

Técnicas de ecualización ciega de canal utilizando algoritmos adaptativos

Blind channel equalization techniques using adaptive algorithms

Mg (c) Johanna Andrea Hurtado Sanchez
Universidad del Cauca / Colombia
johannahurtado@unicauca.edu.co

PhD. Pablo Emilio Jojoa Gómez
Universidad del Cauca / Colombia
pjojoa@unicauca.edu.co

Fecha Recepción: 30/06/17 - Fecha Aprobación: 22/08/17

Resumen: En este artículo se presenta un estudio de la ecualización ciega de canal o autodidacta utilizando algoritmos adaptativos, los que permitan una detección adecuada de señales que viajan a través del canal, mitigando los errores producidos por interferencia intersimbólica y el ruido. El método de ecualización ciega estudiado utiliza estadísticas de orden superior de la señal transmitida para calcular la señal de error y así estimar los datos recibidos. Los algoritmos propuestos utilizados en ecualización ciega, generalmente conocidos como algoritmos autodidactas que ofrecen mejor desempeño en condiciones reales, optimizando la capacidad del canal, se muestran en el desarrollo del artículo. Entre ellos se encuentran el CMA (*constant modulus Algorithm*) Godard (1980), algoritmo de decisión directa de lucky (1966), algoritmo de Sato (1975), el algoritmo LMS (*Least Mean Square*) autodidacta, entre otros. De estos algoritmos se caracteriza el LMS, debido a su bajo costo computacional aunque ofrece una velocidad de convergencia relativamente lenta y el CMA, el cual es computacionalmente más complejo, sin embargo, ofrece una estimación de los datos relativamente próxima a los símbolos transmitidos. También se realizan comparaciones con respecto a la velocidad de convergencia y el grado de robustez en la estimación de errores para los algoritmos simulados.

Palabras clave: Ecualización ciega, algoritmos adaptativos, interferencia intersimbólica, ruido

Abstract: This paper presents a study of channel blind or autodidact equalization using adaptive algorithms that allow adequate detection of signals that travel through the channel, mitigating the errors produced by intersymbol interference and noise. The studied blind equalization method uses higher order statistics of the transmitted signal to calculate the error signal and thus estimate the received data. The proposed algorithms used in blind equalization, generally known as self-taught algorithms that offer better performance in real conditions, optimizing channel capacity, are shown in the development of the article. Among them are the CMA (Constant modulus Algorithm) Godard (1980), Lucky's direct decision algorithm (1966), Sato's algorithm (1975), the self-taught Least Mean Square algorithm, among others. From these algorithms the LMS is characterized, due to its low computational cost, although it offers a relatively slow convergence speed and the CMA, which is computationally more complex, nevertheless offers a data estimate relatively close to the transmitted symbols. Comparisons are also made with respect to the speed of convergence and the degree of robustness in the estimation of errors for the simulated algorithms.

Keywords: Blind equalization, adaptive algorithms, intersymbolic interference, noise

1. Introducción

La capacidad con la que se puede transmitir información por un canal de comunicaciones está limitada por el ancho de banda del canal y la relación señal a ruido en recepción. La probabilidad de error con la que se pueden recuperar los datos no depende exclusivamente de los dos parámetros mencionados, sino también del conocimiento previo de la naturaleza del canal, el cual a su vez representa la mayor fuente de interferencia para las señales que viajan a través de él, debido a su limitación en banda y a otros factores interferentes. Los dos factores que más influyen en la

recepción adecuada de las señales transmitidas son el ruido y la Interferencia Intersimbólica ISI, [1] la cual produce una dispersión en los pulsos transmitidos, generando un traslape de pulsos y ocupando una porción del espectro que otro pulso ya tenía definida. Los efectos de dichos factores interferentes son aspectos importantes para tener en cuenta en la mejora de la transmisión de datos de los sistemas de telecomunicaciones. En búsqueda de ello, la solución consiste en la utilización de ecualizadores, los cuales hacen uso de técnicas de filtraje para la detección adecuada de las señales que viajan por el canal. El primer tipo de ecualizadores utiliza secuencias de

entrenamiento que son conocidas por el transmisor y por el receptor, durante el periodo de adquisición de la señal. Así entonces, el ecualizador puede ajustar sus parámetros de acuerdo con los datos que conoce con anterioridad y estimar la distorsión que se produce en la transmisión para así poder eliminarla. Este tipo de ecualización se conoce como ecualización supervisada o utilizando secuencias de entrenamiento [2] [3].

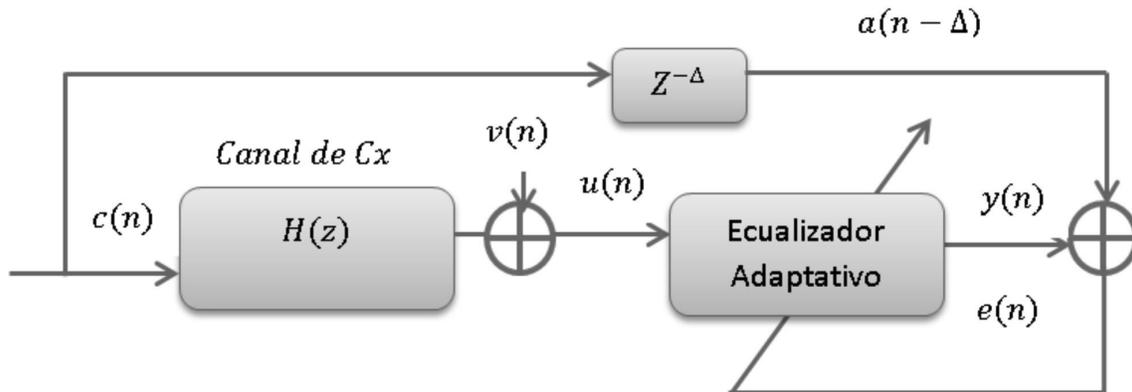


Figura 1. Esquema básico de ecualización supervisada [4]

El sistema de comunicación en el cual se hace uso de un ecualizador está conformado por una secuencia de datos de entrada denominada $c(n)$ la cual es no gaussiana, independiente e idénticamente distribuida (i.i.d), el canal que incluye el sistema de transmisión/modulación y de recepción/demodulación se representa a través de $H(z)$, $c(n)$ señal de entrada, $v(n)$ ruido AWGN (aditivo blanco y gaussiano), $u(n)$ señal con ruido a la salida del canal, $e(n)$ señal de error, $a(n-\Delta)$ señal de entrenamiento, $y(n)$ señal a la salida del ecualizador.

