

Telemonitoring Device of Blood Pressure and Heart Rate Through Multilayer Perceptrons and Pulse Rate Variability

J. Quintanar-Gómez, D. Robles-Camarillo, F. R. Trejo-Macotela and I. Campero-Jurado

Abstract—This paper presents the development of an electronic prototype for estimating systolic blood pressure (SBP), diastolic blood pressure (DBP) and heart rate (HR) by using the features extracted from the oscillometric signal obtained by the device. Firstly, HR was determined through the peaks provided by the oscillometric signal in a period of thirty seconds, providing an estimated value of beats per minute (bpm). Second, the blood pressure (BP) indexes were acquired using a multi-layer perceptron (MLP) and the combination of the Maximum Amplitude Algorithm (MAA), which detects the Mean Arterial Pressure (MAP). The estimated heart rate and the MAP were added to the MLP input to determine the diastolic and systolic blood pressure. The parameters obtained were transmitted by a LPWAN module to a cloud database, visualizing the information via web server. The parameters obtained during the test phase were compared against Root Mean Squared Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE) provided by the literature, identifying a better response of DBP determination. The proposed prototype could be an auxiliary tool for the estimation of blood pressure and heart rate in a period less than 60 seconds for patients in ambulatory conditions helping the medical staff to obtain clinical information of patients during their daily activities.

Index Terms—Blood pressure estimation, LPWAN, Oscillometric waveform, Pulse rate variability

I. INTRODUCCIÓN

La detección de padecimientos causados por factores fisiológicos adquiridos por un estilo de vida sedentario y/o factores genéticos heredados es de vital importancia para mejorar la calidad de vida de la población. Uno de los padecimientos con mayor presencia a nivel global es la hipertensión arterial, trastorno cardiovascular originado por una presión constantemente alta en las venas sanguíneas, generando mayor tensión en el corazón durante el proceso de dilatación. A medida que la presión sanguínea aumenta, los daños en el corazón, los riñones y el cerebro se intensifican [1], [2]. En consecuencia, uno de cada cinco adultos presenta altos índices de presión arterial a nivel mundial, propiciando defunciones

por enfermedades cardiovasculares en aproximadamente la mitad de las defunciones [3], [4].

En el caso de las mujeres durante el periodo gestacional, los trastornos hipertensivos durante el embarazo [1] afectan del 5-10 % de los embarazos, generando comorbilidades a la mujer y al bebé [2]. Estas enfermedades han sido vinculadas a diferentes complicaciones como obesidad, edad materna, diabetes, hipertensión crónica previa, enfermedad renal, entre otras [5]. Contribuyendo al incremento de nacimientos prematuros, restricción del crecimiento intrauterino, bajo peso al nacer y, en el peor de los casos, muerte perinatal y mortalidad materna, incrementando éste último aspecto a nivel global en los últimos años [6], [7], [8].

En respuesta a lo anterior, las guías clínicas respecto al cuidado de la mujer durante la etapa gestacional sugieren desde la ingesta de alimentos esenciales para el desarrollo saludable del embarazo, hasta el seguimiento clínico de la mujer, enfatizando el incremento del número de visitas a hospitales después de la vigésima semana de gestación [9]. Adicionalmente, las guías clínicas proponen, como medida complementaria, el monitoreo de la presión arterial durante las actividades cotidianas del paciente mediante baumanómetros electrónicos [9], [3], [2], con el objetivo de detectar anomalías en la condición clínica del paciente durante sus actividades, propiciando que el paciente notifique al personal médico el registro clínico a fin de refinar el tratamiento proporcionado [7], [10].

Basado en la premisas anteriores, el presente documento describe el diseño de un dispositivo con capacidad de adquisición de presión arterial y frecuencia cardiaca, determinando los índices de presión arterial a través de la combinación del algoritmo MAA y el uso de perceptrones multicapa (MLP), con la finalidad de identificar si la combinación de técnicas de inteligencia artificial junto con el algoritmo MAA permite determinar los índices de presión arterial con un intervalo de error adecuado al establecido por la comunidad médica [2], [31]. Adicionalmente, el dispositivo plantea el uso de PRV para determinar la frecuencia cardiaca en un periodo inferior a un minuto, con la finalidad de determinar una similitud entre el parámetro adquirido por el prototipo respecto al parámetro determinado por baumanómetros comerciales. Así mismo, el prototipo establece la integración de un módulo de comunicación LPWAN, procesando la información exclusivamente en el prototipo propuesto y transmitiéndola hacia un servidor de base de datos en la nube a fin de visualizar el histórico clínico mediante un servicio web. La combinación

Este trabajo fue apoyado por la Universidad Politécnica de Pachuca así como el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) de México. Agradecemos al centro de salud "Jesús del Rosal" por la colaboración proporcionada para el desarrollo del tema de investigación.

J. Quintanar-Gómez, estudiante de la Universidad Politécnica de Pachuca, Zempoala, Hidalgo, México (juanquingom@gmail.com).

D. Robles-Camarillo, profesor-investigador de la Universidad Politécnica de Pachuca, Zempoala, Hidalgo, México (danielrc@upp.edu.mx).

F. R- Trejo-Macotela, profesor-investigador de la Universidad Politécnica de Pachuca, Zempoala, Hidalgo, México (trejo_macotela@upp.edu.mx).

I. Campero-Jurado, estudiante de la Universidad Politécnica de Pachuca, Zempoala, Hidalgo, México (lears1191@gmail.com).

Manuscrito recibido Mayo 25, 2020; Revisado X X, 2020.

de perceptrones multicapa y algoritmos para la identificación de los componentes de la señal oscilométrica puede proveer mejoras en la determinación de la presión arterial respecto a los modelos reportados por la literatura. La metodología del documento describe el proceso empleado para la adquisición y filtrado de la señal oscilométrica, procesamiento de datos y la transmisión de parámetros. Finalmente, la sección resultados provee información referente a la evaluación del dispositivo y una comparativa de la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE, Root Mean Squared Error) y el Error Absoluto Medio (MAE, Mean Absolute Error) del modelo durante la etapa de prueba respecto a la información reportada por la literatura.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

El procedimiento de adquisición de presión arterial depende del dispositivo y el método utilizado para su determinación. Uno de los métodos no invasivos para la determinación de la presión arterial más utilizados por baumanómetros comerciales es la detección de las pulsaciones oscilométricas a través de un brazalete hemodinámico. En este caso, el brazalete hemodinámico cumple la función de restringir temporalmente el flujo sanguíneo a través del inflado de dicho componente hasta alcanzar un valor umbral establecido. Al superar el valor umbral el brazalete comienza a liberar el aire encapsulado en el mismo y, durante este proceso, son adquiridas las pulsaciones sanguíneas del usuario; a través de la señal oscilométrica, permitiendo determinar los índices de presión arterial a partir del algoritmo establecido y la señal oscilométrica [11]. La presión arterial determinada por el algoritmo es visualizada por medio de una pantalla integrada o transmitiendo el resultado hacia un dispositivo secundario; como un teléfono inteligente [12].

