



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELÉCTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

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

**TEMA: ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE UN SISTEMA
MIMO EN UN CANAL NO LINEAL COMPLEJO
DIVIDIDO EN SUBBANDAS CON SERIES DE
VOLTERRA**

**AUTOR: IMBAQUINGO SARMIENTO, DIANA
VALERIA**

DIRECTOR: ING. BERNAL OÑATE, CARLOS PAÚL

SANGOLQUÍ

2017



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación “ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE UN SISTEMA MIMO EN UN CANAL NO LINEAL COMPLEJO DIVIDIDO EN SUBBANDAS CON SERIES VOLTERRA” realizado por la señorita DIANA VALERIA IMBAQUINGO SARMIENTO, ha sido revisado en su totalidad y analizado por el software anti-plagio, el mismo cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecido por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, por lo tanto me permito acreditarlo y autorizar a la señorita DIANA VALERIA IMBAQUINGO SARMIENTO para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 08 de agosto de 2017



ING. CARLOS PAÚL BERNAL OÑATE

DIRECTOR



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Yo, DIANA VALERIA IMBAQUINGO SARMIENTO, con cédula de identidad N° 040173903-2, declaro que este trabajo de titulación "ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE UN SISTEMA MIMO EN UN CANAL NO LINEAL COMPLEJO DIVIDIDO EN SUBBANDAS CON SERIES VOLTERRA" ha sido desarrollado considerando los métodos de investigación existentes, así como también se ha respetado los derechos intelectuales de terceros considerándose en las citas bibliográficas.

Consecuentemente declaro que este trabajo es de mi autoría, en virtud de ello me declaro responsable del contenido, veracidad y alcance de la investigación mencionada.

Sangolquí, 08 de Agosto del 2017

DIANA VALERIA IMBAQUINGO SARMIENTO
C.C. 040173903-2





ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES

AUTORIZACIÓN

Yo, DIANA VALERIA IMBAQUINGO SARMIENTO, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca Virtual de la institución el presente trabajo de titulación "ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE UN SISTEMA MIMO EN UN CANAL NO LINEAL COMPLEJO DIVIDIDO EN SUBBANDAS CON SERIES VOLTERRA" cuyo contenido, ideas y criterios son de mi autoría y responsabilidad.

Sangolquí, 08 de agosto del 2017



DIANA VALERIA IMBAQUINGO SARMIENTO

C.C. 040173903-2

DEDICATORIA

Quiero dedicar mi tesis a la persona más importante y especial en mi vida, mi madre Adriana, que ha sabido demostrarme que los obstáculos no impiden lograr las metas, que la responsabilidad, el respeto y la humildad son los valores más importantes. A esa persona que siempre me ha apoyado incondicionalmente, con sus consejos, sus regaños, pero sobre todo con su amor. Quiero expresarle mi agradecimiento, mi admiración y mi gratitud ya que, gracias a ella he logrado superar muchas pruebas, levantarme ante las adversidades que se han presentado durante el camino recorrido de nuestras vidas, así como lo hemos hecho y aspiro que siga siendo mi fuerza, mi guía y ejemplo para seguir adelante con la ayuda divina de Dios.

También quiero dedicarle a mi padre Germán, que ha sabido apoyarme, guiarme siempre con sus consejos y ejemplo, por su esfuerzo diario de brindarme siempre lo mejor, pero especialmente por demostrarme que todo lo que uno se proponga se lo logra, porque la fuerza de voluntad con la ayuda de Dios es más poderosa que cualquier adversidad.

Para ustedes con mucho cariño.

AGRADECIMIENTO

Quiero agradecer, principalmente a Dios por todas las bendiciones recibidas, por ser mi fortaleza en los momentos de tristeza y ser la luz que ha guiado siempre mi camino. Agradezco de todo corazón a mi mamita Adriana por brindarme ese ejemplo de ser una mujer luchadora, siempre animándome a seguir adelante y nunca dejarme vencer en el intento; a mi padre quien supo darme su apoyo incondicional, su confianza y sobre todo sus consejos que siempre los llevaré en mi corazón porque me han servido de guía para formarme como persona y culminar mis metas.

A mis hermanos Anderson, Alejandra y Derli, infinitamente agradecida por las alegrías, las tristezas compartidas, sus sacrificios; pero especialmente por brindarme su apoyo a la distancia y estar ahí cuando más los necesitaba. A ti, ñaño Andy gracias por preocuparte como un padre con nosotras; a mi hermana Alejandra mi “churitos”, gracias por las risas, por las conversas sin fin; y a ti Derli que en mi corazón siempre serás mi “nena”, gracias también por esas palabras que me animaban a continuar a pesar de las muchas dificultades que encontré en el trayecto y ser tu ejemplo. Gracias por fomentar siempre los lazos de hermandad como la familia que somos.

A mis segundos padres, mi mami Laura y mi papi Héctor, por sus consejos y apoyo incondicional a lo largo de toda mi vida ya que desde pequeña cuidaron de mí e hicieron mis días felices; pero en especial por ese amor infinito hacia nosotros, eternamente agradecida y que mi Dios me los bendiga siempre.

A mis tías Fanny y Marcia, por su cariño, consejos y apoyo; por abrirme las puertas de su hogar como una hija más; a mis primos Roberto, Stalin gracias también por alentarme siempre y por su ejemplo; y a ti primo Alex muy agradecida por tu cariño, gracias por compartir muchos momentos de eternas risas, por tu ayuda cuando he necesitado, por la confianza brindada y por considerarme como una hermana para ti; espero que sigas adelante en tu vocación y nunca te des por vencido.

Un eterno agradecimiento a Olguita, Felipe, Alexandra, Xavier, Gisley, Victóric; que desde que los conocí me han apoyado, me he hecho acreedora de su amistad sincera, su cariño, consejos y en especial gracias por hacerme parte de su familia, permitiéndome compartir con ustedes muchos momentos de alegría, siempre estarán presentes en mi corazón.

También quiero agradecer a mis amigos que han formado parte de mi vida universitaria, quisiera nombrarlos a todos, pero es una lista interminable, solo recuerden que cada uno de ustedes tienen un lugar importante en mi corazón y les digo que son muy especiales porque han sabido brindarme su amistad sincera; gracias por apoyarme en los momentos difíciles con sus palabras que me daban fuerza para continuar, y por creer siempre en mí. Gracias por hacer que cada momento compartido sea inolvidable, como no recordar aquellas largas tardes y noches de desvelo, que entre estudios, bromas, tristezas, alegrías y secretos transcurrió el tiempo y hoy ustedes mis amigos se han ganado mi cariño y mi confianza; gracias por todas las aventuras compartidas.

Finalmente, quiero agradecer de todo corazón a mi profesor y tutor, Ingeniero Paúl Bernal por su gran ayuda para poder culminar este último paso de mi formación profesional, pero en especial por brindarme su amistad sincera, su confianza, su paciencia y por permitirme compartir muchos momentos de risas y locuras. Al Ingeniero Rodolfo Gordillo por ser un amigo, por su ayuda desinteresada e incondicional, es una persona muy alegre, gracias por su amistad; y en general a todos mis profesores por impartirme sus conocimientos y su amistad durante este trayecto.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CERTIFICADO	ii
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD.....	iii
DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTO.....	vi
ÍNDICE DE CONTENIDOS	viii
ÍNDICE DE TABLAS	xi
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xii
RESUMEN.....	xiii
ABSTRACT.....	xiv
CAPÍTULO I.....	1
1. DESCRIPCIÓN	1
1.1. Introducción	1
1.2. Justificación e Importancia	2
1.3. Alcance del Proyecto	3
1.4. Objetivos.....	4
1.4.1. General.....	4
1.4.2. Específicos.....	4
CAPÍTULO II	5
2. MARCO TEÓRICO.....	5
2.1. No linealidad en sistemas de comunicación inalámbricos.....	5
2.1.1. Amplificadores de potencia.....	5
2.1.2. Efectos de Memoria.....	6
2.1.3. Amplificadores de bajo ruido.....	6

2.1.4. Mezcladores	7
2.2. Conceptos Básicos	7
2.2.1. Interferencia del canal adyacente	7
2.2.2. Calidad de modulación y degradación del desempeño del sistema.....	8
2.2.3. Modulación Digital	9
2.2.4. OFDM.....	10
2.3. Modelado de Sistemas no Lineales.....	14
2.3.1. Modelos no lineales Analíticos	15
2.4. Modelos no lineales Empíricos.....	19
2.5. Distorsión no lineal en diferentes estándares inalámbricos	21
2.6. Estándares del Sistema Móvil.....	23
2.7. Filtraje Adaptativo	25
2.7.1. Filtro Volterra.....	26
2.7.2. Filtros Adaptativos Lineales.....	33
CAPÍTULO III.....	42
3. MATERIALES Y MÉTODOS	42
3.1. Proceso de Transmisión	45
3.1.1. LTE (Long Term Evolution).....	45
3.1.2. MIMO (Multiple Input Multiple Output).....	45
3.1.3. Codificación de Canal Turbo	47
3.1.4. Diagrama de Bloques Transmisión	48
3.1.5. Modelo de Saleh para sistemas no lineales	49
3.2. Aplicación de Filtros Volterra.....	50
3.2.1. Volterra LMS (V-LMS)	51
3.2.2. Volterra NLMS (V-NLMS)	52
3.2.3. Volterra RLS (V-RLS).....	53

3.2.4. Volterra Conjugado Gradiente (V-CG).....	54
3.2.5. Comparación de Filtros Volterra.....	56
3.3. Proceso de Recepción	61
3.4. Obtención de Resultados.....	62
CAPÍTULO IV	68
4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	68
4.1. Conclusiones	68
4.2. Recomendaciones.....	69
Referencias.....	70

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Modelos no lineales Analíticos	16
Tabla 2: Modelos no Lineales Empíricos.....	20
Tabla 3: Parámetros de distorsión no lineal en diferentes estándares Inalámbricos..	21
Tabla 4: Especificaciones del estándar de comunicación móvil 2G	24
Tabla 5: Tecnologías de comunicaciones móviles desde 1G a 4G	24
Tabla 6: Volterra LMS	37
Tabla 7: Volterra NLMS	38
Tabla 8: Volterra RLS	41
Tabla 9: Media del error, variando orden del polinomio y delays de V-CG	54
Tabla 10: Variación de λ de Conjugado Gradiente.....	55
Tabla 11: Variación de η para V-Conjugado Gradiente	56
Tabla 12: Media de error de algoritmos Volterra.....	59

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Interferencia del canal adyacente	8
Figura 2: Espectro de una señal modulada multicanal	11
Figura 3: Espectro de una señal OFDM	11
Figura 4: Sistema OFDM (a) transmisor y (b) receptor	13
Figura 5: Diagrama de bloques de un filtro adaptativo.....	25
Figura 6: Descomposición de Filtro Volterra en una estructura de bloques	28
Figura 7: Comparación de V-LMS y V-RLS	43
Figura 8: Comparación V-LMS y V-RLS Complejo.....	44
Figura 9: Sistema MIMO 4x4	47
Figura 10: Diagrama de bloques transmisión.....	48
Figura 11: Curva MSE de V-LMS	51
Figura 12: Curva MSE de V-NLMS	52
Figura 13: Curva MSE de V-RLS	53
Figura 14: Curva MSE de V-CG.....	55
Figura 15: Comparación V-LMS y V-NLMS	57
Figura 16: Comparación V-NLMS y V-CG.....	58
Figura 17: Comparación V-RLS y V-CG	59
Figura 18: Comparación de Volterra LMS, NLMS, RLS, Conjugado Gradiente, FQR_POS y FQR_PRI.....	60
Figura 19: Comparación Volterra LMS, NLMS, CG, FQR_POS, FQR_PRI	61
Figura 20: Diagrama de bloques de proceso de Recepción	62
Figura 21: Rendimiento del BER en función SNR del sistema inicial	63
Figura 22: Rendimiento del BER en función SNR aplicando filtro V-LMS	63
Figura 23: Rendimiento del BER en función SNR aplicando filtro V-NLMS	64
Figura 24: Rendimiento del BER en función SNR aplicando filtro V-CG.....	64
Figura 25: Rendimiento del BER en función SNR aplicando filtro RLS	65
Figura 26: Rendimiento del BER en función SNR del sistema Inicial y del sistema aplicando filtro RLS	66

RESUMEN

En todo sistema de comunicación las distorsiones no lineales están presentes a causa de la incorporación de equipos tanto en la transmisión como la recepción; causando que el rendimiento del sistema sea ineficiente. Al conocer de este problema, se ha desarrollado una investigación de filtros adaptativos en base a las series de Volterra, las cuales permitan eliminar las no linealidades, estimando una señal deseada a partir de una señal de entrada. Para lo cual, se utilizó una señal LTE con diversidad de transmisión modulada en amplitud y fase 64-QAM, así como la implementación de OFDM, seguido de esto se inserta la distorsión no lineal utilizando el modelo de Saleh, se empleó un sistema MIMO 4x4 para la propagación sobre el canal, y finalmente adicionar ruido AWGN. Al obtener dicha señal, se implementó el filtro adaptativo con series de Volterra tales como LMS, NLMS, RLS y Conjugado Gradiente; utilizando un polinomio de tercer orden con dos retardos, obteniendo coeficientes del filtro para realizar la compensación en la señal y obtener una estimación de la señal deseada. Se realizaron variaciones en lo que respecta a parámetros propios de los algoritmos, así como aumento y disminución del orden del polinomio y del número de retardos; con la finalidad de que el error cuadrático medio sea bajo. Finalmente, se presenta resultados del rendimiento del sistema, en donde se observó que con el filtro adaptativo con series de Volterra RLS el rendimiento fue eficiente a comparación con los demás modelos, y que los coeficientes obtenidos permitieron compensar las no linealidades.

Palabras Claves:

- **FILTRO ADAPTATIVO**
- **OFDM**
- **AWGN**
- **LMS**
- **RLS**
- **CONJUGADO GRADIENTE**
- **LTE**

ABSTRACT

In any communication system, the nonlinear distortions are presents due to the presence of devices in the transmission and the reception; it results that the performance of the system is inefficient. About this problem, an investigation has been developed where the implementation of adaptive filtering is carried out based on the Volterra series which allow to eliminate the nonlinearities getting a desired signal from an input signal. So, in this work a LTE signal with transmission diversity was used, which was modulated in amplitude and phase with 64-QAM, as well as the implementation of, next step is to insert a nonlinear distortion using Saleh Model, then an MIMO 4X4 system was implemented, and finally add to the signal a Gaussian Complex noise. When the signal was obtained, the adaptive filter with Volterra Series was implemented such as LMS, NLMS, RLS, Conjugate Gradient, using a third order polynomial with two delays so the coefficients of the filter were obtained to compensate the input signal and obtain an estimate of the desired signal. Variations were made with respect to parameters of the algorithms, as well as increase and decrease of the order of the polynomial and the number of delays; with the purpose that the mean square error is low. Finally, the results of the performance of the system were presented, where the adaptive filter with Volterra RLS series was efficient than the other algorithms, and the coefficients obtained allowed to compensate the nonlinearities.

Key Words:

- **Adaptive Filter**
- **OFDM**
- **AWGN**
- **LMS**
- **RLS**
- **CONJUGATE GRADIENT**
- **LTE**

CAPÍTULO I

1. DESCRIPCIÓN

1.1. Introducción

En el diseño de sistemas de comunicación inalámbricos, la distorsión se debe al comportamiento no lineal de los equipos incorporados en el diseño de los mismos. Usualmente las no linealidades se presentan en equipos como amplificadores de potencia, amplificadores de bajo ruido, mezcladores, etc. Por lo que la presencia de la no linealidad es la responsable de que la eficiencia en la recepción de los sistemas de comunicación sea baja.

Estas no linealidades limitan la potencia de salida suministrada debido a las características no lineales de compresión y también porque introduce componentes de señales desconocidas llamadas “distorsiones no lineales” a la salida del equipo. Las cuales se manifiestan como armónicos en múltiplos de la frecuencia fundamental, cuando la señal de entrada consiste en tonos discretos y, como ensanchamiento espectral cuando el espectro de la señal de entrada tiene un ancho de banda finito.

Con señales digitalmente moduladas, la no linealidad da como resultado dos deficiencias principales en el espectro de salida. La primera es la compresión de ganancia que da como resultado una potencia de salida reducida con respecto al funcionamiento lineal del dispositivo no lineal y la segunda es el ensanchamiento espectral que consiste en componentes de distorsión que están dentro y fuera del ancho de banda de la señal de entrada (Gharaibeh, 2012).

Los modelos de Volterra en tiempo discreto, de duración finita, pueden ser utilizados para representar todo sistema no lineal con memoria. Dichos modelos han sido utilizados en numerosas aplicaciones en diferentes campos, como por ejemplo la anulación del eco y del ruido, la linealización de altavoces, el modelado, la igualdad y la pre-distorsión de canales de comunicación lineales, el modelado de sistemas fisiológicos, o también el modelado de sistemas no lineales. Además, pueden ser vistos como una extensión no lineal del modelo lineal con respuesta de impulso finito (FIR).

Por lo que, los modelos de Volterra en banda base son muy útiles para la representación de canales de comunicación no lineales. Estos modelos presentan la especificación para incluir sólo los términos de orden impar no lineales, con núcleos caracterizados por una doble simetría. (Izquierdo Rivera, 2017).

1.2. Justificación e Importancia

En todo sistema de comunicación especialmente en la parte de “*RF front*”, existen distorsiones no lineales que limitan la eficiencia de transmisión y recepción de las señales, a causa de los equipos incorporados en dicho sistema.

Eliminar estas no linealidades, se ha considerado un factor importante para mejorar el rendimiento de los sistemas, por lo que los filtros adaptativos con series Volterra se consideran importantes para el mejoramiento de técnicas tanto de transmisión como de recepción de señales, y con el tiempo se han venido orientando a tener una gran variedad de aplicaciones.

El modelo de series de Volterra es el modelo más usado para sistemas no lineales, ya que con la implementación de dicho modelo se logra obtener coeficientes de un filtro que se asemejen a la realidad partiendo de una señal deseada y de una señal de entrada. Al obtener los coeficientes es posible implementar un filtro que permita eliminar las distorsiones y no linealidades sumadas en el proceso de comunicación de un sistema.

Finalmente, aplicando este procedimiento, es posible obtener mejores resultados de rendimiento del sistema, así como una mejor eficiencia de transmisión como de recepción de la señal.

1.3. Alcance del Proyecto

En base a investigaciones anteriores, con la implementación de filtros adaptativos con series de Volterra se han logrado buenos resultados en lo que respecta al desempeño y funcionalidad, partiendo de una señal modulada y posteriormente sumando las no linealidades. En el presente trabajo se implementó un sistema MIMO con una señal LTE con diversidad de transmisión, la cual después de pasar por un proceso de modulación 64-QAM, aplicar la técnica OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*), luego la adición de la no linealidad, posteriormente transmitir por un canal MIMO y finalmente añadir Ruido AWGN (*Additive White Gaussian Noise*); se incorporó el filtro adaptativo utilizando el modelo de series de Volterra y de esta manera se obtuvo los coeficientes del filtro.

