





Análisis comparativo de señales de ECG bajo problemas de salud y estados emocionales

Comparative analysis of ECG signals under health problems and emotional states

Diana Janice Templos-Hernández ^a, Luis Alberto Quezada-Téllez ^b, Erika Elizabeth Rodríguez-Torres ^{a,*}, Gerardo Rojas-Vite ^c

^aÁrea Académica de Matemáticas y Física, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 42184, Mineral de la Reforma, Hidalgo, México.

^bEscuela Superior de Apan, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 43900, Apan, Hidalgo, México.

^cEscuela Superior de Actopan, Departamento de Psicología, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 42500, Actopan, Hidalgo, México.

Resumen

El estado de un sistema tan complejo como lo es el sistema cardiovascular puede ser reflejado mediante el electrocardiograma (ECG). El estudio de este sistema ha sido de interés científico debido a que este ha representado un reto en el desarrollo de métodos y aplicación de herramientas con la finalidad de clasificar, detectar y analizar el comportamiento de corazones sanos, corazones que presentan algún deterioro funcional o de corazones bajo distintas condiciones. Las enfermedades cardíacas se encuentran en la primera fila entre varios tipos de amenazas para la vida, debido a su alta incidencia y mortalidad, y es por ello que se ha desatado el interés por conocer las causas y de esta manera poder enfrentarlas. Por otra parte, también ha resultado relevante estudiar corazones de individuos que presenciaron ciertos niveles de ansiedad, preocupación o miedo, debido a que estos pueden conllevar enfermedades subyacentes cuando los sentimientos se vuelven excesivos. Es por ello que la finalidad de este trabajo es presentar diversas investigaciones que abordan el estudio del sistema en cuestión mediante novedosas metodologías y bajo las condiciones cardíacas previamente mencionadas.

Palabras Clave: ECG, ecuación diferencial, Transformada Gráfica de Fourier (GFT), mDFA

Abstract

The state of such a complex system as the cardiovascular one can be reflected by the electrocardiogram (ECG). The study of this system has been of scientific interest because it has represented a challenge in the development of methods and application of tools in order to classify, detect and analyze the behavior of healthy hearts, hearts that present some functional deterioration of hearts under different conditions. Cardiac diseases are in the first place among various types of threats to life, due to their high incidence and mortality, and that is why interest has been unleashed in knowing the causes and in this way being able to face them. On the other hand, it has also been relevant to study the hearts of individuals who witnessed certain levels of anxiety, worry or fear, because these can lead to underlying diseases when feelings become excessive. That is why the purpose of this work is to present various investigations that address the study of the system in question through innovative methodologies and under the previously mentioned cardiac conditions.

Keywords: ECG, differential equation, Graphical Fourier Transform (GFT), mDFA

1. Introducción

El corazón, ubicado en el mediastino, es la estructura central del sistema cardiovascular. Este es un sistema cerrado que consiste de arterias, venas y el corazón, conectadas por estructuras más pequeñas en las que se intercambian electrolitos a

través de las membranas celulares. El corazón está protegido por las estructuras óseas en la parte anterior el esternón, la columna vertebral en la parte posterior y la caja torácica. La función principal del corazón es bombear sangre oxigenada por todo el cuerpo, el cual esta dividido en dos lados simétricos: izquierdo y derecho. Cada lado del corazón consta de dos cáma-

* Autor para correspondencia: erikart@uaeh.edu.mx.

Correo electrónico: te259498@uaeh.edu.mx (Diana Janice Templos-Hernández), luis.quezada@uaeh.edu.mx (Luis Alberto Quezada-Téllez), erikart@uaeh.edu.mx (Erika Elizabeth Rodríguez-Torres), gerardo-rojas@uaeh.edu.mx (Gerardo Rojas-Vite).

ras, la aurícula donde entra la sangre y el ventrículo donde la sangre se ve obligada a circular más rápido. Los dos lados están divididos por una pared muscular llamada tabique, Jones (2021).

Los cardiomiocitos, las células musculares cardíacas, son células excitables que en respuesta a un estímulo generan un potencial de acción (Action Potential, AP) asociado a una respuesta contráctil. El potencial de membrana se refiere a la diferencia de voltaje entre el exterior e interior de la membrana plasmática de una célula viva, un cambio reversible en el potencial de membrana denominado potencial de acción, Hall (2011). La actividad cardíaca puede ser medida mediante el ECG.

1.1. *Electrocardiograma*

Un electrocardiograma (ECG) describe la actividad eléctrica del corazón registrada por electrodos colocados superficialmente en el cuerpo. El registro del ECG ha resultado el mecanismo más utilizado para analizar el funcionamiento del corazón y se ha caracterizado por ser no invasivo.

Los primeros registros electrofisiológicos de ECG en el hombre fueron hechas por Augustus Waller en la década de 1880. A principios del siglo XX, Willem Einthoven, quien desarrolló el dispositivo de grabación utilizando un galvanómetro de cuerda que era lo suficientemente sensible como para registrar potenciales eléctricos en la superficie del cuerpo. Einthoven definió los sitios para la colocación de electrodos en los brazos y las piernas que siguen en uso hoy en día Sörnmo and Laguna (2005).

