

**ALGORITMO ACELERADOR EN CONFIGURACIÓN IIR APLICADO A UN
ECUALIZADOR DE CANAL**



**JHONY ARVEY MUÑOZ NAVIA
OSCAR RAMIRO SAMBONI RUIZ**

Universidad del Cauca
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES
Departamento de Telecomunicaciones
Popayán, Abril del 2015

ALGORITMO ACELERADOR EN CONFIGURACIÓN IIR APLICADO A UN ECUALIZADOR DE CANAL



Trabajo de Grado presentado como requisito para obtener el título de Ingeniero en
Electrónica y Telecomunicaciones.

**JHONY ARVEY MUÑOZ NAVIA
OSCAR RAMIRO SAMBONI RUIZ**

**Director:
PhD. I.E. Pablo Emilio Jojoa.**

Universidad del Cauca
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES
Departamento de Telecomunicaciones
Popayán, Abril del 2015

AGRADECIMIENTOS

Expresamos nuestros más sinceros agradecimientos:

Al Ph.D Ingeniero Pablo Emilio Jojoa, director del proyecto de grado, por sus aportes, acompañamiento, paciencia y excelente orientación desde el inicio, lo que permitió alcanzar esta gran meta.

A nuestros padres, por su permanente apoyo, enseñanzas y la formación que nos instruyeron para ser mejores seres humanos.

A quienes de alguna manera contribuyeron significativamente para la realización de este proyecto.

A nuestros padres, que nos prepararon para el camino de la vida; A nuestros hermanos, por su amor y apoyo, al igual que Clara y Luisa por su comprensión e incondicionalidad.

CONTENIDO

	Pág
INTRODUCCIÓN	
CAPITULO 1.....	3
1. FILTROS Y SISTEMAS ADAPTATIVOS.....	3
1.1 SISTEMA DE COMUNICACIONES.....	3
1.2 ELEMENTOS DE UN SISTEMA DE COMUNICACIONES	4
1.3 ALTERACIONES EN LAS SEÑALES, RUIDO AWGN	5
1.4 FILTROS DIGITALES	5
1.5 SISTEMAS ADAPTATIVOS.....	6
1.6 FILTROS ADAPTATIVOS.....	7
1.6.1 Estructuras de filtros.....	7
1.6.1.1 Estructura FIR.....	8
1.6.1.2 Estructura IIR	9
1.6.2 Algoritmos Adaptativos	10
1.6.2.1 Algoritmo LMS	10
1.6.2.2 Algoritmo NLMS.....	11
1.6.2.3 Algoritmo AR γ	12
1.6.3 Aplicaciones de Filtros Adaptativos.....	13
CAPITULO 2.....	15
2. ALGORITMO ACELERADOR Y ECUALIZACIÓN ADAPTATIVA.....	15
2.1 ALGORITMO ACELERADOR AR r	15
2.2 ECUALIZACIÓN	16
2.3 TIPOS DE ECUALIZADORES.....	16
2.3.1 Ecualizadores lineales	16
2.3.2 Ecualizadores no lineales	17
2.3.3 Ecualizadores adaptativos	18
2.4 ECUALIZACIÓN DE CANAL.....	19
CAPITULO 3.....	23
3. IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA ADAPTATIVO UTILIZANDO ALGORITMO ACELERADOR VERSIÓN γ.....	23
3.1 DISEÑO DEL SISTEMA COMUNICACIONES.....	23

3.1.1 Transmisor.....	24
3.1.2 Canal de Comunicaciones y alteraciones.....	25
3.1.3 Receptor.....	26
3.1.4 Atrasos en el ecualizador de canal.....	26
3.2 IMPLEMENTACIÓN DE AR _y EN CONFIGURACIÓN IIR, EN UN IDENTIFICADOR DE SISTEMA.....	27
3.2.1 Comparación de Estabilidad y Convergencia entre los Algoritmos AR _y y NLMS.....	29
3.2.2 Efecto de los parámetros del algoritmo AR _y en configuración IIR.....	29
3.3 IMPLEMENTACIÓN DE AR _y EN CONFIGURACIÓN IIR, APLICADO A LA ECUALIZACIÓN DE CANAL.....	30
3.3.1 Comparación de la Respuesta del Algoritmo AR _y en Configuración IIR Frente a la de FIR, Aplicado a la Ecualización de Canal.....	32
CAPITULO 4	33
4. SISTEMA ADAPTATIVO UTILIZANDO EL ALGORITMO ACELERADOR VERSIÓN Y.....	33
4.1 ALGORITMO ACELERADOR EN CONFIGURACIÓN IIR, APLICADO A UN IDENTIFICADOR DE SISTEMA.....	33
4.2 EFECTO DE LOS PARÁMETROS ALFA, GAMMA Y M ₁ EN CONFIGURACIÓN IIR.....	37
4.2.1 Combinación de los Valores de los Parámetros del Algoritmo AR _y con sus Mejores Comportamientos.....	43
4.3 ALGORITMO AR _y EN CONFIGURACIÓN IIR, APLICADO A UN SISTEMA DE ECUALIZADOR ADAPTATIVO DE CANAL.....	45
4.4 COMPARACIÓN ENTRE LAS CONFIGURACIONES IIR Y FIR UTILIZANDO EL ALGORITMO AR _y , APLICADO EN UN ECUALIZADOR DE CANAL.....	50
CAPITULO 5	59
5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	59
5.1 TRABAJOS FUTUROS.....	60
5.2 RECOMENDACIONES.....	61
BIBLIOGRAFIA.....	63
APENDICE A Código algoritmo AR _y en configuración IIR aplicado a un identificador de sistema y ecualizador de canal (MATLAB).....	67
APENDICE B Código algoritmo AR _y en configuración IIR y FIR aplicado a un ecualizador de canal (MATLAB).....	71

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1.1. SISTEMA GENERAL DE COMUNICACIONES	4
FIGURA 1.2. DIAGRAMA GENERAL DE SISTEMAS ADAPTATIVOS.....	6
FIGURA 1.3. FILTRO ADAPTATIVO EN SU ESTADO BÁSICO.....	7
FIGURA 1.4. ESTRUCTURAS DE FILTROS ADAPTATIVOS FIR	8
FIGURA 1.5. ESTRUCTURAS DE FILTROS ADAPTATIVOS IIR	10
FIGURA 1.6. APLICACIONES DE FILTROS ADAPTATIVOS.....	13
FIGURA 2.1. ECUALIZADOR NO LINEAL	17
FIGURA 2.2. MODO ENTRENAMIENTO EN ECUALIZADOR ADAPTATIVO.....	18
FIGURA 2.3. MODO DECISIÓN DIRECTA EN ECUALIZADOR ADAPTATIVO	19
FIGURA 2.4. SISTEMA DE TRANSMISIÓN DIGITAL UTILIZANDO UN ECUALIZADOR DE CANAL	19
FIGURA 2.5. COMPORTAMIENTO DE LA SEÑAL A TRAVÉS DE UN SISTEMA ECUALIZADOR DE CANAL	20
FIGURA 3.1. DISEÑO DE UN SISTEMA DE COMUNICACIONES CON IMPLEMENTACIÓN DE ECUALIZACIÓN DE CANAL ADAPTATIVO	23
FIGURA 3.2. DIAGRAMA DE CONSTELACIÓN QPSK	24
FIGURA 3.3. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL TRANSMISOR	25
FIGURA 3.4. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL CANAL DE COMUNICACIONES.....	25
FIGURA 3.5. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL RECEPTOR.....	26
FIGURA 3.6. ATRASO EN LA TRANSMISIÓN	27
FIGURA 3.7. IMPLEMENTACIÓN DE UN FILTRO ADAPTATIVO EN UN IDENTIFICADOR DE SISTEMA	28
FIGURA 3.8. IMPLEMENTACIÓN DE UN ECUALIZADOR DE CANAL SOBRE EL SISTEMA DE COMUNICACIONES	30
FIGURA 4.1. ALGORITMOS AR Y Y NLMS, EN CONFIGURACIÓN IIR, COMPARADOS CON RESPECTO A LA VELOCIDAD DE CONVERGENCIA.....	34
FIGURA 4.2. ALGORITMOS AR Y Y NLMS, EN CONFIGURACIÓN IIR, COMPARADOS CON RESPECTO AL MSE.	36
FIGURA 4.3. RESPUESTA DEL IDENTIFICADOR DE SISTEMA RESPECTO A LA VARIACIÓN DE ALFA.....	38
FIGURA 4.4. RESPUESTA DEL IDENTIFICADOR DE SISTEMA RESPECTO A LA VARIACIÓN DE GAMMA ..	40
FIGURA 4.5. RESPUESTA DEL IDENTIFICADOR DE SISTEMA RESPECTO A LA VARIACIÓN DE M1 ..	41

FIGURA 4.6. RESPUESTA DEL SISTEMA PARA DISTINTOS CRITERIOS DE MÍNIMO ERROR DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO	44
FIGURA 4.7. SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DEL SISTEMA CON ALGORITMO $AR\gamma$ EN IIR, EN UN ECUALIZADOR DE CANAL	46
FIGURA 4.8. RESPUESTA EN DIFERENTES FASES DEL SISTEMA USANDO ALGORITMO $AR\gamma$ EN CONFIGURACIÓN IIR, APLICADO A UN ECUALIZADOR DE CANAL	47
FIGURA 4.9. TASA DE ERROR BINARIO CON RESPECTO A CAMBIOS EN EL SNR DEL CANAL DE COMUNICACIÓN.....	49
FIGURA 4.10. TASA DE ERROR BINARIO CON RESPECTO A CAMBIOS EN EL SNR PARA DIFERENTES COMBINACIONES DE PARÁMETROS	51
FIGURA 4.11. TASA DE ERROR BINARIO CON RESPECTO A CAMBIOS EN EL SNR	53
FIGURA 4.12. RESPUESTA DEL ECUALIZADOR DE CANAL EN CONDICIONES INICIALES	54
FIGURA 4.13. TASA DE ERROR BINARIO CON RESPECTO A CAMBIOS EN EL SNR	55
FIGURA 4.14. RESPUESTA DEL ECUALIZADOR DE CANAL EN CONDICIONES INICIALES	56
FIGURA 4.15. TASA DE ERROR BINARIO CON RESPECTO A CAMBIOS EN EL SNR	57
FIGURA 4.16. RESPUESTA DEL ECUALIZADOR DE CANAL EN CONDICIONES INICIALES	58

LISTA DE TABLAS

TABLA 1.1. APLICACIONES DE FILTROS ADAPTATIVOS	14
TABLA 3.1. CONDICIONES DE PRUEBAS CON α , γ Y $M1$	29
TABLA 3.2. VALORES DE H PARA DIFERENTES CONDICIONES DE α , γ Y $M1$	31
TABLA 4.1. VALOR DEL PROMEDIO DEL MSE PARA EL ALGORITMO $AR\gamma$ CUANDO α VARIA	39
TABLA 4.2. VALOR DEL PROMEDIO DEL MSE PARA EL ALGORITMO $AR\gamma$ CUANDO γ VARIA.....	40
TABLA 4.3. VALOR DEL PROMEDIO DEL MSE PARA EL ALGORITMO $AR\gamma$ CUANDO $M1$ VARIA....	42
TABLA 4.4. VALORES DE H PARA DIFERENTES CONDICIONES DE α , γ Y $M1$	43
TABLA 4.5. VALOR DEL PROMEDIO DEL MSE PARA EL ALGORITMO $AR\gamma$ PARA DISTINTOS CRITERIOS DE MÍNIMO ERROR DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO.....	45
TABLA 4.6. VALOR DE BER PARA VARIACIONES EN LA SNR EN EL INTERVALO DE MUESTRAS ..	48
TABLA 4.7. COMBINACIONES DE VALORES EN PARÁMETROS DEL ALGORITMO $AR\gamma$	50

ACRÓNIMOS

ADPCM	<i>Adaptive Differential Pulse Code Modulation</i> , Modulación por Codificación de Pulsos Diferencial Adaptativa.
APCM	Algoritmo Acelerador Progresivo Convencional Matricial.
ARCM	Algoritmo Acelerador Regresivo Convencional Matricial.
AR γ	Acelerador Versión Gamma.
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i> , Ruido Blanco Gaussiano Aditivo.
BER	Bit Error Ratio, Tasa de Error Binario.
FIR	<i>Finite Impulse Response</i> , Respuesta al Impulso Finito.
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i> , Respuesta al Impulso Infinito.
ISI	<i>Inter Symbol Interference</i> , Interferencia Intersimbólica.
LMS	<i>Least Mean Square</i> , Promedio de Mínimos Cuadrados.
LPC	<i>Linear Prediction Coding</i> , Codificación por Predicción Lineal.
MATLAB	<i>MATrix LABoratory</i> , Laboratorio de Matrices.
MSE	<i>Mean Square Error</i> , Error Cuadrático Medio.
NLMS	<i>Normalized LMS</i> , LMS Normalizado.
NZ	<i>No Zero</i> , No Retorno a Cero.
UTP	<i>Unshielded Twister Pair</i> , Cable de par trenzado.
QPSK	<i>Quadrature Phase Shift Keying</i> , Desplazamiento de Fase en Cuadratura.
QAM	<i>Quadrature Amplitude Modulation</i> , Modulación de Amplitud en Cuadratura.
RLS	<i>Recursive Least Squares</i> , Recursivo de Mínimos Cuadrados.
UTP	<i>Unshielded Twister Pair</i> , Cable de par trenzado.

INTRODUCCIÓN

Los sistemas de comunicaciones han evolucionado con el paso del tiempo gracias al avance de la tecnología, su función se fundamenta en el uso de elementos que permiten establecer un enlace entre una fuente de información y un receptor. Estos sistemas han adquirido una mayor capacidad para transmitir volúmenes grandes de datos a velocidades cada vez mayores.

La información contenida en la señal es transmitida puede alterarse por diferentes factores dentro del sistema de comunicación, algunos de ellos son ocasionados por la influencia humana y otros muchos por fenómenos naturales; el ruido, la interferencia, el desvanecimiento y la distorsión son ejemplos de los problemas que afectan la información. Para solucionar los efectos negativos de las alteraciones en la señal, existen técnicas como el filtraje.

Los sistemas configurables hacen uso de los filtros adaptativos, los cuales son elementos que operan en ambientes desconocidos, adecuándose a los cambios de la fuente de información cuando es alterada por un sistema desconocido o de naturaleza aleatoria, lo cual les permite ser aptos para procesar y controlar señales.

Los filtros adaptativos poseen dos características que definen su funcionamiento: la configuración de su estructura, la cual puede ser una Respuesta finita al impulso (FIR, *Finite Impulse Response*) o de Respuesta infinita al impulso (IIR, *Infinite Impulse Response*), ésta última tiene características que le permiten disminuir la carga computacional. Por otra parte están los algoritmos adaptativos, encargados de ajustar los coeficientes del filtro, los cuales poseen distintas propiedades que permiten ajustarse a las necesidades de cada aplicación ya sea por su velocidad, estabilidad o un balance entre estos dos últimos.

Las aplicaciones de los filtros adaptativos tienen como objetivo minimizar, identificar, predecir y controlar el problema de las alteraciones en la señal de información; tienen en común la utilización de un estímulo de entrada y una respuesta deseada, los cuales son utilizados para calcular el error presente entre estas y a la vez se emplea para optimizar el funcionamiento del filtro mediante un algoritmo adaptativo. Una de estas aplicaciones es la ecualización cuya función radica en la recuperación de la señal de información luego de ser alterada por las características de un canal de comunicación y el ruido.

Dentro del caso de estudio, no se conoce una implementación de un sistema adaptativo utilizando el algoritmo AR γ en configuración IIR, aplicado a Ecualización de canal. Por este motivo se tiene la necesidad de conocer y analizar el comportamiento del algoritmo AR γ en la configuración IIR y posteriormente, identificar las diferencias entre las configuración FIR e IIR utilizando esté algoritmo en la implementación de ecualización de canal.

De acuerdo con lo anterior, el presente documento se estructura inicialmente con la profundización de los conceptos fundamentales sobre los sistemas adaptativos,

enfaticando en la fundamentación teórica del algoritmo Acelerador Recursivo Versión Gamma (AR γ) y las aplicaciones de identificación de sistema como en una ecualización de canal. Finalmente se realizan las diferentes pruebas que permiten ver el comportamiento del algoritmo AR γ en una estructura IIR, utilizando las aplicaciones mencionadas.

CAPITULO 1

FILTROS Y SISTEMAS ADAPTATIVOS

En el diseño de un sistema de comunicaciones simulado muchos de sus elementos son ideales, sin embargo para tener en cuenta su naturaleza real, se deben utilizar componentes dedicados a evitar los problemas como el ruido, la interferencia, la atenuación, entre otras alteraciones.

Para hacer frente a los problemas en las señales en cuanto a alteraciones, existe una técnica básica útil para su tratamiento denominada filtraje. La cual, cumplen una función importante en la discriminación de frecuencias o grupos de frecuencias en una señal, característica que le permite estar en cualquier sistema de transmisión.

1.1 SISTEMA DE COMUNICACIONES

Un sistema de comunicaciones consta de un conjunto de elementos organizados y dispuestos de tal forma que su trabajo conjunto contribuye a la comunicación entre dos puntos al establecer un enlace, el cual une la fuente de la información con el receptor de la misma a través de un canal para la transmisión de un mensaje.

La información dentro del mundo de las telecomunicaciones es un concepto que comúnmente se refiere a una cantidad de datos que al ser ordenados específicamente pueden constituir un mensaje y a su vez comunicar algo. Por lo tanto, la transmisión de la información surge de la necesidad de enriquecer, complementar y compartir información través del espacio entre dos interlocutores [1] [2].

Es así como la transmisión de secuencias de símbolos, valores de potencia eléctrica, intensidad de luz, magnitudes físicas sencillas, entre otras, hacen parte de lo que podemos llamar señales de Información, para las cuales se ha de escoger un sistema de comunicación adecuado para su tratamiento antes, durante y después de la transmisión; el fin de este sistema, es establecer una comunicación entre la fuente de la señal, mensaje y el destinatario [2].

1.2 ELEMENTOS DE UN SISTEMA DE COMUNICACIONES

Todo sistema de comunicaciones tiene los mismos elementos para su implementación, como los vistos en la figura 1.1.

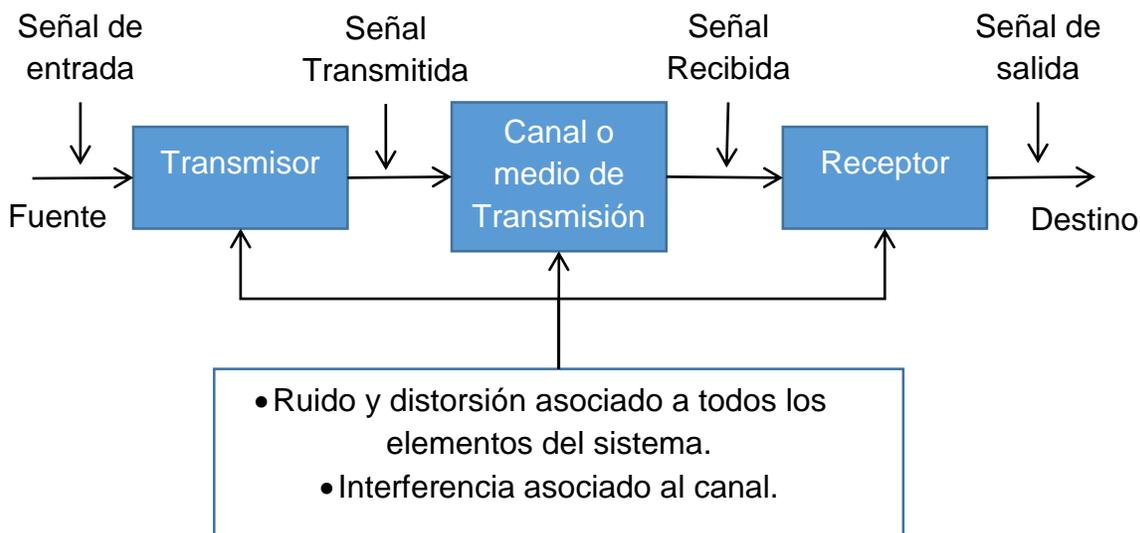


Figura 1.1. Sistema general de comunicaciones

Sin importar la aplicación, ni la naturaleza de la señal transmitida, los componentes que generalmente se conocen y resaltan son:

- Fuente de información: El mensaje puede estar representado de distintas maneras, ya sea por magnitudes que cambian con respecto al tiempo y/o la frecuencia.
- Transmisor: Lleva a cabo el tratamiento de la información para entregarla al canal de transmisión. Se utilizan técnicas de modulación para adecuar la información en una señal al medio de comunicación.
- Canal de transmisión: Representa el enlace que une el transmisor con el receptor. Sus características varían con respecto al medio de transmisión que se utiliza; Wifi y Bluetooth, cable coaxial, cable de par trenzado, alambre de cobre, etc.
- Receptor: Está compuesto de elementos como filtros, amplificadores, ecualizadores, demultiplexores, transductores, entre otros. Su función es recibir la señal del canal de comunicaciones y recuperar la información contenida.
- Destino: Idealmente, la información es presentada al destinatario sin ningún tipo de alteraciones producto de la transmisión.

1.3 ALTERACIONES EN LAS SEÑALES, RUIDO AWGN

Dentro de cualquier sistema de comunicaciones existen alteraciones que atentan contra la calidad de la señal transmitida, tal como la atenuación, el desvanecimiento, la distorsión, la interferencia y el ruido; el estudio de estos fenómenos en los sistemas de comunicación, contribuye a la búsqueda de modelos matemáticos que describan el comportamiento de las alteraciones, de tal forma que se pueda implementar técnicas y minimizar de los efectos de éstas sobre la señal de información. De todas las alteraciones, el ruido es considerado el más influyente por sus características aleatorias y efectos impredecibles, su presencia no puede ser eliminada por completo, pero sí controlada y minimizada teniendo en cuenta el tipo de ruido [3] [4].

Un modelo que facilita el manejo de los efectos causados por los diversos tipos de ruido, es el Ruido Blanco Gaussiano Aditivo (AWGN, *Additive White Gaussian Noise*), utilizado comúnmente como una aproximación básica de todos los procesos aleatorios que pueden influir sobre la señal de información. AWGN posee diversas características; Aditivo, se refiere a que se suma a la señal de información. Blanco, a que tiene componentes espectrales con energía uniforme promedio. Gaussiano, teniendo en cuenta el teorema del límite central que se aplica al conjunto de procesos aleatorios [5].

En el plano cuantitativo, otra de las características de AWGN es ser medible como una variable aleatoria, por lo tanto puede considerarse obtener una función de densidad, ecuación 1.1.

$$N_0 = \frac{N}{B} \quad (1.1)$$

En la cual N , es la potencia de ruido en Watts (W) y B es el ancho de banda en Herz (Hz).

El problema de las alteraciones se resume en que estos fenómenos pueden afectar la información contenida en la señal transmitida, provocando pérdida de información y errores en la calidad de la señal transmitida.

1.4 FILTROS DIGITALES

El proceso de filtraje es una técnica muy utilizada para solucionar problemas relacionados con algunas alteraciones en la señal de información, como el ruido o la interferencia. El filtraje es un proceso lineal y se encarga de modificar y/o alterar el contenido espectral de una secuencia de datos de entrada, de tal forma que genere una respuesta en frecuencia deseada [6].

En el diseño de filtros se tienen en cuenta las características y las condiciones de la entrada, para obtener un efecto deseado en la salida. Comenzado por el tipo de señal, ya sea analógica o digital, la función del filtro es la misma para ambos, con la diferencia que los digitales trabajan con anchos de banda menores y su velocidad de operación depende

de la capacidad del procesador utilizado para efectuar las operaciones requeridas, este último, debe cumplir con características precisas que sobrelleve la complejidad para lograr resultados reales [7].

Continuando con el diseño de filtros, es importante decir que uno de los elementos más destacados son sus coeficientes, encargados de ponderar las entradas con ayuda de valores constantes y donde sus resultados son sumados entre sí; este proceso aritmético representa su funcionamiento y depende de la correcta elección de los valores [6].

1.5 SISTEMAS ADAPTATIVOS

En algunas ocasiones existen procesos donde la señal o el sistema cambian en un determinado momento y sus condiciones pasan a ser impredecibles, por tal razón, surge la necesidad de crear sistemas que sigan dichos cambios para aprender y adaptarse a las condiciones en las que está inmerso el sistema.

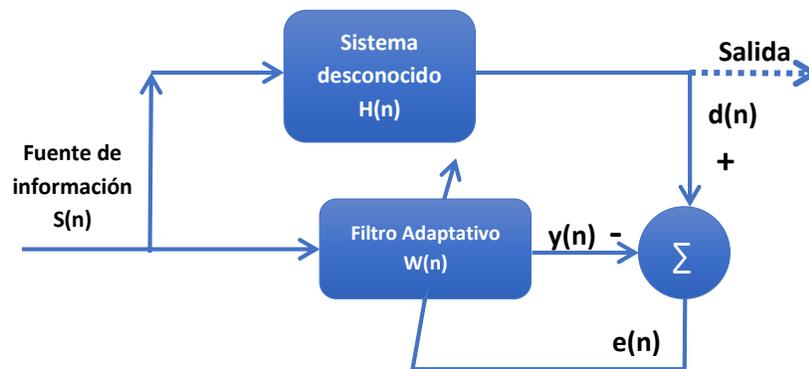


Figura 1.2. Diagrama general de sistemas adaptativos.

