El estimador Mínimo Error Medio Cuadrático (de sus siglas en inglés Minimum Mean Square Error, MMSE) busca la mejor estimación lineal, minimizando el MSE entre el canal estimado y el canal recibido desde lo planteado en el apartado anterior. Dando solución a la ecuación $\hat{H}_{LS} = X^{-1}Y \triangleq \tilde{H}$, es decir, por definición el canal recibido es igual al canal estimado [1].

En [3], [13], [14] se define a h como la respuesta al impulso del canal muestreado en el dominio del tiempo:

$$\hat{h}_{MMSE} = R_{hy}R_{yy}^{-1}y \quad (17)$$

Donde:

$$y = XFh + n \quad (18)$$

La matriz F es una matriz DFT, la matriz R_{hy} denota la correlación cruzada entre la matriz de datos recibida y con h (definiéndose en [1], [12] $R_{AB} = E\{AB^H\}$) y, por lo tanto, la matriz R_{yy} la auto correlación de y , las cuales se establecen como:

$$R_{hy} = E\{hy^H\} = R_{hh}F^HX^H \quad (19)$$

$$R_{yy} = E\{yy^H\} = XFR_{hh}F^HX^H + \sigma_n^2 + I_N \quad (20)$$

Dada la presencia de F en la ecuación, implica entonces, que se obtiene la respuesta impulsoria del canal en el dominio frecuencial:

$$\hat{H}_{MMSE} = F\hat{h}_{MMSE} = FQ_{MMSE}F^HX^H y \quad (21)$$

Donde Q_{MMSE} puede representarse como:

$$Q_{MMSE} = R_{hh}[(F^HX^HXF)^{-1}\sigma_n^2 + R_{hh}]^{-1}(F^HX^HXF)^{-1} \quad (22)$$

En [2] se indica que, si h no tiene una distribución Gaussiana, H_{MMSE} no necesariamente es un estimador de mínimo error medio cuadrático.

$$h_k = \frac{h}{\sqrt{N}} \sum_m \alpha_m e^{-j \frac{\pi}{N} (k + (N-1)\tau_m)} \frac{\sin(\pi\tau_m)}{\sin\left(\frac{\pi}{N}(\tau_m - k)\right)} \quad (23)$$

Siendo $\frac{h}{\sqrt{N}}$ la respuesta al impulso observada luego de muestrear la respuesta en frecuencia de $h(t)$, τ_m es el retardo, α_m la energía de la señal transmitida y T_s el intervalo de muestreo.

$$h(t) = \sum_m \alpha_m \delta(t - \tau_m T_s) \quad (24)$$

En [13] también se indica que, si h no tiene una distribución Gaussiana, H_{MMSE} no necesariamente es un estimador de mínimo error medio cuadrático.

1.4. Estimadores De Canal Ciegos

A diferencia de los estimadores por secuencias de entrenamiento presentados en el apartado anterior, los estimadores ciegos son algoritmos que descartan el uso de información adicional para la estimación del canal, únicamente trabajan con la información recibida Y con la que se logra estimar el canal.

Para el proceso de estimación utiliza una matriz P de Pre-codificación, añadiendo propiedades matemáticas a la trama en Tx sin alterar la distribución de potencia entre símbolos para su adecuada detección. En Rx mediante procesos matemáticos se permite la eliminación completa de P quedando únicamente la trama d [15].

Se realiza una Pre-codificación lineal en frecuencia obteniendo el vector de símbolos:

$$S = Pd \quad (25)$$

Para este proyecto, únicamente se realizará una revisión breve de sus características y clasificación de estos algoritmos, para esto se los presenta en la Figura 1.5, dado que no serán considerados para el análisis posterior.

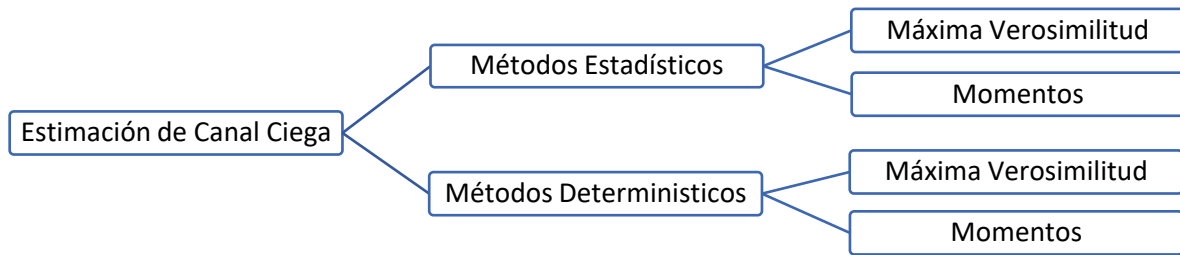


Figura 1.5. Clasificación de los Algoritmos de Estimación Ciega de Canal
Fuente: Autor

La primera clasificación se la hace de acuerdo con el tipo de señal que se obtenga a la entrada. Si en la entrada se tiene una señal aleatoria con distribución conocida, se los denomina Métodos Estadísticos, cuya característica principal es su lenta convergencia, que los hace ineficaces para su implementación. Por el contrario, si la señal recibida no se ajusta a una descripción estadística, se los denomina Métodos Determinísticos, los cuales poseen una alta convergencia con una baja cantidad de muestras, pero son gravemente afectados por la presencia de ruido.

A los estimadores ciegos se los clasifican de acuerdo con la técnica que utilizan. Los basados algoritmos Máxima Verosimilitud (de sus siglas en inglés maximum likelihood, ML) son algoritmos óptimos para un elevado número de muestras, pero con una gran desventaja que es el coste computacional, por lo que tienen que ser combinados con métodos subóptimos que reducen su complejidad. Los basados en momentos estadísticos de las señales recibidas, cuyo tiempo de convergencia y complejidad dependen directamente del orden del momento [16].

1.5. Estimación De Canal Mediante Deep Learning

El avance de las redes neuronales en aplicaciones de gran impacto ha hecho que sea un posible elemento para considerar Aprendizaje Profundo (Deep Learning) como una alternativa en el proceso de estimación de canal. Este alcance que tienen hoy en día ha llevado a los primeros intentos por implementarlas en investigación. Los primeros resultados obtenidos nos presentan que el proceso es sumamente eficaz para canales con baja variabilidad en el tiempo y poco selectivos en frecuencia en comparación con sistemas lineales clásicos; mientras que, por el contrario, cuando el canal es altamente selectivo en tiempo y frecuencia, los estimadores lineales siguen proveyendo un mejor resultado en estimación [17]. Además, un sistema

estimador mediante DL depende mucho de la calidad de las secuencias de entrenamiento, cuando los datos se distribuyen de manera más amplia que las secuencias de entrenamiento, su efectividad decae de manera significativa [18], [19].

Para este proyecto no se considera al modelo por redes neuronales, debido a que es un método que está en una etapa muy temprana y los resultados que se conocen no suponen un modelo para usarlo como referencia.

1.6. Selección Del Modelo De Referencia

1.6.1. Ventajas Y Desventajas De Algoritmos De Estimación Lineal

En la Tabla1.1, se presentan las ventajas y desventajas que tiene los algoritmos de estimación de canal lineal por secuencias de entrenamiento.

Tabla1.1. Ventajas y Desventajas de los Algoritmos de Estimación por Secuencias de Entrenamiento

Algoritmos De Estimación Lineal	
Ventajas	Desventajas
Presenta un bajo coste computacional, LS presenta el menor coste.	Son algoritmos de canal subóptimos que, por lo tanto, no son tan exactos con respecto del canal real. [1]
Son de fácil implementación, LS es el de menor complejidad de implementación [2].	Son algoritmos de canal subóptimos que, por lo tanto, no son tan exactos con respecto del canal real. [1]
Se adaptan rápidamente a las variaciones que se presenten en el canal, LS y MMSE se adaptan rápidamente en este apartado [2]	Usan de manera ineficiente el espectro, ya que, en cualquiera de las distribuciones de bloques piloto, utilizan subportadoras para el envío de información no solicitada por el usuario [2].
Presentan una buena aproximación al canal, MMSE presenta una mejor aproximación [2] [13].	

1.6.2. Ventajas Y Desventajas De Los Algoritmos De Estimación Ciega

En la Tabla 1.2 se presentan las ventajas y desventajas que tienen los algoritmos de estimación de canal ciegos.

Tabla 1.2. Ventajas y Desventajas de los Algoritmos de Estimación Ciega

Algoritmos De Estimación Ciega	
Ventajas	Desventajas
Hacen uso eficiente del espectro, dado que, todo el espectro es usado para enviar información por parte del usuario [15][17].	La implementación de estos algoritmos es muy compleja, en comparación con los algoritmos lineales [15][16].
Se implementan algoritmos óptimos para la estimación, cuya respuesta de la estimación es más cercana al canal real [15] [16].	Para reducir su complejidad es necesario combinarlos con algoritmos subóptimos, perdiendo precisión en la estimación [16].

Luego de analizar ventajas y desventajas en presentados en Tabla 1.1 y Tabla 1.2 de cada uno de los métodos de estimación de canal, se propone usar el estimador LS, ampliamente utilizado en diferentes sistemas, por su baja complejidad computacional y su implementación simple, sumado a su rapidez en la adaptación a las variaciones en el canal.

CAPÍTULO 2: COMPRESSIVE SENSING PARA LA ESTIMACIÓN DE CANAL

Luego de analizar los estimadores de canal en el capítulo anterior, ahora veremos la posibilidad de volver más eficiente este proceso, es así como surge Sensado Compresivo (de sus siglas en inglés Compressive Sensing o Compressed Sensing, o CS) como una alternativa, de forma que el sistema sea más eficiente espectralmente al reducir el número de símbolos pilotos necesarios para la estimación. En este capítulo se explicará el fundamento de la técnica CS. Se explicarán los algoritmos de reconstrucción dispersa que se analizan por la literatura en el proceso de estimación de coeficientes de canal como son: Orthogonal Matching Pursuit, Compressive Sampling, Matching Pursuit, L_1 -Magic, Gradient Projection for Sparse Reconstruction. Esto permitirá contextualizar el uso de esta teoría y la reconstrucción dispersa en el proceso de estimación de canal.

1.7. Teoría De Compressive Sensing

La técnica de CS es una técnica de procesamiento y reconstrucción de señales altamente eficiente, que basa su funcionamiento en el paradigma de señales Dispersas (*Sparse*). Esto se puede describir como la composición de una señal con muy pocas muestras diferentes de cero espaciadas aleatoriamente entre ellas.

La ventaja principal de este modelo es que permite reconstruir una señal a pesar de no cumplirse el teorema más importante del procesamiento de señales, el Teorema de Nyquist.

$$f_s \geq 2f_n \tag{26}$$

En este teorema se nos propone que, para poder reconstruir una señal, la frecuencia de muestreo tiene necesariamente que ser por lo menos dos veces la frecuencia natural de la señal. Lo que implica que, es necesario conocer al menos la mitad de las muestras de la señal que quiero reconstruir.

Entonces, CS se contrapone a lo planteado por Nyquist, ya que por la definición de *Sparse*, el número de muestras necesarias para reconstruir va a ser mucho menor a lo mencionado anteriormente; es decir, una señal dispersa de longitud N posee solo k muestras no nulas (diferentes de cero), donde $k \ll N$, el número de muestras distintas de cero representa el nivel de dispersión (*sparcity*) de la señal que, mientras más elevado sea, más difícil se hará la reconstrucción.

En la naturaleza no se puede encontrar una señal que cumpla con la definición de dispersión, ya que nada es completamente aleatorio, pero se puede utilizar una aproximación a las características deseadas, para esto, realizamos una proyección de nuestra señal en alguna base vectorial distinta a la original, a este proceso se lo llama compresión.

$$y = \Phi x \quad (27)$$

Donde y es la señal comprimida con k muestras, x el vector que representa la señal original de N muestras y Φ es la matriz de sensado con $k \times N$ valores. Dado que x no cumple con las características, como se mencionó anteriormente, la aproximación $k - sparse$ se la hace mediante a una señal:

$$x = \Psi \alpha \quad (28)$$

Donde x es la señal que deseo recuperar, Ψ es la base vectorial a la que deseo proyectar mi señal (también se lo denomina diccionario) y α son los átomos de la señal x en el dominio disperso de Ψ .

1.8. Elementos De Compressive Sensing

El procesamiento exitoso de la señal implica una correcta elección de los elementos a usar en el proceso de reconstrucción, para esto, es imprescindible conocerlos más a profundidad. Por lo tanto, a continuación, se realizará una breve revisión acerca de los

elementos Diccionario, Matriz de Sensado y Átomos. La Figura 2.1 muestra el principio de operación sobre el que trabaja Sensado Compresivo.

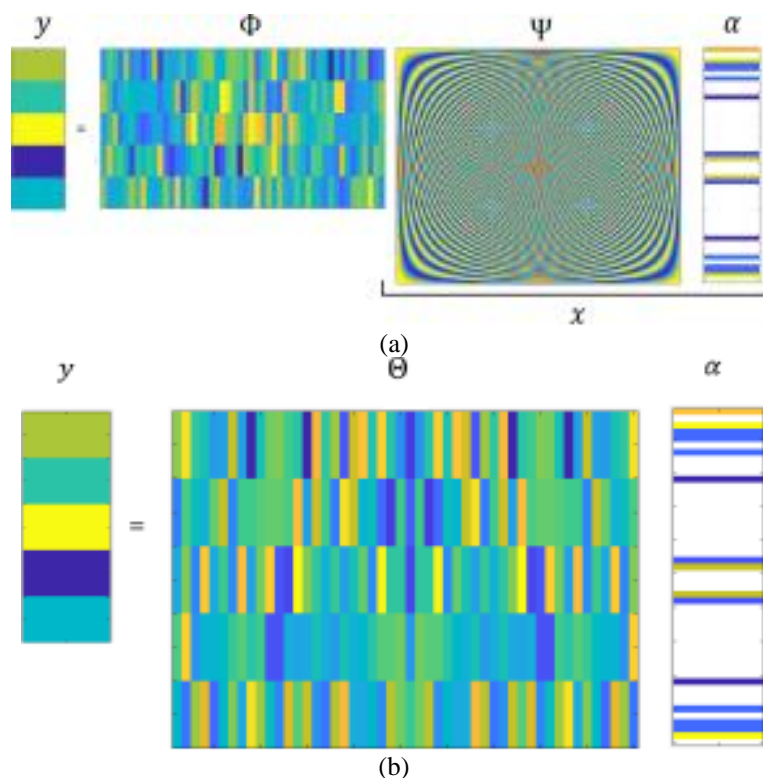


Figura 2.1. (a) Representación visual de las matrices que componen el proceso de compresión de una señal (b) Representación visual de las matrices del proceso de reconstrucción de señales.

Fuente: [20]

- **Diccionario**

El diccionario Ψ como tal, está construido por un conjunto de funciones básicas sobre las cuales se va a proyectar nuestra señal a comprimir, de esta forma cambiamos el dominio sobre el cual se representa. Las funciones más utilizadas para la generación del diccionario son: Transformada Discreta de Fourier (de sus siglas en inglés Discret Fourier Transform, DFT) o Transformada Discreta Cosenoidal (de sus siglas en inglés Discret Cosine Transform, DCT).

- **Matriz de Sensado**

Es el elemento más importante para la reconstrucción de la señal comprimida, ya que debe garantizar que la información del vector $k - sparse$ no sufra deterioros por el procesamiento. Esta matriz de sensado Φ nos permite proyectar la señal original sobre una base vectorial distinta a la que tiene inicialmente la señal y sus elementos son generados aleatoriamente mediante distribuciones de Gauss o de Bernoulli, más comúnmente usadas.

- **Átomos**

Hacen referencia a cada uno de los elementos que componen las matrices y vectores de nuestro proceso de CS.

1.9. Recuperación De La Señal

Para recuperar la señal deseada se tendría que despejar el valor de x , lo cual resulta imposible, ya que la matriz de sensado no es cuadrada, por lo tanto, no es una matriz invertible. Esto genera a su vez que, la recuperación de la señal se vuelva un problema de optimización en el que se tiene que minimizar la norma 1L_0 .

$$\operatorname{argmin}\|y - \Phi x\|_0 \quad (29)$$

Ahora bien, reemplazando (28) en (27):

$$y = \Phi \Psi \alpha \quad (30)$$

Y luego (30) en (29) obtenemos que:

$$\operatorname{argmin}\|y - \Phi \Psi \alpha\|_0 \quad (31)$$

CS considera una señal k – *sprace* x que tiene únicamente k elementos no nulos, donde $k \ll N$ y donde $x \in \mathbb{R}^N$. La matriz de sensado Φ , tiene la función de concentrar la información más importante de x en el vector $y \in \mathbb{R}^M$. De no cumplirse esto, la capacidad para que se reconstruya x mediante y se reduce. En [21], [22] se presenta como la restricción Propiedad de Espacio Nulo (de sus siglas en inglés Null Space Property, NSP). En [23] se menciona la Propiedad Restricción Isométrica (de sus siglas en inglés Restricted Isometry Property, RIP) que nos especifica que Φ debe ser aleatoria para que x sea reconstruida a partir de y .

Entonces, este problema de optimización, por las características de las matrices del modelo de CS, es 2 NP-complete, por lo que, es necesario relajar la norma L_0 , a una con menor carga de procesamiento como la normal L_1 o L_2 , pero obteniendo una solución subóptima al problema. Para encontrar esta solución, tomamos los algoritmos más comúnmente usados en la literatura, principalmente los basados en Búsqueda de Correspondencia (de sus siglas en inglés

¹ L_0 es la representación de la norma 0 que devuelve el número de elementos no nulos en un vector. [38]

² NP-complete es un tipo de algoritmo que no logra converger en un tiempo polinomial (muy corto) y necesita un tiempo exponencial (muy elevado). [39]

Matching Pursuit, MP), que son procesos iterativos que buscan en cada iteración una aproximación a la señal original. Los algoritmos que se consideraron son: OMP, CoSaMP, Norma- L_1 y GPSR que serán revisados a continuación en este documento.

1.9.1. Orthogonal Matching Pursuit

Comúnmente conocido como Búsqueda de Correspondencia Ortogonal (de sus siglas en inglés Orthogonal Mathing Pursuit, OMP), es un proceso iterativo que permite encontrar la solución con cada uno de los átomos del diccionario que más se asemeje al conjunto de mediciones obtenido de la proyección de la señal original. Se utiliza para esto el proceso de mínimos cuadrados que permite estimar la señal.

Mediante la diferencia entre Y y su aproximación parcial, se selecciona el átomo que mejor se correlaciona con el residuo res de la señal. Debido a la normalización presente en los átomos de las matrices, se busca encontrar el átomo con la mayor proyección [4] dado por la siguiente expresión:

$$\lambda = \arg \max_{j=0,1,\dots,k} |\Theta^T \times res_M| \quad (32)$$

Para cada iteración se busca la posición del átomo λ que contenga el producto interno máximo, y posteriormente se calcula la proyección de la diferencia del nuevo residuo con el residuo anterior. El procedimiento se repite de forma iterativa hasta seleccionar los N átomos de la matriz Φ .

Se presenta el Algoritmo 1 utilizado en [20], que será el que se tomará como referencia para este proyecto.

Algoritmo 1: OMP	
Define	Entrada: $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$; $\Theta_{N,N}$: Matriz de sensado completa; k : Número de Repeticiones Salida: a_N
Paso 1	Inicialización: $res_M = Y$; $indx = \phi$;
Paso 2	for: $iter = 1$ to k ; $\lambda = \arg \max[\Theta^T \times res_M]$; $indx = indx \cup \lambda_M$; $a_N = \phi$; $a_N(indx) = pinv(\Theta(:, indx)) \times Y$;

$res = Y - \Theta \times a_N;$

endfor

Paso 5 **Retornar:** a_N

1.9.2. Compressive Sampling Matching Pursuit`

El proceso para Búsqueda de Correspondencia por Muestreo Compresivo (de sus siglas en inglés Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP) es similar al usado en el método anterior, en el que mediante cada iteración se realiza una aproximación a la señal deseada, pero de cada una de estas aproximaciones entregan un residuo, que actualizan las muestras al reflejarse con el actual. Las muestras son utilizadas posteriormente en para estimar una señal aproximada con el algoritmo de mínimos cuadrados. Se presenta el Algoritmo 2 utilizado en [20] tomado como referencia para esta implementación.

