

Ingeniería y Ciencia, ISSN 1794–9165
Volumen 5, número 9, junio de 2009, páginas 145–165

Detección de puntas epilépticas en señales electroencefalográficas para pacientes con epilepsia del lóbulo temporal utilizando wavelets

Detecção de descargas epileptiformes em sinais EEG em pacientes com epilepsia do lobo temporal utilizando wavelet

Detection of epileptic spikes in electroencephalographic signals for patients with temporal lobe epilepsy using wavelets

Nelson Eduardo Castaño¹, José Fernando Zapata² y
Jairo Villegas-G.³

Recepción: 24-abr-2009/Modificación: 23-jun-2009/Aceptación: 23-jun-2009

Se aceptan comentarios y/o discusiones al artículo

Resumen

En este trabajo se describe un método para la detección de puntas epilépticas en un registro electroencefalográfico (EEG) de superficie tomando un solo canal. Se identificó un patrón al utilizar el análisis multirresolución con una wavelet biortogonal después de procesar y analizar con el Toolbox Wavelet de Matlab, 207 registros de puntas y 132 registros de artificios previamente clasificadas por el neurofisiólogo. Este patrón permitió diseñar un algoritmo para la detección de puntas en pacientes con epilepsia refractaria del lóbulo temporal, a partir de los máximos voltajes en cada uno de los seis niveles de

¹ Magíster en Matemáticas aplicadas, nelsoncastano@itm.edu.co, profesor, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín–Colombia.

² Magíster en Matemáticas aplicadas, josezapata@itm.edu.co, profesor, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín–Colombia.

³ Doctor en Ciencias matemáticas, javille@eafit.edu.co, profesor, Universidad EAFIT, Medellín–Colombia.

reconstrucción usando la wavelet biortogonal 3.7. El algoritmo se aplicó sobre registros de pacientes con epilepsia, obteniéndose una sensibilidad del 92 % y una especificidad del 80 % en el diagnóstico de las puntas epilépticas.

Palabras claves: análisis multirresolución, wavelet biortogonal, detección de puntas epilépticas.

Resumo

Este artigo descreve um método para a detecção de picos epilépticos num registro lectroencefalográfico (EEG) de superfície, tendo um único canal. Identificamos um padrão usando análise de multiresolução com wavelets biortogonal, após o processamento e análise com o Matlab Wavelet Toolbox. Para isto foram usados 207 pontos e 132 registros de dispositivos previamente classificados pelo neurofisiologista. Esse padrão permitiu desenvolver um algoritmo com o fim de detectar picos nos pacientes com epilepsia refratária do lobo temporal, a partir dos voltajes máximos, em cada um dos seis níveis de reconstrução e usando wavelet biortogonal 3.7. O algoritmo foi aplicado nos registros de pacientes com epilepsia, obtendo uma sensibilidade de 92% e uma especificidade de 80% no diagnóstico de descargas epilépticas.

Palavras chaves: multiresolution análise wavelet Biorthogonal, a detecção de picos epilépticos.

Abstract

This paper describes a method for detecting epileptic spikes in a record electroencephalographic (EEG) surface by taking a single channel. We identified a pattern using multiresolution analysis with a biorthogonal wavelet after processing and analyzing the Wavelet Toolbox of Matlab, 207 records and 132 records of tips tricks previously classified by Neurophysiologist. This pattern enabled an algorithm for detecting spikes in patients with refractory temporal lobe epilepsy, based on the maximum voltage in each of the six levels of reconstruction using biorthogonal 3.7 wavelet. The algorithm was applied on records of patients with epilepsy, getting a sensitivity of 92% and a specificity of 80% in the diagnosis of epileptic spikes.

Key words: multiresolution analysis, biorthogonal wavelet, detection of epileptic spikes.

1 Introducción

La epilepsia es una enfermedad que afecta al 1 % de la población mundial y genera un impacto económico y social importante. Aproximadamente el 70 %

de los pacientes con epilepsia se controlan con medicamentos y el restante 30 % permanecen con crisis epilépticas a pesar de estar tomando varios medicamentos anticonvulsivantes, en diferentes dosis y esquemas. En este grupo de pacientes cabe la opción quirúrgica para controlar la epilepsia, la cual consiste en reseca o eliminar la región del cerebro que se ha demostrado ser la generadora de la epilepsia. Sin embargo, en algunas ocasiones, la cirugía para la epilepsia resulta no ser efectiva ya que la región del cerebro eliminada no corresponde con el sitio real que origina esta enfermedad; también puede ocurrir que, debido a lo extenso de la cirugía, se controle la epilepsia pero deje secuelas neurológicas permanentes (como dificultades en el lenguaje, en la memoria o problemas de movimiento en alguna extremidad).

Para poder minimizar estos riesgos indeseables en la cirugía, es indispensable realizar un análisis muy exacto de la característica de la epilepsia así como del sitio que origina la epilepsia. Una herramienta muy utilizada es el videomonitorio electroencefalográfico continuo (VMEEG), en el cual se registran las señales eléctricas procedentes de la corteza cerebral, por medio de electrodos ubicados en la superficie del cuero cabelludo. El análisis de las señales se hace por inspección visual, el especialista en neurofisiología determina los patrones normales, anormales y su localización. Una dificultad de este análisis se basa en que en muchas ocasiones no se alcanza a revisar la totalidad del registro de un solo paciente (el estudio puede durar entre 12 y 120 horas) además, existen diferentes patrones eléctricos normales dados por los artificios (parpadeo, movimiento, sudoración, sistemas eléctricos) que a simple vista pueden ser confundidos como anormales. También existe la dificultad de lograr identificar el origen de la descarga anormal (punta) por la dificultad en la resolución del ojo para distinguir entre milésimas de segundo, que es la escala de tiempo en que se propaga la actividad eléctrica.