Un modelo general de un sistema adaptativo se muestra en la figura 1.2, y hace énfasis en la utilización de una secuencia aleatoria de excitación $x(n)$, con distribución gaussiana. El objetivo final es encontrar el valor de los coeficientes $w(n)$ del filtro adaptativo que aseguren la mínima (idealmente nula) señal de error $e(n)$; dicha solución corresponde a la máxima exactitud teórica del canal [8].

El ejemplo más representativo de un sistema adaptativo son los filtros adaptativos y sus aplicaciones.

1.6 FILTROS ADAPTATIVOS

Los filtros adaptativos se basan en modelos matemáticos que intentan describir de forma iterativa las características de interés de las señales involucradas en el proceso de filtrado. A diferencia de los filtros digitales que tienen coeficientes fijos, los filtros adaptativos pueden cambiar su comportamiento al modificar sus componentes en cada iteración, ya que, están constituidos por dos partes básicas: el algoritmo que hace la adaptación y la estructura propia del filtro, esta última, puede ser de tipo recursiva (IIR) o no recursiva (FIR).

Formalmente un filtro adaptable se muestra en la figura 1.3. La salida digital programable de coeficientes variables $y(n)$, menos una señal de referencia $d(n)$, produce una señal de error $e(n)$, esta, es utilizada en combinación con los elementos de la sucesión de entrada $x(n)$, para actualizar los coeficientes $W(n)$, en base a algún criterio [8].

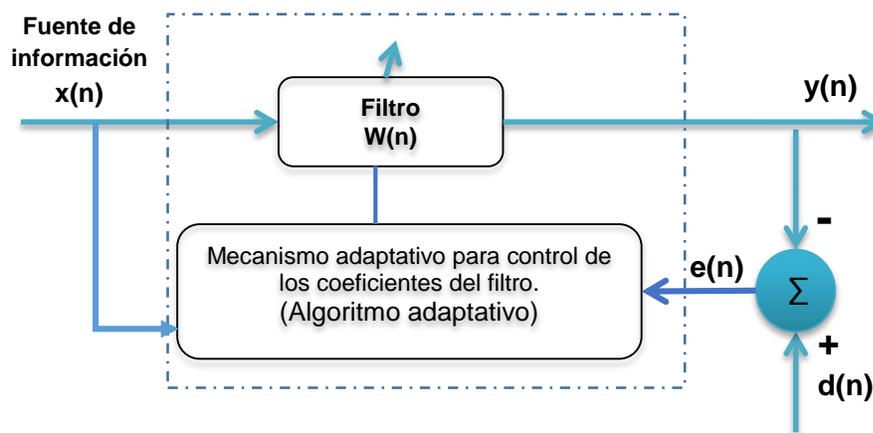


Figura 1.3. Filtro adaptativo en su estado básico

El objetivo de un filtro adaptativo es hacer que la señal de error sea aproximadamente cero, y para lograrlo, el filtro modifica sus pesos en cada iteración en base a un algoritmo, tal que, a partir de la señal de datos de entrada se genere la salida de forma que sea similar a la señal deseada [8].

1.6.1 Estructuras de filtros

Existen diferentes maneras de clasificar los filtros, de acuerdo a sus características y a su respuesta en frecuencia.

De acuerdo al tipo de respuesta en frecuencia ante la entrada unitaria, existen dos clasificaciones que diferencian la estructura del filtro, la IIR y la FIR.

1.6.1.1 Estructura FIR

En esta, la salida del filtro se obtiene un número limitado de combinaciones lineales, resultado de los valores presentes y pasados de la señal de entrada, usualmente es una señal impulso. [7].

Matemáticamente los filtros FIR se representan de la siguiente manera, ecuación 1.2.

$$y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} a_n \cdot x(k - n) \quad (1.2)$$

Aplicando transformada Z a la ecuación 1.2, obtenemos su respuesta en frecuencia, ecuación 1.3.

$$A(z) = a_0 + a_1 z^{-1} X(k) + a_2 z^{-2} X(k) + a_3 z^{-3} X(k) + \dots + a_{N-1} z^{-(N-1)} X(k) \quad (1.3)$$

La notación vectorial, se expresa de la siguiente forma, ecuación 1.4.

$$y(k) = a^T \cdot x_k = w^T \cdot u_k \quad (1.4)$$

w^T es el vector de coeficientes tanto de la señal de entrada y la salida recursiva, ver la ecuación 1.5:

$$w^T = [a_k^T] = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_{N-1}] \quad (1.5)$$

El vector de la señal de información compuesto por las muestras de entrada y la salida recursiva, ver en la ecuación 1.6:

$$u^T = [x_k^T] = [x(k), x(k-1), x(k-2), \dots, x(k-N+1)] \quad (1.6)$$

Siguiendo la Ecuación 1.6 y la Figura 1.4 se logra evidenciar que los filtros FIR, tienen ceros organizados por pares (para mantener la linealidad de fase) y polos en el origen, de tal forma que se logra una estabilidad. La linealidad del sistema es representada por un retraso en el tiempo constante, es decir, que existe el mismo tiempo de retardo para todas las frecuencias de entrada [9].

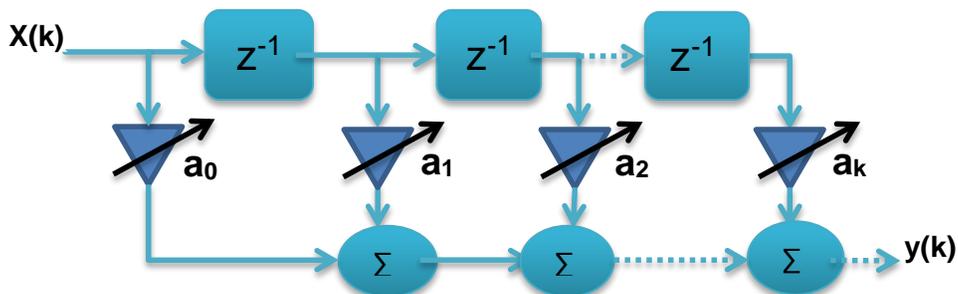


Figura 1.4. Estructura de filtro adaptativo FIR

1.6.1.2 Estructura IIR

En la estructura IIR, la respuesta no solo depende de los estados presentes y pasados de la señal de entrada, sino también de los valores de la salida, siendo así, un sistema recursivo y por tanto, adquiere una memoria infinita, utiliza menos coeficientes y suelen ser de menor orden que un filtro no recursivo [9].

La estructura IIR, se rige bajo la ecuación 1.7.

$$y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} a_n \cdot x(k-n) + \sum_{m=1}^{M-1} b_m \cdot y(k-m) \quad (1.7)$$

Aplicando transformada Z, obtenemos la función de transferencia del sistema recursivo, ecuación 1.8.

$$\frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{A(z)}{B(z)} = \frac{a_0(k) + a_1(k)z^{-1} + a_2(k)z^{-2} + \dots + a_{N-1}(k)z^{-(N-1)}}{1 + b_1(k)z^{-1} + b_2(k)z^{-2} + \dots + b_{M-1}(k)z^{-(M-1)}} \quad (1.8)$$

La notación vectorial, se expresa de la siguiente forma, ecuación 1.9.

$$y(k) = a^T \cdot x_k + b^T \cdot y_{k-1} = w^T u_k \quad (1.9)$$

Donde w^T es el vector de pesos o coeficientes tanto de la señal de entrada y la salida recursiva, ver la ecuación 1.10:

$$w^T = [a^T \cdot b^T] = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_{N-1}, b_1, b_2, \dots, b_{M-1}] \quad (1.10)$$

El vector de la señal de información compuesto por las muestras de entrada y la salida recursiva, ver en la ecuación 1.11:

$$\begin{aligned} u^T &= [x_k^T \cdot y_{k-1}^T] \\ &= [x(k), x(k-1), x(k-2), \dots, x(k-N+1), y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-M+1)] \end{aligned} \quad (1.11)$$

Como se muestra en ecuación 1.11 y la Figura 1.5 se afecta la estabilidad del filtro. Los cálculos para la estimación del orden del filtro deben ser exactos y precisos, de tal forma que se cumpla con el diseño propuesto, sin descuidar la estabilidad del mismo [9].

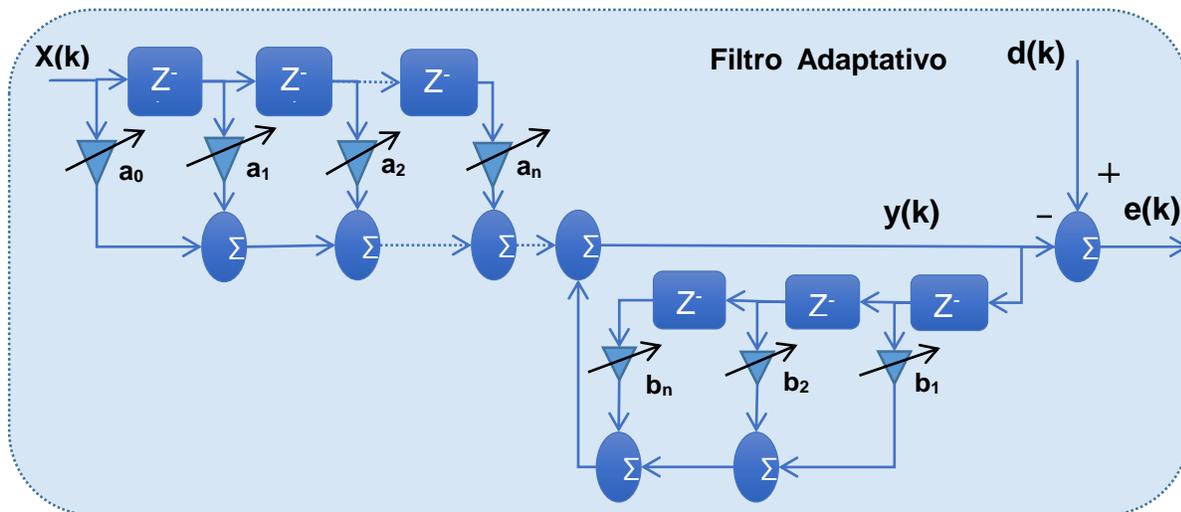


Figura 1.5. Estructura de filtro adaptativo IIR

1.6.2 Algoritmos Adaptativos

Pueden definirse como optimizadores, su objetivo es modificar y encontrar el mejor conjunto de coeficientes de un filtro, que minimiza la potencia del error, comprobándolo en cada nueva observación obtenida, respecto a una señal deseada $d[n]$.

Existen muchos algoritmos de adaptación con sus respectivas variaciones, entre los más usados están: Promedio de Mínimos Cuadrados (LMS, *Least Mean Square*), LMS Normalizado (NLMS, *Normalized LMS*), Recursivo de Mínimos Cuadrados (RLS, *Recursive Least Squares*), que debido a su buen desempeño y baja complejidad computacional¹, son un punto de partida para el análisis del algoritmo acelerador versión gamma (ARγ) aplicado a un ecualizador de canal.

1.6.2.1 Algoritmo LMS

Las ecuaciones que describen este algoritmo son las siguientes:

$$d(n) = x^T[n].w_0 + r[n] \quad (1.12)$$

$d[n]$, en la ecuación 1.12, es un escalar que corresponde a la señal deseada en el instante n , $x[n]$ es el vector de la señal de entrada, w_0 es el vector de coeficientes óptimos del filtro, $r[n]$ es el ruido de medida. La ecuación 1.13 corresponde al error en el instante n .

$$e(n) = d[n] - w^T[n].x[n] \quad (1.13)$$

¹véase: en 1.6.2.4 “características de algoritmos adaptativos”.

Donde, $w[n]$ es el vector de coeficientes del filtro adaptativo. La ecuación fundamental del algoritmo LMS es la de actualización de coeficientes, ecuación 1.14:

$$w(n + 1) = w(n) + \mu \cdot e[n] \cdot x_n \quad (1.14)$$

En esta, μ es el parámetro de ajuste fijo (tamaño del paso); el criterio de convergencia del algoritmo establece en la ecuación 1.15 que: [10]:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.15)$$

λ_{max} es el valor máximo de la densidad espectral de potencia (autovalores de la matriz de autocorrelación) de la señal de entrada $x[n]$ [10].

El algoritmo LMS, consiste en dos procesos: Uno que utiliza la salida de un filtro lineal, en respuesta a una señal de entrada, y el error resultante de la diferencia de la salida del filtro y la respuesta deseada; el segundo proceso adaptativo ajusta sucesivamente los coeficientes del filtro de acuerdo con la estimación del error [11]; entre sus ventajas están:

- Dar a conocer los estadísticos de la señal.
- Permitir seguir cambios en las señales involucradas (*tracking*).
- Fácil implementación y baja carga computacional: (M+1) multiplicaciones y (M-1) sumas por cada iteración del algoritmo en el caso de señales reales [12].

Desventajas:

- Es ruidosa la estimación del gradiente [12].

1.6.2.2 Algoritmo NLMS

Es una mejora del LMS, genera estabilidad y mayor velocidad convergencia, este algoritmo depende de la longitud del filtro y la potencia de la señal, en tal razón, el tamaño del paso se normaliza en función de la señal de entrada $x[n]$ como se muestra en la ecuación (1.15), el resto del algoritmo es similar al LMS.

$$\mu(n) = \frac{\hat{\mu}}{\varepsilon + \|X(n)\|^2} \quad (1.16)$$

Con $\mathcal{E} > 0$ y criterio de convergencia en el cual \hat{u} debe satisfacer la condición [10]:

$$0 < \hat{u} < 2 \quad (1.17)$$

La velocidad de convergencia de NLMS es mayor que la del LMS, sin embargo su complejidad computacional es de $3M+1$ multiplicaciones y $3M$ sumas, siendo mayor a LMS [10] [12].

Los algoritmos NLMS y LMS son los más comunes en el diseño de sistemas por su fácil implementación, así como éstos, hay algoritmos más complejos, cada uno con sus respectivas ventajas y desventajas en comparación a los demás, sin embargo, a pesar de las diferencias, existen unas características en común que definen a todos los algoritmos adaptativos para la elección más apropiada en el diseño de un sistema adaptativo [12] [10]; consta de cinco características las cuales son:

- *Velocidades de convergencia*: es la rapidez con que el algoritmo alcanza la señal deseada y/o se adapta.
- *Error medio final*: mide el promedio de los errores, correspondiente al valor esperado de la pérdida del error al cuadrado, o pérdida cuadrática.
- *Desajuste*: es la medida de la desviación entre el valor final del Error Cuadrático Medio (MSE, *Mean Square Error*) y el error mínimo. Es inversamente proporcional a la velocidad de convergencia y a la complejidad computacional.
- *Robustez*: capacidad del algoritmo para reaccionar apropiadamente, ante condiciones que pueden generar alteraciones significativas al error.
- *Complejidad computacional*: es el número de operaciones requeridas para hacer una iteración del algoritmo, es un importante factor para determinar si la implementación en tiempo real resulta viable.

Los algoritmos adaptativos eficientes para utilizar en casos reales deben tener un factor de convergencia alto, un adecuado seguimiento de las variaciones de la señal (*tracking*) y un pequeño desajuste con respecto a la respuesta esperada [10].

1.6.2.3 Algoritmo Acelerador Recursivo Version Gamma (AR γ)

Propuesto por F. Pait en 1998, el Algoritmo Acelerador de Tiempo Continuo consistió en el ajuste de la segunda derivada del error respecto a los coeficientes del algoritmo. La principal característica analizada fue el mejor compromiso entre la velocidad de convergencia y la variación del error de estimación. Un año después se realizó la discretización del algoritmo acelerador, a través de los métodos de Euler y la

transformación bilineal, generando tres versiones del algoritmo en tiempo discreto. Con el objetivo de disminuir la complejidad computacional del algoritmo, se llegó a obtener el Algoritmo Acelerador Regresivo versión γ , el cual es mostrado en el capítulo 2.

1.6.3 Aplicaciones de Filtros Adaptativos

Las aplicaciones del filtrado adaptativo varían de acuerdo a la organización de sus componentes y a las características de sus entradas y salidas [13]. Existen cuatro configuraciones básicas descritas en las figuras 1.6, las cuales a simple vista pueden tener algunas características en común, pero generan resultados completamente distintos entre ellas.

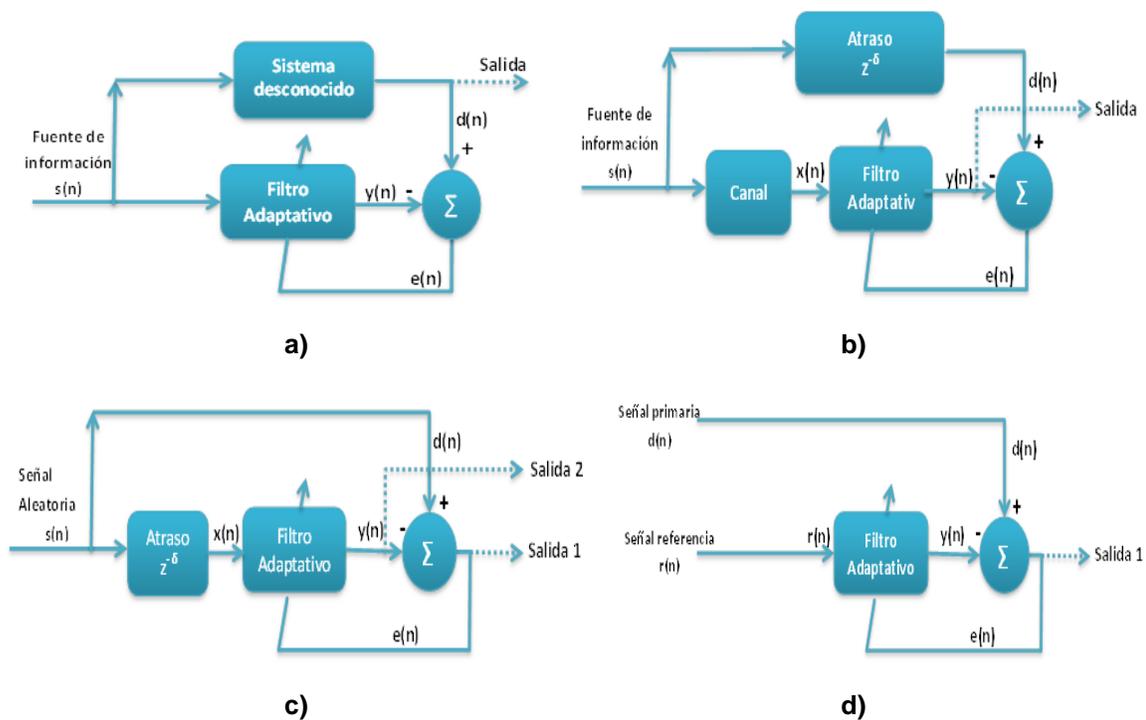


Figura 1.6. Aplicaciones de filtros adaptativos.
a) Identificación de sistema desconocido. b) Modelado inverso o modelación inversa de sistemas. c) Predicción. d) Cancelación de Interferencia

La ecualización de canal no es más que una aplicación de los filtros adaptativos, su funcionamiento puede ser descrito a través de la estructura vista en la figura 1.6.b denominada comúnmente como “Inversor de Canal”, el cual proporciona un modelo que inversamente representa un sistema ruidoso desconocido (por ejemplo, un canal de comunicación). Mediante la minimización del error $e(n)$, el filtro adaptativo busca recuperar la secuencia inicial $s(n)$, luego de ser afectada por alteraciones, como el AWGN. Esta aplicación define la señal de referencia $d(n)$ como una versión atrasada de $s(n)$. Mide la respuesta del filtro y se compara con $d(n)$, con lo que se obtiene $e(n)$ para adaptar los coeficientes del sistema a través de un algoritmo adaptable [16], figura 1.6.b.

El identificador de sistema (figura 4.6.a), también es una aplicación muy utilizada para corregir e identificar alteraciones en un sistema de comunicación, el uso de ésta aplicación está relacionado a partir de la obtención de un modelo lineal que se aproxime al sistema desconocido; ésta tarea se cumple cuando la diferencia aritmética entre la salida del filtro $y(n)$ y la del sistema desconocido $d(n)$, sea próxima a cero. [16].

En la tabla 1, se relacionan algunas aplicaciones dependiendo de la configuración del filtro adaptativo.

Tabla 1.1. Aplicaciones de filtros adaptativos

Clase de filtro adaptativo	Aplicación
<i>Identificación</i>	Identificación de Sistemas.
	Modelado de capas subterráneas.
<i>Modelado Inverso</i>	Ecuación Adaptativa.
	Convolución Predictiva.
	Ecuación Ciega.
<i>Predicción</i>	Detección de Señal.
	Codificación por Predicción Lineal (LPC, <i>Linear Prediction Coding</i>).
	Codificación Diferencial Adaptativa (ADPCM, <i>Adaptive Differential Pulse Code Modulation</i>).
	Análisis Espectral Auto regresivo.
<i>Cancelación de Interferencias</i>	Cancelación de Eco.
	Cancelación Adaptativa de Ruido.
	Formas de haz Adaptativas.

CAPITULO 2

ALGORITMO ACELERADOR Y ECUALIZACIÓN ADAPTATIVA

2.1 ALGORITMO ACELERADOR AR γ .

El algoritmo acelerador versión gamma (AR γ) tiene como objetivo alcanzar un buen desempeño y disminuir la complejidad computacional, con la característica principal de la disminución del número de parámetros de ajuste de cuatro a tres, con respecto a sus antecesores, el Algoritmo Acelerador Progresivo Convencional Matricial (APCM), obtenido con el método de Euler progresivo y el Algoritmo Acelerador Regresivo Convencional Matricial (ARCM), obtenido con el método de Euler regresivo. Logrando así buena velocidad de convergencia, a la vez que se reduce significativamente el error de medida final [17].

Las ecuaciones que describen el Algoritmo Acelerador Regresivo versión γ son:

$$e[n] = y[n] - d[n] \quad (2.1)$$

$$g[n] = \frac{e[n] + \gamma \cdot x^T[n] \cdot q[n-1]}{1 + \alpha \cdot \gamma \cdot x^T[n] \cdot M_1 \cdot x[n]} \quad (2.2)$$

$$q[n] = \frac{\gamma}{\alpha + \gamma} \cdot q[n-1] - \alpha \cdot g[n] \cdot M_1 \cdot x[n] \quad (2.3)$$

$$w[n] = w[n-1] + \alpha \cdot q[n] \quad (2.4)$$

$d[n]$ corresponde a la señal deseada obtenida así:

$$d[n] = x^T[n] \cdot w_0[n] + r(n) \quad (2.5)$$

Dónde:

$x[n]$: Vector de la señal de entrada.

$w[n]$: Vector de coeficientes del filtro adaptativo.

$d[n]$: Escalar que corresponde a la señal deseada en el instante n .

$e[n]$: Escalar que corresponde al error de medida en el instante n .

$g[n]$: Escalar auxiliar en el instante n .

$q[n]$: Vector auxiliar.

$w_0[n]$: Vector de coeficientes óptimo.

α : Parámetro de ajuste fijo, Alfa.

γ : Parámetro de ajuste fijo, Gamma [17].

m_1 : Parámetro de ajuste fijo.

β (beta) = M_1 : Matriz definida positiva de tal forma que $M_1 = m_1 \mathbf{I}_M$.

De acuerdo al análisis de convergencia con respecto a la media, se establece que el algoritmo converge para valores de α , γ y M_1 , positivos. Así mismo del análisis de Tracking, en ambientes no estacionarios se determinó que ARy presenta un mínimo error de desajuste cuando α , γ y M_1 , $\approx H$ (Criterio de Mínimo Error) en que H es una constante real positiva con un valor aproximado a 2 [17].

2.2 ECUALIZACIÓN

En un sistema de comunicación ideal, el mensaje presente en el receptor es idéntico al de transmisor. Sin embargo, en los medios reales, existen distintos tipos de alteraciones a la señal, que afectan la calidad de la información en diferentes instancias de su trayecto, como lo son: la degradación de energía, desvanecimiento, multitrayecto, ruido y dispersiones de tiempo.

Por tal razón, surge la ecualización, la cual es considerada como una técnica que permite la recuperación de una secuencia de datos alterada en el receptor, a partir de la inclusión de un filtro que se adapta a las propiedades del medio o sistema desconocido; además, minimiza los diferentes problemas que alteran la señal de información en canales de comunicación no ideales [18].

2.3 TIPOS DE ECUALIZADORES

Existen tres tipos de ecualizadores los cuales se presentan a continuación:

2.3.1 Ecualizadores lineales

Utiliza los valores pasados de la señal recibida, ponderándolos linealmente mediante los coeficientes del ecualizador C_k ; después se suman para producir una señal de salida, empleando la siguiente ecuación 2.6.

$$C(z) = \sum_k C_k z^{-k} \quad (2.6)$$

En un vector de retraso de tiempo $y(n)$, ecuación 2.7, se representa las muestras de salida del canal para determinar la clase de símbolos, donde “m” especifica el número de entradas al medio.

$$y(n) = [y(n), y(n - 1), \dots, y(n - (m - 1))] \quad (2.7)$$

La salida de este tipo de ecualizador, se procesa a través de un dispositivo de activación de umbral, el cual determina los estados de la señal original [19].

2.3.2 Ecualizadores no lineales

El ecualizador decisor *Feedback*, o no lineal simple, consta en una alimentación transversal hacia adelante y un filtro de realimentación, ver figura 2.1. Este sistema, es útil para canales con severos problemas de distorsión de amplitud; también se aplica en la cancelación de la interferencia de los símbolos detectados en la señal, a través del medio de transmisión.

El *Feedback*, a partir de un filtro transversal de entrada, combinado con un dispositivo de decisión para la realimentación, utiliza las últimas muestras corregidas de $w(n)$, con el objetivo de restar los efectos de la interferencia Intersimbólica (ISI, *Inter Symbol Interference*) en los símbolos detectados.[19].

