

TÉCNICAS DE ESTIMACIÓN ORIENTADAS A LA COMPENSACIÓN DE LA
DISTORSIÓN DE LA SEÑAL EN FIBRA ÓPTICA

CHRISTIAN ALEXANDER ÁLVAREZ RAMÍREZ

JULIAN GRISALES ZULÚAGA

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA

FACULTAD DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN Y LAS TELECOMUNICACIONES

INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIONES

MEDELLÍN

2014

TÉCNICAS DE ESTIMACIÓN ORIENTADAS A LA COMPENSACIÓN DE LA
DISTORSIÓN DE LA SEÑAL EN FIBRA ÓPTICA

CHRISTIAN ALEXANDER ÁLVAREZ RAMÍREZ

JULIAN GRISALES ZULÚAGA

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA

FACULTAD DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN Y LAS TELECOMUNICACIONES

INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIONES

MEDELLÍN

2014

TABLA DE CONTENIDO

AGRADECIMIENTOS	8
RESUMEN	9
PALABRAS CLAVES	9
CAPÍTULO 1:	10
INTRODUCCIÓN	10
CAPÍTULO 2	11
MARCO TEÓRICO	11
2.1. EFECTOS DE PROPAGACIÓN A TRAVÉS DE UNA FIBRA ÓPTICA.....	11
2.1.1. ATENUACIÓN.....	11
2.1.2. NO LINEALIDADES	11
2.1.3. PMD.....	12
2.1.4. DISPERSIÓN CROMÁTICA	12
2.2. MODELO ANALÍTICO PARA REPRESENTAR LA DISPERSIÓN CROMÁTICA..	13
2.3. ALGORITMOS DE ESTIMACIÓN EN TELECOMUNICACIONES	14
2.3.1 ALGORITMO DE ESTIMACIÓN MSE	18
2.3.2. ALGORITMO DE ESTIMACIÓN LMS	21
CAPITULO 3	25
MODELAMIENTO Y ESTRUCTURA DE LOS ALGORITMOS.....	26
3.1 TRANSMISOR ÓPTICO	27
3.2 GENERADOR DE SECUENCIA BINARIA ALEATORIA	27
3.3 CANAL ÓPTICO	28
3.4 RECEPTOR ÓPTICO	31
CAPITULO 4	36
CAMPAÑAS Y RESULTADOS DE SIMULACIÓN.....	36
4.1 METODOLOGIA Y PROCEDIMIENTOS EN CAMPAÑAS DE SIMULACION.....	36
4.1.1 Resultados de simulación al variar la LONGITUD DE LA FIBRA ÓPTICA.....	39
4.1.2 Resultados de simulación al variar la RELACIÓN SEÑAL A RUIDO.....	41
4.1.3 Resultados de simulación al variar la TASA DE BITS.....	43
4.2 Comparación de la mejora en la corrección de errores de los algoritmos de estimación	46

4.2.1 TASA DE TRANSMISIÓN DE BITS	47
4.2.2 Relación SEÑAL A RUIDO	49
4.2.3 DISTANCIA	51
4.3 CUADRO COMPARATIVO ALGORITMOS	53
CAPITULO 5:	56
CONCLUSIONES	56
4 REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS.....	57

Lista de figuras

Figura 1: Efecto de la dispersión Cromática en Pulso Gaussiano

Figura 2: Sistema de Comunicación

Figura 3: Tipos Estimación Ciega

Figura 4: Esquema algoritmo MSE

Figura 5: Esquema algoritmo LMS

Figura 6: Descripción grafica funcionamiento LMS

Figura 7: Diagrama de bloques según el procedimiento del código

Figura 8: Señal en forma de pulsos gaussianos

Figura 9: Representación Numérica Fibra Óptica

Figura 10: Representación de Fase Función de transferencia

Figura 11: Pulso gaussiano afectado por la dispersión cromática

Figura 12: Esquema del sistema de comunicación óptico

Figura 13: Señal después del filtro de ruido blanco gaussiano

Figura 14: Efecto del algoritmo de estimación respecto a la señal de entrada y de salida de la fibra óptica

Figura 15: Ejemplo de señal estimada y umbral de 0,19 para la secuencia transmitida [0 1 0 0 0 1 0 0 1 0].

Figura 16: Promedio de muestras

Figura 17: Calculo desempeño

Figura 18: Diagrama de flujo

Figura 19: Diagrama de flujo con la optimización realizada

Figura 20: Promedio de resultados obtenidos con los algoritmos al variar la longitud de la fibra óptica

Figura 21: Resultados obtenidos suavizado para los dos algoritmos al variar la longitud de la fibra óptica

Figura 22: SNR vs Tasa de errores en escala logarítmica con parámetro de LAG = 30%

Figura 23: SNR vs Tasa de errores en escala logarítmica con parámetro de LAG = 60%

Figura 24: Numero de errores empleando el algoritmo LMS para diferentes tasas de bits

Figura 25: Numero de errores empleando el algoritmo MSE para diferentes tasas de bits

Figura 26: Comparación resultados MSE y LMS aumento tasa de bits

Figura 27: Eficiencia LMS-Velocidad

Figura 28: Eficiencia MSE-Velocidad

Figura 29: Eficiencia LMS-SNR

Figura 30: Eficiencia MSE-SNR

Figura 31: Eficiencia LMS-Distancia

Figura 32: Eficiencia MSE-Distancia

Figura 33: Comparativo ciclos internos LMS vs MSE

Lista de Tablas

Tabla 1: Cuadro Comparativo Algoritmos de Estimación

Tabla 2: Calculo BER

Tabla 3: Cuadro comparativo de porcentaje de bits detectados correctamente para LMS y MSE con diferentes longitudes de fibra óptica
Tabla 4: Cuadro comparativo LMS vs MSE en respuesta a la tasa de relación a ruido

Tabla 4: Cuadro comparativo LMS vs MSE en respuesta a la tasa de relación a ruido

Tabla 5: Cuadro comparativo LMS vs MSE en respuesta al incremento de tasa de transmisión

Tabla 6: Eficiencia LMS-Velocidad

Tabla 7: Eficiencia MSE-Velocidad

Tabla 8: Eficiencia LMS-SNR

Tabla 9: Eficiencia MSE-SNR

Tabla 10: Eficiencia LMS-Distancia

Tabla 11: Eficiencia MSE-Distancia

Tabla 12: Cuadro Comparativo LMS vs MSE

Nota de aceptación

Firma Presidente del Jurado

Firma de Jurado

Firma de Jurado

AGRADECIMIENTOS

Una innumerable cantidad de personas ha contribuido en diferentes proporciones en este proyecto directa o indirectamente, facilitando herramientas, recursos, información, conocimiento y tiempo, es un placer para nosotros darles las gracias por permitir, en cualquier medida a que este proyecto se haya podido llevar a cabo.

Sin embargo es necesario enfatizar el agradecimiento a tres personas cuya asesoría constituye los pilares sobre los cuales se soporta este proyecto: Ferney Amaya quien nos mostró siempre lo positivo, resaltó nuestros logros y guió nuestro camino, Leonardo Betancur, quien contribuyo con excelentes consejos y observaciones constructivas muy oportunamente; finalmente y no menos importante, Roberto Carlos Hincapié quien ayudo a dar claridad a los aspectos más oscuros y complejos.

RESUMEN

En un canal óptico de telecomunicaciones, uno de los principales limitantes en desempeño es la dispersión cromática, la cual se manifiesta como la alteración de los pulsos transmitidos, los cuales se ensanchan y desfazan respecto al pulso original, ocasionando errores en la lectura del dispositivo que realiza la función de detección de símbolos.

En este trabajo se compara la efectividad de dos algoritmos (LMS: *Mínimo Cuadrado Medio* y MSE: *Error Cuadrático Medio*), orientados a la compensación de los efectos de una fibra óptica monómodo incluyendo la dispersión cromática y el ruido blanco gaussiano. La comparación se hará mediante la medición de tres parámetros que se relacionan directamente con los efectos del canal óptico de comunicaciones: relación señal a ruido, longitud de la fibra, tasa de transmisión de bits y tiempo de ejecución de cada uno de los algoritmos.

PALABRAS CLAVES

Dispersión Cromática, LMS, MSE, SNR, BER, compensación, estimador, coeficientes de filtro, función error, tasa de transmisión, pulso gaussiano, muestreo, tasa de transmisión de bits, fibra óptica.

CAPÍTULO 1:

INTRODUCCIÓN

El constante crecimiento en el tráfico mundial que cursa a través de las redes modernas de comunicaciones hace de la fibra óptica el medio de transmisión que permite movilizar más eficazmente este alto flujo de información a altas tasas de bits.

Las predicciones de Cisco, en su proyecto *Visual Networking Index*, pronostica que el tráfico IP mundial aumentará cuatro veces entre 2009 y 2014, lo que supone que habrá un tráfico de unos 64 exabytes (1.000 Petabytes o 250 millones de DVDs) por mes en 2014, en comparación con el tráfico aproximado de 15 exabytes por mes en 2009.¹ Las tendencias indican que el tráfico a través de la red se incrementara proporcionalmente, teniendo en cuenta la masificación del uso de dispositivos móviles y la exigencia de capacidad de tráfico que demandan nuevos servicios de telecomunicaciones que usan cada vez formatos de mayor calidad y definición. Es importante, por tanto, enfocar esfuerzos en implementar nuevas soluciones para hacer mucho más eficiente la comunicación a través de un canal óptico reduciendo la cantidad de errores recibidos, disminuyendo los efectos de propagación a través de la fibra óptica como la atenuación, las no linealidades, la dispersión por modo de polarización (PMD) y la dispersión cromática.

Es necesario realizar un monitoreo sobre el canal óptico para detectar algún tipo de alteración o anomalía, y de una manera inteligente y precisa, realizar una corrección o ajuste en tiempo real con el fin de garantizar calidad en la transmisión y confiabilidad en el sistema.

Este trabajo de grado pretende atacar el efecto de propagación más importante en los sistemas de comunicaciones ópticas conocido como dispersión cromática, por medio de dos algoritmos con la capacidad de adaptarse a las condiciones del medio óptico y el estado de la señal, para garantizar una transmisión confiable de la información.

¹ Cisco. (2012). *Visual Networking Index: Forecast and Methodology*. San Francisco.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO

En esta sección se hace una breve descripción de los conceptos teóricos y términos necesarios que requiere el lector, para la comprensión del trabajo propuesto, haciendo énfasis en los efectos del medio de comunicación óptico y en la presentación de los algoritmos propuestos para compensar la dispersión cromática.

2.1. EFECTOS DE PROPAGACIÓN A TRAVÉS DE UNA FIBRA ÓPTICA

En los sistemas de telecomunicaciones actuales cuando se requiere transmitir grandes cantidades de información a través de un medio confiable que permita recorrer grandes distancias geográficas, sin lugar a duda la fibra óptica es una excelente alternativa para tener en cuenta. La fibra óptica permite obtener velocidades de transmisión del orden de los Tbps, es inmune a las perturbaciones electromagnéticas y a las condiciones atmosféricas, su atenuación es baja y como medio de transmisión es más económico que el cobre.

A pesar de tan innumerables ventajas, la fibra óptica, al igual que otros medios de transmisión, presenta una serie de efectos que limitan la máxima distancia y tasa de transmisión que puede lograrse a través de este medio. A continuación se hace una breve descripción de los principales efectos de propagación.

2.1.1. ATENUACIÓN

La atenuación se define como la disminución en la potencia de la señal óptica cuando la señal se propaga a través de un medio de transmisión. La atenuación limita el máximo alcance que puede tener un enlace óptico.

2.1.2. NO LINEALIDADES

En cortos tramos de fibra, con bajos niveles de potencia de operación (potencias menores o iguales a aproximadamente 1 dBm) y niveles de tráfico inferiores a 2.5 Gbps, puede asumirse que la fibra se comporta en forma lineal. Sin embargo, los efectos no lineales no se pueden depreciar al incrementar la potencia o la tasa de bits. Estos efectos se deben a la dependencia del índice de refracción respecto a la intensidad campo eléctrico aplicado. Estas no linealidades pueden ser también generadas por la interacción de las ondas de luz con la materia que compone la fibra

óptica². Las no linealidades en general producen interacción entre las diferentes longitudes de onda, cuando más de una se propaga a través de la fibra óptica, por lo que son más evidentes en sistemas WDM (Wavelength Division Multiplexing).

2.1.3. PMD

La dispersión por modo de polarización (Polarization Mode Dispersion, PMD) consiste en un ensanchamiento de los pulsos ópticos que son transmitidos a través de un enlace de fibra óptica, provocando interferencia entre símbolos (ISI) y un aumento de la tasa de errores de bits (Bit Error Rate, BER). Este fenómeno es significativo cuando se transmite en una fibra a velocidades superiores a los 10 Gbps y es un efecto que aumenta con la distancia.

El efecto PMD ocurre cuando las dos componentes ortogonales de polarización, llamados modos de polarización, del modo fundamental de propagación (HE_{11}) viajan a distinta velocidad de grupo, llegando en distintos tiempos al final de la fibra óptica, ensanchando y distorsionando los pulsos. Esta diferencia de retardo entre los modos de polarización se denomina retardo diferencial de grupo (DGD, Differential Group Delay) ³

2.1.4. DISPERSIÓN CROMÁTICA

Se puede explicar el efecto de la dispersión cromática producido por la fibra óptica, desde el hecho de que una fuente de luz genera varias componentes de frecuencia y estas componentes viajan a diferente velocidad a lo largo de la fibra, por lo que las componentes llegan en tiempos diferentes representándose este fenómeno como un ensanchamiento en los pulsos transmitidos. El ensanchamiento del pulso se incrementa con la longitud de la fibra y con el ancho espectral de la fuente óptica. Un ensanchamiento excesivo provocará una superposición de los pulsos y errores en la demodulación y decodificación. La dispersión es debida a que el índice de refracción de la fibra óptica es una función de la longitud de onda de la señal. ⁴

La dispersión cromática de una fibra se expresa en ps / (nm-km), representando el ensanchamiento en ps debido a la dispersión, al emplear una fuente óptica con un ancho espectral de 1 nm que viaja en 1 kilómetro de la fibra. Este valor depende del tipo de fibra óptica y de la longitud de onda de la fuente óptica.

La dispersión cromática es un parámetro que limita la capacidad de transmisión de la fibra óptica. En sistemas de comunicación de alta velocidad y larga distancia es

² Abellan, D. P., Pascual, F. R., & Franco, J. C. (2007). *Sistemas de Comunicaciones Ópticas*. Valencia: Universidad Politécnica de Valencia.

³ Ramaswami, R., Sivarajan, K. N., & H.Sasaki, G. (2010). *Optical Networks*. Morgan Kaufmann.

⁴ Tomasi. (2003). *Sistemas de Comunicaciones Electrónicas*. Mexico: Pearson Education.

fundamental controlar su efecto, ya que limita la capacidad de transmisión del sistema y para mitigar este efecto se utilizan esquemas de compensación de la dispersión cromática.

En la *Figura 1* se aprecia un pulso gaussiano afectado por la dispersión cromática luego de pasar a través de un enlace de fibra óptica (rojo); comparado con el pulso original antes de transmitirse por el canal óptico (azul):

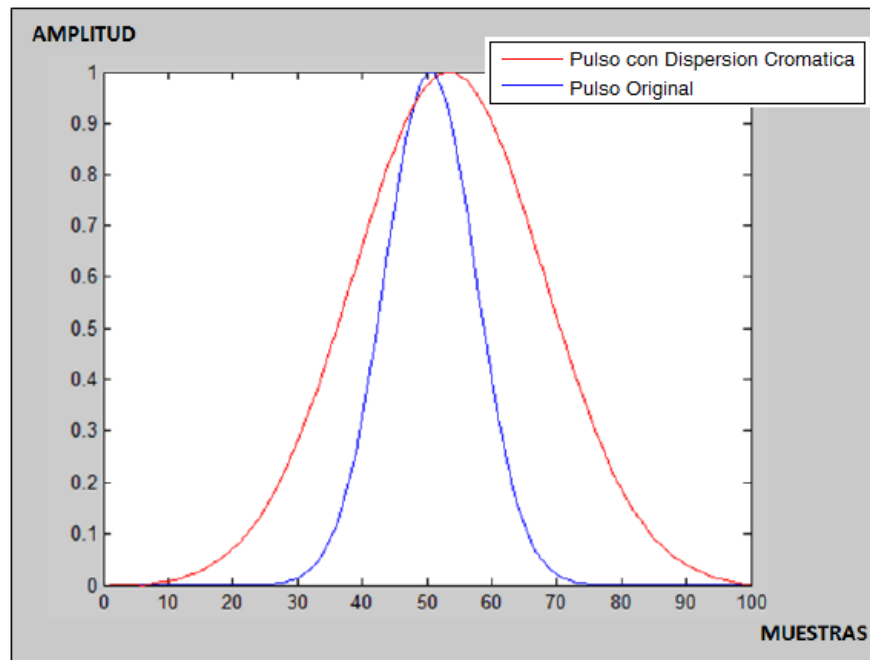


Figura 2: Efecto de la dispersión cromática en un pulso Gaussiano.