Un complemento para el estudio visual de las señales EEG, son los análisis matemático, estadístico y físico; implementados en diferentes tipos de software para un procesamiento y análisis más ágil y seguro de la señal [1]. Desde la década de los años 70 se han creado algoritmos que detectan automáticamente algunas características de interés en las señales EEG, especialmente las puntas, las cuales son un indicador fuerte de epilepsia. Sin embargo, la dificultad de distinguir entre puntas anormales y normales (como el ruido y artificios), no han permitido establecer métodos eficientes de clasificación.

Para mejorar la sensibilidad diagnóstica y especificidad, se desarrollaron desde los años 80, métodos de reconocimiento automático de puntas utilizando el análisis wavelets [2], de amplia utilización en variadas aplicaciones gracias a su alta capacidad de resolución para visualizar y analizar señales o imágenes [3, 4, 5, 6] (actuando como si fuera un microscopio matemático) y a los modernos procesadores y programas computacionales que permiten el análisis wavelets. El problema de estos métodos radica en su dificultad para discriminar algunas características adicionales que identifican puntas anormales.

Para mejorar la sensibilidad diagnóstica se ha empleado sistemas híbridos que se encargan de analizar en primera instancia la señal con wavelets para extraerle sus características y así entregar los parámetros estadísticos a una red neuronal artificial (RNA) para su posterior clasificación. Para tal efecto, se ha utilizado la wavelet Daubechies de segundo orden con una RNA para identificar puntas del sueño (normales), con una sensibilidad de entre el 93% y 96% dependiendo del estado del sueño [7, 8]. Chen y su grupo y Patnaik [9, 10] ha seleccionado un conjunto de entrenamiento de puntas, previamente procesadas con la transformada wavelet, para ingresar a la RNA utilizando algoritmos genéticos, obteniendo sensibilidad del 91% y especificidad del 99%. Utilizando sistemas neuro-adaptativos difusos se ha clasificado automáticamente las puntas [11]. Diferentes wavelets adicionales y modificadas se han implementado para la caracterización y detección automática de estas puntas con éxito [12, 13, 14, 15, 16]. Sin embargo, a pesar de todos estos estudios, aún no hay guías claras de clasificación de puntas por análisis wavelets y no se ha explorado otras alternativas de wavelets que proporcionen eficientes métodos de clasificación.

2 Materiales y métodos

2.1 Selección de pacientes y registros de datos

El sistema de clasificación de puntas y artificios se desarrolló a partir del análisis de 349 épocas de dos segundos seleccionadas en registros EEG de superficie de pacientes hospitalizados en el Instituto Neurológico de Antioquia (INDEA), con epilepsia refractaria del lóbulo temporal y edades entre 25 y 40 años. Los registros EEG fueron tomados por medio de un electroencefalógrafo de 32 canales (Cadwell Laboratories Inc) y con un amplificador de 12 bit, siguiendo

las normas internacionales del sistema 10-20 [17]. La temperatura de la sala era de 17°C para evitar artificios de alta frecuencia dados por la sudoración. Las señales EEG fueron obtenidas de los pacientes en los distintos estados de vigilia y sueño. La frecuencia de digitalización (frecuencia de muestreo) utilizada fue de 200 Hz, almacenada y procesada con un conversor análogo digital, incluido en el equipo, y la adquisición de datos se obtuvo con el software Easy EEG 2.1 (Cadwell Laboratories Inc). Se ha seguido las guías éticas para el registro de datos para seres humanos, así como las políticas internas del INDEA para estudio y procesamiento de señales EEG. A los pacientes se les informó del estudio y dieron su consentimiento favorable para realizar dicho trabajo experimental.

2.2 Procesamiento de la señal EEG e inspección visual

Las señales registradas fueron filtradas utilizando un filtro Butterworth de respuesta al impulso infinito, con un corte bajo de 1 Hz y un corte alto de 70 Hz. Antes de desarrollar los algoritmos las señales fueron visualmente analizadas en un montaje longitudinal bipolar (doble banana) para identificar los potenciales eléctricos. En estos registros se identificaron puntas anormales (ondas de amplitud variable) y artificios (puntas normales originadas fuera de la corteza cerebral), figura 1, que fueron confirmados por dos observadores expertos e imparciales. Para este análisis sólo se seleccionó un canal, el temporal anterior (de ambos lados). Posteriormente, los registros EEG fueron fragmentados en épocas, cada una de dos segundos, en las que está incluido el potencial eléctrico clasificado. 207 puntas y 132 artificios fueron seleccionados de todos los registros de los pacientes de estudio para ser convertidas en formato EDF (European Data Format) y de éste, convertirlas a formato ASCII, lo que permite obtener archivos *.txt que son leídos en el programa Matlab-7 (The Mathworks Inc., USA) y almacenados en archivos *.mat para visualizarlos como señales en el Toolbox Wavelet de Matlab.

