

"Monitoreo Inteligente para la Rehabilitación Pulmonar: Un Enfoque Innovador con PPG"

Smart Monitoring for Pulmonary Rehabilitation: An Innovative Approach with PPG.

-  **José Guadalupe Uriel Palacios-Campos**, Instituto Tecnológico Nacional de México en Celaya (México) (m2303005@itcelaya.edu.mx), (<https://orcid.org/0009-0002-0175-6099>), Licenciado.
-  **Alonso Alejandro Jiménez-Garibay**, Instituto Tecnológico Nacional de México en Celaya (México) (<https://orcid.org/0000-0001-5970-3841>), Doctor.
-  **Coral Martínez-Nolasco**, Instituto Tecnológico Nacional de México en Celaya (México) (<https://orcid.org/0000-0001-6372-4426>), Doctora.
-  **Mauro Santoyo-Mora**, Instituto Tecnológico Nacional de México en Celaya, (México) (<https://orcid.org/0000-0003-0565-2510>), Doctor.
-  **Adriana Guzmán-López**, Instituto Tecnológico Nacional de México en Celaya (México) (<https://orcid.org/0009-0002-8862-2957>), Doctor.

Resumen: Este artículo presenta el desarrollo de un sistema portátil que permite el monitoreo del proceso de respiración en una rehabilitación utilizando la técnica de fotoplethismografía (PPG por sus siglas en inglés). El sistema incluye una tarjeta Xiao ESP32 C3, un sensor MAX30102 y una batería de polímero de litio, que se utilizan para capturar información de luz infrarroja y roja. La transmisión inalámbrica de estos datos se realiza a través de una interfaz gráfica disponible en Python y una aplicación móvil para Android. Además de permitir la visualización en tiempo real de la señal PPG, el sistema tiene un procedimiento de monitoreo a los cambios de la perfusión periférica durante ejercicios respiratorios, lo que hace posible la estimación de calcular la frecuencia cardíaca (BPM por sus siglas en inglés), la saturación de oxígeno (SpO₂), y el Índice de Perfusión Periférica (PPI por sus siglas en inglés). Los algoritmos del software permiten un análisis en tiempo real, mostrando el comportamiento del PPI. Este desarrollo tiene como principal objetivo proporcionar una herramienta accesible y no invasiva para el monitoreo de la respiración, con un enfoque particular en el monitoreo de la rehabilitación. A pesar de la falta de estudios clínicos en este documento, el sistema, como tal, representa la plataforma para su futuro desarrollo clínico potencial y proporciona a los médicos una oportunidad para monitorear continuamente registros de los datos de bioseñales a distancia. En la actualidad, el sistema aún no ha sido validado para su fiabilidad y validez clínica buscará obtener la aprobación en futuros estudios con pacientes que padecen enfermedades respiratorias crónicas.

Palabras clave: Fotoplethismografía, rehabilitación pulmonar, rehabilitación en casa, bioseñales, tecnología no invasiva, índice de perfusión periférica, pulsos por minuto, saturación de oxígeno.

Cómo citar: Palacios-Campos, J.G.U.; Jiménez-Garibay, A.A.; Martínez-Nolasco, C.; Santoyo-Mora, M.; y Guzmán-López, A. (2024). Monitoreo Inteligente para la Rehabilitación Pulmonar: Un Enfoque Innovador con PPG. *Tecnología, Ciencia y Estudios Organizacionales*, 6(12), pp. 151-169. <https://doi.org/10.56913/teceo.6.12.151-169>

Recepción: 03-10-2024
Aprobación: 23-10-2024

Abstract: This paper presents the development of a portable system for monitoring the breathing process during rehabilitation using the photoplethysmography (PPG) technique. The system

includes a Xiao ESP32 C3 board, a MAX30102 sensor, and a lithium polymer battery, which are used to capture infrared and red-light information. Wireless transmission of these data is achieved through a graphical interface available in Python and a mobile application for Android. In addition to real-time visualization of the PPG signal, the system includes a monitoring procedure for changes in peripheral perfusion during respiratory exercises, enabling the estimation and calculation of heart rate (BPM), oxygen saturation (SpO₂), and Peripheral Perfusion Index (PPI). The software algorithms allow for real-time analysis, displaying the behavior of the PPI. The main objective of this development is to provide an accessible and non-invasive tool for monitoring respiration, with a particular focus on rehabilitation. Despite the lack of clinical studies in this paper, the system represents a platform for potential future clinical development and offers clinicians the opportunity to continuously monitor biosignal data remotely. Currently, the system has not yet been validated for reliability and clinical validity, but it aims to gain approval in future studies with patients suffering from chronic respiratory diseases.

