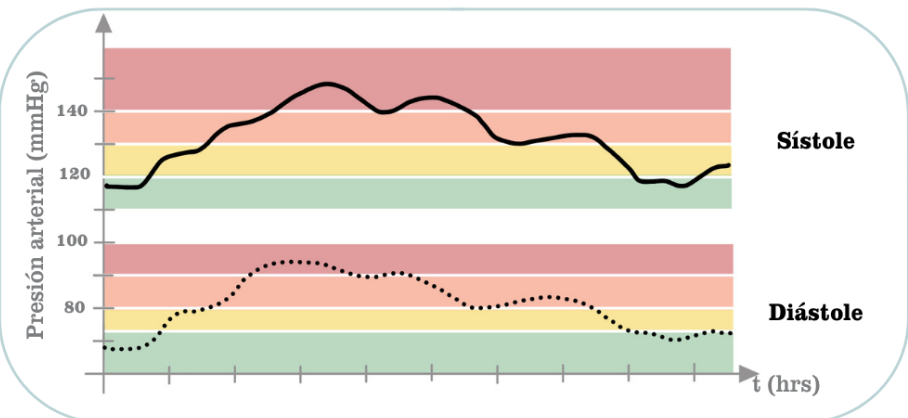
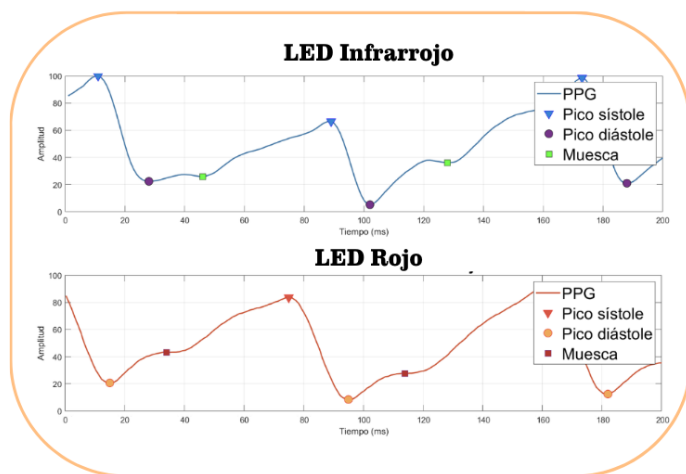
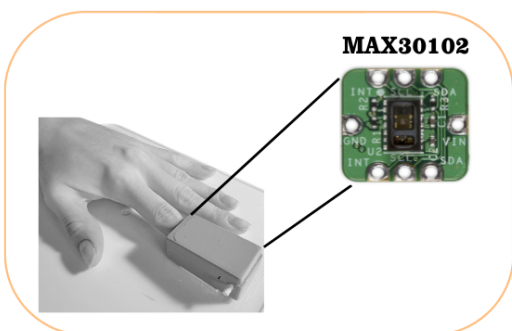


Desarrollo de un monitor de presión arterial continuo basado en el sensor de fotopletismografía MAX30102

Ana Isabel Monzón Paz



UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA
Facultad de Ingeniería



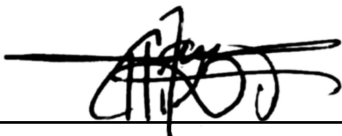
**Desarrollo de un monitor de presión arterial continuo basado
en el sensor de fotopleximografía MAX30102**

Trabajo de graduación presentado por Ana Isabel Monzón Paz para
optar al grado académico de Licenciada en Ingeniería Biomédica

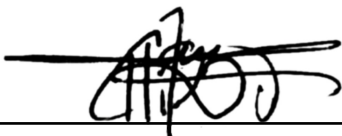
Guatemala,


2024


Vo.Bo.:

(f) 
M.Sc. Carlos Esquit

Tribunal Examinador:

(f) 
M.Sc. Carlos Esquit

(f) 
Dr. Luis Alberto Rivera Estrada

(f) 
Ing. Kurt Emmanuel Kellner

Fecha de aprobación: Guatemala, 13 de febrero de 2025.

Mi motivación para estudiar Ingeniería Biomédica surgió del interés por la manera en que la tecnología y los dispositivos biomédicos pueden mejorar la calidad de vida de las personas. La fusión entre la ingeniería y la medicina me apasionó desde el día que conocí esta carrera y, al adentrarme en los estudios, fue creciendo mi asombro ante el potencial de ayudar a los demás a través de sus tantas aplicaciones. Este proyecto de graduación representa mi interés en la búsqueda de soluciones accesibles para problemas de salud como la hipertensión, con la esperanza de marcar una diferencia en la prevención y tratamiento de enfermedades cardiovasculares, especialmente en Guatemala, un país con acceso limitado a cuidados de salud.

Agradezco infinitamente a Dios por sus bendiciones y su guía; sin Él nada sería posible. Quiero agradecer de todo corazón a mi familia, especialmente a mis padres, quienes me han apoyado de forma incondicional y, con amor, se han esforzado para que pueda alcanzar mis metas. A mis hermanos, que me han visto crecer y me han acompañado y apoyado durante todas mis etapas de la universidad y de la vida; y a mi familia que siempre ha estado para mí. También agradezco a mis amigos, mi novio y todas las personas que compartieron conmigo esta experiencia y me continuaron motivando y confiando en mí.

Quiero agradecer a mi asesor de proyecto, el Dr. -Ing. José Leal, quien me brindó su orientación y conocimientos con excelencia y compromiso durante todo el desarrollo de este trabajo de graduación. También quiero agradecer a todos los catedráticos que, con dedicación contribuyeron a mi formación académica y profesional. Finalmente, agradezco a la Universidad del Valle de Guatemala, por permitirme estudiar y culminar la carrera que tanto soñé. Reafirmo el compromiso que hice hace cinco años de contribuir al bienestar de las personas por medio de la experiencia y formación recibida en esta universidad.

Prefacio	III
Lista de figuras	VII
Lista de cuadros	VIII
Resumen	IX
Abstract	X
1. Introducción	1
2. Antecedentes	3
3. Justificación	5
4. Objetivos	8
5. Alcance	9
6. Marco teórico	11
6.1. Presión arterial	11
6.1.1. Ciclo cardíaco	11
6.1.2. Arterias	12
6.1.3. Presión arterial	13
6.2. Hipertensión	15
6.2.1. Causas y consecuencias	15
6.2.2. Diagnóstico	16
6.2.3. Estadísticas	17
6.3. Métodos de medición de presión arterial	18
6.3.1. Esfigmomanómetro	18
6.3.2. Método auscultatorio	19
6.3.3. Método oscilométrico	19
6.3.4. Medición invasiva	20

6.3.5.	Métodos modernos	20
6.4.	Fotopletismografía	22
6.4.1.	Ley de Beer-Lambert	22
6.4.2.	Componentes del sensor de FPG	24
6.4.3.	Tipos de FPG	25
6.4.4.	Componentes de la señal de FPG	26
6.4.5.	Procesamiento de la señal	26
6.4.6.	Medición de saturación de oxígeno con FPG	26
6.4.7.	Relación de la FPG con la presión arterial	28
7.	Metodología	30
7.1.	Obtención de señal de sensor MAX30102	30
7.2.	Protocolo de medición de FPG y PA en sujetos de prueba	33
7.3.	Procesamiento de la señal	34
7.4.	Identificación de características	35
7.5.	Estimación de presión arterial	37
7.6.	Validación de resultados	40
7.7.	Implementación en tiempo real	40
8.	Resultados	42
8.1.	Obtención de señal de sensor MAX30102	42
8.1.1.	Selección de parámetros y pruebas preliminares	42
8.1.2.	Definición de área de medición	43
8.2.	Protocolo de medición de fotopletismografía y presión arterial en sujetos de prueba	44
8.3.	Extracción de características de la señal FPG	47
8.4.	Estimación de presión arterial	49
8.5.	Validación de resultados	53
9.	Discusión de resultados	60
10.	Conclusiones	65
11.	Recomendaciones	67
12.	Bibliografía	68

Lista de figuras

1.	Circuito cardíaco	12
2.	Anatomía de las arterias	13
3.	Distribución de presión a través del sistema vascular	14
4.	Categorías de presión arterial	15
5.	Consecuencias de la presión arterial elevada	16
6.	Proyección de la tasa de hipertensión por género y región	17
7.	Métodos de medición de presión arterial	20
8.	Métodos modernos de medición de presión arterial	22
9.	Ilustración de la ley de Beer-Lambert	24
10.	Penetración de luz a través de las capas de la piel	25
11.	Configuración de medición de fotopletismografía	25
12.	Componentes AC y DC de la señal de fotopletismografía	26
13.	A) Curva de disociación de hemoglobina. B) Relación de absorción de LED rojo e infrarrojo en Hb y HbO_2	27
14.	Curva de calibración para estimación de SpO_2	28
15.	Características de la señal de fotopletismografía	29
16.	Configuración del sensor MAX30102	31
17.	Diseño de encapsulamiento para sensor	32
18.	Áreas de medición con sensor MAX30102	32
19.	Protocolo de medición de presión arterial y fotopletismografía en sujetos de prueba	34
20.	Diagrama de flujo de metodología para procesamiento de señal de FPG	35
21.	Diagrama de flujo de metodología para identificación de características de FPG	37
22.	Diagrama de flujo de aplicación de MATLAB App Designer para implementación de sistema de predicción de presión arterial	41
23.	Variación de parámetros de configuración en sensor MAX30102	43
24.	Lecturas de sensor en arteria radial vs dedo índice	44
25.	Promedio de tres mediciones de presión sistole y diástole de sujetos de prueba	45
26.	Variación de presión arterial de un sujeto durante 12 horas por 3 días	45
27.	Señal cruda de fotopletismografía de un sujeto de prueba. A) Medición de FPG de 2 minutos. B) Segmento de medición de FPG de 3.5 segundos.	46

28.	Lecturas normalizadas de LED rojo e infrarrojo de 4 sujetos de prueba	47
29.	Procesamiento de FPG para eliminación de desplazamiento de línea base y normalización	48
30.	Identificación de características sístole, diástole y muesca de FPG	48
31.	Comparación de señales de FPG elegidas para análisis VS descartadas por presencia de artefactos	49
32.	Diagrama de dispersión de amplitud de puntos máximos y mínimos de FPG de 20 sujetos de prueba contra valores de presión sístole y diástole	50
33.	Diagrama de dispersión de amplitud de puntos máximos y mínimos de FPG de un sujeto contra valores de presión sístole y diástole	51
34.	Distribución del número de características extraídas de la FPG	52
35.	Gráfico de valores reales de presión arterial y predicciones de modelos RF y RLM para 14 sujetos de prueba	54
36.	Diferencias entre el valor real de presión y la predicción de modelos RF y RLM para 14 sujetos de prueba	55
37.	Gráfico de valores reales de presión arterial y predicciones de modelos RF y RLM para un sujeto de prueba	56
38.	Diferencias entre el valor real de presión y la predicción de modelos RF y RLM para un sujeto de prueba	57
39.	Gráfico de valores reales de presión de esfigmomanómetro OMRON y monitor de signos vitales Nihon Kohden y predicciones de modelos RF y RLM para un sujeto de prueba	58
40.	Diferencias entre los valores de presión de esfigmomanómetro OMRON y monitor de signos vitales Nihon Kohden y la predicción de modelos RF y RLM para un sujeto de prueba	59

Lista de cuadros

1.	Configuración de parámetros para el sensor MAX30102	31
2.	Resultados para modelos de Random Forest Regressor	53
3.	Métricas para modelos de predicción de 14 sujetos de prueba	53
4.	Métricas para modelos de predicción de un sujeto de prueba	55
5.	Métricas para validación de modelos de predicción de un sujeto de prueba . .	57

La hipertensión causa 7.5 millones de muertes a nivel mundial, afectando principalmente a países con ingresos medios a bajos, como Guatemala, y muestra una tendencia de aumento en su prevalencia. El diagnóstico, monitoreo y tratamiento de la hipertensión son cruciales para prevenir riesgos derivados de esta enfermedad. El estándar de excelencia actual para el monitoreo de la presión arterial es por medio del esfigmomanómetro. Sin embargo, este da información puntual y pueden perderse datos importantes para un diagnóstico adecuado de la hipertensión debido a que el parámetro fisiológico medido posee un ciclo circadiano y varía durante el día. Es por esto que surge la necesidad de poder monitorear continuamente la presión arterial de una manera no invasiva.

El presente trabajo de graduación tiene como objetivo desarrollar un sistema de monitoreo continuo y no invasivo de la presión arterial por medio de sensores ópticos de fotople-tismografía (FPG). Se calibró el sensor MAX30102 y se estableció un protocolo de medición de FPG y presión arterial. Se procesó la señal para extraer tres características clave: el pico sístole, pico diástole y muesca dicrota, las cuales permitieron correlacionar los cambios de volumen en la sangre con la presión. Se desarrollaron dos algoritmos de aprendizaje supervisado entrenados con las lecturas de distintos sujetos de prueba y múltiples mediciones de un mismo sujeto. Se estimó la presión sistólica y diastólica en tiempo real y se validaron los resultados comparando con dos dispositivos, un esfigmomanómetro y un monitor de signos vitales, alcanzando una precisión satisfactoria.

Palabras clave: presión arterial, hipertensión, esfigmomanómetro, fotople-tismografía

Hypertension causes 7.5 million deaths worldwide, primarily affecting low-to-middle-income countries like Guatemala, and shows an increasing prevalence trend. Diagnosis, monitoring, and treatment of hypertension are crucial for preventing risks associated with this condition. The current gold standard for blood pressure monitoring is the sphygmomanometer. However, this device provides only discrete information, which may lead to missed data critical for an accurate diagnosis of hypertension, as blood pressure follows a circadian rhythm and varies throughout the day. Therefore, there is a need for continuous, non-invasive blood pressure monitoring system.

This project aims to develop a continuous, non-invasive blood pressure monitoring system using optical photoplethysmography (PPG) sensors. The MAX30102 sensor was calibrated, and a protocol for PPG and blood pressure measurement was established. Signal processing was carried out to extract three key features—the systolic peak, diastolic peak, and dicrotic notch—which allowed the correlation of blood volume changes with blood pressure. Two supervised learning algorithms were trained with data from various test subjects and multiple measurements taken throughout the day for one subject. Systolic and diastolic blood pressure were estimated in real-time, and the results were validated by comparing them with two devices, a sphygmomanometer and a vital signs monitor, achieving satisfactory accuracy.

Keywords: blood pressure, hypertension, sphygmomanometer, photoplethysmography

La presión arterial mide la fuerza ejercida por la sangre sobre las paredes arteriales y es un indicador clave de la salud cardiovascular. Si esta supera los 140/90 mmHg se clasifica como hipertensión, una enfermedad que afecta a 1.28 millones de adultos, especialmente en países de ingresos medios y bajos, y su prevalencia continúa aumentando debido a factores como el estilo de vida y alimentación. La detección temprana y el monitoreo continuo de la presión arterial son esenciales para prevenir otras enfermedades cardiovasculares. Debido a que la presión varía durante el día se pueden dar casos de diagnóstico erróneo, como la “hipertensión enmascarada”. Los esfigmomanómetros y los dispositivos MAPA (monitoreo ambulatorio de presión arterial) proveen información puntual de la presión. Se ha demostrado que el monitoreo continuo de parámetros fisiológicos variables, como el de la glucosa, mejora la calidad de vida de los pacientes y reduce significativamente los riesgos. Por lo tanto, se propone el desarrollo de un sistema de monitoreo no invasivo y continuo basado en el sensor óptico de fotopleletismografía, que correlaciona los cambios del volumen sanguíneo con la presión arterial. Este permitiría una detección temprana de la hipertensión y el monitoreo constante de pacientes en riesgo.

Para llevar a cabo el trabajo propuesto se comienza con la configuración de parámetros del sensor MAX30102 y el diseño de un encapsulamiento para establecer el área de medición. Seguidamente se define un protocolo de medición para la lectura simultánea de fotopleletismografía con el sensor y de la presión arterial con un esfigmomanómetro, estableciendo así un punto de comparación. La FPG es procesada en MATLAB para eliminar artefactos y normalizar la señal. Luego se identifican características clave de la señal, un pico sistólico, un pico diastólico y una muesca dicrota, que son exportadas para el entrenamiento de algoritmos de predicción. Se desarrollan algoritmos de regresión lineal múltiple (RLM) y *Random Forest Regressor* (RF) [regresión de bosque aleatorio] en R, los cuales se entrenan con los datos de FPG y presión de distintos sujetos de prueba, además de múltiples mediciones a lo largo del día de un solo sujeto. Los resultados de predicción se validan por medio de métricas estadísticas obtenidas por medio de la comparación con dos dispositivos de referencia, un esfigmomanómetro y un monitor de signos vitales.

En el Capítulo 2 se describen los antecedentes, los cuales dan contexto sobre la enfermedad de la hipertensión y los métodos de medición de presión arterial. En el Capítulo 3 se justifica la necesidad de un monitoreo continuo de la presión arterial considerando los riesgos y consecuencias asociados. A continuación, se definen los objetivos generales y específicos del proyecto de graduación (Capítulo 4) y se delimita el alcance del mismo (Capítulo 5). El Capítulo 6 proporciona la información teórica relevante a la presión arterial, incluyendo el ciclo cardíaco, el diagnóstico de la hipertensión, los métodos convencionales y modernos de medición de la presión, además de los principios y componentes de la fotoplethismografía. El Capítulo 7 detalla la metodología, desde la configuración del sensor hasta la validación de las predicciones de presión de los modelos y la implementación del sistema en tiempo real. Posteriormente, en el Capítulo 8, se presentan los resultados obtenidos, los cuales son analizados y discutidos para llegar a conclusiones y sugerir mejoras para el sistema desarrollado.

La hipertensión causa 7.5 millones de muertes alrededor del mundo, lo que equivale al 12.8 % del total de todas las defunciones [1]. El diagnóstico, tratamiento y monitoreo regular de la hipertensión es clave para minimizar los riesgos de enfermedades cardiovasculares y derrames [2]. Actualmente, la medicina preventiva busca mejorar el bienestar de los pacientes para evitar enfermedades, discapacidades y la muerte. Los avances en los dispositivos portátiles permiten el acceso a mayor información de la salud del paciente por lo que se han implementado con mayor frecuencia [3].

El método estándar presente y más utilizado para medir la presión arterial es el esfigmomanómetro de mercurio, el aneroides y el digital [4]. Estos miden la presión sistólica y diastólica en mmHg de forma puntual o discreta. Existen otros dispositivos para medir la presión arterial de forma regular, con los dispositivos denominados MAPA (Monitoreo Ambulatorio de Presión Arterial), que obtienen la tendencia de la presión durante un periodo de 24 horas por medio de lecturas de un esfigmomanómetro en intervalos periódicos [5]. Esta es de suma importancia para obtener datos del promedio de la presión arterial, el ritmo circadiano de la misma y su variabilidad [6]. El “estándar de oro” para medir la presión arterial de forma continua es insertar de forma invasiva catéter intraarterial que se conecta a un transductor de presión. Sin embargo, este método presenta numerosos riesgos para el paciente y generalmente sólo se utiliza en el monitoreo hemodinámico de pacientes críticos y perioperativos [7].

Algunas compañías han lanzado al mercado dispositivos portátiles o relojes inteligentes que pueden medir la presión arterial y han sido registrados por la Food and Drug Administration de Estados Unidos (FDA). Algunos, como el OMRON HeartGuide (Omron corp., Tokyo, Japón) [8] o el YHE BP Doctor Pro (YanHe(YHE) Intelligent Technology Co., LTD, Hangzhou, China) [9], utilizan un brazalete en la muñeca cuyo funcionamiento es similar al esfigmomanómetro para obtener los resultados. Otros, como el Samsung Galaxy Watch 5 (Samsung inc., Seoul, Corea del Sur) [10] miden la presión utilizando un análisis de ondas de pulso. Sin embargo, estos dispositivos pueden ser costosos, no medir la presión con precisión y requerir de calibraciones, además de que la monitorización no es continua [11].

Se han presentado distintas alternativas para un monitoreo de la presión arterial de manera continua y no invasiva. Se mencionan sistemas eléctricos con medición de bioimpedancia y electrocardiograma para desarrollar algoritmos que puedan predecir la presión [12]. Otros métodos son los mecánicos con sensores piezoeléctricos, los cuales conforman un mecanismo de detección de pulso en la muñeca para convertir la deformación arterial en una señal eléctrica que permite estimar la presión [13]. Otra manera que se ha analizado son los sensores de ultrasonido, los cuales rastrean la velocidad, distensión y el flujo sanguíneo en las arterias [14], [15].

Adicionalmente, se han investigado métodos ópticos que utilizan la fotopleletismografía, que al obtener información sobre la absorción de luz en el tejido se pueden identificar los puntos clave que corresponden a la presión sistólica y diastólica [12]. Dentro del uso de la fotopleletismografía (FPG) se han desarrollado diversas metodologías a través del filtrado, procesamiento de señales y la creación de algoritmos de machine learning para estimar la presión arterial. Estos han demostrado una precisión significativa en sus resultados [16], [17].

La presión arterial es un parámetro cardíaco que indica cuánta fuerza ejerce la sangre sobre las paredes arteriales durante cada latido del corazón [18]. Dependiendo de su magnitud puede ser clasificada en hipotensión (presión baja), presión normal o como hipertensión (presión alta) cuando esta supera un valor de 140 mmHg de presión sistólica (contracción cardíaca) y 90 mmHg de presión diastólica (relajación cardíaca) [18]. La hipertensión es una enfermedad que afecta a 1.28 millones de adultos entre la edad de 30 a 79 años de edad, predominando en países de ingresos medios a bajos [19]. De estos, sólo el 42 % de personas que padecen esta enfermedad son diagnosticadas y tratadas. Esto es problemático debido a que si la enfermedad no es tratada puede llevar a otras afecciones como enfermedades renales, cardiovasculares o ataques cerebrovasculares, causando muertes prematuras [19].

Las causas de la hipertensión varían y dependen de factores como la obesidad, la inactividad física, una dieta alta en sodio, excesivo consumo de alcohol o tabaco, bajo consumo de potasio, una edad avanzada o historial familiar. Debido a que el estilo de vida, la alimentación y el envejecimiento suponen un factor de riesgo para desarrollar hipertensión, la prevalencia de esta enfermedad ha aumentado mundialmente [20]. Se espera que la prevalencia de la hipertensión siga incrementando, especialmente en los países con ingresos bajos y medios, lo que causará un mayor número de enfermedades derivadas de la presión arterial elevada y supondrá una carga sanitaria y financiera elevada [21]. Es por esto que es importante prevenir, detectar y tratar la hipertensión de tal forma que se reviertan las tendencias actuales de esta epidemia.

El diagnóstico de la hipertensión se realiza en base a varias mediciones en distintos días de la presión arterial. En situaciones normales como haciendo ejercicio o en momentos de estrés, la presión arterial de una persona sana puede subir a rangos hipertensos, pero solamente se considera hipertensión cuando esto se mantiene por mucho tiempo y sin factores externos que lo causen. La detección temprana de esta enfermedad puede resultar en un tratamiento oportuno y un mejor manejo de factores de riesgo, lo que a su vez ayuda a reducir la mortalidad y morbilidad [22]. En algunos casos, aproximadamente el 10 % de la población en general, se da la “hipertensión enmascarada”, que ocurre cuando la presión arterial medida

en clínica no es elevada, pero luego al medir de forma ambulatoria sí se obtienen valores fuera del rango saludable. Esto da paso a que haya una prognosis inadecuada que pueda traer consecuencias como el desarrollo de eventos cardiovasculares [6].

La “hipertensión enmascarada” se debe a que la presión arterial es más alta en la mañana y más baja en la noche, sin embargo, esta varía durante el día dependiendo de actividades físicas, mentales o por otros factores de comportamiento. Por esta razón se ha demostrado que el monitoreo ambulatorio de la presión arterial es útil para analizar cómo distintos factores y hábitos influyen en el valor y el patrón de la presión, en especial para pacientes con hipertensión [23]. El monitoreo puntual con un esfigmomanómetro o la medición en intervalos discretos con un MAPA no da información continua sobre la presión arterial, lo que puede causar inexactitud durante el diagnóstico o tratamiento de la hipertensión.

Se ha demostrado que el monitoreo continuo de los parámetros fisiológicos mejora los resultados de los pacientes, en entornos hospitalarios, en caso de deterioro clínico, durante el seguimiento ambulatorio de personas enfermas, o durante la vigilancia en personas sanas con riesgo de desarrollar una enfermedad [24]. Por consiguiente ha aumentado el uso y el desarrollo de dispositivos de medición continuos, como el monitor de glucosa continuo. Este aporta valor clínico en cuanto a la reducción de riesgos y la variabilidad glucémica, por lo que mejora la calidad de vida de los pacientes [25]. Por lo tanto, el monitoreo continuo de la presión arterial también podría ser de gran significancia ya que al igual que la glucosa, es un parámetro variable.

Tras el diagnóstico de hipertensión se recomienda que el paciente se encargue del monitoreo de la presión arterial en casa, usualmente dos mediciones en la mañana y dos en la noche [26]. Sin embargo, a pesar de que el uso del esfigmomanómetro es fácil, y es un dispositivo económico y accesible, las personas suelen descuidar el automonitoreo. Las principales limitaciones de la falta de monitoreo son el conocimiento inadecuado de los beneficios de la reducción de la presión arterial, la interpretación de los resultados, el acceso restringido a dispositivos de medición, la dificultad técnica del uso del equipo y la carga psicológica que implica este seguimiento [27].

Actualmente, el monitoreo de la presión arterial se hace con un esfigmomanómetro o de forma ambulatoria con un MAPA. Se ha promovido el uso de monitores automáticos de presión para realizar mediciones en casa y crear conciencia sobre la importancia de obtener los valores para la prevención de complicaciones cardiovasculares. El mercado de esfigmomanómetros en el 2022 fue de 2.9 billones de dólares estadounidenses y continúa incrementando, esperando que para el 2032 alcance los 6.71 billones de dólares [28]. Por otro lado, para el monitoreo continuo de la presión arterial se utiliza un catéter en la arteria, pero usualmente se limita a cuidados intensivos. Se han investigado diversas formas de monitorear la presión arterial de manera continua y no invasiva como sensores piezoeléctricos, la medición de bioimpedancia, medición por ultrasonido o por medio de la fotopletoislografía [12].

En base a la necesidad abarcada, surge la propuesta de desarrollar un sistema de monitoreo continuo y no invasivo de presión utilizando la técnica óptica de la fotopletoislografía (FPG). Este se fundamenta en la correlación de la señal del cambio de volumen sanguíneo obtenida de un oxímetro con los valores de presión sistole y diástole. Debido a la simplicidad del sistema, que utiliza sólo un LED rojo e infrarrojo y un receptor, este es económico y permite procesar la señal de tal forma que se desarrollen algoritmos capaces de predecir la

presión arterial en base a estas mediciones [29]. Por lo tanto, se considera factible la elaboración de un sistema portátil y práctico, además de preciso y accesible para estimar la presión arterial y así contribuir a la detección temprana y monitorización continua de pacientes con riesgo o desarrollo de hipertensión.

Objetivo general

Desarrollar y validar un sistema de medición continuo de presión arterial no invasivo por medio de un sensor de fotopleletismografía.

Objetivos específicos

- Calibrar el sensor de oximetría MAX30102 y elaborar una interfaz adecuada para medir señales de oximetría y pulso en mano o muñeca.
- Procesar señales de oximetría e identificar gráficamente puntos de interés para obtener valores de presión sístole y diástole en base a mediciones realizadas con un esfigmomanómetro.
- Realizar mediciones de presión y fotopleletismografía en por lo menos 20 sujetos de prueba y elaborar un algoritmo de machine learning para estimar los valores de presión arterial en tiempo real.
- Validar los resultados de presión sístole y diástole obtenidos con el sensor MAX30102 y el algoritmo de machine learning por medio de comparaciones con distintos dispositivos de medición de presión arterial no invasiva como un esfigmomanómetro y un monitor de signos vitales.