2.2. MODELO ANALÍTICO PARA REPRESENTAR LA DISPERSIÓN CROMÁTICA

Para simular y modelar el fenómeno de propagación de una onda a través de una fibra óptica se emplea la ecuación no lineal de Schrödinger (NonLinear Schrödinger Equation, NLSE) ⁵:

$$\frac{\partial \bar{A}(z, t)}{\partial z} + \frac{\alpha}{2} \bar{A}(z, t) + \beta_1 \frac{\partial \bar{A}(z, t)}{\partial t} + \frac{i}{2} \beta_2 \frac{\partial^2 \bar{A}(z, t)}{\partial t^2} - \frac{1}{6} \beta_3 \frac{\partial^3 \bar{A}(z, t)}{\partial t^3} = i\gamma |\bar{A}(z, t)|^2 \bar{A}(z, t) \quad (1)$$

⁵ Xun, L.; Xingzhong, C. & Mahmood, Q. (2005), A Broad-Band Digital Filtering Approach for Time-Domain Simulation of Pulse Propagation in Optical Fiber, JOURNAL OF LIGHTWAVE TECHNOLOGY 30, 12.

Donde \tilde{A} representa la envolvente compleja del campo eléctrico, α las pérdidas de atenuación a través de la fibra, β_1 , β_2 y β_3 representan los coeficientes de dispersión de primero, segundo y tercer orden respectivamente, y γ es el parámetro no lineal de la fibra óptica.

La NLSE en la mayoría de los casos debe ser resuelta numéricamente y el método más empleado es el Split Step Fourier (SSF) ⁶.

Al resolver la NLSE considerando solo el efecto de la dispersión cromática, se encuentra la respuesta en frecuencia de la fibra óptica:

$$H_D(\omega) = e^{i(\frac{1}{2}\beta_2 \Delta z \omega^2 - \frac{1}{6}\beta_3 \Delta z \omega^3)} \quad (2)$$

Donde Δz es la longitud de la fibra y ω es la frecuencia angular.

Puede calcularse la señal a la salida de la fibra óptica afectada por la dispersión empleando la correlación en el dominio de la frecuencia. En este caso, la envolvente del campo a la entrada de la fibra $A(z, t)$, se pasa al dominio de la frecuencia y se multiplica por $H_D(\omega)$, obteniendo la envolvente del campo a la salida de la fibra en el dominio de la frecuencia. Esta envolvente se pasa al dominio del tiempo obteniendo $A(z + \Delta z, t)$. Expresando lo anterior en forma matemática, siendo F la transformada de Fourier se obtiene:

$$A(z + \Delta z, t) = F^{-1}\{F\{A(z, t)\} \cdot H_D(\omega)\} \quad (3)$$

2.3. ALGORITMOS DE ESTIMACIÓN EN TELECOMUNICACIONES

En un sistema de comunicaciones ideal, la señal transmitida y recibida no presenta ninguna diferencia. Sin embargo, en un sistema de comunicación real (ver Figura 2), la señal transmitida pasa a través de un canal de comunicación en el cual existen una serie de efectos que alteran la señal mientras se propaga a través del canal. El receptor tiene entonces que estimar a partir de la señal recibida, cuál fue el mensaje enviado por el transmisor.

⁶ G. Agrawal, Nonlinear Fiber Optics, 3rd ed. Academic Press, 2001.

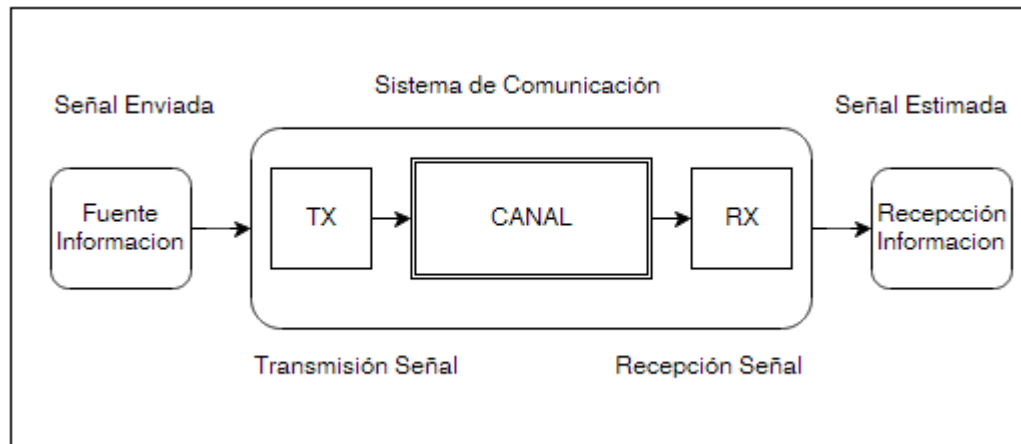


Figura 2: Sistema de Comunicación

Se puede decir que hay tres métodos de estimación conocidos:

Estimación asistida: Se basa en una secuencia de entrenamiento con información exclusiva para la estimación del canal, la cual es enviada antes de transmitir la información. El receptor, al conocer la secuencia de entrenamiento, realiza un proceso de compensación posterior a la recepción de la señal estimando el canal de comunicación. Dentro de los métodos de estimación asistida se encuentran los algoritmos LMS (Least Mean Square), RLMS (Recursive Least Mean Square) y MSE (Mean Square Error). Estas técnicas hacen un uso ineficiente del canal al requerir enviar información adicional, sin embargo, son simples y tienen un bajo consumo de recursos de procesamiento.

Estimación ciega: Este método se basa en modelos estadísticos o determinísticos para estimar el canal a partir de la información recibida y no requiere una secuencia de entrenamiento, por lo que realiza un uso más eficiente del canal de comunicación. Estas técnicas utilizan información cualitativa acerca del canal y de la señal de entrada al receptor, se basan en modelos estadísticos (entrada aleatoria con distribución conocida), y determinísticos (no posee ninguna propiedad estadística)⁷. Los métodos estadísticos son considerados inapropiados para ser aplicados en sistemas que requieran una lectura rápida del mensaje, como por ejemplo en comunicaciones en tiempo real, ya que su convergencia es lenta; mientras que las técnicas determinísticas convergen en menor tiempo, útiles en escenarios con relaciones señal a ruido (Signal to Noise Ratio, SNR) altos y poca cantidad de muestras.

⁷ Polbach, Alejandro. (2011). "Estimación Ciega de Canal en Sistemas OFDM"

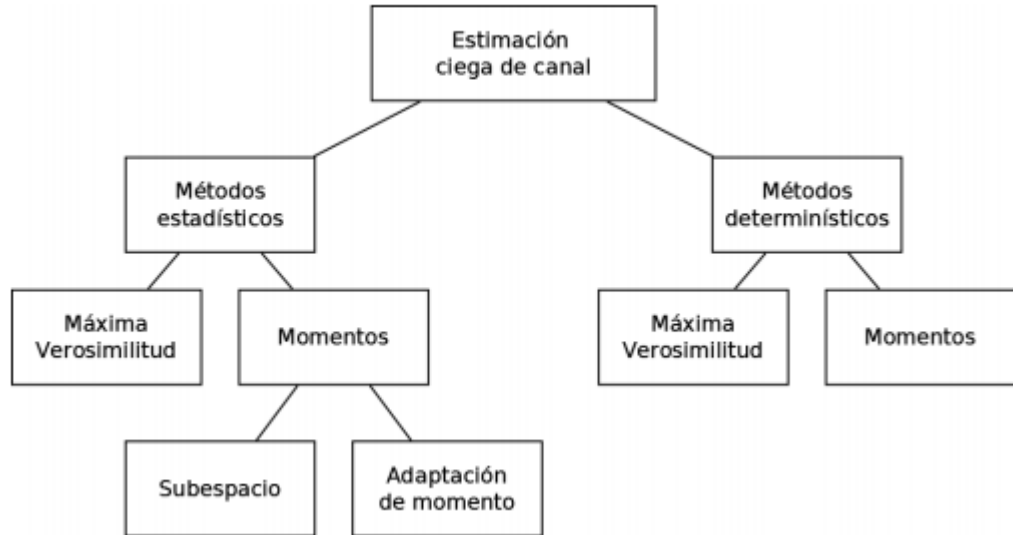


Figura 3: Tipos Estimación Ciega

En la *Figura 3*, se presenta la clasificación general de los métodos de estimación ciega. El método de *Momentos* consiste en igualar un determinado número de momentos teóricos de la distribución de la población con los correspondientes momentos muestrales, para obtener una o varias ecuaciones que resueltas, permitan estimar los parámetros desconocidos de la distribución poblacional.

El método de Máxima Verosimilitud tiene la propiedad de seleccionar como estimación, el valor del parámetro que maximiza el valor de la probabilidad de la muestra aleatoria observada.

Otros algoritmos de estimación ciega son: CMA (Constant Modulus Algorithm), BW (Baum-Welch) y ORIV (Overdetermined Recursive Instrumental Variable), los cuales son matemáticamente complejos, por lo que requieren de un alto consumo de recursos computacionales.

Estimación Dirigida por Decisión: La técnica de estimación asistida, se basa en el uso de un preámbulo, aumentando el costo en la potencia de transmisión y reduciendo la eficiencia en el uso del canal. La técnica de estimación dirigida por decisión o también conocida como estimación semiciega, se usa en canales que presentan poca variación o varían de una forma lenta en el tiempo, ya que se basa en las estimaciones previas del canal. Este método hace una estimación inicial del canal con el envío de una señal conocida (preámbulo) y a partir de esta estimación por medio de técnicas de interpolación realiza las

posteriores estimaciones. Este método presenta múltiples errores cuando el canal cambia significativamente entre intervalos de estimación.⁸

En la *Tabla 1* se presenta un cuadro comparativo de los métodos de estimación descritos.

	ESTIMACION ASISTIDA	ESTIMACION CIEGA	ESTIMACION SEMI-CIEGA
EMPLEO DE SECUENCIA DE ENTRENAMIENTO	Si	No	Se requiere una secuencia de entrenamiento inicial. Posteriormente no es necesaria
ANCHO DE BANDA USADO PARA SECUENCIA DE ENTRENAMIENTO	Elevado	Nulo	Razonable
CODIFICACIÓN PREVIA*	No	Si	No
CONSUMO DE RECURSOS COMPUTACIONALES	Baja	Alta	Alta

Tabla 1: Cuadro Comparativo Algoritmos de Estimación

*La codificación previa consiste en la aplicación de propiedades matemáticas a la información a transmitir, las cuales van a ser aprovechadas por el algoritmo de estimación ciega.

El procesamiento digital de señales análogas, se basa en la suposición que estas pueden ser representadas en función de los valores que toman valores discretos de puntos⁹. El estimador lineal de error cuadrático medio mínimo es el que produce un error de estimación que es ortogonal a los datos:

$$E[(y - \sum_{i=1}^N a_i x_i)x_k] = E[ex_k] = 0; 1 \leq k \leq N \quad (4)$$

Lo que indica que el valor cuadrático medio mínimo, se obtiene cuando el error es ortogonal a los datos.

⁸ Mavares, Dimas.(2006). “Estimación de canal y selección adaptativa de código espacio-tiempo en sistemas de diversidad en transmisión”

⁹ Papoulis, Athanasios. (1986), 'Sistemas digitales y analógicos, transformadas de Fourier, estimación espectral',143,5.

En el desarrollo de este trabajo el principio de ortogonalidad, aplica para las señales de entrenamiento las cuales deben ser ortogonales en alguna dimensión, ya sea en el dominio del tiempo o frecuencia.

La ortogonalidad permite tener una mayor exactitud para una potencia establecida, y es necesaria cuando se requiere hacer uso de auto-correlación y correlación cruzada.

2.3.1 ALGORITMO DE ESTIMACIÓN MSE

MSE (Mean Square Error, Error Cuadrático Medio) es un algoritmo que se basa en la reducción del error cuadrático medio entre la señal que llega al receptor, afectada por el medio de transmisión y la misma señal sin los efectos del canal. Para esto se emplea una señal de entrenamiento conocida por el receptor, con la cual, se calculan los coeficientes de un filtro que compensa los efectos del canal. El algoritmo busca reducir el error cuadrático medio o que la señal estimada sea igual a la señal transmitida.

Las señales que intervienen en el algoritmo de estimación MSE y su relación se presentan en el diagrama de la Figura 4.

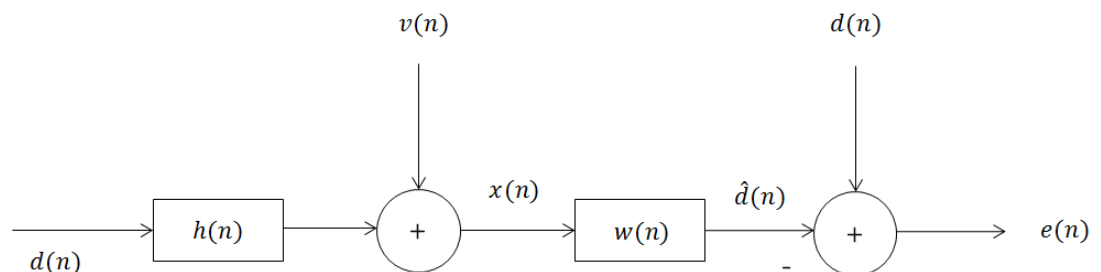


Figura 4: Esquema algoritmo MSE

En donde $d(n)$ es la señal transmitida, la que se desea estimar en el receptor, $h(n)$ representa el filtro que afecta a la señal durante su propagación a través del medio de transmisión y $v(n)$ representa el ruido blanco gaussiano que se le añade a la señal durante su propagación. En el receptor la señal $x(n)$ es la señal recibida, $w(n)$ es el filtro calculado por el algoritmo de estimación, $\hat{d}(n)$ es la señal estimada y $e(n)$ es el error o diferencia entre la señal transmitida y la señal estimada. El objetivo es reducir el error logrando que la señal estimada se parezca más a la señal transmitida.

El error cuadrático medio asociado al algoritmo MSE está dado por la siguiente ecuación:

$$J = E \left[\left(d(n) - \hat{d}(n) \right)^2 \right] = E[e^2] \quad (4)$$

La señal estimada es la convolución de cada uno de los coeficientes del filtro con la señal recibida por el receptor:

$$\hat{d}(n) = \sum_{m=0}^{M-1} \omega_m x(n-m) = w^T x(n) \quad (5)$$

Reemplazando (4) en (5) y luego de algunas manipulaciones matemáticas se obtiene la siguiente ecuación:

$$J = \sigma_d^2 - 2 w^T P_{dx} + w^T R_x w \quad (6)$$

Donde σ_d^2 es la varianza de la señal deseada.

El sistema de ecuaciones que se obtiene del desarrollo de la ecuación (4) se puede representar por la siguiente forma matricial denominada la ecuación de Wiener – Hoff, de la siguiente forma:

$$R_x \omega^0 = P_{dx} \quad (7)$$

Donde el superíndice del término referente al filtro indica su forma óptima después del entrenamiento, R_x es la matriz de autocorrelación de la señal recibida y P_{dx} es la correlación cruzada de la señal deseada con la recibida. Dada la linealidad de la ecuación anterior, se pueden despejar los coeficientes óptimos del filtro obteniendo:

$$\omega^0 = P_{dx} R_x^{-1} \quad (8)$$

El orden del filtro se determina por la dimensión de R_x es decir para un filtro de orden M una matriz de correlación de $M \times M$.

La versatilidad del algoritmo MSE permite un amplio rango de aplicación. Se ha usado para caracterizar canales con desvanecimiento selectivo en frecuencia ¹⁰, en el entrenamiento de redes neuronales para la reducción de error de ruido por medio de la corrección dinámica del canal ¹¹ en aplicaciones como: análisis espectral,

¹⁰ Warren McCulloch Walter Pitts. Fecha de consulta 06 de marzo 2011
www.dsi.uclm.es/personal/.../web.../Trabajos.../Warren%20McCulloch.ppt

¹¹ Sai, Y.; Jinxia, R. & Zhongxia, L. (2009), 'Learning of Neural Networks Based on Weighted Mean Squares Error Function', IEEE.

conformación del haz (beam forming) en antenas, aplicaciones biomédicas como electrocardiogramas ¹², sistemas inalámbricos como TDMA (Time Division Multiple Access), cancelación de la interferencia co-canal en las tecnologías GSM (Global System for Mobile Communications) y EDGE (Enhanced Data Rates for GSM Evolution). También es utilizado en la sincronización de las radio bases¹³, como estimador multicanal con ruido aditivo¹⁴, en sistemas que usan antenas tipo PAT (Pilot Aided Transmission)¹⁵; en técnicas MIMO (Multiple Input Multiple Output) por relevo para transmisiones punto-punto y punto-multipunto ¹⁶.