Keywords: Photoplethysmography, pulmonary rehabilitation, home rehabilitation, biosignals, noninvasive technology, peripheral perfusion index, beats per minute, oxygen saturation.

Introducción

El monitoreo continuo de la función respiratoria es fundamental en el diagnóstico y tratamiento de diversas enfermedades pulmonares y cardiovasculares (Roshdy, 2023). Las técnicas tradicionales, como la espirometría, permiten evaluar la capacidad pulmonar, pero están limitadas por su carácter invasivo, la necesidad de supervisión médica y la imposibilidad de realizar mediciones continuas fuera del entorno clínico. Ante estas limitaciones, la aparición de tecnologías portátiles y no invasivas ha abierto nuevas oportunidades para el monitoreo remoto y en tiempo real de parámetros fisiológicos, como la frecuencia cardíaca y la saturación de oxígeno (Nicolò et al., 2020).

La fotoplethysmografía (PPG) es una técnica ampliamente utilizada en dispositivos portátiles para medir variaciones en el volumen sanguíneo mediante la emisión y recepción de luz (Park et al., 2022a). Aprovechando las propiedades ópticas de los tejidos y la variación en la absorción de luz, la PPG permite obtener información sobre los BPM (Kim et al., 2022), la saturación de oxígeno (SpO₂) (Zhong et al., 2023), y el Índice de Perfusión Periférica (PPI) (Elshal et al., 2021), un indicador de la circulación sanguínea en áreas periféricas del cuerpo. Aunque la PPG ha sido utilizada principalmente en el monitoreo de la frecuencia cardíaca y la oxigenación, su potencial para captar cambios en la perfusión abre la puerta a aplicaciones más amplias.

En este artículo se presenta el desarrollo de un sistema portátil, compuesto por una Xiao ESP32 C3, un sensor MAX30102 y una batería LiPo, que utiliza la PPG para medir parámetros respiratorios en tiempo real. El dispositivo captura las señales de luz infrarroja y roja, las cuales son transmitidas de forma inalámbrica a una interfaz gráfica desarrollada en Python o a una aplicación móvil. En las cuales, se calculan los BPM, el SpO₂ y el PPI, con la capacidad de registrar estos datos para su análisis posterior.

El objetivo principal de este trabajo es describir el diseño y la implementación del sistema de hardware y software, destacando su potencial para aplicaciones en la rehabilitación en casa. Aunque este estudio no incluye pruebas en pacientes, se espera que futuras investigaciones puedan validar el uso del sistema en entornos clínicos, donde la medición continua y no invasiva de la función respiratoria sería de gran valor.