El siguiente proyecto de graduación tiene como objetivo desarrollar y validar un sistema de medición continuo de presión arterial no invasivo por medio del sensor de fotopleetismografía MAX30102. Se enfoca en la calibración del sensor y el diseño de una interfaz para la obtención de lecturas precisas en el dedo. Asimismo, se lleva a cabo el procesamiento adecuado para la extracción de características clave relacionadas con las fases sistólica y diastólica del ciclo cardíaco, las cuales pueden aportar información para la predicción de la presión.

El proyecto abarca el desarrollo de técnicas de aprendizaje supervisado para estimar valores de presión arterial a partir de características extraídas de la fotopleetismografía. Se evalúan únicamente dos tipos de algoritmos de regresión, los cuales fueron seleccionados por su relevancia según los valores utilizados para el entrenamiento de los mismos. Las predicciones del sistema están limitadas a los datos obtenidos de los sujetos de prueba y las condiciones establecidas en el protocolo de medición. No se trabaja con personas que padecen hipertensión y la cantidad de sujetos de prueba es limitada. Asimismo, las lecturas del sensor pueden ser afectadas por el usuario el cual puede alterar la precisión al generar artefactos por movimiento.

La variabilidad de las lecturas de fotopleetismografía y presión arterial de los sujetos de prueba puede afectar la capacidad de predicción y de la generalización de los modelos. Se trabaja con la medición de distintos sujetos de prueba, pero también con la medición de un solo sujeto, con el fin de evaluar las fluctuaciones que pueden ocurrir durante el día y así permitir que el sistema detecte el comportamiento de la presión arterial en cualquier momento.

La validación del sistema se realiza mediante la comparación de las predicciones de presión arterial con dos dispositivos distintos, un esfigmomanómetro automático de brazo y un monitor de signos vitales, utilizando el modo de medición de presión arterial no invasiva. Se desconoce la precisión actual de los dispositivos de medición, pero se utilizan como referencia debido a que son marcas fiables en el mercado y son utilizados en entornos médicos.

Se pretende devolver una predicción de la presión arterial, basada en técnicas de machine learning. Sin embargo, no pretende ser utilizado para fines médicos como diagnóstico, tratamiento o monitoreo. Además, el sistema desarrollado no pretende ser portátil y medir de forma continua, aunque permite la actualización en tiempo real para devolver un valor aproximado de la presión arterial.

6.1. Presión arterial

La presión arterial (PA) es la fuerza que ejerce la sangre contra las paredes de los vasos sanguíneos mientras esta se mueve a través del sistema circulatorio [30]. Esta es de suma importancia para mantener el flujo sanguíneo que distribuye oxígeno y nutrientes a las células. La presión arterial es un indicador clave de la salud cardiovascular ya que, si es muy alta puede aumentar el riesgo de enfermedades cardíacas o causar daño en las paredes vasculares. Por lo tanto, juega un papel crucial en el bienestar que ya si se mantiene en rangos normales no sólo ayuda a prevenir enfermedades a largo plazo del corazón y otros órganos vitales, como el cerebro, sino que también contribuye a mejorar la calidad de vida [2].

6.1.1. Ciclo cardíaco

El sistema cardiovascular está compuesto por el corazón, venas, arterias, capilares y sangre. Su función principal es el transporte de oxígeno, nutrientes, hormonas y enzimas a través del cuerpo, además de eliminar productos de desecho celular como CO₂. Otras funciones son la termorregulación corporal y de integrar el sistema inmune para proteger contra infecciones [31]. La sangre es desplazada a través del sistema cardiovascular por el corazón, el cual se divide en cuatro cavidades, que son dos aurículas y dos ventrículos (Figura 1). La aurícula izquierda y derecha son cavidades con una pared delgada y se encuentran arriba del ventrículo izquierdo y derecho, los cuales tienen una pared más gruesa y son de mayor tamaño [32].

Existen cuatro válvulas cardíacas que controlan el flujo de sangre en el corazón. Estas válvulas elásticas y flexibles permiten el flujo unidireccional de sangre al abrirse y cerrarse [33]. La válvula tricúspide permite que el flujo de sangre desoxigenada proveniente de la vena cava superior viaje a través de la aurícula derecha hacia el ventrículo derecho; la

válvula pulmonar controla el flujo del ventrículo derecho a las arterias pulmonares para que la sangre reciba oxígeno en los pulmones [34]. La válvula mitral permite que la sangre oxigenada proveniente de los pulmones pase de la aurícula izquierda al ventrículo izquierdo. La válvula aórtica controla el flujo del ventrículo izquierdo a la aorta para transportar la sangre al resto del cuerpo [34].

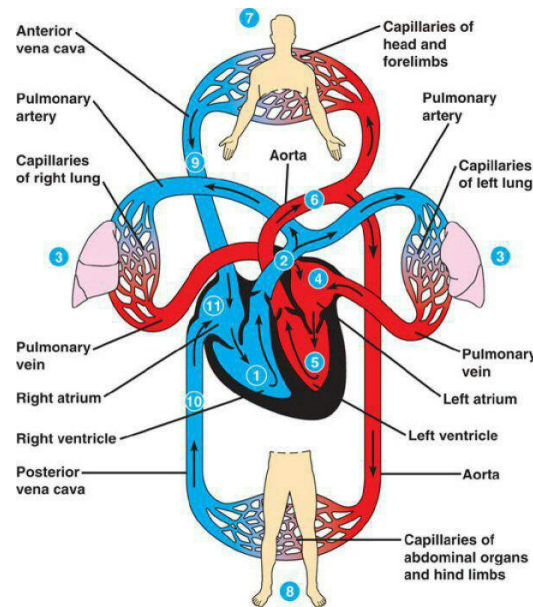


Figura 1: *Circuito cardíaco*

Nota. Adaptado de [35]

El ciclo cardíaco, por lo tanto, es el proceso de contracción y relajación de las cavidades del corazón y la apertura y cierre de las válvulas para generar el flujo sanguíneo. Durante el ciclo ocurren cambios de presión debido a cambios eléctricos, químicos y mecánicos que se llevan a cabo para la contracción del músculo cardíaco [36]. El ciclo cardíaco se divide en dos fases que son la contracción ventricular llamada sístole, que ocurre cuando se bombea la sangre, y la relajación ventricular denominada diástole, que ocurre cuando el corazón se vuelve a llenar de sangre [36]. Las etapas del ciclo cardíaco comienzan en diástole auricular y ventricular en la cual se encuentran en estado de relajación. Este sigue con la sístole y diástole de las aurículas al despolarizarse donde se llenan los ventrículos de sangre y se procede a repolarizar las aurículas para llegar a diástole [37]. La sístole ventricular sigue por la repolarización de los ventrículos donde aumenta la presión y la sangre es expulsada hacia los pulmones y la aorta. Luego los ventrículos se relajan al repolarizarse y entrar a la fase de diástole ventricular para volver a iniciar otro ciclo cardíaco [37].

6.1.2. Arterias

Las arterias son vasos sanguíneos que transportan sangre oxigenada desde el corazón hacia los órganos y tejidos para distribuir oxígeno y nutrientes a las células. La sangre comienza a distribuirse desde la aorta y viaja a través de las arterias las cuales se ramifican en arteriolas y disminuyen su diámetro hasta convertirse en capilares donde se lleva a cabo

el intercambio gaseoso. Posteriormente la sangre desoxigenada viaja a través de las vénulas y venas hasta regresar al corazón [38]. Las arterias deben de ser gruesas y soportar presiones más elevadas que las venas ya que estas transportan la sangre oxigenada al resto del cuerpo.

Las arterias están compuestas por tres capas, la túnica externa, la túnica media y la túnica íntima (Figura 2). La túnica íntima es la capa interna conformada por células endoteliales, tejido conectivo y una membrana basal con fibras elásticas [39]. La túnica media se compone de músculo liso, elastina y colágeno, esta provee soporte al ser la parte del vaso más gruesa y además cambia de diámetro para regular el flujo sanguíneo y la presión. La túnica adventicia o externa es tejido conectivo con fibras de colágeno y elastina que proporcionan rigidez [39]. Las arterias elásticas al estar más cercanas al corazón resisten mayor presión y conducen mayor volumen de sangre, por lo que tienen paredes gruesas y elásticas [40]. Las arterias musculares se encuentran más alejadas del corazón, disminuye la túnica íntima y aumenta la cantidad de músculo liso en la túnica media, lo que permite la vasoconstricción o retroceso elástico generando una onda de presión para que la sangre pueda seguir fluyendo y distribuyéndose por el resto del sistema [40].

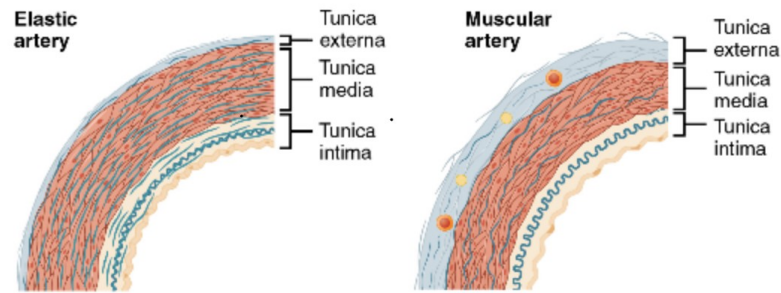


Figura 2: Anatomía de las arterias

Nota. Adaptado de [41]

6.1.3. Presión arterial

La presión arterial es la fuerza que ejerce la sangre contra las paredes de las arterias mientras esta se mueve a través de las mismas [30]. La presión hidrostática de un fluido, en este caso la sangre, se mueve a través de todos los vasos sanguíneos de un área de mayor presión a una de menor presión por lo que el gradiente disminuye a medida que se aleja del corazón [30]. Es decir, la presión será mayor en la aorta y las arterias elásticas cercanas al corazón y disminuye a medida que se acerca a las arteriolas y capilares (Figura 3). En entornos clínicos se toma en cuenta la presión de las arterias sistémicas, es decir, pertenecientes al circuito que transporta sangre oxigenada al cuerpo desde la aorta [42]. La presión arterial se divide en sistólica y diastólica según la contracción y relajación de los ventrículos en cada latido del corazón [43]. Esta es medida en milímetros de mercurio (mmHg) y está compuesta de dos mediciones escritas como una relación, siendo la primera la presión sistólica y la segunda la presión diastólica, con una medida ideal de 120/80 mmHg.

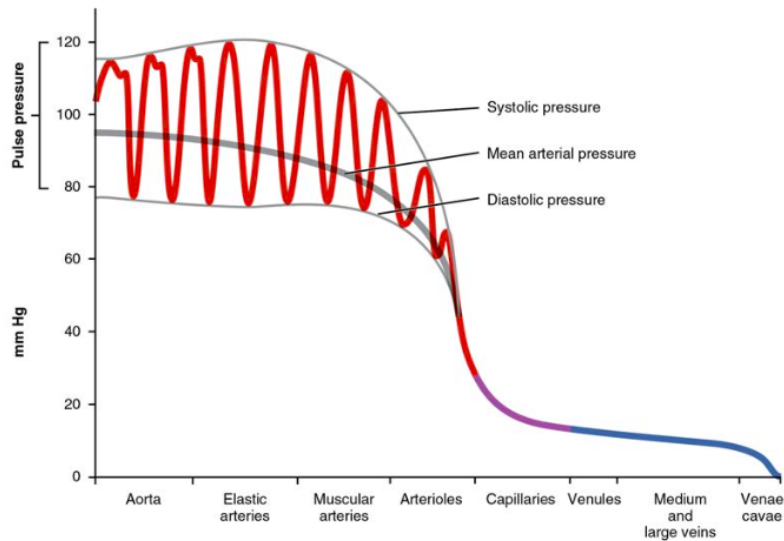


Figura 3: *Distribución de presión a través del sistema vascular*

Nota. Adaptado de [44]

La presión arterial puede ser afectada por diversos factores hemodinámicos como el gasto cardíaco, el volumen sanguíneo, la resistencia periférica, la viscosidad de la sangre y la elasticidad de los vasos sanguíneos, además de otros factores ambientales [45]. El volumen tiene una relación con la presión debido a que al aumentar la cantidad de sangre en las arterias estas se expanden y consecuentemente incrementa la presión. Asimismo, la resistencia al flujo sanguíneo, que puede ser causada por acumulación de placa en las arterias, puede aumentar la presión ya que esta debe de compensar el flujo de sangre [43]. Según la American Heart Association, la presión arterial puede categorizarse como baja, o hipotensión, normal, elevada y en tres etapas de hipertensión según los valores de presión sistólica y diastólica (Figura 4) [46]. Las categorías son establecidas para clasificar a los pacientes y proveer un tratamiento adecuado según sus necesidades. La presión elevada incluye a personas que pueden beneficiarse de cambios en el estilo de vida y/o tratamiento farmacológico en caso de que haya comorbilidades. Las personas diagnosticadas con hipertensión nivel 1 o 2 deben recibir tratamiento con medicamentos según considere apropiado el médico [46].

Categorías de Presión Arterial



CATEGORÍA DE LA PRESIÓN ARTERIAL	SISTÓLICA mm Hg (número de arriba)		DIASTÓLIC mm Hg (número de abajo)
NORMAL	MENOS DE 120	y	MENOS DE 80
ELEVADA	120-129	y	MENOS DE 80
PRESIÓN ARTERIAL ALTA (HIPERTENSIÓN) NIVEL 1	130-139	o	80-89
PRESIÓN ARTERIAL ALTA (HIPERTENSIÓN) NIVEL 2	140 O MÁS ALTA	o	90 O MÁS ALTA
CRISIS DE HIPERTENSIÓN (consulte a su médico de inmediato)	MÁS ALTA DE 180	y/o	MÁS ALTA DE 120

Figura 4: Categorías de presión arterial

Nota. Adaptado de [47]

La mayoría de las funciones del cuerpo varían durante el día, como la temperatura corporal, el ciclo del sueño y vigilia, el metabolismo y la presión arterial. A estas variaciones en un período de 24 horas se denomina ciclo circadiano, el cual es controlado por el reloj biológico natural en el núcleo supraquiasmático en el hipotálamo y otros relojes periféricos en el cuerpo [48]. El ciclo circadiano se encarga de regular varios procesos fisiológicos los cuales a su vez contribuyen a controlar la presión arterial [49]. En las personas saludables la presión arterial sube en la mañana al despertar, y se observa otro pico en la tarde para luego disminuir en la noche hasta un 10 % a 20 %, volviendo a aumentar gradualmente hasta volver a su pico y repetir el ciclo [50]. Por lo tanto, el monitoreo continuo de la presión arterial se vuelve necesario para poder observar los cambios de la misma durante el día y así evaluar su pertinencia en la salud de las personas.

6.2. Hipertensión

Según la Organización Mundial de la Salud la hipertensión es un trastorno en el cual la presión en los vasos sanguíneos es consistentemente elevada y supera la medición de 140/90 mmHg [51]. Usualmente la hipertensión no conlleva síntomas por lo que sólo se puede detectar midiendo la presión arterial. Algunos factores de riesgo para la hipertensión son la edad avanzada, el sobrepeso, predisposición genética, inactividad física, una dieta alta en sodio, consumo excesivo de alcohol o tabaco, entre otros [51].

6.2.1. Causas y consecuencias

La presión arterial se ve influenciada por diversos factores como el estilo de vida de las personas, ya que una dieta elevada en sodio o grasas saturadas, poca actividad física o niveles de estrés elevados pueden elevarla. La hipertensión también puede ser causada por el aumento de la rigidez de las arterias con la edad, por obesidad o por predisposición genética [51]. La hipertensión puede causar consecuencias graves para la salud y es uno de los principales factores de riesgo para la muerte por enfermedad cardíaca y accidente cerebrovascular [52]. Esto se debe a que la presión arterial elevada puede ocasionar daños a

las paredes arteriales, volviéndose menos elásticas y por ende más rígidas, lo que limita el flujo sanguíneo [53]. La hipertensión también puede causar enfermedades cardiovasculares tanto a corto como largo plazo tales como insuficiencia cardíaca, fibrilación auricular, enfermedad de válvula cardíaca, enfermedad arterial periférica, síndromes aórticos e incluso otras afecciones como demencia, diabetes mellitus, entre otras [54]. Asimismo, la presión arterial elevada puede causar problemas en los vasos sanguíneos de los ojos o en los riñones, ocasionando pérdida de la vista e insuficiencia renal (Figura 5).

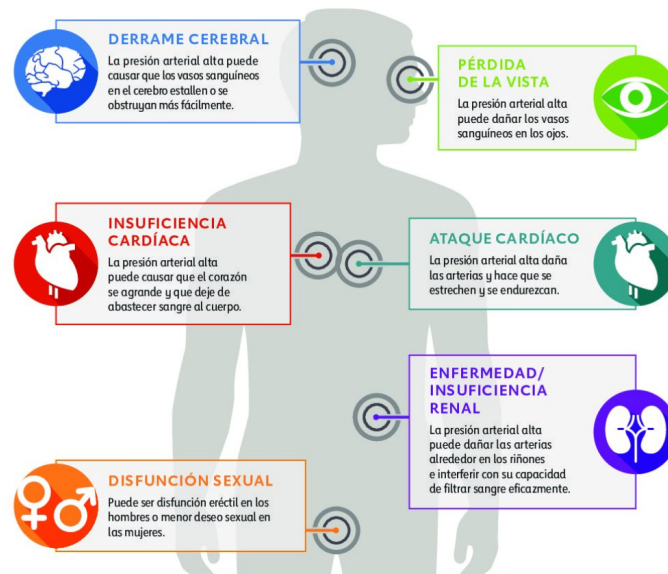


Figura 5: Consecuencias de la presión arterial elevada
Nota. Adaptado de [55]

6.2.2. Diagnóstico

El diagnóstico de la hipertensión en adultos se puede dar a través de medición clínica o con resultados de mediciones remotas. Para un diagnóstico en clínica son necesarias de 2 a 3 mediciones en intervalos de 1 a 4 semanas, donde en cada visita se calcula la media de tres mediciones de la presión arterial y si estas superan 140/90 mmHg se considera hipertensión [46]. También se considera hipertensión si en una visita a clínica se mide 180/110 mmHg y hay evidencia de enfermedad cardiovascular [46]. Se recomienda que el diagnóstico sea confirmado por la medición fuera de clínica de la presión arterial, preferiblemente con un monitoreo ambulatorio de presión arterial (MAPA) de tal forma que se elija el tratamiento adecuado y que se asegure que no se trata de un caso de “hipertensión enmascarada” o “bata blanca”.

La hipertensión enmascarada hace referencia a los casos en donde en clínica se mide una presión arterial en rangos normales, pero fuera de clínica existe una presión elevada (>140/90 mmHg) [56]. Estos casos pueden ocurrir entre 10 % a 30 % de las personas, por lo que no se da el tratamiento a los pacientes que en realidad padecen la enfermedad, significando mayor riesgo cardiovascular que los pacientes controlados y con tratamiento. Se demostró que hombres con hipertensión enmascarada tuvieron un 69 % mayor riesgo de un

evento cardiovascular que pacientes normotensos [57]. Por otro lado, también se dan casos de hipertensión de bata blanca, que ocurren cuando en clínica se mide una presión >140/90 mmHg, pero ambulatoriamente se mide < 135/80 mmHg [57]. Estos casos ocurren en un tercio de los pacientes no tratados con presión arterial elevada en clínica [58]. Además, la hipertensión de bata blanca aumenta el riesgo de eventos cardiovasculares y daño a órganos [58]. Sin embargo, los casos en donde no se clasifica adecuadamente la hipertensión solamente se pueden identificar con mediciones fuera de clínica, ya sea con MAPA o con mediciones de presión en casa.

Un subdiagnóstico o sobrediagnóstico de la hipertensión puede llevar a un tratamiento inadecuado lo que conlleva consecuencias psicosociales, económicas y de salud física. En el caso de la hipertensión un diagnóstico inadecuado puede impedir la prevención de una enfermedad cardiovascular, así como daños o efectos secundarios por un medicamento tomado a pesar de no ser necesario [59].

6.2.3. Estadísticas

La pandemia de la hipertensión se proyectó que incrementará de 918 millones de adultos (26.4 % de la población) en el año 2000 a 1.56 billones (29.2 % de la población) para 2025 [60]. La región de Latinoamérica y el Caribe ha mostrado una de las mayores tasas de hipertensión, tanto para hombres como para mujeres, y se espera que aumente para el 2025 (Figura 6). Asimismo, la prevalencia de esta enfermedad ha continuado aumentando especialmente en países de ingresos medios y bajos, como lo es Guatemala [61]. El aumento de casos se debe al incremento de los factores de riesgo en las poblaciones mencionadas.

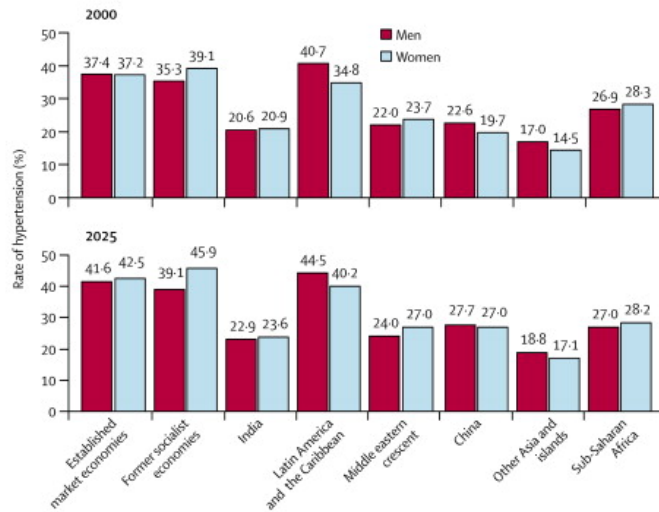


Figura 6: Proyección de la tasa de hipertensión por género y región

Nota. Adaptado de [60]

La hipertensión es el factor de riesgo más importante que causa alrededor de 10.8 millones de muertes tempranas y prevenibles cada año [62]. Esta enfermedad causa más muertes que

otros de los principales factores de riesgo como el tabaco o la hiperglucemia. Asimismo, las complicaciones derivadas de la hipertensión conllevan un costo económico elevado, tanto para los pacientes como para los sistemas de salud y economías en general [63]. Los beneficios económicos de mejorar el tratamiento de la hipertensión superan los costos aproximadamente 18 a 1 [62]. Es por esto que para comenzar a prevenir adecuadamente la hipertensión se debe trabajar en un diagnóstico temprano y un tratamiento adecuado. Actualmente, de los adultos entre 30 a 79 años de edad con hipertensión, sólo el 54 % ha sido diagnosticado, 42 % ha sido tratado y 21 % tienen la enfermedad controlada [64].

Para poder controlar el avance de la hipertensión en los pacientes es necesaria la adherencia a los tratamientos. La adherencia es definida por la Organización Mundial de la Salud como la medida a la que el paciente sigue las instrucciones del médico [65]. La adherencia de pacientes al monitoreo de la presión arterial en casa es de 90.6 %, mientras que para el monitoreo ambulatorio MAPA es de 91.6 % en un estudio de 510 participantes [66]. Esto demuestra la necesidad del automonitoreo de la presión arterial en casa para poder reducir la presión y mejorar la adherencia al medicamento para la hipertensión [67]. Por lo tanto, surge la necesidad de una medición adecuada y continua de este parámetro para que se provea la información pertinente para el médico tratante y mejore la prognosis del paciente.

6.3. Métodos de medición de presión arterial

Las formas más comunes para medir la presión arterial de manera no invasiva son con los métodos auscultatorios y los métodos oscilométricos. El método auscultatorio es el método tradicional, el cual se basa en usar un estetoscopio para escuchar sonidos conocidos como “Korotkoff” compuestos de cinco fases [68]. Por otro lado, el método oscilométrico se basa en la medición de oscilaciones de presión en un mango que se coloca en el brazo superior [68].

6.3.1. Esfigmomanómetro

Un esfigmomanómetro o tensiómetro es un instrumento que se coloca como brazalete en el brazo superior. Existen distintos tipos y pueden ser de mercurio, aneroides, digitales, de muñeca o dedo y ambulatorios (Figura 7 A) [69]. El brazalete del esfigmomanómetro es inflable, por lo que está unido a través de unas vías o tubos para llenarlo de aire. Este puede inflarse manual o automáticamente utilizando una perilla que funciona como generador de presión o bomba de aire, y además tiene una válvula de liberación de aire. Dependiendo del tipo de esfigmomanómetro, este puede poseer un manómetro, una columna de mercurio o una pantalla digital [70]. El método “gold standard” para medir la presión arterial es el esfigmomanómetro de mercurio, sin embargo, debido a que utiliza un metal tóxico su uso ha sido prohibido en algunos países [71]. Es por esto que el método aneroides o el oscilométrico han sido aceptados como útiles para medir la presión [71].

6.3.2. Método auscultatorio

Para el método auscultatorio se coloca un esfigmomanómetro en el brazo derecho sobre la arteria braquial. El estetoscopio se coloca debajo del brazalete para escuchar los sonidos Korotkoff. La sangre viaja por las arterias y tiene un flujo laminar, es decir, que el fluido se mueve en una trayectoria suave y uniforme en láminas paralelas y sin turbulencias [72]. Debido a que existe flujo laminar no se escuchan ruidos, pero al apretar la arteria parcialmente con el brazalete el flujo se vuelve turbulento, causando que haya vibraciones en la arteria y se escuche un ruido [73]. La sangre muestra flujo turbulento cuando la presión del brazalete excede la presión diastólica, pero es menor a la presión sistólica. Por lo tanto, para medir la presión se comienza inflando el brazalete a una presión más alta que la sistólica y no se escucha el sonido, luego se disminuye la presión, se comienzan a escuchar los ruidos Korotkoff correspondientes a la presión sistólica y estos dejan de escucharse cuando el valor de la presión es menor a la sistólica (Figura 7 C). La medición de la presión sistólica y diastólica es registrada al observar la presión en el manómetro o la columna de mercurio, mostrada en mmHg [74].

Para la medición de la presión con el método auscultatorio y con el esfigmomanómetro de mercurio existe la posibilidad de error humano y que el método depende de la experiencia del examinador [69]. Esto puede afectar la precisión de los resultados y hace que el método no sea accesible para todos los usuarios, es decir, solamente se puede medir la presión arterial en clínica y no de forma ambulatoria o constante.

6.3.3. Método oscilométrico

El método oscilométrico es un método electrónico de medición de presión arterial. Este se lleva a cabo midiendo las oscilaciones de la presión en el brazalete del esfigmomanómetro al desinflarse gradualmente, donde la amplitud máxima de oscilación corresponde a la presión intra-arterial media [71]. Las oscilaciones son causadas por el pulso de presión arterial y estas comienzan aproximadamente en la presión sistólica y continúan disminuyendo su amplitud hasta debajo de la presión diastólica (Figura 7 D). Por lo tanto, se utilizan algoritmos generados por software para estimar la presión arterial [75]. La ventaja de este método es que puede utilizarse para una medición ambulatoria o en casa del paciente, el cual puede colocarlo por su cuenta [71].

La medición ambulatoria de presión arterial (MAPA) se estableció y recomendó como el método para la evaluación de la presión y el control de la administración de medicamentos antihipertensivos. Esto porque las complicaciones cardiovasculares se asocian a un período de presión de 24 horas y no a una medición en clínica [76]. Este método proporciona múltiples mediciones en una hora durante un periodo de 24 horas para proveer un mejor panorama del comportamiento de la presión y la salud cardiovascular del paciente.

Según la Sociedad Europea de Cardiología se deben de seguir protocolos e instrumentos estandarizados y validados para la medición de la presión arterial [77]. Esta debería medirse en ambos brazos del paciente, utilizando un brazalete de tamaño adecuado acorde a la circunferencia del brazo. El paciente también debe de permanecer sentado y en un cuarto en silencio, el brazalete se debe colocar a nivel del corazón, con el brazo apoyado para evitar

contracción muscular y con la espalda recostada en una silla. Esto es de suma importancia para obtener resultados adecuados ya que el variar la posición del brazo u otras consideraciones pueden retornar valores erróneos. Asimismo, es importante seguir las pautas establecidas para el intervalo de las mediciones y para su interpretación [77].