Algoritmo 2: CoSaMP

Define	Entrada: $x \in R^N$; Entrada comprimida $\Theta \in R^{m \times N}$: con $N > m$; Matriz de Sensado Completa; k : Número de Repeticiones Salida: S_{ext}
Paso 1	Inicialización: $u = \Theta x$, Vector de medición; $\Omega = \{1, 2, \dots, N\}$, índice columnas de Θ ;
Paso 2	for: $iter = 1$ to k ; $\Omega_k \subset \Omega \rightarrow \Theta_{\Omega_k}$; $\Omega_{k+1} = J_s^*$ donde $J_s^* \subset \Omega$; $J = Supp\{T_1(\Theta \times r_k ; \tau_{k,1})\}$ con $ J \leq 2s$; Donde: T_1 es una función de umbral acorde a: $\tau_{k,1} \geq 0$; τ_k : residual; Con $\Omega_k \cup J$: $\ u - \Theta I_{\Omega_k \cup J} b\ _2$ minimizado; Donde: $I_{\Omega_k \cup J}$ es una matriz diagonal $N \times N$; $i \in \Omega_k \cup J$; $J_s^* = Supp\{T_2(b ; \tau_{k,2})\}$; Donde T_2 es una función de umbral; $\tau_{k,2} \geq 0$ máximo de s elementos de b que son retenidos; $S_{est} = b(J_s^*)$; $r_{k+1} = u - \Theta I_{\Omega_{k+1}} b$; endfor
Paso 3	Retornar: S_{est}

1.9.3. Norma L_1

La solución al problema np-complete, inherente a CS, consiste en el relajamiento de la norma L_0 , obteniendo una solución subóptima, a una norma L_1 o L_2 . Para este proyecto nos ayudaremos de la colección de rutinas de Matlab L_1 -Magic que permite dar solución a problemas de solución convexa centrales que se presentan en CS; además de demostrar que este tipo de procedimiento de reconstrucción es manejable computacionalmente. El código puede usarse en dos modos, “small-scale” que permite resolver con mayor exactitud, construyendo el sistema explícitamente; y en modo “large-scale” permite una solución aproximada del sistema con un algoritmo sin matrices. L_1 -Magic permite la reconstrucción en 7 contextos diferentes, pero para esta implementación se analizan 3 de ellas a continuación:

1.9.3.1. Minimum- L_1 Error Approximation

Aproximación de mínimo error L_1 , se tiene una matriz A de rango full de dimensiones $M \times N$, $y \in \mathbb{R}^M$, el programa busca un vector $x \in \mathbb{R}^N$ cuyo error $y - Ax$ que tenga la mínima norma L_1 [24].

$$(P_A) \min_x \|y - Ax\|_1 \quad (33)$$

1.9.3.2. Min- L_1 With Quadratic Constraints

Este programa busca un vector que tenga la mínima norma L_1 que se acerca a la explicación de las observaciones de:

$$(P_2) \min \|x\|_1 \quad \text{sujeto a } \|Ax - b\|_2 \leq \epsilon \quad (34)$$

Donde ϵ es un valor establecido por el usuario. Si una x_0 es lo suficientemente *sparse*, tal que se cumpla $b = Ax_0 + e$, para un pequeño error en término de $\|e\|_2 \leq \epsilon$, entonces la solución x_2^* para (P_2) puede ser tomada en x_0 .

1.9.3.3. Min- L_1 With Bounded Residual Correlation

En el programa se refiere a este como “*Dantzing Selector*”

$$(P_D) \min \|x\|_1 \quad \text{sujeto a } \|A^*(Ax - b)\|_\infty \leq \gamma \quad (35)$$

Donde γ es un parámetro especificado por el usuario, que relaja la restricción de igualdad de (P_1) en una forma diferente. (P_D) requiere que el residuo de un vector candidato x no esté correlacionado con alguna de las columnas de la matriz A .

1.9.4. Gradient Projection for Sparse Reconstruction

El algoritmo de reconstrucción GPSR se basa en el método de optimización genérico GD (Gradiente Descendiente) mediante el cual se puede encontrar el mínimo de una determinada función, haciendo uso del gradiente de ésta y de forma interactiva acercarse progresivamente al valor deseado [25].

Para la reconstrucción se necesita cumplir con las condiciones de *sparsity* revisadas previamente, en el que, el número de coeficientes distintos de cero de una señal x con k valores distintos de cero $k \ll N$ y N es la longitud de la señal deseada. Entonces se plantean que solo M muestras se encuentran disponibles para procesar y $M < N$. El algoritmo buscará la minimización de norma L_0 de la señal x .

$$\min \|x\|_0 \quad \text{sujeto a} \quad y = AX \quad (36)$$

El vector y contiene las muestras disponibles de la señal, mientras los elementos del vector X son desconocidos, esto al ser la transformada en el dominio usado como diccionario y la matriz A como la matriz de medición. GPSR considera a los valores desconocidos como variables y los conocidos como constantes, para cada iteración se busca la menor medida de *sparsity*, variando los valores desconocidos hasta aproximarse a la mínima convergencia de la norma L_1 con una precisión aceptable [26].

$$x_a^{(0)}(n) = \begin{cases} 0 & \text{para muestras no disponibles} \\ x(n) & \text{para muestras disponibles} \end{cases} \quad (37)$$

Entonces se denota a $x_a^{(m)}$ al vector de valores de la señal reconstruida después de m iteraciones y se consigue la meta cuando las componentes de X_a son los valores de la transformada de $x_a^{(m)}$ en el dominio del diccionario.

$$\min \|X_a\|_1 \quad \text{sujeto a} \quad x_a^{(m)}(n) = x(n) \quad (38)$$

Para poder calcular la mínima posición de la función $z = \|X_a\|_1$, la relación para el cálculo iterativo de las muestras desconocidas se usa GD en la medición sparse de z .

$$y_c^{(m+1)} = y_c^{(m)} - \alpha \left. \frac{\partial \|X_a\|_1}{\partial \|y_c\|} \right|_{y_c=y_c^{(m)}} \quad (39)$$

A continuación, se muestra el Algoritmo 3 de implementación de GPSR, tomando como referencia [26].

Algoritmo 3: GPSR

Define **Entrada:** N_k ; Posición de muestras perdidas/omitidas
 $x(n)$ muestras disponibles, $n \notin N_Q$;
Salida: $x_R(n) = x_a^{(m)}(n)$ Señal Reconstruida

Paso 1 **Inicialización:** $x_a^{(0)}(n) = x(n)$ para $n \notin N_Q$;
 $x_a^{(0)}(n) = x(n)$ para $n \in N_k$;
 $m = 0$;
 $\Delta = \max|x_a^0(n)|$;

Paso 2 **repetir**
 $x_a^p(n) = x_a^{(m)}(n)$;

Paso 3 **repetir**
 $m = m + 1$;

Paso 4 **for:** $n_i = 1$ to $N - 1$;
if $n_i \in N_k$;
 $X_a^+(k) = DFT\{x_a^{(m)}(n) + \Delta\delta(n - n_i)\}$;
 $X_a^-(k) = DFT\{x_a^{(m)}(n) - \Delta\delta(n - n_i)\}$;
 $g^{(m)}(n_i) = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{k=0}^{N-1} |X_a^+(k)| - |X_a^-(k)|$;
else
 $g^{(m)}(n_i) = 0$;
endif
 $x_a^{(m+1)}(n_i) = x_a^{(m)}(n_i) - g^{(m)}(n_i)$;
endfor

$$\beta_m = \arccos\left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} g^{(m-1)}(n)g^{(m)}(n)}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} (g^{(m-1)}(n))^2} \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} (g^{(m)}(n))^2}}\right);$$

hasta $\beta < 170^\circ$
 $\Delta = \Delta/\sqrt{10}$;
 $T_r = 10 \log_{10}\left(\frac{\sum_{n \in N_Q} |x_a^p(n) - x_a^{(m)}(n)|^2}{\sum_{n \in N_Q} |x_a^{(m)}(n)|^2}\right)$;
hasta $T_r < T_{max}$

Paso 5 **Retornar:** $x_a^{(m)}(n)$

CAPÍTULO 3: IMPLEMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

Ya que en este proyecto se busca evaluar el desempeño en la implementación práctica en equipos de Radio Definida Por Software (de sus siglas en inglés Software Defined Radio, SDR) de un estimador basado en la aplicación del concepto de CS en un sistema de transmisión OFDM-MIMO, se considerará como referencia un estimador LS por ser el más utilizado en sistemas de comunicación inalámbricos. Para esto, se plantea implementarlos en un sistema MIMO-OFDM de 2x2 antenas (2 antenas transmisoras y 2 antenas receptoras) siguiendo los parámetros del modelo presentado en [2].

Para comprender mejor esta implementación, se describirá la distribución de equipos luego las distintas etapas de las que constan el transmisor, receptor y estimador de canal por separado, empezando por el transmisor desde el tratamiento de la información de forma binaria, hasta la generación de la onda a transmitir. Luego, en el receptor desde la recolección de las muestras de la onda recibida hasta la salida de la información binaria, posteriormente se presenta por separado la estimación de canal, los distintos algoritmos utilizados y, finalmente, se presentan los resultados que se obtienen con cada modelo planteado.

1.1. Descripción General Del Sistema Implementado

Antes de analizar a profundidad cada una de las etapas del sistema, es necesario presentar de forma esquematizada la disposición de SDRs utilizados en este proyecto en la Figura 3.1 e implementada en la Figura 3.2. Para la implementación, de forma concreta, se usan dos Equipos Periféricos Universales De Radio Por Software (de sus siglas en inglés Universal

Software Radio Peripheral, USRP) modelo NI USRP 2940R de 40MHz de ancho de banda [27], [28]. Para facilitar el proceso de sincronización de temporizado entre equipos se usó un controlador de señal de reloj externo octoclock NI-CDA2990 [29] y 4 antenas monopolo con ganancia 10dBi que funciona en las bandas de 800-960MHz/1710-2170MHz.

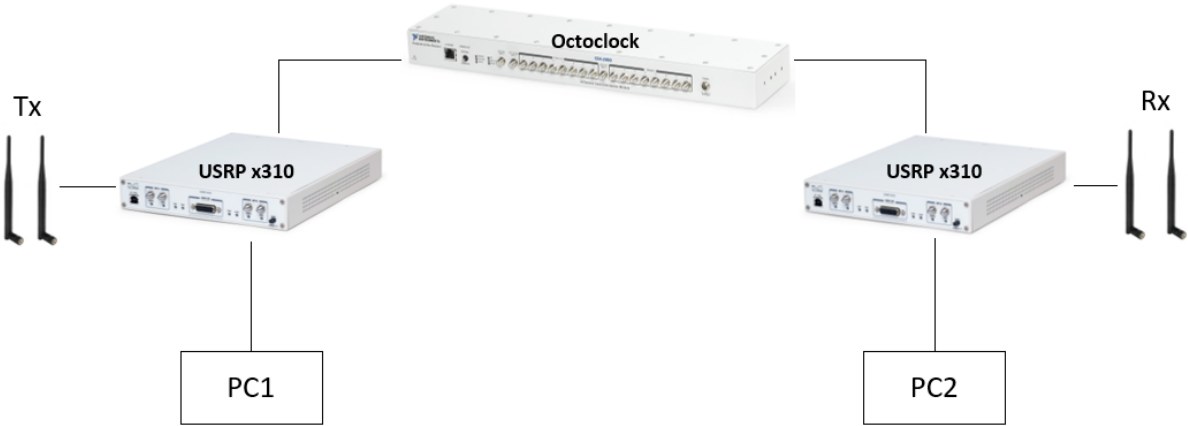


Figura 3.1. Esquema de Equipos Usados
Fuente: Autor

Estos equipos USRPs permiten la implementación MIMO de 2x2 e incluso una implementación a nivel de hardware teniendo la posibilidad de modificar la operación de su Dispositivo Lógico Programable (de sus siglas en inglés Field Programmable Gate Arrays, FPGA) para el desarrollo del sistema de transmisión y recepción; sin embargo, esta implementación ha sido elaborada de manera que el procesamiento de la información del transmisor y receptor se dé en su correspondiente computador para que cada USRP trabaje como el módulo específico de radio. La frecuencia de portadora usada ha sido de 1900 MHz.



Figura 3.2. Distribución de los Equipos Usados
Fuente: Autor

Es importante aclarar que el octoclock utilizado cumple la función de sincronización entre los dos equipos, facilita el proceso de sincronización de temporizado entre los dos equipos haciendo por tanto una implementación más simple. Cada uno de los USRP posee 2 tarjetas de radio frecuencias con amplio ancho de banda (RFA y RFB), cada una con dos puertos, el primero que puede cumplir las funciones de transmisión y recepción (Tx/Rx) y el otro que permite configurarlo únicamente como receptor (Rx2), para este caso, RFA-Tx/Rx y RFB-Tx/Rx del USRP conectado al PC1 y el segundo USRP se usan los puertos RFA-Rx2 y RFB-Rx2 conectado al PC2.

1.1.1. Transmisor

El modelo del transmisor que se presenta en la Figura 3.3 y cuya programación se encuentra en el Apéndice A, se muestra la configuración de parámetros en la Figura A.1 y su programación en la Figura A.2 y la Figura A.3, se compone de varias etapas de procesamiento de la información, desde que se generan los bits hasta obtener las muestras de las señales de banda base a transmitir. Para el análisis se han creado flujos (streams) de bits que son generados de forma pseudoaleatoria, revisar Apéndice A en la Figura A.3 y la Figura A.4; luego, los flujos de bits pasarán por un proceso de codificación de canal convolucional con tasa de codificación k/n para que el sistema sea más robusto ante interferencias. Para asegurar la decodificación se añade una secuencia de Baker de 15 bits al final para la sincronización de trama, también en el Apéndice A específicamente en la Figura A.6 y la Figura A.7. Con la secuencia de bits resultante, se procede a aplicar un mapeo o modulación digital con esquema 4-QAM, de esta forma obtenemos los símbolos que usaremos para etapas posteriores.

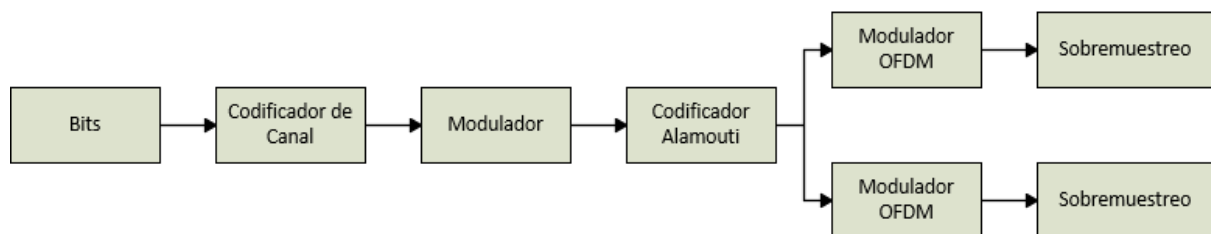


Figura 3.3. *Etapas Programadas Para el Transmisor*
Fuente: Autor

Al tratarse de un sistema MIMO 2x2, es necesario establecer una codificación ST según la literatura revisada [2] y en el Apéndice A, su programación en la Figura A.8 y la Figura A.9. En ésta se especifica la necesidad de esta codificación para resolver los efectos que se producen por los múltiples trayectos producidos por las múltiples antenas; además, para sistemas de este tipo, el principal método que se aplica es la Codificación de Alamouti que tiene el mejor desempeño en sistemas de dos antenas. De acuerdo con la ecuación (40) se puede identificar como se disponen los símbolos a transmitir luego de aplicar el codificador de Alamouti para cada dos tiempos de símbolo. Esto significa que se pasa de un flujo serial a dos flujos, uno para cada Antena para poder usar la diversidad espacial de MIMO tal como se indicó en la Sección 1.2.

$$\begin{array}{c}
 \text{Espacio} \\
 Tx_1 \\
 Tx_2
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 \text{Tiempo} \\
 t \quad t + \tau
 \end{array}
 \begin{array}{|c|c|}
 \hline
 x_1 & -x_2^* \\
 \hline
 x_2 & x_1^* \\
 \hline
 \end{array}
 \quad (40)$$

Para su implementación se toma como referencia el bloque publicado en: [30]–[32]. Luego de la codificación ST, se separa la información mediante una conversión de serie a paralelo, de esta forma, se generan bloques de símbolos para ser modulados en OFDM.

Mediante la utilización, como referencia, del estándar de LTE presentado en [33] y explicado más a profundidad en [5], se presenta en el Apéndice A, su distribución de entradas y salidas en la Figura A.12 y su programación en la Figura A.13, se construyen los bloques con 100 slots de información, se utiliza una conversión de serie a paralelo, se presenta su programación en el Apéndice A en la Figura A.10 y la Figura A.11, 50 slots para pilotos, mismos que serán intercalados con símbolos nulos como se plantea en [34] y se implementa en Apéndice A en la Figura A.14 y la Figura A.15, 106 slots de guarda llamado Zero Pad en la Figura A.16 y la Figura A.17, terminando así con 256 slots de la trama, como se representa en la Figura 3.4, que se transforman al dominio frecuencial de Fourier.

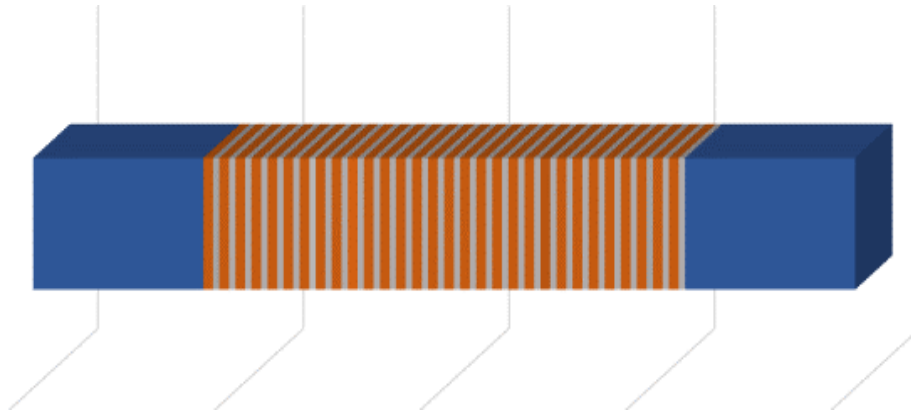


Figura 3.4. Estructura Símbolo OFDM sin CP
Fuente: Autor

Luego, en el Apéndice A en la Figura A.18 y la Figura A.19 se muestra la programación para insertar el prefijo cíclico con el 25% de la trama al inicio de cada símbolo OFDM; es decir que, se tendrán $256 \times 0.25 = 64$ símbolos con un sobremuestreo de 8 muestras por símbolo, su programación se muestra en Apéndice A en la Figura A.20, la Figura A.21, la Figura A.22 y la Figura A.23 para obtener 2560 muestras en total por cada uno de los símbolos como se presenta en la Figura 3.5.

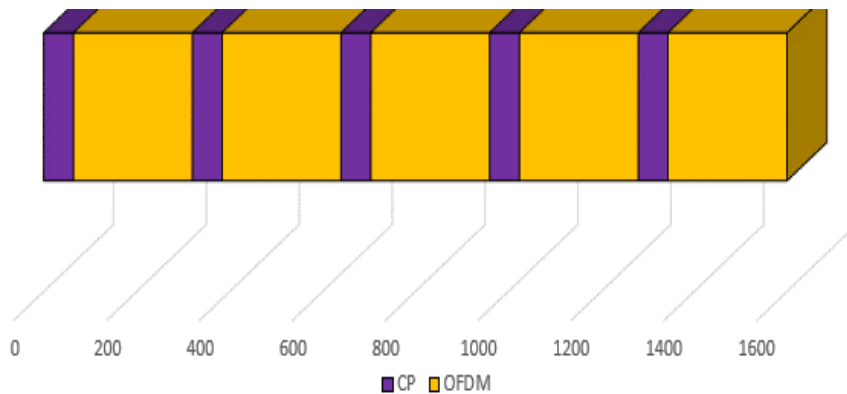


Figura 3.5. Símbolos OFDM con Prefijo Cíclico
Fuente: Autor

El bloque completo de transmisión consta de 5 símbolos OFDM, 1 bloque de señalización usando Zadoff-Chu como cabecera y un bloque de guarda presentado en la Figura 3.6 y se lo realiza con el programa del Apéndice A en la Figura A.24 y la Figura A.25. De esta forma se tienen los 7 símbolos que componen un subslot LTE.

