

**IGUALACIÓN ADAPTIVA DE CANALES DE
COMUNICACIÓN DE VARIACIÓN RÁPIDA CON
REDES NEURONALES**

TESIS QUE PRESENTA

Juan Carlos Sánchez García

**PARA OBTENER EL GRADO DE
DOCTOR EN CIENCIAS**

Septiembre de 2000

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA

IZTAPALAPA

DIVISIÓN DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA

A G R A D E C I M I E N T O S

A Alejandra

por ser mi compañera, esposa amorosa y mujer paciente

A Daniela y Vera,

por ser mi aliciente y la promesa de un futuro mejor que el presente

A Chagüita y Raúl

por darme las oportunidades que quizás no hubiera tenido en otro lado

Al Dr. Héctor Manuel Pérez Meana,

por la amistad, guía académica y apoyo sin condiciones que me ha otorgado desde que tuve la fortuna de conocerlo.

A

Luis Niño de Rivera y O.

Gonzalo Duchén Sánchez

Rubén Vázquez Medina

Mariko Nakano Miyatake

Miguel Ángel Marrón Aguilar

José Luis del Río Correa

por su apoyo constante durante estos años de trabajo intenso

Al Instituto Politécnico Nacional y la ESIME Culhuacán

por las facilidades proporcionadas en su Sección de Estudios de Posgrado e Investigación

Índice

Introducción	1
Descripción del proyecto de investigación	3
Organización de la tesis	5
Publicaciones	7
Revistas internacionales con arbitraje estricto	7
Revistas nacionales sin arbitraje	7
Memorias de congresos internacionales in extenso	7
Memorias de congresos nacionales in extenso	9
Capítulo 1. Igualadores Adaptivos y Redes Neuronales	1-1
1.1 Igualadores Adaptivos	1-2
1.1.1 Igualador de Decisión retroalimentada (IDR)	1-3
1.1.2 Configuración del IDR	1-3
1.2 Igualador de Viterbi (IV)	1-5
1.2.1 Configuración de un receptor con el Igualador de Viterbi (IV)	1-5
1.2.2 Problemas a resolver con el IV	1-5
1.3 Receptores Adaptivos Usando Redes Neuronales de Tiempo Retardado (TDNN)	1-6
1.3.1 Igualadores clásicos como casos especiales de TDNN	1-6
1.3.2 Receptores FF con espaciamiento T	1-7
1.4 Características de Redes Neuronales posiblemente aplicables a la IA	1-7
1.4.1 La Red de Hopfield	1-7
1.4.2 La Red de Hamming	1-8
1.4.3 El Perceptrón de una capa	1-8
Figuras	1-10
Capítulo 2. Igualador digital adaptivo para línea de transmisión	2-1
2.1 Introducción	2-2
2.2 Polinomios de Legendre	2-4
2.3 Algoritmo de adaptación	2-4
2.4 Estructura del igualador	2-6
2.5 Simulaciones y resultados obtenidos	2-6
Conclusiones	2-7
Figuras	2-8
Capítulo 3. Igualación de Canales de Comunicación con una Red de Hopfield	3-1
Introducción	3-2
3.1 Estructura Propuesta	3-3
3.2 Algoritmo de adaptación	3-4
3.3 Estimación de la autocorrelación de la señal de entrada y de la correlación cruzada	3-6
3.4 Simulaciones por computadora	3-6
Conclusiones	3-7
Figuras	3-8

Capítulo 4. Igualador Analógico de Decisión Retroalimentada Para Comunicaciones Terrestres Móviles Basado en Una Red de Hopfield Modificada	4-1
4.1 Introducción	4-2
4.2 Modelo del Canal para Comunicaciones móviles terrestres	4-5
4.3 Estructura propuesta	4-7
4.4 Simulaciones por computadora	4-11
4.4.1 Caso 1: Canal de comunicación estacionario	4-12
4.4.2 Caso 2: Canal de comunicación de variación lenta en el tiempo	4-13
4.4.3 Caso 2: Canal de comunicación que varían rápidamente con el tiempo	4-14
Conclusiones	4-14
Figuras	4-16
Capítulo 5 Circuito Integrador VLSI para Filtrado Adaptivo NLMS	5-1
5.1 Introducción	5-2
5.2 Propuesta del algoritmo LMS adaptivo modificado	5-3
5.2.1 Prueba de convergencia	5-5
5.3 Estructura propuesta para la integración analógica	5-9
5.3.1 El nuevo integrador no inversor	5-9
5.3.2 Resultados de las simulaciones y realización experimental del integrador propuesto	5-11
5.4 Aplicación en los filtros analógicos adaptivos	5-12
Conclusiones	5-13
Figuras	5-14
Capítulo 6. Diseño de una Red Neuronal de Hopfield VLSI para un Igualador Adaptivo	6-1
6.1 Introducción	6-2
6.2 La red Neuronal de Hopfield	6-3
6.2.1 Características Operacionales de la Red de Hopfield	6-3
6.3 Propuesta de Diseño	6-5
6.4 La Red de Hopfield VLSI	6-6
6.5 Resultados	6-8
Conclusiones	6-9
Figuras	6-10

Conclusiones y líneas de investigación futuras

Apéndice A

Bibliografía por capítulo

Introducción

Los sistemas de comunicación actuales tienen como gran reto proporcionar a los usuarios servicios atractivos y convenientes, por lo que es fundamental que estos sistemas soporten una tasa de transmisión muy alta. En los sistemas de comunicación cuyo canal es suficientemente controlable, por ejemplo los que utilizan fibra óptica, esto puede ser logrado, dadas sus características muy favorables de ancho de banda así como su inmunidad a interferencias externas y al ruido. Sin embargo cuando se requiere la utilización de canales abiertos, se deben considerar grandes limitaciones debidas a los efectos propios de la propagación de la señal de **Radio Frecuencia (RF)**, el control de la portadora, los efectos meteorológicos, los obstáculos, las trayectorias múltiples, etc. [1].

En los sistemas de comunicación móviles terrestres es necesario considerar el desvanecimiento selectivo de las frecuencias, para lo cual se utilizan los **Igualadores Adaptivos (IA)**, que pueden compensar efectivamente este tipo de desvanecimientos. Para ello se deben considerar el algoritmo, los parámetros de optimización, el comportamiento y los mejoramientos técnicos para el rendimiento de la igualación.

Los desarrollos más recientes en las comunicaciones digitales terrestres hacen posible la transmisión no solo de voz sino también de otros tipos de datos como facsímil y datos de alta tasa de bits (560 Kbit/s). Se considera que los sistemas de comunicación digital celular que incluyan muchos más servicios serán comunes en un futuro cercano. En la actualidad se busca que las comunicaciones terrestres móviles puedan soportar una amplia variedad de servicios utilizando transmisión de datos sin restricción, con tasas de 64 kbits/s o 384 kbits/s para audio/video, y datos de computadoras de formatos grandes usando **Acceso Múltiple por División del Tiempo (TDMA, Time Division Multiple Access)** de banda ancha [1].

Para estas transmisiones de banda ancha, son necesarias técnicas contra el desvanecimiento selectivo de las frecuencias ya que la señal que se recibe se distorsiona fuertemente debido a la propagación multitrayectoria. El uso de los **IA** en estos sistemas requiere fundamentalmente la utilización de algoritmos que logren una adquisición rápida y tengan además una gran capacidad de seguimiento de la señal. Estos algoritmos requieren de velocidades de convergencia grandes con una arquitectura poco compleja.

Con el resurgimiento de las **Redes Neuronales Artificiales** o simplemente **Redes Neuronales (RN)** [3,4,5,6], se han retomado sus arquitecturas que son fundamentalmente filtros adaptivos [7], con una gran variedad de estrategias de interconexión. Se ha podido observar que muchos de los problemas planteados para el filtraje óptimo y la predicción de señales se han resuelto eficientemente con **RN**.

Los sistemas neuronales han propuesto soluciones a problemas que inicialmente se habían considerado solo en el ámbito de la inteligencia biológica, desde el filtro de Wiener propuesto en 1945 [8,9,10], hasta el Algoritmo de Mínimos Cuadrados (**Least Mean SquaresLMS**), de Widrow [7,9]. En este sentido se ha desarrollado una teoría que ha sustentado ampliamente a los filtros adaptivos [10]. Las **RN** resurgieron debido al desarrollo de nuevas topologías y algoritmos, las nuevas técnicas para su construcción con técnicas **VLSI** y por la opinión generalizada de que el paralelismo masivo es esencial para rendimientos altos en el procesamiento de señales [11]. Como ejemplo se puede mencionar a las **RN** de una sola capa que pueden desarrollar los algoritmos que requieren los clasificadores Gaussianos de semejanza máxima y los clasificadores de error mínimo, para el caso de patrones binarios dañados por ruido [12].

En esta tesis se proponen sistemas que permiten mejorar los **IA** convencionales usando **RN**, a partir del planteamiento de sus posibles relaciones algorítmicas, de arquitectura y su posible integración usando técnicas **VLSI**, que bien pueden ser analógicas, digitales o una combinación de estas, según sean las características de la señal o proceso de comunicaciones.

Descripción del proyecto de investigación

Las características de este proyecto generaron la necesidad de hacer una investigación y recopilación bibliográfica amplia, en temas relacionados con las comunicaciones, las redes neuronales, el diseño de circuitos integrados y las expectativas de servicios de información que se tienen contemplados para el futuro.

A partir de ésta revisión se pudo circunscribir el problema a uno de los aspectos más relevantes de la comunicación confiable: la igualación del canal de comunicación.

Se llevó a cabo la revisión del estado del arte en los esquemas de igualación de canales de comunicación. Se revisaron propuestas sobre la igualación a ciegas, la igualación utilizando filtros adaptivos utilizando algoritmos como el **LMS** y los igualadores del tipo de decisión retroalimentada (**DFE**, **Decision Feedback Equalizer**).

Se revisaron las diferentes formas que han sido propuestas para abatir los tiempos de convergencia, así como la complejidad computacional asociada a cada propuesta. Adicionalmente a esto se observó que las propuestas eran generalmente digitales, con las etapas y limitaciones relacionadas necesariamente con estas realizaciones, es decir, las etapas de conversión analógica a digital, procesadores con frecuencias de reloj cada vez mayores, el tamaño creciente de etapas en los circuitos propuestos o, la necesidad de circuitos digitales cada vez más densos y de tecnología de fabricación más pequeña.

Como una parte importante de la revisión, se analizaron algoritmos de bloque para sistemas adaptivos. Se vio la necesidad de reducir el retardo de bloque en estos algoritmos, que se basan en la transformada de Fourier para la adaptación de sus coeficientes, así como el poder reducir su tiempo de convergencia, y se hizo una propuesta de algoritmo para este propósito [13].

También como parte de la investigación, se revisaron formas propuestas para la realización del algoritmo **LMS**, y sus aplicaciones, como el más relevante de los algoritmos de gradiente descendente. Se destaca la sencillez de la realización de éste algoritmo, y su estabilidad numérica, pero tiene en contra su baja velocidad de convergencia para procesos que varían rápidamente. Este algoritmo se ha utilizado en muchas aplicaciones en filtros adaptivos como el algoritmo que fija los valores de sus coeficientes. Las estructuras revisadas se han aplicado como estimadores, identificadores de sistemas, canceladores de eco, igualadores de canal, etc.[14]-[17]. En este sentido se propuso algoritmo **LMS** normalizado de paso variable

para aplicarse en estructuras de cancelador de eco [2],[13],[18].

Con respecto a otros algoritmos para igualación de canales se revisaron los del tipo mínimos cuadrados recursivos (**RLS, Recursive Least Square**), que tienen un menor uso que los del tipo LMS, dada su complejidad computacional y sus problemas de estabilidad numérica, sin embargo su velocidad de convergencia es alta, considerando que aquí habría un buen campo de desarrollo.

Posteriormente se analizaron características de varias redes neuronales artificiales, principalmente para su aplicación en el campo del reconocimiento de patrones, y las comunicaciones.

Se revisaron varias propuestas analógicas relacionadas con algunas formas de procesamiento y se hicieron otras que han recobrado al procesamiento analógico como una alternativa para resolver algunas de las limitaciones ya mencionadas. En éste aspecto las propuestas de líneas de retardo analógicas utilizando estructuras analógicas o con capacitor conmutado han resultado muy alentadoras [19],[20], para su posible aplicación en muchos circuitos de comunicaciones.

Como consecuencia de esto se propusieron sistemas adaptativos, basados en redes neuronales, con la finalidad de realizarlos en forma analógica, para su posible aplicación en sistemas de comunicaciones móviles [21]. En este sentido, en esta tesis se presentan propuestas de realización con tecnología VLSI, que permitirían esta realización con bajos consumo de energía, alta velocidad de procesamiento al no requerir etapas de conversión de analógico a digital y viceversa. Adicionalmente el tamaño de las realizaciones permitirían su portabilidad o incorporación a sistemas ya funcionales.

Organización de la Tesis

La tesis esta organizada en tres partes. La primera esta constituida por el capítulo 1, que presenta una revisión del estado del arte tanto en los igualadores adaptivos y las redes neuronales, desde sus características generales hasta sus aplicaciones en algunos sistemas específicos. En este capítulo también se presentan los aspectos más relevantes de los problemas de la transmisión en canales de comunicación que modifican sus características con el tiempo. Se hace una revisión sobre los igualadores de canal más utilizados para compensar la interferencia intersímbola de las comunicaciones digitales modernas. También se hace una revisión de diferentes estructuras de redes neuronales, que eventualmente se podrían aplicar a la optimización de los sistemas de comunicación. Se enuncian sus características principales y sus diagramas.

La segunda parte consiste los capítulos 2, 3 y 4, en los que se presentan aportaciones de la investigación doctoral, en la parte algorítmica.

En el capítulo 2 se presenta una estructura de igualador digital adaptivo que se puede aplicar a una línea de transmisión. La estructura que se propone es del tipo respuesta al impulso infinita, IIR. Esta estructura presenta características superiores a la de los filtros transversales, que son los que se usan más comúnmente. El tipo de polinomio asociado a la estructura es el de Legendre.

El capítulo 3, presenta un igualador de canal que utiliza como bloque de adaptación a una red neuronal de Hopfield. Se le compara con el comportamiento del algoritmo de mínimos cuadrados recursivo, RLS. Destacándose de manera muy importante que la velocidad de convergencia es muy alta puesto que se usan solo bloques analógicos. Las etapas de conversión analógico a digital y viceversa son innecesarias. Se plantea la posibilidad de su realización en VLSI, dada sus características.

En el capítulo 4, se presenta una propuesta de algoritmo para igualación de canales móviles terrestres, en sus tres modalidades: sin variación temporal, con variación lenta y con variación rápida, utilizando un igualador de decisión retroalimentada analógico, con una red neuronal de Hopfield modificada como algoritmo de adaptación, y considerando de manera importante que entre etapas del filtro transversal hay más bloques de retardo.

En la tercera parte constituida por los capítulos 5 y 6, se presentan circuitos VLSI CMOS analógicos, para resolver problemas de realización de los algoritmos como los presentados en los capítulos anteriores.

En el capítulo 5 se presenta una solución a los problemas de integración analógica, para el algoritmo LMS normalizado, y su posible realización en CMOS VLSI y aplicación en filtros adaptivos analógicos, para la igualación de canales de comunicación.

En el capítulo 6, se presenta la realización de la red neuronal de Hopfield analógica, para su aplicación en estructuras adaptivas, para la actualización del vector de coeficientes del filtro transversal.

Finalmente se presenta el capítulo de conclusiones y líneas de investigación que recoge la experiencia adquirida durante la investigación doctoral, y que pretende presentar las alternativas de desarrollo en el campo de las comunicaciones y del procesamiento de señales en lo sucesivo.

Publicaciones

Revistas internacionales con arbitraje estricto

J.C. Sánchez García, M. Nakano Miyatake y H. Pérez Meana, "A modified Hopfield network based analog decision feedback equalizer for land mobile communications", *Journal of Signal Processing*, Vol. 3, No. 5, Septiembre de 1999, pp. 347-356

H. Pérez Meana, M. Nakano Miyatake, L. Ortíz Balbuena, A. Martínez Gonzalez, J. C. Sánchez García, "A fast block-type adaptive filter algorithm with short processing delay", *IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Science*, Vol. E79-A, No. 5, Mayo 1996, pp. 721-726.

M. Nakano, H. Pérez, L. Niño de Rivera, F. Casco y J. C. Sánchez, "A time varying step size nlms algorithm for adaptive echo canceler structures," *IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Science*, Vol. E78-A, No. 2, Febrero 1995, pp. 254-258.

Revistas nacionales sin arbitraje

H. Pérez Meana, L. Niño de Rivera, M. Nakano Miyatake, L. Ortiz Balbuena, A. Martínez González y J.C. Sánchez, "Cancelador de ruido de respuesta a impulso infinita derivado de la recursión de Legendre", *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, vol. 14, No. 2, Septiembre de 1993, pp. 237-246.

M. Nakano, H. Perez Meana, J.C. Sánchez, L. Niño de Rivera, "Propuesta para mejorar el funcionamiento de las redes neuronales de Hopfield, Hamming y Carpenter-Grossberg", *Revista Mexicana de Ing. Biomédica* Vol. XV. No.2 Diciembre de 1994, pp 99-117.

Memorias de congresos internacionales in extenso

A. de Luca, G. Duchén, M. Nakano, H. Pérez, J.C. Sánchez, "Interface between a particle detector and a high resolution graphics system", *Proceedings of the ISCA International Conference. Computer Applications in Industry and Engineering*, Honolulu, Hawaii, diciembre 1993.

H. Pérez M., A. de Luca, J. Ramírez A., M. Nakano y J.C. Sánchez G., "A parallel form decision feedback equalizer", *Proceedings of the 36th Midwest Symposium on Circuits and Systems*, Detroit, Michigan, U.S.A., agosto de 1993.

H. Pérez M., L. Niño de Rivera, M. Nakano M., Fausto Casco S. y J. C. Sánchez G., "A time vaying step sieze normalized lms echo canceler algorithm", *Proceedings of The IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing*, vol. 2, pp. 249-252, Adelaide Australia, Abril de 1994.

J. C. Sánchez, M. Nakano, L. N. de Rivera, H. Pérez M., "An extended Hamming neural network for non binary pattern recognition", Proceedings of the 37th Midwest Symposium On Circuits and Systems U.S.A. 1994., pp 607-609

M. Nakano, H. Perez Meana, J.C. Sánchez, L. Niño de Rivera. "Multilayer Hopfield and Hamming neural networks with non binary input patterns", Proceeding of International Symposium on Information Theory & Its Applications '94 , Sidney Australia, Noviembre de 1994. pp 775, 779.

L. Ortíz Balbuena, H. Pérez Meana, L. Niño de Rivera y O. J.C. Sánchez J. Ramírez Angulo. "Decision feedback equalizer using analog transversal filters", IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing-1995.

L. Niño de Rivera, M. Nakano, J.C. Sánchez, H. Pérez Meana, y E. Sánchez.-Sinencio, "VLSI implementation of an extended Hamming Neural Network for non binary pattern recognition", The 38th Midwest Symposium On Circuits and Systems, Río de Janeiro, Brasil, pp. 973-977, agosto 1995.

L. Niño de Rivera, L. Ortíz Balbuena, J.C. Sanchez García, A. Martínez, G. Duchon, "High fidelity audio compression using analog lms adaptive linear predictors", Proceedings of the International Symposium on Information Theory & its Applications 1996, Victoria, Canada, pp. 179-182 Septiembre 1996.

M. Nakano, H. Pérez, J.C. Sánchez, L. Niño de Rivera y L. Ortíz, "A decision feedback equalizer structure using hopfield neural network", Proceedings of ICSPAT, pp. 555-559, octubre de 1996.

L. Ortíz, A. Martínez, H. Pérez, M. Nakano y J.C. Sánchez, "Analog echo canceler for long distance telephone system", Proceedings of ICSPAT, pp. 438-441, octubre de 1996.

M. Nakano, H. Pérez, J.C. Sánchez, L. Niño de Rivera y L. Ortíz, "A continuous time equalizer structure using Hopfield neural network", Proceedings of IASTED International Conference, pp. 168-172, noviembre de 1996.

J. C. Sánchez García, H. Pérez Meana, A. Diaz Méndez y Guillermo Espinosa Flores Verdad, "VLSI Equalizer Circuit Using Hopfield Neural Network", Proceedings of IASTED International Conference on Signal and Image Processing, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 92-95.

L. Niño de Rivera, H. Perez Meana, y J.C. Sánchez García, "Analog VLSI Structure for Step Size NLMS Algorithm", IASTED International Conference on Signal and Image Processing, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 383-386

Memorias de congresos nacionales in extenso

H. Pérez M., M. Nakano M., J.C. Sánchez G., A. de Luca P., y G. Duchén S. "Filtrado adaptivo de respuesta a impulso infinita usando funciones ortogonales" IV Congreso Internacional de Electrónica y Comunicaciones CONIELECOM UDLA 1993, Puebla, México.

L. Niño de Rivera, J. C. Sánchez, H. Pérez Meana, M. Nakano Miyatake, A. Martínez González, L. Ortiz Balbuena y G. Duchén, "Fundamentos de redes neuronales y su configuración en circuitos VLSI", Memorias del 5 Coloquio Académico, ESIME Sección de Estudios de Postgrado e Investigación, pp. 260-265, México D.F., Noviembre de 1993.

L. Niño de Rivera, H. Pérez Meana, J. C. Sánchez, G. Duchén, M. Nakano M y L. Ortiz, "Extraction of Coefficients by linear prediction codes", Memoria Técnica, MEXICON 94, pp. 264-268, Puebla, Marzo de 1994.

M. Nakano M., H. Pérez M., L. Niño de Rivera y J. C. Sánchez, "Redes de Hopfield y Hamming extendidas para reconocimiento de patrones no binarios," memoria del XVI Congreso Nacional Académico de Ing. Electrónica, ELECTRO 94 Chihuahua, Octubre de 1994, pp 549-554

H. Pérez Meana, L. Niño de Rivera, J.C. Sánchez, "A Review in Echo Cancellation", Mexicon-94 Feb-94 Puebla, México.

L. Niño de Rivera, J.C. Sánchez, H. Pérez Meana, "Multiplicador analógico bicmos de alta linealidad para sinápsis programables en redes neuronales", 2o. Congreso de la Sección de Graduados de la ESIME, Noviembre 1994, México

M. Nakano, H. Pérez Meana, L. Niño de Rivera, J.C. Sánchez G., A. Martínez G., "Nuevas estructuras de redes neuronales para el reconocimiento de patrones binarios", 2o. Congreso de la sección de graduados de la ESIME, Noviembre 1994, México

L. Niño de Rivera, J.C. Sánchez, H. Perez Meana, L. Ortíz, G. Duchén "Tutorial del algoritmo LMS en filtros adaptivos", V Congreso Internacional de Electrónica Comunicaciones y Computadoras CONIELECOMP-1995, Cholula, Puebla, Abril de 1995.

L. Niño de Rivera., M. Robledo Uzcanga., J.C. Sánchez, A. Martínez H. Perez Meana. "Ecuador digital adaptivo para línea de transmisión", V CONIELECOMP-1995, Cholula, Puebla, Abril de 1995.

L. Ortiz Balbuena, A. Martinez Gonzalez, H. Pérez Meana, J.C. Sánchez García Y M. Nakano Miyatake, "filtro adaptivo en tiempo continuo utilizando funciones de Legendre", Memoria Técnica REUNE '95, pp. 333-336, Aguascalientes, Octubre de 1995.

J.C. Sanchez Garcia, L. Niño de Rivera, H. Pérez Meana, G. Duchén Sánchez y A. Martinez Gonzalez, "Diseño de amplificadores de transconductancia (OTA) en estructuras VLSI", Memoria Técnica REUNE '95, pp. 147-151, Aguascalientes, Octubre de 1995.

L. de Rivera y O, Juan C. Sánchez García, M. Nakano Miyatake, H. Pérez Meana y L. Balbuena, "Arquitectura de una red celular neuronal multicapa para el reconocimiento de patrones binarios", Memoria Electro'95, pp. 635-643, Chihuahua, Octubre de 1995.

H. Pérez Meana, M. Nakano, L. Niño de Rivera, J. Sánchez García, "Modificaciones al algoritmo LMS para reducir su complejidad o mejorar sus características", Memoria Técnica CONIELECOMP 1997, pp. 32-36, octubre de 1997.

Juan C. Sánchez García, M. Nakano Miyatake, H. Pérez Meana y L. Niño de Rivera, "Ecuación de Canales de Comunicación con una Red Neuronal de Hopfield", Memorias del 3er Congreso Nacional de Ingeniería Electromecánica y de Sistemas, México D.F., noviembre de 1997, pp. 319-322.

Juan C. Sánchez García, H. Pérez Meana, A. Diaz Méndez y G. Espinosa Flores Verdad, "VLSI Circuit Using Hopfield Neural Network", Proceedings of IASTED International Conference on Signal and Image Processing, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 92-95.

L. Niño de Rivera, H. Perez Meana, y J.C. Sánchez García, "Analog VLSI Structure for Step Size NLMS Algorithm", IASTED International Conference on Signal and Image Processing, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 383-386.

Rubén Vazquez Medina, Oreste Téllez Analco y J.C. Sánchez García, "Seguridad en Sistemas de Telefonía Celular", 8° Congreso Internacional de Electrónica, Comunicaciones y Computadoras, COMILECOMP 98, Universidad de las Américas, Puebla, febrero 1998, pp. 51-55

Salvador Mendoza R., J.C. Sánchez García y Rubén Vazquez Medina, "Programa para el Diseño de Filtros Activos con Interfaz para MICRO-CAP IV", 8° Congreso Internacional de Electrónica, Comunicaciones y Computadoras, COMILECOMP 98, Universidad de las Américas, Puebla, febrero 1998, pp. 382-386

J.C. Sanchez-Garcia, L. Niño-de-Rivera and H. Perez-Meana, "A Near Optimum Analog Integrator Circuit", 2nd Analog VLSI Workshop, Santa Clara, California USA, junio 1998, pp. 56-59.

Sinuhé Ledesma Vázquez, J.C. Sánchez García y Fausto Casco Sánchez, "VLSI Structure for Scrambling of Digital Speech", ISITA 98, México D.F., pp. 463-466.

Efrén Pérez Carmona, J.C. Sánchez García, H. Pérez Meana y L. Niño de Rivera, "A Continuous Time VLSI Integrator for Adaptive Signal Processing", ISITA 98, México D.F., pp. 301-304.

Capítulo 1

Igualadores Adaptivos y Redes Neuronales

En los sistemas de comunicaciones digitales prácticos que se diseñan para transmitir a alta velocidad a través de canales limitados en banda, no se conoce con suficiente precisión la respuesta en frecuencia del canal para el diseño de los filtros óptimos para el modulador y el demodulador. Por ejemplo en la comunicación digital en la red telefónica conmutada, el canal de comunicación puede ser diferente cada vez que se marca, porque la ruta de conexión puede cambiar. En este caso las características del canal no se conocen a priori. Hay otros tipos de canales, como son los canales de radio y los canales acústicos submarinos, cuyas características de respuesta en frecuencia son variantes en el tiempo. Para estos casos no es posible diseñar filtros fijos óptimos para la demodulación[1],[2].

La distorsión en el canal tiene como consecuencia la interferencia intersímbola (**ISI**, Intersymbol Interference), que si no se compensa genera altas tasas de error. La solución a este problema, es utilizar un compensador llamado igualador (equalizer, en inglés).

Los receptores óptimos utilizan para la detección de información a partir de las muestras del filtro de demodulación, la estimación de secuencias de semejanza máxima. Los receptores subóptimos emplean al igualador lineal o al igualador de decisión retroalimentada.

En el caso de los canales variantes en el tiempo, los igualadores se deben diseñar para que se puedan ajustar a los cambios de canal y las variaciones temporales de su respuesta. Es de mencionarse que unos de los algoritmos más utilizados para la adaptación de los parámetros de ajuste del igualador es el LMS [3]. Desde luego que se consideran sus limitaciones en el tiempo de convergencia, que tiene una gran importancia si los procesos son rápidos. En consecuencia la búsqueda de los mejores algoritmos para compensar estas limitaciones de velocidad de convergencia, complejidad computacional, realización práctica, etc., son campos de investigación aún abiertos [4].

Por otro lado en los años recientes la utilización de las redes neuronales para resolver una amplia gama de problemas prácticos en diversas ramas de la ciencia y tecnología [5]-[7], [11]. Inclusive las relaciones entre los filtros adaptivos y las redes neuronales son casi naturales, es decir, se puede observar por ejemplo que una red neuronal de tiempo retardado se basa en un combinador

lineal adaptivo (ALC, Adaptive Linear Combinator) [8]-[10], [12].

La relación entre estas dos estructuras es básicamente la existencia de un elemento no lineal conectado a la salida de la línea de retardo que forma parte del ALC.

Hacer la revisión de diferentes tipos de redes neuronales, sus características más importantes, comportamiento, complejidad y tipos de realizaciones, ha permitido hacer propuestas que se verán en los capítulos siguientes, para su aplicación en la solución de problemas de las comunicaciones digitales de alta velocidad [56]-[62]

1.1 Los Igualadores Adaptivos

Actualmente se tienen varias propuestas para resolver el desvanecimiento selectivo de frecuencias en los sistemas de comunicación, por ejemplo: la anti-modulación/demodulación de las multitrayectorias [13,14], arreglos adaptivos de antenas [15,16], y los Igualadores Adaptivos (IA) [17].

Entre estos los IA han sido objeto de una investigación muy amplia ya que pueden compensar dispersiones en el retardo de las multitrayectorias de $0.1T_s < \tau_{rms} < 5 T_s$, donde T_s es la duración del símbolo, usando hardware relativamente pequeño.

Si bien los IA se han utilizado en los enlaces de microondas, su uso no es tan directo en el caso de las comunicaciones móviles terrestres, porque se le tiene que mantener con canales de variación rápida.

Las aplicaciones de los IA a nivel mundial datan de principios de los ochentas en Europa y a finales de esa década en Japón, en los que se abarcan aspectos tanto teóricos como experimentales y haciendo énfasis especialmente en los Igualadores de Decisión Retroalimentada (IDR) y el Igualador de Viterbi (IV).

Para el desarrollo de los IA en las comunicaciones terrestres móviles, se deben considerar tres condiciones: (1) mejoramiento de las características de seguimiento de los IA para aplicarse a los canales de radio móvil, (2) la aplicación de los IA en métodos de modulación eficientes espectralmente, como por ejemplo modulación por desplazamiento de fase en cuadratura (Quadrature Phase Shift Keying, QPSK) y modulación en amplitud en cuadratura (Quadrature Amplitude Modulation, QAM), (3) reducción de los cálculos para simplificar el hardware.

1.1.1 Igualador de Decisión Retroalimentada (IDR)

La figura 1.1 muestra la configuración de un sistema con **IA**. El filtro pasa banda (**FPB**) elimina el ruido fuera de banda, el control automático de ganancia (**CAG**) controla el nivel promedio de la señal recibida, el control automático de frecuencia **CAF** reduce la f_{off} (f_{off} representa la diferencia entre la frecuencia de portadora y la frecuencia del oscilador local), y la detección cuasi-coherente obtiene una señal recibida en banda base compleja. Entonces el **IA** compensa la distorsión debida al desvanecimiento selectivo de las frecuencias y se regeneran los datos transmitidos. Para realizar una transmisión con alta tasa de buena calidad, son necesarias cualidades superiores en la compensación del **IDR** y precisión en el **CAF**.

1.1.2 Configuración del IDR

La aplicación del **IDR** a las comunicaciones terrestres móviles requiere que funcione en condiciones de fase mínima (la potencia de la onda incidente directa es mayor que la onda retrasada), y sin condición de fase mínima, es decir la potencia de la onda retrasada es mayor que la de la onda directa, puesto que ambas condiciones se alternan para los vehículos en movimiento. Además la *adquisición inicial* y el *seguimiento* deben ser rápidas.

En la figura 1.2 se muestra la configuración de un **IDR**. Este consiste de derivaciones hacia adelante (feedforward, FF) con un espaciado fraccional entre derivaciones de $T_s/2$, y una derivación retroalimentada (feedback, FB) con espaciado entre derivaciones de T_s . Las derivaciones FF trabajan durante la condición de fase mínima. Para lograr una adquisición rápida y capacidad de seguimiento se requiere el uso del algoritmo de Mínimos Cuadrados Recursivo (**Recursive Least Squares, RLS**) [18,20], con factor de olvido (λ). En el algoritmo, la adaptación realizada por el IDR se divide en dos etapas: la etapa de entrenamiento y la etapa de seguimiento.

Un paquete de la señal transmitida se muestra en la figura 1.3. Durante la etapa de entrenamiento se transmite una secuencia de datos conocida (secuencia de entrenamiento), y se le utiliza como una referencia para que las ganancias de cada derivación converjan rápidamente a los valores óptimos. Estos resultados se usan como referencia durante la etapa de seguimiento. En esta etapa, las ganancias de las derivaciones se conservan aun con la variación de las características de la trayectoria de propagación. El algoritmo **RLS** calcula recursivamente las ganancias óptimas de derivación.

Si consideramos a un vector de entrada u_n y al vector de ganancia de derivación h_n en $t=nT_s$, entonces

$$u_n = \left[u \left(nT_s + J \frac{T_s}{2} \right), u \left(nT_s + (J-1) \frac{T_s}{2} \right), \dots, u(nT_s), \bar{a}((n-1)T_s), \bar{a}((n-1)T_s), \bar{a}((n-2)T_s), \dots, \bar{a}((n-k)T_s) \right]^T \quad (1.1)$$

y

$$h_n = [F_{-j}(nT_s), F_{-j+1}(nT_s), \dots, F_0(nT_s), B_1(nT_s), B_2(nT_s), \dots, B_k(nT_s)]^T \quad (1.2)$$

donde

J: número de derivaciones FF

K: número de derivaciones FB

la salida del igualador en $t=nT_s$ está dada por

$$e_n = \bar{a}_n - y_n \quad (1.3)$$

El algoritmo **RLS** calcula recursivamente los valores de h_n , que minimiza

$$E_n = \sum_{i=0}^{n-1} \lambda^i |e_{n-i}|^2 \quad (1.4)$$

El algoritmo que se describe en [19], permite que h_n satisfaga la ecuación de Wiener-Hopf, dando la mejor solución de la estimación de mínimos cuadrados lineales.

El mejoramiento en el rendimiento de los **IDR** a bajas tasas de transmisión de símbolos (R_s) y la reducción del número de operaciones para altas R_s , son problemas aún por resolver. Además, también puede ser significativa la aplicación de los **IDR** a esquemas de modulación espectralmente eficientes, como por ejemplo **QAM** y **QPSK**.

1.2 El Igualador de Viterbi (IV)

1.2.1 Configuración de un receptor con el Igualador de Viterbi (IV)

Originalmente se propuso al Algoritmo de Viterbi como un medio para la decodificación de códigos convolucionales [21]. Posteriormente se le reconoció como un caso especial de programación dinámica [22,23], y se puede decir que tiene aplicación en una variedad de sistemas de comunicaciones, incluyendo señalización de respuesta parcial [24], compresión de datos [24], modulación de malla codificada [24,26], mejoramiento del filtrado de voz [27], y conformación de mallas [28]. El algoritmo de Viterbi es un método eficiente para la selección de la trayectoria mínima en la malla para una máquina de estado finito.

La configuración de un receptor con un **IV** es el mismo que el mostrado en la figura 1.1. La configuración del **IV**, se muestra en la figura 1.4. El **IV** consiste de un estimador de canal para estimar la respuesta al impulso del canal $c(t)$, un filtro adaptado para maximizar S/N antes de la estimación de la secuencia de semejanza máxima, y un estimador de secuencia máxima, usando el algoritmo de Viterbi [29].

La señal recibida en banda base $u(t)$, esta dada por

$$u(t) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} a_i c(t - iT_s) \quad (1.5)$$

El **IV** mide primero $c(t)$ usando la secuencia de entrenamiento considerando que es constante durante un paquete. La secuencia de entrenamiento se localiza en el centro del paquete, para guardar una alta correlación entre $c(t)$, en la secuencia de entrenamiento, y las que están en los extremos del paquete, con una alta eficiencia de cuadro. Si la señal en banda base en $t=nT_s$, es u_n , el decodificador de Viterbi estima la secuencia de datos transmitidos $\{\alpha_n\}$ que maximiza la probabilidad condicional $p(\{u_n\}|\{\alpha_n\})$, usando el algoritmo de Viterbi [20].

1.2.2 Problemas a resolver con el IV

El **IV** ha sido aplicado e investigado intensamente en las comunicaciones de radio móvil terrestres en Europa para el desarrollo del sistema GSM, en que se tienen resultados del comportamiento de la tasa de bits erróneos (Bit Error Rate, **BER**) para desvanecimiento selectivo de frecuencias en un vehículo viajando a una velocidad de 50 km/h [31].

Un problema a resolver con este tipo de **IA** es que para la estimación del canal con el **IV** usando secuencias de entrenamiento localizadas en el centro del paquete TDMA, se supone que las características del canal son constantes durante la transmisión del paquete, esta suposición no es correcta para R_s bajas.

Otro problema es la reducción de operaciones en el **IV**. Se han planteado varios métodos para reducir su número de estados. Uno es cancelar la onda con retardo largo usando primero un **IDR**, para después pasar la señal recibida al **IV**. Otro método es cancelar la onda con retardo largo, haciendo una réplica de ésta usando el estimador del canal y el contenido de la memoria de trayectoria [32].

