



2019 10 al 13 de septiembre - Cartagena de Indias, Colombia

## RETOS EN LA FORMACIÓN DE INGENIEROS EN LA ERA DIGITAL

# MÉTODO DE DETECCIÓN TEMPRANA DE ARRITMIAS CARDÍACAS

**Ana María López Echeverry, Jovanny Bedoya Guapacha, Sebastián López Flórez,  
Edison Javier Colorado Mejía**

**Universidad Tecnológica de Pereira  
Pereira, Colombia**

### Resumen

La principal causa de defunción a nivel mundial, según la OMS (organización mundial de la salud), es el padecimiento de alguna enfermedad cardiovascular. Las arritmias cardíacas, en particular, pueden evolucionar en una enfermedad cardiovascular como una cardiopatía, haciendo necesario hallar la forma de realizar un diagnóstico temprano para evitar la evolución de la arritmia en una enfermedad cardíaca que en etapas avanzadas no respondería de forma favorable a los tratamientos. Mediante la caracterización de las señales tomadas por monitores ambulatorios externos y el uso de la TW (Transformada Wavelet) para el análisis de este tipo de señal fue posible extraer patrones naturales que se encuentran dentro de la electrofisiología del corazón como lo son el complejo QRS, el segmento PR, el segmento QR, el segmento RS y el segmento ST. Se realizó un proceso de filtrado por medio filtros digitales y se caracterizó la señal, permitiendo distinguir más fácilmente por medio de un método de clasificación con base en máquinas de soporte vectorial, definido a través de la comparación de resultados obtenidos por las diferentes técnicas. A través del proyecto fue posible demostrar que mediante el modelo propuesto se puede generar una herramienta automática de detección de problemas cardíacos como un elemento de ayuda para la toma de decisiones de remisión de pacientes a valoración por el médico especialista.

**Palabras clave:** arritmias; SVM, Bayes; wavelet

### Abstract

*The main cause of death worldwide, according to the WHO (world health organization), is the suffering of a cardiovascular disease. Cardiac arrhythmias, in particular, can evolve into a cardiovascular disease, making it necessary to find an early diagnosis to avoid the evolution of the*

*arrhythmia in a heart disease that in advanced stages would not respond favorably to treatments. Through the characterization of the signals taken by external ambulatory monitors and the use of the TW (Wavelet Transform) for the analysis of this type of signal, it was possible to extract natural patterns that are found within the electrophysiology of the heart, such as the QRS complex, the PR segment, the QR segment, the RS segment and the ST segment. A filtering process was carried out by means of digital filters and the signal was characterized, allowing to distinguish more easily by means of a classification method based on vectorial support machines, defined through the comparison of results obtained by the different techniques. Through the project it was possible to demonstrate that through the proposed model an automatic tool for the detection of cardiac problems can be generated as a help element for the decision making process of referral of patients to assessment by the specialist.*

**Keywords:** *arrhythmias; wavelets; SVM; bayesian*

## 1. Introducción

La principal causa de defunción a nivel mundial, según la OMS (organización mundial de la salud), es el padecimiento de alguna enfermedad cardiovascular. Las arritmias cardíacas, en particular, pueden evolucionar en una enfermedad cardiovascular como una cardiopatía. Una arritmia en sus etapas tempranas es muy intermitente, lo cual dificulta un diagnóstico más oportuno (Gutiérrez-Gnecchi et al., 2016) (Zhao et al., 2005) (Christine et al., 2016). Las arritmias son una causa importante de morbilidad y mortalidad en las enfermedades cardíacas, entre las cuales se destacan las taquiarritmias ventriculares agudas que son la mayor causa de muertes súbitas, a menudo provocadas por eventos coronarios agudos. Éstas pueden presentarse en personas sin enfermedad cardíaca conocida o en asociación con cardiopatía estructural (Christine et al., 2016) (Heikki et al., 2001). Así pues, se hace imperativo hallar la forma de realizar un diagnóstico temprano para evitar la evolución de la arritmia en una enfermedad cardíaca que en etapas avanzadas no respondería de forma favorable a los tratamientos, confirmando la importancia de una detección oportuna.

