

Caracterización en base a frecuencia y amplitud instantánea de Señales de ECGs para detección de Fibrilación Atrial

Julián Noziglia Sahores, Valeria Bank, Manuel Meijome, Ignacio Gabriel Ziccardi y Walter Legnani

Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Buenos Aires,
Centro de Procesamiento de Señales e Imágenes (CPSI), Av. Medrano 951 (C1179AAQ),
Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina

jnozigliasahores@frba.utn.edu.ar

Recibido el 18 de junio de 2025, aprobado el 10 de julio de 2025

Resumen

El objetivo principal de esta investigación fue probar la capacidad de la descomposición en valores empíricos de señales de ECG de una sola derivación para caracterizar la fibrilación atrial. Para el estudio, se empleó una base de datos de amplia aceptación en la comunidad científica internacional. Con la metodología aquí propuesta se calculó la energía y la frecuencia instantáneas para los grupos de interés, es decir pacientes con FA diagnosticada y sujetos con registro sinusales normales. La simplicidad conceptual de las herramientas utilizadas hace que esta propuesta sea fácil de implementar, factible desde el punto de vista computacional y permite una interpretación clara de los resultados. Se presenta como un posible aporte para incorporar en los futuros modelos de *machine learning* que detecten de manera automática la patología estudiada.

PALABRAS CLAVE: EMD - IMF - FRECUENCIA INSTANTÁNEA - AMPLITUD INSTANTÁNEA - HHT - ECG

Abstract

The main objective of this investigation was to test the ability of the decomposition into empirical values of single-lead ECG signals to characterize atrial fibrillation. For the study, a database widely accepted in the international scientific community was used. With the methodology proposed here, instantaneous energy and frequency were calculated for the groups of interest, i.e. patients with diagnosed AF and subjects with normal sinus recordings. The conceptual simplicity of the tools used makes this proposal easy to apply, computationally feasible and allows a clear interpretation of the results. It is presented as a possible contribution to incorporate in future machine learning models that automatically detect the pathology studied.

KEYWORDS: EMD - IMF - INSTANTANEOUS FREQUENCY - INSTANTANEOUS AMPLITUDE - HHT - ECG

Introducción

El análisis de señales o el de series de datos tiene generalmente dos finalidades principales, por un lado, determinar los parámetros necesarios para construir un modelo y por otro confirmar que el modelo construido representa realmente el fenómeno.

Los métodos disponibles para procesos lineales, pero no estacionarios son entre otros: el análisis *wavelet*, Wagner-Ville, y varios espectrogramas de Fourier de tiempo corto resumidos por Priestley (1988), Cohen (1995), Daubechies (1992), y Flandrin (1999) o para procesos no lineales pero estacionarios y estadísticamente deterministas son las diversas representaciones del plano de fase y los métodos embebidos de tiempo retardado analizados por Tong (1990), Diks (1997), y Kantz y Schreiber (1997).

En numerosas ocasiones los datos, ya proceden de mediciones físicas o de modelos numéricos, y suelen presentar una o varias de las siguientes características: los datos totales son demasiado limitados en cantidad y diversidad de información, no son estacionarios o representan procesos no lineales. Para examinar datos de procesos con alguna o todas de estas características es que se necesita:

- la transformada de Hilbert-Huang (HHT por sus siglas en inglés: *Hilbert-Huang Transform*) es el nombre con el que se designa una transformada desarrollada recientemente aplicada a lo que se denomina la descomposición modal empírica (EMD por sus siglas en inglés: *Empirical Mode Decomposition*) a la cual se le aplican,

- los métodos de análisis espectral de Hilbert (HSA por sus siglas en inglés: *Hilbert Spectral Analysis*), ambos introducidos recientemente por Huang *et al.* (1996, 1998, 1999 y 2003), específicamente para analizar datos de procesos no lineales y no estacionarios.

El análisis de datos es un paso indispensable para comprender los procesos físicos, pero tradicionalmente los métodos de análisis de datos estaban dominados por el análisis basado en la metodología desarrollada por Fourier. Huang *et al.* (1998) analizaron en detalle los problemas relacionados con este enfoque.

