

## Monitor Cardíaco

Paula Lorena López Romero  
*paulal.lopez@urosario.edu.co*

*Estudiante de matemáticas aplicadas y ciencia de la computación.*

David Santiago Flórez Alsina  
*davidsa.florez@urosario.edu.co*

*Estudiante de matemáticas aplicadas y ciencia de la computación.*

Manuela Acosta Fajardo  
*manuela.acosta@urosario.edu.co*

*Estudiante de matemáticas aplicadas y ciencia de la computación.*

(Universidad del Rosario)

(Dated: November 7, 2021)

### Introducción

La extracción del complejo QRS es importante para determinar el ritmo cardíaco a partir de señales ECG. Conocer el ritmo cardíaco es fundamental, porque da información acerca de la salud cardiovascular de una persona. Así, al medirlo, se puede determinar si el corazón de la persona bombea bien la sangre, o si tiene alguna anomalía. Además, conocer el ritmo cardíaco puede ayudar a tener un entrenamiento físico eficiente.

Las técnicas necesarias para la determinación del complejo QRS pueden extrapolarse y modificarse, de forma que se puedan encontrar características de las señales ECG. [1]

Trabajar con el algoritmo de Pan-Tomkins en este proyecto es un buen ejercicio para aprender procesamientos que se le pueden aplicar a una señal, con el fin de extraer características que brinden información importante.

A lo largo de este reporte se presenta una aplicación del algoritmo mencionado para el desarrollo de un sistema que permite detectar los latidos del corazón a partir de una señal ECG.

(Para correr el algoritmo en la interfaz gráfica ejecute `'app_heartbeat_detection.mlapp'`)

### I. TEORÍA Y CONCEPTOS

#### A. Señal ECG

El electrocardiograma es una prueba que no causa dolor, no es invasiva y se suele usar para detectar

problemas cardíacos de una manera ágil [2, 3]. Esto se logra mediante el análisis de la señal ECG (*de electrocardiograma*), en dicho análisis se tiene en cuenta las pausas que hace la señal y la intensidad de los picos. [4]

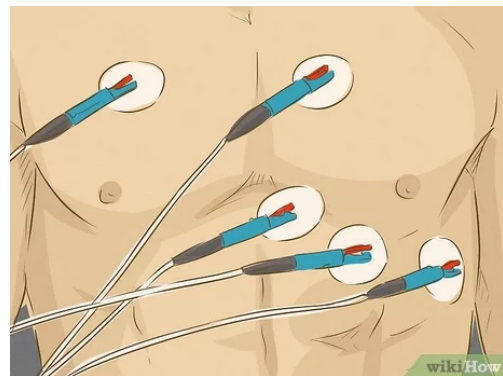


FIG. 1: Ilustración de electrodos en examen de electrocardiograma.

El proceso de obtención de la señal consiste en ubicar sobre la piel varios electrodos en diversas zonas del pecho, para medir entonces el potencial eléctrico conforme el tiempo avanza.

Observe entonces que por la forma en que se captura esta señal va a haber ruido proveniente del contacto entre el electrodo y la piel (*artefactos de movimiento*), también habrá ruido por la actividad muscular, además del ruido de alimentación de la red eléctrica (50 Hz o 60 Hz)[3, 5]. Se puede encontrar por otra parte ruido ocasionado por el proceso de respiración [3] y también ondas tipo *T* de alta amplitud parecidas a los picos *Q* [5] (*esto será más claro en breve*).

El rango de frecuencia de la señal ECG es 0.05 – 100

Hz, y su potencial eléctrico oscila entre 1 – 10 mV [4].

La señal ECG se compone de las siguientes partes [3, 4]:

- Onda **P** que representa la activación de las 2 aurículas del corazón.
- Onda **Q** que es una despolarización del músculo cardíaco.
- Onda **R** corresponde a la veloz repolarización tras la onda **Q**, el pico de la onda R es el más alto de los picos en la señal.
- Onda **S**, es la inversión de polaridad que ocurre después del pico en la onda **R**.
- Onda **T**, esta sigue a la onda S y es de polaridad opuesta a esta.