En esta investigación se propuso un algoritmo mejorado, mediante la caracterización de las señales tomadas por monitores ambulatorios externos que permiten grabar y almacenar datos generados por el ECG (Electrocardiograma), haciendo posible establecer de manera gráfica el comportamiento electrofisiológico del corazón (Gutiérrez-Gnecchi et al., 2016). Teniendo en cuenta que los datos obtenidos por el monitoreo son no estacionarios, se consideró el uso de la TW (Transformada Wavelet) como una opción adecuada para el análisis de este tipo de señal. La transformada discreta de wavelet (TDW) realiza una descomposición adaptativa de tiempo-frecuencia en un patrón correspondiente lo que permite extraer patrones naturales que se encuentran dentro de la electrofisiología del corazón como lo son el complejo QRS, el segmento PR, el segmento QR, el segmento RS y el segmento ST (Zhao et al., 2005). Estos patrones se ven modificados por el ruido proveniente de la muestra ECG y es aquí donde la filtración permitió eliminar las señales no deseadas que modificaban el patrón de comportamiento de la señal original (Gutiérrez-Gnecchi et al., 2016).

Una vez filtrada y caracterizada la señal fue posible distinguir más fácilmente por medio de un método de clasificación definido a través de la comparación de resultados obtenidos por las diferentes técnicas de clasificación como son máquinas de soporte vectorial (Zhao et al., 2005), clasificador lineal, clasificador bayesiano entre otros; comparando los resultados obtenidos en otras investigaciones a partir de bases de datos de arritmias disponibles como lo fueron MIT-BIH Arrhythmia Database (Luz et al., 2016) y bases de datos generadas en estudios de la población objeto de investigación, comparando una señal normal y una señal con presencia de arritmias tales como bloqueo de rama izquierda, bloqueo de rama derecha, fibrilación ventricular o aleteo auricular, entre otras.

## 2. Antecedentes

### 2.1 Descripción de la Base de Datos

Para el desarrollo del modelo de clasificación de arritmias en el presente proyecto se utilizó la base de datos de arritmias MIT-BIH (Goldberger AL, et al. 2000).

La base de datos de arritmias MIT-BIH es un conjunto de más de 4000 registros Holter a largo plazo obtenidos por el Laboratorio de Arritmia del Hospital Beth Israel. El 60% de los registros se obtuvieron de pacientes hospitalizados. Cada registro de Holter tiene alrededor de 30 minutos de duración. La base de datos cuenta con dos grupos de registros el primero de 23 registros y el segundo con 25 registros. El primero de los grupos sirve como muestra representativa de la variedad de formas de onda y artefactos que un detector de arritmia podría encontrar, y el segundo grupo incluye arritmias ventriculares, de unión y supraventriculares, así como anomalías de conducción. Los sujetos objeto de muestra fueron 25 hombres de 32 a 99 años y 22 mujeres de 23 a 89 años. (Physionet org. 2019).

### 2.2 Trabajos Previos

Establecen los autores en (B.-U. Köhler, et al. 2002), que la clasificación automática de latidos cardíacos se ha originado en ocasiones a partir de métodos de procesamiento de señales del complejo QRS, teniendo en cuenta que este complejo QRS representa la característica más pronunciada de una señal ECG.

Los autores en (Gutiérrez-Gnecchi et al., 2016) presentan un resumen de los métodos de procesamiento de señales propuestos para el filtrado, extracción de características y clasificación de arritmias de una señal ECG desde el año 1979 hasta el año 2014, dentro de los que se encuentran filtros digitales, análisis de amplitud, ancho de señales y uso de filtros pasa banda y digitales con respecto al método Okada, Transformada Wavelet Dyadic, Wavelet spline cuadrática con clasificación por inferencia con lógica difusa, Wavelet sombrero mejicano, la función wavelet compleja de Morlet, redes neuronales, wavelet spline cuadrática, wavelet Haar, entre otras, denotándose que el análisis mediante wavelet es el más usado en el ámbito investigativo hasta ahora para el análisis de señales ECG.

### 3. Extracción de Características

En el presente trabajo se utilizó la transformada wavelet con las funciones Sym y Daubechies para la identificación de señales del ECG, con base en las cuales se obtuvieron los vectores de características de cada señal, para luego pasar por un módulo de clasificación de aprendizaje a partir de patrones construido con base en una máquina de soporte vectorial, que permite clasificar la señal con relación a los tipos de arritmia incluidos en el proyecto, a saber, bloqueo de rama izquierda, bloqueo de rama derecha, fibrilación ventricular o aleteo auricular, entre otras.

#### 3.1 Transformada Wavelet

La transformada Wavelet es una herramienta matemática usada en múltiples aplicaciones en el procesamiento de señales y en Control de Procesos y detección de anomalías sintomáticas en medicina e ingeniería (A. Grossmann et al., 1984). Por lo que a nuestro caso se refiere la usaremos como elemento discriminador para diferenciar las señales provenientes del ritmo cardiaco.