Existe en la comunidad internacional, claramente interés creciente por la HHT (Huang, 2003) para su utilización en diversas aplicaciones. Entre las más difundidas se encuentran: aplicaciones en ingeniería biomédica, química e ingeniería química, ingeniería financiera, estudios meteorológicos y atmosféricos, ingeniería oceánica, ingeniería sísmica, análisis estructural, monitorización de la salud e identificación de sistemas, siendo la lista muy extensa y en continua expansión.

La fibrilación atrial (FA) es un ritmo cardíaco irregular y a menudo muy rápido. Los ritmos cardíacos irregulares reciben la denominación general de arritmias. La fibrilación atrial o auricular puede provocar coágulos sanguíneos en el corazón, lo que incrementa el riesgo de ictus (ACV), insuficiencia cardíaca y otras complicaciones cardiovasculares.

Durante la FA, las cavidades superiores del corazón, denominadas aurículas, laten de forma caótica e irregular; de hecho, no están sincronizadas con las cavidades inferiores, denominadas ventrículos. En muchas personas, la fibrilación auricular puede ser asintomática. Esta patología puede causar latidos cardíacos rápidos y fuertes, dificultad para respirar o mareos. Los episodios de FA pueden ser intermitentes o persistentes. La FA en sí no suele ser mortal, pero se trata de un trastorno grave que requiere un tratamiento adecuado para prevenir el ictus o accidente cerebro vascular (ACV) (Camm *et al.*, 1996), siendo esta la motivación de caracterizar esta patología de la manera más precisa con las herramientas que proporciona el análisis de señales actual.

El tratamiento de la FA puede incluir medicamentos, terapia de choque para devolver el

ritmo normal al corazón y procedimientos para bloquear las señales cardíacas irregulares. Una persona con fibrilación auricular también puede tener un problema relacionado con el ritmo cardíaco denominado aleteo auricular. Por ese motivo los tratamientos de la fibrilación auricular y el aleteo auricular son similares.

Este trabajo presenta el formalismo de la transformada de Hilbert-Huang (HHT) empleada sobre señales de electrocardiogramas (ECG) para caracterizar sujetos con registros normales y diferenciarlos de aquellos que presentan alguna forma de fibrilación. Para ello se ha empleado como base de datos la provista por Physionet segmentada en secciones de 10 milisegundos (Golderberg *et al.*, 2000).

Metodología

La transformada de Hilbert Huang (HHT):

El método HHT consiste en primero aplicar la descomposición en modos empíricos (EMD), que dan como resultado las funciones de modos intrínsecos (IMF, por sus siglas en inglés: *Intrinsic Mode Functions*), una vez obtenidas estas se les aplica la transformada de Hilbert propiamente dicha que brinda información sobre los valores de frecuencia, y amplitudes instantáneas de la señal.

Entre sus principales ventajas se puede mencionar que:

- no necesita asumir que la señal es ergódica,
- tampoco requiere la elección de una base predeterminada (como en Fourier o *wavelets*),
- es adaptativa, esto quiere decir que se adapta a la forma de la señal,
- no se necesita analizar la naturaleza del origen de la señal, esto es que la HHT es agnóstica a la fuente de la señal, en el sentido de que no se debe estudiar a priori si es lineal, no lineal o caótica.

Adicionalmente se puede incluir entre las ventajas de la HHT, que no presenta el fenómeno de Gibbs dado que no emplea funciones de base fijas como son los senos y cosenos, se calcula a partir de las IMF obtenidas mediante EMD, que están basadas en la forma propia de la señal, siendo por lo general funciones suaves, por lo que no busca ajustar discontinuidades si las hubiere.

Entre las principales desventajas (artefactos) de la HHT en el análisis de una señal se encuentra lo que se denomina mezcla de modos (en inglés *mode mixing*). Esto ocurre cuando una IMF contiene señales de diferentes escalas de frecuencia, lo que distorsiona el análisis. También se puede producir una IMF ruidosa si la señal original contiene niveles elevados de la relación señal-ruido. Este ruido puede trasladarse a la IMF de alta frecuencia. Los efectos de borde (comienzo o finalización abrupta de una señal) pueden producir IMF no satisfactorias. Por último, como se emplea la interpolación de envolventes en los extremos para generar las IMF, estas pueden contaminarse con oscilaciones espurias.