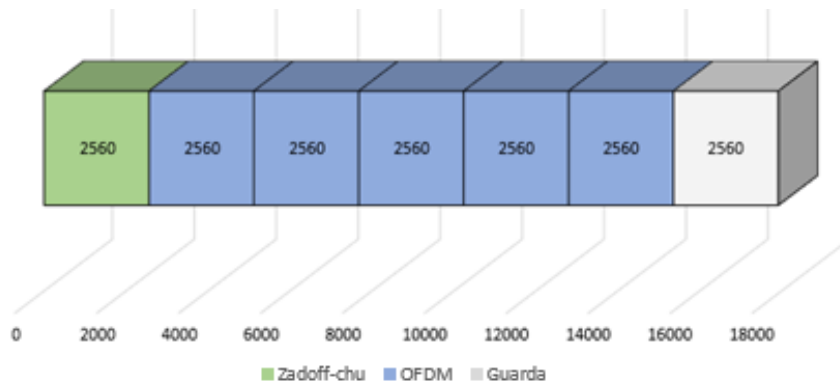


Figura 3.6. *Bloque de Transmisión*
Fuente: *Autor*

Este bloque de información es transmitido a una frecuencia I/Q de 2 MHz, con una frecuencia de portadora de 1900 MHz, con dos antenas dipolo con una ganancia de 10dBi.

1.1.2. Receptor

Cuando se recibe la señal, es procesada mediante los programas del Apéndice B, en la Figura B.26, la Figura B.27 y la Figura B.28 se muestra el programa principal y configuración de parámetros del equipo. Antes de pasar al procesamiento del receptor, que se muestra en la Figura 3.7, se necesitan normalizar las muestras recibidas. Ya con las muestras acondicionadas se pasa al proceso de sincronizar la trama para posteriormente hacer un submuestreo (downsampling) y sincronización de temporizado, después se continúa con la demodulación OFDM, en esta demodulación, se hará la corrección de fase obteniendo el desplazamiento, la extracción del CP, la Transformada Rápida de Fourier (FFT) y extracción de Bandas de Guarda, una vez demodulada la trama, se puede estimar el canal. Este canal es el que se utilizará para hacer la detección de símbolos mediante el detector de Alamouti, estos símbolos serán demodulados con la constelación 4-QAM (misma que se usó en el transmisor) y se pasarán a bits, los cuales se encuentran codificados por un código convolucional que debe ser decodificado usando la misma secuencia de Barker de 15 bits y, en este punto, se evalúa la Tasa de Error de Bit (de sus siglas en inglés Bit Error Rate, BER) del sistema.

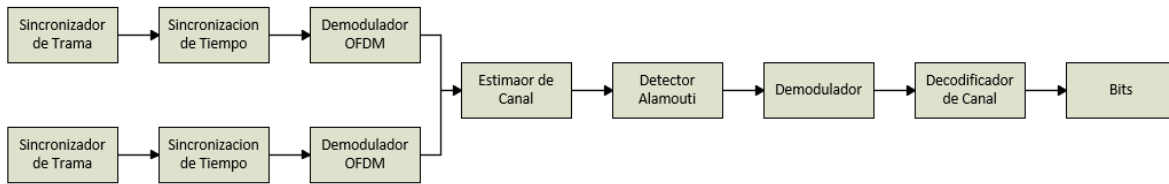


Figura 3.7. Etapas Programadas Para el Receptor
Fuente: Autor

Cabe resaltar que el proceso de sincronización de temporizado se simplifica como antes se indicó gracias al uso del *octoclock*.

Es imprescindible hacer una revisión de cada etapa para poder entender su funcionamiento, se empezará con la detección de trama y se continuará en orden de operación exceptuando la estimación de canal que se la analizará por separado.

Antes de empezar con el procesamiento de la información, es necesario normalizar las muestras con las que se van a trabajar, para esto cada flujo de información va a ser normalizado con la energía que poseen las muestras, para este caso, recibidas usando la ecuación (41) se programa el bloque de normalización mostrado en el Apéndice B en la Figura B.10 y la Figura B.11.

$$x_{normalizada} = \frac{x}{\sqrt{E_x}} \quad (41)$$

1.1.2.1. Sincronización de Trama

El proceso de recepción continua con la detección del inicio, para esto se toman un número de muestras mayor al doble de la longitud de la trama enviada, de forma que, mediante el cálculo por menor distancia, compara y encuentra la posición en la que inicia la secuencia de Zadoff-Chu que se encuentra al inicio del bloque de información transmitido, esto porque la secuencia es conocida tanto por el transmisor como por el receptor. Luego se extrae un bloque con un número de muestras igual al de la trama que se envía por el transmisor.

$$x_{MenorDistancia} = \max \sum |x - x_a|^2 \quad (42)$$

Es importante señalar que el algoritmo de detección por menor distancia no es perfecto. En las pruebas de implementación con el programa mostrado en el Apéndice B en la Figura B.6

y la Figura B.7 existe un error en detección de entre 5 y 20 muestras que es necesario corregir en etapas posteriores.

1.1.2.2. Sincronización de Temporizado

Con el error en detección del algoritmo menor distancia, es necesario hacer una corrección, pero al no ser un valor fijo el desplazamiento de la primera muestra, se plantea fijar un umbral promedio sobre el cual se eliminarán todas las muestras previas a la primera que sobrepase ese valor, siendo esta la primera muestra. Aunque con esta corrección, en la mayor parte de los casos, es corregido completamente el error indicado previamente, aún puede existir un desplazamiento de entre 1 a 3 muestras, que se corregirán en esta etapa.

Con la primera muestra seleccionada se procede a diezmar la señal obtenida. Basado en las referencias [2], [6], se plantea la sincronización de temporizado de Símbolo usando la ecuación (43) como se muestra en el Apéndice B en la Figura B.8 y la Figura B.9 y conociendo que para transmitir se sobre muestreó a 8 muestras por símbolo. Entonces, se hace una búsqueda de cuál de las muestras tiene mayor energía y ésta será seleccionada como el primer símbolo, cada 8 muestras se encontrará un símbolo y el resto serán descartadas, incluidas las muestras que no se eliminaron por estar sobre el umbral, esto porque no representan información.

$$E_{x_{max}} = \max \sum (re\{x\})^2 \quad (43)$$

1.1.2.3. Demodulador OFDM

En el demodulador que se muestra en el Apéndice B en la Figura B.12 y la Figura B.13, se separan los símbolos OFDM y se procesan de uno en uno. Al tener la trama sincronizada, se puede determinar exactamente las posiciones de inicio de cada uno de los símbolos, tomando como referencia, como se construyeron con 320 símbolos en el transmisor. El primer paso es identificar el desplazamiento de fase que se produjo en la transmisión, para esto se utiliza el algoritmo de Van de Beek [12], [35] que nos permitirá identificar un estimado para cada símbolo. En el Apéndice B en la Figura B.14 y la Figura B.15 se muestra la implementación de (44).

$$\delta(m) = \sum_{k=m}^{m+L-1} r_k r_{k+N}^* \quad (44)$$

$$\theta = \text{phase}\{\delta(m)\} \quad (45)$$

Luego, se extrae el CP y se lo elimina al conocer que se ubicó en el principio del símbolo OFDM con una longitud de 64 símbolos, proceso mostrado en el Apéndice B en la Figura B.16 y la Figura B.17.

Se procede entonces a la Carrier Frequency Offset (CFO) del símbolo OFDM, para esto, la frecuencia calculada, se distribuye para todo el símbolo en un patrón de rampa y se multiplica por el inverso de la frecuencia de muestreo su programación en el Apéndice B en la Figura B.18 y la Figura B.19. De esta forma, se procede a multiplicar por el símbolo recibido, pero con la fase inversa, de manera que se corrija el desplazamiento [6].

A continuación, se puede realizar la Transformada Rápida de Fourier (FFT) con una longitud de 256 muestras, para pasar los símbolos que se recibieron en el dominio del tiempo al dominio de frecuencia. Una vez en el dominio de la frecuencia, con el programa del Apéndice B en la Figura B.20 y la Figura B.21, se eliminan los 106 símbolos nulos del Zero Pad para finalmente obtener los 150 símbolos con los que se proceden a la estimación de canal que se analizará a profundidad más adelante, dado que éste el punto central de la investigación de este proyecto.

1.1.2.4. Detector Alamouti

Según la literatura revisada en [6] se especifica que para una modulación con una constelación con pocos puntos, como la 4-QAM que se implementó en este proyecto, el desplazamiento en fase que se pudiera producir en transmisión se puede corregir simplemente mediante el estimador de canal.

Luego del proceso de estimación de canal, los símbolos sin los pilotos y en conjunto con el canal estimado, pasan al detector de Alamouti, que permitirá corregir los efectos del canal, así como combinar mediante la ecuación (8) los dos flujos recibidos en uno solo. En el mediante lo programado en el Apéndice B y se muestra en la Figura B.22 y la Figura B.23.

1.1.2.5. Demodulación y Decodificación

Los símbolos que obtuvimos del detector Alamouti, son los que usaremos para demodularlos mediante la misma constelación 4-QAM usada para modular y, así, obtener la información en bits.

Luego, para decodificar la información recibida, se usó un decodificador por turbo códigos con un desplazamiento de 15 bits, además de la utilización de una secuencia de Barker que se insertó en el transmisor.

1.1.3. Estimador de Canal

Este es el enfoque principal del proyecto y se tratará de profundizar en algunos elementos clave para su entendimiento y también de los resultados obtenidos. Se presenta su ubicación dentro del sistema en la Figura 3.8. En los capítulos anteriores se plantearon los conceptos teóricos, sobre los cuales está basada esta implementación, iniciando con el estimador que se tendrá como referencia, LS que fue comparado con otros algoritmos clásicos para su elección, los resultados de su estimación contrastarán con los resultados obtenidos con los algoritmos CS usados para la estimación: OMP, CoSaMP, L1-Magic y GPSR.

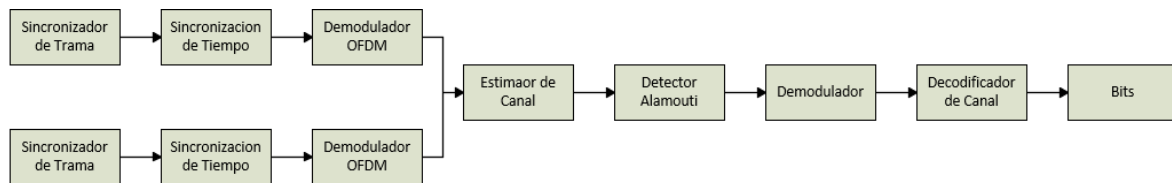


Figura 3.8. Ubicación del Bloque Estimador de Canal
Fuente: Autor

Para la obtención de los resultados el principal objetivo es tener un sistema confiable sobre el cuál trabajar, en el Apéndice C se muestra su programación en la Figura C.1 y la Figura C.2, por lo que parte de la campaña de pruebas se enfocó en el estimador LS, cuya implementación se presenta en el Apéndice C en la Figura C.3 y la Figura C.4, y su confiabilidad para contrastar con este los resultados del Bit Error Rate (BER) de los estimadores CS. Para la toma de datos se realizó la implementación en un ambiente Indor, ubicamos los equipos a una distancia de 90 cm entre las antenas, como se muestra en la Figura 3.9 con una potencia fija en el receptor de 0 dB y en el transmisor variando la potencia desde -30 dB hasta 20 dB.



Figura 3.9. Montaje de los equipos a 90 cm de distancia
Fuente: Autor

Uno de los primeros contratiempos se presentó en este punto, dada su extensión, la campaña de pruebas no se podía hacer en un solo día y el sistema debía ser desmontado constantemente, pero cada nuevo montaje arrojaba datos distintos al anterior, por lo que se ampliaron las pruebas para este caso. Lo que se pudo determinar es que a pesar de que las antenas tuvieran, en teoría, las mismas características, estas reaccionaban de forma diferente durante la transmisión. Por lo tanto, se etiquetó cada una de las antenas de forma sea fácil identificarlas, entonces se hicieron mediciones, intercambiando sus posiciones y así observar cómo influían en los resultados obtenidos. Al observar que existía una influencia directa entre las antenas y el BER obtenido, por lo que se planteó montar cuatro combinaciones de antenas presentes en la Tabla 3.1 y obtener de cada una de ellas la curva de BER.

Tabla 3.1. Combinaciones de Antenas Utilizadas

Puertos	Antenas			
USRP 1 RFA-Tx/Rx	Antena 1	Antena 4	Antena 3	Antena 2
USRP 1 RFB-Tx/Rx	Antena 2	Antena 1	Antena 4	Antena 3
USRP 2 RFA-Rx2	Antena 3	Antena 2	Antena 1	Antena 4
USRP 2 RFB-Rx2	Antena 4	Antena 3	Antena 2	Antena 1
	Combinación 1	Combinación 2	Combinación 3	Combinación 4

Entonces, se propuso obtener el espectro durante la transmisión para analizar los efectos se producen con las cuatro combinaciones de antenas. Se presentó, de forma común, la interferencia que se muestra en la Figura 3.10, esta interferencia afecta el correcto funcionamiento del sistema porque hace imposible la detección de trama, ya que el detector por mínimos cuadrados no logra distinguir la muestra inicial del bloque de información.

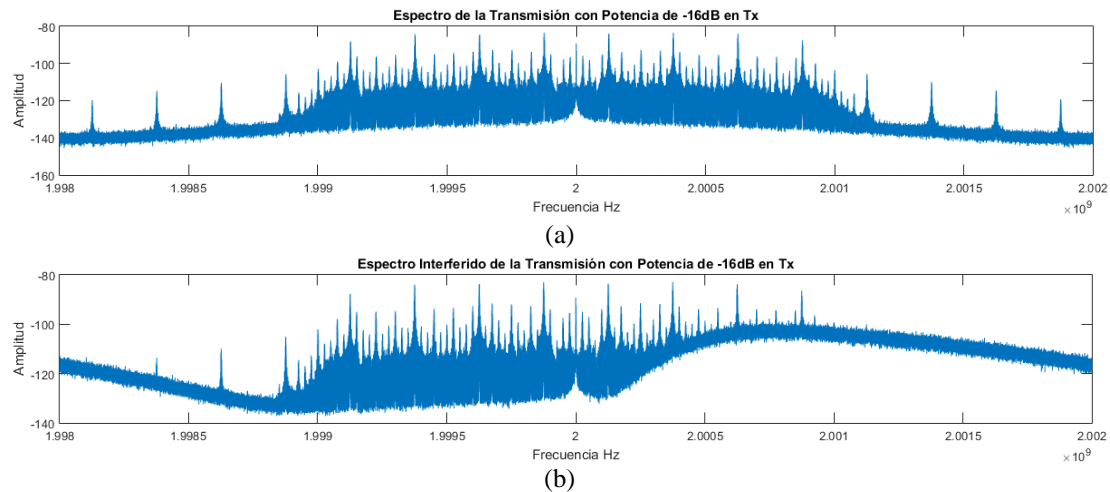


Figura 3.10. (a) *Espectro Normal de la transmisión.* (b) *Espectro Interferido*
Fuente: Autor

También, se analizaron los diagramas de ojo en estos mismos escenarios, se mantuvo la potencia del receptor, pero en este caso, se fijó la potencia de transmisión en donde el error se vuelve más estable en los cuatro casos, observamos en la Figura 3.11 que es en 20 dB. Mediante este diagrama se puede observar que existe una similitud entre las combinaciones de antenas 1 y 3, así como en las 2 y 4, por lo que para futuros análisis se tomaron las combinaciones 1 y 2 para tomas de datos.

En [10] se describe que el diagrama de ojo permite determinar la calidad de la transmisión. También en [36] se muestra que el diagrama de ojo nos permite además medir el *Jitter* (J_T) en la transmisión, este nos indica el rango de las diferencias de tiempo de las mediciones de los cruces por cero; estas variaciones se presentan por pérdidas de sincronización, multitrayectos presentes en mayor medida por la transmisión multiantenas. Un J_T más pequeño indica una mayor calidad en la transmisión, mientras que un J_T más elevado una menor calidad de esta.

En la etapa de estimación se consideraron distribuciones de pilotos diferentes, acorde a la estimación que se pretenda utilizar. Es necesario conocer específicamente las subportadoras destinadas para pilotos de forma que no se pudieran tomar símbolos de información, que además de ser desconocidos por el receptor, son eliminados luego de este punto.

Ahora se plantean dos escenarios posibles:

- Primero con el estimador LS, se plantea una distribución tipo Peine con subportadoras piloto igualmente espaciadas, se utilizan cuatro suportadoras para información y dos suportadoras para pilotos. En [34] se presenta que para una implementación MIMO-OFDM 2x2, es necesario utilizar dos subportadoras para pilotos, en las cuales se colocan el piloto y un símbolo nulo, para evitar que se interfieran, para el primero flujo de información que se transmite por la antena TX1 se introducen en el orden Piloto-Nulo, mientras que en el segundo flujo de información enviado hacia la antena TX2 para ser transmitido, se introducen Nulo-Piloto.
- El otro escenario es una estimación usando CS para reconstruir el canal, se plantea un espaciamiento que cumpla con las condiciones de Sparsity, para esto, se tomó como referencia un trabajo previo de implementación de estimadores de Canal con CS en OFDM desarrollado en [20], aquí, mediante LDPC se genera un vector de subportadoras piloto con espaciamiento aleatorio entre ellas, de esta forma se cumple con la condición de Sparsity indispensable para su funcionamiento. Al igual que en el caso anterior, se mantendrá el orden de las subportadoras pilotos y nulos como se plantea en [34] para cada símbolo OFDM, generando así una distribución de pilotos tipo Peine.

Para obtener los resultados del sistema con el estimador de canal CS usamos el programa que se presenta en el Apéndice C en la Figura C.5 y la Figura C.6, replicamos las mismas condiciones que con el sistema referencial, de forma que se pueda contrastar los resultados obtenidos. Además, se usaron dos vectores con posiciones de pilotos distintas, la primera $k = 10$ y la segunda $k = 5$, donde estos valores representan el número de pilotos usados en la transmisión y para la estimación y reconstrucción del canal. Las subportadoras que se utilizaron para cada símbolo piloto se generan mediante LDPC, esto se explica a profundidad en [20]. Los vectores utilizados con $k = 10$ se presentan en la Tabla 3.2 y con $k = 5$ en Tabla 3.3.

Tabla 3.2. *Subportadoras Usadas con $k = 10$*

Flujo de información		Flujo de información	
Pilotos	Nulos	Pilotos	Nulos
13	14	14	13
21	22	22	21
65	66	66	65
69	70	70	69

78	79	79	78
98	99	99	98
100	101	101	100
120	121	121	120
124	125	125	124
146	147	147	146

Tabla 3.3. *Subportadoras Usadas con $k = 5$*

Flujo de		Flujo de información	
Pilotos	Nulos	Pilotos	Nulos
3	4	4	3
8	9	9	8
91	92	92	91
101	102	102	101
112	113	113	112

Posteriormente se toman los resultados obtenidos con los distintos algoritmos de estimación CS: OMP, CoSaMP, L1-Magic Minimum L1 Error Aproximation y GPRS y se ha usado los que se encuentran disponibles en la página de MATLAB: *mathworks.com*, de esto se obtuvo que el único algoritmo que logró converger durante el proceso fue OMP, difiriendo completamente con los resultados de [20]. Este resultado obliga a analizar únicamente lo obtenido mediante OMP y compararlo con el estimador de canal clásico del que ya se analizaron sus resultados previamente.

Ahora bien, LS fue desarrollado, al igual que las demás etapas del sistema en el entorno de Labview NXG, utilizando la ecuación (16), mientras que los estimadores CS, siguiendo Algoritmo 1, Algoritmo 2 y Algoritmo3, fueron implementados en MATLAB tomando los usados en [37] como referencia, pero fueron implementados mediante una interface dentro del entorno de Labview NXG presentado en el Apéndice C en la Figura C.7, la Figura C.8 y la Figura C.9, por lo que no se compararán sus tiempos de ejecución con el algoritmo LS, sino únicamente su desempeño en la estimación de canal, aunque si se compararán entre sí.

Habiendo revisado todos estos parámetros que se han obtenido, tanto por las curvas de BER en la Figura 3.12 y el J_T en la Tabla 3.4 se toma la decisión de utilizar únicamente dos combinaciones de antenas, estas son 1 y la 2.