1.3 Receptores Adaptivos Usando Redes Neuronales de Tiempo Retardado (TDNN)

1.3.1 Igualadores clásicos como casos especiales de TDNN

Usualmente los receptores compensan la interferencia intersímbola (**ISI**) por medio de filtros adaptivos los cuales la cancelan, tratando de mantener al mismo tiempo suficientemente bajos los niveles de ruido. Estos filtros adaptivos pueden ser: (a) tipo T , en sus configuraciones con y sin retroalimentación, que pueden trabajar a la velocidad de los símbolos; (b) o los igualadores fraccionalmente espaciados, que trabajan a una fracción de la velocidad de los símbolos. Alternativamente si se conoce la respuesta al impulso del modelo del canal es posible usar el receptor de Viterbi que no invierte ni cancela interferencias entre símbolos [33].

Estos receptores se basan en el hecho muy importante de que el comportamiento del canal es lineal. Cuando se presentan efectos no lineales y consecuentemente interferencia intersímbola no lineal, se usan diferentes sistemas que se basan por ejemplo, en las series de Volterra [34,35].

En la figura 1.5 se muestra un ejemplo de modelo de canal caracterizado por filtros lineales y no lineales, sin memoria entre ellos. Los casos especiales pueden incluir a solo alguno de estos. En el igualador propuesto la señal $x(n)$ y sus muestras retardadas en tiempo se procesan con una **RN**. Entonces las entradas a esta **RN** son las muestras $x(n-L)$, $x(n-L+1)$, ..., $x(n)$, $x(n+1)$, ..., $x(n+L)$. Cuando se estima al símbolo n , L se selecciona de acuerdo con la memoria del canal. Los símbolos detectados se pueden usar como entradas adicionales a la red.

La solución al problema de la deconvolución para la situación de la transmisión de muchos datos, incluidas las distorsiones lineales y no lineales, se pueden resolver por medio de **TDNN**.

Muchos aspectos prácticos están relacionados con la velocidad de convergencia, inmunidad al ruido, tolerancia a la fluctuación de la portadora y complejidad, se deben analizar para evaluar la facilidad de usar TDNN como receptores. Se han obtenido resultados que muestran que los Receptores Adaptivos con TDNN (AR-TDNN) han podido resolver el problema de la deconvolución [36].

1.3.2 Receptores FF con espaciamento T

En este caso la señal de entrada al receptor depende de una combinación lineal de la secuencia transmitida de símbolos y ruido aditivo. La secuencia de símbolos transmitidos se pueden recuperar usando un Igualador Lineal de Espaciamento T (ILET). En la figura 1.6 se muestra un receptor basado en una neurona. Sus coeficientes de entrada se estiman usando una secuencia de entrenamiento o estrategias de decisión dirigida. En ambos casos el conjunto óptimo de coeficientes se define como el que da un error cuadrático de decisión mínimo [37]. También en [37] se proponen los receptores de decisión retroalimentada con espaciamento T; así como los receptores multietapas usando filtros de Respuesta al Impulso Finita (Finite Impulse Response, FIR) con su correspondiente representación TDNN. Estos esquemas permiten la posibilidad de remover interferencias sin aumentarel nivel de ruido presente en el receptor.

1.4 Características de Redes Neuronales posiblemente aplicables a la IA

1.4.1 La Red de Hopfield

La Red de Hopfield, como la que se muestra en la figura 1.7, se usa normalmente con entradas binarias. Este tipo de red es mas adecuado cuando se tienen representaciones binarias exactas. Se le ha utilizado en el procesamiento de imágenes, donde los pixeles que los forman se pueden representar como blanco y negro. También en el procesamiento de textos en ASCII cuando los caracteres se pueden representar por conjuntos de 8 bits. Recientemente se han realizado investigaciones que permiten utilizar las técnicas de este tipo de red para los patrones binarios, en imágenes con niveles de grises, lo cual constituye un ejemplo de patrón no binario [38,39,40,41]. La Red de Hopfield es poco adecuada cuando los valores de entrada son continuos. Actualmente se tienen varias versiones de la Red de Hopfield [42,43,44], que permiten darle aplicaciones de *memoria asociativa* o para *resolver problemas de optimización*. Otra aplicación de esta red es en problemas donde las entradas se generan seleccionando una colección de bits que han sido invertidos aleatoriamente con alguna probabilidad dada [42,45]. Este es un problema clásico en la teoría de la

comunicación, que ocurre cuando se envían señales de longitud fija a través de un canal binario simétrico sin memoria.

1.4.2 La Red de Hamming

El clasificador óptimo de mínimo error para señales en un canal binario simétrico sin memoria, que calcula la distancia de Hamming del ejemplar de entrada con cada clase, y selecciona la clase con la distancia mínima de Hamming [41,46]. La distancia de Hamming es el número de bits en la entrada que no se adaptan a los bits del ejemplar de entrada, correspondientemente. En la figura 1.8, se muestra la estructura de la red de Hamming. Los resultados de la utilización de esta red para el reconocimiento de patrones no binarios también ha sido presentado, comparándosele con la Red de Hopfield en este tipo de tareas en cuanto al número de operaciones, nodos, entradas y clases que pueden producir a la salida [39,41,47].

1.4.3 El Perceptrón de una capa

Este tipo de red se puede utilizar con entradas binarias y continuas. Esta red generó mucho interés durante su desarrollo inicial por su habilidad para aprender a reconocer patrones sencillos. Un ejemplo de Perceptrón que decide si una entrada pertenece a una de dos clases (denotadas A y B), se muestra en la figura 1.9. El nodo calcula una suma pesada de los elementos de entrada, resta un umbral (θ) y transfiere el resultado a través de una no linealidad limitadora, del tal forma que la salida es ± 1 . La regla de decisión en este caso es que si $y=+1$ corresponde a la clase A, si $y=-1$ corresponde a la clase B.

Un problema que se presenta con el procedimiento de convergencia del Perceptrón, es que en algunos casos [48,49], sus límites de decisión pueden oscilar continuamente cuando las entradas son no separables y se traslapan sus distribuciones. Una modificación al procedimiento de convergencia del Perceptrón se puede obtener a partir de la solución de mínimos cuadrados, **LMS** (Least Mean Square). El algoritmo **LMS**, es idéntico al procedimiento de convergencia del Perceptrón, excepto en que la no linealidad limitadora se hace lineal o se reemplaza por una no linealidad lógica de umbral. Al algoritmo que forma la solución **LMS** se le llama algoritmo de Widrow-Hopf o **LMS** [50].

Las regiones de decisión formadas por Perceptrones son similares a las formadas por *Clasificadores Gaussianos de Semejanza Máxima*, el cual asume que las entradas son no correlacionadas y las distribuciones para clases diferentes difieren solo en los valores promedio. Este tipo de clasificadores Gaussianos y los pesos Euclidianos o la distancia directa Euclidiana asociados, se usan a menudo en reconocedores de voz cuando hay limitaciones en los datos de entrenamiento y se han ortogonalizado las entradas usando algún tipo de transformación [51].

En [52] se plantea a los IA como un problema de aprendizaje de distribución de probabilidad condicional. La función de densidad de probabilidad condicional de la señal transmitida se parametriza con un perceptrón sigmooidal, en cuyo caso se requiere minimizar la entropía relativa (distancia de Kullback-Leibler) entre la distribución verdadera y la estimada. Esta función es *bien-formada* en el sentido de Wittner y Denker, por lo que el gradiente descendente de esta función garantiza que se puede encontrar una solución.

Como una muestra de las expectativas que se tienen acerca de las redes neuronales en el procesamiento adaptivo [63], en las figuras 1.10 y 1.11 se presentan las gráficas comparativas del uso de las RN en los IA, con respecto al comportamiento de los igualadores adaptivos clásicos. En éstas se compara el comportamiento de la detección convencional con DFE, la detección Bayesiana y el algoritmo de Viterbi de semejanza máxima (MLVA, maximum likelihood Viterbi algorithm), considerando inclusive casos con corrección de error. En la tabla 1. se establece una comparación en el costo de realización de los algoritmos involucrados en las figuras 1.10 y 1.11. Desde luego que se puede observar que para retardos de decisión (d) mayores que cero, la complejidad de la propuesta neuronal es mayor, aunque sus resultados de BER son mejores que los del DFE convencional. Este aspecto es muy importante en la propuesta que se presenta en este trabajo.

Un problema importante después de este punto es que se requieren arquitecturas de RN que puedan construir estos algoritmos en VLSI. Ya se han presentado algunas [53,54], que permiten tener expectativas acerca de que se le puede mejorar y optimizar. Algunas técnicas de diseño ya han sido exploradas, considerando como un aspecto importante el poder trabajar en modo de corriente, ya que es posible ahorrar porciones importantes de circuito, con respecto al diseño en modo de voltaje [55,62].

Tabla 1
Comparación de la complejidad computacional

Igualador	Multiplicaciones	Sumas
DFE convencional con LMS	$2 \times n_a + 1$	$2 \times n_a$
DFE Bayesiano con decisión condicional ($d > 0$)	$(d+2) \times M^{d+1}$	$2 \times (d+1) \times M^{d+1} - M$

d retardo de la decisión, n_a longitud de la respuesta al impulso del canal, M número de niveles para la señal M-PAM

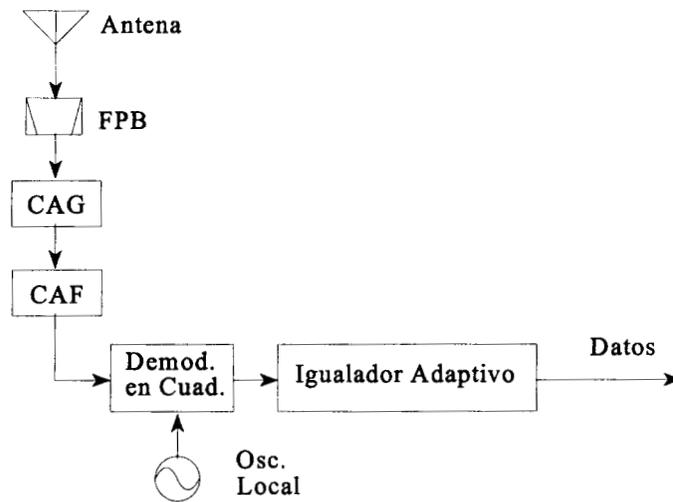


Figura 1.1 Configuración de un receptor con Igualador Adaptivo

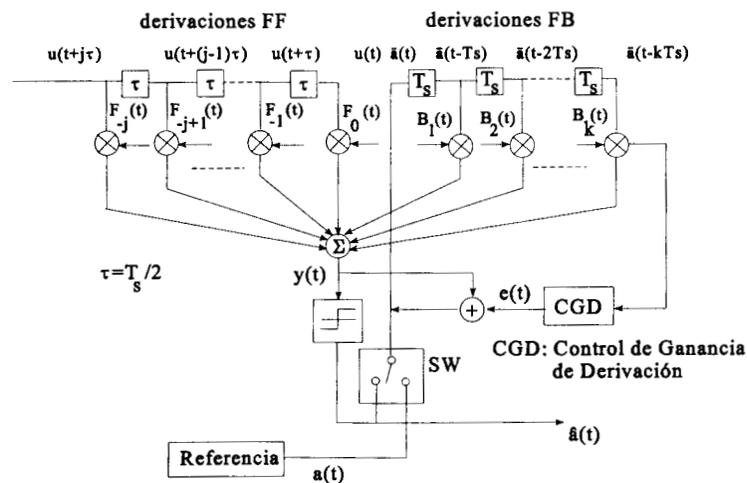


Figura 1.2 Configuración de un Igualador de Decisión Retroalimentada (IDR)

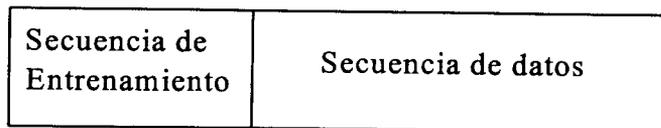


Figura 1.3 Estructura de un paquete de un cuadro TDMA

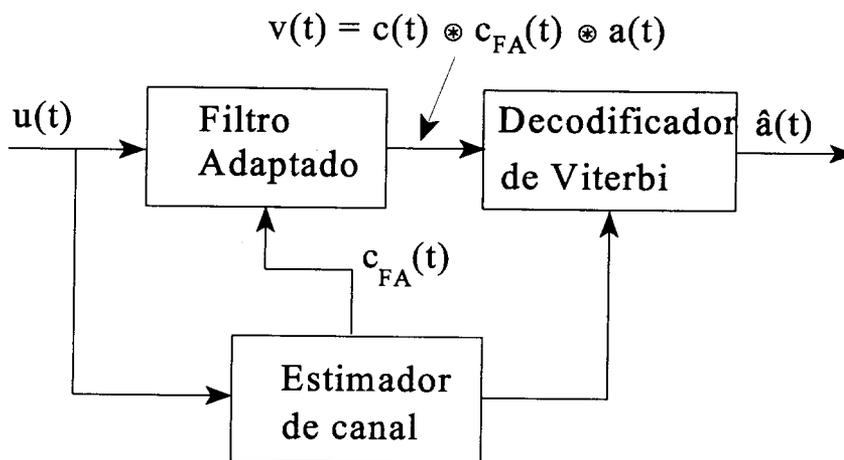


Figura 1.4 Configuración del Igualador de Viterbi (IV)

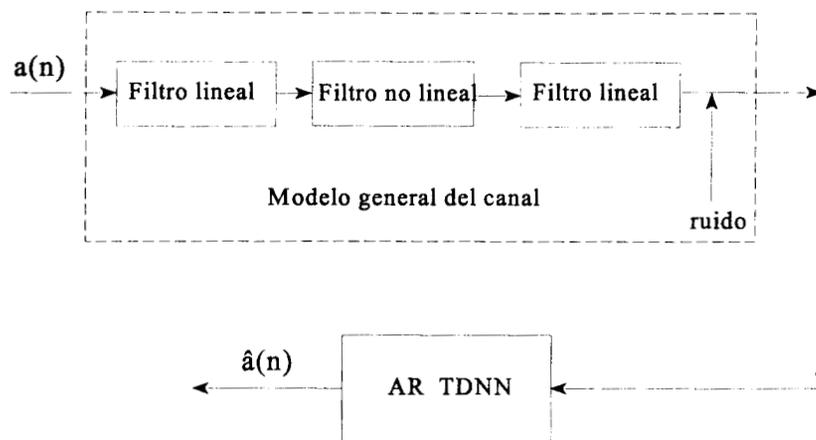


Figura 1.5 Definición del tipo de canal

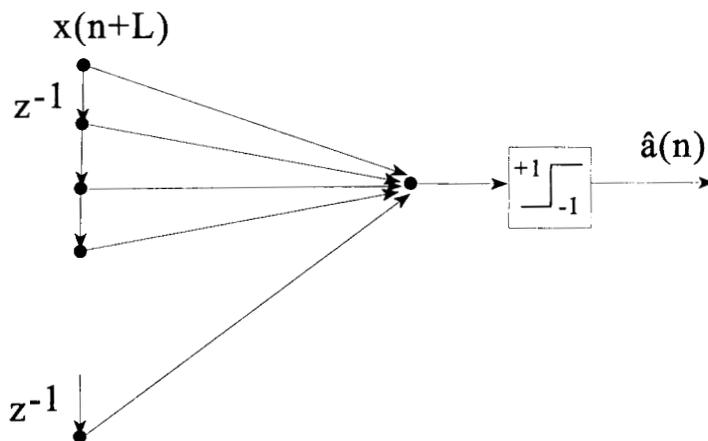


Figura 1.6 Una neurona como Igualador Lineal

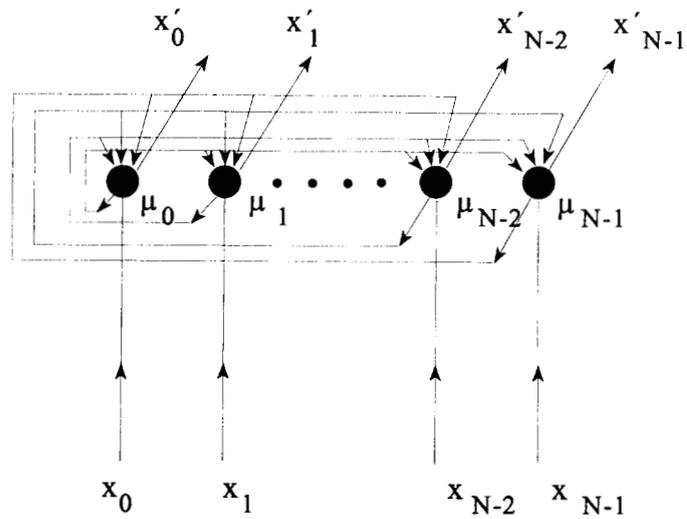


Figura 1.7 Red Neuronal de Hopfield.

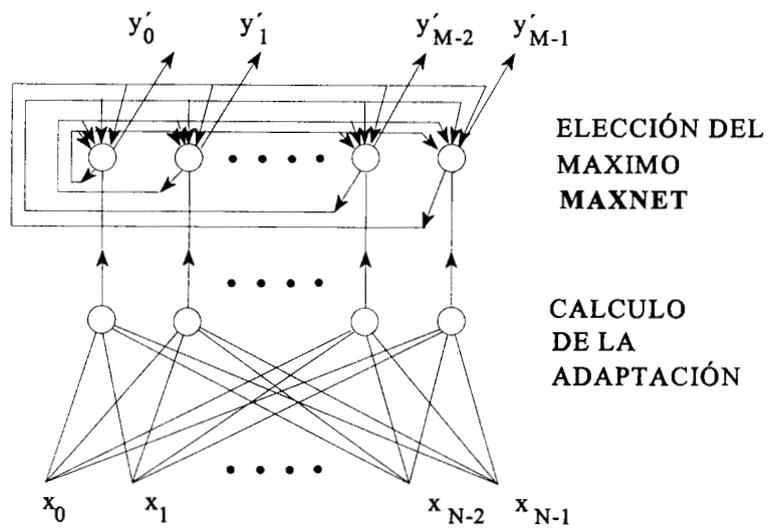
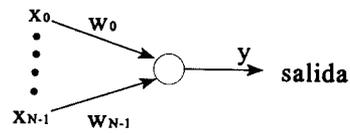
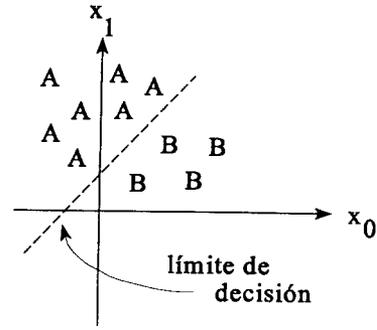


Figura 1.8 Red de Hamming.



$$y = f_h \left[\sum_{i=0}^{N-1} w_i x_i - \theta \right]$$

$$y = \begin{cases} +1 \rightarrow \text{clase A} \\ -1 \rightarrow \text{clase B} \end{cases}$$



$$x_1 = \frac{-w_0}{w_1} x_0 + \frac{\theta}{w_1}$$

Figura 1.9 Perceptrón de una sola capa.

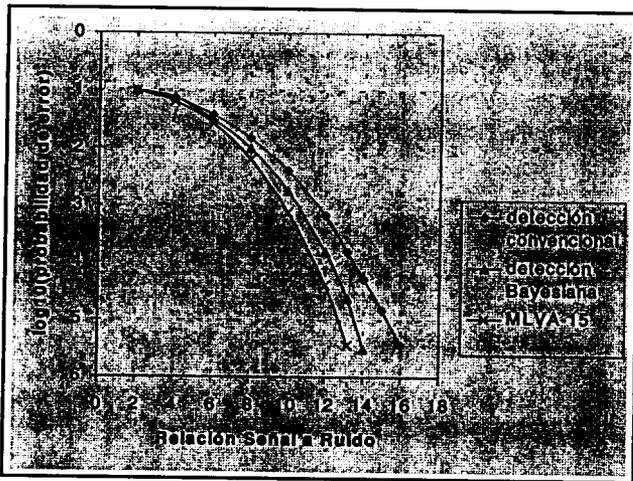


Figura 1.10 Comparación del comportamiento para un canal $-0.2052-0.513z^{-1}+0.718z^{-2}+0.3695z^{-3}+0.2052z^{-4}$ con símbolos 2-PAM, $d=4$

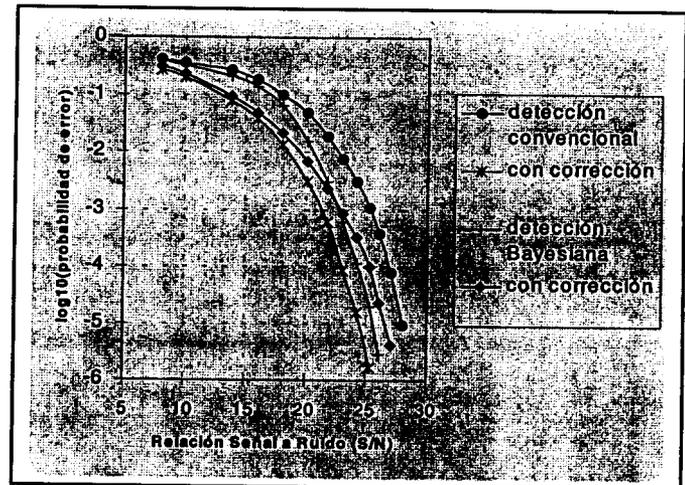


Figura 1.11 Efectos del error de propagación para el canal $0.3482+0.8704z^{-1}+0.3482z^{-2}$ con símbolos 4-PAM, $d=2$

Capítulo 2

Igualador digital adaptivo para línea de transmisión

En este capítulo se presenta la estructura de un igualador adaptivo basado en una combinación lineal de funciones de Legendre modificadas. La estructura propuesta es la de un filtro de respuesta infinita al impulso (IIR) que es incondicionalmente estable y presenta superficie de error cuadrático medio unimodal. Los resultados de la simulación del igualador encontradas demuestran que posee condiciones de convergencia superiores a los filtros adaptivos transversales comúnmente usados, incluso con un menor número de iteraciones, además de conservar estabilidad y respuesta en fase lineal. Se presenta la estructura utilizada en el igualador y se comparan los resultados con la estructura de un igualador con base en filtros transversales.

En el desarrollo del capítulo se propone al igualador como un estimador estable de la línea de transmisión o canal de comunicación, para que a partir de la estimación hecha del canal de comunicación se efectúe la igualación mediante un filtro en serie con la línea de comunicación, cuya respuesta impulsiva es la inversa de la función estimada.

2.1 Introducción

En los canales de comunicación digital de alta velocidad se observa que la eficiencia en el uso del ancho de banda disponible está limitado por la interferencia entre símbolos causada por las características no lineales del canal de comunicación. Los filtros transversales de respuesta finita al impulso (FIR) han sido extensamente usados para reducir el efecto de la interferencia entre símbolos y la eliminación de ruido en el canal tanto en la modulación por amplitud de pulsos (PAM), así como en la modulación por codificación de pulsos (PCM)[1], [2]. Sin embargo, los resultados encontrados no son del todo satisfactorios cuando el canal de comunicación no posee características mínimas de fase lineal. Los filtros de respuesta finita al impulso (FIR) han sido de gran atractivo en los sistemas de igualación por ser filtros incondicionalmente estables y donde las superficies del error cuadrático medio que presentan son unimodal, lo cual asegura la convergencia al mínimo absoluto. Sin embargo los tiempos de convergencia siguen siendo grandes, impidiendo su aplicación en sistemas de comunicación donde las velocidades de transmisión crecen o los cambios del canal son rápidos como sucede en la telefonía celular [3], [4].

Las líneas de transmisión de voz usadas en la transmisión de datos presentan respuestas en fase con características no lineales. Cuando la variación de fase del canal telefónico está cambiando en tiempo se producen serios problemas en la transmisión, el efecto de este fenómeno se le llama en inglés "jitter" [5], de esta forma se hace necesario igualar adaptivamente la línea o canal. La igualación permite optimizar la velocidad de transmisión en el canal, resolviendo los problemas que presenta la interferencia entre símbolos.

En éste capítulo se presenta una propuesta de igualación que mejora la respuesta en frecuencia y fase de un modelo de línea de transmisión con fase no lineal y respuesta en frecuencia de 200 hz a 4000 hz.

La estructura propuesta para el estimador de canal es suficientemente versátil como para poder ser usada en la igualación del canal, en la supresión de ruido o en la cancelación de eco [6].

Los filtros de respuesta infinita al impulso (IIR) presentan condiciones de convergencia superiores a los filtros (FIR), sobre todo cuando se requiere un número relativamente grande de coeficientes, el inconveniente que tienen los filtros (IIR) es que no garantizan estabilidad por la posible existencia de mínimos locales en la superficie del error cuadrático medio, debido a que los polos podrían salirse del círculo unitario durante el proceso de adaptación. Además el proceso de

minimización en estos casos es esencialmente no lineal y en consecuencia puede ser de convergencia lenta y converger a un mínimo local.

Se puede mencionar que la técnica de estimación de secuencia de semejanza máxima (Maximum-Likelihood Sequence Estimation MLS) [7] es eficiente, pero implica alto costo en cómputo. La utilización de estructuras en paralelo han resuelto algunos de los problemas que se presentan en los igualadores basados en filtros IIR pudiendo fácilmente analizar la estabilidad de cada etapa, sin embargo subsiste la posibilidad de encontrar mínimos locales en las superficies del error cuadrático medio.

Otras estructuras han sido propuestas para evitar algunas de las limitaciones de los filtros adaptivos transversales, como es la estimación en el campo de la frecuencia o bien el filtrado adaptivo en subbandas, en ambos casos se reduce el número de multiplicadores por período de muestreo, incrementando así la velocidad de convergencia del sistema. Sin embargo se introduce un retardo en el sistema que limita su aplicación en igualadores.

Se propone una estructura de estimación del canal de comunicación que esta basada en un filtro desarrollado en una expansión modificada de los polinomios de Legendre [8]. En esta expansión, los parámetros del conjunto de funciones ortogonales que representan los polinomios de Legendre se pueden estimar fácilmente y los sistemas derivados de estas funciones tienen propiedades de estabilidad y superficies de error cuadrático medio unimodal, así como estructuras modulares que permiten incrementar el orden del filtro sin alteración de las etapas previas. Esta propiedad de modularidad es muy atractiva, pues si el número de etapas del predictor utilizado no es suficiente para llevar al error al mínimo, entonces se puede simplemente incrementar el número de módulos sin afectar las etapas anteriores.

Las estructuras sintetizadas de los polinomios de Legendre son estructuras de filtros IIR, que como se puede observar en la figura 2.1, tienen la apariencia de filtros FIR por la ausencia del lazo convencional de retroalimentación que encontramos comúnmente en las estructuras IIR.

La síntesis de filtros basados en los polinomios de Legendre mantienen la propiedad de estabilidad incondicional, de esta forma se cuenta con una estructura de predicción que con un menor número de elementos el filtro transversal, efectúa la predicción del canal de comunicación para generar la inversa de la respuesta impulsiva del canal de comunicación. La figura 2.2, representa un filtro transversal que se usa comúnmente como predictor, en la mayoría de los igualadores de canal.

2.2 Los polinomios de Legendre

Los polinomios de Legendre [8], satisfacen las relaciones de recurrencia dadas por la ecuación 2.1

$$P_m(t) = \left[\frac{(2m-1)}{m} \cdot t \cdot P_{m-1}(t) \right] - \left[\frac{(m-1)}{m} \cdot P_{m-2}(t) \right] \quad (2.1)$$

donde: $P_0(t) = 1.0$, $P_1(t) = t$

Estas funciones son ortogonales en el intervalo de $-1 \leq t \leq 1$ con respecto a la función de peso unitario. Para poder usar las funciones de Legendre en sistemas causales IIR se hace necesario cambiar el rango de validez de éstas de $-1 \leq t \leq 1$ a $0 \leq t \leq \infty$. De ésta manera los polinomios de Legendre modificados y en el dominio Z se expresan como

$$P_m(z) = \frac{1}{1 - a_m z^{-1}} \prod_{i=1}^{m-1} H_i(z) \quad (2.2)$$

donde

$$H_i(z) = \frac{z^{-1} - a_i}{1 - a_i z^{-1}} = \frac{g_i(z)}{x_i(z)} \quad (2.3)$$

con $g_i(z)$ y $x_i(z)$, las transformadas Z de $g_i(n)$ y $x_i(n)$, respectivamente, ver fig.2.1, además

$$a_i = e^{-\frac{b_i}{2}} \quad (2.4)$$

donde b_i es un número real.

2.3 Algoritmo de adaptación

Dado que las funciones de Legendre forman un conjunto completo de funciones ortogonales en el intervalo $[0, \infty)$, la respuesta impulso de cualquier sistema causal puede ser representada, aproximadamente por los primeros N términos de una serie convergente de Legendre, dada por la ecuación 2.5. Esta ecuación corresponde a la figura 2.1.

$$y(n) = \sum_{k=1}^N A_k U_k(n) \quad \text{para } n=0,1,2,\dots \quad (2.5)$$

Los coeficientes de expansión A_k son seleccionados en forma tal que el valor cuadrático medio del error de aproximación sea un mínimo. La función de error obtenida a la salida del filtro como lo muestra la figura 2.1, será la diferencia entre la salida deseada, en este caso una trama de datos enviada desde el transmisor y fuera de línea, menos la señal $y(n)$ estimada, esto es

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.6)$$

Sustituyendo (2.5) en (2.6), obtenemos la siguiente expresión

$$e(n) = d(n) - \sum_{k=1}^N A_k U_k(n) \quad (2.7a)$$

donde

$$\frac{U_k(z)}{x_k(z)} = \frac{1 + a_k}{1 - a_k z^{-1}} \quad (2.7b)$$

La ecuación 2.7a representa el error en términos de los coeficientes del filtro, que se deberán adaptar según las siguientes expresiones

$$A_k(n) = A_k(n-1) - \mu \frac{\partial e^2(n)}{\partial A_k} \quad (2.8)$$

$$A_k(n) = A_k(n-1) - 2\mu e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial A_k} \quad (2.9)$$

Se establece en (2.8) y (2.9), la minimización por mínimos cuadrados. La adaptación de los ceros se hace de manera similar proponiendo un valor inicial de $b_0 = 0.5$. Para esto se ha considerado que todas las funciones de Legendre tienen amplitudes y fases diferentes, con sus frecuencias de corte aproximándose asintóticamente a la frecuencia de doblez (folding frequency), f_0 , conforme aumenta el orden de la función. Entonces una buena aproximación al conjunto óptimo de funciones se puede obtener si el primer polo se localiza cercano al círculo unitario. Dado esto, solo se necesita

optimizar el primer polo de la estructura, ya que al determinar éste, los restantes están dados automáticamente. En el apéndice A, se presenta una comparación de resultados adaptando este primer polo, con respecto a su no adaptación

La figura 2.2, muestra la estructura de un filtro transversal, que si se compara con el filtro de Legendre, son iguales para cuando el valor de b es cero, es decir; los polos de Legendre son cero. El cálculo de los coeficientes de un filtro adaptivo que estime la respuesta impulsiva del canal, se hace también mediante las ecuaciones 2.8 y 2.9, toda vez que el algoritmo de adaptación de mínimos cuadrados, resuelve la ecuación de Wiener-Hopf [9].

2.4 Estructura del igualador [10]

La igualación del canal se ha propuesto como una estructura donde el igualador este en serie con la línea de transmisión y la respuesta impulsiva del igualador represente el inverso del canal como se indica en la figura 2.3.

La ecuación 2.10, representa la respuesta en frecuencia del canal igualado; en la parte plana del canal, donde $H(\omega)$ representa las variaciones del canal y el inverso de $H(\omega)$, es la estimación de esas variaciones, tal que

$$\mathbf{H}(\omega)[\hat{\mathbf{H}}(\omega)]^{-1} = 1 \quad (2.10)$$

La figura 2.4 muestra la estructura de estimación del canal de comunicación. Los datos de entrada, con el retardo mostrado en el diagrama representan, la señal deseada, la cual se comparará con la estimación hecha a la salida del filtro adaptivo $e(n)$, el error de predicción alimenta el algoritmo LMS de adaptación. En la estructura propuesta se adiciona un retardo N que permite cumplir con las condiciones de predicción establecidas en la solución de Wiener-Hopf.

2.5 Simulaciones y resultados obtenidos

La figura 2.5 representa la simulación de un canal de 200 a 4000 ciclos por segundo. Como se puede observar, se buscó que la respuesta en frecuencia del canal representara una respuesta distorsionada, al igual que la fase que se observa en la figura 2.6.

La simulación del canal se realizó mediante un filtro FIR donde el número de coeficientes pueden variar entre 0 y 512 a elección del usuario, pudiendo representar los valores reales de la respuesta impulsiva medida en el canal a igualar.

Las figuras 2.7 y 2.8 representan la respuesta impulsiva y la fase de la igualación hecha con un filtro adaptivo de Legendre con 128 coeficientes y 3000 iteraciones del algoritmo de adaptación.

Conclusión

La comparación del igualador con base en la estructura de Legendre se puede hacer con los resultados obtenidos en las figuras 2.9 y 2.10, donde se muestra la respuesta correspondiente en frecuencia y fase de la igualación hecha con un filtro transversal con 128 coeficientes y 3000 iteraciones.

Es claro que se obtiene una mejor respuesta en frecuencia para el adaptador de Legendre que para el filtro transversal. Ocurre lo mismo con la fase.

En la estructura del igualador con el adaptador de Legendre el error alcanza un valor de -12db en 1125 iteraciones, mientras que en el filtro transversal se alcanzan los -12db hasta las 1800 iteraciones como lo muestran las gráficas 2.11 y 2.12, lo que lo hace más rápido.

Desde el punto de vista de la realización de cada una de estos igualadores, se puede decir que, sin bien la estructura de Legendre propuesta tiene un multiplicador y un sumador más que la estructura de filtro transversal clásico, por etapa, es muy atractivo dada su mayor velocidad de convergencia. Si se piensa en aplicaciones en las que este factor es importante, como es el caso de las comunicaciones de datos de alta velocidad o en canales que pudieran variar lentamente en sus características de respuesta al impulso, entonces el costo es justificable. Por otro lado puesto que se trata de una propuesta que se propone en forma digital, el costo de realización es más manejable, comparado con las estructuras de filtros transversales que requieren una gran cantidad de derivaciones (hasta 1000 o 2000), para tener un buen rendimiento.

