

## CARACTERIZACIÓN ADAPTATIVA DE SEÑALES ECG A PARTIR DE DESCOMPOSICIÓN POR WAVELET PACKETS

### RESUMEN

Se presenta una metodología para la caracterización de señales electrocardiográficas a partir de la selección adaptativa de la mejor base para la descomposición por wavelets packets, orientada a la detección de patologías cardiacas. Se utiliza como función de costo para la selección de las bases la entropía, y para la validación de resultados se utiliza un clasificador bayesiano.

**PALABRAS CLAVES:** Wavelet packets, caracterización, adaptativa, ECG, entropía.

### ABSTRACT

*A methodology for feature extraction of electrocardiographic signals is presented using adaptive best basis selection with wavelet packets oriented to cardiac pathology identification. Entropy is used for basis selection as cost function, and a Bayesian classifier is used for testing results.*

**KEYWORDS:** Wavelet packets, characterization, adaptive, ECG, entropy.

### EDUARDO GIRALDO SUÁREZ

Ingeniero Electricista, M.Sc.

Profesor

Universidad Tecnológica de Pereira

egiraldos@ohm.utp.edu.co

### JUAN GABRIEL FETECUA

Ingeniero Electricista

Universidad Tecnológica de Pereira

jgabrielval@yahoo.com

### ANDREA LILIANA RODRIGUEZ

Ingeniero Electricista

Universidad Tecnológica de Pereira

jandrears@ohm.utp.edu.co

## 1. INTRODUCCIÓN

El problema de extracción de características orientado a la identificación de patrones presenta múltiples alternativas en el procesamiento de señales. Entre los métodos más usuales se tienen: transformada de Fourier, modelado paramétrico, transformada Gabor, transformada *wavelet* y métodos no lineales [1], [2] y [3].

Los métodos de caracterización que se utilizan para esta investigación son: aplicación de la descomposición redundante con la transformada *wavelet* discreta (*wavelet packets*), permitiendo obtener información adicional para la representación de las señales [4]. A partir de allí es necesario encontrar una representación adecuada para la señal y que cambie las bases de representación de acuerdo a cada tipo de señal. Esto se logra al utilizar una función de costo que determine cual es la mejor base de representación de forma adaptativa [3].

Este proceso de descomposición redundante requiere más tiempo de procesamiento por lo que surge la necesidad de implementarlo a través de métodos más eficientes que los métodos convencionales.

A partir de la matriz polifásica se pueden obtener otras descomposiciones tales como los esquemas de actualización (*lifting schemes*) propuestos por Sweldens[5]. Estos esquemas reducen el tiempo de cálculo, lo cual permite tener métodos de caracterización dinámica que se adapten de acuerdo a las características de las señales analizadas como los presentados en [6], [7] y [8].

Estudios realizados por Paul S. Addison, James N. Watson, Gareth R. Clegg, Michael Holzer, Fritz Sterz, Colin E. Robertson, presentan un método basado en energía, para determinar arritmias en la descomposición y visualización del ECG usando transformada *wavelet*, encontrando características ocultas y sugieren un estudio mediante técnicas avanzadas como *wavelets* adaptativas y redes neuronales artificiales [9]. Li C, Wang S, desarrolló un método que mejora la confiabilidad de la señal de los ECG utilizando *wavelets* adaptativas combinadas con redes neuronales inteligentes (2002) [10]. M. Orozco clasifica las arritmias cardiacas usando transformada *wavelet* y técnicas de reconocimiento de patrones (2003) [11].

En este trabajo, se aplica la descomposición redundante de la transformada *wavelet* discreta a partir de esquemas de actualización y se realiza la selección adaptativa de la mejor representación, para la caracterización de señales electrocardiográficas en la identificación de patologías cardiacas. En la sección 2 se presenta una breve introducción acerca de los métodos de cálculo para la transformada *wavelet* discreta. En la sección 3 se muestra la aplicación de la descomposición redundante y la selección adaptativa de la mejor representación *wavelet*. Y en la sección 4 se presenta su aplicación a la caracterización de señales de la base de datos del MIT-BIH (*Massachusetts Institute Technology-Beth Israel Hospital Arrhythmia Database*) [12] para el análisis de ECG. Para la validación de los resultados se utiliza un clasificador Bayesiano [13].