Sin embargo, el uso de baumanómetros comerciales presenta diversos desafíos, entre ellos: algoritmos para la determinación de presión arterial que presentan coeficientes de medición de presión arterial derivados empíricamente durante etapas de prueba, presencia de ruido durante la adquisición de las pulsaciones sanguíneas [13], obtención de información exclusivamente por el paciente sin capacidad de transmitir la información de forma automática al personal médico [14], entre otros.

En respuesta a lo anterior, se han desarrollado diferentes métodos para la determinación de los índices de la presión arterial. Para determinar la presión arterial del paciente se han establecido métodos como: el Maximum Amplitud Algorithm (MAA); enfocado en la obtención de la Presión Arterial Media (MAP, Mean Amplitud Pressure); componente obtenido a través de la identificación de la oscilación con mayor amplitud de las pulsaciones sanguíneas, Análisis de la Morfología de Pulso o Maximum Minimum Slope Algorithm (MMSA); encargado de analizar la forma de la señal oscilométrica a fin de identificar la presión arterial, algoritmos enfocados en la adquisición de la presión arterial mediante el cálculo del área de las paredes venosas, algoritmos para identificar la presión arterial mediante la señal procedente de un electrocardiograma (ECG) [13], [15], entre otros. Sin embargo, la comunidad científica ha propuesto la integración

de técnicas de inteligencia artificial para la determinación de los índices de presión arterial a través de las pulsaciones sanguíneas sin necesidad de determinar empíricamente los coeficientes referentes a la presión arterial [16], [13]. Ejemplo de lo anterior es descrito por Anisimov *et al.* (2018) [17], empleando una red neuronal de tres capas con función de activación sigmoide para la determinación de la presión arterial a través del entrenamiento de la red neuronal con el MAP procedente de datos colectados de 10 pacientes, adquiriendo previamente la señal oscilométrica del paciente a través de un dispositivo clínico certificado, el autor [17] denotando un RMSE de 4.527 mmHg para la detección de presión sistólica y de 5.412 mmHg para la detección de presión diastólica. Así mismo, Skorobogatova *et al.* (2017) [18] presenta un dispositivo para determinar los índices de presión arterial por medio del uso de redes neuronales, presentando un RMSE de 3.31 y 5.09 mmHg durante la identificación de presión sistólica y la presión diastólica respectivamente. Sidhu *et al.* (2019) evalúa el uso de diferentes algoritmos para determinar la presión arterial en un estudio de caso realizado a 37 pacientes, destacando el Area Lumen Algorithm (ALA) con un MAE de 6.54 y 5.54 mmHg para la detección de la presión sistólica y diastólica respectivamente.

Por otra parte, la identificación de la frecuencia cardiaca es efectuada, comúnmente, mediante la Variabilidad del Ritmo Cardíaco (HRV, Heart Rate Variability), determinando la frecuencia cardiaca a través del ECG del paciente; no obstante, la Variabilidad de la Frecuencia de Pulso (PRV, Pulse Rate Variability) es una alternativa para la identificación de la frecuencia cardiaca a través de la identificación de los picos procedentes de las pulsaciones oscilométricas o mediante señales procedentes de un pletismógrafo [19]. Así mismo, la comunidad científica ha reportado una correlación entre el uso de PRV y HRV para la determinación de la frecuencia cardiaca [20], [21], estableciendo un tiempo de adquisición estándar de 180 segundos para la determinación de la frecuencia cardiaca [22], [23]. No obstante, diferentes estudios de caso denotan que la determinación de la frecuencia cardiaca puede efectuarse en un intervalo de tiempo inferior a 180 segundos [24], [23], [25]. Ejemplo de ello es identificado por Ahmad *et al.* (2009) [22], a través de un análisis realizado a 85 individuos (37 mujeres; rango de edad: 12-80 años y 48 hombres; rango de edad: 17-65 años), es identificada una correlación entre la adquisición de la frecuencia cardiaca mediante PRV en un tiempo inferior a 1 minuto respecto a las técnicas implementadas en señales ECG con un mayor tiempo de adquisición. Hart *et al.* (2013) [25] evalúa la determinación de la frecuencia cardiaca mediante un escáner Biopac en un intervalo de tiempo de 5 minutos, respecto a la determinación de la frecuencia cardiaca obtenida a partir mediciones manuales de pulso radial; en un intervalo de 15 segundos. Dicho estudio fue realizado en 48 voluntarios (19 mujeres y 29 hombres; rango de edad: 20-34 años) identificando una correlación significativa entre las mediciones manuales en un periodo de tiempo menor a un minuto respecto a las mediciones del dispositivo electrónico.

Adicionalmente, es necesario proporcionar al personal médico de información referente al estado clínico de los pacientes durante sus actividades diarias, anexando los reg-

istros obtenidos a un expediente clínico y utilizando dichos parámetros clínicos como un componente adicional para el diagnóstico y tratamiento del paciente [26], [11], [27]. Gracias al uso del internet de las cosas en la medicina, se ha generando un nuevo campo denominado eHealth. eHealth tiene objetivo de brindar atención clínica a pacientes en hospitales, clínicas, clínicas móviles, así como lugares donde el paciente realiza actividades de su vida cotidiana, brindando información y atención médica a través de protocolos de comunicación [28], [26]. Entre los protocolos de comunicación más utilizados por eHealth el uso de módulos de transmisión de información a redes Low Power Wide Area Network (LPWAN) ha ganado popularidad en los últimos años, debido a sus características como: rangos de cobertura extensa, baja tasa de transmisión de datos y bajo consumo energético [29]. Propiciando que dicha tecnología sea empleada en diferentes campos tecnológicos que incluyen ciudades inteligentes, agricultura, cuidado de la salud, servicios de logística y transporte, entre otros [30].

III. METODOLOGÍA

El prototipo electrónico presenta cuatro etapas: 1) adquisición de información, 2) filtrado de señal, 3) procesamiento de datos y 4) transmisión de datos. La etapa de adquisición describe la captura de la señal procedente de la presión ejercida durante el desinflado del brazalete. La etapa de filtrado procesa la señal adquirida mediante un filtrado analógico pasa banda. La fase de procesamiento determina los índices de presión arterial por medio de perceptrones multicapa (MLP) y la fase de transmisión se encarga de transmitir los datos obtenidos por medio del módulo LPWAN a una base de datos.

A. Hardware

La arquitectura del prototipo es definida en tres capas: 1) prototipo electrónico; el cual adquiere y determina los parámetros clínicos, 2) módulo LPWAN; encargado de transmitir la información y 3) los servicios de la nube; encargados de la recepción y gestión de información.