Esta transformada construye bloques de información de tiempo y escala de una señal, bloques que son generados desde una única función fija denominada wavelet madre  $\psi(t)$  (Ruch et al., 2009), mediante operaciones de traslación y dilatación, a través de la siguiente expresión:

$$\psi_{a,b} = \frac{w\left(\frac{x-b}{a}\right)}{\sqrt{|a|}}, a, b \in R, a \neq 0$$

donde, **a** y **b** son escalares reales, **a** permite hacer las dilataciones y contracciones de la señal, y **b** permite cambiar la posición de la señal en el tiempo.

La transformada wavelet proporciona una localización tiempo-frecuencia adaptativa. Si se tiene un nivel de escala baja se obtiene una buena resolución en tiempo, pero si se tiene un nivel de escala grande se obtiene buena resolución en frecuencia. Las wavelets están clasificadas por familias, donde el uso de una de ellas depende de la aplicación y las características a extraer, algunas familias son: Daubechies, Symlets, Biortogonales.

#### 3.2 Filtros

Los filtros permiten la discriminación de señales con relación a su contenido espectral, es decir, son sistemas que están diseñados para transmitir o bloquear señales dentro de un cierto rango o intervalo de frecuencias. Así, al rango de frecuencias dentro del cual las señales pasan inalteradas se conoce como banda de paso, y al intervalo de frecuencias donde las señales son bloqueadas se le llama banda de rechazo. Los filtros pueden estar conformados por componentes puramente pasivos (resistencias, capacitores e inductores), activos (con amplificadores operacionales) o digitales (implementados con circuitería digital o programados en una computadora). Existen dos grandes divisiones dentro de estos sistemas: los filtros analógicos que son empleados para tratamiento de señales continuas en el tiempo, y los filtros digitales que trabajan con señales discretas en el dominio del tiempo (Van, 1982) (William et al., 1988). En el presente proyecto se utilizaron filtros digitales de Chebyshev y Notch.

## 4. Clasificación

La técnica utilizada consta de tres pasos que de manera general se pueden expresar como pre-procesamiento, caracterización y clasificación. Una vez la señal fue preprocesada y caracterizada, se procedió a aplicar el algoritmo de aprendizaje supervisado SVM que es usado de manera regular para resolver problemas de clasificación y regresión logística (Vapnik, 2000).

Los vectores usados por el algoritmo SVM, permitieron ajustar los límites de decisión y así, reducir la dimensionalidad del conjunto de datos que consta de muchas variables correlacionadas entre sí, coincidiendo con lo afirmado por el autor en (Brahim et al., 2016). La reducción y selección de características jugaron un papel importante en la eliminación de la redundancia sin pérdida de información fundamental; donde para ello, se utilizaron herramientas que van de la mano de SVM como son, análisis discriminante lineal (LDA), análisis discriminante generalizado (GDA), análisis de componentes principales (PCA), entre otros, los cuales plantea el autor en (Brahim et al., 2016) como complemento.

Los resultados entregados por el prototipo están de acuerdo con aquellos obtenidos con la implementación realizada con el conjunto de datos de entrenamiento en MATLAB, realizados para el proceso de clasificación de las señales LBBB y RBBB del ECG tal como se muestra la figura 1.