A continuación se realiza una descripción de la implementación del algoritmo empleando la herramienta computacional MATLAB®.

El algoritmo MSE halla los coeficientes del filtro compensador a partir de operaciones matriciales obtenidas desde de los resultados de las auto – correlaciones parciales tanto de la señal deseada como de la señal afectada, consiguiendo modelar de esta forma una función inversa del canal que logre conseguir una compensación efectiva.

La implementación del algoritmo hace uso de una función externa que se llama “*autocorrparcial*”, que obtiene la función de autocorrelación parcial cruzada de la variable en cuestión, organiza sus resultados suprimiendo los valores duplicados y organizándolos de mayor a menor para posteriormente truncarlos según un parámetro denominado “*lag*”, parámetro que se relaciona con la precisión de los coeficientes calculados para el filtro^{16 17}

```
%Realiza la correlación parcial de un vector de %variables  
aleatorias con un lag (retraso) recomendado de 20 - %30% de la  
longitud del vector  
  
x -> Vector de entrada  
  
N = LONGITUD(x)  
lag = N*0.65;  
  
%Redondeo al entero superior más cercano  
  
SI mod(lag,1) < 0.5  
    lag = lag - mod(lag,1);  
SINO  
    lag = lag - mod(lag,1)+1;  
FINSI
```

¹² S. N. Sharpe and L. W. Nolte. Adaptive MSE estimation.

¹³ Thorben Detert ,Andreas FernekeB. Joint MSE Channel Estimation within the Current GSM/EDGE Standard.

¹⁴ Amir Beck, Yonina C. Eldar and Aharon Ben-Tal. MSE estimation of multichannel signals with model uncertainties.

¹⁵ Arun P. Kannu and Philip Schniter. MSE-optimal training for linear time-varying channels .

¹⁶ J. Liu and Z. Qiu . Robust sum-MSE transceiver optimization for multi-user non-regenerative MIMO relay downlink systems.

```
r = CORRELACION_CRUZADA(x, 'biased');  
r =  
ORGANIZAR(ELIMINAR_VALORES_DUPLICADOS(r), 'organizar_en_descenso'  
);  
r = r(1:lag)
```

El parámetro “*r*” será un vector compuesto el número de valores definidos por “*lag*”, siendo estos, a su vez, los valores mayores obtenidos de la correlación parcial. En la implementación del algoritmo, este proceso se hace sobre la señal deseada “*d*” y sobre la señal afectada por el canal “*x*”.

Concluyendo con el proceso y de acuerdo a lo visto en la teoría en la sección 2.8 en las ecuaciones (7) y (8), se toma el número de valores que tendrá el vector de coeficientes del filtro de 12^{17} , esto de acuerdo a lo recomendado en la literatura consultada. Con este valor se trunca la longitud del vector resultante de la función “*autocorrparcial*” de la señal deseada y se realiza el siguiente procedimiento de acuerdo a la teoría presentada:

```
rd = autocorrparcial1(d);  
rx = autocorrparcial1(x);  
R = toeplitz(rx(1,1:12));  
pdx = rd(1,1:12);  
w = inv(R)*pdx';
```

De esta forma se obtiene el vector de coeficientes de estimación del filtro ‘*w*’.

2.3.2. ALGORITMO DE ESTIMACIÓN LMS

El algoritmo de estimación de mínimos medios cuadrados LMS (*Least Mean Square, Mínimo Cuadrado Medio*) tiene propiedades importantes como:

- Estabilidad y robustez a la hora de manejar una gran variedad de condiciones de la señal.
- Una implementación simple y capacidad de entregar un buen rendimiento durante el proceso de adaptación.¹⁸
- Procedimiento iterativo con ventajas como cálculo de los coeficientes del filtro sin un importante gasto de procesamiento computacional, generación del error y ajuste de los coeficientes del filtro basados en el error previamente generado.

¹⁸ Poularikas D. Alexander and Ramadan Zayed M. Adaptive Filtering Primer With Matlab Pag 59-76

¹⁸ Granada, J. J.; Zuluaga, C. E. & Guerrero, N. (2010), 'Compensación de la dispersión cromática usando ecualización LMS', XV simposio de tratamiento de señales, imágenes y visión artificial – STSIVA 2010, 6.

- Resolución de la ecuación de Wiener – Hoff sin encontrar la inversión de la matriz.
- No requiere datos estadísticos de la señal.
- Incluye un parámetro de tamaño de paso μ que controla la estabilidad y velocidad de convergencia del filtro¹⁹.

Estos filtros y sus respectivos algoritmos de estimación en algunas aplicaciones pueden ayudar a solucionar problemas de no linealidades.

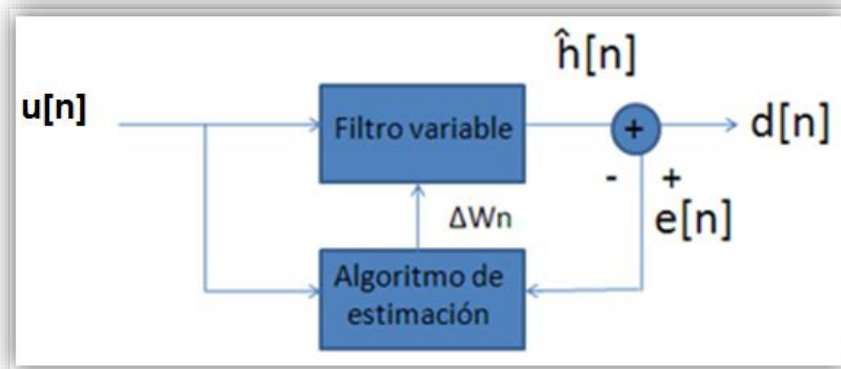


Figura 5: Esquema Algoritmo LMS

El algoritmo LMS se rige por las siguientes ecuaciones:

$$\hat{h}[n] = W^T [n - 1] u[n] \quad (9)$$

$$e[n] = d[n] - \hat{h}[n] \quad (10)$$

$$W[n] = W[n - 1] + f(u[n], e[n], \mu) \quad (11)$$

$$f(u[n], e[n], \mu) = \mu e[n] u^*[n] \quad (12)$$

Donde $u[n]$ indica tiempo discreto en el instante, $W[n]$ es el vector de pesos, que a su vez representa los coeficientes del filtro, $d(n)$ es la señal transmitida, $\hat{h}(n)$ es la señal estimada, $e[n]$ es el error, μ es tamaño del paso de adaptación.

Algunas aplicaciones de los filtros adaptativos con el algoritmo de estimación LMS tienen trascendentales roles en la medicina, pues en determinados casos las

¹⁹ Valin, J.-M. &Collings, I. B. (2007), 'Interference-Normalized Least Mean Square Algorithm', IEEE signal processing letters,14, 4.

señales medidas requieren de extrema precisión. Como ejemplo se tiene el caso del ruido parásito del tendido de suministro eléctrico en un hospital que contamina la señal de un electrocardiograma, en este caso, este problema no se puede solucionar con un filtro fijo, porque los armónicos del ruido podrían inducir variaciones en la frecuencia y el filtro puede alterar la señal del electrocardiograma ya que hay posibilidades de que componentes de esta señal se encuentren en la banda de rechazo. Para evitar pérdida de información se hace imprescindible la utilización de un filtro adaptativo, logrando un ajuste más preciso del rango de rechazo del filtro, lo que se reflejaría en un aumento en la calidad de la señal, más adecuada para diagnósticos médicos.

De una forma similar, LMS cumple un papel importante en el análisis de la actividad muscular respiratoria. Ya que ayuda con el filtrado de señales parasitas referentes los latidos del corazón en las señales de pulsos pulmonares, filtra la contaminación de la actividad cardiaca ante los esfuerzos físicos pequeños o moderados en la señal electromiográfica especialmente en ambientes con mala ventilación donde el músculo pulmonar registra poca actividad. De igual forma, contribuye con el filtrado de la señal de pulso cardiaco que contamina también la señal vibro-miográfica ²⁰.

Investigaciones actuales indican que por medio del algoritmo LMS es posible estimar la frecuencia de alimentación en un sistema de energía. La frecuencia constituye un parámetro muy importante en el control, monitoreo y protección en este tipo de sistemas. En la investigación se presenta el algoritmo con una fórmula muy simple y en este caso, para mejorar la convergencia, con un tamaño de paso variable. Los resultados obtenidos revelan una precisión y velocidad de cálculos satisfactorios incluso ante presencia de ruido, armónicos y variación de frecuencia; además de otras ventajas como una formulación sencilla y bajo costo computacional. Todo lo anterior comprueba la validez del filtro para este propósito²¹.

El algoritmo LMS compite al lado de los métodos más óptimos de compensación, tal como muestra un estudio en rendimiento de técnicas de estimación de estabilidad en sistemas de energía dinámica, donde comparan al algoritmo LMS con los filtros Kalman y los algoritmos genéticos. El enfoque de evaluación de la estabilidad se basa en la estimación de los coeficientes de torsión de sincronización y de amortiguación de la máquina síncrona mediante las tres técnicas de estimación óptima mencionadas, en este caso es el filtro Kalman quien muestra algunas ventajas respecto a los demás, sin embargo cabe notar la participación del algoritmo LMS en tareas de alta exigencia, sin nunca dejar de lado cualidades como su simpleza y ahorro de costo de cálculo²².

Aunque el algoritmo es eficiente en cuanto a costo computacional, mediante métodos de actualización parcial se puede reducir más la carga computacional y el

²⁰ Villanueva, M. A (1999), 'Análisis de la Actividad Muscular Respiratoria Mediante Técnicas Temporales, Frecuenciales y Estadísticas', thesis, Universitat Politècnica de Catalunya.

²¹ Pradhan, A. K. & Routray, A. (2005), 'Power System Frequency Estimation Using Least Mean Square Technique', IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY 20, 5.

²² Feilat, E. A. (2000), 'Performance Estimation Techniques For Power System Dynamic Stability Using Least Squares, Kalman Filtering and Genetic Algorithms' IEEE'.

consumo de energía en las implementaciones de adaptación del filtro, con un arreglo de criterios se muestra que el algoritmo puede converger mejor mediante la programación de actualizaciones del coeficiente de forma aleatoria, lo que se denomina actualización parcial estocástica del algoritmo LMS²³.

A continuación se realiza una descripción de la implementación del algoritmo empleando la herramienta computacional MATLAB®.

El algoritmo LMS, siendo 'des' la señal deseada, 'x' la señal recibida y 'w' el vector de coeficientes del filtro, puede describirse de la siguiente manera²⁴:

- Segmentar la señales **des** y **x**
- Multiplicar los coeficientes del filtro por el segmento de la señal **x**
- Calcular el error entre los dos segmentos (Si el error es 0 las dos señales son iguales)
- Ajustar y actualizar el valor del coeficiente del filtro **w**

- **Definición Variables:**

```
N_p= 100      % Número de Muestras
Taps = 10;    %Número de Taps del filtro
Mu = 0.005;  %Coeficiente de adaptación
n = [0:N_p-1];
```

- **Inicialización de Variables:**

```
w = zeros(1,Taps+1); %Coeficientes iniciales del filtro a cero
y = [ ];
e = [ ];
```

- **Establecer señal entrada (deseada) y señal recibida para compararlas**

```
des = y0_orig;      %Señal de entrada deseada

for k = Taps + 1:N_p
    in = x(k : -1 : k - Taps); %Selecciona parte de la señal de entrada
    y(k) = w*in';           %Multiplicación de los coeficientes con la
seleccion
    e(k) = des(k)-y(k);     %Calculo del Error o función pesos
    w = w + Mu*e(k)*in;    %Actualización coeficientes del filtro
```

²³ Godavarti, M. & Hero, A. O. (2005), 'Partial Update LMS Algorithms', IEEE transactions on signal processing,53, 18.

²⁴ Poularikas D. Alexander and Ramadan Zayed M. Adaptative Filtering Primer With Matlab Pag 102

end

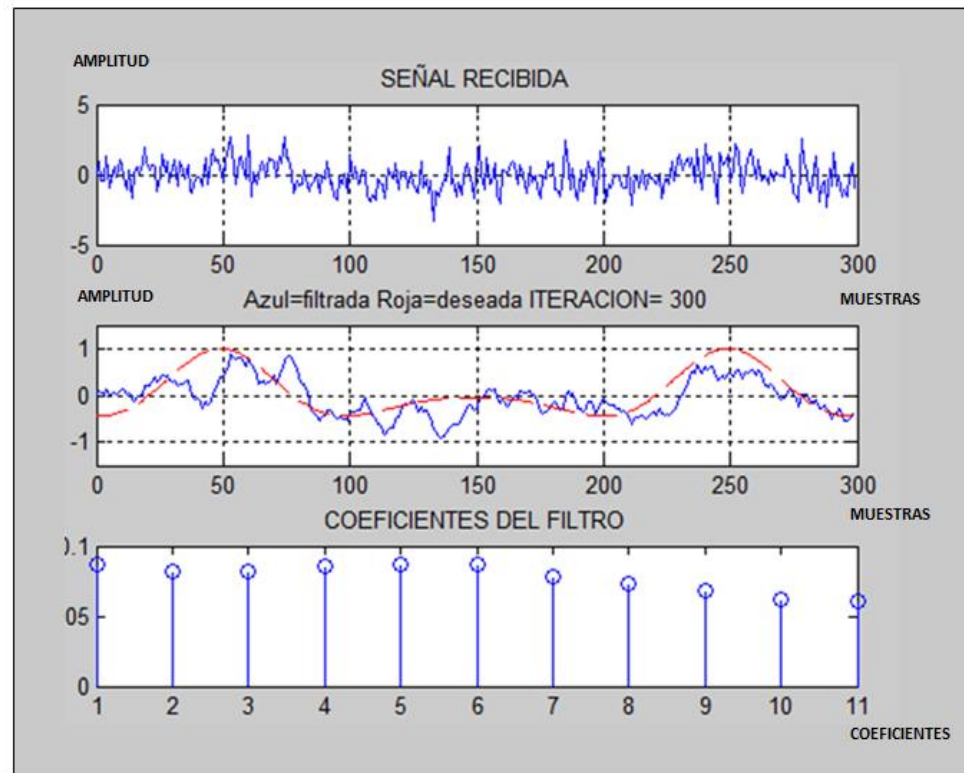


Figura 6: Descripción grafica funcionamiento LMS

En la *figura 6* se aprecia en el primer cuadro la señal recibida afectada por el canal de comunicación, en el segundo cuadro, se ve la señal estimada por el filtro compensador respecto a la señal deseada, en el tercer cuadro se aprecian los valores de los coeficientes del filtro, que varían ajustándose a la mejor respuesta ante las adversidades del canal.

A medida que se realizan los ajustes del filtro por medio de las iteraciones. La señal que está afectada por la dispersión cromática y el ruido blanco gaussiano empieza a ser similar a la señal deseada.

CAPITULO 3

MODELAMIENTO Y ESTRUCTURA DE LOS ALGORITMOS

Para comparar el desempeño de los algoritmos de estimación, se toma como escenario de simulación un enlace óptico punto a punto compuesto de un transmisor, un segmento de fibra y un receptor óptico.

El transmisor tiene un generador de bits que son modulados en OOK (On Off Keying) empleando pulsos de tipo Gaussiano. Los pulsos Gaussianos han sido empleados para simular la señal que se propaga por un enlace óptico.

La señal del transmisor pasa a través de un segmento de fibra óptica en el que se considera el efecto de la dispersión cromática, empleando la ecuación analítica, y ruido de tipo Gaussiano.

En el receptor la señal se compensa con los algoritmos LMS y MSE; y finalmente, se detecta el bit recibido.

En la Figura 7 se presentan las funciones empleadas para el procesamiento de la señal.