Cabe agregar también que para analizar grandes volúmenes de información puede resultar computacionalmente costosa.

La EMD se puede definir como una técnica no lineal y adaptativa para descomponer una señal compleja en una serie de componentes más simples que son las denominadas IMF. Una IMF debe cumplir con dos condiciones básicas para ser considerada como tal:

1. La cantidad de cruces por cero debe ser igual o diferir como máximo en uno respecto a la cantidad de máximos y mínimos locales.
2. El promedio de las envolventes superior e inferior, construidas a partir de esos extremos locales, debe ser aproximadamente cero en todos los puntos de la señal.

Estas condiciones aseguran que la IMF tenga una oscilación limpia y definida, representando una componente oscilatoria simple, y no una tendencia o una oscilación compleja. Así, las IMF extraídas mediante EMD reflejan fielmente las distintas componentes de la señal original.

Satisfacer estas condiciones permite una descomposición más precisa y evita la creación de IMF que no corresponden a oscilaciones simples o que podrían mezclar información de diferentes componentes de la señal a analizar.

En caso de que los IMF se mezclen (*mode mixing*), hay métodos mejorados como EEMD (ver por ejemplo Liu (2025)) o CEEMDAN donde puede apreciarse una aplicación a la economía (Chen,2025).

Dada una señal $x(t)$ de longitud N , el algoritmo de una EMD es el siguiente:

Hallados los máximos y mínimos locales se los interpola obteniendo funciones suaves denominadas $emax(t)$ y $emin(t)$ y se calcula su promedio $m(t)$:

$$m(t) = \frac{emax(t) + emin(t)}{2} \quad (1)$$

Se sustrae el promedio hallado en (1) a $x(t)$, obteniéndose de dicha manera un candidato a IMF:

$$h_1(t) = x(t) - m(t) \quad (2)$$

Si $h_1(t)$ cumple con las condiciones para ser una IMF entonces se obtiene la primer IMF:

$$IMF_1 = h_1(t) \quad (3)$$

Luego se toma como $r_1(t)$ a la diferencia entre la señal y la IMF hallada,

$$r_1(t) = x(t) - IMF_1(t) \quad (4)$$

Luego $r_1(t)$ se toma como reemplazo de la señal original, si esta contiene suficiente información, es decir no es una tendencia, o una señal de estructura muy simple se repite el proceso para obtener la $IMF_2(t)$, y así sucesivamente hasta obtener una señal que no pueda ser descompuesta en subsiguientes IMF.

Una vez obtenidas todas las IMF que se pueden extraer de una señal dada, esta se la puede expresar en términos de sus IMF y de su residuo mediante la siguiente expresión:

$$x(t) = \sum_{n=1}^N IMF_n(t) + r(t) \quad (5)$$

donde $IMF_n(t)$ se refiere a las IMF de la descomposición de la señal original y $r(t)$ representa el correspondiente residuo de dicha descomposición o la componente remanente de la señal una vez que a esta no se la puede continuar descomponiendo en sus correspondientes IMF, es decir, que el proceso se repite hasta que el residuo es una señal es variación monótona o que no contiene más oscilaciones significativas.

Luego para realizar un análisis de la HHT se calcula la transformada de Hilbert de cada una de las IMF, siendo la forma más sencilla de calcular la frecuencia instantánea, a través de la cual se puede hallar el conjugado complejo, $y(t)$, de cualquier función de valor real

$x(\tau)$ de clase p Lipschitz (L_p), mediante la siguiente expresión:

$$y(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (6)$$

donde se toma su valor principal P , dado que es una integral singular.

Con la transformada de Hilbert calculada a partir de (6) se puede construir la variable $z(t)$ siguiente:

$$z(t) = x(t) + j y(t) = a(t)e^{j\theta(t)} \quad (7)$$

donde

$$a(t) = (x(t)^2 + y(t)^2)^{1/2} \quad \text{y} \quad \theta(t) = \tan^{-1}\left(\frac{y(t)}{x(t)}\right) \quad (8)$$

Resultando $a(t)$ la amplitud instantánea y $\theta(t)$ la función de fase, a partir de la cual se puede calcular la frecuencia instantánea:

$$w(t) = - \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (9)$$

Como la frecuencia instantánea se define mediante una derivada, es local y puede utilizarse para describir la variación detallada de la frecuencia, incluida la variación de frecuencia interna de las ondas de la señal.