Existen varias maneras de estudiar o analizar los registros de electrocardiograma. Los espectros de orden superior (High-Order Spectra, HOS) se han empleado en el análisis de señales biomédicas. El bispectro es el espectro de orden superior más simple que comparte las características de invariancia de cambio de tiempo, retención de fase y variabilidad de escala, es por ello que ha sido usado en el análisis de señales de ECG, Acharya et al. (2017), Lin and Yu (2018).

A su vez el procesamiento de señales de gráficos (Graphics Signal Processing, GSP) ha demostrado ser un método prometedor mediante el cual se visualizan datos espacio-temporales como una señal de gráfico 2D. La transformada de Fourier (Fourier Transform, FT), GFT, como base del GSP, es un método de conversión de datos, Shuman et al. (2016). La combinación del bispectro y de la transformada gráfica de Fourier, GFT, han sido usados en el análisis de señales experimentales de participantes que manifiestan arritmias y este método permite diferenciar efectivamente varios tipos de latidos, Liu et al. (2020).

Por otra parte, el aprendizaje de dinámicas puramente basadas en datos y la incorporación de consideraciones físicas que caracterizan a la señal de interés, puede generar latidos de ECG y puede ofrecer una mejoría en la clasificación de los latidos del corazón del ECG, como sucede al emplear una red generativa adversarial, Goodfellow et al. (2014). Asimismo se ha demostrado que el modelado matemático ha sido una herramienta eficaz para la descripción de sistemas, además la incorporación de variables ha permitido obtener configuraciones óptimas de los mismos, como por ejemplo un sistema de ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento cardíaco.

Asimismo el análisis de fluctuación sin tendencia modificado (modified Detrended Fluctuation Analysis, mDFA) ofrece una manera de calcular la correlación entre un valor de exponente de escala (Scale Exponent, SI) y un mal estado del sistema de control cardiovascular.

Este artículo está organizado de la siguiente manera. Primero se presentará una descripción de los modelos, más adelante en la sección de discusión se analizarán y contrastarán los resultados obtenidos en cada una de las investigaciones que aquí mencionamos, y por último se darán las conclusiones.

2. Descripción de los modelos

A continuación se presentan cuatro modelos que estudian señales de ECG de participantes que han sido diagnosticados con alguna arritmia cardíaca, de participantes hipertensos o que manifiestan ciertas condiciones de ansiedad, preocupación o miedo.

La comprensión de sistemas biológicos complejos mediante el uso de herramientas matemáticas resulta de gran interés, es por ello que en primer lugar consideramos un generador que aprende la dinámica de un sistema físico en forma de una ecuación diferencial ordinaria. Posteriormente ponemos sobre la mesa un método novedoso de extracción de características basado en el análisis análisis bispectral y la transformada de Fourier de gráfico 2D, este estudio resulta de interés debido a que combina herramientas matemáticas de procesos estocásticos y de cálculo, asimismo mediante el empleo de estas técnicas se afirma que se puede conseguir una alta precisión de clasificación de arritmias del 96,2 %.

En tercer lugar consideramos un método para cuantificar la ansiedad, preocupación y miedo mediante el análisis de series de tiempo del intervalo de latidos (series IBI) y el cálculo de exponentes de escala (SI); finalmente consideramos un modelo matemático que consiste de ecuaciones diferenciales ordinarias no lineales, al cual se le incorporaron términos de retardo y dinámica fraccional con el objetivo de comprender los ritmos cardíacos bajo condiciones normales, con padecimientos o bien bajo excitaciones o estímulos externos.

2.1. *ECG ODE-GAN*

Golany et al. (2021) proponen una nueva red generativa adversaria (Generative Adversarial Network, GAN), denominada ODE-GAN, en la que el generador aprende la dinámica de un sistema físico en forma de ecuación diferencial ordinaria. La red del generador recibe como entrada un valor en un intervalo de tiempo específico, y produce la derivada del sistema en ese paso de tiempo. Por lo tanto, el ODE-GAN aprende dinámicas puramente basadas en datos. La Figura 1 muestra un esquema general del procedimiento de análisis de la señal.

La red de Generador de ODE, G , tiene la siguiente estructura ODE:

$$\frac{dx}{dt} = G(x, t, z; \theta_G), \quad (1)$$

donde $t \in [0,1]$ es un escalar que denota el tiempo; x es el valor escalar de la señal en el tiempo t ; z es un vector de ruido; θ_G son los pesos de la red. El objetivo del generador es aprender la dinámica de la señal $x(t)$, expresada como la ecuación diferencial ordinaria (Ordinary Differential Equation, ODE) anterior.