Figuras

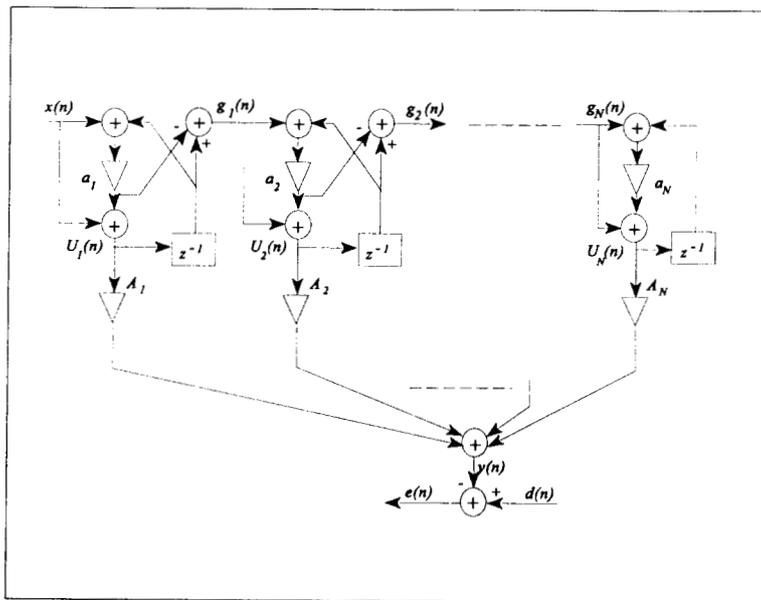


Figura 2.1 Filtro adaptivo de Legendre

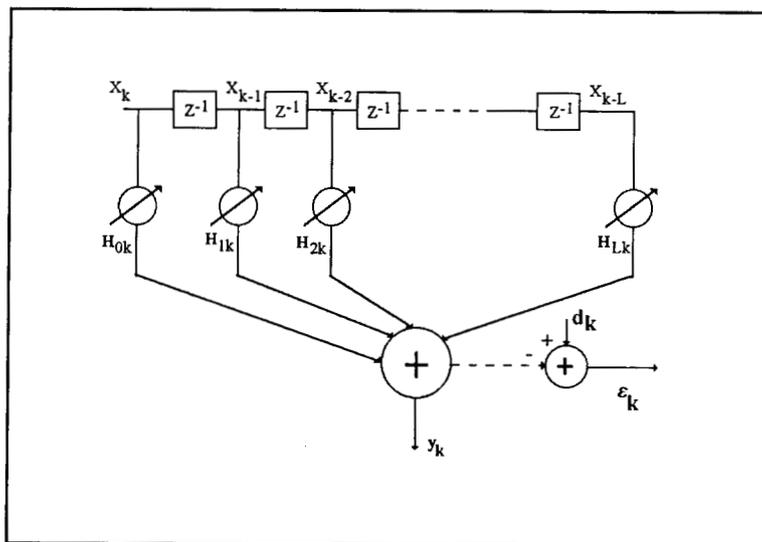


Figura 2.2 Filtro transversal adaptivo

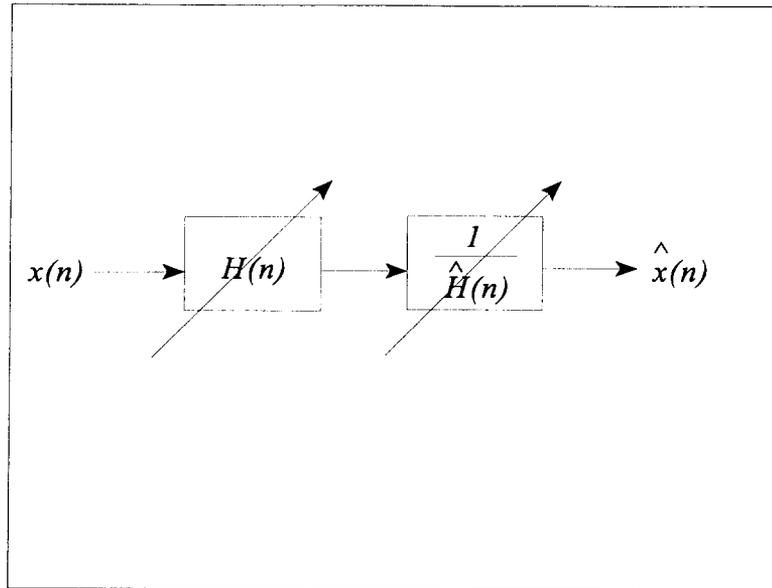


Figura 2.3 Igualación en serie

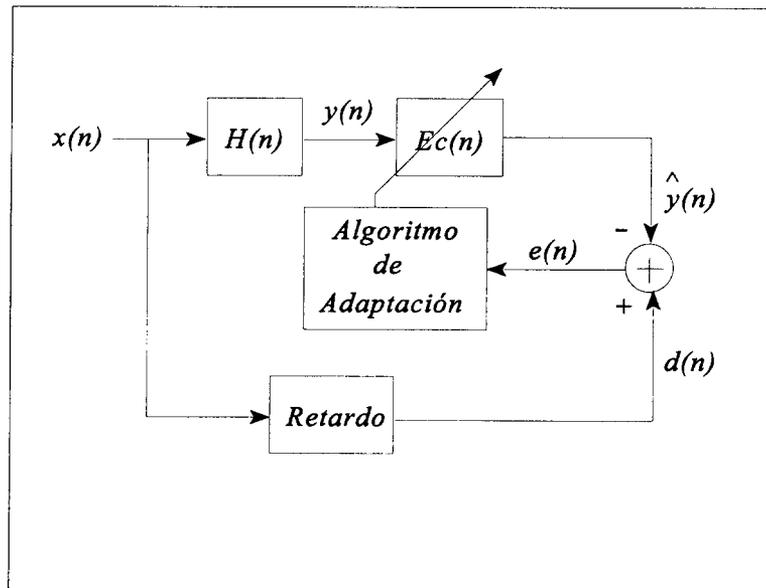


Figura 2.4 Estructura del igualador adaptivo

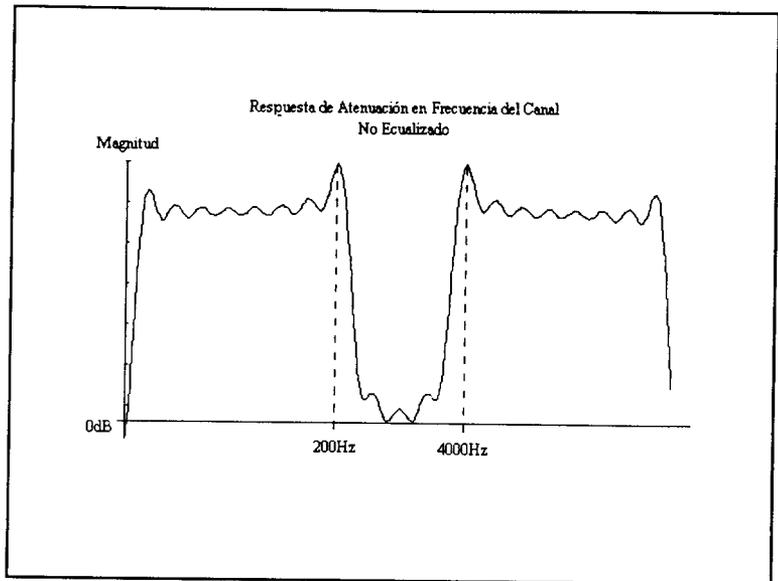


Figura 2.5 Magnitud del canal no igualado

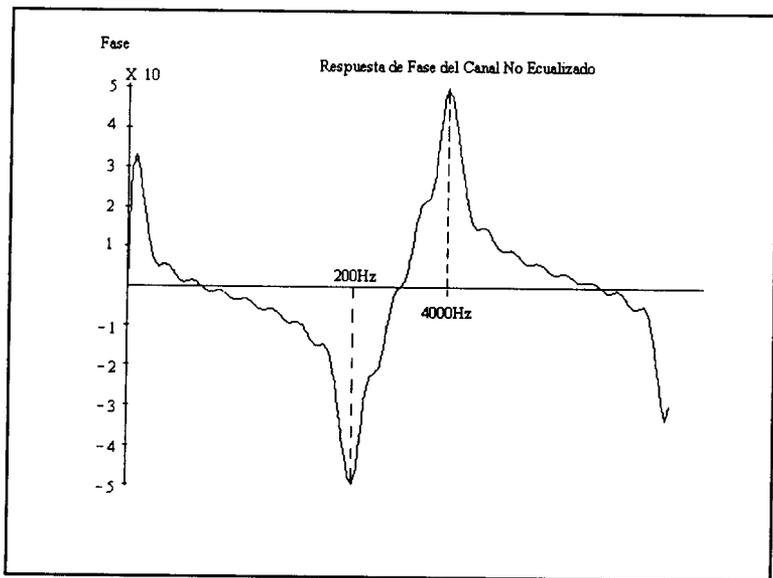


Figura 2.6 fase del canal sin igualar

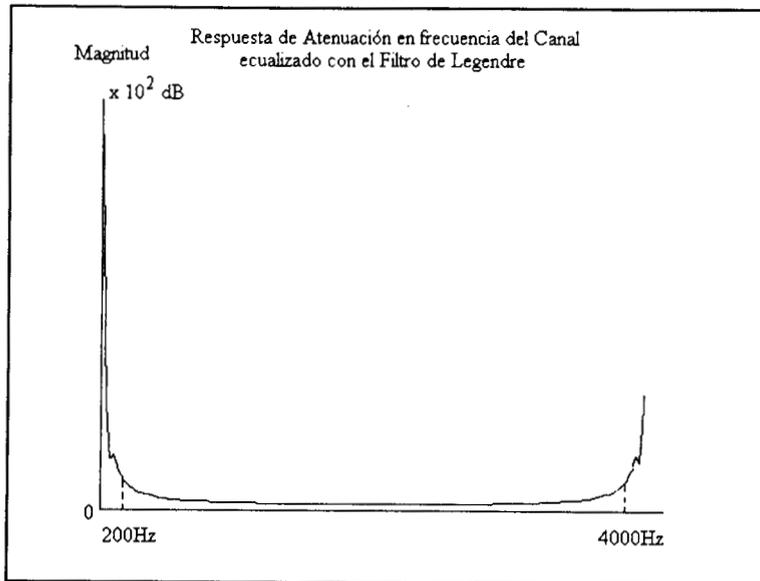


Figura 2.7 Respuesta de amplitud del canal igualado

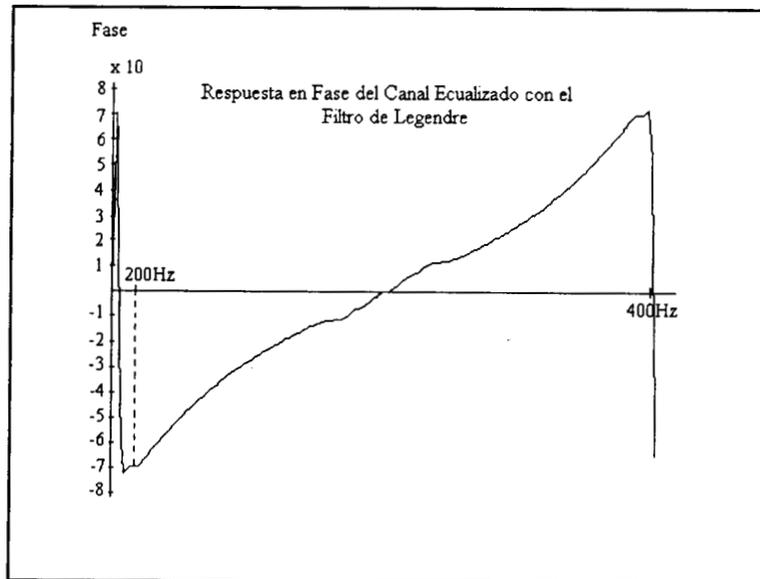


Figura 2.8 Respuesta de fase del canal igualado

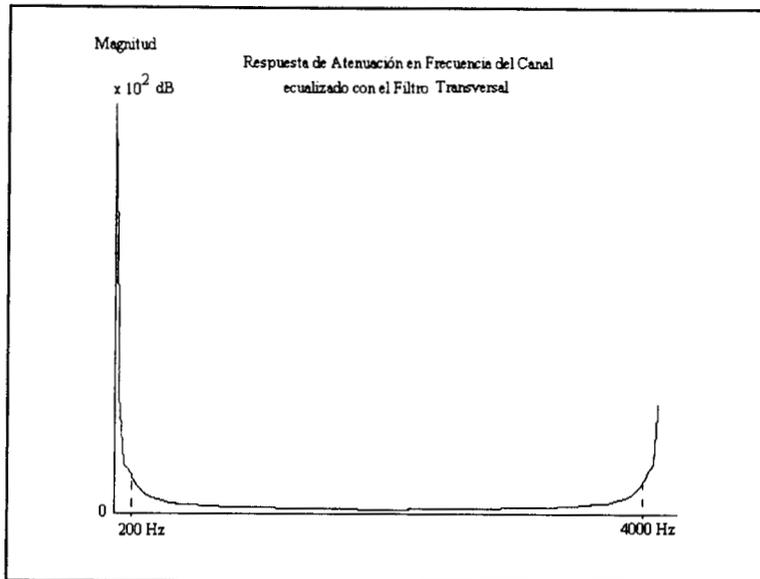


Figura 2.9 Respuesta de atenuación del canal igualado usando la estructura de filtro transversal

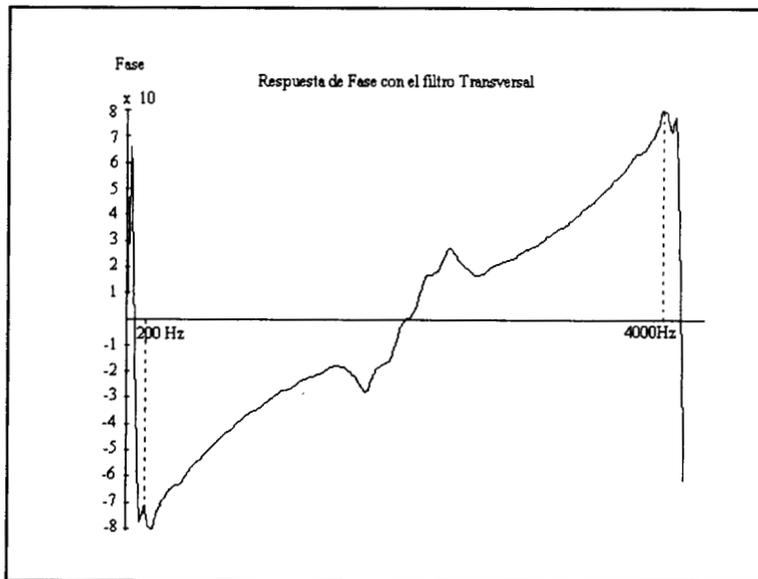


Figura 2.10 Respuesta de fase del canal igualado usando la estructura de filtro transversal

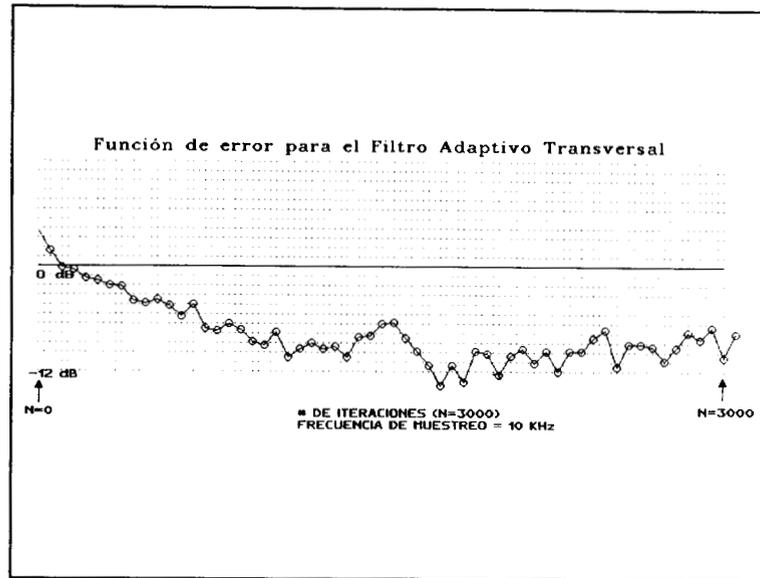


Figura 2.11 Error usando el fitro transversal

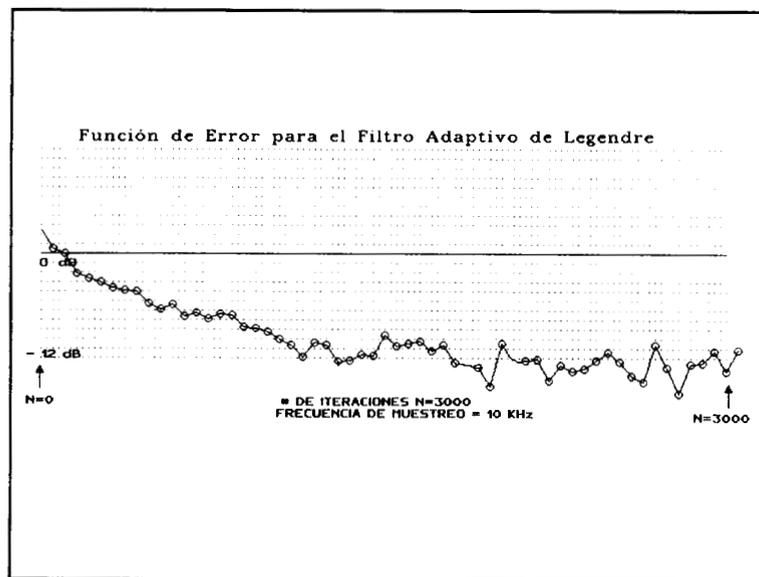


Figura 2.12 Error usando la estructura propuesta de Legendre

Capítulo 3

Igualación de Canales de Comunicación con una Red Neuronal de Hopfield

En este capítulo se propone y compara a una Red Neuronal de Hopfield como parte de un ecualizador de canal de comunicación, con respecto al ya conocido algoritmo **RLS** (Recursive Least Square). Se plantea la solución de la ecuación de Wiener-Hopf con esta red neuronal. Se presenta además el comportamiento del ecualizador propuesto con respecto a tres canales típicos, a nivel de simulación computacional. Se destaca que se ha utilizado a la Red Neuronal de Hopfield como optimizador y no como memoria asociativa.

Se podrá observar un comportamiento prácticamente idéntico entre la propuesta de este trabajo y el RLS típico. Destacándose la simplicidad del uso de la Red de Hopfield en tiempo continuo, desde el punto de vista computacional y su posible implementación VLSI.

3.1 Estructura propuesta

Considérese la estructura de filtro adaptivo en tiempo continuo que se muestra en la figura 3.2, cuya salida $y(t)$ está dada por

$$y(t) = \sum_{k=0}^{N-1} A_k x_k(t) \quad (3.1)$$

donde $x_k(t)$ es la señal de salida de un sistema cuya función de transferencia esta dada por

$$H_k(s) = \prod_{i=1}^k \frac{s - a}{s + a} \quad (3.2)$$

y A_k es el k -ésimo coeficiente de la expansión, el cual se selecciona de tal forma que la energía del error de salida

$$\int_0^t e^2(\tau) d\tau \quad (3.3)$$

debe ser mínimo, donde

$$e(t) = d(t) - y(t) \quad (3.4)$$

es el error de salida y $d(t)$ es la señal de referencia, la cual es una secuencia conocida durante el período de entrenamiento, y es el conjunto de símbolos detectados durante el funcionamiento normal.

Substituyendo las ecuaciones 3.1 y 3.4 en 3.3, se tiene

$$\int_0^t (d(\tau) - \sum_{k=0}^{N-1} A_k x_k(\tau))^2 d\tau \quad (3.5)$$

A continuación, tomando la derivada con respecto A_k , de la ecuación 3.5, igualandola a cero y despues de algunas manipulaciones, obtenemos

$$\int_0^t d(\tau) x_j(\tau) d\tau = \sum_{k=0}^{N-1} A_k \int_0^t x_k(\tau) x_j(\tau) d\tau, \quad j=0,1,\dots,N-1 \quad (3.6)$$

Esta ecuación 3.5 puede reescribirse usando notación matricial, como sigue

$$\Phi_{xd} = \Phi_{xx} \mathbf{A} \quad (3.7)$$

donde \mathbf{A} es el vector de coeficientes cuyo k -ésimo elemento es A_k , Φ_{xd} es el vector de correlación entre las señales de salida de las secciones pasatodo y la señal de referencia. Para este vector el k -ésimo elemento está dado por

$$\phi_{xd}(k) = \int_0^t d(\tau) x_k(\tau) d\tau \quad (3.8)$$

y Φ_{xx} es la matriz de autocorrelación de las señales de salida de las secciones pasa todo, cuyo elemento (j,k) está dado por

$$\phi_{xx}(j,k) = \int_0^t x_k(\tau) x_j(\tau) d\tau \quad (3.9)$$

Finalmente multiplicando el lado izquierdo de la ecuación 3.7 por Φ_{xx}^{-1} , se obtiene el vector de coeficientes óptimos, dados por

$$\mathbf{A} = \Phi_{xx}^{-1} \Phi_{xd} \quad (3.10)$$

3.2 Algoritmo de adaptación

Para evitar el problema de la factorización espectral, se aproximará al Filtro de Wiener en términos de una suma finita de funciones ortogonales. Lee [Cap. 19] sugiere la realización de sistemas óptimos con la adaptación de únicamente un número finito de coeficientes de expansión, manteniendo los polos fijos

Para obtener un algoritmo adaptivo para la estimación de los coeficientes del vector \mathbf{A} , considérese una Red Neuronal de Hopfield Modificada de tiempo continuo, cuya señal de salida está dada por

$$C \frac{dw_k(t)}{dt} = -\frac{1}{R} w_k(t) + \sum_{m=0}^{N-1} p_{m,k} A_m(t) + b_k, \quad k=1,2,\dots,N-1 \quad (3.11)$$

donde $w_k(t)$ es el k -ésima señal de salida y $A_m(t)$ es el m -ésimo coeficiente estimado del filtro

adaptivo, R y C son constantes positivas reales, $p_{m,k}$ es el peso de la trayectoria que va del m-ésimo al k-ésimo nodo y b_k es una constante real.

Considerando que la función de activación es lineal

$$\mathbf{A}_k(t) = \mathbf{w}_k(t) \quad (3.12)$$

y aplicando la transformada de Laplace a 3.11, obtenemos

$$CSW_k(S) = -\frac{1}{R}W_k(S) + \sum_{m=0}^{N-1} p_{k,m}W_m(S) + b_k, \quad k = 0,1,\dots,N-1 \quad (3.13)$$

que se puede reescribir como sigue

$$s\mathbf{W}(S) + \frac{1}{RC}\mathbf{W}(S) + \frac{1}{C}\mathbf{P}\mathbf{W}(S) = \frac{1}{C}\mathbf{B} \quad (3.14)$$

factorizando

$$\mathbf{W}(S) \left(s + \frac{1}{RC} - \frac{1}{C}\mathbf{P} \right) = \frac{1}{C}\mathbf{B}$$

Aplicando el Teorema del Valor Final, para un intervalo suficientemente grande, es decir, $s \rightarrow 0$ y $t \rightarrow \infty$

$$\mathbf{W}(S \rightarrow 0, t \rightarrow \infty) \left(\frac{1}{RC} - \frac{1}{C}\mathbf{P} \right) = \frac{1}{C}\mathbf{B}$$

$$\mathbf{W}(t \rightarrow \infty) (1 - \mathbf{R}\mathbf{P}) = \mathbf{R}\mathbf{B}$$

que en forma matricial queda,

$$[1 - \mathbf{R}\mathbf{P}] \mathbf{W}(t \rightarrow \infty) = \mathbf{R}\mathbf{B}$$

despejando

$$\mathbf{W}(t \rightarrow \infty) = [\mathbf{I} - \mathbf{R}\mathbf{P}]^{-1}\mathbf{R}\mathbf{B} \quad (3.15)$$

Considerando ahora al vector de coeficientes óptimos del filtro adaptivo, dado por la ecuación 10 y asumiendo que

$$\Phi_{xx} = \mathbf{I} - \mathbf{R}\mathbf{P} \quad (3.16)$$

de aquí se puede obtener

$$\mathbf{P} = [\mathbf{I} - \Phi_{xx}]/\mathbf{R} \quad (3.17)$$

y

$$\Phi_{xd} = \mathbf{R}\mathbf{B} \quad (3.18)$$

tal que

$$\mathbf{B} = \Phi_{xd}/\mathbf{R} \quad (3.19)$$

y sustituyendo 3.17 y 3.19 en 3.15, lleva a que después de la convergencia la HNN proporciona la solución óptima de la ecuación de Wiener-Hopf, por lo que se puede utilizar para la estimación de los coeficientes del vector de una estructura de un filtro adaptivo FIR.

3.3 Estimación de la autocorrelación de la señal de entrada y de la correlación cruzada

Considerando que la señal de entrada es un proceso estacionario y ergódico en el sentido amplio, la correlación entre la señal de referencia y las señales de salida de las secciones pasatodo se puede estimar como se muestra en la figura 3.3, y la correlación entre las señales de salida de las secciones pasatodo y la señal de entrada se puede estimar como se muestra en la figura 3.4.

3.4 Simulaciones por computadora

Los resultados que se muestran en esta sección se obtuvieron a partir de la configuración de igualador transversal para probar el funcionamiento de la estructura propuesta.

En la figura 3.5 se muestra la probabilidad de error (Pe) con respecto a la relación señal a

ruido (SNR), para canales cuya respuesta espectral se muestra en las figuras 3.6 (a)-(d). Tres de estos canales son similares a los dados en la referencia [3]. Para simular la estructura propuesta, se reemplazó a las secciones pasatodo analógicas que se usan como línea de retardo, por secciones digitales a través de la transformación bilineal.

La ecuación diferencial de la HNN se resolvió usando el método de Runge-Kutta de cuarto orden, y los integradores que se muestran en las figuras 3.3 y 3.4, usados para la estimación de la autocorrelación y de la correlación cruzada, fueron sustituidos por filtros pasabajas con frecuencias de corte apropiadas. El ruido aditivo fue una secuencia de ruido blanco aleatorio.

3.5 Conclusiones

En este capítulo se propuso que una Red Neuronal de Hopfield llevara a cabo la estimación de parámetros en un igualador adaptivo. Las simulaciones por computadora muestran que la estructura propuesta y el igualador adaptivo RLS convencional tienen prácticamente el mismo rendimiento en la convergencia. Esto significa que la estructura propuesta puede superar al convencional dada su realización en forma analógica, con lo que la complejidad computacional disminuye. Esto es, si se da este tipo de realización analógica, el sistema propuesto tendría, potencialmente, un tamaño pequeño, bajo consumo de energía y tiempos de convergencia mucho mayores. Sin embargo se debe tomar en cuenta que para la mayoría de los casos prácticos en los que se requieren RNH de gran tamaño, como sería el caso de los canceladores de interferencias, ya sea eco o ruido, su realización puede resultar muy cara. En el caso que nos ocupa se propone una RNH que actualice unos cuantos coeficientes en un igualador adaptivo. En un caso típico se tendrían cuatro coeficientes "hacia adelante" y tres "hacia atrás", lo que implicaría una RNH de 7 x 7 elementos. Aún más se podría realizar la prueba con una RNH de solo 4 x 4 elementos como se mostrará en capítulos posteriores. Igualadores DFE de estas dimensiones son comunes en la práctica.

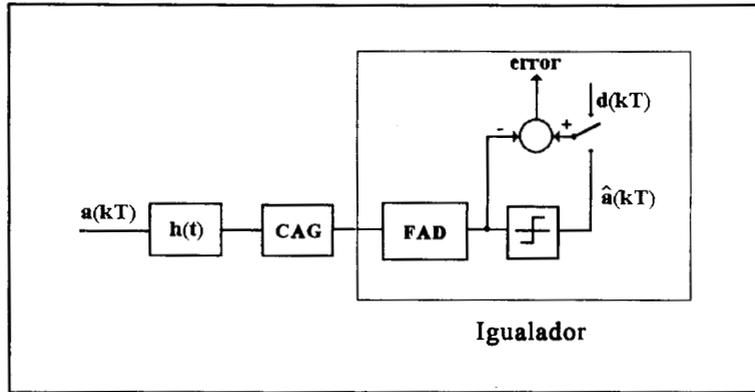


Figura 3.1 Diagrama a bloques del canal de comunicación incluyendo al igualador

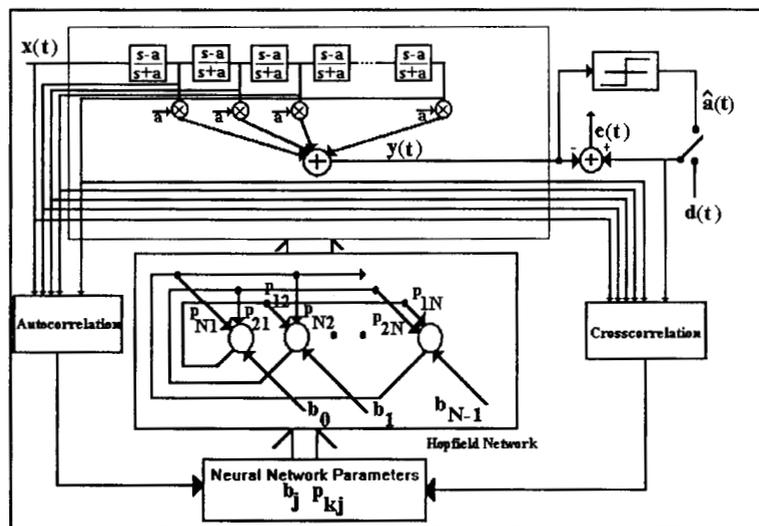


Figura 3.2 Estructura del igualador adaptivo propuesto, usando una Red Neuronal de Hopfield (HNN)

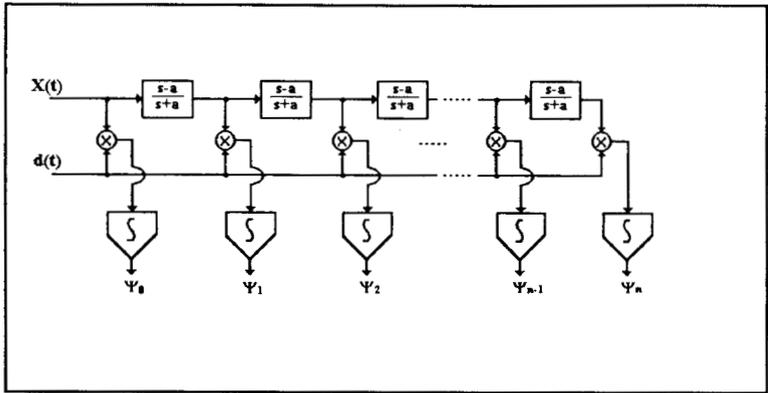


Figura 3.3 Estimación de la correlación entre la señal de referencia y las señales de salida de las secciones pasatodo

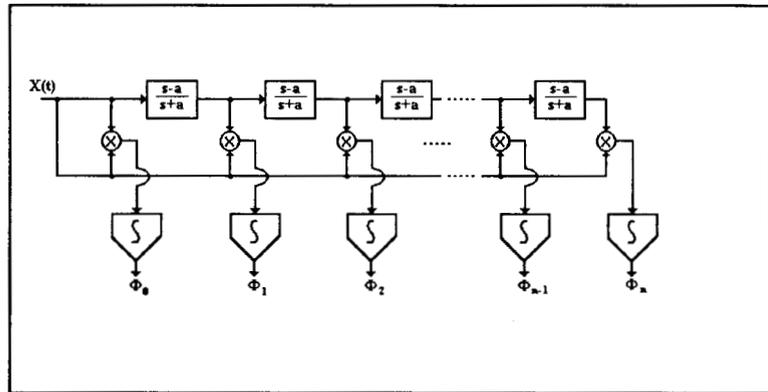


Figura 3.4 Correlación entre las señales de salida de las secciones pasatodo

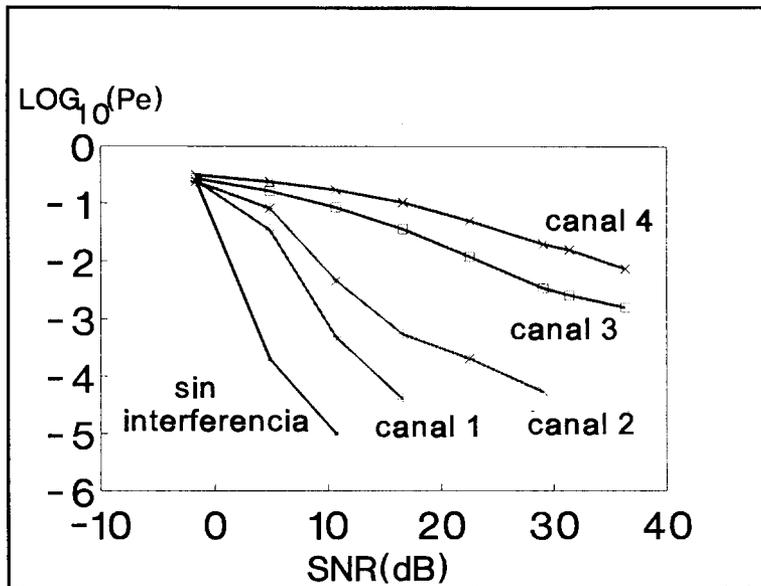


Figura 3.5 La probabilidad de error con respecto a la relación señal a ruido, del igualador propuesto

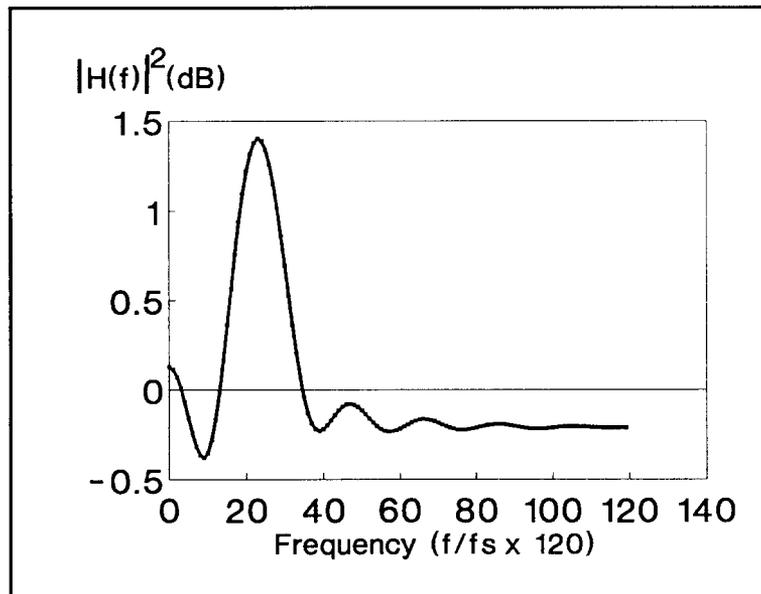


Figura 3.6.a Espectro de potencia del canal 1

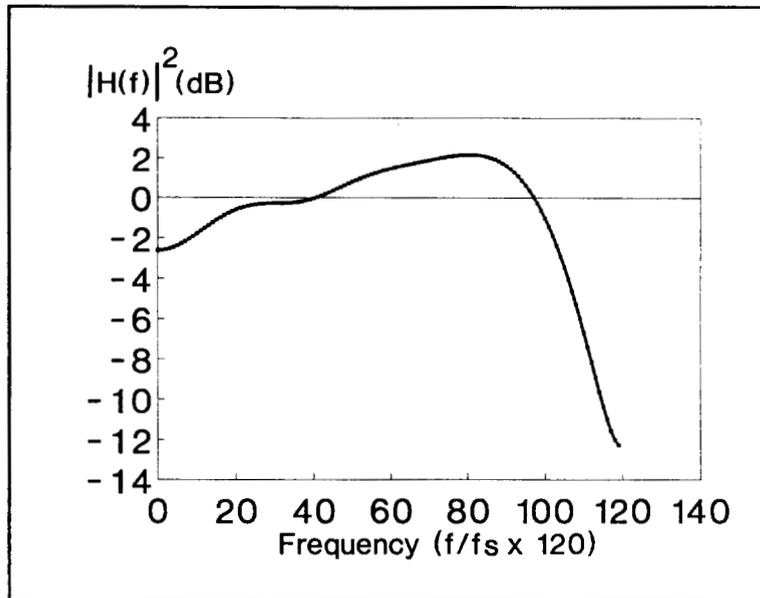


Figura 3.6.b Espectro de potencia del canal 2

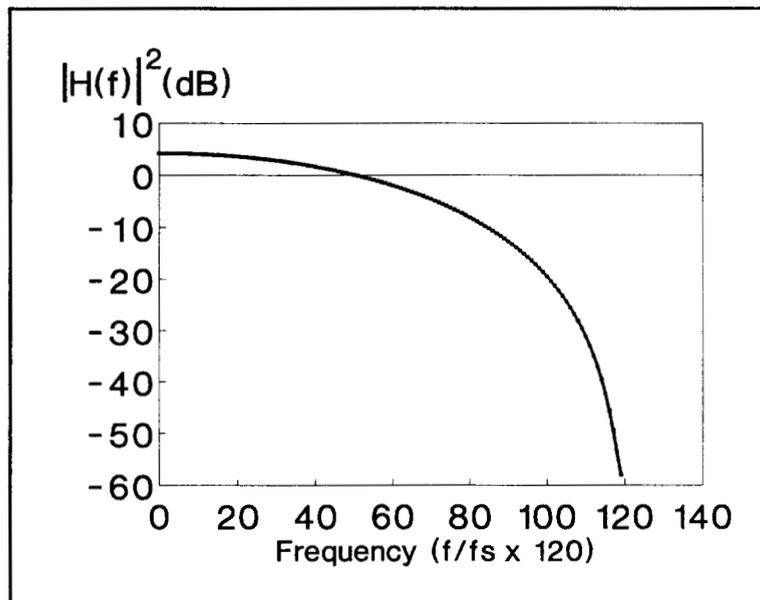


Figura 3.6.c Espectro de potencia del canal 3

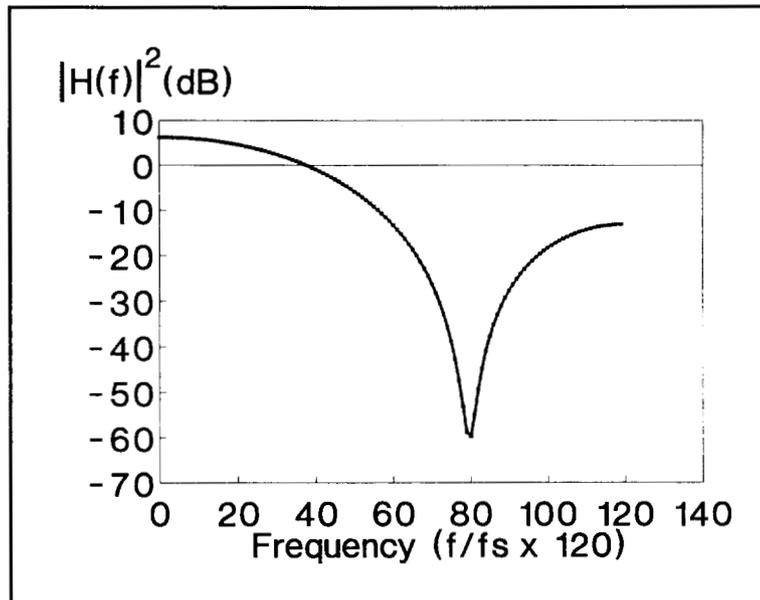


Figura 3.6.d Espectro de potencia del canal 4

Capítulo 4

Igualador Analógico de Decisión Retroalimentada Para Comunicaciones Terrestres Móviles Basado En Una Red de Hopfield Modificada

En este capítulo se presenta un **Igualador Adaptivo Analógico de Decisión Retroalimentada (Analog Decision Feedback Equalizer, ADFE)** de datos muestreados. A diferencia del capítulo 3, donde se trabajó con señales reales y con muestreo a la velocidad del símbolo, aquí se consideran señales complejas, con sobremuestreo. La adaptación del vector de coeficientes se lleva a cabo con una red de Hopfield modificada en tiempo continuo, es decir analógica, permitiendo una reducción significativa en el consumo de energía y en el tamaño del circuito igualador, así como el mejoramiento de la velocidad de convergencia y del desajuste de la estructura de la propuesta anterior. Este igualador se comparará con un DFE convencional para tres tipos de canales de comunicaciones terrestres móviles: canales estacionarios, canales que varían lentamente con el tiempo y canales que varían rápidamente con el tiempo.

4.1 Introducción

La información digital que se transmite a través de los canales de comunicación se distorsiona frecuentemente debido a la interferencia entre símbolos (Intersymbol Interference, ISI), la cual es causada principalmente por la propagación multitrayectoria de los símbolos transmitidos y por las características no ideales de los canales de comunicación [1]-[7]. Para evitar este problema, se ha llevado cabo una intensa investigación durante las dos décadas más recientes. Como resultado de esto se tienen varios métodos, presentados en la literatura, que intentan evitar el problema de la ISI en los sistemas de comunicación [1]-[11]. Entre los métodos propuestos, las estructuras de igualación adaptiva (casi todas ellas realizadas en forma digital), son las que se usan más ampliamente [1]-[10], siendo muchas de estos parte fundamental de varios sistemas de comunicación prácticos con canales de comunicación aproximadamente estacionarios. Esto se ha dado porque el avance en la tecnología digital ha permitido el uso de algoritmos de detección y para el procesamiento digital señales, de alto rendimiento. Sin embargo, cuando algunas de esas estructuras se han utilizado para reducir la ISI en canales de comunicación que varían con el tiempo, como lo son los de radio móvil, éstos tienen serias dificultades y un pobre rendimiento, propiciando una seria degradación en el rendimiento global del sistema de comunicaciones.