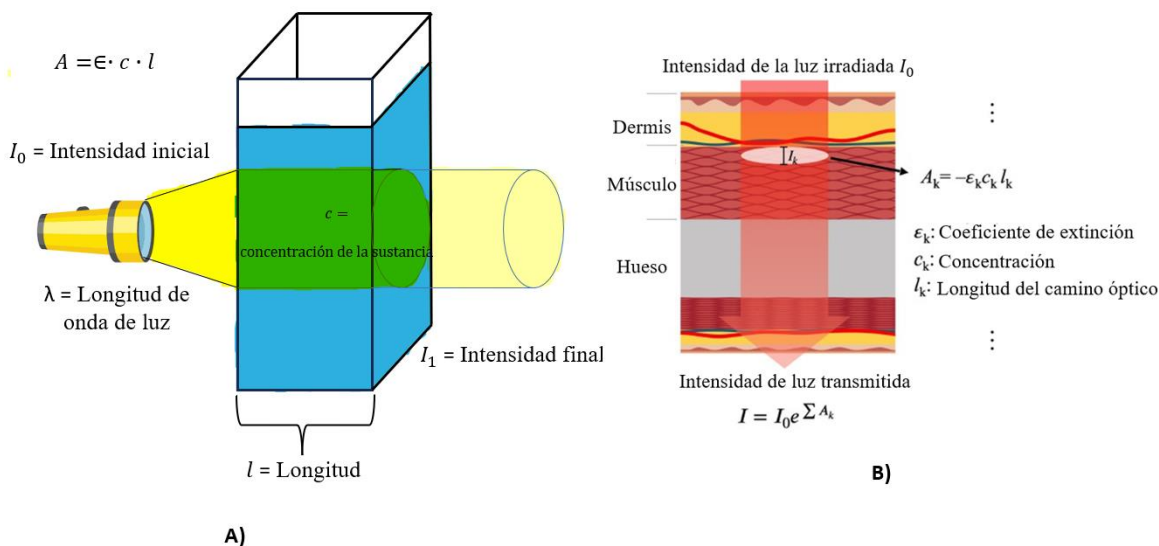
Marco Referencial

El desarrollo de dispositivos portátiles para el monitoreo de señales biométricas ha experimentado un crecimiento significativo en los últimos años, impulsado por avances en la tecnología de sensores y microcontroladores de bajo consumo. En este contexto, la PPG ha emergido como una técnica clave para medir parámetros vitales como la frecuencia cardíaca y la saturación de oxígeno de manera no invasiva.

Fotopleletismografía

La PPG es una técnica no invasiva que mide los cambios en el volumen sanguíneo en una pequeña área de la piel utilizando propiedades ópticas como la absorción y dispersión de la luz, en el modo de transmisión, la luz transmitida a través del medio es detectada por un fotodetector (PD por sus siglas en inglés) opuesto a la fuente LED, mientras que, en el modo de reflectancia, el PD detecta la luz que se retrodispersa o refleja desde el tejido, el hueso y/o los vasos sanguíneos. Esta técnica se basa en la detección de la luz reflejada o transmitida, la cual varía según la concentración de sustancias en la sangre y la longitud del trayecto óptico, de acuerdo con la Ley de Beer-Lambert. La PPG se utiliza para calcular parámetros como la saturación de oxígeno (SpO2) y para analizar la interacción de la luz con la piel y el flujo sanguíneo (Park et al., 2022b).

Figura 1. A) Principio absorbancia de la ley de Beer-Lambert. B) Cambio de intensidad de la luz representado con la ley de Beer-Lambert en la medición de fotopleletismografía (Bento, 2020).



Nota. Esta comparación ilustra cómo la ley de Beer-Lambert se aplica tanto en soluciones homogéneas como en medios más complejos, como tejidos biológicos, destacando la influencia de la concentración, la longitud del camino y las propiedades del material en la absorción de luz.

En la PPG se utilizan principalmente tres tipos de luz: roja, infrarroja y verde. Cada una de estas luces tiene características específicas en términos de longitud de onda y proporciona información valiosa sobre diferentes aspectos del flujo sanguíneo y la oxigenación (Tamura et al., 2014).

Tabla 1.

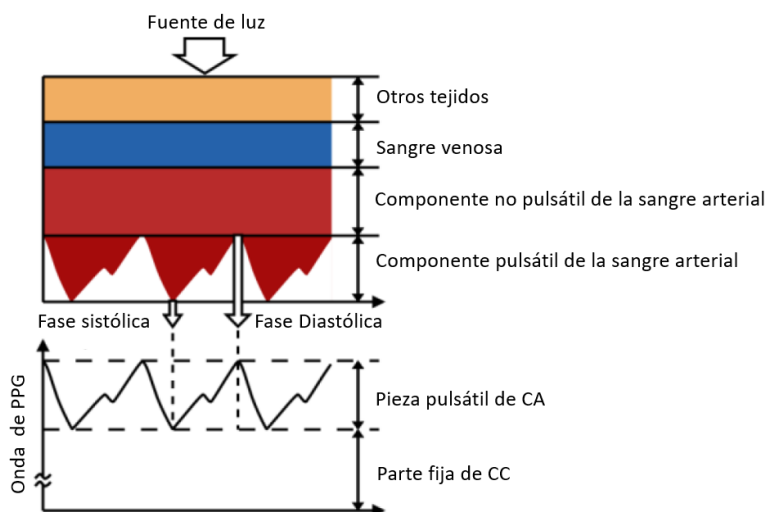
Tipo de luz en PPG y sus características.