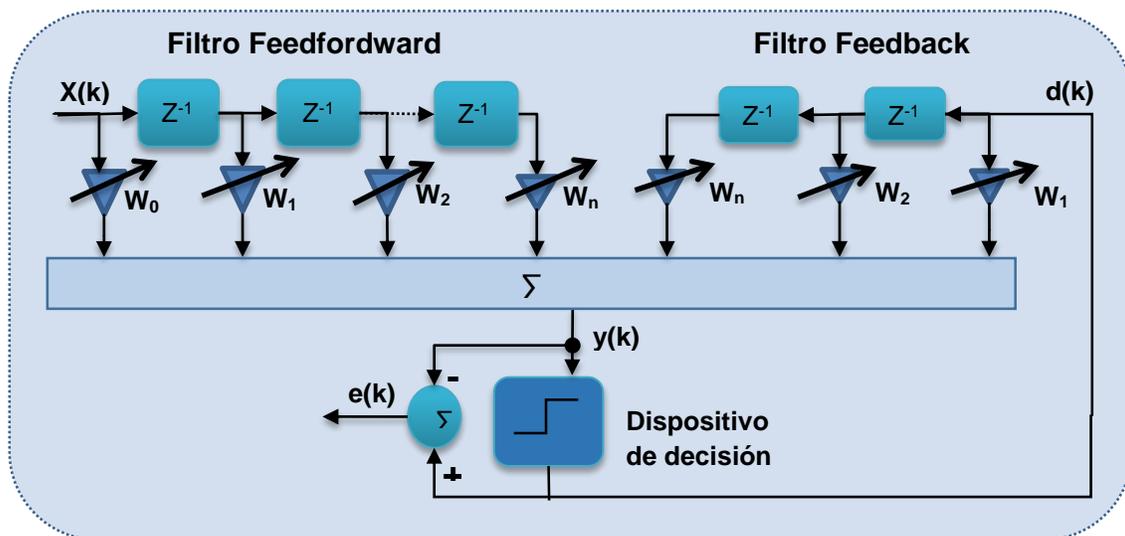


Figura 2.1. Ecualizador no lineal

2.3.3 Ecuadores adaptativos

Este tipo de ecualizadores adaptan los coeficientes del filtro, de tal forma que minimizan los efectos del ruido y de la ISI en la salida del canal. Estos filtros utilizan dos modos o etapas en la ecualización, que definen el tratamiento del sistema a la señal transmitida; los cuales son:

- *Modo de entrenamiento:* Ayuda a encontrar los factores adecuados del ecualizador adaptativo, en el instante que transmite la señal $s(k)$ a través del canal de comunicación; además, aplica una versión atrasada de $s(k)$ al adaptador, la cual se denomina $d(k)$, ver figura 2.2. El sistema constantemente se adapta para minimizar el error $e(k)$, que es la diferencia entre $d(k)$ y la salida del ecualizador $y(k)$. en el momento que, $e(k)$ converge a cero se utilizan los coeficientes del filtro para compensar la distorsión de la señal.

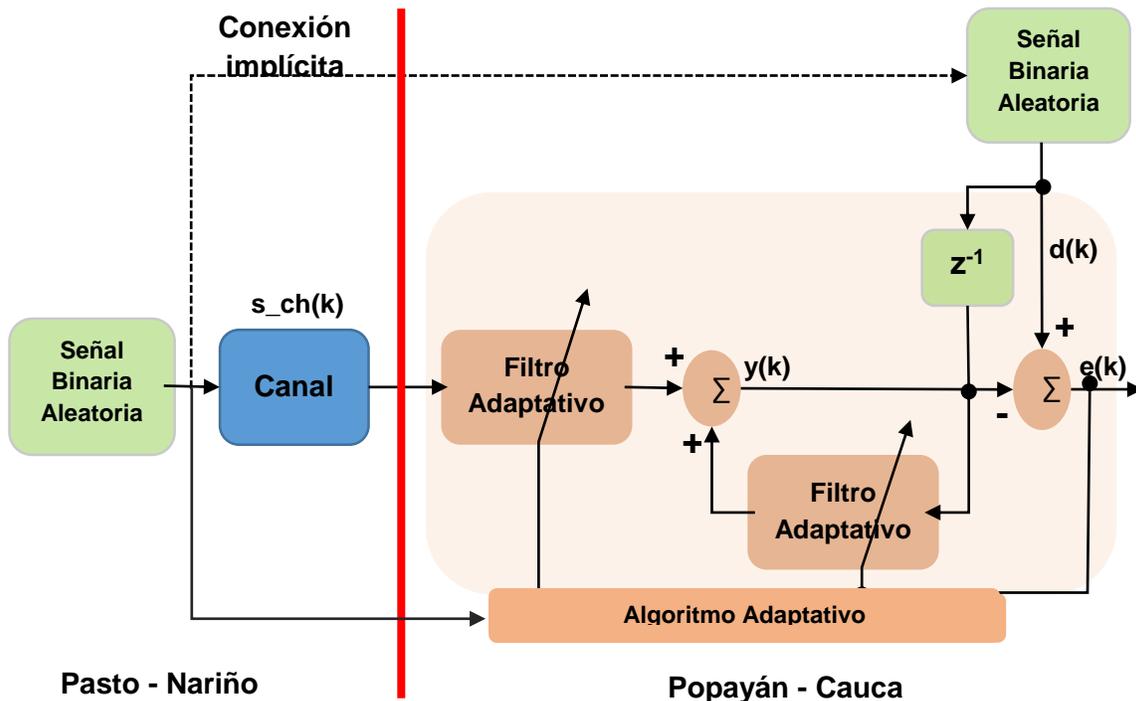


Figura 2.2. Modo entrenamiento en ecualizador adaptativo

- *Modo de decisión directa:* La ecualización adaptativa de canal, cambia a este modo después de determinar los coeficientes apropiados del filtro ver figura 2.3. En esta etapa, el sistema decodifica $y(k)$ para producir una nueva señal, la cual es una aproximación de $s(k)$, atrasada en δ unidades de tiempo [20].

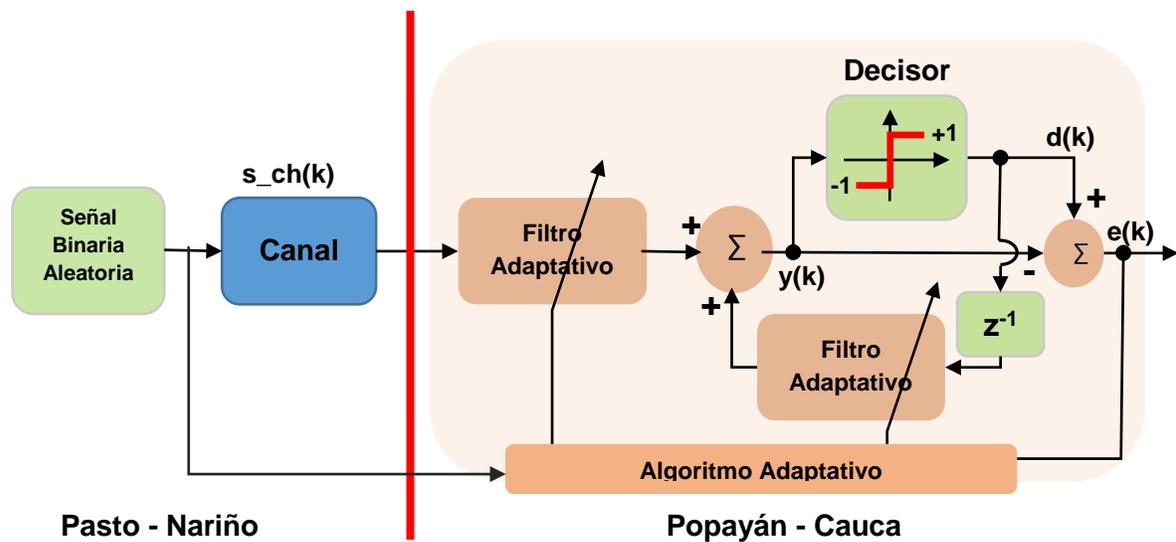


Figura 2.3. Modo decisión directa en ecualizador adaptativo

2.4 ECUALIZACIÓN DE CANAL

La ecualización de un canal es un ejemplo del filtrado adaptativo, con el que se resuelven problemas como la Interferencia Intersimbólica o el ruido aditivo propio de los medios de comunicación, los cuales limitan el aumento de las tasas de transmisión digital [20]. Su funcionamiento se basa en el uso de una señal de referencia (la secuencial de entrada atrasada un número 'delta' veces) la cual mediante la minimización del error entre la señal de salida y la secuencia de entrada, permite obtener una respuesta impulsiva inversa del canal, con la cual se solucionan diversos tipos de alteraciones en la información transmitida. Por esta razón, es necesario utilizar filtros adaptativos que proporcionen un medio de seguimiento de las características del canal, que varían frecuentemente con el tiempo.

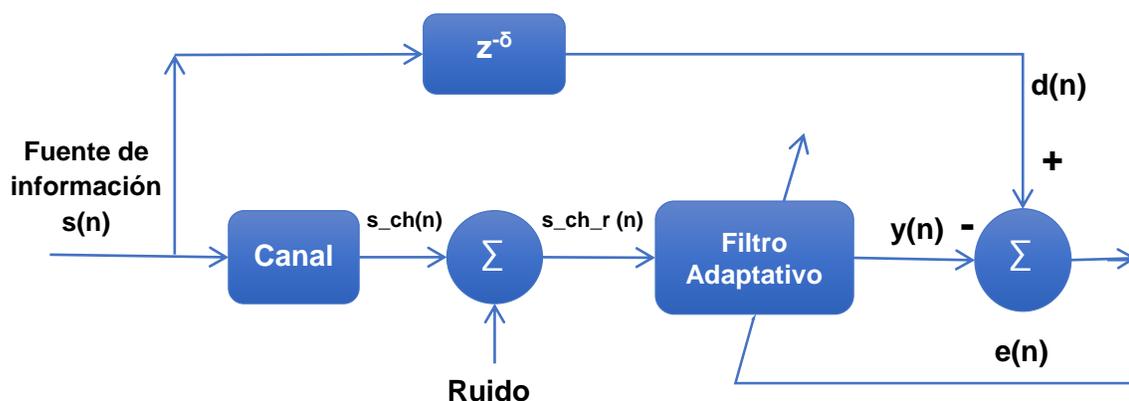


Figura 2.4. Sistema de transmisión digital utilizando un ecualizador de canal

En la anterior figura 2.4, se describe un sistema que utiliza ecualización de canal, conformada por los siguientes parámetros: Z^d generador del retraso, $d(n)$ señal retrasada, $y(n)$ salida del filtro adaptativo y $e(n)$ error aritmético formado entre $y(n)$ y $d(n)$.

En el sistema de transmisión, la fuente de información proporciona el mensaje que al codificarse y modularse se convierte en la señal de entrada $s(n)$ del canal; este último, es dispersivo y puede ser modelado por un filtro en configuración FIR o IIR, su salida se describe en la ecuación 2.8 [21]:

$$x(n) = \sum_{i=0}^N w_i \cdot s(n - i) \quad (2.8)$$

Donde N es el orden del filtro y w_i , con $0 < i < N$, son los coeficientes del filtro.

La adición de un ruido aleatorio $n(n)$ a la señal de entrada $s(n)$, altera la salida del canal $s_{ch}(n)$. Como se expresa en la ecuación 2.9.

$$s_{ch}(n) = s(n) + n(n) \quad (2.9)$$

Continuando con la descripción del sistema de transmisión digital, es importante mencionar que el último bloque pertenece al ecualizador, el cual tiene como objetivo, obtener una aproximación de los símbolos transmitidos en la señal de entrada $s(n)$, a partir de la salida del canal mezclada con ruido $s_{ch}(n)$ buscando minimizar el error. El filtro adaptativo es utilizado en la ecualización para compensar la distorsión producida en el medio de transmisión.

El diseño de un ecualizador consiste, en que a partir de la entrada del filtro $s_{ch}(n)$ se obtenga la mejor aproximación de la señal deseada $d(n)$, la cual, es el mensaje inicial atrasado δ unidades de tiempo; por tal motivo, la función de transferencia del ecualizador es inversa a la del canal, de tal forma, que la salida $y(n)$ sea lo más parecida a la secuencia original $s(n)$. [22]; lo anterior, en la señal se denota como $y(n-\delta)$ que es una aproximación de $s(n-\delta)$ y se puede ver en la figura 2.5.

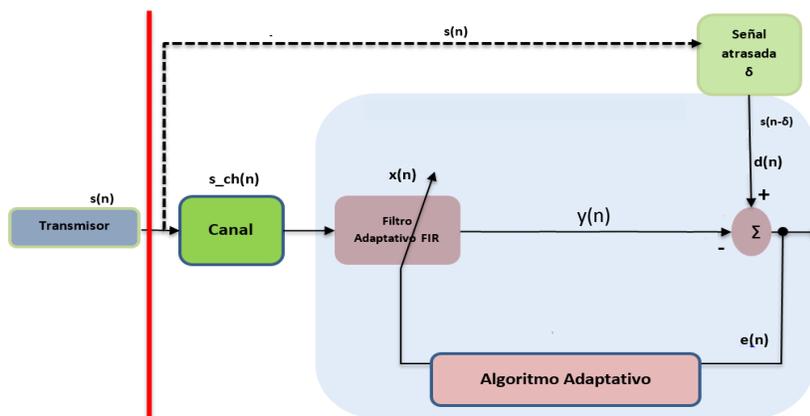


Figura 2.5. Ecualizador de canal en estructura FIR

En la última etapa de la ecualización de canal se encuentra un dispositivo de decisión, encargado de recuperar la secuencia original, mediante la selección de los símbolos de datos que más se aproximen a $y(n-d)$, definida en la ecuación 2.10, Donde w_j , $-\delta \leq j \leq \delta$; son los coeficientes del filtro

$$y(n - \delta) = \sum_{j=-\delta}^{\delta} w_j(n) \cdot s_{ch}(n - \delta - j) \quad (2.10)$$

Finalmente, el objetivo del algoritmo adaptativo, es ajustar de manera continua los coeficientes, para minimizar la diferencia entre la señal deseada y la salida del filtro, de tal manera que: $y(n-\delta) \approx s(n-\delta)$; mediante la aplicación del criterio error cuadrático medio $E[e^2(n-d)]$, [21] ecuación 2.11, donde:

$$e(n - \delta) = y(n - \delta) - s_{ref}(n - \delta). \quad (2.11)$$

Es importante mencionar que, en la aplicación de la ecualización de canal se requiere de filtros adaptativos, los cuales necesitan de una configuración (IIR o FIR) y de un algoritmo (LMS, NLMS o ARy), explicados anteriormente, para su correcto funcionamiento.

CAPITULO 3

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA ADAPTATIVO UTILIZANDO ALGORITMO ACELERADOR VERSIÓN γ

En el presente capítulo se busca mostrar el diseño e implementación de un sistema de comunicaciones, en el cual se desarrollaron una serie de experiencias para analizar los efectos en un filtro adaptivo en configuración IIR, utilizando los algoritmos NLMS y AR γ , aplicados a un identificador de sistema desconocido y a un ecualizador de canal.

Para el análisis de las diferentes experiencias se utiliza la herramienta software de Laboratorio de Matrices (MATLAB), la cual presenta características indicadas y especializadas, que permiten analizar y evidenciar el modelo del sistema de comunicación diseñado junto con su simulación.

3.1 DISEÑO DEL SISTEMA COMUNICACIONES

A partir del diagrama general de bloques, expuesto en la figura 1.1 del primer capítulo, se diseñó un sistema de comunicaciones (figura 3.1) que corresponde al escenario de trabajo, acorde a la implementación de la ecualización de canal adaptativo.

En este diseño, el transmisor y receptor están en sincronización durante la emisión de la señal. A continuación se describe cada segmento del sistema.

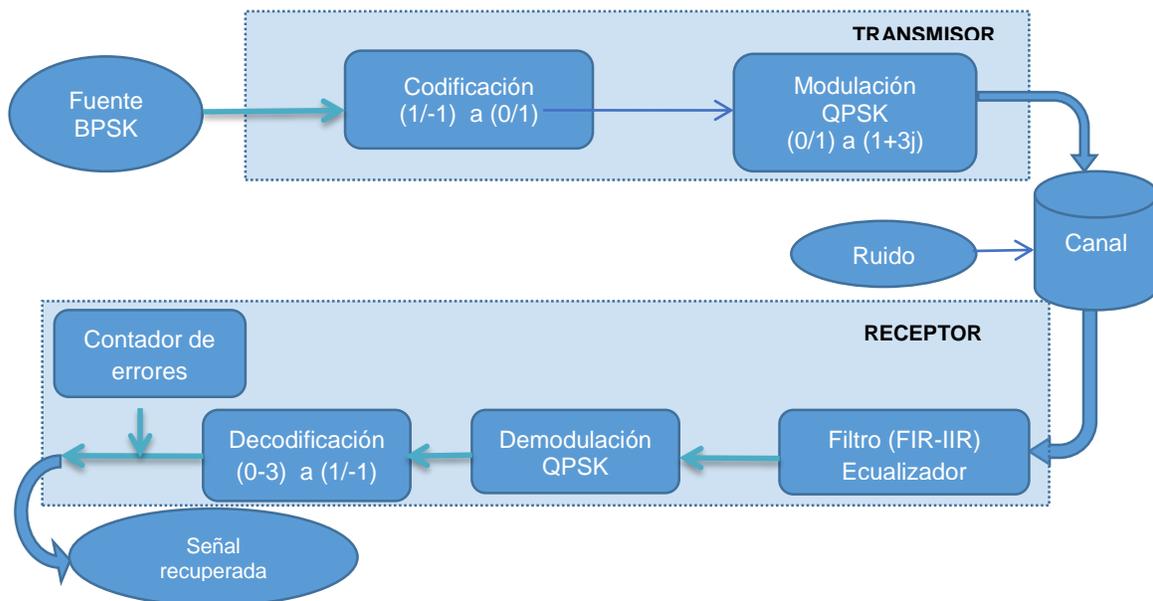


Figura 3.1. Diseño de un sistema de comunicaciones con Implementación de ecualización de canal adaptativo

3.1.1 Transmisor

La etapa de transmisión contiene una serie de bloques, que se encargan de realizar un tratamiento adecuado para transmitir la señal a través de un canal de comunicaciones. Lo anterior está conformado por: una fuente de respuesta impulsiva (-1, 1), la codificación con Retorno a Cero (RZ, *Return Zero*), una fase de conversión binaria, la cual organiza una secuencia de información en conjuntos de 2 bits, cada uno representa un símbolo de bit a la entrada del modulador. Esto se muestra en la Figura 3.3.

Además, en esta etapa de transmisión participa la Modulación por Desplazamiento de Fase en Cuadratura (QPSK, *Quadrature Phase Shift Keying*); que permite modular una señal de información en amplitud y en fase, obteniendo así, la formación de cuatro respuestas en salida, para aprovechar el ancho de banda, lo cual aumenta la eficiencia de la transmisión de datos. Esta técnica hace uso de grupos de 2 bits que pueden otorgar 4 posibles combinaciones que se denominan símbolos de bit: 00, 01, 10 y 11 (ver figura 3.2) [23].

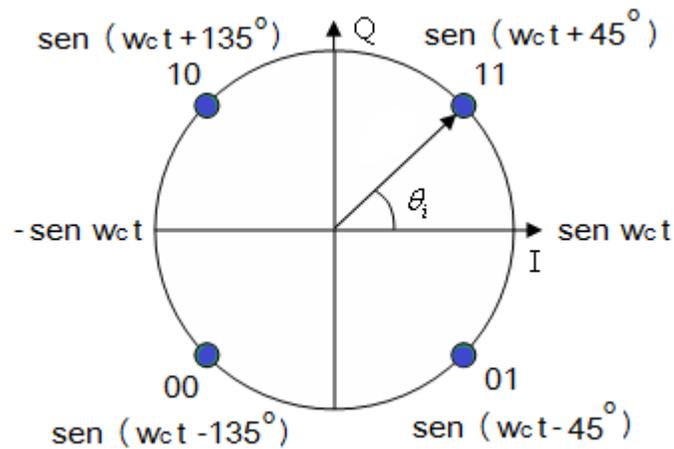


Figura 3.2. Diagrama de constelación QPSK

La modulación QPSK es utilizada en comunicaciones satelitales, televisión, radio, entre otras, debido su adecuada tasa de transferencia en un gran número de aplicaciones. Sin embargo, puede ser afectada de manera significativa por el ruido y la interferencia, puesto que la amplitud y la fase de la señal son alteradas conjuntamente; lo anterior hace de esta modulación, un elemento importante para observar el comportamiento del ecualizador de canal [23].



Figura 3.3. Diagrama de bloques del transmisor

3.1.2 Canal de Comunicaciones y alteraciones

La calidad de la información recibida en el receptor, permite evidenciar la importancia de realizar un correcto tratamiento de la señal transmitida, el cual se adecua a las condiciones y exigencias del canal de comunicación, puesto que en esta etapa hay más vulnerabilidad a alteraciones provenientes de fenómenos naturales y artificiales, dependiendo del medio de transmisión usado.

Las alteraciones más significativas se adquieren en el canal de comunicaciones, en el cual fenómeno del ruido es representado mediante la adición de una señal aleatoria AWGN; además, otro problema es la limitación de ancho de banda que se encuentra implícito en las características del medio.

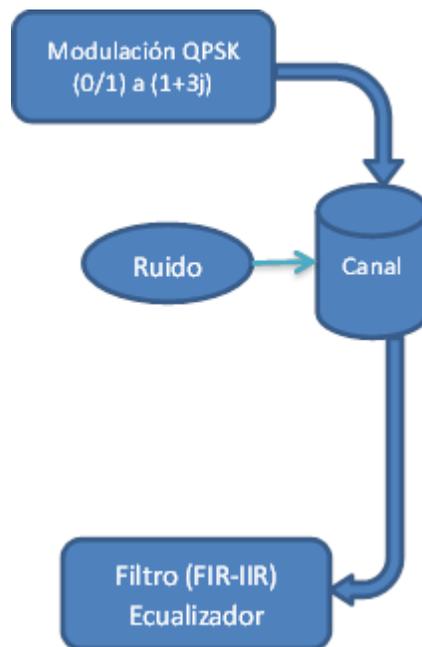


Figura 3.4. Diagrama de bloques del Canal de Comunicaciones

3.1.3 Receptor

Generalmente contiene etapas de filtrado, amplificación y demodulación, las cuales revierten el proceso realizado por el transmisor, recuperando la forma original de la secuencia transmitida. Este bloque inicia con la aplicación de un filtro ecualizador en configuración FIR o IIR, para compensar las alteraciones inducidas en el canal.

La señal recuperada en el ecualizador ingresa al demodulador QPSK, que proporciona una señal en código binario, posteriormente a través de un decodificador se obtiene una respuesta impulsiva. Lo anterior se muestra en la figura 3.5. Es importante mencionar que, para el estudio del funcionamiento del sistema se emplean cálculos de MSE y Tasa de Error de Bit (BER, *Bit Error Rate*).

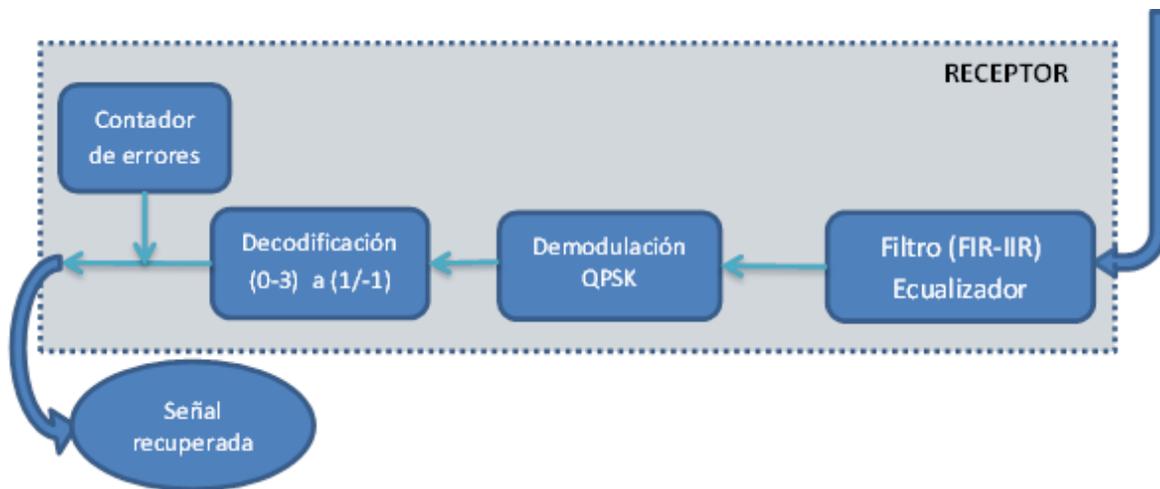


Figura 3.5. Diagrama de bloques del receptor.

3.1.4 Atrasos en el ecualizador de canal

El objetivo del ecualizador es deshacer las alteraciones de la señal inducidas por el canal y eliminar la interferencia mediante filtro ajustable, el cual ajusta sus coeficientes de forma continua, debido a que los parámetros del medio son desconocidos y se necesita un seguimiento de sus características. Lo anterior se logra cuando la señal de referencia $d(n)$ presenta un determinado atraso, el cual se compara con la secuencia recibida $y(n)$, para calcular el error $e(n)$.