Los canales para comunicación móvil varían rápidamente debido al movimiento de los vehículos, irregularidades del terreno y a los cambios en el ambiente [11]-[14]. Se puede considerar que su comportamiento es estacionario solo en fracciones de longitud de onda, esto es, se puede suponer que el proceso es estacionario en un intervalo de 4-5 m en la banda de los 900 MHz [11]-[14]. En muchos casos la variación del canal es más rápida que la velocidad de convergencia del algoritmo de adaptación, teniendo como resultado un pobre rendimiento del igualador adaptivo. La diferencia en tiempo entre la onda directa y la indirecta es otro factor que se debe considerar. Por ejemplo en las comunicaciones móviles terrestres, dependiendo del medio en el que el vehículo se mueve, este retardo en tiempo entre las ondas directa e indirecta, puede ser de más de 10 μ s [11]-[14]. Aunado a los problemas debidos a las variaciones temporales de los canales de comunicación

anteriormente mencionadas, la profundidad y ancho de sus nulos espectrales causan que el igualador tenga altas ganancias en esas bandas de frecuencias, incrementando de esta manera el ruido aditivo. Otro aspecto importante que se debe considerar en las comunicaciones móviles son los requisitos de consumo de energía y tamaño de los sistemas que se usarán. Por ejemplo, en muchos casos los igualadores deben tener una baja complejidad computacional, realización de hardware muy sencilla y bajo consumo de energía, así como una buena habilidad de seguimiento para el manejo de variaciones del canal. Estos requisitos no son fáciles de reunir.

Los mejores igualadores por su alto rendimiento en la reducción de la ISI en canales de comunicación aproximadamente lineales, son los Igualadores de Decisión Retroalimentada (DFE) y los Estimadores de Secuencia de Semejanza Máxima (MLSE) [1], [3], [8]. En general los MLSE se realizan usando el algoritmo de Viterbi, éste es el método de detección más efectivo para comunicaciones que se distorsionan por la ISI y ruido aditivo, cuando la estadística del canal de comunicación es constante o varía lentamente con respecto al tiempo [1]-[4]. Sin embargo los MLSE tienen una complejidad computacional alta, la cual limita su aplicación en varios sistemas prácticos; además para canales de comunicación variantes en el tiempo relativamente rápidos, los errores de seguimiento acumulados en las funciones de semejanza degradan considerablemente el rendimiento de este igualador [1], [3], [4].

Los DFE tienen una menor complejidad computacional que los MLSE [2], [18]. Por otro lado aunque en muchos casos éste no puede alcanzar la solución óptima lograda por el MLSE, el DFE funciona bastante bien en muchas situaciones prácticas con una complejidad computacional mucho menor [2], [4], [16], [20]. La parte principal de los DFE es un filtro adaptivo que se actualiza usando los algoritmos de mínimos cuadrados promedio (Least Mean Squares, LMS) o de mínimos cuadrados recursivo (Recursive Least Squares, RLS) [1], [20]. Así entonces, durante los últimos años se ha llevado a cabo una intensa actividad de investigación, para mejorar las características de esos algoritmos adaptivos [1], [18].

Para compensar la distorsión severa que se introduce por las variaciones muy rápidas de los canales de comunicación móviles, se requieren algoritmos con altas velocidades de convergencia para actualizar los coeficientes del DFE. El algoritmo adaptivo LMS, se usa ampliamente en varias aplicaciones prácticas de filtros adaptivos, puesto que tiene una baja complejidad computacional y proporciona un buen comportamiento para canales de comunicación estacionarios o de velocidad de variación lenta. [1]. Sin embargo su velocidad de convergencia lenta limita su capacidad para seguir rápidamente canales multitrayectoria variantes en el tiempo, que se encuentran frecuentemente en las comunicaciones móviles. [1], [20]. Por otro lado el algoritmo adaptivo RLS tiene una velocidad de convergencia mayor que el algoritmo LMS y baja sensibilidad al ruido aditivo, aunque su complejidad computacional es mucho mayor que la del algoritmo LMS [1], [16], [20]. Sin embargo, dada su capacidad para seguir relativamente rápido canales de comunicación variantes en el tiempo, el algoritmo RLS con diferentes longitudes de memoria, se usa frecuentemente para actualizar el vector de coeficientes del DFE adaptivo [1]. También se han propuesto varios algoritmos para reducir la complejidad computacional del RLS, como por ejemplo, el algoritmo rápido de Kalman (Fast Kalman Algorithm) [1], [2], que reduce la complejidad computacional del RLS de $O(N^2)$ a $O(N)$. Esto representa una reducción considerable en la complejidad computacional. Sin embargo este algoritmo y otros de su tipo que se han propuesto en los años recientes pueden llegar a ser numéricamente inestables [1], [2], [16].

Entonces, la alta complejidad computacional del algoritmo RLS y la inestabilidad numérica de su versión modificada de baja complejidad computacional, todavía presentan varios problemas cuando se usan en sistemas de comunicaciones terrestres móviles, como es el caso de los sistemas de telefonía celular.

Recientemente se han propuesto igualadores adaptivos basados en redes neuronales, que tienen la habilidad para seguir variaciones rápidas en la respuesta impulsiva de los canales de comunicación [5], [18], [19]. Sin embargo, aunque se les ha reportado un buen rendimiento en muchas situaciones prácticas, su complejidad computacional en algunos casos es mucho mayor que la del DFE convencional usando el algoritmo RLS [5], [18],

[19]. Esto puede limitar su uso en algunas aplicaciones prácticas. Además, el interés en los sistemas adaptivos analógicos ha crecido en años recientes, puesto que potencialmente podrían manejar frecuencias mucho mayores con circuitos de tamaño muy pequeño, y tendrían menores requerimientos de energía que su contraparte digital [21]-[26].

En este capítulo se presenta una estructura DFE adaptiva RLS analógico a datos muestreados, para el manejo de señales de entrada de valor complejo (por ejemplo, QAM o QPSK), en la cual la actualización del vector de coeficientes del DFE se lleva a cabo usando una red de Hopfield modificada [20], [22], [27]-[30]. En la estructura propuesta se insertan M retardos entre coeficientes consecutivos, para proporcionar una velocidad de convergencia más rápida y desajuste más bajo, mientras se conserva el mismo número de coeficientes. Este hecho incrementa la velocidad de convergencia y reduce el desajuste del algoritmo propuesto por un factor M . La estructura propuesta tiene potencialmente un tamaño de realización mucho menor, menores requerimientos de energía, velocidades de convergencia mucho más rápidas y mejor habilidad de seguimiento que sus contrapartes digitales. Las simulaciones por computadora mostrarán que la estructura propuesta tiene un rendimiento muy similar con respecto al DFE convencional con algoritmo de adaptación RLS para canales estacionarios o de variación temporal lenta. Sin embargo su rendimiento es mucho mejor que el del DFE convencional en canales de comunicación que presentan variaciones rápidas con el tiempo.

4.2 Modelo del Canal para Comunicaciones móviles terrestres

Una evaluación realista de cualquier método de igualación depende fuertemente del modelo del canal de comunicación que se utilice [11]-[15]. Por esto se han realizado investigaciones muy amplias sobre el modelo de canal de comunicaciones móviles. Como resultado de esta investigación tan intensa, varios modelos se han reportado en la literatura. Entre ellos, uno de los que se usan más ampliamente es el Modelo de Tres Rayos con Desvanecimiento de Raleigh (figura 1), dado como sigue

$$h(t) = \theta_0 \exp(j\varphi_0)\delta(t) + (\theta_1 + \rho)\delta(t-T) + \theta_2 \exp(j\varphi_2)\delta(t-2T) , \quad (4.1)$$

Donde θ_k ($k=0,1,2$) son números aleatorios independientes con distribución de Raleigh, ϕ_k ($k=0,2$) son números aleatorios independientes distribuidos uniformemente, y ρ es una componente determinística.

Experimentos realizados para validar el modelo anterior muestran que en una área urbana, la señal recibida normalmente consiste de componentes multitrayectoria que pueden considerarse como ondas planas viajeras independientes cuyas fases, amplitudes, ángulos de llegada y retardos de tiempo son variables aleatorias [12]. Entonces los canales de comunicación móviles pueden ser considerados como procesos aleatorios que son el resultado de dos procesos aleatorios estacionarios sobrepuestos. Uno de ellos, al que se le llama proceso aleatorio sombreado está relacionado con las fluctuaciones de gran escala, por ejemplo en áreas urbanas, está relacionado con la densidad y altura promedio de los edificios o el ancho de las calles. Se le puede considerar estacionario en varios cientos de metros [12]. El segundo, es el proceso aleatorio de corto término, es cual está relacionado principalmente con el movimiento de la estación móvil y es el responsable por las fluctuaciones del canal de propagación dentro de fracciones de longitudes de onda. El proceso aleatorio de corto término puede ser considerado con estadística de tipo Raleigh y es estacionario sobre 4-5 m en la banda de los 900 MHz [12]. En áreas suburbanas y rurales los canales de comunicación móviles se pueden simular añadiendo una componente determinística a la respuesta al impulso del canal de comunicación móvil de área urbana descrito anteriormente [11]-[15]. La componente determinística está en la trayectoria principal caracterizada por una potencia ρ con respecto a la componente aleatoria [12]. Para valores pequeños de ρ , esto es cerca de los 0 dB, la distribución aleatoria prevalece [11]-[15], la cual tiene efecto en la distribución de Raleigh, para el canal. Sin embargo aún incrementos moderados de ρ (5 ~10 dB) causan cambios en las propiedades estáticas y dinámicas de la función de transferencia del canal de comunicaciones [12]. Sobre las bases de estas interpretaciones cualitativas de algunos resultados experimentales, se puede hacer la siguiente clasificación [11]-[15]

- a) Centro urbano con densidad de edificios > 30%
 $\rho \ll 0$ (dB). Solo componente multitrayectoria

- b) Area urbana con densidad de edificios de 20%-30%
 $0 < \rho < 4$ dB
- c) Area urbana con densidad de edificios de 10%-20%
 $4 < \rho < 6$ dB
- c) Area suburbana
 $6 < \rho < 10$ dB
- d) Area rural abierta
 $\rho > 10$ dB

4.3 Estructura propuesta

Consideremos la estructura del igualador de decisión retroalimentada de tiempo continuo (DFE) mostrado en la Fig. 4.2(a), cuya señal de salida está dada por

$$y(t) = \sum_{k=0}^{N-1} w_k x_k(t), \quad (4.2)$$

donde x_k es

$$x_k(t) = c_k \left(x_r(t - kMT) + jx_i(t - kMT) \right), \quad (4.3)$$

c_k es la atenuación introducida por la k -ésima etapa de retardo, $x_r(t - kMT)$ y $x_i(t - kMT)$ son la componente real e imaginaria, de la señal de entrada $x(t - kMT)$, respectivamente, y w_k es el k -ésimo coeficiente de expansión, que se estima de tal forma que la energía del error se conserve en un mínimo, donde

$$e(t) = d(t) - y(t), \quad (4.4)$$

es el error de salida y $d(t)$ es la señal de referencia, el cual es un símbolo conocido durante el periodo de entrenamiento y es el símbolo detectado durante el periodo de operación. De las ecuaciones (4.2) y (4.4), sigue que la energía del error a la salida esta dado por

$$\int_0^t \left| d(\tau) - \sum_{k=0}^{N-1} w_k x_k(\tau) \right|^2 d\tau, \quad (4.5)$$

A continuación, usando el principio de ortogonalidad en la estimación de mínimos cuadrados, después de algunas modificaciones, tenemos que el vector de coeficientes óptimo esta dado por [1]

$$\mathbf{W} = \Phi_{xx}^{-1} \Phi_{xd}, \quad (4.6)$$

donde \mathbf{W} es vector de coeficientes cuyo k -ésimo elemento es w_k , Φ_{xd} es el vector de correlación entre las señales de salida de las etapas de retardo y la referencia cuyo k -ésimo elemento esta dado por

$$\phi_{xd}(k) = \int_0^t d(\tau) x_k^*(\tau) d\tau, \quad (4.7)$$

donde $*$ denota la operación complejo conjugado, y Φ_{xx} es la matriz de correlación entre las salidas de las etapas de retardo, cuyos (j,k) -ésimos elementos de las señales de salida están dadas por

$$\phi_{xx}(j,k) = \int_0^t x_j(\tau) x_k^*(\tau) d\tau, \quad (4.8)$$

Para obtener un algoritmo adaptivo para la estimación en línea de los coeficientes del vector \mathbf{W} , consideraremos una red neuronal de Hopfield como se muestra en la figura 4.2(b), cuya señal de salida está dada por [20]-[22], [26]-[29]

$$\frac{d}{dt} w_k(t) = \frac{1}{RC} w_k(t) + \sum_{m=0}^{N-1} p_{m,k} w_m(t) + b_k, \quad k = 0,1,2,\dots,N-1, \quad (4.9)$$

Donde $w_k(t)$ el k -ésimo nodo de señal de salida de valor complejo, R y C son constantes positivas reales, $p_{m,k}$ es el peso de la conexión del nodo m al nodo k y b_k es una constante real. Tomando la transformada de Laplace de (4.9)

$$s\mathbf{W}(s) + \frac{1}{RC} \mathbf{W}(s) + \frac{1}{C} \mathbf{P}\mathbf{W}(s) = \frac{1}{C} \mathbf{B}, \quad (4.10)$$

A continuación utilizando el Teorema del Valor Final, para un intervalo de tiempo suficientemente grande, el vector de salida de la red Neuronal de Hopfield Modificada, es [22], [23], [27]

$$\mathbf{W}(\infty) = [\mathbf{I} - \mathbf{R}\mathbf{P}]^{-1} \mathbf{R}\mathbf{B}, \quad (4.11)$$

Considerando ahora el vector de coeficientes óptimos, dado por la ec. (4.6) y asumiendo que

$$\mathbf{P} = \frac{\mathbf{I} - \Phi_{xx}}{R}, \quad (4.12)$$

y

$$\mathbf{B} = \frac{\Phi_{xd}}{R}, \quad (4.13)$$

A partir de las ecs. (4.11)-(4.13), tenemos que después de la convergencia, la Red Neuronal de Hopfield proporciona la solución óptima de la ecuación de Wiener-Hopf y se puede utilizar para estimar vector de coeficientes óptimo de una estructura de filtro adaptivo analógico [22], [23], [27].

El algoritmo propuesto es una implementación recursiva de la ec. (4.6). Entonces se puede esperar que tenga las mismas características de convergencia que el algoritmo RLS

normal [1], cuando ambos funcionen en las mismas condiciones. De aquí el desajuste producido por ambos algoritmos debido al ruido en el vector de pesos está dado aproximadamente por

$$M_a = \frac{(1-\gamma)N}{1+\gamma}, \quad (4.14)$$

donde γ es el factor de olvido y N es el número de coeficientes del igualador.

De otra manera la variación de la potencia del error con el tiempo está dada por [1]:

$$\mathbf{K}(n) = \frac{\sigma^2}{n\lambda_{min}}, \quad (4.15)$$

Aquí considerando que la memoria del sistema permanece constante durante varios segundos, si el periodo de muestreo se reduce por M , las ecs. (4.14) y (4.15) dan

$$M_a = \frac{(1-\gamma)N}{2M + \gamma + 1}, \quad (4.16)$$

y

$$\mathbf{K}(n) = \sigma^2 / (nM\lambda_{min}), \quad (4.17)$$

Entonces la estructura propuesta proporciona menor desajuste con mejor habilidad de seguimiento que el algoritmo adaptivo RLS convencional.

4.4 Simulaciones por computadora

En esta sección se aplican las ideas de modelado descritas en la sección 4.2, para simular un canal de radio móvil con tres trayectorias de propagación ($L=3$), donde el comportamiento en tiempo del canal con desvanecimiento, está caracterizado por medio de la dispersión doppler. Esto es, la tasa de variación del canal multitrayectoria está dado por [15]:

$$f_D = f_c \frac{V}{C}, \quad (4.18)$$

donde f_c es la frecuencia de portadora, V es la velocidad del móvil y C es la velocidad de la luz. Los resultados de las simulaciones que se presentan en esta sección no intentan ser una simulación computacional completa de la estructura DFE propuesta, pero ofrece un ejemplo de su aplicabilidad y rendimiento. En este caso, cada canal de comunicación variante en el tiempo es una combinación lineal de tres trayectorias (una directa y dos reflejadas), como se muestra en la fig. 4.1, esto es [12], [15], [20]:

$$h(k, t) = \theta_r f_r(k), \quad r = 0, 1, 2 \quad (4.19)$$

donde

$$f_1(k) = 1.0 \quad (4.20)$$

$$f_0(k) = \exp\left(\frac{j2\pi k}{M_1}\right), \quad (4.21)$$

y

$$f_2(k) = \exp\left(\frac{j2\pi k}{M_2}\right), \quad (4.22)$$

donde para canales de variación rápida en el tiempo, M_1 y M_2 , son 120 y 200 respectivamente, y $\theta_0=0.5$, $\theta_1=1$ $\theta_2=0.5$. Estos números son bastante realistas para una

frecuencia de portadora de 900 MHz, una tasa de bits de 20Kb/s y una velocidad del vehículo de 100 km/h. En la entrada había una serie de símbolos 4-QAM, la cual fue filtrada a través del canal y contaminada con ruido blanco Gaussiano aditivo (AWGN). No se usó código de detección y corrección de errores. La estructura de la ráfaga de la señal transmitida consiste de 2 datos de entrenamiento y 6 datos de información. Para evaluar el rendimiento de la estructura DFE propuesta que se muestra en la fig. 4.2, por simulación, consideramos una tasa de muestreo 10 veces más rápida que la tasa de símbolos. Entonces, el número de secciones de retardo insertadas entre los coeficientes consecutivos del DFE, fue de 10. Para simular las características no ideales de la línea de retardo, se añadió una pérdida de 0.01 dB, entre las derivaciones consecutivas del filtro. La red de Hopfield modificada, se simuló resolviendo la ec. (4.9).

$$w_k(nT) = \exp\left(-\left(\frac{1}{RC} + p_{kk}\right)nT\right) * \left[\sum_{\substack{m=0 \\ m \neq k}}^{N-1} p_{km} w_m(nT) + b_k \right], \quad (4.23)$$

donde * denota la operación de convolución y T, la tasa de símbolos, que se consideró igual a 1.0. Finalmente los integradores necesarios para estimar las funciones de autocorrelación y la correlación cruzada, fueron sustituidas por filtros pasa bajas con frecuencias de corte adecuadas. El ruido aditivo fue una secuencia de ruido blanco.

Se consideraron tres casos diferentes para la evaluación por simulación: canales de comunicación estacionarios, canales de comunicación de variación lenta en el tiempo y canales de comunicación de variación rápida en el tiempo.

4.4.1 Caso 1: Canal de comunicación estacionario

El rendimiento de la estructura propuesta fue evaluado usando tres canales estacionarios diferentes, cuyas densidades espectrales de potencia se muestran en la figs. 3-5. El canal de comunicaciones equivalente que es mostrado en la fig. 4.3 (canal 1) es un canal telefónico típico de alta calidad, el cual es compensado con relativa facilidad por el DFE adaptivo [1],

[2]. En contraste los canales de comunicación equivalentes 2 (fig. 4.4) y 3 (fig. 4.5) tienen nulos espectrales profundos los cuales causan severa distorsión de la información. Las características espectrales de los canales equivalentes mostrados en las figs. 4.4 y 4.5, se encuentran a menudo en canales de comunicación móviles multitrayectoria evanescentes, que causan distorsiones serias de las señales transmitidas [1]. La figura 4.6 muestra la tasa de errores de bit (Bit Error Rate, BER) de la estructura DFE propuesta y la estructura de DFE convencional usando el algoritmo RLS [2], cuando se requiere igualar a los tres canales de comunicación mencionados anteriormente. El factor de olvido [1], [16] del algoritmo RLS es igual a 0.99, y se considera que la Red de Hopfield modificada a convergido cuando $\epsilon_i < 0.001$ ($i=0,1,\dots,N$), donde ϵ_i es la diferencia entre dos muestras consecutivas del i -ésimo nodo de salida de señal de la Red de Hopfield Artificial.

4.4.2 Caso 2: Canal de comunicación de variación lenta en el tiempo

Se ha evaluado la estructura propuesta usando dos canales de comunicación de variación lenta en el tiempo. En el primero, se usó el método de “foto instantánea” [17], en el cual se asume que el canal permanece constante en 100 símbolos de datos. Aquí, la respuesta al impulso de un canal comunicación equivalente está dado por las ecs. (15)-(18) con $M_1=120$ y $M_2=200$ y k dado por la parte entera de $S_r/100$, donde S_r es número de símbolos. El resultado de la simulación se muestra en la fig. 4.7, donde el factor de olvido usado para el algoritmo RLS es igual a 0.99. La fig. 4.8 muestra el comportamiento del DFE propuesto y la estructura convencional usando el algoritmo RLS, cuando ambos son requeridos para igualar un canal de comunicación con variaciones lentas en tiempo, donde un canal equivalente esta dado por las ecs. (15)-(18), con $M_1=1200$, $M_2=2000$ y k es el número de símbolos. Se uso un factor de olvido de 0.99 en el algoritmo RLS. En la fig. 4.9 se muestra el trazo de los coeficientes teóricos y estimados cuando se usó la estructura propuesta en un ambiente que varía lentamente con el tiempo, y la fig. 4.10 muestra la traza de los coeficientes cuando se uso el algoritmo RLS convencional. Estas figuras muestran que la estructura propuesta se desempeña mejor que el DFE convencional con algoritmo RLS, cuando el canal de comunicación varía lentamente con respecto al tiempo.

4.4.3 Caso 3: Canales que varían rápidamente con el tiempo

Se ha evaluado el desempeño de la convergencia de la estructura DFE propuesta y se ha comparado con el desempeño de la estructura DFE convencional, cuando ambas se han utilizado para igualar canales de comunicación que varían rápidamente con el tiempo, que se encuentran a menudo en los sistemas de comunicación móviles. La respuesta del canal al impulso varía de acuerdo con las ecs. (4.15)-(4.18), a la tasa de símbolos. Se asume que $\rho=3$ dB, lo cual se puede considerar como una situación común en ciudades grandes, como lo es la Ciudad de México. La velocidad de muestreo de la señal de entrada en la estructura del DFE convencional fue igual velocidad de símbolos, mientras que en la estructura DFE propuesta, la velocidad de muestreo se consideró 10 veces más rápida que la velocidad de símbolos. En ambos casos, los canales de comunicación varían con cada periodo de muestreo con velocidad de variación diferente, de tal forma que al final de cada periodo de símbolo, ambos alcanzan el mismo valor. En la fig. 4.11 se muestra la BER de la estructura del DFE propuesto junto con la BER proporcionada por la estructura del DFE convencional con el algoritmo RLS. El factor de olvido para el algoritmo RLS es 0.9, el cual es el mejor valor de acuerdo con las simulaciones que se muestran en la fig. 4.12. Las figs. 4.13 y 4.14 muestran las trazas de los coeficientes teóricos y estimados obtenidos usando los algoritmos propuesto y convencional, actuando sobre un ambiente de variación rápida en el tiempo. Las figuras 4.11, 4.13 y 4.14 muestran que la estructura propuesta tiene un desempeño significativamente mejor que la estructura del DFE convencional en tiempo discreto con algoritmo de adaptación RLS.

4.5 Conclusiones

En este capítulo se ha propuesto una estructura de igualador de decisión retroalimentada en tiempo continuo, para la igualación de canales de comunicación terrestres móviles que varían con el tiempo, en el cual la señal de salida del DFE se calcula en forma analógica en tiempo discreto, también se utiliza una red neuronal de Hopfield en tiempo continuo, para la actualización del vector de coeficientes de la estructura DFE. Entonces se pueden calcular tanto la salida del DFE como la actualización de su vector de coeficientes, en

menos tiempo y con menor consumo de energía que su contraparte digital. El desempeño de la estructura DFE propuesta se evaluó y comparó con el del DFE convencional con algoritmo de adaptación RLS, por medio de simulación, considerando tres casos diferentes: canales de comunicación invariantes en el tiempo (estacionarios), canales de comunicación que varían en el tiempo lentamente y canales de comunicación que varían en el tiempo rápidamente. En todos los casos se consideró un esquema de modulación 4-QAM. Los resultados muestran que el DFE propuesto y el convencional se comportan de manera similar para igualar canales estacionarios. Sin embargo, la estructura propuesta se comporta mejor que la estructura del DFE convencional cuando se requiere la igualación de canales de comunicación que varían con el tiempo. Esto se debe a que la estructura propuesta se actualiza más frecuentemente. Esta tiene entonces, potencialmente una velocidad de convergencia más rápida, una mayor habilidad para seguir canales que cambian rápidamente, así como menor tamaño y bajo consumo de energía.

Una consideración muy importante para tomarse en cuenta es el hecho de que el DFE RLS convencional requiere de un proceso de inversión de matrices para resolver el algoritmo de adaptación, lo cual es sumamente complicado para realizarse en forma analógica, por lo que generalmente se requiere de un sistema discreto o como se ha planteado aquí de una RNH, para su realización.

Por otro lado el costo de realización de la estructura propuesta sería comparable a la del DFE RLS convencional, puesto que el orden es similar, $O(n^2)$. Sin embargo no hay propuestas de RLS analógicos.

Figuras

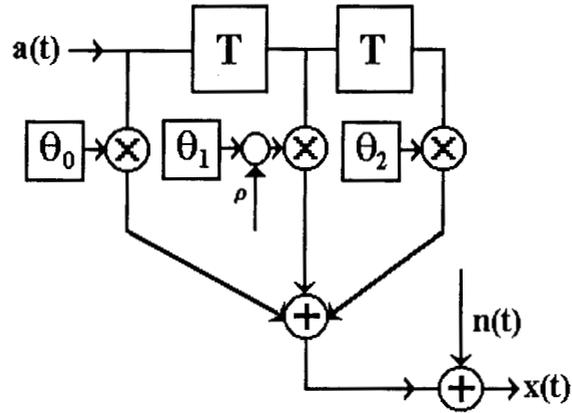


Fig. 4.1 Modelo de tres rayos con desvanecimiento de Raleigh de un canal de comunicación móvil

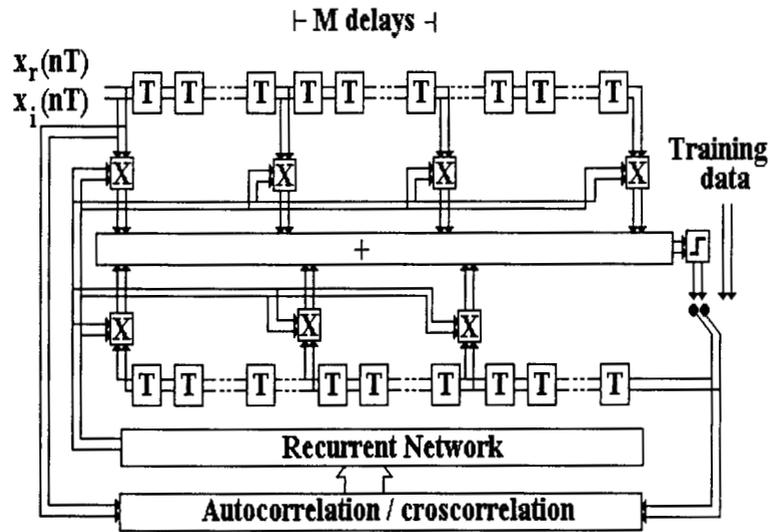


Fig. 4.2(a) Propuesta de un igualador analógico de decisión retroalimentada a datos muestreados, basado en una red de Hopfield modificada

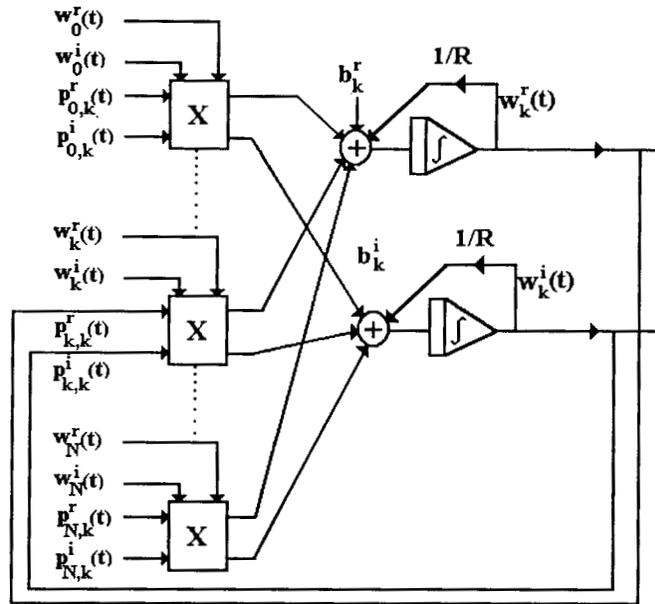


Fig. 4.2(b) k-ésimo nodo de una red de Hopfield modificada, con valores complejos, usada para actualizar el vector de coeficientes del DFE propuesto

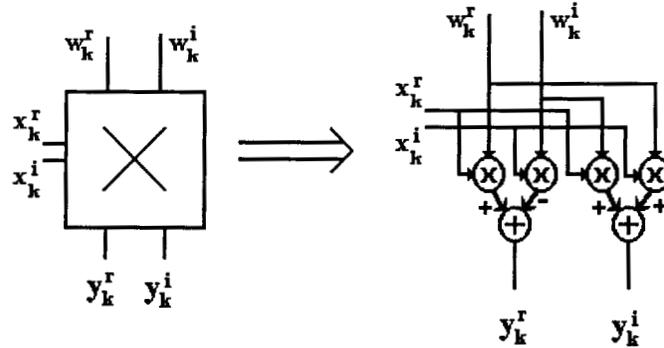


Fig. 4.2(c) Implementación de un multiplicador complejo

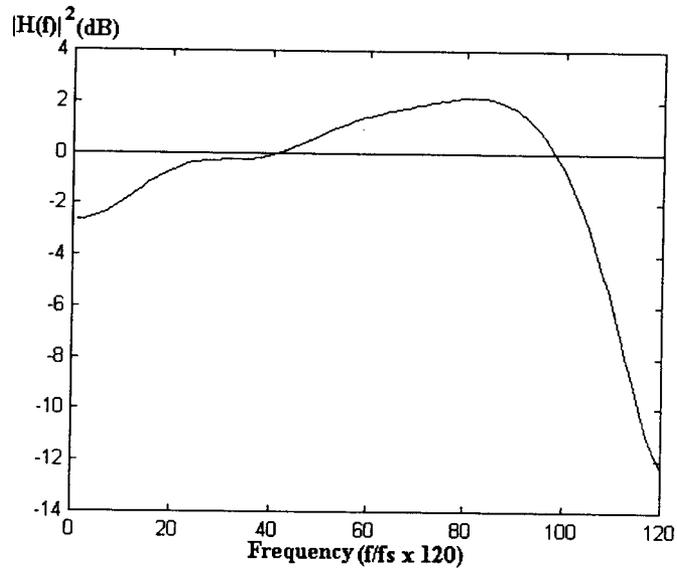


Fig. 4.3 Respuesta en frecuencia de un canal telefónico de alta calidad. Canal 1.

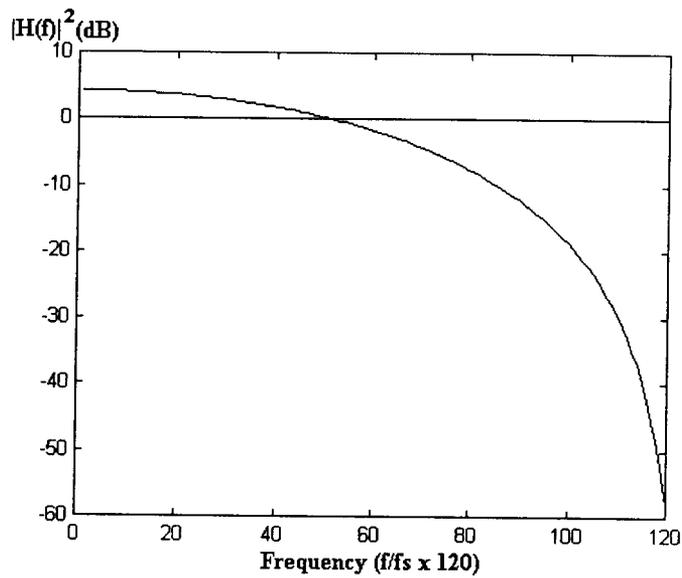


Fig. 4.4 Respuesta en frecuencia de un canal de comunicación que se presenta con frecuencia en las comunicaciones móviles, con una gran distorsión espectral. Canal 2.

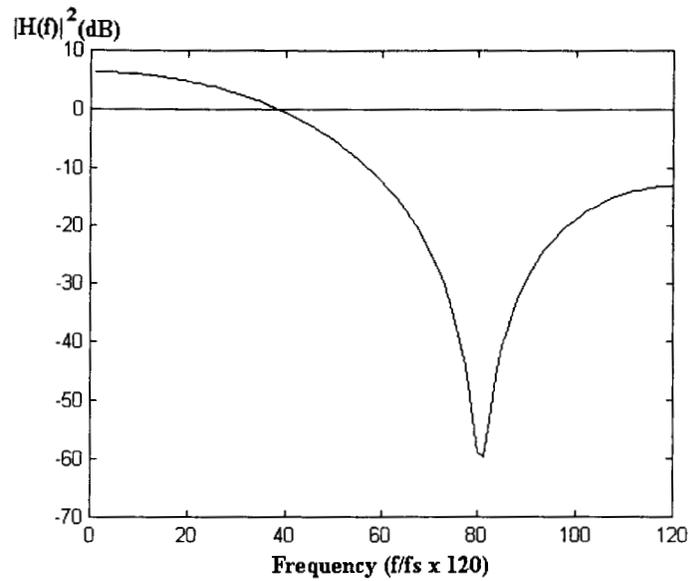


Fig. 4.5 Respuesta en frecuencia de un canal de comunicación que se presenta con frecuencia en las comunicaciones móviles, con nulos espectrales profundos. Canal 3.