El prototipo electrónico integra, como se observa en la Fig. 1, un microcontrolador PIC18F4550, encargado de gestionar los recursos conectados a través de la configuración establecida en dicho componente. El PIC18F4550 es seleccionado debido a su voltaje de operación de 4.2-5 V, 13 canales de conversión analógica a digital (ADC) con una resolución de 10 bits. Para adquirir las pulsaciones sanguíneas el prototipo emplea un brazalete hemodinámico comercial y un transductor de presión diferencial modelo MPS20n0040D. El transductor de presión se encarga de adquirir el coeficiente de presión durante el inflado y desinflado, transfiriendo el coeficiente a una entrada ADC del microcontrolador. El transductor de presión es seleccionado dada su presión tolerante máxima de 0-300 mmHg. Con la finalidad de gestionar la presión interna del brazalete se emplean dos componentes: una bomba de aire YYP031-3A1 y una válvula solenoide YUNT- SMS001. Dichos componentes son seleccionados debido a su voltaje de operación de 3-5 V y su presión máxima de operación de 300 mmHg [32]. Los motores encargados de gestionar el aire

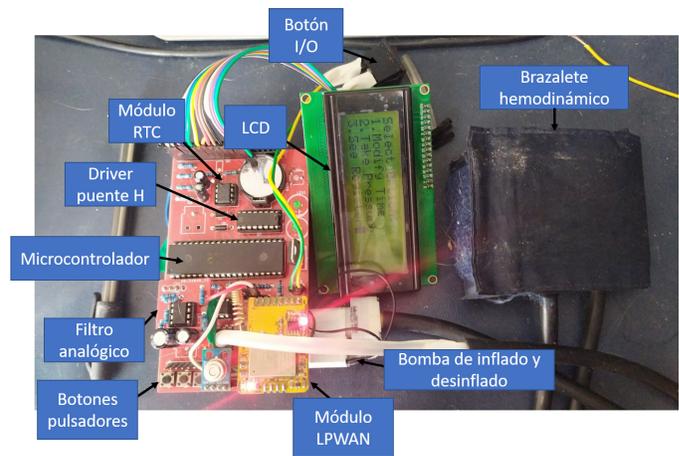


Fig. 1. Prototipo electrónico para el monitoreo de signos vitales.

contenido en el brazalete son controlados mediante un módulo L293D, seleccionado para gestionar la corriente suministrada a los motores mediante Modulación por ancho de pulso (PWM); establecida por la configuración del microcontrolador. El prototipo integra un filtrado analógico pasa-banda, con la finalidad de obtener la señal oscilométrica procedente del proceso de desinflado del brazalete en la muñeca del usuario. Adicionalmente, el prototipo integra un módulo Real Time Clock DS1307, para obtener un registro de la fecha y hora de la captura de los parámetros clínicos del prototipo. Adicionalmente, se integra un módulo Sigfox RCZ2 v4 para transmitir la información a través de LPWAN, seleccionado dada su capacidad de transferencia máxima de 12 bytes, corriente de operación de 48 μ A y voltaje de alimentación de 4-5 V [33], [34]. No obstante, una limitación del módulo LPWAN utilizado es la nula capacidad de recepción de información. Finalmente, se integra una pantalla LCD a fin de desplegar la información obtenida al usuario. El prototipo electrónico integra como fuente de alimentación dos baterías de litio como suministro energético para las tareas efectuadas por el dispositivo.

B. Adquisición de Información

La obtención de los índices de presión sanguínea del usuario dependen del proceso de inflado y desinflado del brazalete integrado al prototipo [13], [11]. Dicho procedimiento es realizado a través del motor de inflado y la válvula solenoide, habilitándolos a través del módulo L293D, empleando una frecuencia de 1 kHz para la activación de los motores. Durante la etapa de adquisición es activada la válvula de aire y la válvula solenoide; estableciendo un ciclo de carga de PWM de 100% durante esta tarea, encapsulando el aire contenido en el brazalete y permitiendo la obstrucción del flujo sanguíneo temporalmente. La presión ejercida es monitoreada mediante el transductor de presión integrando los pines referentes al voltaje de salida a un proceso de amplificación, conectando al transductor un amplificador diferencial con una ganancia de 43 dB a fin de identificar el voltaje de salida en una escala de 0-5 V por el ADC del microcontrolador.

Posteriormente, se emplearon modelos de regresión a partir del método de mínimos cuadrados para adquirir el valor de presión al que es sometido el transductor [35]. La información recopilada para alimentar los modelos de regresión fue adquirida mediante el inflado y desinflado del brazalete en el rango de presión tolerado por el transductor. La lectura de la presión sometida al transductor es identificada mediante la conexión de un medidor analógico procedente de un baumanómetro anerode HomeCare 2000. Finalmente, se recopilaron los siguientes valores durante dicho proceso: voltaje de alimentación del transductor (V_{in}), tensión de salida del transductor (V_{out}) y presión a la que es sometido el transductor. En este caso, se emplearon modelo de regresión lineal y cuadrática, obteniendo el modelo de regresión lineal y la regresión cuadrática a través de (1), donde β_0 es la recta sobre la pendiente, β_i son los coeficientes de entrada, x_i^n son las variables explicativas de orden n y la función y es la salida generada a partir de la operación anterior.

$$\bar{y} = \beta_0 + \beta_i x_i^n \quad (1)$$

Para identificar el ajuste de los modelos de regresión fue empleado el coeficiente de determinación, definido en (2), donde R^2 es el cociente de la varianza explicada entre la varianza total, σ_r^2 es la varianza residual y σ^2 es la varianza de la variable independiente [35].

$$R^2 = 1 - \frac{\sigma_r^2}{\sigma^2} \quad (2)$$

Durante el monitoreo de la presión ejercida por el brazalete, el algoritmo del prototipo establece la detención del proceso de inflado cuando el valor monitoreado de presión alcance los 200 mmHg. Al alcanzar el valor umbral establecido, el microcontrolador desactiva el motor de inflado y modifica el ciclo de carga de la válvula solenoide en un 73% de su ciclo de carga, permitiendo la liberación del flujo de aire en 3 mmHg/s, a fin de reducir la presión del brazalete de 200 mmHg a 110 mmHg en un tiempo aproximado de treinta segundos. Durante el periodo de tiempo establecido, se obtienen las lecturas de presión procedentes del transductor de presión con una tasa de muestreo de 100 Hz. Al finalizar el intervalo de tiempo establecido, la válvula solenoide es desactivada, permitiendo la liberación completa del aire dentro del brazalete.

C. Filtrado de Señal

Para obtener las pulsaciones sanguíneas es necesario identificar las frecuencias que componen a las pulsaciones sanguíneas durante el proceso de adquisición de los parámetros de presión mediante el brazalete hemodinámico. Por tanto, es aplicada la transformada discreta de Fourier a la señal obtenida en la etapa de adquisición de parámetros [36]. La señal procesada fue obtenida mediante el microcontrolador PIC18F4550 con una tasa de muestreo de 100 Hz durante un periodo de 30 segundos.