Las series de Volterra analizadas fueron LMS, RLS, LMS Normalizado, Conjugado Gradiente con el objetivo de identificar con cuál algoritmo u algoritmos antes mencionados se obtendrían mejores resultados, en lo que se respecta a la obtención de un mínimo error cuadrático medio, así como la obtención de coeficientes que permitan compensar la señal de entrada, las series de Volterra se implementaron con un polinomio de tercer orden con dos retardos.

Finalmente, se realizó un análisis del BER con la ayuda de gráficas BER vs SNR con las cuales se logró observar el rendimiento del sistema, determinando si se considera o no eficiente la implementación de dicho proceso de filtraje adaptativo con series de Volterra.

1.4. Objetivos

1.4.1. General

Analizar el desempeño de un sistema MIMO en un canal no lineal complejo dividido en sub-bandas con series Volterra, aplicando el método de pre-procesamiento.

1.4.2. Específicos

- Identificar el orden del polinomio de la serie MIMO Volterra, para el cual se obtendrá un mejor desempeño.
- Analizar el desempeño de una transmisión MIMO en un canal no lineal complejo, utilizando un pre-procesado digital y las series de Volterra en Sub-bandas.
- Medir el desempeño del sistema empleando el error cuadrático medio MSE (*Mean Square Error*), considerando los parámetros que pueden influir en el desempeño sobre un canal MIMO no lineal complejo.

CAPÍTULO II

2. MARCO TEÓRICO

2.1. No linealidad en sistemas de comunicación inalámbricos

Las no linealidades en sistemas inalámbricos se presentan cuando se incorporan equipos tanto en el emisor como en el receptor. Los más principales causantes de adherir distorsiones no lineales son los mezcladores, amplificadores de potencia en el transmisor y amplificadores de bajo ruido en el receptor.

2.1.1. Amplificadores de potencia

Los amplificadores de potencia (APs) son equipos que son usados en la salida de los transmisores para producir una señal con una potencia adecuada para la transmisión a través de la antena. Si el rango de funcionamiento de un amplificador de potencia se encuentra dentro del rango de amplificación lineal se considera lineal; en cambio si este trabaja en la región de saturación se lo considera no lineal. Sin embargo, para obtener una eficiencia de potencia es recomendable que el amplificador opere cerca o dentro de la región de saturación; por lo tanto, la distorsión no lineal estaría presente en los sistemas de comunicación, la cual no es conveniente en especial cuando la señal de entrada tiene variaciones en la amplitud.

Otra manifestación de la no linealidad en los amplificadores está en las características de fase; donde la fase de la señal de salida se desvía de la fase de la señal de entrada por un ángulo que depende de la potencia de la señal de entrada. Los amplificadores se caracterizan por las curvas de su ganancia vs la potencia de entrada la cual es conocida como las características *Amplitud Modulation- Amplitud Modulation* (AM-AM) y las características de fase conocidas como *Amplitude Modulation – Phase Modulation* (AM-PM), las cuales miden la distorsión de fase producida por los APs (Gharaibeh, 2012).

2.1.2. Efectos de Memoria

Las características AM-AM y AM-PM definen la linealidad a una sola frecuencia. Sin embargo, las características de los APs difieren a diferentes frecuencias, y esto se debe a los efectos de memoria de AP. La existencia de las características AM-PM indican que AP tienen memoria ya que un AP sin memoria solo posee características AM-AM. Los efectos de memoria pueden manifestarse como una histéresis en el dominio del tiempo, la cual causa la intermodulación. (Gharaibeh, 2012).

Para modelar el comportamiento del ancho de banda de un amplificador no lineal, se basa en el análisis de las series de Volterra; ya que representan un enfoque analítico viable para modelar la no linealidad de los sistemas (Gharaibeh, 2012).

2.1.3. Amplificadores de bajo ruido

Los amplificadores de bajo ruido LNAs (*Low Noise Amplifiers*) se incorporan en el receptor de RF, el cual permite la amplificación de la señal recibida y generalmente tiene muy baja potencia alrededor de -90dBm. Un LNA se considera muy importante en el proceso de recepción, por lo que su diseño se considera un factor limitante en la eficiencia del sistema.

Un LNA requiere una compensación de factores como linealidad, rendimiento del ruido, estabilidad, consumo de potencia. El rango dinámico de un amplificador de bajo ruido se determina en base a la linealidad y eficiencia del ruido, en donde se identifica los niveles de señales mínimas y máximas permitidas. La no linealidad de un LNA se relaciona con el rendimiento del ruido en los circuitos, en donde se debe realizar una compensación. Al interactuar la señal recibida con el canal de ruido a causa de la amplificación no lineal en un LNA representa una fuente de distorsión dentro de la banda de la señal recibida.

La no linealidad de LNAs dificulta la evaluación de la eficiencia del ruido el cual es cuantificado en términos de *Noise Figure* (NF) que mide la cantidad de ruido añadido al LNA. La distorsión no lineal añade ruido al sistema, el NF de los amplificadores no lineales depende significativamente de la potencia de entrada porque la distorsión de la señal incrementa conforme el amplificador está cerca de la región de saturación. (Gharaibeh, 2012).

2.1.4. Mezcladores

Un mezclador es un dispositivo de producto utilizado para el proceso de conversión de frecuencias hacia arriba y hacia abajo tanto en el transmisor como en el receptor. Un mezclador es, por lo tanto, no lineal en un funcionamiento normal; esta no linealidad provoca efectos desconocidos. En términos generales el principal objetivo del diseño de un mezclador es mantener la no linealidad de segundo orden requerida para el proceso de mezcla especialmente con transmisores o receptores de conversión directa (Gharaibeh, 2012).

2.2. Conceptos Básicos

2.2.1. Interferencia del canal adyacente

La interferencia del canal adyacente - *Adjacent Channel Interference* (ACI) es una manifestación conocida del comportamiento no lineal en Sistemas Inalámbricos. ACI es un componente irreducible fuera de banda del rebrote espectral, el cual es responsable de introducir la interferencia en la frecuencia del canal adyacente en sistemas que usan *Frequency Division Multiplexing* (FDM) como se indica en la Figura 1. En los sistemas celulares como GSM, la planificación de frecuencias era necesaria para hacer frente a la interferencia, por lo que los mismos canales de frecuencia no eran usados en celdas vecinas (Gharaibeh, 2012).

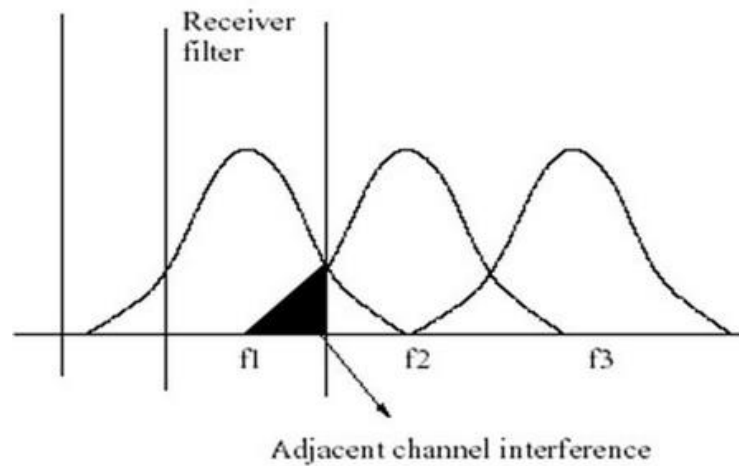


Figura 1: Interferencia del canal adyacente

En los sistemas inalámbricos actuales se usa la tecnología CDMA (*Code Division Multiple Acces*), en donde los mismos canales se reutilizan en celdas adyacentes. Es decir, en un canal principal se emplean canales adyacentes para una comunicación en la misma celda; por lo que la distorsión estaría significativamente adherida en un canal adyacente que con otros sistemas.

2.2.2. Calidad de modulación y degradación del desempeño del sistema

Como se mencionó anteriormente, la distorsión en banda es responsable de la degradación de la eficiencia del sistema que se manifiesta como una degradación de *Signal to Noise Ratio* (SNR) y un aumento del *Bit Error Rate* (BER). Para un esquema de modulación lineal, el comportamiento no lineal se manifiesta como una compresión y rotación de la constelación de la señal, lo cual resulta el incremento de la probabilidad de error de bit (BER).

Un enfoque básico para cuantificar la distorsión no lineal en los sistemas de comunicación digital es considerando una no linealidad sin memoria, la cual puede ser caracterizada por las características AM-AM y AM-PM; por lo que la señal digitalmente modulada de la forma.

$$x(t) = r(t)\cos(2\pi f_0 t + \psi(t)) \quad (2.1)$$

Donde $r(t)$ es la señal variante en el tiempo y representa la amplitud de la señal modulada, y $\psi(t)$ es la fase de la señal variante en el tiempo que representa la fase de modulación, la salida de la no linealidad puede ser expresada como

$$y(t) = F[r(t)]\cos(2\pi f_0 t + \psi(t) + \phi(r(t))) \quad (2.2)$$

Donde $F[.]$ es la amplitud de la distorsión como una función de la amplitud de entrada y representa la característica AM-AM de un equipo no lineal y $\phi[.]$ es la distorsión de la fase como una función de la amplitud de entrada y representa la característica AM-PM. Por lo tanto, con una amplificación no lineal, la distorsión AM-AM corrompe la envolvente de la señal y la distorsión AM-PM corrompe su fase (Gharaibeh, 2012).

Es importante destacar que en los sistemas donde se usa esquemas de modulación lineal (QPSK, QAM, etc) las cuales son comunes en sistemas de comunicación y estándar debido a su alta eficiencia espectral, son más susceptibles a amplificaciones no lineales que los sistemas que usan esquemas de modulación con envolventes constantes como FSK o sus variantes (Gharaibeh, 2012).

La distorsión no lineal en transmisores inalámbricos es usualmente cuantificada por el *Error Vector Magnitude* (EVM) la cual es una medida a la salida de la constelación de la señal; por lo que el EVM se define como la distancia entre la señal deseada y la señal actual (vector de error) normalizada a una fracción de la amplitud de la señal (Gharaibeh, 2012).

2.2.3. Modulación Digital

Las técnicas de modulación digital se clasifican de acuerdo a la variabilidad de la amplitud de la señal modulada; es decir en dos categorías lineal y no lineal. En una modulación lineal los bits de datos modulan la amplitud o la fase de la portadora (Modulación en fase y amplitud). La modulación no lineal los bits de datos modulan la frecuencia de la portadora (Modulación en frecuencia).

La principal diferencia entre una señal linealmente modulada y una señal no linealmente modulada es que la primera tiene una envolvente no constante; razón por la cual las señales son más susceptibles frente al desvanecimiento e interferencias; mientras que la segunda tiene la envolvente constante (Gharaibeh, 2012).

Una importante característica de la modulación lineal es que posee una mejor eficiencia espectral que la modulación no lineal, ya que esta última conduce al ensanchamiento espectral. Sin embargo, la modulación lineal requiere de amplificadores de potencia lineales que son poco eficientes y tienen mayor coste. Por lo tanto, al escoger una modulación hay que establecer un equilibrio entre la eficiencia espectral, la eficiencia energética, la robustez frente a las pérdidas de canal y el coste (Gharaibeh, 2012).

Entre las modulaciones lineales se tiene *M-ary Amplitude Shift Keying* (M-ASK) o *M-ary Pulse Amplitude Modulation* (M-PAM), *M-ary Phase Shift Keying* (M-PSK) y *M-ary Quadrature Amplitude Modulation* (M-QAM). En la modulación no lineal, los bits de información son mapeados en la frecuencia de la portadora transmitida. La modulación *M-ary Frequency Shift Keying* (M-FSK). (Gharaibeh, 2012)

2.2.4. OFDM

La técnica de Multiplexación por División de Frecuencia Ortogonal, de sus siglas en inglés *Orthogonal Frequency Division Multiplexing* (OFDM), es una técnica de modulación basada en MCM (*Multi Carrier Modulation*), donde un flujo de bits de entrada se convierte en múltiples flujos de bits con velocidades de datos más bajas y éstos se modulan en un número de portadoras llamadas sub-portadoras.

El beneficio de MCM es que los símbolos transmitidos tienen duraciones de tiempo más largas, lo que hace que la señal modulada sea menos susceptible a interferencias y desvanecimientos en el canal (en especial el efecto de múltiples trayectos en las comunicaciones móviles) que causan ISI (Interferencia Intersimbólica). El espectro de la señal transmitida resultante consistirá en múltiples sub-canales que utilizan un filtro pasa banda, en la Figura 2 se muestra el espectro de una señal MCM. (Gharaibeh, 2012).

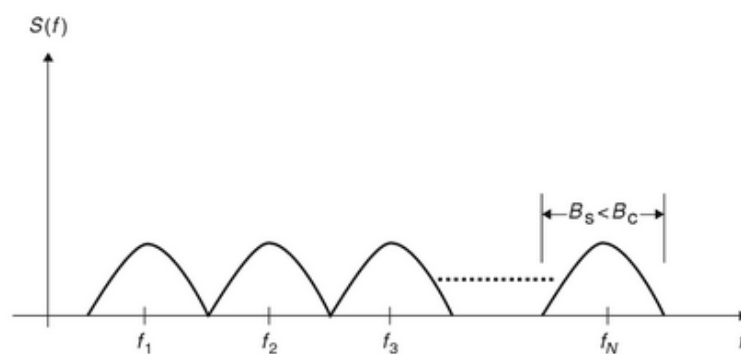


Figura 2: Espectro de una señal modulada multicanal

Fuente: (Gharaibeh, 2012)

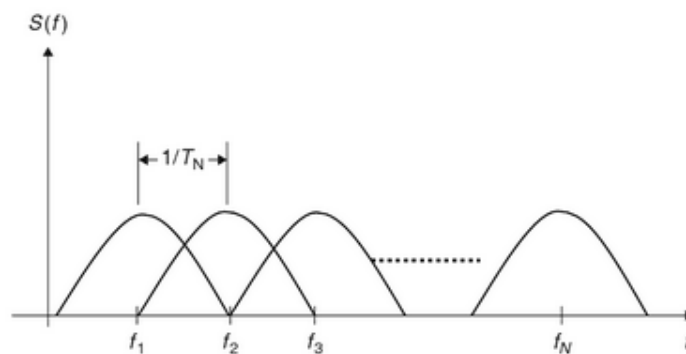


Figura 3: Espectro de una señal OFDM

Fuente: (Gharaibeh, 2012)

La premisa básica de MCM es transmitir a una velocidad de datos $R = \frac{1}{T_b}$ donde T_b es el tiempo de bit, en múltiples sub canales, sea N sub canales. En este caso cada sub-canal transmite a una velocidad de datos de R/N , lo que indica que el tiempo de bit de cada sub-canal es $T_N = NT_b$ (Gharaibeh, 2012).

Si el *delay spread* de un canal móvil es el ancho de banda T_m , entonces al escoger N tal que $NT_b \gg T_m$, el sistema tendrá casi cero ISI. Por lo tanto, un sistema de transmisión MCM transmite a la misma velocidad de datos que un sistema de una sola portadora, sin embargo, ISI causado por los multitrayectos en un entorno móvil es eliminado (Gharaibeh, 2012).

Aunque MCM permite transmitir a velocidades de datos más altas en un canal multitrayecto dado, la necesidad de múltiples filtros de pasa-banda con factor de alta calidad requiere generalmente bandas de guarda entre sub-canales que hacen MCM sea ineficiente con respecto a la ocupación de banda (Gharaibeh, 2012).

OFDM es una forma especial de MCM donde las sub-portadoras se hacen ortogonales en el dominio de la frecuencia lo que permite la detección ortogonal y, por lo tanto, elimina la necesidad de filtros de paso de banda en el receptor. Por otra parte, dada la ortogonalidad de las sub-portadoras, se permite que los sub-canales se superpongan, lo que da como resultado una mejor utilización de la eficiencia espectral (Gharaibeh, 2012).

Por lo tanto, dado un conjunto de sub-portadoras $\varphi_i(t) = \cos(w_i + 2\pi B_N i + \varphi_i)$, $i = 1, 2, \dots$, Un conjunto ortogonal sobre el intervalo de símbolos T_N puede ser obtenido por un ajuste $B_N = 1/T_N$. En este caso, el ancho de banda total del sistema es N/T_N . La Figura 3 muestra el espectro de una señal OFDM (Gharaibeh, 2012).

El proceso de modulación en un sistema OFDM se basa en el uso de una Transformada de Fourier Discreta Inversa (IDFT) que toma múltiples flujos de datos de entrada que resultan de la conversión serial / paralela de la corriente de bits original y produce sub-portadoras moduladas ortogonalmente por las propiedades de la DFT (Transformada Discreta de Fourier) (Gharaibeh, 2012).

En el receptor, la señal OFDM es procesada por la DFT, lo que da como resultado corriente de bits demoduladas y éstas se convierten a continuación en un flujo de bits original usando conversión en paralelo a serie. La Figura 4 muestra el proceso de modulación/demodulación en un sistema OFDM (Gharaibeh, 2012).

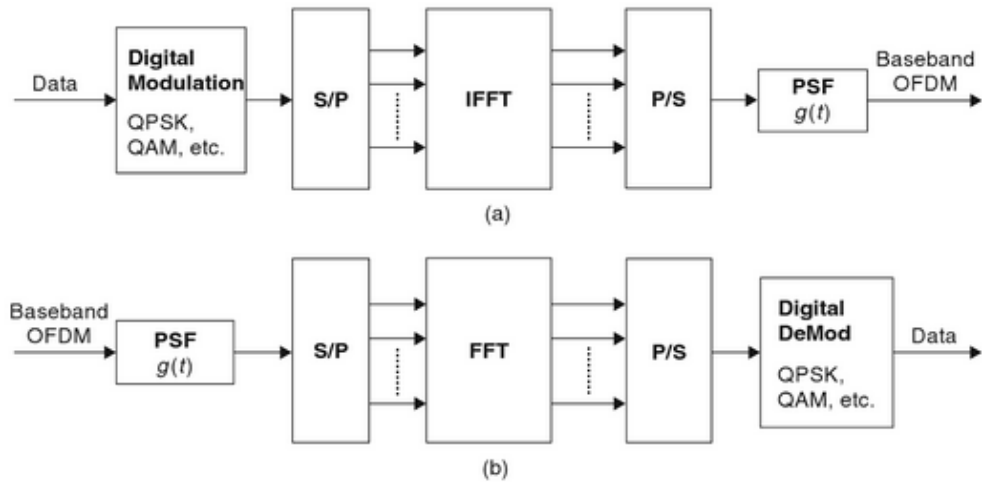


Figura 4: Sistema OFDM (a) transmisor y (b) receptor

Fuente: (Gharaibeh, 2012)

Para establecer el modelo matemático de OFDM, se considera un transmisor OFDM que se muestra en la Figura 4 donde el flujo de datos de entrada que se denota como $x(n)$ se modula digitalmente usando QAM dando como resultado un flujo de símbolos complejos $X(n), n = 1, 2, \dots, N - 1$. El flujo de símbolos resultante se descompone en N flujos de datos por un convertidor S/P donde cada símbolo debe ser transmitido a través de una sub-portadora. La salida del convertidor S/P puede considerarse como los coeficientes de Fourier en una operación DFT. Al pasar por un IDFT da como resultado símbolos OFDM de longitud N de la forma (Gharaibeh, 2012).

$$x^m(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X^m(k) e^{j\left(\frac{2\pi nk}{N}\right)}, 0 \leq n \leq N - 1 \quad (2.3)$$

Donde, m representa el número de portadoras de OFDM. Los símbolos $x^m(n)$ pertenecen a un alfabeto de M elementos, que dependen del formato de modulación adoptado, y tienen la misma probabilidad (Gharaibeh, 2012). Por lo tanto, la envolvente compleja de la señal OFDM está dada por:

$$x(t) = I(t) + jQ(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=0}^{N-1} x^m(n)g(t - nT - mNT) \quad (2.4)$$

Donde T es el tiempo de símbolo del canal y $g(t)$ es *pulse shaping*. La ortogonalidad de las sub-portadoras en una señal OFDM puede ponerse en peligro cuando la señal se pasa a través de un canal de múltiples trayectorias, ya que causa que los símbolos transmitidos se ensanchen en el tiempo provocando ISI (Gharaibeh, 2012).