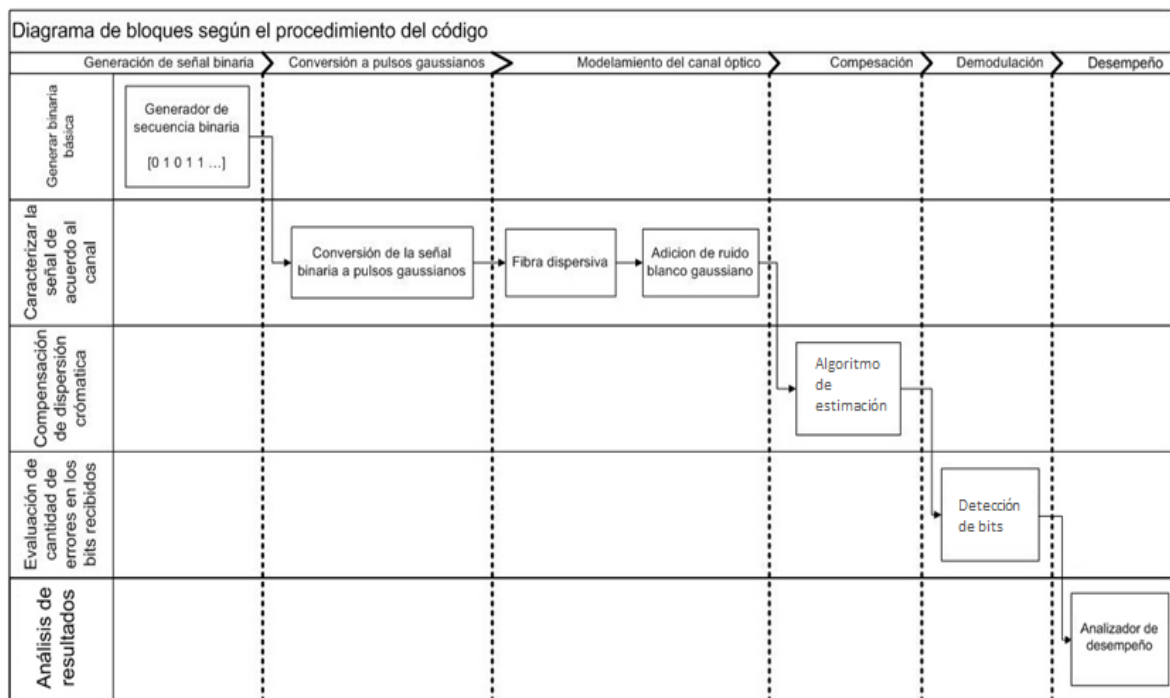


Figura 7: Diagrama de bloques según el procedimiento del código

Las pruebas están orientadas a comparar el desempeño de los algoritmos LMS y MSE al compensar los efectos del canal de fibra óptica. Como efectos de propagación solo se consideran la dispersión cromática y la adición de ruido de tipo Gaussiano. No se consideraron los efectos no lineales y el efecto de la dispersión por modo de polarización. Como parámetros de desempeño se empleará el SNR (Signal to Noise Ratio) y el BER (Bit Error Rate). Las medidas de desempeño se realizan para diferentes longitudes de la fibra

óptica y diferentes tasas de bits. Las pruebas se realizaron empleando la herramienta de simulación Matlab®.

Se presenta a continuación detalles acerca de cada componente empleado en la evaluación de los dos algoritmos de estimación LMS y MSE.

3.1 TRANSMISOR ÓPTICO

El transmisor óptico está conformado por: un generador de secuencia binaria aleatoria y un conformador de pulsos gaussianos que se describen a continuación.

3.2 GENERADOR DE SECUENCIA BINARIA ALEATORIA

Se realiza la generación de una señal binaria aleatoria con una distribución de probabilidad uniforme para los valores de '0' y '1', es decir, hay igual probabilidad para la ocurrencia de ambos valores. Para generar la secuencia de bits aleatorios en Matlab® se emplea la función "RANDSRC".. Un ejemplo empleando la función para generar 10 bits aleatorios es el siguiente:

```
d = randsrc(1,10,[1 0]);
```

Donde d almacena el vector fila resultante.

- **CONFORMADOR DE PULSOS GAUSSIANOS**

El conformador de pulsos Gaussianos recibe la señal binaria y la convierte en un tren de pulsos gaussianos definidos por la siguiente ecuación:

$$x(t) = e^{\left(-\frac{t}{t_0}\right)^2} \quad (14)$$

Donde t_0 se relaciona con el ancho del pulso y se toma igual a la cuarta parte del tiempo de bit T_b , es decir, $t_0 = T_b/4 = 1/(4F_b)$, siendo F_b la frecuencia determinada por la tasa de transmisión de bits.

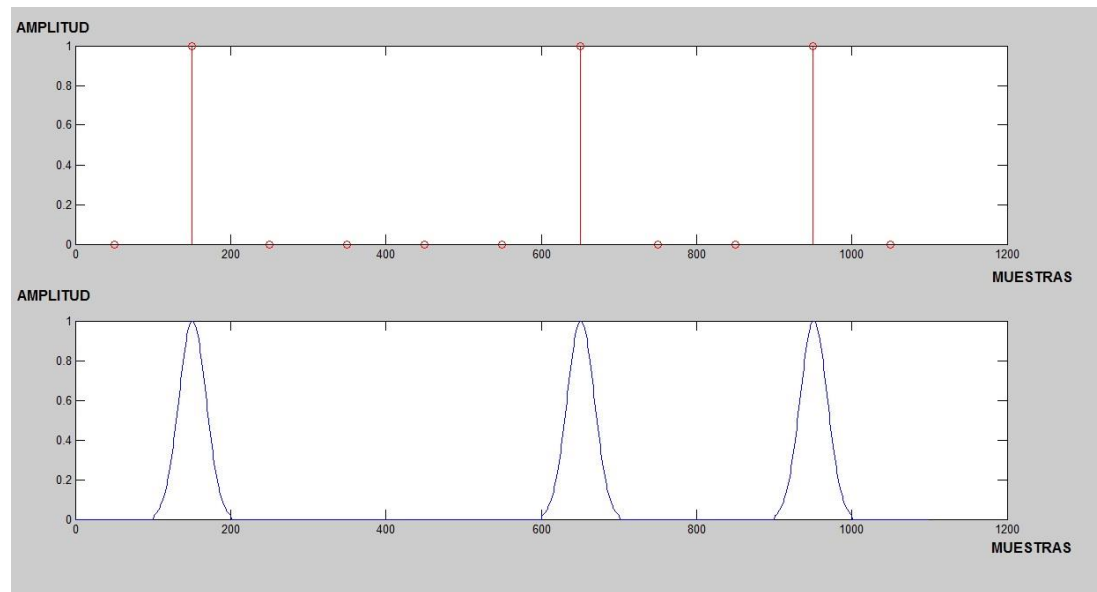


Figura 8: Señal en forma de pulsos gaussianos

En la *Figura 9* se puede la conformación de pulsos Gaussianos a partir de los bits generados en forma aleatoria.

3.3 CANAL ÓPTICO

En el enlace óptico solo se consideran el efecto de la dispersión cromática y el ruido. El modelo dispersivo se obtiene a partir de la Ecuación No Lineal de Schrödinger obteniendo la función de transferencia de la fibra (13):

$$H_D(\omega) = e^{i(\frac{1}{2}\beta_2 \Delta z \omega^2 - \frac{1}{6}\beta_3 \Delta z \omega^3)} \quad (13)$$

Donde:

- ω es la frecuencia angular.
- Δz es la longitud de la fibra en kilómetros.
- β_2 , es el coeficiente de dispersión de segundo orden.
- β_3 , es el coeficiente de dispersión de tercer orden

Aunque se pueden realizar pruebas con cualquier tipo de fibra, cambiando el valor de los coeficientes de dispersión, en este trabajo se empleó la fibra tipo estándar con los siguientes parámetros:

- $\beta_2 = -21.6 \frac{ps^2}{km}$

$$- \beta_3 = 0.117 \frac{ps^3}{km}$$

A continuación se revisa el espacio numérico de la señal a la entrada y a la salida de la fibra óptica, de acuerdo al modelo dispersivo usado, tal como se presenta en la *Figura 10*.

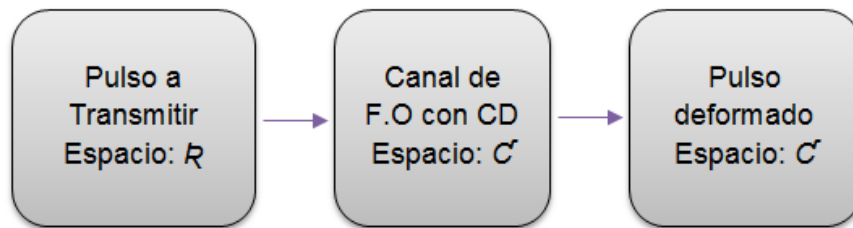


Figura 9: Representación Numérica Fibra Óptica.

Matemáticamente, las señales en un medio de transmisión como la fibra óptica se representa en el espacio complejo numérico C , mientras que la señal que entra a la fibra se representa en el espacio numérico real R . La manera más simple en determinar en cual espacio se encuentra el pulso luego de su propagación por el medio óptico es a través de la categorización de la función de transferencia de la fibra óptica. Como se observa en la Ecuación (13) la función de transferencia de la fibra es compleja, con magnitud constante igual a uno y con una fase como se presenta en la *Figura 11*.

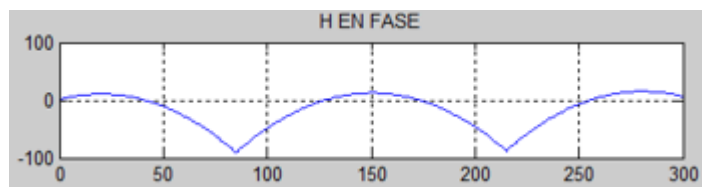


Figura 10: Representación de Fase Función de transferencia

Se observa en la figura 11 que la fase de la función de transferencia de la fibra es simétrica, una característica de un espacio numérico complejo C . Por esta razón, la señal a la salida de la fibra óptica se encontrará en el espacio numérico complejo.

Como ejemplo, en la Figura 12 se presenta una señal luego de propagarse por la fibra óptica afectada por la dispersión cromática. Para este ejemplo se tiene una tasa de bits de 6 Gbps y una distancia de 100 km. En la figura 12 se presenta la amplitud normalizada de la señal a la entrada y a la salida de la fibra óptica.

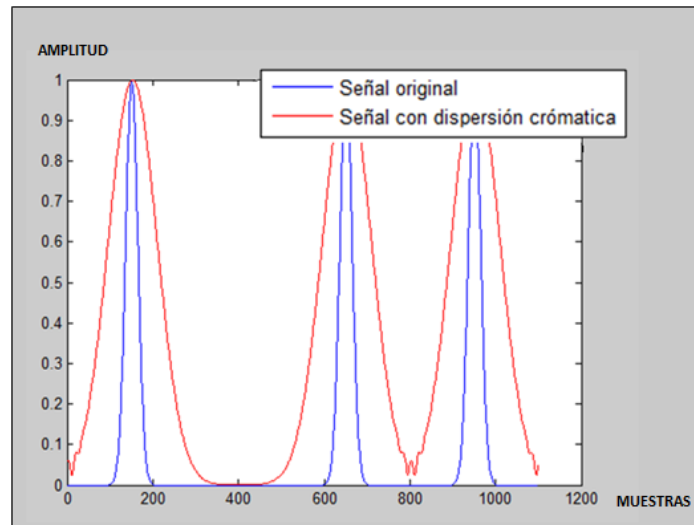


Figura 11: Pulso gaussiano afectado por la dispersión cromática

Como se observa, en la *Figura 12*, el efecto de la dispersión cromática produce un ensanchamiento del pulso que se propaga a través de la fibra óptica.

Además de la dispersión cromática, el canal añade ruido blanco Gaussiano a la señal. Para esto se emplea la función AWGN de Matlab® especificando el valor de SNR deseado. En la *Figura 13* se presenta en esquema del sistema de comunicación óptico.

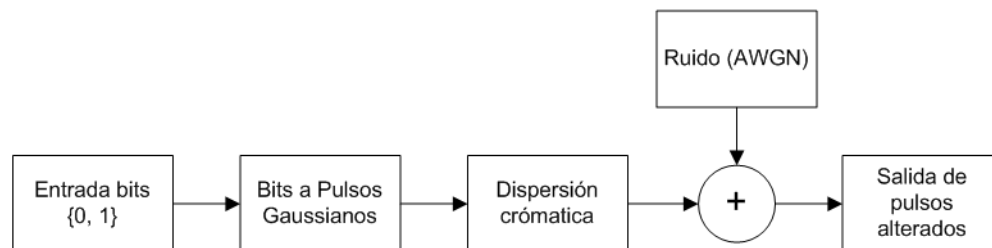


Figura 12: Esquema del sistema de comunicación óptico.

Como ejemplo, en la *Figura 14* se presenta la señal luego de pasar por el canal dispersivo más ruido blanco gaussiano, empleando una relación de señal a ruido de 5 dB (representado en el color magenta). Se puede apreciar el ensanchamiento del pulso respecto a la señal a la entrada de la fibra y la señal con ruido.

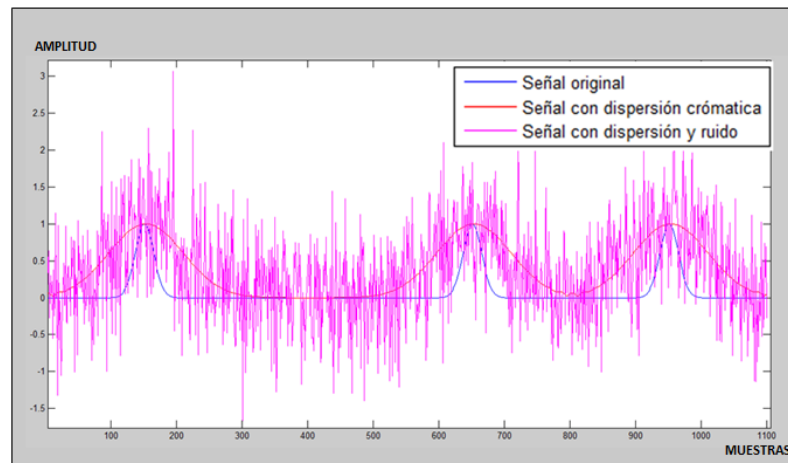


Figura 13. Señal después del filtro de ruido blanco gaussiano

3.4 RECEPTOR ÓPTICO

El receptor óptico realiza la compensación y detección de símbolos recibidos y posteriormente el análisis del desempeño del algoritmo de estimación.

El algoritmo de estimación permite mejorar el proceso de detección de bits reduciendo el BER. Como ejemplo, en la *Figura 15* se presenta la curva de estimación (color negro), respecto a la señal a la entrada de la fibra (color azul) y a la señal afectada por el canal (color magenta).

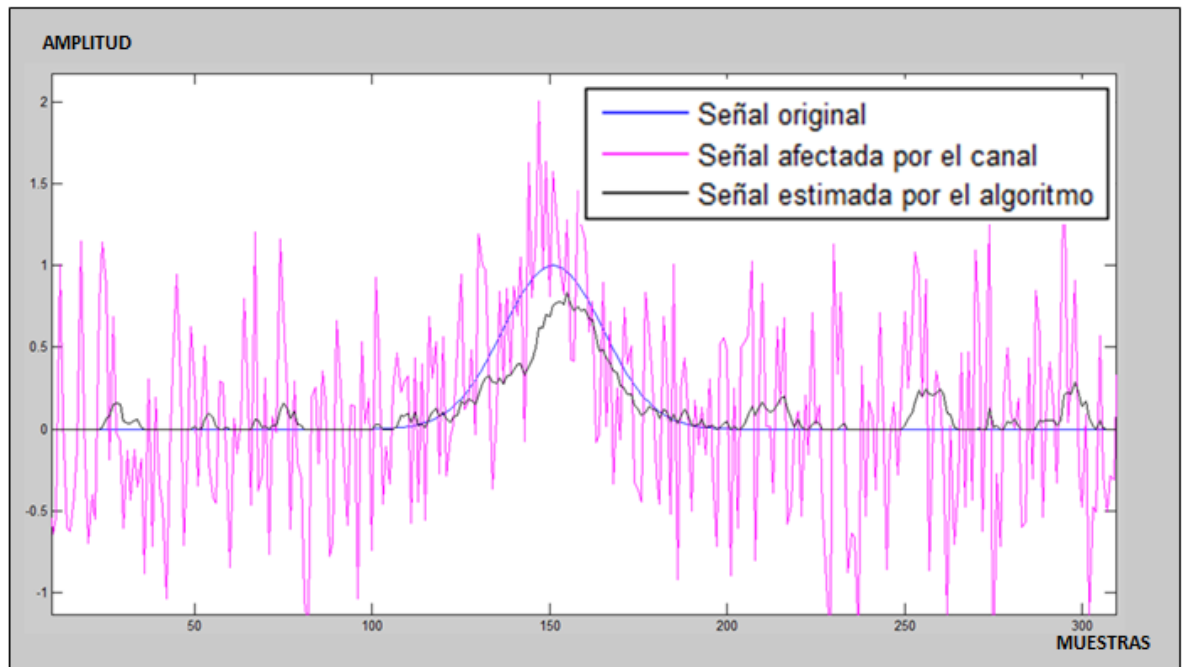


Figura 14. Efecto del algoritmo de estimación respecto a la señal de entrada y de salida de la fibra óptica.

La fase final del código es la detección de bits a partir de la señal estimada. La detección consiste en determinar el tiempo de bit y definir un umbral de comparación.

Al umbral de decisión puede calcularse a partir de la amplitud promedio de los símbolos recibidos, puede expresarse matemáticamente de la siguiente forma:

$$a_x = \sqrt{2 \bar{Y}_k^2} \quad (14)$$

Donde a_x es la amplitud promedio por símbolo recibido promedio y \bar{Y}_k es el promedio de la amplitud del tren de símbolos recibidos.

