MEDICIÓN NO-INVASIVA E INDIRECTA DE LA FRECUENCIA CARDÍACA DE PACIENTES USANDO SENSORES DE BAJO COSTO

ZULEY CAMILA HURTADO HERNANDEZ
VIVIAN PAOLA DIAZ ALVAREZ

Trabajo Dirigido

Tutor
Oscar Julián Perdomo Charry

UNIVERSIDAD DEL ROSARIO
ESCUELA COLOMBIANA DE INGENIERÍA JULIO GARAVITO
PROGRAMA DE INGENIERÍA BIOMÉDICA
BOGOTÁ D.C
2021

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos la oportunidad de realizar este proyecto que nos permitió crecer como personas, nos dio mayor conocimiento de diferentes áreas de trabajo.

Especialmente queremos agradecer a nuestro tutor Oscar Charry por su paciencia y dedicación al llevarnos por el camino del desarrollo de métodos alternativos, a nuestros familiares y amigos por la colaboración y el apoyo en el desarrollo de este trabajo. Esperamos que sea del agrado de todo el que lo lee y que le aporte algo interesante para la vida de cada uno.

TABLA DE CONTENIDO

1. RESUMEN 4
2. INTRODUCCIÓN 5
3. OBJETIVOS 13
   3.1. General 13
   3.2. Específicos 13
4. METODOLOGÍA 14
   4.1. Sistema de medición 14
   4.2. Adquisición de las señales 15
   4.3. Descripción del método para la obtención de la frecuencia cardiaca 16
5. RESULTADOS 21
6. DISCUSIÓN 27
7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS 30
8. CONCLUSIONES 31
REFERENCIAS 32
ANEXOS 33

1. RESUMEN

En el siguiente documento se encontrará el desarrollo del proyecto que consta de un método de medición no invasiva e indirecta para la frecuencia cardiaca en personas sanas, mediante el uso de sensores que cuentan con acelerómetros de tres ejes y un software de entrenamiento con redes neuronales que tienen como base la inteligencia artificial para su funcionamiento.

En esta ocasión se realizará bajo el entorno de programación *Google Colab* que maneja como lenguaje *Python*. Con estas herramientas se desarrollarán dos tipos de predicciones diferentes, junto con los acelerómetros de bajo costo que ayudarán a la adquisición de la señal mecánica del corazón y un sensor de fotopletismografía de referencia para la evaluación de errores en la señal de salida de la RNN. De esta manera se da inicio con el conocimiento de términos específicos para el entendimiento del documento y de los desarrollos propuestos en el mismo.

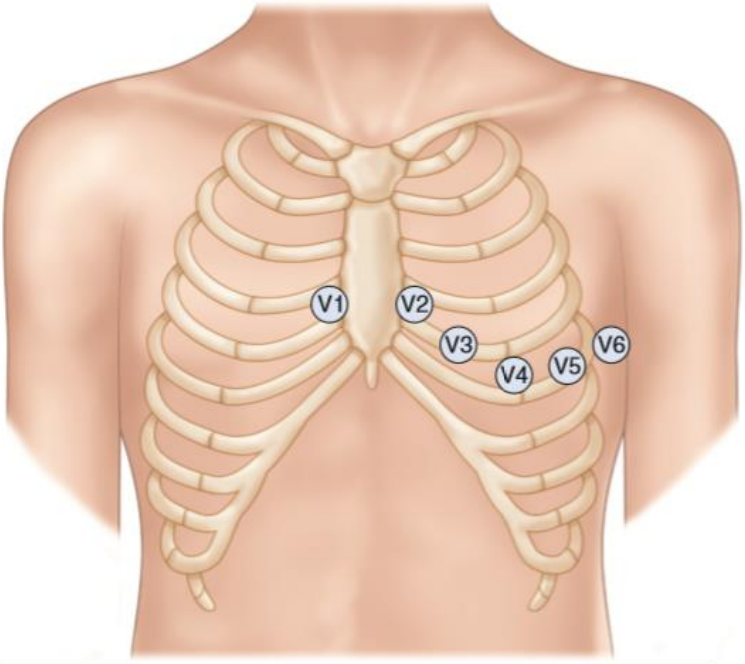
Seguido esto se especifica la metodología a usar para así poder obtener de manera clara y rápida las señales respuesta del sistema en desarrollo. Ya con las señales y el código de entrenamiento en la RNN se procede a realizar la evaluación del error en cuanto a la toma de la fotopletismografía como una variable teórica o de mayor fiabilidad contra la salida de la RNA entrenada bajo las señales adquiridas de los acelerómetros usados en el proyecto.

Además, se encontrarán los resultados obtenidos y la evaluación de hipótesis en donde se evaluarán las diferentes opciones de aceptación bajo un rango de error del 5% para la aceptación de una hipótesis nula que cumpla con los objetivos propuestos en el documento y para dar el mejor sistema respuesta en términos de funcionalidad, costo y uso. Se prosigue a discutir los resultados obtenidos en cuanto a los criterios de aceptación, en donde se determina que mediante la predicción 1 y el acelerómetro MMA8452 se da cabalidad a este tipo de sistema y se consigue dar termino a los objetivos propuestos.

2. INTRODUCCIÓN

En el presente documento se tiene como principal objetivo el desarrollo de un sistema alternativo para la medición de la frecuencia cardiaca en la cual se empleen sensores de bajo costo. La señal obtenida previamente por el sensor y un algoritmo de inteligencia artificial entrenado generarán una señal aproximada de fotoplestimografía, la cual es más conocida y manipulada por el personal médico. Esta medición indirecta se obtiene a partir de la medición de las vibraciones causadas por el corazón en la caja torácica cuando se genera un latido.

La señal cardiaca de mayor uso es la de electrocardiografía (ECG), la cual es obtenida mediante electrodos de adherencia a la piel o presión en los tres puntos principales y registrada por un equipo biomédico capaz de recopilar y ampliar los picos de las señales eléctricas del corazón, por medio de las derivaciones descritas en la figura 1. Logra medir la diferencia de potencial que ocurre entre los electrodos [2]. Con el procesamiento de esta señal se consigue estimar el valor de la frecuencia cardiaca que es indicado por la diferencia de tiempos que existe entre cada pico significativo en una cantidad de tiempo determinado; generalmente, se reporta cantidad de latidos por minuto.



V_1: 4.° espacio intercostal (EIC) en el ángulo esternal derecho.
V_2: 4.° EIC en el borde esternal izquierdo.
V_3: equidistante entre V2 y V4.
V_4: 5.° EIC en la línea medioclavicular.
V_5: línea axilar anterior izquierda a nivel de V4 horizontalmente.
V_6: línea axilar media a niel de V4 horizontalmente.

Figura 1. Ubicación de los electrodos de ECG para medición de las doce derivaciones [4].

Sin embargo, métodos como el ECG, para el monitoreo de la frecuencia cardiaca en neonatos o adultos mayores, pueden ocasionar lesiones dermatológicas por el contacto con el pegamento de electrodos empleados para la medición [1], limitan la movilidad del paciente dado que se maneja una gran cantidad de cables conectados al mismo necesarios para la trasmisión de la señal, donde se pueden producir artefactos de movimiento dentro de la misma. Adicional a esto, el equipo para la adquisición de la señal es de alto costo debido a la complejidad de sus sistemas sensoriales haciendo que sea un equipo altamente necesario, pero de difícil adquisición por centros médicos de bajos recursos o alejados de las grandes ciudades.

En la actualidad, se han desarrollado otras técnicas que permiten la detección de la frecuencia cardiaca mediante el monitoreo de la actividad cardiaca y registrando señales mecánicas del corazón como las vibraciones debido al impulso del pulso sanguíneo que viaja por la aorta [3]. Esto es posible dado que los órganos generan movimientos intratoráxicos, lo que incluye movimientos de los límites de los órganos generando deformación de las superficies y desplazamientos de los líquidos adyacentes a este [3]. Estos movimientos pueden ser captados mediante sensores tipo acelerómetros de tres ejes, el cual es un dispositivo capaz de medir vibraciones o aceleraciones que se presenten sobre una superficie, donde la fuerza generada hace que la masa comprimida del material piezoeléctrico sea proporcional a una variación de carga eléctrica [5].

Dentro de los sensores tipo acelerómetros usados para la toma de mediciones en el desarrollo de este trabajo se encuentra el sensor MPU9250 de nueve ejes (fig. 2). Este cuenta con acelerómetro, giroscopio y magnetómetro integrados por un procesador digital de comunicación con microcontroladores a través de I2C y cuenta con un regulador de tensión a 3.3V con resistencias en *pull-up* para uso directo [6]. Por otro lado, se realizaron pruebas con el sensor tipo acelerómetro MMA8452 (fig. 3), el cual es un sensor capacitivo inteligente de tres ejes y baja potencia con variedad de funciones con fácil acceso para programar, tiene alivio de energía cuando proporciona continua consulta de datos y una escala seleccionable de filtración de datos a paso alto y la opción de la adquisición en tiempo real sin filtrado de los datos adquiridos [7].

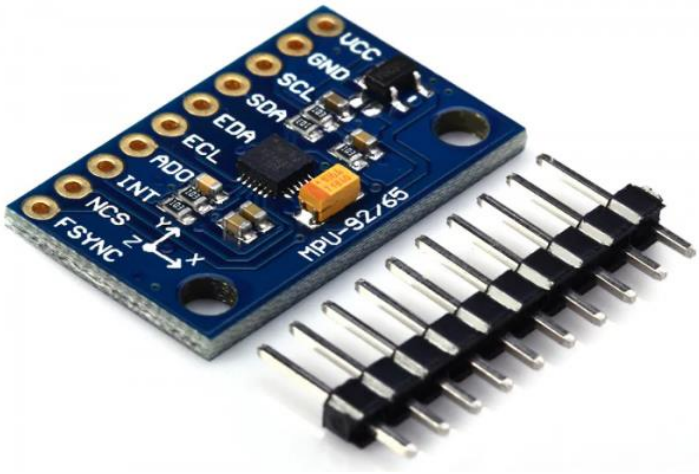


Figura 2. Sensor MPU9250 [6]

Figura 3. Acelerómetro MMA8452 [7]

En cuanto a la señal de fotopletismografía (PPG), siendo esta la señal de referencia que se considera para poder hacer la comparación se debe tener en cuenta que es una técnica creada en 1936 por los científicos Molitor y Kniazak quienes empezaron a reportar la circulación periférica de los animales. Más adelante, el científico Hertzmann le dio el nombre de fotopletismografía y con el uso de un arco de tungsteno y un tubo fotomultiplicador obtuvo una señal muy lejana a la que se usa actualmente [8].

Este tipo de señal es usada para la medición de los cambios de volumen sanguíneo ayudando a determinar las pulsaciones del corazón, además de que es una herramienta de gran ayuda en el campo quirúrgico en las partes donde no es posible palpar para ver la perfusión de la zona. Cuando este tipo de medición se realiza en el dedo índice de alguna de las dos manos del paciente da como resultado la señal que se muestra en la figura 4, en la cual es posible determinar de manera asertiva la cantidad de latidos por minuto. También es posible determinar la cantidad de hemoglobina oxigenada en la sangre, además de la relación de esta con la concentración total de hemoglobina en el torrente sanguíneo, esto gracias a la combinación de las técnicas de la absorción de la luz diferencial de la hemoglobina cuando esta se encuentra oxigenada y cuando no lo está [8].

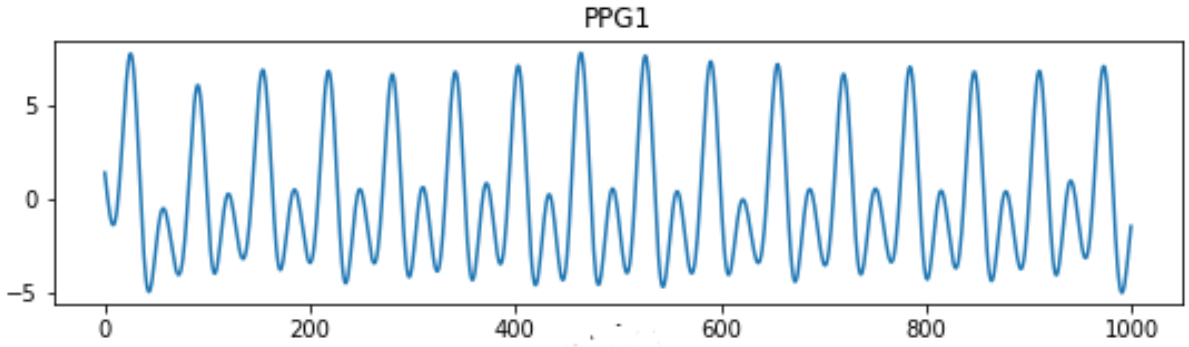


Figura 4. Fotopletismografía tomada con sensor de estudio. Elaborado por: Autores.