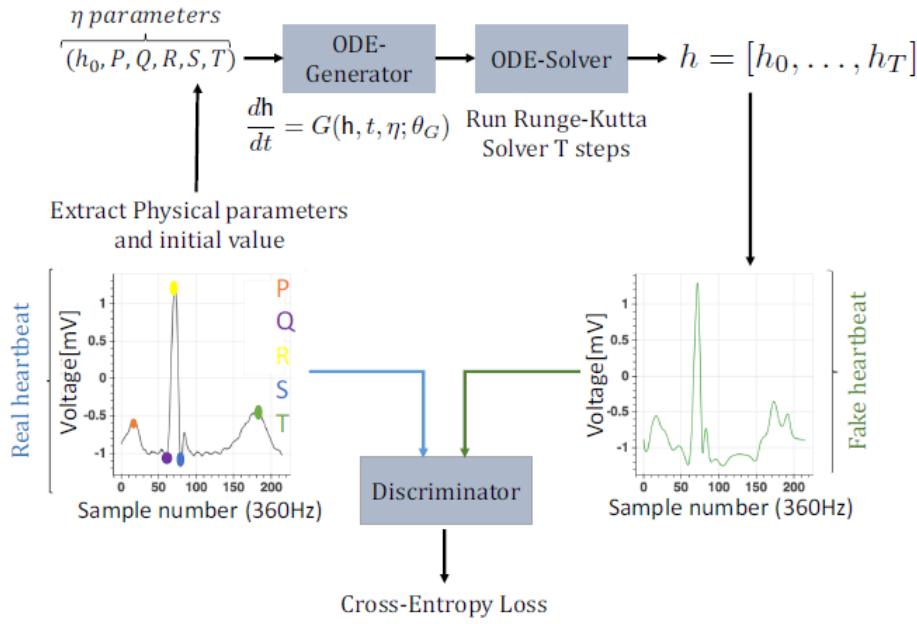


Figura 1: Tubería ECG-ODE-GAN. El Generador ODE recibe de un latido real sus parámetros físicos y su valor de voltaje inicial. La ODE resultante del Generador de ODE se resuelve numéricamente, produciendo un latido generado. El discriminador intenta distinguir entre latidos reales y generados. Figura recuperada de Golany et al. (2021).

Para resolver la ODE, una condición inicial debe ser especificada: $x(0) = x_0$. Para resolver la ODE en la práctica se utilizan métodos numéricos, en los que se discretiza la señal $x(\cdot)$. La secuencia discretizada es designada con los subíndices $x \equiv [x_0, \dots, x_T]$, donde $x_t = x(t\Delta)$ y $\Delta = 1/T$.

Para resolver la ODE (1) numéricamente, Golany et al. (2021) emplearon técnicas estándar, Butcher (2016); y en los experimentos, usaron el método de cuatro pasos de Runge-Kutta, Runge (1895). Golany et al. (2021) designaron un paso de tiempo único de la solución genéricamente como sigue

$$x_{t+1} = \text{ODETimeStep}(x_t, \Delta, G(x_t, t\Delta, z; \theta_G)). \quad (2)$$

La secuencia entera x_0, \dots, x_T es construida dada la condición inicial x_0 mediante la ejecución de de la ecuación (2) iterativamente. La solución para la secuencia completa es denotada de la siguiente manera

$$x \equiv [x_0, \dots, x_T] = \text{Solve}(z, x_0; \theta_G), \quad (3)$$

donde el papel de G es implícitamente especificado por su parámetro θ_G .

La red discriminadora D recibe una secuencia de entrada x_0, \dots, x_T , y su objetivo es identificar si la secuencia fue generada de la dinámica real o de la dinámica generada:

$$D(x; \theta_D). \quad (4)$$

El generador ECG-ODE-GAN se compone de 6 subredes:

$$\frac{dh}{dt} = G(h, t, \eta; \theta_G) = \sum_{\beta \in \mathfrak{B}} G_{\beta}(h, x_{\beta}, t_{\beta}; \theta_{G_{\beta}}) + (W(t; \theta_W) - h). \quad (5)$$

El aprendizaje del sistema dinámico, es decir, $G(h, t, \eta; \theta_G)$, sigue el procedimiento explicado previamente. Además de recibir h como entrada, cada una de las primeras 5 subredes G también

recibe el valor de voltaje y la ubicación de el pico correspondiente, es decir, $x_{\beta}; t_{\beta}$. La sexta subred W representa la "desviación de línea de base", Sörnmo and Laguna (2005), que es el ruido que se produce debido al movimiento del paciente, mal contacto entre los cables de los electrodos y el equipo de registro de ECG, etc. Para tener un mejor panorama sobre la arquitectura del generador de ODE se recomienda revisar el esquema proporcionado en la sección 4 de Golany et al. (2021).

2.2. Espectro de orden alto y transformada de Fourier de gráfico 2D

Liu et al. (2020) proponen un método de extracción de características basado en el bispectro y la transformada de Fourier de gráfico 2D (GFT). La Figura 2 muestra un diagrama de bloques del método propuesto para la clasificación de los latidos del ECG. El procedimiento se divide en cinco pasos: (1) preprocesamiento de la señal de ECG, (2) análisis de bispectro, (3) 2D-GFT, (4) extracción de características y (5) clasificación por SVM-RBF.