Para obtener la energía instantánea, que resulta de interés en numerosos análisis, se debe elevar al cuadrado la amplitud dada por (8), resultando la siguiente expresión:

$$E(t) = (x(t)^2 + y(t)^2) \quad (10)$$

Resultados

En la Figura 1 se muestra la descomposición EMD para una señal de ECG correspondiente a un sujeto con de ritmo sinusal normal, (comúnmente denominado normal sinus) mientras que en la Figura 2 se muestra lo análogo para un ECG de un paciente con FA diagnosticada clínicamente. En ambas figuras se pueden apreciar la señal en el rectángulo superior, las tres IMF en los tres recuadros siguientes, y en el último se halla graficado el valor del residuo $r(t)$.

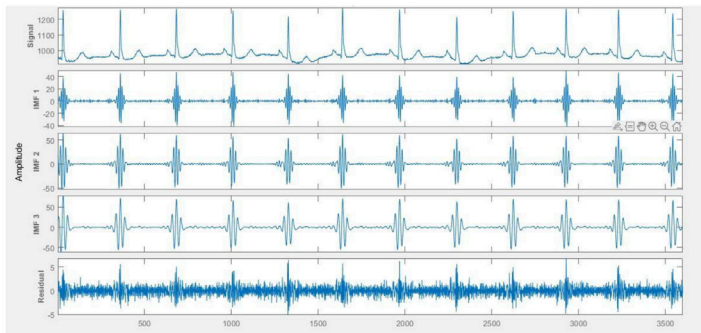


Fig. 1. Ejemplo de señal registro de ECG ritmo sinusal normal, y su correspondiente descomposición en IMF

En todos los casos de IMF se aprecia que se hallan constituidas por ondas que forman parte de la señal original, y que los residuos correspondientes poseen las componentes de mayor frecuencia, menor amplitud y que no poseen la misma composición que las IMF tal como se describió en el apartado anterior.

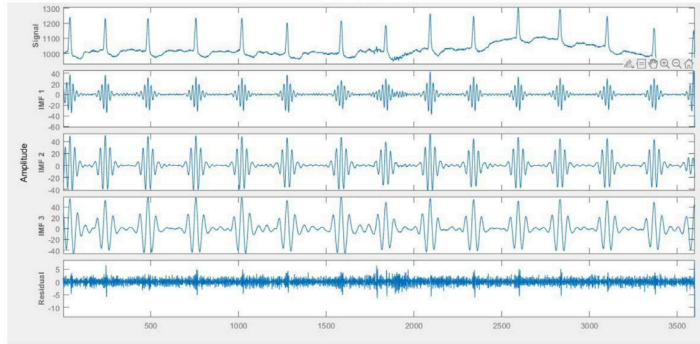


Fig. 2. Ejemplo de señal original registro correspondiente a un ECG que presenta FA, y su correspondiente descomposición en IMF

Una vez realizada la EMD con todas sus correspondientes IMF y los residuos $r(t)$ se procede a emplear las expresiones desde la (6) a la (10) para generar información en tres dimensiones, que son tiempo, frecuencia y energía instantáneas. Ejemplos de cómo resulta la representación de este espacio tridimensional se pueden apreciar en la Figura 3 para registros de ritmo cardíaco normal y en la Figura 4 para un registro con la

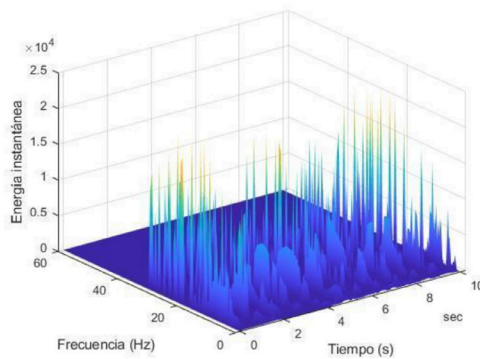


Fig. 3. Superficie correspondiente a valores de energía y frecuencia instantáneas en función del tiempo de un registro de ECG ritmo sinusal normal