## 2. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

La transformada *wavelet* discreta se obtiene al aplicar bancos de filtros y submuestreo para su descomposición [3], [4]. La figura 1, representa el diagrama de bloques de la descomposición *wavelet* de una señal utilizando banco de filtros.

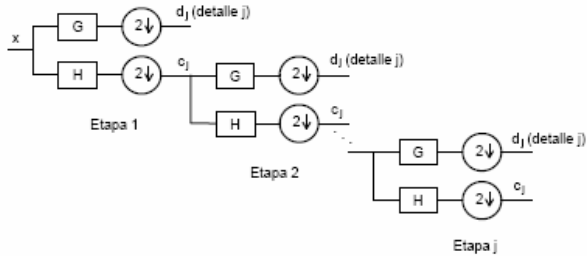


Figura 1. Descomposición wavelet utilizando bancos de filtros.

La implementación directa de un banco de filtros como se ilustra en la figura 1 es ineficiente, puesto que la mitad de las muestras calculadas por la convolución en la etapa de análisis son descartadas por las operaciones de submuestreo, y existen deficiencias similares en la etapa de síntesis [3]. En la representación polifásica, el equivalente del filtrado seguido por el submuestreo se obtiene al sumar las contribuciones de las convoluciones de los términos pares de la sucesión de entrada con los términos pares del filtro, y los términos impares de la entrada con los términos impares del filtro [3], tal como se observa en la figura 2.

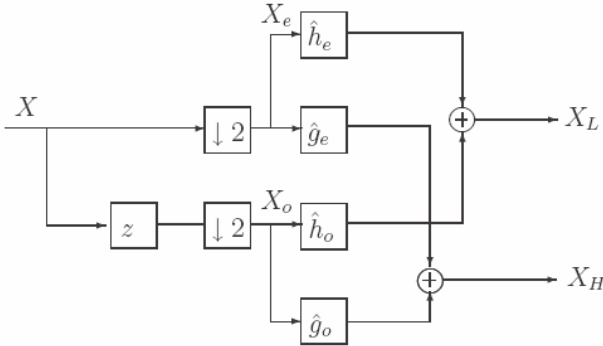


Figura 2. Representación polifásica del banco de filtros de dos canales en la etapa de análisis.

La implementación polifásica de la figura 2 puede ser representada de forma matricial como se muestra en la figura 3. La descomposición polifásica divide la señal de entrada  $X$  en dos bandas o fases  $X_e$  y  $X_o$ , que son los componentes pares e impares de  $X$ . Y utiliza una matriz  $P_a$  que contiene una representación polifásica matricial de los filtros pasabajo y pasaalto. De manera similar, para la reconstrucción se tiene una matriz  $P_s$  que contiene una representación polifásica de los filtros pasabajo y pasaalto [3].

El problema de los filtros ocurre en el error presente en la reconstrucción de la señal a partir de los coeficientes de descomposición, debido a que las condiciones que se deben cumplir para que los filtros tengan reconstrucción perfecta son complejas. Por este motivo es necesario utilizar un esquema que permita eliminar el error de reconstrucción y que a su vez calcule la transformada en un tiempo computacional menor. Esto se puede lograr al utilizar los esquemas de actualización propuestos por Sweldens [5].

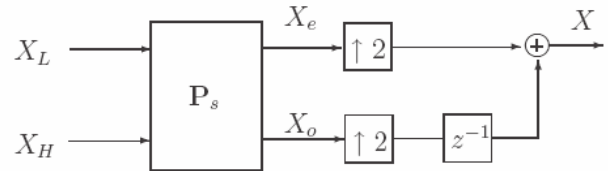
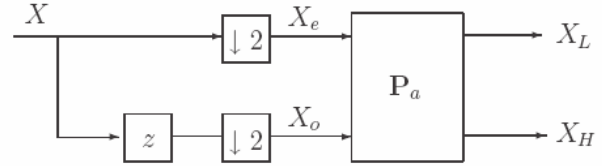


Figura 3. Representación polifásica de forma matricial para el banco de filtros de dos canales.