2.2.1. Preprocesamiento

Este paso tiene como finalidad descartar el ruido en la señal, para este efecto fueron empleados cuatro etapas: primero, la eliminación del componente de corriente continua, luego el desvío de la línea de base se reduce con un filtro de mediana, posteriormente se usa un filtro de paso bajo y el por último un filtro de paso alto para eliminar algún otro ruido de baja frecuencia.

2.2.2. Análisis bispectral

En este paso, se recopilan las estadísticas de tercer orden (bispectro) de las señales de ECG. El espectro de potencia del proceso estocástico se define como la transformada de Fourier de la función de autocorrelación. De manera similar, el espectro de orden superior se define como la transformada de Fourier de

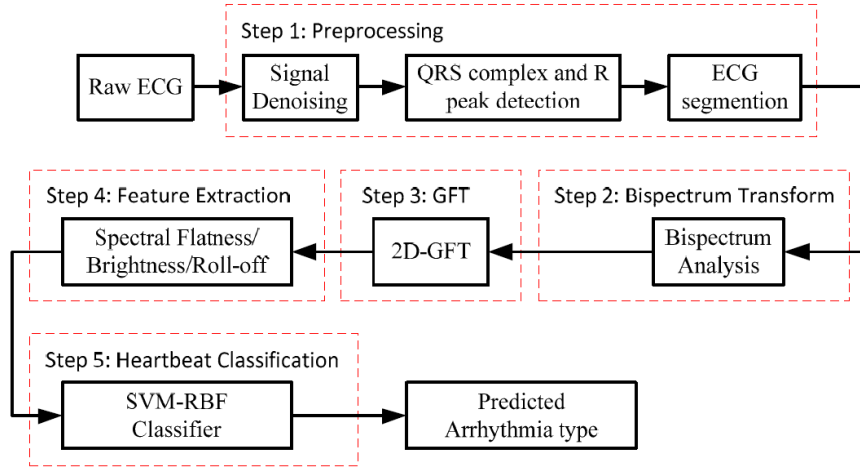


Figura 2: Diagrama de bloques del método propuesto para la clasificación de los latidos del ECG. Figura recuperada de Liu et al. (2020)

momento de orden superior. Liu et al. (2020) consideran un espectro de orden superior, el espectro mínimo de orden superior es el bispectro, una función bidimensional de la frecuencia, que es una herramienta muy útil para detectar y cuantificar efectos cuadráticos en series de tiempo.

Denotando con $x(n)$ un proceso estocástico estacionario, con media cero, con acumulante de tercer orden definido como

$$R_{3x}(\tau_1, \tau_2) = E[x(n)x(n + \tau_1)x(n + \tau_2)], \quad (6)$$

donde τ_1 y τ_2 denotan el cambio de tiempo. $E[\cdot]$ denota la esperanza matemática.

El bispectro $x(n)$ está dado por la expresión

$$B_x(w_1, w_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{+\infty} R_{3x}(\tau_1, \tau_2) \cdot \exp(-j(w_1\tau_1 + w_2\tau_2)), \quad (|w_1|, |w_2| \leq \pi), \quad (7)$$

donde w_1 y w_2 son dos frecuencias independientes.

2.2.3. Transformada de Fourier del gráfico (GFT)

La Transformada Gráfica de Fourier (GFT) es la expansión de una función de señal gráfica en términos de las funciones propias de la matriz gráfica Laplaciana y es la base de GSP. El GFT es un método de conversión de datos similar a la transformada de Fourier (FT), Liu et al. (2020).

Después de realizar el análisis bispectro para un latido cardíaco, el bispectro resultante se considera como una imagen. Se considera un gráfico no dirigido $\mathbf{G}(\mathbf{V}, \mathbf{E}, \mathbf{W})$, el cual generalmente incluye los siguientes tres componentes de dominio: el conjunto de vértices \mathbf{V} , el conjunto de bordes \mathbf{E} y la matriz de adyacencia ponderada \mathbf{W} . N es la longitud de la fila o columna de la matriz y también el número de vértices. El elemento $w_{i,j} = 1$ es definido para mostrar que existe una conexión entre los nodos i y j . La matriz \mathbf{W} es la combinación de los elementos $w_{i,j}$. La gráfica de la matriz Laplaciana \mathbf{L} está definida por

$$\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W}, \quad (8)$$

donde el i -ésimo elemento diagonal en la matriz diagonal \mathbf{L} está definida por

$$d_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N w_{ij}. \quad (9)$$

La matriz real simétrica \mathbf{L} tiene un conjunto completo de eigenvectores ortonormales $\{x_l \mid l = 0, 1, \dots, N-1\}$ y los correspondientes eigenvalores reales λ_l , donde los eigenvalores λ_l son todos no negativos.