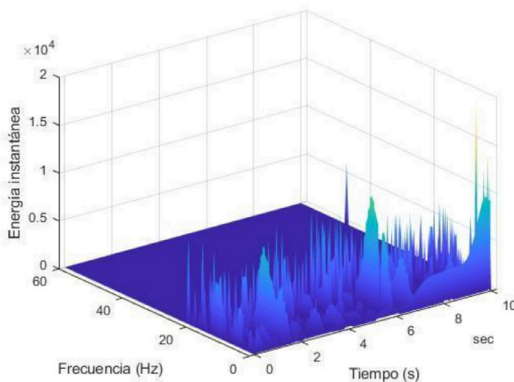


Fig. 4. Superficie correspondiente a valores de energía y frecuencia instantáneas en función del tiempo de un registro de FA en ECG

patología de FA.

Como el análisis EMD permite cuantificar las características de una señal, en el sentido de calcular la frecuencia y la energía instantáneas, se extrajeron los picos máximos de ambas figuras, correspondientes a esta última en función de la primera de las dos variables, y posteriormente se calculó su correspondiente envolvente, resultando los gráficos que se muestran en las Figuras 5 y 6.

Las Figuras 5 y 6 muestran una clara diferencia entre ambas clases de interés, es decir una constituida por los pacientes que padecen FA y otra de sujetos con registros normales. No solo la intensidad de los máximos de la energía instantánea, sino su distribución a lo largo del tiempo como se observa en las Figuras 3 y 4 es lo que podría mencionarse como una característica diferenciadora de ambos grupos.

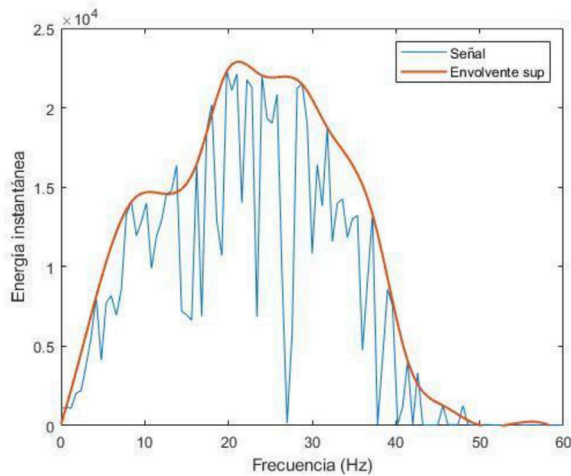


Fig. 5. Curva envolvente de energía máxima instantánea de las frecuencias instantáneas para un registro ECG con ritmo sinusal normal

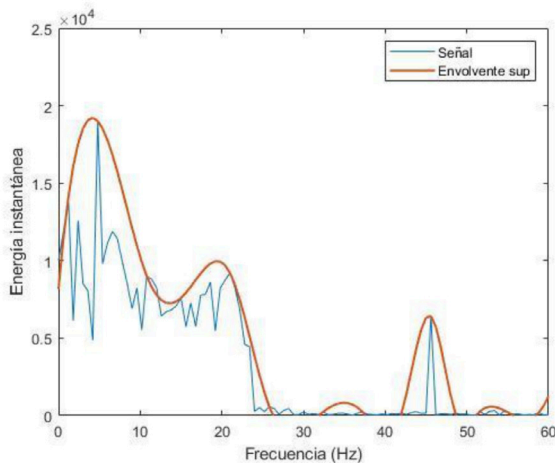


Fig. 6. Curva envolvente de energía máxima instantánea de las frecuencias instantáneas para un registro ECG que exhibe FA