Otro parámetro que se analiza es el porcentaje de ancho de banda, BW en la ecuación (46), para carga útil, para eso utilizamos total de suportadoras usadas para transmitir información sobre el total de subportadoras por símbolo OFDM. Por practicidad a la hora de mostrar los resultados, utilizarán los diagramas de ojo de la combinación de antenas 2, ya que los resultados que se obtienen se pueden observar más claramente.

$$[\%] BW \text{ para Carga Útil} = \frac{\text{Subportadoras Información}}{\text{Suportadoras Totales}} \quad (46)$$

Los resultados que se obtienen al realizar la experimentación con las cuatro combinaciones de antenas presentadas en la Tabla 3.1, se presentan en los siguientes apartados.

1.2. Resultados Obtenidos con el Sistema con Estimador LS

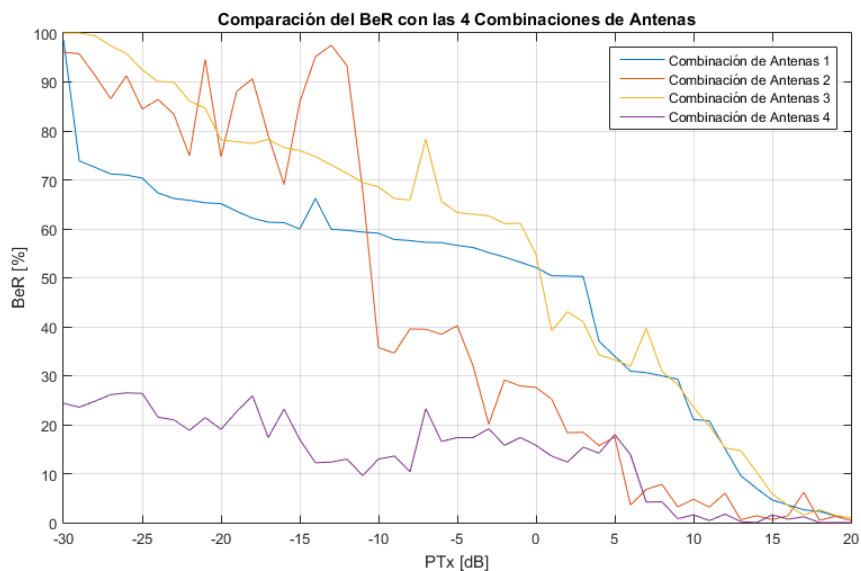


Figura 3.11. BER vs Potencia Tx para LS con las Combinaciones de Antenas Planteadas
Fuente: Autor

La Figura 3.11 muestra el error que se obtiene al variar la potencia del transmisor, se varió desde los -30 dB hasta los 20 dB que es donde se estabiliza el error en todas las combinaciones de antenas y aunque la potencia de transmisión aumente más, este valor se mantiene. Se pueden observar resultados similares en pares de combinaciones, el primero para las combinaciones 1 y 3, se aprecia en la Figura 3.12, que sus tendencias son similares, son

curvas bien definidas, por lo que sus recepciones son más estables. Mientras que, el otro par, las combinaciones 2 y 4, son mucho más variables y no tienen una tendencia definida.

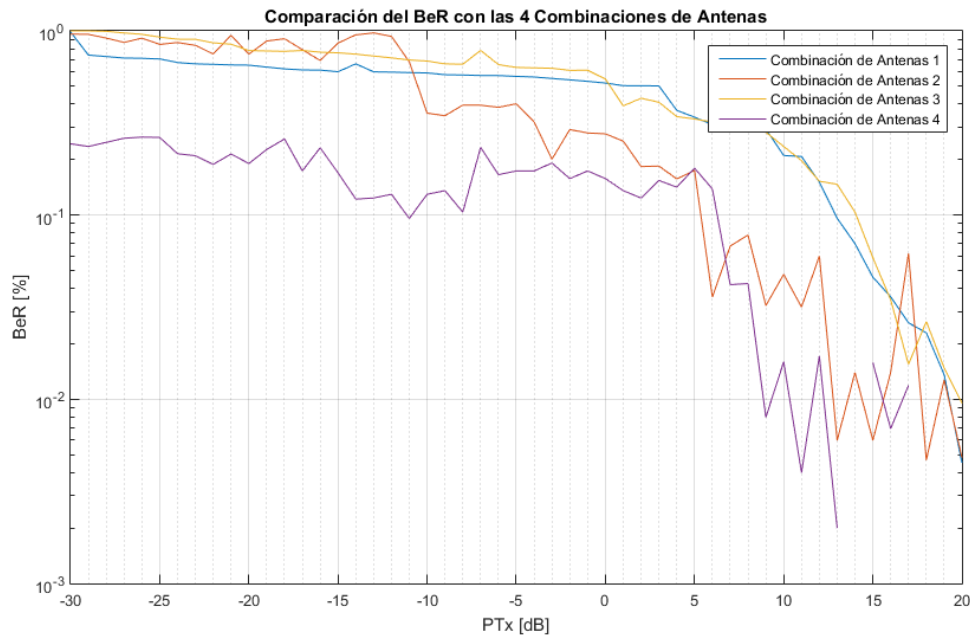


Figura 3.12. BER vs Potencia Tx de LS con las Combinaciones de Antenas Planteadas
Fuente: Autor

También se pueden observar en las todas gráficas, pero principalmente en las de las combinaciones 2 y 4 que existen picos y variaciones en las tendencias. Estos picos en el BER son producidos por interferencias y se encuentran en mayor medida en las combinaciones 2 y 4 y en menor medida en las combinaciones 1 y 3.

La Figura 3.13 presenta los diagramas de ojo de las cuatro combinaciones de antenas planteadas en la Tabla 3.1 para esta implementación. Mediante estos diagramas de ojo y las curvas de BER obtenemos que las combinaciones 1 y 3 tienen mejores características y son menos propensas a interferencias que las combinaciones 2 y 3.

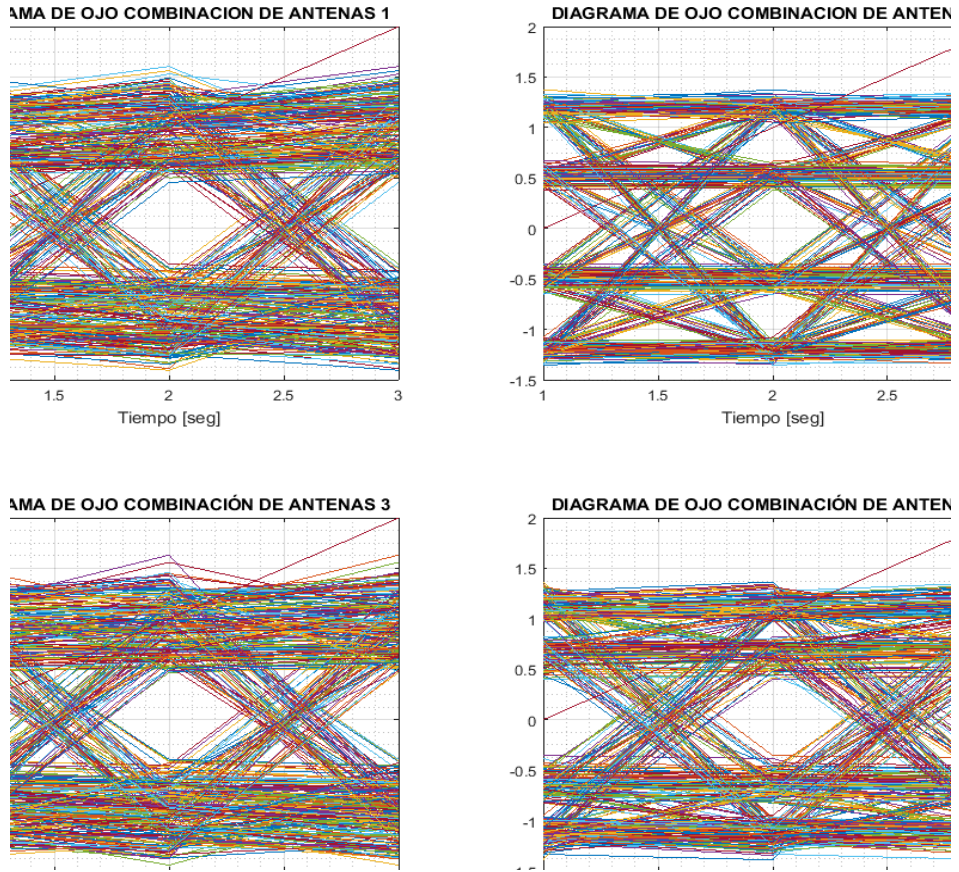


Figura 3.13. Diagrama de Ojo Para las Cuatro Combinaciones de Antenas
Fuente: Autor

En la Figura 3.14 se muestra la medición de J_T de la primera combinación de antenas, repitiendo este proceso para todas las demás.

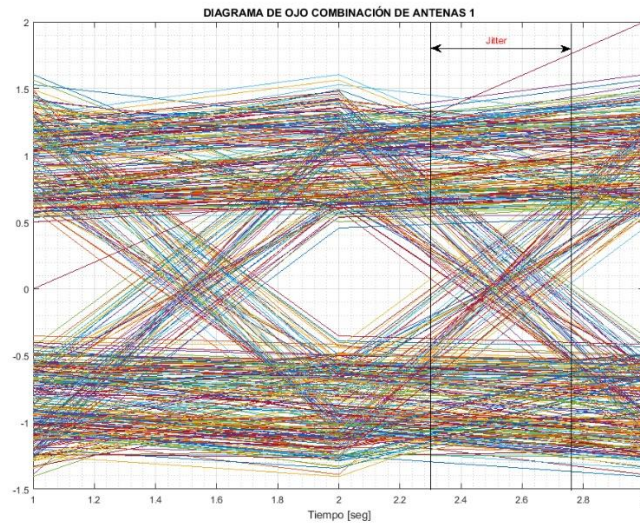


Figura 3.14. J_T en la Combinación de Antenas 1
Fuente: Autor

Luego de repetir este proceso para los cuatro diagramas de ojo, se obtiene que la Tabla 3.4 nos presenta que las combinaciones con menor J_T son 1 y 2, es decir que estas combinaciones producen menor ISI.

Tabla 3.4. Medidas del J_T con LS con las Diferentes Combinaciones

Diagrama de Ojo	J_T [s]
Combinación de antenas 1	0.43
Combinación de antenas 2	0.45
Combinación de antenas 3	0.46
Combinación de antenas 4	0.515

1.3. Resultados del Sistema Obtenidos con Compressive Sensing

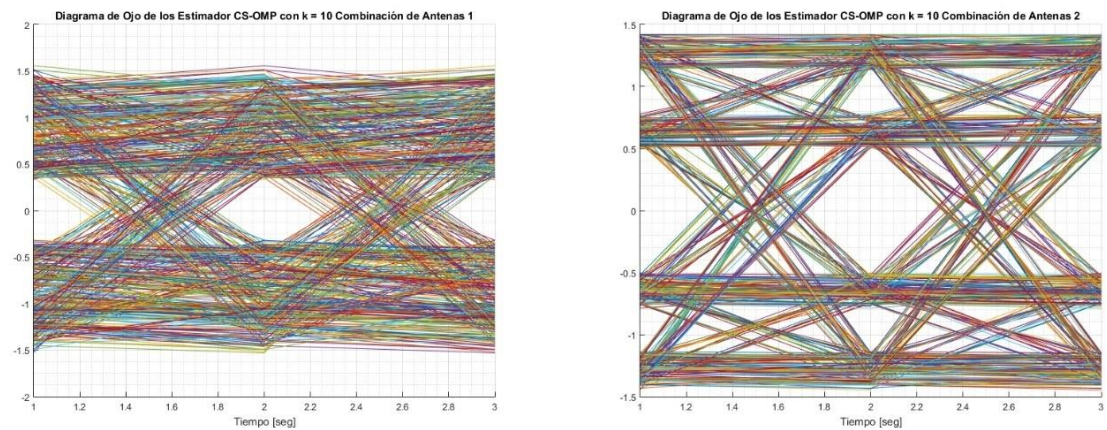


Figura 3.15. Diagrama de Ojo de las Combinaciones de Antenas 1 y 2 para el Estimador CS con $k = 10$
Fuente: Autor

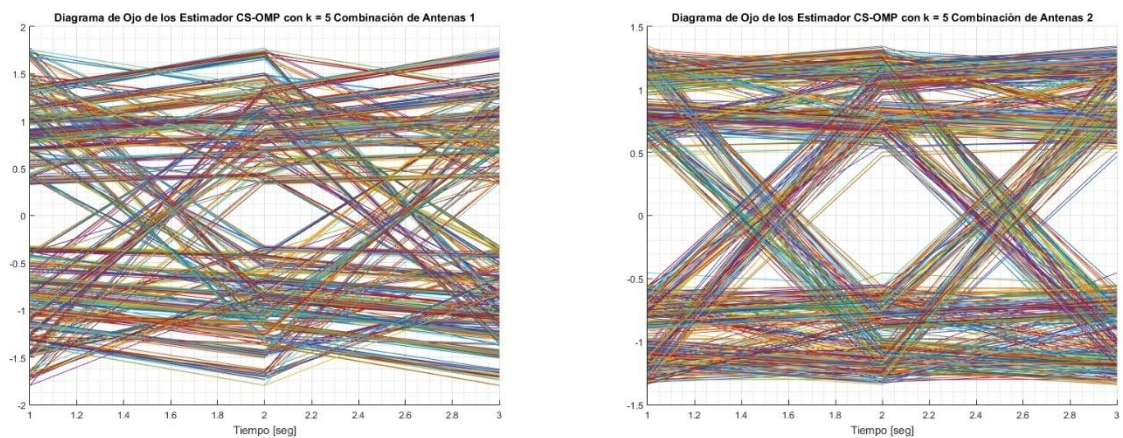


Figura 3.16. Diagrama de Ojo de las Combinaciones de Antenas 1 y 2 para el Estimador CS con $k = 5$

Fuente: Autor

Los diagramas de ojo de las Figura 3.15 y 3.17 revelan que con los estimadores CS obtenemos formas de ojo similares que con el estimador lineal. Pero la diferencia que existe en este caso, la combinación 2 presentó un canal con menor ruido y menor *jitter*, esto nos indicaría que el canal tiene mejores características para la transmisión que el canal que se genera con la combinación 1. Además, se obtienen las curvas de BER para las dos combinaciones de antenas con los $k - \text{pilotos}$, de la misma forma que en el diagrama de ojo.

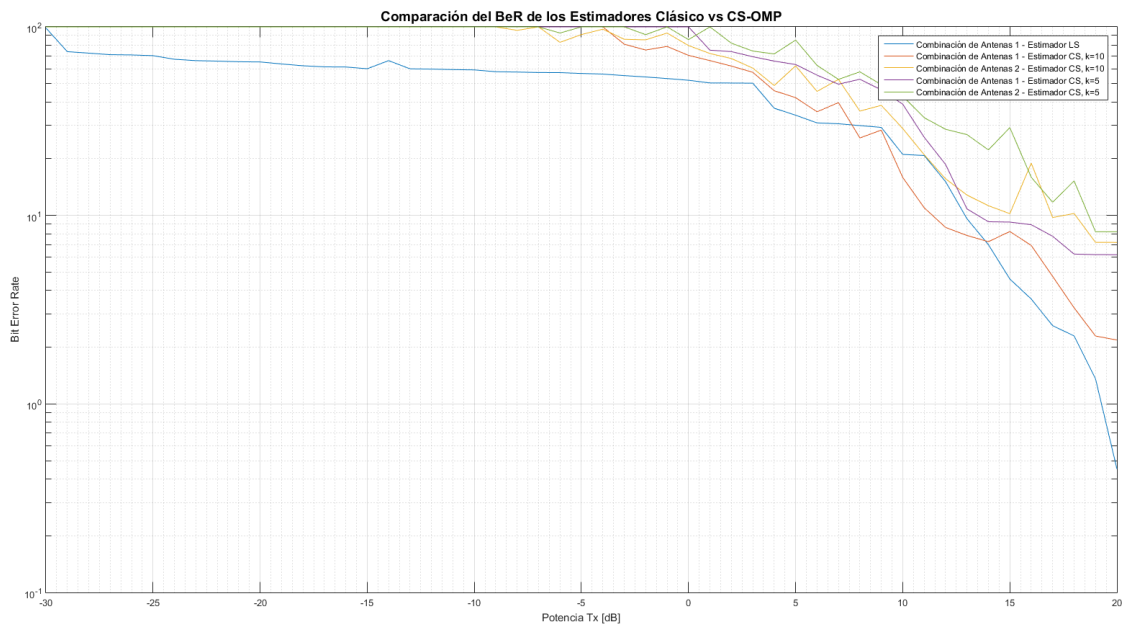


Figura 3.17. BER de los Estimadores Implementados con Distintas Combinaciones de Antenas
Fuente: Autor

En la Figura 3.17 se puede ver que un estimador LS puede resolver de mejor forma los efectos del canal desde niveles de potencia bajos, mientras que para poder implementar CS es necesario que la potencia transmitida sea mayor a los 5dB y que el nivel de error en la potencia máxima de transmisión es mayor en CS, es de 2.183, mientras que con un estimador LS el error se mantiene en 0.4521. Además, se observa claramente un punto que es importante señalar. Las curvas de BER con la combinación de antenas 2, tanto en el estimador LS, como en el estimador CS, mantienen una tendencia similar, con algunos picos en la curva, pero, que son mucho más marcados en el estimador LS, dado que las interferencias que los provocan no fueron tan prolongadas como lo fueron durante la toma de datos del estimador LS como se muestra en la Figura 3.12.

Tabla 3.5. Medidas del J_T en las Diferentes Combinaciones

	CS $k = 5$	CS $k = 10$	Clásico
Tiempo [ms]	181 [ms]	176 [ms]	–
[%] BW para carga	93.33 [%]	86.67 [%]	66.67 [%]
J_T [s]	0.38 [s]	0.44 [s]	0.45 [[s]
M_L	0.48	0.51	0.457

La Tabla 3.5 muestra las características principales que se pudieron extraer de los diagramas de ojo presentados en la Figura 3.15 y la Figura 3.16, para J_T y el Margen sobre Ruido (M_L). No se compara el tiempo de ejecución del estimador lineal. Con estas características, se puede decir que el sistema CS tiene una mayor eficiencia espectral, aproximadamente 20% con 10 subportadoras piloto y 27% con 5 subportadoras piloto, en comparación con LS que utiliza 25 subportadoras piloto. También que en los casos que se analizaron, tiene un mejor margen de ruido y un menor *jitter*, por lo que, se puede decir que es un canal más limpio, cuando no existe pérdidas de sincronización de portadora.

CAPÍTULO 4: CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Conclusiones:

En este proyecto se propone la implementación de algoritmos Compressive Sensing como alternativa a los algoritmos lineales y algoritmos ciegos presentes en sistemas en la actualidad. Los resultados de esta experiencia, en las condiciones que se describen en el Capítulo 3, son claros. Si bien la Figura 3.12 muestra que la curva del BER no llega a ser igual que las que se generan con el algoritmo LS, es decir, empieza a disminuir el error en potencias más elevadas y se estabiliza en un nivel de error más elevado, la diferencia no es tan grande como para descartarlo, pero sí es inferior.

Uno de los factores más importantes que afectan a la estimación por CS es la desincronización de fase de los símbolos recibidos, cuando esto sucede el estimador CS no logra corregirlo, aunque en [6] se explica que para la modulación 4-QAM que se implementó en este proyecto, el estimador de canal debería corregir la fase y de hecho el estimador LS si logra corregirla, pero cuando existe este desplazamiento de fase el estimador CS no lo logra. Es por esto, que la potencia en la que empieza a decaer el error es mucho mayor para el estimador CS, alrededor de 5 dB como se muestra en Figura 3.17.

Aunque en [20] se muestra un mejor desempeño en la estimación con una estimación mediante CoSaMP en sistemas SI-SO, se esperaba que, al momento de implementarlo en MI-MO el resultado se mantuviera, pero el resultado fue contrario, dado que CoSaMP no logra una estimación exitosa como si lo hizo OMP. Tanto CoSaMP, GPSR y L1-Magic no convergen, aún en las mismas condiciones que OMP sí lo logra. Por lo que, todos los resultados que se presentan son únicamente con OMP.