El vector $s \in \mathbb{R}^N$ puede ser usado para representar la señal de los vértices de una gráfica, con el i -ésimo componente s_i representando el valor de la señal en el i -ésimo vértice en \mathbf{V} . La GFT y la GFT inversa de una señal gráfica $s(n)$ se definen por

$$\hat{s}(l) = \langle s, x_l \rangle = \sum_{n=1}^N x_l(n) * s(n), \quad (l = 0, 1, \dots, N-1), \quad (10)$$

$$s(n) = \sum_{l=0}^{N-1} \hat{s}(l)x_l(n), \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (11)$$

donde x_l cuantifica la dependencia del vértice l . $\langle s, x_l \rangle$ representa el producto interno de s y x_l , $*$ denota la operación de convolución.

El 2D-GFT y el 2D-GFT inverso de una señal gráfica $s(i, j)$ se definen por

$$\hat{s}(m, n) = \langle s, x_{m,n} \rangle = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N x_{mn}(i, j) * s(i, j), \quad (m, n = 0, 1, \dots, N-1), \quad (12)$$

$$s(i, j) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} \hat{s}(m, n)x_{mn}(i, j), \quad (i, j = 1, 2, \dots, N), \quad (13)$$

donde x_{mn} cuantifica la dependencia del vértice (m, n) .

2.2.4. Extracción de características

Liu et al. (2020) extraen las características espectrales a partir de los modos espectrales obtenidos utilizando el bispectro y 2D-GFT. Las características espectrales consideradas son la planicidad espectral, el brillo espectral y la ondulación espectral de un latido cardíaco único dividido.

2.2.5. Clasificador

Liu et al. (2020) emplearon un método popular de aprendizaje supervisado denominado máquina de vectores de soporte (Support Vector Machine, SVM), mediante el cual se puede realizar reconocimiento de patrones y objetos, procesamiento y clasificación de imágenes.

2.3. Gadget ECG-mDFA

Yazawa (2017) realizó un análisis de fluctuación sin tendencia modificado (mDFA), empleando series de tiempo de intervalo de latidos (series IBI) y centrándose en la comprobación de los latidos del corazón. La Figura 3 muestra el registro de datos hechos en laboratorio y los dispositivos informáticos mDFA para una detección y medición en tiempo real. La Figura 3 también muestra un amplificador de ECG, una calculadora de intervalo de latidos y un transmisor de radio Bluetooth. Yazawa (2017) incorporó un programa de cálculo mDFA en un dispositivo iPod (Apple, EE. UU.). La Figura 4 muestra una vista de la pantalla del iPod cuando se ejecuta el programa de cálculo mDFA. Puede consultarse Yazawa (2015b); Yazawa (2015a) para obtener explicaciones computacionales y matemáticas sobre el análisis mDFA.

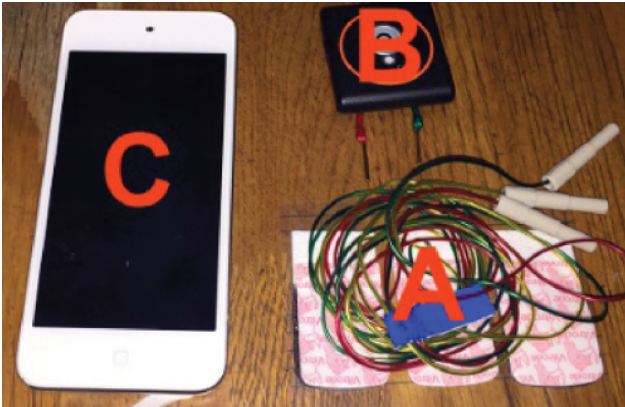


Figura 3: Registro de ECG y cálculo de mDFA, detección y medición en tiempo real. A) muestra electrodos para ECG, disponibles comercialmente, para uso hospitalario, que se utilizan para un bebé prematuro en una incubadora, Vitrode V, Nihon Koden, Tokio, Japón; B) Es un amplificador de ECG, el cual recibe la señal de ECG de cuerpo vivo de las dos terminales; C) iPod (Apple, EE. UU.). Figura recuperada de Yazawa (2017)

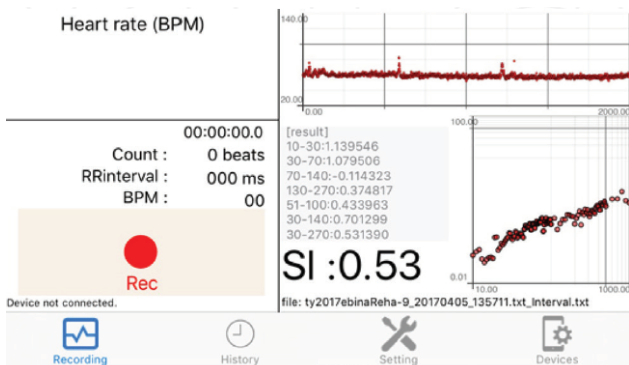


Figura 4: Vista de pantalla de un iPod (hecho en laboratorio, no a la venta). Figura recuperada de Yazawa (2017)

2.4. Modelo de orden fraccional para el análisis de ritmos cardíacos

Templos-Hernández et al. (2021) consideran una modificación del modelo propuesto por Ferreira et al. (2014), proponiendo un modelo de tres osciladores acoplados, cada uno de los cuales manifiesta la señal de una región cardíaca diferente. El primer oscilador representa el nodo SA (sinaotrial), el segundo oscilador representa el nodo AV (atrioventricular) y el tercer oscilador representa el sistema His-Purkinje.