Como se sabe la señal de mayor uso en el ámbito medico es el ECG y es posible determinar una fuerte relación de esta con la PPG. Aun teniendo gran diferencia gráfica entre ambas

señales, se pueden determinar datos básicos como la frecuencia cardiaca con fotopletismografía sin incomodar de manera excesiva al paciente con tantas conexiones e igualmente evitando las lesiones en la piel que pueden causar los electrodos al adherirse. Esto lo permite el amplio uso de esta bioseñal en diferentes actividades y situaciones como lo son el hacer ejercicio, descansar o simplemente tener un dispositivo de fácil adquisición y lectura para monitoreo doméstico [8]. En la figura 5 vemos cómo se pueden tener diferencias visuales de las señales, pero la similitud cuando es necesario la lectura de los picos para determinar los valores de las frecuencia cardiaca o diferenciación de la pulsación sistólica o diastólica [9].

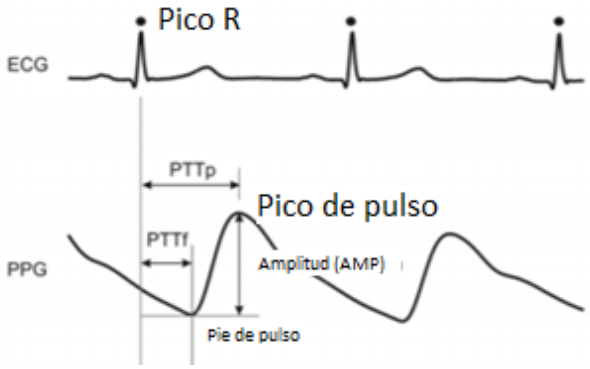


Figura 5. Señal de ECG y señal de PPG [8].

La PPG cuenta con cinco partes importantes como se muestran en la figura 6 que se determinan en la gráfica de la señal, entre los cuales está el ancho del pico que define la resistencia del sistema vascular, el intervalo pico a pico denota el tiempo que transcurre entre dos picos sistólicos, el intervalo de pulso que es el tiempo que se demora un ciclo en llegar nuevamente al volumen mínimo detectado en la señal, también está la amplitud sistólica y la diastólica que son el mayor pico que se encuentra en la gráfica y el que le sigue de menor amplitud en el respectivo orden [9].

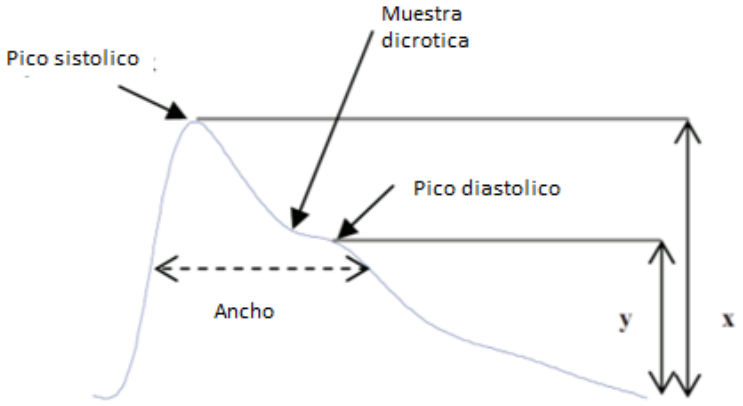


Figura 6. Partes de la señal de PPG [9].

La adquisición de la señal de PPG se realizó mediante el sensor de pulso o ritmo cardiaco de Arduino XD-58C presentado en la figura 7. Este dispositivo es de *plug* and *play* para un uso más fácil, está compuesto por un sensor óptico con una etapa de amplificación y otra para el filtrado de ruido, de bajo consumo de corriente, ya que se trata de un elemento óptico que consta de un led emisor y un sensor receptor que hacen posible la lectura de la señal [10].

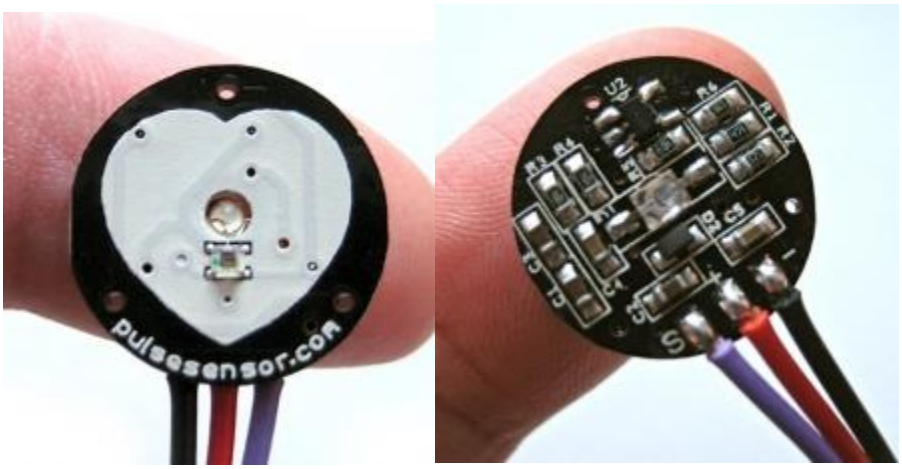


Figura 7. Sensor pulso o ritmo cardiaco [10].

La balistocardiografía es una técnica usada hace más de 100 años que ayuda al monitoreo de la actividad cardiaca de forma discreta, la idea básica de esta medición es detectar vibraciones o cambios de presión en la piel que determinen el movimiento mecánico que genera en este caso el corazón sobre los órganos adyacentes a este en conjunto con los pulmones. La señal adquirida mediante los sensores adecuados difiere de manera significativa a cualquier otra vista hasta el momento (ECG o PPG), este tipo de señal está compuesta por componentes que tienen lugar en cada uno de los ejes de un espacio tridimensional. Se determinó gracias al científico Scarborough quien los identificó en el cuerpo humano de manera que un primero corresponde al eje longitudinal que es en dirección de la cabeza a los pies, el segundo es el transversal que es en dirección de lado a lado de la persona y, por último, el dorsoventral que es de espalda a pecho [3].

Para tener una medición completa de la señal mecánica, se aconseja que se tenga al paciente acostado sobre una cama para así poder unir los ejes longitudinal y dorsoventral, además de tener una estabilidad en la rotación de estos pues, dependiendo de cómo se coloquen los sensores y se determine el tipo de sensor que se usará, se determina que la señal resultante tiene variación en el nombre, siendo fenocardiograma, apexcardiograma, cinetocardiograma o seismocardiograma [3].

La seismocardiografía (SCG) es un método usado para medir señales mecánicas del corazón con una frecuencia fundamental por debajo de los 30Hz [20], principalmente las vibraciones que se generan cuando el corazón palpita. Este tipo de vibraciones se ven reflejadas en el pecho y son dadas por la apertura o cierre de las válvulas del corazón como

otros eventos mecánicos que tiene el mismo cuando se genera la inserción y expulsión de la sangre, desde y hacia el torrente sanguíneo.

Dentro de todos los eventos mecánicos que se presentan en el corazón y que determinan la señal de SCG, entre estos se encuentra el cierre de la válvula mitral (MC), la contracción ventricular isovolumétrica (IM), la apertura de la válvula aortica (AO) y el cierre de la válvula aortica (AC), como se muestra en la figura 8. Se observan las concordancias que se pueden tener con una señal de ECG, aunque se tiene desplazamiento en los picos más significativos se pueden verificar una frecuencia cardiaca de igual forma que con el ECG, según la literatura es necesario la búsqueda del pico principal que marca el inicio de la señal mecánica del corazón. Se pueden aplicar diferentes métodos de filtrado para poder limpiar y unir los ejes que generen la señal completa en donde se identifiquen los eventos ya denominados [13].

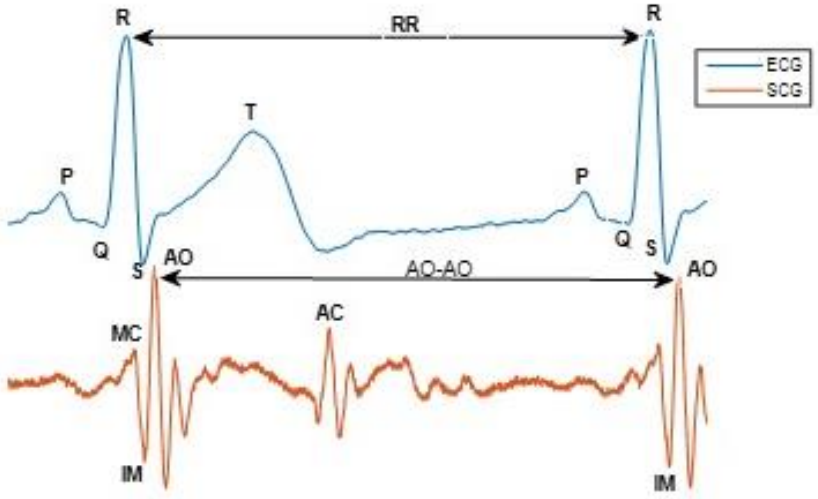


Figura 8. Comparación de señal eléctrica y señal mecánica del corazón con filtros aplicados [13].

Estas señales son medidas principalmente por acelerómetros altamente sensibles y que con ayuda de filtrado se puede tener una señal útil para determinar los marcadores en la gráfica de la lectura, esto ayuda a que se pueda demostrar cambios patológicos en el musculo cardiaco como lo son la insuficiencia cardiaca, terapias de resincronización cardiaca o enfermedades en las arterias [11]. A través de la historia se han buscado alternativas para la adquisición y poder ampliar el uso de la señal que ayuden para avances del diagnóstico de enfermedades cardiacas que no se pueden ver en otro tipo de señales por su naturaleza.

Como uno de los parámetros no invasivos y de mayor utilidad se tiene la frecuencia cardíaca (FC), es un valor que permite ser medido en diferentes tipos de señales, ya sean eléctricas como el ECG o mecánicas con el SCG. Este tipo de parámetro reporta la variabilidad de la frecuencia de los latidos del corazón con el que se pueden detectar cardiopatías y neuropatías que permitan dar un diagnóstico claro para el paciente [12]. Como todo

parámetro tiene valores que determina según la edad del paciente que es normal o cotidiano en reposo, en actividad y cuando estos parámetros están alterados son signo de enfermedad. Como reporte histórico se tiene que para una persona adulta en estado sano la FC oscila entre los 60 y 100 latidos por minuto en reposo normal, claramente teniendo presente además de la edad los niveles de la condición física, si la persona es fumadora, las enfermedades preexistentes y la posición del cuerpo entre otros factores ambientales, farmacéuticos y de talla [13].

Para realizar un buen tratamiento de datos y desarrollar un sistema que a futuro sea capaz de llevar a cabo la predicción de fallas o anomalías cardias se hace uso de una red neuronal. Bio-inspiradas en las conexiones de las neuronas de un cerebro real [14], las redes neuronales artificiales (RNA) son herramientas de software que aprenden de la experiencia con ayuda de datos históricos, datos de adquisición por sensores que es el caso del proyecto que se desarrolla, mediante estas las RNA modifican sus comportamientos y van ajustando sus predicciones a los datos que se le van ingresando. Este tipo de herramientas tiene el poder de llegar a generalizar de ejemplos anteriores y predecir; además, tienen la característica de no captar las pequeñas variaciones y dejar de ser tan sensibles a estas y tener un reconocimiento de los patrones necesarios [14].

Las RNA tienen diferentes formas de funcionamiento y clasificación para dar mejores resultados. Uno de los funcionamientos son las redes de capa simple las cuales están formadas por un conjunto de perceptrones que tiene como entrada la serie de datos asignados para el entrenamiento de la red, se conforma de la capa de entrada y de la capa de salida y como se ve en la figura 9 el redireccionamiento de los datos de manera que ocupe todos los perceptrones [14].