En cuanto al uso del espectro usando CS es mucho más eficiente, la Tabla 3.5 y la Figura 3.17 muestran una que la eficiencia espectral es mayor de 20% a 26.67% con el estimador CS al estimador LS, porque estos utilizan una menor cantidad de símbolos piloto para poder estimar el canal, algo que con un estimador lineal no se podría alcanzar. Además, el jitter y el Margen sobre el ruido son mejores en el estimador CS. Por lo tanto, de acuerdo con los resultados de BER en la Figura 3.17, el uso de CS sería importante frente a canales no muy ruidosos o donde el efecto de los multitrayectos no sea igual a los del ambiente indoor.

También en la Tabla 3.5 muestra un mejor desempeño al usar 10 símbolos piloto que al usar 5, esto sumado a que el tiempo de ejecución para lograr converger es menor, demuestra que con 10 subportadoras piloto se consigue un mejor desempeño en general. No obstante, usar 5 subportadoras pilotos hace un uso más eficiente del espectro de alrededor de 6.67% que al usar 10 subportadoras.

Recomendaciones

No se puede dejar de mencionar el claro efecto que tienen las antenas en la transmisión, porque a pesar de que, en teoría son antenas idénticas en características, éstas no tienen el mismo desempeño entre sí y los resultados cambian al cambiar el puerto en el que se usen. En la Figura 3.11 y la Figura 3.12 muestran como el sistema se puede volver más o menos propenso a las interferencias y cómo esto afecta en el error que se obtiene.

Las pérdidas de fase se producen constantemente en el sistema, estos se presentan en mayor medida con niveles de potencia bajos y se pueden considerar una alternativa para sobrellevarlo.

Trabajos futuros

La Tabla 3.5 también presenta los tiempos de ejecución de OMP con 10 y 5 subportadoras piloto, donde la diferencia entre ellos es de 5 [ms]. En este caso no se comparó el tiempo de ejecución del estimador lineal con los estimadores CS porque en la implementación, la matemática de CS que se usa se sumamente compleja, por lo que se propone su implementación en el mismo lenguaje que el resto del sistema y así poder comparar su tiempo de ejecución con el estimador Lineal.

Otra arista que se debe considerar es el uso de diferentes ecuaciones de estimación, es posible que al utilizar ecuaciones que tengan un mejor desempeño, permita también que el resultado de la estimación con CS sea mejor.

Aunque se implementaron únicamente estas distribuciones basándose en [20], se podría utilizar diferentes distribuciones con distintos números de pilotos y así buscar la que presente el mejor rendimiento. Todo esto en función de las necesidades del sistema.

Es importante que, a futuro se realice el modelado y caracterización de las antenas, para poder apreciar las diferentes características que éstas tienen y compararlas entre sí. Además de esto, probar con antenas que tengan características distintas como mayor directividad o ganancia que permitan un mejor uso de la potencia radiada y reducir el efecto del multitrayecto.

Dado que los resultados se obtuvieron en un ambiente *indoor*, es necesario que pueda implementar en sistemas *outdoor* e incrementar la distancia de forma que el canal sea de larga-escala, de forma que se pueda obtener su rendimiento en estas condiciones. Además, en esta implementación no se utilizó una etapa de corrección de fase que puede ser una alternativa para mejorar los resultados, como se explica en [6] que el estimador de canal debería corregirla, pero al no hacerlo, se plantea el uso de uno de los sincronizadores de fase que presenta [6].

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] T. S. Rappaport, “Wireless Communication - Principles & Praticce.” p. 652, 2002.
- [2] R. W. Heath, *Introduction to Wireless Digital Communications*, 1st ed. Pearson PTG, 2017.
- [3] Y. Cho, J. Kim, W. Y. Yang, and C. Kang, *MIMO-OFDM Wireless Communications With Matlab*. Singapore: IEEE Press, 2010.
- [4] C. Suárez, “Modulación multiportadora OFDM,” *Ing.*, vol. 6, no. 2, pp. 30–34, 2001, doi: 10.14483/23448393.2699.
- [5] H. Holma and A. Toskala, *LTE for UMTS - OFDMA and SC-FDMA based radio access*. 2009.
- [6] Q. Chaudhari, “Wireless Communications from the Ground Up an SDR perspective,” p. 830, 2018.
- [7] J. R. Hampton, *Introduction to MIMO communications*, vol. 9781107042. 2011.
- [8] O. Fernández Fernández Directores and M. P. Domingo Gracia Rafael Torres Jiménez, “Caracterización Experimental y Modelado de Canal MIMO para aplicaciones WLAN y WMAN,” UNIVERSIDAD DE CANTABRIA, 2007.
- [9] A. Paulraj, R. Nabar, and D. Gore, *Introduction to Space-Time Wireless Communications*, vol. 158. Cambridge: Cambridge University Press, 2006.
- [10] L. W. Couch, *Sistemas de comunicaciones digitales y analogicos*, vol. 1. 2008.
- [11] A. Sahu and A. Khare, “A Comparative Analysis of LS and MMSE Channel Estimation Techniques for MIMO-OFDM System,” *J. Eng. Res. Appl. www.ijera.com*, vol. 4, no. 6, pp. 162–167, 2014, [Online]. Available: www.ijera.com.
- [12] J. J. van de Beek, O. Edfors, M. Sandell, S. K. Wilson, and P. O. Borjesson, “On channel estimation in OFDM systems,” *IEEE Veh. Technol. Conf.*, vol. 2, no. 1, pp. 815–819, 1995, doi: 10.1109/vetec.1995.504981.

- [13] S. M. Patil and A. . Jadhav, “Channel Estimation Using LS and MMSE Estimators,” *Int. J. Sci. Res.*, vol. 3, no. 8, pp. 136–143, 2012, doi: 10.15373/22778179/august2014/40.
- [14] D. M. Patel and M. Patel, “Channel Estimation for Mimo Ofdm Using Pilot Carrier,” *Indian Streams Res. J.*, vol. 3, no. 4, pp. 1–13, 2013.
- [15] A. Polbach, “ESTIMACIÓN CIEGA DE CANAL EN SISTEMAS OFDM,” Universitat Politècnica de Catalunya, 2011.
- [16] C. Shin, R. W. Heath, and E. J. Powers, “Blind channel estimation for MIMO-OFDM systems,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 56, no. 2, pp. 670–685, Mar. 2007, doi: 10.1109/TVT.2007.891429.
- [17] A. Le Ha, T. Van Chien, T. H. Nguyen, W. Choi, and V. D. Nguyen, “Deep Learning-Aided 5G Channel Estimation,” *Proc. 2021 15th Int. Conf. Ubiquitous Inf. Manag. Commun. IMCOM 2021*, Jan. 2021, doi: 10.1109/IMCOM51814.2021.9377351.
- [18] M. Soltani, V. Pourahmadi, A. Mirzaei, and H. Sheikhzadeh, “Deep Learning-Based Channel Estimation,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 23, no. 4, pp. 652–655, 2019, doi: 10.1109/LCOMM.2019.2898944.
- [19] Q. Hu, F. Gao, H. Zhang, S. Jin, and G. Y. Li, “Deep Learning for Channel Estimation: Interpretation, Performance, and Comparison,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 20, no. 4, pp. 2398–2412, Apr. 2021, doi: 10.1109/TWC.2020.3042074.
- [20] J. P. Inga Ortega, A. Yanza Verdugo, and C. Pucha Cabrera, “Estimador de canal basado en sensado compresivo y LDPC para OFDM usando SDR,” *Ingenius*, no. 23, pp. 74–85, 2019, doi: 10.17163/ings.n23.2020.07.
- [21] Y. Zhang, Y. Xiang, and L. Y. Zhang, “Compressive Sensing,” no. July, 2019, pp. 1–9.
- [22] D. L. Donoho, “Compressed sensing,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, 2006, doi: 10.1109/TIT.2006.871582.
- [23] E. J. Candès, “The restricted isometry property and its implications for compressed sensing,” *Comptes Rendus Math.*, vol. 346, no. 9–10, pp. 589–592, May 2008, doi: 10.1016/j.crma.2008.03.014.

- [24] E. J. Candes and T. Tao, “Decoding by linear programming,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 51, no. 12, pp. 4203–4215, 2005, doi: 10.1109/TIT.2005.858979.
- [25] S. Chapra and R. Canale, *Métodos numéricos para ingenieros*, 5th ed. Ciudad de Mexico: The McGraw-Hill Companies.
- [26] L. Stanković and M. Daković, “On a gradient-based algorithm for sparse signal reconstruction in the signal/measurements domain,” *Math. Probl. Eng.*, vol. 2016, 2016, doi: 10.1155/2016/6212674.
- [27] S. Defined and R. Reconfigurable, “SPECIFICATIONS USRP-2940.” [Online]. Available: <https://www.ni.com/pdf/manuals/375717h.pdf>.
- [28] S. Defined and R. Reconfigurable, “Getting Started Guide USRP-2940/2942/2943/2944/2945,” no. January. pp. 1–37, 2018, [Online]. Available: <https://www.ni.com/pdf/manuals/374192d.pdf>.
- [29] F. Integrated, T. Source, W. Distribution, C. Solution, M. S. Use, and M. U. Devices, “OctoClock-G.”
- [30] S. M. Alamouti, “A simple transmit diversity technique for wireless communications,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 16, no. 8, pp. 1451–1458, 1998, doi: 10.1109/49.730453.
- [31] F. Cárdenas and J. Otañez, “SIMULACIÓN E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE CODIFICACIÓN ESPACIO-TEMPORAL PARA MIMO USANDO D-BLAST,” Universidad Politécnica Salesiana, 2019.
- [32] “2 × 2 MIMO With NI USRP - NI,” 2020. <https://knowledge.ni.com/KnowledgeArticleDetails?id=kA03q000000x2rKCAQ&l=es-EC> (accessed Feb. 01, 2022).
- [33] T. Specification, G. Radio, and A. Network, “3gpp ts 36.211,” no. Release 11, 2014, [Online]. Available: http://www.arib.or.jp/english/html/overview/doc/STD-T104v4_00/5_Appendix/Rel11/36/36211-b60.pdf.
- [34] M. Hoseinzade, K. Mohamed-pour, S. M. Hosseini Andargoli, and A. Gharanjik,

- “Decision feedback channel estimation for Alamouti coded OFDM-MIMO systems,” *2010 Wirel. Telecommun. Symp. WTS 2010*, no. Ici, 2010, doi: 10.1109/WTS.2010.5479648.
- [35] M. López, “IMPLEMENTACIÓN DE TX / RX LTE SIMPLE MEDIANTE SOFTWARE DEFINED RADIO,” UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID, 2018.
- [36] B. Sklar, *DIGITAL COMMUNICATIONS Fundamentals and Applications*, 2nd ed. California: Prentice Hall P T R.
- [37] H. Arguello, “Laboratorio de Muestreo Compresivo,” Santander. [Online]. Available: www.hdspgroup.com.
- [38] Z. Wei, J. Zhang, Z. Xu, Y. Huang, Y. Liu, and X. Fan, “Gradient projection with approximate L0 norm minimization for sparse reconstruction in compressed sensing,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 10, pp. 1–15, 2018, doi: 10.3390/s18103373.
- [39] D. S. Hochbaum, *Approximation Algorithms for Np-hard Problems*. Boston: PWS Publishing Company, 1996.

APÉNDICES

APÉNDICE A: PROGRAMACIÓN DEL SDR PARA TRANSMISIÓN EN LABVIEW NXG.

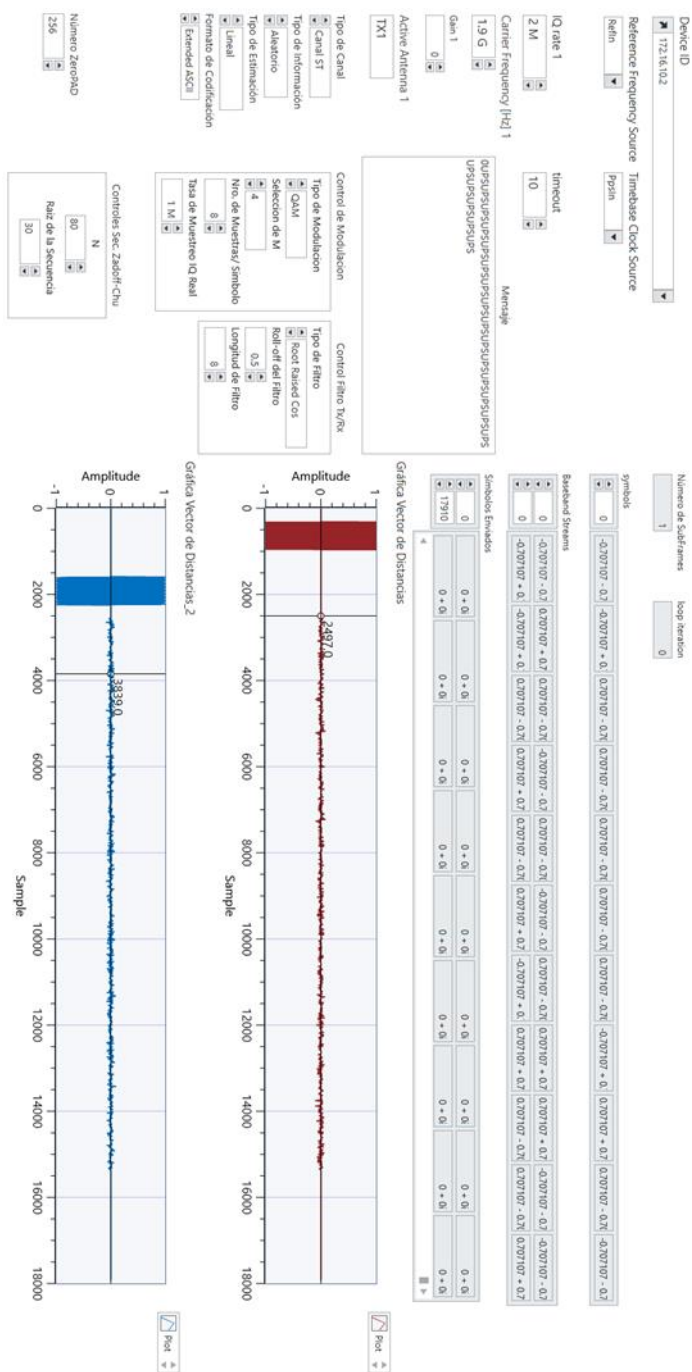


Figura A.1. Panel de Configuraciones del Transmisor en Labview NXG

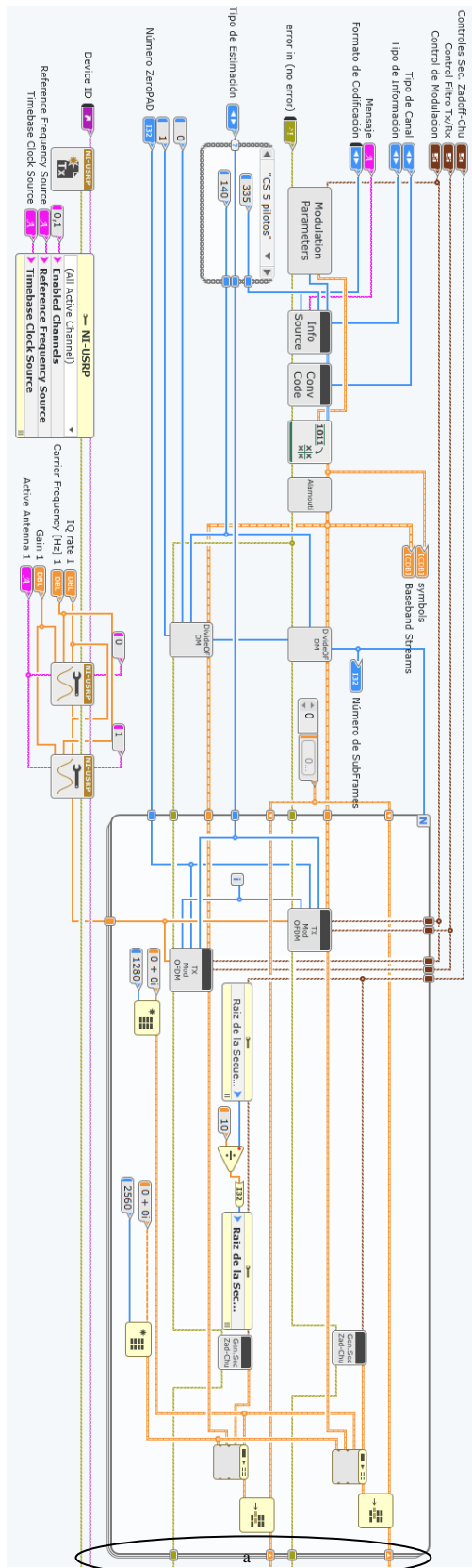


Figura A.2. Bloques de Programación de la Construcción del Bloque de Información del Transmisor En LabVIEW NXG

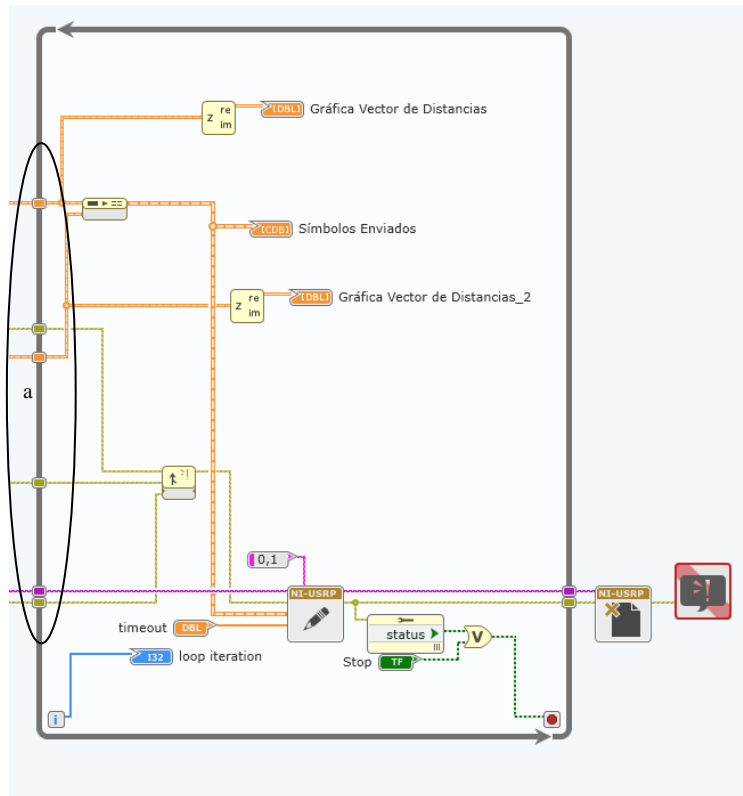


Figura A.3. Bloques de Programación Para Enviar el Bloque de Información del Transmisor En Labview NXG