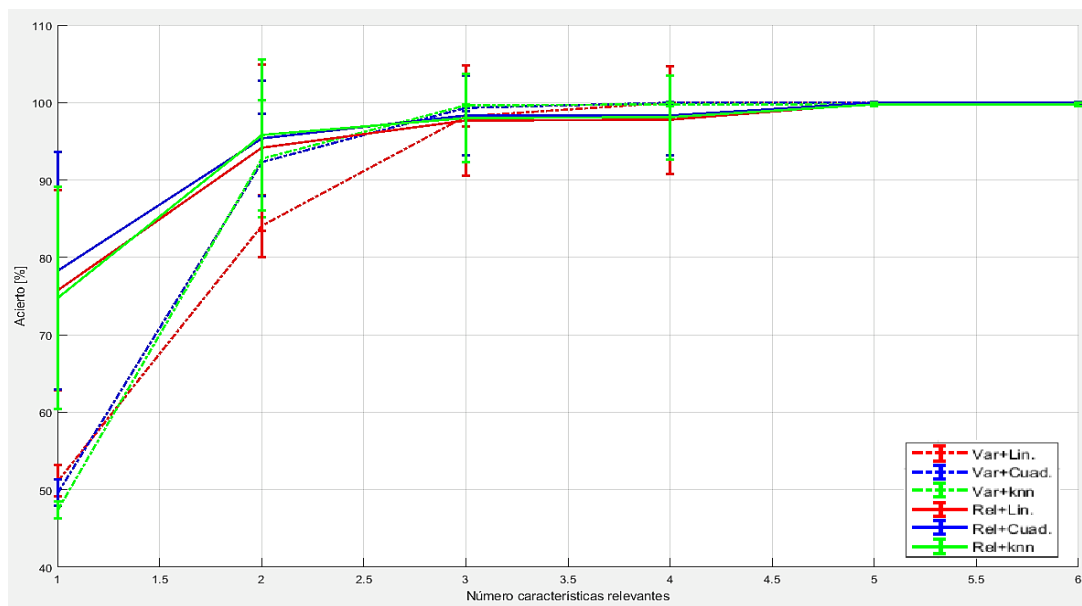


Figura 1. Resultados clasificación

### 4.1 PCA

La técnica PCA se utilizó con la SVM para la extracción de características y la reducción de la dimensionalidad. Esta se basa en el supuesto de que la mayor parte de la información sobre las clases está contenida en las direcciones a lo largo de las cuales las variaciones son mayores. La derivación más común de PCA es en términos de una proyección lineal estandarizada que maximiza la varianza en el espacio proyectado (Rahime et al., 2007). La figura 2 corresponde a

la matriz de confusión con 3 características de validación que evidencia que le procesos no se sesga a una clase.

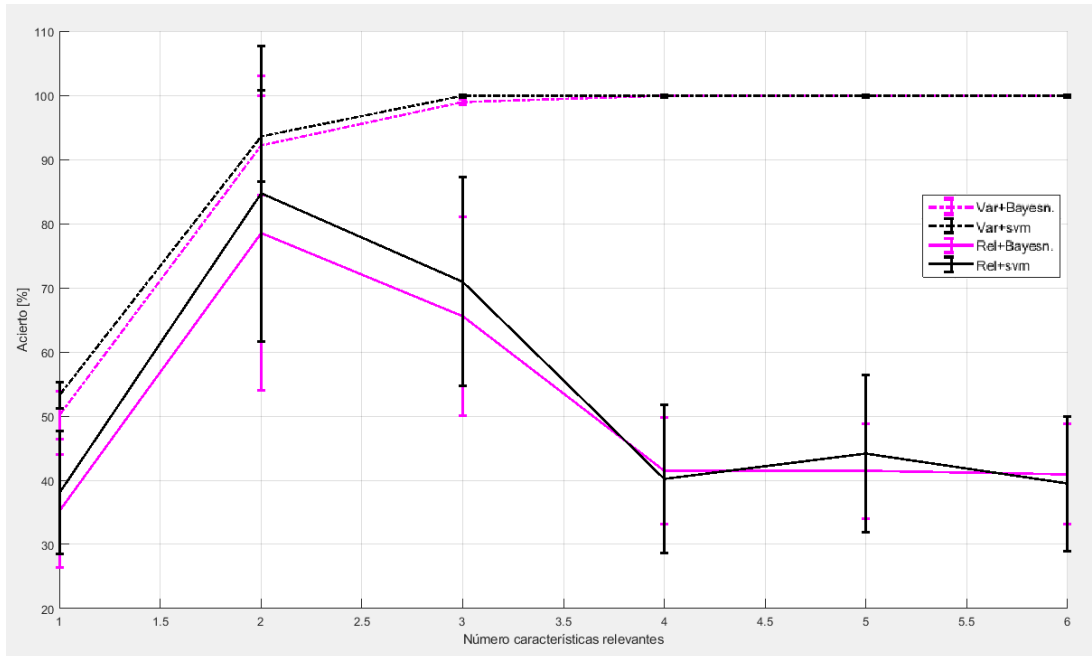


Figura 2. varianza según los clasificadores y la relevancia de las características según PCA

#### 4.2 Clasificación por SVM

SVM construye un hiperplano para discriminar entre diferentes tipos de clases y tiende a maximizar el margen y excluir cualquier punto de datos mal clasificado en este margen. Se pueden aplicar múltiples funciones del kernel: kernel polinomial, kernel de la función de base radial y Sigmoid (Brahim et al., 2016), pero para este caso en particular y teniendo en cuenta que los datos no eran linealmente separables, se hizo uso de un kernel gaussiano (Farid et al., 2008). lineal, cuadrático.