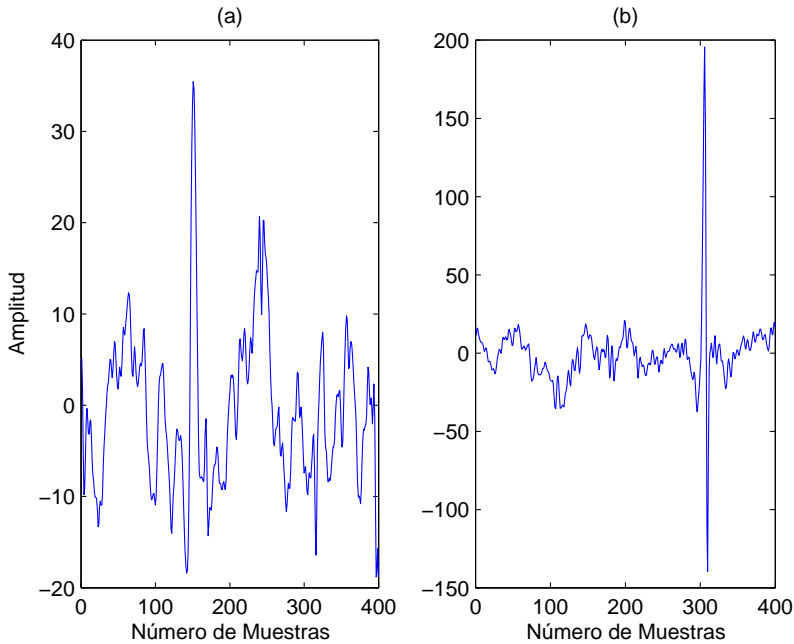


Figura 1: (a) Punta, (b) Artificio

Se analizaron los coeficientes wavelet de cada época en seis niveles de descomposición utilizando las wavelets Haar, Daubechies y Biortogonal; encontrándose que la wavelet que proporcionó una mejor sensibilidad para la detección de puntas anormales fue la biortogonal 3.7 (bior 3.7), en virtud a sus características especiales, como es la simetría.

2.3 Análisis por transformada wavelet

2.3.1 Elementos básicos de wavelets. El análisis wavelets es un método de descomposición de una función o señal usando funciones especiales, las wavelets. La descomposición es similar a la de la transformada de Fourier, en donde una señal $f(t)$ se descompone en una suma infinita de armónicos $e^{i\omega t}$ de frecuencias $\omega \in \mathbb{R}$, cuyas amplitudes son los valores de la transformada de Fourier de f . Para un estudio detallado de las wavelets, véase por ejemplo,

[18, 19, 20, 21, 22, 23]. $L_2(\mathbb{R})$ es el espacio de Hilbert de las funciones cuadrado integrables en \mathbb{R} con el producto interno $\langle f, g \rangle = \int_{\mathbb{R}} f(t)\overline{g(t)}dt$, mientras que $l_2(\mathbb{Z})$ es el espacio de las sucesiones de valor real cuadrado sumables con producto interno $\langle x, y \rangle = \sum_{j \in \mathbb{Z}} x_j y_j$, donde \mathbb{Z} es el conjunto de los números enteros. Las wavelets son funciones en $L_2(\mathbb{R})$ determinadas por una función wavelet básica ψ (wavelet madre) por dilataciones y traslaciones. Por lo tanto, la representación de una función en wavelets consiste en expresarla en términos de una familia biparamétrica de dilataciones y traslaciones de la función fija ψ

$$f(t) = \int_{\mathbb{R}^2} \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \mathcal{W}_\psi f(a, b) da db, \tag{1}$$

donde $\mathcal{W}_\psi f$ es la transformada wavelet de f , definida por

$$\mathcal{W}_\psi f(a, b) = \int_{\mathbb{R}} f(t) \overline{\psi_{a,b}(t)} dt;$$

acá $\psi_{a,b}(t) = \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$. También se tiene para el caso discreto un desarrollo en serie

$$f(t) = \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} c_{j,k} 2^{j/2} \psi(2^j t - k), \tag{2}$$

en donde se suma sobre las dilataciones en progresión geométrica. Para conservar la norma en $L_2(\mathbb{R})$ de la wavelet madre ψ , se insertan los factores $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ y $2^{j/2}$ en (1) y (2), respectivamente. Un método directo para construir una wavelet es a través del análisis de multirresolución.

Un *análisis multirresolución* es una sucesión creciente $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ de subespacios cerrados de $L_2(\mathbb{R})$ con las propiedades

- a) $\dots \subset V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \dots$
- b) $\overline{\bigcup_{n \in \mathbb{Z}} V_n} = L_2(\mathbb{R})$ (densidad en $L_2(\mathbb{R})$) y $\bigcap_{n \in \mathbb{Z}} V_n = \{0\}$
- c) $f(t) \in V_n \iff f(2t) \in V_{n+1}$
- d) $f(t) \in V_n \iff f(t - 2^{-n}j) \in V_n$, para todo $j \in \mathbb{Z}$
- e) existe una función de escala $\varphi(t) \in V_0$ tal que el conjunto $\{\varphi(t - j)\}_{j \in \mathbb{Z}}$ es una base ortonormal de V_0 .

La función $\varphi(t)$ se llama función escala y satisface las ecuaciones de escala

$$\varphi(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k \varphi(2t - k), \quad (3)$$

donde $\{h_k\}$ en $l_2(\mathbb{Z})$, es el conjunto de coeficientes de la función escala, los cuales satisfacen la ecuación de filtro $H(z) = \frac{1}{2} \sum_{j \in \mathbb{Z}} h_j z^j$. Usando la función de escala, se puede obtener la función wavelet $\psi(t)$ que satisface la ecuación de escala

$$\psi(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k \varphi(2t - k). \quad (4)$$

Las trasladadas escaladas de φ y ψ se denotan por $\varphi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \varphi(2^j t - k)$, $\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k)$.

Observación 2.1. En el espacio V_{j+1} las funciones (señales) se describen con más detalle que en el espacio V_j , la resolución es mejor en el espacio “más grande”. Esto es, las funciones en V_{j+1} que no están en V_j realzan la resolución [19, 23]. Es usual reunir estos “sintonizadores finos” en un nuevo subespacio $W_j = V_{j+1} \setminus V_j$. Sin embargo, la elección de estos subespacios no es única. Pero se puede escoger a W_j como el complemento ortogonal de V_j en V_{j+1} , es decir, $W_j = V_{j+1} \cap V_j^\perp$, $j \in \mathbb{Z}$, o de manera equivalente $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$, $j \in \mathbb{Z}$.

