

# UNIVERSIDAD & SOCIEDAD

## ESTIMACIÓN

DE LA EDAD BIOLÓGICA A TRAVÉS DEL ECG: UN AVANCE HACIA LA MEDICINA PREVENTIVA PERSONALIZADA

**ESTIMATION OF BIOLOGICAL AGE THROUGH ECG: AN ADVANCE TOWARDS PERSONALIZED PREVENTIVE MEDICINE**

Denis Hernández Pacheco <sup>1\*</sup>

E-mail: [dhpacheco@uniss.edu.cu](mailto:dhpacheco@uniss.edu.cu)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7208-7817>

Alberto Taboada-Crispi <sup>2</sup>

E-mail: [ataboada@uclv.edu.cu](mailto:ataboada@uclv.edu.cu)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7797-1441>

Carlos Lázaro Jiménez Puerto <sup>1</sup>

E-mail: [puerto@uniss.edu.cu](mailto:puerto@uniss.edu.cu)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8967-2935>

Luis A. Quintero Domínguez <sup>1</sup>

E-mail: [lqdominguez@uniss.edu.cu](mailto:lqdominguez@uniss.edu.cu)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3527-0516>

Iosmel Sánchez Martínez <sup>1</sup>

E-mail: [iosmel@uniss.edu.cu](mailto:iosmel@uniss.edu.cu)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1374-7368>

<sup>1</sup>Universidad “José Martí Pérez” de Sancti Spíritus. Cuba.

<sup>2</sup>Universidad Central ‘Marta Abreu’ de Las Villas. Cuba.

\*Autor para correspondencia

Cita sugerida (APA, séptima edición)

Hernández Pacheco, D., Taboada-Crispi, A., Jiménez Puerto, C. L., Quintero Domínguez, L. A. & Sánchez Martínez, I. (2025). Comparación entre rasgos fractales para diferenciar clases de edades usando segmentos de la señal ECG. *Universidad y Sociedad* 17(6). e5131.

### RESUMEN

Los modelos de aprendizaje automático pueden desentrañar patrones complejos en la señal electrocardiográfica (ECG), imperceptibles incluso para especialistas, lo que tiene un gran valor para la medicina preventiva personalizada. Un indicador de especial relevancia es la estimación de la edad fisiológica a partir del ECG, la cual, al compararse con la edad cronológica, refleja el estado real del sistema cardiovascular y permite identificar un envejecimiento vascular acelerado.

Este estudio aplicó 9 fractales a tres segmentos del ECG de 12 derivaciones, utilizando clasificadores MLP (redes neuronales sencillas) para: 1) evaluar la capacidad de estos fractales para captar los cambios en el ECG asociados a la edad, y 2) identificar en qué segmento reside principalmente esa información. Se clasificó a los individuos en categorías de edad, destacando un umbral de 50 años.

Los resultados muestran una precisión del 75% en la clasificación binaria (mayor/menor de 50 años) utilizando los valores fractales combinados, sin diferencias entre los segmentos analizados. Aunque modestos, estos hallazgos son prometedores. Demuestran que métodos de IA sencillos y de bajo costo, como el MLP, pueden integrarse en herramientas de apoyo a la decisión clínica. Esto sienta las bases para desarrollar sistemas accesibles que, mediante un ECG rutinario, ayuden a evaluar el riesgo cardiovascular individual y promover intervenciones preventivas personalizadas de manera temprana.

### Palabras clave:

Dimensión fractal, Estimación de la edad cardíaca/cardiológica, Medicina preventiva, señal ECG/EKG.



Esta obra está bajo una licencia internacional Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0.

## ABSTRACT

Machine learning models can unravel complex patterns in the electrocardiographic (ECG) signal, imperceptible even to specialists, which holds great value for personalized preventive medicine. A particularly relevant indicator is the estimation of physiological age from the ECG, which, when compared with chronological age, reflects the real state of the cardiovascular system and allows for the identification of accelerated vascular aging.

This study applied 9 fractal measures to three segments of the 12-lead ECG, using Multilayer Perceptron (MLP) classifiers—simple neural networks—to: 1) evaluate the ability of these fractal measures to capture age-related changes in the ECG, and 2) identify in which segment this information primarily resides. Individuals were classified into age categories, with a threshold of 50 years being highlighted.

The results show a 75% accuracy in the binary classification (older/younger than 50 years) using the combined fractal values, with no differences among the analyzed segments. Although modest, these findings are promising. They demonstrate that simple, low-cost AI methods, such as the MLP, can be integrated into clinical decision-support tools. This lays the groundwork for developing accessible systems that, through a routine ECG, can help assess individual cardiovascular risk and promote early, personalized preventive interventions.

**Keywords:** fractal dimension, cardiac age/heart age estimation, preventive medicine, ECG/EKG signal

## INTRODUCCIÓN

La estimación de la edad biológica a partir del electrocardiograma (ECG) constituye un objetivo de gran relevancia en la medicina moderna, ya que trasciende el mero diagnóstico para posicionarse como un pilar de la prevención personalizada. La señal ECG, un indicador fundamental de la función cardíaca, experimenta modificaciones sutiles pero sistemáticas con el envejecimiento. La decodificación de estos cambios no solo permite una evaluación más precisa del riesgo cardiovascular individual, sino que también representa un puente directo entre la investigación universitaria y las necesidades de la sociedad, al traducir avances metodológicos en herramientas aplicables para la salud pública.

No obstante, este esfuerzo científico enfrenta una complejidad inherente: los parámetros electrocardiográficos dependen de una multiplicidad de factores fisiológicos y técnicos, más allá de la edad cronológica. Esta variabilidad intrínseca exige el empleo de muestras poblacionales extensas y diseños de estudio rigurosos “idealmente longitudinales” para aislar el efecto del envejecimiento y minimizar los sesgos, como el efecto cohorte, propios de los enfoques transversales predominantes por limitaciones prácticas.