6.3.4. Medición invasiva

La medición de presión arterial invasiva se considera el método “gold standard” para el 10 % a 20 % de pacientes de alto riesgo y para el monitoreo hemodinámico intraoperatorio [78]. La medición se realiza utilizando un catéter intraarterial, el cual consiste en un sensor que mide los cambios de la presión y usualmente se calibra con el uso de un esfigmomanómetro (Figura 7 B) [79]. Se ha demostrado que el método puede detectar incluso hasta 2 veces más casos de hipotensión que las mediciones con un esfigmomanómetro oscilométrico [78]. Sin embargo, se considera que la medición de PA invasiva conlleva riesgos y complicaciones tales como la formación de hematoma, trombosis, pérdida de sangre, infección sistémica, entre otros [80].

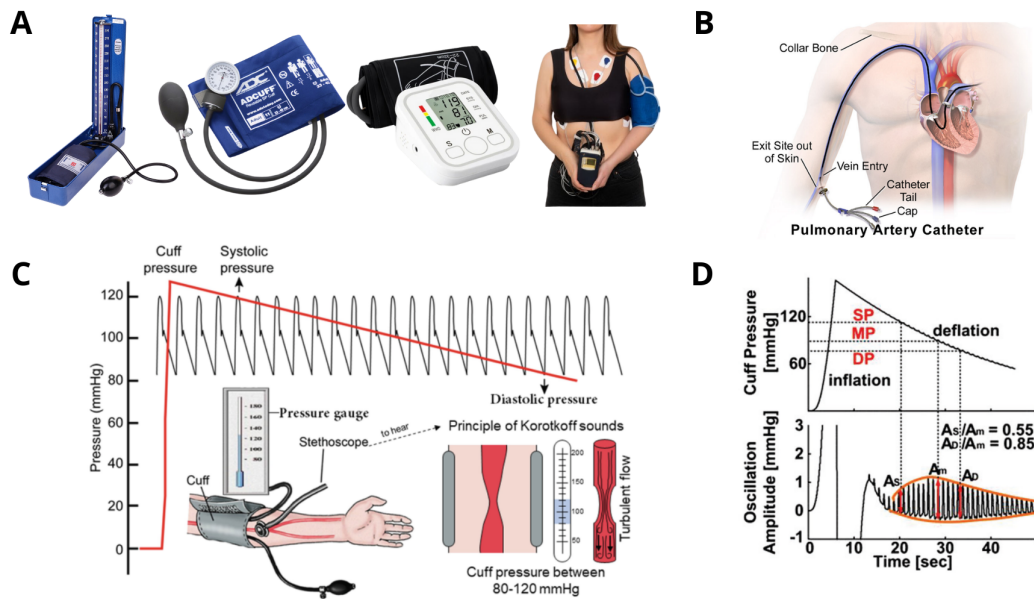


Figura 7: Métodos de medición de presión arterial

Nota. A) Esfigmomanómetro de mercurio, anerode, digital y MAPA. B) Medición Invasiva. C) Método auscultatorio. D) Método oscilométrico. Adaptado de [73]

6.3.5. Métodos modernos

Actualmente, se han investigado métodos modernos no invasivos para monitorear continuamente la presión arterial. Los métodos no oclusivos, es decir que no usan el brazalete para apretar la arteria, han utilizado sensores ópticos y mecánicos en conjunto con algoritmos para calcular el tiempo de tránsito de pulso (PTT, por sus siglas en inglés), la velocidad de la onda de pulso (PWV), el contorno del pulso o el pulso de aceleración para hallar los

valores de la PA [79].

El tiempo de tránsito de pulso (PTT) es el periodo de propagación de la onda de pulso medida entre dos puntos de una arteria [81]. El PTT define cuánto le toma a la onda de pulso viajar desde el corazón hasta la circulación periférica y da información como la rigidez arterial, la distensibilidad vascular y el flujo sanguíneo. Se considera que el PTT tiene una relación inversa con la presión arterial ya que al aumentar la presión aumenta la velocidad de transmisión de la onda del pulso, por lo que disminuye el tiempo de propagación entre dos puntos [82]. El PTT se mide a través del uso simultáneo de electrocardiografía (ECG) y fotopleletismografía (FPG), de tal forma que se determine la diferencia de tiempo entre el pico R del ECG y el punto máximo en la onda de FPG (Figura 8A) [82]. Luego se realiza el procesamiento de las señales y diversos algoritmos de machine learning para estimar el valor sistólico y diastólico de la PA. Sin embargo, una desventaja de este método es que se requieren de dos puntos de medición lo que dificulta implementar el sistema en un dispositivo portátil.

Se han utilizado otro tipo de sensores como los piezoeléctricos para estimar la PA. Un material piezoeléctrico es el que puede convertir una energía mecánica como fuerza, presión o vibración en una señal eléctrica y viceversa [83]. El sensor piezoeléctrico se coloca en la piel sobre una arteria, donde se detectan las pulsaciones del flujo sanguíneo. Los cambios de presión asociados a los latidos del corazón se convierten en señales eléctricas por medio del sensor. Con esta señal se obtiene una onda de presión de pulso (PPW, por sus siglas en inglés) de la cual se extrae la información sobre la PA sistole y diástole (Figura 8B) [84]. El método puede implementarse en un dispositivo portátil situando el sensor en la arteria radial en la muñeca por lo que podría utilizarse en un periodo extenso de tiempo para monitorear la PA. Sin embargo, al utilizar este sensor podrían generarse artefactos de movimiento, además de que este debe tener una alta sensibilidad, debe ser flexible y con diferentes rangos de movimiento para adaptarse a la posición en el cuerpo [84].

Otro acercamiento para la medición no invasiva de la PA es el uso de imágenes de ultrasonido de la pared arterial para realizar una estimación (Figura 8C). El ultrasonido emite ondas acústicas las cuales causan eco al toparse con diferencias en impedancias en tejidos [85]. Se han introducido dispositivos portátiles que utilizan transductores piezoeléctricos y capacitivos, PMUTs y CMUTs, respectivamente, en pequeña escala para medir el flujo sanguíneo [85]. El ultrasonido provee información sobre los cambios mecánicos en los vasos sanguíneos, lo que luego se traduce en distensibilidad de la arteria, rigidez y presión arterial utilizando modelos y algoritmos.

Otros métodos utilizan sensores ópticos para medir fotopleletismografía (FPG) (Figura 8D), que detecta cambios en el volumen sanguíneo en la circulación periférica [86]. La FPG es una técnica simple y de bajo costo que provee información sobre el sistema cardiovascular. Comúnmente se utiliza para medir la saturación del oxígeno en la sangre, pero actualmente se han escrito diversos algoritmos de machine learning para estimar la PA [86].

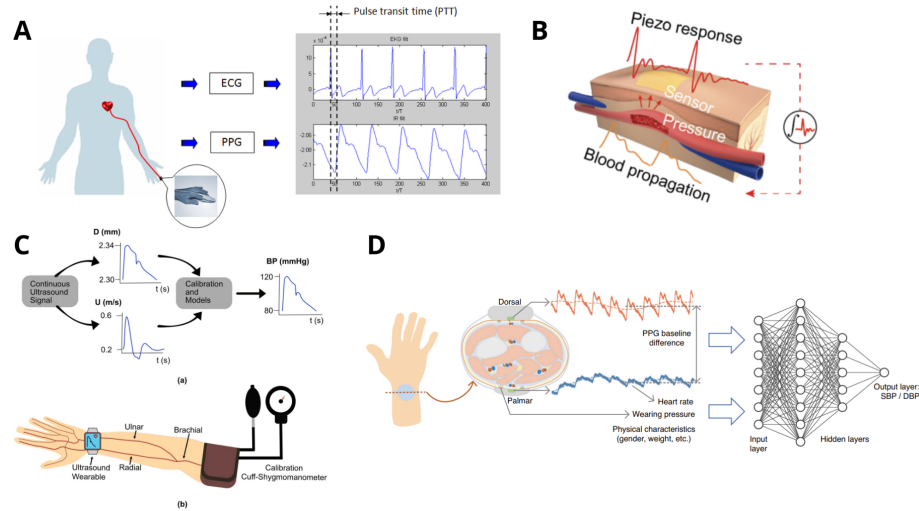


Figura 8: Métodos modernos de medición de presión arterial

Nota. A) Medición de PTT con electrocardiograma y fotopleletismografía. B) Medición de PPW con sensor piezoeléctrico. C) Medición con ultrasonido portátil. D) Medición de fotopleletismografía. Adaptado de [13], [85], [87]

6.4. Fotopleletismografía

El pletismógrafo se utiliza para medir cambios en volumen en distintas partes del cuerpo usualmente debido a los cambios de sangre o aire que pasan a través de estas [88]. La fotopleletismografía (FPG) es un método óptico no invasivo que utiliza las características de absorción de luz de la sangre para graficar ondas que indican cambios en el volumen de los vasos sanguíneos en tejidos periféricos [88]. La FPG registra la cantidad de luz absorbida o reflejada por el cambio de concentraciones de las sustancias presentes en la sangre y la trayectoria óptica según el pulso [89]. La luz, ya sea visible o radiación electromagnética infrarroja, puede ser transmitida a través de tejidos suaves en el cuerpo, por lo que se refleja, absorbe y dispersa en ese medio [88]. Cuando la luz atraviesa la piel y los tejidos, ésta interactúa con los vasos sanguíneos y debido a que existen cambios en el volumen de la sangre por el pulso y flujo de la misma se generan cambios en la cantidad de absorción de luz.

6.4.1. Ley de Beer-Lambert

La ley de Beer-Lambert describe cómo la intensidad de la luz disminuye al atravesar un medio absorbente. La absorbancia o atenuación de la intensidad de la luz se describe como una función de la concentración del medio absorbente y el grosor del material por el cual se propaga [88] (Ecuación 1). Cuando la luz atraviesa un medio como el tejido humano, esta interactúa con sus moléculas [90]. La ley establece que existe una relación lineal entre la atenuación de la luz y la absorbancia del medio (Figura 9).

$$A = \epsilon * d * c \quad (1)$$

- donde A es la absorbancia o la luz absorbida por un medio (adimensional)
- ϵ es la absorción molar ($M^{-1} \text{ cm}^{-1}$), que es la constante que establece qué tan intensamente absorbe el medio la luz
- d es la longitud de la trayectoria, que es la distancia a la cual viaja la luz a través del medio (cm), en el caso de FPG es la profundidad del tejido
- c es la concentración del medio (mol/L), en el caso de FPG es la hemoglobina en la sangre

La ley de Beer-Lambert-Bouger establece que la disminución en la intensidad de luz (I) al atravesar un medio es proporcional a la concentración del medio, la longitud y la capacidad de absorción de luz a una longitud de onda específica. Esto se describe como en la Ecuación 2:

$$I = I_0 e^{-\alpha d} \quad (2)$$

- donde I es la intensidad de la luz después de atravesar el medio
- I_0 es la intensidad inicial de la luz antes de entrar en el medio
- α es el coeficiente de absorción, que se relaciona con ϵ mediante la relación $\alpha = \epsilon \ln(10)$

Al reescribir en términos de absorbancia, esta se relaciona logarítmicamente con la intensidad de la luz I (Ecuación 3). Es decir, mientras mayor sea la concentración de la sustancia absorbente en el medio y a mayor recorrido de luz, mayor será la disminución de la luz debido a la absorción. Por lo tanto, la ley de Beer-Lambert permite la medición de la saturación de oxígeno en la sangre y otras aplicaciones biomédicas [88].

$$A = \log_{10} \left(\frac{I_0}{I} \right) = \epsilon * d * c \quad (3)$$

Se han hecho modificaciones a la ley de Beer-Lambert que toman en cuenta la dispersión de luz por la sangre, la reflectancia del tejido, profundidad de penetración en la piel, entre otros factores. Sin embargo, la ley se sigue utilizando para realizar mediciones experimentales y en aplicaciones de propiedades ópticas de tejido [90].

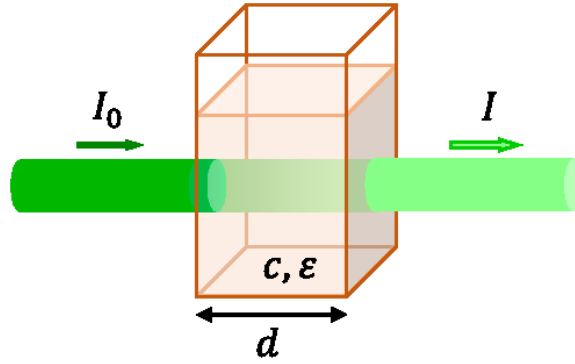


Figura 9: Ilustración de la ley de Beer-Lambert

Nota. I_0 es la intensidad de la luz incidente, I es la intensidad del haz luego de transmitirse por un medio de espesor d . Adaptado de [90]

6.4.2. Componentes del sensor de FPG

La FPG utiliza una fuente de luz y un fotodetector, el cual es un dispositivo que detecta o responde a la luz ultravioleta, infrarroja o visible y la convierte a señales eléctricas [91]. Usualmente se utilizan dos longitudes de onda de luz para la FPG. La longitud de onda de la luz se relaciona con la penetración en las capas de la piel y los tejidos debajo de ésta (Figura 10A) [92]. La luz roja tiene una longitud de onda de 660 nm, por lo que es capaz de penetrar la epidermis y capilares, la dermis con arteriolas y las arterias de tejidos subcutáneos, además de que es absorbida por la hemoglobina desoxigenada [93]. La luz infrarroja cercana, situada en la región de longitud de onda más corta del espectro infrarrojo, tiene un valor aproximadamente de 940 nm por lo que tiene mayor penetración y alcanza arterias con pulsaciones fuertes en la dermis de la piel y tejidos subcutáneos, y es absorbida por la hemoglobina oxigenada [93]. En el fotopleletismógrafo se utiliza un diodo emisor de luz (LED, por sus siglas en inglés) rojo y uno infrarrojo para emitir las distintas longitudes de onda a través del cuerpo y que el fotodetector reciba la señal. Dependiendo de las concentraciones de hemoglobina oxigenada o desoxigenada, el detector recibirá más luz roja o infrarroja (Figura 10B).

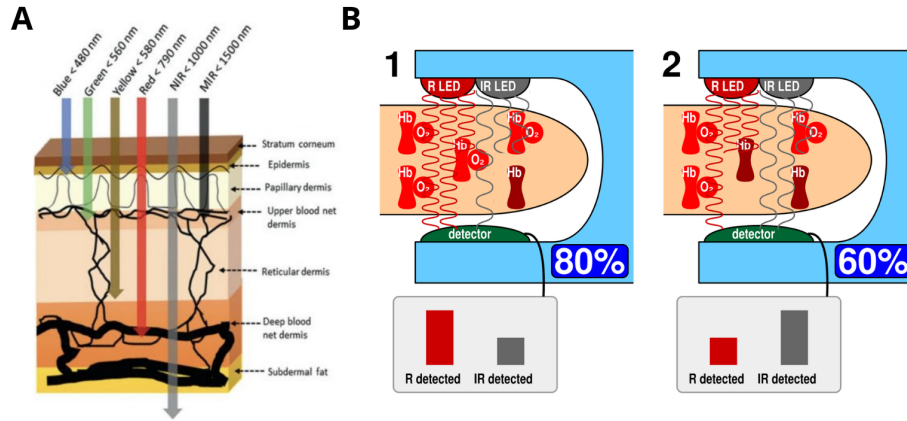


Figura 10: Penetración de luz a través de las capas de la piel
Nota. Adaptado de [88]

El sensor de FPG se coloca en la piel, principalmente en un sitio periférico en las extremidades del cuerpo como los dedos de la mano, del pie o en el lóbulo de la oreja [94]. Esto es debido a que en las extremidades es más fácil que la luz atraviese ya que es un área de menor tamaño y hay varios capilares para poder realizar las mediciones pertinentes. Usualmente, la medición se realiza en el dedo utilizando un encapsulamiento para proteger el sensor de la luz ambiental y evitar interferencias.

6.4.3. Tipos de FPG

Existen dos tipos de fotopletismografía, la transmisiva y la reflectiva, según la posición del LED y el fotodetector. La FPG transmisiva coloca el LED opuesto al detector, colocando el punto de medición, el dedo, en medio de ambos (Figura 11). Este tipo mide la atenuación de la luz al atravesar los tejidos, por lo que se utiliza en partes del cuerpo delgadas donde la luz pueda atravesar fácilmente, como los dedos [89]. La FPG reflectiva coloca el fotodetector al lado del LED, por lo que se mide la intensidad de la luz dispersada luego de irradiar el tejido. Este método puede devolver una señal con menor amplitud, pero tiene la ventaja de que pueden medirse otras áreas del cuerpo como la muñeca, la arteria carótida o el esófago, donde no podría transmitirse la luz por completo [89].

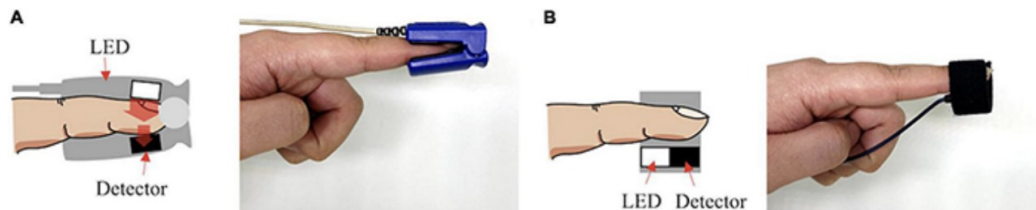


Figura 11: Configuración de medición de fotopletismografía
Nota. (A) Transmisiva, (B) Reflectiva. Adaptado de [89]

6.4.4. Componentes de la señal de FPG

El resultado de la fotopletismografía es un gráfico de la atenuación de la luz medida por el fotodetector luego de atravesar el tejido. Esta gráfica está formada por un componente AC y DC (Figura 12). El componente AC es el componente pulsátil de la señal y se debe a variaciones de alta frecuencia causadas por el cambio de volumen de sangre en las arterias en cada latido del corazón [88]. El componente DC, por otro lado, se da por la luz que es absorbida por el tejido no pulsátil o sangre venosa, por lo que no cambia en el tiempo [88]. Para determinar la frecuencia cardíaca, por ejemplo, se utilizarían dos picos consecutivos de la señal en el tiempo ya que estos corresponden a un latido del corazón.

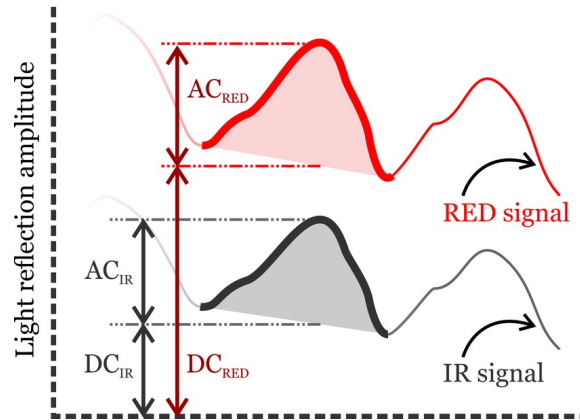


Figura 12: Componentes AC y DC de la señal de fotopletismografía

Nota. Adaptado de [95]

6.4.5. Procesamiento de la señal

Un artefacto es una interferencia en la señal y puede ser originada por algo externo, como la luz ambiental, o por el mismo sistema, como otras señales fisiológicas. La FPG es una técnica de medición óptica, por lo que la luz ambiental puede generar artefactos en la señal [88]. También se pueden generar ciclos de baja frecuencia impulsados por la respiración u otros factores, por lo que la señal puede tener una línea basal errante [96]. El movimiento de la persona al ser medida por un FPG también puede generar artefactos no deseados. Por lo tanto, para minimizar el ruido que afecta el análisis de la señal de FPG se utilizan filtros digitales en rangos específicos de frecuencia [88]. Por ejemplo, pueden utilizarse filtros digitales pasa bandas para seleccionar solamente el ancho de banda de la señal AC de interés, que es aproximadamente de 5 Hz y abarca todas las características relevantes de la FPG [88].

6.4.6. Medición de saturación de oxígeno con FPG

En el entorno clínico se utiliza la fotopletismografía para medir la saturación de oxígeno en la sangre (SpO_2), por medio del dispositivo conocido comúnmente como pulsioxímetro u oxímetro de pulso. Para esto se utilizan las distintas longitudes de onda de un LED rojo y

uno infrarrojo, de tal forma que se determine la relación entre la hemoglobina oxigenada y desoxigenada.

El oxígeno es transportado en el cuerpo por los glóbulos rojos, los cuales contienen una proteína denominada hemoglobina. La hemoglobina está compuesta por cuatro subunidades que contienen un grupo hemo, que a su vez tiene un átomo de hierro. Cada hierro puede cargar una molécula de oxígeno, por lo que cada hemoglobina es capaz de transportar 4 moléculas de oxígeno. Según la ley de Henry la cantidad de gas absorbida por un líquido es directamente proporcional a la presión parcial del gas a la cual se expone el líquido y a la solubilidad del gas en el líquido [97]. Por lo tanto, la hemoglobina tiene mayor afinidad al oxígeno en los pulmones, donde la presión parcial de O_2 es alta, por lo que se une y se convierte en HbO_2 . Asimismo, en los tejidos la presión parcial de O_2 es menor por lo que la afinidad de la hemoglobina es menor y la hemoglobina libera el oxígeno hacia las células, volviéndose Hb [97]. Este comportamiento es explicado en la curva de disociación de hemoglobina, (Figura 13A) que relaciona la presión parcial de oxígeno con el porcentaje de oxihemoglobina, es decir, la saturación de oxígeno en la sangre [98].

La hemoglobina oxigenada (HbO_2) y la desoxigenada (Hb) tienen distintos coeficientes de absorción para distintas longitudes de onda. HbO_2 absorbe más la luz infrarroja mientras que la Hb absorbe más la luz roja [97] (Figura 13B). Por lo tanto, la saturación de oxígeno puede ser calculada encontrando la proporción de hemoglobina unida a oxígeno en relación a la cantidad total de hemoglobina (Ecuación 4):

$$SpO_2 = \frac{HbO_2}{HbO_2 + Hb} \quad (4)$$

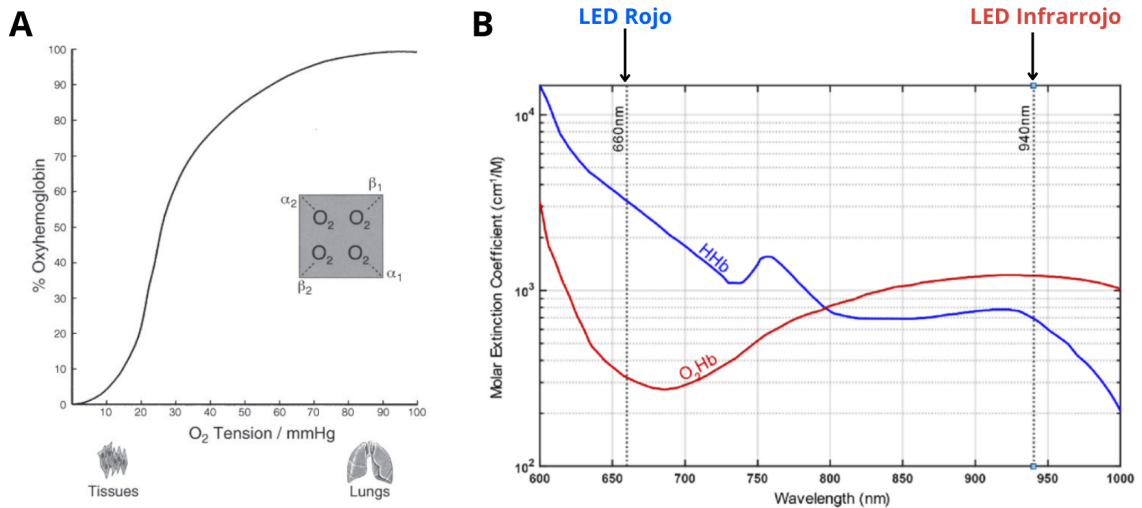


Figura 13: A) Curva de disociación de hemoglobina. B) Relación de absorción de LED rojo e infrarrojo en Hb y HbO_2

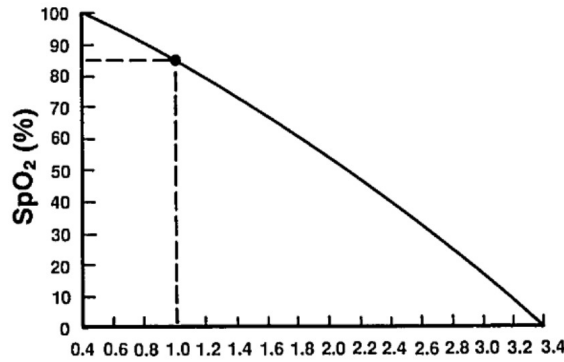
Nota. Adaptado de [98]

Se utiliza el principio de que la señal de FPG está compuesta por una parte AC y una DC. Es por esto que se calcula la relación de modulación rojo a infrarrojo (R) (Ecuación 5)

de la siguiente manera:

$$R = \frac{AC_{rojo}/DC_{rojo}}{AC_{infrarrojo}/DC_{infrarrojo}} \quad (5)$$

Una saturación baja de oxígeno significa que hay mayor hemoglobina desoxigenada (Hb) por lo que la absorbancia de luz del LED rojo va a tener mayor amplitud que el infrarrojo, resultando en un valor de R más alto. Por otro lado, al tener una saturación de oxígeno elevada se tendrá un valor de R menor [97]. El valor de R se utiliza junto con una aproximación curvilínea para la estimación de SpO_2 (Figura 14). Los oxímetros en el mercado utilizan softwares y algoritmos internos para estimar el valor de oxigenación en la sangre utilizando los principios previamente mencionados.



$$R = \frac{AC_{660}/DC_{660}}{AC_{940}/DC_{940}}$$

Figura 14: Curva de calibración para estimación de SpO_2

Nota. Adaptado de [99]

6.4.7. Relación de la FPG con la presión arterial

La gráfica de fotopleletismografía provee información sobre el ciclo cardíaco, por lo que pueden extraerse características para relacionarlas con la presión arterial. La FPG muestra tres características principales, un punto diastólico, un punto sistólico y una muesca entre ambos puntos (Figura 15) [16]. Por lo tanto, pueden utilizarse algoritmos para correlacionar valores de la presión arterial y las características de la señal de fotopleletismografía, de tal manera que se obtengan valores de estimación de la presión sistólica y diastólica respectivamente. Diversos estudios han demostrado el uso de algoritmos de machine learning de aprendizaje supervisado, es decir una técnica donde el algoritmo “aprende” para estimar un valor a partir de otros datos, para así realizar estimaciones de la PA con rangos de precisión aceptables [13], [16], [17]. También se ha demostrado que la presión arterial se expresa como el producto del gasto cardíaco y la resistencia periférica total [93]. A su vez, estos valores pueden ser aproximados utilizando la frecuencia cardíaca y el volumen de pulso normalizado modificado (mNPV), los cuales pueden ser obtenidos mediante la gráfica de fotopleletismografía [93]. El mNPV puede ser calculado al determinar la relación entre el componente AC y DC de la señal de FPG [93].

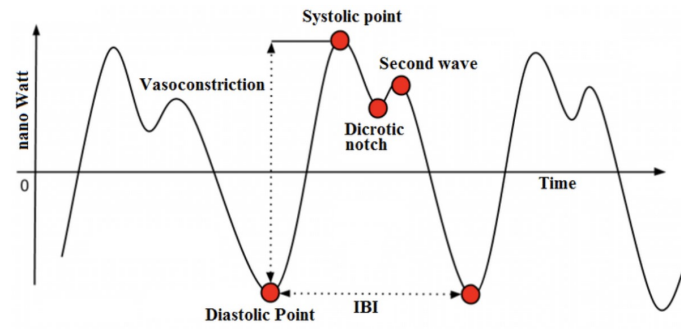


Figura 15: Características de la señal de fotoplethysmografía
Nota. Adaptado de [100]

El presente capítulo describe la metodología y los materiales utilizados para el desarrollo del monitor de presión arterial continuo basado en un sensor de fotopleetismografía. Se describen los pasos que fueron seguidos para calibrar el sensor, el procesamiento de la señal y la identificación de puntos claves para estimar la presión arterial y posteriormente validar los resultados.