#### 4.3 Clasificación por Bayes (Bielza, et al., 2011.)

Desde un enfoque bayesiano, el problema de clasificación supervisada consiste en asignar a un objeto descrito por un conjunto de atributos o características,  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , a una de  $m$  clases posibles,  $c_1, c_2, \dots, c_m$ , tal que la probabilidad de la clase dados los atributos se maximiza:

$$Argc[MaxP(C|X_1, X_2, \dots, X_n)]$$

La formulación del clasificador bayesiano se base en utilizar la regla de Bayes (compacta) para calcular la probabilidad posterior de la clase dados los atributos:

$$P(C|X) = P(C)P(X|C)/P(x)$$

#### 4.4 Clasificación SVM por Kernel Gaussiano

El uso de máquinas de soporte vectorial y los procesos gaussianos bayesianos son métodos muy poderosos, los cuales están basados en kernels. La relación entre los procesos gaussianos bayesianos y las máquinas de vectores de soporte surgen como un caso especial para suavizar

modelos de forma clara y sencilla. Los procesos gaussianos son probablemente la representación más simple de los procesos aleatorios (Doob et al., 1953). Además Los procesos gaussianos se han utilizado ampliamente para estimación no paramétrica (Cressie et al., 1993).

#### 4.5 Clasificación por KNN

Los algoritmos de aprendizaje automático de la base de reglas se adoptan ampliamente en las aplicaciones médicas para crear un sistema médico experto. La regla de K-Vecino más cercano (KNN) es ampliamente reconocida como una técnica de clasificación de muestra en muchas aplicaciones (C. Venkatesan et al., 2017).

### 5. Resultados y Discusión

En la siguiente matriz de confusión con 3 características de validación se encuentran los porcentajes de tal manera que se puede evidenciar que el proceso no está sesgado a una clase.

	N	RBBB	LBBB
N	98.26	0%	0.0174%
RBBB	0	91,30%	0.0870%
LBBB	0	5.22%	94.78%

Tabla 1. Matriz de confusión

### 6. Conclusiones

A lo largo de este trabajo se demostró que la naturaleza de los datos depende considerablemente de la extracción de características dotadas del criterio del médico para la obtención de resultados mostrados en este artículo. Una combinación de transformada de wavelet y criterios del médico logran unos resultados aceptables con respecto a la matriz de confusión. El código del procedimiento propuesto se codificó en MATLAB, y fue probado utilizando datos obtenidos directamente de los registros de la base de datos MIT / BIH.

### 7. Reconocimientos

El presente trabajo fue desarrollado gracias al apoyo de la vicerrectoría de investigación, innovación y extensión de la Universidad Tecnológica de Pereira, además del apoyo de Javier Gustavo Martínez Aroca médico especialista en cardiología.

## 8. Referencias

### Artículos de revistas

- Fuentes, P. Faundez, "Procesamiento digital de señales acústicas utilizando Wavelets", Instituto de Matemáticas UACH (2008).
- Grossmann & J. Morlet. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape, Soc. Int. Am. Math. (SIAM), J. Math. Analysis., 15, 723-736. (1984).
- Bielza C., G. Li, and P. Larranaga. Multi-dimensional classification with bayesian ~ networks. International Journal of Approximate Reasoning, 2011.
- Brahim Ibrahim Abou Ghaleb and Mohamed Ismail Owis. "Automatic Arrhythmia Detection Using Support Vector Machine Based on Discrete Wavelet Transform", American Scientific Publishers, Vol. 6, 1-6 (2016).
- B.-U. Köhler, C. Hennig, R. Orglmeister, "The principles of software QRS detection", IEEE Eng. Med. Biol. Mag. 21 (January–February (1)) (2002)42–57.
- Venkatesan, P. Karthigaikumar, Anand Paul, S. Satheeskumaran and R. Kumar. Ecg signal preprocessing and SVM classifier based abnormality detection in remote healthcare applications, IEEE 2017.
- Chapra S, Canale R. Métodos Numéricos para Ingenieros. Mc Graw-Hill México. 641: 336-341. (1998).
- Christine M. Albert, M.D. and William G. Stevenson, M.D. "The Future of Arrhythmias and Electrophysiology". American Heart Association/ahajournals.org (2016).
- Ezema B. Gupta M, Nikfourk P, Prasad Kailash. A Baseline Tracking Algorithm for Drift Reduction in Electrocardiography. IEEE Engineering in Medicine & Biology Society 10th Annual International Conference.(1988).
- Farid Melgani, Senior Member, IEEE and Yakoub Bazi, Member, IEEE. "Classification of Electrocardiogram Signals With Support Vector Machines and Particle Swarm Optimization". IEEE transactions on information technology in biomedicine, vol. 12, no. 5, september 2008.
- Giraldo C, Daniel \* Quintero M, Olga L. "Análisis de señales de audio utilizando la transformada de Gabor", (2012).
- Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals". Circulation 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>]; 2000 (June 13).
- Gutiérrez-Gnecchi Jose Antonio, Rodrigo Morfin-Magana, Daniel Lorias-Espinoza b, Adriana del Carmen Tellez-Anguiano, Enrique Reyes-Archundia, Arturo Méndez-Patiño and Rodrigo Castañeda-Miranda. "DSP-based arrhythmia classification using wavelet transform and probabilistic neural network", ELSEVIER: Biomedical Signal Processing and Control 32 (2016) 44-66.
- Heikki V. Huikuri, M.D., Agustin Castellanos, M.D., and Robert J. Myerburg, M.D. "Sudden Death Due To Cardiac Arrhythmias". Medical progress articles: The New England Journal of medicine (2001).
- Herrera, L., Nuñez, L., Patiño, A. and Rago, H. 1986. American Journal of Physics 54, 273.