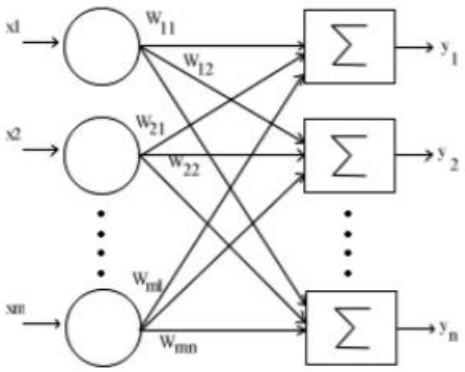


Figura 9. RNA de capa simple [14].

Por otro lado, están las redes multicapas que son las más usadas para el entrenamiento y predicción de sistemas futuros por ser útiles y versátiles. Son formadas por un numero finito de capas conectadas en cascadas que dependiendo de las variables que van controlando el sistema, para el buen funcionamiento de la red, es necesario una activación de función no lineal entre capa y capa. La salida de este tipo de RNA se debe calcular de la misma manera que cuando es una capa simple, a diferencia de que la salida de cada capa va a

ser la entrada de la siguiente hasta completar el número de capas finitas puestas para el modelo como se muestra en la figura 10 [14].

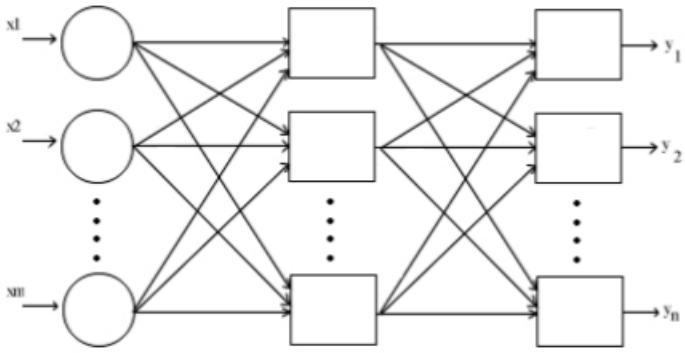


Figura 10. RNA multicapa [14].

En ambos casos se tiene parámetros que deben ser explorados, debido a que estos determinan el desempeño de la red para la tarea a la que es entrenada [14].

En este documento se busca hacer reporte a lo realizado en la experimentación, uso y entrenamiento de sistemas de inteligencia artificial que mediante la señal de seismocardiografía estimen una señal de fotopletismografía que sea útil para determinar frecuencia cardiaca de un paciente y genere una señal que sea de fácil lectura para el personal médico. Lo anterior, para ayudar en una medición indirecta y no invasiva que pueda ser de utilidad en el diagnóstico de causa cardiacas, dándoles un sistema de bajo costo para uso doméstico, hospitalario o de campo como futuros alcances. Adicionalmente que permita determinar alertas o permitir el monitoreo de pacientes sin la necesidad de emplear electrodos.

3. OBJETIVOS

3.1. General

Implementar sistemas de medición alternativo de manera no invasiva e indirecta para la adquisición de la frecuencia cardiaca usando redes neuronales.

3.2. Específicos

a) Implementar circuitos para la medición de fotoplestimografía
b) Implementar circuitos para la medición no invasiva de la función cardiaca
c) Caracterizar las señales directas e indirectas obtenidas en la actividad cardiaca
d) Entrenar una red neuronal para la obtención indirecta de la frecuencia cardíaca
e) Validar el modelo desarrollado mediante comparaciones de señales de fotopletismografía.

4. METODOLOGÍA

En el presente trabajo, se buscó implementar un sistema que permitiera registrar las vibraciones que son causadas por la actividad mecánica del corazón, esto con el fin de buscar una alternativa de medición de la frecuencia cardiaca de manera indirecta y no invasiva empleando sensores de bajo costo.

En este apartado se describirán el método de adquisición de las señales de PPG que se utilizaron para crear los valores de referencia de las frecuencias cardiacas, y la obtención de las señales de SCG que fueron los datos de prueba para la estimación. Así mismo, se describen las herramientas computacionales utilizadas para el preprocesamiento y procesamiento de las señales para la obtención de la frecuencia cardiaca.

4.1. Sistema de medición

El sistema general para la obtención de cada señal estuvo conformado por el sensor y una interfaz de conexión entre el sensor y el computador para la adquisición y digitalización de los datos que fue a través del Arduino Uno, que luego fueron almacenados para desarrollar la base de datos.

Para la adquisición de la señal de PPG se empleó un sensor XD-58C y se realizó el registro a una frecuencia de muestreo de 90Hz. En este caso, no fue posible acceder a un sensor de uso en entornos clínicos para la calibración, por cuestiones sanitarias mundiales. Por otra parte, se adquirió la señal de SCG de forma no invasiva con dos tipos de acelerómetros. Para un primer caso se utilizó el MPU9250 haciendo el registro a una frecuencia de muestreo de 20Hz, y para el segundo se ocupó el MMA8452 con una frecuencia de muestreo de 30Hz. Estos fueron seleccionados teniendo en cuenta los parámetros encontrados en la literatura y sus características, con las cuales debían cumplir con requerimientos generales mínimos como el tener una alta sensibilidad y que fueran sensores de bajo costo. Se mantuvo la frecuencia de muestreo predeterminada para los sensores según datasheets. La figura 11 muestra el sistema implementado para la captación y digitalización de la señal de fotopletismografía y la figura 12 el sistema para cada uno de los acelerómetros.

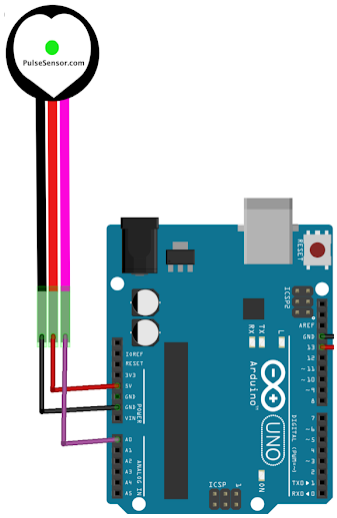
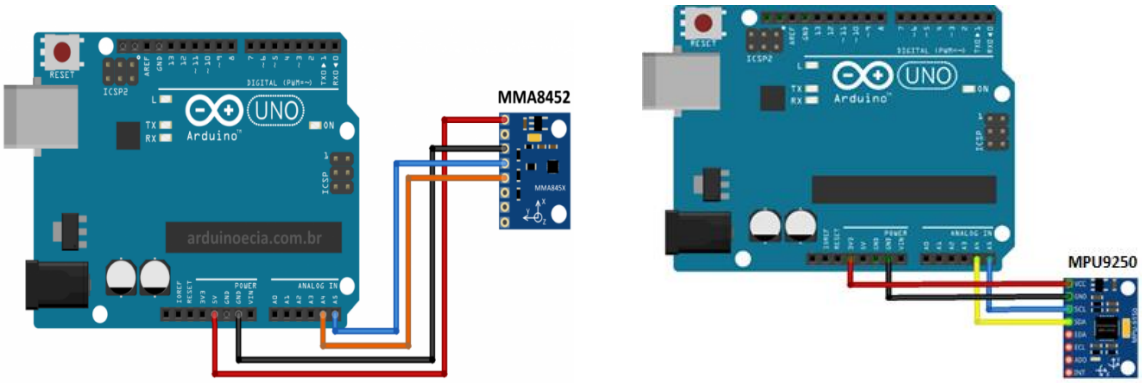


Figura 11. Diagrama de conexión del sensor para registro de la señal de PPG [15].



(a) (b)

Figura 12. Diagrama de conexión del acelerómetro para registro de la señal de SCG, a) acelerómetro MMA8452 [16], b) acelerómetro MPU9250 [17].

4.2. Adquisición de las señales

La adquisición de las señales de fotopletismografía y seismocardiograma se realizó en 10 personas voluntarias sanas (6 mujeres, 4 hombres), según lo reportado por los sujetos en el consentimiento informado (ver anexo 1), para demostrar el funcionamiento del sistema y de los cuales la edad varió entre los 5 años y 77 años (tabla 1 con información detallada de cada sujeto). Durante la medición, se pidió a los sujetos que permanecieran muy quietos en posición supina en una cama convencional y despiertos. Después de la colocación de los sensores, se realizaron los registros durante 2 minutos.

Tabla 1. Información demográfica de los sujetos

SUJETO	SEXO	EDAD(AÑOS)
1	Mujer	22
2	Mujer	25
3	Hombre	47
4	Mujer	77
5	Hombre	36
6	Hombre	17
7	Mujer	43
8	Mujer	47
9	Hombre	5
10	Mujer	23

Para la adquisición de la señal de PPG se colocó el sensor en el dedo índice de la mano derecha y de tal forma que estuviera relajada y apoyada sobra la cama. Por otra parte, se adquirió la señal de SCG de forma no invasiva con los dos acelerómetros mediante la colocación del acelerómetro en la zona precordial del pecho de cada sujeto, más específicamente, con el extremo inferior del sensor en el extremo superior de la apófisis xifoides que está ubicada en el extremo inferior del esternón como se muestra en la figura 13.

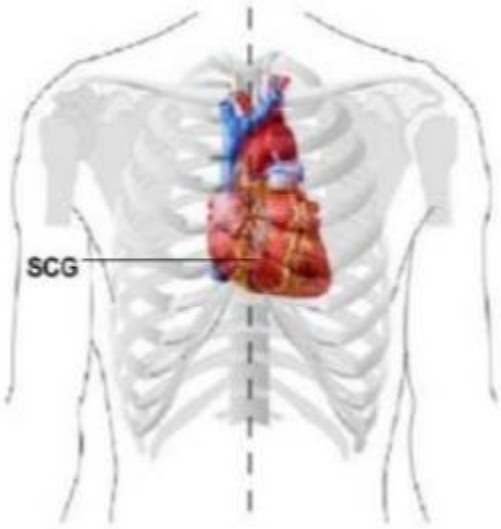


Figura 13. Ubicación de acelerómetros para la medición del SCG [18].

Según lo visto en la literatura [18], se entiende que para ambos acelerómetros se obtienen las componentes de los tres ejes correspondientes a la aceleración en el eje Z que registra en la dirección dorso-ventral, en el eje Y que registra de pies a cabeza y en el eje X que registra la aceleración de izquierda a derecha. La orientación de los ejes se muestra en la figura 14.

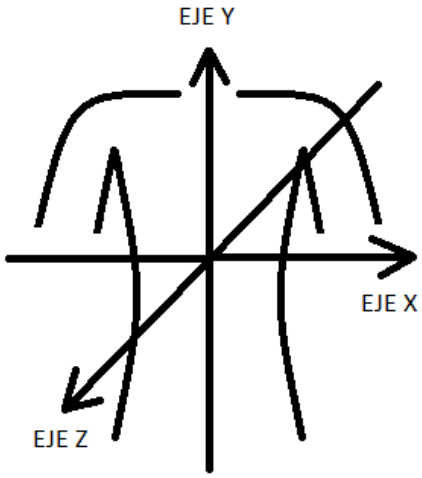


Figura 14. Orientación de los ejes del acelerómetro. Elaborado por: Autores.

4.3. Descripción del método para la obtención de la frecuencia cardiaca

Como sistema de procesamiento para analizar y caracterizar las señales, se empleó el entorno de *Google Colaboratory* el cual permite ejecutar y programar en *Python*. Es una herramienta muy utilizada en el desarrollo y entrenamiento de redes neuronales, que se empleó en el procesamiento de los datos para poder determinar la frecuencia cardiaca de cada uno de los sujetos.

La base de datos dispone de las mediciones de PPG y SCG de ambos acelerómetros con las componentes de sus tres ejes y que fue cargada en Google Drive para acceder fácilmente desde el software.