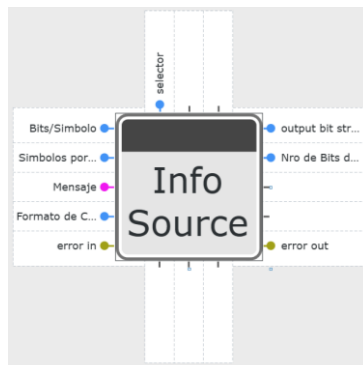


Figura A.4. Ícono del Bloque de Generación de Bits

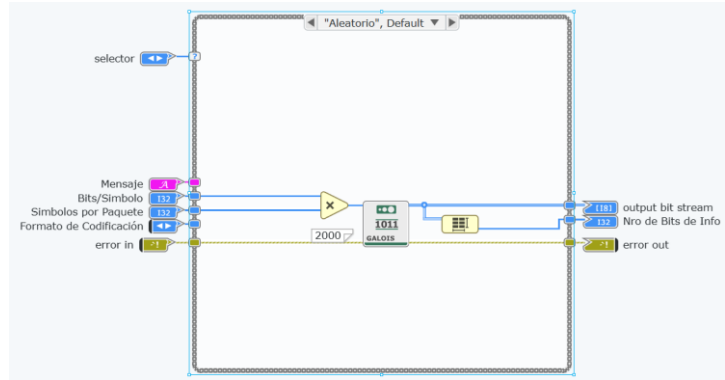


Figura A.5. Programación del Bloque de Generación de Bits

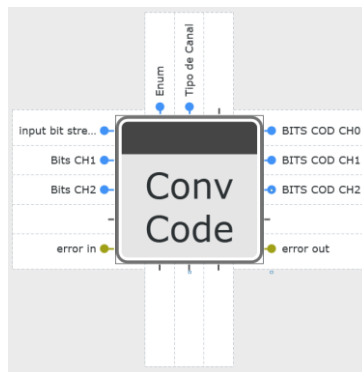


Figura A.6. Ícono del Bloque de Codificación Convolutiva

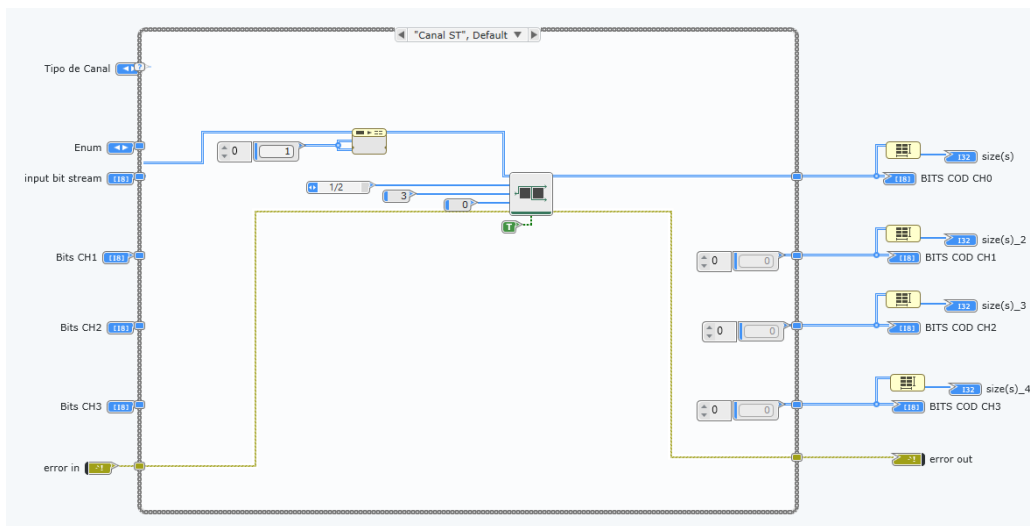


Figura A.7. Programación del Bloque de Codificación Convolutiva

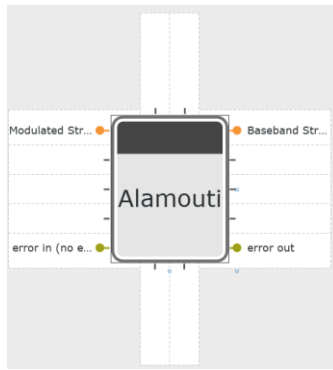


Figura A.8. *Ícono del Bloque de Codificación Alamouti*

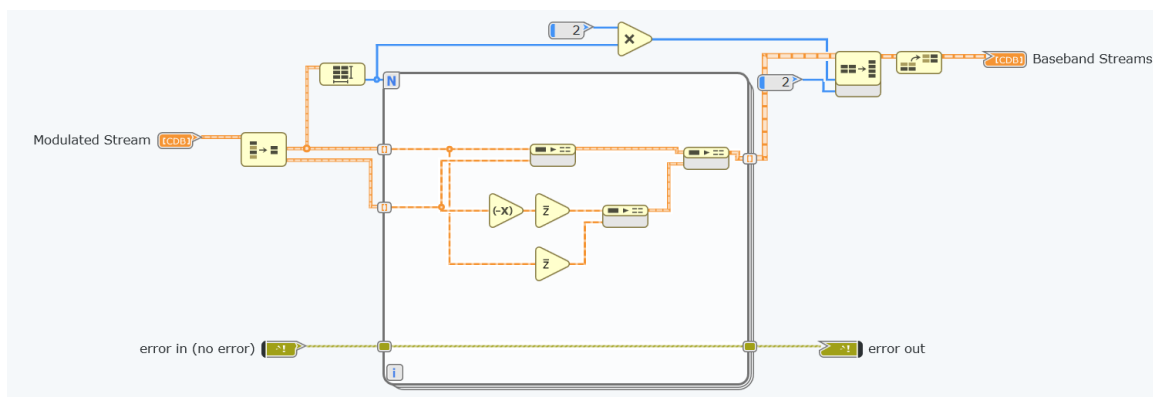


Figura A.9. *Programación del Bloque de Codificación Alamouti*

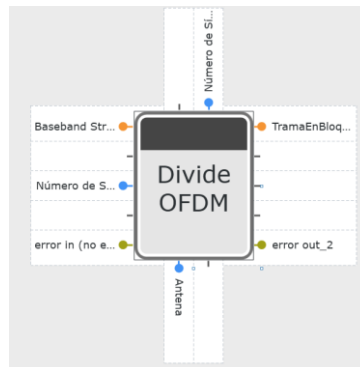


Figura A.10. *Ícono del Bloque Conversión Serie-Paralelo*

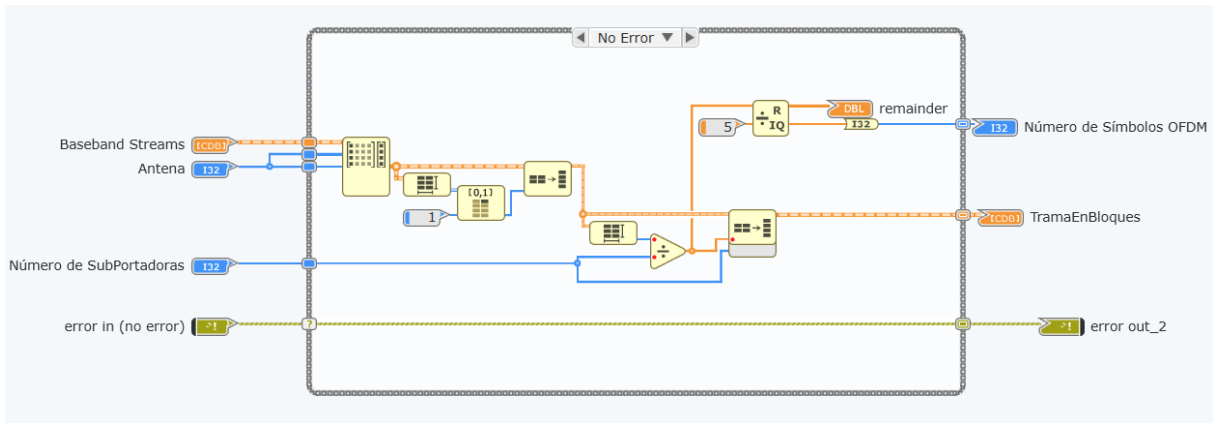


Figura A.11. Programación del Bloque Conversión Serie-Paralelo

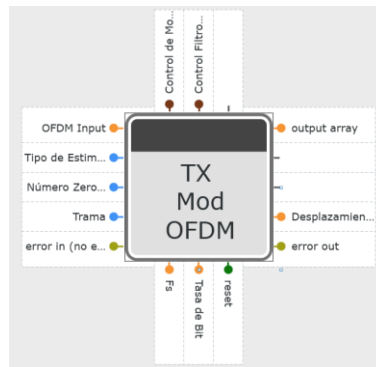


Figura A.12. Ícono del Bloque Modulación OFDM

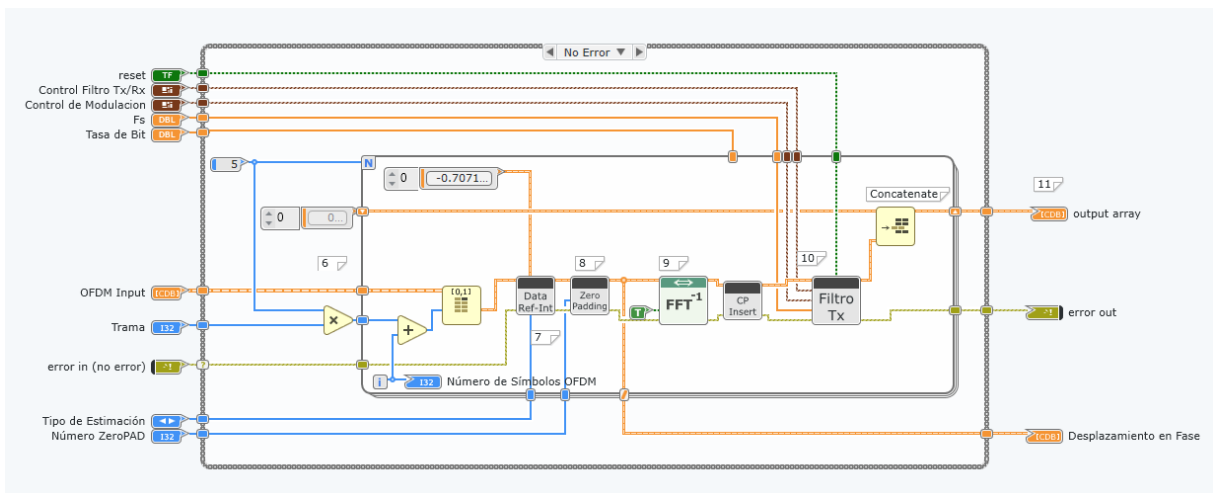


Figura A.13. Programación del Bloque Modulación OFDM

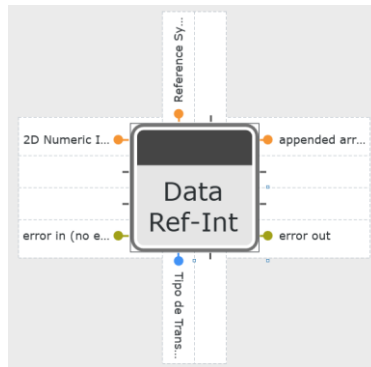


Figura A.14. *Ícono del Bloque de Inserción de Símbolos Piloto*

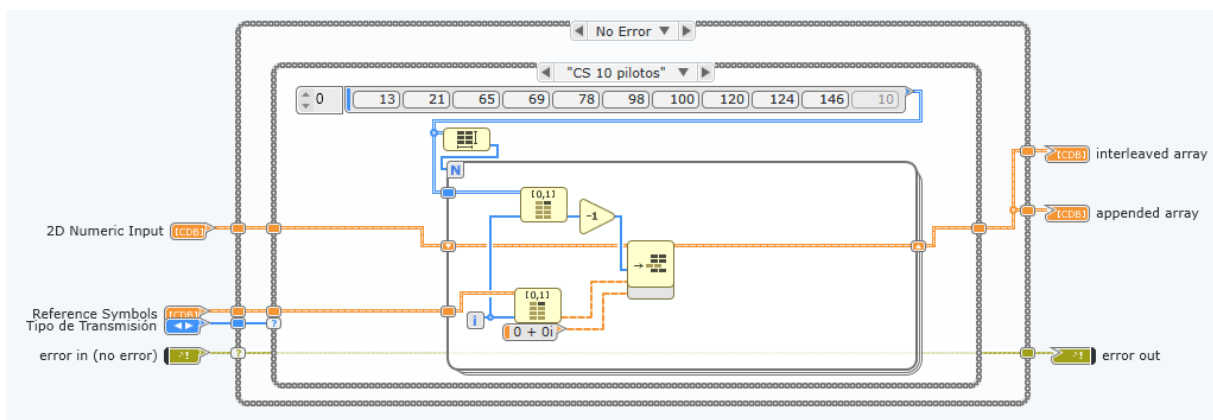


Figura A.15. *Programación del Bloque de Inserción de Símbolos Piloto*

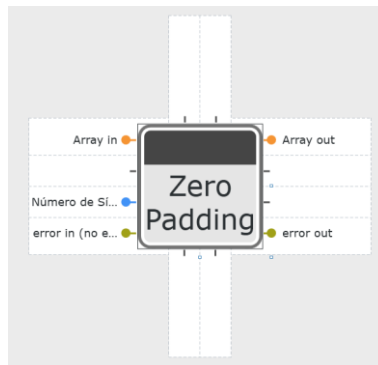


Figura A.16. *Ícono del Bloque de Inserción de Bandas de Guarda*

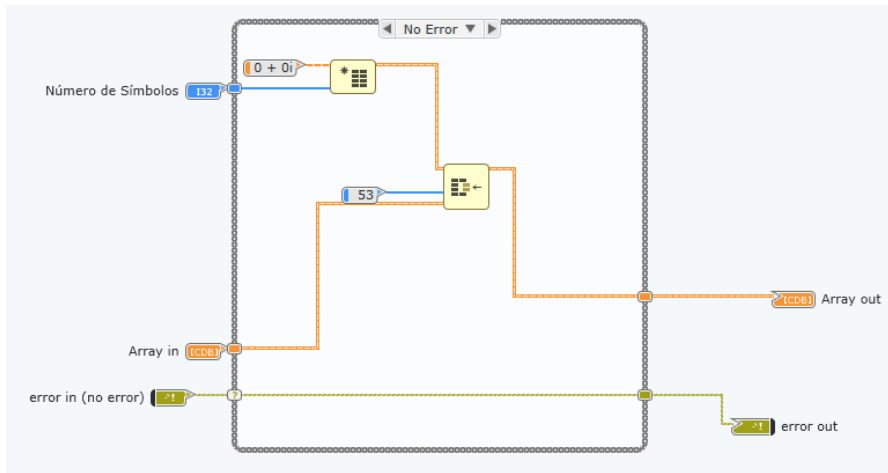


Figura A.17. Programación del Bloque de Inserción de Bandas de Guarda

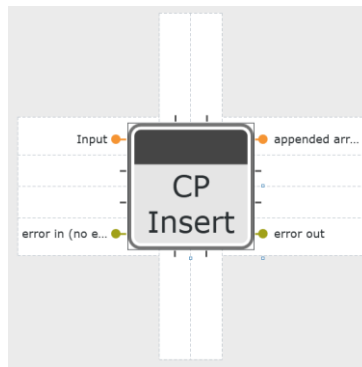


Figura A.18. Ícono del Bloque de Inserción del Prefijo Cíclico

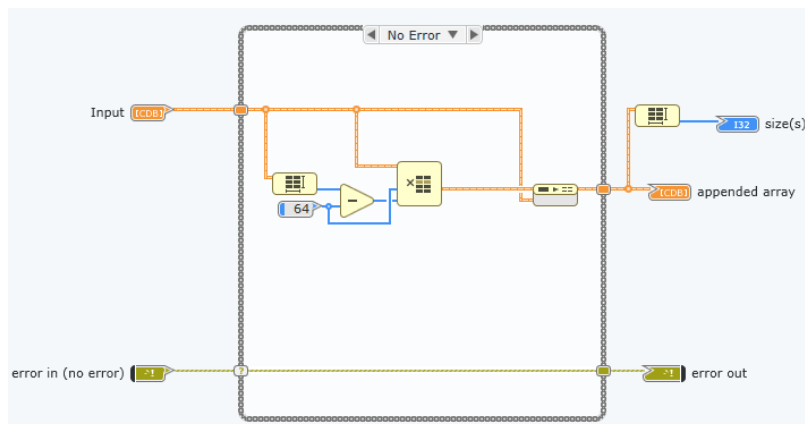


Figura A.19. Programación del Bloque de Inserción del Prefijo Cíclico

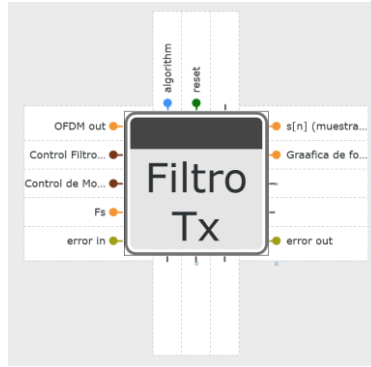


Figura A.20. Ícono del Bloque de Filtro Conformador de Pulso

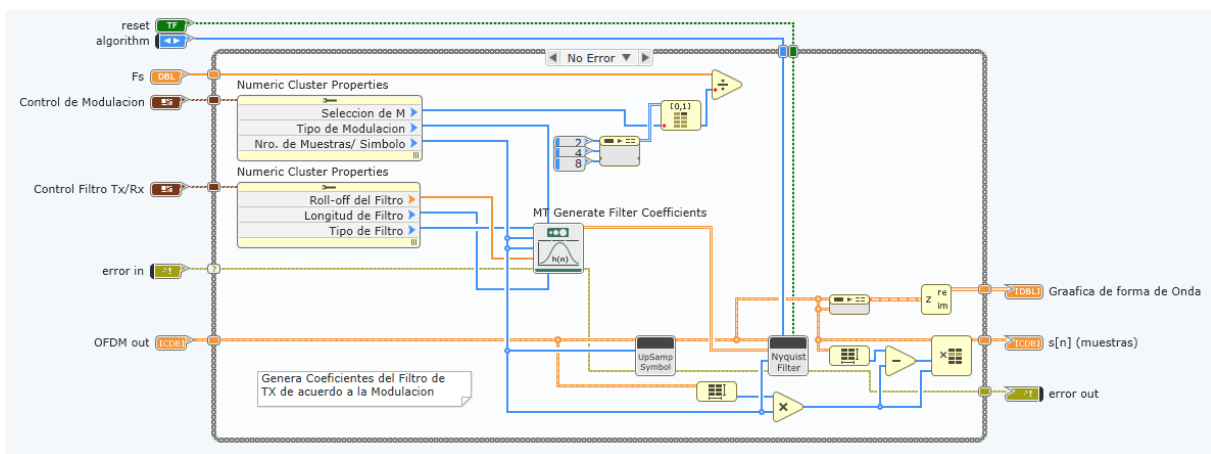


Figura A.21. Programación del Bloque de Filtro Conformador de Pulso

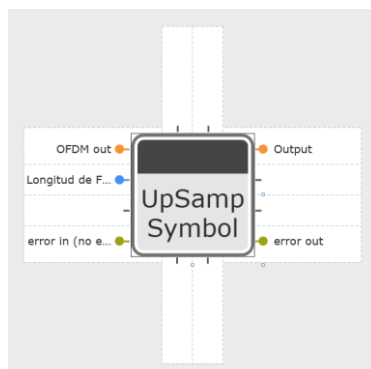


Figura A.22. Ícono del Bloque de Sobremuestreo

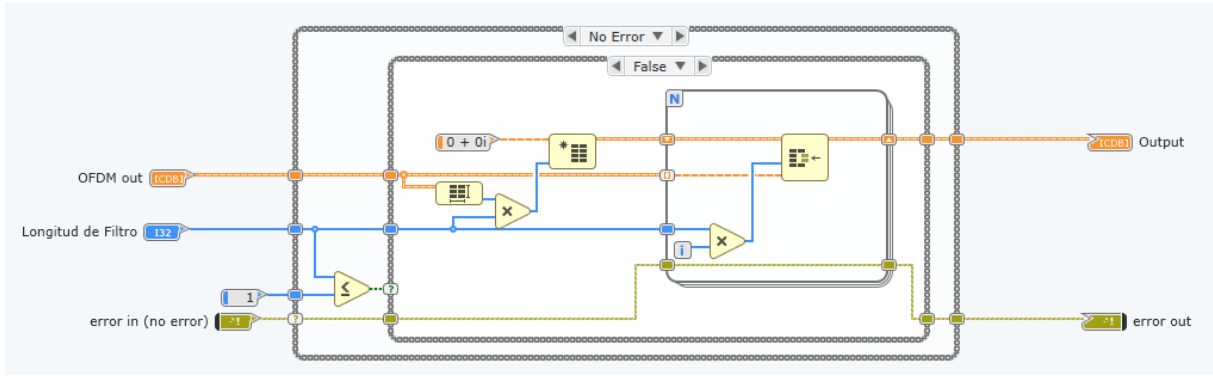


Figura A.23. Programación del Bloque de Sobremuestreo

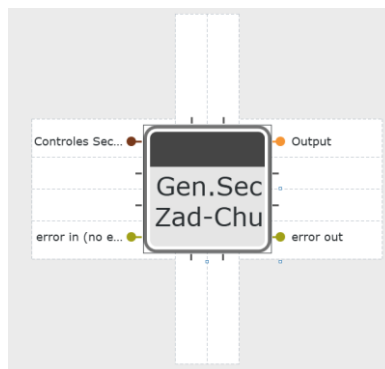


Figura A.24. Ícono del Bloque de Generación de Secuencias de Zadoff-Chu

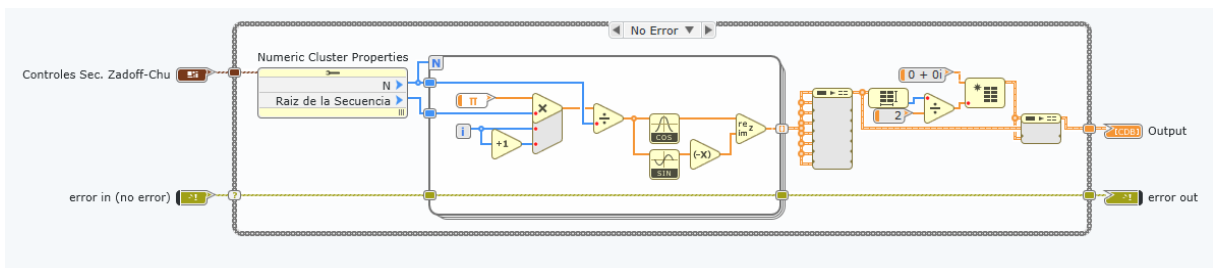


Figura A.25. Programación del Bloque de Generación de Secuencias de Zadoff-Chu

APÉNDICE B: PROGRAMACIÓN DEL SDR PARA RECEPCIÓN EN LABVIEW NXG.