En 1954 Packard presenta el seguimiento, en 10 años, de un trabajo comenzado en 1944 por Graybiel et al. (1944), que constituye uno de los primeros estudios sobre el efecto del envejecimiento sobre la forma de onda de la señal ECG del tipo longitudinal registrado. Se determina que el pulso aumenta en promedio de 64 a 75 pulsaciones por minuto, el intervalo P-R aumenta de 0.154 a 0.159 segundos no obstante el aumento en pulso; el promedio de duración de QRS cambia muy ligeramente de 0.087 a 0.085 segundos y el promedio de intervalos Q-T no corregidos disminuye de 0.384 a 0.361 segundos, el eje QRS se mueve hacia la izquierda de 61.6 a 48.2 grados y el eje de T igualmente se mueve ligeramente hacia la izquierda de 42.6 a 40.7 grados (Packard et al., 1954).

En 1967, Blackburn presenta un estudio hipotetizando sobre si las tendencias en la señal ECG relacionadas con la edad reflejan alguna arteriopatía coronaria latente en individuos o en poblaciones; el estudio concluye que con el envejecimiento las amplitudes de las ondas QRS y T decrecen; hay migración del eje del plano frontal izquierdo del complejo QRS y posible rotación del plano medio horizontal posterior QRS; la frecuencia cardíaca disminuye y hay una prolongación del intervalo P-R; siendo estas tendencias comunes al envejecimiento (Blackburn et al., 1967).

En 1972, Simonson describe en un estudio transversal las tendencias electrocardiográficas relacionadas con la edad; concluyendo que, las amplitudes de todas las deflexiones decrecen junto con cambios direccionales, pero que las tendencias relacionadas con los intervalos no existen o son muy pequeñas; concluyendo que las tendencias en la señal ECG relacionadas con la edad en poblaciones asintomáticas son en gran medida debido a una arteriopatía coronaria latente (Simonson, 1972).

En 1981, Bachman et al. examinan los cambios electrocardiográficos relacionados con el envejecimiento en un estudio longitudinal, basado en dos revisiones con un intervalo de 10 años, para determinar si las diferencias electrocardiográficas previamente demostradas en estudios trasversales representan las tendencias electrocardiográficas con la edad en el caso longitudinal para una misma población. Se determinó que los cambios longitudinales fueron consistentes con los resultados trasversales; y que la duración de los intervalos P-R y Q-T fue mayor, pero la duración del complejo QRS menor y la amplitud de la onda T fue menor; concluyéndose que algunas de las diferencias resultantes de estudios transversales relacionadas con la edad verdaderamente representan las tendencias electrocardiográficas obtenidas en estudios longitudinales (Bachman et al., 1981).

En 1990, Jones et al. presentan una discusión sobre las características del electrocardiograma en el envejecimiento; concluyendo que, los cambios histológicos que ocurren en el sistema de conducción cardíaco pueden

alterar muchas de las características del electrocardiograma en los ancianos: es común la pérdida de amplitud, o la supresión de la onda P; la duración del intervalo P-R puede incrementarse en un 10% pudiendo alcanzar hasta un 35% en ancianos nonagenarios; la duración del complejo QRS tiende a aumentar y las amplitudes de las ondas R y S decrecen, así como el vector medio QRS se orienta hacia la izquierda en el plano frontal y posteriormente en el plano horizontal; y el segmento S-T se aplana (Jones et al., 1990).

En 1994 Macfarlane et al estudia los efectos de la edad, la raza y el sexo en el ECG usando un grupo pediátrico; un grupo adulto blanco; y una cohorte de población china. Se demuestra que en el grupo pediátrico existe una relación directa entre la edad y la duración de QRS, que se incrementa linealmente desde aproximadamente 1 año de edad hasta la adolescencia; en los adultos las principales diferencias fueron un incremento de la duración de QRS en hombres comparados con mujeres y se pudieron ver algunas diferencias raciales pequeñas en algunos parámetros, pero sin significancia clínica (Macfarlane et al., 1994).

En 2003, se presentan un estudio sobre las anormalidades en la señal ECG debidas al envejecimiento. El estudio analiza las diferencias transversales en las señales ECG en tres cohortes de 70 años de edad en un periodo de 30 años desde 1901/02 hasta 1930; los cambios longitudinales ocurridos en las señales ECG de la cohorte transcurridos 15 años; y la relación entre las anormalidades encontradas en las señales ECG de la cohorte I a la edad de 70 años y la mortalidad subsecuente entre los siguientes 10 o 15 años; en las comparaciones transversales se determinó que existían menos anormalidades en las cohortes menos antiguas para ambos sexos. Durante el seguimiento longitudinal de 15 años, se registra un incremento significativo, tanto en hombres como en mujeres, respecto a ondas Q largas o intermedias, desviación del eje izquierdo, ondas T negativas (0-5mm), bloqueo completo de rama derecha y fibrilación atrial. Se concluye que las anormalidades en la señal ECG son frecuentes en el envejecimiento y están asociadas con un incremento de la mortalidad (Molander et al., 2003).

Ya en el 2011, se presentan en un estudio la relación general entre las anomalías electrocardiográficas y el avance de la edad, demostrándose que aparece desviación del eje izquierdo; bradicardia sinodal, anormalidades en las ondas S-T y T; bloqueo de rama; hipertrofia ventricular izquierda, patrones Q y Q-S; latidos prematuros ventriculares y desviación del eje derecho; se encontró también una alta prevalencia de anormalidades en las ondas S-T y T, hipertrofia ventricular izquierda y bradicardia sinodal; concluyéndose que existe un incremento significativamente alto en la prevalencia de anormalidades en el ECG al avanzar la edad (Khane et al., 2011).

Posteriormente en 2014, se presentan un estudio para establecer y actualizar el conjunto de valores normales en el ECG clínico para ambos性; como resultado se corroboran muchas de las recomendaciones de estudios previos, y además se proporcionan otros resultados diferenciados particularmente para los grupos de mayor edad, con tendencias aparentes para el intervalo QTc, el eje QRS, e índices de hipertrofia ventricular izquierda; las amplitudes en las derivaciones precordiales izquierdas mostraron un incremento sustancial en los grupos de mayor edad para el caso de las mujeres (Rijnbeek et al., 2014).