Este método de ecualización supervisado no es bien visto para optimizar la transmisión de las señales en canales de comunicación, debido a que la utilización de secuencias piloto o de entrenamiento minimiza la optimización de los recursos del canal, como lo son el ancho de banda y la velocidad de transmisión de datos. A partir de ahí se plantea una nueva propuesta no supervisada, denominada método de ecualización ciega de canal, en el cual, el receptor no conoce la señal transmitida, por tanto, para realizar la estimación de los datos hace uso de la señal recibida y de propiedades estadísticas de la señal transmitida [5], [6].

Entre las diferentes técnicas que asisten la ecualización ciega se encuentran el conjunto de algoritmos llamados de Busgang, los cuales utilizan estimaciones no lineales y se caracterizan por no tener memoria a la salida del ecualizador. Entre ellos se pueden mencionar

el Algoritmo de Decisión Dirigida (DDA- *Decision Directed Algorithm*); Algoritmo de Sato (SA, *Sato's Algorithm*); Algoritmo de Módulo Constante (CMA, *Constant Modulus Algorithm*), Algoritmo de Shalvi-Weinstein (SWA, *Shalvi.Weinstein Algorithm*) [7].

2. Conceptos Teóricos

2.1. Métodos de ecualización no supervisada

La naturaleza práctica de los problemas en los canales de comunicaciones impone restricciones a las técnicas supervisadas, esto se debe a la escases de los recursos sistémicos en los cuales no resulta óptimo la utilización de secuencias de entrenamiento debido al consumo de ancho de banda y la disminución de la velocidad de convergencia de los datos en el canal, por tales motivos se recurre al método de ecualización ciega de canal, que hace uso de estadísticas de la señal transmitida para calcular el error de estimación y así poder ajustar automáticamente los coeficientes del ecualizador.

La ecualización ciega de canal posee técnicas fundamentales para garantizar el proceso de detección, los cuales son: Métodos basados en estadísticas de segundo orden (SOS-*Second Order Statistics*), Métodos que utilizan estadísticas de orden superior a dos (HOS-*Higher Order Statistics*), Métodos basados en la teoría de la información.

2.1.1 Métodos basados en estadísticas de segundo orden (SOS-*Second Order Statistics*).

Estas técnicas se basan en las características de cicloestacionariedad de la señal para identificar el

sistema, no requieren de la utilización de estadísticas de alto orden, y su principal ventaja es que presentan un mayor rendimiento y estimación de la señal sin ambigüedad de fase. Algunos métodos que utilizan estadísticas de SOS incluyen los de mínimos cuadrados, los que se basan en sub-espacios y los de predicción lineal. Sin embargo, este tipo de métodos están condicionados a incluir la ausencia de ruido y a la necesidad de la identificación exacta del orden del sistema, por lo que no presentan un buen desempeño en condiciones reales [8].

original, si los momentos de orden cuatro de la señal $y(n)$ y $c(n)$ son iguales. En la mayoría de casos en que se utilizan estas técnicas se analizan las características que presenta el equalizador al realizar la detección de los símbolos, en donde se consideran principalmente la detección efectiva de la señal y la velocidad de convergencia como los parámetros más influyentes.

Sobre estos factores se logra determinar las ventajas y desventajas que tiene una técnica sobre la otra, es así como al comparar los algoritmos basados en SOS

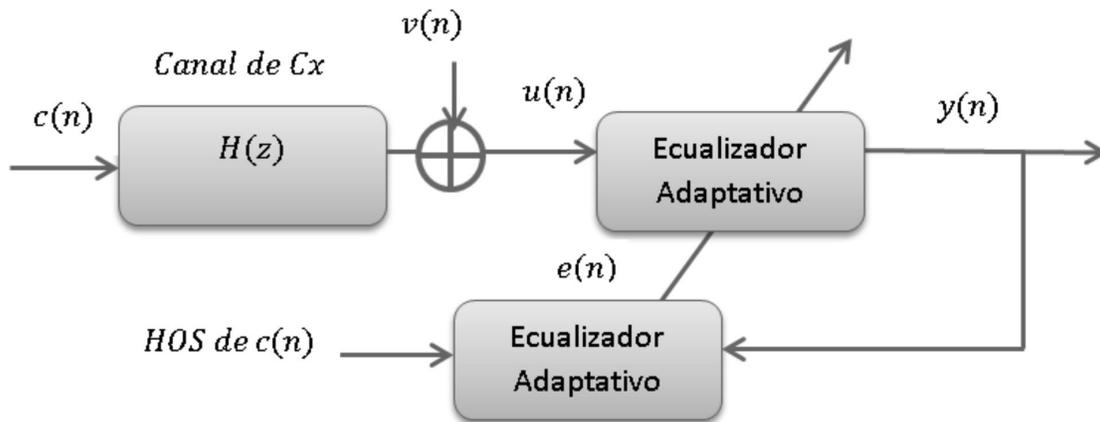


Figura 2. Esquema básico de equalización no supervisada [9].

2.1.2 Métodos que utilizan estadísticas de orden superior a dos (HOS- Higher Order Statistics).

Las técnicas del tipo Off-line proporcionan información de alto orden de los datos o señales, dando valores como la correlación y la medida de desviación gaussiana. Principalmente utilizan estadísticas de alto orden para ajustar los coeficientes del equalizador y detectar los símbolos transmitidos correctamente.

Una de las premisas que se utilizan para realizar el proceso de equalización es mostrar que los procesos aleatorios de las señales $y(n)$ y $c(n)$, tienen las mismas características en sus momentos de cualquier orden, es decir, $E\{|y|^k\} = E\{|c|^k\}$ para todo $k > 0$. Esta información le permite al filtro $w(z)$ ajustar sus coeficientes de tal forma que los momentos de la señal $y(n)$ sean iguales a los momentos de la señal $c(n)$ [10].

En [11] se propuso otra técnica para ajustar los coeficientes del filtro W basada en estadísticas o momentos de orden cuatro que se conocen como curtosis, en donde es posible recuperar la señal

con los basados en HOS, se observa que el primero tiene una mayor velocidad de convergencia, lo cual justifica su utilización en aplicaciones durante mucho tiempo, sin embargo, con las mejoras al proceso de adaptación, en donde se utiliza una técnica de sobremuestreo a los algoritmos basados en HOS, se logra ver que convergen mucho más rápido y realizan una detección correcta en condiciones reales [12].