Debido a la naturaleza de los sistemas de comunicación, al cubrir una distancia determinada de transmisión la información sufre atrasos en el tiempo ocasionados por los procesos de transmisión y recepción de la información enviada, así como la distancia y las características de canal de comunicación [24]. En la figura 3.6 se aprecia como al transmitir una secuencia de bits se emplea un determinado tiempo por cada elemento de la secuencia.

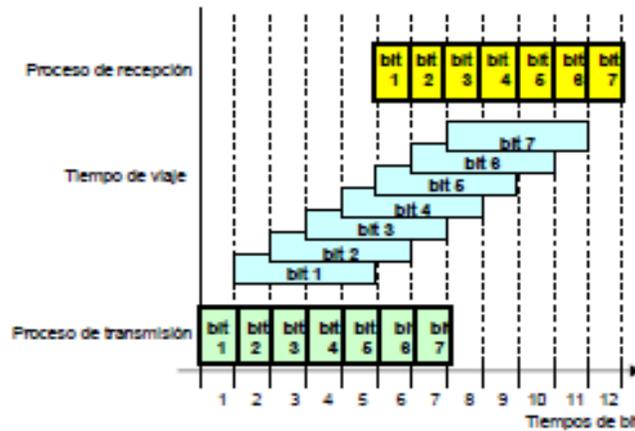


Figura 3.6. Atraso en la transmisión: Proceso de transmisión y recepción con enlace de longitud igual a 6 tiempos de bits (fuente [24])

Para las posteriores experiencias el retardo es determinado por el modelo del canal, mediante la función de transferencia expresada en la ecuación (3.1); está compuesta por un número de términos (en el caso de la ecuación 3.1 es igual a 4), cada uno de éstos representan matemáticamente una característica del canal que altera la señal y corresponden al valor del atraso utilizado por el ecualizador. Lo anterior se realiza con el fin de establecer la señal deseada o de referencia $d(n)$, la cual se obtiene a partir de la señal modulada y el valor de retraso escogido [24].

3.2 IMPLEMENTACIÓN DE ARY EN CONFIGURACIÓN IIR, EN UN IDENTIFICADOR DE SISTEMA

Con el propósito de analizar el comportamiento del algoritmo ARy y el efecto de su parámetros α , γ y M1 en la configuración IIR; se implementa un filtro adaptativo en el modelo de comunicaciones anteriormente propuesto, aplicado en un identificador de sistema, como se indica en la figura 3.7.

El sistema desconocido a identificar o la respuesta impulsiva que se desea encontrar, está definida por la siguiente función de transferencia que corresponde a un filtro con estructura IIR, el cual es un sistema que afecta moderadamente la señal de tal forma que represente las alteraciones que el propio canal añade a la señal.

$$H(z) = \frac{3 - 2z^{-1}}{1 + 0.5z^{-1} + 0.3(z^{-2})} \quad (3.1)$$

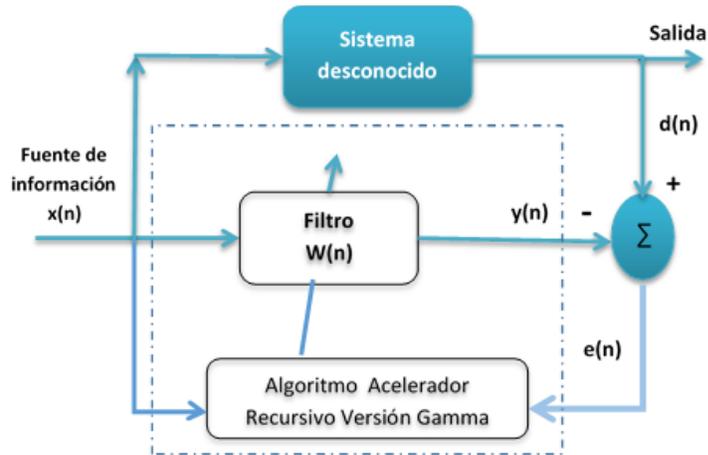


Figura 3.7. Implementación de un filtro adaptativo en un identificador de sistema

La implementación del algoritmo AR γ en IIR se hace partiendo de las ecuaciones del algoritmo acelerador en FIR (ecuaciones 2.1 a 2.5) aplicadas a una estructura IIR (sección 1.6.1.2) de la siguiente forma:

Filtro finito de AR γ en IIR:

$$\bullet \quad d(n) = x^T[n] \cdot w_0 + N_0[n]. \quad (3.2)$$

$$\bullet \quad e[n] = (y'[n] + yf[n]) - d[n]. \quad (3.3)$$

$$\bullet \quad g[n] = \frac{e[n] + \gamma \cdot x^T[n] \cdot qf[n-1]}{1 + \alpha \cdot \gamma \cdot x^T[n] \cdot M_1 x[n]}. \quad (3.4)$$

$$\bullet \quad q[n] = \frac{\gamma}{\alpha + \gamma} \cdot qf[n-1] - \alpha \cdot g[n] \cdot M_1 \cdot x[n]. \quad (3.5)$$

$$\bullet \quad w[n] = w[n-1] + \alpha \cdot qf[n]. \quad (3.6)$$

Y la realimentación de AR γ en IIR

$$\bullet \quad y^T = y'[n] + yf[n]. \quad (3.7)$$

$$\bullet \quad gr[n] = \frac{e[n] + \gamma \cdot y^T[n] \cdot qr[n-1]}{1 + \alpha \cdot \gamma \cdot y^T[n] \cdot M_1 y[n]}. \quad (3.8)$$

$$\bullet \quad qr[n] = \frac{\gamma}{\alpha + \gamma} \cdot qr[n-1] - \alpha \cdot gr[n] \cdot M_1 \cdot y[n]. \quad (3.9)$$

$$\bullet \quad w[n] = w[n-1] + \alpha \cdot qr[n]. \quad (3.10)$$

3.2.1 Comparación de Estabilidad y Convergencia entre los Algoritmos ARy y NLMS

Los algoritmos NLMS y ARy utilizan el método de minimización de la función de costo, lo que significa que pertenecen a la familia de gradiente estocástico [14]², en consecuencia, ambos pueden compararse para verificar el correcto funcionamiento de implementación de este último.

Se elige NLMS debido a que su velocidad de convergencia y estabilidad es mejor a LMS; es de resaltar que ambos algoritmos deben tener igualdad de condiciones para compararse, lo cual se logra mediante el ajuste de los parámetros α , $M1$ del algoritmo ARy y μ del NLMS, para obtener los mismos valores iniciales en cuanto a velocidad de convergencia o de MSE.

3.2.2 Efecto de los parámetros del algoritmo ARy en configuración IIR

El algoritmo ARy contiene tres parámetros de ajuste que corresponden a escalares fijos, utilizados para lograr una mayor velocidad de convergencia respecto a otros algoritmos del gradiente estocástico [14].

Para observar el efecto de los parámetros α , $M1$ y γ del algoritmo ARy en IIR, se utiliza la implementación de la sección 3.3.1; con el fin de realizar cuatro experiencias, las cuales consisten en variar la magnitud de cada uno de los parámetros mencionados, mientras los demás se conservan fijos en "1", como se muestra en la Tabla 3.1. Es importante mencionar que los valores de α , $M1$ y γ deben ser reales positivos para realizar las pruebas.

Tabla 3.1. Condiciones de pruebas con α , γ y $M1$

Parámetro	$M1$	α	γ
Variación de Alfa	1	α	1
Variación de Gamma	1	1	γ
Variación de M1	$M1$	1	1

² Apéndice A: código en Matlab del algoritmo ARy en configuración IIR aplicado a un identificador de sistema desconocido.

3.3 IMPLEMENTACIÓN DE ARY EN CONFIGURACIÓN IIR, APLICADO A LA ECUALIZACIÓN DE CANAL

El objetivo de sistema de ecualización es deshacer las alteraciones que induce canal de comunicación a la señal con la ayuda de un filtro de coeficientes ajustables, utilizado para compensar la respuesta desigual de un circuito de procesamiento de señal. De esta forma, tanto la configuración del filtro como las ecuaciones que sustentan su funcionamiento, son iguales a las utilizadas en el identificador de sistema, sección 3.2. A diferencia del identificador, el ecualizador de canal es una aplicación, que busca recuperar la señal transmitida con ayuda de un sistema inversor; de tal forma que el ecualizador de manera progresiva, elabora una función de transferencia, inversa y atrasada del modelo digital del canal de transmisión [18].

El ecualizador empleado para esta experiencia se basa en la estructura mostrada en el figura 3.8 dentro del sistema propuesto en la figura 3.1; está acondicionado con un filtro adaptativo en configuración IIR y algoritmo ARY.

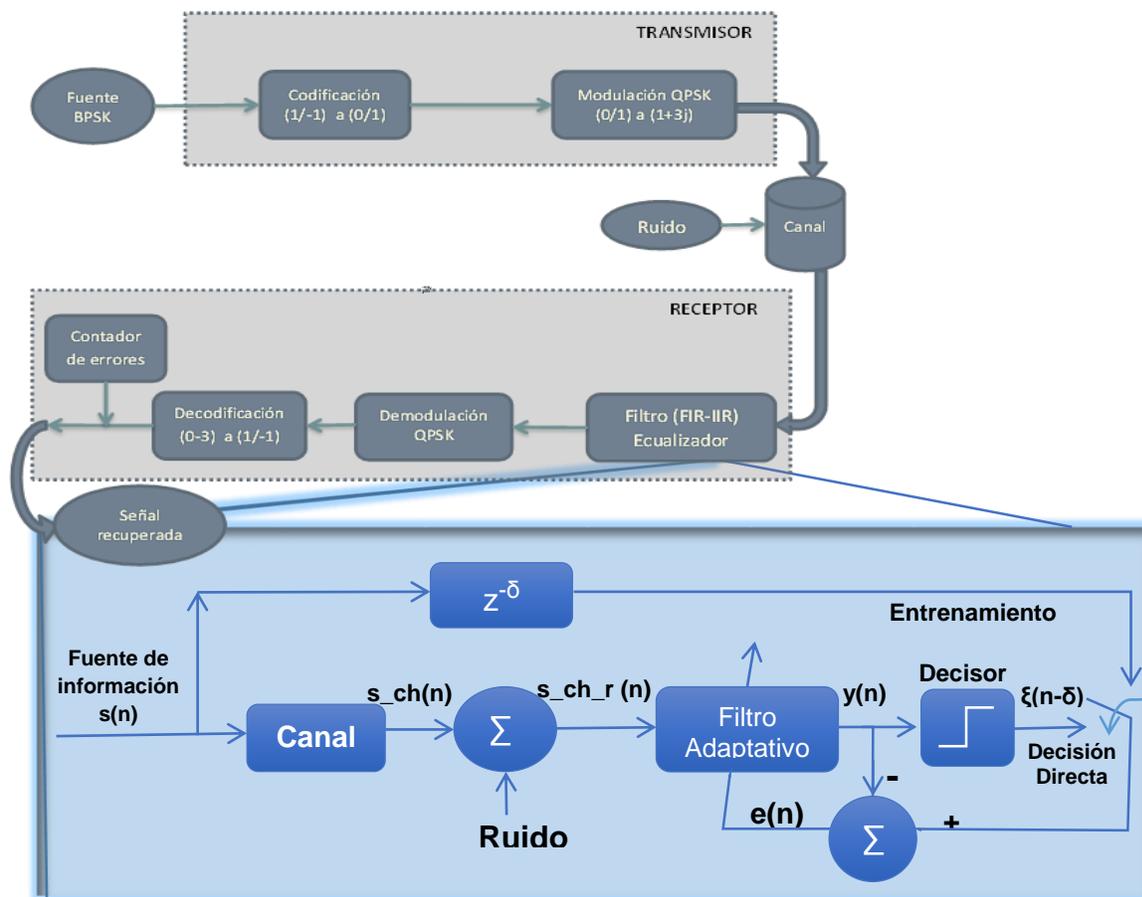


Figura 3.8. Implementación de un ecualizador de canal sobre el sistema de comunicaciones

Los parámetros del algoritmo ARy deben cumplir con las siguientes condiciones en la implementación del ecualizador:

- α , $M1$ y γ son valores positivos [17].
- α , $M1$ y $\gamma \approx H$, donde $H \approx 2$. Condición de mínimo error de medida de los coeficientes [17].

Teniendo en cuenta lo anterior, se establecen valores para α , $M1$ y γ , buscando un desajuste mínimo en la estabilidad de los algoritmos con base a la tabla 3.2 [17].

Tabla 3.2. Valores de H para diferentes condiciones de α , γ y $M1$. (Fuente [17])

$M1$	α	γ	H
1	1,0	2,04	2,040
1	1,5	1,35	2,025
3	1,0	0,68	2,040
3	1,5	0,45	2,025
11	1,0	0,18	1,980
11	1,5	0,12	1,980

La respuesta impulsiva del canal de comunicación, está definida por la siguiente función de transferencia, la cual representa un medio de transmisión similar al cable coaxial, donde cada coeficiente corresponde a una característica del mismo:

$$H(z) = \frac{0.2 - 0.3z^{-1} + 0.5z^{-2} + 0.4z^{-3}}{1 + 0.2z^{-1} - 0.4z^{-2}} \quad (3.10)$$

La señal de referencia $d(n)$ es utilizada en la etapa de entrenamiento por el sistema adaptativo para calcular los coeficientes del filtro IIR, de esta forma, progresivamente mediante la diferencia entre $y(n)$ y $d(n)$ se puede obtener una señal $y(n-d)$ (donde d , equivale al atraso), la cual contiene la información de la secuencia de entrada libre de las alteraciones inducidas por el canal. El atraso de la señal de referencia en el sistema propuesto (figura 3.1), punto a punto y sin nodos intermedios, se calcula teniendo en cuenta el retraso ocasionado por el canal.

Para corroborar la implementación del ecualizador, se calcula la BER para diferentes valores de SNR.

3.3.1 Comparación de la Respuesta del Algoritmo ARy en Configuración IIR Frente a la de FIR, Aplicado a la Ecuación de Canal

Utilizando como referencia la anterior prueba, se implementa el ecualizador de canal mediante un filtro adaptativo en configuración IIR, con el propósito de comparar su respuesta frente a la estructura FIR, utilizando el algoritmo acelerador ARy³; como se indica en la figura 3.8, en el sistema de comunicaciones propuesto en la sección 3.1. Para realizarlo, se debe tener igualdad de condiciones en ambas implementaciones, conservando la misma fuente aleatoria, coeficientes del canal, variaciones de la magnitud de ruido AWGN y valores de parámetros alfa, gamma y M1.

Para tener una igualdad en las condiciones iniciales, se ajustan los valores de los coeficientes de IIR y FIR en sus mínimas condiciones de funcionamiento, para solucionar las alteraciones provenientes de un canal, con respuesta igual a la ecuación 3.10. Posteriormente se realiza una prueba de BER con el objetivo de observar en comparativa, el comportamiento de las estructuras IIR y FIR para las variaciones de SNR, con distintos valores de coeficientes en los filtros IIR y FIR.

³ Apéndice B: código del algoritmo ARy en configuración IIR y FIR en un ecualizador de canal.

CAPITULO 4

SISTEMA ADAPTATIVO UTILIZANDO EL ALGORITMO ACELERADOR VERSIÓN GAMMA

4.1 ALGORITMO ACELERADOR EN CONFIGURACIÓN IIR, APLICADO A UN IDENTIFICADOR DE SISTEMA

La estructura del filtro adaptativo se caracteriza por su respuesta al impulso, la cual puede ser finita FIR o infinita IIR, definidas por las ecuaciones expuestas en la sección 1.6.1.2 del capítulo 1 e implementadas al igual que el algoritmo ARy y NLMS en configuración IIR para un identificador de sistema, en el software MATLAB⁴.

Para lograr lo anterior se tuvo en cuenta la estructura de la figura 3.7; que está constituida principalmente por un filtro IIR de respuesta impulsiva h , una señal aleatoria $s(n)$ y ruido blanco gaussiano.

Como primera medida, siguiendo las recomendaciones en la sección 3.2, se ajustan ambos algoritmos con base al valor de sus parámetros para obtener los mismos puntos de comparación en cuanto a velocidad de convergencia, luego las condiciones generales de la implementación del sistema fueron:

- s(n): Señal de entrada aleatoria.
- h: Sistema a identificar, $h_A = [3 \ -2]$ (Lazo de alimentación) y $h_R = [0.3 \ 0.5]$ (lazo de realimentación).
- f: Número de muestras de la señal aleatoria. $f = 10000$.
- M: Número de Coeficientes del algoritmo en el lazo de alimentación. $M = 2$.
- N: Número de Coeficientes del algoritmo en el lazo de realimentación. $N = 2$.
- Tipo de canal: AWGN.

Parámetros de ajuste del Algoritmo ARy

$$\alpha = 2$$

$$M = 3$$

$$\gamma = 0.2.$$

Parámetro de ajuste del Algoritmo NLMS

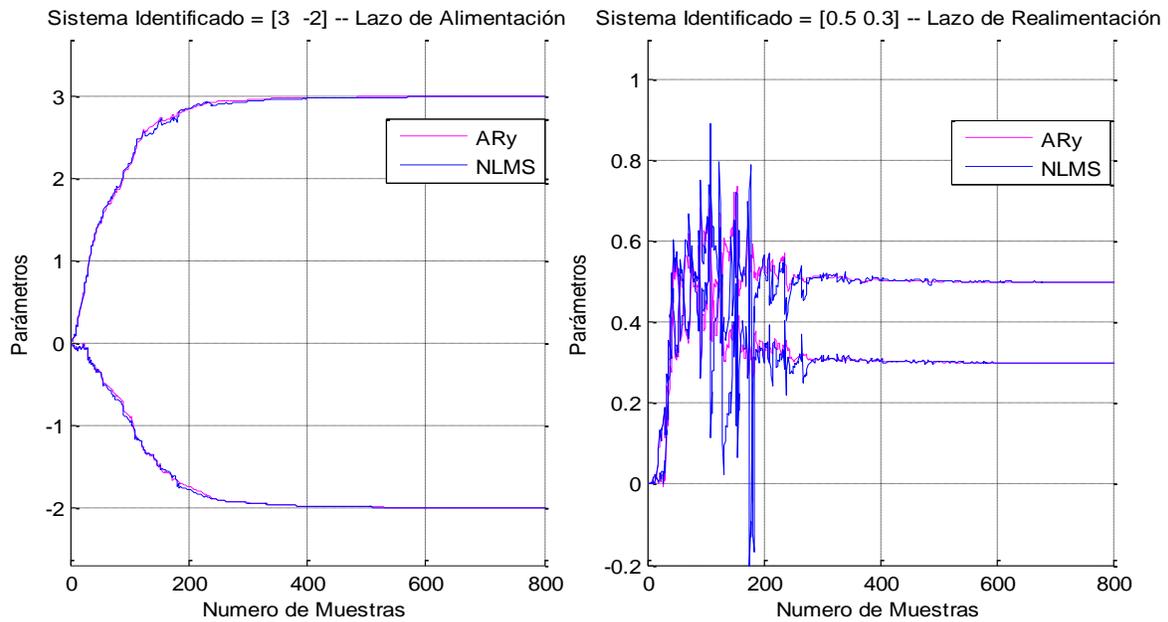
$$\hat{u} = 0.190$$

Luego

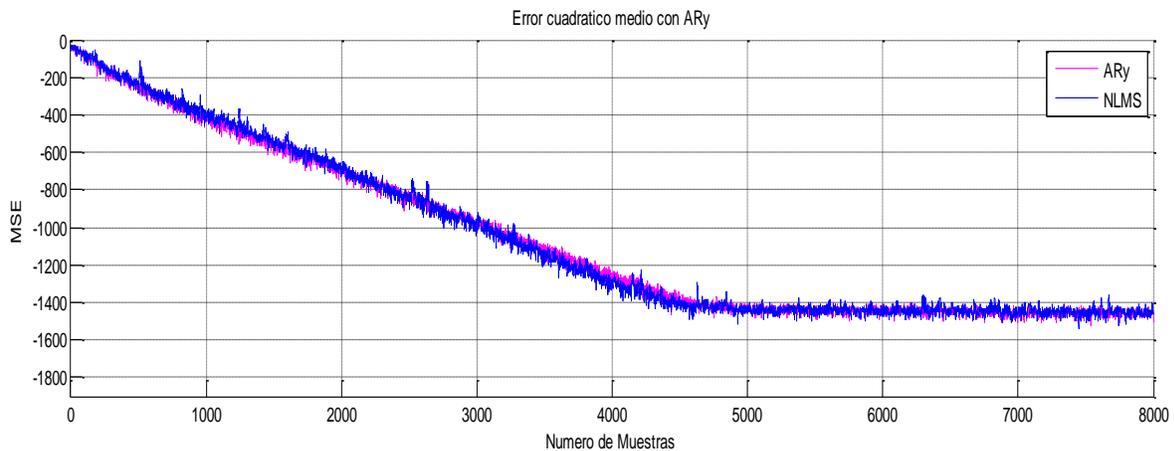
⁴ Ver Apéndice A

$$\mu = \frac{0.190}{0.13 + ||x||^2}, \text{ donde } x \text{ depende de la señal de entrada.}$$

Con lo anterior, se obtuvieron resultados gráficos presentados en la figura 4.1, en las que se comparan los algoritmos ARy y NLMS en igualdad de condiciones, teniendo en cuenta las características en desajuste y velocidad de convergencia.



a)



b)

Figura 4.1. Algoritmos ARy y NLMS, en configuración IIR, comparados con respecto a la velocidad de convergencia. a) Coeficientes del sistema identificado. b) MSE del algoritmo ARy y NLMS

En la figura 4.1.a, se muestran los algoritmos ARy y NLMS comparados en igualdad de condiciones respecto a su velocidad de convergencia. En esta se evidencia que ambos cumplen la función de identificar la respuesta impulsiva h en aproximadamente 350 muestras, en el lazo de alimentación y 600 para el de realimentación. Así mismo, se observa que en la gráfica del MSE figura 4.1.b, los algoritmos presentan ligeras diferencias en el valor del error; aunque ambos se estabilizan aproximadamente a partir de las 4600 muestras y permanecen así, el promedio del mínimo error para NLMS es mayor con 2.0470×10^{-32} , que el de ARy con 1.0488×10^{-32} .

Por consiguiente, se puede afirmar que el algoritmo ARy en las mismas condiciones de velocidad de convergencia con NLMS, presenta una mejor respuesta en sus valores medidos en el MSE, al obtener un menor desajuste y alcanzar su estabilidad en un número de muestras similar respecto a NLMS. En la siguiente experiencia, se igualan los valores de MSE de los algoritmos ARy y NLMS, con el propósito de comparar su funcionamiento respecto al error cuadrático medio.

Los Parámetros de ajuste para el Algoritmo ARy son:

$$\alpha = 3.0$$

$$M = 2.0$$

$$\gamma = 0.2$$

El parámetro de ajuste del Algoritmo NLMS es:

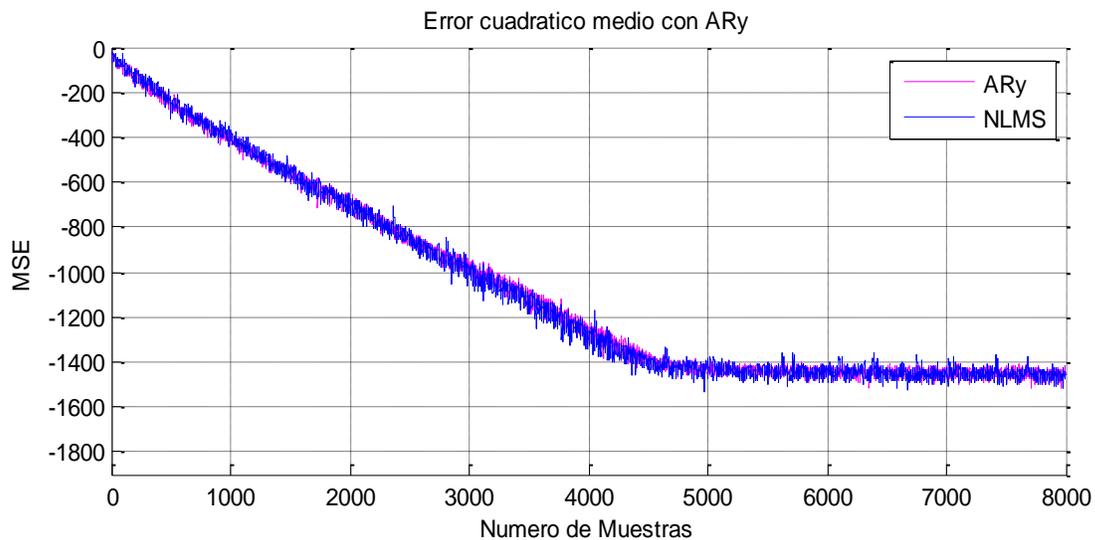
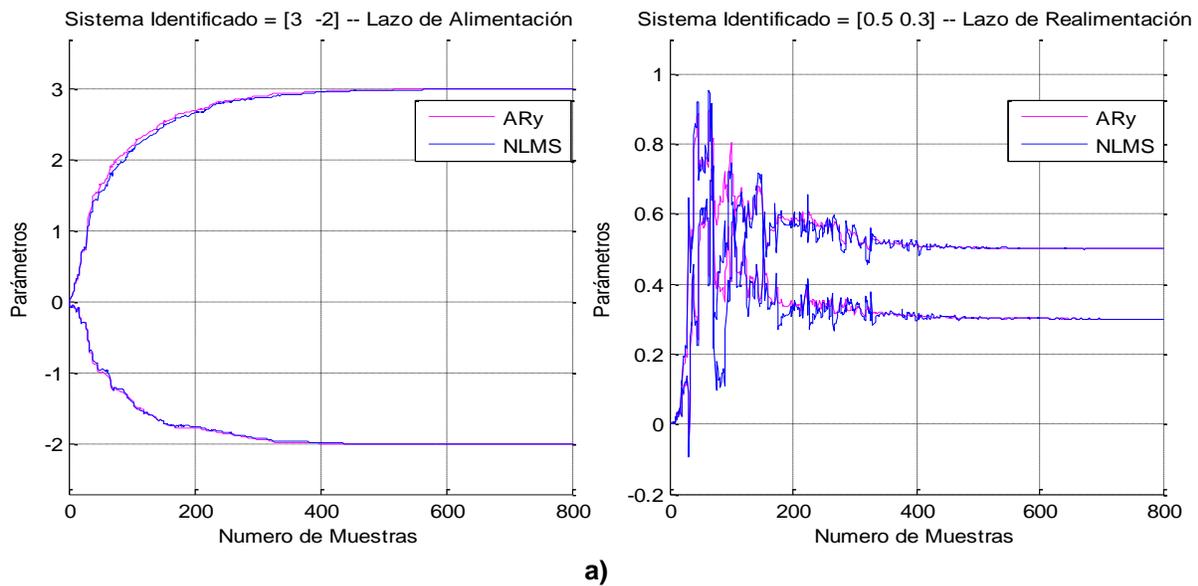
$$\hat{\mu} = 0.190$$

Luego

$$\mu = \frac{\hat{\mu}}{0.139 + |x|^2} = \frac{0.190}{0.139 + |x|^2}$$

En la figura 4.2.b, los algoritmos poseen igualdad de condiciones en cuanto al valor del MSE, se estabilizan para ambos casos en un mínimo valor de aproximadamente -1450 dB en 4700 muestras y un promedio de error similar 1.2722×10^{-32} para ARy y 1.4162×10^{-32} en NLMS. En contraste, en la figura 4.2.a, se observa que NLMS tiene una velocidad de convergencia en los coeficientes ligeramente menor que ARy, sin embargo ambos empiezan a estabilizarse en aproximadamente 450 muestras en el lazo de alimentación de IIR.