En 2018, en un estudio sobre la relación entre la edad y el sexo, y la forma de onda ECG determina que en el caso de la amplitud de la onda P existe una dependencia relacionada con la edad en V1 y V2; en el caso de QRS se registran cambios en la amplitud significativos entre la niñez a la adolescencia, y en el caso de la adultez se registran cambios en la amplitud promedio de la onda S en la derivación V2, cambios similares pueden verse también en la amplitud de la onda R en V5; la duración de QRS registra un aumento en el caso de hombres adultos; y las amplitudes de la onda S-T resultan mayores en hombres jóvenes comparados con mujeres jóvenes y tienden a disminuir con el incremento de la edad (Macfarlane, 2018).

Mas cercano, en el 2023, se presentan un estudio sobre las diferencias en el ECG relacionadas con la edad y el género; se determina que en los grupos con edades comprendidas entre los 35 a 65 años, la duración de QRS se mantuvo casi estable, prolongándose para el caso del grupo con edad mayor de 65 años; en el caso de la duración de las ondas P y P-R, se nota un incremento ligero pero constante con la edad; respecto al eje de QRS se nota una desviación a la izquierda particularmente a partir de los 65 años (Ahmadi et al., 2023).

Estos estudios demuestran que la edad tiene influencias significativas sobre la forma de onda de la señal ECG, sin embargo, aunque con puntos en común no son suficientes como para establecer conclusiones definitivas. Sigue siendo un tema pendiente el estudio del efecto de la edad sobre la forma de onda de la señal ECG debido a su complejidad y dependencia de otras variables.

La aplicación de los rasgos fractales a señales ECG y su cuantificación a través de la Dimensión Fractal (FD), como un indicador de los cambios de la complejidad de la señal asociados con la edad, se reporta en muy pocos trabajos y con resultados bastante difusos.

El término fractales (fracturado), propuesto por Mandelbrot (1983), se aplica a objetos en el espacio que poseen una forma de auto-similitud y no pueden ser descritos en una sola escala de medida absoluta; está referido a objetos que poseen un patrón repetitivo que es similar en varias escalas y que es cuantificable.

Por otro lado, la FD es un índice, generalmente irracional, utilizado para cuantificar las propiedades fractales de un objeto y constituye un punto de vista alternativo del concepto de dimensión que se basa en la auto-similitud de un objeto, en lugar de en la geometría euclíadiana (Kumar et al., 2017).

En 2003, se concluye que el ECG se puede caracterizar por la multifractalidad y que las diferentes derivaciones tienen diferentes valores mostrando algún tipo de distribución multifractal; que el valor del área del espectro multifractal de los ECG de individuos de sexo masculino refleja la fortaleza del control del sistema nervioso autónomo del cuerpo sobre el corazón y por extensión sobre las fallas cardíacas; y que el logaritmo del área del espectro multifractal de los ECG es inversamente proporcional a la edad, lo cual implica que para personas más envejecidas el impacto del control del sistema nervioso autónomo sobre las propiedades multifractales del ECG se debilita y el espectro multifractal decrece de multifractal a monofractal (Wang et al., 2003).

En 2014, se realizan un análisis de las características fractales de señales ECG y su correlación con los valores de ECG normales y patológicos; como resultado obtuvieron una marca fractal de acuerdo a la edad y las patologías de los casos estudiados (Sedjelmaci & Bereksi-Reguig, 2014).

En 2016, Dasgupta desarrolló una Red Neuronal (NN) para determinar la edad humana a partir de un vector de entrada compuesto por los valores de FD de Katz de la señal ECG, la frecuencia de sus complejos QRS, el sexo del paciente y el promedio de la distancia entre picos R sucesivos; como resultado obtiene un valor medio del error, para el conjunto de prueba, de 0.79 años con una desviación estándar de 2.70 años; lo cual implica que aproximadamente el 68.2% de los resultados inferidos, normalmente distribuidos, están dentro del rango de error de -1.9 a 3.5 años para el caso del conjunto de prueba; considerando que la NN produce una buena aproximación de la edad para un individuo normal (Dasgupta, 2016).

En 2018, se proponen utilizar una técnica multifractal para analizar clasificaciones relacionadas con la edad basada en la difusificación de la técnica de Dimensión Fractal Generalizada (GFD) aplicada a los intervalos dinámicos de ritmo cardiaco en señales ECG; se concluye que el método Fuzy-GFD categoriza sujetos jóvenes y viejos con mayor precisión que con el método típico GFD (Easwaramoorthy et al., 2018).

El presente trabajo se basa en la aplicación de 9 métodos de FD: Higuchi (Higuchi, 1988), Katz (Katz, 1988), line length (Esteller et al., 2001), NLD (Kalauzi et al., 2009),

Petrosian (Petrosian, 1995), Sevcik (Sevcik, 2010), Power Spectral Density slope (Hasselman, 2013), Correlation Dimension (Boon et al., 2008) y Hurst (Annis & Lloyd, 1976); sobre 3 segmentos de señales ECG. Los arreglos de valores obtenidos se utilizan para entrenar clasificadores Multi-Layer Perceptrons (MLP) y discernir entre clases de edades conformadas por intervalos de edades cronológicas con diferentes grados de especificidad. El objetivo consiste en:

1. determinar con que precisión un clasificador MLP basado solamente en los rasgos de dimensión fractal es capaz de inferir la edad de un individuo a partir de su señal ECG;
2. determinar en cuál de los tres segmentos de señal definidos, P-R, PQRST o R-T, pudiera encontrarse codificada la información cronológica extraída por los fractales; y

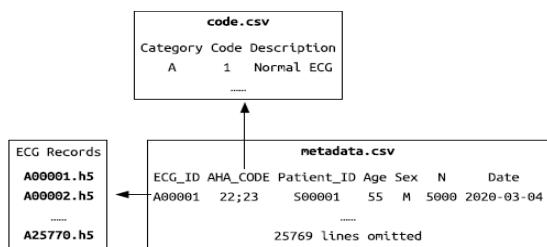
Muchos de los trabajos relacionados con la aplicación de rasgos de FD sobre señales ECG, usan además rasgos basados en factores de riesgo cardíaco como son el índice de masa corporal, las adicciones, las enfermedades de base, etc; y rasgos basados en análisis clínicos y otras pruebas como el nivel de colesterol en sangre, y el índice de calcificaciones coronarias, etc; para mejorar la estimación de la edad cardíaca. El presente trabajo se basa solo en la utilización de los rasgos de dimensión fractal para evaluar sus potencialidades en el registro de los cambios de la señal ECG producto de la edad.