Templos-Hernández et al. (2021) proponen el siguiente sistema de ecuaciones diferenciales:

$$\begin{aligned}
 \frac{d^{\alpha_1} x_1}{dt^{\alpha_1}} &= x_2 \\
 \frac{d^{\alpha_2} x_2}{dt^{\alpha_2}} &= F_{SA}(t) - a_{SA}x_2(x_1 - v_{SA1})(x_1 - v_{SA2}) \\
 &\quad - \frac{x_1(x_1 + d_{SA})(x_1 + e_{SA})}{d_{SA}e_{SA}} \\
 &\quad - k_{AV-SA}(x_1 - x_3^{\tau_{AV-SA}}) - k_{HP-SA}(x_1 - x_5^{\tau_{HP-SA}}) \\
 \frac{d^{\alpha_3} x_3}{dt^{\alpha_3}} &= x_4 \\
 \frac{d^{\alpha_4} x_4}{dt^{\alpha_4}} &= F_{AV}(t) - a_{AV}x_4(x_3 - v_{AV1})(x_3 - v_{AV2}) \\
 &\quad - \frac{x_3(x_3 + d_{AV})(x_3 + e_{AV})}{d_{AV}e_{AV}} \\
 &\quad - k_{SA-AV}(x_3 - x_1^{\tau_{SA-AV}}) - k_{HP-AV}(x_3 - x_5^{\tau_{HP-AV}}) \\
 \frac{d^{\alpha_5} x_5}{dt^{\alpha_5}} &= x_6 \\
 \frac{d^{\alpha_6} x_6}{dt^{\alpha_6}} &= F_{HP}(t) - a_{HP}x_6(x_5 - v_{HP1})(x_5 - v_{HP2}) \\
 &\quad - \frac{x_5(x_5 + d_{HP})(x_5 + e_{HP})}{d_{HP}e_{HP}} \\
 &\quad - k_{SA-HP}(x_5 - x_3^{\tau_{SA-HP}}) - k_{AV-HP}(x_5 - x_3^{\tau_{AV-HP}}),
 \end{aligned} \tag{14}$$

donde $0 < \alpha_i \leq 1$, $i = 1, 2, 3, 4, 5, 6$, $F_{SA}(t) = \rho_{SA} \sin(\omega_{SA}t)$, $F_{AV}(t) = \rho_{AV} \sin(\omega_{AV}t)$ y $F_{HP}(t) = \rho_{HP} \sin(\omega_{HP}t)$ son términos de forzamiento externos. Los términos a_{SA} , a_{AV} , a_{HP} , v_{SA1} , v_{SA2} , v_{AV1} , v_{AV2} , v_{HP1} , v_{HP2} , d_{SA} , d_{AV} , d_{HP} , e_{SA} , e_{AV} , e_{HP} son parámetros del sistema; k_{AV-SA} , k_{HP-SA} , k_{SA-AV} , k_{AV-HP} son constantes de acoplamiento.

Los parámetros a_{SA} , a_{AV} , a_{HP} están asociados con el cambio de la forma del pulso, lo que da como resultado el cambio del tiempo refractario. Los términos $a_{SA}x_2(x_1 - v_{SA1})(x_1 - v_{SA2})$, $a_{AV}x_4(x_3 - v_{AV1})(x_3 - v_{AV2})$ y $a_{HP}x_6(x_5 - v_{HP1})(x_5 - v_{HP2})$ nos permiten manipular la frecuencia de los osciladores utilizando el cambio en el valor del potencial de reposo (la diferencia de voltaje a través de la membrana plasmática de una célula que no envía señales eléctricas).

La señal de ECG se obtiene mediante la siguiente combinación lineal de las señales de cada oscilador:

$$X = ECG = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_3 + \beta_3 x_5. \tag{15}$$

Análogamente, se define:

$$\dot{X} = \frac{d(ECG)}{dt} = \beta_1 x_2 + \beta_2 x_4 + \beta_3 x_6. \tag{16}$$

3. Discusión

En el trabajo de Golany et al. (2021) presentan una nueva técnica para aprender la dinámica de un proceso matemático representado por una ecuación diferencial ordinaria a través de las redes generativas adversarias (GANs). La evidencia que muestran es que los ciclos cardíacos generados a partir de un modelo, pueden mejorar la precisión de los latidos cardíacos del ResNet ECG. Por lo que se manifiesta que la propuesta no sólo aplica a los ciclos cardíacos, sino también a cualquier sistema descrito matemáticamente por ecuaciones diferenciales.