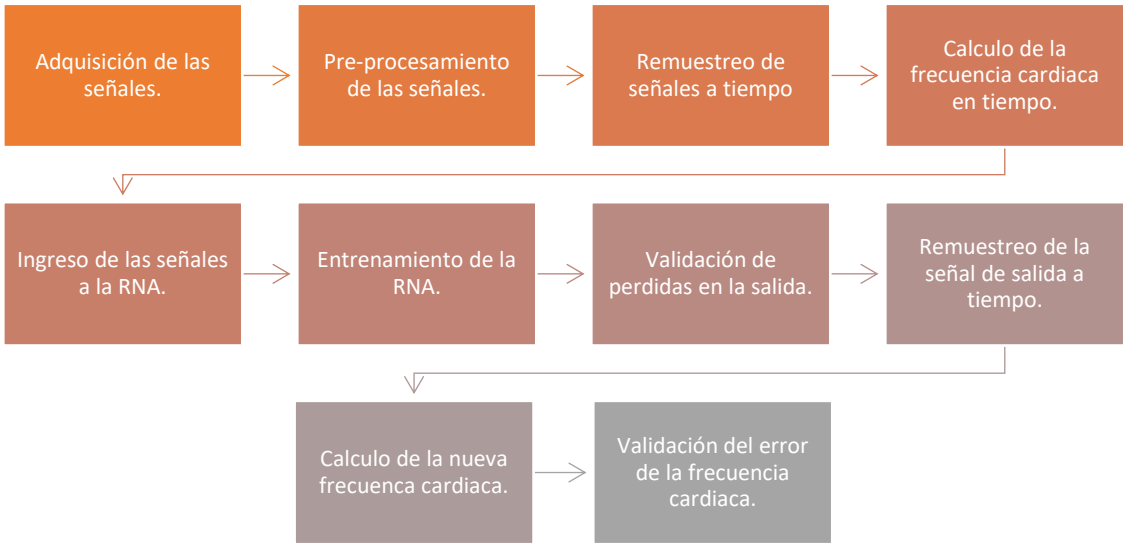


Diagrama 1. Metodología de desarrollo.

En el diagrama I vemos la metodología usada para el desarrollo y tratamiento de las señales para cada sujeto. Como se muestra en el primer bloque fueron cargadas las señales y luego pre-procesadas mediante un filtrado buscando atenuar o eliminar frecuencias de factores considerados artefactos como, por ejemplo, en los acelerómetros al tener una alta sensibilidad pueden capturar cualquier vibración que se encuentre en el área precordial, siendo la respiración una de ellas. Según estudios encontrados, esta respiración debe ser eliminada y se encuentra entre 0.2 y 0.5 Hz. Adicionalmente, se buscó mantener la señal dentro de la frecuencia fundamental con la que late el corazón; sin embargo, esta no es constante pues varía según las características fisiológicas de cada sujeto entre el rango de 0.8 y 1.7 Hz aproximadamente. Así mismo, para las señales de pletismografía se buscó remover las variaciones debidas al movimiento del dedo y ruidos de alta frecuencias de la fuente de poder y luz en el ambiente. Considerando lo anterior, se diseñó un filtro Butterworth de pasa bandas de tercer orden para limpiar y suavizar las señales y mantener las componentes dentro de la frecuencia cardiaca fundamental.

El método propuesto para la obtención de la frecuencia cardiaca a partir de señales de seismocardiografía, se basó en la implementación de un sistema de inteligencia artificial, donde se diseñó un modelo de redes neuronales recurrentes *Long-Short Term Memory* (LSTM). Estas redes pueden modelar problemas con múltiples variables y, para este caso, el modelo fue entrenado explorando de manera sistemática diferentes configuraciones, variando las entradas que se le ingresan, para predecir la señal de fotopletismografía de cada sujeto a partir de las aceleraciones obtenidas en sus tres componentes.

En un primer caso, se realizó la predicción considerando las tres componentes de la aceleración individualmente. Para poder comparar las señales obtenidas en cada uno de los ejes con la de fotopletismografía, se realizó un remuestreo de la señal de PPG a la

cantidad de muestras que se tomó con cada acelerómetro en uno de sus ejes, sabiendo que las componentes en cada eje de cada sensor tienen el mismo tamaño de muestras. Luego de esto, se concatenaron las señales de los tres ejes de cada acelerómetro con la nueva señal de PPG remuestreada (ver figura 15), y se almacenaron en un archivo diferente por acelerómetro.

	PPG	ACC_X	ACC_Y	ACC_Z
0	-0.138676	0.125471	0.191330	0.031693
1	1.608476	-0.007529	5.218008	8.485749
2	2.384249	0.179875	9.111816	15.007263
3	3.223421	0.673755	11.292183	18.243058
4	3.463567	1.147864	11.851495	17.801151

Figura 15. Señal PPG y componentes de la aceleración en los tres ejes para un solo sensor concatenadas en un mismo archivo.

Desarrollado esto, se adaptó un LSTM al problema como se represente en el diagrama 2 para la predicción de la señal de PPG, donde se tienen tres entradas correspondientes a las componentes de la aceleración y una salida de estimación.

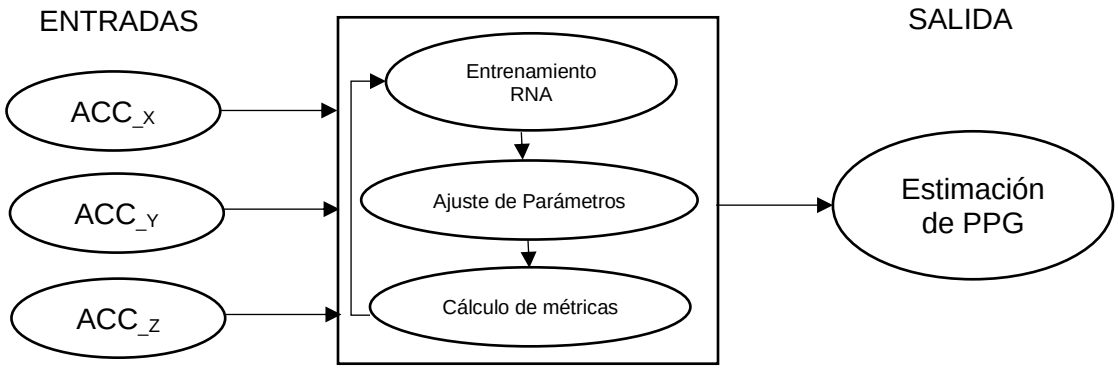


Diagrama 2. Metodología de predicción para el primer caso.

Ahora para el segundo caso, se consideró una aceleración definida por sus tres componentes como se presenta en la ecuación 1:

$$Acc_Total = \sqrt{Acc_x^2 + Acc_y^2 + Acc_z^2} \qquad \text{[Ec. 1]}$$

De manera similar, se remuestreó la señal de PPG a la cantidad de muestras de la aceleración definida y se concatenaron ambas señales para almacenarlas en un archivo distinto para cada acelerómetro (ver figura 16).

	PPG	ACC_TOTAL
0	-0.138676	0.230986
1	1.608476	9.961707
2	2.384249	17.557775
3	3.223421	21.465705
4	3.463567	21.416267

Figura 16. Señal PPG y la aceleración total concatenadas en un mismo archivo.

Con esto luego se adaptó el modelo de redes neuronales para desarrollar la predicción siguiendo el planteamiento del diagrama 3, donde se consideró una entrada de la aceleración definida en sus tres componentes y una salida de la predicción de la señal de fotopletismografía.

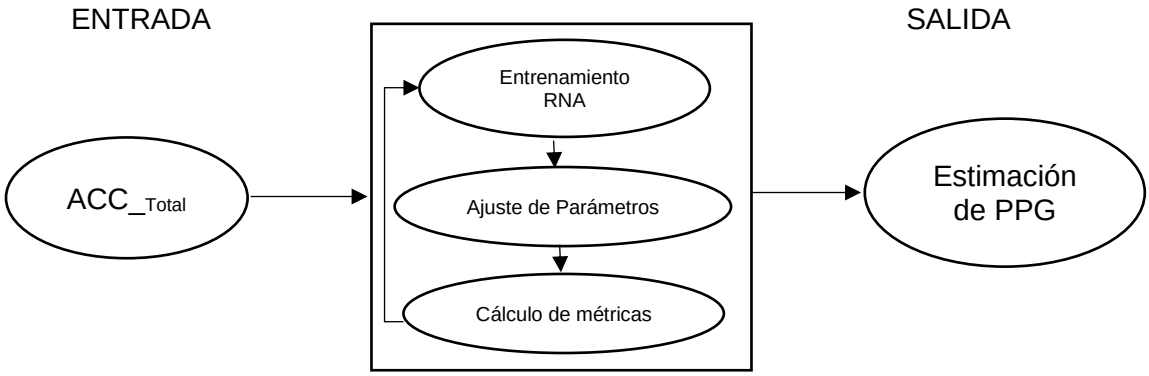


Diagrama 3. Metodología de predicción para el segundo caso.

En ambos casos, para el desarrollo del modelo, lo primero fue cargar el conjunto de datos y se prepararon convirtiendo la serie en un problema de aprendizaje supervisado con las variables de entrada ya normalizadas. Esto da como resultado una predicción de la señal de fotopletismografía en el instante actual dadas las condiciones de PPG y de SCG, en sus tres componentes o en una aceleración definida respectivamente para cada caso, en el instante de tiempo anterior.

Realizado lo anterior, se definió y se ajustó el modelo de redes neuronales para la cual se separó el conjunto de datos, tomando la mitad de las muestras para el conjunto de prueba y la otra mitad para el entrenamiento de la red. Con esto luego, se dividieron ambos conjuntos en variables de entrada y salida, para así tomar las entradas y redefinirlas en el formato 3D (muestras, pasos de tiempo y características) esperado por las LSTM.

El modelo LSTM se definió con 50 neuronas en la primera capa oculta y 1 neurona en la capa de salida para predecir la señal. Así mismo, se usó la función de pérdida de Error Absoluto Media (MAE) con la cual se puede conocer el rendimiento del modelo indicando si la respuesta de la red neuronal está muy lejos de la respuesta deseada. Adicional a esta,

otra función empleada fue el descenso de gradiente estocástico con la cual se estima los mínimos locales de una función sin importar cuán elaborada sea esta.

Adicional a lo anterior, el modelo se ajustó para 200 épocas de entrenamiento con un tamaño de paso de 18. Estos valores fueron determinados con el fin de buscar un ciclo de entrenamiento y tamaño de paso aceptables con los que se realice un progreso sustancial para lograr aproximar la función de entrada con las múltiples variables a la de función de salida PPG. Se realizó un seguimiento tanto del entrenamiento como de la pérdida de prueba durante este para evaluar el desempeño del modelo obteniendo una curva de entrenamiento como se observa en la figura 17.

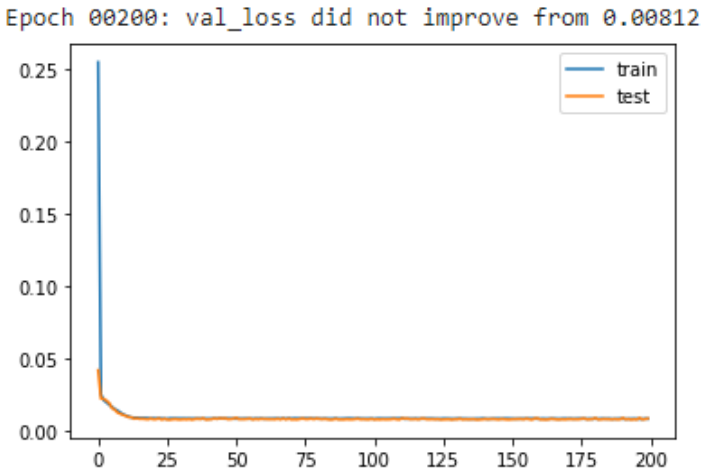


Figura 17. Curva de entrenamiento del sujeto 5 con la predicción 2 y ACC1

Ya ajustado el modelo con las muestras de entrenamiento se logró hacer la predicción para las demás muestras del conjunto de datos de prueba. Para evaluar el modelo, se realizó una combinación del pronóstico junto con el conjunto de datos de prueba, y así mismo, la combinación con los valores de la señal de PPG esperados. A estas combinaciones se les invirtió la escala para que estuvieran dentro de la escala original y así poder calcular el error relativo porcentual dentro de las mismas unidades de la propia variable.

Realizada la predicción se logra llegar de los datos de la señal de seismocardiografía a una aproximación de la señal de fotopletismografía para cada sujeto. Con esta aproximación ya es posible determinar la frecuencia cardiaca para cada uno.

Para determinar la FC, tanto la de referencia tomada de la señal de fotopletismografía como la de la predicción, se ajustó el número de muestras al espacio temporal para determinar un vector de tiempo con el que se lograría determinar el periodo entre pico y pico, y que luego fue multiplicado por 60 segundos para así determinar las pulsaciones por minuto.

5. RESULTADOS

El sistema para la captación de la señal de fotopletismografía y de señales precordiales usando seismocardiografía, se encuentra descrito en la metodología en el apartado 3.1, así como la frecuencia de muestreo para cada sensor. El protocolo de medición se les aplicó a 10 sujetos (ver tabla 1) y el método de tratamiento digital de todas las señales ya digitalizadas empleando el software *Google Colab* se encuentra descrito en la metodología.