7.1. Obtención de señal de sensor MAX30102

Se utiliza el sensor de frecuencia cardiaca y oxímetro MAX30102 (Analog Devices Inc./Maxim Integrated, MA, USA). Está compuesto por dos LEDs, uno rojo y otro infrarrojo (IR), además de fotodetectores, elementos ópticos y otros componentes. El sensor puede medir la absorbancia de luz de los LEDs a través del tejido humano. Este opera con una alimentación de 3.3V y utiliza el protocolo de comunicación I2C, o circuito inter-integrado por sus siglas en inglés. La comunicación I2C opera con un dispositivo maestro y otro como esclavo para transmitir y recibir datos. Se utilizan dos líneas para la transmisión de datos, la SDA (*System Data*) o línea de datos seriales, y la SCL (*System Clock*) o línea de reloj que sincroniza los dispositivos.

Se utiliza el microcontrolador Arduino UNO (Arduino, MA, USA) para conectar el sensor MAX30102 y establecer la comunicación I2C para obtener los datos de interés. Según la hoja de datos del sensor se conectan los pines correspondientes a 5V, GND, A4 a SDA y A5 a SCL (Figura 16). Se instala la librería de Arduino SparkFun MAX3010x Pulse and proximity Sensor Library (SparkFun, CO, USA). La librería permite la configuración del sensor y la obtención de muestras del detector para el LED rojo y el infrarrojo. Para comenzar se realizan pruebas de funcionalidad del sensor utilizando los códigos de ejemplo de la librería donde se grafican los datos crudos del sensor, además de medir la frecuencia cardiaca y la

saturación de oxígeno en la sangre.

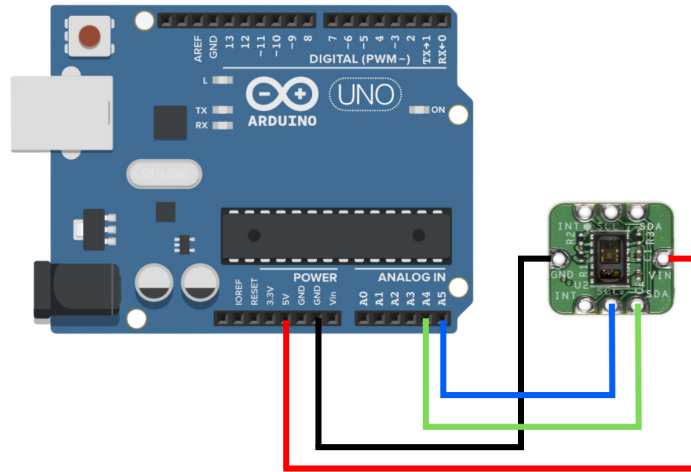


Figura 16: Configuración del sensor MAX30102

Nota. Elaboración propia

Se realizan pruebas evaluando distintos parámetros de configuración del sensor como el brillo de los LEDs, el promedio de muestras, la frecuencia de muestreo, el ancho de pulso del LED y el rango ADC (conversor analógico a digital). Esto con el fin de optimizar la lectura del sensor y obtener los mejores resultados para procesar y analizar la señal. Como primer experimento se comienza variando la frecuencia de muestreo en el rango de 50 Hz hasta 1000 Hz. Luego se establece una frecuencia de muestreo de 400 Hz, junto con los otros parámetros mostrados en el cuadro 1 para definir la forma óptima de obtener la señal del sensor.

Parámetro	Descripción	Valor
ledBrightness	Brillo de LEDs	0x2F
sampleAverage	Promedio de muestras	2
ledMode	Modo de LEDs (1 = rojo, 2 = Rojo + IR)	2
sampleRate	Frecuencia de muestreo	400 Hz
pulseWidth	Ancho de pulso para LEDs	411 μ s
adcRange	Rango ADC	4096 nA

Cuadro 1: Configuración de parámetros para el sensor MAX30102

Nota. Elaboración propia

Para poder realizar una medición adecuada y evitar la generación de ruido por interferencia de luz se diseña un encapsulamiento para el sensor. Se realizan dos diseños en 3D utilizando Autodesk Inventor Professional 2024 (Autodesk, CA, USA) para facilitar la medición en dos áreas, el dedo y la muñeca (Figura 17). Se considera que el dedo es el área más adecuada para obtener mejores resultados ya que se disminuyen los artefactos por movimiento ocurridos si se realiza en la arteria radial en la muñeca. Se propuso un sistema de soporte para el sensor de tal forma que al realizar la medición el sujeto pueda apoyar la mano cómodamente, se oculten los cables y el microcontrolador y que exista la menor

cantidad de movimiento. Las piezas se imprimen en 3D en ácido poliláctico (PLA) utilizando la impresora Ultimaker 3 (Ultimaker, Utrecht, Países Bajos) para poder realizar mediciones y pruebas preliminares.

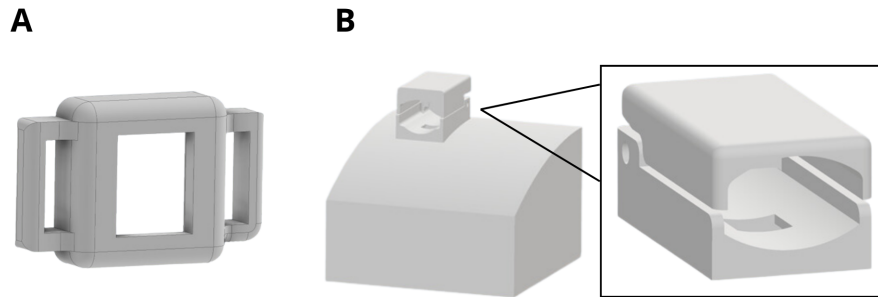


Figura 17: *Diseño de encapsulamiento para sensor*

Nota. A) Diseño para medición en arteria radial. B) Diseño para medición en dedo. Elaboración propia

Se realizan pruebas colocando el sensor de FPG en las áreas propuestas para evaluar las diferencias en las lecturas y la calidad de la señal. Se utilizan los encapsulamientos fabricados en PLA e impresos en 3D. Se observa la colocación del sensor en la arterial radial utilizando una pulsera elástica y en el dedo índice utilizando un encapsulamiento tipo oxímetro de pulso (Figura 18).

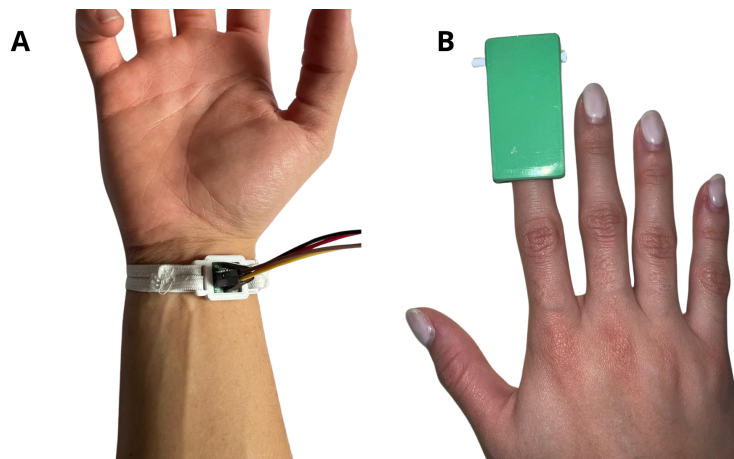


Figura 18: *Áreas de medición con sensor MAX30102*

Nota. A) Medición en la arterial radial. B) Medición en el dedo índice. Elaboración propia

Se realizan pruebas de medición asíncronas, programando el envío de muestras de la

lectura del LED rojo e infrarrojo durante distintos intervalos de tiempo, por ejemplo 1 y 2 minutos. Se imprime la siguiente información en el puerto serial: el tiempo, la lectura del LED rojo y la lectura del LED infrarrojo, separados por coma. La lectura del tiempo establecido puede reiniciarse enviando una cadena de caracteres al puerto serial, en este caso se programó la lectura del mensaje “OK”. Se utilizó el software CoolTerm (Roger Meier, CH), una aplicación de terminal de puerto serial para guardar las lecturas como un archivo de texto. Este posteriormente es convertido a un archivo .csv (valores separados por comas) para ser analizado y procesado. Al utilizar CoolTerm se elige el puerto serial del Arduino Uno, se estableció un baudaje de 115200. Se conecta y se presiona “Start Capture to Text/Binary File” para comenzar a adquirir datos, lo cual crea un archivo de texto para capturar la información. Luego de la medición de 2 minutos se puede enviar el mensaje “OK” en la consola para que vuelva a repetirse el ciclo de medición. Al terminar la captura de datos se detiene el proceso presionando “Stop” para que se guarde el archivo previamente creado con todos los datos.

7.2. Protocolo de medición de FPG y PA en sujetos de prueba

Para poder estimar la presión arterial utilizando la fotopletomografía obtenida con el sensor MAX30102 se utiliza como punto de comparación la lectura de presión sístole y diástole de un esfigmomanómetro automático. Se utiliza el monitor de presión arterial de brazo OMRON HEM-7142 (OMRON, Kyoto, Japón). Se establece el protocolo de medición para la obtención de datos tanto del esfigmomanómetro como del sensor de oximetría. Se mide la presión arterial en 3 momentos distintos, iniciando el experimento con una primera medición con el esfigmomanómetro. Luego se inicia la medición con el sensor MAX30102 por 2 minutos y en simultáneo se realiza una segunda medición de la presión arterial. Finalmente, al terminar la medición de FPG se obtiene una tercera medición de PA (Figura 19). Las tres mediciones serán utilizadas para entrenar a un algoritmo de aprendizaje supervisado que correlacione los puntos de la FPG con los valores de PA.

Para medir la presión arterial se establecen requisitos para el sujeto basados en las recomendaciones de la American Heart Association. El sujeto debe permanecer sentado, con la espalda y pies apoyados, descansando el brazo en una superficie firme y en un ambiente tranquilo. El centro del brazalete del monitor de presión arterial se coloca en el centro del brazo a la altura del corazón. El brazalete debe cubrir por lo menos 80 % de la circunferencia del brazo y dos tercios de la longitud entre el codo y el hombro. Es por esto que como criterio de inclusión para el estudio se establece que las personas deben de ser adultas mayores a 18 años de tal forma que el brazalete pueda colocarse lo suficientemente ajustado. El brazalete se coloca sobre la piel sin ropa, de 1 a 2 cm del codo. Además, durante la medición el sujeto debe permanecer en silencio y sin moverse.

En cuanto a la medición de FPG el sujeto debe insertar el dedo índice en el encapsulamiento y apoyar la mano en la superficie proporcionada para evitar cualquier movimiento que interfiriera con los resultados. El sensor debe quedar por lo menos debajo de la yema del dedo del sujeto. Luego de acomodar la mano del sujeto y permanecer en la posición correcta durante unos segundos se inicia la obtención de datos del sensor por el tiempo establecido. También se realizan pruebas de medición de FPG en la muñeca, donde se siguen los mismos

procedimientos para el dedo, teniendo cuidado que no haya movimientos por parte del sujeto que afecten la señal obtenida. Se realiza una comparación entre ambas áreas de medición para elegir la que mostrara mejores resultados y medir en esa área con los sujetos de prueba.

Para estandarizar las mediciones se establece que el brazalete para la presión arterial se coloque en el brazo izquierdo mientras que el sensor de oximetría se coloque en el brazo derecho. De esta forma se asegura que la compresión del esfigmomanómetro no interfiera con la gráfica de fotopleletismografía y se disminuyeran las fuentes de error.

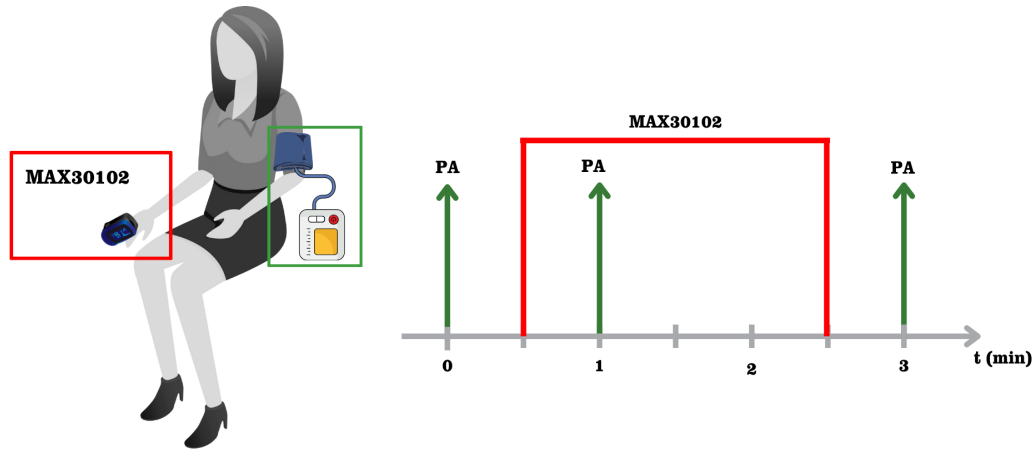


Figura 19: Protocolo de medición de presión arterial y fotopleletismografía en sujetos de prueba
Nota. Elaboración propia

Además de la medición a varios sujetos de prueba, se realiza un segundo tipo de medición, pero solamente para un sujeto para poder encontrar la relación entre la presión arterial y la fotopleletismografía de forma individual y con mediciones puntuales de PA variando durante el día. Se realiza la medición de PA y FPG durante dos minutos siguiendo el protocolo anteriormente descrito, en intervalos de 2 horas durante 3 días. Se realiza la medición durante 12 horas en el día, por lo que se obtendrían 21 conjuntos de datos para analizar.

7.3. Procesamiento de la señal

Se utiliza el software MATLAB (MathWorks, MA, USA) para el análisis y procesamiento de las señales de absorbancia de luz roja e infrarroja en el tejido. El fin del procesamiento es eliminar los artefactos presentes en la señal y así poder analizarla posteriormente. Para comenzar se grafican los datos crudos del sensor y se usa la función "movmean" para calcular la media de los datos con una ventana deslizante de longitud k , que en el caso del LED IR es de 5 muestras y para el rojo es de 10 muestras, de tal forma que se obtenga una onda suavizada.

Para procesar la señal se debe eliminar el desplazamiento de línea base de la señal de fotopleletismografía, que es ocasionado por frecuencias de la respiración o por movimiento. Para esto se aplica la función "detrend" de MATLAB en una ventana de 500 muestras para que la onda de FPG quede centrada. Se establece una ventana de tamaño suficiente tomando

en cuenta que la duración de la señal es de 2 minutos. Seguidamente se realiza la normalización de la señal de forma que ésta comience en cero y se pueda continuar su análisis. Los pasos a seguir para el procesamiento de la señal pueden observarse en la Figura 20, donde se muestra el resultado de aplicar las funciones mencionadas a una señal sinusoidal con ruido y desplazamiento de línea base.

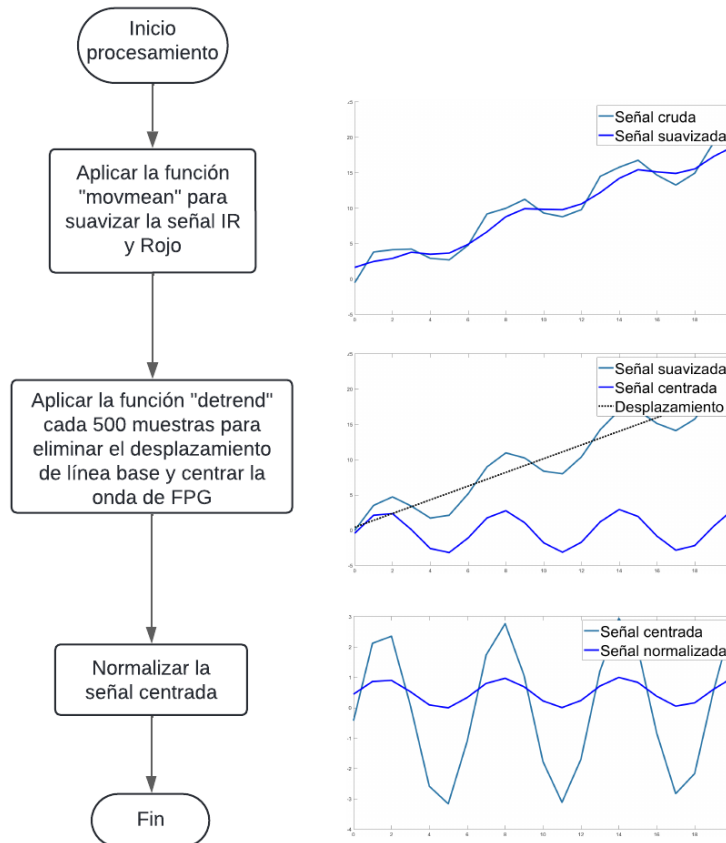


Figura 20: Diagrama de flujo de metodología para procesamiento de señal de FPG

Nota. Elaboración propia

7.4. Identificación de características

La fotopleletismografía mide las variaciones de absorbancia de luz en el tejido a medida que ocurre el ciclo cardíaco. Los cambios de volumen en el tejido pulsátil se atribuyen a la variación de presión en las arterias y son sincrónicos con el pulso por lo que la gráfica resultante se compone de una fase sístole y diástole correspondientes al ciclo cardíaco [16]. Durante la fase sístole el corazón bombea sangre hacia las arterias, por lo que aumenta el volumen a través de los tejidos periféricos y hay un aumento en la presión en las paredes arteriales. El sensor de fotopleletismografía detecta un aumento en la absorción de luz, que se refleja como un aumento en la gráfica de FPG. En la fase diástole o la relajación del

corazón que llena los ventrículos de sangre, disminuye el volumen de sangre en los tejidos periféricos. La luz absorbida en los tejidos es menor, lo que se observa como un descenso en la onda de FPG. También puede ser apreciada una muesca dicrota que corresponde al cierre de la válvula aórtica y se refleja como un valle entre la fase diastólica y sistólica en la onda de FPG. Por lo tanto, es posible extraer puntos clave de la onda de FPG para buscar una correlación entre estos y la presión arterial.

Las características de la FPG que se buscan identificar son el punto diastólico o el punto más bajo de la señal, el punto sistólico o el punto más alto y la muesca dicrota entre estos. La muesca indica el punto intermedio entre la fase diastólica y sistólica del ciclo cardiaco. La extracción de características permite la correlación y conversión de fotopletimografía a presión arterial.

Para identificar los puntos se usa la función de MATLAB "findpeaks", la cual permite encontrar picos en la señal, en este caso la lectura del LED rojo y el IR. Para hallar los picos sístole o valores máximos se utiliza la señal normalizada de ambos LEDs y se establece el parámetro de distancia mínima entre picos para no detectar picos indeseados. Para el caso de los picos diástole o valores mínimos se invierten las señales normalizadas y se aplica nuevamente el parámetro de distancia mínima entre picos.

Para la muesca dicrota se analiza el punto mínimo local que se encuentra entre el pico diástole y el pico sístole, es decir el punto mínimo intermedio en cada latido. Para hallar la muesca se tomó un segmento correspondiente a los datos desde un pico diástole hasta un pico sístole, es decir un latido. En este segmento se utiliza la función "findpeaks" para hallar todos los puntos mínimos del mismo. Seguidamente se validan o filtran sólo los puntos que se encuentran a una distancia mínima del punto diástole de tal forma que se identifique correctamente sólo la muesca de cada latido. Este ciclo se repite para cada latido hasta completar toda la longitud de la señal de FPG. Cabe recalcar que las características y forma de la señal varían según el sujeto al que se haga la medición debido a que la señal fisiológica es única. Por lo tanto, se establecen distancias y parámetros generales que permitan la identificación de los puntos para cada sujeto. Los pasos a seguir para la identificación de características de la onda de FPG se muestra en el diagrama de flujo de la Figura 21.

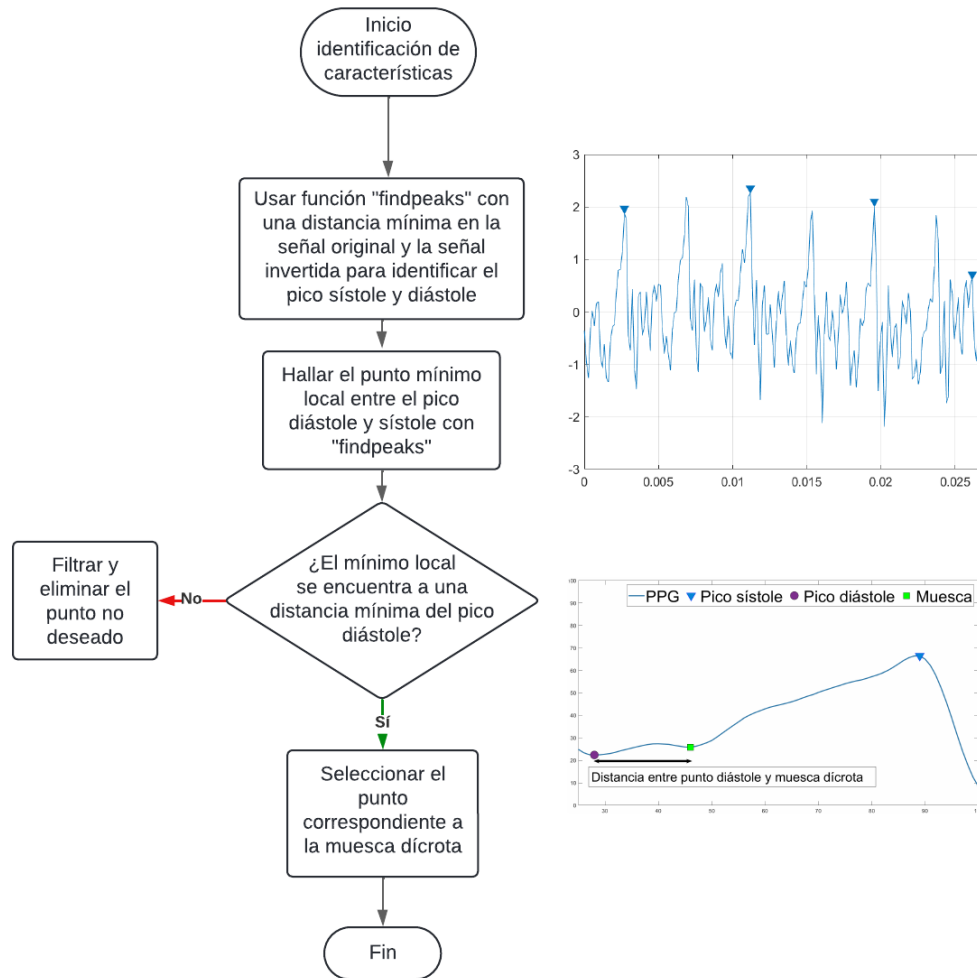


Figura 21: Diagrama de flujo de metodología para identificación de características de FPG

Nota. Elaboración propia

Al identificar los puntos de interés de la señal, el pico sístole, pico diástole y muesca dícota, se exportan las amplitudes y tiempos correspondientes como un archivo .csv. Adicionalmente, se calcula el promedio de las 3 mediciones de presión arterial realizadas por sujeto. Estos serán los puntos de comparación o entrenamiento para un algoritmo que pueda estimar la presión arterial en base a las características extraídas de la fotopletoisgrafía.

7.5. Estimación de presión arterial

Se utiliza el lenguaje de programación R (The R Foundation, IN, USA) para el análisis estadístico, el proceso de selección de datos de los sujetos de prueba y el desarrollo del algoritmo de predicción de la presión arterial. Para crear la base de datos que serán utilizados para entrenar y validar el algoritmo de predicción se realiza un proceso de selección de características de tal forma que cada sujeto tenga el mismo número de datos. Se cuenta el

número de características extraídas por cada sujeto, es decir, la cantidad de puntos sístole o puntos máximos, la cantidad de puntos diástole o puntos mínimos y la cantidad de muescas, tanto para la señal del LED rojo como el infrarrojo. Se realizan cálculos sobre la distribución de la cantidad de características extraídas de todos los sujetos y se encuentran los cuartiles. Se analiza principalmente la cantidad de características de la muesca dícrota ya que en la mayoría de los casos hay menos muescas que puntos máximos y mínimos.

Se utilizan los cuartiles de los números de muescas extraídas de todos los sujetos. Se elige trabajar con el primer cuartil o el 25 % de los datos inferiores de la cantidad de muescas dícrota de la señal IR, que corresponde a 33 características. Esto haría que se seleccionen únicamente 14 de los 20 sujetos de prueba, descartando 6 sujetos de los cuales se extrajeron menos características. Por lo tanto, para cada sujeto habría 33 filas que contienen información sobre el punto máximo, mínimo y la muesca tanto del LED rojo como el infrarrojo. Debido a que se realizan 3 mediciones de presión arterial se divide la muestra de cada sujeto en 3 partes iguales y se calcula el promedio de la amplitud de las características mencionadas. Esto con el fin de correlacionar las variables estimar la presión utilizando los datos de la fotopleletismografía.

Para el caso de las mediciones para un solo sujeto de prueba en intervalos de 2 horas, se construye una base de datos con los promedios de las amplitudes de los picos sístole y diástole extraídos de la FPG en cada periodo de tiempo, además de los valores de presión medidos. Cabe mencionar que para el sujeto de prueba individual no se extraen las muescas dícrota debido a que no son apreciables en la gráfica. Los datos también se recortan de tal forma que cada fila tenga la misma cantidad de filas por cada hora de medición, por lo que se usa la cantidad mínima de características extraídas. En resumen, se tienen dos bases de datos, una con la información de amplitudes de puntos sístole, diástole, muesca y presión arterial de 14 sujetos de prueba y otra con la información de puntos sístole, diástole y presión arterial de un solo sujeto. Ambas bases de datos son utilizadas para realizar el análisis posterior para la estimación de PA.

Para los modelos de predicción se toman como variables dependientes las amplitudes de los puntos máximos, mínimos y muescas de la señal de la FPG del LED rojo e infrarrojo y la variable independiente a predecir es la presión arterial. Para la elaboración de los modelos de predicción se realiza la división de los datos en un segmento de entrenamiento, de donde el algoritmo aprende y encuentra relaciones para predecir, y otro set de prueba, que evalúa la capacidad de predicción del modelo. El conjunto de datos de prueba no es utilizado para el entrenamiento del modelo, por lo que se utiliza para simular datos reales y desconocidos que evalúen la precisión y rendimiento del modelo. La división se realiza tomando el 70 % de los datos para crear el conjunto de entrenamiento y el 30 % restante de prueba. Se realiza una división utilizando un muestreo estratificado de tal forma que para la división de los conjuntos se tenga un valor de presión sístole para cada valor de presión diástole. Esto hace que la proporción de la variable de salida sea adecuada en cada subconjunto y así se evite el sesgo.

Se realiza un modelo de regresión lineal múltiple (RLM), que permite predecir una variable a partir de dos o más variables dependientes. El modelo sigue la siguiente forma:

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k \quad (4)$$

- Donde y es la variable de predicción
- a es el intercepto o el valor de y cuando todas las variables de x son 0
- b_k son los coeficientes de regresión para la k -ésima variable

Se halla la regresión lineal múltiple para los datos de todos los sujetos de prueba y para las mediciones en intervalos de un sujeto. Además, se encuentre una regresión lineal múltiple para cada sujeto, para observar cuál es la variabilidad de los datos y determinar si se puede generalizar la relación.

Un algoritmo de machine learning (ML) es un modelo computacional que a partir de un conjunto de datos puede generar reglas y procesos para aprender, descubrir datos y patrones o predecir valores de salida. Existen distintos tipos de aprendizaje para un algoritmo de ML, el aprendizaje supervisado, el no supervisado y el aprendizaje profundo (Deep-learning). El aprendizaje supervisado es una técnica en la cual el algoritmo aprende a partir de un conjunto de datos que incluye el resultado real que se busca modelar [101]. El modelo se entrena con un grupo de datos de entrada y de salida conocidos, con el objetivo de que sea capaz de predecir un valor de salida desconocido a partir de datos de entrada. Al entrenar el modelo este realiza predicciones del dato de salida y se pueden validar usando un conjunto de datos de validación o prueba que contienen los datos reales de salida. A partir de esto se encuentra la precisión o la capacidad del modelo de predecir correctamente el dato.