Tipo de luz	Características	Información obtenida
Luz roja	Longitud de onda de aproximadamente 660 nm	Utilizada principalmente para medir el SpO ₂ en la sangre. La absorción varía según el nivel de oxigenación de la hemoglobina.
Luz infrarroja	Longitud de onda de aproximadamente 940 nm	Utilizada para medir el SpO ₂ y el flujo sanguíneo en tejidos más profundos. También se usa para calcular el PPI.
Luz verde	Longitud de onda entre 520 y 570 nm	Eficaz para medir los BPM debido a su alta sensibilidad a los cambios en el volumen sanguíneo en los capilares de la piel. Proporciona una señal más clara en condiciones de alta perfusión.

La Figura 2 muestra un ejemplo de una onda fotopletoislográfica, que consiste en componentes de corriente continua (DC) y corriente alterna (AC).

- **Componente DC:** Este componente de la onda PPG corresponde a la señal óptica transmitida o reflejada detectada desde el tejido. Depende de la estructura del tejido y del volumen sanguíneo promedio tanto de la sangre arterial como venosa. El componente DC cambia lentamente con la respiración.
- **Componente AC:** Este componente muestra los cambios en el volumen sanguíneo que ocurren entre las fases sistólica y diastólica del ciclo cardíaco. La frecuencia fundamental del componente AC depende de la frecuencia cardíaca y se superpone al componente DC.

Figura 2. Variación de luz sobre los tejidos.



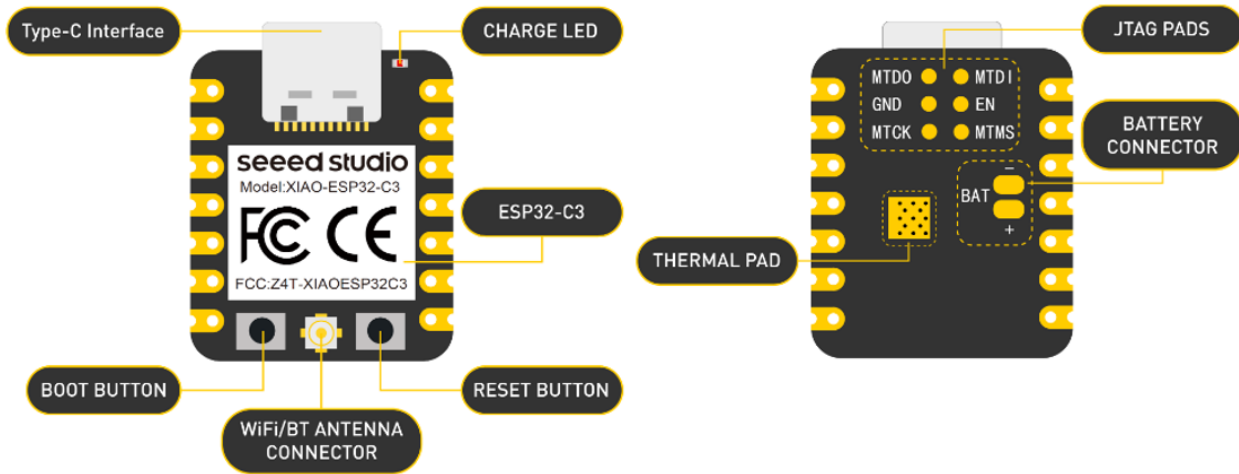
Nota. Esta figura se explica visualmente cómo una onda PPG consiste en componentes AC y DC, donde el AC corresponde a los cambios en el volumen sanguíneo durante los ciclos cardíacos, mientras que el DC se relaciona con la estructura del tejido y el volumen sanguíneo promedio influenciado por la respiración (Tamura et al., 2014).