Informalmente, esto quiere decir que si se tiene una función (señal) f a resolución 2^{j+1} y se proyecta a resolución inferior 2^j , entonces

$$f = \mathcal{P}_j f + \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k};$$

acá \mathcal{P}_j representa la proyección ortogonal sobre el espacio V_j donde se recoge la versión “suavizada” de f y la diferencia $f - \mathcal{P}_j f$ representa el “detalle” de f , que está en W_j y se expresa como $\sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}$. Recuerde que

$$\mathcal{P}_j f = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, \varphi_{j,k} \rangle \varphi_{j,k}, \quad j \in \mathbb{Z}.$$

En otras palabras, W_j contiene los detalles en V_{j+1} que no se representan en V_j , y cada función (señal) en W_j es ortogonal a toda función en V_j (véase, por ejemplo, [22]).

El sistema wavelet biortogonal es más flexible y fácil de diseñar que el sistema wavelet clásico ortogonal [23]. En el marco de las wavelets biortogonales la simetría de éstas y de las funciones de escala siempre es posible, sin embargo, la ortogonalidad no necesariamente se tiene en los sistemas biortogonales. Por lo tanto, una de las principales características de las wavelets biortogonales es la simetría, lo cual no ocurre, en general, con las wavelets ortogonales.

Las wavelets biortogonales [24] se definen a través de dos análisis de multi-resolución de $L_2(\mathbb{R})$, denotados por $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ y $\{\tilde{V}_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ cuyas funciones base satisfacen las relaciones de biortogonalidad $\langle \varphi_{j,k}, \tilde{\varphi}_{j,n} \rangle = \delta_{kn}$, $\langle \psi_{j,k}, \tilde{\psi}_{j,n} \rangle = \delta_{kn}$, $\langle \varphi_{j,k}, \tilde{\psi}_{j,n} \rangle = \langle \psi_{j,k}, \tilde{\varphi}_{j,n} \rangle = 0$, donde δ_{kn} es la delta de Kronecker

$$\delta_{kn} = \begin{cases} 1, & k = n, \\ 0, & k \neq n. \end{cases}$$

Acá $\tilde{\varphi}_{j,k}$ son las funciones de escala dual y $\tilde{\psi}_{j,k}$ las wavelets dual. Una ecuación análoga a (3) es

$$\tilde{\varphi}(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \tilde{h}_k \tilde{\varphi}(2t - k), \quad (5)$$

y se llama función de escala dual. Luego φ y $\tilde{\varphi}$ son las funciones de escala biortogonales. De igual forma, $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ y $\{\tilde{V}_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ se llaman análisis multiresolución biortogonales.

De manera similar a la construcción de wavelets ortonormal a través de funciones de escala, se puede construir wavelets biortogonales por medio de funciones de escala. Esto es, si φ y $\tilde{\varphi}$ son las funciones de escala biortogonales que satisfacen (3) y (5), respectivamente, entonces escribiendo $g_k = (-1)^k \tilde{h}_{1-k}$ y $\tilde{g}_k = (-1)^k h_{1-k}$ se tiene una ecuación análoga a (4)

$$\tilde{\psi}(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \tilde{g}_k \tilde{\varphi}(2t - k).$$

Así, ψ y $\tilde{\psi}$ son las wavelets biortogonales.

2.3.2 Extracción de características. El patrón característico que diferencia una punta de un artefacto en registros EEG se logró gracias a la descomposición y reconstrucción de cada época en seis niveles de frecuencia (niveles de detalle), figuras 2 y 3, bajo la transformada wavelet bior 3.7. Esto permitió diseñar un algoritmo para la clasificación y detección de puntas epilépticas.

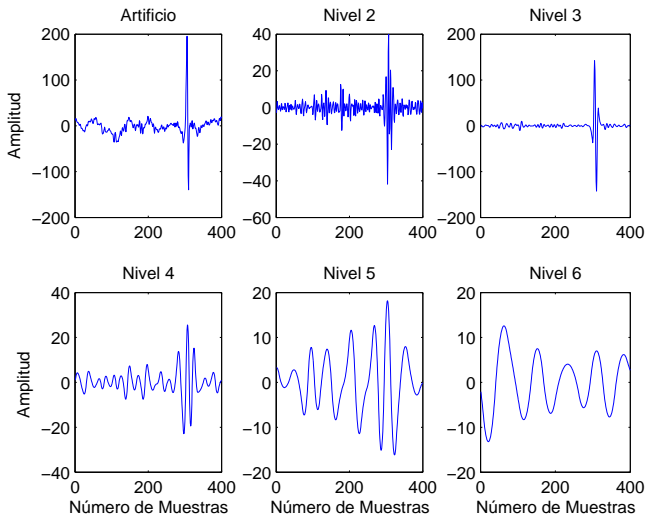


Figura 2: niveles de detalle señal Artificio con wavelet bior 3.7

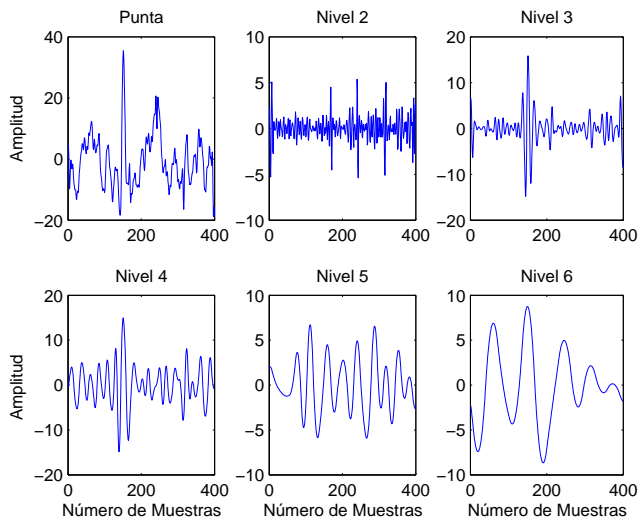


Figura 3: niveles de detalle señal Punta con wavelet bior 3.7

Al descomponer cada época de la señal en los seis niveles de frecuencia, se identificó en cada reconstrucción de detalle, el máximo potencial (máximo voltaje) y se calculó los aportes (D_i) de cada uno de ellos con respecto al máximo valor de la señal original

$$D_i = \frac{\text{máximo valor de reconstrucción Nivel } i}{\text{máximo valor de la señal analizada}}.$$

La tabla 1 muestra los aportes en cada nivel de frecuencia y el nivel donde se da el máximo aporte con respecto a la señal original, para una muestra 15 puntas y 15 artificios de las 349 épocas.