Como resultado, en la Fig. 2 es posible visualizar el espectro unilateral de las frecuencias que componen la señal del proceso de desinflado del brazalete junto con sus respectivas magnitudes. La señal oscilométrica es identificada en un rango

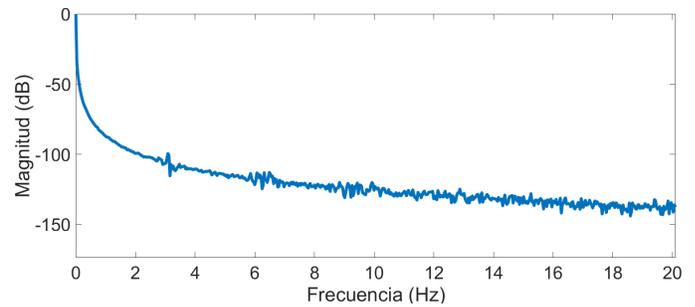


Fig. 2. Espectro unilateral de las frecuencias que componen a la señal procedente del brazalete durante la etapa de adquisición de parámetros.

de frecuencias de 0.4-3 Hz, de acuerdo a la información reportada por Forouzanfar *et al.* (2015) [13] y Gelao *et al.* (2015) [37], los cuales determinan la identificación de la señal oscilométrica en el rango de 0.5-20 Hz. Dicho intervalo de frecuencias es seleccionado debido a la presencia de ruido al seleccionar un rango de frecuencias inferior a 0.4 Hz; identificando las frecuencias de funcionamiento de la válvula solenoide dentro del rango de frecuencia de 0-0.4 Hz. Así mismo, es detectada la presencia de ruido en frecuencias superiores a 3 Hz; debido al ruido generado por otros componentes o ruido electromagnético.

En respuesta a lo anterior, es adicionada una etapa de filtrado con el fin de separar la señal procedente de los pulsos sanguíneos del individuo respecto a las señales procedentes de la válvula solenoide y el ruido electromagnético. En este caso, se establece el uso de un filtrado analógico, dadas las limitaciones de procesamiento y memoria del microcontrolador empleado por el prototipo para la implementación de un filtrado digital. Específicamente, se adiciona un filtro pasa banda activo Sallen-Key de segundo orden. El filtrado activo es implementado con la finalidad de incrementar la magnitud procedente del rango de frecuencias entre 0.4-3 Hz, los cuales, como se observa en la Fig. 2, se encuentran entre una magnitud de -60 dB a -100 dB. Por tanto, el filtrado opera en una banda de paso de frecuencia de 0.4-3 Hz con una ganancia de 49.5424 dB [13], el factor de ganancia fue establecido para identificar el voltaje de la señal oscilométrica en un rango de 0-5 V por el ADC del microcontrolador. Los componentes empleados para el desarrollo del filtro analógico son conectados a un amplificador operacional, como se identifica en la Fig. 3, siendo R_n las resistencias utilizadas y C_n los capacitores empleados para la generación del filtro [38]. Cabe destacar que el amplificador operacional utilizado en el filtro diseñado es un amplificador operacional LM358, el cual presenta un voltaje de operación de 3-32 V y corriente de suministro de 500 μ A .

D. Procesamiento de Datos

Al adquirir la señal oscilométrica del individuo es determinada la frecuencia cardíaca mediante la técnica PRV. Como se observa en la Fig. 5, se identifican las pulsaciones del usuario a través de los picos procedentes de las oscilaciones de la señal. Dado que dicho componente es obtenido en un intervalo de

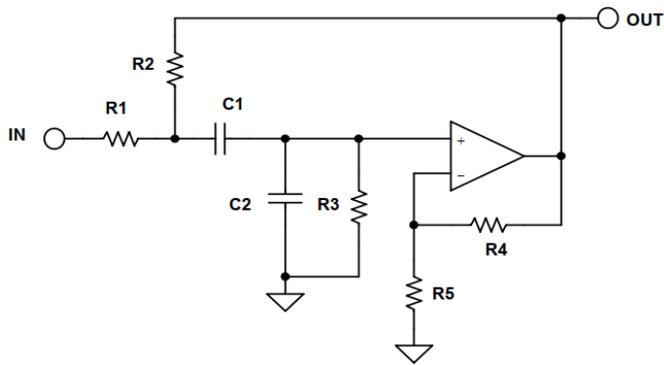


Fig. 3. Diagrama de filtrado pasa banda activo Sallen-Key [38].

treinta segundos, el coeficiente adquirido durante dicha etapa es duplicado con la finalidad de proveer un valor aproximado a la frecuencia cardiaca del paciente en un intervalo de sesenta segundos. Por otra parte, la determinación de los índices de presión arterial es efectuada mediante el uso de redes neuronales. A través de una fase de entrenamiento y prueba fue identificado el modelo para determinar los índices de presión arterial del usuario fue establecido el uso de perceptrones multicapa (MLP), donde el MLP es alimentado por: la MAP, identificada por medio del algoritmo MAA, y la frecuencia cardiaca, obtenida a través de PRV [19].

Los MLP fueron entrenados en el lenguaje de programación *Python*, empleando el MAE como función de coste y el algoritmo de descenso de gradiente eficiente para la búsqueda de los pesos de la red, estableciendo 350 épocas para el entrenamiento y prueba de los MLP. Los MLP entrenados, como se observa en la Tabla I, son identificados por el campo "ID MLP" para identificar el MLP destinado para la determinación de la presión sistólica (PS) o la presión diastólica (PD). Cada modelo contiene una capa de entrada con dos neuronas y una capa de salida con una neurona. La capa oculta es representada por: [Número de neuronas - número de capa interna - función de activación]. Así mismo, fueron establecidas dos funciones de activación en las capas de los MLP: la función Lineal (Li) y la función de activación Rectified Linear Units (RL), estableciendo en las capa de entrada y salida la función Lineal.

Los MLP fueron entrenados mediante un conjunto de datos procedente de los registros clínicos de pacientes en etapa gestacional en el centro de salud "Jesús del Rosal", ubicado en Hidalgo, México. El conjunto de datos contiene el registro de 350 mujeres en etapa gestacional durante el periodo 2018-2019. Como se observa en la Tabla II, es posible visualizar la estadística descriptiva referente a: edad, peso, altura, semana de gestación (SG), presión sistólica (PS), presión diastólica (PD), MAP y pulsaciones por minuto (ppm) del registro de las pacientes. Cabe destacar que el comité de ética del centro clínico aprobó el estudio realizado, obteniendo un consentimiento para el manejo de los datos empleados en esta investigación. La información contenida en el conjunto de datos pertenece a las revisiones clínicas en pacientes en

TABLA I
MLP ESTABLECIDOS PARA LA ADQUISICIÓN DE LOS ÍNDICES DE PRESIÓN ARTERIAL

ID MLP	Capa oculta
1-PD	[2 - 1 - RL]
2-PD	[4 - 1 - RL], [2 - 2 - RL]
3-PD	[4 - 1 - RL], [8 - 2 - RL], [2 - 3 - RL]
4-PD	[4 - 1 - RL], [8 - 2 - RL], [4 - 3 - RL], [2 - 4 - RL]
5-PD	[4 - 1 - RL], [8 - 2 - RL], [4 - 3 - RL], [4 - 4 - RL], [2 - 5 - RL]
6-PD	[2 - 1 - Li]
7-PD	[4 - 1 - Li], [2 - 2 - Li]
8-PD	[4 - 1 - Li], [8 - 2 - Li], [2 - 3 - Li]
9-PD	[4 - 1 - Li], [8 - 2 - Li], [4 - 3 - Li], [2 - 4 - Li]
10-PD	[4 - 1 - Li], [8 - 2 - Li], [4 - 3 - Li], [4 - 4 - Li], [2 - 5 - Li]