Una vez digitalizadas las señales provistas por los acelerómetros y el sensor de pulso cardiaco para la creación de la base de datos, en la figura 18 se muestra la señal original y la filtrada para la señal de PPG para el sujeto 5; así mismo, la lectura en sus tres componentes del sensor MMA8452 (ACC1) y el MPU9250 (ACC2) con las señales filtradas se observan en las figuras 19 y 20 respectivamente.

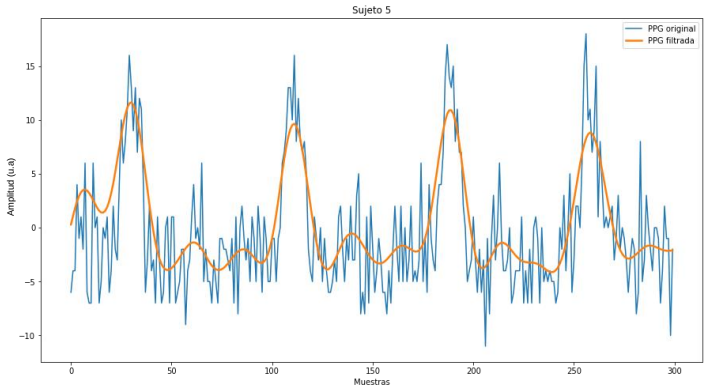


Figura 18. Señal original [Azul] y filtrada [Naranja] de PPG. Elaborado por: Autores.

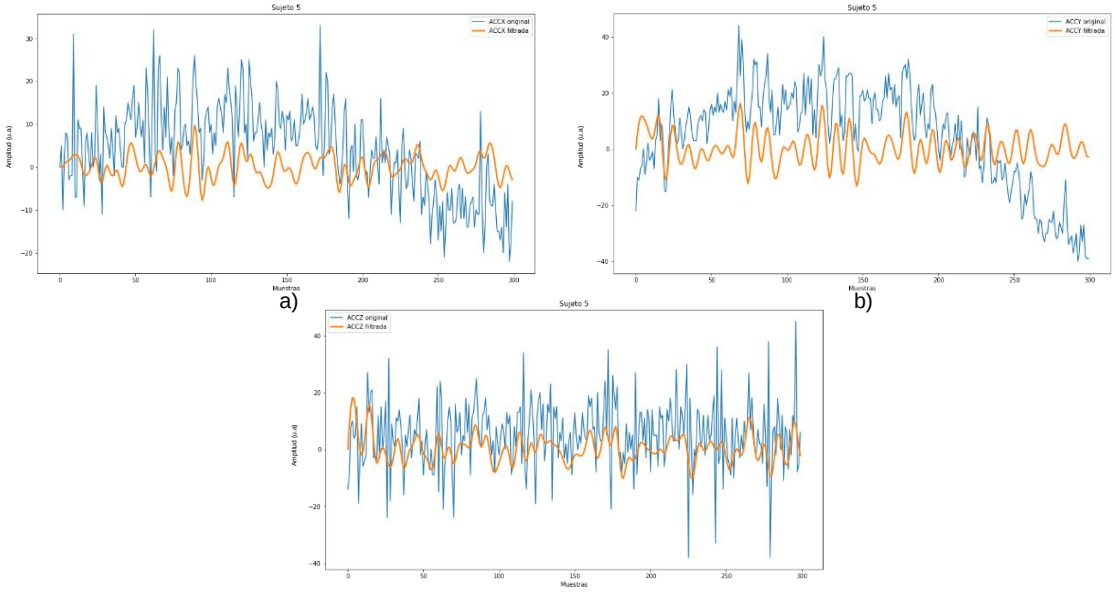


Figura 19. Señal original [Azul] y filtrada [Naranja] de SCG con acelerómetro MMA8452 para el a) eje X, b) eje Y y c) eje Z. Elaborado por: Autores.

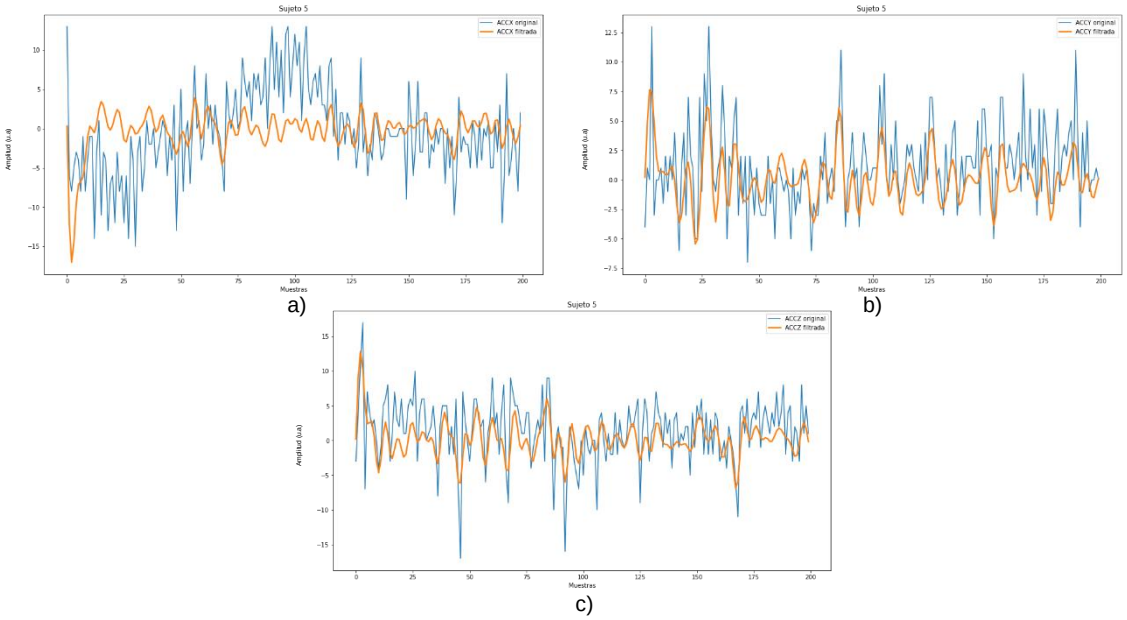


Figura 20. Señal original [Azul] y filtrada [Naranja] de SCG con acelerómetro MPU9250 para el a) eje X, b) eje Y y c) eje Z. Elaborado por: Autores.

La estrategia de filtrado se realizó teniendo como objetivo eliminar las componentes de frecuencias del ciclo de la respiración dentro de las señales de SCG y mantenerlas dentro de la frecuencia fundamental con la que late el corazón; así como también, eliminar los movimientos del dedo y artefactos debidos a la luz del ambiente y la fuente de alimentación para la señal de PPG.

Con la señal de PPG filtrada se prosigue a realizar el cambio de manejo en muestra a tiempo usando la frecuencia de muestreo y determinando así un vector de tiempo adecuado dentro de esta. Con esto se logra identificar el momento exacto en donde se encuentra un pico definido de la señal aclarando el umbral adecuado en donde se cuenta como uno para determinar el valor de la frecuencia cardiaca. Después de esto, se realiza la diferenciación de tiempos de un pico actual y uno pasado en un ciclo de tiempo menor al de la cantidad de picos determinados, para determinar el periodo entre latidos. Cada diferencia es multiplicada por el tiempo determinado en el cual se desea medir la frecuencia cardiaca, para este proyecto y por literatura se determina 60 segundos como tiempo suficiente para la medición, de esta manera se determina una frecuencia cardiaca para cada paciente tomándola como referencia teórica, como lo vemos en la tabla 2 que reporta los valores de PPG de referencia tomados por el sensor XD-58C.

Ahora luego, se expondrán los resultados obtenidos en el procesamiento digital robusto aplicado a las señales para la obtención de la frecuencia cardiaca. En este procedimiento se realiza el remuestreo de las señales con el cual se llega a la creación de un archivo para cada uno de los casos. Se realizaron dos tipos de predicciones diferentes, de esta manera se determina que para el primer archivo se encontraran las señales de PPG y el acelerómetro con cada uno de sus ejes por separado y para la segunda predicción se toma nuevamente la señal de PPG y se realiza la unificación de la señal del acelerómetro en cuestión, paso que se repite con el otro acelerómetro. Se aplica un sistema de

entrenamiento por medio de redes neuronales multicapa, en el cual se le pide al sistema que dentro de su funcionamiento encuentre el mejor modelo para el trabajo de respuesta.

Para realizar una aplicación más acertada del sistema, se realiza una normalización de los datos donde se les asigna un valor de 0 a 1, para tener un control sobre valores atípicos y así acotar mejor el problema. Se procede a hacer una predicción sobre los datos históricos y tomando en consideración únicamente la columna de datos de interés. Seguido a esto se le indica al sistema que debe tomar la mitad para realizar un entrenamiento y la otra para testear dicha formulación. Por último, para realizar el modelo de la red neuronal se especifican la cantidad de épocas y los perceptrones por cada una, se determina una constante de verificación de la perdida y la validación que puede determinar el mejor modelo para el sistema.

Se procede a evaluar el error que maneja el sistema en referencia con la mitad que se le asigna de entrenamiento, con el cual se determina que tanto funcionamiento correcto se está teniendo a la hora de escoger los parámetros del sistema. En la figura 21 se puede ver que el sistema tiene el entrenamiento adecuado para el paciente en cuestión y que no se tiende a pasar a un sobre entrenamiento inadecuado y fallido, pues en caso tal de que se presentara sobre-ajuste la pérdida en validación aumentaría de forma desproporcionada.

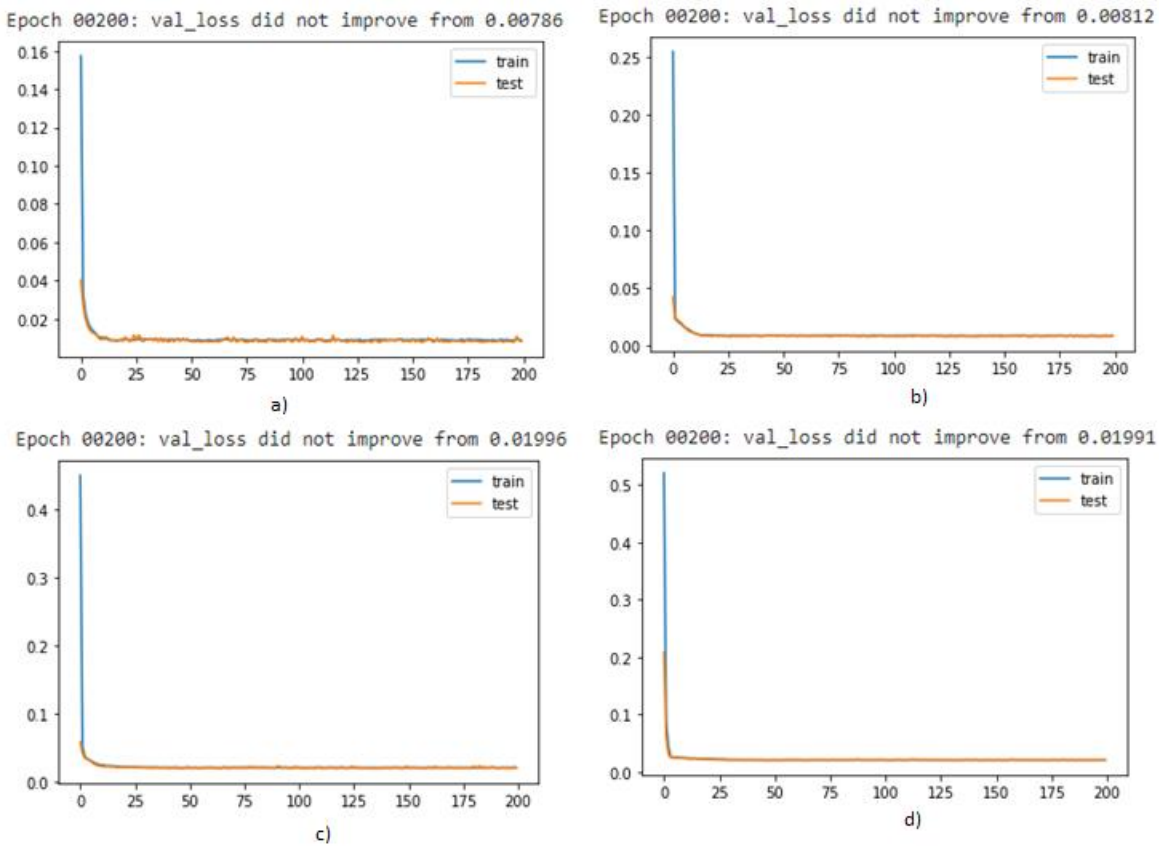


Figura 21. Entrenamiento de los sistemas para el paciente 5. a) Predicción 1 ACC1. b) Predicción 2 ACC1. c) Predicción 1 ACC2. D) Predicción 2 ACC2. Elaborado por: Autores.