2.1.3 Métodos basados en la teoría de la información

Los métodos que se basan en la teoría de la información utilizan la función de densidad de probabilidad (f.d.p) de la señal $c(n)$ y de la señal $y(n)$, para ajustar los parámetros del filtro W , de tal forma que se realice una equalización autodidacta eficiente, siempre y cuando la (f.d.p) de la señal $y(n)$ sea igual a la (f.d.p) de $c(n)$, lo que permite minimizar la entropía del error entre esas dos secuencias aleatorias [13], [14]. Otro método que utiliza la función de densidad de probabilidad y se considera como un método basado en la teoría de la información es el de máxima verosimilitud (ML- *Maximum likelihood*) el cual maximiza el algoritmo

de la función de verosimilitud que depende de la (f.d.p) de la señal $y(n)$, en donde se consigue una ML cuando la f.d.p de la señal $c(n)$ es igual a la f.d.p de $y(n)$. Sin embargo, una buena estimación de la función de ML exige mayores recursos computacionales y los procesos de simulación tienen a ser más complejos para ser implementados [15].

2.2. Teorema de Benveniste-Goursat-Ruget

El teorema de Benveniste-Goursat-Ruget consiste en realizar una equalización ideal, sin el conocimiento de las muestras de la señal transmitida, solo con la información general de dichas muestras, este proceso lo realiza teniendo en cuenta las siguientes condiciones:

1. La señal transmitida está formada por muestras independientes e idénticamente distribuidas (i.i.d).
2. Para modelar el canal y el equalizador se hace con filtros lineales y no hay adición de ruido.
3. Debe haber inversión de fase, para las configuraciones ZF (zero-forcing) [12].

La condición de ZF utiliza un filtro lineal transversal para reducir los efectos causados por la ISI y el ruido del canal, cuya respuesta al impulso está dada por:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} w^*(k)x(n-k) \quad (1)$$

Donde $w^*(n)$ es el conjugado de la respuesta al impulso y se asocia con los pesos de filtro, vectorialmente esta ecuación se puede escribir así:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{W}^H \mathbf{x}(n) \quad (2)$$

Donde \mathbf{W}^H es el vector de pesos del filtro y $\mathbf{x}(n)$ el vector de entrada. Si se desconsidera por un momento la existencia del ruido en el canal y teniendo en cuenta que el equalizador se modela como un filtro lineal se puede escribir:

$$y(n) = [h(n) * w(n)] * s(n) \quad (3)$$

$$y(n) = g(n) * s(n) \quad (4)$$

$$y(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c(k)s(n-k) \quad (5)$$

$g(n)$ representa la respuesta combinada del canal y el equalizador, de manera tal que se consigue una equalización perfecta si $g(n)$ es proporcional a la función delta de Kronecker $\delta(n-k)$, cuando dicha condición

se da, el equalizador logra tener valores nulos de la función $g(n)$ en todos los instantes diferentes a los de interés, a esa condición se le denomina Zero-Forcing (ZF) [5].

Definidas las tres condiciones del teorema de Benveniste-Goursat-Ruget, basta determinar cómo se realiza el proceso adecuado de equalización, que solo dependa de la información de la señal en el receptor, sin utilizar estadísticas de orden superior que no contienen información de fase para la inversión del canal de fase no mínima, por tanto, es necesario trabajar con estadísticas de orden dos, en lo que respecta a dicha condición, el teorema hace uso de la función de densidad de probabilidad de la señal transmitida [9]. La idea se centra en comparar dicha densidad con la f.d.p a la salida del equalizador. Se debe entender que la función de densidad de probabilidad no es gaussiana y que al realizar la comparación entre señales no gaussianas se obtienen mejores resultados para la condición de Zero-Forcing.

Por tanto, el teorema de Benveniste-Goursat-Ruget establece que si las condiciones 1, 2 y 3 se cumplen, y las funciones de densidad de probabilidad de la señal transmitida y de la señal a la salida del equalizador son iguales, se puede asumir que $c(n)=a\delta(n-k)$, (donde representa una constante de módulo unitario) para garantizar una adecuada inversión de canal, con el fin de eliminar la interferencia entre símbolos originada por el canal [16].

2.3 Teorema de Shalvi-Weinstein

El teorema de Shalvi-Weinstein establece las mismas condiciones iniciales del teorema de Benveniste-Goursat-Ruget, pero no utiliza las funciones de densidad de probabilidad, en cambio hace uso de curtoses que son características implícitas de la señal transmitida. Para comprender mejor este término es necesario entrar en detalle en los cumulantes.

Los cumulantes son propiedades estadísticas de la función característica de una señal, en donde se puede denotar un cumulante de orden (p,q) como $C_{p,q}^y$, dichos cumulantes pueden ser de orden uno, dos y tres que corresponden a los momentos de donde se entiende que el cumulante de orden 2 corresponde al momento dos que es la varianza. Los cumulantes de orden cuatro son denominados de curtose y su

definición está basada en función de los momentos así: [16]

$$K(y) = E[|y|^4] - 2E^2[|y|^2] - |E[y^2]|^2 \quad (6)$$

Por tanto el teorema define que si se satisfacen las siguientes condiciones:

1. La señal transmitida está formada por muestras i.i.d.
2. Para modelar el canal y el equalizador se hace con filtros lineales y no hay adición de ruido.
3. Debe haber inversión de fase para las configuraciones ZF [12].

y además

$$E[|y(n)|^2] = E[|c(n)|^2] \text{ y } |K[y(n)]| = |K[c(n)]| \quad (7)$$

que significa que el momento de orden dos de la señal transmitida $c(n)$ sea igual al momento dos de la señal a la salida del equalizador $y(n)$ y que las curtosis de la señal transmitida y a la salida del equalizador también sean proporcionales, entonces es posible eliminar la interferencia intersimbólica introducida por el canal y detectar los símbolos transmitidos correctamente.

3. Implementación de Algoritmos de Bussgang en Equalización Ciega.

3.1 Algoritmos de Bussgang

Los teoremas de Shalvi-Weintin y Benveniste-Goursat-Ruget muestran la necesidad de utilizar estadísticas de orden superior sobre la señal transmitida para garantizar la equalización ciega de canal, por tal motivo se detallan los algoritmos que trabajan implícitamente con dichas características conocidos como algoritmos de Bussgang, en donde se emplea información de la función de densidad de probabilidad de la secuencia transmitida $c(n)$, para obtener una estimación del símbolo transmitido [15].