Por lo tanto, un prefijo cíclico (CP) se agrega generalmente a la señal de OFDM para combatir ISI y la interferencia inter canal (ICI). Un CP es una copia de la última parte del símbolo OFDM que se anexa al frente del símbolo OFDM transmitido. La longitud de CP T_g se elige de modo que tenga mayor valor que el máximo *delay spread* de un canal de múltiples trayectos. En este caso, el ISI se elimina ya que las primeras muestras de la salida del canal afectadas por ISI pueden ser descartadas sin pérdida alguna de la secuencia de información original. Sin embargo, la adición de CP implica una reducción en la velocidad de transmisión de datos dado que se transmiten datos redundantes (Gharaibeh, 2012).

2.3. Modelado de Sistemas no Lineales

El principal objetivo es analizar el comportamiento no lineal y la aplicabilidad de varios modelos a un sistema dado. En primer lugar, se presentan y analizan modelos no lineales sin memoria de banda.

A continuación, se presentan modelos analíticos no lineales con memoria basados en un modelo de la serie de Volterra y sus variantes. Los casos especiales del modelo de Volterra se presentan definiendo su relación del núcleo. Finalmente, se presentan modelos empíricos que se basan en ajustar las características medidas a los modelos preestablecidos. Estos modelos se usan generalmente para generar características no lineales en simulaciones por computadora de sistemas no lineales. (Gharaibeh, 2012).

2.3.1. Modelos no lineales Analíticos

Los modelos no lineales analíticos se basan en el análisis de la serie de Volterra y la teoría desarrollada por Wiener (Diniz P. S.) para modelar un sistema no lineal con memoria. En un análisis general de la serie de Volterra, un modelo no lineal generalmente consiste en filtros lineales o no lineales con anchos de banda finito que determinan la selectividad de frecuencia del sistema. En el dominio del tiempo, estos filtros son representados por sus funciones de núcleo (respuesta de impulso) donde el *kernel* (núcleo) representa la memoria en el sistema. Se puede definir una serie de variantes del modelo general de Volterra (incluyendo modelos de sistemas sin memoria) (Gharaibeh, 2012).

2.3.1.1. Modelo General de las Series de Volterra

Las Series de Volterra representan un enfoque analítico para modelar la no linealidad ya que la representa de forma similar a lo que hace la serie de Taylor para las funciones analíticas. Por lo tanto, una serie de Volterra se puede describir como una serie de Taylor con memoria. En general, para que cualquier sistema no lineal continuo sea aproximado por una expansión de la serie de Volterra, las señales de entrada deben formar un subconjunto compacto del espacio de la función de entrada (Gharaibeh, 2012).

En la práctica, la aproximación en serie se mantiene sólo en intervalos de tiempo finitos donde la señal de entrada es distinta de cero. Si el sistema no lineal es causal e invariante en el tiempo, entonces puede expresarse como la convolución de las potencias de la señal de entrada con los núcleos del sistema n-dimensional (asumiendo *kernels* simétricos) (Gharaibeh, 2012).

Una serie de Volterra es, de hecho, una representación en serie de una función analítica no lineal y por lo tanto diverge cuando las características no lineales son fuertes. Para sistemas débilmente no lineales sólo se requieren algunos términos de la serie (usualmente de tercer orden). Por otro lado, los núcleos de Volterra de orden superior son difíciles de desarrollar a partir de mediciones e implementar en software (Gharaibeh, 2012).

A continuación, en la Tabla 1 se detalla algunos modelos no lineales analíticos con sus respectivas características.

Tabla 1:
Modelos no lineales Analíticos

MODELOS NO LINEALES ANALÍTICOS	
MODELO	CARACTERÍSTICAS
WIENER	<ul style="list-style-type: none"> • Este método convierte las funciones de Volterra no ortogonales en ortogonales usando un procedimiento similar al proceso de ortogonalización de Gram Schmidt
VOLTERRA DE FRECUENCIA UNICA	<ul style="list-style-type: none"> • Es una versión simplificada de un sistema de Volterra. • Reduce la complejidad computacional y la estimación de parámetros; ya que los cálculos implican solamente una frecuencia en lugar de varias. • Su mayor ventaja es la simplicidad para extraer los parámetros usando la correlación cruzada.

continúa

**CASCADA EN
PARALELO**

- Permite la realización del modelo de Wiener por una cascada paralela de elementos lineales y no lineales.
- Representa al sistema no lineal por un número finito de ramas con polinomio de orden finito.
- Es adecuado para modelar un modelo de Volterra de memoria finita con un orden finito.
- Para la estimación de parámetros se utiliza mediciones en el dominio del tiempo.

**WIENER-
HAMMERSTEIN**

- El bloque de Hammerstein implica un filtro lineal que representa la memoria finita del sistema seguida por una no linealidad sin memoria.
- El bloque de Wiener implica una no linealidad sin memoria seguida por un filtro lineal.
- La combinación de ambos bloques da como resultado un modelo Wiener-Hammerstein; que consiste en un filtro lineal, una no linealidad sin memoria y otro filtro lineal.

**MÚLTIPLES
ESPECTROS**

- Se representa la no linealidad como una cascada paralela de dos ramas, la primera rama consiste en un filtro lineal mientras que la segunda rama consiste en una cascada de un filtro lineal y una no linealidad sin memoria.
- Es un modelo analítico de Volterra de una sola frecuencia.

**SERIE
GENERALIZADA DE
POTENCIA**

- Se utiliza para determinar la descripción del dominio de la frecuencia del estado estacionario de la salida de un sistema no lineal.

continúa

	<ul style="list-style-type: none"> • Al incluir coeficientes complejos y retrasos de tiempos dependientes de la frecuencia permite modelar una variedad de sistemas. • Es equivalente a la aproximación de frecuencia única de la serie Volterra.
<p>POLINOMIOS CON MEMORIA</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Representan un caso especial del modelo general de Volterra en tiempo discreto. • Se utiliza en la linealización de amplificadores de potencia con memoria. • Proporcionan una simplificación al modelo de Volterra de tiempo discreto general y se han utilizado ampliamente en la literatura para el diseño de esquemas de una pre-distorsión.
<p>MODELO SIN MEMORIA</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Se usan generalmente para modelar una no linealidad de pasa-banda donde la entrada tiene un ancho de banda finito alrededor de una frecuencia portadora (una portadora modulada) y la salida está limitada por un filtro casado al mismo ancho de banda de la señal. • Un sistema sin memoria se refiere como un modelo instantáneo en donde la amplitud de la portadora modulada está variando lentamente.
<p>SERIES DE POTENCIA</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Es comúnmente usado para modelar la distorsión en amplificadores de potencia. • La distorsión puede estar directamente relacionada con los coeficientes. • Puede desarrollarse a partir de análisis de circuitos.

continúa

<p style="text-align: center;">LA FAMILIA DE MODELOS DE LIMITADORES</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Para un sistema cuasi-sin memoria, se obtiene un modelo de serie de potencia complejo que relaciona la envoltura compleja de la salida con la envoltura compleja de la entrada a partir de mediciones AM-AM y AM-PM.
	<ul style="list-style-type: none"> • Se utiliza para modelar la distorsión introducida por amplificadores de potencia linealizados en sistemas CDMA. • Existen de varios tipos <i>Hard-limiter</i>, <i>Soft-limiter</i> y <i>Smooth-limiter</i>.

2.4. Modelos no lineales Empíricos

Los modelos no lineales empíricos se modelan por una estructura de bloques de elementos lineales y no lineales. Usualmente se basan en un conocimiento intuitivo del sistema, donde se asume una estructura de bloques y los parámetros se obtienen ajustando los datos medidos al modelo utilizando las técnicas de mínimos cuadrados LS (*Least Square*).

A continuación, en la Tabla 2 se indican los diferentes modelos empíricos con sus respectivas características.

Tabla 2:
Modelos no Lineales Empíricos

MODELOS NO LINEALES EMPÍRICOS	
MODELO	CARACTERÍSTICAS
TRES CAJAS	<ul style="list-style-type: none"> • Consta de un filtro lineal de entrada, una no linealidad cuasi-sin memoria, que representa la conversión AM-AM y AM-PM a una frecuencia de referencia dada seguida de otro filtro lineal. • Es simple, y captura el comportamiento de una clase de amplificadores de potencia de banda ancha donde los efectos de memoria se caracterizan por múltiples curvas AM-AM a diferentes frecuencias que tienen la misma forma.
EL MODEL ABUELMA'ATI	<ul style="list-style-type: none"> • Se utiliza para modelar características no lineales dependientes de la frecuencia, es decir AM-AM y AM-PM características a diferentes frecuencias. • Se reduce a un modelo sin memoria cuando el parámetro de frecuencia es fijo.
SALEH	<ul style="list-style-type: none"> • La no linealidad se representa utilizando un modelo que requiere sólo cuatro parámetros. • Se utilizó originalmente para modelar el amplificador TWT (<i>Traveling Wave Tube</i>), pero también se ha utilizado para modelar amplificadores de potencia de estado sólido.
MODELO RAPP	<ul style="list-style-type: none"> • Modela una no linealidad sin memoria sin conversión AM-PM. Este modelo converge a un modelo de limitador <i>hard</i>.

2.5. Distorsión no lineal en diferentes estándares inalámbricos

El rendimiento de un sistema de comunicación inalámbrica se basa generalmente en el sistema BER; un bajo rendimiento del BER se debe a varios factores tal como el ruido del receptor, ruido de fase, distorsiones no lineales a causa T_x y R_x , no linealidades, interferencias entre otros.

Cuando existe distorsión no lineal, la SNR se define como la relación de la potencia de señal útil a la suma de AWGN y la potencia de la distorsión no lineal. Por lo tanto, los estándares inalámbricos especifican requisitos mínimos de distorsión no lineal basados en los diferentes mecanismos por los que se introduce la distorsión, tales como la intermodulación de interferencias CW (*Continuous Wave*), la modulación cruzada con un interferente de banda estrecha, etc (Gharaibeh, 2012).

En la Tabla 3 se indica, un resumen de los diferentes parámetros de distorsión no lineal en diferentes estándares inalámbricos y sus definiciones.

Tabla 3:
Parámetros de distorsión no lineal en diferentes estándares Inalámbricos.

ESTÁNDAR	REQUERIMIENTOS MÍNIMOS	DEFINICIÓN
GSM (800, GSM 950, PCS y DCS) y EDGE	Intermodulación y Espurios Respuesta a la Atenuación	El Receptor recibe una señal CDMA en presencia de 2 tonos CW interferentes situados en los desplazamientos de frecuencia 0.8 y 1.6 MHz de la portadora donde sus productos de intermodulación se encuentran dentro de la banda de la señal. continúa

WCDMA	Intermodulación y Atenuación de la Respuesta	El Receptor para recibir una señal CDMA en presencia de 2 tonos CW interferentes situados en los desplazamientos de frecuencia 10 y 20 MHz de la portadora, donde sus productos de intermodulación se encuentran dentro de la banda de la señal.
	Receptor Desentonizador	Receptor para recibir una señal CDMA en presencia de un solo tono en el desplazamiento de frecuencia de 2.7 o 2.8 MHz desde la portadora del canal.
	Canal Adyacente Relación de potencia	Relación de potencia en el canal adyacente en un ancho de banda de 3.84 MHz a un desfase de 5MHz desde la portadora a la potencia en el canal principal.
CDMA2000 1xRTT, 1xEV, IS- 95	Intermodulación	Receptor para recibir una señal CDMA en presencia de 2 tonos CW interferentes en un desfase de frecuencia de 0.9 y 1.7 MHz a partir del canal portador, donde sus productos de intermodulación se encuentran dentro de la banda de la señal. continúa

	Receptor Desintonización	Receptor para recibir una señal CDMA en presencia de un solo tono en un desfase de frecuencia 0.9 1.25 o 2.5 MHz a partir del canal portador.
	Canal adyacente Relación de Potencia	Relación de potencia en el canal adyacente en un ancho de banda de 20 kHz a un desfase de 1.25MHz o (2.5MHz) de la portadora a la potencia en el canal principal.
	Calidad de onda	Coefficiente de correlación entre la señal transmitida y la señal ideal.

Fuente: (Gharaibeh, 2012)

2.6. Estándares del Sistema Móvil

Los estándares del sistema Móvil han evolucionado a lo largo de las últimas décadas desde la primera generación (1G), que sólo proporcionó comunicaciones de voz móviles, a la última generación de cuarta generación (4G) que se espera que proporcione transmisión de datos de alta velocidad y servicios multimedia.

La Tabla 4 muestra las especificaciones de los diferentes estándares móviles 2G, en donde se introduce la comunicación de datos y se obtienen velocidades de datos mejoradas utilizando la misma infraestructura del sistema 2G.

Tabla 4:
Especificaciones del estándar de comunicación móvil 2G

	GSM	IS-136	IS-95
Frecuencia UL (MHz)	890-915	824-829	824-829
Frecuencia DL (MHz)	935-960	869-894	869-894
Separación entre portadoras (kHz)	200	30	1250
Número de canales físicos	8	6	64
Modulación (kbps)	GMSK 13	DQPSK 7.95	QPSK/OQPSK 1.2-9.6
Tasa de datos del canal (kbps)	270.833	48.6	1.2288 Mbps
Tasa de código	1/2	1/2	1/2 (DL) y 1/3 (UL)
Acceso Múltiple	TDMA	TDMA	CDMA

Fuente: (Gharaibeh, 2012)

La Tabla 5 muestra un resumen de la evolución de los diferentes estándares móviles desde 1G a 4G.

Tabla 5:
Tecnologías de comunicaciones móviles desde 1G a 4G

Característica	1G	2G	2.5G	3G	4G
Inicio	1970-1984	1980-1991	1985-1999	1990-2002	2000-2006
Velocidad	-	14.4Kbps	14.4Kbps	2Mbps	2Mbps
Ancho de banda	25-30kHz	30-200kHz	30-200kHz	5MHz	5-20MHz
Estándares	AMPS, NMT	GSM, ISI36, IS95	GSM/GPRS, EDGE	WCDMA, UMTS, CDMA 2000	Estándar Unificado
Tecnología	Análoga	Digital	Digital	CDMA/IP	IP
Servicios	Voz	Voz	Voz/Datos	Voz/Datos	Voz/Datos /Dispositivos usados
Acceso Múltiple	FDMA	TDMA	TDMA	CDMA	CDMA
Switching	Circuito	Circuito	Circuito	Circuito/Paquetes	Paquetes

Fuente: (Gharaibeh, 2012)

2.7. Filtraje Adaptativo

El término “*adaptativo*” se puede definir como una adaptación de un sistema a algún fenómeno que ocurre en sus alrededores, es decir, el sistema busca acomodar sus parámetros para alcanzar un objetivo previamente establecido que depende tanto de su propio estado y del fenómeno en sí, realizando así una "adaptación". El término "*filtro*", es relativo al sistema que realiza el proceso de adaptación. En el contexto del procesamiento de señales, los filtros pueden entenderse como dispositivos que eliminan componentes no deseados de una señal. (Ortiz,2004).

Por lo que en general los filtros adaptivos se entienden como sistemas capaces de eliminar las componentes no deseadas denominadas distorsiones no lineales de una señal de entrada, con la habilidad de adaptarse a ciertos parámetros de desempeño.

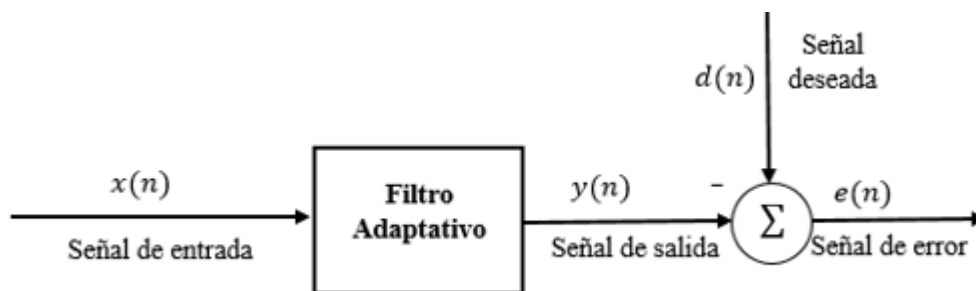


Figura 5: Diagrama de bloques de un filtro adaptativo

La Figura 5 muestra un diagrama de filtraje adaptativo, en donde se pretende evidenciar la estimación de una señal deseada a partir de la señal de entrada, asumiendo que existe una correlación entre las mismas. El proceso de obtención de coeficientes del filtro se obtiene a través de una función optimizada de desempeño; con el objetivo de que la señal de salida sea lo más próxima a la señal deseada.

2.7.1. Filtro Volterra

El Filtro con series de Volterra es uno de los esquemas de filtrado no lineal más importante debido a su generalidad, pudiendo ser considerado como una extensión de los filtros lineales y de la expansión de las series de Taylor. Los filtros con series de Volterra representan una relación no lineal entre la salida actual y las muestras más recientes de la señal de entrada, por lo que, a diferencia de otros modelos no lineales, incorporan memoria (Azpicueta, 2011).

La relación de entrada y salida de un filtro con series de Volterra causal y discreto está dada por:

$$\begin{aligned}
 y(n) = & h_0 + \sum_{m_1=0}^{N-1} h_1(m_1)x(n - m_1) \\
 & + \sum_{m_1=0}^{N-1} \sum_{m_2=0}^{N-1} h_2(m_1, m_2)x(n - m_1)x(n - m_2) + \dots \\
 & + \sum_{m_1=0}^{N-1} \dots \sum_{m_p=0}^{N-1} h_p(m_1, \dots, m_p)x(n - m_1) \dots x(n - m_p) + \dots \quad (2.5)
 \end{aligned}$$

Donde $x(n)$ y $y(n)$ son respectivamente las señales de entrada y salida; $h_p(m_1, \dots, m_p)$ representa los coeficientes de orden p ; es decir el núcleo del sistema de Volterra, y N el tamaño de la memoria del filtro. Asumiendo que los términos de la ecuación (2.5) son simétricos, es decir, que $x(n - m_i)x(n - m_j) = x(n - m_j)x(n - m_i)$, el núcleo de Volterra está formado teniendo en cuenta que $h_p(m_1, m_2, \dots, m_p)$ no sufre alteraciones para todas las posibles permutaciones $p!$ de los índices m_1, m_2, \dots, m_p .