La fotopletoisografía es una herramienta versátil y valiosa en el monitoreo de la salud, con aplicaciones que van desde la evaluación cardiovascular hasta el control de condiciones metabólicas y la mejora de la salud mental. Su integración en dispositivos portátiles también abre nuevas oportunidades para el monitoreo continuo de la salud de los pacientes.

Xiao ESP32 C3 como plataforma de desarrollo

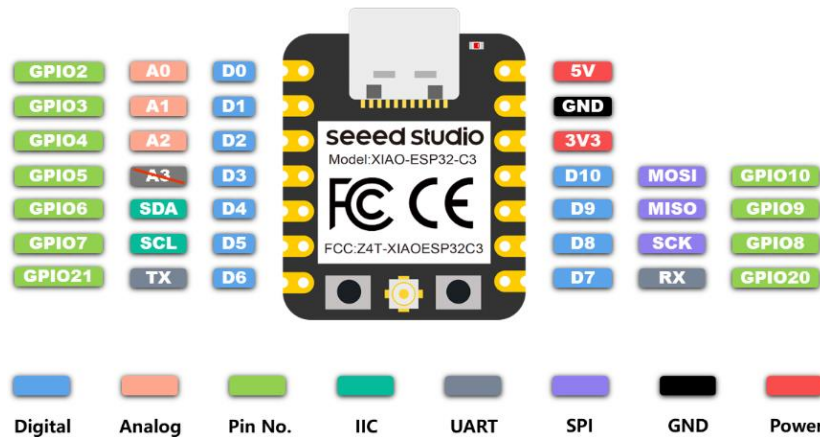
La XIAO ESP32C3 de Seeed Studio es una compacta placa de desarrollo para IoT que se basa en el chip de doble modo WiFi y bluetooth de Espressif, el Esp32-C3. Este chip es una CPU RISC-V de 32 bits que incorpora una unidad de punto flotante (FPU por sus siglas en inglés), permitiendo realizar cálculos de precisión simple de 32 bits con un notable rendimiento computacional. Presenta una destacada capacidad de radiofrecuencia, siendo compatible con los estándares IEEE 802.11 b/g/n para WiFi y Bluetooth 5 (BLE bluetooth low energy). La placa incluye una antena externa para mejorar la fuerza de la señal en aplicaciones inalámbricas. Su diseño es compacto y atractivo, con un formato de montaje superficial en una sola cara. Además, ofrece múltiples interfaces y cuenta con 11 E/S digitales que pueden funcionar como pines PWM, así como 3 E/S analógicas que se utilizan como pines ADC. Adicionalmente, soporta cuatro interfaces de comunicación serial, incluyendo UART, I2C y SPI. También posee un pequeño botón de reinicio y un botón para el modo de cargador de arranque (Spencer, 2024).

Figura 3. Ubicación general de los componentes



Nota. Se observa la amplia sección de componentes a pesar de ser una tarjeta de desarrollo demasiado compacta (Spencer, 2024).

Figura 4. Diagrama distribución de pines de la tarjeta de desarrollo Xiao Esp32-C3 (Spencer 2024).