En cuanto al lazo de realimentación figura 4.2.a, los algoritmos se comportan de manera similar, sin embargo ARy posee una mayor velocidad para identificar la respuesta impulsiva h , no obstante entre las 0 y 200 muestras NLMS presenta cambios bruscos en el seguimiento del sistema, lo que se podría considerar como inestable comparado con el algoritmo ARy; este último no presenta amplias transiciones de aprendizaje, ni dramáticos cambios antes de converger.



(b)

Figura 4.2. Algoritmos ARy y NLMS, en configuración IIR, comparados con respecto al MSE. a) Coeficientes del sistema identificado. b) MSE del algoritmo ARy y NLMS

La anterior experiencia, permite corroborar el funcionamiento de la implementación del algoritmo ARy en un sistema identificador utilizando un filtro en configuración IIR. Eventualmente, bajo las mismas condiciones, ARy al igual que NLMS, identifica los coeficientes del sistema desconocido, sin embargo este último posee un MSE con un mayor promedio de error y problemas de estabilidad. Al respecto conviene decir que fue ARy el que redujo sus características para compararse con NLMS.

De acuerdo con [13], el algoritmo AR γ tiene un mejor desempeño respecto a NLMS (familia del gradiente estocástico), en cuanto a velocidad de convergencia, estabilidad y apreciación de la diferencia entre señal deseada y la salida del filtro; debido a su ajuste de la segunda derivada del error con respecto a sus coeficientes, mientras que NLMS lo hace en relación a la primera derivada o gradiente del error.

4.2 EFECTO DE LOS PARÁMETROS ALFA, GAMMA Y M1 EN CONFIGURACIÓN IIR

El algoritmo AR γ se implementa en un identificador de sistema, los parámetros de este mismo son estudiados siguiendo las especificaciones dadas en la tabla 3.1, en una estructura IIR.

Las condiciones generales de implementación este sistema son:

- s(n): Señal de entrada aleatoria.
- h: Respuesta impulsiva, $h_A = [3 \ -2]$ (Lazo de alimentación) y $h_R = [0.5 \ 0.3]$ (lazo de realimentación).
- f: Longitud de señal de entrada aleatoria. $f= 9000$.
- m: Número de Coeficientes del algoritmo en el lazo de alimentación. $m= 2$
- n: Número de Coeficientes del algoritmo en el lazo de realimentación. $n= 2$.

a. α varía mientras γ y M1 permanecen fijos

- α_0 : Valores del parámetro de ajuste α de AR γ , $\alpha_0 = 1, 10, 18$ y 25
- γ : Valor fijo del parámetro de ajuste de AR γ , $\gamma = 1$.
- M1: Valor fijo del parámetro de ajuste de AR γ , $M1 = 1$.

En la Figura 4.3.a, el parámetro Alfa del algoritmo AR γ presenta cambios favorables a medida que este obtiene valores entre 1 hasta 25, las cifras por fuera de este rango hacen que AR γ pierda estabilidad.

En esta figura, se observa que la velocidad de convergencia aumenta hasta estabilizarse aproximadamente en 45 muestras en el lazo de alimentación y 100 en el de realimentación para $\alpha=18$. Sin embargo, en valores inferiores a 9, Alfa converge con menor velocidad y a la vez realiza una curva menos precisa en comparación con cifras altas, las cuales presentan trazos mejor definidos cuando se estabilizan con mayor velocidad, este fenómeno se evidencia con más detalle en los coeficientes del lazo de realimentación, en el cual la curva de $\alpha=1$ tiene problemas de estabilidad y velocidad para encontrar la respuesta impulsiva.

Por otra parte, la figura 4.3.b, describe el comportamiento del MSE en distintos valores de α . Cuando esta tiene un valor bajo, la curva se estabiliza lentamente en su mínimo error de -1400 dBs hacia las 5600 muestras, por el contrario en las cifras altas de Alfa, AR γ aumenta su velocidad para converger desde aproximadamente 700 muestras en un error de -1450 dBs.

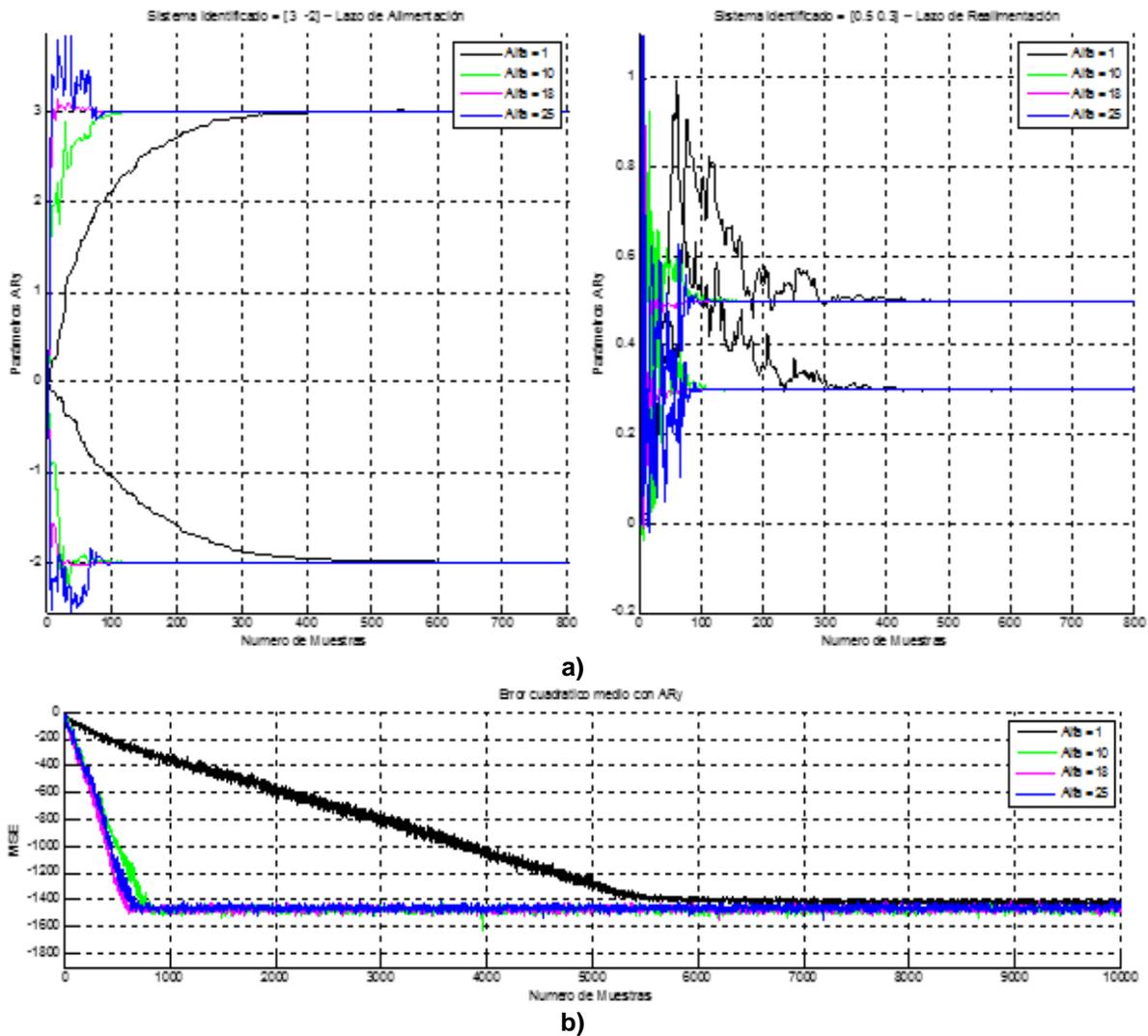


Figura 4.3. Respuesta del identificador de sistema respecto a la variación de Alfa. a) Curvas de coeficientes del sistema identificado. b) MSE del algoritmo ARy

Según la figura 4.3.b, $\alpha=18$ es un valor con el que se obtienen buenos resultados en cuanto a la velocidad de convergencia y estabilidad; valores superiores de este parámetro la velocidad disminuye por lo que requiere de más tiempo para converger y estabilizarse.

Para determinar el comportamiento del algoritmo ARy ante la variación del parámetro α ; se calculó el promedio del MSE ($E_{p\alpha}$) para el rango de 6000 a 9000 muestras, en la region de convergencia, donde se observa que los coeficientes del sistema se estabilizan, esta relación se indica en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1. Valor del Promedio del MSE para el Algoritmo AR γ cuando Gamma=1, M1=1 y Alfa=1, 10, 18 y 25; en la zona de estabilidad

Valores del Parámetro " α "	Intervalo de Muestras [6000 - 10000]
	Valor promedio del MSE
$E_{p\alpha=1}$	2.4812×10^{-31}
$E_{p\alpha=10}$	1.1954×10^{-32}
$E_{p\alpha=18}$	1.8869×10^{-32}
$E_{p\alpha=25}$	2.7749×10^{-32}

En la tabla 4.1, los valores del promedio de MSE cuando Alfa es 1 y 25 son mayores a los de Alfa 10 y 18 en etapa de estabilidad, lo que permite deducir que el desajuste de los coeficientes es menor en valores próximos a 18. Es importante mencionar que los valores de alfa entre 10 y 18 no generan grandes variaciones en la respuesta del algoritmo; sin embargo existen cambios favorables en su velocidad de convergencia y desajuste, en α igual a 18.

b. γ varía mientras α y M1 permanecen fijos

- γ_0 : Valores del parámetro de ajuste γ de AR γ , $\gamma_0 = 1, 5, 9$ y 20 .
- α : Valor fijo del parámetro de ajuste de AR γ , $\alpha = 1$.
- M1: Valor fijo del parámetro de ajuste de AR γ , M1 = 1.

En la figura 4.4.a, se observa principalmente que el sistema adaptativo en comparación con la prueba de alfa es más estable, al describir curvas muy definidas en el momento de encontrar los coeficientes. Para $\gamma = 9$ el sistema obtiene la respuesta en cuanto a velocidad y estabilidad al converger en las 110 muestras para el lazo de alimentación y 130 para el de realimentación.

Gamma, igual que el parámetro Alfa, presenta una particularidad en su funcionamiento, debido a que las curvas para valores mayores a 9 son similares en velocidad y estabilidad, con la diferencia que el valor 9 necesita menor número de muestras para converger tanto en el lazo de alimentación como el de realimentación.

De igual forma, en la figura 4.4.b las curvas MSE tienen el mismo comportamiento que la de los coeficientes; para Gama= 9 el sistema se estabiliza en un mínimo error de -1450 dB en 1300 muestras y disminuye la velocidad para valores alrededor de $\gamma = 9$

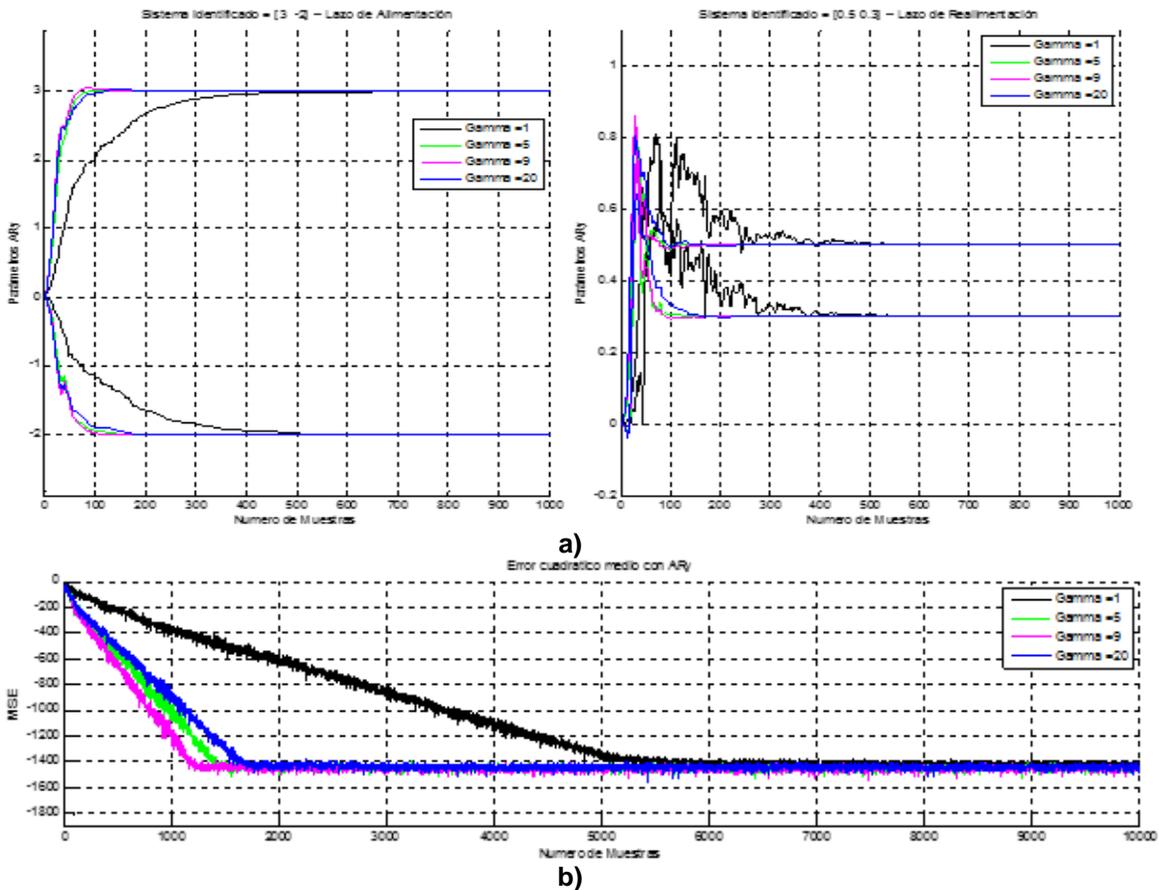


Figura 4.4. Respuesta del identificador de sistema respecto a la variación de Gamma. a) Curvas de coeficientes del sistema identificado. b) MSE del algoritmo ARy

Tabla 4.2. Valor del Promedio del MSE para el Algoritmo ARy cuando Alfa=1, M1=1 y Gamma= 1, 5, 9 y 20; en la zona de estabilidad

Valores del Parámetro " γ "	Intervalo de Muestras [6000 - 10000]
	Valor promedio del MSE
$E_{p\gamma=1}$	2.3619×10^{-31}
$E_{p\gamma=5}$	3.8107×10^{-32}
$E_{p\gamma=9}$	4.0003×10^{-32}
$E_{p\gamma=20}$	7.9927×10^{-32}

Como se muestra en la figura 4.4, $\gamma = 1$ tiene una velocidad de convergencia lenta que requiere de 5500 muestras, sin embargo su valor promedio de MSE es muy cercano al de todos los demás valores utilizados para Gamma.

De acuerdo con las figuras 4.4 y tabla 4.2, se puede observar que $\gamma=5$ tiene una velocidad de convergencia ligeramente menor que la de los valores más altos de Gamma (figura 4.4.b), pero su MSE es el más bajo de todos con una cifra de 3.8107×10^{-32} , por lo tanto se escoge como el valor más equilibrado del conjunto propuesto.

c. M1 varía mientras α y γ permanecen fijos

M1₀: Valores del parámetro de ajuste M1 de AR γ , M1₀ = 1, 10, 18 y 25.

α : Valor fijo del parámetro de ajuste de AR γ , $\alpha = 1$.

γ : Valor fijo del parámetro de ajuste de AR γ , $\gamma = 1$.

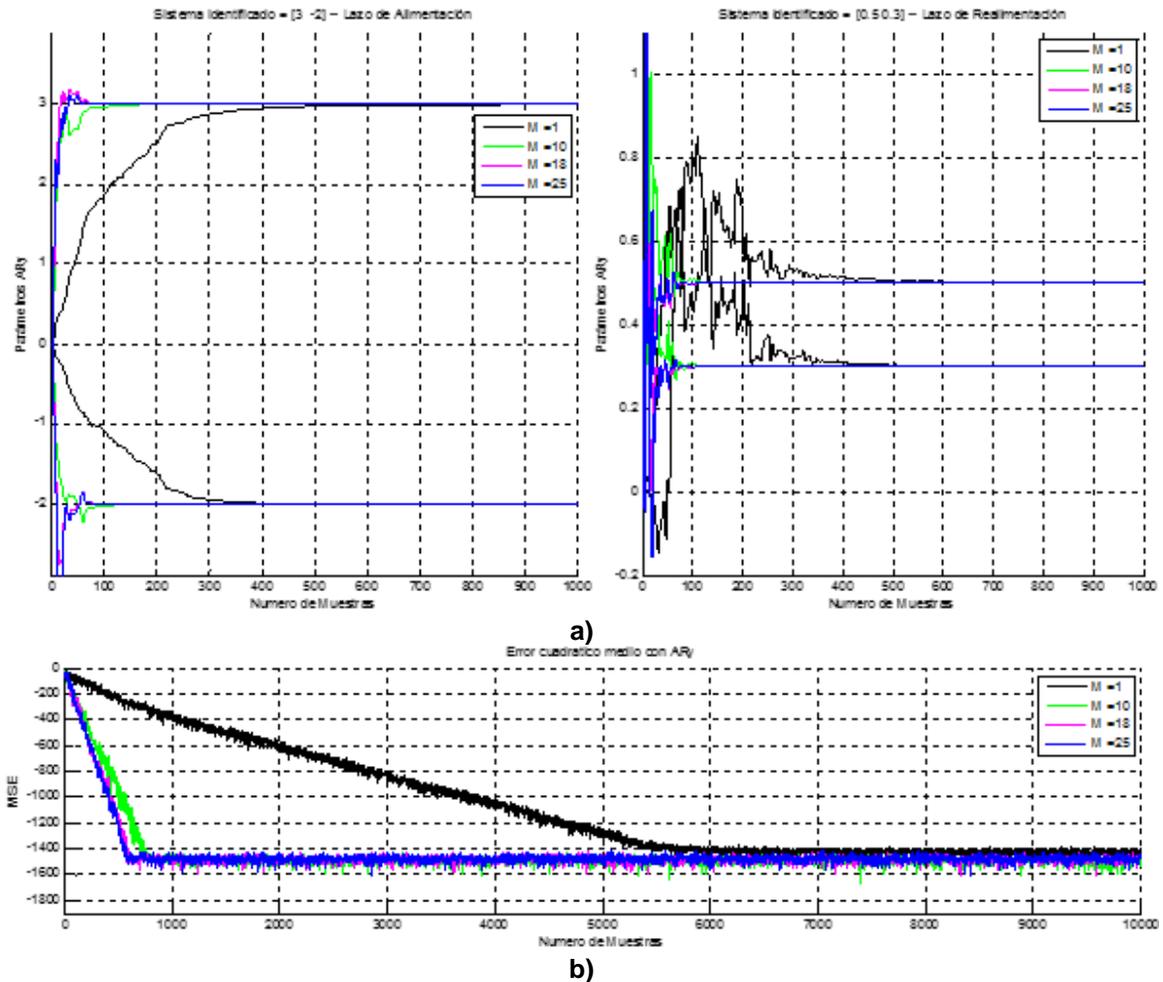


Figura 4.5. Respuesta del identificador de sistema respecto a la variación de M1. a) Curvas de coeficientes del sistema identificado. b) MSE del algoritmo AR γ

En la figura 4.5.a, el parámetro $M1$ del algoritmo ARy presenta cambios favorables en su velocidad de convergencia a medida que $M1$ cambia desde un valor mínimo de 1 hasta un máximo de 25. La curva de los coeficientes del lazo de alimentación se estabiliza en aproximadamente en 50 muestras y 80 para el lazo de realimentación en los dos valores más altos del parámetro $M1$. Si $M1$ está por debajo de 18 es estable y converge con una velocidad ligeramente mayor con algunas fluctuaciones antes de empezar a estabilizarse en 105 muestras en el lazo de alimentación. Por otra parte en valores de $M1$ por debajo de 10, la velocidad de convergencia disminuye significativamente sin perder su estabilidad.

En la figura 4.5.b, existe una particularidad en las curvas del MSE para valores 18 y 25 del parámetro $M1$, en la cual el error mínimo empieza a estabilizarse aproximadamente en 620 muestras con -1480 dB; para cifras inferiores a 14 y superiores a 9, la velocidad disminuye y converge aproximadamente en 850 muestras; sin embargo, a pesar de las diferencias en la velocidad para un valor $M1$ igual a 10, MSE tiende aproximadamente a -1560 dB, disminuyendo el error a cambio de una leve disminución en la velocidad.

Tabla 4.3. Valor del Promedio del MSE para el Algoritmo ARy cuando Alfa=1, Gamma=1, y M1=1, 10, 18 y 25; en la zona de estabilidad

Valores del Parámetro " $M1$ "	Intervalo de Muestras [6000 - 10000]
	Valor promedio del MSE
$E_{pM1=1}$	2.1836×10^{-31}
$E_{pM1=10}$	8.5825×10^{-33}
$E_{pM1=18}$	1.1786×10^{-32}
$E_{pM1=25}$	1.6016×10^{-32}

En la tabla 4.3, se muestra que $M1=1$ hace lenta la identificación del sistema y su desajuste es mayor que el de las otras experiencias, por tal razón se descarta como valor óptimo. Los valores altos como 10, 18 y 25 se obtiene el menor desajuste de la zona de estabilidad y la velocidad de convergencia es similar entre ellas, aunque las ligeras diferencias en el valor de sus respectivos MSE.

Finalmente para el valor 10 de $M1$, se obtiene una buena velocidad de convergencia con un valor de desajuste considerable y cercano al de $M1=18$, Lo que permite concluir que un valor óptimo para $M1$ en combinación con los demás parámetros del algoritmo ARy se encontraría en el rango entre 10 y 18.

4.2.1 Combinación de los Valores de los Parámetros del Algoritmo AR γ con sus Mejores Comportamientos

En experiencias a), b) y c) de la sección 4.2, se observaron los efectos que presentan los parámetros α , γ y $M1$ de AR γ en configuración IIR al identificar un sistema desconocido. Teniendo en cuenta lo anterior se pretende determinar la combinación correcta de estos, para obtener una alta velocidad de convergencia y un mínimo error de desajuste.

Según las experiencias realizadas en la sección 4.2, la variación de uno de los parámetros trae como consecuencia diversos efectos sobre el sistema adaptativo. Alfa (α), controla la velocidad de convergencia, su valor es alto cuando Alfa es grande. El parámetro $M1$, controla el *tracking*, el cual mejora los procesos de adaptación en los coeficientes del filtro utilizado. Por último, Gamma (γ), está relacionado con la estabilidad del sistema, evitando que los coeficientes se desborden cuando $M1$ toma valores grandes; también, compensa al sistema adaptativo para que el parámetro α pueda alcanzar cifras que beneficien a una alta velocidad de convergencia.

Después de identificar los efectos de cada parámetro, se puede predecir el comportamiento del algoritmo ante las variaciones de cada uno de estos, al establecer rangos de valores en α , γ y $M1$ respectivamente, en los cuales el algoritmo funciona de forma efectiva; finalmente se obtienen los valores propuestos para un adecuado funcionamiento del algoritmo y del filtro adaptativo utilizados en el identificador de sistema.

En la tabla 4.4, se describen las diferentes combinaciones de α , γ y $M1$; en la cual la segunda corresponde a los parámetros que siguen la condición del mínimo error según la tabla 3.2 [17]; la primera y cuarta combinación, están dispuestos los valores encontrados en las experiencias anteriores, en los cuales se tomaron las mejores combinaciones de las pruebas individuales de α , γ y $M1$ para una mejor velocidad y error de desajuste en la identificación del sistema. Finalmente la tercera combinación corresponde a una propuesta que cumple con $H \approx 2$ que disminuye levemente el MSE con respecto a la segunda combinación.