Para utilizar el filtraje adaptativo, se debe trabajar con sus extensiones truncadas, es decir se asume que $h_0 = 0$, por lo que la ecuación estaría dada por.

$$\begin{aligned}
y(n) &= \sum_{m_1=0}^{N-1} h_1(m_1)x(n - m_1) \\
&+ \sum_{m_1=0}^{N-1} \sum_{m_2=0}^{N-1} h_2(m_1, m_2)x(n - m_1)x(n - m_2) + \dots \\
&+ \sum_{m_1=0}^{N-1} \dots \sum_{m_p=0}^{N-1} h_p(m_1, \dots, m_p)x(n - m_1) \dots x(n - m_p) \quad (2.6)
\end{aligned}$$

Donde $N - 1$ representa el número de retardos en la serie de Volterra truncada. En la ecuación (2.7) se representa un diagrama de la serie de Volterra truncada de orden 3 con dos retardos.

$$\mathbf{x}(n) = \begin{bmatrix} x(n) \\ x(n-1) \\ \vdots \\ x(n-N+1) \\ x^2(n) \\ x(n)x(n-1) \\ \vdots \\ x(n)x(n-N+1) \\ x^2(n-1) \\ \vdots \\ x^2(n-N+1) \\ x^3(n) \\ x(n)x^2(n-1) \\ \vdots \\ x(n)x^2(n-N+1) \\ x^2(n)x(n-1) \\ \vdots \\ x^2(n)x(n-N+1) \\ \vdots \\ x^3(n-N+1) \\ x(n)x(n-1)x(n-2) \\ \vdots \\ x(n-N+1)x(n-N)x(n-N+1) \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

2.7.1.1. Estructura en Bloques

A partir de la ecuación (2.6), se puede deducir que un filtro con series de Volterra se compone de un bloque de primer orden es decir lineal, denominado filtro transversal en donde los coeficientes son denotados por $h_1(m_1)$, seguido de bloques no lineales cuyos coeficientes son dados por $h_2(m_1, m_2), h_3(m_1, m_2, m_3), \dots, h_p(m_1, \dots, m_p)$.

En la Figura 6 se indica la formación de bloques de un filtro con series de Volterra.

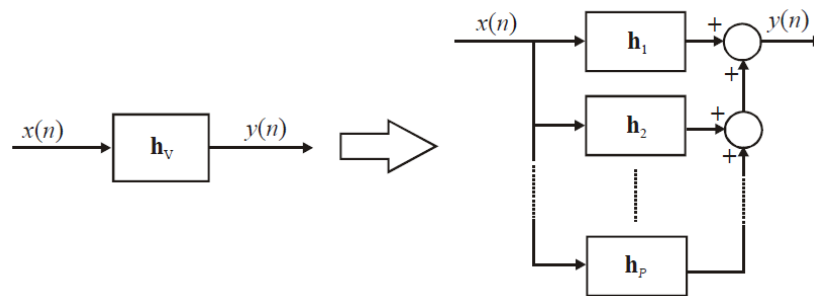


Figura 6: Descomposición de Filtro Volterra en una estructura de bloques

Fuente: (Bernal, 2005)

Siendo $y_p(n)$ la salida de un bloque de orden p la ecuación anterior se puede reescribir de la siguiente manera.

$$y(n) = \sum_{p=1}^P y_p(n), \quad (2.8)$$

Y $y_p(n)$ dada por

$$y_p(n) = \sum_{m_1=0}^{N-1} \sum_{m_2=m_1}^{N-1} \dots \sum_{m_p=m_{p-1}}^{N-1} h_p(m_1, m_2, \dots, m_p) \times \prod_{k=1}^p x(n - m_k) \quad (2.9)$$

En la práctica, la estructura de los bloques de filtros Volterra es muy útil, ya que en algunas aplicaciones se pueden discriminar los bloques que no son necesarios; además se puede reducir la complejidad en aquellos bloques que requieren un mayor número de coeficientes, conservando así las características de los demás bloques.

La salida de cada bloque del filtro Volterra puede ser escrita en forma vectorial. Este enfoque es bien conocido por el bloque de primer orden (teoría del filtro lineal).

$$y_1(n) = \mathbf{h}_1^H \mathbf{x}_1(n), \quad (2.10)$$

Donde $\mathbf{x}_1(n)$ representa el vector de entrada de primer orden definido como $[x(n)x(n-1) \dots x(n-N-1)]^T$ y \mathbf{h}_1 el vector de coeficientes. Para los demás bloques, es posible realizar un procedimiento análogo que consiste en una operación vectorial pseudolineal. Por ejemplo, para un bloque de segundo orden, el vector de entrada y el vector de coeficientes se presenta de la siguiente manera.

$$\mathbf{x}_2(n) = \begin{bmatrix} x^2(n) \\ x(n)x(n-1) \\ \vdots \\ x(n)x(n-N-1) \\ x^2(n-1) \\ \vdots \\ x^2(n-N+1) \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

$$\mathbf{h}_2 = \begin{bmatrix} h_2(0,0) \\ h_2(0,1) \\ \vdots \\ h_2(0,N-1) \\ h_2(1,1) \\ \vdots \\ h_2(N-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Lo que resulta en una relación de entrada / salida dada por

$$y_2(n) = \mathbf{h}_2^T \mathbf{x}_2(n) \quad (2.13)$$

La misma operación se puede realizar para los otros bloques no lineales en el filtro de Volterra, dando como resultado la siguiente relación, para un bloque de cualquier orden p .

$$y_p(n) = \mathbf{h}_p^T \mathbf{x}_p(n) \quad (2.14)$$

Como $y_p(n)$ representa la señal de salida de un bloque de orden p y \mathbf{h}_p el vector de coeficientes de ese bloque; se define entonces el vector de entrada del filtro Volterra como

$$\mathbf{x}_v(n) = [\mathbf{X}_1^T(n) \mathbf{X}_2^T(n) \dots \mathbf{X}_p^T(n)]^T \quad (2.15)$$

Y el vector de coeficientes por

$$\mathbf{h}_v = [\mathbf{h}_1^T \mathbf{h}_2^T \dots \mathbf{h}_p^T]^T \quad (2.16)$$

La relación de entrada y salida puede ser reescrita de la siguiente manera.

$$y(n) = \mathbf{h}_v^T \mathbf{X}_v^T(n). \quad (2.17)$$

De la ecuación anterior, se puede observar que la operación de filtrado en un filtro Volterra puede ser descrita por un producto interno entre dos vectores. Esta característica es muy importante, lo que permite el desarrollo de expresiones para los momentos de primer y segundo orden del filtro Volterra. Por otra parte, se puede observar, que la característica lineal entre la señal de salida y los coeficientes de filtro. Esta propiedad permite la aplicación directa de algoritmos adaptativos, por lo general empleadas en filtros lineales, también para filtros Volterra.

2.7.1.2. Complejidad Computacional

En lo que respecta a la complejidad computacional, el filtro Volterra representa un serio problema, debido a que el número de coeficientes crece exponencialmente con el aumento del tamaño de la memoria. Para la implementación de un filtro, la complejidad computacional está estrechamente relacionada con el número total de coeficientes del filtro. (Bernal, 2005)

A partir de las ecuaciones anteriores se puede notar que el bloque de segundo orden de un filtro Volterra presenta un coeficiente para cada uno de los puntos cruzados de segundo orden de las muestras de señal de entrada, por lo que resulta una cantidad superior a la requerida para un bloque de primer orden.

Por lo tanto, para los bloques de orden superior, la complejidad computacional aumentará, ya que la cantidad de coeficientes es proporcional al número de combinaciones del orden del filtro p . De esta manera al aumentar el tamaño de la memoria y el orden del filtro para un problema dado puede dificultar o incluso hacer fracasar el uso de un filtro Volterra.

Ahora, denotando por $D_p(N)$ el número de coeficientes de cada bloque de orden p de un filtro Volterra con tamaño de memoria N , se tiene, (Bernal, 2005)

$$D_p(N) = \frac{(N + p - 1)!}{(N - 1)! p!} \quad (2.18)$$

Por lo tanto, el número total de coeficientes de un filtro Volterra de orden P y tamaño de la memoria N está dada por la suma de los coeficientes de cada bloque. Por lo tanto, denotando tal número por $D_v(N, P)$, se tiene, (Bernal, 2005)

$$D_v(N, P) = \sum_{p=1}^P D_p(N), \quad (2.19)$$

Lo que resulta en

$$D_v(N, P) = \frac{(N + P)!}{N! P!} - 1 \quad (2.20)$$

Por lo que finalmente se puede definir a la señal $y(n)$ como:

$$\begin{aligned} y(n) &= \sum_{m_1=0}^{N-1} w_{01}(m_1)x(n - m_1) \\ &+ \sum_{m_1=0}^{N-1} \sum_{m_2=0}^{N-1} w_{02}(m_1, m_2)x(n - m_1)x(n - m_2) \\ &+ \dots \\ &+ \sum_{m_1=0}^{N-1} \dots \sum_{m_p=0}^{N-1} w_{0p}(m_1, m_2, \dots, m_p)x(n - m_1) \dots x(n - m_p) \end{aligned} \quad (2.21)$$

Considerando un vector de coeficientes $\mathbf{w}(n)$ definido como: (Bernal, 2005)

$$\mathbf{w}(n) = \begin{bmatrix} w_0(n) \\ w_1(n) \\ \vdots \\ W_{n-N+1}(n) \\ w_{0,0}(n) \\ w_{0,1}(n) \\ \vdots \\ w_{0,n-N+1}(n) \\ w_{1,1}(n) \\ \vdots \\ w_{n-N+1,n-N+1}(n) \\ w_{0,0,0}(n) \\ w_{0,1,1}(n) \\ \vdots \\ w_{0,n-N+1,n-N+1}(n) \\ w_{0,0,1}(n) \\ \vdots \\ w_{0,0,n-N+1}(n) \\ \vdots \\ w_{n-N+1,n-N+1,n-N+1}(n) \\ w_{0,1,2}(n) \\ \vdots \\ w_{n-N-1,n-N,n-N+1}(n) \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

2.7.2. Filtros Adaptativos Lineales

Los filtros adaptativos lineales son sistemas ampliamente utilizados para resolver problemas en procesamiento digital de señales. Una de sus características es su simplicidad matemática con una base teórica bien fundamentada y es relativamente sencilla de implementar.

Un sistema se considera lineal si cumple con el principio de superposición, y también se caracteriza por la respuesta al impulso. La estructura comúnmente utilizada para la implementación de filtros adaptativos lineales es una estructura transversal. Se trata de un filtro lineal con respuesta al impulso finita (FIR), con la relación de entrada y salida dada anteriormente en la ecuación (2.6).

En el presente trabajo se detallará la teoría de filtros adaptativos en el plano complejo, ya que la teoría de dichos filtros de sistemas con números enteros se detalla en (Guamán, 2013).

2.7.2.1. Solución de Wiener

Considere el uso del filtro transversal descrito por la ecuación (2.10), con la señal de entrada $\mathbf{x}(n)$ real y constante, y la señal deseada denotada por $d(n)$, también real y estacionaria. Se utiliza un vector fijo dado por \mathbf{w} , y se denota por $e(n)$ la señal de error, por lo que el error instantáneo y el error conjugado complejo se definen como (Ortiz E. L., 2004)

$$\begin{aligned} e(n) &= d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^H \mathbf{x}(n) \\ e^*(n) &= d^*(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}^*(n) \end{aligned} \quad (2.23)$$

El filtro de Wiener utiliza el error cuadrático medio $\xi = E[e^2(n)]$ como una función costo a ser minimizada. Por lo tanto, al elevar al cuadrado la ecuación (2.23) y tomando el valor esperado se obtiene.

$$\xi = E[d^2(n)] - 2E[\mathbf{w}^H \mathbf{x}(n) d^*(n)] + E[\mathbf{w}^H \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \mathbf{w}(n)] \quad (2.24)$$

Se debe tomar en cuenta que \mathbf{w} no es un vector aleatorio, por lo que es posible retirarlo del operador esperanza. Siendo $\mathbf{x}(n)$ y $d(n)$ estacionarias, se define la matriz de autocorrelación de la señal de entrada $\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n)]$, y además el vector de correlación entre la señal de entrada y la señal deseada $\mathbf{p} = E[d(n) \mathbf{x}(n)]$. Por lo que la ecuación (2.24) puede ser reescrita como,

$$\xi = E[d^2(n)] - 2\mathbf{w}^H \mathbf{p} + \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \quad (2.25)$$

Para obtener el valor de \mathbf{w} que minimiza la función de coste correspondiente, es su gradiente en comparación con los coeficientes iguales a cero, es decir, $\nabla\xi = 0$. Por lo tanto,

$$\nabla\xi = 2\mathbf{R}\mathbf{w} - 2\mathbf{p} = 0 \quad (2.26)$$

Siendo \mathbf{w}_0 el vector de coeficientes que minimiza la función, a partir de la ecuación (2.26) se obtiene la ecuación de Wiener-Hopf dada por.

$$\mathbf{R}\mathbf{w}_0 = \mathbf{p} \quad (2.27)$$

Esta ecuación tiene la siguiente solución

$$\mathbf{w}_0 = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}, \quad (2.28)$$

Tomando en cuenta que existe una matriz inversa de \mathbf{R} .

2.7.2.2. Método Steepest Descent

Para encontrar el vector de coeficientes óptimo que minimiza la complejidad computacional de la función, se hace uso del algoritmo que se inicia con un vector arbitrario de coeficientes, y luego progresivamente realiza una adaptación en dirección del vector óptimo. El método que realiza este procedimiento es el *steepest descent*. El cual parte de la siguiente ecuación recursiva (Ortiz E. L., 2004)

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) - \mu\nabla\xi \quad (2.29)$$

Donde μ se denomina el *step-size*, el paso de adaptación del algoritmo y $\nabla\xi$ es el vector gradiente calculado en el punto $\mathbf{w} = \mathbf{w}(n)$. Para el caso de un filtro transversal, se tiene el gradiente de la función dada por la ecuación (2.26). Se sustituye la ecuación (2.26) en la ecuación (2.29) se obtiene. (Ortiz E. L., 2004)

$$\mathbf{w}(n + 1) = (\mathbf{I} - 2\mu\mathbf{R})\mathbf{w}(n) + 2\mu\mathbf{p} \quad (2.30)$$

La principal desventaja de esta ecuación es que se requiere conocer la matriz de autocorrelación \mathbf{R} de la señal de entrada y el vector \mathbf{p} de correlación cruzada entre la señal deseada y la señal de entrada; lo que resulta difícil para aplicaciones prácticas. Por lo que una solución óptima es la aplicación del algoritmo LMS (*Least Mean Square*). (Ortiz E. L., 2004)

2.7.2.3. Algoritmo Volterra LMS (V-LMS)

El algoritmo Volterra *Least Mean Square* (LMS), es un algoritmo de mínimo error cuadrático medio, es el más usado en aplicaciones de filtrado adaptativo. Se caracteriza porque es relativamente simple de implementar y es robusto. (Gontijo, 2006)

El algoritmo Volterra LMS se basa en el algoritmo *steepest-descent* donde se realiza la sustitución de la función $\xi = E[e^2(n)]$ por la estimativa instantánea $\hat{\xi}(n) = e^2(n)$. Así, para el filtro FIR lineal se sustituye ξ por $\hat{\xi}(n)$ en la ecuación (2.25), se obtiene (Gontijo, 2006)

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) - \mu \nabla e^2(n) \quad (2.31)$$

Donde μ se denomina *step-size* que es el tamaño de paso de adaptación, su valor se debe escoger para garantizar la convergencia del algoritmo.

El operador gradiente se define por

$$\nabla = \left[\frac{\partial}{\partial w_0} \frac{\partial}{\partial w_1} \cdots \frac{\partial}{\partial w_{N-1}} \right]^T, \quad (2.32)$$

El elemento i -ésimo del vector $\nabla e^2(n)$ está dada por

$$\frac{\partial e^2(n)}{\partial w_i} = 2e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial w_i} \quad (2.33)$$

Sustituyendo la ecuación (2.23) en la ecuación anterior (2.33) se obtiene

$$\frac{\partial e^2(n)}{\partial w_i} = -2e(n)x(n-i) \quad (2.34)$$

Por lo que el vector $\nabla e^2(n)$ está dado por

$$\nabla e^2(n) = -2e(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.35)$$

Finalmente, se sustituye la ecuación (2.35) en la ecuación (2.31), se obtiene la ecuación recursiva del algoritmo LMS, por tanto

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e^*(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.36)$$

Las ecuaciones referentes al algoritmo Volterra LMS de tercer orden se indican en la Tabla 6, en donde el paso de adaptación *step-size* incorpora el número 2, ya que en la práctica μ está inicializado apropiadamente para que no sea necesario multiplicarlo por dos en cada iteración.

Tabla 6:
Volterra LMS

VOLTERRA LMS	
Inicialización	$\mathbf{x}(0) = \mathbf{w}(0) = 0$
Elegir μ en el intervalo $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}}$	
For $n = 1, 2, \dots$	
{	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^H(n)\mathbf{x}(n)$
$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) +$	$\begin{bmatrix} \mu_1 \cdots 0 & 0 \cdots 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 \ \ddots & 0 & 0 \ \ddots & 0 \\ 0 \ \dots & \mu_1 & 0 \ \dots & 0 \\ 0 \cdots 0 & \mu_2 & \cdots 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 \ \ddots & 0 & 0 \ \ddots & 0 \\ 0 \ \dots & 0 & \dots \mu_2 & 0 \ \dots 0 \\ 0 \cdots 0 & 0 \cdots 0 & \mu_3 & \cdots 0 \\ 0 \ \ddots & 0 & 0 \ \ddots & 0 \\ 0 \ \dots & 0 & \dots 0 & 0 \ \dots \mu_3 \end{bmatrix} e^*(n)\mathbf{x}(n)$
}	

2.7.2.4. Algoritmo Volterra NLMS (V-NLMS)

El principal inconveniente del algoritmo Volterra LMS, es su baja velocidad de convergencia. Para solucionar este problema, se han propuesto algoritmos de filtrado adaptativos basados en el algoritmo convencional LMS. Uno de ellos es el algoritmo LMS normalizado, denotado por NLMS el cual emplea una señal de entrada normalizada (Bernal, 2005).

La actualización de los coeficientes del filtro V-LMS, es directamente proporcional al vector de entrada $\mathbf{x}(n)$, es decir si el vector de entrada es grande será posible que el algoritmo tenga un problema de amplificación del ruido gradiente. En cambio, usando el algoritmo V-NLMS, este problema se soluciona, ya que el vector de pesos es directamente proporcional a la norma del vector de entrada.

Para mejorar la tasa de convergencia del algoritmo Volterra LMS, en el algoritmo Volterra NLMS se adopta un factor de convergencia variable. El valor de μ_n se escoge de modo que el error a posteriori es decir después de actualizar los coeficientes sea igual a cero, de modo que $\frac{\partial \Delta e^2(n)}{\partial \mu_n} = 0$ (Bernal, 2005).