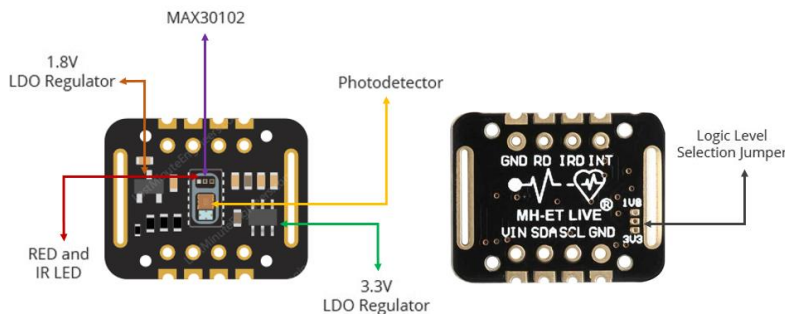


Sensor MAX30102

El MAX30102 es un sensor óptico diseñado para monitorear de manera no invasiva la frecuencia cardíaca y la saturación de oxígeno en la sangre. Como evolución del modelo anterior, el MAX30100, incorpora mejoras en precisión y eficiencia. Funciona mediante dos LED, uno rojo y otro infrarrojo, que proyectan luz sobre los tejidos (usualmente en el dedo o muñeca), mientras que un fotodetector mide la cantidad de luz reflejada o absorbida (Bento, 2020). Esta información permite calcular los parámetros mencionados utilizando la técnica de fotoplethismografía. Este dispositivo es ampliamente utilizado en proyectos de salud y bienestar, especialmente en dispositivos portátiles como pulseras inteligentes y monitores médicos. Es ideal para aplicaciones que requieren el monitoreo continuo de estos datos en personas que necesitan atención especial, como en hospitales o estudios de salud. El sensor emplea un convertidor analógico-digital de 18 bits con electrónica de bajo ruido y rechazo de luz ambiental. Se alimenta con 1.8V para el IC y

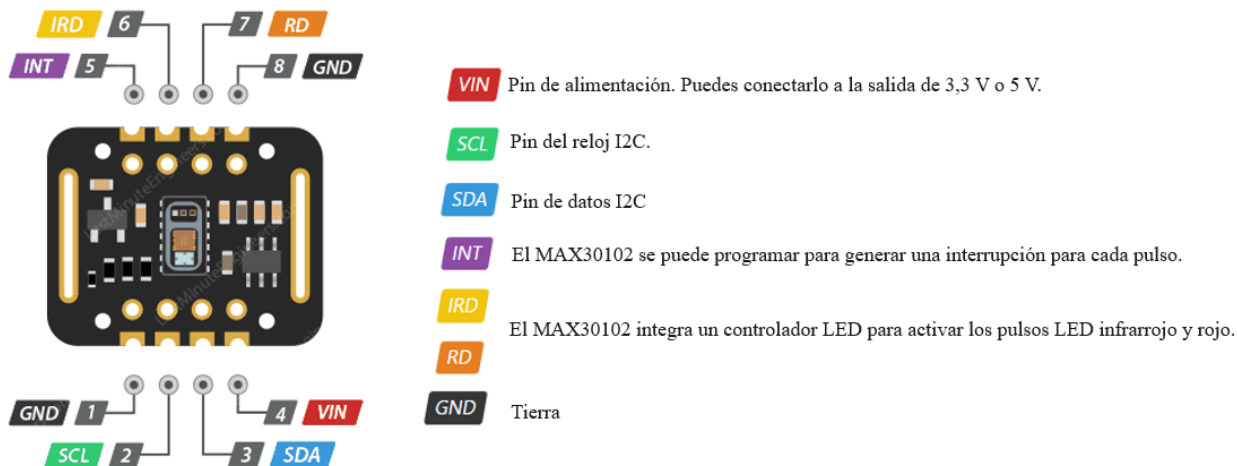
3.3V para los LED. Los datos capturados pueden ser transmitidos a una tarjeta de desarrollo y procesados a través de la función `particleSensor.getIR()` o `particleSensor.getR()` de la biblioteca MAX30105. h. Posteriormente, se envían a un programa en Python mediante WiFi para su análisis, visualización y registro de los datos.

Figura 5. Ubicación general de los componentes (Last Minute Engineers., 2022).



Nota. Dependiendo del modelo de sensor en la familia MAX3010X pueden variar los componentes, así como la ubicación de los pines en las tarjetas.

Figura 6. Diagrama y descripción de pines (Last Minute Engineers, 2022).