Después de analizar las 349 épocas en los seis niveles de reconstrucción se identifican los siguientes aspectos relevantes:

- En las puntas, los máximos aportes se encuentran en su gran mayoría en los niveles 4 y 5.
- En los artificios, los máximos aportes se encuentra en su gran mayoría en los niveles 2 y 3.
- Cuando el máximo aporte para una punta esta en el nivel 3, el segundo máximo valor se encuentra en el nivel adyacente 4. Esto significa que la punta tiende hacer más ancha que estrecha. (valor D_2 es menor que el valor D_4).
- Cuando el máximo aporte para un artificio esta en el nivel 3, el segundo máximo valor se encuentra en el nivel adyacente 2. Esto significa que el artificio tiende hacer más estrecho que ancho. (valor D_4 es menor que el valor D_2).
- El mayor valor entre D_4 y D_5 de cada punta, oscila entre los valores 0,3428 y 0,5769.
- El mayor valor entre D_4 y D_5 de cada artificio, oscilan entre los valores 0,0733 y 0,2971.

Lo anterior está de acuerdo con algunos estudios previos en los que se había detectado que los niveles 4 y 5 de descomposición de la wavelet son los que más aportan para una punta [25].

La tabla 2 y la figura 4 muestran los máximos aportes ubicados en los diferentes niveles de detalle para 207 puntas y 132 artificios.

Tabla 1: (a) aporte en cada Niveles de detalle para Puntas

Punta	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅	D ₆	Nivel Máx.
1	0,0691	0,2763	0,4241	0,1809	0,3493	4
2	0,1279	0,2337	0,5769	0,3271	0,1898	4
3	0,1394	0,2377	0,4303	0,1882	0,2488	4
4	0,1296	0,1624	0,4139	0,3975	0,2805	4
5	0,0820	0,1173	0,5321	0,3011	0,2255	4
6	0,0385	0,1522	0,5458	0,1926	0,2216	4
7	0,0328	0,2585	0,3881	0,3244	0,1274	4
8	0,0675	0,0766	0,3187	0,4167	0,1503	5
9	0,1979	0,2023	0,3817	0,5156	0,1931	5
10	0,0465	0,1493	0,4483	0,5044	0,2762	5
11	0,1201	0,3773	0,3241	0,4771	0,1000	5
12	0,0675	0,0766	0,3187	0,4167	0,1503	5
13	0,1517	0,4475	0,4216	0,1895	0,2464	3
14	0,1244	0,5258	0,4546	0,3234	0,1059	3
15	0,0936	0,4377	0,3827	0,3428	0,3337	3

(b) aporte en cada Niveles de detalle para Artificios

Punta	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅	D ₆	Nivel Máx.
1	0,3823	0,2332	0,1577	0,1432	0,1826	2
2	0,6918	0,3034	0,2971	0,1511	0,2067	2
3	0,6296	0,4442	0,1791	0,0448	0,0650	2
4	0,5795	0,3711	0,2213	0,2079	0,1098	2
5	0,4685	0,3090	0,0733	0,1562	0,0463	2
6	0,6296	0,4442	0,1791	0,0448	0,0650	2
7	0,4531	0,5324	0,2863	0,1606	0,1013	3
8	0,3684	0,5529	0,1271	0,1223	0,2152	3
9	0,3721	0,4548	0,1739	0,1723	0,0737	3
10	0,4178	0,4811	0,2642	0,3730	0,1945	3
11	0,3492	0,4424	0,2534	0,3060	0,1688	3
12	0,3721	0,4548	0,1739	0,1723	0,0737	3
13	0,0197	0,1077	0,2420	0,2408	0,3319	6
14	0,0541	0,1812	0,2702	0,2299	0,4007	6
15	0,0197	0,1077	0,2420	0,2408	0,3319	6

Tabla 2: máximos aportes en los diferentes niveles de detalle

	Nivel ₂	Nivel ₃	Nivel ₄	Nivel ₅	Nivel ₆	Total
Punta	0	12,5 %	54,6 %	31 %	1,9 %	207
Artificio	32,6 %	36,4 %	15,1 %	5,3 %	10,6 %	132