En Liu et al. (2020) desarrollan una nueva metodología para clasificación las enfermedades cardiovasculares mediante las señales del ECG. El método consiste es una extracción de características basadas en el bispectro y en la transformada de Fourier de gráfico 2D. En comparación con trabajos realizados, demuestran un mejor desempeño en la clasificación de arritmias cardíacas. Este estudio demuestra que el método propuesto es un excelente modelo para la diagnóstico de enfermedades cardíacas basado en señales de ECG.

En el caso de Yazawa (2017) su estudio sugiere que mediante los exponentes de escala (SI) calculados en el análisis de fluctuación de tendencia modificada, el estrés y además la lesión del músculo cardíaco se pueden detectar usando el método mDFA. Por lo que un corazón isquémico tiene un SI elevado. Por ello, los autores mencionan que el cálculo de mDFA es una herramienta sencilla de calcular a diferencia de sofisticadas medidas no lineales y/o cálculo lineal complejo, por lo que es una herramienta que permite explorar territorios previamente inexplorados.

Por último, en Templos-Hernández et al. (2021) proponen un sistema de ecuaciones diferenciales con retardo de orden fraccionario comparadas a señales de ECG de tres grupos de estudio. La dinámica fraccional exhibida en el caso de los ritmos de corazones de participantes temerosos puede estar basada en que el miedo es un estado motivacional inducido por estímulos específicos que dan lugar a conductas de escape o defensivas. Además indicaron que en el caso de los ritmos asociados con un corazón normal, los órdenes fraccionarios fueron cercanos a 1. Mientras tanto, en el caso de los ritmos cardíacos asociados con participantes hipertensos, solo el primer oscilador, el nódulo sinoauricular, adquirió dinámica fraccional (ver Figura 5-6).

En las 4 investigaciones anteriores se muestran diversos enfoques para analizar las señales del ECG. Cabe señalar que estos trabajos son verificados en señales de pacientes con diversas cardiopatías o sentimientos. En Golany et al. (2021) emulan mediante redes el comportamiento de un sistema de ecuaciones diferenciales, mientras que en Liu et al. (2020) lo hacen a través de las series de Fourier; en Yazawa (2017) calculan el exponente de escala de las series de tiempo y por último, en Templos-Hernández et al. (2021) lo hacen con un sistema de ecuaciones diferenciales con retardo de orden fraccionario. Las tres primeras investigaciones trabajan sobre las series de tiempo y brindan metodologías que permitan mejorar el modelado del ECG, mientras que la última lo hace a través de un sistema de ecuaciones.

El reto más importante de estos trabajos es formular una herramienta que de manera sencilla y eficaz permita prevenir y tomar decisiones en términos médicos para los pacientes con diversas cardiopatías o sentimientos.

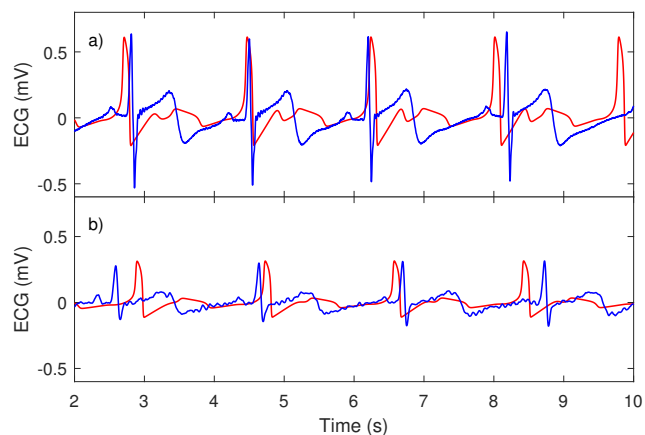


Figura 5: (Comparación entre ECG real (línea azul) y ECG modelado (línea roja): a) joven; b) adulto. El ECG de un participante joven (a) tiene más amplitud que el de un adulto (b). Los ritmos asociados con un corazón normal tienen órdenes fraccionarios cercanos a 1. Figura recuperada de Templos-Hernández et al. (2021)

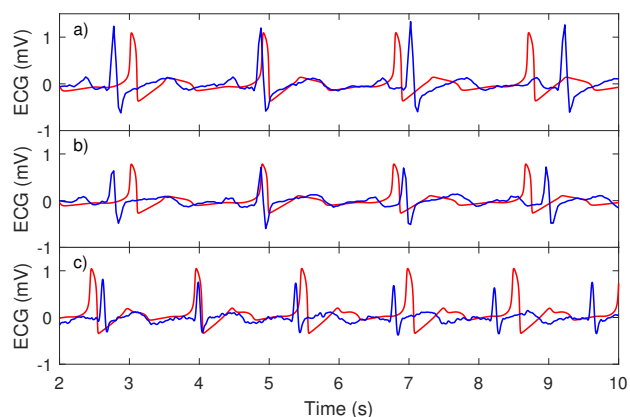


Figura 6: Comparación entre ECG real (línea azul) y ECG modelado (línea roja): a) un participante que le teme a las arañas; b) segundo participante que teme a las arañas; c) participante con hipertensión. En el caso de los individuos temerosos de las arañas (a y b), se incorporó dinámica fraccional en cada oscilador. En contraste con el participante hipertenso (c) tienen cambios fraccionarios solo en el primer oscilador que representa el nodo SA. Figura recuperada de Templos-Hernández et al. (2021)