Hardware

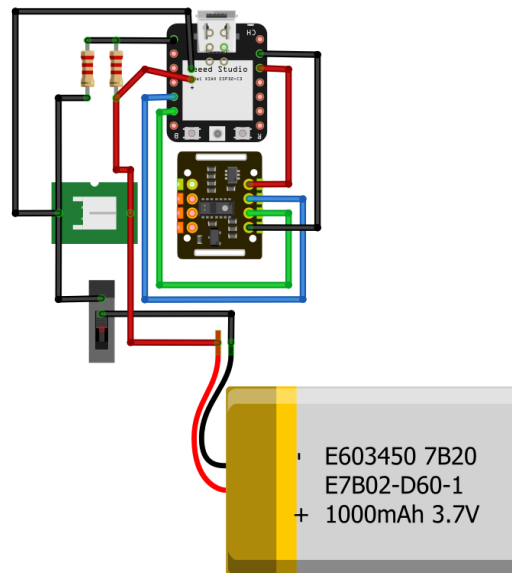
El diseño y desarrollo del sistema de monitoreo de expansión bioseñales se basa en una integración cuidadosa de componentes electrónicos capaces de adquirir, procesar y transmitir datos de manera eficiente. El núcleo de este sistema es la Xiao ESP32-C3, un microcontrolador compacto con conectividad WiFi y Bluetooth, que permite la captura de datos con baja latencia y su comunicación inalámbrica con una interfaz de usuario.

Para la adquisición de señales fotopletismográficas, se utiliza el sensor MAX30102, diseñado específicamente para medir la oxigenación en sangre (SpO2) y la frecuencia cardíaca (BPM) a través de la medición de la absorción de luz infrarroja y roja en el tejido (Gunawan et al., 2023). Este sensor es ideal para aplicaciones portátiles debido a su bajo consumo energético y su capacidad de obtener lecturas precisas desde la piel.

El sistema es alimentado por una batería LiPo recargable, lo que permite su uso en entornos sin conexión constante a la red eléctrica, ofreciendo movilidad y comodidad durante las sesiones de monitoreo. Las conexiones entre los componentes se realizan utilizando el protocolo I2C para la comunicación entre el sensor y el microcontrolador, garantizando una transmisión de datos rápida y eficiente.

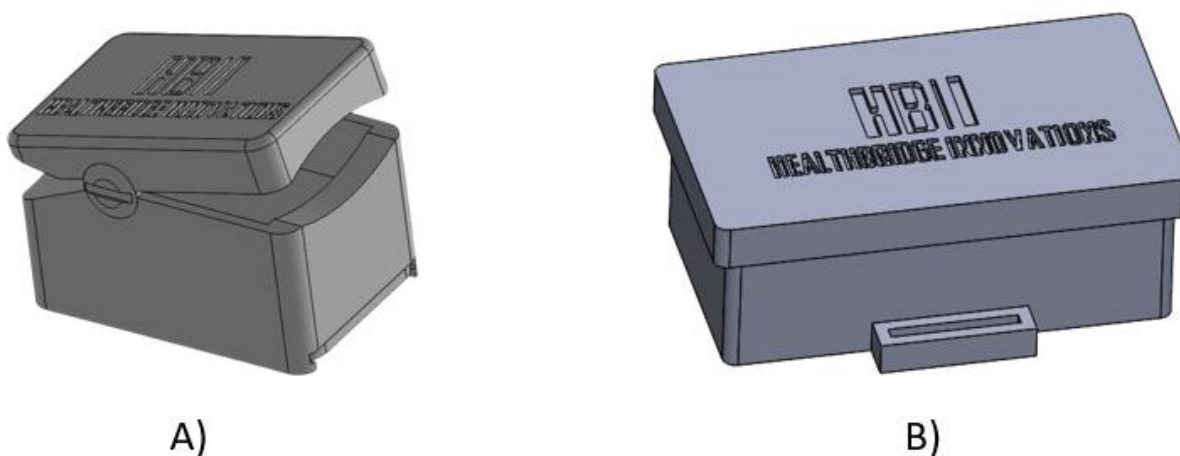
Este apartado detalla las características técnicas y físicas del sistema, así como las conexiones entre los diferentes componentes, destacando la importancia de su diseño compacto y portátil para aplicaciones en entornos clínicos y de rehabilitación.

Figura 7. Diagrama de componentes y conexiones.