Tabla 4.4. Valores de H para diferentes condiciones de α , γ y $M1$.

Condiciones de los Parámetros	$M1$	α	γ	H
Valores propuestos en la sección 4.2	6	2	5	60
Criterio de mínimo error $H \approx 2$, Según la tabla 3.2	1	1.5	1.35	2.03
Criterio de mínimo error $H \approx 2$ (propuesto)	6	2	0.17	2.04
Valores propuestos según las experiencias de la sección 4.2 (Valores bajos)	1	1.5	5	7.5

En la figura 4.6 se muestran gráficamente las combinaciones de parámetros para el algoritmo ARy expuestos en la tabla anterior, siguiendo las mismas condiciones del sistema identificador expuesto en el inicio de este capítulo.

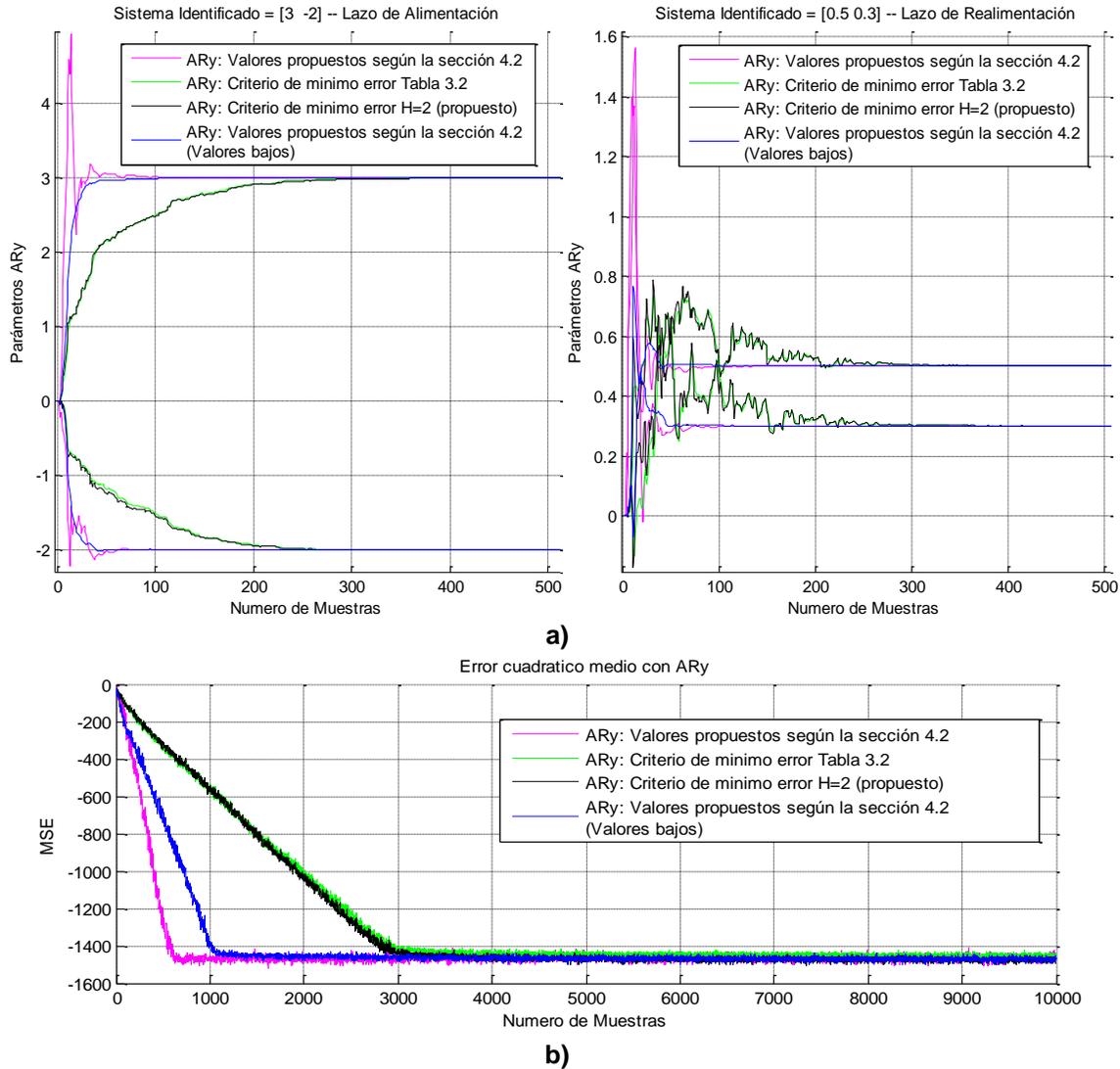


Figura 4.6. Respuesta del sistema para distintos criterios de mínimo error de los parámetros del algoritmo. a) Curvas de coeficientes. b) MSE de ARy.

En las figuras 4.6, se evidencia la ventaja que tiene el algoritmo cuando sus parámetros son $\alpha = 2$, $\gamma = 5$ y $M1 = 6$, los cuales son valores encontrados a partir de las anteriores pruebas, estos parámetros permiten desarrollar una alta velocidad, tal como lo muestra la figura 4.6.b teniendo un valor de MSE equivalente a 1.6340×10^{-32} dB hacia las 650 muestras; sin embargo en la figura 4.6.a, se observa que antes de converger la respuesta del sistema presenta picos en el momento de estabilizarse.

Por otra parte, según la tabla 4.5, se puede apreciar que la combinación propuesta a partir de los valores bajos de la experiencia realizada en la sección 4.2, tiene el más bajo promedio MSE sin comprometer la velocidad de convergencia y estabilidad, como se puede apreciar en las figuras 4.6. $\alpha = 1.5$, $\gamma = 5$ y $M1 = 1$, describen una curva estable, con una velocidad intermedia y un bajo MSE con respecto a las otras combinaciones propuestas.

Tabla 4.5. Valor del Promedio del MSE para el Algoritmo AR γ para distintos criterios de mínimo error de los parámetros del algoritmo; en la zona de estabilidad

Algoritmo ARγ	Intervalo de Muestras [6000 - 10000]
	Valor promedio del MSE
Valores propuestos según las experiencias de la sección 4.2	1.6340×10^{-32}
Criterio de mínimo error $H \approx 2$ Según la tabla 3.2	3.2617×10^{-32}
Criterio de mínimo error $H \approx 2$ (propuesto)	9.4945×10^{-33}
Valores propuestos según las experiencias de la sección 4.2 (Valores bajos)	1.3014×10^{-32}

Las combinaciones que cumplen con el criterio de mínimo error ($H \approx 2$), poseen una menor velocidad de convergencia en la respuesta impulsiva desconocida, lo que ocasiona que las curvas del lazo de alimentación y realimentación se estabilicen aproximadamente después de las 230 muestras; en cuanto a sus valores de MSE, son los más bajos con respecto a las otras combinaciones.

Teniendo en cuenta lo anterior, se puede afirmar que los parámetros del algoritmo AR γ cuando $H > 2$ en un filtro con una estructura IIR, mejoran la velocidad de convergencia de la misma forma como disminuyen el de tiempo de estabilidad y desajuste; sin embargo, para las combinaciones que cumplen con $H \approx 2$, se mejora respecto al promedio MSE.

4.3 ALGORITMO AR γ EN CONFIGURACIÓN IIR, APLICADO A UN SISTEMA DE ECUALIZADOR ADAPTATIVO DE CANAL

El éxito de un ecualizador de canal se determina por la calidad de la señal recibida en el destino. Al ser recuperada en el receptor, la información debe mantenerse en las mismas

condiciones como fue enviada y en el caso de ser alterada por el canal u otros factores, debe ser restaurada con la mínima pérdida de datos.

Las condiciones generales de implementación este sistema son:

- s(n): Señal impulsiva aleatoria.
- H: Función de transferencia del canal: $h_A = [0.2 \ -0.3 \ 0.5 \ 0.4]$ (Lazo de alimentación) y $h_R = [0.2 \ -0.4]$ (lazo de realimentación).
- f: Longitud de señal de entrada aleatoria. $f=10000$.
- M: Número de Coeficientes del algoritmo en el lazo de alimentación. $M= 5$
- N: Número de Coeficientes del algoritmo en el lazo de realimentación. $N= 3$.
- Atraso: 4
- SNR: 20 dB

Los parámetros utilizados son:

- α : 1
- $M1$: 1.5
- γ : 1.35

En la presente experiencia, los parámetros α , γ y $M1$ son seleccionados de la tabla 4.4, los cuales cumplen con el criterio de mínimo error [17], el cual garantiza una convergencia estable con una velocidad y MSE moderadas en el sistema adaptativo (ver sección 4.2.1).

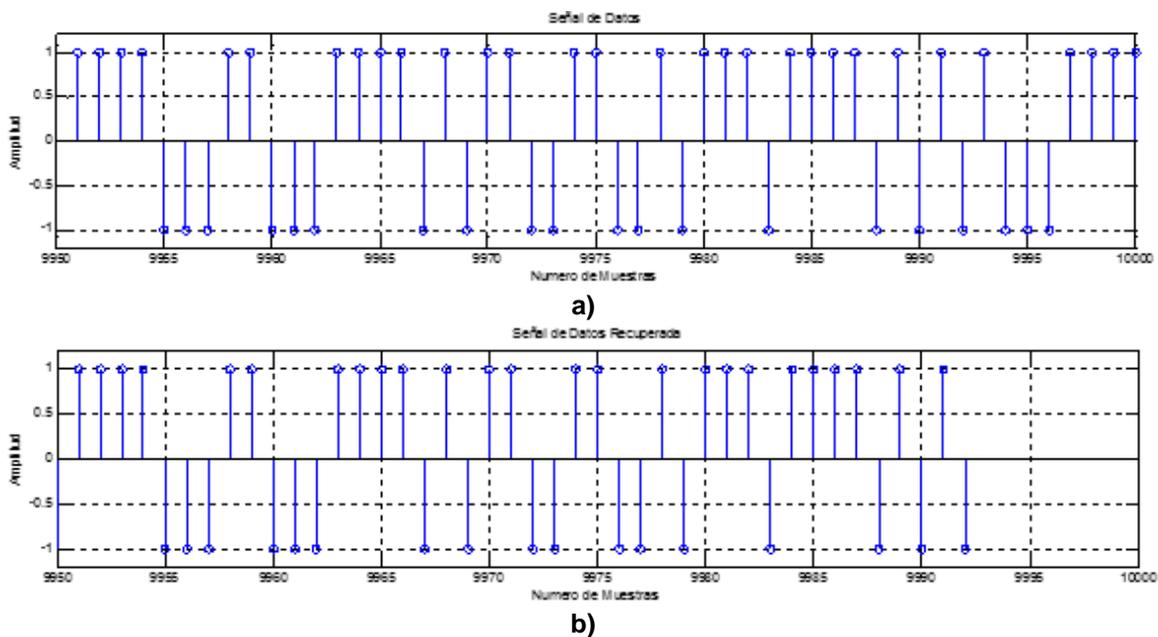


Figura 4.7. Señales de entrada y salida del sistema con algoritmo ARy en IIR, en un equalizador de canal. a) Señal de entrada s(n). b) Señal de salida y(n-d)

En la figura 4.7 y figura 4.8, se describe la respuesta del sistema de comunicación a través de las distintas etapas que componen la transmisión de una señal. La secuencia de

información puede describirse en la figura 4.7.a, la cual es tratada para ser enviada por el canal de comunicaciones mediante la técnica de modulación QPSK, figura 4.8(a). Posteriormente es alterada por las características del canal y la adición de ruido AWGN (figura 4.8.b), los cuales hacen un modelo básico de una comunicación punto a punto.

En los resultados expuestos en la figura 4.8.c, se observa que la señal resultante $y(n-d)$ no es más que la misma secuencia de entrada $s(n)$ atrasada d veces (cuatro ceros ubicados en el origen). El valor de estos retardos que se expresan en tiempo de símbolos.

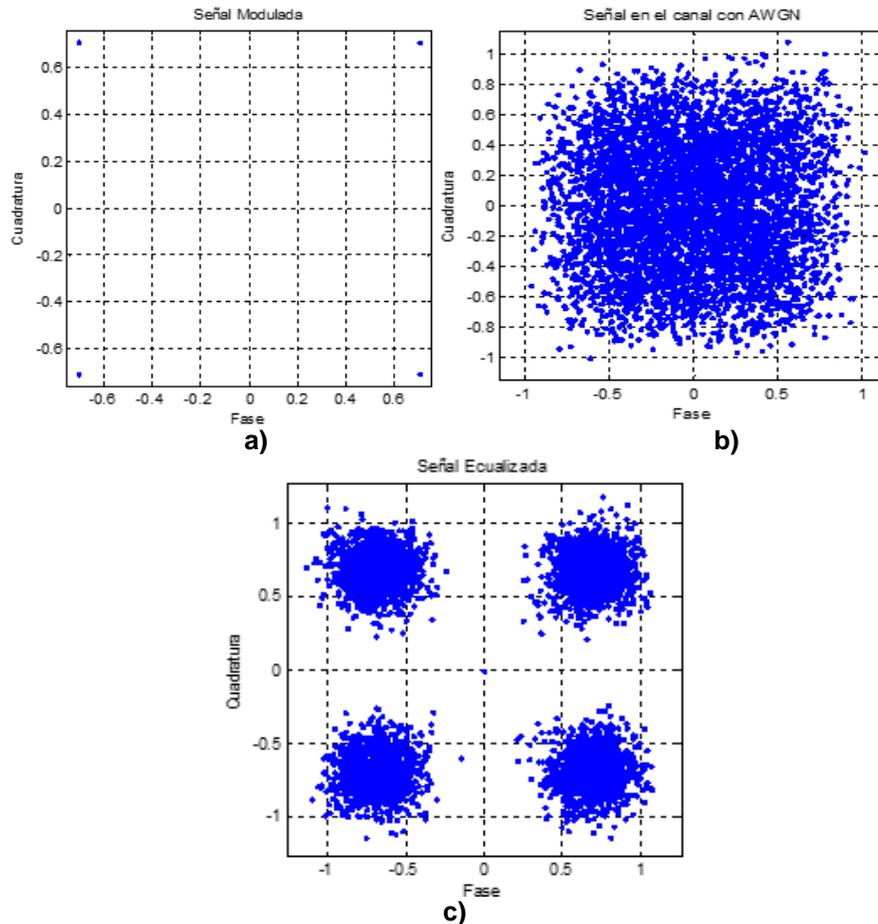


Figura 4.8. Respuesta en diferentes fases del sistema usando algoritmo ARy en configuración IIR, aplicado a un ecualizador de canal. a) Señal con modulación QPSK. b) Señal afectada por un canal AWGN. c) Señal QPSK recuperada mediante ecualización de canal

Las alteraciones inducidas por el canal y el ruido AWGN son solucionadas progresivamente durante la primera etapa que puede llegar a las 6000 muestras⁵. Durante ese instante el sistema adaptativo calcula los coeficientes del filtro IIR para minimizar el

⁵ Apéndice B: código del algoritmo ARy en configuración IIR y FIR en un ecualizador de canal.

error $e(n)$, permitiendo de esta forma obtener una respuesta que se aproxime a la señal QPSK con ayuda de un modelo inverso de la función de transferencia del canal. Cuando los coeficientes del filtro cumplan con la convergencia y estabilidad necesarias (lo cual se estima que ocurre aproximadamente partir de la mitad de las muestras procesadas por el ecualizador), el ecualizador arroja una respuesta $y(n-d)$, figura 4.8.c, que es una aproximación de los valores originales de la señal modulada [18].

Para recuperar la secuencia de entrada $s(n)$ (figura 4.7.a), se debe recurrir a una etapa de decisión directa (cuando los coeficientes del filtro sean estables y converjan) en la cual se seleccionan los símbolos que más se aproximen a la respuesta $y(n-d)$ (figura 4.8.c), de esta forma se obtiene una señal cercana a $s(n)$ mediante demodulación (figura 4.7.b) [18].

Según la anterior experiencia, la secuencia entregada al destinatario es una señal impulsiva equivalente a $s(n)$, con un determinado atraso producto del tratamiento de la señal durante las diferentes etapas del sistema de comunicación (ver figura 4.7); a pesar que el atraso en la anterior experiencia es de 4, la señal $y(n-d)$ está atrasada en 8 tiempos de bit por las características de la demodulación QPSK en la cual, un símbolo equivale a un arreglo de 2 bits.

El proceso que involucra la transmisión de la información, no garantiza el 100% de su recuperación en el receptor; gráficamente es difícil identificar los errores en la respuesta del sistema, por lo que se hace necesario incluir una prueba de BER y los efectos de la variación de la relación señal a ruido en el sistema (ver tabla 4.6).

Tabla 4.6. Valor de BER para variaciones en la SNR⁶ en el intervalo de muestras [7000-9992]

SNR dB	SNR	BER
1,0	0	0,0213
2,0	3	0,12
4,0	6	0,0697
7,9	9	0,0253
15,8	12	0,0088
31,6	15	1,50E-03
63,1	18	1,40E-04
100,0	20	1,50E-05

⁶ Para cada valor de BER, se obtiene un promedio en base a 20 experiencias realizadas con las mismas condiciones iniciales expuestas en al inicio de ésta sección.

En la tabla 4.6 se evidencia el comportamiento de BER para la experiencia realizada con el ecualizador de canal en las ultimas 3000 muestras, con el fin de medir la tasa de error en el momento en que los coeficientes sean estables. El sistema es afectado por distintos valores de SNR, partiendo de una SNR alta hasta la ausencia de la misma; BER es calculado a partir del número de bits errados que llegan al receptor con respecto a los enviados por la fuente. Según la tabla 4.6, se observa que hay una relación inversa entre ambos términos, cuanto más alto sea el valor de SNR la BER es más baja y por lo tanto el número de bits recibidos es menor.

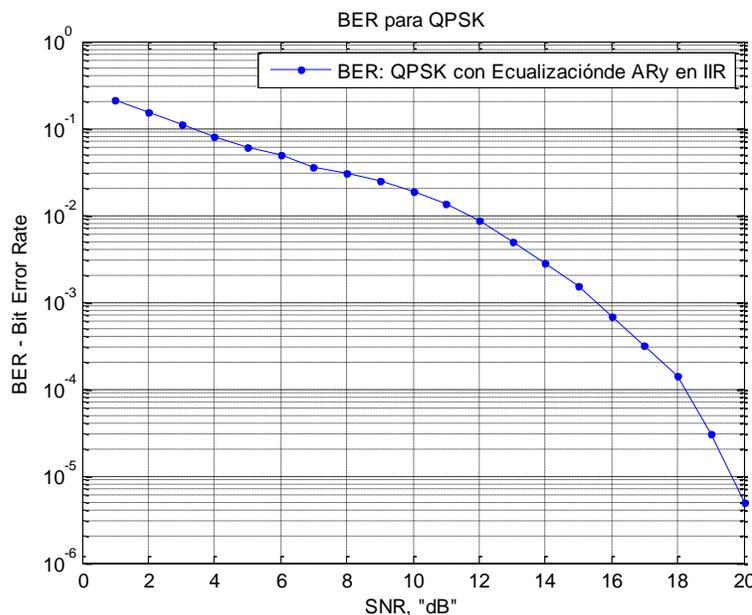


Figura 4.9. Tasa de error binario con respecto a cambios en el SNR del canal de comunicación

La figura 4.9 muestra el comportamiento de BER cuando el valor de SNR aumenta; el número de errores en el receptor disminuye progresivamente si el ruido AWGN baja su potencia, en consecuencia de lo anterior, la tasa de error binario también decrece, llegando a cifras del orden 10^{-5} , un valor tan bajo de BER que corresponde a una señal que se aproxima a la secuencia enviada por la fuente.

En la experiencia realizada se confirma la función que cumple el ecualizador al recuperar la señal de la fuente luego de ser alterada por el canal de comunicaciones y el ruido AWGN. Se debe resaltar que las pruebas de BER se realizan mientras el ecualizador se encuentre en el modo directo (o decisión directa) justo cuando los coeficientes del sistema adaptativo sean estables y convergentes.

4.4 COMPARACIÓN ENTRE LAS CONFIGURACIONES IIR Y FIR UTILIZANDO EL ALGORITMO ARY, APLICADO EN UN ECUALIZADOR DE CANAL

El ecualizador de canal empleado para esta experiencia sigue la estructura implementada en las figuras 3.1 y 3.8; los filtros adaptativos a comparar tienen una configuración IIR y FIR respectivamente, ambos utilizan el algoritmo ARy para hacer tratamiento de un canal alterado con ruido AWGN. Los parámetros α , γ y $M1$, son valores propuestos en la tabla 4.7 (referencia de los resultados obtenidos en la tabla 4.4 que cumplen con otorgar una buena variedad de respuestas del sistema adaptativo en cuanto a velocidad de convergencia y estabilidad.

Las condiciones generales de implementación este sistema son:

$s(n)$: Señal impulsiva aleatoria de entrada.

f : Longitud de señal de entrada aleatoria. $f=10000$.

H : Función de transferencia del canal: $h_A = [0.2 \ -0.3 \ 0.5 \ 0.4]$ (Lazo de alimentación) y $h_R = [1 \ 0.2 \ -0.4]$ (lazo de realimentación).

Atraso: 4

Rango de variación de la relación señal a ruido del canal AWGN: [1dB - 20dB] en pasos de 2dB

Las condiciones iniciales para el sistema adaptativo en configuración IIR.

M_0 : Número de Coeficientes del filtro en el lazo de alimentación. $M=5$

N_0 : Número de Coeficientes del filtro en el lazo de realimentación. $N=3$

Las condiciones iniciales para el sistema adaptativo en configuración FIR.

M_0 : Número de Coeficientes del filtro. $M_{fir}=6$.

Tabla 4.7. Combinaciones de valores en parámetros del algoritmo ARy

#	Criterios de comparación	$M1$	α	γ	H
1	Mínimo error ($H \approx 2$), propuesto en la tabla 3.2	1	1,0	2,04	2,040
2	Mínimo error ($H \approx 2$), propuesto en la tabla 3.2	1	1.5	1.35	2,025
3	Mínimo error ($H \approx 2$), propuesto en la tabla 3.2	11	1,5	0,12	1,980
4	Mínimo error ($H \approx 2$), propuesto en la sección 4.2	6	2	0.17	2.04
5	($H > 2$), propuesto en la sección 4.2	6	2	5	60

En primera medida, bajo las condiciones anteriormente mencionadas se realiza una experiencia por cada combinación de parámetros, con el fin de observar el comportamiento de la BER de las estructuras IIR y FIR en cuanto a las condiciones iniciales de sus coeficientes.

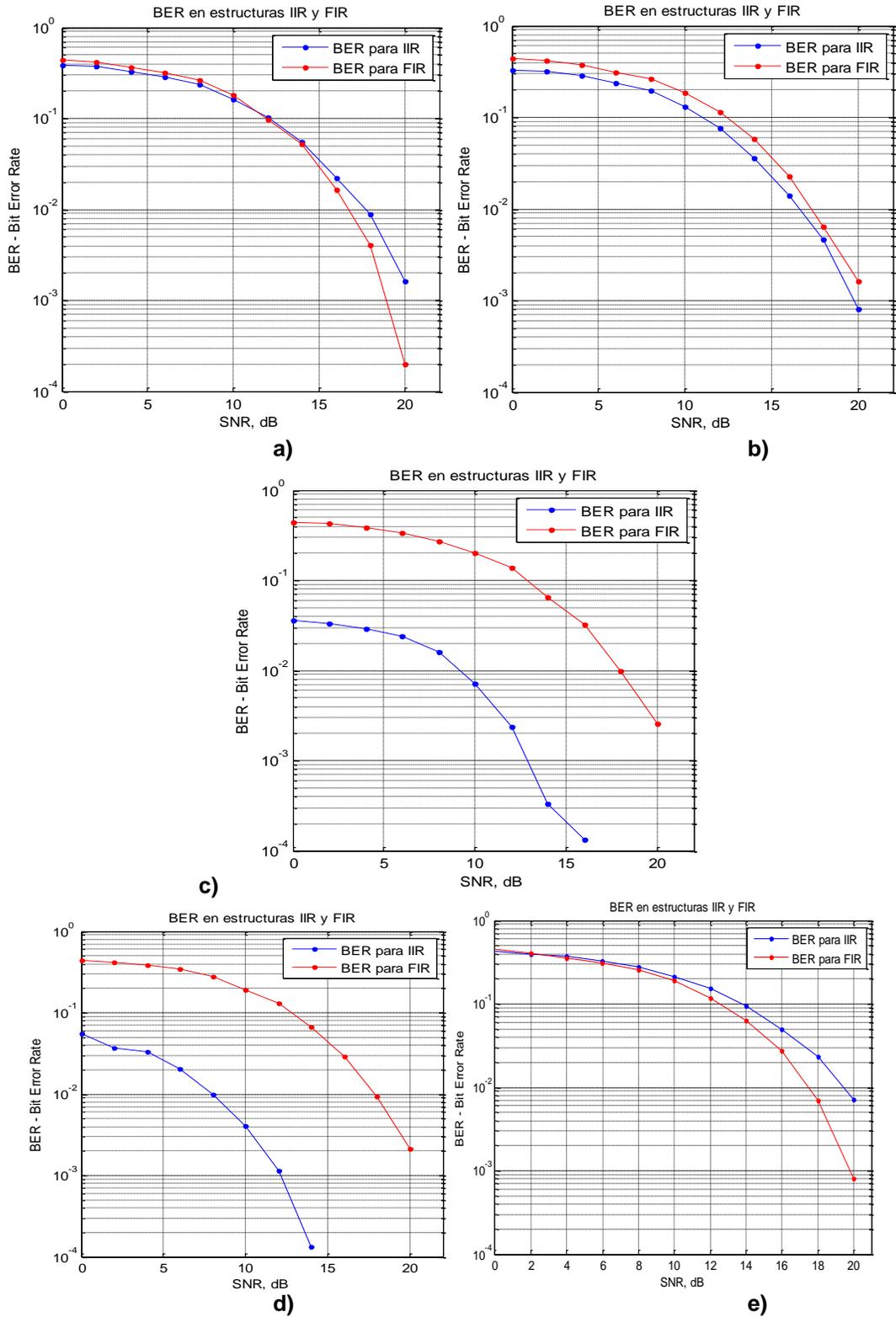


Figura 4.10. Tasa de error binario respecto a cambios en el SNR para diferentes combinaciones de parámetros

Según las figuras 4.10, existen semejanzas en algunas gráficas, como es el caso de a) y b) que corresponden respectivamente a las dos primeras condiciones de la tabla 4.7, y que cumplen con la condición $H \approx 2$. Por otra parte, las figuras c) y d) guardan una relación más exclusiva (corresponden a la combinación 3 y 4 de la tabla 4.7 respectivamente), puesto a que la curva de BER para la estructura IIR es muy baja respecto a la FIR, tan baja que el filtro IIR del ecualizador requiere de más coeficientes en ambas experiencias para su correcto funcionamiento.