Tabla 7:
Volterra NLMS

VOLTERRA NLMS	
Inicialización	$\mathbf{x}(0) = \mathbf{w}(0) = 0$
Se escoge μ_N en el intervalo $0 < \mu_N \leq 2$	
$\gamma =$ constante pequeña	
for $n = 1, 2, \dots$	
{	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^H(n)\mathbf{x}(n)$
	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu_N}{\gamma + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} e^*(n)\mathbf{x}(n)$
}	

Resolviendo la ecuación diferencial para μ_N se obtiene:

$$\mu_N = \frac{1}{2\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (2.37)$$

Considerando la ecuación (2.36), el uso de μ_n en lugar de μ y empleando la ecuación (2.37), se obtiene la ecuación adoptada por el algoritmo LMS normalizado, dado por

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{e^*(n)\mathbf{x}(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (2.38)$$

Usando el factor de convergencia fijo μ_N , introducido en la fórmula de actualización como control de desajuste, e introduciendo un parámetro γ para evitar posibles divisiones por cero, la ecuación de actualización de los coeficientes está dada por: (Bernal, 2005)

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu_N}{\gamma + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} e^*(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.39)$$

El conjunto de ecuaciones del algoritmo NLMS, se representa en la Tabla 7, μ_N puede asumir valores menores que dos, en la práctica se utiliza $0 < \mu_N \leq 1$ (Bernal, 2005).

2.7.2.5. Algoritmo Volterra RLS (V-RLS)

El Algoritmo RLS logra una convergencia más rápida que el LMS, aún cuando los valores propios del vector de entrada y la matriz de correlación es extensa. El principal objetivo del algoritmo RLS es elegir los coeficientes del filtro adaptativo de modo que la señal de salida $y(n)$, se ajuste a la señal deseada en la mayor medida posible en el sentido de mínimos cuadrados, durante el período de observación. Esta minimización puede ser fácilmente adaptada para el caso no lineal de filtraje adaptativo mediante la reinterpretación de las entradas el vector de la señal y el vector de coeficientes, como se indicó en el caso LMS (Diniz P. S., 2008).

La función determinística del algoritmo Volterra RLS está dada por la ecuación.

$$\xi(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{(k-i)} \varepsilon^2(i) = \sum_{j=0}^k \lambda^{(k-i)} [d(i) - \mathbf{x}^T(i)\mathbf{w}(i)]^2 \quad (2.40)$$

Donde $\varepsilon(i)$ es el error de salida en un instante i . El parámetro λ es un factor de ponderación exponencial que debe ser elegido en el rango $0 \ll \lambda \leq 1$. Por la diferenciación $\xi(k)$ con respecto a $\mathbf{w}(i)$ e igualando el resultado a cero, el vector óptimo $\mathbf{w}(i)$ que minimiza el error de mínimos cuadrados se indica en la ecuación 2.41. (Diniz P. S., 2008).

$$\mathbf{w}(k) = \left[\sum_{i=0}^k \lambda^{(k-i)} \mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i) \right]^{-1} \sum_{i=0}^k \lambda^{(k-i)} \mathbf{x}(i)d(i) = \mathbf{R}_D^{-1}(k)\mathbf{P}_D(k) \quad (2.41)$$

Donde \mathbf{R}_D y \mathbf{P}_D son las matrices de correlación del vector de entrada y del vector determinístico de correlación cruzada entre el vector de entrada y la señal deseada, respectivamente. El algoritmo Volterra RLS adquiere la misma forma que el algoritmo convencional RLS; su principal diferencia es la forma de los vectores de entrada $\mathbf{x}(k)$. (Diniz P. S., 2008). En la Tabla 8 se indica el conjunto de ecuaciones del algoritmo Volterra RLS.

Tabla 8:
Volterra RLS

VOLTERRA RLS

Inicialización

$$S_D(-1) = \delta I$$

Donde δ puede ser la inversa de un estimado de la señal de potencia de entrada

$$\mathbf{x}(-1) = \mathbf{w}(-1) = [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$$

for $n \geq 0$ {

$$y(n) = \mathbf{W}^H(n)\mathbf{x}(n)$$

$$\varepsilon(n) = d(n) - y(n)$$

$$\boldsymbol{\Psi}(n) = \mathbf{S}_D(n-1)\mathbf{x}(n)$$

$$\mathbf{S}_D(n) = \frac{1}{\lambda} \left[\mathbf{S}_D(n-1) - \frac{\boldsymbol{\Psi}(n)\boldsymbol{\Psi}(n)^H}{\lambda + \boldsymbol{\Psi}(n)^H\mathbf{x}(n)} \right]$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + e^*(n)\mathbf{S}_D(n)\mathbf{x}(n)$$

}

CAPÍTULO III

3. MATERIALES Y MÉTODOS

En primera instancia, se realizó un proceso de comparación de filtros con series de Volterra LMS y RLS, siendo la relación de entrada y salida del sistema del tipo no lineal complejo. Como se ha mencionado anteriormente el modelo de series Volterra, es el modelo comúnmente usado en sistemas no lineales y para filtrajes adaptativos, por lo que se ha decidido tomarlos en cuenta como punto de partida.

Se utilizó códigos de dichos algoritmos en donde se ingresa una señal deseada, la cual consta de un polinomio de tercer orden y dos retardos, así como la adición del ruido Z como se indica en la ecuación (3.1).

$$\begin{aligned}
 d(n) = & -0.78x(n) - 1.48x(n-1) + 1.39x(n-2) \\
 & + 0.54x^2(n) + 3.72x(n)x(n-1) + 1.86x(n)x(n-2) \\
 & - 1.62x^2(n-1) + 0.76x(n-1)x(n-2) \\
 & + 1.41x^2(n-2) + 0.04x^3(n) - 0.13x(n)x^2(n-1) \\
 & - 0.23x(n)x^2(n-2) - 0.12x^2(n)x(n-1) \\
 & - 1.52x^2(n)x(n-2) - 0.76x^3(n-1) \\
 & - 0.75x(n-1)x^2(n-2) + 0.15x^2(n-1)x(n-2) \\
 & + 0.5x^3(n-2) + 0.33x(n)x(n-1)x(n-2) + Z(n) \quad (3.1)
 \end{aligned}$$

Para observar el comportamiento de dichos filtros, en la Figura 7 se indica la comparación de filtros Volterra LMS y RLS.

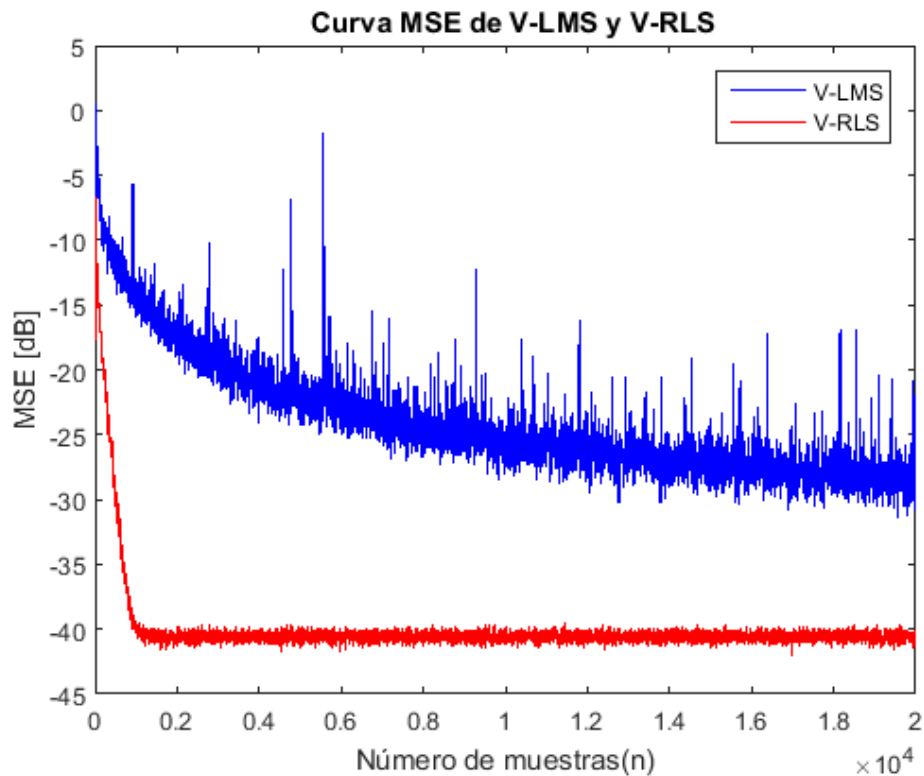


Figura 7: Comparación de V-LMS y V-RLS

De acuerdo con la Figura 7, se puede observar que usando el polinomio de tercer orden con dos retardos de la ecuación (3.1), el error del filtro de Volterra LMS es aproximadamente -30 [dB], mientras que el error del filtro de Volterra RLS es de -40[dB]. Por lo que se puede concluir que el algoritmo RLS logra una convergencia más rápida, obteniendo así mejores resultados en los coeficientes que se asemejen a la señal deseada.

Es importante mencionar que los resultados varían acorde a parámetros tales como, número de iteraciones, longitud de la señal de entrada, valores de μ para el caso del algoritmo LMS y valores de λ para el caso del algoritmo RLS. Los valores de μ resultan difíciles de determinar, ya que la señal deseada con la que se está trabajando es de tercer orden, por ende, existen valores de μ en el rango lineal, no lineal de segundo y tercer orden. Sin embargo, se ha determinado valores que se acoplen a la señal deseada.

Posterior a este paso, se decidió implementar los filtros Volterra LMS y RLS, en el plano complejo que es el objetivo de este análisis. Para lo cual en dichos algoritmos se añadió el ruido complejo a la señal deseada y también se incorporó coeficientes de forma compleja tal como se indica en la ecuación 3.2.

$$\begin{aligned}
 d(n) = & (-0.78 + 3j)x(n) + (-1.48 - 2j)x(n - 1) + 1.39x(n - 2) \\
 & + 0.54x^2(n) + 3.72x(n)x(n - 1) + 1.86x(n)x(n - 2) \\
 & - 1.62x^2(n - 1) + 0.76x(n - 1)x(n - 2) \\
 & + 1.41x^2(n - 2) + 0.04x^3(n) - 0.13x(n)x^2(n - 1) \\
 & - 0.23x(n)x^2(n - 2) - 0.12x^2(n)x(n - 1) \\
 & - 1.52x^2(n)x(n - 2) + (-0.76 + 1.1j)x^3(n - 1) \\
 & - 0.75x(n - 1)x^2(n - 2) \\
 & + (0.15 - 10j)x^2(n - 1)x(n - 2) + 0.5x^3(n - 2) \\
 & + (0.33 + 4j)x(n)x(n - 1)x(n - 2) + Z(n)
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

Para observar el comportamiento de los filtros Volterra LMS y RLS de acuerdo con las características mencionadas, se realizó la respectiva gráfica que se indica a continuación.

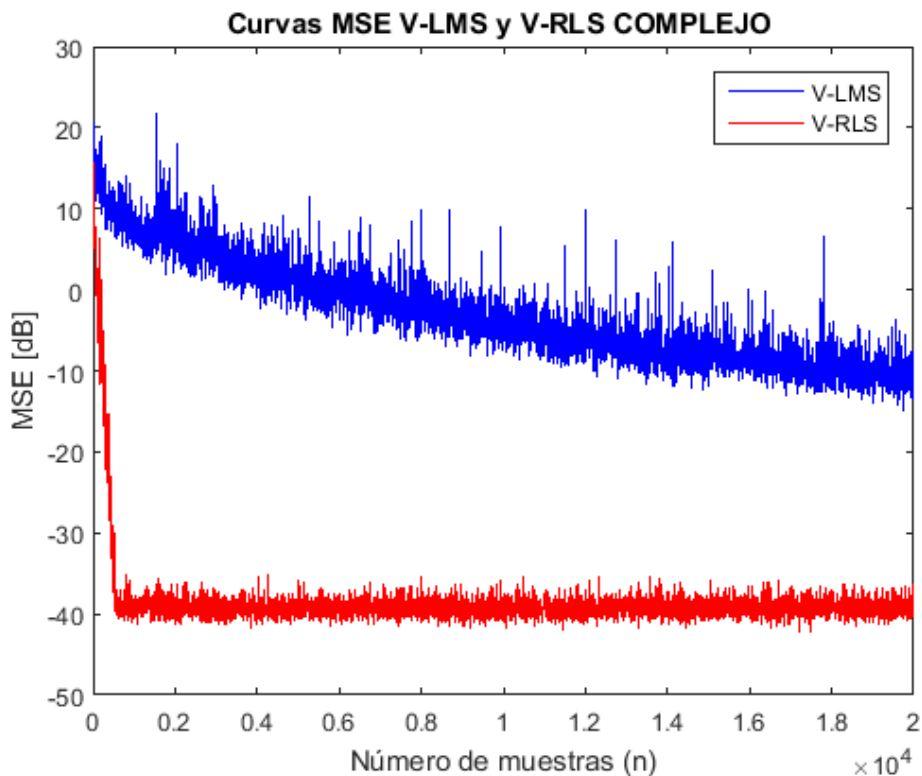


Figura 8: Comparación V-LMS y V-RLS Complejo

Como se puede observar en la Figura 8, el filtro Volterra RLS sigue siendo más eficiente que el filtro Volterra LMS, ya que converge más rápido y el error es de -40[dB] a diferencia del filtro Volterra LMS que el error es aproximadamente -10 [dB]. Con estos criterios, se deduce que, para obtener mejores resultados, como método viable se debe trabajar con el filtro Volterra RLS.

3.1. Proceso de Transmisión

Para la implementación del programa se ha decidido trabajar con el estándar LTE, la cual utiliza un sistema MIMO del tipo diversidad de transmisión.

A continuación, se detallan algunos conceptos que describen dicho estándar, y que además se utilizó a lo largo del desarrollo del programa implementado.

3.1.1. LTE (*Long Term Evolution*)

La tecnología de radio móvil LTE está diseñado para responder a los requerimientos de esta era y alcanzar el objetivo de lograr comunicaciones móviles de banda ancha globales. Las metas y objetivos de este sistema son velocidades de datos de acceso de radio más altas, capacidad y cobertura de sistema mejoradas, operaciones de ancho de banda flexibles, eficiencia espectral significativamente mejorada, baja latencia, costos operativos reducidos, soporte de múltiples antenas e integración perfecta con Internet y sistemas de comunicación móvil, y además mejorar la eficiencia y la capacidad de las redes inalámbricas (Zarrinkoub, 2014).

3.1.2. MIMO (*Multiple Input Multiple Output*)

La tecnología MIMO fue desplegada en los estándares LTE. Las técnicas MIMO llevan las ventajas de usar múltiples antenas para cumplir con los requisitos que exige el estándar LTE en lo que se refiere a tasas de datos pico y rendimiento.

El sistema MIMO puede mejorar la comunicación móvil de dos maneras diferentes: Las velocidades de datos globales y aumentando la fiabilidad del enlace de comunicación. Las técnicas MIMO utilizados en el estándar LTE se pueden dividir en cuatro grandes categorías: diversidad de recepción, diversidad de transmisión, formación de haz y multiplexación espacial.

En la diversidad de transmisión y la formación de haces, se transmite información redundante sobre diferentes antenas. Estos métodos no contribuyen al aumento en las velocidades de datos, sino que hacen que el enlace de comunicaciones sea más robusto. Sin embargo, en la multiplexación espacial, el sistema transmite información independiente (no redundante) sobre diferentes antenas.

El modelo de canal MIMO permite aumentar la velocidad de datos en un enlace de comunicación siendo esto linealmente proporcional al número de antenas de transmisión. Por lo que el estándar LTE proporciona una variedad de configuraciones de transmisión, 1x1, 2x2 y 4x4 siendo este último la configuración usada para la implementación del sistema de comunicación.

El “procesamiento de la antena MIMO” hace referencia a las técnicas que emplean las múltiples antenas de transmisión y recepción. El estándar LTE se basa en principalmente en técnicas como MIMO y OFDM. En la Figura 9 se muestra un sistema MIMO 4x4, en donde se observa la relación de antenas tanto de transmisión como de recepción, así como las ganancias de canal que enlazan cada par de antenas.

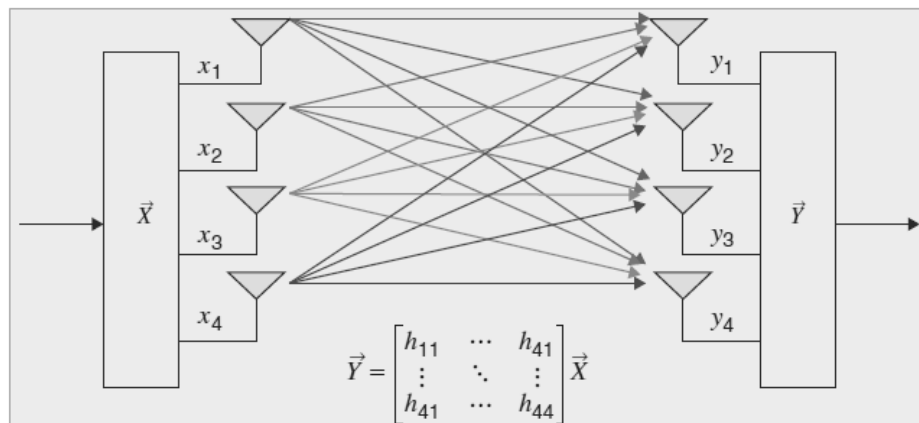


Figura 9: Sistema MIMO 4x4

Fuente: (Zarrinkoub, 2014)

En cada sub-portadora, la relación entre los elementos recibidos y transmitidos en diferentes antenas se expresa mediante un sistema de ecuaciones lineales. En este sistema, el vector de salida en antenas de recepción resulta de la multiplicación de la matriz de canal MIMO por el vector de elementos en las antenas de transmisión. Como se indica por el sistema de ecuaciones MIMO, con el fin de recuperar la mejor estimación del elemento de recurso transmitido en una sub-portadora determinada, necesitamos no sólo el vector de elementos de recursos recibidos, sino también la respuesta de canal (Zarrinkoub, 2014).

3.1.3. Codificación de Canal Turbo

La codificación Turbo (Eduard & Jaume, 2003) es una evolución de la tecnología de codificación convolucional utilizada en todos los estándares, con la cual se ha obtenido un excelente rendimiento. En el estándar LTE, la codificación turbo no es el único mecanismo de codificación de canales utilizado para procesar los datos del usuario; sin embargo, su rendimiento es óptimo, al igual que la complejidad computacional.

Los codificadores turbo LTE han desarrollado muchas mejoras, con el objetivo de hacer más eficiente su implementación. Por ejemplo, añadiendo un CRC (*Cyclic Redundancy Check*) a la entrada del turbo-codificador; en lugar de seguir con un número fijo de iteraciones de decodificación, la decodificación puede detenerse temprano cuando la comprobación CRC indica que no se detectan errores. Esta solución muy simple permite reducir la complejidad computacional de los decodificadores turbo LTE sin reducir su rendimiento. (Zarrinkoub, 2014).