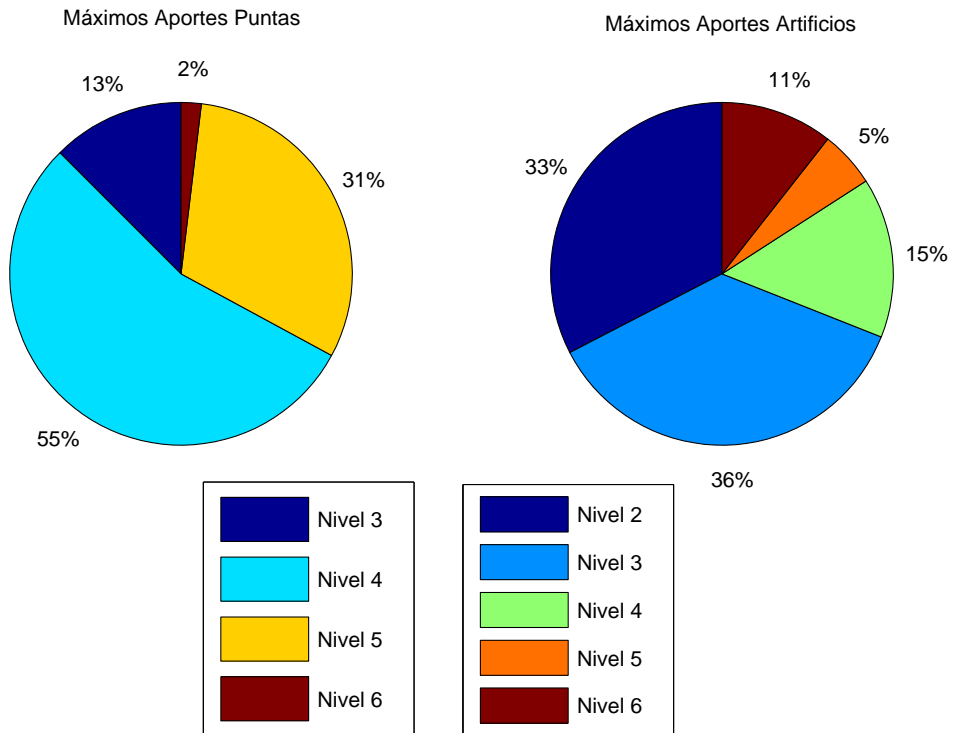


Figura 4: distribución de máximos aportes en los diferentes niveles de detalle

2.4 Algoritmo de clasificación

De acuerdo a las observaciones consideradas anteriormente, el valor máximo entre D_4 y D_5 en las puntas, está en el rango 0,3278 a 0,5769, mientras que para los artificios está en el rango de 0,0733 a 0,2971. El algoritmo inicialmente descarta todo registro que no puede ser punta, es decir, si el valor máximo entre D_4 y D_5 , está en el rango 0,0733 a 0,3428; a continuación determina en

qué nivel de frecuencia se encuentra el máximo aporte; si el nivel es 4 ó 5, es punta, si es 2 ó 6, es arteficio, si es 3, determina la tendencia hacia los niveles adyacentes. Si D_4 es mayor que D_2 , es punta, de lo contrario es arteficio. La tabla 3 muestra la clasificación realizada por el algoritmo para 15 registros (épocas de dos segundos) de prueba entre puntas y artificios.

Tabla 3: clasificación entre Puntas 2 y Artificios 1

Registro	Máx. D_4, D_5	Nivel máx. de D_i	Clasificación
1	0,4241	4	2
2	0,2766	6	1
3	0,5769	4	2
4	0,4216	3	2
5	0,3221	3	1
6	0,2863	3	1
7	0,4005	3	2
8	0,1522	2	1
9	0,5561	4	2
10	0,1562	2	1
11	0,5892	5	2
12	0,4546	3	2
13	0,3898	2	1
14	0,2780	3	1
15	0,1729	2	1

3 Resultados y discusión

El algoritmo diseñado se calibró con el análisis de las señales previamente clasificadas por el neurofisiólogo, las cuales son registros de dos segundos discriminadas en 207 puntas y 132 artificios. A cada señal, el algoritmo le realizó la descomposición en seis niveles de frecuencia usando la wavelet bior 3.7 con sus respectivas reconstrucciones, determinó los valores más altos en cada nivel y calculó los aporte D_i para cada nivel de frecuencia con respecto a la señal original.

3.1 Inspección visual y validación

La tabla 4 muestra la clasificación arrojada por el algoritmo al analizar 207 puntas y 132 artificios basado en la descomposición en seis niveles de frecuencia usando la wavelet bior 3.7 con su respectiva sensibilidad y especificidad.

Tabla 4: resultado algoritmo de clasificación

Registro	Experto	Algoritmo	Clasificación	Sensibilidad	Especificidad
Puntas	207	217	91,8%	92%	80%
Artificios	132	112	80%	80%	92%

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN} * 100\% = \frac{190}{190 + 17} * 100\% = 92\%,$$

donde VP (verdaderos positivos) son las puntas reales diagnosticadas correctamente y FN (falsos negativos) son las puntas reales (suministradas por el especialista) que no se clasificaron como puntas. Para este caso, este clasificador tiene una sensibilidad del 92%, esto significa que tiene un buen diagnóstico en la detección de puntas en el registro de un paciente, indicador muy importante a la hora de detectar todos los posibles pacientes con diagnóstico de epilepsia, pero no es muy útil para un paciente que evidentemente tiene una epilepsia muy clara.

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP} * 100\% = \frac{105}{105 + 27} * 100\% = 80\%,$$

donde VN (verdaderos negativos) son los registros normales que no fueron clasificadas como puntas y FP (falsos positivos) son los registros normales que fueron clasificadas erróneamente como puntas. Para este caso la especificidad es del 80%, lo cual significa que no toda punta que detecte el clasificador será realmente punta, por lo que es necesario un procesamiento adicional para remover esos falsos positivos. Sin embargo, esta especificidad es relativamente buena, dada la característica tan caótica de la señal y la presencia de múltiples artefactos.

3.2 Aplicación del algoritmo

Se toman varios registros de 10 segundos, los cuales presentan puntas y artificios, figuras 5 a 7. El algoritmo recorre la señal en épocas de dos segundos y detecta las posibles puntas, tablas 5 a 7.