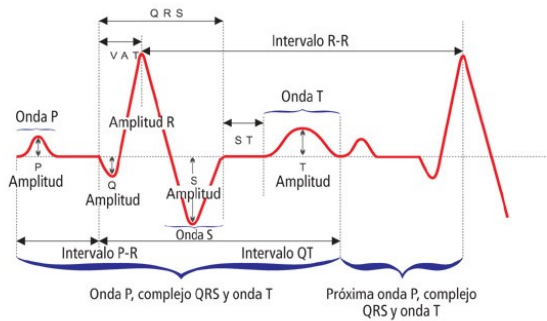


FIG. 2: Señal ECG prototípica

De las agrupaciones de los segmentos anteriores e intervalos entre onda y onda se tiene el conocido **complejo QRS** que es la onda formada por Q, R, S y corresponde a las excitaciones de los ventrículos del corazón [4]. Por otra parte se tienen también los **intervalos P-R** y **S-T** que suelen mantener el nivel potencial de voltaje constantes y son las transiciones entre las ondas que sus nombres indican.

## B. Algoritmo de Pan-Tompkins

El algoritmo de Pan-Tompkins es uno usado para la detección de complejos QRS haciendo uso de los siguientes pasos de procesamiento sobre la señal ECG entrante:

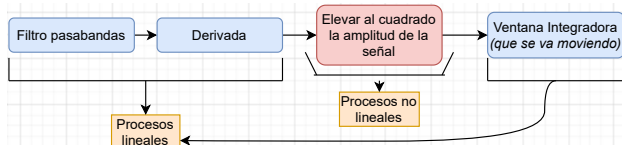


FIG. 3: Note que el algoritmo se puede dividir a grandes rasgos en la etapa lineal, la no lineal y la de algoritmo de decisión, esta gráfica corresponde sólo a la parte de pre-procesamiento de la señal.

Una explicación más detallada de lo que sucede con cada filtro es [5] :

- El filtro pasa-bandas es usado para la reducción de ruido, este se compone de un filtro pasa altas que se concatena a la aplicación de un filtro pasa bajas.
- Con la derivación de la señal se puede extraer información sobre el complejo QRS (vea que esto surge naturalmente debido a que el complejo QRS es donde más variación hay en la señal ECG).
- Al aplicar el proceso no lineal de amplificar la señal al cuadrado, se intensifica la respuesta en frecuencia a la derivada y ayuda a restringir algún falso positivo que pueda venir de una onda T con pico alto.
- Finalmente al usar una ventana integradora que se va desplazando, se puede extraer información sobre la duración del complejo QRS y su pendiente (ambas características que ayudan a identificar con más facilidad un complejo QRS).

Con este procedimiento de preprocesamiento de la señal se construyen 2 detectores, uno para la encontrar complejos QRS en la señal integrada y otro para encontrar estas ondas en las señales filtradas. Si ambos detectores indican que hay un complejo QRS entonces se decide que se ha encontrado un complejo QRS.

Más detalles acerca del funcionamiento del algoritmo de Pan-Tompkins serán explicados en la sección de metodología.

## C. Preguntas

- ¿Cómo pueden utilizar el algoritmo de Pan-Tompkins para determinar la respiración a partir de la señal ECG?

Una manera de determinar la respiración a partir de la señal ECG puede ser haciendo un cálculo entre dos picos consecutivos R, haciendo un filtrado específico con unas frecuencias dadas, y obtener la señal respiratoria.

- ¿Qué es el tacograma? ¿Cómo se obtiene a partir de la señal ECG?

El tacograma es la representación gráfica del valor de los intervalos RR consecutivos, de manera secuencial. [6]

La forma de determinarlo a partir de la señal ECG es detectando los puntos R de esta, y sabiendo que la duración de un latido corresponde al tiempo transcurrido entre dos puntos R consecutivos. Así, es posible obtener la serie RR contra los latidos, que es lo que se conoce como tacograma. [7]

- ¿Cómo puedo determinar el nivel de estrés de una persona utilizando la señal ECG?

Determinar el nivel de estrés de una persona utilizando la señal ECG es posible desde dos aspectos: el dominio temporal y el frecuencial.

En cuanto a dominio temporal, es posible determinar el nivel de estrés a partir de la duración de los latidos, y de la cantidad de latidos por minuto. Si está por encima de cierto rango, la persona presenta taquicardia, lo que puede asociarse a un nivel de estrés alto. Además, en cuanto a frecuencias, el estrés puede determinarse comparando la frecuencia de la señal ECG de la persona con los rangos establecidos como frecuencias en condiciones normales.