En la Figura 4.10.c, el filtro IIR aumentó su número de coeficientes a: $M=7$ y $N=5$.

En la Figura 4.10.d, el filtro IIR requirió de un número mayor de coeficientes: $M=8$ y $N=6$.

En la figura 4.10.e, el ejercicio es realizado con la combinación número 5 de la tabla 4.7, la cual corresponde a los valores de los parámetros con la condición $H > 2$. En éste caso la BER del filtro FIR es más baja para los cambios de SNR, en comparación con la BER de la estructura IIR, posiblemente debido a que el filtro IIR para mejorar requiere de un cambio en sus coeficientes con respecto a los parámetros con $H > 2$.

En general, de la figura 4.10 se observa que a pesar de los diferentes valores que adoptan los parámetros respecto a la tabla 4.7, la estructura FIR se mantiene relativamente sin alterarse, caso contrario a la estructura IIR, la cual cambia respecto a los parámetros del algoritmo ARy. Según los resultados de las figuras 4.10.c y 4.10.d, se deben aumentar el número coeficientes en la estructura IIR para que el filtro mantenga una buena velocidad de convergencia, estabilidad y sea menos susceptible a los errores.

Tomando en cuenta la anterior experiencia realizada con la tabla 4.7, se escogen las tres combinaciones más representativas, con el fin de analizar el comportamiento de la BER en las estructuras IIR y FIR cuando se varían sus coeficientes. Cada una de las pruebas se implementa con las condiciones expuestas al inicio de ésta sección, teniendo en cuenta el número de coeficientes iniciales de los de los filtros (valores menores a los iniciales no permiten una buena ecualización y aumentan la BER). El valor de BER⁷ para cada SNR es calculado en el intervalo de 7000 a 10000 muestras (rango en el que los ecualizadores se encuentran estables).

a. Parámetros $M_1=1$, $\gamma = 1.35$, $\alpha = 1.5$ y $H=2.025$

Las condiciones iniciales para el sistema adaptativo en configuración IIR.

M_0 : Número de Coeficientes del filtro en el lazo de alimentación. $M=5$.

N_0 : Número de Coeficientes del filtro en el lazo de realimentación. $N=3$.

⁷ Para cada valor de BER, se obtiene un promedio en base a 20 experiencias realizadas con las mismas condiciones iniciales expuestas en al inicio de ésta sección.

Las condiciones iniciales para el sistema adaptativo en configuración FIR.

M_0 : Número de Coeficientes del filtro. $M_{fir}=6$.

Seguindo la figura 4.10.b como referencia de las condiciones iniciales, se obtienen los siguientes resultados.

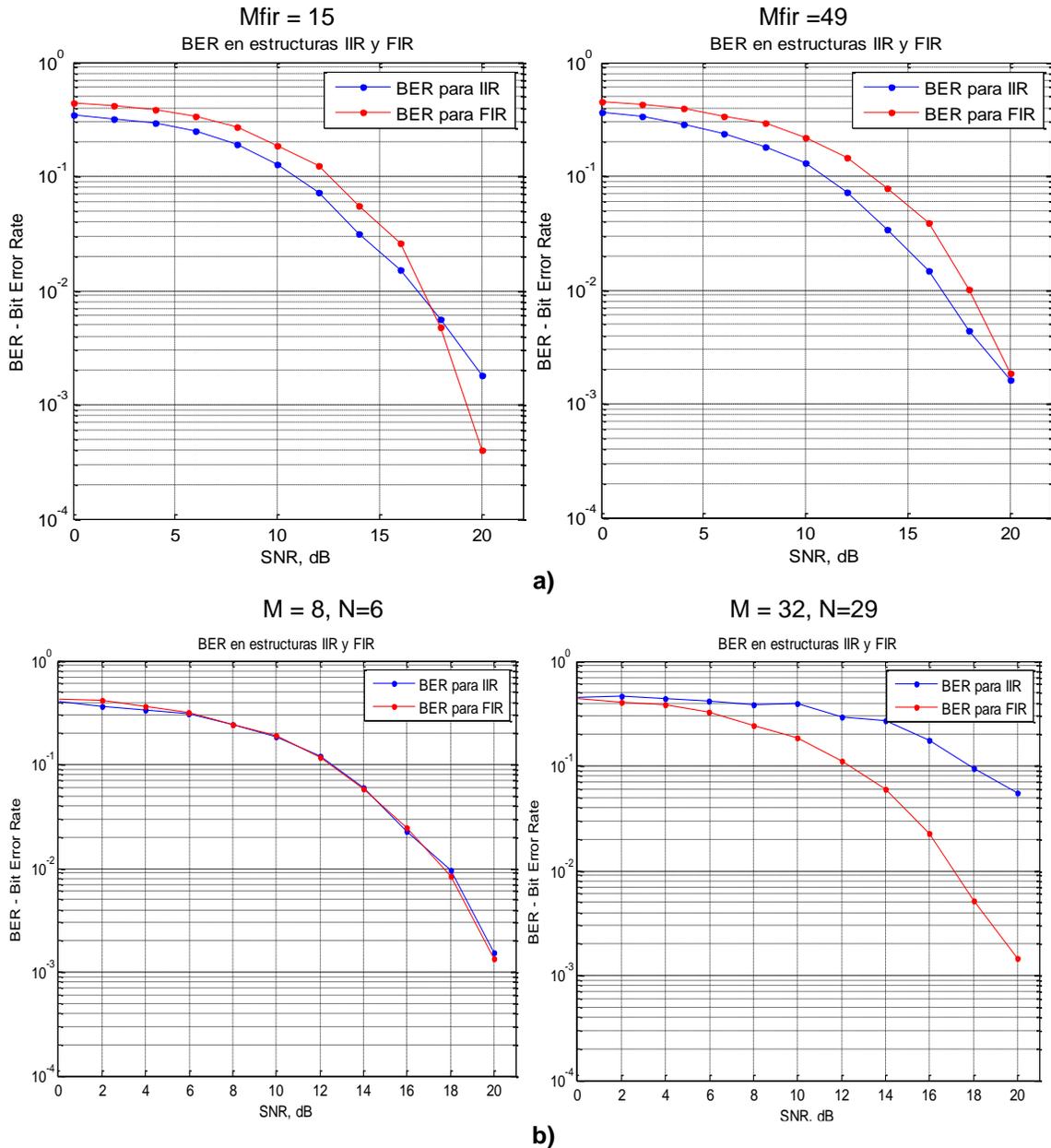


Figura 4.11. Tasa de error binario con respecto a cambios en el SNR. a) Variaciones de número de coeficientes de FIR. b) Variaciones del número de coeficientes de IIR

En la figura 4.11.a, se evidencia que para la variación del número de coeficientes del filtro FIR, la curva de BER no tiene cambios significativos puesto a que la BER solo aumenta cuando el número de coeficientes sobrepasa los 20 para el filtro FIR. Cuando $M_{fir} = 49$, las curvas permanecen constantes a pesar que se continúe incrementando el número de coeficientes en FIR; el comportamiento del ecualizador FIR no cambia significativamente respecto a su respuesta vista la figura 4.12.a.

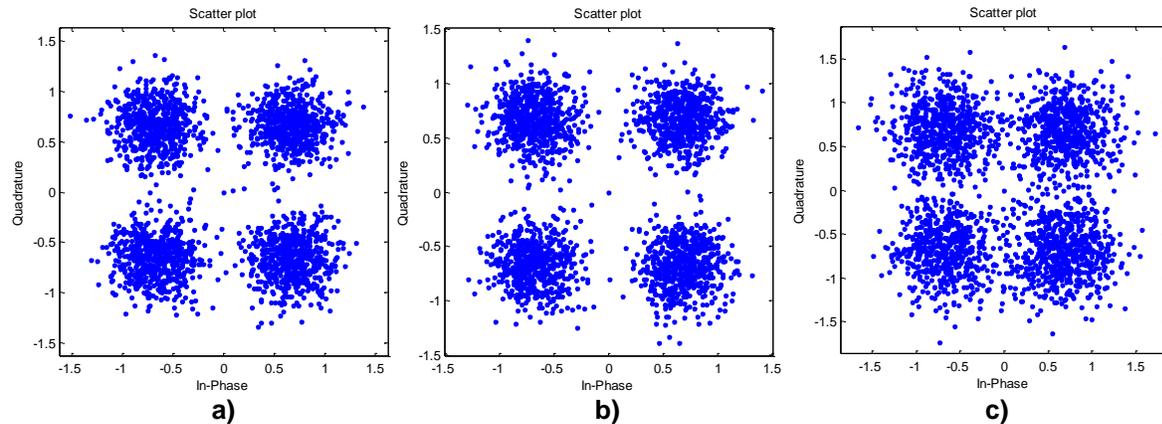


Figura 4.12. Respuesta del ecualizador de canal en condiciones iniciales. a) Estructura FIR. b) Estructura IIR. c) Estructura IIR con $M=20$ y $N=18$

La curva de BER en las figuras 4.11.b, cambia respecto a las variaciones en el número de coeficientes para el filtro IIR; cuando el número asciende, el filtro IIR disminuye su velocidad de convergencia como se puede apreciar en la figura 4.12.c, (la respuesta del ecualizador es más dispersa a la de la figura 4.12.b, por lo tanto la BER aumenta rápidamente en los valores altos de SNR).

Para $M=8$ y $N=6$, las curvas de BER son iguales (figura 4.11.b) en ambas estructuras, a partir de este punto, sí se aumenta el número de coeficientes en IIR su respectiva curva de BER también lo hará.

b. Parámetros $M_1= 6$, $\gamma = 0.17$, $\alpha = 2$ y $H= 2.04$

Las condiciones iniciales para el sistema adaptativo en configuración IIR.

M_0 : Número de Coeficientes del filtro en el lazo de alimentación. $M=8$.

N_0 : Número de Coeficientes del filtro en el lazo de realimentación. $N=6$.

Las condiciones iniciales para el sistema adaptativo en configuración FIR.

M_0 : Número de Coeficientes del filtro. $M_{fir}=6$.

Siguiendo la figura 4.10 d) como referencia de las condiciones iniciales, se obtienen los siguientes resultados.

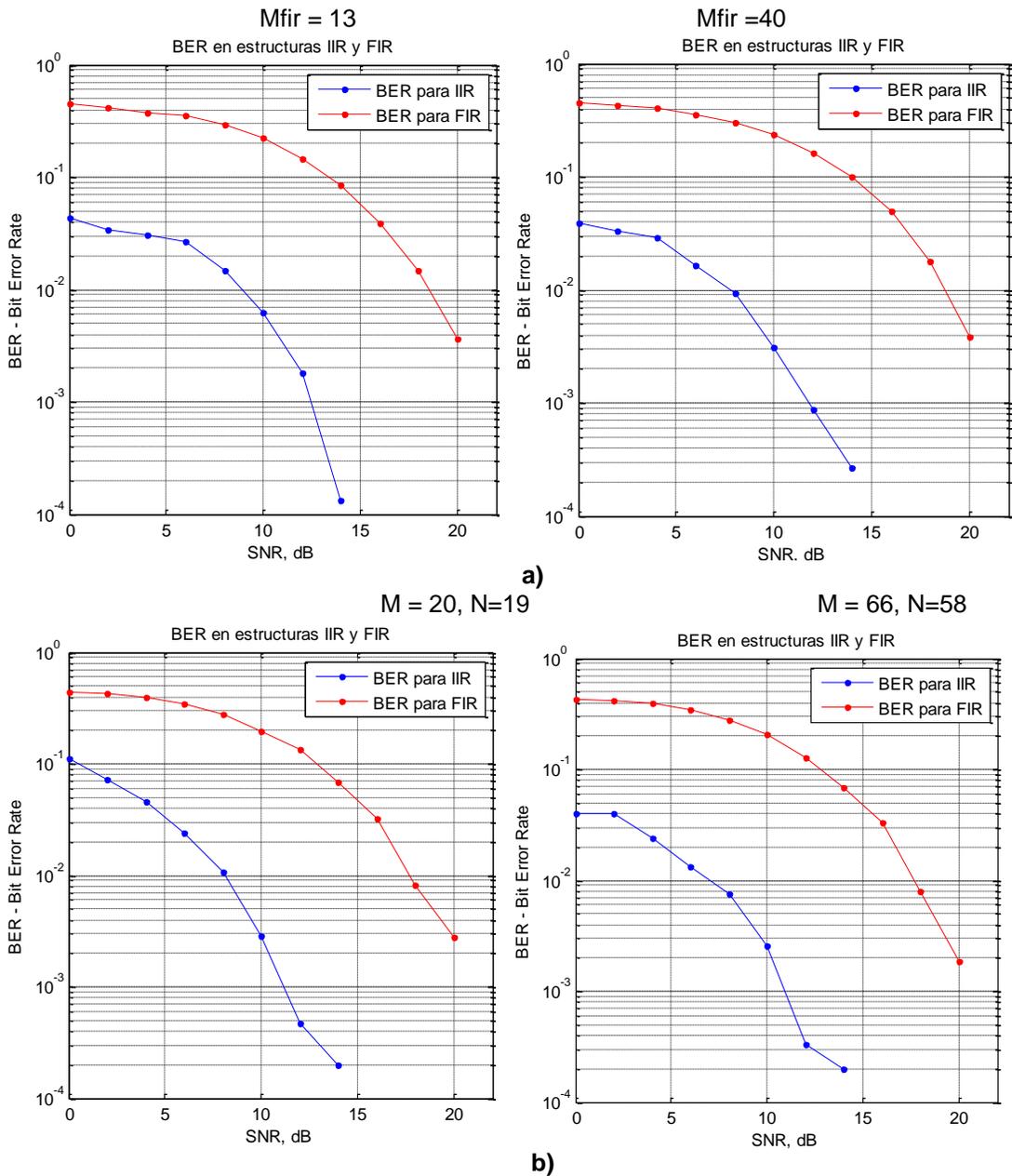


Figura 4.13. Tasa de error binario con respecto a cambios en el SNR. a) Variaciones de número de coeficientes de FIR. b) Variaciones del número de coeficientes de IIR

En la figura 4.13.a, para la variación del número de coeficientes del filtro FIR, la curva de BER no tiene cambios significativos, inclusive en valores que sobrepasan 20 coeficientes en FIR. Cuando $M_{fir} = 40$ el comportamiento del ecualizador FIR no cambia significativamente respecto a su respuesta vista la figura 4.14.a.

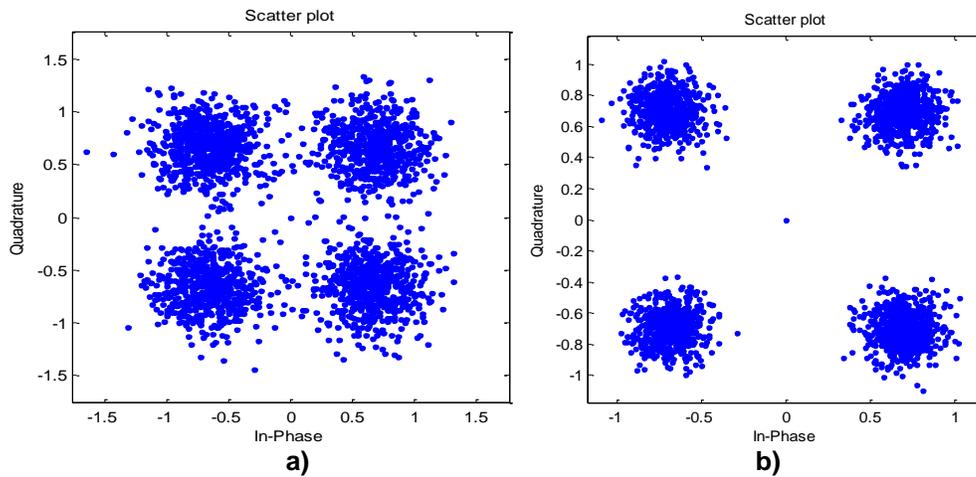


Figura 4.14. Respuesta del ecualizador de canal en condiciones iniciales. a) Estructura FIR. b) Estructura IIR

En las figuras 4.13.b, la curva de BER de la estructura IIR es baja respecto a las variaciones en FIR. En sus condiciones iniciales, el ecualizador IIR tiene una respuesta menos dispersa, puesto a que su velocidad de convergencia es alta para los parámetros escogidos, como se puede apreciar en la figura 4.14.b por lo tanto, la tasa de error de bit es muy baja y su valor se mantiene a pesar de aumentar de que el número de coeficientes en IIR es mayor que en FIR.

Las curvas de BER (figura 4.13) de ambas estructuras no se cruzan, el filtro IIR tiene resultados con tasas de error tan bajas que la estructura FIR no puede igualar. Es preciso acotar que los resultados en las pruebas de la sección 4.2, se concluyó que si $M1=6$, $\gamma = 0.17$ y $\alpha = 2$, ofrecen una buena respuesta en cuanto a velocidad de convergencia, estabilidad y mínimo error.

c. Parámetros $M1=6$, $\gamma = 2$, $\alpha = 5$ y $H=60$

Las condiciones iniciales para el sistema adaptativo en configuración IIR.

M_0 : Número de Coeficientes del filtro en el lazo de alimentación. $M=5$.

N_0 : Número de Coeficientes del filtro en el lazo de realimentación. $N=3$.

Las condiciones iniciales para el sistema adaptativo en configuración FIR.

M_0 : Número de Coeficientes del filtro. $M_{fir}=6$.

Siguiendo la figura 4.10.e como referencia de las condiciones iniciales, se obtienen los siguientes resultados.

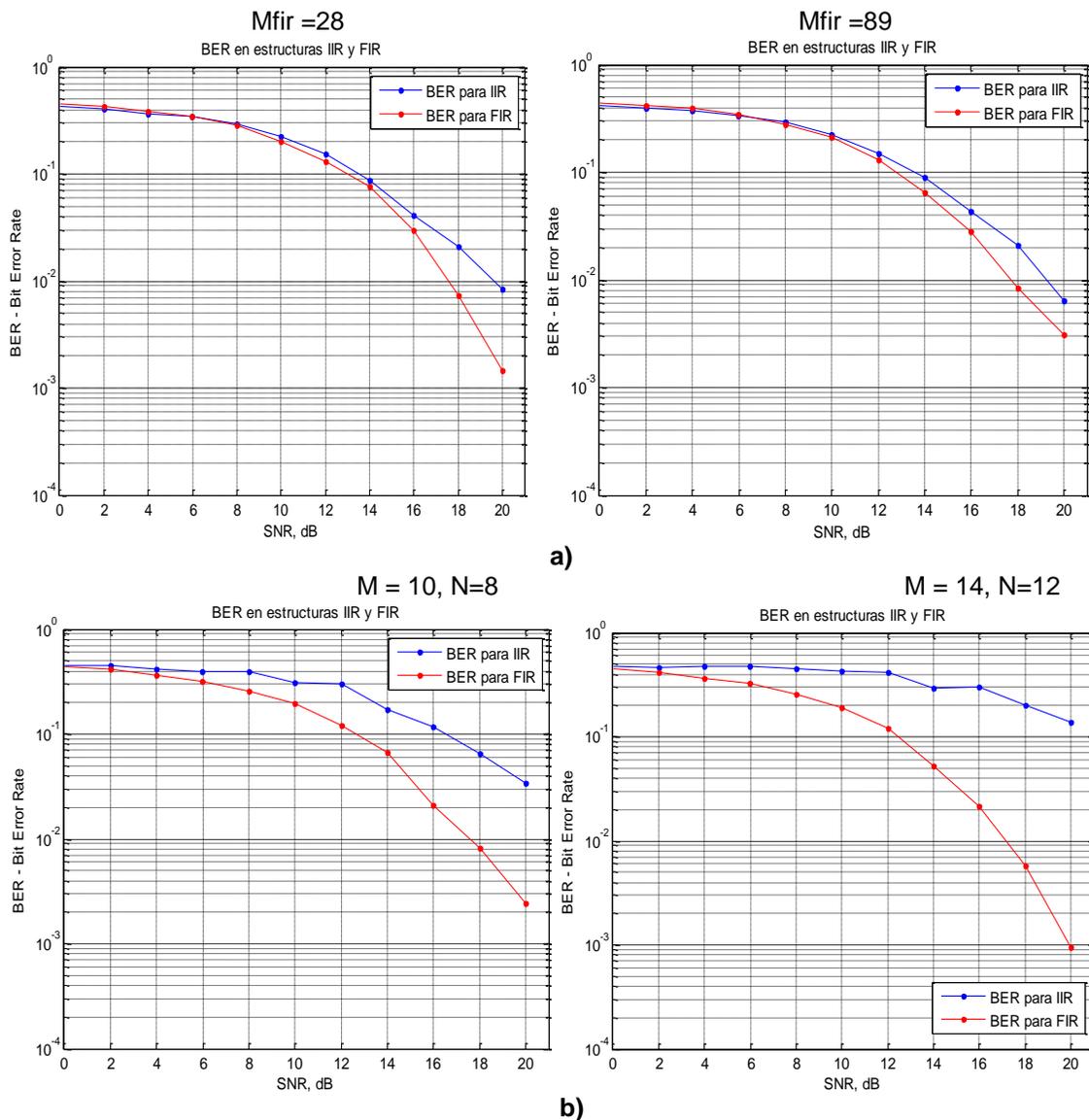


Figura 4.15. Tasa de error binario con respecto a cambios en el SNR. a) Variaciones de número de coeficientes de FIR. b) Variaciones del número de coeficientes de IIR

Según la figuras 4.13.a, la estructura FIR posee una notable curva de BER que se precipita en la mayoría de casos debajo de la curva IIR, sus valores en la tasa de error son menores y permanecen casi estables a pesar de variar el número de coeficientes del filtro FIR de 6 hasta 89. La figura 4.14.a, evidencia la respuesta del ecualizador en las condiciones iniciales, comparado con IIR, la estructura FIR es más dispersa probablemente solo en las primeras muestras, lo cual explicaría que velocidad de su convergencia sea mayor que IIR.

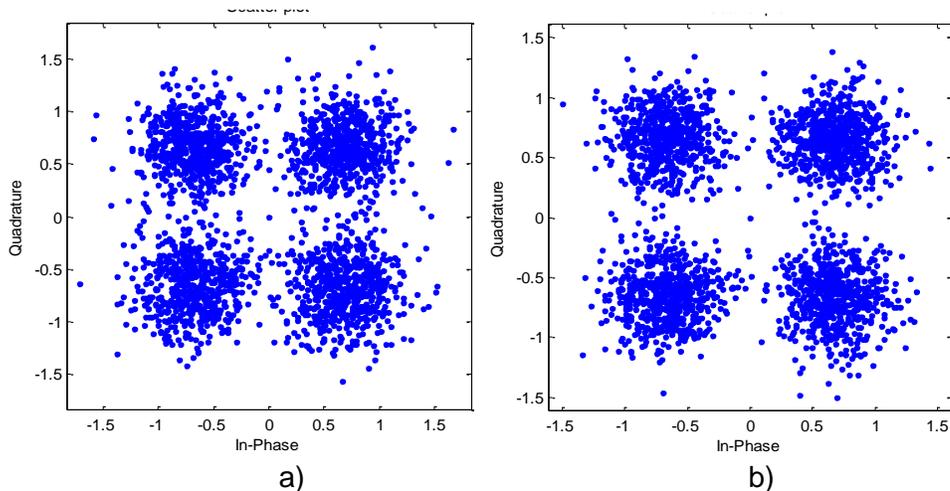


Figura 4.16. Respuesta del ecualizador de canal en condiciones iniciales. a) Estructura FIR. b) Estructura IIR

En las figuras 4.15.b, la estructura FIR continua presentando valores bajos en la curva de BER respecto a IIR. El incremento del número de coeficientes en la estructura IIR hace que la curva de BER aumente como consecuencia de la disminución de la velocidad de convergencia ocasionada por el mayor número de operaciones que hace IIR. Cuando M y N en el filtro IIR son altos, la respuesta del ecualizador es más dispersa, tal como ocurrió en la figura 4.12.c.