Esta técnica calcula la transformada *wavelet* discreta a partir de operadores de actualización y predicción, combinados con las muestras pares e impares de la señal original y finalmente obtener los coeficientes de actualización y detalle de la descomposición [3], [5]. Su principal característica es que no existe error en la reconstrucción de la señal y su tiempo de cómputo es menor al del método de filtrado convencional.

La figura 4, representa el  $j$ -ésimo diagrama de bloques de la transformada *wavelet* discreta utilizando esquemas de actualización. La entrada  $s_j$  se divide en las muestras pares de las impares y al aplicar el operador de predicción  $P$  y de actualización  $U$  se obtienen los coeficientes de aproximación  $s_{j-1}$  y de detalle  $d_{j-1}$ . Los operadores pueden combinarse para obtener *wavelets* más complejas, y además la aplicación iterativa de varios pasos de actualización se utiliza para obtener la descomposición *wavelet* de la señal.

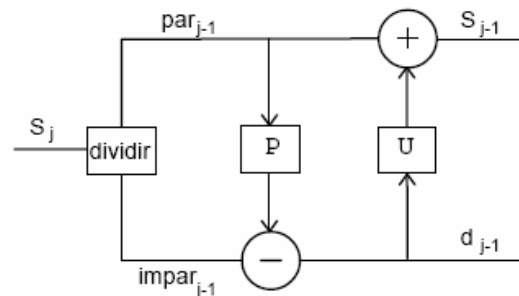


Figura 4. Transformada wavelet discreta utilizando esquemas de actualización

### 3. WAVELET PACKETS

De una forma general la descomposición *wavelet* utilizando esquemas de actualización se puede representar por el símbolo  $T_a$  que contiene todos los operadores de la *wavelet* utilizada. De esta forma se obtiene la descomposición *wavelet* de la figura 5, donde se observa que la transformada solo se utiliza una vez para cada nivel de descomposición. Como consecuencia se obtiene una representación de la señal, limitando las posibilidades de encontrar una mejor representación de ella. Razón por la cual se procede a utilizar la transformada *wavelet packets* como solución [3], [4].

Se parte del mismo esquema utilizado hasta el momento pero ahora se encuentran todas las posibles representaciones de la señal en un nivel de descomposición deseado.

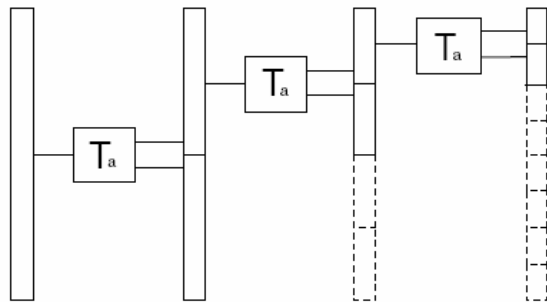


Figura 5. Descomposición wavelet utilizando esquemas de actualización

En otras palabras se utiliza  $T_a$  en cada uno de los elementos de la descomposición que no se consideraron y de esta forma se obtiene la descomposición *wavelet packet* de la señal. En la figura 6, se representa mediante diagramas de bloques la descomposición.

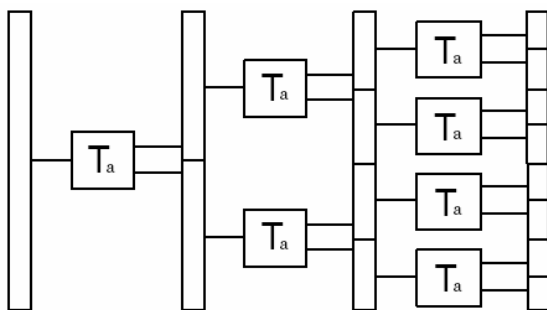


Figura 6. Descomposición wavelet packet de una señal

#### 3.1. Mejor representación wavelet

A partir de las *wavelet packets* es indispensable encontrar las mejores bases que representan la señal, utilizando una

técnica adaptativa la cual consiste en determinar los coeficientes que mejor representan la señal. A continuación se explica el procedimiento para obtenerla [3]:

1. Se marcan todos los elementos del nivel  $J$
2. Se define  $j = J$
3. Se define  $k = 0$
4. Se compara el valor del costo  $v_1$  del elemento  $k$  en el nivel  $j-1$  (contando desde la izquierda del nivel) con la suma  $v_2$  que es igual al valor del costo del elemento  $2k$  y  $2k+1$  del nivel  $j$ .
  - (a) Si  $v_1$  es menor o igual a  $v_2$ , todas las marcas debajo del elemento  $k$  en el nivel  $j-1$  se borran y se marca el elemento  $k$ .
  - (b) Si  $v_1 > v_2$ , el valor del costo  $v_1$  del elemento  $k$  se reemplaza con  $v_2$ .
5.  $k = k + 1$ . Si no hay más elementos en el nivel  $j$  (Si  $k < 2^{j-1} - 1$ ) volver al paso 4.
6.  $j = j - 1$ . Si  $j > 1$  vuelve al paso 3.
7. Las bases marcadas tienen los valores de costo más bajos posibles, que corresponden al valor asignado al elemento del primer nivel.

Como función de costo se utilizó la entropía de Shannon, definida así:

$$k_{Shannon}(a) = -\sum_n a[n]^2 \log a[n]^2$$

De esta forma se obtienen los coeficientes *wavelets* que mejor representan la señal original.

### 4. RESULTADOS

#### 4.1. Base de Datos

La base de datos del MIT-BIH es una de las principales fuentes de señales electrocardiográficas a nivel mundial [12]. En esta base de datos se han incluido señales representativas de un conjunto muy amplio de patologías, además de ficheros de etiquetas realizados por expertos con el fin de servir de patrón para evaluar algoritmos aplicados a la señal electrocardiográfica.

Consta de 23 registros (numerados del 100 al 124 inclusive con algunos faltantes) de aproximadamente 30 minutos de duración elegidos aleatoriamente del conjunto y de 25 registros (numerados del 200 al 234 con algunos faltantes) de idéntica duración. Los registros fueron tomados de hombres y mujeres entre los 23 y 89 años. Las señales están digitalizadas a una frecuencia de muestreo de 360Hz.

## 4.2. Caracterización de señales

Se obtienen las características de las señales de la base de datos del MIT-BIH haciendo uso de las *wavelets* adaptativas evaluadas en valores estadísticos como la varianza, la media y el valor máximo para cuantificar los resultados.

Para validar los resultados de los esquemas de caracterización se utiliza un clasificador bayesiano utilizando la distancia de Mahalanobis [13]. Los resultados obtenidos se comparan con los del k-ésimo vecino más cercano [13]. Para el entrenamiento del clasificador es necesario construir un patrón de entrenamiento, por lo que se guardó vectores compuestos por 50 latidos de las características mencionadas para cada arritmia. Para las tablas que se presentan se utilizaron 250 latidos para el entrenamiento y otros 250 para clasificar, que se dividen en 5 clases conformadas por los latidos normales y 4 patologías:

**APC:** *Atrial premature contraction* (contracción prematura de la aurícula).

**LBBB:** *Left bundle Branch block* (bloqueo de rama izquierda).

**RBBB:** *Right bundle Branch block* (bloqueo de rama derecha).

**PVC:** *Premature ventricular contraction* (contracción prematura del ventrículo).

Las pruebas realizadas utilizan 3 tipos de características: la varianza, el valor medio y el valor máximo de la mejor representación *wavelet*. Para cada una de las tablas se considera que: AC (aciertos), TO (total) y E es el error que esta evaluado de 0 a 1, donde 0 representa que el clasificador no encontró ningún error.