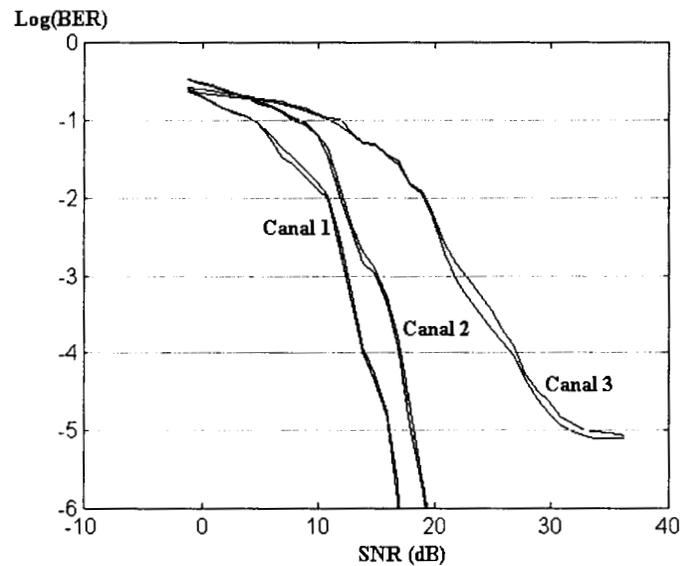


Fig. 4.6 Tasa de error de bit (BER) usando las estructuras de DFE propuesto y convencional, cuando ambos se utilizan para igualar los tres canales de comunicaciones que se muestran en las figs. 4.3 a 4.5

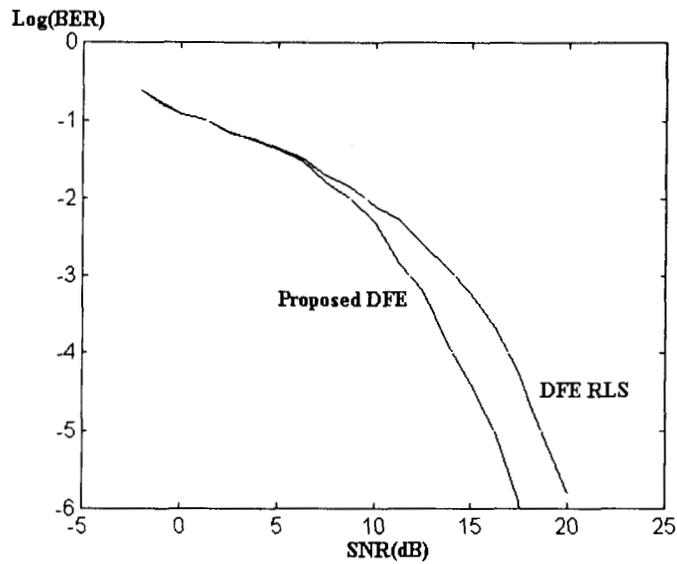


Fig. 4.7 Tasa de error de bit (BER) usando las estructuras de DFE propuesto y convencional, cuando ambos se utilizan para igualar un canal de comunicación que varía lentamente con el tiempo. Se usó el método de la “foto instantánea”

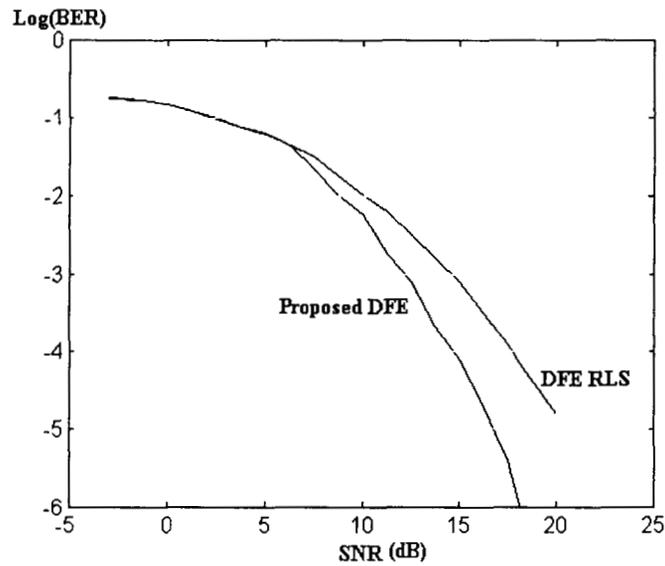


Fig. 4.8 Tasa de error de bit (BER) usando las estructuras de DFE propuesto y convencional, cuando ambos se utilizan para igualar un canal de comunicación que varía lentamente con el tiempo

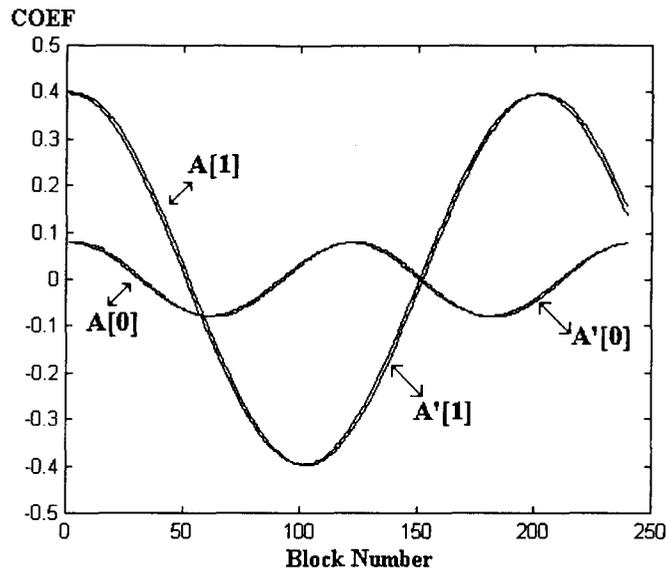


Fig. 4.9 Traza del primer coeficiente $A'[0]$ y el segundo coeficiente $A'[1]$, de la estructura de DFE propuesto cuando se le utiliza para igualar un canal de comunicación que varía lentamente con el tiempo. Se muestran también los valores teóricos de $A[0]$ y $A[1]$

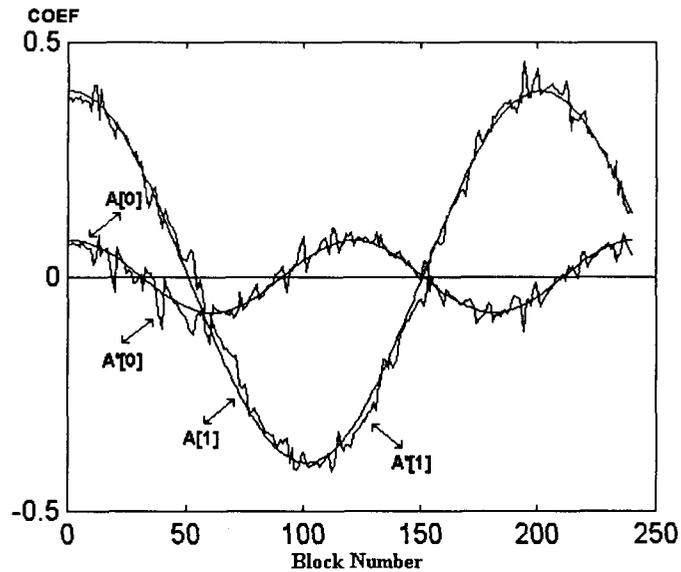


Fig. 4.10 Traza del primer coeficiente $A'[0]$ y el segundo coeficiente $A'[1]$, de la estructura de DFE convencional cuando se le utiliza para igualar un canal de comunicación que varía lentamente con el tiempo. Se muestran también los valores teóricos de $A[0]$ y $A[1]$

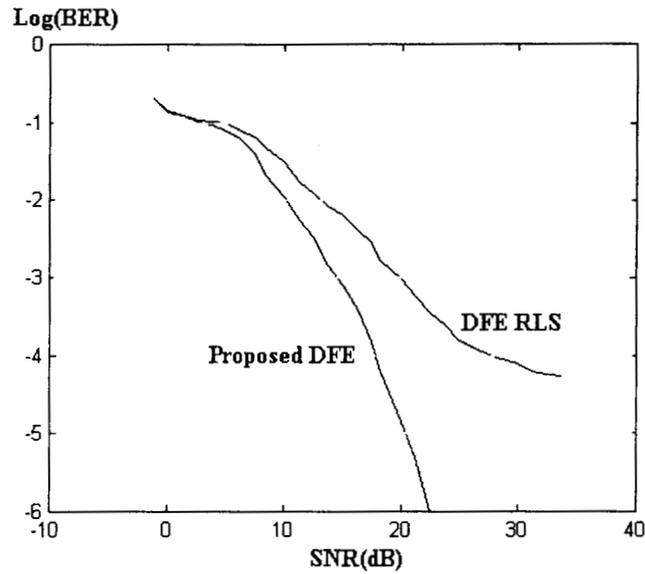


Fig. 4.11 Tasa de error de bit obtenida usando las estructuras de DFE convencional y propuesto, cuando ambos se utilizan para igualar un canal de comunicaciones que varía rápidamente con el tiempo

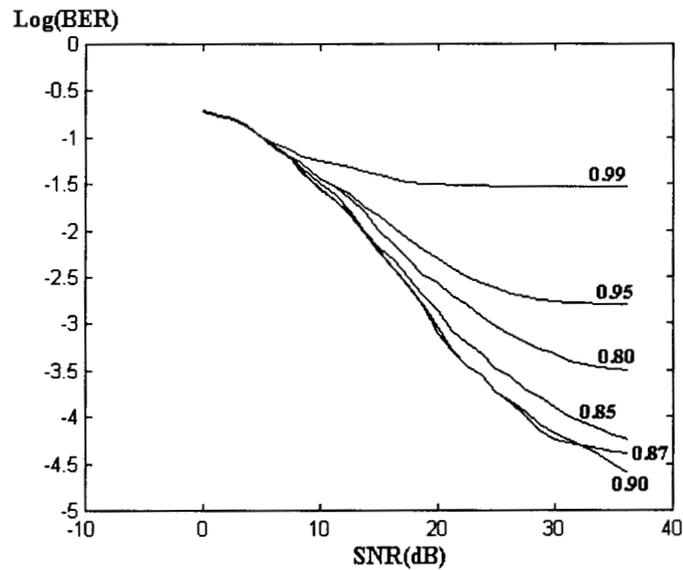


Fig. 4.12 Tasa de error de bit obtenida usando la estructura de DFE convencional con diferentes factores de olvido, cuando se le utilizó para igualar un canal de comunicaciones que varía rápidamente con el tiempo

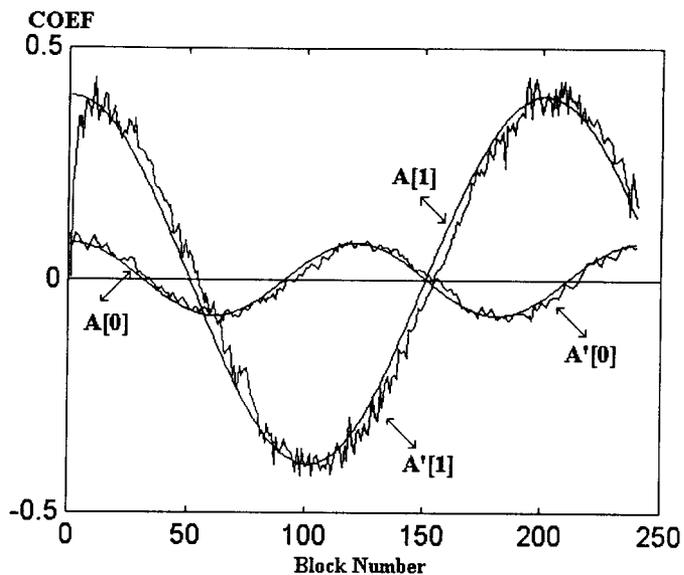


Fig. 4.13 Traza del primer coeficiente $A'[0]$ y el segundo coeficiente $A'[1]$, de la estructura de DFE propuesto cuando se le utiliza para igualar un canal de comunicación que varía rápidamente con el tiempo. Se muestran también los valores teóricos de $A[0]$ y $A[1]$

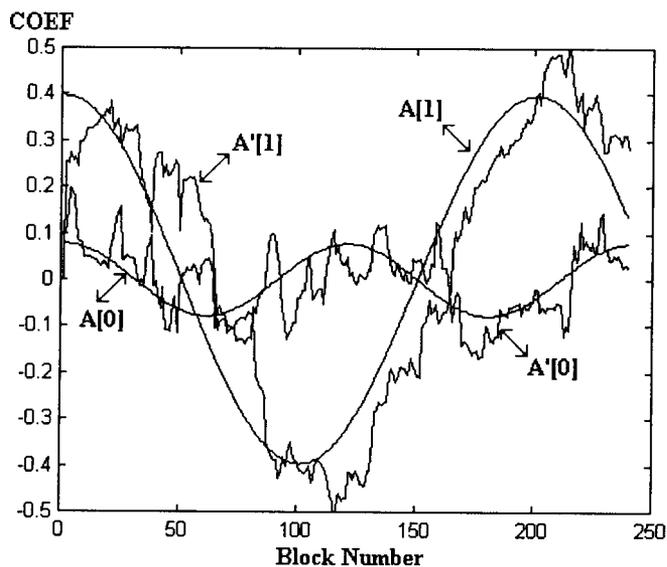


Fig. 4.14 Traza del primer coeficiente $A'[0]$ y el segundo coeficiente $A'[1]$, de la estructura de DFE convencional cuando se le utiliza para igualar un canal de comunicación que varía rápidamente con el tiempo. Se muestran también los valores teóricos de $A[0]$ y $A[1]$

Capítulo 5

Circuito Integrador VLSI para Filtrado Adaptivo NLMS

En este capítulo se presenta un circuito para integración analógica, que por sus características se podría integrar en VLSI y es aplicado a estructuras de filtrado adaptivo, para las cuales el comportamiento del integrador es fundamental para evitar la degradación del circuito global. En estos casos que el integrador se comporte con un polo de baja frecuencia prácticamente en cero Hz es altamente deseable. Se le compara con otros circuitos integradores en forma aislada y como parte de estructuras adaptivas más complejas.

5.1 Introducción

Durante los años recientes, el interés por el procesamiento adaptivo ha venido incrementándose hasta considerarlo como un tema de investigación de enorme actualidad. Esto se ha dado por los avances en las tecnologías de diseño VLSI que ha hecho posible el desarrollo de estructuras de filtros adaptivos analógicos, que tienen la capacidad de manejar componentes para aplicarlos a frecuencias muy altas, lo que implica velocidades de convergencia mayores y consumos de energía mucho menores que sus contrapartes digitales [1]-[3]. Estos factores hacen de los filtros adaptivos analógicos una alternativa atractiva con respecto a los filtros adaptivos digitales en aplicaciones prácticas, como es el caso de la igualación de canales de comunicación móviles terrestres, donde se requieren bajos consumos de energía, tamaños pequeños de los circuitos electrónicos y velocidades de convergencia rápidas [5]. Sin embargo los filtros adaptivos analógicos presentan varios problemas, debidos principalmente a las limitaciones de las realizaciones de algunos circuitos VLSI, como por ejemplo los circuitos de integración analógica, que pueden degradar considerablemente el rendimiento global de los sistemas.

La mayoría de los filtros adaptivos analógicos que se han propuesto en la literatura, usan la versión en tiempo continuo del algoritmo de mínimos cuadrados promedio (LMS, Least Mean Square), con un factor de convergencia constante para actualizar al vector de coeficientes del filtro [2], [3], [6]-[8]. Sin embargo este se puede conservar suficientemente pequeño para evitar la degradación de la convergencia debida a las fluctuaciones de la potencia de la señal de entrada. Una solución que ha resultado atractiva para resolver este problema es el uso de la versión normalizada del algoritmo LMS en tiempo continuo [1], cuya versión en tiempo discreto ha probado ser útil para el manejo de las fluctuaciones de la potencia de la señal de entrada [9].

Adicionalmente para el problema mencionado anteriormente, la realización de un integrador analógico para la actualización de los coeficientes del filtro es otro aspecto de gran importancia, porque si el integrador no se diseña adecuadamente, el rendimiento del filtro se degrada. En varios casos, el integrador se puede aproximar a un filtro pasa bajas

con frecuencia de corte mucho menor que la menor de las frecuencias que conforman la señal que se procesará, o sea, tan cercano a cero como sea posible. Esta condición es difícil de satisfacer en muchas aplicaciones prácticas, propiciando una degradación del comportamiento del filtro adaptivo. Además, una frecuencia de corte muy cercana a cero implica requisitos de capacitores de tamaño tan grande que su no es posible su integración en sistemas VLSI.

En este capítulo se propone un algoritmo LMS normalizado modificado, en el que la actualización de los coeficientes se lleva a cabo usando una sección pasa bajas de primer orden, con retroalimentación fuertemente atenuada, evitando así la distorsión en la región de baja frecuencia debida a la imperfección de la integración. Se utiliza la normalización del tamaño del paso para evitar las distorsiones debidas a las fluctuaciones de la potencia de la señal de entrada, dando como resultado una realización más fácil que la propuesta en [10]. Las simulaciones por computadora muestran que la propuesta de estructura de filtro adaptivo da un mejor comportamiento de la convergencia, que otros algoritmos de filtros LMS adaptivos en tiempo continuo que se han presentado anteriormente, y comportamiento similar que el propuesto en [10], con requisitos de hardware mucho menores.

5.2 Propuesta de algoritmo LMS adaptivo modificado

Consideremos el vector de error $\mathbf{V}(t)$ que se muestra en la fig. 5.1, que está dado por [11], [12]

$$\mathbf{V}(t) = \mathbf{H} - \mathbf{W}(t) \quad (5.1)$$

también

$$\mathbf{V}(t) = \mathbf{V}_o(t) + \mathbf{V}_p(t) \quad (5.2)$$

donde $\mathbf{V}_p(t)$ es la componente de $\mathbf{V}(t)$ paralela al vector de entrada $\mathbf{X}(t)$, y $\mathbf{V}_o(t)$ es la componente de $\mathbf{V}(t)$ ortogonal a $\mathbf{X}(t)$ [10]-[12], \mathbf{H} es el vector de coeficientes que definirían a la señal y $\mathbf{W}(t)$ el vector de coeficientes de la aproximación a la señal.

Puesto que $\mathbf{V}_p(t)$ es paralela a $\mathbf{X}(t)$, se le puede ver como [11]

$$\mathbf{V}_p = C\mathbf{X}(t) \quad (5.3)$$

A continuación para estimar el valor de C , consideremos el error de salida $e(t)$, como

$$e(n) = d(n) - \mathbf{W}^T(t)\mathbf{X}(t) \quad (5.4)$$

Considerando que

$$d(n) = \mathbf{H}^T \mathbf{X}(t) \quad (5.5)$$

A partir de las ecs. (5.3)-(5.5), $e(t)$ esta dado por [10]-[12]

$$e(t) = [\mathbf{V}_o(t) + C\mathbf{X}(t)]^T \mathbf{X}(t) \quad (5.6)$$

Entonces, puesto que $\mathbf{V}_o(t)$ es ortogonal a $\mathbf{X}(t)$, de las ecs. (5.4)-(5.6), tenemos que

$$\mathbf{V}_p(t) = \frac{e(t)\mathbf{X}(t)}{\mathbf{X}^T(t)\mathbf{X}(t)} \quad (5.7)$$

De acuerdo con el principio de ortogonalidad en la estimación de los mínimos cuadrados, los coeficientes óptimos se pueden obtener haciendo al vector de error $\mathbf{V}(t)$ ortogonal al vector de entrada $\mathbf{X}(t)$. Esto es, como se sugiere en la fig. 5.1, modificamos al vector de coeficientes $\mathbf{W}(t)$, restándole $\alpha\mathbf{V}_p(t)$, a partir de una versión retardada del vector de coeficientes, es decir, $\mathbf{W}(t-T_0)$, donde de la fig. 5.1, $0 < \alpha < 2$. Haciendo esto de las ecs. (5.1) y (5.7) obtenemos

$$\mathbf{W}(t) = \mathbf{W}(t-T_0) + \beta e(t)\mathbf{X}(t) \quad (5.8)$$

donde

$$\beta = \frac{\alpha}{\mathbf{X}^T(t)\mathbf{X}(t)} \quad (5.9)$$

Haciendo $t=kT_0$ e iterando la ecuación resultante, en el límite cuando $T_0 \rightarrow 0$, después de algunas manipulaciones, la ec. (5.8) da [12], [13]

$$\frac{d}{dt} \mathbf{W}(t) = \beta e(t) \mathbf{X}(t) \quad (5.10)$$

A continuación, tomando la transformada de Laplace de la k -ésima componente del vector de coeficientes $\mathbf{W}(t)$, $w_k(t)$, tenemos

$$sW_k(s) = \beta \nabla(s) \quad (5.11)$$

donde $\nabla(s)$ es el vector gradiente del algoritmo de adaptación y, sumando $aW_k(s)$

$$sW_k(s) + aW_k(s) = aW_k(s) + \beta \nabla(s) \quad (5.12)$$

despejando $W_k(s)$

$$W_k(s) = \frac{a}{s+a} \left(W_k(s) + (\beta/a) \nabla(s) \right) \quad (5.13)$$

5.2.1 Prueba de la convergencia

Para probar la convergencia el algoritmo propuesto consideremos al vector de coeficientes del filtro adaptivo al tiempo t , que está dado por

$$\mathbf{W}(t) = \beta \int_0^t e(\tau) \mathbf{X}(\tau) d\tau \quad (5.14)$$

Y sustituyendo en el error de salida del filtro adaptivo dado por la ec. (5.14), obtenemos

$$\frac{d}{dt} \mathbf{W}(t) = \beta d(t) \mathbf{X}(t) - \beta \mathbf{X}(t) \mathbf{X}^T(t) \mathbf{W}(t) \quad (5.15)$$

Tomando el valor esperado de la ec. (5.15), asumiendo que el vector de coeficientes es no correlacionado con el vector de entrada, y usando una transformación ortogonal, tenemos que [15]-[17]

$$\frac{d}{dt} E[\mathbf{W}(t)] = \beta \mathbf{K}^T \mathbf{Q} \mathbf{K} (\mathbf{W}^* - E[\mathbf{W}(t)]) \quad (5.16)$$

donde

$$\mathbf{W}^* = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P} \quad (5.17)$$

es el vector de coeficientes óptimo,

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{X}(t) \mathbf{X}^T(t)] \quad (5.18)$$

es la matriz de autocorrelación de la señal de entrada,

$$\mathbf{P} = E[d(t) \mathbf{X}(t)] \quad (5.19)$$

es el vector de correlación entre el vector de entrada y la señal de referencia,

$$\mathbf{Q} = \mathbf{K} \mathbf{R} \mathbf{K}^T \quad (5.20)$$

es una matriz diagonal cuyos elementos son los valores propios de la matriz de autocorrelación de la señal de entrada, y

$$\mathbf{K}\mathbf{K}^T = \mathbf{K}^T\mathbf{K} = \mathbf{I} \quad (5.21)$$

es una matriz ortogonal. Multiplicando la ec. (5.16) por \mathbf{K} , tenemos

$$\frac{d}{dt}v_k(t) + \beta\lambda_k v_k(t) = \beta\lambda_k w_k^*, k = 1, 2, \dots, N \quad (5.22)$$

donde $v_k(t)$ es la k -ésima componente del vector de error

$$\mathbf{V}(t) = \mathbf{K}E[\mathbf{W}(t)] \quad (5.23)$$

Finalmente de la ec. (5.22)

$$v_k(t) = w_k^* [1 - \exp(-\beta \lambda_k t)], k = 1, 2, \dots, N \quad (5.24)$$

donde β está dada por la ec. (5.9). β , en el algoritmo propuesto será convergente, con una constante de tiempo para el k -ésimo nodo dado por [15], [16]

$$\tau = \frac{\mathbf{X}^T(t)\mathbf{X}(t)}{\alpha\lambda_k}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (5.25)$$

La condición de convergencia de la ec. (5.24) garantiza que el valor promedio del vector de coeficientes converge a la solución de la ecuación de Wiener-Hopf, sin embargo esto no indica cuanta distorsión permanecerá en los pesos, después de que se logra la convergencia, debida a la estimación ruidosa del gradiente instantáneo. Un valor aproximado, válido para β pequeña está dada como sigue [13], [18]

$$E[\mathbf{V}(t)\mathbf{V}^T(t)] = \beta \xi_{min} \mathbf{I} \quad (5.26)$$

Donde ξ_{min} es el error cuadrático promedio mínimo que, cuando se selecciona apropiadamente el orden del filtro adaptivo, es muy cercano a la potencia del ruido aditivo. Entonces el ruido en los pesos causará un exceso de error en la salida del sistema dado por

$$\xi_{excess} = E[\text{tr}(\mathbf{V}(t)\mathbf{V}^T(t)\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^T(t))] \quad (5.27)$$

El cual, asumiendo que $\mathbf{V}(t)$ y $\mathbf{X}(t)$ son independientes, da

$$\xi_{excess} = \beta \xi_{min} \text{tr}(E[\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^T(t)]) \quad (5.28)$$

Finalmente considerando que, para un orden del filtro suficientemente grande

$$\text{tr}(E[\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^T(t)]) \approx \mathbf{X}^T(t)\mathbf{X}(t) \quad (5.29)$$

y sustituyendo a la ec. (5.9) en la ec. (5.26), después de algunas manipulaciones sencillas, tenemos que

$$\xi_{excess} = \alpha \xi_{min} \quad (5.30)$$

Entonces, aunque la ec. (5.24) muestra que el algoritmo va a converger en el promedio para cualquier α menor que 2, el exceso de error en la salida del sistema puede ser mayor que la potencia del ruido aditivo, a menos que se use un factor de convergencia menor o igual a uno. Entonces cuando la potencia del ruido aditivo es baja, un factor de convergencia igual a uno es utilizado, para obtener una velocidad de convergencia rápida y un exceso de error en la salida del sistema igual a la potencia del ruido aditivo, de acuerdo con las ecs. (5.25) y (5.30).

5.3 Estructura propuesta para la integración analógica

Como antecedente se puede mencionar que recientemente se presentó una estructura de integrador analógico con comportamiento muy cercano al ideal [19], y se le propuso para resolver algunos problemas relacionados con el mejoramiento de la velocidad de convergencia en los algoritmos para procesamiento adaptivo, relacionados con el comportamiento del integrador [20]. En la fig. 5.2 se muestra el circuito analógico

inicialmente propuesto, que permite la realización de la función de transferencia $\frac{a}{s}$, con

$a = \frac{1}{RC}$, como una muy buena aproximación al integrador ideal $\frac{1}{s}$. Este el circuito tiene

cuatro amplificadores operacionales (opamp) para la realización de la función de transferencia descrita, que resulta muy ineficiente por utilizar tantos opamps, y que es sensible al desajuste en las resistencias que forman el bloque con ganancia igual a -1.

Aquí se propone una estructura de integrador que se basa en una sección de retroalimentación pasa bajas de primer orden. Los resultados de las simulaciones usando SIMULINK de MATLAB, y posteriormente las de PSpice, muestran que la estructura propuesta también presenta una respuesta muy similar a la función de transferencia del integrador ideal, $\frac{1}{s}$. La diferencia es únicamente el factor de escala a , como en la propuesta anterior.

5.3.1 El nuevo integrador no inversor

La nueva estructura en bloques funcionales se muestra en la fig. 5.3, que a diferencia de [19], solo requiere de un lazo de retroalimentación y un sumador. La realización de esta propuesta se muestra en la fig. 5.4, con solo dos opamps. Uno de los amplificadores se usa en el circuito de suma y el otro como acoplador de impedancias. Igual que en [19], se usa una red pasa bajas de primer orden. Considerando que ambos opamps tienen una ganancia

de lazo abierto finita $A(s) = \frac{GB}{s}$, donde GB es el producto ganancia-ancho de banda, [20], [21], el análisis nodal se presenta a continuación.

Haciendo el análisis de la sección sumadora

$$V_a(s) = \frac{A(s)(V_i + V_0)}{A(s) + 2} \quad (5.31)$$

de la misma manera para la sección pasa bajas con el seguidor de voltaje

$$V_0 = \frac{A(s)V_a}{(sCR + 1)(A(s) + 1)} \quad (5.32)$$

De la sustitución de (5.31) en (5.32), obtenemos

$$\frac{V_0(s)}{V_i(s)} = \frac{a \frac{A(s)}{A(s) + 1}}{s + a - a \frac{A(s)}{A(s) + 1}} \quad (5.33)$$

con $a = \frac{1}{RC}$.

Sustituyendo $A(s) = \frac{GB}{s}$ en (5.32), obtenemos

$$\frac{V_o(s)}{V_i(s)} = \frac{aGB}{s^2 + s(GB + a)} \quad (5.34)$$

Si se piensa en la posible integración de este circuito en VLSI, entonces el valor del capacitor C debe ser de unos cuantos picofarads, por ejemplo 5 pF, y la resistencia R puede ser de 1KΩ. Si además consideramos $a = \frac{1}{RC} = \omega_p$, la frecuencia de corte del filtro pasa bajas, entonces ω_p es del orden de 10^8 rad/seg, y como GB es del orden de 10^6 - 10^7 , típicamente [20], la ec. (5.34) se puede transformar en

$$\frac{\frac{\omega_p}{s^2} + s \left(1 + \frac{\omega_p}{GB}\right)}{GB} \approx \frac{\omega_p}{s} \quad u \quad \frac{\omega_p}{s} \quad (5.35)$$

habiendo considerado $\omega_p \gg GB$, y GB como suficientemente grande, lo que daría la regla de diseño para el integrador.

5.3.2 Resultados de las simulaciones y realización experimental del integrador propuesto

La estructura con bloques funcionales de la fig. 5.3 se simuló en MATLAB, y sus resultados se muestran las figuras 5.5, en estos se pone de manifiesto que la estructura es independiente de la posición del polo de la función de transferencia y éste solo afecta a la amplitud de la señal de salida.

El circuito de la fig. 5.4 se simuló utilizando PSpice , con todas las resistencias de valor 1 K, $C=5\text{pF}$, y los opamps usados fueron los TL081. Los resultados de las simulaciones en amplitud y fase se pueden ver en las figs. 5.6 y 5.7. Se puede observar que efectivamente el circuito actúa como un integrador en el intervalo de 100 Hz a 1.8 MHz.

La comparación de este circuito con el integrador clásico de Miller y el integrador de Al-Alaoui [22], se muestra en la fig. 5.8. El resultado del experimento realizado para este circuito usando analizador de redes para tener su respuesta en frecuencia, se muestra en la fig. 5.9. En la fig. 5.10 se puede observar la simulación del circuito en el dominio del tiempo y en la 5.11 las formas de onda de entrada y salida en osciloscopio, que confirman su funcionamiento correcto, siendo cuidadosos con la amplitud de la señal de entrada, para evitar saturación.

5.4 Aplicación en los filtros analógicos adaptivos

Para evaluar al integrador propuesto en estructuras adaptivas, se utilizó un filtro adaptivo analógico de cuatro coeficientes para actualizar al predictor lineal que se muestra en la fig. 5.12. Aquí $H(s)$ es la función de transferencia del circuito integrador propuesto, que forma parte de la estructura del LMS analógico, y $G(s)$ es la línea de retardo, también analógica. Con la finalidad de solo observar el efecto del integrador propuesto se utilizaron bloques ideales para el resto de los elementos, es decir para la línea de retardo, los multiplicadores y los sumadores.

Los integradores convencionales producen un efecto indeseado en el rendimiento de la convergencia del filtro adaptivo analógico. De [14], tenemos

$$E[W(nT)] - W_{op} = (1.0 - \exp(-aT))W_{op} \quad (5.36)$$

Esta ecuación muestra que habrá una degradación en el rendimiento del sistema que no puede ser cancelada durante el proceso de adaptación. Para simular con PSpice el comportamiento del filtro adaptivo de la fig. 5.12, se le utilizó para identificar la suma de cuatro señales, es decir

$$X(t) = \sin 2\pi f_1 t + \sin 2\pi f_2 t + \sin 2\pi f_3 t + \sin 2\pi f_4 t \quad (5.37)$$

para tener frecuencias de $f_1=100\text{Hz}$, $f_2=500\text{ Hz}$, $f_3=1000\text{ Hz}$ y $f_4=1200\text{ Hz}$, en el intervalo de baja frecuencia, y para el intervalo de alta frecuencia $f_1=100\text{ Hz}$, $f_2=1\text{ Khz}$, $f_3=10\text{ KHz}$ y $f_4=100\text{ KHz}$.

Los resultados de las simulaciones se muestran en las figuras 5.13 a 5.16, en las que se destacan las diferencias de utilizar al integrador propuesto con respecto al de Al-Alaoui [22], destacando el hecho de que la señal de error usando el integrador propuesto es mucho menor que usando el integrador de Al-Alaoui, figs. 5.14 y 5.16

Conclusiones

En este capítulo se presentó un algoritmo LMS normalizado donde el integrador requerido para la actualización del vector de coeficientes del filtro adaptivo se realizó utilizando una sección pasa bajas de primer orden como parte del bloque de retroalimentación. Esta estructura cancela prácticamente el efecto del polo de la sección pasa bajas de primer orden. La normalización del tamaño del paso se usó para evitar la distorsión debida a las fluctuaciones de la potencia de la señal de entrada. La realización del circuito integrador en VLSI es posible dados los valores de sus componentes, inclusive, la utilización de capacitores tan pequeños como 5 pF, permiten su inclusión en el circuito VLSI. También se presentaron las simulaciones por computadora usando PSpice y su comportamiento experimental, utilizando un analizador de redes. Estos resultados muestran que su aplicación en filtrado adaptivo es adecuada con respecto a otros integradores, como lo son el integrador de Miller o el de Al-Alaoui. Además tiene un buen comportamiento ante señales de baja y alta frecuencia, por lo que sus posibles aplicaciones pueden incluir al procesamiento de voz y señales moduladas.

Figuras

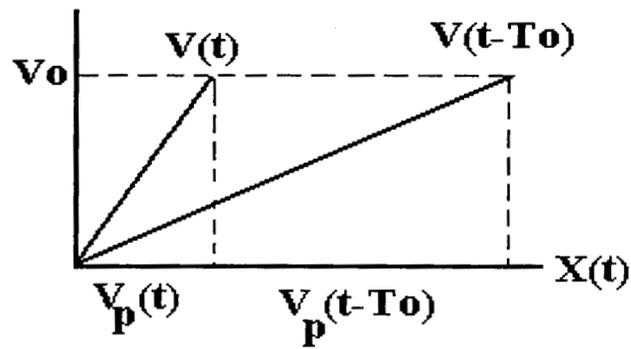


Fig. 5.1 interpretación geométrica del algoritmo propuesto

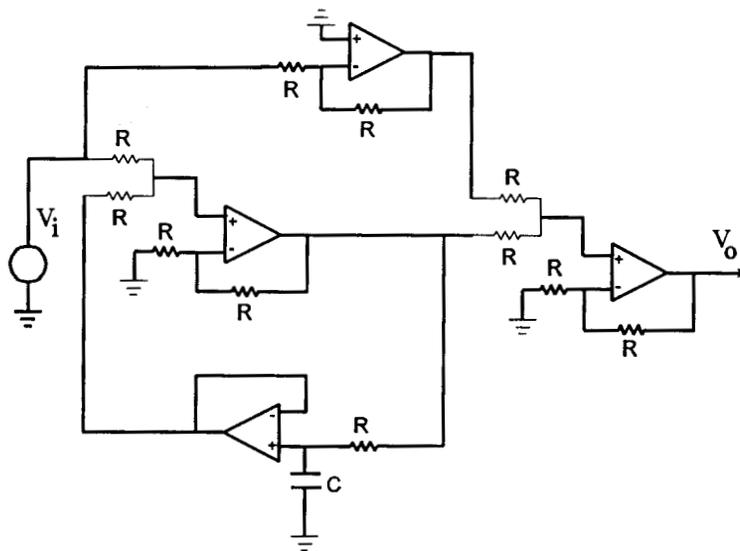


Fig. 5.2 Integrador propuesto inicialmente para la actualización del vector de coeficientes del NMLS, con $H(s) = \frac{1}{RCs}$

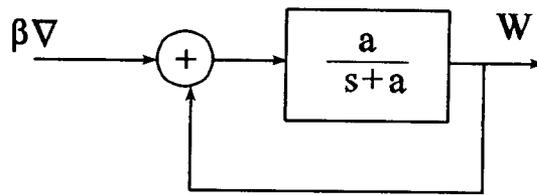


Fig. 5.3 Estructura propuesta para el integrador analógico, que compensa al polo a , de la función de transferencia pasa bajas

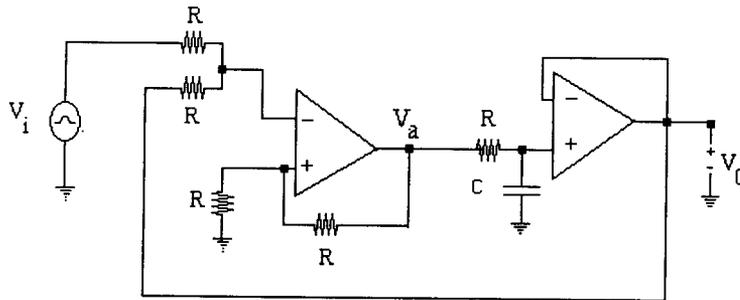


Fig. 5.4 Nueva estructura de circuito integrador, con solo dos opamps, a partir de la estructura de la fig. 5.3, que también presenta una función de transferencia

$$H(s) = \frac{\omega_p}{s} \quad u \quad \frac{\omega_p}{s}$$

con $\omega_p=1/RC$, la frecuencia de corte de la sección pasa bajas

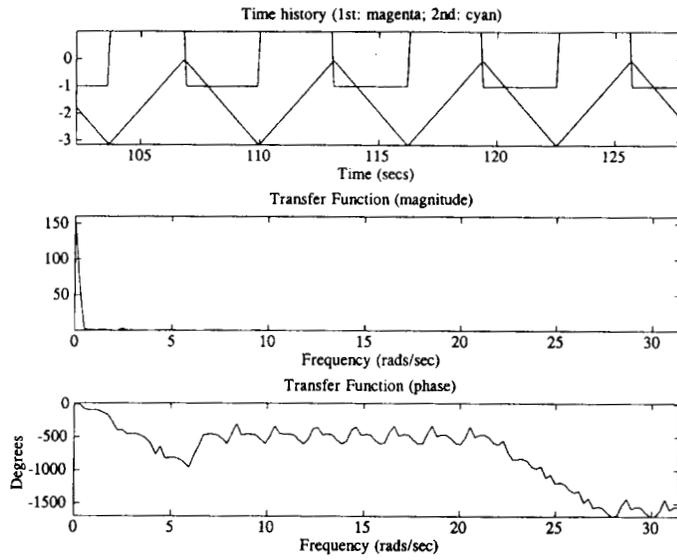


Fig. 5.5 Resultados de la simulación realizada en MatLab, usando como señal de prueba una onda cuadrada

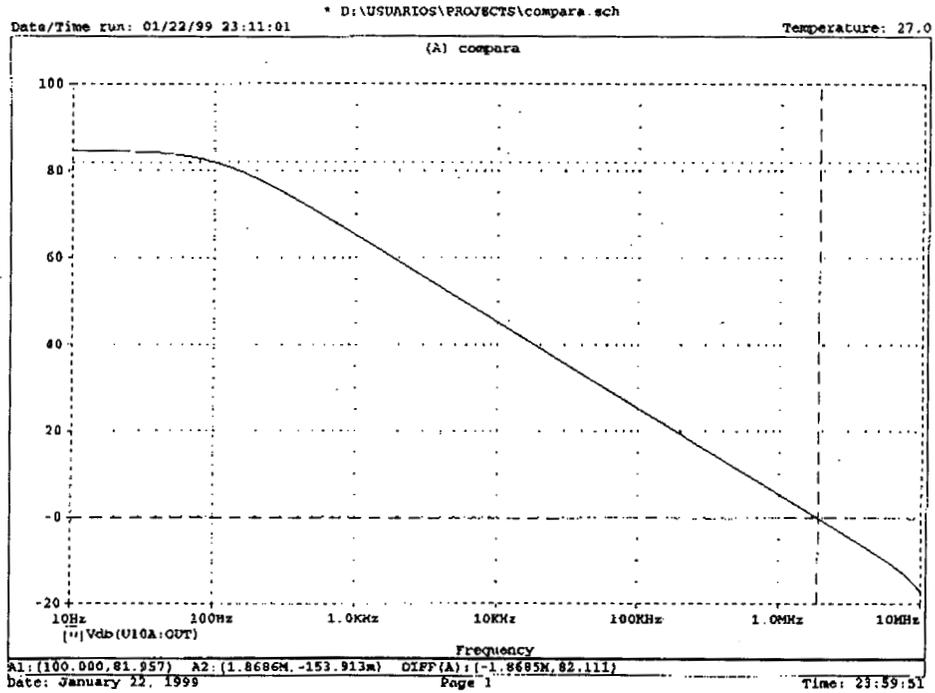


Fig. 5.6 Magnitud de la respuesta en frecuencia del circuito de la fig. 5.4, usando PSpice. Se muestra que el intervalo de integración va de 100 Hz a 1.86 MHz.