4. Conclusión

El sistema cardiovascular es de interés científico debido a las enfermedades que representa ya que desata una grave amenaza para la vida y es motivo para estudiar las causas y medidas para enfrentarla. Debido a ello, en este trabajo se describen cuatro investigaciones, que desde diversos enfoques, analizan las señales del ECG.

En Golany et al. (2021) al igual que en Templos-Hernández et al. (2021) emplearon ecuaciones diferenciales y en ambas investigaciones buscan simular las señales de ECG. En el trabajo de Golany et al. (2021) se propone un generador que aprende la dinámica de un sistema en forma de una ecuación diferencial ordinaria, mientras que en el trabajo de Templos-Hernández et al. (2021) la elección de los parámetros se realizó teniendo en cuenta las condiciones experimentales existentes, con el objetivo de comprender los ritmos cardíacos desde un punto de vista dinámico.

Por otra parte, en la investigación de Liu et al. (2020) se empleó un método de extracción de características basado en el bispectro y la transformada de Fourier de gráfico 2D (GFT). En este trabajo se emplearon conceptos asociados con procesos estocásticos y un método de conversión de datos similar a la transformada de Fourier. Finalmente, en el estudio realizado por Yazawa (2017) se propone el uso de un gadget que estudia las señales de ECG haciendo uso del análisis de fluctuación sin tendencia modificado en orden de calcular exponentes de escala.

Las investigaciones mencionadas buscan bajo su enfoque proveer y mejorar las herramientas en el diagnóstico de enfermedades cardíacas o de estados emocionales a través de las señales del ECG. Es importante señalar que el comportamiento que muestran las señales del ECG en pacientes con cardiopatías, son similares a pacientes que manifiestan un estado de ansiedad, preocupación o miedo.

Referencias

- Acharya, U. R., Sudarshan, V. K., Koh, J. E., Martis, R. J., Tan, J. H., Oh, S. L., Muhammad, A., Hagiwara, Y., Mookiah, M. R. K., Chua, K. P., et al. (2017). Application of higher-order spectra for the characterization of coronary artery disease using electrocardiogram signals. *Biomedical Signal Processing and Control*, 31:31–43.
- Butcher, J. C. (2016). *Numerical methods for ordinary differential equations*. John Wiley & Sons.
- Ferreira, B. B., Savi, M. A., and de Paula, A. S. (2014). Chaos control applied to cardiac rhythms represented by ecg signals. *Physica Scripta*, 89(10):105203.
- Golany, T., Freedman, D., and Radinsky, K. (2021). Ecg ode-gan: Learning ordinary differential equations of ecg dynamics via generative adversarial learning. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 35, pages 134–141.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., and Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*, 27.
- Hall, J. E. (2011). *Guyton y Hall. Tratado de fisiología médica*. Elsevier Health Sciences.
- Jones, S. A. (2021). *ECG notes: Interpretation and management guide*. FA Davis.
- Lin, Y.-Z. and Yu, S. N. (2018). Bispectrum and histogram features for the identification of atrial fibrillation based on electrocardiogram. In *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 5994–5997. IEEE.
- Liu, S., Shao, J., Kong, T., and Malekian, R. (2020). Ecg arrhythmia classification using high order spectrum and 2d graph fourier transform. *Applied Sciences*, 10(14):4741.
- Runge, C. (1895). Über die numerische auflösung von differentialgleichungen. *Mathematische Annalen*, 46(2):167–178.
- Shuman, D. I., Ricaud, B., and Vanderghynst, P. (2016). Vertex-frequency analysis on graphs. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 40(2):260–291.
- Sörnmo, L. and Laguna, P. (2005). *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*, volume 8. Academic Press.
- Templos-Hernández, D. J., Quezada-Téllez, L. A., González-Hernández, B. M., Rojas-Vite, G., Pineda-Sánchez, J. E., Fernández-Anaya, G., and Rodríguez-Torres, E. E. (2021). A fractional-order approach to cardiac rhythm analysis. *Chaos, Solitons & Fractals*, 147:110942.
- Yazawa, T. (2015a). *Modified Detrended Fluctuation Analysis (mDFA)*. American Society of Mechanical Engineers.
- Yazawa, T. (2015b). Quantifying stress in crabs and humans using modified dfa. *Advances in Bioengineering, Rijeka, Croatia–European Union: Intech*, pages 359–382.
- Yazawa, T. (2017). Anxiety, worry and fear: Quantifying the mind using ekg time series analysis. In *Time Series Analysis and Applications*. IntechOpen.