

Diseño e implementación de un dispositivo ECG para el autodiagnóstico de patologías mediante redes neuronales en Python y monitoreo inalámbrico en tiempo real

A. Valdez, estudiante¹, D. Huaman, estudiante², J. Grados, Doctor³ y N. Benites, Doctor⁴
Universidad Nacional del Callao, Perú, alex_vd12@hotmail.com¹, dennishy@gmail.com², herbet_g46@hotmail.com³,
ral.benites@gmail.com⁴

Abstract— *This project consists of creating a low-cost ECG device capable of providing a valid self-diagnosis of the heart condition of users who live in remote areas of the city and do not have a specialist who can guide and help them to prevent possible future cardiac diseases, for this it is necessary and essential the database of signals obtained from different types of patients and places of the country which is normalized, filtered and sent to the neural network code in Python so that you can learn and have a high degree of certainty in the diagnosis. In addition, all of this is monitored remotely by facilitating the sending of data to a city hospital for verification*

Keywords— *Self-diagnosis, normalization, filter and Wavelet.*

I. INTRODUCCIÓN

El estudio del siguiente proyecto busca profundizar en el análisis de las señales electrocardiográficas usando Transformada Wavelet el cual es un filtro digital que posibilita la detección de señales indeseables como ruido eléctrico y perturbaciones que se puedan originar debido al movimiento del paciente, además permite reconocer patrones de patología (en el paciente a tratar). Mediante el análisis de las señales electrocardiográficas es factible diagnosticar y hacer un rastreo al desarrollo de padecimiento y posibles síntomas.

Las muertes por enfermedades cardiovasculares corresponden al 31% a nivel mundial, el cual es obtenido en la Figura 1.



Fig. 1. Tasa de muertes por enfermedades cardiovasculares a nivel mundial (2015), por la OMS.

Los sistemas de clasificación de señales cardíacas normalmente actúan junto a módulos de adquisición y preprocesamiento de las señales eléctricas del corazón. Estos módulos son requeridos debido a que dichos sistemas necesitan que la señal obtenida sea lo más clara posible y libre de errores en el proceso de adquisición. Las señales eléctricas de corazón, o el empleo de un electrocardiograma (ECG), permiten conocer el comportamiento de dicho órgano. Estas señales indican un registro toda la actividad realizada por este músculo y a través de ellas es posible identificar cuando el corazón funciona normalmente o tiene alguna falla. [1]

El electrocardiograma (ECG) es una herramienta de diagnóstico de unas amplias anomalías del corazón. La extracción automática de las características del ECG es importante para el que mide y registra la actividad eléctrica del corazón con exquisito detalle. La interpretación de estos detalles permite el diagnóstico de las enfermedades cardíacas. Las características más significativas de la señal ECG incluyen la onda P, el complejo QRS, y la onda T. [2]

La Figura 2 muestra los diferentes acontecimientos que se producen durante el ciclo cardíaco para el lado izquierdo del corazón. Las tres curvas superiores muestran los cambios de presión en la aorta, en la aurícula izquierda y en el ventrículo izquierdo, respectivamente. La cuarta curva representa los cambios del volumen ventricular izquierdo, la quinta el electrocardiograma y la sexta un fono cardiograma, que es un registro de los ruidos que produce el corazón (principalmente las válvulas cardíacas) durante su función de bombeo.

El electrocardiograma representa los voltajes eléctricos generados por el corazón y registrados por el electrocardiógrafo de la superficie del cuerpo. La onda P está provocada por la propagación de la despolarización en las aurículas, y es seguida por la contracción de la aurícula, que produce una ligera elevación de la curva de presión de la aurícula inmediatamente después de la onda P electrocardiográfica.