Ya realizado todo el procedimiento y verificando de que el sistema funciona de manera aceptable, se procede a graficar los resultados de la manera que en la figura 22 se observa como las señales de los acelerómetros empiezan a tener un comportamiento similar al del PPG dando un resultado óptimo para lo deseado.

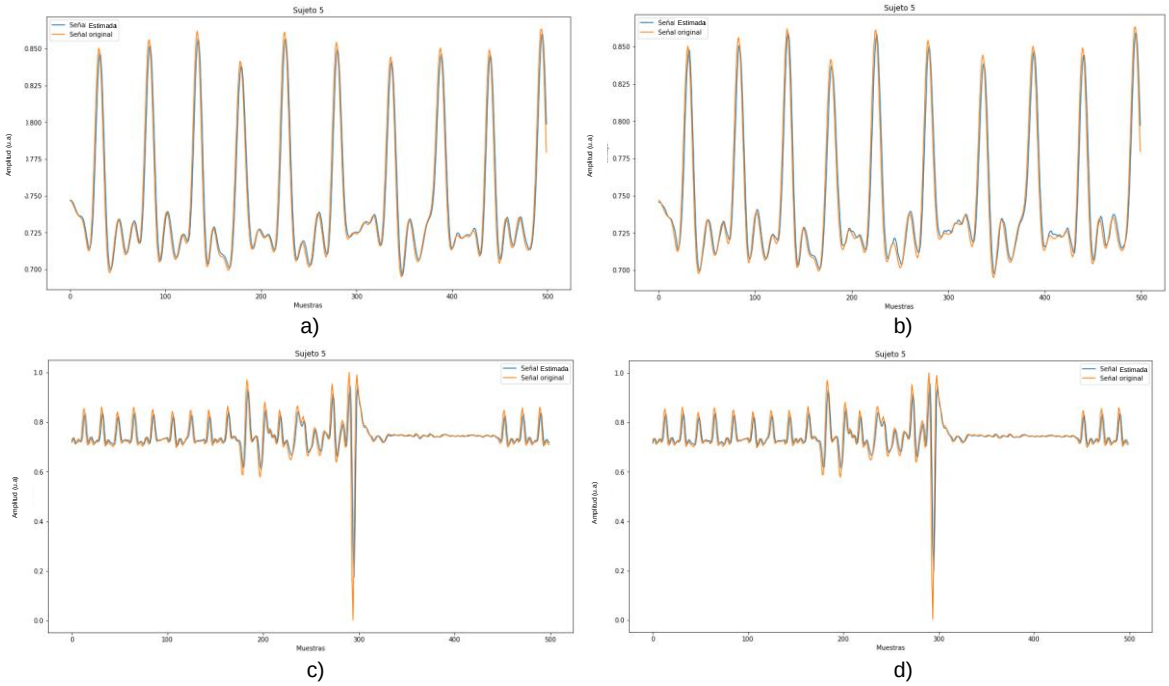


Figura 22. Salidas del sistema entrenado con los dos acelerómetros y las dos predicciones. a) Predicción 1 ACC. b) Predicción 2 ACC1. c) Predicción 1 ACC2. D) Predicción 2 ACC2. Elaborado por: Autores.

Una vez entrenado el sistema se realiza el procedimiento mencionado anteriormente para el cálculo de la frecuencia cardiaca con la nueva señal de salida dada por la RNA, para finalmente realizar la comparación y el cálculo de error que se tiene con respecto a la tomada por teórica.

Con los datos adquiridos de la totalidad de los pacientes, ya mencionados en el apartado 3.2 de la metodología, se realiza el mismo procedimiento y se adquieren los datos mostrados en la tabla 2. Con esta información se realiza un reporte general con los valores de interés que evalúan el sistema en cuanto a los valores de PPG por paciente.

Tabla 2. Recolección de datos de todos los pacientes de la base de datos

SUJETO	REF PPG	PREDICCION 1				PREDICCION 2				PREDICCION 1		PREDICCION 2	
		ACC1		ACC2		ACC1		ACC2					
	FC	Error (%)	FC	Error	FC	Error	FC	Error	FC	Error FC ACC1(%)	Error FC ACC2(%)	Error FC ACC1(%)	Error FC ACC2(%)
1	77	1,74	76	4,00	73	1,77	76	4,01	73	1,30	5,19	1,30	5,19
2	67	1,13	63	3,01	63	1,13	63	2,99	63	5,97	5,97	5,97	5,97
3	87	1,18	80	2,70	81	1,17	81	2,69	81	8,05	6,90	6,90	6,90

4	90	9,86	89	5,91	99	4,24	137	3,71	118	1,11	10,00	52,22	31,11
5	85	1,65	85	4,16	87	1,70	84	4,16	87	0,00	2,35	1,18	2,35
6	83	1,62	76	3,57	76	1,63	76	3,60	76	8,43	8,43	8,43	8,43
7	86	1734,4	94	1677,5	71	1531,7	95	1593,7	70	9,30	17,44	10,47	18,60
8	80	1,92	73	4,44	73	1,9	73	4,44	73	8,75	8,75	8,75	8,75
9	84	3154,2	112	3427,3	118	2915,8	186	3376,5	106	33,33	40,48	121,43	26,19
10	71	0,78	69	2,23	67	0,78	67	2,23	67	2,82	5,63	5,63	5,63
PACIENTES DE 1- 6,8 Y 10		2,485		3,75		1,79		3,4788		4,55	6,65	11,30	9,29
TODOS		490,84		513,48		446,18		499,8		7,91	11,12	22,23	11,91

Cuando se tienen los datos completos, se realiza una diferenciación de lo teórico con lo experimental para hallar el error frente a la frecuencia cardiaca de cada uno de ellos y, posteriormente, se evalúa la media para poder llegar a determinar el mejor de los acelerómetros y el mejor tipo de procesamiento que conforman un sistema apto para funcionamiento.

Finalmente, se realiza una experimentación mediante la validación cruzada con 10 *k-folds*, es decir, empleando 9 pacientes para entrenar y validando el modelo en el paciente sobrante. Esta metodología permite realizar la experimentación completa del modelo, para evaluar la capacidad del modelo en generalizar independiente del conjunto usado para su entrenamiento, como vemos en la figura 23 se trata de un tipo de RNA que lleva como razón el cruce de n-1 archivos que se tengan en un base de datos de n de largo y de esta manera lograr una generalización de la respuesta predictiva del modelo propuesto, garantizando siempre una respuesta independiente y diferente para todos los posibles conjuntos usados en el entrenamiento [19].

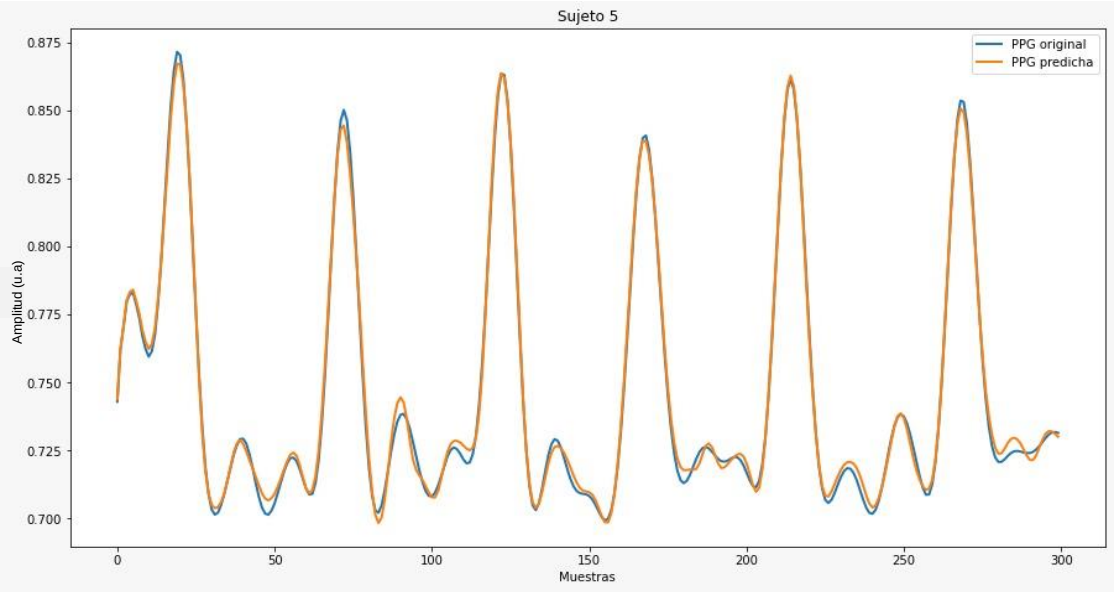


Figura 23. Predicción mediante validación cruzada para el sujeto 5

Como la experimentación se basa en repetir todos los 10 posibles experimentos y calcular el error para los 10 pacientes usados en prueba de manera independiente, calculamos el error en cada experimento y hallamos el error promedio, como se explica en la figura 24 en donde de la totalidad de los datos se ingresan para ir validando todas las posibles combinaciones entrenamiento - prueba [19].

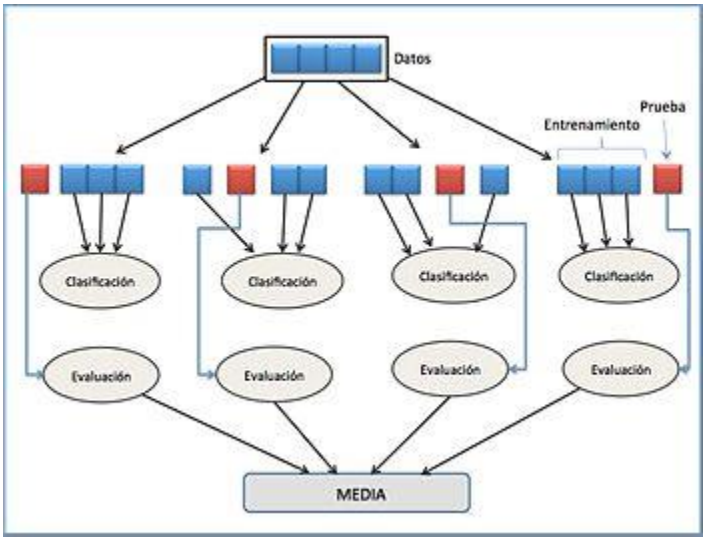


Figura 24. Ejemplificación de un sistema de validación cruzada [19].

6. DISCUSIÓN

Las señales de PPG estimadas del SCG, obtenidas con cada acelerómetro, respecto a las de referencia correspondientes a la señal de PPG para los 10 sujetos de prueba fueron comparadas de manera individual y cruzadas. Como se presentó en la tabla 2 la diferencia entre la FC media obtenida por el método propuesto para el SCG y la obtenida por la señal de fotopletismografía. Con esto se calculó, entre las mismas diferencias, el error relativo porcentual de la predicción para obtener el error en el cálculo de la frecuencia cardiaca de cada sujeto. Además, este indicador se muestra en la figura 20 para cada predicción.

Por otro lado, como se observa en la figura 25 para el sujeto 9 se obtienen los mayores valores del error en el cálculo de FC con un 33.33%, 40.48% y 121.43% respectivamente. Esto pudo ser debido a que el sujeto de prueba fue un menor de 5 años, el cual durante la adquisición de los datos estuvo inquieto por el temor que sentía al colocarle un dispositivo desconocido en su pecho y, por consiguiente, introdujo mayor ruido en la señal por el movimiento y que además pudo haber generado el despegue del sensor registrando valores no correspondientes a la señal de SCG. Otros factores que pudieron haber afectado los resultados para este participante fueron el error humano a la hora de adquisición, la colocación del sensor, presencia de elementos externos que pudieron generar interferencia electromagnética o factores internos del cuerpo del sujeto que no pueden ser detectados.

Adicionalmente, se observa que los sujetos 1, 4, 5 y 10 presentaron un error muy bajo, siendo el sujeto 5 el de menor error con una predicción bastante cercana a la frecuencia cardiaca de referencia obtenida de la señal de fotopletismografía en cada una de las predicciones implementadas. Los 4 sujetos son 3 mujeres y 1 hombre, además de que pertenecen a un rango de edad que va desde los 22 años hasta los 77 años. De ello, consideramos que la edad y género no son variables críticas para la estimación de la frecuencia cardíaca.