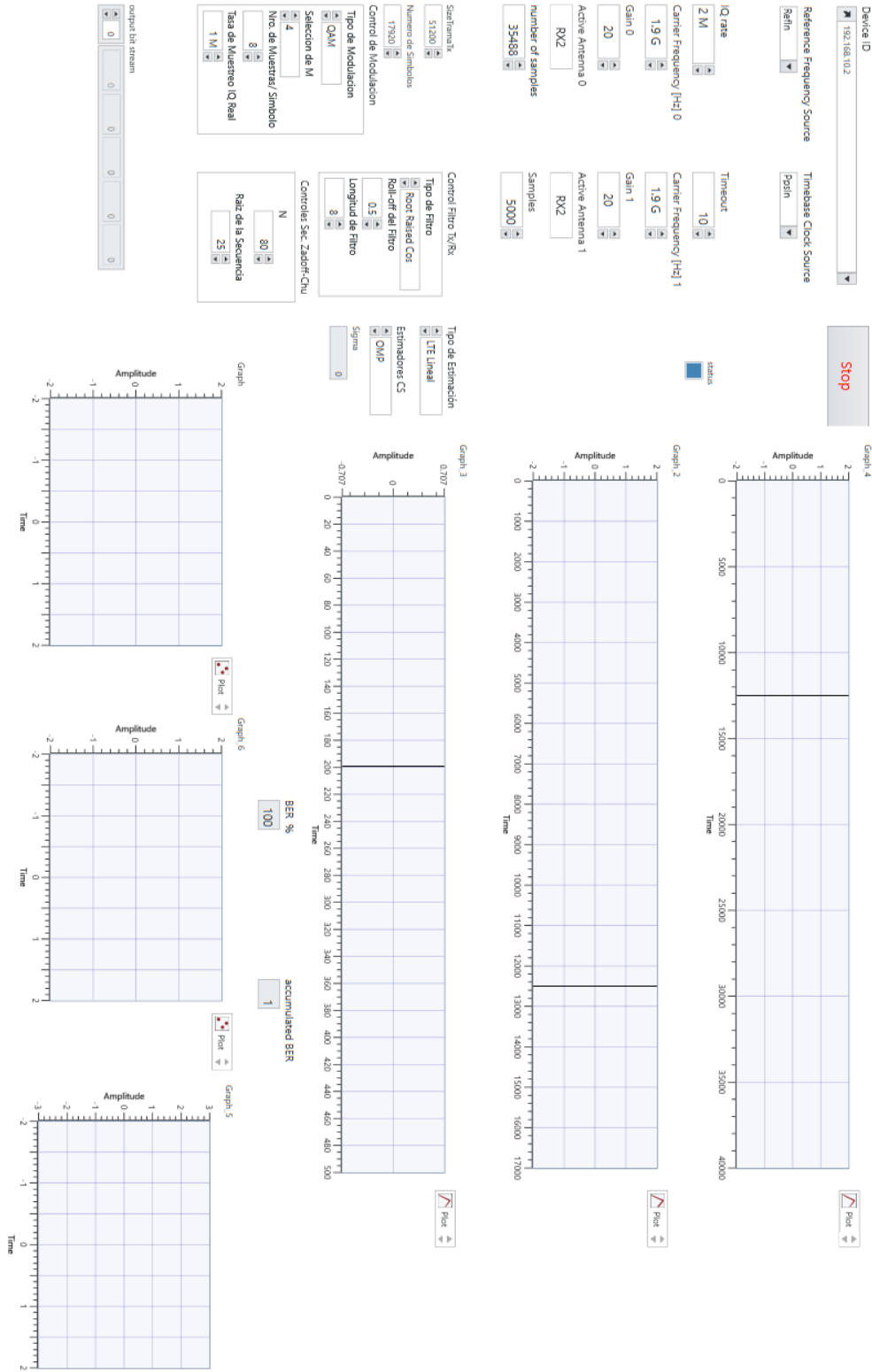


Figura B.1. Panel de Configuraciones del Receptor en Labview NXG

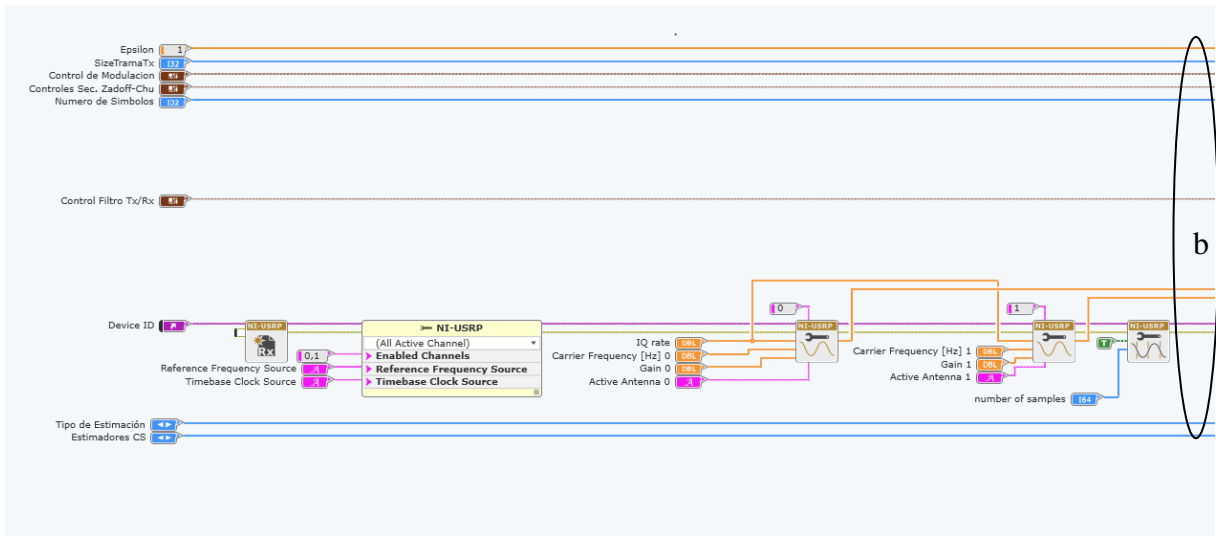


Figura B.2. Bloques de Configuración del USRP

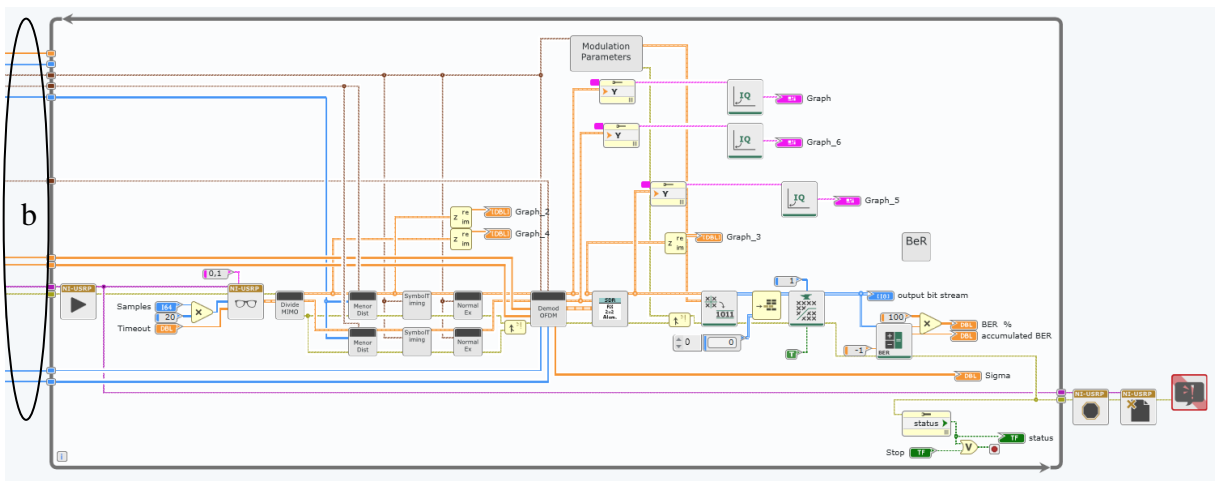


Figura B.3. Bloques de Procesamiento de la Información Recibida por el USRP

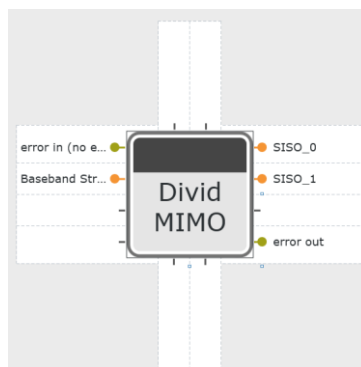


Figura B.4. Ícono del Bloque que Divide los Flujos de Información

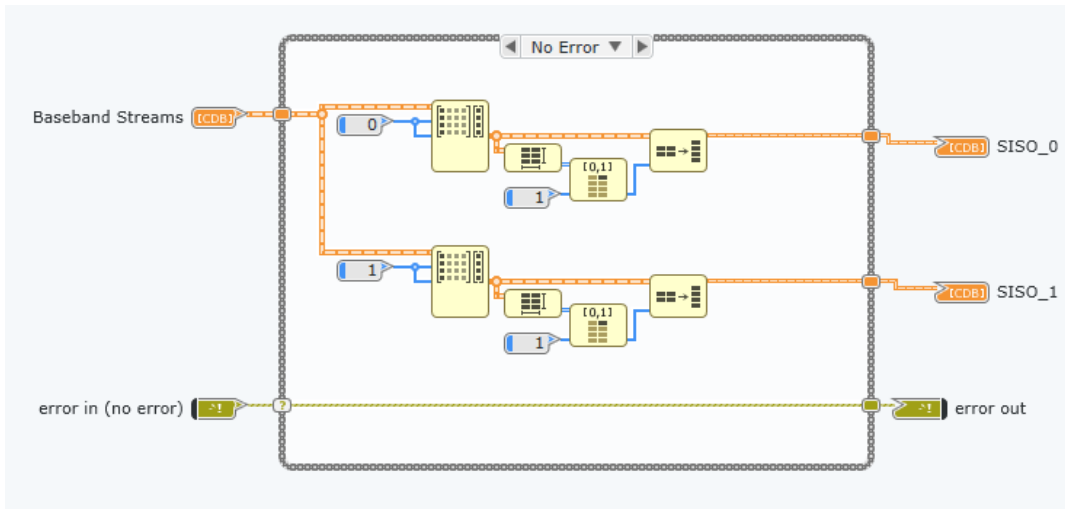


Figura B.5. Programación del Bloque que divide los Flujos de Información

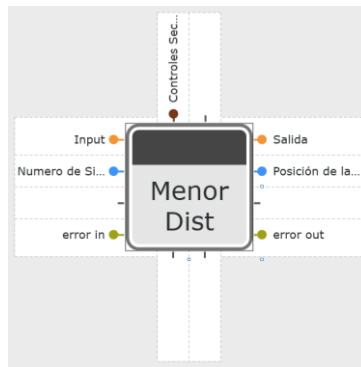


Figura B.6. Ícono del Bloque de Detección de Inicio de Trama

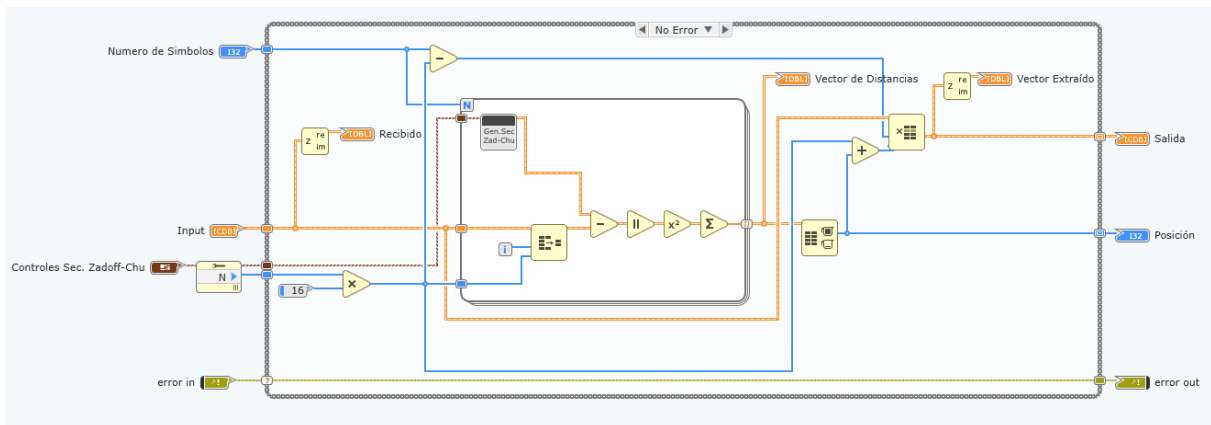


Figura B.7. Programación del Bloque de Detección de Inicio de Trama

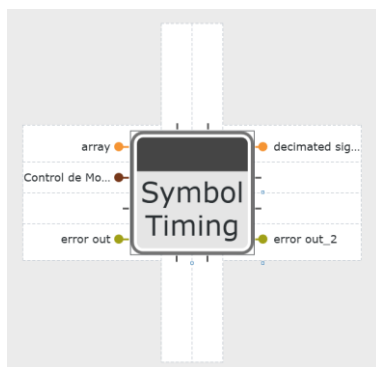


Figura B.8. Ícono del Bloque de Detección Sincronización de Temporizado y Submuestreo

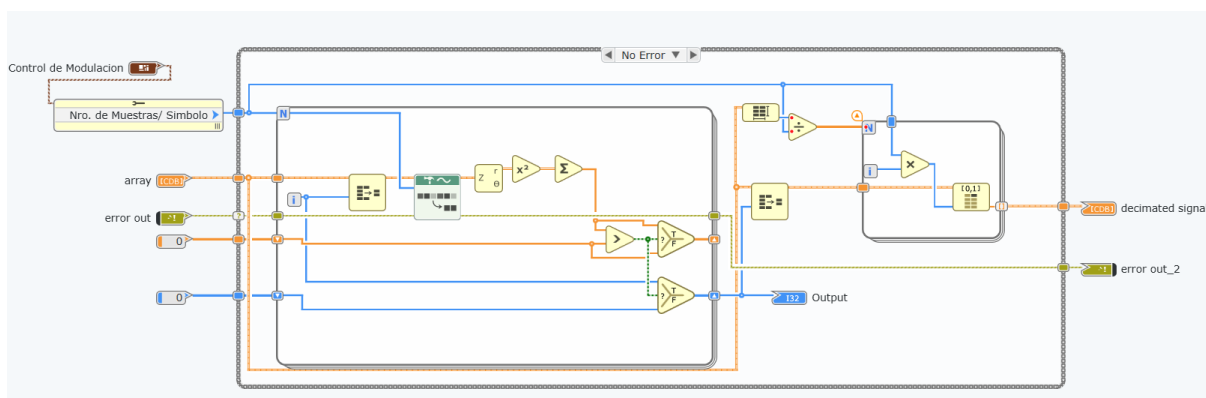


Figura B.9. Programación del Bloque de Detección Sincronización de Temporizado y Submuestreo

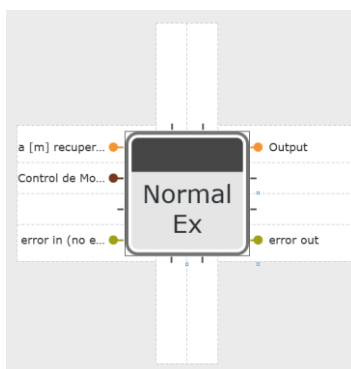


Figura B.10. Ícono del Bloque de Normalización de Muestras

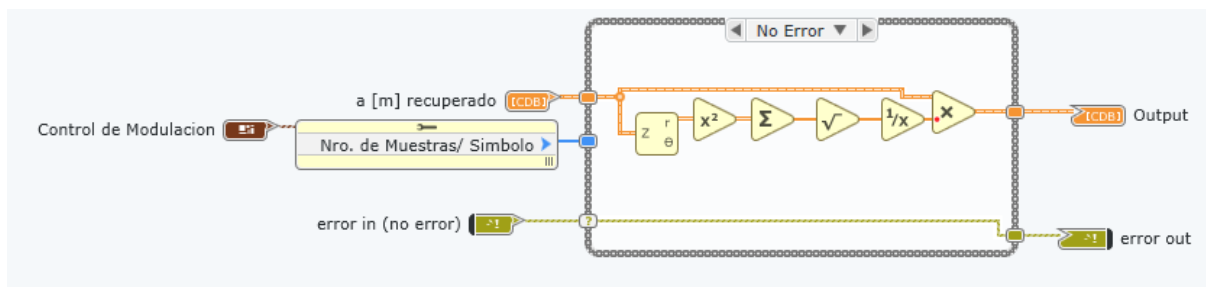


Figura B.11. Programación del Bloque de Normalización de Muestras

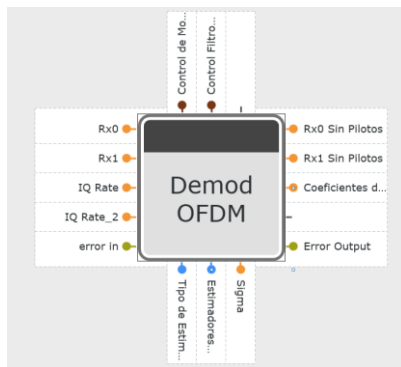


Figura B.12. *Ícono del Bloque de Demodulación OFDM*

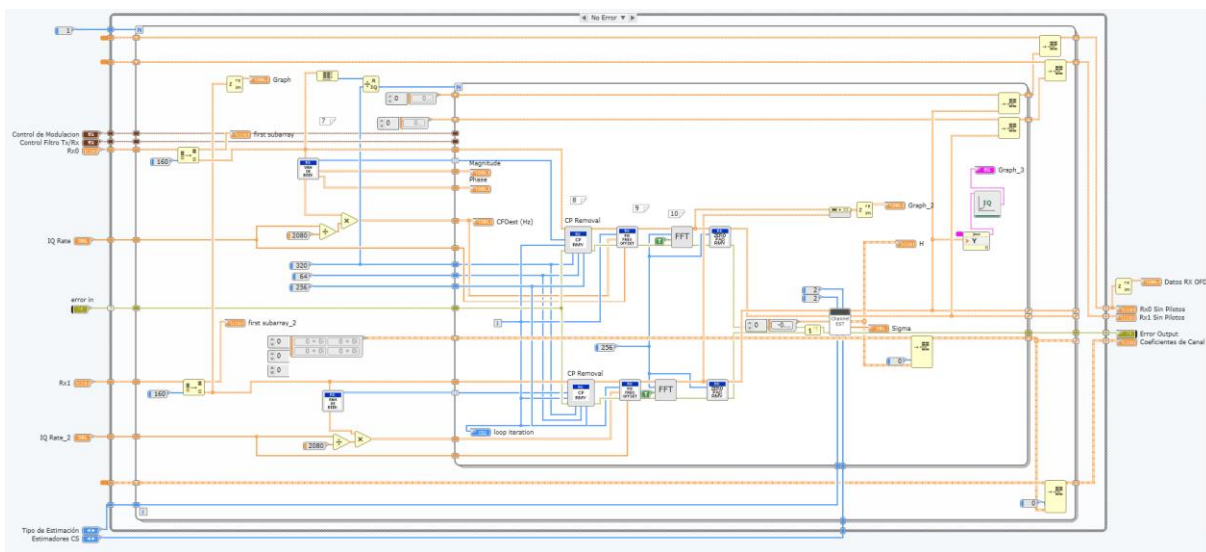


Figura B.13. *Programación del Bloque de Demodulación OFDM*

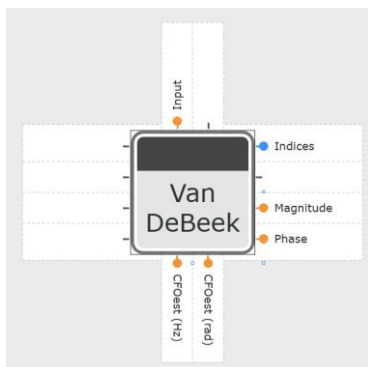


Figura B.14. *Ícono del Bloque de Medición de Desplazamiento de Frecuencia de Portadora*