Existen dos tipos de modelos de aprendizaje supervisado. Los modelos de clasificación pueden asignar etiquetas discretas o devolver una variable categórica. Los modelos de regresión pueden predecir valores cuantitativos continuos. El presente proyecto busca predecir los valores de presión sistole y diástole a partir de las características extraídas de las señales de fotopleletismografía, por lo que el algoritmo que se debe utilizar es un modelo de aprendizaje supervisado de regresión ya que la variable de salida es un valor continuo.

Se trabaja con el algoritmo de Machine Learning de Random Forest Regressor para la predicción de los valores de presión arterial sistole y diástole a partir de las características extraídas de la FPG. Random Forest (RF) es un algoritmo de aprendizaje supervisado que puede realizar clasificación o regresión. Este modelo combina múltiples árboles de decisión para hacerlo más robusto [102]. Un árbol de decisión divide los datos en sets homogéneos o subconjuntos y se basa en las características de los datos para realizar predicciones. No obstante, el árbol de decisión puede llevar a un sobreajuste, es decir, el modelo se ajusta muy bien a los datos de entrenamiento, mostrando una alta precisión, pero muestra un bajo rendimiento para datos nuevos ya que no es capaz de generalizar. Por lo tanto, el modelo de Random Forest disminuye el sobreajuste al utilizar distintos árboles de decisión, seleccionando para cada uno una muestra aleatoria de datos de entrenamiento con reemplazo. Luego se combinan los resultados de los árboles de decisión, devolviendo el promedio del valor predicho para el caso de una regresión. El modelo de Random Forest permite predecir valores continuos, puede trabajar grandes cantidades de datos y puede encontrar relaciones no lineales entre variables de entrada y de salida [102].

El modelo de Random Forest se escribe utilizando los parámetros de `n`tree de 100, que es el número de árboles de decisión que se utilizan para la predicción y `m`try de 1, que es el número de variables seleccionadas aleatoriamente para cada división. El modelo se entrena utilizando el conjunto de datos “train” donde se ingresan los valores de las amplitudes de la FPG y los valores de la presión arterial como variable a predecir.

7.6. Validación de resultados

Para la validación de los resultados de predicción de presión sistole y diástole de los algoritmos escritos se utilizan distintas métricas estadísticas calculadas comparando el valor predicho por el segmento de prueba con el valor real. Las métricas a usar son el MAPE (error porcentual medio absoluto, por sus siglas en inglés), el RMSE (Raíz cuadrada del error cuadrático medio), MAE (Error medio absoluto), MSE (Error cuadrático medio) y R^2 . El RMSE es la diferencia promedio esperada entre un valor predicho y el valor real. Es la desviación estándar de la diferencia. El MAE es la media de todos los errores absolutos de predicción, los cuales son la diferencia entre el valor real y el valor predicho. El MSE medio es la diferencia cuadrática entre el valor predicho y el valor real en promedio, su unidad es al cuadrado. El R^2 es una medida de correlación de las características con el objetivo, es decir, a qué porcentaje más cercano a los valores reales se encuentran las predicciones. Mientras más cerca es R^2 a 1 significa que más varianza del valor objetivo pueden explicar las características, lo que quiere decir que es más probable que hay variables importantes que lleven a predicciones precisas. Todas las métricas de evaluación de rendimiento de los modelos se calculan programando en R donde se comparan los valores reales con los valores de predicción.

También se utilizan otras métricas según el modelo como la importancia de las variables que alimentan el modelo, en el caso del algoritmo de Random Forest. Estas son el índice de Gini (IncNodePurity) para cada nodo de los árboles, lo que mide el impacto de cada característica en la pureza de los nodos. Además, se mide el aumento porcentual de error cuadrático medio cuando una variable se elimina o permuta aleatoriamente (%IncMSE), por lo que si el valor es alto significa que la variable es importante para el modelo ya que si se elimina aumentaría el error del modelo.

Se vuelven a encontrar las métricas previamente descritas para ambos modelos de predicción, pero sin utilizar el segmento de prueba. Se utiliza un nuevo conjunto de datos de una medición con el sensor MAX30102 para un sujeto de prueba. También se realiza la medición de presión utilizando el esfigmomanómetro OMRON y se realiza una nueva medición utilizando el modo de medición de presión a arterial no invasiva (NIBP, por sus siglas en inglés) del monitor de signos vitales de cabecera Nihon Kohden Vismo PVM-2701 (Nihon Kohden, Tokyo, Japón). Se trabaja con 8 mediciones distintas de FPG y se compara la predicción de la presión arterial utilizando el ambos modelos, RLM y RF para validar la capacidad de predicción y generalización ante nuevos datos.

7.7. Implementación en tiempo real

Para la implementación del sistema de monitoreo predictivo de presión arterial se elabora una interfaz gráfica utilizando MATLAB App Designer. Esto con el fin de ejecutar de manera más automática todos los pasos desde la obtención de la señal de fotopletiografía hasta la predicción de presión a través de un algoritmo. Para la implementación se presiona un botón que inicia la medición con el sensor MAX30102 por un tiempo de 2 minutos. Luego de este periodo, la aplicación automáticamente realiza los pasos del procesamiento de la señal y la identificación de características de la FPG. Asimismo, al extraer las amplitudes

de las características del LED rojo e infrarrojo se calcula su promedio y se envían los datos directamente al código de R donde se implementa el modelo de predicción de la presión arterial. Los valores de sístole y diástole predichos son enviados a MATLAB donde al presionar el botón de predicción de presión se despliegan en la interfaz (Figura 22).

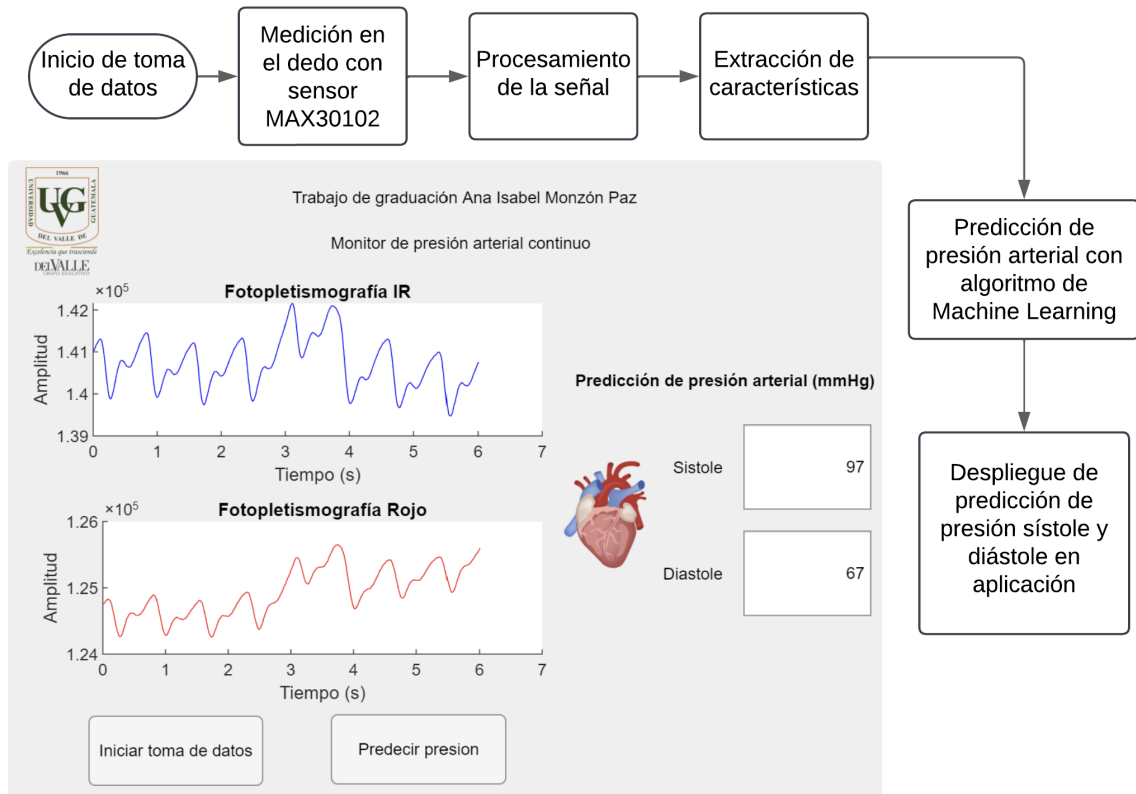


Figura 22: Diagrama de flujo de aplicación de MATLAB App Designer para implementación de sistema de predicción de presión arterial

Nota. Elaboración propia

8.1. Obtención de señal de sensor MAX30102

8.1.1. Selección de parámetros y pruebas preliminares

Se realizaron diversas mediciones con el sensor MAX30102 utilizando distintos parámetros de configuración. El sensor puede configurar el brillo de los LEDs, el promedio de muestras, la frecuencia de muestreo, el ancho de pulso del LED y el rango ADC (conversor analógico a digital). Se variaron los últimos 4 parámetros los cuales tenían mayor efecto en lectura de la onda de fotopleletismografía. Con una frecuencia de muestreo de 50 Hz se observó una cantidad muy limitada de muestras en la onda, de 250 para 10 segundos, por lo que la onda puede verse suave, pero no hay suficientes datos para analizar cambios significativos (Figura 23A). Para la segunda prueba se observó que al aumentar el promedio de muestras se disminuye la cantidad de datos recibidos, teniendo 250 muestras a pesar de tener una mayor frecuencia (Figura 23B). Con la tercera prueba se aumentó el número de muestras a 2000 en 10 segundos, sin embargo, la señal resultó muy ruidosa (Figura 23C). Finalmente, con los valores de la cuarta prueba se obtuvieron resultados satisfactorios con suficientes muestras ya que se aumentó a 1000. Además, hubo poca generación de ruido por lo que se eligieron las configuraciones para realizar las mediciones con el sensor (Figura 23D).

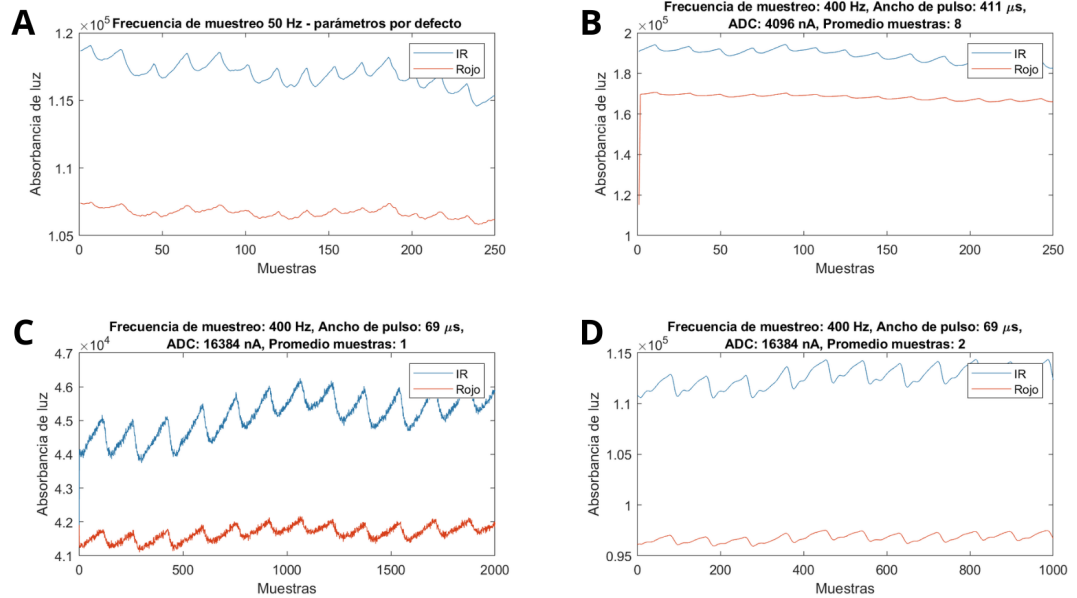


Figura 23: Variación de parámetros de configuración en sensor MAX30102

Nota. Elaboración propia

8.1.2. Definición de área de medición

Se realizaron pruebas de medición en la arteria radial utilizando una pulsera y en el dedo índice utilizando un encapsulamiento, ambos impresos en 3D. La medición de 10 segundos en la arteria radial en la muñeca del sujeto resulta ruidosa, mientras que la lectura de 10 segundos en el dedo índice presenta una gráfica más suavizada (Figura 24). También se observa cómo la señal tiene un desplazamiento de línea base o un offset en el tiempo, disminuyendo en la lectura de la arteria radial y aumentando en la lectura del dedo. Asimismo, se observa cómo la lectura del LED rojo muestra más ruido que la lectura del LED infrarrojo. Se eligió realizar las mediciones en los sujetos de prueba en el dedo índice de tal forma que se puedan extraer las características necesarias para la correlación de la FPG con la presión arterial.

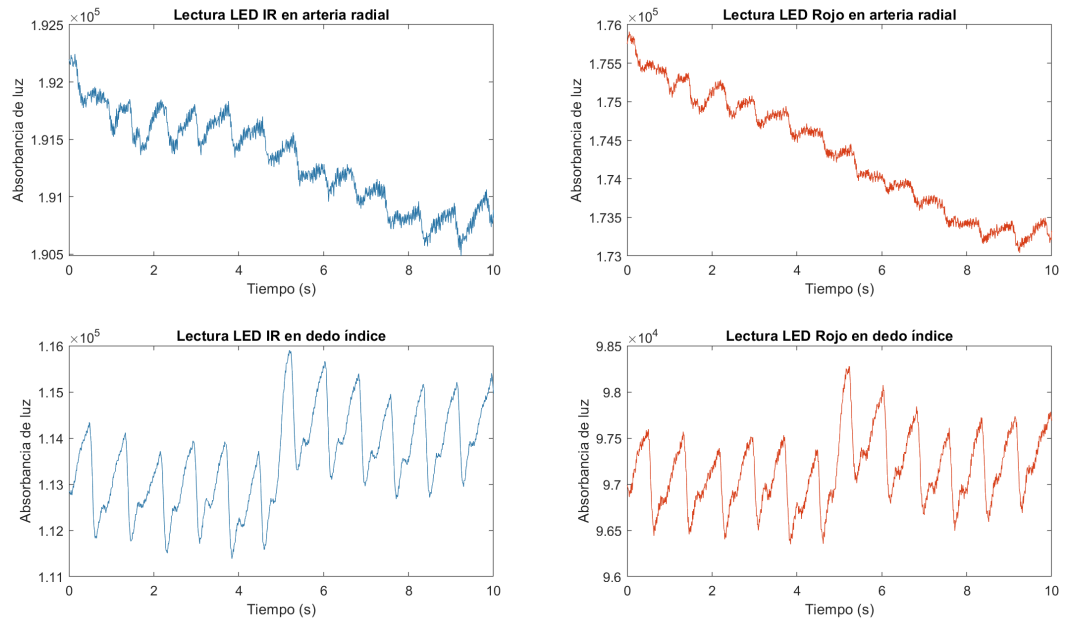


Figura 24: Lecturas de sensor en arteria radial vs dedo índice

Nota. Elaboración propia

8.2. Protocolo de medición de fotopletismografía y presión arterial en sujetos de prueba

Se realizó la medición de 29 sujetos de prueba, en el rango de edad de 18 a 76 años. Se midieron 16 mujeres y 13 hombres. Se siguió el protocolo de medición descrito en la Sección 7.2 para medir tanto la presión arterial como la fotopletismografía simultáneamente. El valor promedio de la presión de todos los sujetos fue de 114/71 mmHg. Se observa la distribución de las lecturas promedio de presión arterial de los sujetos de prueba según su sexo (Figura 25). Hubo variaciones en la presión de todos los sujetos, en general la presión sistólica de los sujetos masculinos es mayor y tiene mayor distribución que la de los sujetos femeninos, pero también se observan datos atípicos para tres mujeres con presión elevada, de hasta 138 mmHg. En cuanto a la presión diastólica hay mayor distribución para los sujetos femeninos y los valores muestran más distribución que los masculinos, los cuales mostraron datos atípicos de 57 mmHg y 89 mmHg como mínimo y máximo en esta presión.

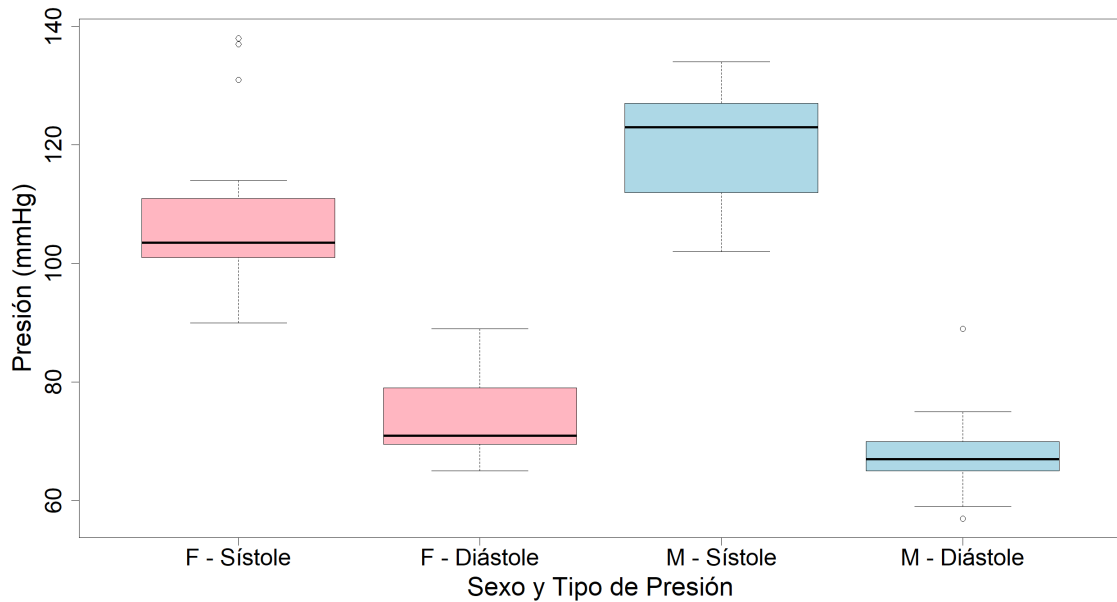


Figura 25: Promedio de tres mediciones de presión sístole y diástole de sujetos de prueba
Nota. Elaboración propia

Se observa la variación de la presión arterial de un solo sujeto de prueba y los promedios de la presión sístole y diástole en intervalos de 2 horas en 3 días distintos (Figura 26). Se observa que la presión varía durante el día y en promedio muestra una tendencia de aumento a partir de las 14:00 horas. Para este sujeto se obtuvieron mediciones desde 87/77 mmHg hasta 108/81 mmHg.

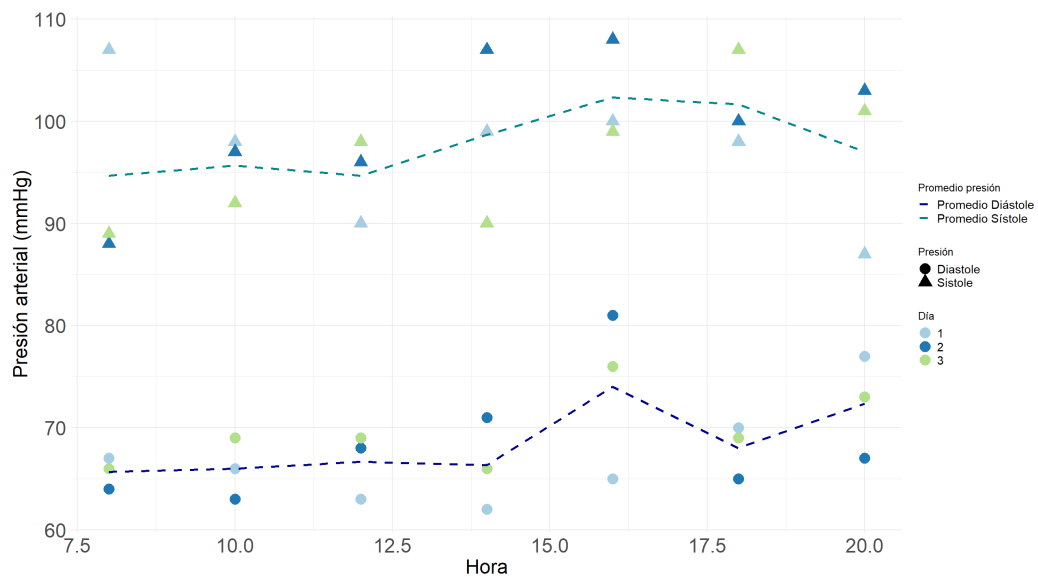


Figura 26: Variación de presión arterial de un sujeto durante 12 horas por 3 días
Nota. Elaboración propia

Se obtuvo una medición del sensor durante 2 minutos para un sujeto de prueba (Figura 27A) junto con un segmento de 3.5 segundos donde se observa la forma de onda del LED rojo e IR (Figura 27B). Se puede observar cómo la señal muestra un desplazamiento de línea base causado por la respiración y movimiento del sujeto. Además, se observa que la onda de FPG muestra el comportamiento esperado, con una muesca visible entre el punto diástole y el punto sístole.

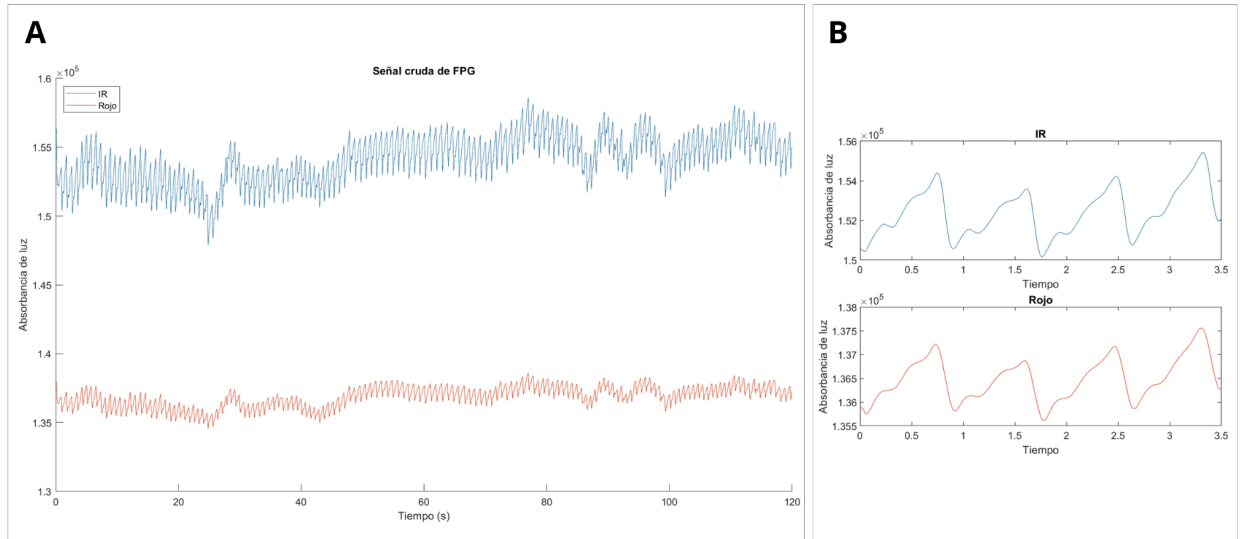


Figura 27: Señal cruda de fotopleletismografía de un sujeto de prueba. A) Medición de FPG de 2 minutos. B) Segmento de medición de FPG de 3.5 segundos.

Nota. Elaboración propia

Se compararon las lecturas normalizadas del LED rojo e infrarrojo de 4 sujetos de prueba en un tiempo de 10 segundos (Figura 28). Se observa cómo la forma de onda de algunas personas no presenta una muesca dicrota mientras que en otros sujetos fue más pronunciada o constante. La amplitud de las lecturas de FPG varían por sujeto y se observa que, en general, la amplitud del LED infrarrojo es mayor que la del LED rojo.

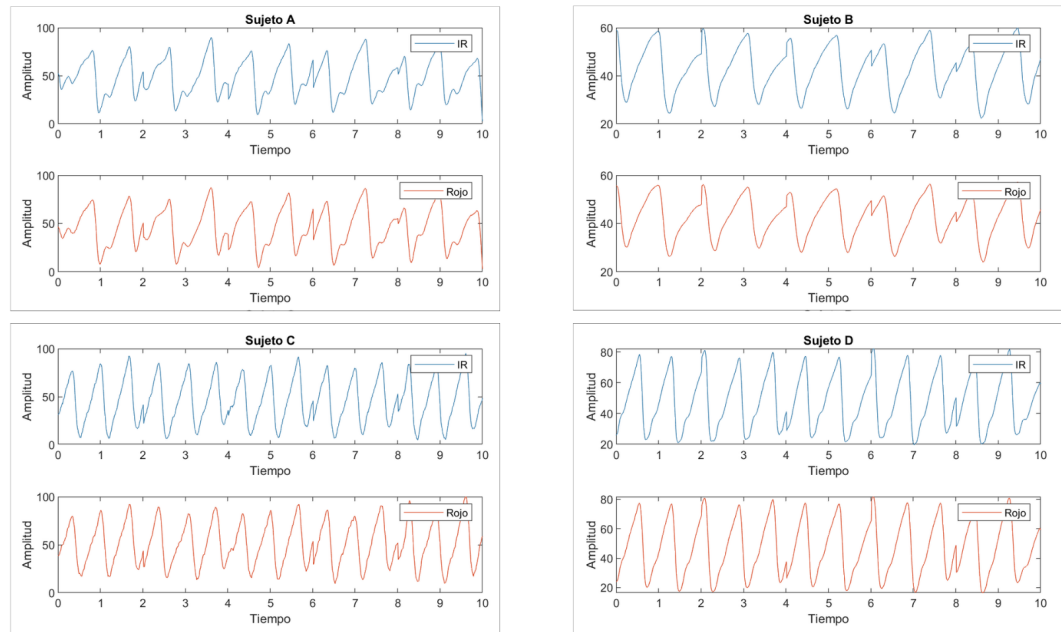


Figura 28: Lecturas normalizadas de LED rojo e infrarrojo de 4 sujetos de prueba

Nota. Elaboración propia

8.3. Extracción de características de la señal FPG

Las ondas mostraron un desplazamiento de línea base ocasionado por frecuencias como la respiración del sujeto o movimiento, por lo que se debía eliminar para su posterior análisis. Al aplicar la función “detrend” de MATLAB cada 500 muestras de la señal se obtuvo una onda centrada en 0. En el siguiente paso se obtuvo una señal normalizada empezando en 0 y con disminución del desplazamiento de línea base. Se observa el procesamiento de la señal aplicada en un segmento de 20 segundos para las lecturas del LED rojo e infrarrojo de un sujeto de prueba (Figura 29). Se pudo disminuir considerablemente el movimiento de la señal que se observaba entre los segundos 4 y 8 del segmento de la señal cruda tanto del LED IR como el Rojo.