La ecuación general de estos algoritmos es:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \{\psi[y(n)] - y(n)\} \mathbf{x}(n) \quad (8)$$

donde los parámetros se especifican como: $\mathbf{w}(n)$ es el vector de parámetros en el instante n , $\mathbf{w}(n)$ es el vector de entrada del equalizador, μ es el tamaño del paso y $\psi[y(n)]$ corresponde al estimador no lineal sin memoria de la señal transmitida $c(n)$, este estimador usa la

información de la función de densidad de probabilidad de $c(n)$ para obtener una aproximación al símbolo transmitido.

A continuación se muestran los experimentos realizados con algunos algoritmos que utilizan estadísticas de orden superior, para determinar el estimador $\psi[y(n)]$ utilizado en la adaptación, son mencionados tres de ellos: el algoritmo de decisión directa, algoritmo de sato y el algoritmo de Godard.

3.1.1 Algoritmo de decisión directa DDA

El algoritmo de decisión directa es considerado como una técnica de Bussgang, utiliza un dispositivo de decisión como el estimador de la respuesta deseada de la siguiente forma:

$$\psi_{DD}[y(n)] = dec[y(n)] \quad (9)$$

Por lo tanto la ecuación general de adaptación de coeficientes viene dada por:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \{dec[y(n)] - y(n)\} \mathbf{x}(n) \quad (10)$$

y su función de costo a ser minimizada está dada por:

$$J_{DD}(\mathbf{w}) = E[(y(n) - dec(y(n)))^2] \quad (11)$$

El objetivo de esta técnica de equalización es obtener a la salida del dispositivo de decisión una estimación útil de la señal transmitida, para hacer esto posible es necesario comenzar la adaptación a partir de una buena condición inicial que resulte en una condición de ojo abierto. Una forma de hacer esto es emplear el método de decisión directa trabajando con un algoritmo supervisado [17].

Se muestra el algoritmo DDA LMS (Algoritmo de mínimos cuadrados medios), trabajando conjuntamente con un dispositivo de decisión de umbral para realizar la estimación de los datos recibidos.

La Figura 3 muestra el diagrama de trabajo del DDA utilizando un estimador no lineal sin memoria.

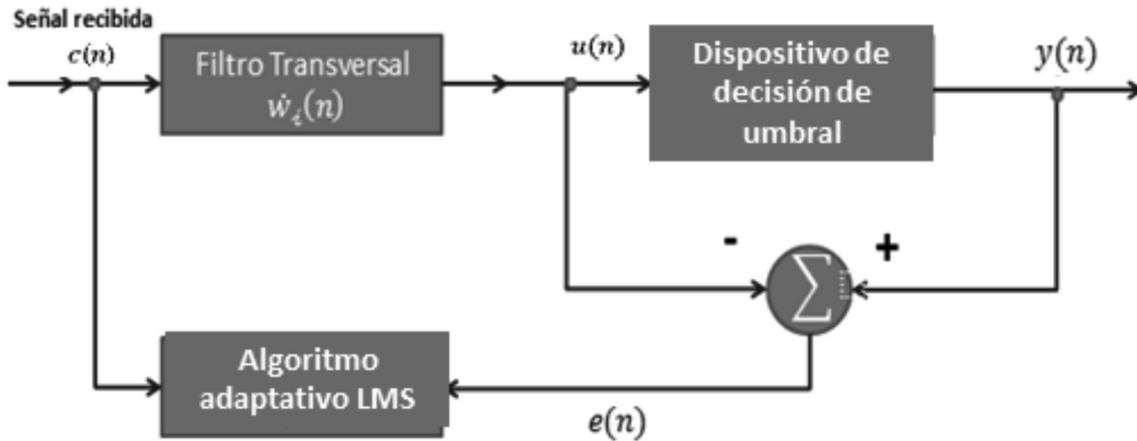


Figura 3. Diagrama de bloques de un ecualizador ciego utilizando DDA.

La señal de salida $u(n)$ que es originada a través de la suma de convolución, entre la señal de entrada $c(n)$ y el ruido convolucional $v(n)$, es pasada luego por el dispositivo de decisión de umbral quien realiza una decisión en favor del alfabeto conocido de la señal de entrada de la siguiente forma:

$$\hat{x}(n) = dec(y(n)) \quad (12)$$

$$dec(y(n)) = sgn(y(n)) \quad (13)$$

Lo que indica que la decisión sobre la señal $u(n)$ está dada por la función señal, la cual tiene una estimación de +1 si el argumento es positivo y -1 si el argumento es negativo.

El experimento se simula en Matlab, el algoritmo DDA LMS funcionando sin una señal de entrenamiento y con la técnica de decisión directa, los pasos de adaptación tomados son $\mu=0,001$ y $\mu=0,01$, estas son las ecuaciones del algoritmo:

```
% LMS
for n = 1: Km
    U(:, i) = Ub(i + L: -1: i).';
    Y(n) = W' * U(:, n);
    e(n) = (sign(Y(n)) - Y(n));
    W = W + (mu * e(n) * U(:, n));
End
```

3.1.2 Algoritmo de Sato

En el año 1975 Yoichi Sato propuso un algoritmo para recuperar las señales multinivel que utilizaban técnicas de modulación M-PAM, esta técnica se basaba en detectar el bit más significativo de la modulación y tratar la información restante como un tipo de ruido de la señal, para realizarlo propuso el siguiente estimador no lineal:

$$\psi_{sato}[y(n)] = \gamma \text{sign}[y(n)] \quad (14)$$

donde

$$\gamma = \frac{E[c^2(n)]}{E[|c(n)|]} \quad (15)$$

La constante γ determina un control de ganancia. La ecuación general de la actualización de los pesos del ecualizador está dada por:

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \{ \gamma \text{sign}[y(n)] - y(n) \} \mathbf{x}(n) \quad (16)$$

Y su función de costo dada por:

$$J(\mathbf{w}) = E[(\gamma \text{sign}[y(n)] - |y(n)|)^2] \quad (17)$$

La propuesta de Sato se considera una técnica muy robusta frente al modo de decisión directo, ya que permite la ecualización de canal completamente ciega, utilizando las estadísticas de orden superior de la señal de entrada. A continuación se detallan las ecuaciones del algoritmo simulado en Matlab, tomando pasos de adaptación de $\mu=0,001$ y $\mu=0,01$.

```

Ecuaciones de SATO
for n = 1:Km
Ex2 = sum(Cn2)/Km;
Ex = sum(Cn)/Km;
γ = Ex2/Ex
U(:, i) = Ub(i + L: -1: i).';
Y(n) = W' * U(:, n);
e(n) = (γ sign(Y(n)) - Y(n));
W = W + (μ * e(n) * U(:, n));
End

```

3.1.3 Criterio del módulo constante (CMC)

El criterio de módulo constante (CMC) surgió por primera vez como una propuesta del investigador Dominique Godard, quien buscaba estrategias para reducir los efectos de la distorsión de canal en sistemas multipunto [18] [19], por tal motivo propuso una función de costo que era capaz de caracterizar el nivel de interferencia intersimbólica a la salida del equalizador, dada por la siguiente expresión:

$$J_{\text{Godard}} = E[|y(n)|^p - R_p]^p \quad (18)$$

donde

$$R_p = \frac{E[|c(n)|^{2p}]}{E[|c(n)|^p]^2} \quad (19)$$

es una constante que contiene toda la información necesaria de la señal transmitida.