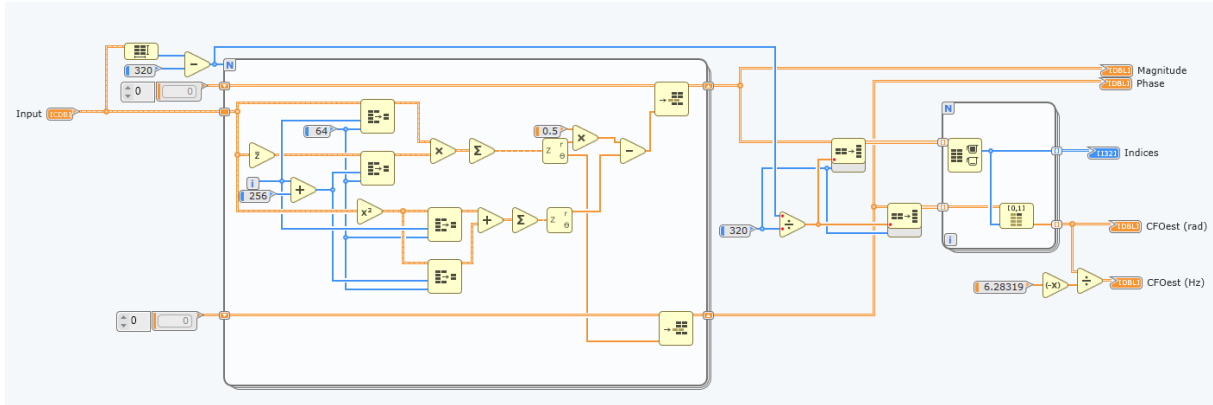


Figura B.15. Programación del Bloque de Medición de Desplazamiento de Frecuencia de Portadora

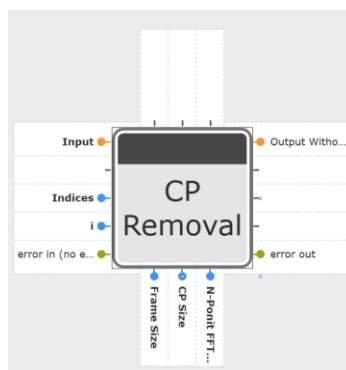


Figura B.16. Ícono del Bloque de Remoción del Prefijo Cíclico

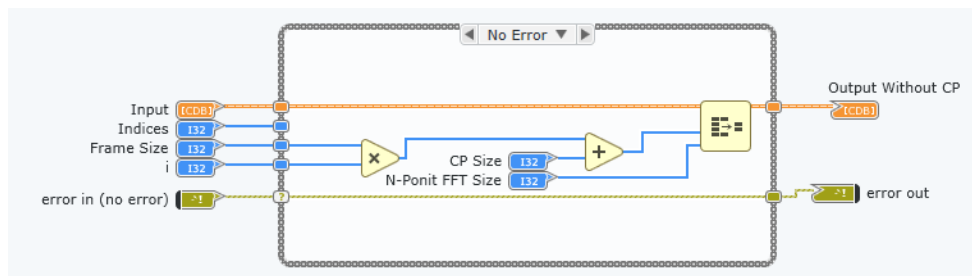


Figura B.17. Programación del Bloque de Remoción del Prefijo Cíclico

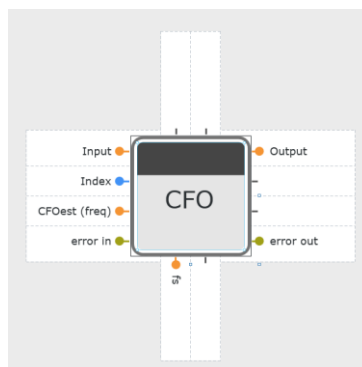


Figura B.18. Ícono del Bloque de Corrección de CFO

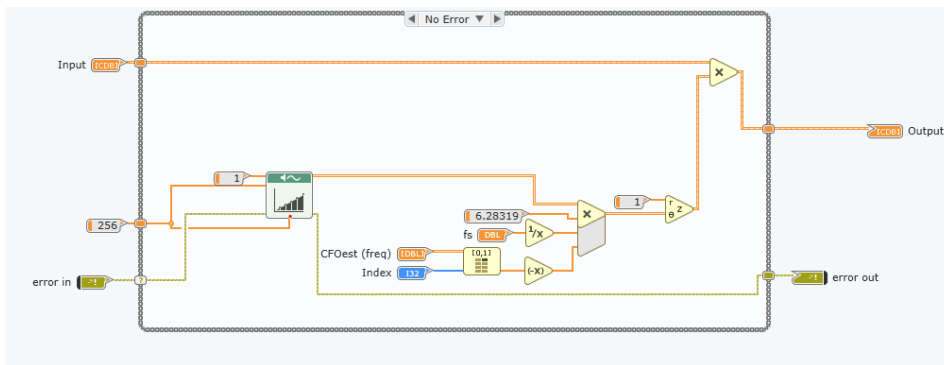


Figura B.19. Programación del Bloque de Corrección de CFO

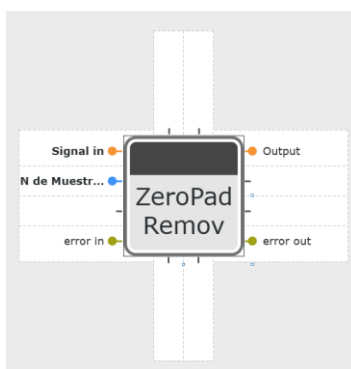


Figura B.20. Ícono del Bloque de Remoción de Bandas de Guarda

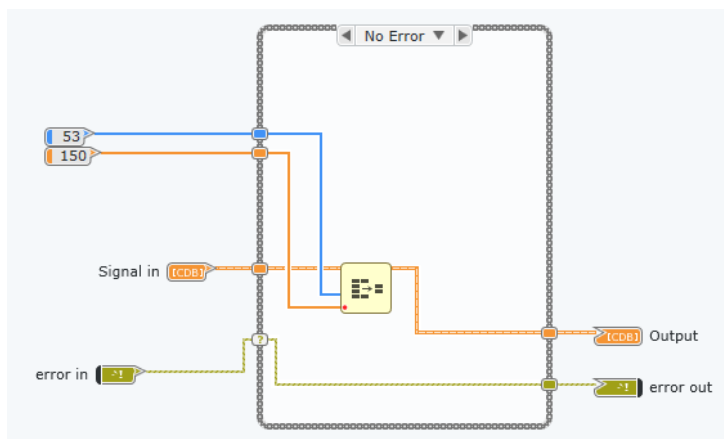


Figura B.21. Programación del Bloque de Remoción de Bandas de Guarda

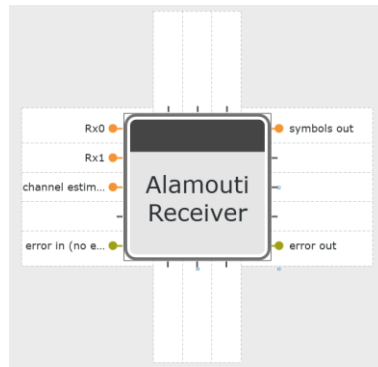


Figura B.22. Programación del Bloque de Detección de Símbolos con Alamouti

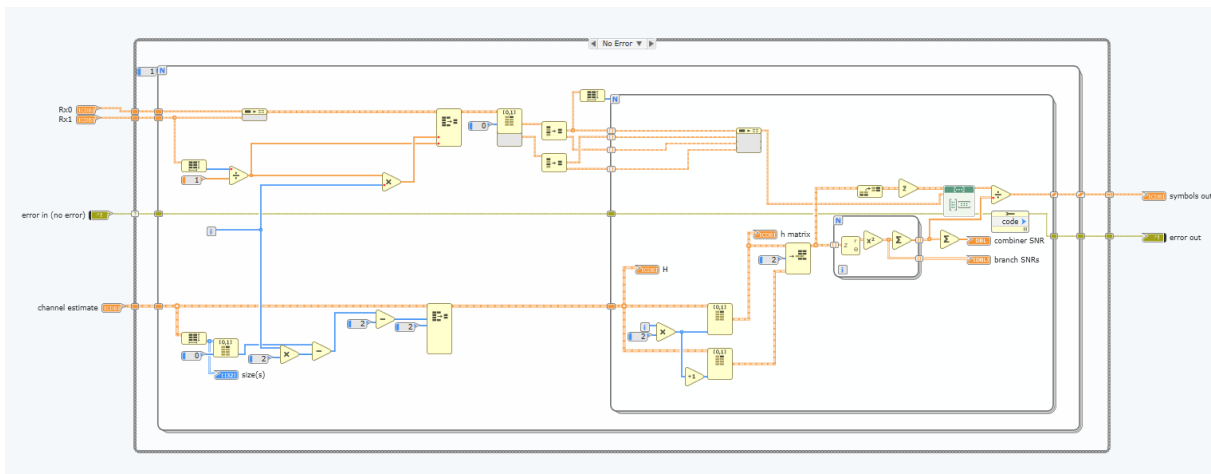


Figura B.23. Programación del Bloque de Detección de Símbolos con Alamouti

APÉNDICE C: BLOQUES DE PROGRAMA DEL ESTIMADOR DE CANAL

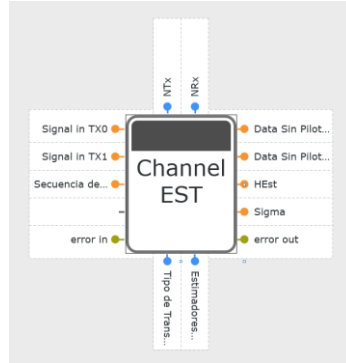


Figura C.1. Ícono del Bloque de Estimación de Canal

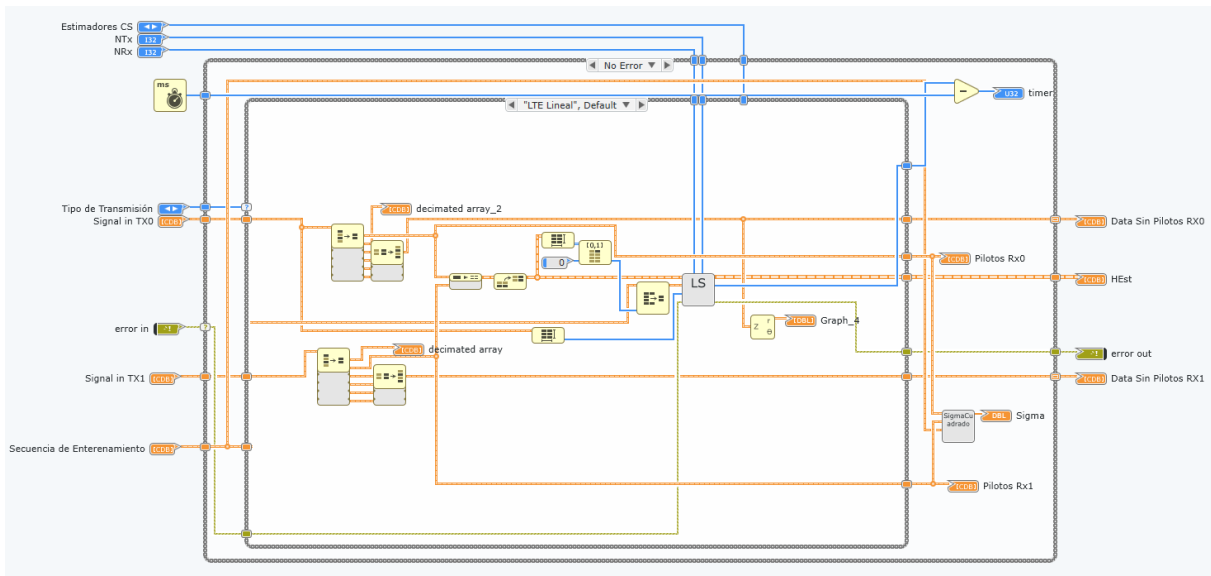


Figura C.2. Programación del Bloque de Estimación de Canal LS

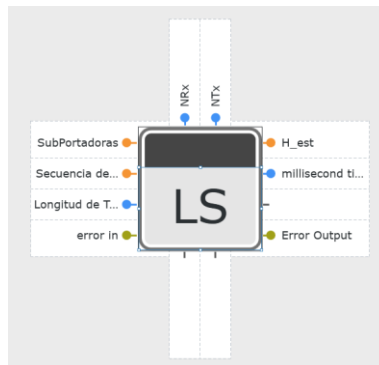


Figura C.3. Ícono del Bloque Estimador de Canal LS

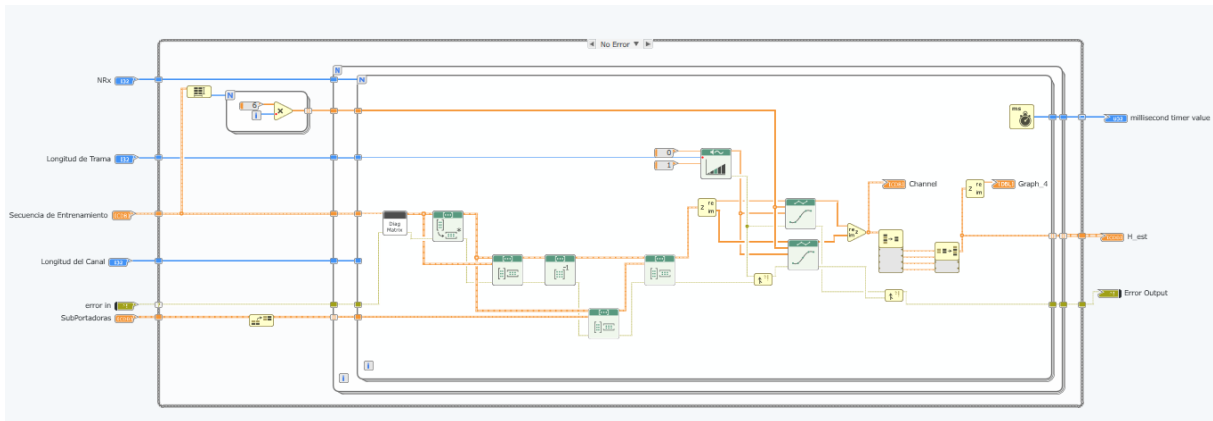


Figura C.4. Programación del Bloque Estimador de Canal LS

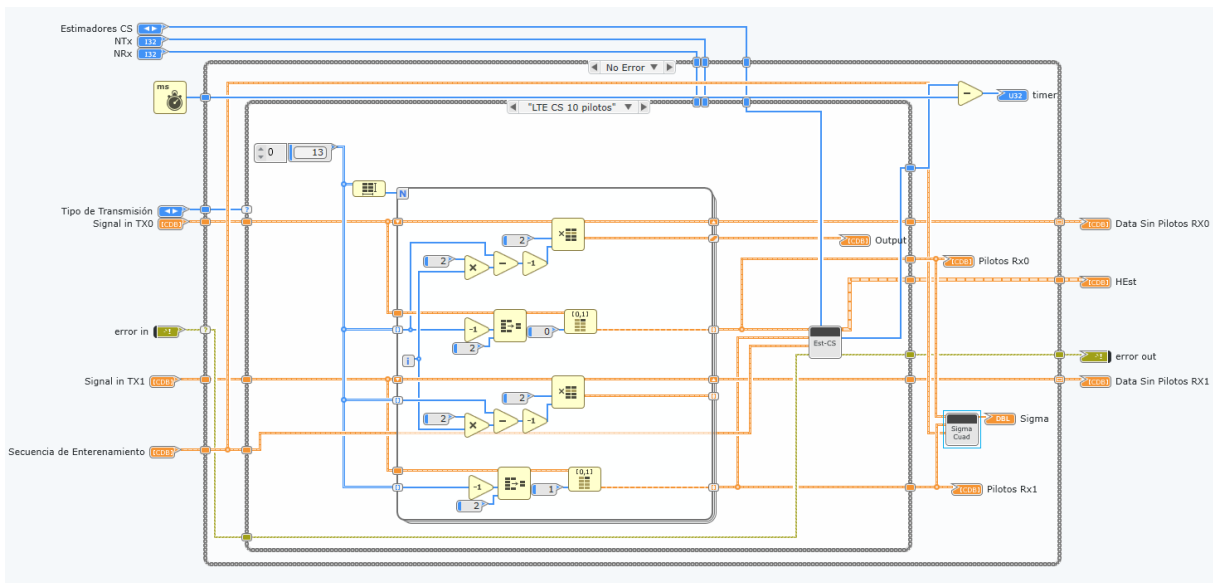


Figura C.5. Programación del Bloque Estimación de Canal CS

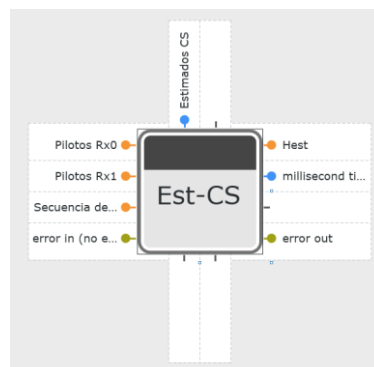


Figura C.6. Ícono del Bloque Estimador de Canal CS

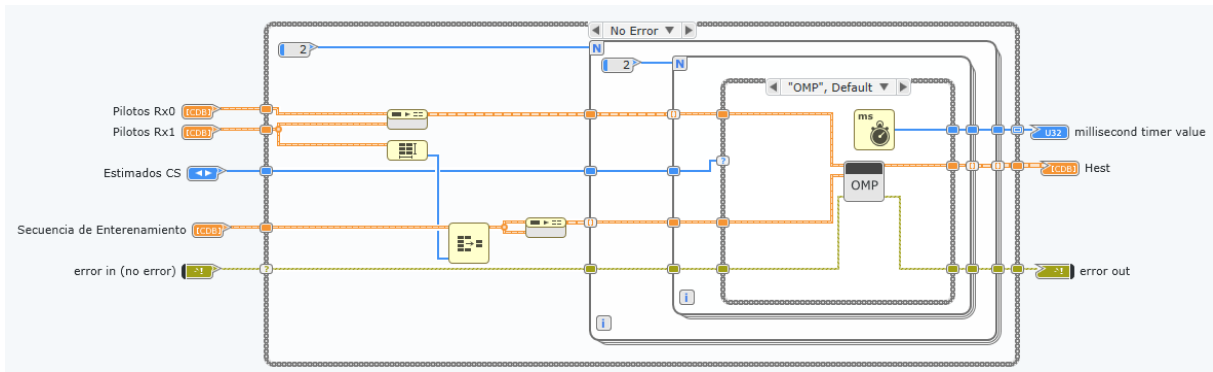


Figura C.7. Programación del Bloque Estimador de Canal CS



Figura C.8. Interfaz de Comunicación de Matlab del Bloque Estimador de Canal

OMP estimadorOMP

D:\Documentos\Estimación del Canal\Nueva carpeta\Pruebas\MIMO-OFDM_USRP_LTE_CH-CS 1\SubVisRx\ScriptsMatlab\estimadorOMP.m

Name	Prototype	Data type
estimadorOMP	[Xest] = estimadorOMP(Yrec,Yenv...	
Xest		1D Array of CDB
Yrec		1D Array of CDB
Yenv		1D Array of CDB

Figura C.9. Interfaz de Comunicación de Matlab del Bloque Estimador de Canal