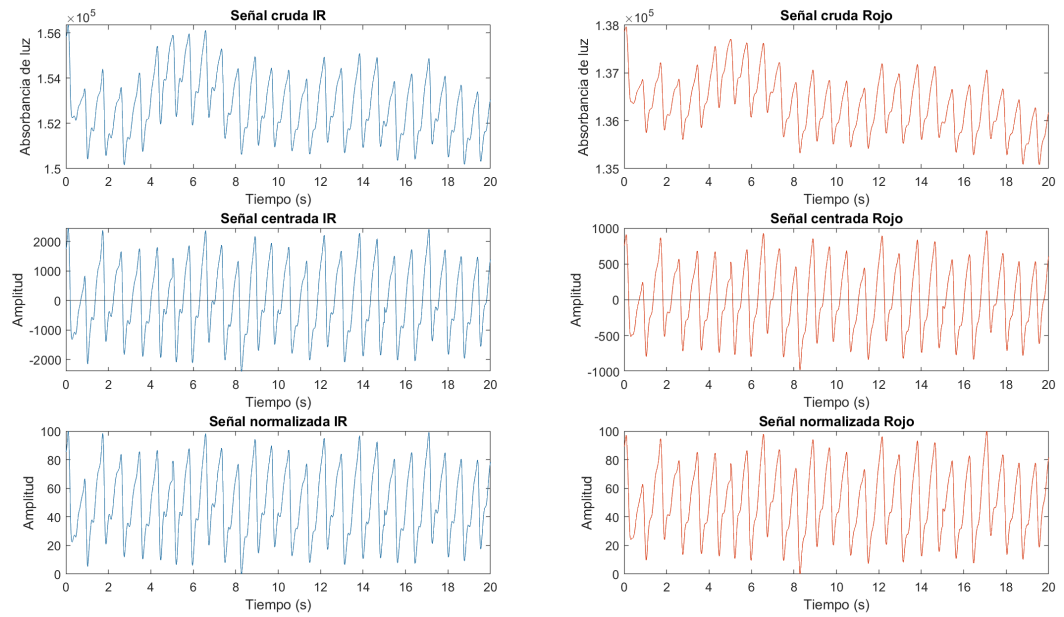


Figura 29: *Procesamiento de FPG para eliminación de desplazamiento de línea base y normalización*
Nota. Elaboración propia

Se encontraron los puntos de interés de la señal de fotopletoangiografía del LED rojo e infrarrojo. Se identificaron el punto sístole correspondiente al valor máximo de la onda, el punto diástole correspondiente al valor mínimo y una muesca que es un valor mínimo que se encuentra entre los primeros dos puntos. Se observa la extracción exitosa de las tres características de la duración de 2 latidos de un sujeto (Figura 30B). Asimismo, en la lectura de 2 minutos se observa que no en todos los latidos es apreciable una muesca dícrota, sino que sólo se pueden extraer las posiciones del punto sístole y diástole (Figura 30A).

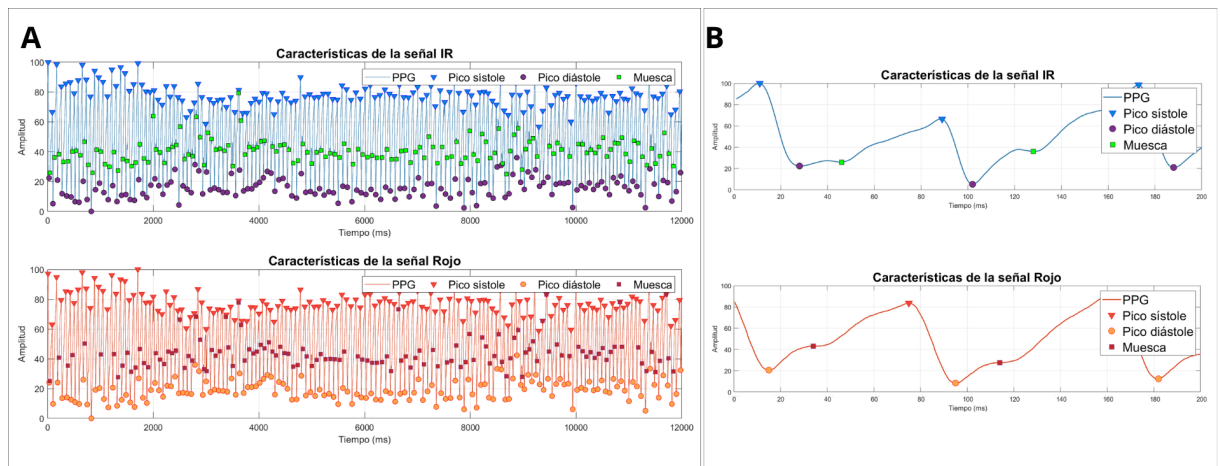


Figura 30: *Identificación de características sístole, diástole y muesca de FPG*
Nota. A) Características de onda FPG de 2 minutos. B) Segmento características extraídas de onda de FPG. Elaboración propia

8.4. Estimación de presión arterial

De los 29 sujetos de prueba se descartaron 9 señales de FPG de sujetos que mostraban mucho ruido o movimiento por parte del sujeto y no se podían extraer las características. Se observa la diferencia en la calidad de distintas señales de FPG (Figura 31). Las señales descartadas mostraban artefactos que hacen imposible la extracción de características para el posterior análisis de las mismas, por lo que solamente se eligieron señales sin ruido.

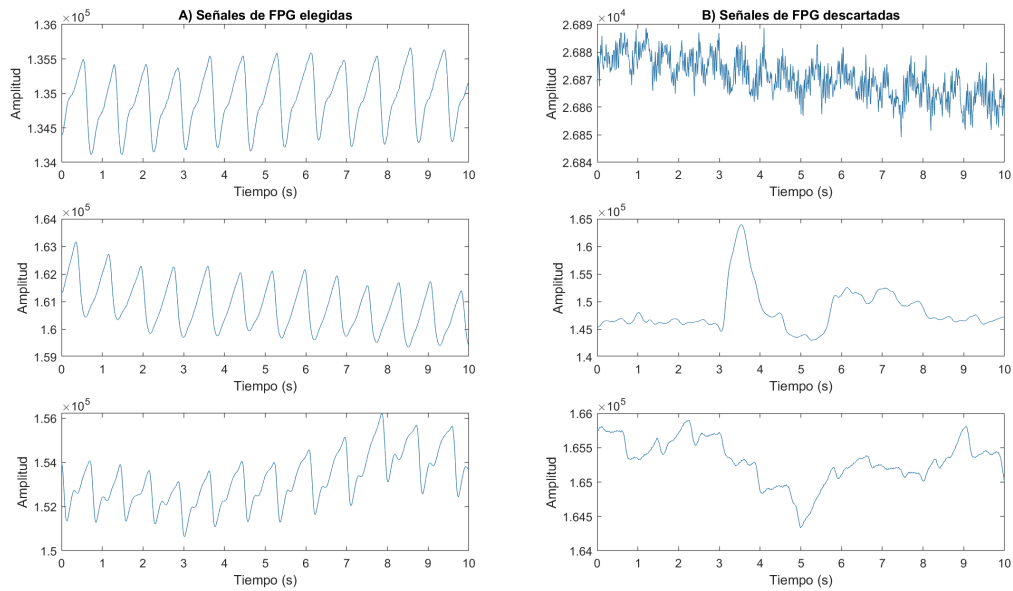


Figura 31: Comparación de señales de FPG elegidas para análisis VS descartadas por presencia de artefactos

Nota. (A) Señales elegidas (B) Señales descartadas. Elaboración propia

Se observa la comparación del promedio de las amplitudes del punto sistólico y del punto diastólico de la FPG del LED rojo e infrarrojo de los 20 sujetos de prueba seleccionados y los valores de presión arterial sistole y diástole medidos con el esfigmomanómetro (Figura 32). Se halló la ecuación de regresión lineal para la relación de las características con la presión para modelar la tendencia general de los puntos. El valor de R^2 indica que la línea de ecuación explica la relación en los datos, al obtener un valor de 0.759 y 0.676 para las características del LED IR y rojo respectivamente, se concluye que la relación de los datos no es perfectamente lineal, pero sí hay relación entre ambas variables.

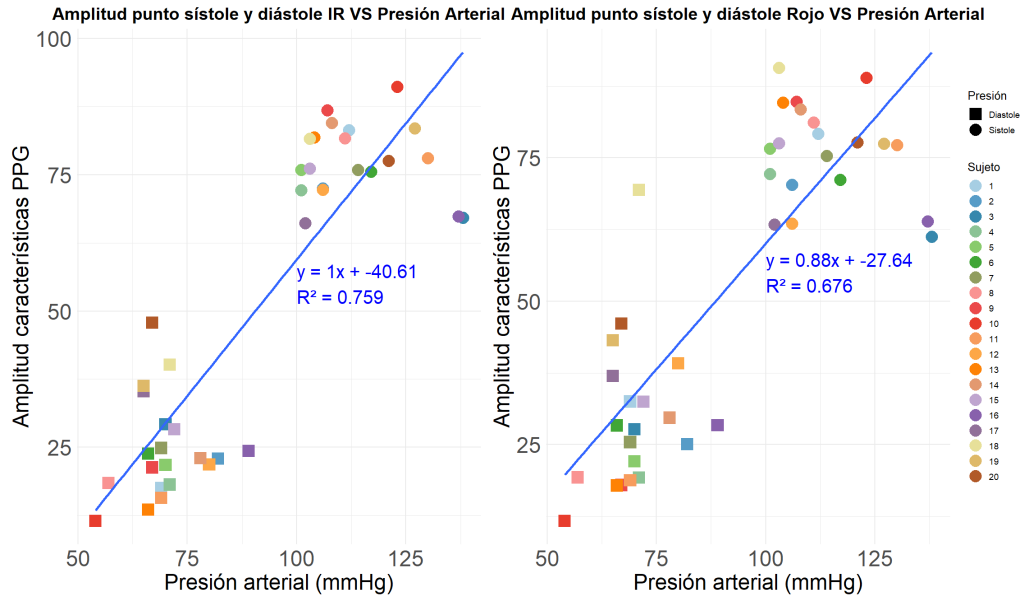


Figura 32: Diagrama de dispersión de amplitud de puntos máximos y mínimos de FPG de 20 sujetos de prueba contra valores de presión sístole y diástole

Nota. Elaboración propia

En cuanto a la distribución de las amplitudes de las mediciones de un solo sujeto de prueba en distintos intervalos de tiempo, también se encontraron las ecuaciones lineales que describen la relación entre la amplitud de los puntos máximos y mínimos de la FPG y la presión arterial. Se observa que, para una sola persona, también hay una relación fuerte entre estas variables ya que el valor de R^2 para los datos del LED IR y rojo fueron 0.767 y 0.771 respectivamente (Figura 33). Las amplitudes de los puntos extraídos de la FPG para este sujeto se muestran dispersas, incluso más que las amplitudes de los sujetos de prueba distintos.

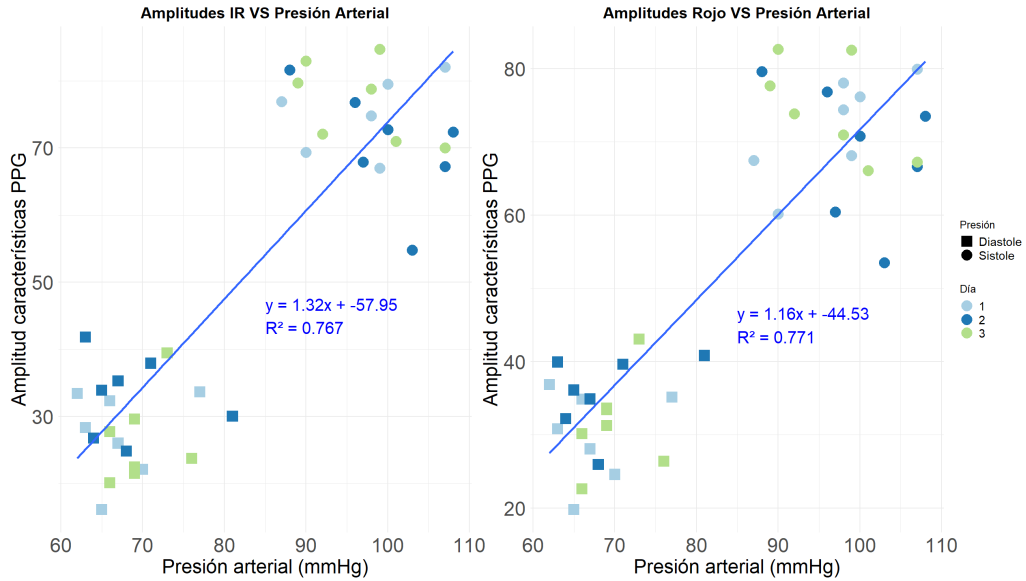


Figura 33: Diagrama de dispersión de amplitud de puntos máximos y mínimos de FPG de un sujeto contra valores de presión sistole y diástole

Nota. Elaboración propia

Para la medición de los sujetos de prueba se realizó un proceso de selección de características. Se encontró la distribución del número de características extraídas por todos los sujetos. Se observa que para los puntos máximos (punto sistole) y puntos mínimos (punto diástole) tanto de la lectura del LED rojo como el infrarrojo se obtuvo una cantidad de características mayor a 100 (Figura 34). Sin embargo, para la muesca dícrota se observa que hay una menor cantidad de características extraídas. Los cuartiles correspondientes al 25 %, 50 % y 75 % de los datos de la muesca del LED infrarrojo son 33, 57 y 103 respectivamente, mientras que los cuartiles para la muesca del LED rojo son 41.5, 68.5 y 116 características. Se utilizó este análisis para recortar la cantidad de características que serían utilizadas para el entrenamiento de los modelos de predicción de presión arterial de tal forma que cada sujeto tenga la misma cantidad de filas y los datos estén balanceados. Se utilizó el primer cuartil del LED infrarrojo para seleccionar la cantidad mínima de características necesarias para la predicción de PA. Por lo tanto, de los 20 sujetos de prueba, solamente se utilizó la información de 14 sujetos.

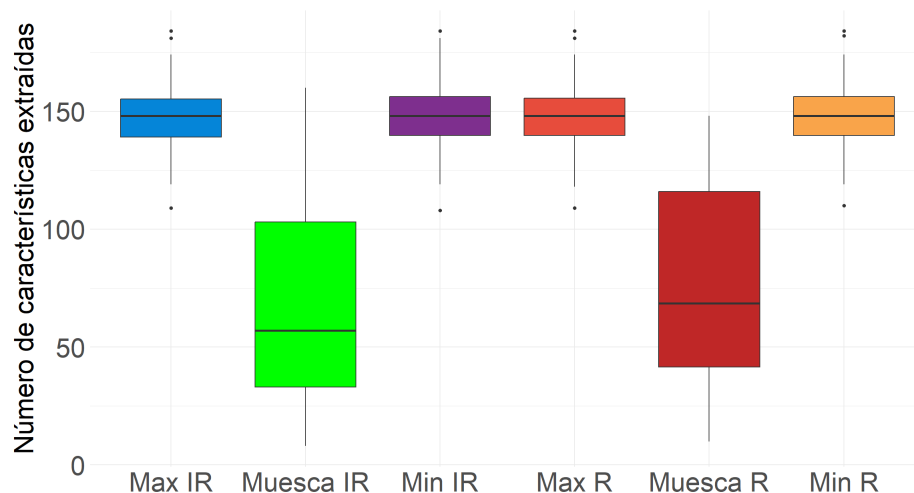


Figura 34: *Distribución del número de características extraídas de la FPG*

Nota. Elaboración propia

En cuanto a un solo sujeto de prueba se utilizaron solamente las amplitudes de los puntos sistólicos y puntos diastólicos de la FPG debido a que para esta persona no fue visible la muesca dícrota. También se cortaron los datos de tal forma que hubiera la misma cantidad de filas por cada hora de medición. Se utilizó la cantidad mínima de características, en este caso 154.

Los resultados de los modelos de RLM son dos ecuaciones distintas, una para los 14 sujetos de prueba y otra para un solo sujeto. Para los 14 sujetos de prueba se obtuvo la ecuación:

$$y = 59.74 + 1.299 * AmplitudIR - 0.540 * AmplitudRojo - 0.276 * MuescaIR + 0.116 * MuescaRojo \quad (6)$$

Para un solo sujeto de prueba se obtuvo la ecuación:

$$y = 49.75 + 0.496 * AmplitudIR + 0.143 * AmplitudRojo \quad (7)$$

Para ambos modelos de Random Forest son muy importantes las variables de Amplitud IR y Amplitud Rojo, ya que tienen valores de importancia de variables o incremento porcentual del error cuadrático medio de 11.18 %, 10.64 %, 9 % y 8.56 % para cada modelo respectivamente (Cuadro 2). De la misma manera, las variables muestran valores altos de pureza de nodo o índice de Gini. Sin embargo, las muescas dícrota tienen menor importancia, con un porcentaje de -0.89 % y 0.51 % para el modelo de 14 sujetos de prueba.

Modelo	Variable	Incremento de error (%)	Pureza de nodo
RF para 14 sujetos	Amplitud IR	11.18	18,721.17
	Amplitud Rojo	10.64	19,157.92
	Muesca IR	-0.89	3,323.99
	Muesca Rojo	0.51	3,856.92
RF para 1 sujeto	Amplitud IR	9.00	5,339.81
	Amplitud Rojo	8.56	4,769.28

Cuadro 2: Resultados para modelos de Random Forest Regressor

Nota. Elaboración propia

8.5. Validación de resultados

Para el modelo de RLM entrenado por los datos de 14 sujetos de prueba se obtuvo un MAPE, RMSE, MAE y MSE mayores que para el modelo de RF. El porcentaje de error de RF (3.21 %) es considerablemente menor que el de RLM (11.58 %), lo que sugiere que el primero es más preciso. En promedio, las mediciones de RF se alejan 2.82 mmHg de los valores reales, mientras que las mediciones de RLM se alejan 9.87 mmHg. El MSE (139.96) de RLM es notablemente mayor que el de RF (14.58), por lo que la dispersión de los errores es menor para este último. Asimismo, el valor de R^2 fue de 0.98 para el modelo de RF lo que indica que predice mejor los resultados que el modelo de RLM con un R^2 de 0.76 (Cuadro 3).

Modelo	MAPE	RMSE	MAE	MSE	R^2
Regresión lineal múltiple	11.58	11.83	9.88	139.96	0.76
Random forest regressor	3.21	3.82	2.92	14.58	0.98

Cuadro 3: Métricas para modelos de predicción de 14 sujetos de prueba

Nota. Elaboración propia

Para el conjunto de prueba de los modelos entrenados con las características de FPG de los 14 sujetos de prueba se observa cómo los datos de predicción del algoritmo de RF son más cercanos a los valores de presión sistole y diástole que los valores predichos por el algoritmo de RLM (Figura 35). Se puede observar cómo para algunos sujetos el modelo RF predice con más precisión el valor de presión diástole y para otros casos predice mejor la presión sistole. Asimismo, se puede notar que en algunos casos los modelos pueden sobreestimar o subestimar los valores de presión.

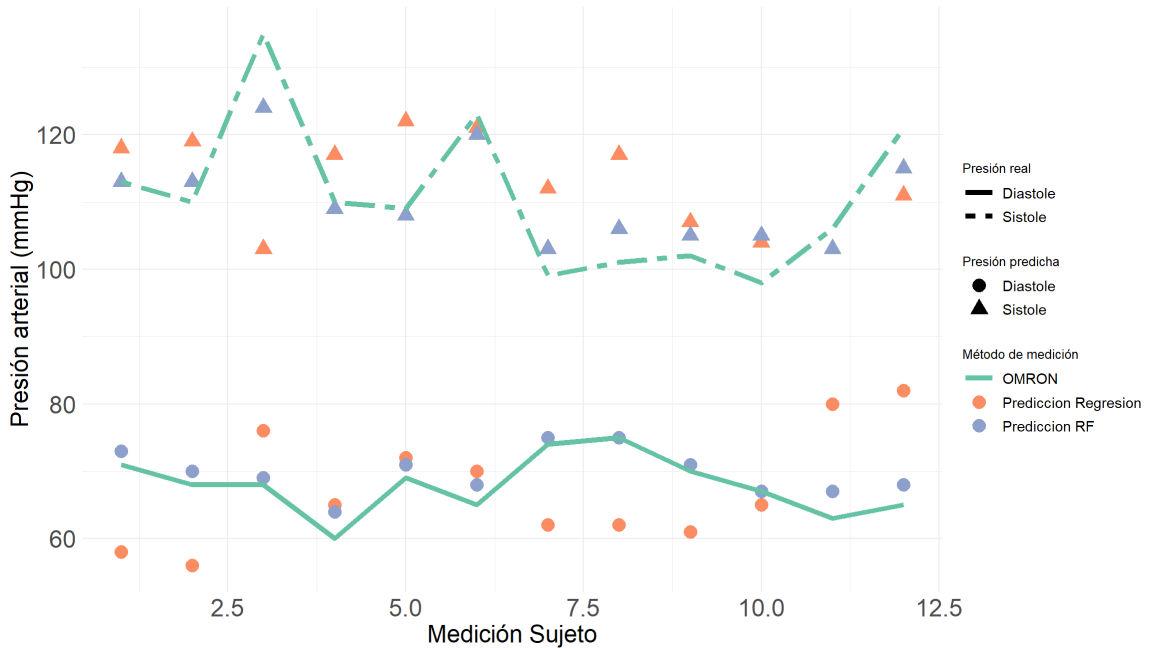


Figura 35: Gráfico de valores reales de presión arterial y predicciones de modelos RF y RLM para 14 sujetos de prueba

Nota. Elaboración propia

Al calcular las diferencias entre el valor real de presión medido con el esfigmomanómetro y el valor predicho de presión se observa cómo el modelo de RLM tiene una distribución mayor al modelo de RF para los valores de diástole, pero para la presión sistólica hay menos variabilidad (Figura 36). También se observa un dato atípico en la predicción de la presión sistólica predicha por RLM. Por otro lado, el modelo de RF muestra menor distribución para la presión diastólica. Al tener poca diferencia entre los valores reales y los predichos, este modelo tiene mejor capacidad de predecir la presión diastólica que la sistólica. Cabe mencionar que las diferencias son positivas para RF por lo que sobreestima un poco la presión. Por otro lado, para RLM las diferencias son positivas para los valores de sístole mientras que para los valores de diástole son negativas, por lo que este valor tiende a subestimarlos más.

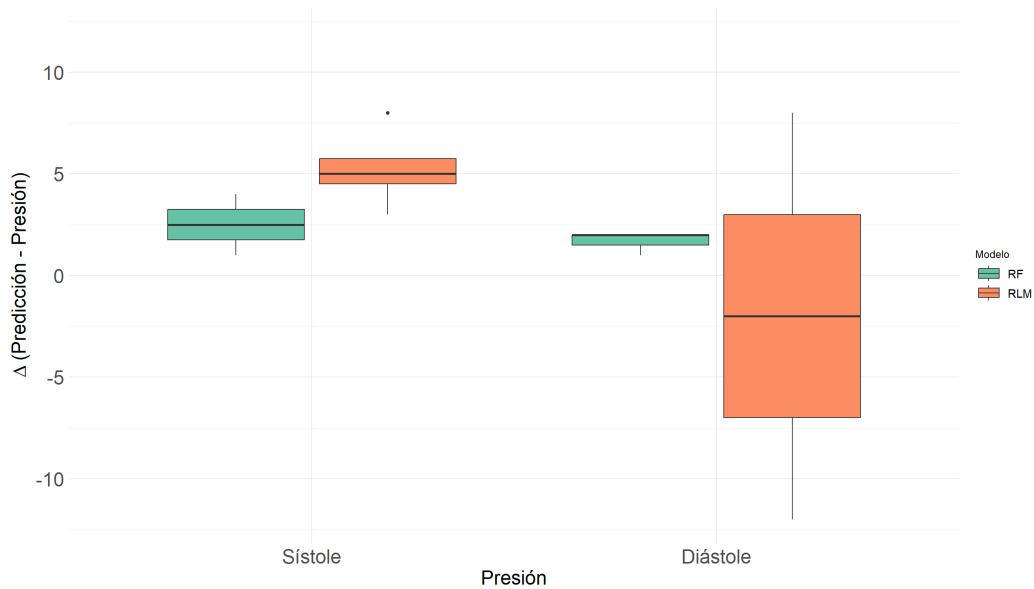


Figura 36: Diferencias entre el valor real de presión y la predicción de modelos RF y RLM para 14 sujetos de prueba

Nota. Elaboración propia

Para el modelo de RLM entrenados con los datos un solo sujeto de prueba se obtuvieron los valores de MAPE, RMSE, MAE y MSE mayores que para el modelo de RF. El porcentaje de error de RF (3.12 %) es menor pero cercano al de RLM (5.74 %), por lo que ambos son precisos, pero RF es mejor. En promedio, las mediciones de RF se alejan 3.86 mmHg de los valores reales, mientras que las mediciones de RLM se alejan 6.45 mmHg. El MSE (41.67) de RLM sigue siendo mayor que el de RF (14.91), pero se redujo la diferencia entre ambos. El valor de R^2 fue de 0.93 para el modelo de RF mientras que el R^2 de RLM fue 0.84 (Cuadro 4). Se observa una mejora en los resultados del modelo de RLM para un sujeto de prueba específico comparado con el modelo de RLM para 14 sujetos de prueba. Sin embargo, las métricas de error de RF para los distintos datos de entrenamiento no variaron tanto como (Cuadros 3 y 4).

Modelo	MAPE	RMSE	MAE	MSE	R^2
Regresión lineal múltiple	5.74	6.45	5.00	41.67	0.84
Random forest regressor	3.13	3.86	2.75	14.92	0.93

Cuadro 4: Métricas para modelos de predicción de un sujeto de prueba

Nota. Elaboración propia

Para distintas mediciones de presión el modelo RF se acerca más al valor real y para otras mediciones también se acerca el valor de predicción del modelo de RLM, pero en otras mediciones las predicciones de ambos modelos se alejan del valor real (Figura 37). Puede haber una diferencia entre la precisión de predicción de la presión sistólica y diastólica, ya que la mayoría de predicciones de valores sistole se subestima al comparar con el valor real, pero para los valores de presión sistole hay tanto subestimaciones como sobreestimaciones.

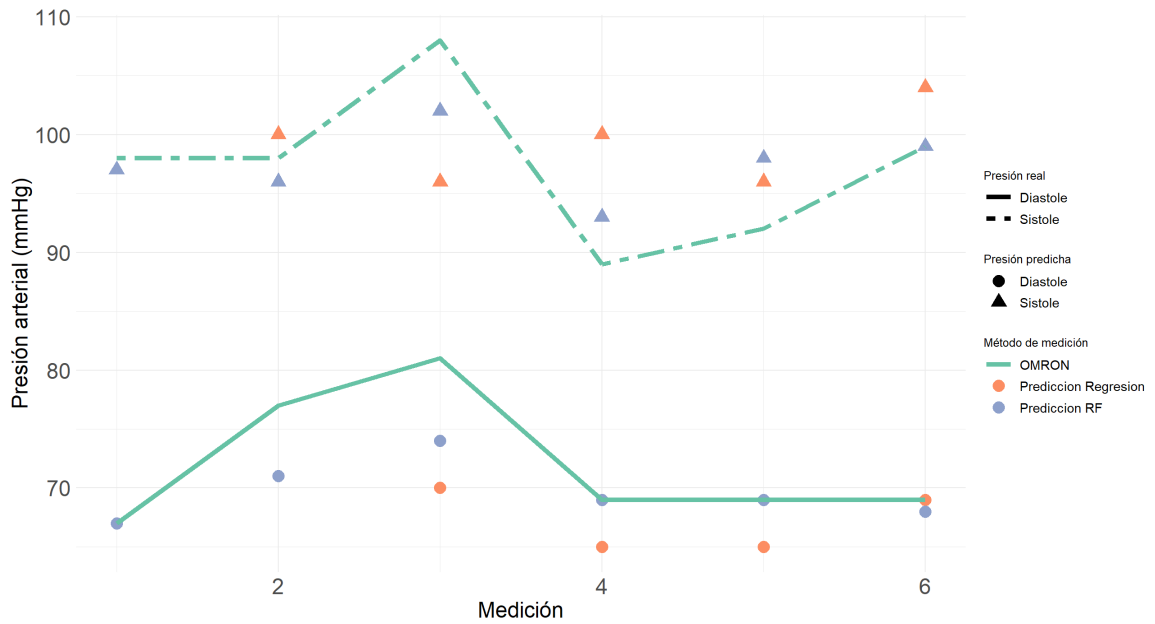


Figura 37: Gráfico de valores reales de presión arterial y predicciones de modelos RF y RLM para un sujeto de prueba

Nota. Elaboración propia

Para los modelos entrenados para un sujeto se observa que la distribución de la presión sistólica es menor que para la presión diastólica y los valores se encuentran más cercanos a cero, por lo que ambos modelos tienen mejor capacidad de predicción para este valor. También se observa que el modelo de RF tiene menor diferencia entre el valor de predicción y el valor real que el modelo de RLM (Figura 38). Además, para ambos modelos la diferencia entre la predicción y el valor real es negativa, lo que indicaría que los modelos subestiman la presión tanto sístole como diástole.