Aproximadamente 0.16 segundos después del inicio de la onda P, las ondas QRS aparecen como resultado de la despolarización eléctrica de los ventrículos, que inician la contracción de los ventrículos y hace que comience a elevarse la presión ventricular. I. Memoria — 2. Señales Electrocardiográficas Análisis de la Señal ECG usando la Transformada Wavelet Alberto Rodríguez Gómez 67 la contracción de los ventrículos y hace que comience a elevarse la presión ventricular. Por lo tanto, el complejo QRS comienza un poco antes del comienzo de la sístole ventricular. Por último, se observa en el ECG la onda T ventricular, que representa la fase de repolarización de los ventrículos cuando las fibras del músculo ventricular comienzan a relajarse. Por lo tanto, la onda T se produce un poco antes del final de la contracción ventricular. [2]

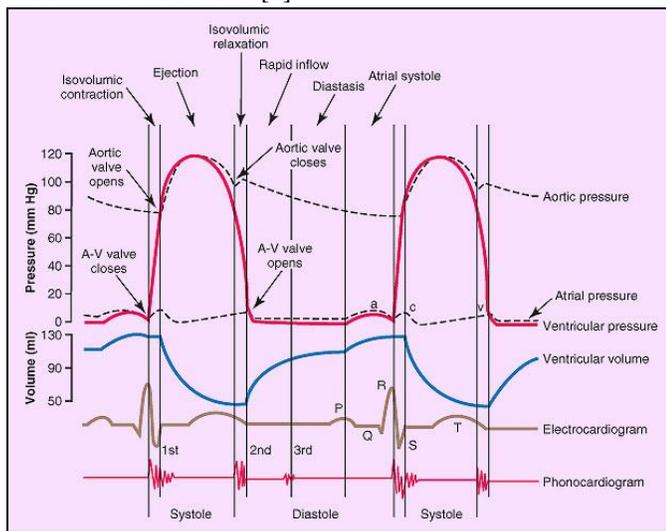


Fig. 2. Ciclo Cardíaco del ventrículo izquierdo.

La señal cardíaca de la Figura 3 refleja polarizaciones y despolarizaciones. La onda que se destaca con la letra P coincide con la despolarización de las aurículas, y es más pequeño que es complejo QRS por ser generado por una superficie menor. La onda que se destaca con las letras QRS es justamente la desmoralización de los ventrículos y se destaca por ser un pulso de muy alta energía (en comparación con el resto) y muy veloz, ya que el mismo debe llegar a toda la superficie ventricular al mismo tiempo (con una demora muy pequeña) para evitar turbulencias en el flujo de la sangre. Por último, la repolarización de las células está dado por la onda T que como se ve puede ser grande en amplitud, como es grande la excursión de tensiones, pero se caracteriza por ser una onda lenta. [3]

Es posible obtener las señales unipolares a partir de las señales bipolares según las siguientes ecuaciones.

$$DI = aVL - aVR \quad (1)$$

$$DII = aVF - aVR \quad (2)$$

$$DIII = aVF - aVL \quad (3)$$

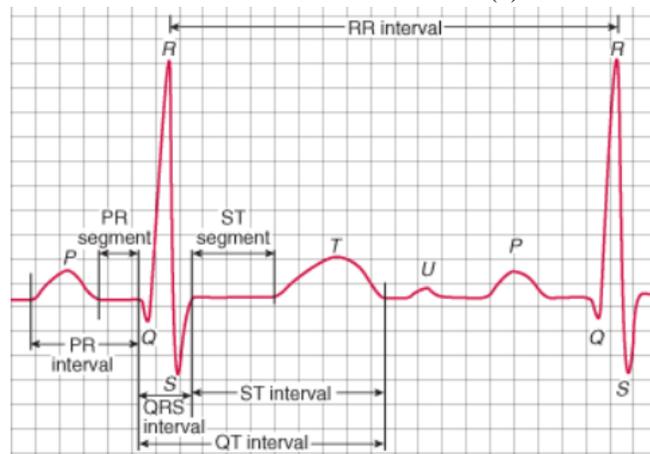


Fig. 3. Parámetros de interés en señales cardíacas.