3.1.4. Diagrama de Bloques Transmisión

El proceso de transmisión se basa en el siguiente diagrama de bloques.

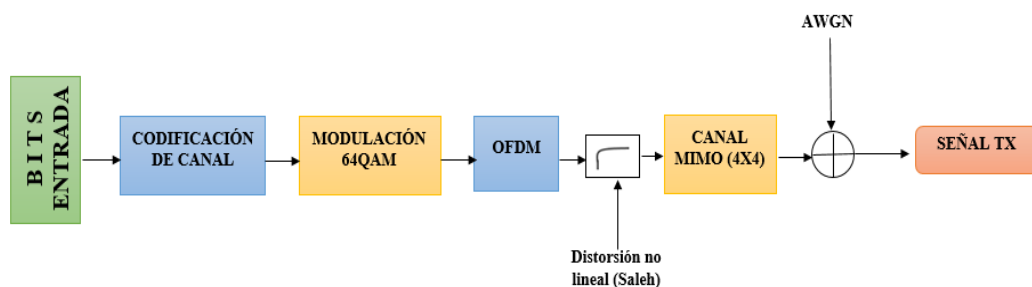


Figura 10: Diagrama de bloques transmisión

La Figura 10 indica el diagrama de bloque del sistema implementado, específicamente la transmisión de la señal, la cual se forma en principio de un flujo binario generado aleatoriamente, luego pasa por un codificador de canal que en este caso se ha utilizado el codificador turbo con $r_c = 1/3$; posteriormente se modula la señal usando una modulación 64-QAM, por lo que el flujo binario es convertido de serie a paralelo obteniendo así un conjunto de N números complejos que provienen de una constelación.

En este punto, es necesario hacer una pequeña referencia al uso de código de bloque Alamouti (Cho, Kim, Kang, & Yang, 2010), que es una técnica compleja de diversidad espacio - temporal para sistemas MIMO que permite la transmisión de múltiples copias de un flujo de datos a través de un número de antenas. Después de este proceso, los datos son modulados sobre N portadoras mediante la Transformada Inversa de Fourier (IDFT), generando números complejos, se copia las últimas L muestras a modo de preámbulo prefijo cíclico (CP) y origina el símbolo OFDM.

Después de haber obtenido la señal OFDM, se añade la distorsión no lineal para lo cual se ha decidido por utilizar el modelo de Saleh que se describirá a continuación.

3.1.5. Modelo de Saleh para sistemas no lineales

Como se mencionó en el apartado anterior, los amplificadores de potencia, en general, presentan una distorsión no lineal tanto en amplitud (conversión AM/AM) como en fase (conversión PM/PM). Existen dos modelos no lineales, paso banda e independientes de la frecuencia equivalente para estudiar los efectos negativos de estas no linealidades en varios sistemas de comunicaciones. Estos son el modelo de amplitud-fase y el modelo de cuadratura (Del Castillo, 2017).

En el modelo de Saleh, la no linealidad se representa usando un modelo que requiere cuatro parámetros α_a y β_a para la amplitud; y α_θ y β_θ para la fase, que son en general dependientes de la frecuencia. Las características AM-AM y PM-PM están dadas por: (Gharaibeh, 2012).

$$F[A, f] = \frac{\alpha_a(f)A}{1 + \beta_a(f)A^2} \quad (3.3)$$

$$\Theta(A, f) = \frac{\alpha_\theta(f)A^2}{1 + \beta_\theta(f)A^2} \quad (3.4)$$

Los cuatro parámetros describen la dureza de las características no lineales, y pueden ajustarse para dar las características no lineales deseadas. Si A es muy grande, $F(A)$ es proporcional a $1/A$ y $\Theta(A)$ se aproxima a una constante. (Gharaibeh, 2012)

El modelo de Saleh reduce el caso sin memoria cuando los parámetros del modelo son independientes de la frecuencia. En este caso, la envolvente compleja de la salida del amplificador está dada por. (Gharaibeh, 2012)

$$\tilde{y}(t) = \frac{\alpha_a |\tilde{x}(t)|}{1 + \beta_a |\tilde{x}(t)|^2} \exp \left\{ j \left(\theta(t) + \frac{\alpha_\theta |\tilde{x}(t)|^2}{1 + \beta_\theta |\tilde{x}(t)|^2} \right) \right\} \quad (3.5)$$

Al añadir la distorsión a la señal OFDM, ésta ingresa al canal MIMO con desvanecimiento y finalmente se añade ruido complejo con un SNR=16[dB]. Por lo que, con esto, se obtiene la señal de entrada con la cual se trabajará para implementar los filtros Volterra, que se describen a continuación.

3.2. Aplicación de Filtros Volterra

Al obtener la señal de entrada que corresponde a la señal T_x en referencia al diagrama de bloques de la Figura 10, y la señal deseada que corresponde a la señal OFDM, se procede a ingresar dichos valores a los filtros Volterra LMS, NLMS, RLS anteriormente mencionados y analizados, como se describe a continuación:

3.2.1. Volterra LMS (V-LMS)

Al obtener la señal de entrada a los filtros Volterra y la señal deseada, se implementó el filtro Volterra LMS, que para lograr una convergencia se realizó variaciones de los valores de μ lineal, no lineal de segundo orden y no lineal de tercer orden. Para lo cual se definieron de la siguiente manera $\mu_1 = 0.005$ $\mu_2 = 0.00000003$ y $\mu_3 = 0.00001$.

En la Figura 11 se muestra el comportamiento de la curva MSE al aplicar el filtro Volterra LMS.

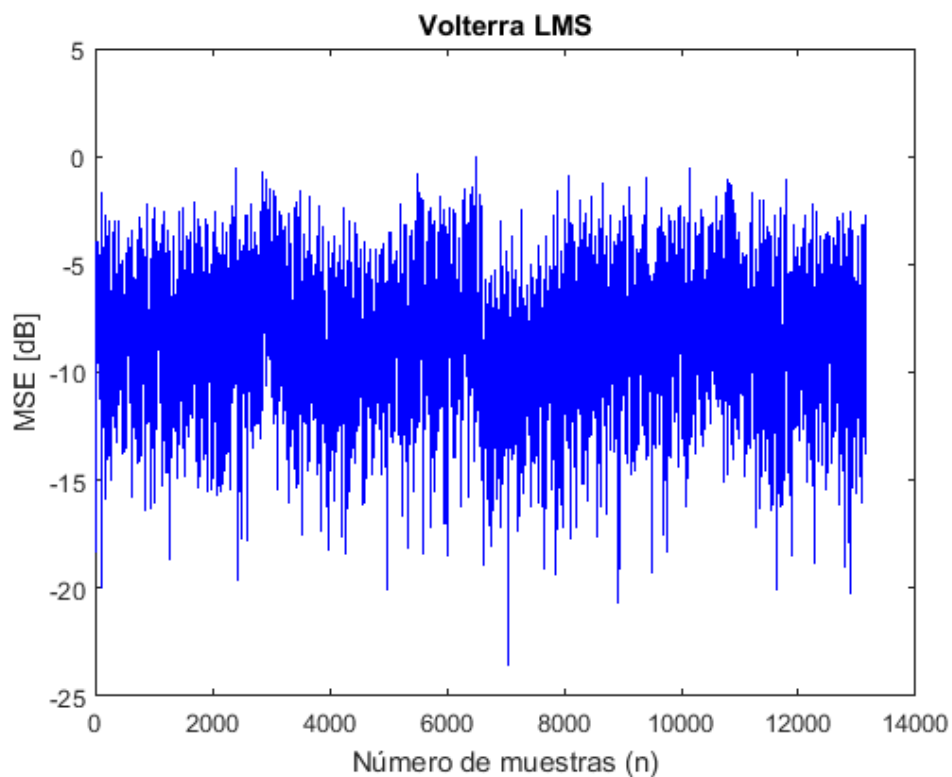


Figura 11: Curva MSE de V-LMS

3.2.2. Volterra NLMS (V-NLMS)

Además, se decidió implementar el algoritmo LMS Normalizado que ya se había mencionado en la sección anterior; los resultados de la media del error se muestran en la Figura 12.

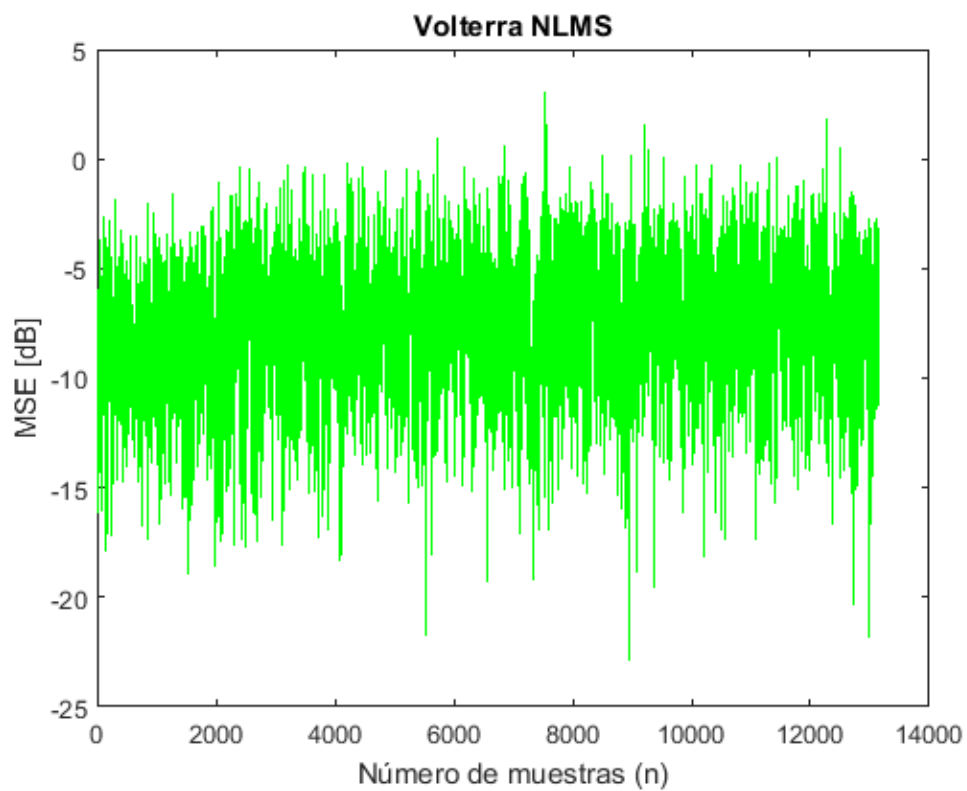


Figura 12: Curva MSE de V-NLMS

En donde se puede ver claramente que se obtuvo mejores resultados, y que el error se ubica aproximadamente en -15[dB]; sin embargo, se realizó pruebas con otros algoritmos para obtener resultados que se asemejen más a la realidad.

3.2.3. Volterra RLS (V-RLS)

Se implementó el filtro Volterra RLS, ya que como se mencionó anteriormente se obtienen mejores resultados de convergencia, por lo que en la Figura 13 se indica el comportamiento de dicho algoritmo.

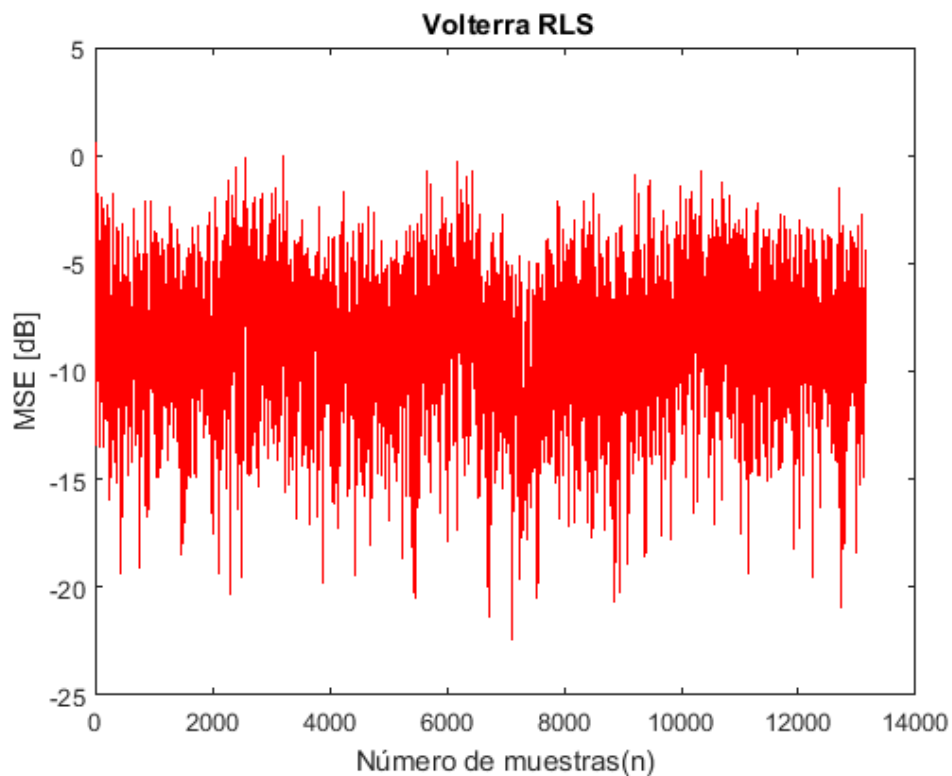


Figura 13: Curva MSE de V-RLS

Como se observa en la figura anterior el error es mínimo, ya que se ubica en aproximadamente -16 [dB], dando como resultado coeficientes que ayuden a realizar la compensación de la señal de entrada, que se asemeje a la señal deseada. Para lograr que este algoritmo trabaje de manera esperada se varió los valores de λ , para este caso $\lambda = 0.9998$ ya que para diferentes valores no se logró una convergencia.

Posterior a esto, se implementó el algoritmo Conjugado Gradiente que se describe a continuación.

3.2.4. Volterra Conjugado Gradiente (V-CG)

Es sabido que el algoritmo Volterra RLS tiene problemas de estabilidad, como solución se buscó un algoritmo que posea similares características en cuanto a la velocidad de convergencia; por lo cual se decidió implementar el filtro Volterra Conjugado que cumple con los requisitos mencionados.

En la Figura 14 se muestra el funcionamiento del algoritmo Conjugado Gradiente, en donde se observa que se obtuvo un menor error y que al igual que RLS logra una convergencia. Como objeto de análisis, se realizó simulaciones de dicho algoritmo, con polinomios de diferente orden, así como variaciones en los *delays*, los resultados de la media del error se indican en la Tabla 9.

Tabla 9:
Media del error, variando orden del polinomio y *delays* de V-CG

ORDEN	DELAY	CANAL 1	CANAL 2	CANAL 3	CANAL 4
3	2	0.2649	0.2694	0.2332	0.2350
2	5	0.2694	0.2762	0.2365	0.2432
4	5	0.3091	0.3197	0.2768	0.2848
3	3	0.2725	0.2770	0.2367	0.2449
3	4	0.2786	0.2809	0.2405	0.2491
4	2	0.2727	0.2780	0.2396	0.2441
2	6	0.2709	0.2784	0.2381	0.2450

En base a los resultados de la tabla anterior, se deduce que el aumentar el orden del polinomio y el número de retardos, la media del error no varía significativamente y que en algunos casos aumenta, por lo que el orden y el número de retardos óptimos es de tercer orden con dos *delays*, con un error medio de 0.2649.

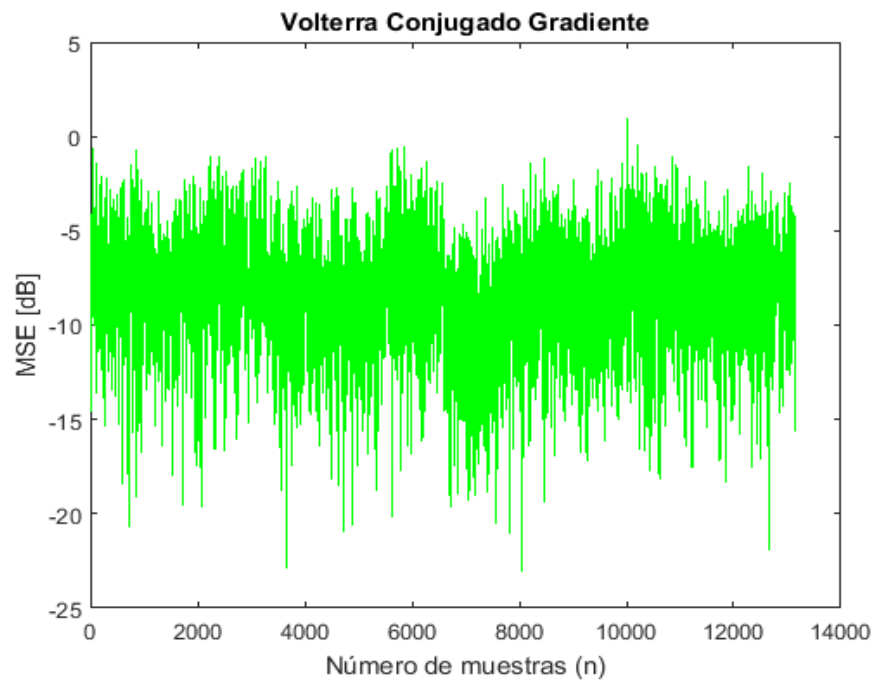


Figura 14: Curva MSE de V-CG

Al obtener el orden del polinomio y su retardo, se realizó variaciones de λ , manteniendo constante el valor de $\eta = 0.53$, se obtuvieron los siguientes resultados que se detallan en la Tabla 10.

Tabla 10:
Variación de λ de Conjugado Gradiente

$\eta = 0.53$	
λ	MSE
0.9999	0.2649
0.9998	0.2654
0.9997	0.2647
0.9996	0.2546
0.999	0.2658
0.998	0.2690
0.996	0.2748
0.995	0.2775
0.99	0.2907
0.95	0.3962
0.92	0.4765
0.9	0.5298

Además, se mantuvo constante el valor de $\lambda = 0.9998$ y se realizó variaciones de η , donde se obtuvieron los resultados que se detallan en la Tabla 11.

Tabla 11:
Variación de η para V-Conjugado Gradiente

$\lambda = 0.9998$	
η	MSE
0.5	0.2649
0.51	0.2649
0.52	0.2649
0.53	0.2649
0.54	0.2649
0.55	0.2649

Como se observa en los datos de las Tablas 10 y 11, la media del error no cambia al variar el valor de η ; sin embargo, al disminuir el valor de λ el error tiende a aumentar en pequeñas cantidades, por lo que con valores $\lambda = 0.9998$ y $\eta = 0.53$, se obtuvo un mejor desempeño.

3.2.5. Comparación de Filtros Volterra

Al visualizar los resultados de filtros Volterra LMS, NLMS, RLS y Conjugado Gradiente se nota una cierta similitud de convergencia, para decidir qué algoritmo se utilizará, se evaluará la media del error tomando en cuenta que este sea el mínimo.