El umbral de decisión estaría dado por $\frac{a_x}{2}$.

Sin embargo, a partir de las múltiples pruebas y simulaciones realizadas con diferentes valores de SNR, distancia y tasa de bits, se determina un valor de umbral de 0,19 en una escala de amplitud normalizada de cero (0) para los valores más bajos y de uno (1) para los valores máximos. El uso de este umbral demostró tener más eficiencia en la detección de bits que el hallado por medio de la Ecuación (14), al realizarse campañas de hasta diez mil iteraciones.

Se llevaron a cabo simulaciones variando el umbral desde cero (0) hasta uno (1) con un tamaño de paso de 0.01 y se evaluó para cada caso el nivel de BER.

El umbral calculado empleando la Ecuación (14) es dinámico y depende de la amplitud de los símbolos recibidos. Además, si la cantidad de unos (1) es mayor que la cantidad de ceros, este umbral tiene a incrementarse, mientras que si la mayoría los bits recibidos es cero, el umbral tiende a reducirse. Este comportamiento es perjudicial la detección de los bits.

El umbral fijo elegido es independiente de la cantidad de unos (1) o ceros (0) de la señal recibida.

Aun así, debido a los efectos del canal, el método de detección puede fallar si solo se consideran las muestras del bit para tomar la decisión. En este caso, en el algoritmo de detección se consideraron muestras alrededor del bit a estimar, como se ilustra en el siguiente ejemplo.

Para ilustrar el funcionamiento del algoritmo de detección, a modo de ejemplo se transmitió la secuencia de bits [0 1 0 0 0 1 0 0 1 0], empleando 100 muestras por bit. En la *Figura 16* se presenta la señal recibida luego del algoritmo de compensación.

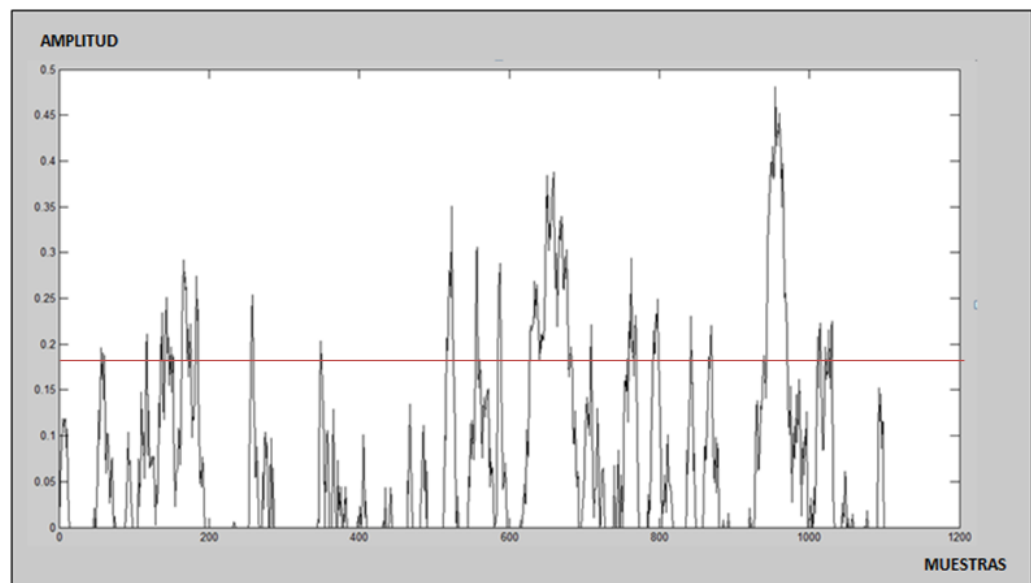


Figura 15: Ejemplo de señal estimada y umbral de 0,19 para la secuencia transmitida [0 1 0 0 0 1 0 0 1 0].

Al analizar el sexto bit, que ocupa las muestras desde el 500 hasta el 600 debería ser un cero (0). Sin embargo, se puede ver muestra un claro deterioro después de aplicado el algoritmo de compensación, entre las muestras 500 y 600 se ven valores que bien podrían corresponder a un uno (1).

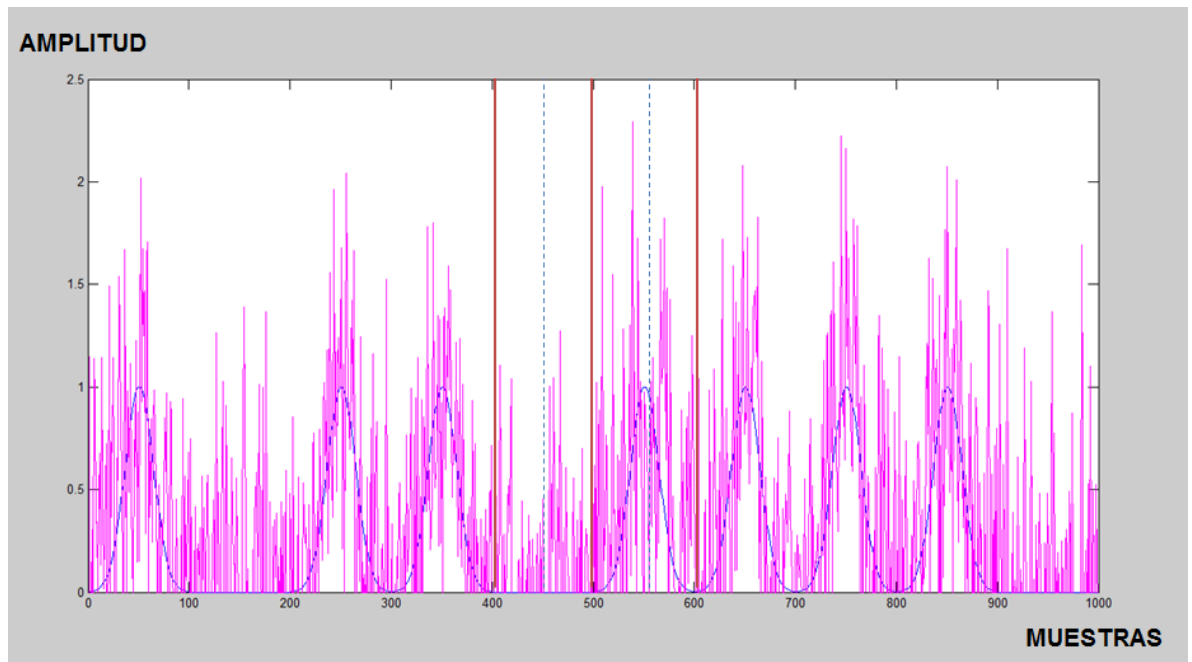


Figura 16: promedio de muestras

En la *Figura 17* se puede ver claramente que las muestras entre 500 y 600 en promedio son bajas y para el detector de bits debería ser claramente *cero*, mientras que para las muestras entre 600 y 700 si se toma un promedio de los valores estos son generalmente altos lo que para el detector de bits debería ser *uno*, aun si entre esas muestras hay valores nulos. En el desarrollo del código, para determinar dicho valor se toma un promedio de 20 muestras alrededor de la mitad del tiempo de bit.

Por último es necesario medir el desempeño de los algoritmos, para esto usamos el parámetro del BER, el cual se obtiene promediando el error calculado. (*Figura 18*)

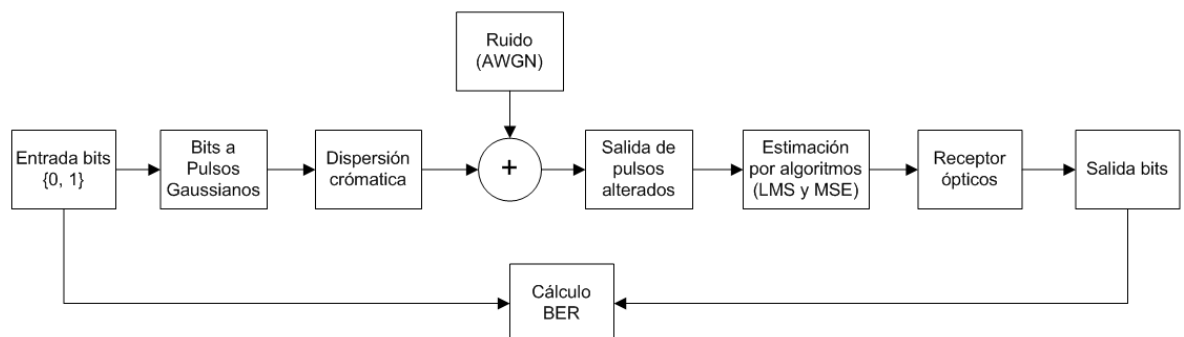


Figura 17: Calculo desempeño

En la *Tabla 2* se muestra un ejemplo:

Original	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
Estimada	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
Diferencia	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0

Tabla 2: Calculo BER

En la *Tabla 2*, existe 1 error por 11 bits enviados. Por lo tanto el BER es igual a 0,09.

CAPITULO 4

CAMPAÑAS Y RESULTADOS DE SIMULACIÓN

En esta sección se presentarán los procedimientos y resultados obtenidos de las campañas de simulación realizadas. Esto se hace primero introduciendo la forma de obtener una “tendencia”, que dará un referente de cómo se debería comportar la curva de forma ideal, posteriormente se exhiben los resultados discriminados de acuerdo al parámetro de desempeño evaluado: longitud de la fibra óptica, relación señal a ruido y tasa de bits, adicionalmente se muestran tablas y gráficas comparativas que miden la eficiencia de los algoritmos (comportamiento del canal con y sin algoritmo aplicado) para cada parámetro de desempeño y se finaliza con el análisis de eficiencia temporal para los dos algoritmos.

4.1 METODOLOGIA Y PROCEDIMIENTOS EN CAMPAÑAS DE SIMULACION

Se evalúa el desempeño de los algoritmos MSE y LMS a partir de la variación de parámetros directamente relacionados con el efecto de la dispersión cromática sobre la señal: la distancia y la tasa de transmisión de bits, de forma paralela se analizará la respuesta de los algoritmos a la variación de la relación señal a ruido.

Al realizar pruebas de BER a nivel de simulación, se busca obtener valores entre 10^{-3} y 10^{-5} , lo que implica realizar pruebas con bloques de 1.000 a 100.000 bits. En este trabajo se realizaron pruebas con bloques de 1.000 bits para evaluar el desempeño de los algoritmos de estimación al variar la longitud de la fibra óptica y la relación señal a ruido. Para obtener una mejor aproximación del desempeño en función del SNR se emplearon bloques de 10.000 bits.

Con el fin de obtener una adecuada precisión estadística se realiza para cada parámetro 100 iteraciones y se realiza un promedio con los resultados.

Con lo anterior en cuenta se diseña la campaña de simulación como se describe en la *Figura 19*.

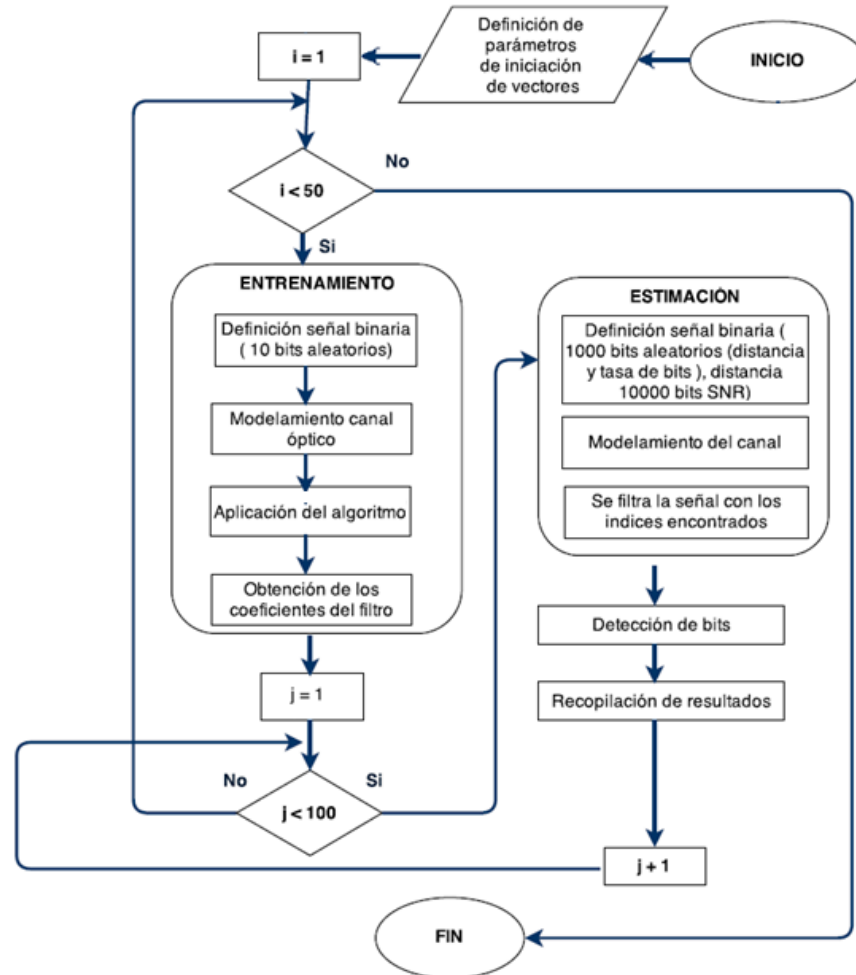


Figura 18: diagrama de flujo

Durante el desarrollo de las pruebas se encontraron inconvenientes debido a la gran cantidad de memoria y recursos computacionales que demandan los algoritmos. Esto debido a la longitud del vector de pruebas, compuesto por 10.000 bits con varias muestras por bit, además de que las pruebas se repitieron 100 veces para obtener mejores resultados. El tiempo promedio por cada prueba se estimó en 5 minutos para el MSE y 2 minutos para el LMS en un computador convencional agotando la memoria disponible del equipo de cómputo. Para disminuir el tiempo de ejecución y el requerimiento de recursos computacionales, se realizaron varias modificaciones a los algoritmos.

Una de las mejoras consistió en realizar el entrenamiento una sola vez al inicio de la serie de 100 pruebas y con los coeficientes obtenidos para el filtro de estimación, se realizan las 100 pruebas para hallar el promedio, en vez de realizar el entrenamiento para cada

iteración. Este cambio se ilustra en la *Figura 20*. Con este cambio se logró una reducción significativa en el tiempo de procesamiento.

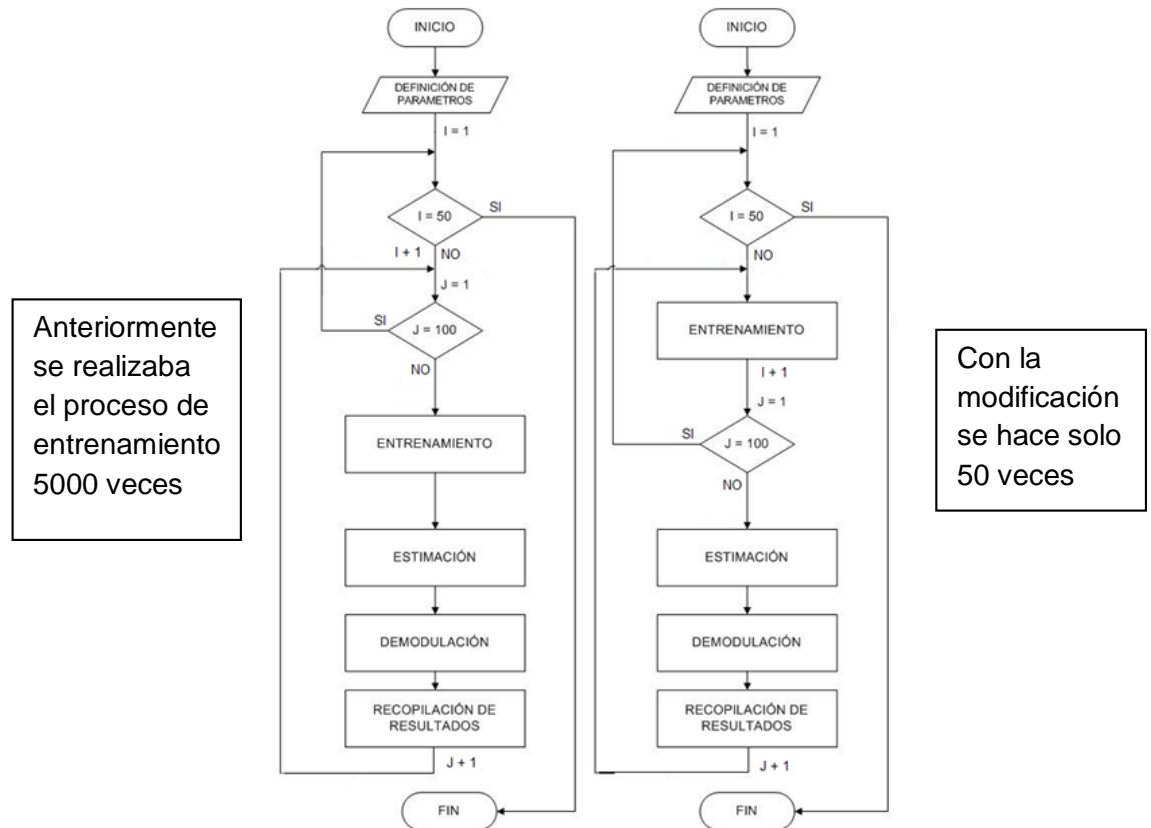


Figura 19: Diagrama de flujo con la optimización realizada

Aunque cada prueba se repitió 100 veces para obtener un valor promedio, se consideró útil incluir una curva con los datos suavizados. Para esto se empleó la función `smooth` de Matlab® que aplica un filtro de promedio móvil con 5 muestras. Siendo y el vector con los valores a suavizar y ys el vector con los valores suavizados, la función `smooth` es la siguiente:

$ys = \text{smooth}(y)$

.....

$$ys(1) = y(1)$$

$$ys(2) = (y(1) + y(2) + y(3))/3$$

$$ys(3) = (y(1) + y(2) + y(3) + y(4) + y(5))/5$$

$$ys(4) = (y(2) + y(3) + y(4) + y(5) + y(6))/5$$

4.1.1 Resultados de simulación al variar la LONGITUD DE LA FIBRA ÓPTICA

Los resultados de simulación se obtuvieron al variar la longitud de la fibra óptica desde 2 km hasta 200 km, a una tasa de bits de 5 Gbps y una razón de señal a ruido de 0 dB.