Según la figura 4.10, los parámetros que cumplen con $H \approx 2$ presentaron un comportamiento muy similar ante los cambios en el número de coeficientes de los filtros IIR y FIR. Generalmente el ecualizador con IIR (sistema recursivo) necesita unos pocos más coeficientes, pero a cambio puede lograr una buena velocidad de convergencia y estabilidad respecto a FIR; sin embargo la estructura IIR es más susceptible a los cambios en los parámetros del algoritmo, algunas combinaciones favorecen una buena respuesta del ecualizador, mientras que otras, como la que se muestra en la prueba b, se debe ajustar los coeficientes para mejorar los resultados.

En las experiencias de la presente sección, también se evidencia que el ecualizador con estructura FIR es más tolerante a la variación del número de coeficientes, presentando cambios mínimos respecto a los vistos en IIR. La configuración IIR, según las experiencias anteriores posee una relación muy estrecha con los parámetros del algoritmo ARy, por lo que se hace necesario un diseño más estricto para encontrar el número de coeficientes del filtro IIR, que contribuyan a aumentar la velocidad de convergencia y disminuir la BER con determinada combinación de α , γ y $M1$.

CAPITULO 5

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En el presente capítulo se consolidan las conclusiones de los resultados obtenidos en las experiencias efectuadas con el algoritmo acelerador ARy en filtros adaptativos con estructuras IIR y FIR.

- En la implementación del algoritmo Acelerador versión Gamma utilizando una estructura IIR, se observó que el filtro adaptativo planteado satisface las condiciones de funcionamiento para un identificador de sistema, las cuales se caracterizan por la velocidad de convergencia y estabilidad en el momento de aplicar la respuesta impulsiva. El algoritmo en cuestión, tiene una mayor estabilidad y velocidad con respecto a los resultados obtenidos con NLMS, sin comprometer el valor de su Error Cuadrático Medio, el cual se mantiene en valores bajos.
- En el identificador de sistema con estructura IIR, cuando los parámetros α , γ y $M1$ del algoritmo ARy cumplen con la condición de mínimo error ($H \approx 2$), hay una mejoría en la velocidad de convergencia y estabilidad respecto al algoritmo NLMS.
- Las experiencias realizadas para la verificación del comportamiento de los parámetros α , γ y $M1$, mostraron el papel que desempeña cada parámetro sobre el comportamiento del sistema adaptativo. En consecuencia, la variación de α mejora la velocidad de convergencia, $M1$ controla el tracking del algoritmo y γ compensa los valores de los anteriores parámetros para obtener una mejor estabilidad del sistema adaptativo cuando el tracking es alto, además de que permite desarrollar una mejor velocidad convergencia.
- Los tres parámetros del algoritmo ARy, a diferencia del NLMS y LMS, permiten tener un mayor control de las características de un sistema adaptativo, de esta forma, se pueden especificar condiciones de velocidad de convergencia, tracking y estabilidad del filtro empleado para mejorar o encontrar una respuesta deseada.
- En un sistema implementado con filtros adaptativos en estructura IIR y algoritmo ARy (ecualizador de canal o identificador de sistema), los parámetros α , γ y $M1$, logran un mejor desempeño en el sistema adaptativo cuando $H > 2$ [17], siempre y cuando se ajusten el número de coeficientes en el filtro IIR, de esta forma se puede obtener buenos resultados en la velocidad de convergencia, estabilidad y un bajo valor del MSE.
- El ecualizador de canal es una aplicación de los filtros adaptativos que requiere de una señal o referencia de la secuencia de entrada para funcionar. El atraso es una

parte fundamental para la etapa de aprendizaje de cualquier ecualizador, ya que en este estado el sistema ajusta los coeficientes del filtro para una aplicación específica. Si el ecualizador en modo directo presenta errores o no converge, la solución común a éste problema es inicializar de nuevamente modo de entrenamiento.

- El ecualizador de canal con estructura IIR y FIR manejan una buena velocidad de convergencia cuando los parámetros del algoritmo ARy cumplen con la condición de mínimo error ($H \approx 2$). Para algunas combinaciones de parámetros α , γ y $M1$, el ecualizador IIR debe ajustar el número de sus coeficientes para funcionar correctamente, mientras que el ecualizador FIR puede mantener fijos el número de coeficientes sin variar mucho su funcionamiento.
- Se puede mejorar la velocidad de convergencia y la estabilidad de un ecualizador de canal con estructura IIR respecto a la FIR, teniendo en cuenta la combinación de parámetros α , γ y $M1$ usada y el número de coeficientes en IIR. Aumentar ligeramente los coeficientes en IIR por encima de FIR me permite desarrollar un mejor rendimiento para IIR dependiendo de los parámetros utilizados.
- La configuración IIR del ecualizador, es más susceptible a los cambios en los parámetros α , γ y $M1$, mientras que la estructura FIR no cambia significativamente. FIR posee la particularidad de ser más estable que la estructura IIR puesto que a pesar de aumentar el número sus coeficientes, no tiene variaciones significativas en su BER y ni en la velocidad del ecualizador. IIR por lo contrario debe tener un número de coeficientes estricto para funcionar óptimamente.
- La implementación de la estructura IIR para un ecualizador de canal con algoritmo ARy, genera mejores resultados en cuanto a velocidad de convergencia y la BER, sin embargo posee dificultades en la estabilidad del filtro por lo que su diseño debe ser más cuidadoso para sobrellevar estos problemas.

5.1 TRABAJOS FUTUROS

- Implementar y Analizar el Algoritmo acelerador ARy en configuración IIR en un dispositivo físico (FPGA, DSP, microprocesadores), en cualquier aplicación.
- Efecto en los parámetros del algoritmo acelerador ARy en configuración IIR y FIR, aplicado a un sistema de predicción y cancelador de interferencia.
- Estudio del efecto de la normalización de parámetros del algoritmo acelerador regresivo versión Gamma.

5.2 RECOMENDACIONES

Se proponen las siguientes recomendaciones:

- Se debe tener en cuenta que existe relación entre $M1$ con la curva BER de IIR, en el que se requiere de más coeficientes cuando $M1$ es alto.
- Fijar un nuevo criterio de mínimo error para valores altos de los parámetros α , γ y $M1$ del algoritmo ARy, en configuración IIR.
- Utilizando la implementación del algoritmo ARy en configuración IIR y la herramienta MATLAB, aplicando otros modelos de canal más complejos en los cuales se tome en cuenta la utilización de elementos como repetidores, guías de onda, medios cableados, etc, con el fin de analizar las características del sistema implementado.

BIBLIOGRAFIA

- [1] Word Press Blog, "Sistemas de Comunicación," Abril 2013. [Online]. Disponible en: <http://sistemascomunic.wordpress.com/sistemas-de-comunicacion/>. [Consultado: Noviembre, 2013].
- [2] E. J. Urquijo, "Comunicaciones Digitales," Universidad De Desarrollo Profesional, Ciudad de México, México, Abril 2014. [Online]. Disponible en: http://issuu.com/edgarjavurquijo/docs/1.-comunicaciones_digitales [Consultado: Junio, 2014].
- [3] Coimbraweb, "Ruido y Comunicaciones", Apuntes de clase, E. Coimbra, Julio 2010. [Online]. Disponible en: http://www.coimbraweb.com/documentos/comunicacion/2.4_ruido_ycomunicacion.pdf [Consultado: Marzo, 2014].
- [4] "Alteraciones en las Transmisiones", Apuntes de clase, J. L. Rodriguez, Departamento de Tecnología Electrónica, Universidad De Sevilla, España, 2011. [Online]. Disponible en: <http://www.dte.us.es/personal/sivianes/tcomu/Alteraciones.pdf> [Consultado: Marzo, 2014].
- [5] K. McClaning, T. Vito, *Radio Receiver Design*. Noble Publishing Corporation, Febrero 2001.
- [6] M. G. Hernández, "Desarrollo de Técnicas de Filtrado Adaptable Basadas en el Algoritmo LMS y su Aplicación en la Cancelación del Eco Telefónico", Universidad Autónoma Metropolitana, Ciudad de México, México.
- [7] L. M. Delgado, "Algoritmo LMS con Error Codificado Usando DSP". Trabajo de pre-grado. Instituto Politécnico Nacional, Mexico D.F, Mexico, Junio 2008.
- [8] W. Novotny, H. N. Ferrao, J. O. Pérez, C. F. Sayago, "Incremento en la Velocidad de Convergencia para Filtrado Adaptativo Utilizando Pre-procesamiento de la Señal de Entrada," Revista CET, no. 25, pp. 29-36, Diciembre 2004.
- [9] C. A. Perez; D. P. Toscano, "Efecto de la Palabra Finita en la Implementación de Filtro Digital". Trabajo de pre-grado. Facultad de Ingeniería Electrónica Universidad Pontificia Bolivariana; Colombia. Julio 2008. [Online]. Disponible en: http://repository.upb.edu.co:8080/jspui/bitstream/123456789/288/1/digital_15942.pdf. [Consultado: Noviembre, 2013].
- [10] V. Solarte, "Efecto de la Limitación de Valores del Algoritmo Acelerador Regresivo Versión Gamma". En IV Congreso Internacional de Telecomunicaciones, Tecnologías de la Información y Comunicaciones, Quito - Ecuador, 6 al 8 de julio de 2011.
- [11] K. L. Sheeja, "Adaptive Channel Equalization Using Radial Basis Function Networks and MLP". Trabajo de Master. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Instituto Nacional de Tecnología Rourkela, Orissa, India. 2009.

- [12] "Filtrado Optimo y Filtrado Adaptativo", Apuntes de clase, I. Santamaria, Departamento de Ingeniería de Comunicaciones, Grupo de Tratamiento Avanzado de Señal, Universidad de Catambria, España. [Online]. Disponible en: <https://gtas.unican.es/files/docencia/TDS/apuntes/tema6wp.pdf> [Consultado: Febrero, 2014].
- [13] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory" 3rd ed, Cap 9. New Jersey: Prentice-Hall, 1996.
- [14] J. C. REALPE, "Estudio del efecto de la variación temporal de parámetros del algoritmo acelerador regresivo versión "gamma", En XIISimposio de tratamiento de señales, imágenes y visión artificial, Barranquilla, Colombia, septiembre 26, 27 y 28 de 2007.
- [15] R.H. Kwong; E.W. Johnston. "A Variable Step Size LMS Algorithm", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol.40, no.7, pp.1633-1642
- [16] W. L. Zelaya, "Diseño de un filtro digital adaptativo como cancelador de ruido basado en el algoritmo LMS". Trabajo de pre-grado. Facultad de Ingeniería Arquitectura, Universidad de el Salvador; San Salvador, El Salvador. Enero 2004.
- [17] P. E. Jojoa, "Um Algoritmo Acelerador de Parâmetros". Tesis de doctorado. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Brasil. 2003.
- [18] D. Mohapatra; D. N. Mohanty, "Performance Evaluation of Adaptive Equalizer in a Communication System". Trabajo Pre-grado. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Instituto Nacional de Tecnología Rourkela, Orissa, India.
- [19] D. N. Mohanty, "Channel Equalization using GA Family". Tesis de magistrado. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Instituto Nacional de Tecnología Rourkela, Orissa, India. 2008.
- [20] G. Malik, A. S. Sappal, "Adaptive Equalization Algorithms: An Overview," in (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 2, No.3, Marzo 2011.
- [21] G. Iliev, N. Kasabov, "Channel Equalization Using Adaptive Filtering with Averaging", Departamento de Ciencias de la Información, Universidad de Otago, Dunedin, Nueva Zelanda, 2008.
- [22] M. G. Hernandez, "Desarrollo de técnicas de filtrado adaptable basadas en el algoritmo LMS y su aplicación en la cancelación de eco telefónico", Protocolo de investigación, Maestría en Ciencias y Tecnologías de la Información (MC y TI), Universidad Autónoma Metropolitana, México DF.
- [23] J. L. Rodríguez, S. C. Suero, "Modulación de Señales Digitales", Departamento de Tecnología Electrónica, Universidad de Sevilla, España, 2005.

- [24] T. A. Bracanlenti, "Latencia en Los Enlaces", Guia de estudio, Departamento de sistemas Catedra de Comunicación, Universidad Tecnológica Nacional, Mayo 2006.
- [25] "Procesado Digital de la Señal en Comunicaciones", Apuntes de clase, I. Hernandez, Departamento de Electrónica y telecomunicaciones, Escuela Superior de Ingenieros, Universidad del País Vasco, España. [Online]. Disponible en: <http://aholab.ehu.es/users/inma/psc/PSC20102011.pdf> [Consultado: Febrero, 2014].

APÉNDICE A

IDENTIFICADOR DE SISTEMA IMPLEMENTADO EN MATLAB

```
close all
clear
clc
%% *****
%% Inicialización de variables
en = 0;      % contador para el error cuadrático medio LMS
ena = 0;     % contador para el error cuadrático medio ARy
f = 8000;    % Número de muestras
lo = 5;      % Número de experiencias a realizar
M = 2;       % orden del filtro en ceros
N = 2;       % orden en filtro polos
r_f = 0.001; % ruido_fuente

%% Función de Transferencia del Sistema a Identificar
B = [-2 3];  % Coeficientes ceros
A = [1 0.5 0.3]; % Coeficientes polos

for l=1:lo      % Ciclo de experiencias
%% *****
s = 0.1*randn(f); % Generador de señal s(n) en BPSK
s_ch = filter(B,A,s); % la señal "s" a través del sistema desconocido
ruido = sqrt(r_f)*randn(1,f); % Generación de ruido blanco
s_ch_ruido = s_ch+ruido; % Adición de ruido AWGN a la señal.

%% *****
M1 = 3;      % Parámetro M1 del algoritmo ARy
Alf = 2.0;   % Parámetro Alfa del algoritmo ARy
Gam = 0.20;  % Parámetro Gamma del algoritmo ARy

%% *****
[yf,ea,wt] = argIIR_Identif(s,s_ch_ruido,M,N,Alf,M1,Gam); % Algoritmo ARy
yfp(:,lo) = yf; % Señales de cada experiencia con ARy

[yfL,eaL,wtL] = NImsIIR_Identif(s,s_ch_ruido,M,N,epsilon); % Algoritmo NLMS
yfpL(:,lo) = yfL; % Señales de cada experiencia con NLMS
%% *****

ena=ena+ea.^2; % MSE - ARy, Suma de los cuadrados de los términos del vector e(n)
en =en+eaL.^2; % MSE - NLMS, Suma de los cuadrados de los términos del vector e(n)

eqma=20*log(ena/lo); % MSE, Promedio de los cuadrados del vector e(n) de ARy
eqm=20*log(en/lo); % MSE, Promedio de los cuadrados del vector e(n) de NLMS

%% *****
end %%
```

```

%% GRAFICAS DE COEFICIENTES MSE
figure(1)
subplot(211)
hold all
M1=plot(1:f, eqma,'m');
M2=plot(1:f, eqm,'b');
title('Error cuadrático medio con ARy'),ylabel('MSE'),xlabel('Numero de Muestras');
hold off
legend([M1(1),M2(1)],'ARy ','LMS '),
axis([0 8000 -1900 0])
grid on;

%% *****
figure(4)
subplot(121)
hold all
l1=plot(1:f, wwa,'m');
l2=plot(1:f, ww,'b');
title('Sistema Identificado = [3 -2] -- Lazo de Alimentación'),ylabel('Parámetros
ARy'),xlabel('Numero de Muestras');
hold off
legend([l1(1),l2(1)],'ARy ','LMS '),
axis([0 800 -2.7 3.7])
grid on;

%% *****
%% Denominador
subplot(122)
hold all
DI1=plot(1:f, wwwa,'m');
DI2=plot(1:f, www,'b');
title('Sistema Identificado = [0.5 0.3] -- Lazo de Realimentación'),ylabel('Parámetros
ARy'),xlabel('Numero de Muestras');
hold off
legend([DI1(1),DI2(1)],'ARy ','LMS '),
axis([0 800 -0.2 1.1])
grid on;

%% *****
ena(1:6000)=[];
en(1:6000)=[];
Pmse1=mean(ena/20)
Pmse2=mean(en/20)

```

ALGORITMO ACELERADOR VERSION GAMMA (ARy) EN CONFIGURACIÓN IIR EN IDENTIFICADOR DE SISTEMA Y ECUALIZADOR IMPLEMENTADO EN MATLAB

```

function [yf,ea,wt] = argIIR_Identif(s,s_ch_ruido,M,N,Alf,M1,Gam)
%% *****
F = length(s); % Longitud de señal de entrada
x = zeros([M 1]); % Entrada al lazo FIR
qfir = zeros([M 1]); % Error lazo FIR
yf = zeros([N 1]); % salida FIR
y = zeros([N 1]); % Entrada al lazo de realimentación
qiir = zeros([N 1]); % Error lazo de realimentación

wx = zeros([M 1]); % vector coeficientes Lazo FIR
wy = zeros([N 1]); % coeficientes de realimentación
%% *****
for k=1:F % IIR ARy identificador de Sistema y Ecuador
%% Lazo FIR Alimentación ARy

x = [s(k);x(1:M-1)]; % vector de señal de entrada al filtro
e = (y'*wy+x'*wx)-s_ch_ruido(k); % vector de error.
g1 = (e+Gam*x'*qfir)/(1+Alf*Gam*x'*M1*x);
qf = (Gam/(Alf+Gam))*(qfir-Alf*g1*M1*x);
wfir = wx+Alf*qf; % Actualiza coeficientes de alimentación
yT = (y'*wy)+(x'*wfir); % Suma las señales de los dos lazos

%% Lazo IIR Realimentación ARy
g1r = (e+Gam*y'*qiir)/(1+Alf*Gam*y'*M1*y);
qi = (Gam/(Alf+Gam))*(qiir-Alf*g1r*M1*y);
wiir = wy+Alf*qi; % Actualiza coeficientes de realimentación

y = [yT;y(1:N-1)]; % Actualiza señal entrante en lazo de realimentación

wwa(:,k) = -wiir; % Guarda el valor los coeficientes en realimentación
wwa(:,k) = wfir; % Guarda el valor los coeficientes en FIR
%% *****
%% Actualización
qfir = qf; % Auxiliar de ARy lazo FIR
qiir = qi; % Auxiliar de ARy lazo realimentación
wx = wfir;
wy = wiir;

%% Almacena datos
wt(:,k) = [wfir;wiir];
ea(k) = e;
yf(k) = yT;
%% *****
end
end

```

ALGORITMO DE PROMEDIO DE MÍNIMOS CUADRADOS NORMALIZADO (NLMS) IMPLEMENTADO EN MATLAB

```
function [yfL,eaL,wtL] = NlmsIIR_Identif(s,s_ch_ruido,M,N)

%% *****
F = length(s);           % longitud de señal de entrada
x = zeros([M 1]);       % Entrada al lazo FIR
qfir = zeros([M 1]);    % Error lazo FIR
yf = zeros([N 1]);      % Salida FIR
y = zeros([N 1]);       % Entrada al lazo de realimentación
qiir = zeros([N 1]);    % Error lazo de realimentación

wx = zeros([M 1]);      % vector coeficientes Lazo FIR
wy = zeros([N 1]);      % coeficientes de realimentación

%% *****
for k=1:F                % IIR LMS identificador de Sistema
%% Lazo FIR Alimentación LMS

x = [s(k);x(1:M-1)];    % vector de señal de entrada al filtro
eL = s_ch_ruido(k)-(y'*wy+x'*wx); % vector de error.
mu = 0.190/(0.139+(x'*x)); % Valor del paso.
Wfir = wx+mu*eL*x;      % Actualiza coeficientes de alimentación

yT = (y'*wy)+(x'*wfir); % Suma las señales de los dos lazos

%% Lazo IIR Realimentación
wiir = wy+mu*eL*y;      % Actualiza coeficientes de realimentación
y = [yT;y(1:N-1)];      % Actualiza señal entrante en lazo de realimentación

www(:,k) = -wiir;       % Guarda el valor los coeficientes en realimentación
ww(:,k) = wfir;         % Guarda el valor los coeficientes en FIR

%% *****
%% Actualización
wx = wfir;
wy = wiir;

%% almacena datos
wtL(:,k) = [wfir;wiir];
eaL(k) = eL;
yfL(k) = yT;

%% *****
end
end
```

APÉNDICE B

ECUALIZADOR DE CANAL IMPLEMENTADO EN MATLAB

```
close all
clear all
clc
%% *****
%% Inicialización de variables
atraso = 4;          % Atraso para señal de referencia.
Mfir   = 6;          % Orden del filtro LMS
M      = 5;          % Orden de ceros del filtro ARy
N      = 3;          % Orden de polos del filtro ARy
SNR    = 0:2:20;     % múltiple valores Eb/N0
f      = 1*10^6;     % número de muestras o longitud de la señal
media  = 20;
B      = [0.2 -0.3 0.5 0.4]; % Ceros de la Función Transferencia del canal.
A      = [1 0.2 -0.4 ];     % Polos de la Función Transferencia del canal.

for ii = 1:length(SNR)
for cont=1:1:media

%% *****
%% Transmisión de señal y atraso de la señal
fuente   = sign(randn(1,f)); % Señal binaria s(n) en BPSK.
[Sbinaria] = UnoCero(fuente,f); % convierte a binario 0s y 1s.
[s_mod]   = ModQpsk(Sbinaria); % modula la señal Octal en QPSK.
s_ref     = [0*ones(1,atraso),s_mod']; % Generacion señal atrasada o de referencia.

%% *****
%% AWGN para el canal
s_ch      = (1/sqrt(2))*filter(B,A,s_mod); % La señal "s" a través del canal
s         = awgn(s_ch,SNR(ii));          % Adiciona AWGN a la señal del canal.

%% *****
%% Parámetros ARy
M1 = 6;
Alf = 2;
Gam = 5;

%% *****
%% Filtro en Ecuación IIR y FIR
[yf1,ea,wt1] = argIIR_Eq(s,s_ref,M,N,Alf,M1,Gam);
[yf2,ea2,wt2] = argFIR_Eq(s,s_ref,Mfir,Alf,M1,Gam);

%% *****
%% Inversor de fase
yfiir = conj(real(yf1)+1i*imag(yf1)); %invierte fase de IIR
yfir  = conj(real(yf2)+1i*imag(yf2)); %invierte fase de FIR
```

```

%% *****
%% Demodulación señal en estructura IIR
[Sdmiir]=DModQpsk(yfiir(atraso+1:length(yfiir))); % Demodulación de señal Ecuilizada
con IIR.
sbindm1=OctalBin(Sdmiir); % Decodificación a Binario

%% *****
%% Comparación de Señal Enviada con Señal Recibida Final por IIR.
[NoErriir(ii),BERiir(ii)]=biterr(sbindm1(1:length(sbindm1)),Sbinaria(1:length(Sbinaria)-
(2*atraso)));

%% *****
%% Demodulación señal en estructura FIR
[Sdmfir]=DModQpsk(yfir(atraso+1:length(yfir))); % Demodulación de señal Ecuilizada con
FIR.
sbindm2=OctalBin(Sdmfir); % Decodificación a Binario

%% *****
%% Comparación de Señal Enviada con Señal Recibida Final por FIR.
[NoErrfir(ii),BERfir(ii)]=biterr(sbindm2(2500:length(sbindm2)),Sbinaria(2500:length(Sbinaria)-
(2*atraso)));

%% *****
NEiir(cont) = NoErriir(ii); % Acumulador de la señal error en IIR en cada experiencia
NEfir(cont) = NoErrfir(ii); % Acumulador de la señal error en IIR en cada experiencia
Biiir(cont) = BERiir(ii); % Acumulador de la BER en IIR en cada experiencia
Bfir(cont) = BERfir(ii); % Acumulador de la BER en FIR en cada experiencia
End
%% *****
NoErriir(ii) = mean(NEiir); % Promedio del número de errores con IIR
NoErrfir(ii) = mean(NEfir); % Promedio del número de errores con FIR
BERiir(ii) = mean(Biiir); % Promedio del BER con IIR
BERfir(ii) = mean(Bfir); % Promedio del BER con FIR
End
%% *****
%% Diagrama de BER
scatterplot(yf1) % Señal con estructura IIR
scatterplot(yf2) % Señal con estructura FIR
figure(3);
semilogy(SNR,BERiir,'b.-');
hold on
semilogy(SNR,BERfir,'r.-');
axis([0 21 10^-4 1])
grid on
legend('BER para IIR', 'BER para FIR');
xlabel('SNR, dB')
ylabel('BER - Bit Error Rate')
title('BER en estructuras IIR y FIR')

```

ALGORITMO ACELERADOR VERSION GAMMA (ARy) EN CONFIGURACIÓN FIR IMPLEMENTADO EN MATLAB

```
function [yf,ea,wt] = argFIR_Eq(s,s_ref,M2,Alf,M1,Gam)
F = length(s); % longitud de señal de entrada
x = zeros([M2 1]); % Entrada al lazo FIR
qfir = zeros([M2 1]); % Error lazo FIR
yf = zeros([M2 1]); % salida FIR

wfir = zeros([M2 1]); % vector coeficientes

%% *****
for k=1:F % FIR ARy
% Lazo FIR Alimentación
x = [s(k);x(1:M2-1)]; % vector de señal de entrada al filtro
yT = x'*wfir; % Resultado de Señal por coeficientes
e = yT-s_ref(k); % vector error
g1 = (e+Gam*x'*qfir)/(1+Alf*Gam*x'*M1*x);
qf = (Gam/(Alf+Gam))*(qfir-Alf*g1*M1*x);
wfir = wfir+Alf*qf; % Actualiza coeficientes de alimentación

%% *****
%% Actualización
qfir = qf; % Auxiliar de ARy lazo FIR
wx = wfir; % Actualización de vector de coeficientes

%% Almacena datos
wt(:,k)= wfir;
ea(k) = e;
yf(k) = yT;

%% *****
end
end
```