La estimación de la edad biológica a través del ECG representa un avance significativo hacia la medicina preventiva personalizada, al ofrecer un indicador no invasivo y accesible del estado funcional del sistema cardiovascular. A diferencia de la edad cronológica, este marcador refleja el desgaste fisiológico individual y puede identificar precozmente alteraciones asociadas al envejecimiento vascular, permitiendo intervenciones tempranas y estrategias preventivas adaptadas al riesgo específico de cada paciente. La integración de técnicas computacionales, como el análisis fractal y modelos de aprendizaje automático, posibilita la extracción de patrones sencillos y complejos de la señal ECG, transformando un estudio de rutina en una herramienta pronóstica y de seguimiento dinámico de la salud cardiovascular, con potencial para optimizar la toma de decisiones clínicas en el ámbito de la prevención y el envejecimiento saludable.

## MATERIALES Y MÉTODOS

El presente trabajo utilizó 9694 registros de ECG clínico de 12 derivaciones, clasificados como normales pertenecientes a la base de datos SPH **dataset** (Liu et al., 2022). La SPH **dataset** incluye anotaciones de diagnóstico estandarizado conforme a la norma AHA/ACC/HRS (code.csv), y otros datos de interés (metadata.csv) (Figura. 1).

Fig 1: Estructura de ficheros de la SPH dataset



Fuente: tomado de Liu et al. (2022)

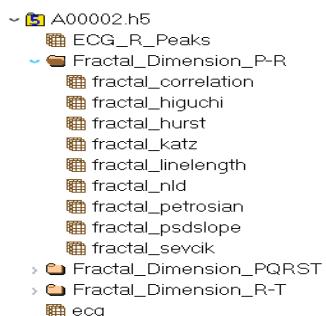
La frecuencia de muestreo de cada señal ECG es de 500Hz y la longitud de los registros varía de 10 a 60 segundos. Cada registro ECG, en formato Hierarchical Data Format ("The HDF5® Library & File Format," n.d.), es un arreglo de  $12_{\text{derivaciones}} \times N_{\text{muestras}}$ .

Para el desarrollo del trabajo, a la estructura de la base de datos, originalmente conformada por un **dataset** HDF, conteniendo cada registro ECG, se incluye:

- un **dataset** HDF (**ECG\_R\_Peaks**) que contiene los puntos fiduciales R de cada señal ECG;
- un grupo HDF (**Fractal\_Dimension\_P-R**) que contiene los **datasets** HDF correspondientes de aplicar los 9 rasgos de FD a los segmentos P-R ( $[150_{\text{samples}} : R_{\text{point}}]$ ) de cada señal ECG;
- un grupo HDF (**Fractal\_Dimension\_PQRST**) que contiene los **datasets** HDF correspondientes de aplicar 9 rasgos de FD a los segmentos PQRST ( $[150_{\text{samples}} : R_{\text{point}} + 150_{\text{samples}}]$ ) de cada señal ECG; y
- un grupo HDF (**Fractal\_Dimension\_R-T**) que contiene los **datasets** HDF correspondientes de aplicar los 9 rasgos de FD a los segmentos R-T ( $[R_{\text{point}} : R_{\text{point}} + 150_{\text{samples}}]$ ) de cada señal ECG.

En la Figura. 2 se muestra la estructura de la base de datos de prueba, para el registro A00002.h5; puede verse el **dataset** HDF **ECG\_R\_Peaks**, y los grupos HDF **Fractal\_Dimension\_P-R/PQRST/RT**, con los 9 **datasets** HDF correspondientes a cada rasgo.

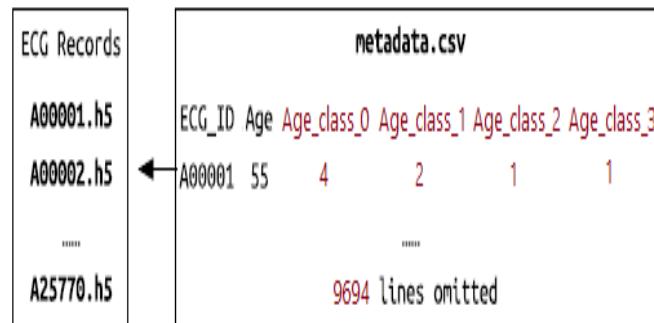
Fig 2: Detalle del registro ECG A00005.h5 usando HDF-View



Fuente: Elaboración propia.

El fichero metadata.csv se modificó conteniendo además de los identificativos de cada registro (**ECG\_ID**) y el atributo **Age**, 4 nuevos atributos categóricos adicionales resultantes de agrupar las edades por intervalos con diferentes grados de especificidad, Figura. 3.

Fig 3: Estructura de ficheros de la base de datos de prueba.



Fuente: Elaboración propia.

Los nuevos atributos objetivos, derivados del atributo **Age**, se definieron como:

- **Age\_class\_0**: agrupamiento de las edades cronológicas en 9 clases con intervalos de 10 años;
- **Age\_class\_1**: agrupamiento de las edades cronológicas en 5 clases con intervalos de 20 años;
- **Age\_class\_2**: agrupamiento de las edades cronológicas en 3 clases con intervalos de 30 años;
- **Age\_class\_3**: agrupamiento de las edades cronológicas en 2 clases con intervalos de 40 años.