TABLA II
ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LOS REGISTROS DEL CONJUNTO DE DATOS (SEMANA DE GESTACIÓN, SG; PRESIÓN SISTÓLICA, PS; PRESIÓN DIASTÓLICA, PD; PULSACIONES POR MINUTO, PPM)

Parámetro	Min	Max	Media	Std
Edad	14	47	24.1	5.89
Peso	29.60	95.00	62.13	11.69
Altura	117	197	154.79	7.10
SG	1	34	20.39	8.99
PS	60	170	100	11.77
PD	45	110	63.74	8.20
MAP	56.66	124	75.94	8.40
ppm	54	120	76.59	9.79

etapa gestante, presentando un promedio de tres registros clínicos por paciente. Los parámetros fisiológicos referentes a la presión arterial y frecuencia cardiaca fueron adquiridos mediante un baumanómetro aneroide durante los primeros cinco minutos de la consulta de la paciente. Con la finalidad de alimentar al MLP con la MAP y las pulsaciones sanguíneas, el conjunto de datos es dividido empleando el 70% del conjunto de datos para el entrenamiento del MLP y el 30% destinado a la fase de prueba del MLP.

E. Transmisión

Los valores de presión sanguínea, frecuencia cardiaca, fecha y hora de captura son recopilados y encapsulados en una trama de 8 bytes, como se observa en la Tabla III. Los parámetros son convertidos a formato hexadecimal para ser transmitidos por el módulo LPWAN, según las especificaciones del fabricante.

La información transmitida es visualizada en la plataforma Sigfox Backend, como se muestra en la Fig. 4, identificando la fecha de recepción y el número de trama transmitida. La información recopilada en dicha plataforma es retransmitida a un servicio de base de datos alojado en la nube. Durante el proceso de retransmisión a la base de datos, la información es

TABLA III
ESQUEMA DE INFORMACIÓN A TRANSMITIR POR EL MÓDULO LPWAN

Información a transmitir	Tamaño (bytes)
Presión (sistólica y diastólica)	2
Frecuencia cardíaca	1
Fecha (día, mes y año)	3
Hora	1
Minuto	1

2020-04-06 12:27:28	2103	875c40b1a060414bae10e42			
2020-04-06 12:25:19	2102	825b4e0b18060414bae10e42			
2020-04-06 10:23:32	2100	825b4d0604140a12bae11242			

Fig. 4. Información recibida en la plataforma Sigfox Backend.

convertida a formato numérico para su posterior visualización en el servicio web.

IV. RESULTADOS

A continuación se describen los resultados procedentes de las etapas de la metodología propuesta.

A. Prototipo Electrónico

El prototipo electrónico descrito en el presente documento tiene la capacidad de adquisición de presión arterial y frecuencia cardíaca de pacientes que lo porten durante sus actividades diarias, presentando una dimensión de 10 cm de largo y 7 cm de ancho. El dispositivo adquiere las pulsaciones oscilométricas, como se observa en la Fig. 5, a través de la etapa de adquisición y filtrado de señal. En la etapa de procesamiento es identificada la MAP y la frecuencia cardíaca mediante la PVR de las pulsaciones oscilométricas, identificando los picos procedentes de las pulsaciones oscilométricas. Posteriormente, la información obtenida es ingresada en la capa de entrada del MLP, el cual procesa el dato desconocido por la red, resultando en la adquisición de los índices de presión arterial a través de dicho modelo. Finalmente, el prototipo transmite la información hacia los servicios de la nube y permite la visualización del resultado a través de la pantalla LCD integrada al dispositivo.

Adicionalmente, el histórico clínico es visualizado a través de un servicio web generado mediante el framework Django versión 3.1.1, identificando el registro transferido mediante la fecha y el ID del dispositivo establecido en la plataforma (Fig. 6).

B. Modelo de Regresión del Transductor

Durante la comparación de los modelos de regresión para determinar la presión procedente del transductor fue seleccionado el modelo de regresión cuadrática con parámetros de entrada V_{out} y V_{in} , reflejando un coeficiente R^2 de 0.99, como

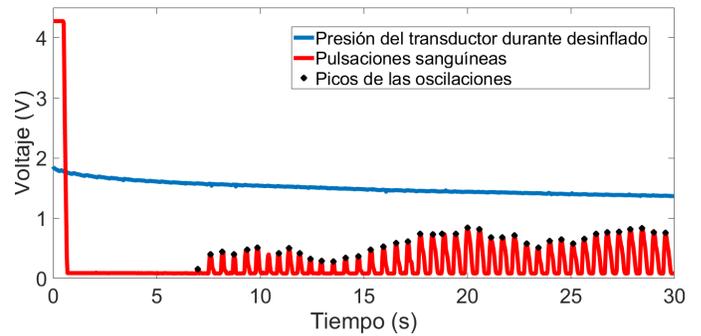


Fig. 5. Pulsaciones oscilométricas adquiridas por la etapa de filtrado de la señal, identificando la frecuencia cardíaca mediante PRV.

ID dispositivo	Fecha Registro	Presión Diastólica	Presión Sistólica	Pulso Cardíaco
49A3B8	15 de Enero de 2020	130	89	75
49A3B8	6 de Abril de 2020	91	134	77
49A3B8	7 de Abril de 2020	88	129	76
49A3B8	7 de Abril de 2020	90	131	74

Fig. 6. Registros visualizados en el servicio web.

se muestra en la Tabla IV, identificando una breve mejora en el coeficiente R^2 al adicionar el parámetro V_{in} al modelo de regresión cuadrática.

C. Detección de Presión Arterial

La etapa de prueba realizada con los MLP descritos refleja un RMSE y un MAE a fin de identificar el rendimiento de los modelos (Tabla V). Los MLP seleccionados para su integración en el procesamiento de datos del prototipo son los MLP con identificador 7-PS y 3-PD, presentando un MAE inferior durante la etapa de prueba respecto a los demás MLP evaluados.

El RMSE de los MLP seleccionados son comparados respecto a los parámetros reportados por la comunidad científica (Tabla VI). Sin embargo, la presión sistólica reportada por Anisimov *et al.* (2018) [17] presenta un RMSE inferior al presentado por el MLP seleccionado. Adicionalmente, el MAE obtenido de los MLP 7-PS y 3-PD es comparado respecto a los parámetros reportados por la literatura. Como se observa en la Tabla VI, los parámetros reportados por Argha *et al.* (2019) presentan un MAE inferior al presentado por el MLP 7-PS; no obstante, el parámetro referente a la presión diastólica del MLP 3-PD reporta un MAE inferior respecto al algoritmo ALA y al algoritmo MAA reportados por Sidhu *et al.* (2019) [40].

Así mismo, el gráfico Bland-Altman permite la comparación de los parámetros obtenidos por el prototipo respecto a los parámetros procedentes de un baumanómetro comercial, en este caso fue empleado el baumanómetro Omrom Hem-7120.