Para cada prueba se emplearon 1.000 bits. Para esta se realizaron 3 pruebas y se obtuvo el promedio entre ellas para obtener resultados estadísticamente más confiables y aminorar el impacto de valores atípicos.

Se observa una mayor efectividad para el código LMS en cuanto a corrección de errores mostrando una gran similitud con el MSE a pesar de ser más simple. Sin embargo, se puede ver una gran diferencia: el algoritmo LMS presenta mucha variación en los datos y frecuentemente se presentan ráfagas de errores de forma atípica conforme a la tendencia esperada, debido a su baja velocidad de convergencia y dependencia de la potencia de la señal de entrada, mientras que el MSE se muestra mucho más estable. También se observa que el número de errores incrementa con la longitud de la fibra óptica. Esto se debe a que al incrementar la longitud de la fibra óptica, se incrementa el ensanchamiento debido a la dispersión cromática.

En la *Figura 21* se presenta el resultado para los dos algoritmos de estimación al promediar las 100 pruebas para los diferentes valores de distancia, donde se puede apreciar de forma gráfica lo explicado anteriormente.

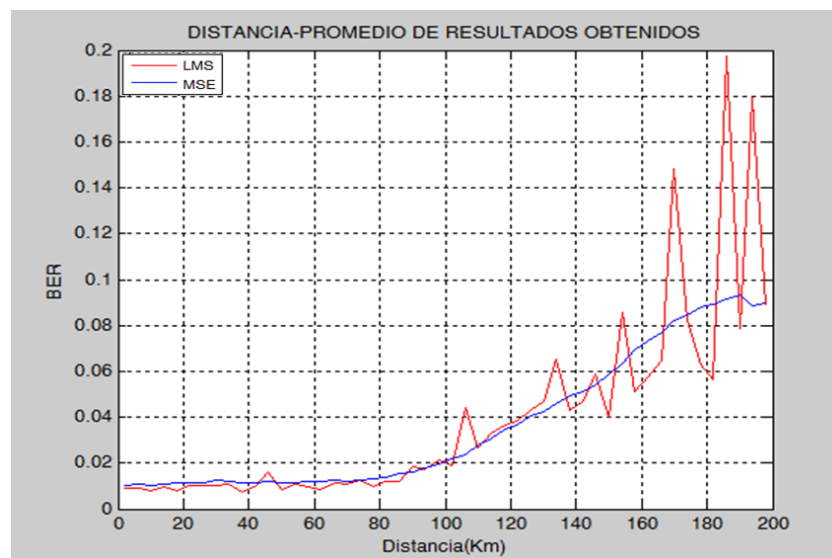


Figura 20: Promedio de resultados obtenidos con los dos algoritmos al variar la longitud de la fibra óptica.

La *Figura 22* presentan los datos suavizados al emplear los dos algoritmos donde se observa una gran similitud en cuanto a tolerancia a los errores.

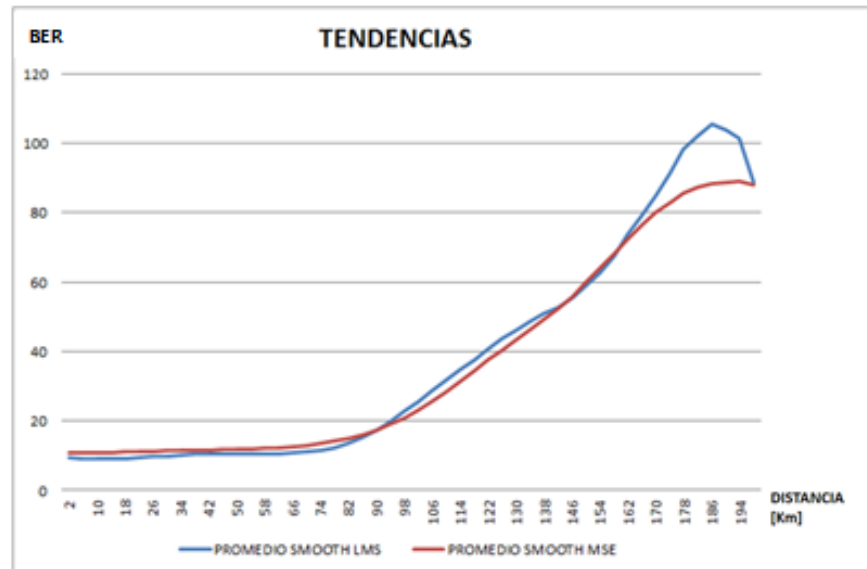


Figura 21: Resultado obtenidos suavizados para los dos algoritmos al variar la longitud de la fibra óptica.

Se calculó el porcentaje de bits detectados correctamente con cada uno de los algoritmos de estimación. Los resultados para diferentes longitudes de fibra óptica se presentan en la Tabla 3.

DISTANCIA (Km)	LMS (%bits detectados correctamente)	MSE (%bits detectados correctamente)
2	99,068	98,965
18	99,194	98,835
34	98,928	98,793
50	99,136	98,849
66	98,835	90,08
82	98,784	98,615
98	97,862	98,032
114	96,71	96,909
130	95,293	95,765
146	94,106	94,576
162	94,227	92,651
178	93,712	91,204
194	82,053	91,115

Tabla 3: Cuadro comparativo de porcentaje de bits detectados correctamente para LMS y MSE con diferentes longitudes de fibra óptica.

4.1.2 Resultados de simulación al variar la RELACIÓN SEÑAL A RUIDO

En esta sección se compara el desempeño de los algoritmos para diferentes valores de SNR. Los resultados se obtuvieron a partir de los siguientes parámetros: distancia 50 km, una tasa de transmisión de 3 Gbps y una razón de señal a ruido desde 0 dB hasta 9.8 dB, que implica altos niveles de ruido para comparar los algoritmos en los peores casos de funcionamiento de un sistema de comunicación óptico. Debido a que esta prueba es la más relevante para un sistema de comunicación óptico entre todos los parámetros evaluados, se realizó una simulación con mayor número de bits, en este caso 10.000, con el propósito de determinar el límite y confiabilidad en cuanto a cantidad de errores de cada uno de los algoritmos. Cada prueba se realizó 100 veces y se promediaron los resultados.

Los resultados de la simulación se presentan en la *Figura 23*, donde el resultado del algoritmo LMS es representado por el color azul y el MSE por el color rojo.

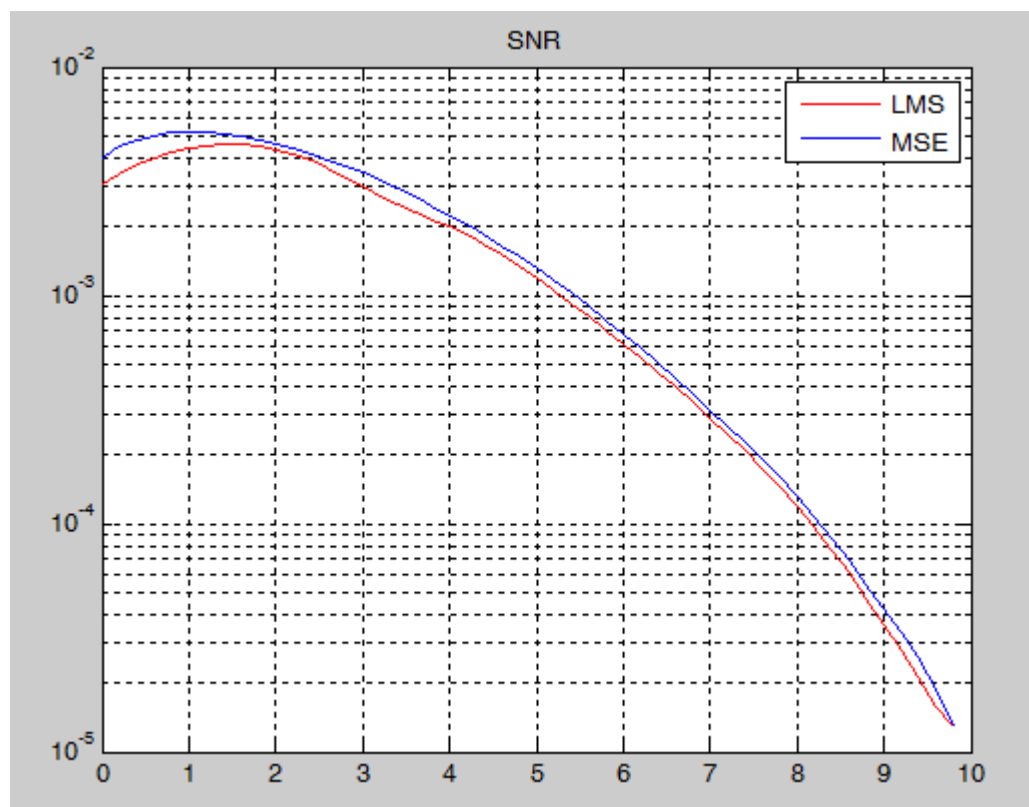


Figura 22: SNR vs Tasa de errores en escala logarítmica, con parámetro LAG = 30 %

A diferencia de los resultados obtenidos para diferentes longitudes de fibra, los resultados obtenidos para diferentes valores de SNR presentan mayor estabilidad, una contribución a esto es la resolución aumentada debido a que la cantidad de bits enviados para esta campaña fueron 10 veces más (10.000 bits). También se observa que los dos algoritmos presentan un desempeño casi igual siendo el MSE que tiende a presentar una cantidad de

errores ligeramente mayor principalmente cuando el ruido es alto o para bajos valores de SNR. Como se explicó en el numeral 4.3, la efectividad del algoritmo MSE depende del parámetro *Lag*, que representa el porcentaje del vector que se toma de referencia para realizar la autocorrelación. Este valor se debe dejar en las simulaciones anteriores en 30%, un valor bajo porque el tenerlo en valores mayores causa una saturación en la memoria del equipo de cómputo. La *Figura 23* presenta los resultados de simulación con un valor de *Lag* del 30%, cuando se cambia este parámetro al de máxima tolerancia según pruebas que es de 60%, se puede ver que la brecha entre los dos códigos se reduce significativamente como se presenta en la *Figura 24*.

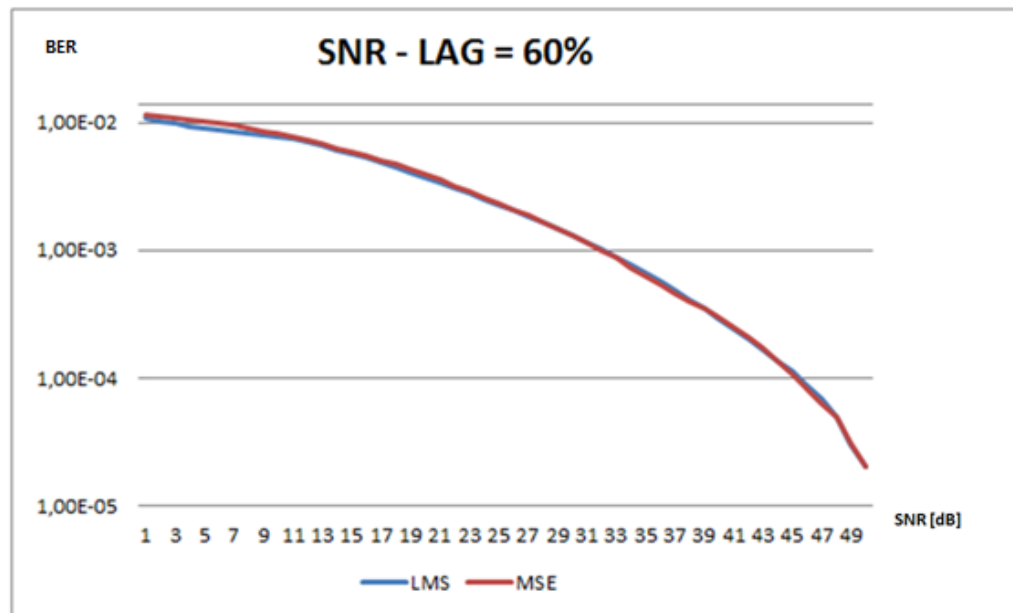


Figura 23: SNR vs Tasa de errores en escala logarítmica, con parámetro de LAG = 60%

La diferencia promedio entre las muestras de LMS y MSE respecto al BER con un *Lag* de 30% es de $25,9 \times 10^{-5}$ y la diferencia promedio entre muestras con un *Lag* del 60% es de $23,19 \times 10^{-5}$ presentando un incremento en la aproximación del código MSE al LMS de un 10.55% , entendiendo por supuesto que la relación entre desempeño del código y el *Lag* no es necesariamente uniformemente proporcional, por lo tanto se puede afirmar que aumentar el valor de este parámetro garantiza una mayor eficiencia en los resultados obtenidos por la evidencia presentada.

En la *Tabla 4* se presenta el porcentaje de bits detectados correctamente para cada uno de los algoritmos de estimación para diferentes valores de SNR.

SNR (dB)	LMS (%bits detectados correctamente)	MSE (%bits detectados correctamente)
0,0	98,928	98,844
0,6	99,062	98,937
1,2	99,142	99,054
1,8	99,225	99,185
2,4	99,344	99,325
3,0	99,472	99,454
3,6	99,589	99,571
4,2	99,691	99,679
4,8	99,772	99,768
5,4	99,834	99,833
6,0	99,884	99,884
6,6	99,923	99,926
7,2	99,951	99,953
7,8	99,971	99,97
8,4	99,983	99,983
9,0	99,991	99,991
9,6	99,997	99,997

Tabla 4: Cuadro comparativo de porcentaje de bits detectados correctamente para LMS vs MSE con diferentes valores de relación señal a ruido.

4.1.3 Resultados de simulación al variar la TASA DE BITS

En esta sección se presentan y analizan resultados obtenidos respecto al desempeño de los algoritmos, al variar la tasa de bits, parámetro que se relaciona directamente con el fenómeno de la dispersión cromática. El rango de trabajo es a partir de 200 kbps hasta 9.8 Gbps en una fibra monómodo de 50 km, con un valor SNR de 0 dB. Se realizaron 100 simulaciones y se obtiene el promedio.

Este caso es sumamente similar a la respuesta a la distancia en el sentido en que la diferencia determinante entre los dos algoritmos es la estabilidad de los resultados exhibida por el algoritmo MSE en contraste con la tendencia a los valores atípicos del algoritmo LMS, respecto a la curva esperada.

En la Figura 25 se presentan los resultados de simulación obtenidos empleando LMS para 3 ejecuciones independientes, en donde se pueden ver tres curvas sumamente inestables.