Estas derivaciones también analizan el corazón en su forma frontal. La lectura llamada aVR es normal al corazón y aparece negativa. La señal aVL es el potencial que cruza la superficie anterior del ventrículo izquierdo, donde la actividad eléctrica viaja primero hacia el electrodo positivo, esto quiere decir que se mueve hacia la superficie inferior del ventrículo izquierdo del corazón, esto provoca un carácter bifásico del complejo QRS. La señal aVF se ve como la actividad eléctrica que viaja hacia el electrodo positivo, es por eso que se trata de un trazo positivo predominante. [4]

Para la obtención de una señal unipolar se toma como referencia la unión de las otras dos señales unipolares. Expresado matemáticamente es:

$$aVR = aVR \text{ solo si } aVF + aVL = 0 \quad (4)$$

$$aVL = aVL \text{ solo si } aVR + aVF = 0 \quad (5)$$

$$aVF = aVF \text{ solo si } aVR + aVL = 0 \quad (6)$$

La obtención de las derivaciones unipolares es de una a la vez, ya que la condición para una derivación no es la misma para las otras dos. A partir de las ecuaciones (1-3) se obtienen las siguientes ecuaciones. [5]

$$aVR = -(DI + DII)/2 \quad (7)$$

$$aVF = (DI + DII)/2 \quad (8)$$

$$aVL = (DI - DII)/2 \quad (9)$$

En la Fig. 4 muestra algunas analogías entre las redes neuronales artificiales y las redes neuronales biológicas.

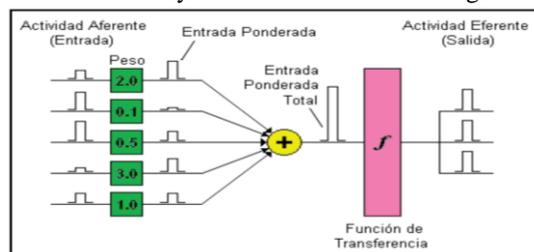


Fig.4. Proceso de una red neuronal.

Las redes neuronales son más que otra forma de emular ciertas características propias de los humanos, como la capacidad de memorizar y de asociar hechos. Si se examinan con atención aquellos problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo, se observara que todos ellos tienen una característica en común: la experiencia. El hombre es capaz de resolver estas situaciones acudiendo a la experiencia acumulada. Así, parece claro que una forma de aproximarse al problema consista en la construcción de sistemas que sean capaces de reproducir esta característica humana. En definitiva, las redes neuronales no son más que un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, que es el ejemplo más perfecto del que se dispone para un sistema que es capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia. Una red neuronal es “un nuevo sistema para el tratamiento de la información, cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso humano: la neurona”. [6]

Al definir la arquitectura de una red neuronal es común agrupar conjuntos de neuronas en capas de modo tal que todas las células de la misma capa se comportan de manera similar, esto es poseen las mismas funciones de activación y patrones de conexión (por lo general, las neuronas están completamente interconectadas o no conectadas en absoluto). De este modo es posible encontrar tres tipos de capas: [7] Capas de entrada, de salida y de procesamiento.

II. PROCEDIMIENTO

Como puede observarse el área de ingeniería ha desarrollado y adaptado un gran número de métodos de procesamiento y análisis de señales de ECG, logrando avanzar considerablemente en la detección y diagnóstico temprano de las ECV. Sin embargo, la falta de una adecuada comprensión de la dinámica eléctrica cardíaca hace difícil optimizar las técnicas computacionales empleadas, obteniendo como consecuencia un aumento en el número de falsos positivos y por lo tanto una baja especificidad al momento de emitir un diagnóstico asistido por computadora. Una solución a este tipo de problema ha sido la creación de modelos matemáticos computacionales de la actividad eléctrica cardíaca, que permitan recrear diversas y complejas situaciones electrofisiológicas. De esta manera, se pueden sintetizar conjuntos de señales de ECG para entrenamiento y validación de los sistemas de diagnóstico asistido. [8]

Actualmente existen una gran gama de técnicas para el procesamiento digital de una señal, para las de nuestro interés para señales de electrocardiograma tenemos:

- Transformada Discreta de Fourier (DFT) y Transformada Rápida de Fourier (FFT). Es un método que asigna una descripción acerca de la distribución de energía de la señal

respecto a su contenido de frecuencia.

$$X(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot W^{nk} \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (10)$$

$$X(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \cdot W^{-nk} \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (11)$$

- La transformada Rápida de Fourier básicamente se define como un algoritmo matemático, el cual captura muestras digitalizadas en el dominio del tiempo y a su vez calcula su representación en el dominio de la frecuencia.