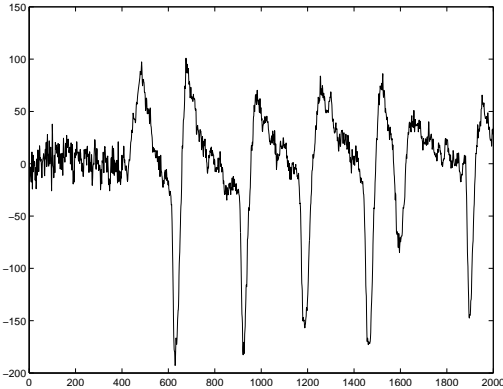


Figura 5: aplicación registro 1

Tabla 5: detección de Puntas registro 1

Punta	1
Época	1800-2000

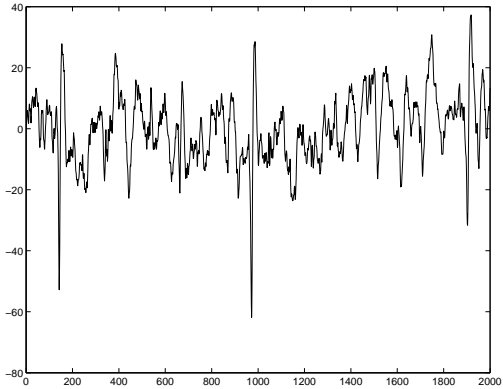


Figura 6: aplicación registro 2

Tabla 6: detección de Puntas registro 2

Punta	1	2	3
Época	0-200	800-1000	1800-2000

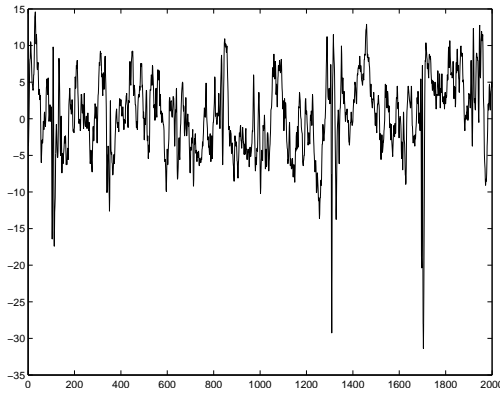


Figura 7: aplicación registro 3

Tabla 7: detección de Puntas registro 3

Punta	1
Época	1200-1400

La tabla 8 muestra la sensibilidad y la especificidad de los tres registros de aplicación.

Tabla 8: sensibilidad y especificidad de los registros de aplicación

Registro	Experto	Algoritmo	Clasificación	Sensibilidad	Especificidad
Puntas	4	5	100 %	100 %	96 %
Artificios	26	25	96 %	96 %	100 %

4 Conclusiones

Se ha propuesto un algoritmo para la clasificación y detección de puntas epilépticas, que se producen en un registro electroencefalográfico. Este algoritmo utiliza el análisis multiresolución para la descomposición y reconstrucción de las señales en diferentes niveles de frecuencia y para identificar, de esta manera, el nivel de detalle de mayor aporte a la señal. Se ha encontrado que algunas wavelets, gracias a sus propiedades de simetría como las biortogonales, proporcionan una mejor caracterización de los patrones que diferencian puntas de artificios. En la revisión de la literatura no se ha observado artículos que utilicen este análisis con la wavelet biortogonal 3.7. Sería de interés para futuros trabajos desarrollar este análisis utilizando las diferentes wavelets que se han trabajado en otros artículos y comparar los resultados.

Los registros fueron cuidadosamente seleccionados de pacientes con epilepsia del lóbulo temporal. Los registros se clasificaron entre puntas y artificios proporcionando la información preliminar de la tendencia, lo que permitió diseñar el algoritmo después de la descomposición y reconstrucción de cada registro en los niveles de detalle. Al procesar los registros por medio del algoritmo, éste detectó el 92 % de las puntas, con una especificidad de 80 % en el diagnóstico de la punta, esto debido a que el 15 % de los máximos aportes en los artificios se encuentra en el nivel 4. Esto podría mejorarse por un lado, con una nueva revisión del experto, y por otra, considerar para mejorar el algoritmo, el análisis de otros dos canales de registro de EEG. En este sentido, es necesario fortalecer el algoritmo con una mayor cantidad de registros antes de aplicar el algoritmo de forma extensiva.

El propósito de estos sistemas es la detección en tiempo real de puntas, hecho muy útil en una unidad de cuidados intensivos, donde hay tanto riesgo de crisis epilépticas no convulsivas. Existe un estudio [26] que implementó un sistema similar pero en salas de urgencias y con ocho electrodos. En general, el estudio de señales EEG es un área muy amplia y el análisis wavelet servirá de apoyo a los especialistas en neurofisiología para el diagnóstico de puntas epilépticas.

Agradecimientos

A los árbitros anónimos por sus valiosos comentarios y sugerencias.