- Luz Eduardo José da S., William Robson Schwartz, Guillermo Cámara-Chávez and David Menotti. "ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey", ELSEVIER: Computer methods and programs in biomedicine (2016) 144-164.
- Mircea. S, Petru. Dobra. "Analog and Digital Notch Filter Implementation". Department of Automation Technical University of Cluj-Napoca Romania (2018).
- Moody GB, Mark RG. "The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database". IEEE Eng in Med and Biol 20(3):45-50 (May-June 2001).
- Rahime Ceylan and Yüksel Özbay. "Comparison of FCM, PCA and WT techniques for classification ECG arrhythmias using artificial neural network". ELSEVIER: Expert Systems with Applications Volume 33, Issue2, August 2007.
- Ruch David K. and Patrick J. Van Fleet, "Wavelet Theory An Elementary Approach with Applications", Wiley, 2009.
- S. Mallat. "A Wavelet Tour of Signal Processing", 2nd ed. San Diego, CA: Academic, 1999.
- Schlichthardle, D. Digital Filters. New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg. (2000).
- Thede, L. Practical Analog and Digital Filter Design. Norwood: Artech House, Inc. (2004).
- Treichler J, Johnson JR, Larimore, M. Theory and Design of Adaptive Filters. Topics in Digital Signal Processing. John Wiley & Sons. USA 1987.
- Van Valkenburg, M. (1982). Analog Filter Design. New York: CBS College Publishing.
- William, A., & Taylors, F. (1988). Electronic Filter Design Handbook. New York: McGraw-Hill.
- Zhao Qibin and Liqing Zhang. "ECG Feature Extraction and Classification Using Wavelet Transform and Support Vector Machines", IEEE. 2005.

## Libros

- Vapnik, V.N. (2000). The Nature of Statistical Learning Theory. 2nd edn, Springer. pp 156.
- J. L. Doobet. Stochastic Processes. Wiley, New York, 1953.
- Noel Cressie. Statistics for Spatial Data. Wiley series in probability and mathematical statistics. Wiley, 2nd edition, 1993.

## Fuentes electrónicas

- Database: <https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm> - visitado en mayo de 2019

## Sobre los Autores

- **Ana María López Echeverry:** Ingeniera Electricista, Especialista en Telecomunicaciones, Magister en Ingeniería. Docente del Programa de Ingeniería de Sistemas y Computación de la Universidad Tecnológica de Pereira. [anamayi@utp.edu.co](mailto:anamayi@utp.edu.co)

- **Jovanny Bedoya Guapacha:** Ingeniero Electricista, Especialista en Electrónica Digital, Magíster en Ingeniería Eléctrica, PhD en ingeniería Eléctrica en el área de automatización. [jovan@utp.edu.co](mailto:jovan@utp.edu.co)
- **Sebastián López Flórez:** Ingeniero mecatrónico, Aspirante a Maestría. [sebastianlopezflorez@utp.edu.co](mailto:sebastianlopezflorez@utp.edu.co)
- **Edison Javier Colorado Mejía:** Estudiante de pregrado. [edy\\_89@utp.edu.co](mailto:edy_89@utp.edu.co)

---

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2019 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)