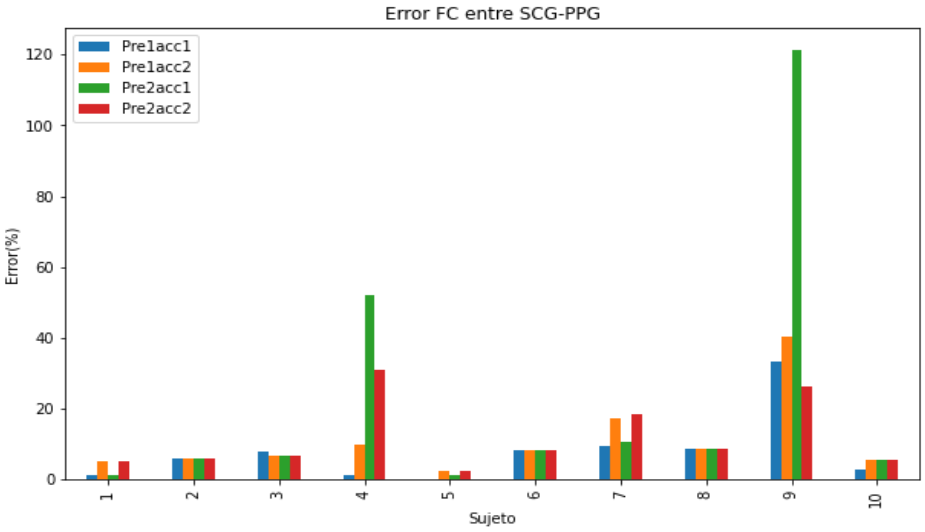


Figura 25. Resultado del error para los 10 sujetos en la predicción 1 ACC1, Predicción 1 ACC2, predicción 2 ACC1 y predicción 2 ACC2 con el método propuesto con el SCG respecto a la señal de PPG. Elaborado por: Autores.

Tabla 3. Hipótesis de trabajo para las diferentes posibilidades del sistema.

PREDICCIÓN 1	HIPOTESIS NULA	<5%	ACEPTAMOS EL ACC2 / no negamos el acc1
	HIPOTESIS ALTERNATIVA	≥5%	ACEPTAMOS EL ACC1 / no negamos el acc2
PREDICCIÓN 2	HIPOTESIS NULA	<5%	ACEPTAMOS EL ACC2 / no negamos el acc1
	HIPOTESIS ALTERNATIVA	≥5%	ACEPTAMOS EL ACC1 / no negamos el acc2
ACC1	HIPOTESIS NULA	<5%	ACEPTAMOS EL PRE2 / no negamos el pre1
	HIPOTESIS ALTERNATIVA	≥5%	ACEPTAMOS EL PRE1 / no negamos el pre2
ACC2	HIPOTESIS NULA	<5%	ACEPTAMOS EL PRE2 / no negamos el pre1
	HIPOTESIS ALTERNATIVA	≥5%	ACEPTAMOS EL PRE1 / no negamos el pre2

En la tabla 3 se realiza la formulación de hipótesis para la toma de decisiones y determinar correctamente cual sistema y que tipo de acelerómetro es mejor para el desarrollo de un dispositivo biomédico apto para el mercado y como implemento útil en el campo. Por esto se evalúan tanto los acelerómetros que se usan para la toma de datos, como los métodos de predicción de RNA usados en el desarrollo del trabajo.

Cuando tenemos en consideración la realización de las hipótesis para cada una de las predicciones se realiza la comparación de los sensores en cuestión determinando que, según la teoría, se considera mejor el MPU9250 y que bajo las características correctas sea el sensor adecuado en el sistema de medición. Por otro lado, se realizan las hipótesis para los sensores mediante la comparación de los métodos de predicción, de la misma forma que la validación de los métodos se determina de manera teórica que la predicción dos, que cuenta con la unificación de los ejes para determinar una única señal de aceleración, debe dar la proximidad de datos que se necesitan para determinar un modelo confiable.

Se determina que para aceptar las hipótesis planteadas es necesario contar un promedio de error para ambos sistemas de comparación menor al 5%, de lo contrario se evalúa la aceptación de la hipótesis alternativa sin descartar cualquier otra opción. Como se ve en la tabla 4, los porcentajes promediados de los errores dan mayores al 5% demostrando que se debe aceptar en todos los casos las hipótesis alternativas, que dan como resultado el método de predicción 1 junto con el sensor ACC1, y con estos dos elementos se obtuvo la mejor respuesta para el funcionamiento y cumplimiento de los objetivos propuestos.

Tabla 4. Promedios de decisión para hipótesis

	1	2
PREDICCIÓN	9,51	17,07
ACELEROMETRO	15,07	11,51

En consecuencia, el impacto que tiene dentro de la comunidad científica la implementación de un sistema como el desarrollado en este trabajo para la captación de señales precordiales mediante seismocardiografía, resulta ser un gran beneficio debido a que ofrece versatilidad, facilidad y economía al aplicarlo, donde no se requeriría de personal altamente calificado para emplear esta técnica de medición de la frecuencia cardiaca y muestra un alto potencial para ser empleado en dispositivos portátiles. Adicionalmente, proponemos

otro método de monitoreo de la frecuencia cardiaca que, dentro de un aspecto social, ofrece un sistema de adquisición de bajo costo, fácil de aplicar y dentro de la interfaz paciente-dispositivo no ocasiona efectos adversos debido a productos tópicos para la conducción de la señal o el pegamento de electrodos que son empleados para la medición por ECG.

Actualmente la señal de seismocardiografía es poco estudiada, pero viene en auge debido a los beneficios anteriormente mencionados. Es por esta razón que, dentro del ámbito académico, el desarrollo de este trabajo permite sentar bases para el estudio y desarrollo de investigaciones relacionados a la señal de SCG dentro de la universidad.

7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El desarrollo de una placa y una estructura impresa en 3D podrían ayudar que con este tipo de sensores y métodos de filtrado se consiga un dispositivo de bajo costo y de fácil adquisición para personas de bajos recursos o que sea dado por las entidades de salud correspondientes para personas que así lo necesiten. Además, es necesario hacer que el sistema tenga una alimentación aislada de cualquier toma de corriente, además de que la transmisión de la señal sea de manera inalámbrica para poder así implementarlo mediante una banda o un sistema de uso en colchones sea el caso de uso para neonatos o personas de la tercera edad que se encuentren la mayor parte de su tiempo acostados en una cama.

Consideramos que la prueba con más usuarios y colocados sobre una cama, colchoneta o sobre prendas de vestir pueden ayudar a que se adapte a cualquier tipo de paciente y en cualquier ambiente, ideal para el monitoreo y continuo control de pacientes con problemas cardiacos, neonatos en incubadoras o cualquier tipo de paciente o usuario que necesite un monitoreo de una frecuencia cardiaca constante.

Un trabajo a futuro podría ser la adquisición de señales de personas con problemas cardíacos. Con ello, ayudados de cardiólogos se podría lograr integrar la identificación de las variaciones de la señal para poder así determinar las fallas cardiacas que pueda tener un paciente durante su uso, esto se puede dar ya que con el sistema entrenado se consigue una señal de PPG para la cual ya se han identificado diferentes variaciones de la señal grafica que son significativas para el diagnóstico de enfermedades cardiacas.

8. CONCLUSIONES

Se determinó el mejor modelo basado en RNN para la predicción de curvas de PPG bajo el uso de acelerómetros, determinando el conocimiento de la señal de seismocardiografía que nos indicara donde y como poner el sensor adecuado para la captación de la señal mecánica del corazón que usamos para el sistema. Además, se verifica que la implementación de sensores de bajo costo para la realización de un sistema viable mediante el uso de inteligencia artificial (modelo propuesto con LSTM) para el monitoreo de pacientes es viable y de fácil manejo en cualquier situación, a medida que la tecnología avanza es importante determinar que tanto sirve para la ayuda hospitalaria o de acceso remoto con pacientes crónicos.

Con los resultados obtenidos en los métodos aplicados a cada uno de los sensores fue posible definir las señales directas e indirectas obtenidas de la actividad cardiaca. Esto se logró con el apoyo de un algoritmo de inteligencia artificial entrenado para la identificación de la frecuencia cardiaca a partir de señales de seismocardiografía obtenidas mediante acelerómetros triaxiales.

Haciendo una evaluación de las hipótesis planteadas y los porcentajes de error, se identificó que el modelo de entrenamiento para la red neuronal con el que se obtuvieron los mejores resultados fue en el cual se consideraron las tres componentes de la aceleración por individual, obtenidas por el acelerómetro triaxial MMA8452, y las cuales se ingresaron al modelo para la predicción de la señal de fotopletismografía. Con esta aproximación de la señal de PPG se identificaron las frecuencias cardiacas para cada uno de los participantes.

La estimación de la frecuencia cardiaca se ve influenciada por la postura del sujeto y el efecto de la fuerza gravitacional percibida por el acelerómetro. Esto se debe a que los ejes que se encuentren de manera perpendicular al eje de la fuerza gravitacional presentan mayor sensibilidad y, por tanto, se obtiene un mayor valor en la salida. Al colocar el sensor en el esternón del sujeto ubicado en posición supina, como se especificó en la metodología, en la componente drosoventral, que según la literatura es la que obtiene mayormente elementos relacionados a la señal de SCG, disminuyendo así la posibilidad de introducir artefactos en esta componente que afecten la estimación y dar el mejor resultado posible ante los parámetros seleccionados para un sistema aceptable.

Con el desarrollo de este trabajo, se llegó a la conclusión de que la implementación de sistemas de medición de la frecuencia cardiaca basados en señales mecánicas del corazón como la seismocardiografía, y apoyados por un algoritmo de inteligencia artificial entrenado, resultan ser una nueva alternativa para determinar este parámetro de una forma fácil, versátil y de bajo costo; que adicionalmente, no presenta riesgos de ocasionar efectos adversos sobre el paciente.

REFERENCIAS

[1]. E. Olmos Olmos, M. Gómez Duque, I. Angulo Moreno, L. Castaño Ortiz, V. Garzon Ocampo and S. Vélez Ocampo, "Frecuencia de lesiones dermatológicas en pacientes adultos de cuidado intensivo", Acta Médica Colombiana, vol. 44, no. 1, pp. 25-30, 2019. Available: 10.36104/amc.2019.1014..

[2]. P. L, "Electrocardiógrafo y su funcionamiento", Blog Iberomed, 2017. [Online]. Available: https://www.iberomed.es/blog/2017/08/11/electrocardiografo-y-su-funcionamiento-iberomed/.

[3]. S. Leonhardt, L. Leicht and D. Teichmann, "Unobtrusive Vital Sign Monitoring in Automotive Environments—A Review", Sensors, vol. 18, no. 9, p. 3080, 2018. Available: 10.3390/s18093080.

[4]. A. Perry and P. Potter, "11 pasos para la obtención de un electrocardiograma de 12 derivaciones", Elsevier Connect, 2019. [Online]. Available: https://www.elsevier.com/es-es/connect/enfermeria/11-pasos-para-la-obtencion-de-un-electrocardiograma-de-12-derivaciones.

[5]. "Acelerómetro | Omega engineering", Es.omega.com. [Online]. Available: https://es.omega.com/prodinfo/acelerometro.html.

[6]. "TARJ MPU-9250 - Sigma Electrónica", Sigma Electrónica. [Online]. Available: https://www.sigmaelectronica.net/producto/tarj-mpu-9250/.

[7]. "SparkFun Triple Axis Accelerometer Breakout - MMA8452Q - SEN-12756 - SparkFun Electronics", Sparkfun.com. [Online]. Available: https://www.sparkfun.com/products/12756.

[8]. C. Angulo, "Diseño e implementación de un pulsómetro digital basado en la fotopletismografía", Universidad Politécnica de Valencia, 2014.

[9]. D. Sánchez, "DISEÑO DE UN DISPOSITIVO PARA LA DETECCIÓN DEL ESTRÉS A PARTIR DE LA SEÑAL DE FOTOPLETISMOGRAFÍA", Universidad de Sevilla, 2021.

[10] "Sensor de Pulso Cardiaco", Coldfire-electronica.com. [Online]. Available: https://coldfire-electronica.com/esp/item/231/sensor-de-pulso-cardiaco.