Referencias

- [1] Josefina Gutiérrez, Rogelio Alcántara and Verónica Medina. *Analysis and localization of epileptic events using wavelet packets*. Medical engineering & physics, ISSN 1350–4533, **23**(9), 623–631 (2001). Referenciado en 147
- [2] H. Goelz, R. D. Jones and P. J. Bones. *Wavelet analysis of transient biomedical signals and its application to detection of epileptiform activity in the EEG*. Clinical Electroencephalography and Neuroscience, ISSN 0009–9155, **31**(4), 181–191 (2000). Referenciado en 148
- [3] M. Dümpelmann and C. E. Elger. *Visual and automatic investigation of epileptiform spikes in intracranial EEG recordings*. Epilepsia, ISSN 0013–9580, **40**(3), 275–285 (1999). Referenciado en 148
- [4] J. Gotman and P. Gloor. *Automatic recognition and quantification of interictal epileptic activity in human scalp EEG*. Electroencephalography and clinical neurophysiology, ISSN 0013–4694, 4 I S, 13–29 (1976). Referenciado en 148
- [5] I. Clark, R. Biscay and M. Echeverría. *Virués, Multiresolution decomposition of non-stationary EEG signals: a preliminary study*. Computers in Biology and Medicine, ISSN 0010–4825, **25**(4) 373–382 (1995). Referenciado en 148
- [6] L. Senhadji, J. L. Dillenseger, F. Wendling, C. Rocha and A. Kinie. *Wavelet analysis of EEG for three-dimensional mapping of epileptic events*. Annals of biomedical engineering, ISSN 0090–6964, **23**(5) 543–552 (1995). Referenciado en 148
- [7] K. S. Rakesh. *Artificial Neural Network and Wavelet Based Automated Detection of Sleep Spindles, REM Sleep and Wake States*. Journal of Medical Systems, ISSN 0148–5598, **32**(4), 291–299 (2008). Referenciado en 148
- [8] M. K. Kiyimik, M. Akin and A. Subasi. *Automatic recognition of alertness level by using wavelet transform and artificial neural network*. Journal of neuroscience methods, ISSN 0165–0270, **139**(2), 231–240 (2004). Referenciado en 148
- [9] J. D. Z. Chen, Z. Lin, Q. Wu and R. W. McCallum. *Non-invasive identification of gastric contractions from surface electrogastrogram using back-propagation neural networks*. Medical Engineering & Physics, ISSN 1350–4533, **17**(3), 219–225 (1995). Referenciado en 148

- [10] L. M. Patnaik and O. K. Manyam. *Epileptic EEG detection using neural networks and post-classification*. Computer methods and programs in biomedicine, ISSN 0169–2607, **91**(2), 100–109 (2008). Referenciado en 148
- [11] Abdulhamit Subasi. *Application of adaptive neuro-fuzzy inference system for epileptic seizure detection using wavelet feature extraction*. Computers in Biology and Medicine, ISSN 0010–4825, **37**(2), 227–244 (2007). Referenciado en 148
- [12] G. Xu, J. Wang, Q. Zhang, S. Zhang and J. Zhu. *A spike detection method in EEG based on improved morphological filter*. Computers in Biology and Medicine, ISSN 0010–4825, **37**(11), 1647–1652 (2007). Referenciado en 148
- [13] F.I. Argoud, F. M. de Azevedo, J. M. Neto and E. Grillo. *SADE3: an effective system for automated detection of epileptiform events in long-term EEG based on context information*. Medical & biological engineering & computing, ISSN 0140–0118, **44**(6), 459–470 (2006). Referenciado en 148
- [14] D. Bosnyakova, A. Gabova, G. Kuznetsova, Y. Obukhov, I. Midzyanovskaya, D. Salonin, C. Van Rijn, A. Coenen, L. Tuomisto and G. Van Luijtelaaar. *Time-frequency analysis of spike-wave discharges using a modified wavelet transform*. Journal of neuroscience methods, ISSN 0165–0270, **154**(1,2), 80–88 (2006). Referenciado en 148
- [15] [15] H. Adeli, Z. Zhou and N. Dadmehr. *Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform*. Journal of neuroscience methods, ISSN 0165–0270, **123**(1), 69–87 (2003). Referenciado en 148
- [16] H. S. Park, Y. H. Lee, N. G. Kim, D. S. Lee and S. I. Kim. *Detection of epileptiform activities in the EEG using neural network and expert system*, DOI 10.1109/IEMBS.1997.756576. *Studies in health technology and informatics*, ISSN 0926–9630 52 Pt 2, 1255–1259 (1998). Referenciado en 148
- [17] Ilmore, *American Electroencephalographic Society guidelines in electroencephalography, evoked potentials, and polysomnography*. Journal of clinical neurophysiology, ISSN 0736–0258, **11**(1), 1–147 (1994). Referenciado en 149
- [18] C. S. Burrus, R. A. Gopinath and H. Guo. *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer*, ISBN 0–13–489600–9. Prentice Hall, New Jersey, 1997. Referenciado en 151
- [19] Charles K. Chui. *Wavelets: A Mathematical Tool for Signal Analysis*, ISBN 0–89871–384–6. SIAM, Monographs on Mathematical Modeling and Computation, Philadelphia, 1987. Referenciado en 151, 152
- [20] Ingrid Daubechies. *Ten Lectures on Wavelets*, ISBN 978–0898712742. CBMS Series 61, SIAM, Philadelphia 1992. Referenciado en 151

- [21] Eugenio Hernández and Guido L. Weiss. *A First Course on Wavelets*, ISBN 0-8493-8274-2. CRC Press, Boca Raton, FL, 1996. Referenciado en 151
- [22] Stephane Mallat. *A wavelet tour of signal processing*, second edition, ISBN 978-0124666061. Academic Press, New York, 1999. Referenciado en 151, 152
- [23] David F. Walnut. *An Introduction to Wavelets Analysis*, ISBN 978-0-8176-3962-4. Birkhäuser, Boston, 2002. Referenciado en 151, 152, 153
- [24] A. Cohen, I. Daubechies and J. C. Feauveau. *Biorthogonal basis of compactly supported wavelets*. Communications on Pure and Applied Mathematics, ISSN 0010-3640, **45**(5), 485-560 (1992). Referenciado en 153
- [25] K. P. Indiradevi, E. Elias, P. S. Sathidevi, N. S. Dinesh and K. Radhakrishnan. *A multi-level wavelet approach for automatic detection of epileptic spikes in the electroencephalogram*. Computers in Biology and Medicine, ISSN 0010-4825, **38**(7), 805-816 (2008). Referenciado en 155
- [26] A. Jacquin, E. Causevic and E. R. John. *Automatic identification of spike-wave events and non-convulsive seizures with a reduced set of electrodes*. Conference proceedings: IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, ISSN 1557-170X, 1928-1931 (2007). Referenciado en 162