- Transformada Discreta del Coseno (DCT). Esta transformada cuenta con una buena propiedad de compactación de energía, la cual produce coeficientes incorrelacionados, con la diferencia de que los vectores base de la DCT dependen sólo del orden de la transformada seleccionado, y no de las propiedades estadísticas de los datos de entrada. Su expresión matemática se define como:

$$g(u, v) = a_u \cdot a_v \cdot \frac{2}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot \cos\left(\frac{(2x+1) \cdot u \cdot \pi}{2N}\right) \cdot \cos\left(\frac{(2y+1) \cdot v \cdot \pi}{2N}\right) \quad (12)$$

- Transformada Wavelet Discreta (DWT). Conocida por la implementación de las señales para detectar sus ruidos y posibles descomposiciones de cada una de las señales ECG, usada para diseñar un detector QRS. Su expresión matemática de se define como. [9]

$$s(2^i, 2^i \cdot n) = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \sum_k \Psi^* \left(\frac{k}{2^i} - n \right) \cdot s(k) \quad (13)$$

La señal de ECG principalmente contiene ruidos de diferentes tipos a saber, interferencia de frecuencia, draft, ruido por contacto de electrodos, ruido de polarización, ruido muscular, ruido de amplificador moderno y artefactos motores. Los artefactos son el ruido inducido a señales ECG que resultan de los movimientos de los electrodos. Uno de los problemas más comunes en el procesamiento de señales ECG es la eliminación de señales basales y la supresión del ruido. [9]

Tradicionalmente las señales adquiridas de ECG son analizadas en el dominio de tiempo por médicos expertos. Sin embargo, las condiciones patológicas pueden ser no siempre obvias en la señal original dominio-tiempo. Por ello al introducir el análisis de la señal por medio de Wavelets, este proporciona más información de tiempo y frecuencia, el cual puede superar esta limitación. [10]

La transformada wavelet (WT) permite tener una buena representación de la señal tanto en tiempo como en frecuencia en forma simultánea; filtra una señal en el tiempo por medio de filtros pasa alto y pasa bajos los cuales eliminan algunos componentes de frecuencia de la señal y se repite el proceso con las nuevas señales hasta el nivel deseado. Este proceso se denomina descomposición. [11]

La transformada wavelet continua se define:

$$C(\tau, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{\tau,s}(t)dt \quad (14)$$

$$\psi_{\tau,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}}\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (15)$$

Se usó la forma de onda db6 para el análisis de la señal ECG. La Fig. 5 nos muestra las distintas formas de onda wavelet db para el análisis de la señal de ECG.

Daubechies:

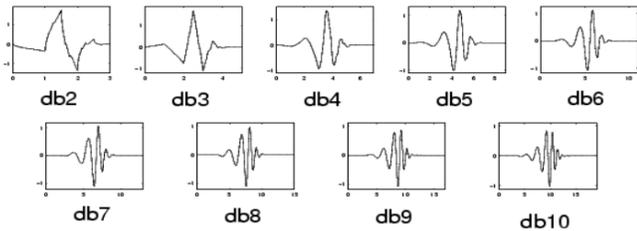


Fig.5. Formas de onda wavelet db.

Usando la interfaz de LabVIEW, comparamos las señales de ECG, para ello comparamos las señales filtradas por un filtro Butterworth de orden 5 a 60Hz con la señal filtrada usando Wavelets.

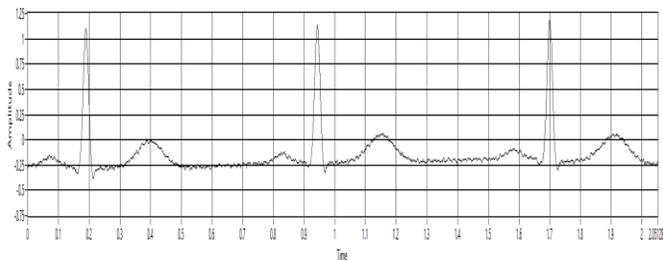


Fig.6. Señal de ECG analizada directa del dispositivo (Señal en bruto sin procesado).