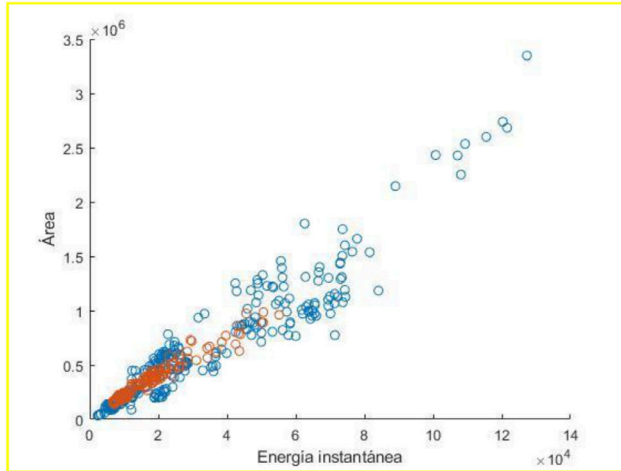


Fig. 7. Área bajo la envolvente de los picos de energía en función de la energía instantánea: azul corresponde a registros ECG normales, rojo corresponde a pacientes con FA

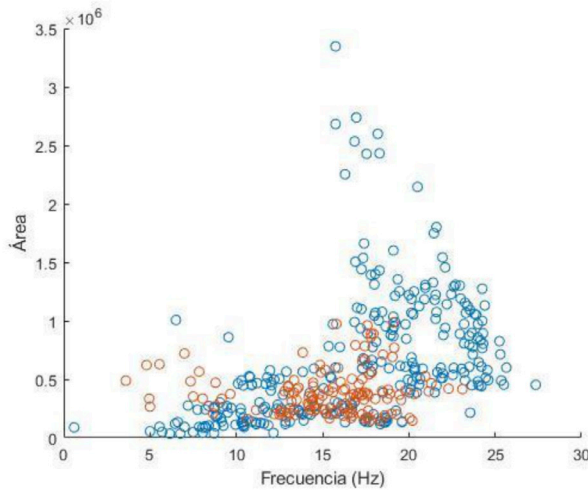


Fig. 8. Área bajo la envolvente de los picos de energía máxima en función de la frecuencia instantánea: azul corresponde a registros ECG normales, rojo corresponde a pacientes con FA

Tabla 1. Área bajo curva de la envolvente de energía instantánea máxima

	Fibrilación Atrial	Ritmo Sinusal Normal
Valor medio	3,860e+05	6,398e+05
Error del valor medio	1,652e+04	3,234e+04

Tabla 2. Promedio energía instantánea máxima por c/segundo

	Fibrilación Atrial	Ritmo Sinusal Normal
Valor medio	2,294e+04	3,461e+04
Error del valor medio	9,264e+02	1,561e+03

Tabla 3. Promedio frecuencia máxima por c/segundo

	Fibrilación Atrial	Ritmo Sinusal Normal
Valor medio	12,694	15,637
Error del valor medio	0,322	0,322

En base a estos resultados exploratorios se calculó el área de la envolvente de los máximos de energía instantánea sobre todas las señales de la base de datos para ambos grupos, es decir 283 registros de ECG de sujetos sin FA y 135 registros de pacientes diagnosticados con FA. Los resultados se pueden observar en las Figuras 7 y 8, donde las áreas son las subtendidas por la curva envolvente y los correspondientes ejes de abscisas.

Con los resultados obtenidos hasta este punto de la investigación se calculó el valor medio de las variables estudiadas sobre cada clase de interés junto con el error de su valor. Dichos resultados pueden consultarse en las Tablas 1, 2 y 3.

Conclusiones

El análisis realizado demostró que la aplicación de la Transformada de Hilbert-Huang (HHT) a señales de ECG de una sola derivación permite caracterizar eficazmente la presencia de fibrilación auricular (FA) al menos con la base de datos empleada en la presente investigación. En este estudio se empleó específicamente la derivación II, seleccionada con base en las recomendaciones de un trabajo previo (Sahores *et al.*, 2024), donde se concluyó que la derivación II era una de las más relevantes en términos de flujo de información y entropía de transferencia. Esta elección permitió optimizar el análisis sin necesidad de utilizar múltiples canales, reduciendo considerablemente el tiempo de procesamiento en futuras implementaciones clínicas.

Los resultados obtenidos han mostrado satisfactoriamente que, mediante el análisis de frecuencia y energía instantánea derivadas de las funciones de modo intrínsecas, se observaron diferencias considerables entre registros normales y aquellos con diagnóstico clínico de FA, tanto en términos gráficos como cuantitativos.