Esta estrategia de derivar el atributo objetivo Age, agrupando las edades, tiene el propósito de simplificar el modelo de aprendizaje, asumiendo que existen características similares en estos intervalos de edades que permiten su agrupación; y de proporcionar varios atributos objetivo con diferentes niveles de detalle para determinar en qué grado los rasgos de dimensión fractal logran captar los cambios que aparecen en las señales ECG relacionados con la edad.

En la definición de las clases de edades se sigue una estrategia de agrupamiento por ancho fijo, con rangos de edades linealmente escaladas, sin considerar intervalos de edad cardíaca, debido a que su definición es actualmente un tema en estudio y aunque existen algunas referencias basadas en los criterios de riesgo de Framingham (Framingham Heart Study, n.d.), muchos trabajos son discretos en su recomendación (Álvarez, 2001).

Las características del atributo objetivo **Age** se resumen en la Tabla 1.

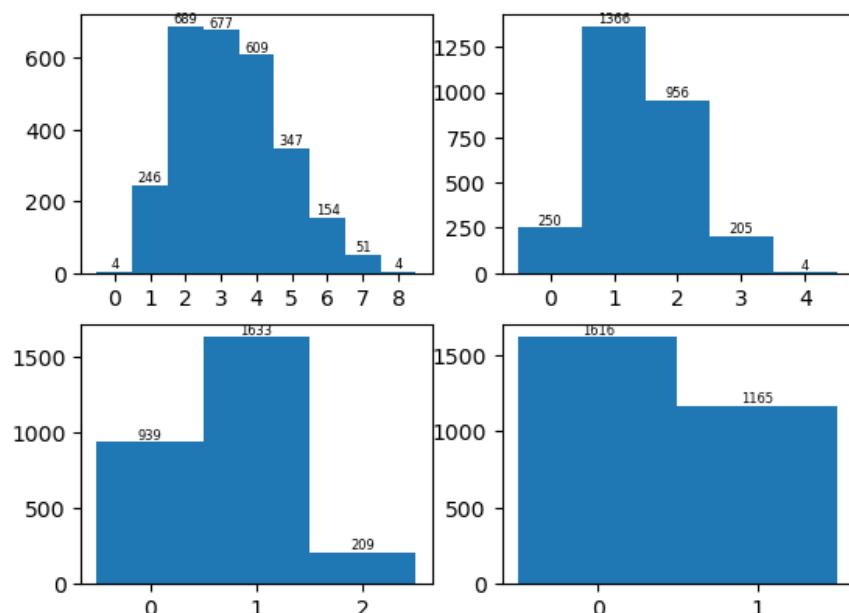
Tabla 1: Descripción del atributo objetivo Age.

Age	mean	Std	min	25%	50%	75%	max
	46.93	13.89	18.00	36.00	46.00	56.00	95.00

Fuente: Elaboración propia.

La edad media es de 46 años y el 75% de las edades de los pacientes están por debajo de los 56 años; por tanto, es necesario considerar esta particularidad de los datos a la hora de seleccionar la estrategia de muestreo de forma tal que exista representatividad en los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba. Los histogramas de los 4 atributos objetivo se muestran en la Figura. 4, y resaltan con mayor detalle las características de sus distribuciones.

Fig 4: Histograma de los atributos objetivos Age\_class\_0, ..., Age\_class\_3 (izq-der, arriba-abajo).



Fuente: Elaboración propia.

En resumen, cada registro ECG de la base de datos de prueba, contiene los 3 grupos contenedores creados, **Fractal\_Dimension\_P-R**, **Fractal\_Dimension\_PQRST** y **Fractal\_Dimension\_R-T**, correspondientes a los tres segmentos de señal definidos; y en cada grupo HDF existen 9 **datasets** HDF que son arreglos de  $12_{\text{derivaciones}} \times (M+3)_{\text{valores}}$ , siendo  $M$  la cantidad de valores resultantes de aplicar los 9 fractales en estudio al segmento de señal correspondiente. Las posiciones relativas a las 3 muestras agregadas en cada **dataset** HDF contienen la media, mediana y varianza de los valores fractales por cada derivación y se incluyeron con propósitos estadísticos y de reducción de la dimensionalidad de los atributos predictores.

Para la detección de los puntos fiduciales R, utilizados como referencia para definir los segmentos de señal, se utilizaron los algoritmos de detección proporcionados por el paquete NeuroKit2 (Makowski et al., 2021), que es un paquete **open-source** de algoritmos desarrollados en lenguaje Python para el procesamiento de señales neurofisiológicas.

El procedimiento de prueba está orientado principalmente a evaluar la sensibilidad de los 9 rasgos de FD de estudio, obtenidos sobre 3 segmentos de señal, sobre los atributos objetivos de intervalos de edades. La secuencia de pasos que se siguió, define como:

- creación de los **dataframes** (arreglo de pandas) de atributos predictores y atributos objetivos;
- creación de los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba utilizando la validación cruzada de K iteraciones (**K-fold cross validation**);
- desarrollo de clasificadores Multi-Layer Perceptrons (MLP), Figura. 5;
- análisis de los resultados basado en las medidas de precisión para cada modelo.

Todo la implementación utiliza el lenguaje Python y los paquetes NumPy, pandas, Matplotlib, Seaborn, NeuroKit, Scikit-learn, y Keras (PyPI · El Índice de paquetes de Python, n.d.).