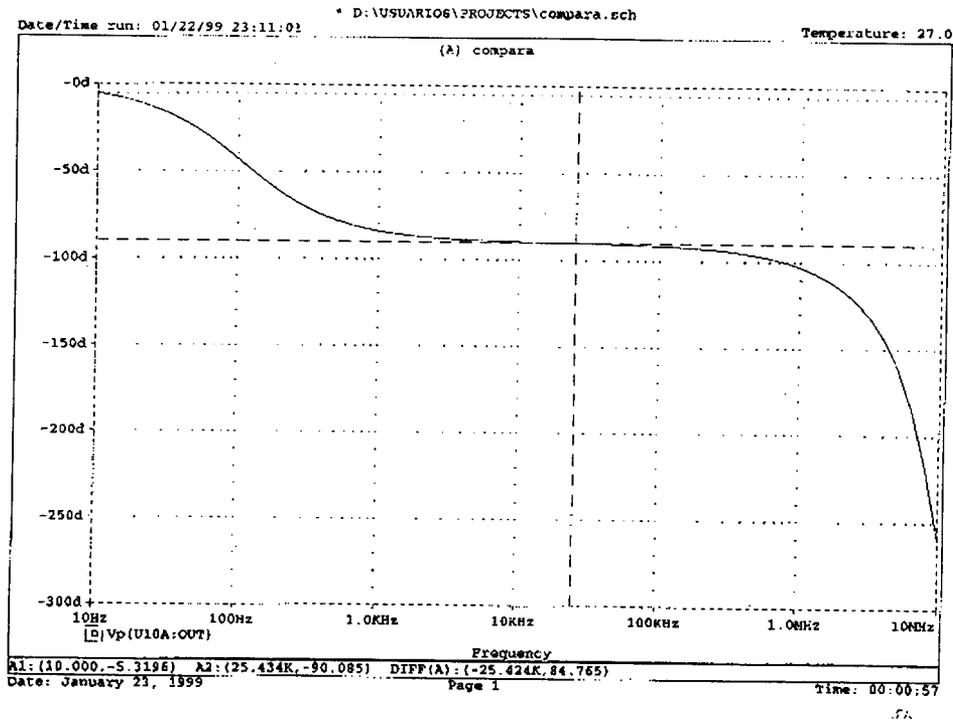


Fig. 5.7 Fase de la respuesta en frecuencia del circuito de la fig. 5.4, usando PSpice. Se muestra que el margen de fase en la frecuencia de transición es muy cercana a los 50 grados.

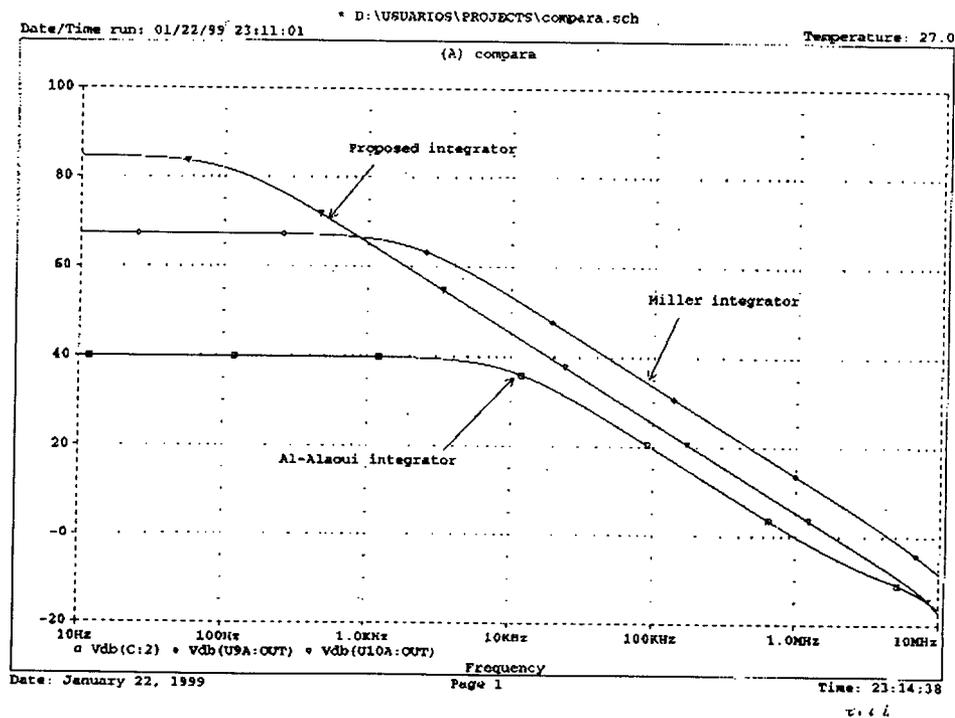
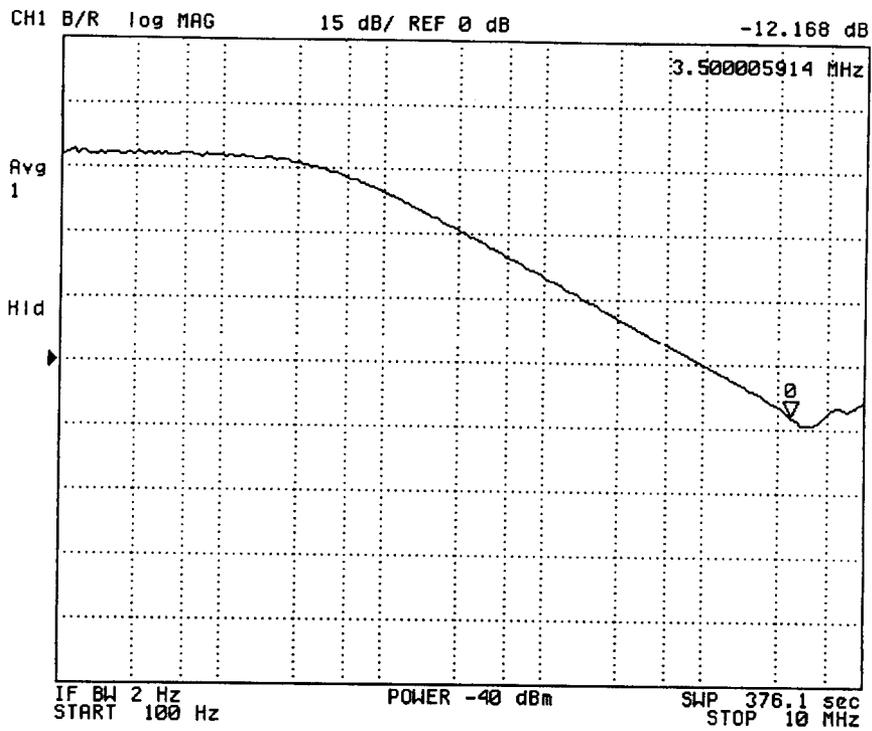


Fig. 5.8 Comparación del integrador propuesto con otros dos integradores bien conocidos



S

Fig. 5.9 Resultado experimental, de la magnitud de la respuesta en frecuencia, utilizando analizador de redes, para el circuito de la fig. 5.4. Se usó el TL081, $R=1K$ y $C=5nF$

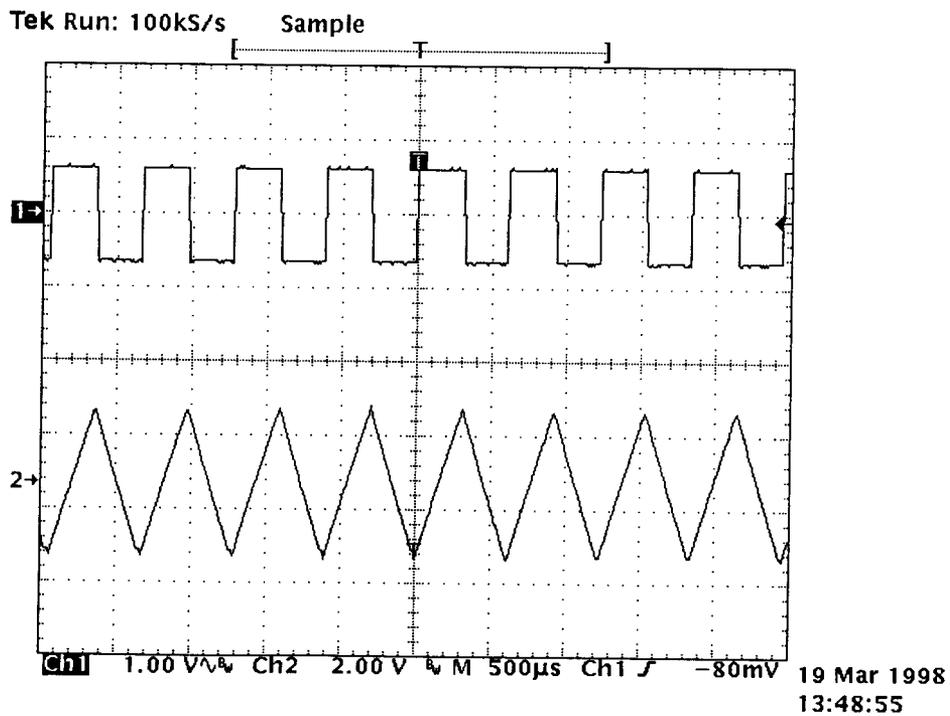


Fig. 10 Respuesta en tiempo del circuito experimental, de la fig. 5.4

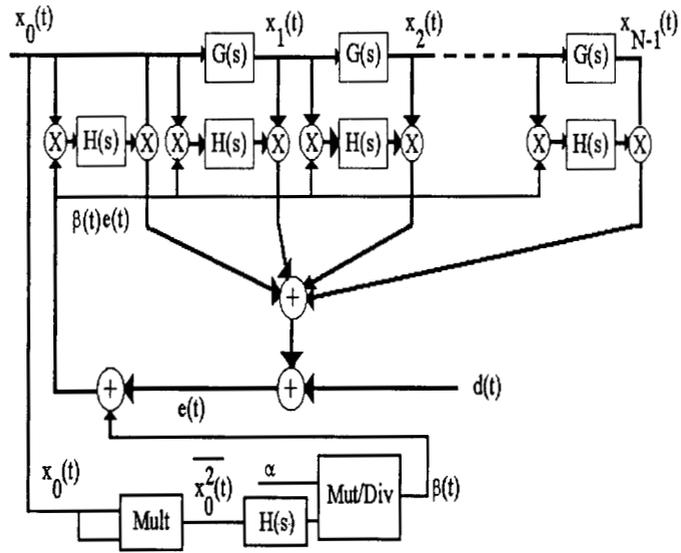


Fig. 5.11 Estructura propuesta para el filtro adaptivo NLMS

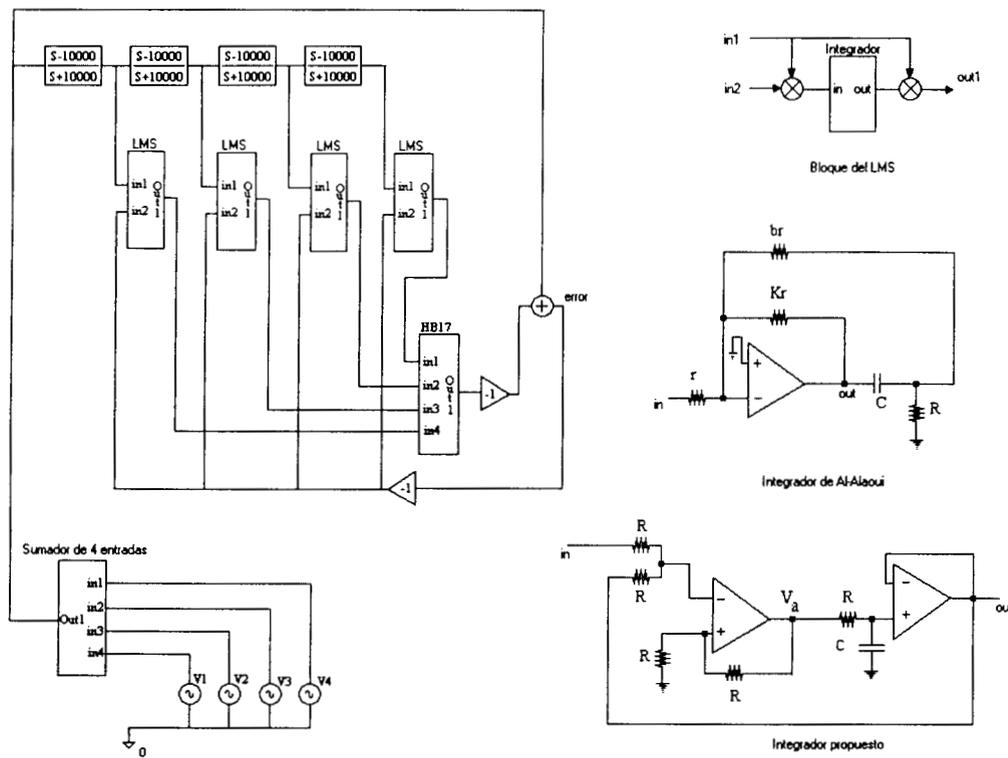


Fig. 5.12 Sistema de predictor lineal adaptivo propuesto, simulado en Pspice, en el que se usaron el integrador propuesto y el de Al-Alaoui.

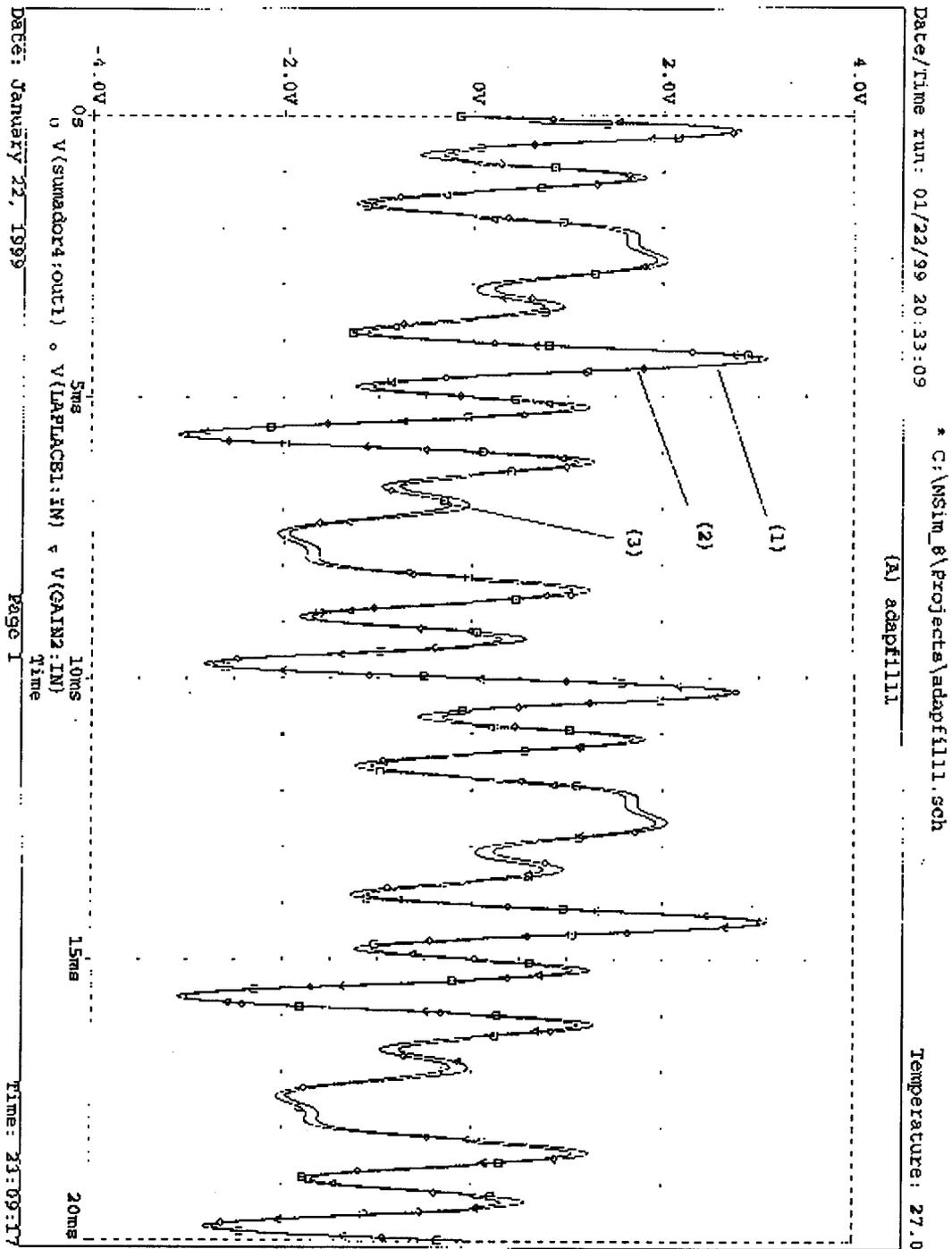


Fig. 5.13 Comportamiento de la convergencia del predictor lineal de la fig. 5.12 para el caso de señales de baja frecuencia. (1) es la señal de referencia, (2) señal estimada usando el integrador propuesto, (3) señal estimada usando el integrador de Al-Alaoui.

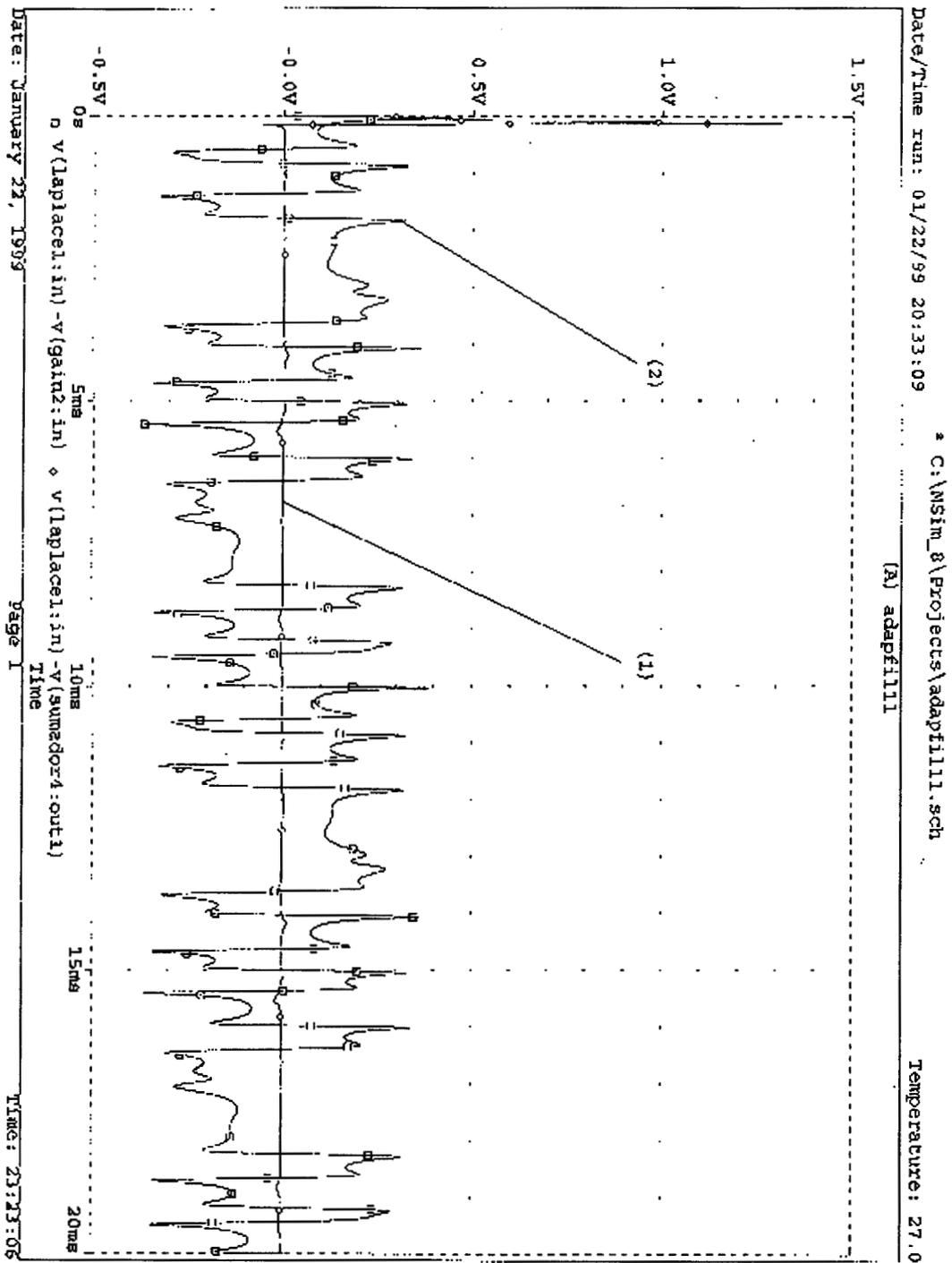


Fig. 5. 14 Gráfica de la señal de error para cada caso (1) usando integrador propuesto y (2) usando el integrador de Al-Alaoui

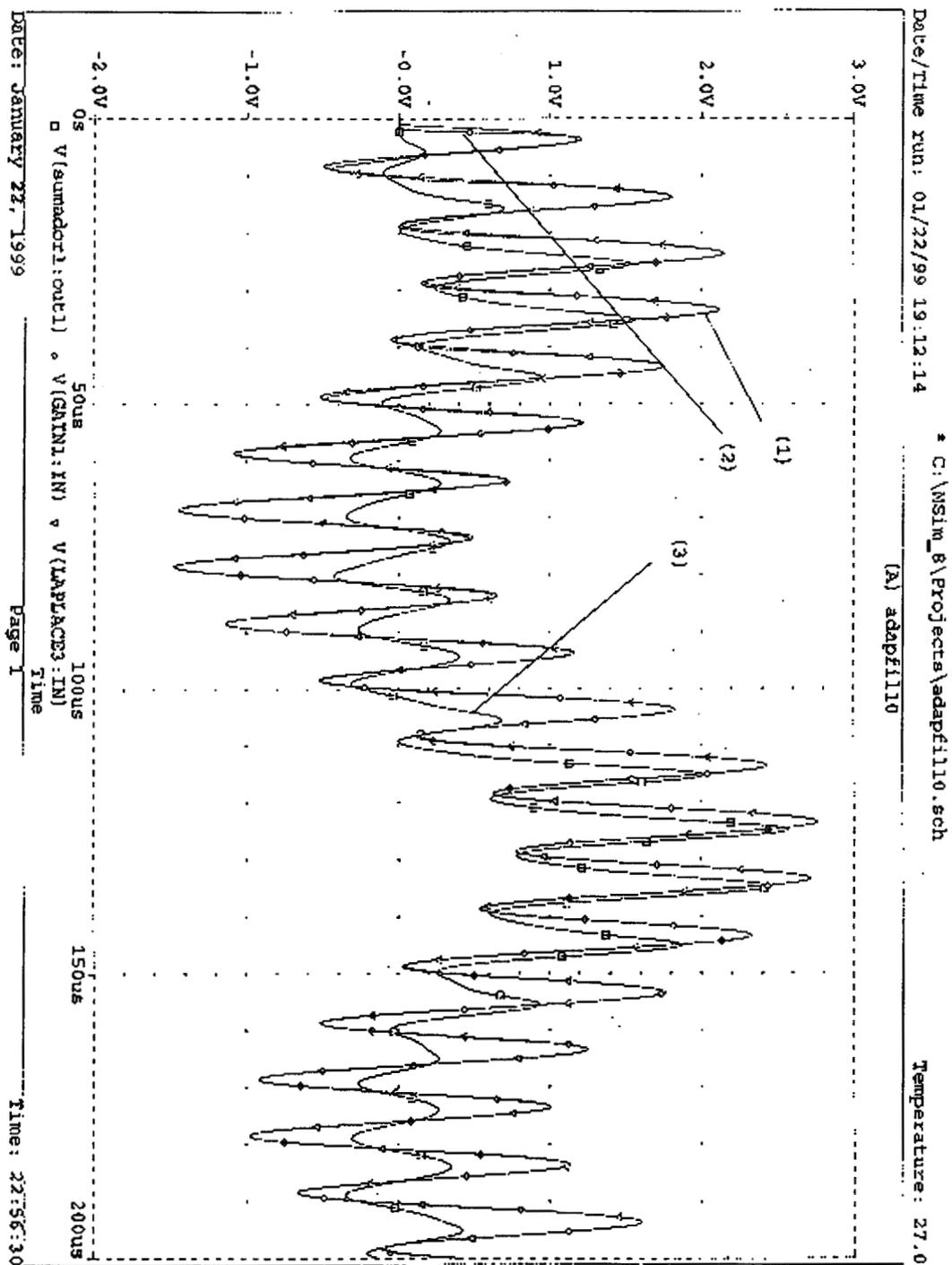


Fig. 5.15 Comportamiento de la convergencia del predictor lineal para caso de señales de frecuencia alta, (1) señal de referencia, (2) señal estimada usando el integrador propuesto y (3) señal estimada usando el integrador de Al-Alaoui

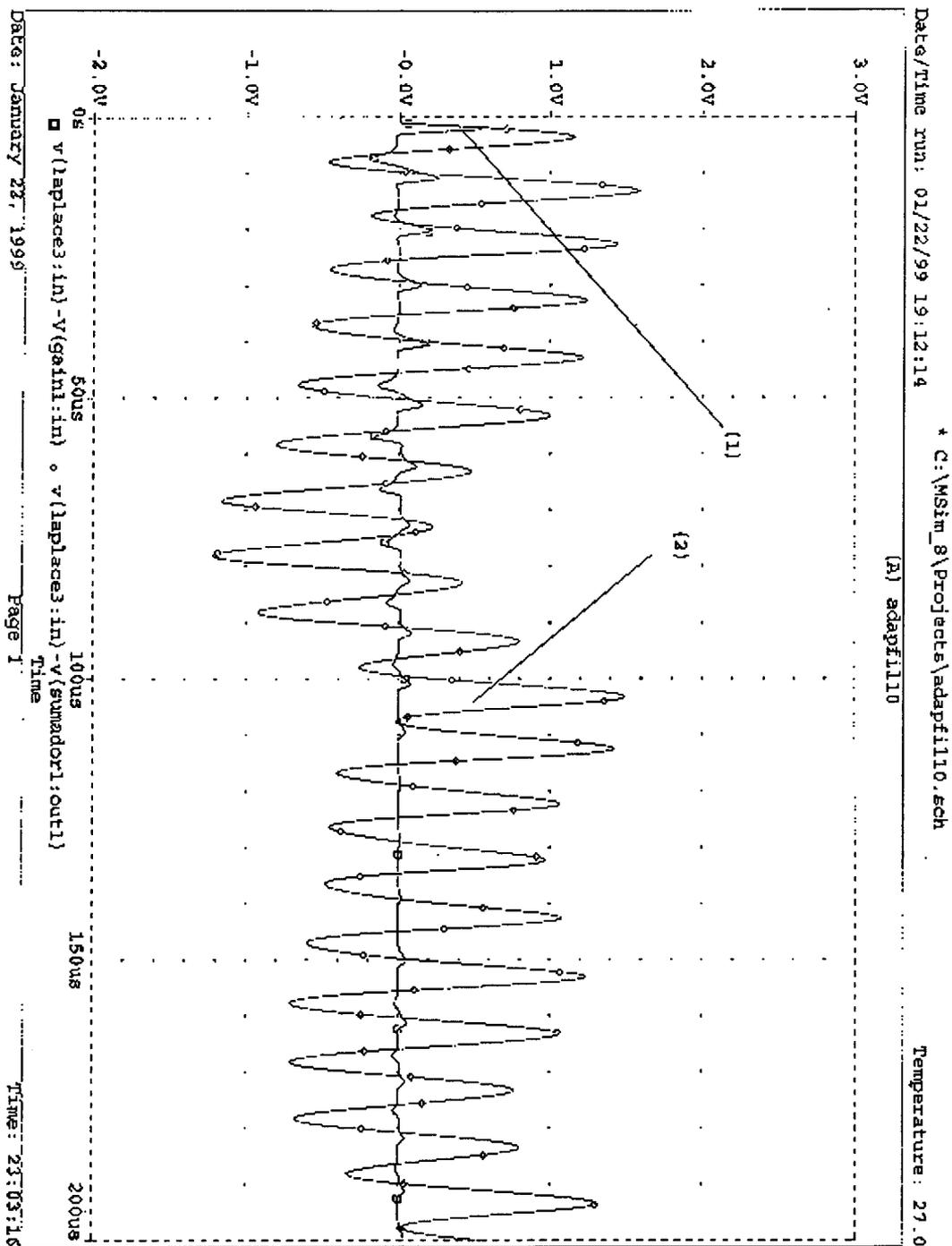


Fig. 5.16 Gráfica de la señal de error para cada caso (1) usando integrador propuesto y (2) usando el integrador de Al-Alaoui

Capítulo 6

Diseño de una Red Neuronal de Hopfield VLSI para un Igualador Adaptivo

En este capítulo se presenta una propuesta de realización de una Red Neuronal de Hopfield (RNH), con transistores MOS (transistores de metal, oxido y semiconductor), con tecnología VLSI (escala de integración muy grande), para su posible aplicación en sistemas de comunicación móvil, en las etapas de igualación, mediante un proceso adaptivo analógico.

Se presentan principalmente los diseños propuestos con transistores MOS, de cada una de las partes que constituyen la RNH, así como sus simulaciones con PSpice, basándonos bloques analógicos básicos. También se hace una propuesta para las estructuras que conformarán el resto del filtro adaptivo, es decir los correladores, línea de retardo y multiplicadores.

6.1 Introducción

Las Redes Neuronales (RN) han sido tema de intensa investigación durante la última década debido a su capacidad de imitar en cierto grado el razonamiento humano, y así resolver problemas que serían intratables para las computadoras convencionales. Se han propuesto diversas estructuras de RN y algoritmos para el aprendizaje y se les ha utilizado para resolver problemas de optimización, clasificación de objetos, reconocimiento y restauración de imágenes, procesamiento de información, etc. [1]-[7]

De hecho la búsqueda de una inteligencia no biológica es una vieja aspiración del hombre moderno, al menos desde la década de los sesentas se han hecho esfuerzos sistemáticos que proponían a la inteligencia artificial, como la alternativa. Este campo recibió importantes apoyos en los países desarrollados. La Inteligencia Artificial (IA) propone el uso de computadoras digitales para resolver problemas de identificación y reconocimiento de patrones, la estimación o predicción de eventos, etc., que son problemas que resuelve con gran eficacia la inteligencia biológica. Desde luego en este lapso se aportó un trabajo muy intenso de investigación, generando importantes conceptos que han ayudado a entender mejor los mecanismos del pensamiento humano.

La otra alternativa en la búsqueda de la inteligencia no biológica ha sido el estudio de las RN. En estas el concepto del que se parte es la movilidad de la interconexión de elementos que conforman la arquitectura de la red, proponiendo un camino de desarrollo que parte de los principios básicos del funcionamiento de las neuronas biológicas. Partiendo de estos conceptos se ha progresado en la construcción de una teoría axiomática y sistematizada, la cual intenta desarrollar inteligencia no biológica o sistemas con la capacidad de aprender, obteniéndose hasta la fecha resultados sorprendentes los cuales, en muchos casos, han superado ya a las soluciones propuestas por la IA.

Las RN artificiales están constituidas por un gran número de unidades de procesamiento que se conectan entre si de acuerdo a un patrón preestablecido, en el cual existe una relación funcional que liga a las entradas con las salidas de la misma. Debido a su capacidad de aprendizaje, es posible entrenar a las RN para que puedan almacenar, ordenar o reconocer información. En este sentido la propuesta de las RN artificiales es en esencia la búsqueda de una arquitectura que trabaje de manera análoga a como lo hace el cerebro, guardada toda proporción, pues sabemos que en el cerebro humano se tienen alrededor de

cien millones de neuronas con diez mil conexiones por cada una de ellas. Desde luego que las RN artificiales están en la infancia, pero en los próximos años los desarrollos de software y hardware para RN, seguramente nos sorprenderán.

6.2 La Red Neuronal de Hopfield [8]

A la red de Hopfield se le ha visto como una memoria asociativa no lineal o una memoria de contenido direccionable, cuya función principal es recobrar un patrón (ítem) almacenado en memoria en respuesta a la presentación de una versión incompleta o ruidosa del patrón.

Una propiedad importante de éste tipo de memoria es la habilidad para recobrar un patrón almacenado, a partir de un razonable subconjunto de la información que está contenida en el patrón. Inclusive se le puede considerar que es correctora de errores en el sentido de que puede pasar de lado información inconsistente en lo que se le presenta.

6.2.1 Características Operacionales de la Red de Hopfield

El modelo de Hopfield usa la neurona formal de McCulloch y Pitts (1943) como su unidad básica de procesamiento. Cada neurona tiene dos estados determinados por el nivel de potencial de activación que actúa sobre éste. El estado de “encendido” de una neurona i es denotada por la salida $s_i=+1$, y el estado de “apagado” está representado por $s_i=-1$. Para una red de N neuronas, el *estado* de la red está definido por el vector

$$s = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T \quad (6.1)$$

donde el superíndice T denota la transposición de la matriz. Con $s_i = \pm 1$, el estado de la neurona i representa un bit de información y el vector s de N por 1, representa una palabra binaria de N bits de información. Debe notarse que s_i es la forma limitadora de x_i , la salida de la neurona i , bajo las siguientes condiciones

- El tiempo t se aproxima a infinito de tal forma que permite a la red recursiva llegar a una condición estable (equilibrio). La pendiente al origen de la no linealidad $\phi(\cdot)$ es infinitamente grande, de tal forma que la no-linealidad sigmoideal toma la forma de un limitador de acuerdo con el modelo de McCulloch-Pitts.

- Un par de neuronas i y j en la red están conectadas por un peso sináptico w_{ij} , el cual especifica la contribución de la señal de salida s_i de la neurona i al potencial actuante en la neurona j . La contribución puede ser positiva (sinapsis excitadora) o negativa (sinapsis inhibitoria). El potencial neto v_j actuando sobre la neurona j es la suma de todos los potenciales post-sinápticos proporcionados a ésta, como se ilustra en la figura 6.1. Entonces podemos escribir

$$v_j = \sum_{i=1}^N w_{ij} s_i - \theta_j \quad (6.2)$$

donde θ_j es un umbral fijo aplicado externamente a la neurona j . De aquí, la neurona j modifica su estado s_j de acuerdo con la regla determinística

$$s_j \begin{cases} +1 & \text{si } v_j > 0 \\ -1 & \text{si } v_j < 0 \end{cases} \quad (6.3)$$

Esta relación puede reescribirse en forma compacta

$$s_j = \text{sgn}[v(t)] \quad (6.4)$$

donde sgn es la función signo. En la figura 6.2 se muestra la estructura general de la RNH.

6.3 Propuesta de diseño [9]

La propuesta de estructura del igualador adaptivo consiste básicamente de tres bloques: 1) la línea de retardo, 2) los correladores y 3) la red neuronal de Hopfield, [9].

En la figura 6.3 se muestra el circuito propuesto para la línea de retardo. Este circuito está formado por un espejo de corriente controlado por un conmutador MOS, que carga a un capacitor y suministra corriente a un par diferencial clásico, la salida es una corriente diferencial I_1-I_2 . El retardo entonces se controla con la frecuencia a la que se controla el conmutador MOS.

En la figura 6.4 se muestran el circuito propuesto para los correladores, que consiste básicamente de un multiplicador de cuatro cuadrantes con la salida

$$I_{out} = K(V_{x1} - V_{x2})(V_1 - V_2) \quad (6.5)$$

conectada a un integrador clásico, en este caso no demasiado crítico, que debe ser capaz de manejar la máxima corriente que pueda entrar a la RNH, la resistencia equivalente de este integrador está dada por

$$R_{eq} = \frac{2}{g_{MR}} \quad (6.6)$$

y su linealidad está limitada por

$$V_{lim} = V_C \pm 1.4 \frac{V_{dsat} |_{MR}}{V_C \pm 1.4 (V_{gs} - V_t) |_{MR}} \quad (6.7)$$

donde V_t es el voltaje de umbral del par MOS MR y V_{GS} es el voltaje compuerta fuente del par MR, así el rango del resistor se puede controlar con la fuente de corriente IR y las dimensiones de los transistores.

Este integrador podrá ser sustituido por el circuito propuesto en el capítulo 5.

En la figura 6.5 se muestra la no linealidad que se puede conectar a la salida de la RNH. Esta no linealidad se lleva a cabo con un par diferencial y una retroalimentación

positiva. Aquí la transconductancia es la transconductancia a pequeña señal de los transistores MN, y su intervalo de linealidad está dado por

$$V_{lim} = V_C \pm 1.4 V_{dsat} |_{MN} = V_C \pm 1.4 (V_{gs} - V_t) |_{MN} \quad (6.8)$$

Donde la condición que se debe cumplir es

$$V_{dsat} |_{integrator} \geq V_{dsat} |_{no-linearity} \quad (6.9)$$

En la figura 6.6 se muestra una RNH modo T (modo transconductancia) que está basada en el modelo de Linares Barranco, Sánchez Sinencio, Rodríguez Vázquez y Huertas [11].

El diseño de la red se centra en los multiplicadores. Estos constan básicamente de un circuito OTA, debido a que cumplen con las características de respuesta en frecuencia y consumo de energía. Este OTA es un circuito amplificador diferencial, de tres transistores, el cual compara un voltaje de prueba con un voltaje de referencia. El par diferencial además lleva una carga activa en los drenajes, que evita el uso de resistencias, y así mismo aquí se colocan los pesos W_{Ni} . Las corrientes que entran al par diferencial provienen de un espejo de corriente, la estructura es resumen como la mostrada en la figura 6.3.