- ¿Qué es el balance simpato-vagal? ¿Cómo se puede estimar este balance utilizando la señal ECG?

El balance simpato-vagal es la razón entre los intervalos RR centrados en 0.1 Hz sobre la potencia espectral centrada en frecuencias más altas, principalmente frecuencias respiratorias. Esta razón permite entender de forma dinámica interrelaciones autónomas del ser humano, muy importantes, con el uso de técnicas no invasivas. Para estimarlo por medio de la señal ECG, se pueden estimar dichos intervalos RR, y obtener las frecuencias más altas, para así poder calcular la razón. [8]

## II. METODOLOGÍA

Para la aplicación del algoritmo de Pam-Tompkins se hizo el siguiente proceso para el preprocesado de la señal (*Es importante mencionar que en esta implementación optamos por hacer una simulación completa de el algoritmo de Pam-Tompkins, partiendo de que las muestras iban llegando poco a poco y haciendo los respectivos procesamientos*):

### A. Preprocesamiento

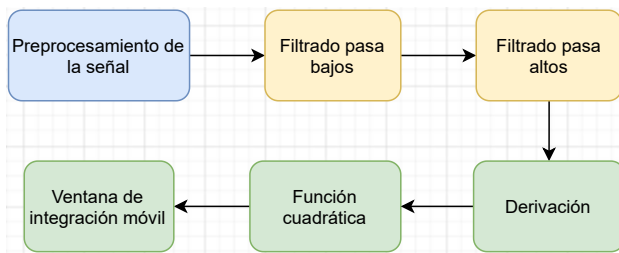


FIG. 4: Diagrama de bloques preprocesado de la señal.

1. **Filtrado pasa bajas** (*implementado en: 'low-passFilter.m'*) usando el filtro recursivo que se muestra en [5], esto se hizo aplicando la ecuación en diferencias:

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (1)$$

La frecuencia de corte es de alrededor 11 Hz, la ganancia es de 36 y el retraso generado es de 6 muestras.

2. **Filtrado pasa altas** (*implementado en: 'high-passFilter.m'*) con filtro recursivo [5], su frecuencia de corte es 5 Hz, la ganancia es 32 y tiene un retraso de 16 muestras. Su ecuación en diferencias es:

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (2)$$

El filtrado pasabandas se logró concatenando ambos filtros, primero el pasabajos y después el pasa altas.

En cuanto a detalles de la implementación para filtrar cada muestra que iba llegando se optó por filtrar una ventana de 34 muestras hacia atrás de la señal (*contando desde el índice de la que llega*), con el fin obtener la última muestra filtrada (*que es la que corresponde a la muestra que acaba de ingresar*). Se seleccionó esta cantidad de muestras porque permitía justo poder aplicar el filtro sin mermar tanto el rendimiento del algoritmo, ya que con un numero mayor de muestras el algoritmo de filtrado tardaba mucho tiempo.

3. **Filtro derivativo**, (*implementado en: 'customDerivative.m'*) tras el filtrado de la señal con el objetivo de extraer información de la pendiente de la señal QRS se aplica una derivada, cuya ecuación en diferencias es:

$$y(nT) = (1/8)[-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)] \quad (3)$$

4. **Función cuadrática**: Después de la diferenciación, la función se eleva al cuadrado punto por punto, con la siguiente ecuación, como se muestra en [5]:

$$y(nT) = [x(nT)^2] \quad (4)$$

Haciendo así que los datos sean positivos, y amplificando, de forma no lineal, la salida de la derivación, haciendo énfasis, así, en las frecuencias más altas.

5. **Ventana de integración móvil**: Esta ventana de integración se hace para obtener información en forma de onda, adicional a la pendiente de la onda R. Como se indica en [5], se calcula mediante la ecuación:

$$y(nT) = (1/N)[x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (5)$$

Siendo N el número de muestras del ancho de la ventana de integración. Este ancho se determina empíricamente en [5], siendo de 150 ms. Sabiendo que el ancho es 150 ms, para calcular N se puede aplicar la siguiente fórmula:

$$N = 150ms / (f^{-1} \cdot 1000) \quad (6)$$

### B. Inicialización de Variables

Para detectar los complejos QRS con la tecnica de umbrales adaptativos se hacen las siguientes inicializaciones de las variables basados en la forma en que lo trabajan en [1], adicionalmente para inicializar los picos y los umbrales algoritmo se esperan 2 segundos hasta obtener suficientes datos [5], por otra parte para inicializar la media de intervalos RR se necesitan 2 latidos.