TABLA IV
MODELOS DE REGRESIÓN PARA IDENTIFICAR LA PRESIÓN DEL
TRANSDUCTOR

Modelo de Regresión	Entradas	Coficiente R^2
Regresión lineal	V_{out}	0.93
Regresión lineal	V_{out}, V_{in}	0.97
Regresión cuadrática	V_{out}	0.96
Regresión cuadrática	V_{out}, V_{in}	0.99

TABLA V
RESULTADOS DE LA ETAPA DE PRUEBA DE LOS MLP

ID MLP	RMSE	MAE	ID MLP	RMSE	MAE
1-PS	6.293	4.87	1-PD	3.179	2.44
2-PS	6.282	4.84	2-PD	3.185	2.44
3-PS	6.280	4.86	3-PD	3.178	2.43
4-PS	6.276	4.85	4-PD	3.193	2.45
5-PS	93.59	92.96	5-PD	59.19	58.63
6-PS	6.284	4.83	6-PD	3.237	2.52
7-PS	6.278	4.81	7-PD	3.196	2.48
8-PS	6.274	4.86	8-PD	3.168	2.44
9-PS	6.265	4.86	9-PD	3.193	2.49
10-PS	6.303	4.93	10-PD	3.318	2.57

La información empleada en el análisis Bland-Altman son los parámetros clínicos de un individuo con hipertensión estadio 1, capturada en un periodo de 40 días, obteniendo, en primer instancia, los parámetros clínicos mediante el prototipo diseñado. Los parámetros clínicos obtenidos del baumanómetro comercial son adquiridos en un intervalo de tiempo de cinco minutos posterior a la toma de presión arterial y frecuencia cardiaca obtenida con el prototipo electrónico. Como se observa en la Fig. 7, es identificada una diferencia media de 3.48 mmHg durante la comparación de los índices de presión sistólica con una desviación estándar de ± 5.58 mmHg. Así mismo, es identificada una diferencia media de 2.17 mmHg durante la comparación de los índices de presión diastólica entre los dispositivos con una desviación estándar de ± 3.91 mmHg (Fig. 8). Adicionalmente, fue realizada una comparación Bland Altman de la frecuencia cardiaca obtenida por el prototipo respecto a la adquirida por el baumanómetro comercial (Fig. 9). En este caso es identificada una diferencia promedio de 0.35 pulsaciones por minuto (ppm). Además de identificar una desviación estándar de ± 2.85 ppm para la determinación de la frecuencia cardiaca. Así mismo, se identifica en la evaluación del prototipo un grado A en la determinación de presión arterial por el prototipo electrónico; presentando una diferencia entre las mediciones del prototipo electrónico y el baumanómetro comercial menor o igual a 5 mmHg en el 60% de las muestras y una diferencia menor o igual a 10 mmHg en el 85% de las muestras [31].

V. DISCUSIÓN

En este documento, proponemos un dispositivo electrónico con capacidad de identificación de los índices de presión arterial mediante el uso de perceptrones multicapa y la iden-

TABLA VI
COMPARATIVA RMSE DE LOS MLP

Algoritmo	Parámetro	RMSE
MLP (7-PS)	Presión sistólica	6.278
MLP (3-PD)	Presión diastólica	3.178
NN, Anisimov <i>et al.</i> (2018) [17]	Presión sistólica	4.52
NN, Anisimov <i>et al.</i> (2018) [17]	Presión diastólica	5.41

TABLA VII
COMPARATIVA MAE DE LOS MLP

Algoritmo	Parámetro	MAE
MLP (7-PS)	Presión sistólica	4.81
MLP (3-PD)	Presión diastólica	2.43
MAA, Sidhu <i>et al.</i> (2019) [40]	Presión sistólica	10.82
MAA, Sidhu <i>et al.</i> (2019) [40]	Presión diastólica	8.86
MMSA, Sidhu <i>et al.</i> (2019) [40]	Presión sistólica	8.27
MMSA, Sidhu <i>et al.</i> (2019) [40]	Presión diastólica	7.21
ALA, Sidhu <i>et al.</i> (2019) [40]	Presión sistólica	6.54
ALA, Sidhu <i>et al.</i> (2019) [40]	Presión diastólica	5.54

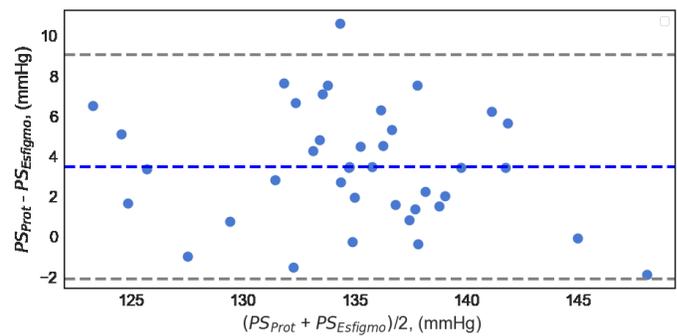


Fig. 7. Diagrama Bland-Altman de la presión sistólica obtenida del prototipo electrónico (PS_{Prot}) y un baumanómetro comercial (PS_{Bauman}).

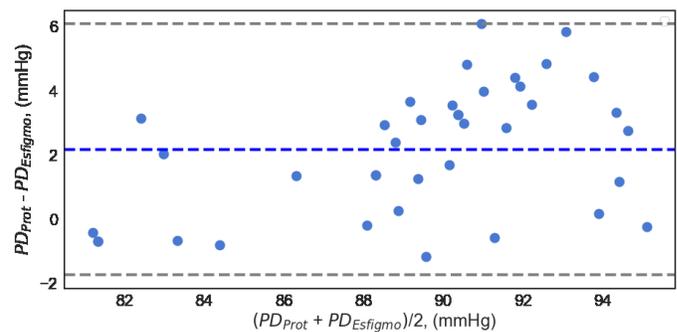


Fig. 8. Diagrama Bland-Altman de la presión diastólica obtenida del prototipo electrónico (PD_{Prot}) y un baumanómetro comercial (PD_{Bauman}).

tificación de la frecuencia cardiaca mediante el uso de PRV, adquiriendo ambos parámetros en un tiempo inferior a un minuto. El prototipo transmite la información recopilada mediante un módulo LPWAN y visualizando la información colectada a un servicio web. La arquitectura del prototipo puede beneficiar

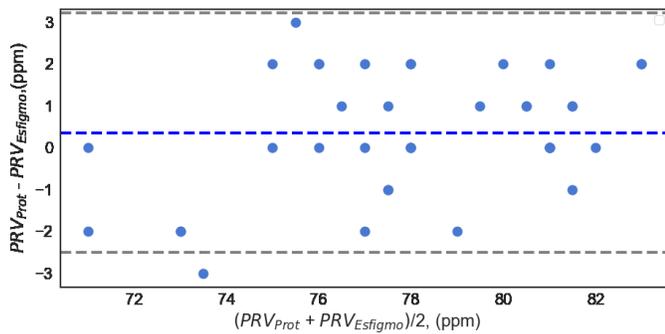


Fig. 9. Diagrama Bland-Altman de la frecuencia cardiaca obtenida del prototipo electrónico (PRV_{Prot}) y un baumanómetro comercial (PRV_{Bauman}).

al personal médico en trabajos futuros obteniendo información de forma remota de los signos vitales de pacientes durante sus actividades diarias, anexándose automáticamente al expediente clínico electrónico propuesto y brindando al personal médico información adicional para determinar el diagnóstico clínico del paciente.