La tecnología utilizada en este caso es de 1.8 μm , con consumos de energía de aproximadamente 30 μW tan solo en la línea de retardo de ocho etapas. En este sentido se puede ver que el circuito global seguirá siendo de bajo consumo.

Se debe notar que \mathbf{X}_i de la figura 2 representa al vector de correlación cruzada, Ψ_{xy} y los pesos de la red, \mathbf{W}_{kj} corresponden a la matriz de autocorrelación Φ_{xx} , descritas en el capítulo 3.

6.4 La Red de Hopfield VLSI [11]-[14]

En el capítulo 3, se presentó el algoritmo de la red neuronal de Hopfield que resuelve la ecuación de Wiener-Hopf, entonces, retomando la estructura propuesta en la fig. 6.6 se propone una red de 4x4 nodos, que puede ser ampliada usando módulos de este mismo tipo.

Dado que se trata de una red analógica que solo manipulará señales de entrada también de tipo analógico, la no linealidad que aparece en la propuesta de la fig. 6.6 no será necesaria, como se mostró también en el desarrollo presentado en el capítulo 3.

La arquitectura de esta red se muestra en la fig. 6.7, se destaca que los elementos que realizan la multiplicación son de entrada voltaje y salida corriente, es decir se tiene un multiplicador transconductor, de tal manera que la operación de sumatoria que aparece en el algoritmo de Hopfield se realiza simplemente uniendo las salidas de cada celda, lo que simplifica el circuito resultante. Primero se simuló usando macromodelos, para resolver el siguiente sistema de ecuaciones

$$\begin{bmatrix} 1 & .5 & .25 & .125 \\ .5 & 1 & .5 & .25 \\ .25 & .5 & 1 & .5 \\ .125 & .25 & .5 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 13.5 \\ 12 \\ 9 \\ 6 \end{bmatrix} \quad 6.10$$

cuya solución es

$$x = \begin{bmatrix} 10 \\ 5 \\ 3 \\ 2 \end{bmatrix} \quad 6.11$$

El vector de términos independientes corresponde a las fuentes de corriente con las que se inicia el algoritmo, el sistema realizará el proceso de cálculo en tiempo y continuo y la solución se leerá en los nodos de salida de la RNH.

Los resultados de esta etapa se pueden observar en la fig. 6.8, se puede notar que las corrientes están dadas en microampers y las entradas en volts, la lectura de la solución tiene también está en unidades de volts, sin factor de escala.

La posible realización de la RNH con circuitos VLSI, y los resultados de las simulaciones en PSpice, se muestran en las figuras 6.9 a 6.11. En la fig. 6.9 se muestra el

circuito de polarización necesario para cada una de las etapas que constituyen la RNH. Este circuito proporcionará los voltajes de referencia del resto de los circuitos.

En la fig. 6.10 se muestra el diseño del resistor VLSI y en la fig. 6.11 los resultados de la linealidad que este bloque presenta; se puede observar un intervalo de amplitudes a manejar bastante adecuado, considerando los bajos voltajes de polarización, en este caso de -1.65 a 1.65 volts.

En la fig. 6.12 se muestra el diseño del circuito multiplicador de transconductancia y en la fig. 6.13 se presenta su linealidad, destacando que se trata de un multiplicador de corriente a corriente, por lo que a la entrada se requiere un convertidor de voltaje a corriente, dado que la lectura en la trayectoria de retroalimentación es de voltajes.

6.5 Resultados

Como una forma de verificar el comportamiento de la línea de retardo, en estructuras más complejas, se le utilizó en un filtro transversal analógico de ocho etapas, que se aproxima a un filtro pasabajas de 4KHz. En la figura 6.15 se muestra la respuesta temporal de este filtro. Se debe considerar que este filtro recobra el tono fundamental de una señal de prueba tipo onda cuadrada, de 4 KHz. Lo que se recobra es entonces la aproximación escalonada a la función seno correspondiente al tono fundamental. El comportamiento escalonado es claramente debido a la naturaleza muestreadora de la línea de retardo.

En cuanto a los resultados de las simulaciones de los bloques analógicos para la RNH, todos ellos exhiben un adecuado comportamiento en forma independiente, las linealidades de la resistencia MOS y de los multiplicadores son bastante adecuadas, si se pueden controlar los intervalos de variación de los elementos que conforman la matriz y el vector del sistema de ecuaciones.

6.6 Conclusiones

En este capítulo se presentó una propuesta de realización de Red Neuronal de Hopfield con circuitos VLSI CMOS, como parte de un igualador adaptivo, con técnicas de bajo consumo de energía, para su posible aplicación en equipos portátiles de comunicaciones. Previamente se ha demostrado su funcionamiento utilizando macromodelos, en PSpice.

El diseño está constituido fundamentalmente por multiplicadores en modo de corriente, cuyas características de linealidad e intervalos de amplitud de las Red Neuronal, los hacen adecuados para las aplicaciones planteadas. La utilización de resistencias MOS y convertidores de voltaje a corriente, son necesarias dadas las características de retroalimentación que la RNH tiene.

La prueba de funcionamiento del resto del igualador adaptivo analógico, como es el caso del filtro transversal analógico ha resultado satisfactoria, como se pudo observa en la respuesta transitoria de ese filtro, como filtro pasa bajas.

Estructuras más complejas se pueden realizar puesto que estos bloques básicos se podrán conectar con otros similares, para aumentar por ejemplo, el número de coeficientes del filtro adaptivo.

Se debe tomar en cuenta que esta propuesta es posible de realizarse, puesto que se trata de una RN pequeña, en este caso de 4×4 , para resolver el algoritmo de adaptación del igualador. Aún en el caso de poder proponer una etapa hacia delante (feedforward) de cuatro elementos y otra hacia atrás (backward) de tres elementos, esto requería de una red de 7×7 elementos, que comparada con sus contrapartes digitales, sigue siendo de tamaño mucho menor.

Figuras

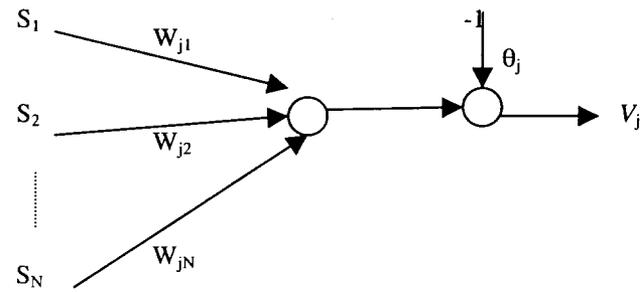


Figura 6.1 Gráfica del flujo de la señal del potencial de activación de la red v_j de la neurona j .

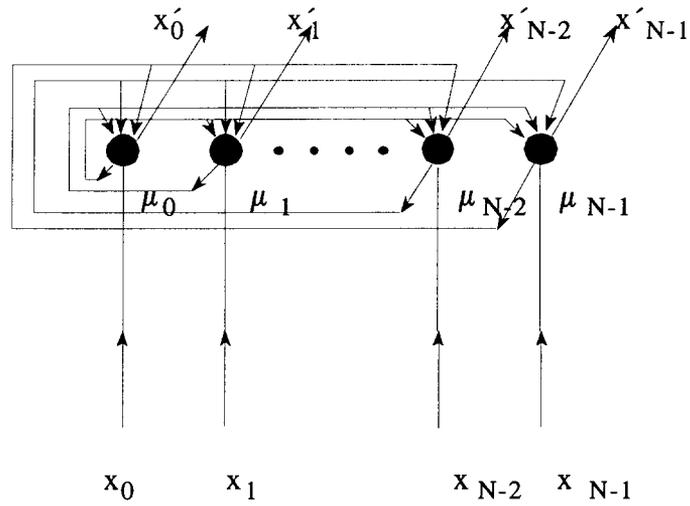


Figura 6.2 Red Neuronal de Hopfield

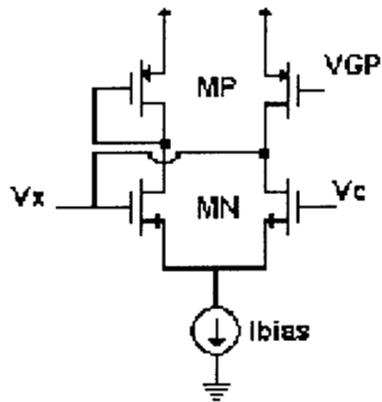


Figura 6.5. Circuito MOS, para la no linealidad [10]

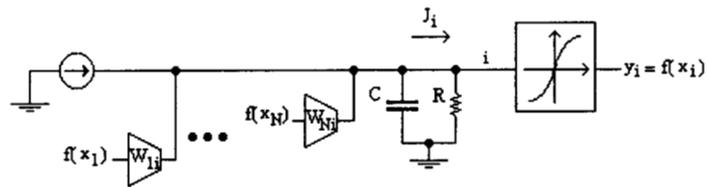


Figura 6.6 Circuito para una RNH, usando un diseño modular en modo-T [11].

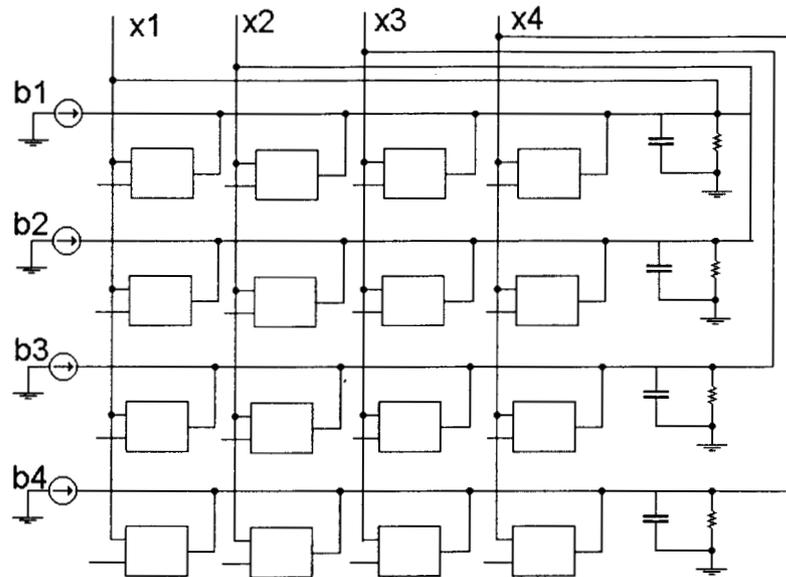


Fig. 6.7 Estructura propuesta para la RNH, las fuentes de corriente b_i representan el vector de términos independientes (microampers), las x_i el vector de solución (volts) y las entradas no conectadas de cada nodo corresponden a los valores de la matriz de coeficientes (volts).

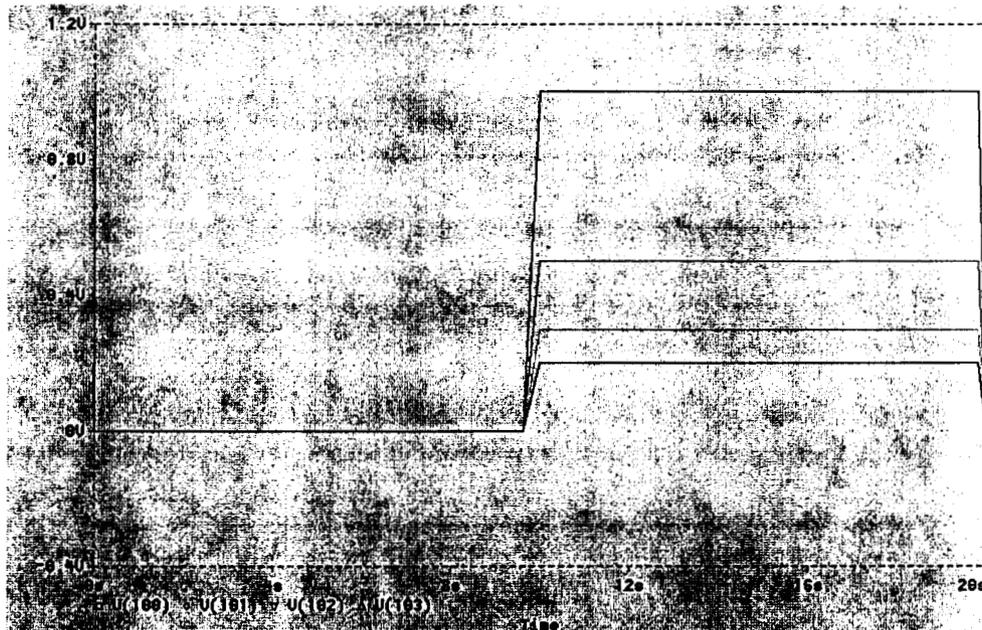


Fig. 6.8 Salidas de la RNH, los valores de las corrientes corresponden a la solución del sistema de ecuaciones propuesto para probar su funcionamiento.

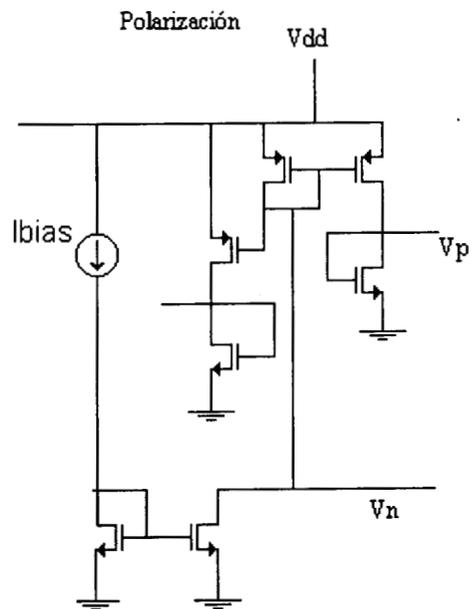


Fig. 6.9 Circuito para proporcionar los voltajes de polarización de los circuitos de la RHN

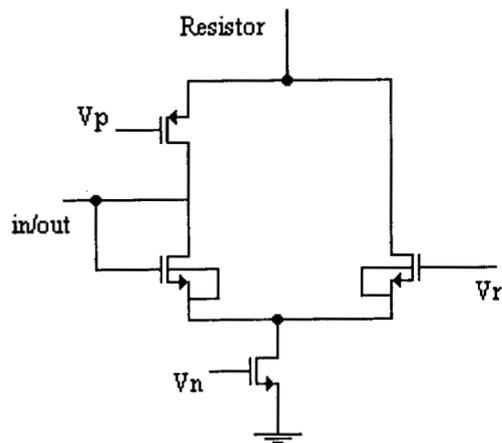


Fig. 6.10 Circuito para la resistencia MOS

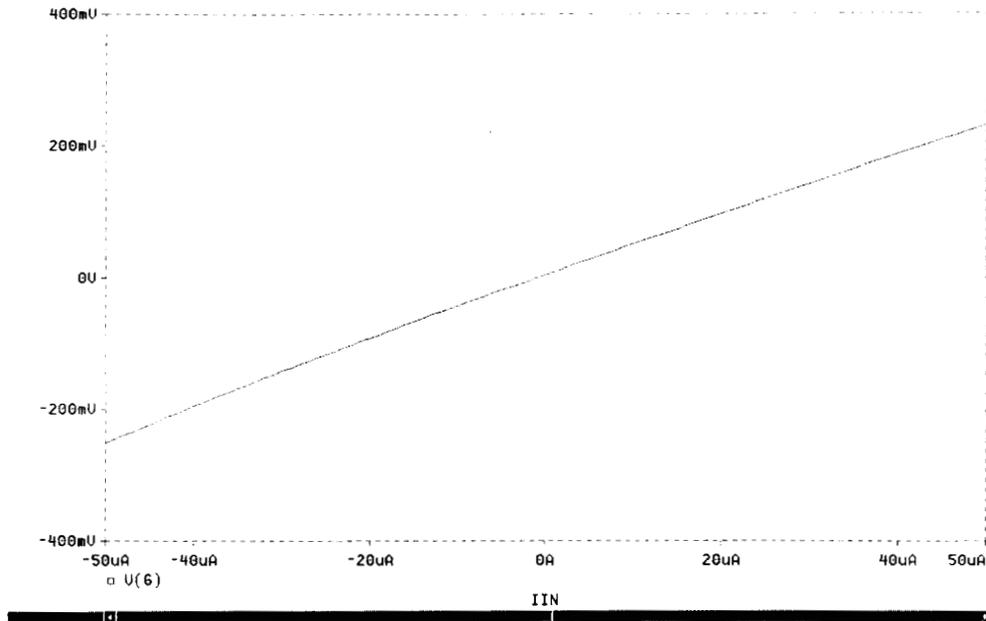


Fig. 6.11 Linealidad del resistor MOS

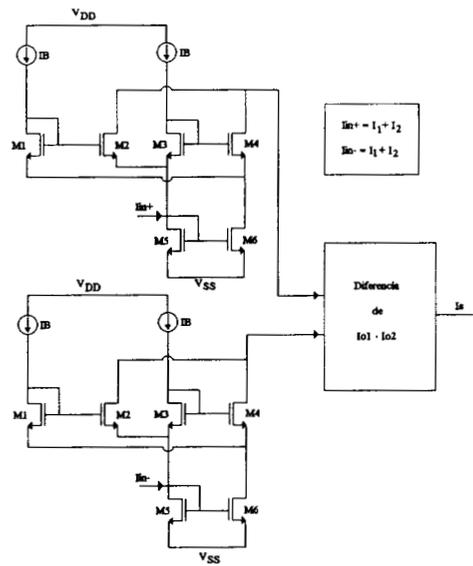


Fig. 6.12 Multiplicador en modo de corriente para la RHN

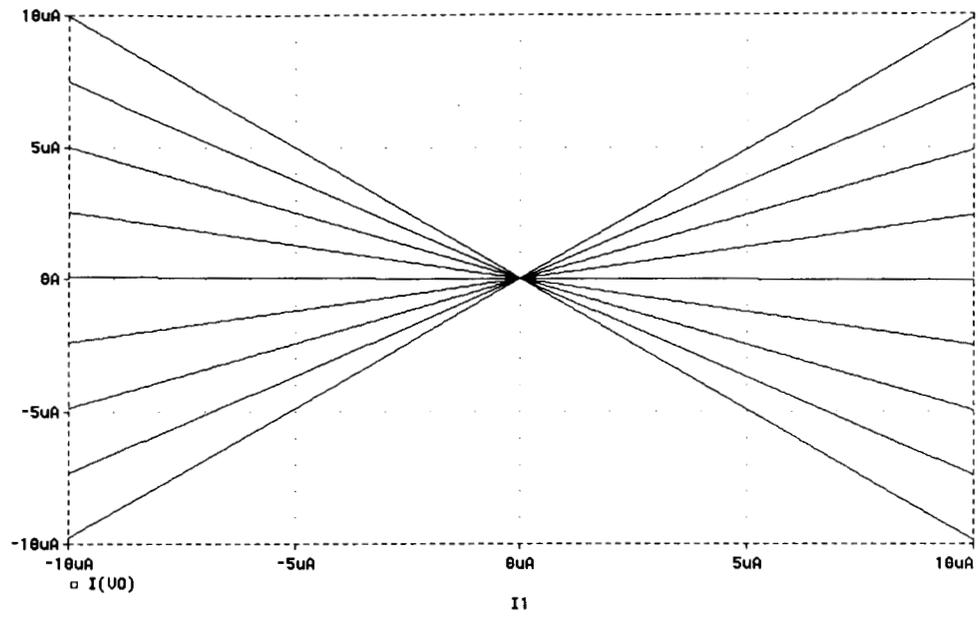


Fig. 6.13 Linealidad del circuito multiplicador en modo de corriente

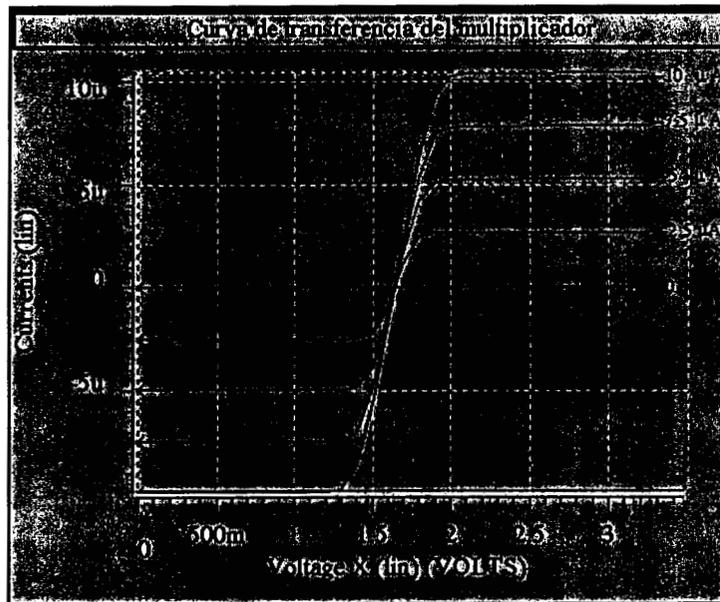


Fig. 6.14 Característica de linealidad del OTA

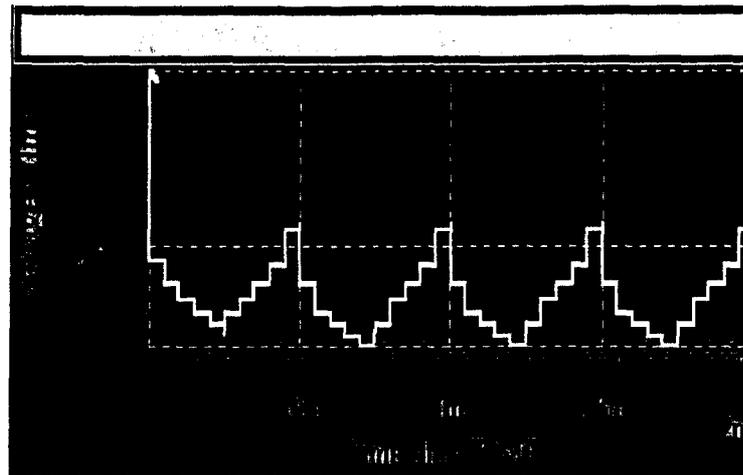


Figura 6.15 Respuesta temporal del filtro transversal de ocho etapas

Conclusiones

El avance tecnológico y la necesidad de la sociedad de estar cada vez más comunicada a generado una gran cantidad de problemas a resolver desde el punto de vista científico y tecnológico. En este sentido la transmisión de grandes volúmenes de información de un punto a otro, y en este caso puede tratarse incluso de una región del planeta a alguna región del espacio exterior; el comunicarse desde cualquier vehículo o posición en tierra o aire, a través de la telefonía móvil, son solo dos ejemplos de situaciones que han revolucionado el quehacer humano.

Pero, ¿qué hay detrás de todo esto? Generalmente avances científicos o tecnológicos que por sí solos o en forma aislada no constituyen nada espectacular, pero cuando se conjuntan como muchos otros resultados similares dan origen a verdaderos ejemplos herramientas o recursos que hacen de la sociedad una sociedad más integral y más comunicada. Las extensiones de nuestros sentidos han ido más allá de lo inmediato para convertirse en extensiones a lo distante.

Este trabajo de tesis se ha llevado a cabo para resolver algunos de esos "pequeños" aspectos que contribuyen a la mayor eficiencia de la comunicación. Particularmente en el ámbito de las comunicaciones móviles.

Este tipo de comunicación, hoy cada vez más común, tiene como parte de su naturaleza una serie de restricciones y variaciones, que se deben compensar para hacerla cada vez más amplia y segura desde el punto de vista de garantizar que una forma de onda, con información, se puede transmitir y recibir correctamente. En general el aspecto del transmisor se controla por parte del usuario de manera muy sencilla. Si falta potencia, se le aumenta; si falta seguridad en los datos se les encripta; si se quiere una mejor probabilidad de error se modifica el esquema de modulación, etc.

En el caso del receptor el problema siempre es mayor, al no conocer, por lo general, las características del canal (respuesta en frecuencia), o la secuencia de datos real, ya que ésta puede ser modificada por el ruido que en todo sistema existe.

El aspecto que en esta tesis se abordó fue el de la igualación adaptativa necesaria para compensar las variaciones que se pueden tener en un canal de comunicación móvil. Puesto que estas variaciones pueden ser muy rápidas, los algoritmos y los circuitos propuestos consideraron principalmente que la realización debe ser en forma analógica. De esta forma se evitan los tiempos que generalmente se emplean en la conversión de analógico a digital y viceversa, o también en el tiempo de procesamiento en el dominio digital, presentes en los sistemas convencionales actuales.

Si bien en cada capítulo de ésta tesis hay una conclusión, se ha considerado pertinente presentar una sección para las conclusiones generales, para dar una idea más integral de la investigación doctoral.

En el capítulo 1 se presentó la revisión del estado del arte de igualadores adaptivos y las redes neuronales. A partir de ello se definieron los alcances de la investigación doctoral. Se analizaron los aspectos generales sobre los igualadores, características y limitaciones. Se consideraron también los problemas que hay por resolver en las diferentes configuraciones. Por el lado de las redes neuronales se hizo la revisión de varias de ellas, desde el punto del algoritmo y sus aplicaciones. Aquí destacan en forma importante por ejemplo la Red Neuronal de Hopfield y la Red Neuronal de Tiempo Retardado. Esta última muy similar a algunas configuraciones de filtros adaptivos. En esta revisión se vislumbró la posibilidad de realizarlas en tecnología VLSI.

En el capítulo 2 se presentó un igualador adaptivo para un canal de comunicación con características de muy baja variación, pero que permitiría analizar el comportamiento de algunas estructuras de filtro transversal, para su posterior aplicación en sistemas más complejos. La estructura de filtro empleada es del tipo FIR, usando una expansión modificada de los polinomios de Legendre. Se presentan los polinomios, se propone el algoritmo de adaptación y se hacen algunas pruebas de rendimiento. Se encuentra que la estructura propuesta mejora la respuesta en magnitud y fase, con respecto a la obtenida con un filtro transversal, para frecuencias típicas de voz. También se presenta una comparación del comportamiento éstas estructuras de Legendre, cuando se fijan sus polos, con respecto a cuando estos varían.

En el capítulo 3 ya aparece la utilización de la Red Neuronal de Hopfield modificada para la realización del algoritmo de adaptación de los coeficientes de un filtro transversal,

usado para la igualación de canales de comunicación típicos. Se presentan cuatro casos de estos canales y los resultados son muy favorables, ya que si se le compara con el algoritmo RLS, se tiene prácticamente el mismo rendimiento, pero con la ventaja de una baja complejidad computacional, puesto que al ser en tiempo continuo, no se requieren etapas de conversión analógica a digital y viceversa. Por otro lado la posibilidad de su realización en forma analógica, con tecnología MOS VLSI, lo hace muy conveniente para sistemas de comunicación móviles.

En el capítulo 4, se presentó una propuesta de igualador adaptivo analógico de decisión retroalimentada para comunicaciones terrestres móviles basado en una red de Hopfield modificada, donde se destaca el planteamiento del modelo para los canales de comunicación móviles, y que se pueden aplicar a la Ciudad de México. También la utilización del sobremuestreo para mejorar la convergencia del algoritmo propuesto. Se analiza el comportamiento de este algoritmo ante tres situaciones concretas de variación temporal del canal: invariante, variantes lentamente y variantes rápidamente. El algoritmo propuesto se comporta mucho mejor que el DFE convencional.

En el capítulo 5 se propone una nueva estructura de circuito integrador analógico, que presenta una respuesta muy cercana a la del integrador ideal y mejora las características de respuesta en frecuencia del integrador clásico. Este circuito es fundamental para las operaciones de autocorrelación y correlación cruzada en la estructura del ecualizador que usa a la red neuronal de Hopfield, que se presentó en el capítulo 3. También se le presenta como un circuito importante para no degradar el comportamiento de filtros adaptivos del tipo LMS normalizado. Los resultados del circuito propuesto son mejores a los que se obtienen con otros integradores recientemente reportados en la literatura.

En el capítulo 6, se presenta el diseño de una Red Neuronal de Hopfield, que se puede usar para llevar a cabo el ajuste de los pesos de un filtro de decisión retroalimentada, para la igualación de canales de comunicación móvil. Se presentaron las estructuras VLSI para la línea de retardo analógica, los integradores, los multiplicadores y la red neuronal de Hopfield, usando el modelo T. También se muestra que la RNH, resuelve un sistema de ecuaciones similares a la ecuación de Wiener-Hopf, que aparece en los problemas de filtrado adaptivo. Los circuitos VLSI CMOS propuestos cumplen con los requisitos de linealidad, tamaño y bajo consumo de energía para su posible aplicación en las comunicaciones móviles.

Líneas de investigación futuras

Como líneas de investigación que se podrían desarrollar desde el futuro inmediato, están realizar circuitos analógicos VLSI con diferentes tecnologías de fabricación, que se puedan aplicar a la optimización de los sistemas de comunicación. Ya sea en la realización de circuitos para los filtros adaptivos o en sistemas de control.

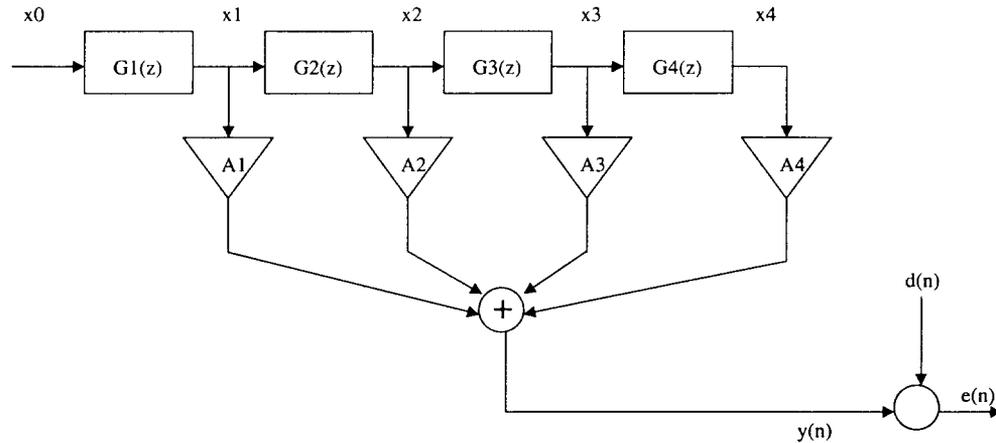
Adicionalmente a esto la realización de estos algoritmos ya sea en forma analógica, digital o mixta es fundamental en el desarrollo tecnológico de las comunicaciones modernas. En este sentido la búsqueda de nuevos algoritmos para generar portadoras, esquemas de modulación, y receptores óptimos, es un campo totalmente abierto. Este campo tiene una absoluta aplicación tecnológica en el umbral de la comunicación total portátil, que le permitirá a un usuario común, tener todos los servicios de voz y datos en un equipo del tipo celular. Trabajar con tecnologías de punta en el diseño VLSI es perfectamente posible en la actualidad, a partir de los convenios que tiene el grupo de investigación con el que colaboro, para este fin.

En cuanto a continuar trabajando en la aplicación de las redes neuronales a las comunicaciones, y su realización analógica VLSI, representa una línea de investigación muy prometedora, ante el reto de realizar RN cada vez más poderosas y rápidas, sobre todo en el ámbito analógico, ó analógico-digital.

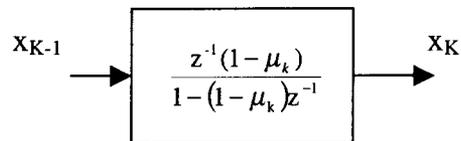
Apéndice A

Análisis de la adaptación de los polos en la estructura de Legendre

Considerando la siguiente estructura de un filtro transversal



y dado que la primera etapa es una estructura del tipo pasa-bajas, analizaremos primeramente a las etapas pasa-todo, es decir de la etapa 2 en adelante. Para este caso cada bloque $G_k(z)$ esta formado por



Analizando

$$X_K(z) = \frac{z^{-1} - (1 - \mu_k)}{1 - (1 - \mu_k)z^{-1}} X_{K-1}(z) \quad \text{A.1}$$

Despejando y desarrollando

$$X_k(z)(1 - (1 - \mu_k)z^{-1}) = z^{-1}X_{k-1} - (1 - \mu_k)X_{k-1}(z) \quad \text{A.2}$$

$$X_k(z) - X_k(z)z^{-1} + \mu_k z^{-1}X_k(z) = z^{-1}X_{k-1} - X_{k-1}(z) + \mu_k X_k(z) \quad \text{A.3}$$

y antitransformando

$$x_k(n) = x_k(n-1) - \mu_k x_k(n-1) + x_{k-1}(n-1) - x_{k-1}(n) + \mu_k x_{k-1}(n) \quad A.4$$

Considere el error de salida, el cual esta dado por

$$e(n) = d(n) - \sum_{k=1}^N A_k x_k(n) \quad A.5$$

Donde usando el algoritmo LMS se obtiene

$$A_k(n) = A_k(n-1) - \frac{\beta}{2} \frac{\partial}{\partial A_j} \left(d(n) - \sum_{k=1}^N A_k x_k(n) \right)^2 \quad A.6$$

$$A_k(n) = A_k(n-1) + \beta e(n) \frac{\partial}{\partial A_j} \sum_{k=1}^N A_k x_k(n) \quad A.7$$

$$A_k(n) = A_k(n-1) + 2\mu e(n) x_k(n) \quad A.8$$

Seguidamente considere la adaptación de los factores μ_k .

$$\mu_j(n) = \mu_j(n-1) - \frac{\beta}{2} \frac{\partial e^2}{\partial \mu_j} \quad A.9$$

$$\frac{\partial e^2(n)}{\partial \mu_j} = \frac{\partial}{\partial \mu_j} \left(d(n) - \sum_{k=1}^N A_k x_k(n) \right)^2 \quad A.10$$

$$\frac{\partial e^2(n)}{\partial \mu_j} = - \left(d(n) - \sum_{k=1}^N A_k x_k(n) \right) \frac{\partial}{\partial \mu_j} x_j(n) \quad A.11$$

Seguidamente considere la derivada de $x_j(n)$ con respecto a μ_j , la cual se puede calcular en el dominio de Z tomando en cuenta que:

$$X_j(z) = \frac{z^{-1} - (1 - \mu_k)}{1 - (1 - \mu_k)z^{-1}} X_{j-1}(z) \quad A.12$$

$$X_j(z) = \frac{z^{-1}X_{j-1}(z) - X_{j-1}(z) + \mu_k X_{j-1}(z)}{1 - z^{-1} + \mu_k z^{-1}} \quad \text{A.13}$$

y que

$$\frac{\partial x_j(n)}{\partial \mu_j} \leftrightarrow \frac{\partial X_j(z)}{\partial \mu_j} \quad \text{A.14}$$

obtenemos

$$\frac{\partial X_j(z)}{\partial \mu_j} = \frac{\partial}{\partial \mu_j} \left[\frac{z^{-1}X_{j-1}(z) - X_{j-1}(z) + \mu_j X_{j-1}(z)}{(1 - z^{-1} + \mu_j z^{-1})} \right] \quad \text{A.15}$$

$$\frac{\partial X_j(z)}{\partial \mu_j} = \frac{(1 - z^{-1} + \mu_j z^{-1})X_{j-1}(z) - (z^{-1}X_{j-1}(z) - X_{j-1}(z) + \mu_j X_{j-1}(z))z^{-1}}{(1 - z^{-1} + \mu_j z^{-1})^2} \quad \text{A.16}$$

$$\frac{\partial X_j(z)}{\partial \mu_j} = \frac{X_{j-1}(z) - z^{-2}X_{j-1}(z)}{(1 - (1 - \mu_j)z^{-1})^2} \quad \text{A.17}$$

$$\frac{\partial X_j(z)}{\partial \mu_j} = \frac{X_{j-1}(z) - z^{-2}X_{j-1}(z)}{1 - 2(1 - \mu_j)z^{-1} + (1 - \mu_j)z^{-2}} \quad \text{A.18}$$

haciendo

$$\alpha_j(z) = \frac{\partial X_j(z)}{\partial \mu_j} \quad \text{A.19}$$

despejando y desarrollando

$$\alpha_j(z) - 2(1 - \mu_j)z^{-1}\alpha_j(z) + (1 - \mu_j)^2 z^{-2}\alpha_j(z) = X_{j-1}(z) - z^{-2}X_{j-1}(z) \quad \text{A.20}$$

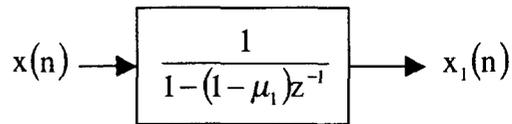
de aquí se obtiene

$$\alpha_j(n) = X_{j-1}(n) - X_{j-1}(n-2) + 2(1 - \mu_j)\alpha_j(n-1) - (1 - \mu_j)^2 \alpha_j(n-2) \quad \text{A.21}$$

Que se utilizará en el algoritmo LMS

$$\mu_j(n) = \mu_j(n-1) + \beta e(n)\alpha_j(n) \quad \text{A.22}$$

Ahora considerando el primer bloque, que es del tipo pasa bajas



$$X_1(z) = \frac{1}{1 - (1 - \mu_1)z^{-1}} X(z) \quad \text{A.23}$$

Despejando y agrupando

$$X_1(z) = (1 - (1 - \mu_1)z^{-1}) X_1(z) = X(z) \quad \text{A.24}$$

$$X_1(z) - (1 - \mu_1)z^{-1} X_1(z) = X(z) \quad \text{A.25}$$

$$X_1(z) = X(z) + (1 - \mu_1)z^{-1} X_1(z) \quad \text{A.26}$$

Tomando transformada inversa.

$$x_1(n) = x(n) + (1 - \mu_1)x_1(n-1) \quad \text{A.27}$$

De aquí proponer la siguiente subrutina para la salida de la etapa 1

subrutina (salida etapa 1)

$$X_1(2) = X_1(1)$$

$$X_1(1) = X_{in} + (1 - \mu(1)) * X_1(2)$$

Para el caso de las etapas 2 en adelante, se propone la siguiente subrutina

Subrutina (salida etapa k = 2 : N)

for k = 2 : N

$$X(k,2) = X(k,1)$$

$$X(k-1,2) = X(k-1,1)$$

$$X(k,1) = (1 - m(k)) * X(k,2) + X(k-1,2) - (1 - m(k)) * X(k-1,1)$$

end;

y0 = 0

for k = 1 : N

$$y0 = y0 + A(k) * X(k,1)$$

end;

Para el caso de la adaptación de la primera etapa tenemos entonces

$$\frac{\partial e^2}{\partial \mu_1} = 2e(n) \frac{\partial x_1(n)}{\partial \mu_1} \quad \text{A.28}$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu_1} \frac{x(z)}{1 - (1 - \mu_1)z^{-1}} = \frac{x(z)z^{-1}}{(1 - z^{-1} + \mu_1 z^{-1})^2} = \alpha_1(z) \quad \text{A.29}$$

$$\alpha_1(z) = \frac{z^{-1}x(n)}{1 - 2(1 - \mu_1)z^{-1} + (1 - \mu_1)z^{-2}} \quad \text{A.30}$$

Despejando, agrupando y tomando la antitransformada

$$\alpha_1(n) = x(n-1) + 2(1 - \mu_1)\alpha_1(n-1) - (1 - \mu_1)^2 \alpha_1(n-2) \quad \text{A.31}$$

y

$$\mu_1(n) = \mu_1(n-1) + \beta e(n)\alpha_1(n)$$

En la gráfica A.1 se muestra una comparación en el comportamiento del error cuadrático promedio (MSE), con respecto al número de iteraciones, aplicando la adaptación aquí discutida, con respecto al caso en el que el primer polo se propone subóptimo, es decir cercano al círculo unitario.