Si se calcula el gradiente de la función de costo y se aplica la aproximación estocástica que sustituye la esperanza matemática por una estimativa instantánea, Godard llegó a la siguiente expresión que se constituye como el algoritmo CMC:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e^*(n) \mathbf{x}(n) \quad (20)$$

siendo μ el paso de adaptación y $e(n)$ corresponde a:

$$e(n) = (|y(n)|^p - R_p) y(n) \quad (21)$$

donde se pueden describir dos casos particulares del algoritmo, cuando $p=1$ que origina el algoritmo de Sato y cuando $p=2$ que origina el algoritmo de módulo constante.

3.1.3.1 Algoritmo CMA

El algoritmo de módulo constante busca minimizar la función de costo definida por:

$$J_{\text{CM}}(n) = E\{|y(n)|^2 - k\}^2, \quad (22)$$

donde k representa una constante de dispersión que contiene información de alto orden, la señal transmitida $c(n)$ y $y(n)$ es la señal a la salida del equalizador. La función de costo del algoritmo CMA no es convexa a diferencia de la función de costo del algoritmo LMS, por tal motivo ella presenta varios mínimos locales, los cuales son soluciones poco óptimas [20], [21].

La ecuación de actualización de pesos de CMA es:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \rho e(n) \mathbf{u}^*(n) \quad (23)$$

donde ρ representa el paso de adaptación y $e(n)$ es el error de estimación dado en función de la constante de dispersión y la señal de salida así:

$$e(n) = [k - |y(n)|^2] y(n) \quad (24)$$

Las operaciones del algoritmo CMA vienen dadas por:

para $n=0,1,2,3,\dots$

$$y(n) = \mathbf{u}^T(n) \mathbf{w}(n-1) \quad (25)$$

$$e(n) = [k - |y(n)|^2] y(n) \quad (26)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \rho e(n) \mathbf{u}^*(n) \quad (27)$$

$$k = E\{|a(n)|^4\} / E\{|a(n)|^2\}^2 \quad (28)$$

A continuación se presenta las ecuaciones matemáticas del algoritmo CMA. Los pasos de adaptación tomados son $\mu=0,001$ y $\mu=0,01$.

```

% CMA
for n = 1:Km
Ex4 = sum(Cn4)/Km;
Ex2 = sum(Cn2)/Km;
γ = Ex4/Ex2
U(:, i) = Ub(i + L: -1: i).';
Y(n) = W' * U(:, n);
e(n) = (γ - (abs(Y(n))^2)) * U(:, n)' * W;
W = W + (μ * e(n) * conj(U(:, n)));
End

```

4. Resultados

Las figuras 4, 6 y 8 muestran los resultados obtenidos de equalización ciega a partir del uso de estadísticas de orden superior de la señal transmitida utilizada en todos los algoritmos simulados. Se muestra la eficacia en la detección de la señal transmitida en el canal de comunicaciones, antes y después de la equalización, en donde el dispositivo receptor es capaz de obtener una buena estimación de los símbolos transmitidos,

solo con el conocimiento de la señal recibida y componentes estadísticos de la señal transmitida. Una particularidad en la detección de los símbolos es el paso de adaptación de cada algoritmo (ver figuras 5, 7 y 9), el cual fue variado hasta encontrar el punto óptimo de estimación, determinándose los mejores valores entre 0,001 y 0,01, en donde la velocidad de convergencia aumenta considerablemente y la detección de los símbolos tiende a acercarse al símbolo transmitido.