- **SPKI:** Estimado actual de la amplitud del pico de ruido en la señal integrada. Para ello, se toma el máximo de todos los picos de la muestra de dos segundos de la señal integrada, y se divide entre 3.
- **SPKF:** Estimado actual de la amplitud del pico de ruido de la señal filtrada. Para ello, se toma el máximo de todos los picos de la muestra de dos segundos de la señal filtrada, y se divide entre 3.
- **NPKI:** Estimado actual del pico de ruido en la señal integrada. Para la inicialización se toman todos los picos que no fueron el pico máximo en la ventana de tiempo de 2 segundos, se calcula su media y después se divide entre 2.
- **NPKF:** Estimado actual del pico de ruido de la señal filtrada. Como valor de inicialización se calcula la mitad de la media de los picos que no fueron máximos en la ventana de tiempo de 2 segundos.
- **ThresholdI1:** Si el pico encontrado en la señal integrada supera en magnitud a esta variable, entonces se considera que es un complejo QRS. Se calcula como:

$$THRESHOLDI1 = NPKI + (1/4)(SPKI - NPKI) \quad (7)$$

- **ThresholdI2:** Si en la detección de complejos QRS de la señal integrada no hay pico máximo que supere el umbral *ThresholdI1* y se excede el intervalo de búsqueda RRmiss, se debe analizar si el pico máximo encontrado en dicho intervalo de tiempo supera este umbral, de ser así se considera como un QRS. Este umbral se calcula como:

$$THRESHOLDI2 = \frac{THRESHOLDI1}{2} \quad (8)$$

- **ThresholdF1:** Si el pico encontrado en la señal integrada supera en magnitud a esta variable, entonces se considera que es un complejo QRS. Se calcula como:

$$THRESHOLDF1 = NPKF + (1/4)(SPKF - NPKF) \quad (9)$$

- **ThresholdF2:** Si en la detección de complejos QRS de la señal filtrada no hay pico máximo que supere el umbral *ThresholdF1* y se excede el intervalo de búsqueda RRmiss, se debe analizar si el pico máximo encontrado en dicho intervalo de tiempo supera este umbral, de ser así se considera como un QRS. Este umbral se calcula como:

$$THRESHOLDF2 = \frac{THRESHOLDF1}{2} \quad (10)$$

- **RR AVERAGE1:** Promedio de las 8 más recientes longitudes de intervalo RR.

$$RR \ AVERAGE1 = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 RR_{n-i} \quad (11)$$

Mientras aún no hayan 8 muestras se calcula la media de los datos que hay.

- **RR AVERAGE2:** Promedio de las 8 más grandes longitudes de intervalo, RR'. Se usa para fijar márgenes de búsqueda para el complejo QRS máximos.

$$RR \ AVERAGE1 = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 RR'_{n-i} \quad (12)$$

Mientras aún no hayan 8 muestras se calcula la media de los datos que hay.

- **RR LOW LIMIT (RRll):** Límite de tiempo mínimo que existe entre los complejos detectados.

$$RR \ LOW \ LIMIT = 92\% \cdot RR \ AVERAGE2 \quad (13)$$

- **RR HIGH LIMIT (RRhl):** Límite temporal máximo entre los complejos detectados.

$$RR \ HIGH \ LIMIT = 116\% \cdot RR \ AVERAGE2 \quad (14)$$

- **RR MISSED LIMIT (RRml):** Se usa para determinar un máximo margen de búsqueda del QRS, es decir, si se ha llegado hasta el límite RRmiss y no se ha encontrado un pico que supere el umbral 1, entonces se toma el que supere el umbral 2, y se reajustan los parámetros, con base a este pico que cumple las restricciones.