Fig 5: Arquitectura de los modelos MLP desarrollados usando la API secuencial de Keras.

```
model = keras.models.Sequential([
    keras.layers.InputLayer(input_shape=X_train.shape[1:]),
    keras.layers.BatchNormalization(),
    keras.layers.Dropout(rate=0.2),
    keras.layers.Dense(300, activation="relu", kernel_initializer='he_normal'),
    keras.layers.BatchNormalization(),
    keras.layers.Dropout(rate=0.2),
    keras.layers.Dense(150, activation="relu", kernel_initializer='he_normal'),
    keras.layers.BatchNormalization(),
    keras.layers.Dense(num_classes, activation="softmax")
])
```

Fuente: elaboración propia

La estimación de la edad biológica a partir de la señal ECG constituye un avance significativo hacia la medicina preventiva personalizada, ya que permite identificar desviaciones entre la edad cronológica y el estado funcional del sistema cardiovascular. Este enfoque facilita la detección temprana de riesgos y la intervención clínica proactiva, a la vez que impulsa la transferencia de conocimiento desde el ámbito universitario hacia la sociedad. El desarrollo de herramientas accesibles y basadas en inteligencia artificial, como los clasificadores MLP de este estudio, promueve la aplicabilidad de la investigación científica en entornos clínicos reales. De esta forma, se contribuye a la democratización de tecnologías diagnósticas avanzadas y al fortalecimiento de la salud pública desde una perspectiva preventiva y personalizada.

## RESULTADOS-DISCUSIÓN

Se desarrollan modelos MLP basados en los *dataframes* confeccionados por cada rasgo individual (9) y por cada segmento de señal (3), para un total de 27 *dataframes*. Además, se confeccionó *dataframe* conteniendo todos los valores de los rasgos de FD, en este caso se utiliza solo un segmento de señal (PQRST) debido a que no se registran cambios significativos en utilizar cualesquiera de los 3 segmentos de señal por separado.

Los valores de precisión obtenidos por cada uno de los 9 rasgos de manera individual, por cada uno de los 3 segmentos de señal y por cada una de las 4 clases del atributo objetivo definidas se muestran en la Figura. 6.

Fig 6: Valores de precisión de los modelos MLP desarrollados para cada rasgo de FD, aplicado sobre cada uno de los segmentos de señal y por cada clase Age.

Katz	Age_class_0	Age_class_1	Age_class_2	Age_class_3	Sevcik	Age_class_0	Age_class_1	Age_class_2	Age_class_3	Psdslope	Age_class_0	Age_class_1	Age_class_2	Age_class_3
MLP_PQRST	0.30	0.52	0.64	0.63	MLP_PQRST	0.32	0.53	0.65	0.65	MLP_PQRST	0.29	0.54	0.64	0.66
MLP_PR	0.29	0.51	0.63	0.62	MLP_PR	0.27	0.49	0.62	0.62	MLP_PR	0.27	0.51	0.59	0.62
MLP_RT	0.29	0.51	0.62	0.62	MLP_RT	0.28	0.51	0.61	0.61	MLP_RT	0.26	0.50	0.57	0.59
Line length	Age class 0	Age class 1	Age class 2	Age class 3	NLD	Age class 0	Age class 1	Age class 2	Age class 3	Correlation	Age class 0	Age class 1	Age class 2	Age class 3
MLP_PQRST	0.29	0.52	0.64	0.65	MLP_PQRST	0.28	0.49	0.61	0.62	MLP_PQRST	0.29	0.52	0.62	0.64
MLP_PR	0.26	0.48	0.64	0.62	MLP_PR	0.27	0.51	0.59	0.60	MLP_PR	0.28	0.52	0.61	0.64
MLP_RT	0.29	0.51	0.62	0.63	MLP_RT	0.27	0.50	0.59	0.60	MLP_RT	0.25	0.49	0.59	0.60
Petrosian	Age_class_0	Age_class_1	Age_class_2	Age_class_3	Higuchi	Age_class_0	Age_class_1	Age_class_2	Age_class_3	Hurst	Age_class_0	Age_class_1	Age_class_2	Age_class_3
MLP_PQRST	0.27	0.49	0.59	0.59	MLP_PQRST	0.32	0.54	0.63	0.67	MLP_PQRST	0.26	0.47	0.59	0.60
MLP_PR	0.25	0.46	0.59	0.59	MLP_PR	0.26	0.48	0.59	0.58	MLP_PR	0.22	0.46	0.55	0.57
MLP_RT	0.27	0.49	0.59	0.61	MLP_RT	0.30	0.54	0.63	0.66	MLP_RT	0.26	0.45	0.58	0.59

Fuente: elaboración propia.

Como puede verse no se registran diferencias significativas en el uso de un rasgo en particular, por lo tanto, no se considera que ninguno de los modelos desarrollados a partir de los rasgos de FD individuales haya logrado captar los patrones de la señal ECG relacionados con la edad. Además, se puede observar que la utilización de cualquiera de los 3 segmentos de señal tampoco reporta diferencias en cuanto a la mejora del desempeño del modelo, por supuesto el uso de los segmentos de señal PR y RT, de menor longitud, optimizan el desarrollo desde el punto de vista de la

carga computacional. Así, puede decirse que no existe un segmento de señal, entre los tres definidos, que aporte información relevante sobre la edad al aplicarse cualesquiera de los rasgos de FD en estudio.

A continuación, se desarrolla un modelo MLP, siguiendo la misma arquitectura, basado en los valores de los 9 rasgos de FD combinados aplicados sobre el segmento de señal PQRST; en la Figura. 7 se muestran los valores de precisión obtenidos por el clasificador.

**Fig 7: Valores de precisión de los modelos MLP desarrollados basado en los 9 rasgos de FD combinados, aplicados sobre el segmento de señal PQRST y para cada una de las clases objetivos.**

<b>Age_class_0</b>	<b>Age_class_1</b>	<b>Age_class_2</b>	<b>Age_class_3</b>
0	0.36	0.6	0.69

Fuente: elaboración propia.

Como puede verse se obtienen mejoras significativas en el desempeño del clasificador especialmente para el caso de la clase objetivo Age\_class\_3, que contiene 2 clases de edades (con umbral de 50 años). Este resultado obtenido del 75% de precisión es un indicador que permite comenzar a trabajar en la mejora del modelo del clasificador, ya que se considera que valores de precisión por encima del 70% garantizan que pudieran obtenerse mejores resultados trabajando en el modelo de datos.