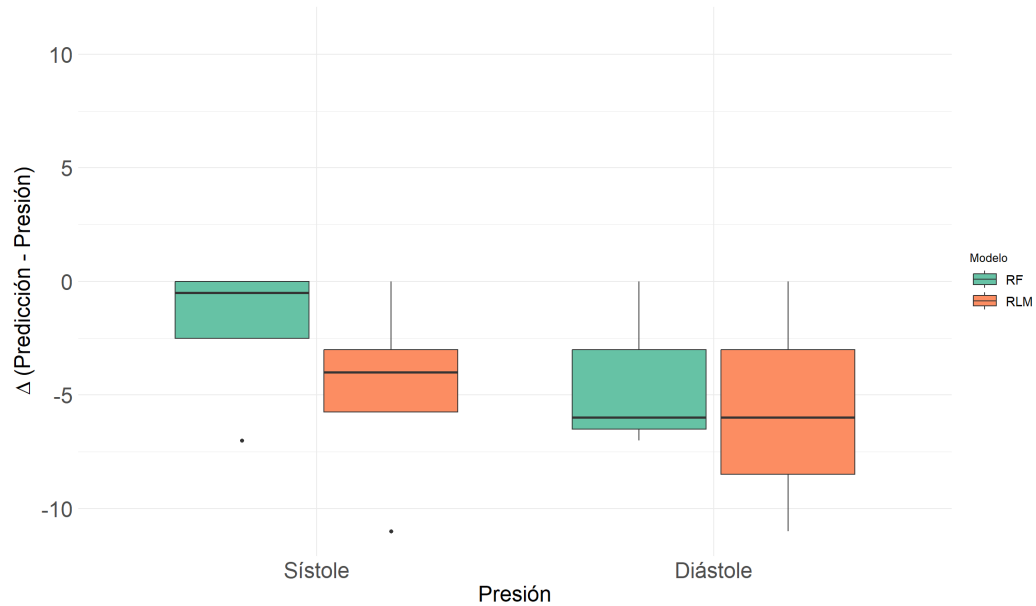


Figura 38: Diferencias entre el valor real de presión y la predicción de modelos RF y RLM para un sujeto de prueba

Nota. Elaboración propia

Las métricas de error de los modelos de predicción aplicados a nuevas mediciones de un sujeto aumentaron en comparación con el modelo anterior, tanto para la RLM como para RF. En general, ambos modelos de predicción son más precisos al compararlos con el valor de presión medido por el esfigmomanómetro OMRON que con el monitor de signos vitales NK. Sin embargo, el valor de R^2 es mejor para los modelos al compararlos con el monitor NK, siendo de 0.85 para el modelo de regresión lineal y 0.89 para el modelo de random forest. El modelo de RF tiene menor error para predecir la presión arterial del dispositivo OMRON, con un MAPE de 10.17, un RMSE de 10.15, un MAE de 9.41 y un MSE de 103.08 (Cuadro 5).

Modelo	Dispositivo	MAPE	RMSE	MAE	MSE	R^2
Regresión lineal múltiple	OMRON	10.28	11.97	9.73	143.18	0.76
Regresión lineal múltiple	Nihon Kohden	13.13	14.98	13.16	224.29	0.85
Random forest regressor	OMRON	10.17	10.15	9.41	103.08	0.80
Random forest regressor	Nihon Kohden	11.77	13.08	11.80	171.07	0.89

Cuadro 5: Métricas para validación de modelos de predicción de un sujeto de prueba

Nota. Elaboración propia

Hubo diferencias entre los valores de presión medidos por los dos dispositivos de monitoreo de presión (Figura 39). En cuanto a las predicciones, la predicción del modelo de RLM y el RF se acercan más al valor medido por el esfigmomanómetro OMRON que al monitor de signos vitales NK. Hay variaciones en cuanto distintas mediciones, pero en general la predicción de RF se acerca más a los valores medidos por el dispositivo OMRON. Asimismo, las predicciones de la RLM se alejan bastante de los valores medidos por el monitor de signos vitales NK, en especial para los valores de sistole.

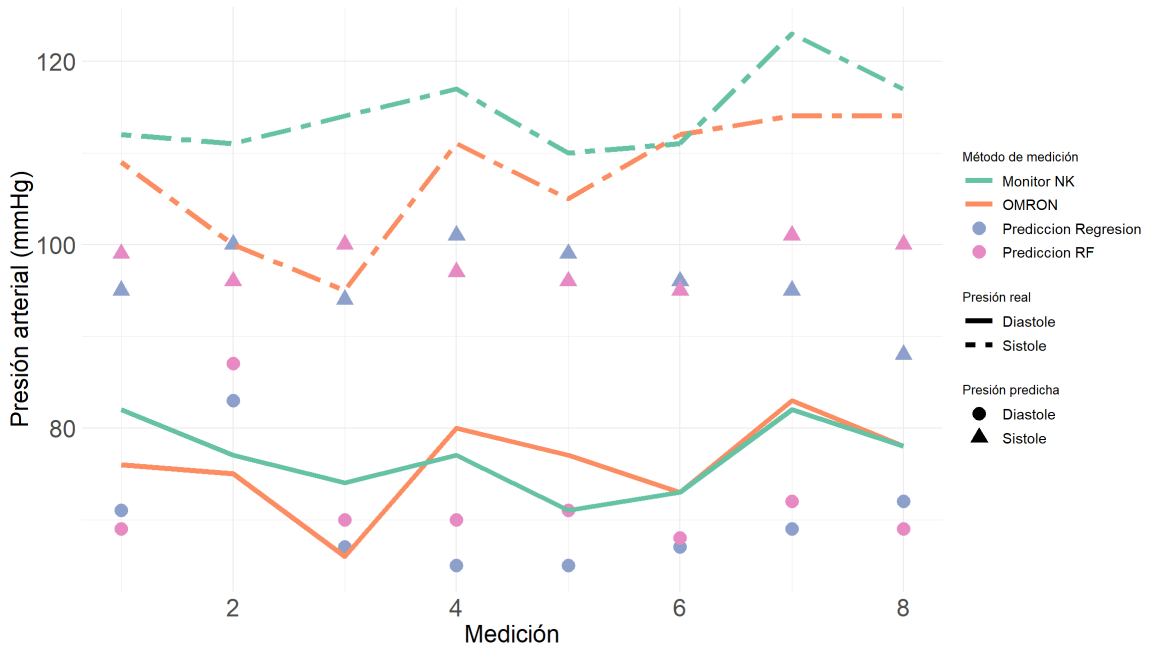


Figura 39: Gráfico de valores reales de presión de esfigmomanómetro OMRON y monitor de signos vitales Nihon Kohden y predicciones de modelos RF y RLM para un sujeto de prueba

Nota. Elaboración propia

Entre los dispositivos OMRON y Nihon Kohden se ve que hay una mayor diferencia en la medición de la presión sistólica que en la diastólica, la cual tiene una mediana cercana a 0 y tiene menor variabilidad (Figura 40). Al observar las diferencias entre los valores de predicción de los modelos y los valores de presión arterial medidos por dos dispositivos se nota que todos tienden a subestimar la presión sistólica y diastólica, a excepción de unos valores atípicos mostrados por los diagramas de caja y bigotes. Los modelos de RF y RLM muestran más dispersión al compararlos con el monitor NK, especialmente para la presión sistólica. El modelo de RF tiene más diferencia con los valores de presión de OMRON y predice los valores más bajos de presión sistólica. El modelo de RLM tiene más dispersas sus predicciones con respecto a los valores reales de OMRON. En cuanto a la comparación con el monitor NK, hay más diferencia en el modelo de RF que el de RLM. El modelo de RF se acerca más al valor de presión diastólica del monitor NK.

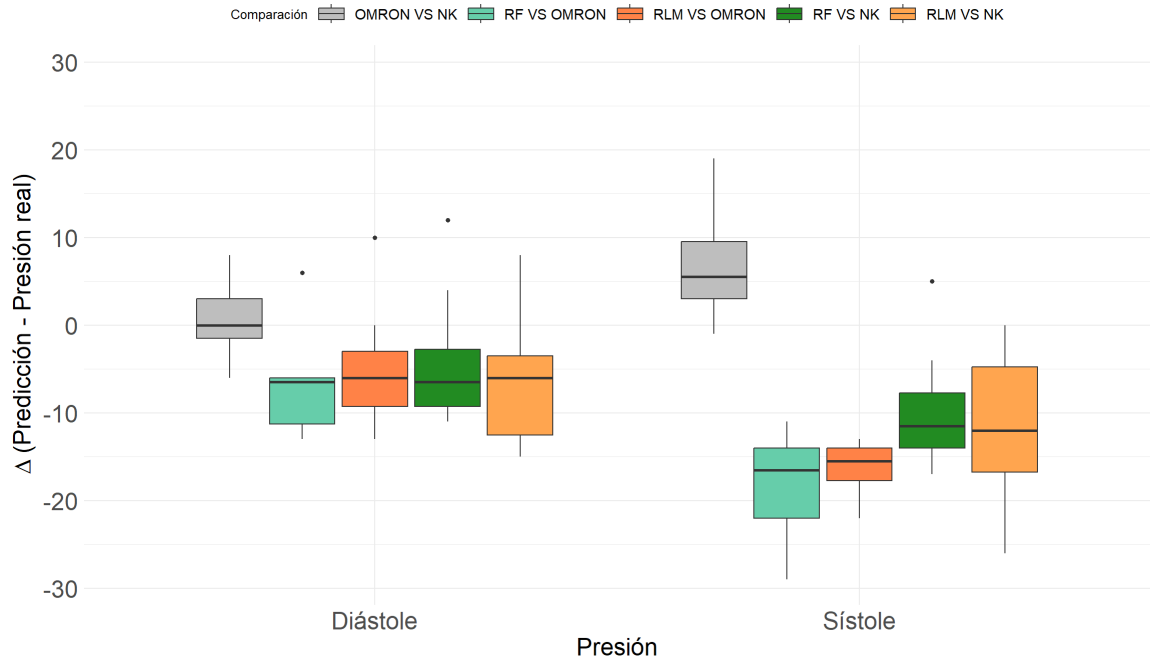


Figura 40: Diferencias entre los valores de presión de esfigmomanómetro OMRON y monitor de signos vitales Nihon Kohden y la predicción de modelos RF y RLM para un sujeto de prueba

Nota. Elaboración propia

Discusión de resultados

El principal objetivo del presente trabajo fue desarrollar un sistema de medición continuo y no invasivo de presión arterial por medio del sensor de fotopletismografía MAX3012. Fue posible calibrar el sensor de oximetría y elaborar una interfaz adecuada para medir la señal en distintas áreas. Se diseñaron dos sistemas para la medición de la señal de FPG para disminuir ruido e interferencia por luz, y según los resultados se determinó que el dedo era la mejor área de medición (Figura 24). La medición de la FPG se realiza en las extremidades del cuerpo debido a la densidad de la vasculatura superficial y a que hay buena perfusión sanguínea, por lo que se detectan fácilmente los cambios de volumen [94]. La mejora en la señal de FPG en el dedo comparado con la arteria radial en la muñeca puede atribuirse a que hay menor interferencia por movimiento. Además, existe una diferencia de profundidad y extensión de los capilares en ambas áreas, lo que tiene incidencia en la forma en que la luz viaja a través del tejido y por ende en la detección de los cambios de absorción por el sensor [89]. Cabe mencionar que se siguió un protocolo de medición estandarizado para que las lecturas fueran consistentes y se redujeran posibles fuentes de error en las mediciones.

Uno de los objetivos de este trabajo era llevar a cabo el procesamiento de la señal de FPG para identificar puntos de interés que puedan relacionarse con la presión arterial. Para esto se eliminó el desplazamiento de línea base, el cual es un artefacto causado por movimientos del sujeto o por bajas frecuencias como la respiración [96]. Es necesario eliminar este desplazamiento debido a que se vuelve difícil la interpretación de la señal de FPG. El método utilizado permitió disminuir el desplazamiento de la señal de FPG del LED rojo e infrarrojo del sensor (Figura 29). Al normalizar los datos no se obtuvo una señal que inicia completamente en 0, sin embargo, si se redujo considerablemente el desplazamiento lo que permite el análisis posterior para la extracción de características de interés de la señal. La longitud de la señal y la cantidad de muestras que se utilizaron como ventana para aplicar la función “detrend” pudieron haber afectado la exactitud de este procesamiento. Esto se debe a que se desconocía el orden del polinomio de la tendencia que se buscaba eliminar ya

que se trata de una señal fisiológica variable para cada sujeto.

Para cada sujeto de prueba se obtuvo una señal de FPG normalizada distinta (Figura 28). La forma de la onda, amplitud, frecuencia y ciertas características varían ya que la señal fisiológica obtenida por el sensor va a cambiar dependiendo de la edad de la persona, su sexo y otros factores genéticos, ambientales, por condiciones de salud o estilo de vida, los cuales afectan en cómo la luz es absorbida por el tejido y la composición de la sangre del sujeto [88]. Para ciertos sujetos se obtuvo una señal ruidosa y con una forma no aceptable para realizar un análisis o extracción de características clave. A pesar de realizar un encapsulamiento para evitar interferencia y soportar la mano del sujeto, algunos realizaron movimientos repentinos o no colocaron el dedo de forma adecuada. Por lo tanto, de los 29 sujetos de prueba se seleccionaron solamente 20 mediciones de FPG con una forma de onda adecuada (Figura 31).

Se seleccionaron características o puntos clave de la onda de FPG que pueden correlacionarse con la presión arterial. El pico sístole, pico diástole y muesca dicrota de la onda de fotopleletismografía se relacionan con las fases de contracción y relajación del corazón, es decir, sístole y diástole del ciclo cardíaco [16]. Los cambios en el volumen sanguíneo se monitorean por medio del sensor de fotopleletismografía, el cual mide los cambios de la absorbancia de luz a través del tejido a medida que este volumen cambia. Al aumentar el volumen de sangre también cambia la presión en las paredes arteriales. Por lo tanto, las 3 características principales de la FPG, el pico sístole, pico diástole y muesca dicrota, pueden dar información clave para correlacionar los cambios de volumen de la sangre con la presión arterial para realizar una medición no invasiva y continua de este parámetro [103].

Se pudieron extraer las características para la onda de FPG de 2 minutos para los sujetos de prueba (Figura 30). Algunas características de la FPG pueden no ser dominantes en algunas personas, tales como la muesca dicrotica ya que esta puede cambiar dependiendo de la edad [16]. Por lo tanto, para cada latido del corazón se halló un punto máximo o pico sístole y un punto mínimo o pico diástole, mas no se halló una muesca dicrota para todos los latidos o sujetos. Es por esto que se analizó el número de características extraídas para los sujetos de prueba (Figura 34) y se redujo la cantidad de datos a 14 sujetos, los cuales mostraban por lo menos 33 muescas dicrotas para el LED IR. Se realizó este proceso con el fin de elegir las características de los datos que mejor se podrían adaptar a un modelo de predicción arterial, según la ingeniería de características para modelos de aprendizaje [102].

Se realizó una comparación entre las amplitudes de las características de la FPG y la presión arterial para evaluar el modelo de predicción que se debía elegir. Para los sujetos de prueba se encontró una relación de R^2 de 0.759 y de 0.676 para el LED IR y rojo, respectivamente (Figura 32). Esto indica que existe una relación lineal un poco fuerte entre las amplitudes del pico sístole y el pico diástole de la FPG y la presión arterial. Sin embargo, el valor de R^2 no indica una relación lineal perfecta debido a que existe variabilidad en los datos por sujeto. Entre sujetos hubo bastante variación tanto en los valores de presión medidos (Figura 25) como en las amplitudes de las características extraídas de la FPG.

Se eligió realizar mediciones para un solo sujeto de prueba ya que se reduciría la variabilidad observada y se encontraría una relación más específica para la presión de una persona y la lectura de FPG en distintos momentos. Se observó que también existe una relación, un poco más fuerte, de 0.767 y 0.771 para las características del LED IR y rojo (Figura

33). Esto podría indicar que al analizar distintas mediciones de fotopletismografía para una sola persona se podría obtener una mejor relación con la presión arterial y así predecirla de manera más exacta ya que el modelo estaría calibrado.

La presión arterial tiene un ciclo circadiano [50], lo cual se comprobó al observar variaciones en un sujeto de prueba donde la presión aumentó durante la tarde en días distintos (Figura 26). Esto podría significar que el tomar muestras de distintos sujetos de prueba puede afectar la relación entre ambos parámetros. Por esta razón se trabajó con dos bases de datos o mediciones distintas, el conjunto de FPG de varios sujetos de prueba y el conjunto más especializado de las mediciones de un solo sujeto de prueba en intervalos de tiempo. Como fue mencionado, este último conjunto se tomó para ver si la variabilidad entre personas afecta en los resultados y para saber si un modelo de predicción podría generalizarse para predecir la presión de cualquier persona.

Debido a que la relación entre las amplitudes de las características de la FPG y la PA no es completamente lineal se decidió escribir dos tipos de algoritmos de predicción. Se utilizó un modelo de regresión lineal múltiple (RLM) ya que sí existe cierta relación lineal entre las variables por lo que se evaluaría la capacidad de predicción de este modelo. No obstante, también se optó por un algoritmo de aprendizaje supervisado de machine learning para predecir la presión tomando en cuenta relaciones no lineales. Se utilizó el modelo de Random Forest Regressor (RF) por su robustez y precisión, su capacidad de interpretación a través de la importancia de características en la predicción y su capacidad de reducir considerablemente el sobreajuste al utilizar múltiples árboles de decisión [104].

Para elaborar ambos modelos de predicción se realizó una división estratificada para crear subconjuntos de entrenamiento y prueba del modelo de tal forma que para cada valor de presión sistólica se incluyera el valor correspondiente de presión diastólica. Con este procedimiento se evitó o limitó el sobreajuste de los datos ya que se mantiene la misma distribución de presión del conjunto de datos original al dividir en entrenamiento y prueba [101]. Se obtuvieron dos ecuaciones de RLM, una para 14 sujetos de prueba (6) y otra para un solo sujeto (7). Hubo una diferencia entre las bases de datos utilizados para entrenar el modelo ya que los datos de los 14 sujetos de prueba incluían información sobre el pico sistole, diástole y la muesca dícrota, mientras que los datos de un solo sujeto no tomaron en cuenta la muesca dícrota ya que era imperceptible para esa persona en específico.

En cuanto a los modelos de RF se observó la importancia de las variables que entrenaron a los algoritmos. Un valor alto de pureza de nodo indica que la variable es importante ya que contribuye a reducir la impureza de los nodos, lo que hace que sea efectiva para predecir. Por lo tanto, las variables Amplitud IR y Amplitud Rojo, es decir, los puntos máximos y mínimos de la señal de FPG son muy importantes para predecir la presión arterial ya que si se eliminan las variables aumentaría el error de predicción. Asimismo, los valores altos de la pureza de nodo explican cómo estas variables reducen la impureza de los nodos en los árboles de decisión y aumentan la capacidad de predicción del modelo [102]. Se observa que las muescas dícrota de la señal no son de tanta importancia para la predicción de la presión. Esto también se observa con el porcentaje de incremento de error cuadrático medio ya que si se eliminaran las amplitudes de las muescas dícrota el error solamente aumentaría un -0.89 % o un 0.51 % (Cuadro 2). Por lo tanto, a diferencia de lo esperado, la información que proporciona la muesca, que es el fin entre la sistole aórtica y el inicio de la diástole [103], no es relevante para la predicción.

Se lograron validar los resultados de los modelos de predicción utilizando distintas métricas. El porcentaje de error más bajo de todos los modelos es el de RF para un solo sujeto, con un valor de 3.13 % (Cuadro 4), por lo que se consideraría el mejor modelo de predicción. Además, en promedio el valor predicho por este modelo difiere tan solo 3.86 mmHg del valor real y las otras métricas resultaron mejores a los otros modelos. Los resultados fueron muy similares en ambos modelos de RF, siendo el modelo entrenado para 14 sujetos el que muestra más correlación entre las características de la señal con la presión, con un R^2 de 0.98 (Cuadro 3). Al comparar los resultados de todos los modelos de predicción con otros estudios se ve que el MAE y RMSE están dentro de los rangos presentados por otros e incluso se tuvo menos error [103].

No hubo muchas diferencias entre el modelo de RF entrenado para los 14 sujetos y para un solo sujeto ya que la muesca dícrota no aportaba información relevante en la elaboración de los modelos. Este algoritmo de machine learning es bastante robusto al momento de encontrarse con variables de poca importancia debido al método de ensamble utilizado, ya que cada árbol de decisión emplea distintas variables y, si una no es importante o tiene poca capacidad predictiva entonces no se utiliza [104]. A diferencia de un algoritmo de RF, una RLM tomará en cuenta todas las variables para la predicción, lo que podría disminuir su precisión. Por esta razón, sí hubo diferencia entre las métricas de error del modelo de RLM entrenado para 14 sujetos y para un sujeto. El modelo de RLM para un solo sujeto de prueba resultó más preciso ya que no se toma en cuenta la muesca dícrota, además de que no existe tanta variabilidad como en el caso de los 14 sujetos.

Al comparar los modelos predictivos entrenados se observó que hubo variaciones en la predicción de la presión sistólica y la diastólica. El modelo de RLM predijo los valores de diástole de manera más dispersa y alejada del valor real medido con el esfigmomanómetro OMRON, además de que tendió a sobreestimar la presión sistólica (Figura 36). En el caso de los modelos entrenados para una sola persona se observó que ambos algoritmos tendieron a subestimar la presión arterial, pero que RF predice de mejor manera la presión sistólica (Figura 38).

El algoritmo de predicción para un solo sujeto no podría ser generalizado para otros sujetos, sino que debería entrenarse un algoritmo especializado y calibrado específicamente para esa persona. Así como los sistemas de monitoreo tales como relojes inteligentes, se requeriría de una calibración cada cierto tiempo debido a que hay factores fisiológicos que afectan por lo que la señal de FPG cambia incluso para la misma persona [10]. Para cumplir el último objetivo del proyecto, los modelos RF y RLM entrenados para un solo sujeto de prueba se validaron realizando nuevas mediciones luego de 3 semanas e ingresando las nuevas características extraídas de la FPG a los modelos para predecir la presión arterial. Cabe mencionar que la diferencia de tiempo entre el entrenamiento de los modelos y la validación pudo haber alterado los resultados debido a que el comportamiento de la onda de FPG o la presión del sujeto pudo haber cambiado.

Se compararon los resultados contra 2 métodos de medición, los cuales mostraron discrepancias entre sí (Figura 39). El esfigmomanómetro OMRON y el monitor de signos vitales Nihon Kohden (NK) no devolvían el mismo valor de presión arterial (Figura 40), lo cual pudo deberse a factores externos como falta de mantenimiento del equipo que afecta en la precisión.

Al ingresar nuevos datos en los modelos se redujo la precisión de los algoritmos de predicción (Cuadro 5). No obstante, el modelo de RF se mantuvo siendo el algoritmo de predicción con menor error al compararlo con el dispositivo OMRON. Las comparaciones con el dispositivo Nihon Kohden no serían tan representativas tomando en cuenta que hubo diferencias y que los modelos se entrenaron con los valores de presión dados por el esfigmomanómetro OMRON. Sin embargo, las diferencias entre la predicción y el valor de presión del monitor NK no fueron tan dispersas para los modelos de RF (Figura 40).

El algoritmo de RF entrenado con los datos de los 14 sujetos sería el preferente si se buscara predecir la presión de un nuevo sujeto de prueba ya que este toma en cuenta la variabilidad de datos entre distintas personas de diferente edad, sexo, entre otros. Sin embargo, se observó una sobreestimación de presión en el modelo, por lo que una limitación para este modelo pudo ser la cantidad de sujetos y datos con los que se trabajó, los cuales pudieron haber ocasionado un sesgo en el algoritmo [103]. Se pueden realizar más mediciones con mayor variabilidad entre sujetos para enriquecer la base de datos y evitar el sobreajuste, como aumentar el rango de edad o incluir a personas que padezcan de hipertensión. También se podrían incluir otras características de la FPG, como el uso de la primera y segunda derivada de la señal, la extracción de características de tiempo y frecuencia o características demográficas de los sujetos [13], [16].

Para concluir, se lograron escribir algoritmos de predicción con los cuales se desarrolló un sistema de medición de presión arterial no invasivo utilizando el sensor de fotopletoislografía MAX30102. Se implementó este sistema en tiempo real en donde se hizo el proceso de la lectura de datos, el procesamiento de la señal, la extracción de características de FPG y la predicción de presión sistólica y diastólica a través de un algoritmo de machine learning. El sistema puede automatizarse de tal forma que la medición se realice continuamente, actualizando la estimación de presión cada 2 minutos y aportando información relevante para personas que requieren de un monitoreo constante de este parámetro fisiológico.

- Se desarrolló y validó un sistema de medición de presión arterial no invasivo por medio del procesamiento y extracción de características de las lecturas del sensor de fotopleletismografía MAX30102, con el cual se desarrolló un algoritmo que permite estimar la presión en tiempo real.
- Se seleccionaron los parámetros adecuados de configuración del sensor MAX30102 para la optimización de lecturas de FPG. Se elaboró un encapsulamiento para la toma de mediciones en el dedo, que se consideró el área adecuada por la profundidad del tejido, la densidad de vasculatura y la baja posibilidad de interferencia por movimiento.
- Se realizó un procesamiento adecuado para eliminar el artefacto por desplazamiento de línea base de la fotopleletismografía y se extrajeron exitosamente las características de interés, un pico sístole y pico diástole para cada latido correspondiente. La muesca dicrota no fue visible para todas las señales, pero se pudo extraer en los casos donde aplicaba.
- Las características extraídas de las señales de fotopleletismografía, pico sístole y pico diástole, tienen una relación lineal fuerte, mas no perfecta, con la presión arterial y son importantes para predecirla, mientras que la muesca dicrota no es tan relevante para la predicción.
- Se escribieron dos algoritmos de estimación de presión arterial, una regresión lineal múltiple y un modelo de Random Forest Regressor. Las estimaciones del modelo RF entrenado con los datos de 14 sujetos de prueba se alejan en promedio 3.58 mmHg del valor real, superando al modelo RLM. Los modelos entrenados para un sujeto también fueron precisos y mostraron menor diferencia entre ambos, pero tienden a subestimar la presión. Ambos algoritmos pueden implementarse en tiempo real por medio de la aplicación desarrollada.
- La predicción de la presión por el modelo de Random Forest resulta más precisa al comparar con los valores medidos por el esfigmomanómetro OMRON. Al comparar con la presión medida por el monitor de signos vitales Nihon Kohden, aumenta el

error en la estimación, sin embargo, factores externos como el mantenimiento de los dispositivos pudieron afectar los resultados.

- Para una futura implementación continua del sistema de predicción de presión arterial se recomienda realizar un diseño mecánico especializado que permita realizar una medición en la muñeca, en la arteria radial. Esto reduciría los artefactos por movimiento y haría el sistema más portátil y cómodo para el usuario. En esta área se pueden implementar filtros digitales para optimizar la lectura debido a que la profundidad del tejido causa ruido en la señal.
- A futuro se busca automatizar el proceso realizado con la aplicación de Matlab, de modo que los datos del sensor de FPG se obtengan y procesen continuamente, devolviendo una predicción periódica sin necesidad de una actualización manual. Asimismo, se recomienda elaborar una interfaz gráfica para el usuario que sea intuitiva y accesible para monitorear la presión arterial en cualquier momento. Se pueden incluir alertas sobre niveles de presión elevados y que proporcione información histórica.
- Se pueden realizar más mediciones de fotopletimografía en un grupo de sujetos con mayor diversidad, con un rango de edad más amplio y con sujetos diagnosticados con hipertensión para aumentar la robustez y capacidad de generalización del algoritmo.
- Para la predicción continua con el sensor se recomienda realizar una calibración de las mediciones con el esfigmomanómetro de manera regular. De esta forma se alimentaría la base de datos del algoritmo regularmente, lo cual podría aumentar su precisión.
- Se recomienda incluir otras características para el entrenamiento de los modelos de predicción, como información extraída de la primera y segunda derivada de la FPG o datos extraídos del dominio del tiempo y frecuencia. También podrían añadirse características sobre el sujeto, como la edad, sexo, peso, frecuencia cardiaca, entre otros, para evaluar si son indicadores en la presión arterial.