3.2.5.1. Volterra LMS y NLMS

En la Figura 15 se muestra la comparación de los filtros Volterra LMS Normalizado y Conjugado Gradiente.

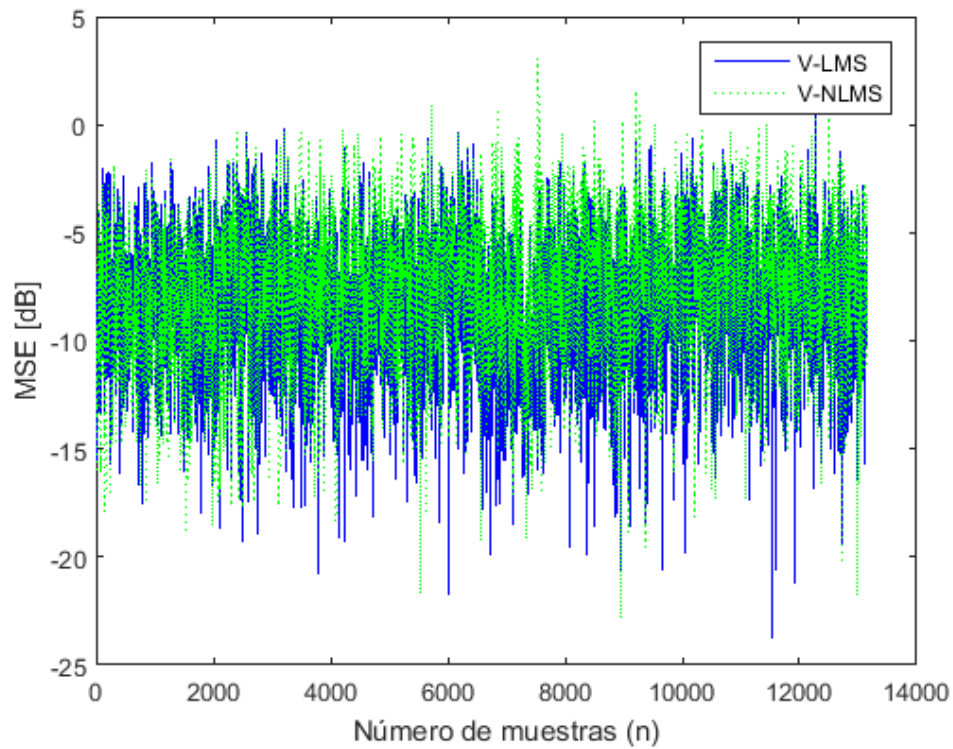


Figura 15: Comparación V-LMS y V-NLMS

La Figura 15 muestra que ambos algoritmos funcionan de manera similar; sin embargo, el error del filtro V-LMS es de 0.2612 y del filtro V-NLMS es de 0.3236 con lo que se puede deducir que el filtro V-LMS es más eficiente.

3.2.5.2. Volterra NLMS y Conjugado Gradiente

En la Figura 16 se muestra la comparación de los filtros Volterra LMS Normalizado y Conjugado Gradiente.

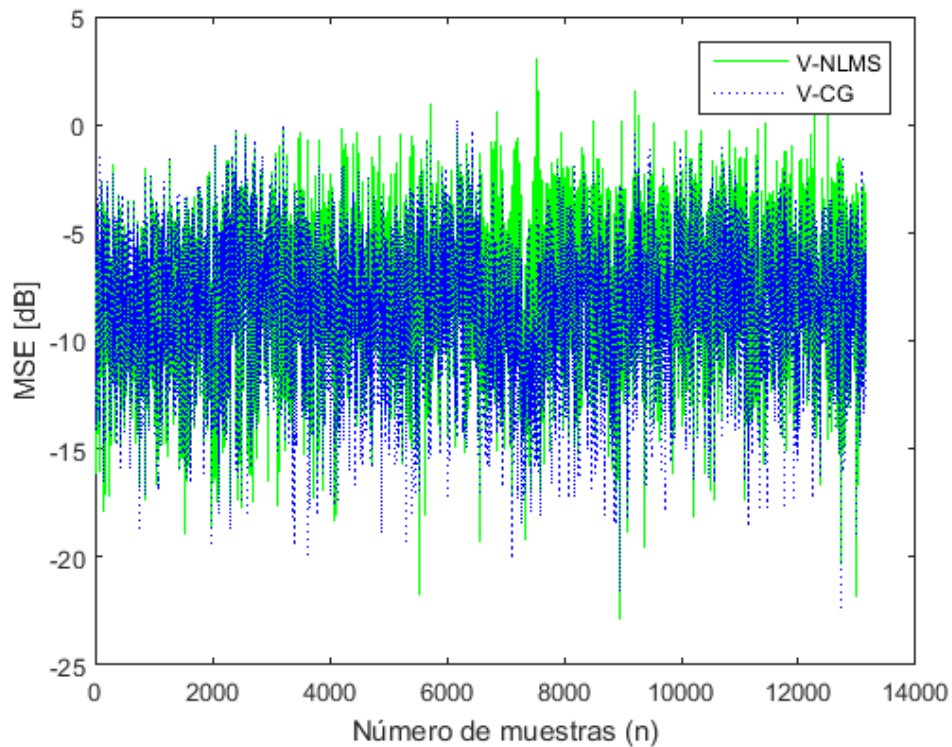


Figura 16: Comparación V-NLMS y V-CG

La Figura 16 muestra que con el algoritmo Conjugado Gradiente se obtiene un error menor que el Algoritmo LMS Normalizado, por ende, se obtienen resultados viables para la implementación del filtro adaptativo.

Se determinó la media de los valores del error de las últimas muestras y se obtuvo que en el Algoritmo LMS Normalizado la media del error es 0.3236 mientras que en el Algoritmo Conjugado Gradiente la media del error es de 0.2541.

3.2.5.3. Volterra RLS y Conjugado Gradiente

En la Figura 17 se muestra la comparación de los filtros Volterra RLS y Conjugado Gradiente.

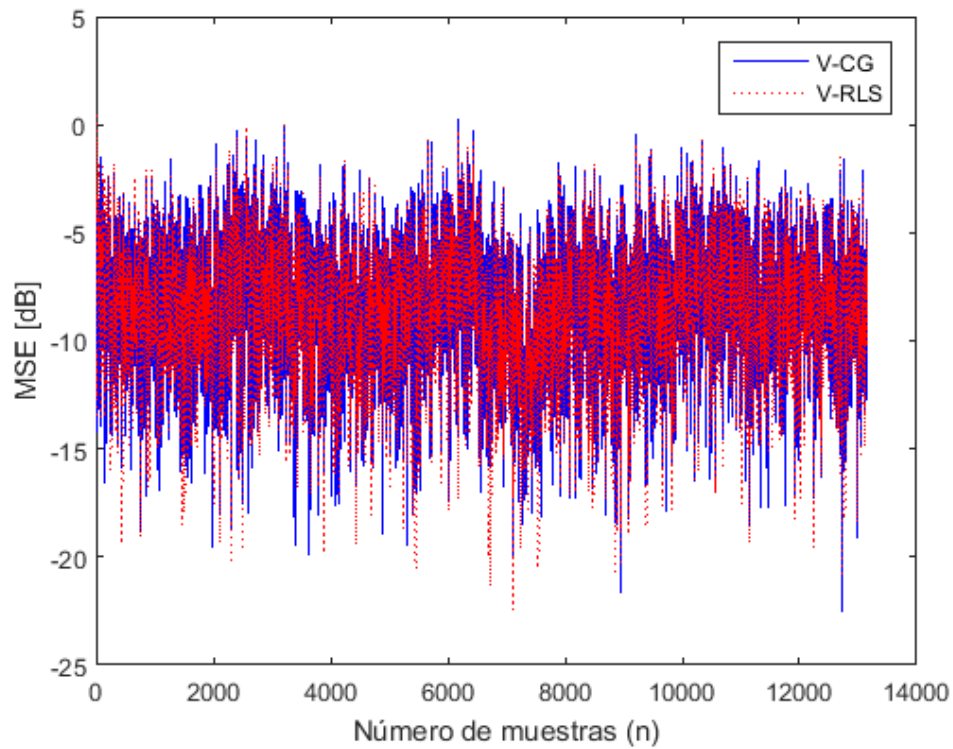


Figura 17: Comparación V-RLS y V-CG

En la Figura 17 se observa que el error del filtro Volterra RLS tiende a ser menor que el del filtro Volterra Conjugado Gradiente. Para demostrarlo en la Tabla 12, se muestra la media del error de cada filtro implementado.

Tabla 12:
Media de error de algoritmos Volterra

ALGORITMO	MEDIA ERROR
LMS	0.2612
RLS	0.2435
NLMS	0.3236
CONJUGADO GRADIENTE	0.2541
FQR_POS	0.2435
FQR_PRI	0.2435

Como conclusión se determina que el filtro Volterra RLS tiene ventaja sobre los filtros Volterra LMS, NLMS y Conjugado Gradiente, por lo que al implementarlo en el sistema se obtendrían resultados eficientes. Además, se investigó otros algoritmos denominados FQR_POS y FQR_PRI, los cuales aplican diferentes tipos de triangularización en la matriz de datos de entrada y el tipo del vector error (*a posteriori* or *a priori*) además incorporan estabilidad, pero con una mayor complejidad computacional. La teoría de los algoritmos FQR_POS y FQR_PRI se encuentra en (Apolinário, 2009); que sirve de base para realizar un estudio a fondo para futuras investigaciones. Sin embargo, como se observa en la Tabla 12, la media del error es igual al del algoritmo Volterra RLS.

En la Figura 18 se muestra la comparación de todos los algoritmos mencionados.

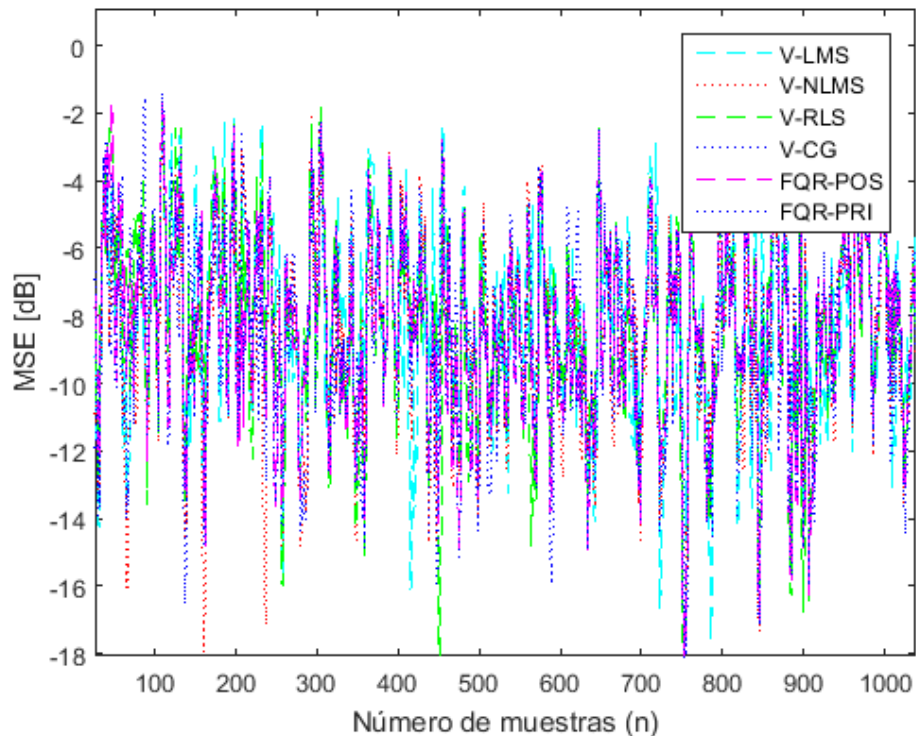


Figura 18: Comparación de Volterra LMS, NLMS, RLS, Conjugado Gradiente, FQR_POS y FQR_PRI.

A continuación, en la Figura 19 se observa un intervalo de muestras menor para comparar el funcionamiento de los algoritmos donde se puede apreciar mejor el comportamientos de los mismos.

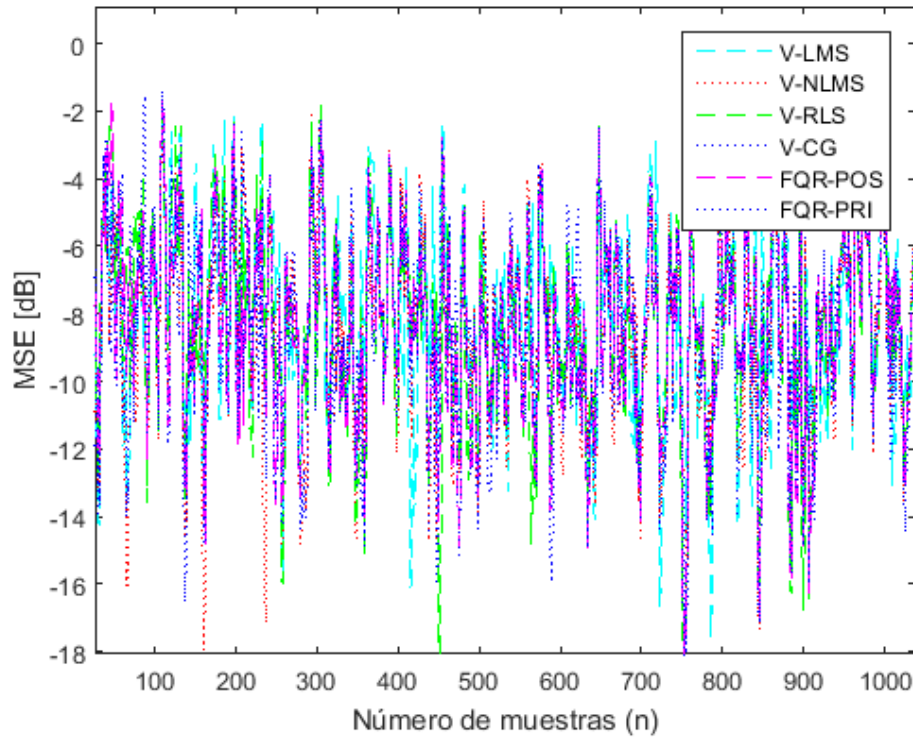


Figura 19: Comparación Volterra LMS, NLMS, CG, FQR_POS, FQR_PRI

3.3. Proceso de Recepción

Después de buscar el algoritmo óptimo para el proceso de filtraje adaptivo de la señal generada, el cual es el filtro Volterra RLS, se continúa con el proceso de recepción de la señal, de acuerdo con el siguiente diagrama de bloques que se indica en la Figura 20; que corresponde al proceso inverso que se realizó anteriormente para la obtención de la señal T_x .



Figura 20: Diagrama de bloques de proceso de Recepción

Para la implementación del Filtro Adaptativo Inverso, se requiere de los coeficientes del filtro adaptativo obtenidos anteriormente; para lo cual se realizó una media de los coeficientes obtenidos de las últimas mil muestras para poder lograr mejores resultados en lo que respecta a la estimación de la señal deseada. La cual pasará por el proceso de demodulación y finalmente por la decodificación, obteniendo los siguientes resultados.

3.4. Obtención de Resultados

Para observar los resultados del procedimiento antes mencionado, se realizaron gráficas de mérito, como por ejemplo el rendimiento del BER en función de SNR; que permitió obtener la eficiencia del sistema implementado.

En primera instancia, se obtuvo dicha gráfica del sistema en condiciones iniciales, es decir sin realizar ninguna alteración o modificación a las señales transmitidas y recibidas; ya que servirá de base para análisis posteriores del sistema implementado acorde al procedimiento anteriormente explicado.

En la Figura 21, se presenta la gráfica del BER vs SNR del sistema en condiciones iniciales. En donde se puede observar que la probabilidad de error de bit tiende a disminuir a partir de los 6[dB] de SNR; y que aproximadamente a partir de los 17[dB] el BER es prácticamente cero.

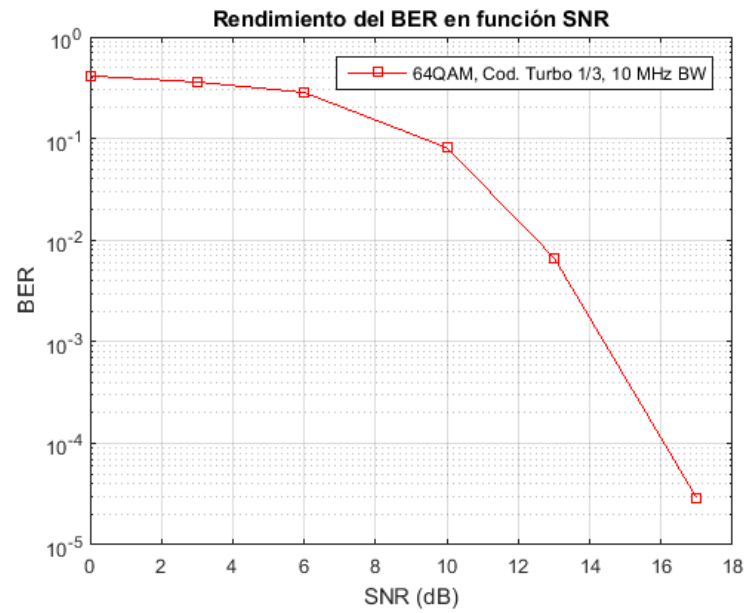


Figura 21: Rendimiento del BER en función SNR del sistema inicial

Como siguiente paso se obtuvieron las figuras del rendimiento del BER en función de SNR que varía de 0[dB] a 24[dB], aplicando los diferentes algoritmos analizados. Los resultados obtenidos se presentan a continuación.