La capacidad de estimar la edad biológica a partir del análisis fractal de la señal ECG, incluso con una precisión moderada como la obtenida en este estudio (75% para discriminar entre individuos mayores y menores de 50 años), representa un avance significativo hacia la medicina preventiva personalizada. En lugar de depender exclusivamente de la edad cronológica, este enfoque permite evaluar el estado funcional del sistema cardiovascular a través de un indicador cuantitativo y objetivo derivado de un examen rutinario y no invasivo. La identificación de un envejecimiento cardiovascular acelerado podría facilitar la detección temprana de riesgos subclínicos, permitiendo intervenciones personalizadas en estilo de vida, farmacológicas o de seguimiento, antes de que se manifiesten patologías establecidas. Así, la integración de biomarcadores basados en la complejidad de la señal ECG, como los aquí explorados, sienta las bases para el desarrollo de herramientas clínicas de estratificación de riesgo que contribuyan a una cardiología más predictiva y preventiva.

## CONCLUSIONES

Este estudio exploró el potencial de nueve rasgos de dimensión fractal (FD) aplicados a segmentos de la señal ECG de 12 derivaciones para estimar la edad biológica de individuos sanos. Los resultados principales indican

que, mediante la combinación de estos rasgos y utilizando un clasificador MLP, es posible discriminar entre dos grupos de edad (con un umbral de 50 años) con una precisión del 75%. No se observaron diferencias significativas al utilizar uno u otro de los segmentos de señal definidos (P-R, PQRST, R-T).

Más allá de la precisión técnica, el valor central de esta investigación radica en su potencial impacto social y su contribución a un paradigma de salud más anticipatorio y equitativo. La capacidad de inferir un indicador de envejecimiento cardiovascular a partir de un electrocardiograma de rutina sienta las bases para el desarrollo de herramientas accesibles y de bajo costo que impulsen la medicina preventiva personalizada. En un contexto de poblaciones que envejecen y sistemas de salud bajo presión, contar con un biomarcador objetivo que señale un “envejecimiento cardíaco acelerado” permitiría identificar a individuos en riesgo subclínico, facilitando intervenciones tempranas en estilo de vida, seguimientos personalizados y una gestión más eficiente de recursos sanitarios. Esto representa un paso tangible hacia la democratización de la salud cardiovascular, acercando la evaluación de riesgo avanzada a ámbitos clínicos más diversos y a la atención primaria.

Para que este potencial se concrete en un beneficio real para la sociedad, es fundamental canalizar estos hallazgos a través de una efectiva transferencia de conocimiento desde la universidad. La investigación académica, como la aquí presentada, constituye la semilla de la innovación. Su materialización requiere de una alianza estratégica entre la academia, el sector clínico y la industria tecnológica, que permita traducir los modelos de laboratorio en aplicaciones validadas, interfaces amigables y protocolos integrados en la práctica clínica diaria. La Universidad, como generadora de conocimiento, tiene el compromiso social no solo de investigar, sino también de transferir y co-crear soluciones que respondan a las necesidades de la población. Este trabajo, por tanto, no concluye en sus resultados numéricos, sino que se proyecta como un punto de partida para un ciclo virtuoso de investigación, desarrollo, innovación y transferencia, cuyo fin último es mejorar la calidad de vida y la salud cardiovascular de las personas.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ahmadi, P., Afzalian, A., Jalali, A., Sadeghian, S., Masoudkabir, F., Oraii, A., Ayati, A., Nayebirad, S., Pezeshki, P. S., Lotfi Tokaldani, M., Shafiee, A., Mohammadi, M., Sanei, E., Tadjini, M., & Hosseini, K. (2023). Age and gender differences of basic electrocardiographic values and abnormalities in the general adult population; Tehran Cohort Study. *BMC Cardiovascular Disorders*, 23(1), 303. <https://doi.org/10.1186/s12872-023-03339-z>