-
- [1] W. H. Organization, *Blood Pressure/hypertension*. dirección: <https://www.who.int/data/gho/indicator-metadata-registry/imr-details/3155#:~:text=Rationale%3A,or%203.7%25%20of%20total%20DALYS>.
 - [2] C. L. Schwartz y R. J. McManus, “What is the evidence base for diagnosing hypertension and for subsequent blood pressure treatment targets in the prevention of cardiovascular disease?” *BMC Medicine*, vol. 13, pág. 256, 1 dic. de 2015, ISSN: 1741-7015. DOI: 10.1186/s12916-015-0502-5.
 - [3] J. Dunn, R. Runge y M. Snyder, “Wearables and the Medical Revolution,” *Personalized Medicine*, vol. 15, págs. 429-448, 5 sep. de 2018, ISSN: 1741-0541. DOI: 10.2217/pme-2018-0044.
 - [4] A. E. Schutte, A. Kollias y G. S. Stergiou, “Blood pressure and its variability: classic and novel measurement techniques,” *Nature Reviews Cardiology*, vol. 19, págs. 643-654, 10 oct. de 2022, ISSN: 1759-5002. DOI: 10.1038/s41569-022-00690-0.
 - [5] T. G. Pickering, D. Phil, D. Shimbo y D. Haas, *Ambulatory Blood-Pressure Monitoring*. dirección: www.dabl.ie.
 - [6] T. G. PICKERING, K. EGUCHI y K. KARIO, “Masked Hypertension: A Review,” *Hypertension Research*, vol. 30, págs. 479-488, 6 2007, ISSN: 0916-9636. DOI: 10.1291/hypres.30.479.
 - [7] Y. Nguyen y V. Bora, *Arterial Pressure Monitoring*. 2024. dirección: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK556127/>.
 - [8] M. Croft, *HeartGuide Lets You Keep Upbeat About Your Health*, sep. de 2020. dirección: <https://omronhealthcare.com/blog/heartguide-lets-you-keep-upbeat-about-your-health/>.
 - [9] YHE, *YHE BP Doctor Pro*. dirección: <https://www.google.com/search?client=opera%5C%5C&q=YHE+BP+Doctor+Pro%5C%5C&sourceid=opera%5C%5C&ie=UTF-8%5C%5C&oe=UTF-8>.
 - [10] Samsung, *Galaxy Watch5*. dirección: <https://www.samsung.com/global/galaxy/galaxy-watch5/>.

- [11] O. Jones, *The 5 best blood pressure watches of 2024*, ene. de 2021. dirección: <https://www.si.com/showcase/fitness/best-blood-pressure-watch>.
- [12] L. Zhao, C. Liang, Y. Huang et al., *Emerging sensing and modeling technologies for wearable and cuffless blood pressure monitoring*, dic. de 2023. DOI: 10.1038/s41746-023-00835-6.
- [13] J. Li, H. Jia, J. Zhou et al., “Thin, soft, wearable system for continuous wireless monitoring of artery blood pressure,” *Nature Communications*, vol. 14, 1 dic. de 2023, ISSN: 20411723. DOI: 10.1038/s41467-023-40763-3.
- [14] A. M. Zakrzewski y B. W. Anthony, “Noninvasive Blood Pressure Estimation Using Ultrasound and Simple Finite Element Models,” *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 65, págs. 2011-2022, 9 sep. de 2018, ISSN: 1558-2531. DOI: 10.1109/TBME.2017.2714666.
- [15] B. W. Beulen, N. Bijmens, G. G. Koutsouridis, P. J. Brands, M. C. Rutten y F. N. van de Vosse, “Toward Noninvasive Blood Pressure Assessment in Arteries by Using Ultrasound,” *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol. 37, págs. 788-797, 5 mayo de 2011, ISSN: 03015629. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2011.01.020.
- [16] M. H. Chowdhury, M. N. I. Shuzan, M. E. Chowdhury et al., “Estimating blood pressure from the photoplethysmogram signal and demographic features using machine learning techniques,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, 11 jun. de 2020, ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s20113127.
- [17] G. S. Č. Ar, N. Mlakar y M. Luštrek, “Blood pressure estimation from photoplethysmogram using a spectro-temporal deep neural network,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, 15 ago. de 2019, ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s19153420.
- [18] A. H. Association, *Understanding Blood Pressure Readings*. dirección: <https://www.heart.org/en/health-topics/high-blood-pressure/understanding-blood-pressure-readings>.
- [19] W. H. Organization, *Hypertension*, mar. de 2023. dirección: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/hypertension>.
- [20] J. M. Geleijnse, “Impact of dietary and lifestyle factors on the prevalence of hypertension in Western populations,” *The European Journal of Public Health*, vol. 14, págs. 235-239, 3 sep. de 2004, ISSN: 1101-1262. DOI: 10.1093/eurpub/14.3.235.
- [21] K. T. Mills, A. Stefanescu y J. He, “The global epidemiology of hypertension,” *Nature reviews. Nephrology*, vol. 16, págs. 223-237, 4 abr. de 2020, ISSN: 1759-507X. DOI: 10.1038/s41581-019-0244-2.
- [22] B.-M. Schmidt, S. Duraó, I. Toews et al., “Screening strategies for hypertension,” *The Cochrane database of systematic reviews*, vol. 5, pág. CD013212, 5 mayo de 2020, ISSN: 1469-493X. DOI: 10.1002/14651858.CD013212.pub2.
- [23] Y. Kawano, “Diurnal blood pressure variation and related behavioral factors,” *Hypertension Research*, vol. 34, págs. 281-285, 3 mar. de 2011, ISSN: 0916-9636. DOI: 10.1038/hr.2010.241.

- [24] D. K. Ming, S. Sangkaew, H. Q. Chanh et al., “Continuous physiological monitoring using wearable technology to inform individual management of infectious diseases, public health and outbreak responses,” *International Journal of Infectious Diseases*, vol. 96, págs. 648-654, jul. de 2020, ISSN: 12019712. DOI: 10.1016/j.ijid.2020.05.086.
- [25] D. Rodbard, “Continuous Glucose Monitoring: A Review of Recent Studies Demonstrating Improved Glycemic Outcomes,” *Diabetes Technology & Therapeutics*, vol. 19, S-25-S-37, S3 jun. de 2017, ISSN: 1520-9156. DOI: 10.1089/dia.2017.0035.
- [26] A. H. A. N. M. Merschel, *Monitoring blood pressure at home can be tricky. Here's how to do it right*, mayo de 2022. dirección: <https://www.heart.org/en/news/2022/05/23/monitoring-blood-pressure-at-home-can-be-tricky-heres-how-to-do-it-right>.
- [27] P. Natale, J. Y. Ni, D. Martinez-Martin et al., “Perspectives and Experiences of Self-monitoring of Blood Pressure Among Patients With Hypertension: A Systematic Review of Qualitative Studies.,” *American journal of hypertension*, vol. 36, págs. 372-384, 7 jun. de 2023, ISSN: 1941-7225. DOI: 10.1093/ajh/hpad021.
- [28] P. Research, *Sphygmomanometer Market*, ago. de 2023. dirección: <https://www.precedenceresearch.com/sphygmomanometer-market>.
- [29] S. González, W.-T. Hsieh y T. P.-C. Chen, “A benchmark for machine-learning based non-invasive blood pressure estimation using photoplethysmogram,” *Scientific Data*, vol. 10, pág. 149, 1 mar. de 2023, ISSN: 2052-4463. DOI: 10.1038/s41597-023-02020-6.
- [30] S. Magder, “The meaning of blood pressure,” *Critical Care*, vol. 22, pág. 257, 1 dic. de 2018, ISSN: 1364-8535. DOI: 10.1186/s13054-018-2171-1.
- [31] P. Aaronson, M. Connolly y J. Ward, *The Cardiovascular System at a Glance*, 5.^a ed. 2020. dirección: https://books.google.com.gt/books?hl=es%5C&lr=%5C&id=xKbMDwAAQBAJ%5C&oi=fnd%5C&pg=PP11%5C&dq=cardiovascular+system%5C&ots=8Ff0iojmaZ%5C&sig=Wbe1zwQdMHEREIyQFC5SQWFchtY%5C&redir_esc=y#v=onepage%5C&q=cardiovascular%20system%5C&f=false.
- [32] S. Shah, G. Gnanasegaran, J. Sundberg-Cohon y J. R. Buscombe, “The Heart: Anatomy, Physiology and Exercise Physiology,” en Springer Berlin Heidelberg, págs. 3-22. DOI: 10.1007/978-3-540-78674-0_1.
- [33] A. H. Chester y K. J. Grande-Allen, “Which Biological Properties of Heart Valves Are Relevant to Tissue Engineering?” *Frontiers in cardiovascular medicine*, vol. 7, pág. 63, 2020, ISSN: 2297-055X. DOI: 10.3389/fcvm.2020.00063.
- [34] D. Sánchez-Quintana y S. Y. Ho, “Anatomía de los nodos cardíacos y del sistema de conducción específico auriculoventricular,” *Revista Española de Cardiología*, vol. 56, págs. 1085-1092, 11 nov. de 2003, ISSN: 03008932. DOI: 10.1157/13054255.
- [35] PDHPE, *Pulmonary and Systemic Circulation*. dirección: <https://pdhpe.net/the-body-in-motion/how-do-the-musculoskeletal-and-cardiorespiratory-systems-of-the-body-influence-and-respond-to-movement/circulatory-system/pulmonary-and-systemic-circulation/>.
- [36] J. D. Pollock y A. N. Makaryus, *Physiology, Cardiac Cycle*. 2024.

- [37] J. E. Hall y A. C. Guyton, *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology*. dirección: <http://avaxho.me/blogs/ChrisRedfield>.
- [38] W. Menefee, J. Jenks, C. Mazzasette y K.-L. Nguyen, *Human Anatomy*. Reedley College, Butte College, Pasadena City College, & Mt. San Antonio College via ASCCC Open Educational Resources Initiative, 2024, págs. 18.2.1-18.2.16.
- [39] N. C. I. S. T. Modules, *Classification and Structure of Blood Vessels*. dirección: <https://training.seer.cancer.gov/anatomy/cardiovascular/blood/classification.html>.
- [40] W. D. Tucker, Y. Arora y K. Mahajan, *Anatomy, Blood Vessels*. StatPearls Publishing, 2024.
- [41] J. G. Betts, K. A. Young, J. A. Wise et al., *Anatomy and Physiology 2e - Structure and Function of Blood Vessels*, 2022. dirección: <https://openstax.org/books/anatomy-and-physiology-2e/pages/20-1-structure-and-function-of-blood-vessels>.
- [42] J. S. Shahoud, T. Sanvictores y N. R. Aeddula, *Physiology, Arterial Pressure Regulation*. StatPearls Publishing, 2024.
- [43] N. C. I. S. T. Modules, *Physiology of Circulation*. dirección: <https://training.seer.cancer.gov/anatomy/cardiovascular/blood/physiology.html#:~:text=Pressure%20is%20a%20measure%20of%20arteries%20to%20capillaries%20to%20veins..>
- [44] O. CNX, *Blood Flow, Blood Pressure, and Resistance*. dirección: <https://courses.lumenlearning.com/suny-dutchess-ap1/chapter/blood-flow-blood-pressure-and-resistance-no-content/>.
- [45] S. R. Daniels, T. R. Kimball, P. Khoury, S. Witt y J. A. Morrison, “Correlates of the Hemodynamic Determinants of Blood Pressure,” *Hypertension*, vol. 28, págs. 37-41, 1 jul. de 1996, ISSN: 0194-911X. DOI: 10.1161/01.HYP.28.1.37.
- [46] T. Unger, C. Borghi, F. Charchar et al., “2020 International Society of Hypertension Global Hypertension Practice Guidelines,” *Hypertension*, vol. 75, págs. 1334-1357, 6 jun. de 2020, ISSN: 0194-911X. DOI: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.120.15026.
- [47] A. H. Association, *Understanding Blood Pressure Readings*. dirección: <https://www.heart.org/en/health-topics/high-blood-pressure/understanding-blood-pressure-readings>.
- [48] L. G. Douma y M. L. Gumz, “Circadian clock-mediated regulation of blood pressure,” *Free Radical Biology and Medicine*, vol. 119, págs. 108-114, mayo de 2018, ISSN: 08915849. DOI: 10.1016/j.freeradbiomed.2017.11.024.
- [49] M. H. Smolensky, R. C. Hermida y F. Portaluppi, “Circadian mechanisms of 24-hour blood pressure regulation and patterning,” *Sleep Medicine Reviews*, vol. 33, págs. 4-16, jun. de 2017, ISSN: 10870792. DOI: 10.1016/j.smr.2016.02.003.
- [50] H. M. Costello y M. L. Gumz, “Circadian Rhythm, Clock Genes, and Hypertension: Recent Advances in Hypertension,” *Hypertension*, vol. 78, págs. 1185-1196, 5 nov. de 2021, ISSN: 0194-911X. DOI: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.121.14519.
- [51] W. H. Organization, *Hypertension*, mar. de 2023. dirección: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/hypertension>.

- [52] B. B. Johansson, "Hypertension Mechanisms Causing Stroke," *Clinical and Experimental Pharmacology and Physiology*, vol. 26, págs. 563-565, 7 jul. de 1999, ISSN: 0305-1870. DOI: 10.1046/j.1440-1681.1999.03081.x.
- [53] M. E. Safar, X. Girerd y S. Laurent, "Structural changes of large conduit arteries in hypertension," *Journal of Hypertension*, vol. 14, págs. 545-555, 5 mayo de 1996, ISSN: 0263-6352. DOI: 10.1097/00004872-199605000-00002.
- [54] F. D. Fuchs y P. K. Whelton, "High Blood Pressure and Cardiovascular Disease," *Hypertension*, vol. 75, págs. 285-292, 2 feb. de 2020, ISSN: 0194-911X. DOI: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.119.14240.
- [55] A. H. Association y A. M. Association, *Consequences of High Blood Pressure*, 2023. dirección: https://targetbp.org/tools_downloads/avoid-the-consequences-of-high-blood-pressure/.
- [56] W. S. Aronow, "Masked hypertension," *Annals of Translational Medicine*, vol. 5, págs. 456-456, 23 dic. de 2017, ISSN: 23055839. DOI: 10.21037/atm.2017.09.24.
- [57] G. S. Stergiou, K. Asayama, L. Thijs et al., "Prognosis of White-Coat and Masked Hypertension," *Hypertension*, vol. 63, n.º 4, págs. 675-682, 2014. DOI: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.113.02741. eprint: <https://www.ahajournals.org/doi/pdf/10.1161/HYPERTENSIONAHA.113.02741>. dirección: <https://www.ahajournals.org/doi/abs/10.1161/HYPERTENSIONAHA.113.02741>.
- [58] G. Nuredini, A. Saunders, C. Rajkumar y M. Okorie, "Current status of white coat hypertension: where are we?" *Therapeutic Advances in Cardiovascular Disease*, vol. 14, pág. 175394472093163, ene. de 2020, ISSN: 1753-9447. DOI: 10.1177/1753944720931637.
- [59] K. Bell, J. Doust, K. McGeechan et al., "The potential for overdiagnosis and underdiagnosis because of blood pressure variability: a comparison of the 2017 ACC/AHA, 2018 ESC/ESH and 2019 NICE hypertension guidelines," *Journal of Hypertension*, vol. 39, págs. 236-242, 2 feb. de 2021, ISSN: 0263-6352. DOI: 10.1097/HJH.0000000000002614.
- [60] P. M. Kearney, M. Whelton, K. Reynolds, P. Muntner, P. K. Whelton y J. He, "Global burden of hypertension: analysis of worldwide data," *The Lancet*, vol. 365, págs. 217-223, 9455 ene. de 2005, ISSN: 01406736. DOI: 10.1016/S0140-6736(05)17741-1.
- [61] M. Burnier y B. M. Egan, "Adherence in Hypertension," *Circulation Research*, vol. 124, págs. 1124-1140, 7 mar. de 2019, ISSN: 0009-7330. DOI: 10.1161/CIRCRESAHA.118.313220.
- [62] W. H. Organization, *Global report on hypertension: the race against a silent killer*, 2023. dirección: <https://reliefweb.int/report/world/global-report-hypertension-race-against-silent-killer#:~:text=A%20study%20of%2087%20behavioural,million%20years%20of%20life%20lost>.
- [63] E. Wierzejska, B. Giernaś, A. Lipiak, M. Karasiewicz, M. Cofta y R. Staszewski, "A global perspective on the costs of hypertension: a systematic review," *Archives of Medical Science*, vol. 16, págs. 1078-1091, 5 2020, ISSN: 1734-1922. DOI: 10.5114/aoms.2020.92689.

- [64] G. H. O. (GHO), *Noncommunicable diseases: risk factors [online database]*, 2023. dirección: <https://www.who.int/data/gho/data/themes/topics/topic-details/GHO/ncd-risk-factors#:~:text=Most%20noncommunicable%20diseases%20are%20the,blood%20glucose%20and%20raised%20cholesterol>..
- [65] M. T. Brown y J. K. Bussell, “Medication Adherence: WHO Cares?” *Mayo Clinic Proceedings*, vol. 86, págs. 304-314, 4 abr. de 2011, ISSN: 00256196. DOI: 10.4065/mcp.2010.0575.
- [66] M. J. Thompson, M. L. Anderson, A. J. Cook et al., “Acceptability and Adherence to Home, Kiosk, and Clinic Blood Pressure Measurement Compared to 24-H Ambulatory Monitoring,” *Journal of General Internal Medicine*, vol. 38, págs. 1854-1861, 8 jun. de 2023, ISSN: 0884-8734. DOI: 10.1007/s11606-023-08036-3.
- [67] J. Muhammad, M. M. Jamial y A. Ishak, “Home Blood Pressure Monitoring Has Similar Effects on Office Blood Pressure and Medication Compliance as Usual Care,” *Korean Journal of Family Medicine*, vol. 40, págs. 335-343, 5 sep. de 2019, ISSN: 2092-6715. DOI: 10.4082/kjfm.18.0026.
- [68] A. C. Tatliparmak y S. Yilmaz, “Agreement of Oscillometric and Auscultatory blood pressure measurement methods: An ambulance noise simulation study,” *The American Journal of Emergency Medicine*, vol. 67, págs. 120-125, mayo de 2023, ISSN: 07356757. DOI: 10.1016/j.ajem.2023.02.022.
- [69] B. Shahbabu, “Which is More Accurate in Measuring the Blood Pressure? A Digital or an Aneroid Sphygmomanometer,” *JOURNAL OF CLINICAL AND DIAGNOSTIC RESEARCH*, 2016, ISSN: 2249782X. DOI: 10.7860/JCDR/2016/14351.7458.
- [70] J. Landry, *Parts of a Sphygmomanometer: An Overview (2024)*, 2024. dirección: <https://www.respiratorytherapyzone.com/sphygmomanometer-parts/>.
- [71] G. Ogedegbe y T. Pickering, “Principles and Techniques of Blood Pressure Measurement,” *Cardiology Clinics*, vol. 28, págs. 571-586, 4 nov. de 2010, ISSN: 07338651. DOI: 10.1016/j.ccl.2010.07.006.
- [72] A. P. Stepanchuk, *Blood motion: turbulent or laminar?* 2017. dirección: <https://repository.pdmu.edu.ua/items/18bbcdf0-737b-4a10-965d-e008e2673819>.
- [73] S. Chen y A. Zaikin, “Blood Dynamics,” en Springer Singapore, 2020, págs. 67-72. DOI: 10.1007/978-981-33-4033-6_9.
- [74] P. S. Ayyaswamy, “Introduction to Biofluid Mechanics,” en Elsevier, 2012, págs. 779-852. DOI: 10.1016/B978-0-12-382100-3.10016-2.
- [75] J. Jilek, “Electronic sphygmomanometers: the problems and some suggestions,” *Biomedical Instrumentation & Technology*, vol. 37, págs. 231-233, 4 2003. dirección: <https://array.aami.org/doi/pdf/10.2345/0899-8205%282003%2937%5B231%3AESTPAS%5D2.0.CO%3B2>.
- [76] Q.-F. Huang, W.-Y. Yang, K. Asayama et al., “Ambulatory Blood Pressure Monitoring to Diagnose and Manage Hypertension,” *Hypertension*, vol. 77, págs. 254-264, 2 feb. de 2021, ISSN: 0194-911X. DOI: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.120.14591.
- [77] B. Williams, G. Mancia, W. Spiering et al., “2018 ESC/ESH Guidelines for the management of arterial hypertension,” *European Heart Journal*, vol. 39, págs. 3021-3104, 33 sep. de 2018, ISSN: 0195-668X. DOI: 10.1093/eurheartj/ehy339.

- [78] S. Lam, H. Liu, Z. Jian, J. Settels y C. Bohringer, “Intraoperative Invasive Blood Pressure Monitoring and the Potential Pitfalls of Invasively Measured Systolic Blood Pressure,” *Cureus*, ago. de 2021, ISSN: 2168-8184. DOI: 10.7759/cureus.17610.
- [79] X. Quan, J. Liu, T. Roxlo et al., “Advances in Non-Invasive Blood Pressure Monitoring,” *Sensors*, vol. 21, pág. 4273, 13 jun. de 2021, ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s21134273.
- [80] A. Spelde y C. Monahan, *Invasive Arterial Blood Pressure Monitoring. Anesthesiology Core Review: Part Two Advanced Exam*. McGraw-Hill Education, 2016. dirección: <https://accessanesthesiology.mhmedical.com/content.aspx?bookid=1750%C2%A7ionid=117318120>.
- [81] T.-W. Wang y S.-F. Lin, “Wearable Piezoelectric-Based System for Continuous Beat-to-Beat Blood Pressure Measurement,” *Sensors*, vol. 20, pág. 851, 3 feb. de 2020, ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s20030851.
- [82] Y. Zhang, C. Zhou, Z. Huang y X. Ye, “Development of a Continuous Blood Pressure Monitoring System based on Pulse Transit Time and Hemodynamic Covariates,” SCITEPRESS - Science y Technology Publications, 2020, págs. 33-39, ISBN: 978-989-758-398-8. DOI: 10.5220/0008944800330039.
- [83] S. Ranwa y M. Kumar, “Sensing Materials: Ceramics,” en Elsevier, 2023, págs. 1-13. DOI: 10.1016/B978-0-12-822548-6.00020-0.
- [84] Y.-G. Kim, J.-H. Song, S. Hong y S.-H. Ahn, “Piezoelectric strain sensor with high sensitivity and high stretchability based on kirigami design cutting,” *npj Flexible Electronics*, vol. 6, pág. 52, 1 jun. de 2022, ISSN: 2397-4621. DOI: 10.1038/s41528-022-00186-4.
- [85] A. B. A. Rey, “Estimation of Blood Pressure by Image-Free, Wearable Ultrasound,” *Artery Research*, vol. 30, pág. 3, 1 mayo de 2024, ISSN: 1876-4401. DOI: 10.1007/s44200-024-00048-6.
- [86] J. Allen, “Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement,” *Physiological Measurement*, vol. 28, R1-R39, 3 mar. de 2007, ISSN: 0967-3334. DOI: 10.1088/0967-3334/28/3/R01.
- [87] L. Wang, S. Tian y R. Zhu, “A new method of continuous blood pressure monitoring using multichannel sensing signals on the wrist,” *Microsystems & Nanoengineering*, vol. 9, pág. 117, 1 sep. de 2023, ISSN: 2055-7434. DOI: 10.1038/s41378-023-00590-4.
- [88] P. A. Kyriacou y J. Allen, *Photoplethysmography: technology, signal analysis and applications*. Academic Press, 2021.
- [89] J. Park, H. S. Seok, S.-S. Kim y H. Shin, “Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review,” *Frontiers in Physiology*, vol. 12, mar. de 2022, ISSN: 1664-042X. DOI: 10.3389/fphys.2021.808451.
- [90] I. Oshina y J. Spigulis, “Beer–Lambert law for optical tissue diagnostics: current state of the art and the main limitations,” *Journal of Biomedical Optics*, vol. 26, 10 oct. de 2021, ISSN: 1083-3668. DOI: 10.1117/1.JBO.26.10.100901.
- [91] R. A. Surmenev y M. A. Surmeneva, “The influence of the flexoelectric effect on materials properties with the emphasis on photovoltaic and related applications: A review,” *Materials Today*, vol. 67, págs. 256-298, jul. de 2023, ISSN: 13697021. DOI: 10.1016/j.mattod.2023.05.026.

- [92] J. Spigulis, L. Gailite, A. Lihachev y R. Erts, “Simultaneous recording of skin blood pulsations at different vascular depths by multiwavelength photoplethysmography,” *Applied Optics*, vol. 46, pág. 1754, 10 abr. de 2007, ISSN: 0003-6935. DOI: 10.1364/AO.46.001754.
- [93] S. Toda y K. Matsumura, “Investigation of Optimal Light Source Wavelength for Cuffless Blood Pressure Estimation Using a Single Photoplethysmography Sensor,” *Sensors*, vol. 23, pág. 3689, 7 abr. de 2023, ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s23073689.
- [94] J. Allen y A. Murray, “Similarity in bilateral photoplethysmographic peripheral pulse wave characteristics at the ears, thumbs and toes,” *Physiological Measurement*, vol. 21, págs. 369-377, 3 ago. de 2000, ISSN: 0967-3334. DOI: 10.1088/0967-3334/21/3/303.
- [95] D. Amiri, A. Anzanpour, I. Azimi et al., “Optimizing Energy Efficiency of Wearable Sensors Using Fog-assisted Control,” en Wiley, mayo de 2020, págs. 245-268. DOI: 10.1002/9781119551713.ch9.
- [96] P. Gupta, K. K. Sharma y S. D. Joshi, “Baseline wander removal of electrocardiogram signals using multivariate empirical mode decomposition,” *Healthcare Technology Letters*, vol. 2, págs. 164-166, 6 dic. de 2015, ISSN: 2053-3713. DOI: 10.1049/htl.2015.0029.
- [97] E. D. Chan, M. M. Chan y M. M. Chan, “Pulse oximetry: Understanding its basic principles facilitates appreciation of its limitations,” *Respiratory Medicine*, vol. 107, págs. 789-799, 6 jun. de 2013, ISSN: 09546111. DOI: 10.1016/j.rmed.2013.02.004.
- [98] J. Gómez-Cambronero, “The Oxygen Dissociation Curve of Hemoglobin: Bridging the Gap between Biochemistry and Physiology,” *Journal of Chemical Education*, vol. 78, pág. 757, 6 jun. de 2001, ISSN: 0021-9584. DOI: 10.1021/ed078p757.
- [99] A. Deshmane, “False arrhythmia alarm suppression using ECG, ABP, and photoplethysmogram,” 2009.
- [100] R. Nath, H. Thapliyal y A. Caban-Holt, “Towards Photoplethysmogram Based Non-Invasive Blood Pressure Classification,” dic. de 2018, págs. 37-39. DOI: 10.1109/iSES.2018.00018.
- [101] G. Rebala, A. Ravi y S. Churiwala, “Learning Models,” en Springer International Publishing, 2019, págs. 19-23. DOI: 10.1007/978-3-030-15729-6_2.
- [102] C. Dewi y R. C. Chen, “Random forest and support vector machine on features selection for regression analysis,” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 15, págs. 2027-2037, 6 dic. de 2019, ISSN: 13494198. DOI: 10.24507/ijicic.15.06.2027.
- [103] M. A. Tjitra, N. E. Anju, D. Sudiana y M. Rizkinia, “A Wireless Noninvasive Blood Pressure Measurement System Using MAX30102 and Random Forest Regressor for Photoplethysmography Signals,” *Computers*, vol. 13, pág. 125, 5 mayo de 2024, ISSN: 2073-431X. DOI: 10.3390/computers13050125.
- [104] L. Breiman, “Random Forests,” *Machine Learning*, vol. 45, págs. 5-32, 1 2001, ISSN: 08856125. DOI: 10.1023/A:1010933404324.