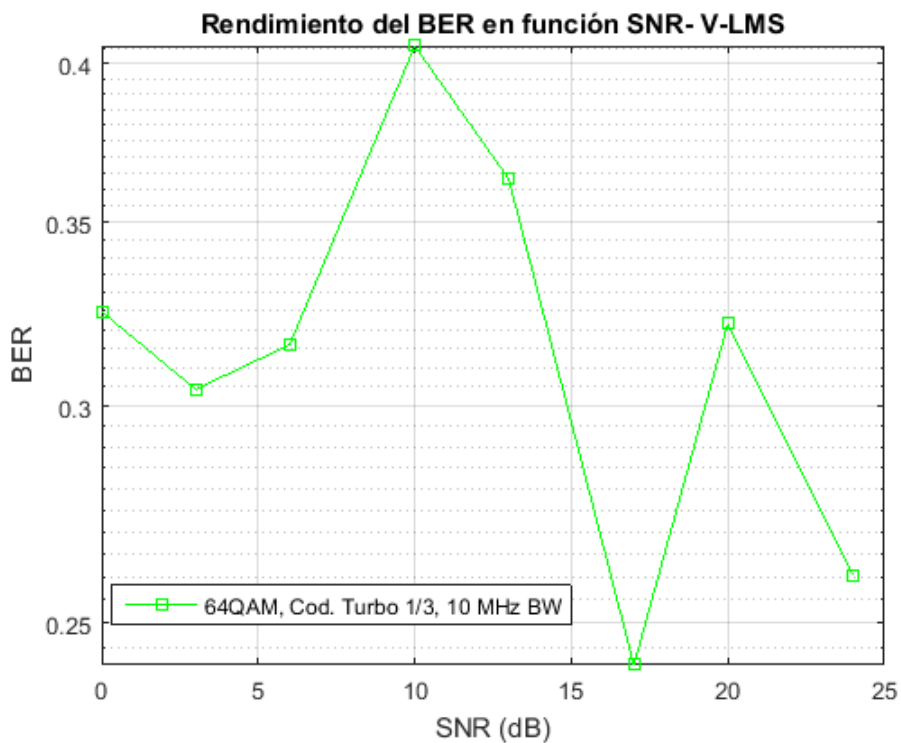


Figura 22: Rendimiento del BER en función SNR aplicando filtro V-LMS

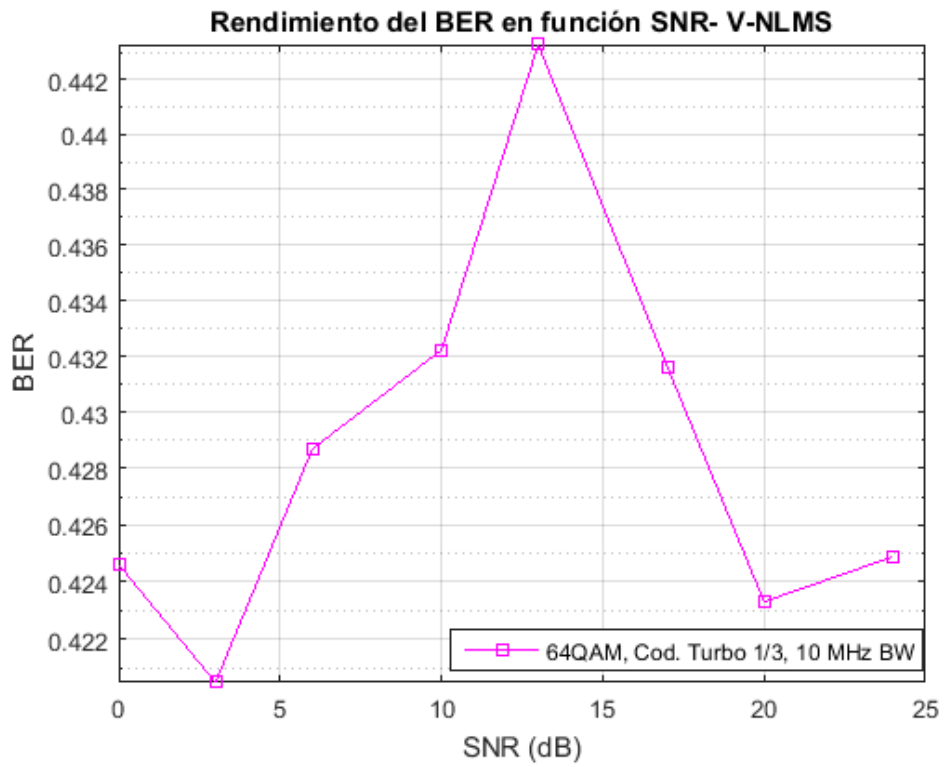


Figura 23: Rendimiento del BER en función SNR aplicando filtro V-NLMS

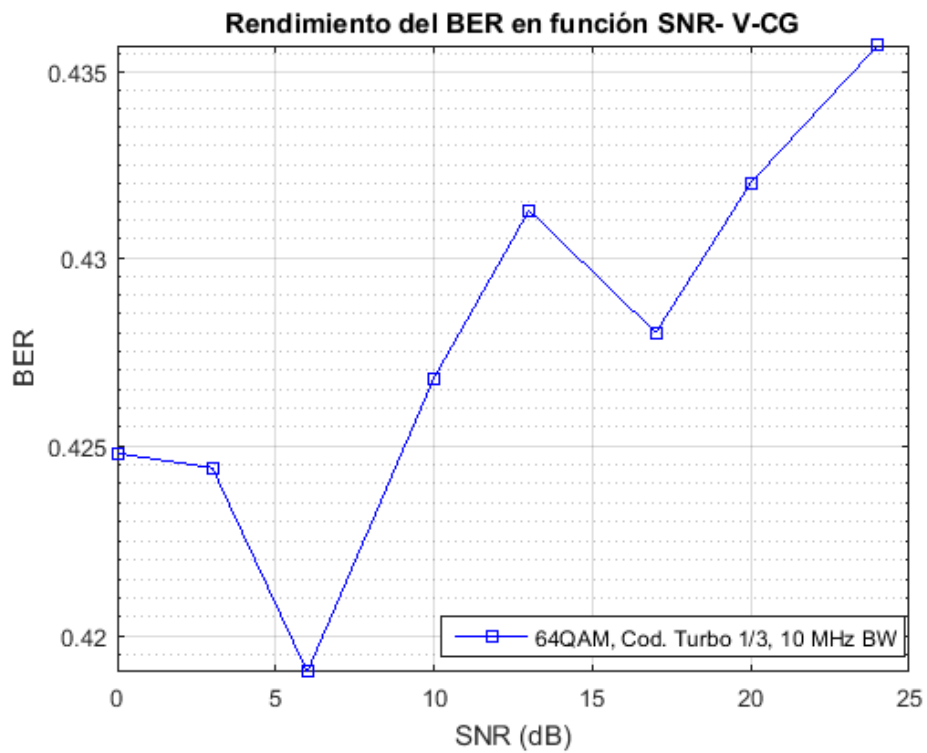


Figura 24: Rendimiento del BER en función SNR aplicando filtro V-CG

Como se observa en las Figuras 22,23,24, el rendimiento del BER con los algoritmos LMS, NLMS y Conjugado Gradiente, no fue el esperado; por lo que se descarta su uso debido a que no existe una reducción de la tasa de error de bit, es decir que los algoritmos no lograron una convergencia en el sistema de comunicación implementado y por ende los coeficientes obtenidos no fueron idóneos para obtener la estimación aproximada de la señal deseada.

Sin embargo, al obtener la gráfica de rendimiento del BER en función de SNR, aplicando el algoritmo RLS, que se indica en la Figura 25, se observó un comportamiento similar al del sistema inicial. Es decir que los coeficientes obtenidos se acoplaron a la señal deseada, reduciendo la tasa de error de bit proporcionalmente al aumento de SNR.

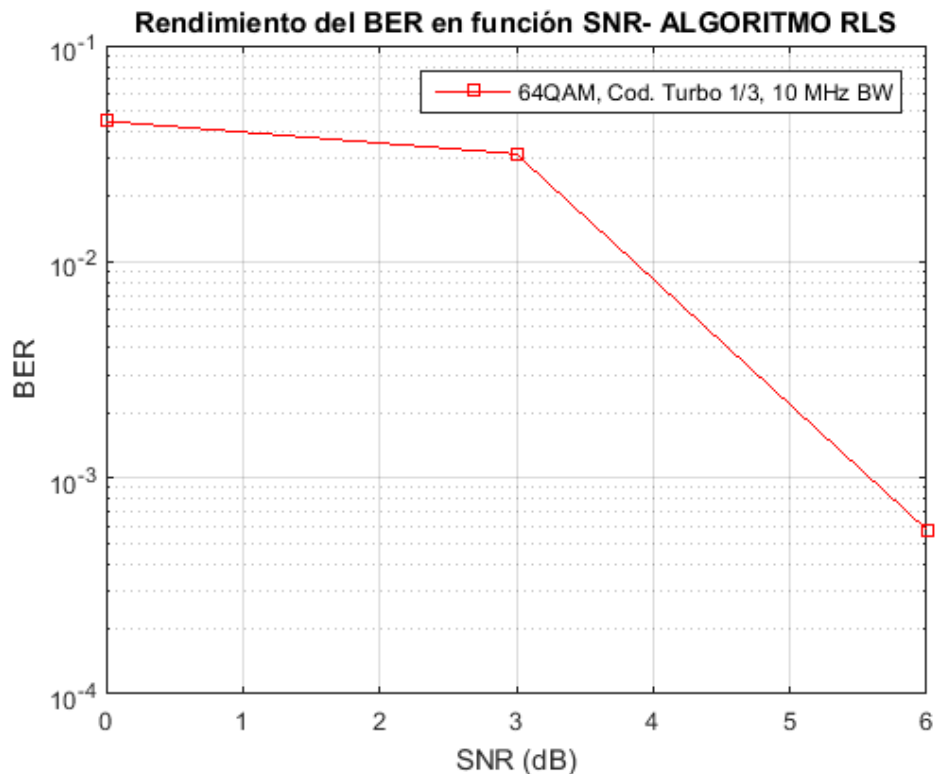


Figura 25: Rendimiento del BER en función SNR aplicando filtro RLS

Además, se muestra la figura del sistema inicial y del sistema implementado con algoritmo RLS, que se indican en la Figura 26 en donde se puede observar que la tasa de error de bit (BER) tienden a disminuir a partir de SNR=3[dB]; pero en el sistema implementado el BER disminuye significativamente llegando a cero a partir de los 6[dB].

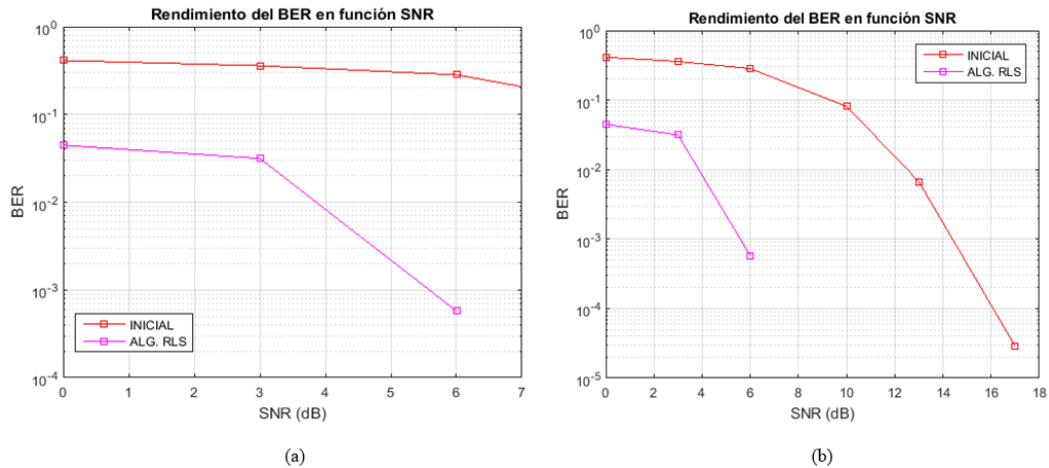


Figura 26: Rendimiento del BER en función SNR del sistema Inicial y del sistema aplicando filtro RLS

Con este análisis, es preciso fundamentar que el rendimiento del sistema aplicando el filtro adaptativo con algoritmo Volterra RLS, resulta eficiente y viable de implementar; ya que, con los coeficientes obtenidos, la señal obtenida se asemeja a la señal deseada; logrando así una compensación de las señales las cuales pasaron por un proceso de modulación, distorsión, canal MIMO, ruido AWGN.

Finalmente, el vector de coeficientes obtenidos con el algoritmo Volterra RLS se representan en la ecuación (3.6).

$$\mathbf{w}(n) = \begin{bmatrix} (-0.0949 + 0.1161j) \\ (-0.00178 + 0.0038j) \\ (0.0006 - 0.0005j) \\ (0.0014 + 0.0003j) \\ (0.0013 - 0.0005j) \\ (-0.0002 - 0.0009j) \\ (-0.0025 - 0.0014j) \\ (0.0043 + 0.0014j) \\ (-0.0028 - 0.0019j) \\ (0.0022 - 0.0013j) \\ (0.0045 - 0.0028j) \\ (0.0017 - 0.0004j) \\ (-0.0049 + 0.0029j) \\ (0.0026 - 0.0019j) \\ (-0.0012 + 0.0013j) \\ (0.0004 + 0.0010j) \\ (0.0002 - 0.0022j) \\ (-0.0001 + 0.0005j) \\ (-0.0035 + 0.0037j) \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Con referencia a la ecuación (3.6), se determina que los coeficientes de segundo grado poseen mayor relevancia que los de tercer grado; además, que los coeficientes de primer grado que corresponde a los tres primeros, compensan exitosamente las distorsiones lineales ya que tienen mayor valor numérico. Por lo tanto; es posible decir que entre la señal de entrada y la señal deseada existe una correlación.

CAPÍTULO IV

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1. Conclusiones

- Con la realización del presente trabajo se concluye que el algoritmo V-RLS, presenta una ventaja evidente sobre los algoritmos V-LMS, V-NLMS y V-Conjugado Gradiente, debido a que no requiere de muchas muestras para converger; y como se observó en los resultados, el BER disminuye significativamente obteniendo un error mínimo en los datos a la salida.
- Se logró evidenciar que utilizando un polinomio de tercer orden con dos retardos el error cuadrático medio fue bajo, ya que si se aumentaba el orden o los retardos los valores de MSE no variaban; por lo que el orden máximo del polinomio para la implementación de dichos filtros adaptativos es de tercer orden.
- La desventaja del algoritmo V-LMS, es que requiere de mayor número de muestras para poder converger, lo que implica un aumento del tiempo de procesamiento computacional; por lo que no es un modelo eficiente de implementar.
- La ventaja del algoritmo V-RLS es que posee la capacidad recursiva iterativa, por lo que no requiere de muchas iteraciones para converger y disminuir el error cuadrático medio; además para el caso de la señal implementada fue necesario que el valor de $\lambda = 0.9998$ ya que, para diferentes valores no se logró que dicho algoritmo convergiera.
- Se evidenció que al implementar los filtros Volterra LMS, NLMS, Conjugado Gradiente se obtuvo un error bajo; sin embargo, en el sistema final no se obtuvo un rendimiento eficiente, debido a que los coeficientes obtenidos no se acoplaron para la estimación de la señal deseada.

- Con la implementación del filtro Volterra RLS, se logró obtener coeficientes que se acoplen a la señal deseada, dando como resultado que el rendimiento del sistema de comunicación implementado sea eficiente, reduciendo la tasa de error de bit.

4.2. Recomendaciones

- Se recomienda realizar un estudio del Algoritmo Conjugado Gradiente en el plano complejo con el objetivo de realizar comparaciones con el Algoritmo RLS y determinar si se obtiene un mejor desempeño de funcionamiento.

Referencias

- Apolinário, J. (Ed.). (2009). *QRD-RLS Adaptive Filtering*. Río de Janeiro, Brazil: Springer.
- Azpigueta, L. A. (2011). *Aplicación de algoritmos combinados de filtro adaptativo a acústica de salas*. Recuperado el 13 de Junio de 2017, de https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/12569/Tesis_Luis_Antonio_Azpiqueta_Ruiz.pdf
- Bernal, P. (Octubre de 2005). ALGORITMOS LMS BASADOS EN LA TRANSFORMADA WAVELET: NUEVAS PROPUESTAS, ANÁLISIS EN APLICACIONES DE FILTRAJE VOLTERRA. Rio de Janeiro.
- Chang, P. S., & Willson, A. N. (Febrero de 2000). Analysis of Conjugate Gradient Algorithms for Adaptive Filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 48(2), 9. Recuperado el 2017 de Julio de 10
- Cho, Y. S., Kim, J., Kang, C. G., & Yang, W. Y. (2010). *MIMO-OFDM Wireless Communication with Matlab*. (J. W. Ltd, Ed.)
- Crespo, C., Reina, J., María, M., & Juan, B. (s.f.). Identification of Volterra model parameters in wireless systems. España.
- Del Castillo, D. (10 de Julio de 2017). *Estudio de la modulación OFDM y de los efectos no lineales mediante simulación en Matlab*. Obtenido de <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/11687/fichero/Memoria+Completa.pdf>
- Diniz, P. S. (2008). *Adaptive Filterin Algorithms and Practical Implementation* (3ra Ed. ed.).
- Diniz, P. S. (s.f.). *Adaptive Filtering Algoritjms and Practical Implementation* (Tercera ed.). Río de Janeiro, Brazil: Springer.
- Eduard, C., & Jaume, R. (20 de Diciembre de 2003). *Introducción a los Códigos Turbo*. Recuperado el 28 de Julio de 2017, de www.raco.cat/index.php/Buran/article/download/178866/240371
- Eduardo, L., J. O., & Rui, S. (2004). Análise Estatística de Filtros Volterra Adaptados pelo Algoritmo LMS. *XXI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES*, 6.

- Gharaibeh, K. M. (2012). *Nonlinear Distortion in Wireless Systems: Modeling and Simulation with MATLAB*.
- Gontijo, W. (2006). *Implementação e Avaliação de desempenho de Algoritmos Adaptativos aplicados em Controle ativo de Vibrações*. Recuperado el 03 de Mayo de 2017, de <https://repositorio.ufsc.br/xmlui/bitstream/handle/123456789/89152/235439.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Guamán, Y. (27 de Febrero de 2013). *Evaluación y Desempeño de Filtros Adaptativos de Volterra de Bajo Costo Computacional, para Ecuación de Canal*. Recuperado el 20 de Mayo de 2017, de <https://repositorio.espe.edu.ec/bitstream/21000/6199/1/T-ESPE-047025.pdf>
- Izquierdo Rivera, J. (23 de Mayo de 2017). *Caracterización de canal no lineal usando modelos de Volterra-Parafac*. Obtenido de <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/12082>
- Ogunfunmi, T. (2006). *Adaptive Nonlinear System Identifications*. Santa Clara, California, USA: Springer.
- Ortiz, E. (Julio de 2004). *Filtro Volterra Adaptativo: Análise Estatística e Algoritmos simplificados*. Recuperado el 03 de Mayo de 2017, de <https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/87841/224198.pdf?sequence=1>
- Ortiz, E. (2009). *Filtros Volterra Adaptativos: Estructuras Interpoladas e Modelos Estocásticos*. Recuperado el 26 de Mayo de 2017, de <https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/93094/276931.pdf?sequence=1>
- Ortiz, E. L. (2004). *Filtro Volterra Adaptativo: Análise Estatística E Algoritmos Simplificados*. Recuperado el 03 de Mayo de 2017, de <https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/87841/224198.pdf?sequence=1>

- Rolim Fernandes, C. A. (03 de Julio de 2009). *Nonlinear MIMO Communication Systems: Channel Estimation and Information Recovery using Volterra Models*. Recuperado el 23 de Marzo de 2017, de <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00460160/document>
- Rolim, C., Moura, C., & Favier, G. (2010). MIMO Volterra Modeling for Nonlinear Communication Channels. *Journal od the Brazilian Society on Neural Networks*, 8, 71-92. Recuperado el 13 de Mayo de 2017, de https://www.researchgate.net/profile/Gerard_Favier/publication/279197342_MIMO_Volterra_Modeling_for_Nonlinear_Communication_Channels/links/5711eb9808aeff315b9f8092.pdf?origin=publication_detail
- Zarrinkoub, H. (2014). *Unserstanding LTE with Matlab*.
- Zenteno, E., & Daniel, R. (2017). MIMO Subband Volterra Digital Predistortion for Concurrent Aggregated Carrier Communications. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 65(3), 13.