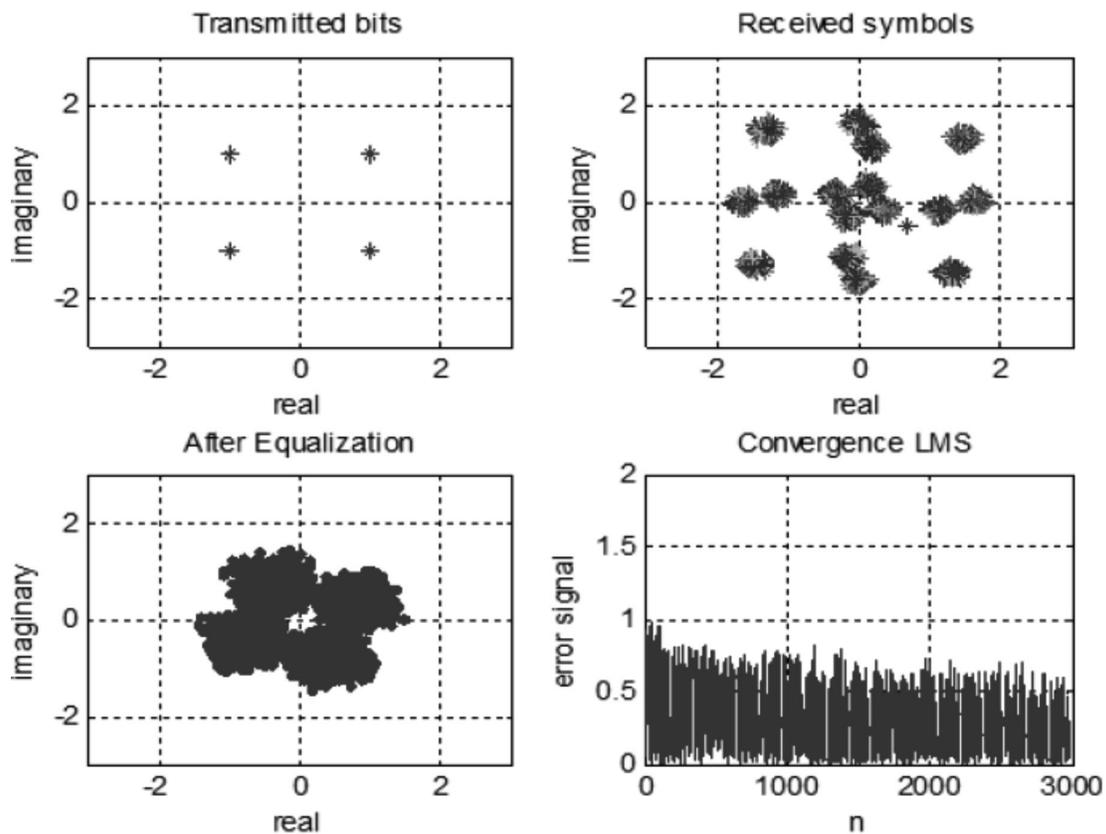


Figura 4. Equalización ciega LMS $\mu=0.001$

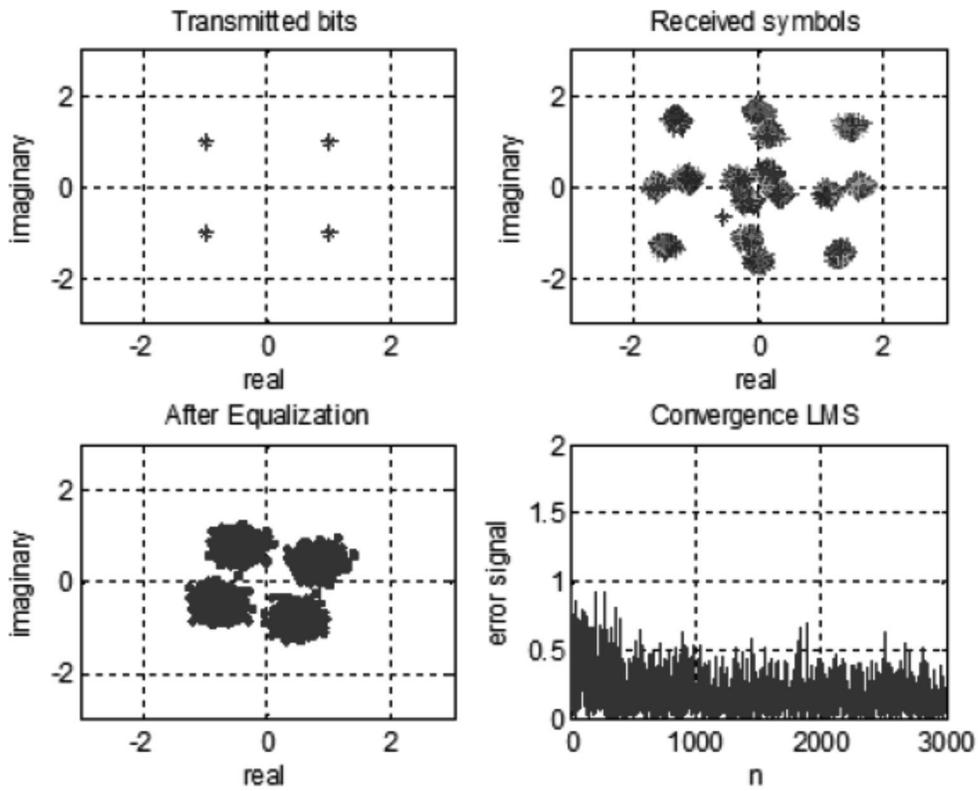


Figura 5. Ecuación ciega LMS $\mu=0.01$

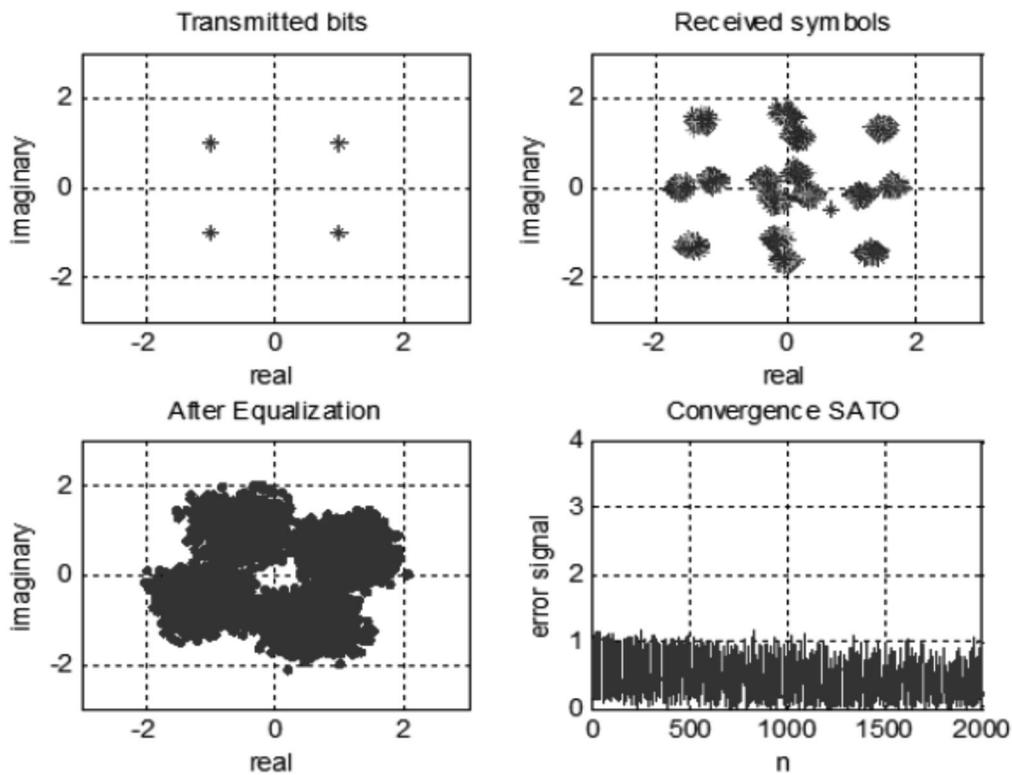


Figura 6. Ecuación ciega algoritmo de SATO $\mu=0,001$

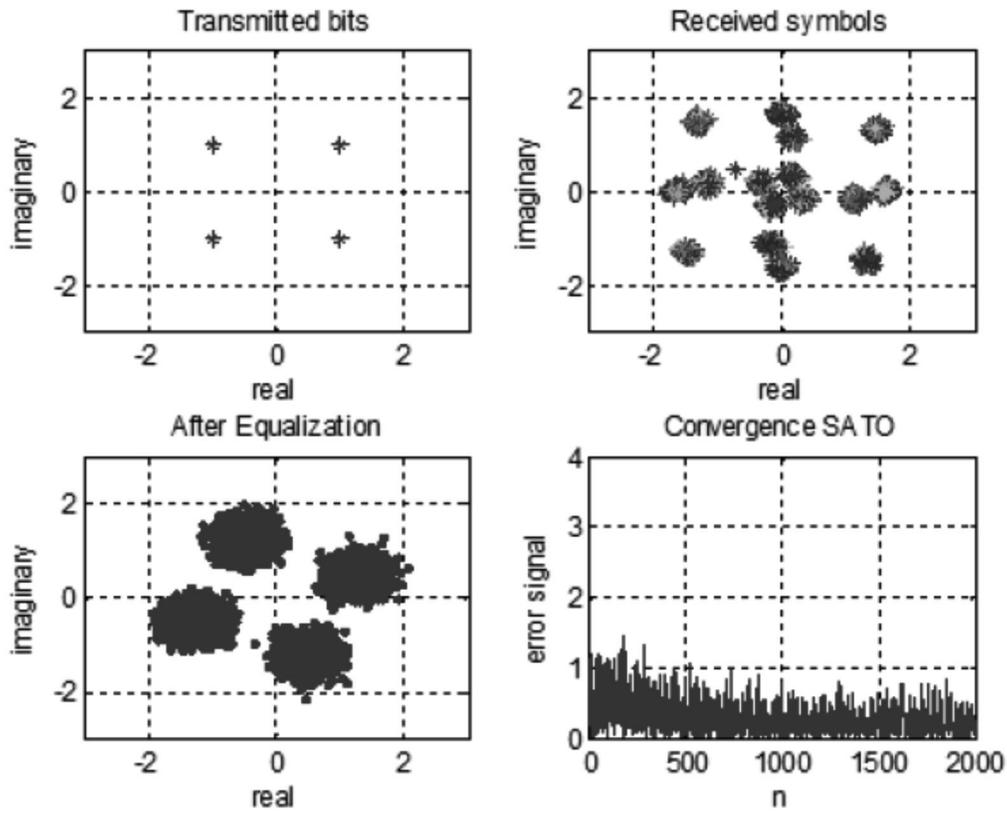


Figura 7. Eualización ciega algoritmo de SATO $\mu=0,01$

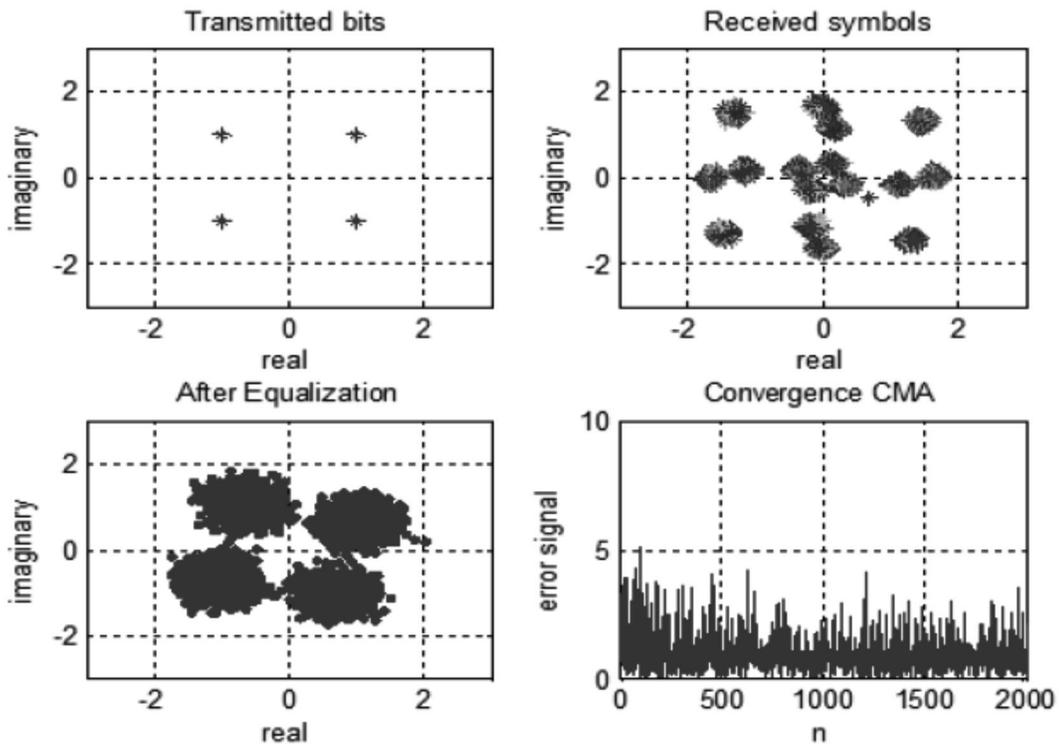


Figura 8. Eualización ciega utilizando CMA $\mu=0,001$

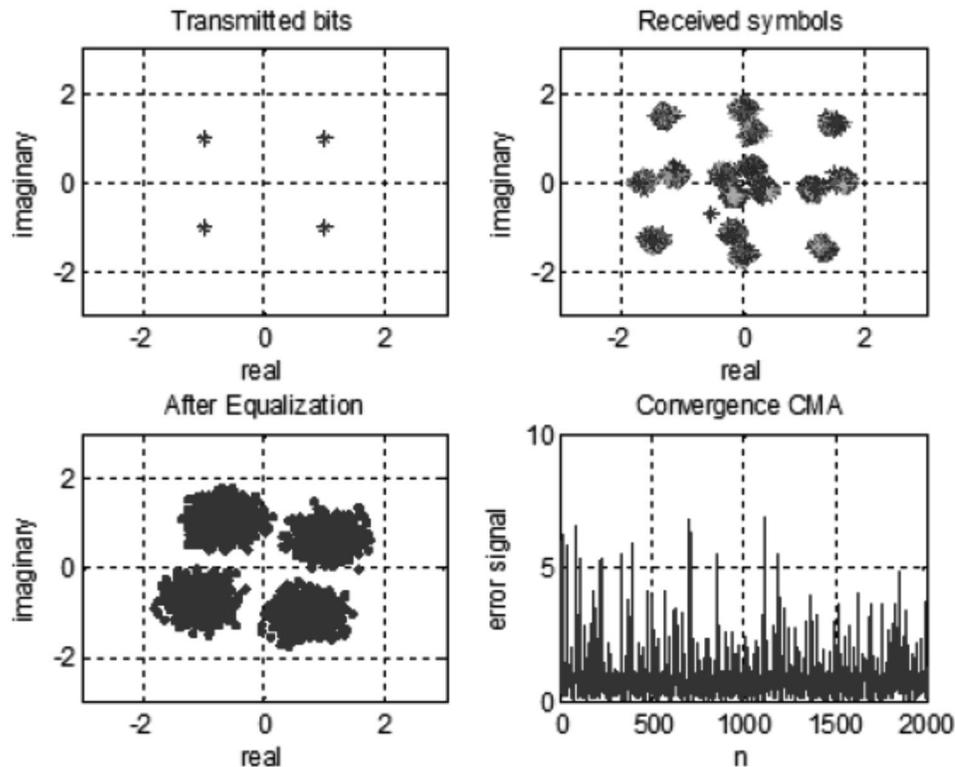


Figura 9. Equalización ciega utilizando CMA $\mu=0,01$

5. Conclusiones

La equalización ciega de canal ha sido empleada como una técnica de estimación de canal para resolver problemas de detección de la señal transmitida en canales telefónicos e inalámbricos, donde es poco práctico el uso de secuencias de entrenamiento para realizar una correcta estimación de los datos. Se conoce como un método de estimación de la señal de salida, únicamente con información de estadísticas de orden superior de la señal de entrada en ausencia de secuencias de entrenamiento, lo cual optimiza el uso de la capacidad del canal. Los resultados de su implementación en los diferentes escenarios propuestos refleja que los algoritmos adaptativos simulados dependen del parámetro de adaptación y del uso de estadísticas de segundo orden y de orden superior, para realizar una estimación cercana a los datos transmitidos.

El LMS DDA implementado en equalización ciega (ver figura 4) es considerado un poco más complejo en comparación con la equalización adaptativa convencional, considerando que no requiere el uso de secuencias de entrenamiento, lo que puede resultar

en una equalización poco óptima debido a que el algoritmo ha sido creado para funcionar en un modo supervisado, donde el error se calcula a partir de la diferencia entre la señal deseada y la señal de salida.