Se observó que la señal directa del ECG posee ruido debido a las interferencias anteriormente mencionadas.

Se muestra a continuación la señal filtrada usando un filtro Butterworth de orden 5 a 60Hz el cual aún filtrando la frecuencia de la red alterna se ven ruidos de interferencia en la señal.

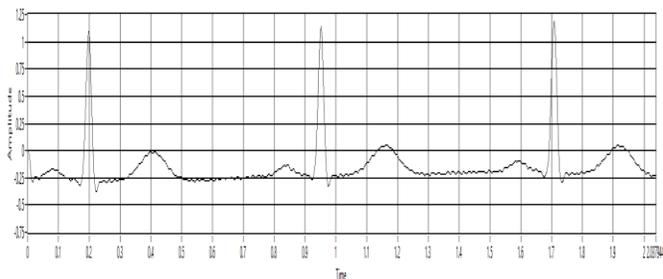


Fig.7. Señal de ECG pasada por un filtro Butterworth de orden 5 con frecuencia de corte a 60 Hz.

A continuación, tenemos la señal filtrada usando Wavelet con un db6, obteniendo un mejor suavizado y mejor vista de las

características a analizar.

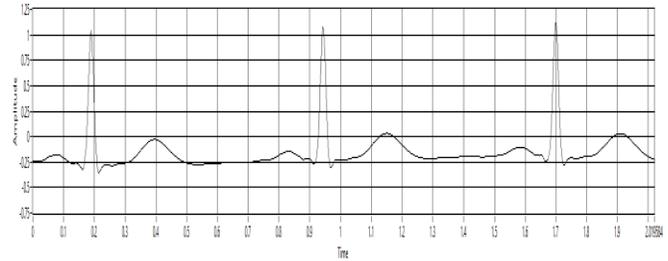


Fig.7. Señal de ECG analizada por transformada Wavelet.

En la siguiente Fig. 8 muestra el diagrama de flujo del circuito en general.

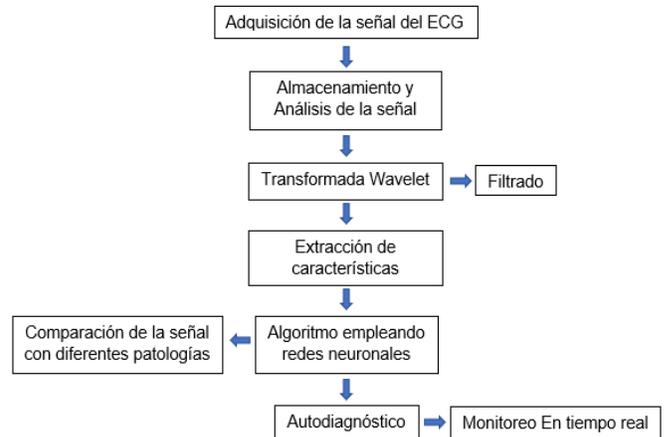


Fig.8. Diagrama de bloques del circuito.

Una vez analizada la señal y hecha su respectivo filtrado se procede a la extracción de características, en el cual se analiza la señal obtenida y se la compara con los patrones de patologías cardiacas.

Un corazón sano late entre 60 y 100 veces por minuto. Cada uno de estos latidos constituye un proceso ordenado de contracciones y relajaciones auriculares y ventriculares. [9]

La Fig. 9 muestra un segmento de ECG con ritmo sinusal normal.

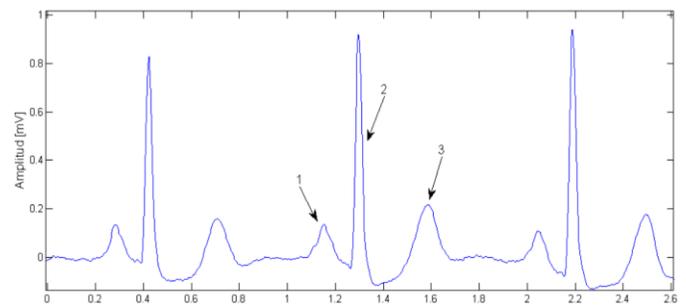


Fig.9. Señal de ECG con ritmo sinusal normal.