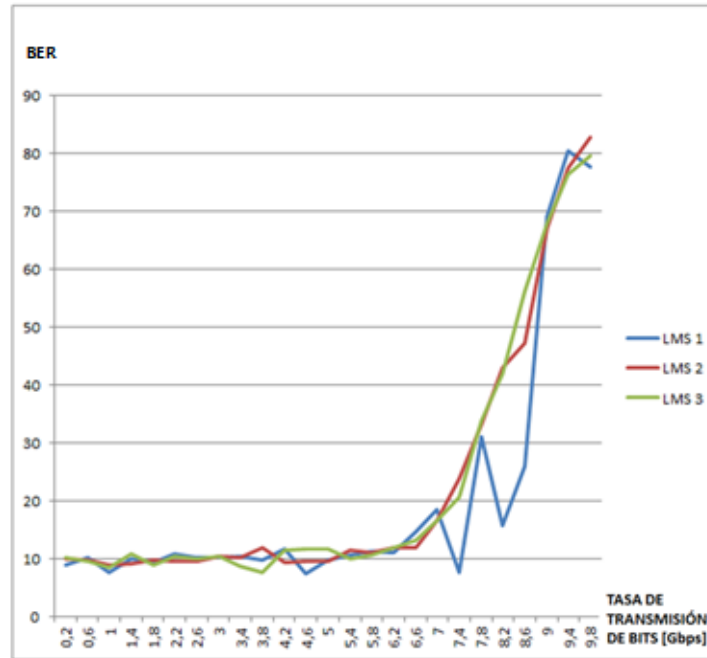


Figura 24: Número de errores empleando el algoritmo LMS para diferentes tasas de bits.

En contraste, en la *Figura 26* se presentan los resultados de simulación para 3 ejecuciones independientes empleando el algoritmo MSE.

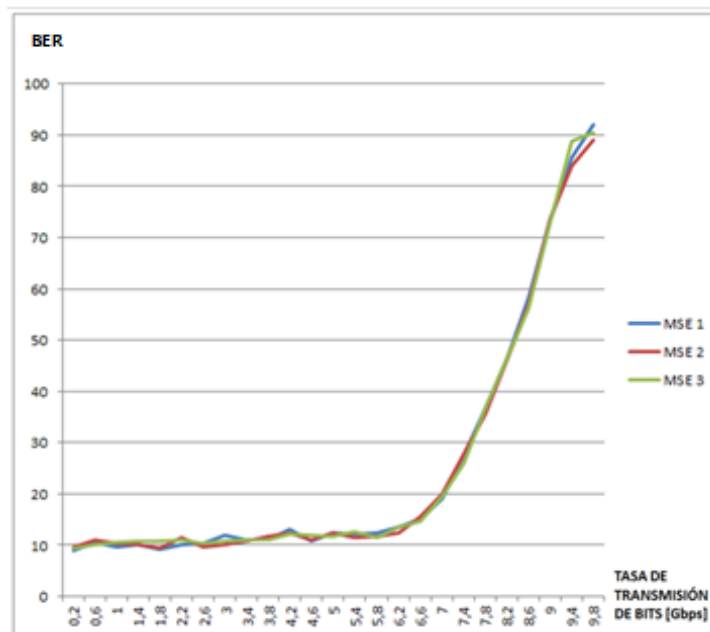


Figura 25: Número de errores empleando el algoritmo MSE para diferentes tasas de bits.

En la *Figura 27* se presentan la curva de número de errores suavizada, para los algoritmos LMS y MSE para diferentes tasas de bits. Si se analizan tendencias, se tiene que el algoritmo LMS tiene mejor respuesta en cuanto a corrección de errores, aun así se debe tener en cuenta la influencia del parámetro del LAG y la tendencia del algoritmo LMS a presentar ráfagas súbitas de errores.

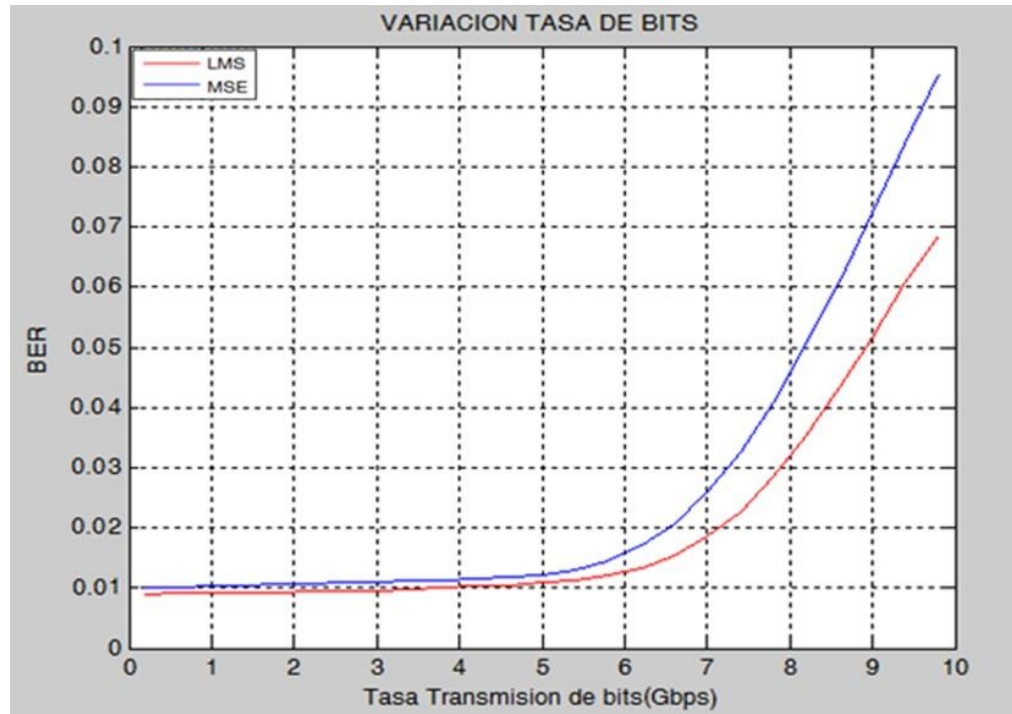


Figura 26: Comparación resultados MSE y LMS para diferentes tasas de bits.

En la *Tabla 5* se muestran los porcentajes de bits detectados correctamente de acierto en la detección de bits respecto a la señal original desde 99.945% hasta 90.813%.

TASA DE TRANSMISION Tasa de bits (Gbps)	LMS (%bits detectados correctamente)	MSE (%bits detectados correctamente)
0,2	99,02	98,945
1,0	99,035	98,959
1,8	99,026	98,951
2,6	99,007	98,919
3,4	98,991	98,882
4,2	98,973	98,854
5,0	98,917	98,789
5,8	98,741	98,569
6,6	98,295	97,969
7,4	97,352	96,777
8,2	95,813	94,987
9,0	93,904	92,882
9,8	91,991	90,813

Tabla 5: Cuadro comparativo LMS vs MSE en respuesta al incremento de la tasa de transmisión

Por lo anteriormente expuesto, en cuanto a tasa de bits, se recomienda el uso del LMS sobre el MSE, ya que a pesar de su inestabilidad presenta un desempeño mayor y como se ha explicado anteriormente, consume menos recursos computacionales en su proceso de estimación, sin embargo, si el servicio requiere mayor precisión y estabilidad se recomienda el uso del algoritmo MSE, después de todo y según las campañas de simulación realizadas, se tiene una diferencia en el porcentaje de corrección de error, respecto al algoritmo LMS, de sólo un 1%.

4.2 Comparación de la mejora en la corrección de errores de los algoritmos de estimación

Ahora, es necesario determinar en el modelo de simulación propuesto, cual es la mejora en la corrección de errores que introducen los algoritmos LMS y MSE. Se comparan los valores antes y después de emplear el algoritmo de estimación al variar diferentes parámetros en el modelo analizado.

4.2.1 TASA DE TRANSMISIÓN DE BITS

En la *Tabla 6* y *Tabla 7*, se comparan los resultados obtenidos de tasa de errores al variar la velocidad de transmisión. Se comparan los valores antes y después de emplear el algoritmo de estimación.

Tasa (Gbps)	Con LMS	Sin LMS	Mejora
0,2	0,008	0,186	95,69%
1,8	0,006	0,144	95,83%
3,4	0,012	0,162	92,59%
5,0	0,013	0,135	90,37%
6,6	0,006	0,154	96,10%
8,2	0,013	0,262	95,03%
10,0	0,081	0,387	79,06%

Tabla 6: Eficiencia LMS-Velocidad

Tasa (Gbps)	Con MSE	Sin MSE	Mejora
0,2	0,011	0,152	92,76%
1,8	0,013	0,153	91,50%
3,4	0,012	0,198	93,93%
5	0,012	0,166	92,77%
6,6	0,015	0,155	90,32%
8,2	0,052	0,252	79,36%
10	0,083	0,414	79,95%

Tabla 7: Eficiencia MSE-Velocidad

En la Figuras 28 y 29, se aprecia la notable mejoría introducida por los algoritmos LMS y MSE. Sin embargo se aprecia que LMS presenta inestabilidad a medida que la tasa de transmisión aumenta; mientras que MSE mantiene su tendencia y estabilidad constante.

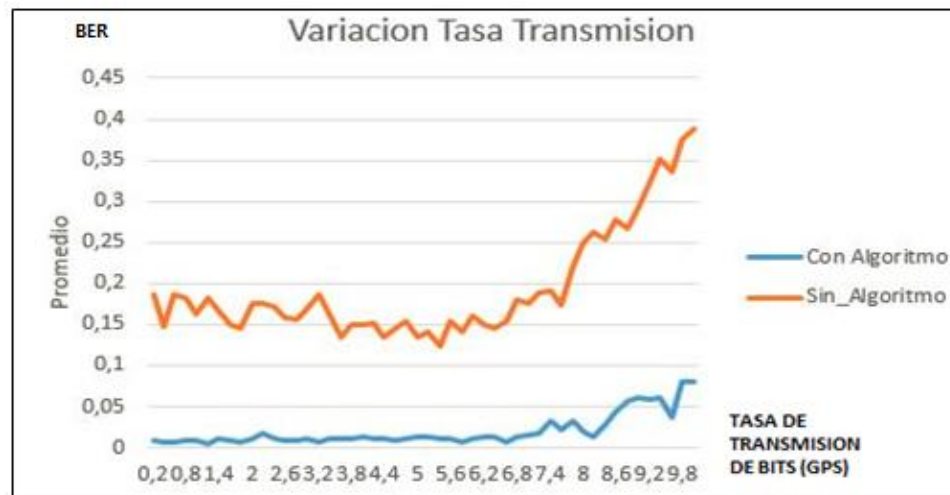


Figura 27: Eficiencia LMS-Velocidad

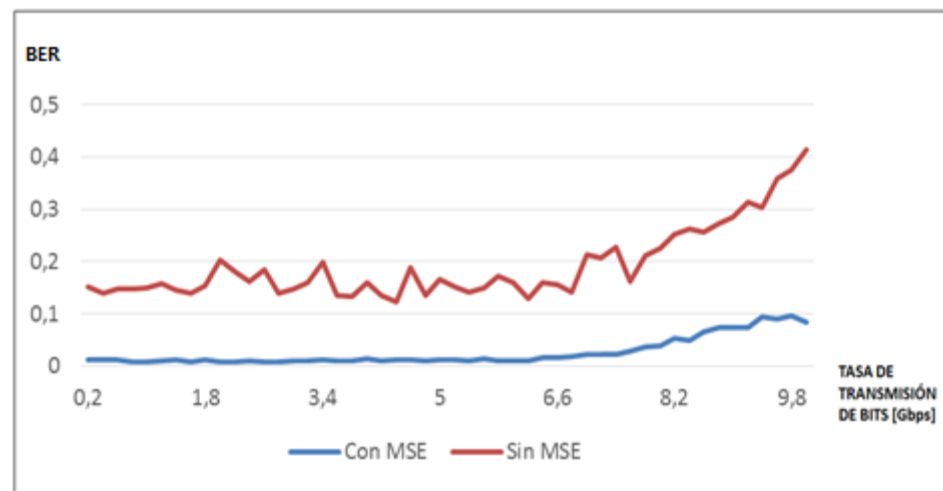


Figura 28: Eficiencia MSE-Velocidad

4.2.2 RELACIÓN SEÑAL A RUIDO

En la *Tablas 8* y *Tabla 9*, se realiza la comparación de los resultados obtenidos de tasa de errores respecto a la variación de la relación señal a ruido (SNR). Determinando la eficiencia de los códigos LMS y MSE en comparación a los resultados obtenidos sin hacer uso de ellos.

SNR	Con LMS	Sin LMS	Mejora
0	0,005	0,179	97,20%
1	0,009	0,099	90,90%
2	0,007	0,059	88,13%
3	0,006	0,017	64,70%
4	0,002	0,005	60,00%
5	0,001	0,001	0,00%
8,2	0,001	0	0,00%

Tabla 8: Eficiencia LMS-SNR

SNR	Con MSE	Sin MSE	Mejora
0	0,01	0,178	94,38%
1	0,01	0,079	87,34%
2	0,011	0,046	76,08%
3	0,005	0,016	68,75%
4	0,003	0,002	0,00%
5	0,003	0,001	0,00%
8,2	0,001	0	0,00%

Tabla 9: Eficiencia MSE-SNR

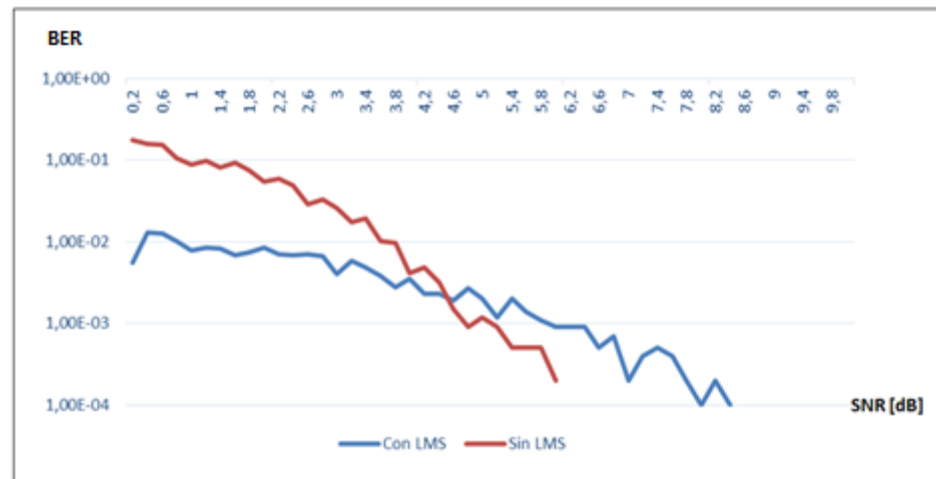


Figura 29: Eficiencia LMS-SNR

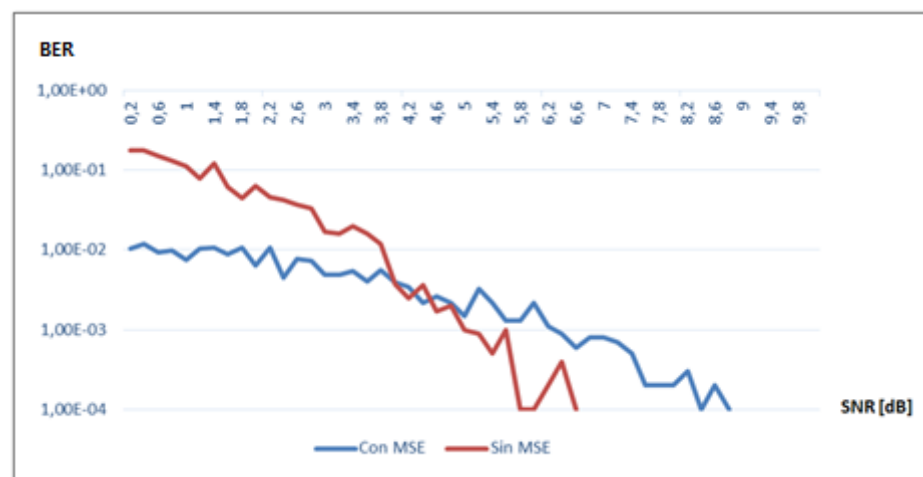


Figura 30: Eficiencia MSE-SNR

De acuerdo a los resultados obtenidos en la *figura 28 y 29*, es posible afirmar que la implementación de los algoritmos LMS y MSE en el esquema de comunicación afectado por los efectos de la dispersión cromática, en comparación de la no ejecución de los mismos, introduce en promedio una mejora del 75% en los resultados obtenidos. Siendo este un indicativo contundente que demuestra la efectividad en su desempeño para contrarrestar los efectos de la dispersión cromática. Adicionalmente en la *Figura 30 y 31*, se observa la mejora que introducen los algoritmos a la curva BER, la cual demuestra una mejora del 95% frente a los errores ocasionados por el nivel de ruido. Adicionalmente es importante resaltar, que a partir de 4,6 dB de ruido no se evidencia mejoría en el desempeño del algoritmo.

La razón por la cual se obtiene este resultado fue por las pocas iteraciones que se ejecutaron para obtener este gráfico. Si se deseara mejorar la resolución es necesario aumentar considerablemente el número de iteraciones.