El rendimiento del MLP propuesto durante la etapa de prueba presenta un MAE de 4.81 y 2.43 mmHg para la determinación de la presión sistólica y diastólica respectivamente, destacando una mejora en la determinación de la presión diastólica respecto a los modelos reportados por la literatura. Los MLP fueron entrenados mediante un conjunto de datos procedente del registro de pacientes en etapa gestacional; no obstante, en trabajos futuros los MLP pueden ser entrenados mediante información recopilada de casos de estudio que integren tanto a hombres y mujeres. Aunque fue propuesto el uso de MLP para la identificación de la presión arterial combinando con el algoritmo MAA y la frecuencia cardiaca obtenida por PRV, es necesario mejorar el modelo propuesto en la investigación mediante la adición de parámetros procedentes de la señal oscilométrica que presenten una correlación con los índices de presión arterial. Así mismo, en trabajos futuros puede realizarse una comparación de los MLP junto con otros modelos de regresión y algoritmos para estimar la presión diastólica y sistólica a fin de comparar su rendimiento.

El prototipo propuesto utiliza un módulo Sigfox RC22 para transmitir la información recopilada con un rango de alcance de 10-40 km; de acuerdo a las especificaciones del fabricante. La tecnología LPWAN utilizada proporciona al dispositivo un ahorro energético gracias a su corriente de 48 μ A, proporcionando un consumo energético de 240 μ W. En trabajos futuros puede evaluarse la tasa de transmisión del módulo utilizado respecto a otras tecnologías LPWAN comerciales.

La identificación de la presión arterial entre el prototipo electrónico y los dispositivos electrónicos comerciales entregó una diferencia promedio de 3.48 ± 5.58 mmHg y 2.17 ± 3.91 mmHg para los índices de presión sistólica y diastólica respectivamente. Aunque el dispositivo presenta un grado A; basado en las especificaciones clínicas referentes a la evaluación de dispositivos para la determinación de presión arterial, es necesario que el prototipo sea evaluado en diferentes casos de es-

tudio o mediante una comparación respecto a baumanómetros comerciales. Finalmente, el prototipo electrónico puede ser analizado en trabajos futuros a fin de identificar mejoras en el rendimiento energético del mismo respecto a los dispositivos comerciales. Respecto a la identificación de la frecuencia cardiaca, es identificado un error promedio de 0.35 ± 2.85 ppm durante las etapas de prueba, no obstante, en trabajos futuros es necesario comparar dicho parámetro respecto al coeficiente adquirido de dispositivos clínicos especializados e incrementando el número de casos de estudio.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología de México (CONACYT) por financiar la investigación de este trabajo a través de la beca número 02846. Un agradecimiento especial a la Universidad Politécnica de Pachuca por la ayuda proporcionada por el personal docente y al Centro de Salud "Jesús del Rosal" por la cooperación para el desarrollo de la presente investigación.

REFERENCIAS

- [1] S. de Integración, "Informe sobre la salud de los mexicanos 2016," *Diagnóstico general de la salud poblacional. México: Secretaría de Salud*, 2015.
- [2] T. Unger, C. Borghi, F. Charchar, N. A. Khan, N. R. Poulter, D. Prabhakaran, A. Ramirez, M. Schlaich, G. S. Stergiou, M. Tomaszewski *et al.*, "2020 international society of hypertension global hypertension practice guidelines," *Hypertension*, pp. HYPERTENSIONAHA-120, 2020.
- [3] R. Singh, "Hypertensive disorders in pregnancy," *Clinical Queries: Nephrology*, vol. 2, no. 2, pp. 47-55, 2013.
- [4] S. Makino, J. Takeda, S. Takeda, K. Watanabe, K. Matsubara, O. Nakamoto, J. Ushijima, A. Ohkuchi, K. Koide, K. Mimura *et al.*, "New definition and classification of "hypertensive disorders of pregnancy (hdp)," *Hypertension Research in Pregnancy*, vol. 7, no. 1, pp. 1-5, 2019.
- [5] A. Baschat, "First-trimester screening for pre-eclampsia: moving from personalized risk prediction to prevention," *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, vol. 45, no. 2, pp. 119-129, 2015.
- [6] C. de Unidades Médicas de Alta Especialidad, "Detección, diagnóstico y tratamiento de las enfermedades hipertensivas durante el embarazo," *Instituto Mexicano del Seguro Social*, 2017.
- [7] A. F. Rubio-Guerra, "New guides of american college of cardiology/american heart association hypertension for the treatment of high blood pressure. a jump in the right direction?" *Medicina Interna de México*, vol. 34, no. 2, pp. 299-303, 2018.
- [8] S. Butalia, F. Audibert, A.-M. Côté, T. Firoz, A. G. Logan, L. A. Magee, W. Mundle, E. Rey, D. M. Rabi, S. S. Daskalopoulou *et al.*, "Hypertension canada's 2018 guidelines for the management of hypertension in pregnancy," *Canadian Journal of Cardiology*, vol. 34, no. 5, pp. 526-531, 2018.
- [9] A. Baschat, "First-trimester screening for pre-eclampsia: moving from personalized risk prediction to prevention," *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, vol. 45, no. 2, pp. 119-129, 2015.
- [10] R. M. Carey and P. K. Whelton, "Prevention, detection, evaluation, and management of high blood pressure in adults: synopsis of the 2017 american college of cardiology/american heart association hypertension guideline," *Annals of internal medicine*, vol. 168, no. 5, pp. 351-358, 2018.
- [11] G. S. Stergiou, G. Parati, Y. Imai, R. J. McManus, G. A. Head, K. Kario, P. Muntner, M. G. Myers, J. Sharman, E. O'Brien *et al.*, "Guidelines for home blood pressure monitoring," in *Home Blood Pressure Monitoring*. Springer, 2020, pp. 165-170.
- [12] A. Khalil, H. Perry, D. Lanssens, and W. Gyselaers, "Telemonitoring for hypertensive disease in pregnancy," *Expert review of medical devices*, vol. 16, no. 8, pp. 653-661, 2019.
- [13] M. Forouzanfar, H. R. Dajani, V. Z. Groza, M. Bolic, S. Rajan, and I. Batkin, "Oscillometric blood pressure estimation: past, present, and future," *IEEE reviews in biomedical engineering*, vol. 8, pp. 44-63, 2015.