[11]. K. Munck, K. Sørensen, J. Struijk and S. Schmidt, "Multichannel seismocardiography: an imaging modality for investigating heart vibrations", Physiological Measurement, vol. 41, no. 11, p. 115001, 2020. Available: 10.1088/1361-6579/abc0b7.

[12]. I. Rivero, E. Valdés and F. Valdés, "Nuevo método para obtener la frecuencia cardíaca instantánea mediante el análisis espectro temporal del seismocardiograma", Revista Cubana de Ciencias Informáticas, vol. 11, no. 1, pp. 122-135, 2017. Available: http://scielo.sld.cu/pdf/rcci/v11n1/rcci09117.pdf.

[13]. Edward R. and Laskowski, M.D., "Dos maneras fáciles y precisas de medir tu frecuencia cardíaca", Mayo Clinic, 2020. [Online]. Available: https://www.mayoclinic.org/es-es/healthy-lifestyle/fitness/expert-answers/heart-rate/faq-

20057979#:~:text=Una%20frecuencia%20card%C3%ADaca%20en%20reposo,un%20mejor%20estado%20f%C3%ADsico%20cardiovascular.

[14]. Cárdenas, R., n.d. Inteligencia Artificial. [online] Www2.ulpgc.es. Available at: <https://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/38/38584/practica_ia_2.pdf>

[15]. "Pulso Cardiaco – Edison Del Rosario", Blog.espol.edu.ec, 2019. [Online]. Available: http://blog.espol.edu.ec/edelros/category/arduino/pulso-cardiaco/.

[16]. Arduino e Cia, "Acelerômetro 3 eixos MMA8452 com Arduino", Arduino e Cia, 2016. [Online]. Available: https://www.arduinoecia.com.br/acelerometro-3-eixos-mma8452-arduino/.

[17]. F. Nagy, "nagyf/mpu9250-arduino", GitHub, 2018. [Online]. Available: https://github.com/nagyf/mpu9250-arduino/blob/d6002e21525ed310bf1a577636924c80f3842479/README.md.

[18]. J. Arcos and R. Frank, "Implementación de un sistema de obtención de frecuencia cardíaca a partir del seismocardiograma", Maestría, Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, 2018.

[19]. "Validación cruzada - Wikipedia, la enciclopedia libre", Es.wikipedia.org. [Online]. Available: https://es.wikipedia.org/wiki/Validaci%C3%B3n_cruzada.

[20]. I. Rivero Pouymiro, E. Valdes Cordova and F. Valdes Perez, "Detection of IM points in Seismocardiogram and possible application", IEEE Latin America Transactions, vol. 16, no. 1, pp. 25-30, 2018. Available: 10.1109/tla.2018.8291450.

ANEXOS

- **Anexo 1. Consentimiento informado para la toma de datos.**

ESTUDIO DE INVESTIGACIÓN "MEDICIÓN NO-INVASIVA E INDIRECTA DE LA FRECUENCIA CARDÍACA DE PACIENTES USANDO SENSORES DE BAJO COSTO"

DOCUMENTO DE CONSENTIMIENTO INFORMADO

- Por favor, lea cuidadosamente la información del estudio de investigación titulado **"Medición no-invasiva e indirecta de la frecuencia cardiaca de pacientes usando sensores de bajo costo".**

- Por favor, siéntase en completa libertad de preguntar al personal del estudio todo aquello que no entienda.

- Una vez haya comprendido completamente la información, se le preguntará si desea participar del estudio. En caso afirmativo, deberá firmar este documento y recibirá una copia.

DESCRIPCIÓN GENERAL DEL PROYECTO

Hoy en día, la señal de mayor uso para la identificación de la frecuencia cardiaca (FC) de pacientes es determinada a través de la electrocardiografía (ECG). Sin embargo, métodos como este, empleado para el monitoreo de este parámetro en neonatos o adultos mayores, pueden provocar lesiones dermatológicas por el contacto con el pegamento de electrodos empleados para su medición y limitan además la movilidad del paciente por el número de cables que transmiten la señal. Agregando a lo anterior, la adquisición de dispositivos para medir el ECG resulta costoso por la complejidad de sus sistemas sensoriales.

Por otro parte, se han desarrollado técnicas que permitan la detección de la frecuencia cardiaca mediante el registro de señales mecánicas del corazón, como la señal de seismocardiografía (SCG), con la cual se registran vibraciones generadas cuando el corazón palpita. Aún así, actualmente es una señal poco estudiada, pero se ha visto un creciente aumento en el desarrollo de investigaciones relacionadas a esta.

Sistemas de medición de la frecuencia cardiaca basados en la señal de SCG y apoyados por un algoritmo de inteligencia artificial entrenado para la predicción de una señal de fotopletismografía (PPG), registradas ambas por sensores de bajo costo, resulta ser una nueva alternativa para determinar este parámetro de forma no-invasiva e indirecta. De esta forma, en los pacientes no se corre el riesgo de ocasionar efectos adversos debido a productos tópicos para la conducción de la señal o el pegamento de electrodos que son empleados para la medición por ECG. Y adicional a esto, favorece la necesidad de adquisición de dispositivos médicos por parte de centros médicos que sean de menor costo.

Teniendo en cuenta lo anterior, el objetivo de este proyecto es proponer sistema de medición alternativo para la determinación de la FC, a partir de sensores de bajo costo para la adquisición de señales mecánicas del corazón junto con una herramienta de redes neuronales artificiales para la predicción de la señal de PPG y con ello calcular la frecuencia cardiaca.

OBJETIVO DEL ESTUDIO

Implementar un sistema de medición alternativo de manera no invasiva e indirecta para la adquisición de la frecuencia cardiaca usando redes neuronales.

¿POR QUÉ FUE USTED ELEGIDO PARA PARTICIPAR EN ESTE ESTUDIO?

El presente estudio toma una muestra por conveniencia constituida por un n = 10, conformado por participantes sin complicaciones respiratorias, entre un rango de edad de 5 a 77 años supuestamente sanas, en el que se incluyen tanto hombres como mujeres para el registro de las señales.

RIESGOS Y BENEFICIOS

Este estudio tiene un riesgo mínimo porque se trabajarán únicamente datos provenientes de sensores de medida de aceleración colocados en la zona precordial del pecho y un sensor de pulso cardiaco colocado en el índice de la mano derecha. Los pacientes permanecerán muy quietos en posición supina en una cama convencional y despiertos mientras se realiza el registro durante 2 minutos.

Dentro de los beneficios estará el desarrollo de un sistema de detección de la frecuencia cardiaca basado en inteligencia artificial para la predicción de una señal conocida por el personal médico como lo es la fotopletismografía y siendo esta de fácil adquisición. Así mismo, dentro de la institución, este trabajo permitirá sentar bases para el estudio y desarrollo de investigaciones relacionadas con señales mecánicas cardiacas.

¿COMO SERÁ LA PARTICIPACIÓN EN EL ESTUDIO?

Su participación requiere de seis (6) procedimientos, que usted podrá libremente aceptar o rechazar en cualquier momento de la prueba. Los procedimientos son:

1. Realizar el estudio en la casa de actividades de la vida diaria siendo este un ambiente seguro y tranquilo, donde previamente se realizarán las capturas y pruebas necesarias para la realización del sistema.
2. Responder a preguntas relacionadas con su edad y sexo para mantener registro por parte del investigador principal del proyecto.
3. Colocación de sensor de medición de aceleración en la zona precordial de su pecho y un sensor para el registro del volumen sanguíneo en su dedo índice derecho.
4. Permanecer muy quieto en posición supina en una cama convencional y despiertos durante 2 minutos mientras se realiza el registro de los datos.
5. Los datos obtenidos por los sensores serán utilizados para la evaluación de la detección de la frecuencia cardiaca.
6. Posteriormente, se almacenarán los datos de cada uno de los sensores con un identificador interno, de tal manera que los investigadores puedan guardar y discutir fielmente dicha información.

GARANTÍAS DE SU PARTICIPACIÓN

Su participación será completamente voluntaria y tendrá el derecho de retirarse en cualquier momento del estudio si usted así lo desea. Igualmente, si en algún momento desea que la

información que usted brinda no sea utilizada por los investigadores, lo podrá comunicar y respetaremos su decisión.

Para su seguridad, toda la información que sea recolectada en este estudio será confidencial y anónima. Para propósitos de análisis de datos se le asignará un código, por lo tanto, sus datos personales no serán utilizados en ningún momento. También, la información personal no será vinculada a los datos (de-identificación). Los datos obtenidos serán utilizados para entrenamiento y evaluación de algoritmos de inteligencia artificial, que eventualmente y de manera anónima, se usarán en presentaciones de investigación, publicaciones académicas y reportes, únicamente si usted está de acuerdo con ello.

La información se mantendrá por un mínimo de 5 años después de que el estudio se haya completado, siguiendo la política de la Universidad del Rosario. Después de este tiempo la información será destruida y únicamente los resultados finales se mantendrán almacenados. Todos los archivos se guardarán en forma digital en un computador dedicado al proyecto, protegido por contraseñas y encriptación de datos.

Finalmente, se informa que participar en el estudio no tiene ningún costo. Los procedimientos y exámenes que se le practiquen en este estudio tampoco tendrán costo. Ni usted, ni otra persona involucrada en el estudio, recibirá beneficios políticos, económicos o laborales como compensación por su participación.

MANEJO DE LOS DATOS DE INVESTIGACIÓN

La información se mantendrá bajo estricta confidencialidad y no se utilizará su nombre o cualquier otra información que pueda identificarlo personalmente.

Toda la información que se obtenga de este estudio de investigación se utilizará únicamente con el propósito que aquí se comenta. Los investigadores de este estudio son los únicos autorizados para acceder a los datos que usted suministre. Para esto, los datos obtenidos solo estarán almacenados en un computador dedicado para tal fin, guardados bajo contraseña y encriptación por seguridad. Posterior a cinco (5) años de la fecha de la adquisición de los datos, ésta se eliminará según políticas de la Universidad del Rosario.

Le informaremos de los resultados obtenidos en el estudio. También podrá contactar al personal del estudio e informarnos cualquier situación anormal o inesperada en cualquier momento.

Cualquier duda sobre los datos almacenados, éstos solo serán manipulados y almacenados por los investigadores del proyecto. Consulte al final de este documento para saber el responsable como investigador principal.

ACEPTACIÓN

Por favor marque con una “X” en caso de que acepte o no acepte lo siguiente:

Autorizo a los investigadores del estudio **"Medición no-invasiva e indirecta de la frecuencia cardiaca de pacientes usando sensores de bajo costo"** para:	Acepto	No acepto
• Realizar los procedimientos descritos en este documento, necesarios para la realización del estudio de investigación.		
• Proporcionar información sobre mi edad y sexo.		
• Permitir colocar un sensor en el pecho en contacto con la piel para registrar la información de los acelerómetros		
• Colocar un sensor de pulso cardiaco en el dedo índice de la mano derecha para el registro del volumen sanguíneo		
• Almacenar datos de sensores de medición de aceleración y sensor de fotopletismografía en el lugar del experimento		
• Comunicarse conmigo para hacer los seguimientos requeridos por el estudio		
• Comunicarse conmigo para invitarme a participar de otros estudios de investigación		

Participante

_____ _____ _____, _____

Nombre Cédula Firma Día/Mes/Año

ESPACIO RESERVADO PARA EL INVESTIGADOR

En nombre del estudio **"Medición no-invasiva e indirecta de la frecuencia cardiaca de pacientes usando sensores de bajo costo",** me comprometo a guardar la identidad de_____ como participante. Acepto su derecho a conocer el resultado de todas las pruebas realizadas y a retirarse del estudio a su voluntad en cualquier momento. Me comprometo a manejar los resultados de esta evaluación de acuerdo con las normas para la realización de investigación en Colombia (Resolución 8430 de 1993 y Resolución 2378 de 2008) y la ley para la protección de datos personales (Ley estatutaria 1581 de 2012).

Nombre: _____

Documento de Identidad No. _____

Firma: _____

Fecha (día/mes/año) _____/_____/_____

¿INFORMACIÓN O PREGUNTAS ADICIONALES?

Si en algún momento desea obtener información adicional sobre el estudio puede contactar a:

Vivian Paola Diaz Álvarez

Investigador principal.

Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito y Universidad del Rosario

Correo electrónico: vivian.diaz@mail.escuelaing.edu.co

Zuley Camila Hurtado Hernández

Investigador principal.

Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito y Universidad del Rosario

Correo electrónico: zuley.hurtado@mail.escuelaing.edu.co