A continuación se presentan los mejores resultados obtenidos:

Patologías	BAYES			K-ÉSIMO VECINO		
	AC	TO	E	AC	TO	E
APC	19	50	0,31	40	50	0,24
NORMAL	81	50		60	50	
LBBB	50	50	0,00	47	50	0,03
NORMAL	50	50		53	50	
PVC	100	50	0,50	44	50	0,08
NORMAL	0	50		56	50	
RBBB	50	50	0,00	50	50	0,00
NORMAL	50	50		50	50	

Tabla 1. Resultados utilizando la media, la varianza y el valor máximo de la mejor representación *wavelet*

Patologías	BAYES			K-ÉSIMO VECINO		
	AC	TO	E	AC	TO	E
APC	10	50	0,232	44	50	0,176
LBBB	54	50		46	50	
NORMAL	81	50		62	50	
PVC	50	50		47	50	
RBBB	55	50		51	50	

Tabla 2. Resultados utilizando la media, la varianza y el valor máximo de la mejor representación *wavelet*

La tabla 1 muestra los resultados para una prueba de comparación entre latidos de cada patología contra latidos normales, encontrando un margen de error (%) para cada caso.

La tabla 2 muestra los resultados para una prueba de comparación entre los latidos de todas las patologías en estudio y los latidos normales, encontrando un margen de error (%) aceptable para todo el grupo.

## 5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

### A. Conclusiones

La implementación de los esquemas de actualización puede ser hecha más eficiente que los bancos de filtros convencionales pues utiliza operaciones simples encontrando tiempos de cómputo menores para la obtención de características.

Se analizó la metodología para caracterizar y clasificar patologías en ECG haciendo uso de *wavelets* adaptativas con una eficiencia alta en la clasificación comparable con estudios como la determinación de arritmias en la descomposición y visualización del ECG usando transformada *wavelet* [9].

### B. Trabajos Futuros

Adaptar los algoritmos obtenidos con el fin de realizar en tiempo real la adquisición de señales ECG para detectar diferentes tipos de patologías en los seres humanos, para ponerlo a consideración de la comunidad médica en general. Además, la metodología obtenida puede ser utilizada para estudiar otro tipo de señales no estacionarias y validar el funcionamiento en un ámbito más general, analizar otro tipo de *wavelets* para encontrar una mayor eficiencia en la detección de anomalías en señales biomédicas.

## 6. BIBLIOGRAFÍA

[1] Rangayyan R. M. "Biomedical Signal Analysis", IEEE Press Series on Biomedical Engineering, 2002.

- [2] Akay M. "Nonlinear Biomedical Signal Processing", IEEE Press Series on Biomedical Engineering, 2001.
- [3] A. Jensen and A. L. C. Harbo, "Ripples in Mathematics - The Discrete Wavelet Transform". Verlag Berlin Heidelberg: Springer, 2001.
- [4] Mallat, S. "A wavelet tour of signal processing", Academic Press - Elsevier, 1999.
- [5] Sweldens, W. "The lifting scheme: A construction of second generation wavelets". SIAM, J Math. Vol. 29, pp. 186-200, 1996.
- [6] Claypoole, R., Baraniuk, R., Nowak, R. "Adaptive wavelet transform via lifting," Proc. IEEE Int. Conf. Acoustic, Speech, Signal Processing, Seattle, WA, 1998.
- [7] Claypoole, R., Baraniuk, R., Nowak, R "Lifting constructions of nonlinear wavelet transforms", in proc. IEEE, Int Symp. Time Frequency Time Scaling analysis, pp. 49-52, 1998.
- [8] Heijmans, H., Pesquet-Popescu, B., Piella, G. "Building nonredundant adaptive wavelets by update lifting," Applied and Computational Harmonic Analysis, pp. 252-281, 2005.
- [9] Paul S. Addison, James N. Watson, Gareth R. Clegg, Michael Holzer, Fritz Sterz, Colin E. Robertson. Evaluating Arrhythmias in ECG signal using wavelet transforms. IEEE Engineering in Medicine and Biology, Octubre 2000.
- [10] Li C, Wang S. Método de detección del ECG basado en wavelet adaptativa y redes neuronales.
- [11] M. Orozco. Clasificación de arritmias cardiacas usando transformada wavelet y técnicas de reconocimiento de patrones. Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales, 2003.
- [12] PhysioBank, MIT - BIH Arrhythmia Database, PhysioNet, 2005. Disponible en:  
[www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/](http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/)
- [13] F. Vojtěch and H. Václav, "Statistical Pattern Recognition Toolbox for Matlab," 2004, czech Technical university.