- Álvarez Cosmea, A. (2001). Las tablas de riesgo cardiovascular: Una revisión crítica. *Medifam*, 11(3). <https://doi.org/10.4321/S1131-57682001000300002>
- Annis, A. A., & Lloyd, E. H. (1976). The expected value of the adjusted rescaled Hurst range of independent normal summands. *Biometrika*, 63(1), 111–116. <https://doi.org/10.1093/biomet/63.1.111>
- Bachman, S., Sparrow, D., & Smith, L. K. (1981). Effect of aging on the electrocardiogram. *The American Journal of Cardiology*, 48(3), 513–516. [https://doi.org/10.1016/0002-9149\(81\)90081-3](https://doi.org/10.1016/0002-9149(81)90081-3)
- Blackburn, H., Vasquez, C. L., & Keys, A. (1967). The aging electrocardiogram. *The American Journal of Cardiology*, 20(5), 618–627. [https://doi.org/10.1016/0002-9149\(67\)90002-1](https://doi.org/10.1016/0002-9149(67)90002-1)
- Boon, M. Y., Henry, B. I., Suttle, C. M., & Dain, S. J. (2008). The correlation dimension: A useful objective measure of the transient visual evoked potential? *Journal of Vision*, 8(1), 6. <https://doi.org/10.1167/8.1.6>
- Dasgupta, H. (2016). Human Age Recognition by Electrocardiogram Signal Based on Artificial Neural Network. *Sensing and Imaging*, 17(1), 4. <https://doi.org/10.1007/s11220-016-0129-4>
- Easwaramoorthy, D., S. Eliahim Jeevaraj, P., Gowrisankar, A., Manimaran, A., & Nandhini, S. (2018). Fuzzy Generalized Fractal Dimensions Using Inter-Heartbeat Interval Dynamics in ECG Signals for Age Related Discrimination. *International Journal of Engineering & Technology*, 7(4.10), 900. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.10.26784>
- Esteller, R., Echauz, J., Tcheng, T., Litt, B., & Pless, B. (2001). Line length: An efficient feature for seizure onset detection. *2001 Conference Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1707–1710. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2001.1020545>
- Framingham Heart Study. (n.d.). <https://www.framinghamheartstudy.org/>
- Graybiel, A., McFarland, R. A., Gates, D. C., & Webster, F. A. (1944). Analysis of the electrocardiograms obtained from 1000 young healthy aviators. *American Heart Journal*, 27(4), 524–549. [https://doi.org/10.1016/S0002-8703\(44\)90546-6](https://doi.org/10.1016/S0002-8703(44)90546-6)
- Hasselman, F. (2013). When the blind curve is finite: Dimension estimation and model inference based on empirical waveforms. *Frontiers in Physiology*, 4. <https://doi.org/10.3389/fphys.2013.00075>
- Higuchi, T. (1988). Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 31(2), 277–283. [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(88\)90081-4](https://doi.org/10.1016/0167-2789(88)90081-4)
- Jones, J., Srodulski, Z. M., & Romisher, S. (1990). The aging electrocardiogram. *The American Journal of Emergency Medicine*, 8(3), 240–245. [https://doi.org/10.1016/0735-6757\(90\)90331-S](https://doi.org/10.1016/0735-6757(90)90331-S)
- Kalauzi, A., Bojić, T., & Rakić, L. (2009). Extracting complexity waveforms from one-dimensional signals. *Nonlinear Biomedical Physics*, 3(1), 8. <https://doi.org/10.1186/1753-4631-3-8>
- Katz, M. J. (1988). Fractals and the analysis of waveforms. *Computers in Biology and Medicine*, 18(3), 145–156. [https://doi.org/10.1016/0010-4825\(88\)90041-8](https://doi.org/10.1016/0010-4825(88)90041-8)
- Khane, R. S., Surdi, A. D., & Bhatkar, R. S. (2011). Changes in ECG pattern with advancing age. *Jbcpp*, 22(4), 97–101. <https://doi.org/10.1515/JBCPP.2011.017>
- Kumar, D., Poosapadi Arjunan, S., & Aliahamad, B. (2017). *Fractals: Applications in Biological Signalling and Image Processing*. CRC Press, Taylor & Francis Group.
- Liu, H., Chen, D., Chen, D., Zhang, X., Li, H., Bian, L., Shu, M., & Wang, Y. (2022). A large-scale multi-label 12-lead electrocardiogram database with standardized diagnostic statements. *Scientific Data*, 9(1), 272. <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01403-5>
- Macfarlane, P. W. (2018). The influence of age and sex on the electrocardiogram. *Sex-Specific Analysis of Cardiovascular Function*, 93–106. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-77932-4\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-77932-4_6)
- Macfarlane, P. W., McLaughlin, S. C., Devine, B., & Yang, T. F. (1994). Effects of age, sex, and race on ECG interval measurements. *Journal of Electrocardiology*, 27, 14–19. [https://doi.org/10.1016/S0022-0736\(94\)80039-1](https://doi.org/10.1016/S0022-0736(94)80039-1)
- Makowski, D., Pham, T., Lau, Z. J., Brammer, J. C., Lespinasse, F., Pham, H., Schölzel, C., & Chen, S. H. A. (2021). NeuroKit2: A Python toolbox for neurophysiological signal processing. *Behavior Research Methods*, 53(4), 1689–1696. <https://doi.org/10.3758/s13428-020-01516-y>
- Mandelbrot, B. B., & Wheeler, J. A. (1983). *The Fractal Geometry of Nature*. American Journal of Physics, 51(3), 286–287. <https://doi.org/10.1119/1.13295>
- Molander, U., Dey, D. K., Sundh, V., & Steen, B. (2003). ECG abnormalities in the elderly: Prevalence, time and generation trends and association with mortality. *Aging Clinical and Experimental Research*, 15, 488–493. <https://link.springer.com/article/10.1007/BF03327371>
- Packard, J. M., Graettinger, J. S., & Graybiel, A. (1954). Analysis of the Electrocardiograms Obtained from 1000 Young Healthy Aviators: Ten Year Follow-up. *Circulation*, 10(3), 384–400. <https://doi.org/10.1161/01.CIR.10.3.384>
- Petrosian, A. (1995). Kolmogorov complexity of finite sequences and recognition of different preictal EEG patterns. *Proceedings Eighth IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, 212–217. <https://doi.org/10.1109/CBMS.1995.465426>
- PyPI · El Índice de paquetes de Python. (n.d.). PyPI. <https://pypi.org/>

Rijnbeek, P. R., Herpen, G. van, Bots, M. L., Man, S., Verweij, N., Hofman, A., Hillege, H., Numans, M. E., Swenne, C. A., Witteman, J. C. M., & Kors, J. A. (2014). Normal values of the electrocardiogram for ages 16-90 years. *Journal of Electrocardiology*, 47(6), 914–921. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022073614002969>

Sedjelmaci, I., & Berekci-Reguig, F. (2014). Fractal Analysis of the Electrocardiogram Signal. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 14(04), 1450055. <https://doi.org/10.1142/S0219519414500559>

Sevcik, C. (2010). A procedure to Estimate the Fractal Dimension of Waveforms. *arXiv: Chaotic Dynamics*, 5, 0–0. <https://arxiv.org/abs/1003.5266>

Simonson, E. (1972). The effect of age on the electrocardiogram. *The American Journal of Cardiology*, 29(1), 64–73. [https://doi.org/10.1016/0002-9149\(72\)90417-1](https://doi.org/10.1016/0002-9149(72)90417-1)

The HDF5® Library & File Format. (n.d.). *The HDF Group*. <https://www.hdfgroup.org/solutions/hdf5/>

Wang, J., Ning, X., & Chen, Y. (2003). Multifractal analysis of electronic cardiogram taken from healthy and unhealthy adult subjects. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 323, 561–568. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(03\)00045-1](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(03)00045-1)