Asimismo, se evidenció que los registros normales presentan valores medios mayores de energía y frecuencia instantánea máxima en comparación con los registros de FA, lo que puede constituir un marcador clave para la detección de fibrilación auricular en contraposición a un ECG con ritmo sinusal normal. La simplicidad de emplear una única derivación hace que esta metodología sea una herramienta viable para su aplicación clínica y para su integración en el preprocesamiento de futuros modelos de aprendizaje automático.

Se logró el objetivo del estudio y los resultados respaldan el potencial de la HHT como una técnica eficaz para la caracterización de señales de ECG, contribuyendo así al desarrollo de sistemas para el diagnóstico automático de patologías cardiovasculares como la FA.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento al programa de becas estudiantiles de la Facultad Regional Buenos Aires, de la Secretaría de Ciencia, Tecnología e Innovación Productiva y de la Secretaría de Asuntos Estudiantiles, como así también al programa de becas de investigación para alumnos de grado y jóvenes graduados de la Universidad Tecnológica Nacional.

Una mención especial al apoyo permanente y fundamental para poder llevar a cabo ésta y todas las demás investigaciones a todo el personal de la Secretaría de Ciencia, Tecnología e Innovación Productiva de la Facultad Regional Buenos Aires de la Universidad Tecnológica Nacional.

Referencias

- CAMM, A. J.; MALIK, M.; BIGGER, J. T.; BREITHARDT, G.; CERUTTI, S.; COHEN, R. J., y SINGER, D. H., (1996). Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. *Circulation*, 93(5), 1043-1065.
- CHEN, S. Q.; LIN, C. H. y LIAO, S. L., (2025). Application of a Dual-Stream Hybrid Network for Exchange Rate Prediction. *Computational Economics*, 1-47.
- COHEN, L., (1995). *Time-Frequency Analysis*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- DAUBECHIES, I., (1992). *Ten Lectures on Wavelets*. SIAM, Philadelphia.
- DIKS, C., (1997). *Nonlinear Time Series Analysis*. World Scientific Press, Singapore.
- FLANDRIN, P., (1999). *Time-Frequency/Time-Scale Analysis*. Academic Press, San Diego, CA.
- GOLDERBERGER, A. L.; AMARALL, L. A.; GLASS, L.; HAUSDORFF, J. M.; IVANOV, P. C.; MARK, R. G. y STANLEY, H. E., (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals, *Circulation*, 101(23), e215-e220
- HUANG N. E.; LONG, S. R. y SHEN, Z., (1996). Frequency downshift in nonlinear water wave evolution. *Advances in Appl. Mech.* 32, 59–117.
- HUANG, N. E.; SHEN, Z. y LONG, S. R., (1999). A new view of nonlinear water waves – the Hilbert spectrum. *Ann. Rev. Fluid Mech.* 31, 417–457.
- HUANG, N. E.; SHEN, Z.; LONG, S. R.; WU, M. C.; SHIH, S. H.; ZHENG, Q.; TUNG, C. C. y LIU, H. H., (1998). The empirical mode decomposition method and the Hilbert spectrum for non-stationary time series analysis. *Proc. Roy. Soc. London*, A454, 903–995.
- HUANG, N. E.; WU, M. L.; LONG, S. R.; SHEN, S. S. P.; QU, W. D.; GLOERSEN, P. y FAN, K. L., (2003). A confidence limit for the empirical mode decomposition and the Hilbert spectral analysis. *Proc. Roy. Soc. London*, A459, 2317–2345.
- KANTZ, H. y SCHREIBER, T., (1997). *Nonlinear Time Series Analysis*. Cambridge University Press, Cambridge.
- LIU, Z., (2025). Near-Fault Ground Motion Identification Method Based on Local Mean Decomposition. *Journal of Earthquake Engineering*, 1-58.
- PRIESTLEY, M. B., (1988). *Nonlinear and nonstationary time series analysis*. Academic Press, London.
- SAHORES, J. N., BANK, V., MEIJOME, M., ZICCARDI, I. G. y LEGNANI, W. E., (2024, September). Study of Information Flow Among ECG Leads. In *2024 IEEE Biennial Congress of Argentina (ARGENCON)* (pp. 1-8). IEEE.
- TONG, H., (1990). *Nonlinear Time Series Analysis*. Oxford University Press, Oxford.