El algoritmo CMA es computacionalmente más complejo y es considerado como una versión autodidacta del algoritmo LMS debido a su similitud [22]. También maneja un paso de adaptación que define la velocidad de convergencia y el grado de robustez: a mayor valor de μ mayor velocidad de convergencia y menor robustez. Además el algoritmo solo converge para señales de módulo constante, lo que proporciona un error cuadrático medio nulo para señales de módulo no constante como lo son las señales QAM. En este tipo de modulaciones el algoritmo presenta un desajuste muy grande [9].

Referencias Bibliográficas

- [1] F. Comparsi, "Deconvolución autodidacta concurrente para equalización de canales de comunicaciones," Universidad Estatal de Campinas-UNICAMP, Sao Pablo, Tesis doctoral 2001.

- [2] L. Macedo, "Desempeño de ecualizadores no lineales aplicados a canales de HDTV," Universidad Estatal de Campinas, Sao Pablo, Tesis de maestría 2001.
- [3] et al. k. Aziz, "Cost Function of Blind Channel Equalization," in 2012 4th International Conference on Intelligent and Advanced Systems, Malaca, 2012, p. 5.
- [4] M. Teofilo, "Ecuación autodidacta basada en combinación de filtros adaptativos," Escola Politecnica de Sao pablo, Sao pablo, Tesis Maestría 2013.
- [5] J. Romano K. Nose, "Sobre métodos no supervisados de desconvolución," Universidade Estatal de Campinas, Sao Pablo, Artículo, Mayo 2015.
- [6] M. Teofilo, "Un estudio sobre técnicas de ecualización autodidacta," Escuela Politécnica de la Universidad de Sao pablo, Sao Pablo, Tesis doctoral 2005.
- [7] M. Costa, "Programación Linear aplicada a Ecualización Ciega de señales en sistemas de comunicación digital," in Simpósio Brasileiro de investigação Operacional, Rio Grande, 2013, p. 12.
- [8] E. Weinstein o. Shalvi, New Jersey, Estados Unidos: blind deconvolution, 1994, ch. 4.
- [9] T. Madeira, "Ecuación autodidacta basada en combinación de filtros adaptativos," Escola Politecnica de Sao Pablo, Sao Pablo, Tesis Maestría 2013.