- [14] G. Ogedegbe and T. Pickering, "Principles and techniques of blood pressure measurement," *Cardiology clinics*, vol. 28, no. 4, pp. 571–586, 2010.
- [15] A. Chandrashekar, M. Yavarimanesh, J.-O. Hahn, S.-H. Sung, C.-H. Chen, H.-M. Cheng, and R. Mukkamala, "Formulas to explain popular oscillometric blood pressure estimation algorithms," *Frontiers in Physiology*, vol. 10, p. 1415, 2019.
- [16] M. Forouzanfar, H. R. Dajani, V. Z. Groza, M. Bolic, and S. Rajan, "Oscillometric blood pressure estimation using principal component analysis and neural networks," in *2009 IEEE Toronto International Conference Science and Technology for Humanity (TIC-STH)*. IEEE, 2009, pp. 981–986.
- [17] A. A. Anisimov, A. I. Skorobogatova, and A. D. Sutyagina, "Implementation of neural networks for blood pressure measurement," in *2018 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)*. IEEE, 2018, pp. 1190–1194.
- [18] A. Skorobogatova, A. Sutyagina, and A. Anisimov, "Improving the design of arterial blood pressure monitor," in *2017 20th Conference of Open Innovations Association (FRUCT)*. IEEE, 2017, pp. 406–412.
- [19] A. Bánhalmi, J. Borbás, M. Fidrich, V. Bilicki, Z. Gingl, and L. Rudas, "Analysis of a pulse rate variability measurement using a smartphone camera," *Journal of healthcare engineering*, vol. 2018, 2018.
- [20] A. Schäfer and J. Vagedes, "How accurate is pulse rate variability as an estimate of heart rate variability?: A review on studies comparing photoplethysmographic technology with an electrocardiogram," *International journal of cardiology*, vol. 166, no. 1, pp. 15–29, 2013.
- [21] G. Leikan, E. Rossi, M. Sanz, D. D. Rodríguez, M. Mántaras, J. Nicolet, D. Zapata, I. Lapyckyj, L. N. Siri, and M. Perrone, "Evaluation of agreement between temporal series obtained from electrocardiogram and pulse wave," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 705, 2016, p. 012038.
- [22] S. Ahmad, M. Bolic, H. Dajani, and V. Groza, "Wavelet estimation of pulse rate variability from oscillometric blood pressure measurements," in *2009 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications*. IEEE, 2009, pp. 37–40.
- [23] U. R. Acharya, K. P. Joseph, N. Kannathal, C. M. Lim, and J. S. Suri, "Heart rate variability: a review," *Medical and biological engineering and computing*, vol. 44, no. 12, pp. 1031–1051, 2006.
- [24] S. Ahmad, M. Bolic, H. Dajani, V. Groza, I. Batkin, and S. Rajan, "Measurement of heart rate variability using an oscillometric blood pressure monitor," *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, vol. 59, no. 10, pp. 2575–2590, 2010.
- [25] J. Hart, "Association between heart rate variability and manual pulse rate," *The Journal of the Canadian Chiropractic Association*, vol. 57, no. 3, p. 243, 2013.
- [26] B. Farahani, F. Firouzi, V. Chang, M. Badaroglu, N. Constant, and K. Mankodiya, "Towards fog-driven iot ehealth: Promises and challenges of iot in medicine and healthcare," *Future Generation Computer Systems*, vol. 78, pp. 659–676, 2018.
- [27] B. Farahani, F. Firouzi, and K. Chakrabarty, "Healthcare iot," in *Intelligent Internet of Things*. Springer, 2020, pp. 515–545.
- [28] J. Miranda, J. Cabral, S. Wagner, C. Fischer Pedersen, B. Ravelo, M. Memon, and M. Mathiesen, "An open platform for seamless sensor support in healthcare for the internet of things," *Sensors*, vol. 16, no. 12, p. 2089, 2016, documento 41.
- [29] K. Mekki, E. Bajic, F. Chaxel, and F. Meyer, "Overview of cellular lpwan technologies for iot deployment: Sigfox, lorawan, and nb-iot," in *2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*. IEEE, 2018, pp. 197–202.
- [30] B. S. Chaudhari and M. Zennaro, "Introduction to low-power wide-area networks," in *LPWAN Technologies for IoT and M2M Applications*. Elsevier, 2020, pp. 1–13.
- [31] J. A. M. Shimek, J. Emmanuel, P. Orris, Y. Chartier, W. H. Organization *et al.*, "Reemplazo de los termómetros y de los tensiómetros de mercurio en la atención de salud: Guía técnica," 2011.
- [32] P. D. P. Adi and A. Kitagawa, "Zigbee radio frequency (rf) performance on raspberry pi 3 for internet of things (iot) based blood pressure sensors monitoring," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, vol. 10, no. 5, 2019.
- [33] S. Sigfox, "Sigfox technical overview," 2017.
- [34] K. Mekki, E. Bajic, F. Chaxel, and F. Meyer, "A comparative study of lpwan technologies for large-scale iot deployment," *ICT express*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2019.
- [35] J. M. Wooldridge, *Introductory econometrics: A modern approach*. Nelson Education, 2016.
- [36] S. W. Smith *et al.*, "The scientist and engineer's guide to digital signal processing," 1997.
- [37] G. Gelao, R. Marani, V. Passaro, and A. G. Perri, "Oscillometric continuous blood pressure sensing for wearable health monitoring system," *arXiv preprint arXiv:1501.02958*, 2015.
- [38] W. Jung, *Op Amp applications handbook*. Newnes, 2005.
- [39] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. O'Reilly Media, 2019.
- [40] E. Sidhu, M. Yoshida, V. Z. Groza, H. R. Dajani, and M. Bolic, "Performance analysis of oscillometric blood pressure estimation techniques in cardiac patients," in *2019 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*. IEEE, 2019, pp. 1–6.



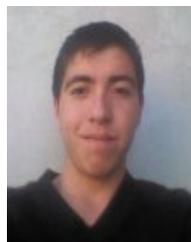
Juan Quintanar-Gómez es un estudiante de maestría en Tecnologías de la Información y Comunicaciones en la Universidad Politécnica de Pachuca. Sus intereses de investigación incluyen el desarrollo de Sistemas Embebidos, Inteligencia Artificial, Internet de las Cosas y Análisis estadístico.



Daniel Robles-Camarillo estudió una Maestría en Ciencias en Ingeniería Microelectrónica en el ESIME Culhuacán del Instituto Politécnico Nacional. Obtuvo un doctorado en comunicaciones y electrónica en la misma institución. Actualmente es profesor investigador en la Universidad Politécnica de Pachuca. Sus intereses científicos son la Electrónica, los Microcontroladores, Bioseñales, Procesamiento de imágenes e Inteligencia Artificial.



Francisco Rafael Trejo-Macotela es Doctor en Ciencias con especialidad en Electrónica, graduado del Instituto Nacional de Electrónica, Óptica y Electrónica, Puebla, México. Fue asignado como profesor en la Universidad Politécnica de Pachuca. Sus principales intereses de investigación son el Diseño de Circuitos Integrados, Diseño Analógico y Digital, Electrónica de RF, Telecomunicaciones, Internet de las Cosas, entre otros.



Israel Campero-Jurado es un estudiante de maestría en Tecnologías de la Información y Comunicaciones en la Universidad Politécnica de Pachuca. Sus intereses científicos y tecnológicos son el modelado de Sistemas biológicos, Análisis estadístico y Lógica difusa.