4.2.3 DISTANCIA

En la *Tabla 10* y *Tabla 11*, se realiza la comparación de los resultados obtenidos de tasa de errores respecto a la variación de la distancia en el enlace de fibra. Determinando la eficiencia de los códigos LMS y MSE en comparación a los resultados obtenidos sin hacer uso de ellos:

Distancia (Km)	CON LMS	SIN LMS	Mejora
2	0,010	0,174	94,25%
34	0,011	0,182	93,95%
66	0,012	0,13	90,76%
98	0,009	0,145	93,79%
130	0,014	0,146	90,41%
162	0,021	0,236	91,10%
198	0,069	0,368	81,25%

Tabla 10: Eficiencia LMS-Distancia

Distancia (Km)	CON MSE	SIN LMS	Mejora
2	0,0091	0,1592	94,28%
34	0,0115	0,1679	93,15%
66	0,0114	0,1596	92,85 5%
98	0,0124	0,1525	91,86%
130	0,0151	0,1581	90,44%
162	0,0469	0,2442	80,79%
198	0,0916	0,3962	76,88%

Tabla 11: Eficiencia MSE-Distancia

En las Figuras 32 y 33 se aprecia que los algoritmos LMS y MSE introducen una mejora considerable al momento de aumentar la distancia de transmisión. Sin embargo MSE presenta mayor estabilidad que LMS después de 138 km de fibra óptica.

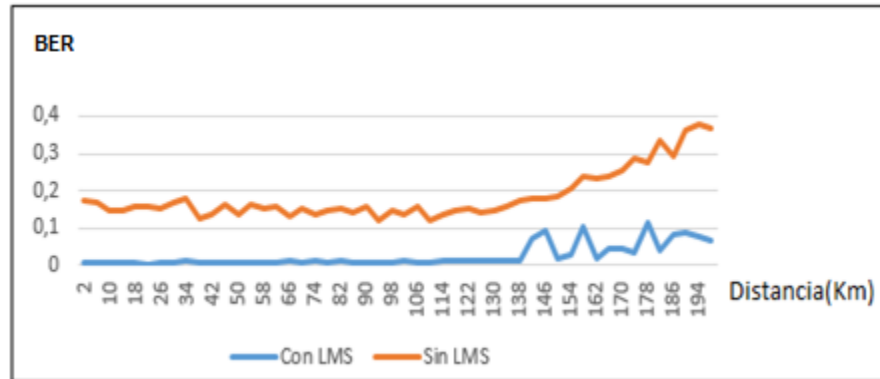


Figura 31: Eficiencia LMS-Distancia

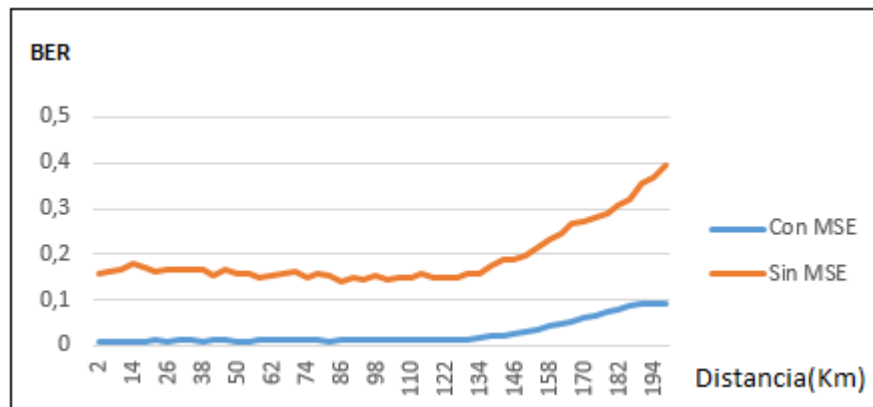


Figura 32: Eficiencia MSE-Distancia

4.3 CUADRO COMPARATIVO ALGORITMOS

En la tabla 12, se presenta un cuadro comparativo el cual contiene el resumen y observaciones de los resultados obtenidos en las diferentes simulaciones:

Parámetro del modelo que se varía	Porcentaje de mejora en la corrección de errores al usar el algoritmo		Observaciones
	LMS	MSE	
Distancia	9,6% Error /1000 bits	9,57% Error /1000 bits	Se sugiere el uso de MSE, ya que LMS a medida que se aumenta la distancia es más inestable aumentando el número de errores
Tasa de bits en la Transmisión	74% vs El no uso del Algoritmo	75% vs El no uso del Algoritmo	MSE y LMS, aumenta en 75 % la tolerancia a errores cuando se incrementa la velocidad de transmisión. Pero MSE es más estable a medida que se aumenta la tasa.
Relación señal a ruido	8% Error /10000 bits	9% Error /10000 bits	LMS es superior en un 1% que MSE en la corrección de errores
Tiempo de Convergencia(ms)	13,1 ms	2,8 ms	MSE es 80% más rápido que LMS
Consumo Procesamiento Computacional	Bajo	Alto	LMS cuando la maquina tenga limitaciones en procesamiento y memoria RAM

Tabla 12: Cuadro Comparativo LMS vs MSE

Para medir el tiempo de ejecución de los algoritmos, se desarrolló en Matlab un código que incluyera únicamente la aplicación de los algoritmos estimadores y se midió el tiempo de ejecución con las funciones tic – toc de Matlab®. El código empleado es el siguiente:

```
CICLO i=1:10000

% _____ MSE _____
tic

rd = autocorrparcial1(d);
rx = autocorrparcial1(x);
R = toeplitz(rx(1,1:12));
```

```
pdx = rd(1,1:12);  
w = inv(R)*pdx';  
MSE = [MSE toc];  
  
LIMPIAR ddisp w y  
  
%%LMS%%  
  
N = DISTANCIA(d1);  
GR = 0;  
  
toc  
  
[w,p] = lms(N,d,x,snr);  
LMS = [LMS toc];
```

FIN_CICLO

```
MSE_P = PROMEDIO(MSE);  
LMS_P = PROMEDIO(LMS);
```

En el análisis temporal de los algoritmos se puede observar una clara superioridad en la eficiencia por estimación de coeficientes en el algoritmo MSE sobre el LMS. Para realizar esta evaluación se tomó un promedio del tiempo usado en la ejecución de la etapa de estimación de cada algoritmo. Para el algoritmo MSE se obtuvo un promedio de 2,8 ms y para el LMS se obtuvo un promedio de 13.1 ms, siendo casi un 80% más rápido el algoritmo MSE. Esto se debe a la estructura de los algoritmos. LMS usa un sistema de corrección iterativo, donde en cada iteración busca reducir el error o diferencia entre la señal estimada y la señal deseada u original, por lo cual usa más tiempo pero es procesalmente simple y de bajo consumo computacional. MSE usa un sistema de redondeo de cifras que posteriormente se usa en las funciones de correlación, mediante las cuales se estima una matriz de coeficientes para el filtro, lo cual es más complejo matemáticamente y más exigente computacionalmente. Sin embargo, como el proceso consta de una única iteración, MSE usa mucho menos tiempo, lo cual se puede apreciar en la *Figura 34*.

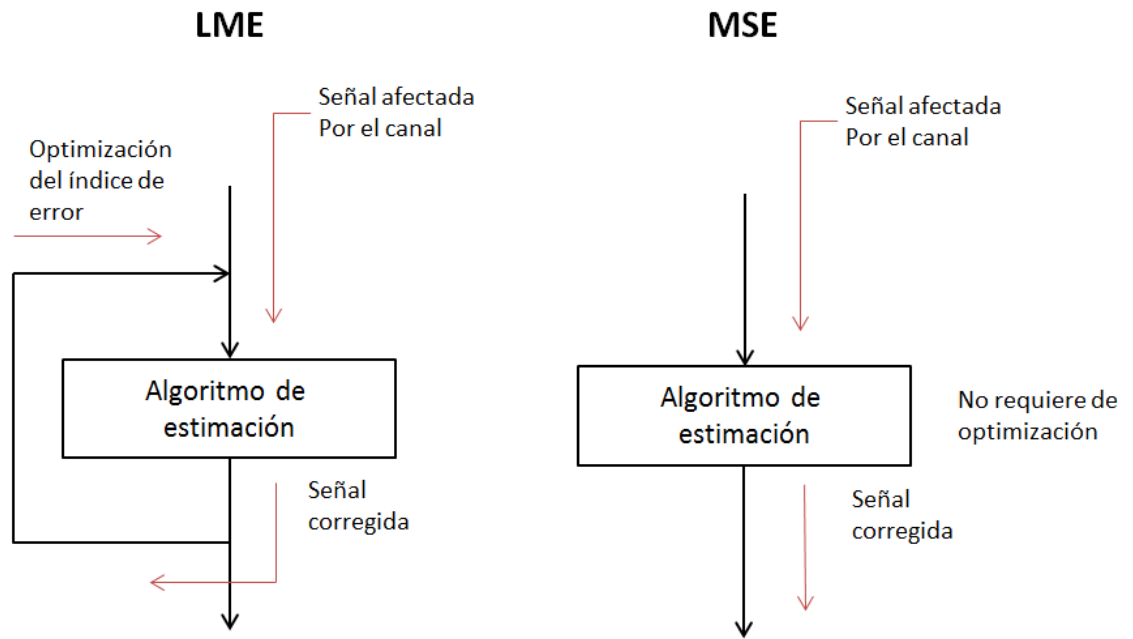


Figura 33: Comparativo ciclos internos LMS vs MSE

CAPITULO 5:

CONCLUSIONES

A continuación se presentan las principales conclusiones de este trabajo:

- Para solucionar el problema de la dispersión cromática en comunicaciones que requieran como medio de transmisión la fibra óptica, se propone hacer uso de los algoritmos LMS y MSE, que demuestran su eficacia en la corrección de errores generados por este fenómeno. Demostrando con los resultados obtenidos en este trabajo, su capacidad de adaptación a los cambios de velocidad de transmisión, distancia y ruido. Siendo esta una alternativa para tener en cuenta en esquemas de comunicación que requieran alta calidad, con la mínima cantidad de errores posibles.
- No es necesario transmitir una secuencia de entrenamiento cada vez que se va a transmitir un mensaje, ya que una sola secuencia de entrenamiento de pocos bits puede modelar el canal de manera eficiente, adicional a esto, los canales ópticos a diferencia de los inalámbricos no son muy variables de modo que el entrenamiento puede ser de poca frecuencia. Se recomienda enviar una secuencia de entrenamiento de forma periódica y cuando se presenten fenómenos alternos que puedan haber alterado el comportamiento típico del canal.
- Si bien, los resultados generales dejan ver un desempeño superior del algoritmo LMS sobre el MSE en cuanto a capacidad de corrección de errores, se debe tener en cuenta que el algoritmo MSE no se pudo llevar a su máxima capacidad debido a que los recursos computacionales no fueron suficientes para soportar la demanda de recursos.
- Como se ha aclarado, la respuesta al aumento de los efectos de la dispersión cromática fue evaluada en este trabajo mediante el aumento de la tasa de transmisión de bits y el incremento de la longitud de la fibra óptica. Al variar la tasa de transmisión de bits se pudo observar que en cuanto a corrección de errores, el algoritmo LMS se desempeña mejor mostrando una curva siempre tendiente a valores de error más bajos que los del MSE, adicional a esto, a pesar de ser más inestable, los valores tienden a ser cercanos o menores a la curva suavizada.
- El algoritmo LMS muestra entonces mejor respuesta al incremento en la tasa de bits y se recomienda su uso cuando la tasa de transmisión de trabajo sea alta. Si se requiere estabilidad y un menor tiempo en la ejecución del código compensador, se recomienda entonces el uso del algoritmo MSE, porque aunque con un inferior

desempeño, este no representa una diferencia representativa en la tasa de corrección de errores, con un valor cercano a un 1%.

- Según lo obtenido de las simulaciones que la respuesta de los algoritmos ante el aumento de este parámetro es muy similar y que el uso de alguno de los dos depende directamente de los recursos de procesamiento disponibles para su implementación.
- En la implementación de los algoritmos expuestos en este proyecto, se tiene un proceso de estimación en el cual se calculan (y calibran en el caso del algoritmo LMS) los coeficientes de del filtro que modela el canal óptico de comunicaciones, este proceso, aprovechando las estabilidad general de canal usado, no necesariamente debe hacerse para cada mensaje transmitido, una sola ejecución del proceso permite compensar eficientemente los mensajes enviados a través del canal durante un periodo considerable intervalo de tiempo o a hasta que se detecten alteraciones atípicas en el canal, en cuyo caso es necesario modelarlo nuevamente.
- El tiempo invertido en la ejecución de este proceso de estimación, es notablemente superior en el algoritmo LMS sobre el MSE, esto es debido a que, aunque procesalmente menos exigente y matemáticamente más simple, usa un método de reducción función error cíclico mientras que el algoritmo MSE calcula directamente los coeficientes del filtro compensador.
- Aunque estos dos parámetros alteran directamente el efecto de la dispersión cromática, se debe acotar que ambos no tienen un comportamiento similar, pues para la distancia, el algoritmo LMS presenta una tendencia mucho más clara a presentar picos mucho más pronunciados respecto a la tendencia. Esto nos lleva a concluir que este algoritmo es más eficiente para aplicaciones con altas tasas de bits que para largas longitudes de fibra.

4 REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- ¹ Cisco. (2012). Visual Networking Index: Forecast and Methodology. San Francisco.
- ² Abellan, D. P., Pascual, F. R., & Francoy, J. C. (2007). Sistemas de Comunicaciones Opticas. Valencia: Universidad Politecnica de Valencia.
- ³ Ramaswami, R., Sivarajan, K. N., & H.Sasaki, G. (2010). Optical Networks. Morgan Kaufmann.
- ⁴ Tomasi. (2003). Sistemas de Comunicaciones Electronicas. Mexico: Pearson Education.
- ⁵ Xun, L.; Xingzhong, C. & Mahmood, Q. (2005), A Broad-Band Digital Filtering Approach for Time-Domain Simulation of Pulse Propagation in Optical Fiber, JOURNAL OF LIGHTWAVE TECHNOLOGY 30, 12.
- ⁶ G. Agrawal, Nonlinear Fiber Optics, 3rd ed. Academic Press, 2001.
- ⁷ Xun, L.; Xingzhong, C. & Mahmood, Q. (2005), A Broad-Band Digital Filtering Approach for Time-Domain Simulation of Pulse Propagation in Optical Fiber, journal of lightwave technology 30, 12.
- ⁸ Warren McCulloch Walter Pitts. Fecha de consulta 06 de marzo 2011
www.dsi.uclm.es/personal/.../web.../Trabajos/.../Warren%20McCulloch.ppt
- ⁹ Sai, Y.; Jinxia, R. & Zhongxia, L. (2009), 'Learning of Neural Networks Based on Weighted Mean Squares Error Function', IEEE.
- ¹⁰ S. N. Sharpe and L. W. Nolte. Adaptive MSE estimation.
- ¹¹ Thorben Detert ,Andreas FernekeB. Joint MSE Channel Estimation within the Current GSM/EDGE Standard.
- ¹² Amir Beck, Yonina C. Eldar and Aharon Ben-Tal. MSE estimation of multichannel signals with model uncertainties.
- ¹³ Arun P. Kannu and Philip Schniter. MSE-optimal training for linear time-varying channels .
- ¹⁴ J. Liu and Z. Qiu . Robust sum-MSE transceiver optimization for multi-user non-regenerative MIMO relay downlink systems.
- ¹⁵ Poularikas D. Alexander and Ramadan Zayed M. Adaptative Filtering Primer With Matlab Pag 59-76
- ¹⁶ Granada, J. J.; Zuluaga, C. E. & Guerrero, N. (2010), 'Compensación de la dispersión cromática usando ecualización LMS', XV simposio de tratamiento de señales, imágenes y visión artificial – STSIVA 2010, 6.
- ¹⁷ Valin, J.-M. &Collings, I. B. (2007), 'Interference-Normalized Least Mean Square Algorithm', IEEE signal processing letters,14, 4.
- ¹⁸ Villanueva, M. A (1999), 'Análisis de la Actividad Muscular Respiratoria Mediante Técnicas Temporales, Frecuenciales y Estadísticas', thesis, Universitat Politècnica de Catalunya.
- ¹⁹ Pradhan, A. K. & Routray, A. (2005), 'Power System Frequency Estimation Using Least Mean Square Technique', IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY 20, 5.
- ¹⁹ Feilat, E. A. (2000), 'Performance Estimation Techniques For Power System Dynamic Stability Using Least Squares, Kalman Filtering and Genetic Algorithms"IEEE'.
- ²⁰ Godavarti, M. & Hero, A. O. (2005), 'Partial Update LMS Algorithms', IEEE transactions on signal processing,53, 18.
- ²¹ Poularikas D. Alexander and Ramadan Zayed M. Adaptative Filtering Primer With Matlab Pag 102
- ²² Papoulis, Athanasios. (1986), 'Sistemas digitales y analogicos, transformadas de fourier, estimación espectral',143,5.
- ²³ Poularikas D. Alexander and Ramadan Zayed M. Adaptative Filtering Primer With Matlab Pag 102