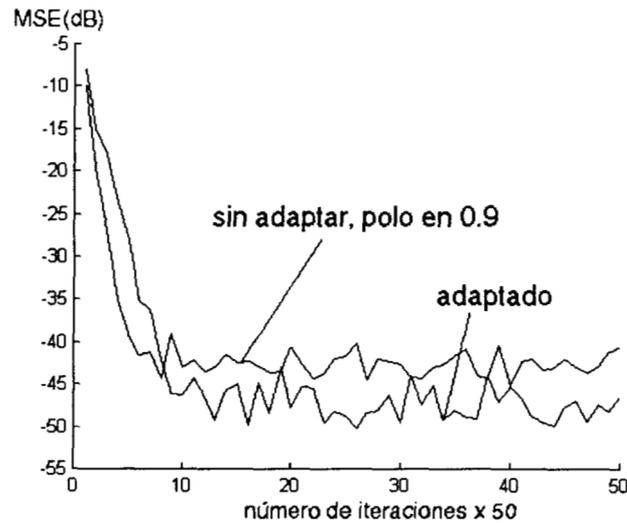


Fig. A.1 Comparación del comportamiento del MSE usando polinomios de Legendre, con adaptación de polos, cuyo valor converge a 0.99 con respecto al caso en el que se fija el primer polo (sección pasa-bajas) en un valor de 0.9

Bibliografía por capítulo

Introducción

- [1] A. J. Viterbi, "CDMA. Principles of spread spectrum communication", pp 1-9, Addison Wesley Communication Series, 1995.
- [2] H. Pérez Meana, L. Niño de Rivera, J.C. Sánchez, "A Review in Echo Cancelation", Mexicon-94 Feb-94 Puebla, México.
- [3] E.Sánchez-Sinencio y C. Clau. "Artificial neural networks, paradigms, applications, and hardware, implementation", pp 25-29, IEEE Press 1992.
- [4] S. Haykin, "Neural networks", IEEE Press 1994.
- [5] G.A. Carpenter, "Neural network models for pattern recognition and associative memory", Reimpresión por Sánchez Sinencio en: Artificial Neural Networks, Paradigms, Applications, and Hardware , Implementations, pp 138-152, IEEE Press, 1992
- [6] Z. and R.Chellappa, "Image restoration with neural networks, Y.T. Neural network For Signal Processing", Bart Kosko,pp 63-86. Ed. Prentice Hall.
- [7] B. Widrow y M.A. Lher, "30 Years of adaptive neural networks, Perceptron, Madeline, and Backpropagation", Proc of the IEEE, Vol. 78 No. 9, pag. 82-108, Septiembre de 1990.
- [8] J. Makhoul, "Linear prediction: a tutorial review", Proc. IEEE, vol 63, No.4, pp 561-580, Apr 1975.
- [9] B. Widrow y, E. Walach, "On the stationary efficiency of the LMS algorithm with not stationary input signals", IEEE Trans on Inform. Theory, vol.IT-30, pag, 282-287, junio de 1987.
- [10] J. G. Proakis, Ch. M.Rader, F. Ling, C. L. Nikais, "Advanced digital signal processing", Ed. Maxwell MacMillan International Editions, 1992
- [11] M. Ismail, T. Fies, "Analog VLSI signal and information processing", Ed. McGraw Hill Series in Electrical and Computer Engineering,1994.
- [12] R. P. Lippmann, "An introduction to computing with Neural Nets", IEEE ASSP Magazine, pp. 4-20, abril 1987.
- [13] M. Nakano, H. Pérez, L. Niño de Rivera, F. Casco y J. C. Sánchez, "A time varying step size NLMS algorithm for adaptive echo canceler structures," IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Science, Vol. E78-A, No. 2, pp. 254-258, Febrero 1995.
- [14] D.A george, R. Bowen, J. R. Storey, "An adaptive decision feedback equalizer", IEEE Tran. Commun. Tech., Vol. Com. 19, pp. 281-293, junio 1971
- [15] J. G. Proakis, "Digital Communications", Tercera ed., MaGraw Hill, 1993
- [16] H. Pérez-Meana, M. Nakano, "Características de convergencia de los algoritmos RLS y LMS con señales estacionarias y no estacionarias", Memorias del ELECTRO 97, pp. 1-4, octubre de 1997.
- [17] L. Lung y T. Soderstrom, "Theory and Practice of recursive identification", MIT Press, Cambridge Ma., 1985.
- [18] H. Pérez Meana, M. Nakano, L. Niño de Rivera, J. Sánchez García, "Modificaciones al algoritmo LMS para reducir su complejidad o mejorar sus características", Memoria Técnica CONIELECOMP 1997, pp. 32-36, octubre de 1997.
- [19] J. C. Sánchez García, H. Pérez Meana, Al. Diaz Méndez y G. Espinosa Flores Verdad, "VLSI Circuit Using Hopfield Neural Network", Proceedings of IASTED International Conference on Signal and Image Processing, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 92-95.
- [20] J. C. Sánchez-García, L. Niño de Rivera y H. Pérez Meana, "A near optimum analog integrator circuit", Paper No. ELL 6647, IEE Electronic Letters, en evaluación, abril 1998.
- [21] H. Pérez-Meana, M. Nakano, "A continuous time structure for filtering and prediction using Hopfield neural networks", Lectures in Computer Science, Springer Verlag, 1997.

Capítulo 1

- [1] J.G. Proakis, "Digital Communications", Tercera ed., McGraw Hill, 1993
- [2] R. Khare, "Performance of a 30 kHz digital TDMA cellular radio system", Proc. Nordic Radio Symposium, pp. 269-275, marzo de 1989.
- [3] B. Widrow y M.A. Lher, "30 Years of adaptive neural networks, Perceptron, Madeline, and Backpropagation", Proc of the IEEE, Vol. 78 No. 9, pag. 82-108, Septiembre de 1990.
- [4] B. Widrow y, E. Walach, "On the stationary efficiency of the LMS algorithm with not stationary input signals", IEEE Trans on Inform. Theory, vol.IT-30, pag, 282-287, junio de 1987.
- [5] G.A. Carpenter, "Neural network models for pattern recognition and associative memory", Reimpresión por Sánchez Sinencio en: Artificial Neural Networks, Paradigms, Applications, and Hardware , Implementations, pp 138-152, IEEE Press, 1992
- [6] Z. and R.Chellappa, "Image restoration with neural networks. Neural network For Signal Processing", Bart Kosko, pp 63-86. Ed. Prentice Hall.
- [7] E.Sánchez-Sinencio y C. Clau. "Artificial neural networks, paradigms, applications, and hardware, implementation", pp 25-29, IEEE Press 1992.
- [8] J. Makhoul. "Linear prediction: a tutorial review", Proc. IEEE, vol 63, No.4, pp 561-580, Apr 1975.
- [9] S. Haykin, "Neural networks", IEEE Press 1994.
- [10] J. G. Proakis, Ch. M.Rader, F. Ling, C. L. Nikais, "Advanced digital signal processing", Ed. Maxwell MacMillan International Editions, 1992.
- [11] M. Ismail, T. Fies, "Analog VLSI signal and information processing", Ed. McGraw Hill Series in Electrical and Computer Engineering, 1994.
- [12] R. P. Lippmann, "An introduction to computing with Neural Nets", IEEE ASSP Magazine, pp. 4-20, abril 1987.
- [13] S. Yoshida, Ekigami y T. Takeuchi, "On antimultipath modulation/demodulation techniques", Trans IEICE, J73-B-II, pp. 668-674, noviembre de 1990.
- [14] H. Takai, "BER performance of anti-multipath modulation PSK-VP and its optimum phase waveform", Proc. 40 th IEEE Veh. Tech. Conf., pp. 412-419, mayo de 1990
- [15] K. Takahara y K. Takao, "Adaptive array for multipath environment", IECEJ, Technical report, CS87-12, mayo de 1981
- [16] N. Kuroiwa., R. Kohno , e Imai H., "Design of a directional diversity receiver using adaptive array antenna", Trans. IECE, J73-B-II, pp.755-763, noviembre de 1990.
- [17] J.E. Sterjnvall, "Performance of an experimental FD/TDMA digital radio system", 2nd. Nordic seminar on digital land mobile radio communications, pp. 105-109, octubre de 1986
- [18] S. Mueller, "Least square algorithms for adaptive equalizers", Bell Syst. Tech. J., 60, 8, pp. 1905-1925, octubre 1981
- [19] S. Seiichi, "Development of Japanese adaptive equalizing technology toward high bit rate data transmission in land mobile communications", IEICE Transactions, Vol. E 74, No. 6, junio de 1991
- [20] J.G. Proakis, "Digital Communications", McGraw Hill, 1989.
- [21] R.E. Bellman y S.E. Dreyfus, "Applied Dynamic Programming", Princeton: Princeton University, 1962.
- [22] A.J. Viterbi, "Error bounds for convolutional codes and asymptotically optimum decoding algorithm", IEEE Trans. Inform. Theory, Vol. 13, pp. 260-269, Abril 1967.
- [23] G.D. Forney, "The Viterbi algorithm", Proc. IEEE, Vol. 61, Marzo 1973, pp. 268-276.
- [24] R.E. Blahut, "Digital Transmission of Information", Addison Wesley, 1990.
- [25] M.W. Marcellin y T.R Fischer, "Trellis coded quantization of memoryless and Gauss-Markov sources", IEEE Trans. Commun., Vol. 38, No. 1, pp. 82-93, Enero 1990.
- [26] G. Ungerboeck, "Trellis coded modulation with redundant signal sets; parte I: Introduction", IEEE Commun. Magazine, Vol. 25, No. 2, pp. 5-21, Febrero 1987.
- [27] Y. Ephraim, "Statistical model based speech enhancement systems", en Proc. IEEE, Vol. 80, No. 10, Octubre 1992, pp. 1526-1545.
- [28] G.D. Forney, "Trellis shaping, IEEE Trans. Inform. Theory", Vol. 38, No. 2, pp. 5-21, Febrero 1987.
- [29] T. Ueda y H. Susuki, "Decision feedback equalizer with feedback learning RLS algorithm for mobile radio", IEICE Trans., J73-B-II, 11, pp. 718-726, noviembre de 1990.
- [30] G. Ungerboeck, "Adaptive maximum-likelihood receiver for carrier-modulated data-transmission system", IEEE Trans. Commun., COM-22,15, pp. 624-636, mayo 1974.

- [31] COST207 Management comitee, "Information technologies and sciences-digital land mobile radio communications", pp. 277-344, Commission of the Europeans Communities, 1989.
- [32] A. Duell-Hallen y A. Heegard, "Delayed decision feedback secuencia estimation", IEEE Trans. Inf. Theory, IT-26, pp. 549-553, septiembre de 1989.
- [33] E. A. Lee y D.G. Messerschmitt, "Digital Communication", Kluwer Academic Publishers, Boston ,1988
- [34] Biglieri, et al, "Adaptive Cancelation of nonlinear intersymbol interference for voiceband data transmission", IEEE Journal on Selected Areas in Communication, septiembre 1984.
- [35] D.D. Falconer, "Adaptive equalization of channel nonlinearities in QAM data tranmission system", Bell System Tech. Journal, septiembre 1978.
- [36] R. García-Gómez, J. García-Mena y L. Diez, "Adaptive receivers for removing linear and non-linear intersymbol interfeference by mean of Time Delay Neural Nets (TDNN)", E.78, CH2673-2/89/0000-2368, IEEE 1989
- [37] G. Underboeck, "Fractional Tap-Spacing equalizer and consequences for clock recovery in data modems", IEEE Trans. on Comm., Vol. 24, agosto 1976.
- [38] M. Nakano M., H. Pérez M., J.C. Sánchez G. y L. Niño de Rivera O , "Multilayer Hopfield and Hamming neural networks with non binary input patterns", Proceedings of the International Symposium on Information Theory & its Applications 1994.Sydney, Australia, noviembre de 1994.
- [39] M. Nakano M., H. Pérez M., L. Niño de Rivera y J. C. Sánchez, "Redes de Hopfield y Hamming extendidas para reconocimiento de patrones no binarios", Memoria del XVI Congreso Nacional Academico de Ing. Electrónica, ELECTRO 94 Chihuahua, Octubre de 1994, pp 549-554
- [40] M. Nakano, H. Pérez Meana, L. Niño de Rivera, Juan C. Sánchez G., A. Martínez G., "Nuevas estructuras de redes neuronales para el reconocimiento de patrones binarios", 2o. Congreso de la sección de graduados de la ESIME, Noviembre 1994, México.
- [41] M.Nakano, H. Perez Meana, J.C. Sánchez, L. Niño de Rivera. "Propuesta para mejorar el funcionamiento de las Redes Neuronales de Hoppfield, Hamming Y Carpenter Grossberg", Rev. Mex. de Ing. Biomédica Vol. XV. No.2 Diciembre de1994, pp 99-117.
- [42] J.J. Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational propierties like those of two state neurons", Proc. Natl. Acad. ci. USA, Vol. 81, 3088-3092, abril 1984
- [43] J.J. Hopfield, "Neural Networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proc. Natl. Acad. ci. USA, Vol. 79, 2554-2558, abril 1982
- [44] J.J. Hopfield y D.W. Tank, "Computing with neural circuits", Science, Vol. 233, 625-633, Elsevier, New York, 1985.
- [45] B. Gold, "Hopfield model applied to vowel and consonant disctimation", MIT Lincoln Laboratory Technical Report, TR-747, AD-A169742, juni 1986.
- [46] J. C. Sánchez, M. Nakano, L. N. de Rivera, H. Pérez M., "An extended Hamming neural network for non binary pattern recognition", Proceedings of the 37th Midwest Symposium On Circuits and Systems U.S.A. 1994., pp 607,609
- [47] L. Niño de Rivera, M. Nakano, J.C. Sánchez, H. Pérez Meana, y E. Sánchez.-Sinencio, "VLSI implementation of an extended Hamming Neural Network for non binary pattern recognition", The 38th Midwest Symposium On Circuits and Systems, Río de Janeiro, Brasil, pp. 973-977, agosto 1995.
- [48] S. Haykin, Neural Networks: A compehensive foundation, IEEE Press, 1994
- [49] R. Don, Hush y B.G. Horne, "Progress in supervised Neural Netwoks", IEEE Signal Processing Magazine, pp. 8-39, enero 1993
- [50] B. Widrow and S.D.Sterns, "Adaptive signal processing", Englewood Cliffs,N.J., Prentice, Hall, 1981.
- [51] J. Chao, H. Pérez, J. Sako and S. Tsujii, "Fast adaptive filter algorithm with stepsizes as eigenvalues reciprocals", Proc. of The IEICE, Vol. DSP-89-25, pp. 31-37, agosto 1989.
- [52] T. Adali y M.K. Sonmez, "Channel equalization with perceptrons: an information theoretic approach", III-297, Proceedings International Symposium on Information Theory & Its Applications, Sydney Australia, noviembre 1994.
- [53] D.Grant, J Taylor, P. Houselander, "Design, implementation and evaluation of a high-speed integrated Hamming neural clasiffier", IEEE Journal of Solid State Circuits, Vol. 29, No. 9 septiembre 1994.
- [54] M. Robinson, H. Yoneda and E.Sanchez-Sinencio. "A modular CMOS design of a Hamming network", IEEE. Trans. Neural Networks, vol. 2, no. 2, pp. 205-213, Marzo 1991.

- [55] A. Rodríguez, S. Espejo, Rafael Domínguez, José L H., E.Sanchez-Sinencio, "Current-mode techniques for the implementation of continuous-and discrete-time cellular neural networks", IEEE Tran. on Circuits. and Systems, 1993
- [56] L. Niño de Rivera, J. C. Sánchez, H. Pérez Meana, M. Nakano Miyatake, A. Martínez González, L. Ortiz Balbuena y G. Duchén, "Fundamentos de redes neuronales y su configuración en circuitos VLSI", Memorias del 5º Coloquio Académico, ESIME Sección de Estudios de Postgrado e Investigación, pp. 260-265, México D.F., noviembre de 1993.
- [57] M. Nakano, H. Pérez, J.C. Sánchez, L. Niño de Rivera y Laura Ortíz, "A continuous time equalizer structure using Hopfield neural network", Proceedings of IASTED International Conference, pp. 168-172, noviembre de 1996.
- [58] J.C. Sánchez García, H. Pérez Meana, A. Diaz Méndez y G. Espinosa Flores Verdad, VLSI Equalizer Circuit Using Hopfield Neural Network , Proceedings of IASTED International Conference on Signal and Image Processing, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 92-95.
- [59] L. Ortiz Balbuena, H. Pérez Meana, L. Niño de Rivera y O. J.C. Sánchez J. Rámírez Angulo. "Decision feedback equalizer using analog transversal filters", IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing-1995.
- [60] L. Niño de Rivera, H. Perez Meana, y J.C. Sánchez García,, Analog VLSI Structure for Step Size NLMS Algorithm , IASTED International Conference on Signal and Image Processing, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 383-386.
- [61] J.C. Sanchez Garcia, L. Niño de Rivera, H. Pérez Meana, G. Duchén Sánchez y A. Martinez Gonzalez, "Diseño de amplificadores de transconductancia (OTA) en estructuras VLSI", Memoria Técnica REUNE'95, pp. 147-151, Aguascalientes, Octubre de 1995.
- [62] H. Pérez-Meana, M. Nakano, "Características de convergencia de los algoritmos RLS y LMS con señales estacionarias y no estacionarias", Memorias del ELECTRO 97, pp. 1-4, octubre de 1997.

Capítulo 2

- [1] B.Widrow, Stern S., "Adaptive Signal Processing", Prentice Hall, 1980.
- [2] B.Widrow, Glover J. R., "Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications", IEEE Proceedings, Vol. 63, No. 12, pp. 1692-1716.
- [3] B.Widrow, Jon M., "Stationary and Nonstationary Learning Characteristics of the LMS Adaptive", IEEE Proceedings, Vol. 64 No. 8, pp 1151-1162.
- [4] J. G. Proakis, "Digital Communications", Tercera ed., McGraw Hill, 1993
- [5] Y. Paul; "Electronic communication techniques", Merrill-Macmillan, 1995
- [6] H. Pérez Meana, L. Niño de Rivera, J.C. Sánchez, "A REVIEW IN ECHO CANCELLATION", Mexicon-94 Feb-94 Puebla, México
- [7] R. Blahut, "Digital Transmission of Information", Addison Wesley, 1992
- [8] Y. W. Lee, "Statistical theory of communication", Wiley and Sons, 1960
- [9] J.C. Sánchez García, Hector Pérez Meana, Alejandro Diaz Méndez y Guillermo Espinosa Flores Verdad, VLSI Equalizer Circuit Using Hopfield Neural Network , Proceedings of IASTED International Conference on Signal and Image Processing, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 92-95.
- [10] L. Niño de Rivera., M. Robledo Uzcanga,, J.C. Sánchez, Alejandro Martínez H. Perez Meana. "ECUALIZADOR DIGITAL ADAPTIVO PARA LINEA DE TRANSMISION", V Congreso Internacional de Electrónica Comunicaciones y Computadoras CONIELECOMP-1995, Cholula, Puebla, Abril de 1995.

Capítulo 3

- [1] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory," Prentice Hall, Englewood Cliffs NJ, 1991.
- [2] D. Messersmith, "Echo Cancellation in Speech and Data Transmission,"IEEE J. of Selected Areas in Communications, vol. SAC-2, No. 2, pp.283-297, March 1992.
- [3] M. Nakano-Miyatake, H. Perez-Meana, L. Niño-de-Rivera, F. Casco-Sanchez and J. Sanchez- Garcia, "A Time Varying Step Size Normalized LMS Algorithm for Adaptive Echo Canceller Structures," IEICE Trans. on Fundamentals, vol. E-78, No. 2, pp. 254-258, Feb. 1995.

- [4] D. Falconer and L. Ljung, "Application of Fast Kalman to adaptive Equalization," IEEE Trans. on Communications, vol. COM-26, No. 10, pp. 1439-1446.
- [5] M. Nakano-Miyatake, H. Perez-Meana, L. Ortiz-Balbuena, L. Niño-de-Rivera and J. Sanchez- Garcia, "A Continuous Time RLS Adaptive Filter Structure Using Hopfield Neural Networks", Proc. of the ISITA'96, Victoria Canada, Sept. 1996.
- [6] B. Mulgrew, "Applying Radial Basis Functions," IEEE Signal Processing Magazine, pp. 50- 65, Mar. 1996.
- [7] B. Kosko, "Neural Networks for Signal Processing," Prentice Hall, Englewood Cliff, NJ, 1992.
- [8] S. Chen, S. McLaughlin, B. Mulgrew, and P. M. Grant, "Adaptive Bayesian Decision Feedback Equalizer for Dispersive Radio Channels," IEEE Trans. on Communications, Vol. 43, No. 5, May. 1995.
- [9] G. Kechriotis, E. Zervas, and E. S. Manolakos, "Using Recurrent Neural Networks for Adaptive Communication Channel Equalization," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 5, No. 2, Mar. 1994.
- [10] M. Nakano-Miyatake, H. Perez-Meana, J. Sanchez-Garcia, L. Niño-de-Rivera and L. Ortiz, "A Decision Feedback Equalizer Structure Using Hopfield Neural Networks," To appear in Proc. of ICSPAT'96, Boston, Oct. 1996.
- [11] A. Martinez-Gonzalez, L. Ortiz, H. Perez-Meana, L. Niño de-Rivera, J. Ramirez-Angulo, "Analog Propose of Adaptive Filter Using All Pass Functions and LMS Approach," Proc. of ISITA'94, pp. 1351-1355, Nov. 1994.
- [12] S. Karni and G. Zeng, "The Analysis of the Continuous-Time LMS Algorithm," IEEE Trans. on ASSP, Vol. ASSP-37, No. 4, pp. 595-597, April 1989.
- [13] L. Ortiz-Balbuena, A. Martinez-Gonzalez, H. Perez-Meana, L. Niño-de-R., and J. Ramirez, "A Continuous Time adaptive Filter Structure", Proc. of ICASSP'95 Vol. II, pp. 1061-1064, 1995.
- [14] J. G. Proakis, "Digital Communications", McGraw-Hill, NewYork,NY,1985.

Capítulo 4

- [1] J. G. Proakis: Digital Communications, McGraw-Hill,1985.
- [2] D. Falconer and L. Ljung: Application of Fast Kalman to adaptive Equalization, IEEE Trans. on Communications, vol. COM-26, No. 10, pp. 1439-1446.
- [3] G. Ungerboeck: Adaptive Maximum-Likelihood Receiver for Carrier-Modulated Data-Transmission Systems, IEEE Trans. on Communications, vol. COM-22, No. 5, pp. 624-636, May 1974.
- [4] S. Sanpei: Development of Japanese Adaptive Equalizing Technology toward High Bit Rate Data Transmission in Land Mobile Communications, IEICE Trans. vol. E-74, No. 6 pp. 1512-1521. June 1991.
- [5] S. Chen, S. McLaughlin, B. Mulgrew, and P. M. Grant: Adaptive Bayesian Decision Feedback Equalizer for Dispersive Radio Channels, IEEE Trans. on Communications, Vol. 43, No. 5, May. 1995.
- [6] G. Kechriotis, E. Zervas, and E. S. Manolakos,; Using Recurrent Neural Networks for Adaptive Communication Channel Equalization, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 5, No. 2, Mar. 1994.
- [7] K. A. Al-Mashouq, I. S. Reed: The Use of Neural Nets to Combine Equalization with Decoding for Severe Intersymbol Interference Channels, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 5, No. 6, pp 982-988. Nov. 1994.
- [8] G. D. Forney: Maximum-Likelihood Sequence Estimation of Digital Sequences in the Presence of Intersymbol Interference, IEEE Trans. Infom. Theory, Vol. IT-18, No. 3, May 1972.
- [9] F. Ling and J. Proakis: Adaptive Lattice Decision Feedback Equalizers - Their Performance and Applications to Time Variant Multipath Channels, IEEE Trans. on Communications, Vol. 33 No. 4, pp. 348-356, April 1985
- [10] M. Nakano-Miyatake, H. Perez-Meana, J. Sanchez-Garcia, L. Niño-de-Rivera and L. Ortiz: A Decision Feedback Equalizer Structure Using Hopfield Neural Networks, Proc. of ICSPAT'96, Boston, pp. 555-559, Oct. 1996.
- [11] P. Balaban, J. Salz: Dual Diversity Combining and Equalization in Digital Cellular Mobile Radio, IEEE Trans. Veh. Technol. , Vol. 40, No. 2, pp 342-354, 1991.
- [12] G. D'Aria, F. Muratore and V. Palestini: Simulation and performance of the pan-European land mobile radio system, IEEE Trans. Veh. Technol., Vol. 41, pp 177-189, 1992.
- [13] R. A. Ziegler, J. M. Cioffi: Estimation of Time-Varying Digital Radio Channels, IEEE Trans. Veh. Technol., Vol. 41, No. 2, pp 134-151, May 1992.

- [14] K. Pahlavan, J. W. Matthews: Performance of adaptive Matched Filter Receivers Over Fading Multipath Channels, *IEEE Trans. Comm.* Vol. 38, No. 12, pp. 2106-2113, Dec. 1990.
- [15] W. R. Braun, U. Dersch: A Physical Mobile Channel Model, *IEEE Trans. Veh. Technol.*, Vol. 40, No. 2, pp 472-482, May 1991.
- [16] S. Haykin: *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall, 1991
- [17] A. A. Giordano, F. M. Hsu: *Least Square Estimation with Applications to Digital Signal Processing*, Wiley-International, 1985.
- [18] M. K. Tsatsanis, G. B. Giannakis: Equalization of Rapidly Fading Channels: Self-Recovering Methods, *IEEE Trans. on Communications*, Vol. 44, No. 5, May 1996
- [19] B. Mulgrew: Applying Radial Basis Functions, *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 50-65, Mar. 1996.
- [20] P. Fines and A. H. Aghvami: A New Medium and High Bit Rate 16-Ary QAM Demodulator for Land Mobile Satellite Communications, *IEICE Trans.* Vol. E-74, No. 8, August 1991.
- [21] L. Ortiz-Balbuena, A. Martinez-Gonzalez, H. Perez-Meana, L. Niño-de-R., and J. Ramirez: A Continuous Time adaptive Filter Structure, *Proc. of ICASSP'95* Vol. II, pp. 1061-1064, 1995.
- [22] M. Nakano, H. Perez, J. Sanchez, L. Niño and L. Ortiz: A Continuous Time Equalizer Structure Using Hopfield Neural Networks, *Proc. of IASTED 96*, pp. 168-172, nov. 1997.
- [23] M. Nakano-Miyatake and H. Perez-Meana: Analog Adaptive Filter Based on a Modified Hopfield Network, *IEICE Trans. on Fundamentals*, Vol. E80, pp.2245-2252, Nov. 1997.
- [24] M. Nakano-Miyatake, H. Perez-Meana, L. Ortiz-Balbuena, L. Niño-de-Rivera and J. Sanchez-Garcia: A Continuous Time RLS Adaptive Filter Structure Using Hopfield Neural Networks, *Proc. of the ISITA'96*, Victoria Canada, Sept. 1996.
- [25] A. Martinez-Gonzalez, L. Ortiz, H. Perez-Meana, L. Niño-R., J. Ramirez: Analog Propose of Adaptive Filter Using All Pass Functions and LMS Approach, *Proc. of ISITA'94*, pp. 1351-1355, Nov. 1994.
- [26] S. Karni and G. Zeng: The Analysis of the Continuous-Time LMS Algorithm, *IEEE Trans. on ASSP*, Vol. ASSP-37, No. 4, pp. 595-597, April 1989.
- [27] W. Wu, R. Chen and S. Chang: An Analog Architecture for Estimation of ARMA Models, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 41, pp. 2946-2953, Sept. 1993.
- [28] B. Kosko: *Neural Networks for Signal Processing*, Prentice Hall, Englewood Cliff, NJ, 1992.
- [29] J. Hertz, A. Krogh, and R. G. Palmer: *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1994.
- [30] S. Abe, A. H. Gee: Global Convergence of the Hopfield neural Network with Nonzero Diagonal Elements, *IEEE Trans. CAS-II*, Vol. 42, No. 1, pp. 39-45, Jan. 1995.

Capítulo 5

- [1] L. Niño-de-Rivera, H. Perez-Meana and E. Sanchez-Sinencio: A modular analog NLMS structure for adaptive filtering," *Proc. of The First Analog VLSI Workshop*, pp.77-81, Ohio USA, 1997.
- [2] L. Ortiz, A. Gonzalez, H. Perez-Meana and L. Niño-de-Rivera,: A continuous time adaptive filter structure," *Proc. of ICASSP*, pp.1392-1395, Detroit USA, 1995.
- [3] T. Linder, H. Zojer and B. Seger: Fully analog LMS adaptive notch filter in BICMOS technology, *IEEE Journal of Solid State Circuits*, Vol. 31, No. 1, pp.61-65, 1996.
- [4] H. Perez-Meana and M. Nakano-Miyatake: A continuous time structure for filtering and prediction using Hopfield neural networks, *Lectures Notes in Computer Science, Biological and Artificial Computation: From Science to Technology*, Springer Verlag, pp.1241-1250, 1997.
- [5] M. Nakano-Miyatake and H. Perez-Meana: Analog adaptive decision feedback equalizer structure for land mobile communications, *Proc. of The First Analog VLSI Workshop*, pp.77-81, Ohio USA, 1997.
- [6] S. Karni and G. Zeng: The analysis of the continuous time LMS algorithm, *IEEE Trans. on Acoustic, Speech and Signal Processing*, vol. 37, No. 4, pp. 595-597, 1989.
- [7] J. Kuo, J. Harris and J. Principe: Analog hardware implementation of adaptive filter structures, *Proc. of The International Conference on Neural Networks*, pp. 916-921, Houston USA, 1997.
- [8] A. Shoval, D. Johns, M. Snelgrove: Comparison of DC offset effects in four LMS adaptive algorithms," *IEEE Trans. on Circuit and Systems*, Vol. 42, No.3, pp.176-185, 1995.
- [9] K. Murano and F. Amano: Echo canceling algorithms, *Encyclopedia of Telecommunications*, Vol. 6, pp. 383-409, 1993.

- [10] L. Niño-de-Rivera, Hector Perez-Meana and Edgar Sanchez-Sinencio, "Continuous Time Normalized LMS Adaptive Filter Structure," *Journal of Signal Processing*, Vol. 2, No. 4, pp. 309-317, July 1998.
- [11] H. Perez-Meana and S. Tsujii: A system identification algorithm using orthogonal functions, *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 39, No. 3, pp. 752-755, 1991.
- [12] C. Sommen and C. Van Vanburg: Efficient realization of adaptive filter using and orthogonal projection method, *Proc. of The International Conference on Speech Acoustic and Signal Processing*, pp. 940-943, 1989.
- [13] B. Widrow and E. Walach: On the statistical efficiency of the LMS algorithm with nonstationary inputs, *IEEE Trans. on Inform. Theory*, Vol. 30, No. 3, pp.211-221, 1998.
- [14] L. Niño-de-Rivera, Hector Perez-Meana and Edgar Sanchez-Sinencio, "A Modular Analog NLMS Structure for Adaptive Filtering," To appear on *Journal of Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, Kluwer Academic Publishers.
- [15] R.L. Riegler and R. T. Compton: An adaptive array for interference rejection, *Proc. of The IEEE*, Vol. 61, No.6, pp.748-758, 1973.
- [16] B. Widrow, P.Mantey, L. Griffiths and B. Goode: Adaptive antenna systems, *Proc. of The IEEE*, Vol. 55, No. 12, pp.2143-2159, 1967.
- [17] D. Morgan and S. Craig: Real time adaptive linear prediction using the Leas Mean Square gradient algorithm, *IEEE Trans. Acoustic, Speech and Signal Processing*, Vol. 24, No. 6, pp.494-507, 1976.
- [18] S. Stearns: Adaptive signal processing, *Advanced Topics on Signal Processing*, J.S. Lim and A.V. Oppenheim (editors), Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1988.
- [19] J.C. Sánchez García, L. Nino-de-Rivera and H. Perez-Meana, "Near optimum Analog Integrator Circuit", *Proc. of The 2nd Analog VLSI Workshop*, Santa Clara, CA, USA, junio 5-8, 1998, pp. 31-33,
- [20] A. S. Sedra and K. C. Smith, *Microelectronics circuits*, Sounders College Publishing, 1991
- [21] Mahammed Ismail, "Analog VLSI Signal and Information Processing," McGraw Hill, New York, USA, 1994.
- [22] Mohammad Adnan Al-Alaoui, "A stable inverting integrator with an extended high frequency range", *IEEE Tran. On Circuits and Systems Part II*, Vol. 45, No. 3, March 1998, pp. 399-402

Capítulo 6

- [1] B. Kosko: *Neural Networks for Signal Processing*, Prentice Hall, Englewood Cliff, NJ, 1992.
- [2] Nakano Miyatake, M; Pérez Meana, H; Sánchez García, J.C.; Niño de Rivera y Oyarzabal, L., "Propuestas para mejorar el funcionamiento de las redes neuronales de Hopfield, Hamming y Carpenter-Grossberg", *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, Vol. 15, No. 2, 1994.
- [3] R. P. Lippmann, "An introduction to computing with Neural Nets", *IEEE ASSP Magazine*, pp. 4-20, abril 1987.
- [4] E.Sánchez-Sinencio y C. Clau. "Artificial neural networks, paradigms, applications, and hardware, implementation", pp 25-29, IEEE Press 1992.
- [5] B. Widrow y M.A. Lher, "30 Years of adaptive neural networks, Perceptron, Madeline, and Backpropagation", *Proc of the IEEE*, Vol. 78 No. 9, pag. 82-108, Septiembre de 1990.
- [6] G.A. Carpenter, "Neural network models for pattern recognition and associative memory", Reimpresión por Sánchez Sinencio en: *Artificial Neural Networks, Paradigms, Applications, and Hardware , Implementations*, pp 138-152, IEEE Press, 1992
- [7] Z. and R.Chellappa, "Image restoration with neural networks. Neural network For Signal Processing", Bart Kosko, pp 63-86. Ed. Prentice Hall.
- [8] S. Haykin, *Neural Networks*, IEEE Press, capítulo 8, pp.289-296, 1996,
- [9] J.C. Sánchez García, H. Pérez Meana, A. Diaz Méndez y G. Espinosa Flores Verdad, "VLSI Circuit Using Hopfield Neural Network", *Proceedings of IASTED International Conference on Signal and Image Processing*, New Orleans, EUA, diciembre de 1997, pp. 92-95.
- [10] F. Lobato, "Diseño de una Red Neuronal Celular para eliminación de ruido y detección de bordes", Tesis de Maestría, INAOE, México, 1995.
- [11] B. Linares-Barranco, E. Sánchez Sinencio, A. Rodríguez-Vázquez, y J.L. Huertas, "A modular T-mode design approach for analog neural network hardware implementation", *IEEE J. Solid State Circuits*, vol. 27, no.5, pp. 701-713, May 1992.

- [11] G. Espinosa, A. Díaz Méndez, H. Pérez Meana, R. Alejos, " Design and Implementation of VLSI Fuzzy Adaptive Filters", 42nd Midwest Symposium on Circuits and Systems, Las Cruces NM. August 8-11, 1999
- [12] A. S. Sedra and K. C. Smith, Microelectronics circuits, Sounders College Publishing, 1991
- [13] M. Ismail, T. Fiez, "Analog VLSI, Signal and Information Processing", Mc.Graw Hill, 1994
- [14] C. Tomazu, F.J. Lidgey and D.G. Haigh, "Analogue IC design the current mode approach", IEE Circuits and Systems Series 2, Peter Peregrinus Ltd., UK, 1993.
- [15] R.L. Geiger; P. Allen; N. Strader,"VSLI: Design techniques for analog and digital circuits", McGraw Hill, 1990