$$RR \ MISSED \ LIMIT = 166\% \cdot RR \ AVERAGE2 \quad (15)$$

### C. Actualización de variables

En el momento en que el pico de la señal integrada supera el umbral 1 para la señal filtrada se actualiza el  $SPKI$  con:

$$SPKI = 0.125 PEAKI + 0.875 SPKI \quad (16)$$

Donde  $PEAKI$  es el pico más grande en el intervalo de búsqueda RR. En caso de que se determine que  $PEAKI$  no es un QRS (*es decir es un pico de ruido*). Se aplica:

$$NPKI = 0.125 PEAKI + 0.875 NPKI \quad (17)$$

Cada vez que se actualizan estas variables también se actualizan sus umbrales con 'equation (7)' y con 'equation (8)'

En el caso en que se hace la detección con el segundo umbral para la señal integrada se actualiza así:

$$SPKI = 0.25 PEAKI + 0.75 SPKI \quad (18)$$

Ahora para la señal filtrada el proceso de actualización es parecido:

$$SPKF = 0.125 PEAKF + 0.875 SPKF \quad (19)$$

*(si PEAKF es el pico QRS)*

$$NPKF = 0.125 PEAKF + 0.875 NPKF \quad (20)$$

*(si PEAKF es el pico de ruido)*

Aquí  $PEAKF$  tiene un significado similar al de  $PEAKI$ , con la diferencia de que es el pico para la señal filtrada. Por otra parte, cuando se llega al caso en que se debe detectar usando el segundo umbral de la señal filtrada  $SPKF$  se actualiza así:

$$SPKF = 0.25 PEAKF + 0.75 SPKF \quad (21)$$

Finalmente tras actualizar estos parámetros también se deben actualizar los valores de los umbrales para la señal filtrada usando 'equation (9)' y 'equation (10)'.

### D. Diagrama de procedimiento

El proceso seguido se resume en el siguiente diagrama:

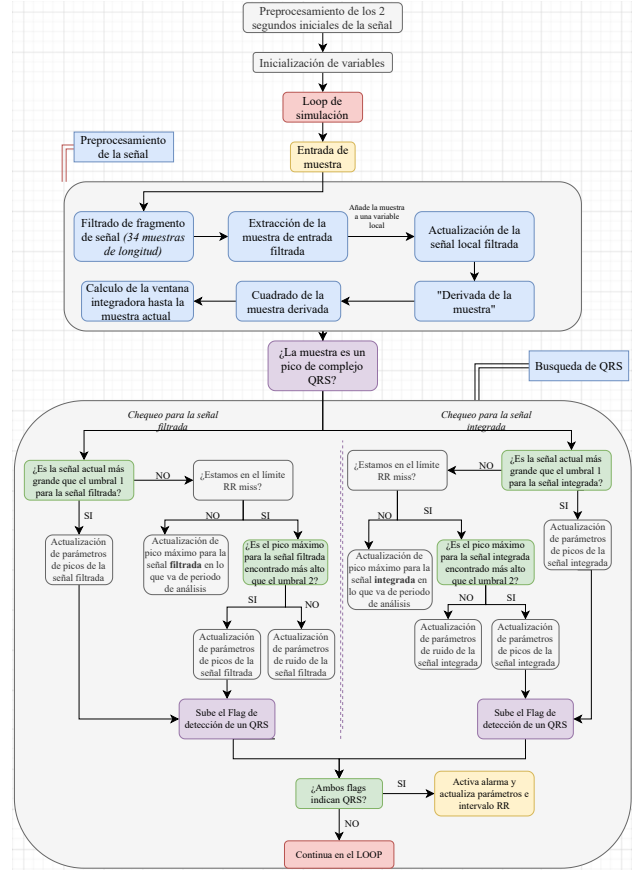


FIG. 5: Diagrama de bloques del algoritmo implementado. Recuerde que cada una de las señales filtrada e integrada tiene su propio conjunto de umbrales.