La base de datos empleada es de hospitales de Lima y Callao, el cual permite el aprendizaje del sistema, descartando y seleccionando las patologías correspondientes para cada señal cardiaca analizada.

El presupuesto del dispositivo diseñado se muestra a

continuación en una tabla con el total en moneda nacional (PEN) y en dólares (USD).

TABLA I
Costos de los componentes empleados.

Dispositivo	Costo
Raspberry Pi b3+	250
Ads1115	35
Pantalla LCD Táctil 3.5 pulgadas	90
RTC DS 3231 para Raspberry	15
AD8232 Modulo de ritmo cardiaco	90
Batería lipo 7.4v 1000mah	50
Modulo cargador Micro USB Litio	10
Modulo EMI	30
Total, Soles	480
Total, en dólares	145.17

III. CONCLUSIONES

- Se puede implementar dispositivos electrónicos que permitan el autodiagnóstico de enfermedades cardiacas con poco presupuesto económico.
- Las señales cardiacas capturadas por el ECG varían debido a su posición geográfica en el Perú, en el cual influyen factores como el clima, y latitud.
- El índice de exactitud de medición de la señal mejoró en un 90% respecto a la señal analizada sin procesar.
- El grado de aprobación aumentó en un 80% en pacientes de lugares remotos en el Perú.
- El uso de Wavelets para el procesamiento de señales es de bastante utilidad y permite mejorar la calidad de la señal.
- Baja potencia de consumo energético del dispositivo, aproximadamente en un 30% usando baterías de LIPO, frente a una fuente conmutada para alimentación directa de la red eléctrica.
- El uso de db6 de Wavelet garantizó el análisis correcto de la señal respecto al filtro Butterworth empleado.

IV. REFERENCIAS

- [1]. Ochoa, A. (2017). Sistema de adquisición y procesamiento de señales electrocardiográficas. Universidad de Colima Coquimatlán, México.
- [2]. Gomez, A. (2014). Análisis de la señal ECG (electrocardiograma) reconociendo las ondas P y T del complejo QRS usando la transformada Wavelet. Madrid, España.
- [3]. Escolá, J. (209). Análisis e implementación de algoritmo de detección de complejos QRS en tiempo real, Universidad Tecnológica Nacional, Buenos Aires, Argentina.
- [4]. J.M. Najeb, Salleh, Sh-Hussain; Yusoff, Khalid; "Two-channel data acquisition unit for heart sound analysis". 1st International Conference on Computers, Communications, & Signal Processing with Special Track on Biomedical Engineering, 2005 (CCSP 2005). 14-16 Nov. 2005 Page(s):173 – 175.
- [5]. William F. Ganong. "Fisiología Médica". Editorial El Manual Moderno, S.A. de C.V. 1986.

- [6]. J. Mateo. "Aplicación de redes neuronales artificiales en el procesamiento versátil de señales electrocardiográficas". Universidad Politécnica de Valencia, 2012.
- [7]. F. Jeremy. "Caracterización de electrocardiogramas mediante redes neuronales y transformada ondita". Universidad Nacional de Córdoba, Junio del 2014.
- [8]. Liberczuck S, Lorena M, R. Anderson, Arini. P. Reconocimiento de patrones y modelado en señales de electrocardiograma: detección temprana de squemia e infarto de miocardio.
- [9]. M. Gonzáles. "Análisis de señales electrocardiográficas con isquemia cardiaca usando técnicas de procesamiento digital de señales. Universidad de Manizales. Colombia, 2009.
- [10]. M. Nageswari, U. Sabura, K. Kumar, S. Maruthi. "Feature extraction of ecg daubechies wavelet and classification based on fuzzy c-means clustering technique.
- [11]. M. Pinzón, R. López. Análisis de señal del impulso cardiaco para el mejoramiento del diagnostico de patologías del corazón. Universidad Tecnológica de Pereira. Colombia, 2011.