- [10] M. Goursat, G. Ruget A. Benveniste, "Robust identification of a nonminimum phase system: blind adjustment of a linear equalizer in data communications.," IEEE Transactions on automatic control, pp. 385-399, 1980.
- [11] E. Weinstein O. Shalvi, "New criteria for blind deconvolution of non-minimum phase systems.," IEEE Transactions on information theory, pp. 312-321, 1990.
- [12] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, cuarta ed., Thomas Kailath, Ed. New Jersey, Estados Unidos: Prentice Hall, 2002.
- [13] J. Principe D. Erdogmus, "an error-entropy minimization for supervised training of nonlinear adaptive systems.," IEEE Transactions on signal processing, vol. 50, p. 6, Julio 2002.
- [14] B. Lathi, Modern digital and analog communication system, Tercera ed., New york oxford university press, Ed. New york, 1998.
- [15] S. Haykin, Neural Networks , Segunda ed., New Jersey: prentice hall, Ed. New Jersey, Estado Unidos, 1990.
- [16] R. Faissol, "Novos paradigmas para equalização e identificação de canais baseados em estruturas não-lineares e algoritmos evolutivos," Universidad de Campinas, Sao Pablo, Tesis doctoral 2005.
- [17] S. Moshirian, S. Ghadami M. Havaei, "Blind Channel Equalization," IEEE, p. 6, 2012.
- [18] R. Suyama, et al. A. Neves, "Sobre criterios para ecualización no supervisada," Revista Controle & Automação, vol. 17, no. 3, p. 22, Septiembre 2006.
- [19] et al. Y. Zhan, "Robust Blind Channel Equalization Based on Input Decision Information," IEEE, p. 6, Mayo 2013.
- [20] V. Solarte, "El Algoritmo Acelerador Regresivo versión γ (AR γ) y los efectos de cuantificación," Revista Universitaria en Telecomunicaciones Informática y Control., vol. 1, no. 2, p. 9, Noviembre 2012.
- [21] P. Tang, "Improved Algorithm For Blind Channel Equalization," IEEE, p. 4, Febrero 2013.
- [22] R. Attux, C. Cavalcante J. Romano, Unsupervised Signal Processing, primera ed. Boca Ratón, U.S: Taylor and Francis Group, 2011.