## III. ANÁLISIS DE RESULTADOS Y DISCUSIÓN

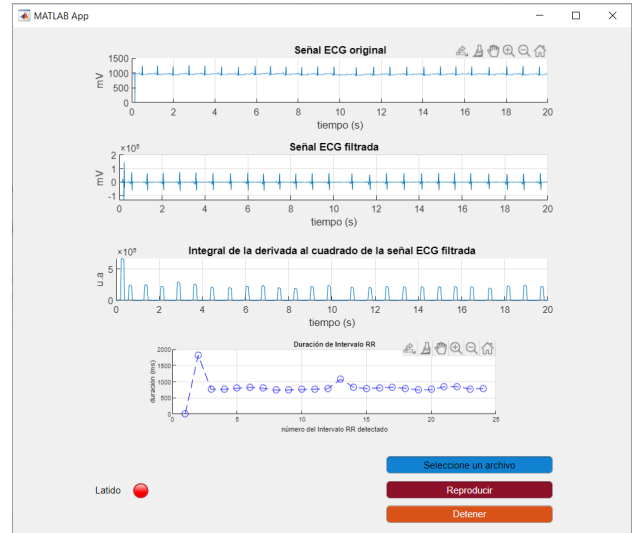


FIG. 6: Diseño final del monitor cardiaco, implementado en MATLAB con AppDesigner.

Para la evaluación del algoritmo implementado, escogimos 4 señales distintas, y las cargamos en la interfaz. La forma en que determinamos qué tan bien actúa el algoritmo fue observando en la gráfica

en tiempo real cada vez que aparecía un pico, y comparando si en ese mismo instante sonaba el pito que indica que hubo un latido.

Los resultados obtenidos para las 4 señales fueron satisfactorios, sin presentar ningún error. Luego, el algoritmo fue 100% acertado en todos los casos.

En concreto 2 de las señales fueron usadas durante el tuning y la programación del algoritmo estas fueron 'ecg.mat' y 'ecg2.mat', en las cuales se obtuvo respectivamente:

- 7 de 7 aciertos.
- 23 de 23 aciertos.

*(Observe que para estos calculos los complejos QRS de los 2 segundos de inicialización no fueron tenidos en cuenta en este conteo).*

Por otra parte para las otras 2 señales con las que no se había practicado antes la detección de complejos

QRS se obtuvo:

- 23 de 23 aciertos, en la señal '2-APB.mat'.
- 20 de 20 aciertos, en la señal '3-AFL.mat'.

Todas las señales a excepcion de 'ecg.mat' fueron extraídas del dataset de **Mendeley Data**, en este dataset todas las señales están organizadas por carpetas que las clasifican por distintas afecciones cardíacas, para cada una de estas carpetas se tomaron 2 archivos de fragmento de señal, se juntaron y se guardaron en el archivo 'nombre\_de\_carpeta.mat' que además tiene información de cuál es la frecuencia de muestreo, para todos los datos de este dataset la frecuencia de muestreo fue de 360 Hz. Los archivos para testear el algoritmo se encuentran en la carpeta **data** del **repositorio de github**.

Es interesante también mencionar que la visualización de la simulación de la entrada de datos se ve en 'cámara lenta' debido a la velocidad con la que se grafican los datos, y no a la velocidad del algoritmo, esto lo pudimos verificar en un experimento de una versión previa del algoritmo.

- 
- |   |  |
|---|--|
| <p>[1] B. Salud, Buena salud: La importancia de conocer tu frecuencia cardíaca. (Spanish), Inmemoria .</p> <p>[2] n.n, Electrocardiograma (ecg).</p> <p>[3] B. R. and A. F., Diseño de un Sistema de Adquisición y Procesamiento de la Señal de ECG basado en Instrumentación Virtual. (Spanish), Scielo <b>36</b>, 20 (2013).</p> <p>[4] Rajni and K. I., Electrocardiogram Signal Analysis - An Overview. (English), International Journal of Computer Applications. <b>84</b>, 20 (2013).</p> <p>[5] P. J. and T. W., A Real-Time QRS Detection Algorithm. (English), IEEE Transactions on Biomedical Engineering <b>BME-32</b>, 235 (1985).</p> | <p>[6] J. D., M. R., R. R., S. T., and A. B., APLICACIÓN DE NUEVOS MÉTODOS DE ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DE LA FRECUENCIA CARDÍACA EN PACIENTES CHAGÁSICOS CRÓNICOS. (Spanish), Scielo (2008).</p> <p>[7] I. R., V. E., and V. F., Nuevo método para obtener la frecuencia cardíaca instantánea mediante el análisis espectro temporal del seismocardiograma. (Spanish), Scielo (1899).</p> <p>[8] D. L., Sympathovagal Balance. (English), Circulation (1997).</p> |
|---|--|