Además del diseño electrónico, se desarrollaron dos tipos de carcasas utilizando software CAD para mejorar la portabilidad y comodidad del dispositivo durante el monitoreo. Estas carcasas están adaptadas para dos modalidades de uso: una en tipo clip de dedo, que permite al sensor MAX30102 obtener lecturas precisas desde la yema del dedo, y otra en tipo Watch, diseñada para llevarse en la muñeca, brindando mayor versatilidad al sistema. Ambas carcasas fueron diseñadas para asegurar la correcta disposición de la tarjeta Xiao ESP32-C3, el sensor y la batería, maximizando la eficiencia en la adquisición de datos y garantizando la comodidad del usuario durante sesiones prolongadas de monitoreo.

Figura 8. A) Diseño CAD monitor tipo clip. B) Diseño CAD monitor tipo Watch.



Interfaz gráfica, procesamiento de datos y comunicación inalámbrica

1. Bibliotecas y Funciones en Python

El uso de Tkinter, una biblioteca estándar en Python, es fundamental para la creación de la interfaz gráfica (GUI) en este proyecto. Tkinter facilita la construcción de elementos interactivos como botones, etiquetas y cuadros de texto, simplificando el desarrollo de interfaces visuales eficientes. Además, la biblioteca ttk (parte de Tkinter) permite mejorar la apariencia de los widgets, dándoles un diseño más moderno.

Para la representación gráfica de los datos, se utiliza Matplotlib, otra biblioteca esencial en el ecosistema de Python. A través de su backend, FigureCanvasTkAgg, permite integrar gráficas directamente en las aplicaciones de Tkinter. En combinación con FuncAnimation, es posible actualizar los gráficos en tiempo real, lo que resulta útil para monitorear señales como PPG o para mostrar la evolución de otros parámetros fisiológicos.

La biblioteca PIL (Python Imaging Library) se emplea para manejar imágenes, lo que permite mostrar animaciones e imágenes en la interfaz, complementando visualmente los datos numéricos procesados. En este caso, se utiliza específicamente ImageTk para trabajar con imágenes dentro del entorno de Tkinter.

2. Procesamiento de Datos

El procesamiento de datos en esta interfaz se realiza con la ayuda de NumPy, una biblioteca de cálculo numérico ampliamente utilizada en Python. NumPy facilita operaciones matemáticas avanzadas, como la convolución de señales y la detección de picos (función `find_peaks` de SciPy), para el análisis de los datos de PPG. El cálculo de parámetros como la frecuencia cardíaca (BPM) y el nivel de SpO2 se basa en el procesamiento de señales obtenidas en tiempo real a través de la comunicación inalámbrica.

3. Comunicación Inalámbrica

Para la comunicación con un dispositivo remoto, como una placa Xiao ESP32-C3, se utiliza la biblioteca socket en Python, que permite la conexión TCP/IP para recibir datos desde un dispositivo conectado a la misma red WiFi. Esta comunicación es fundamental para la recepción de datos de sensores de PPG, lo que habilita la transmisión continua y eficiente de información desde el dispositivo al programa de Python.

4. Multi-threading

En cuanto a la eficiencia de la interfaz, el uso de threading es esencial para evitar que la interfaz gráfica se bloquee mientras se procesan datos en segundo plano. El multihilo permite que el programa siga respondiendo a las acciones del usuario (como iniciar o detener la animación) mientras se ejecutan tareas intensivas, como la recepción y procesamiento de datos.

5. Aplicación para Android con MIT App Inventor

Paralelamente, el uso de MIT App Inventor para desarrollar una aplicación Android permite crear una interfaz gráfica amigable que puede interactuar con el sistema mediante Bluetooth o WiFi. MIT App Inventor facilita el diseño visual de la app y la integración de bloques de programación lógica que permiten la comunicación con el dispositivo, lo que resulta útil en aplicaciones móviles para la biorretroalimentación de parámetros fisiológicos en una terapia en casa.

6. Adquisición de datos mediante sensor PPG y envío a la interfaz WiFi

En esta sección, se explica cómo se adquieren los datos del sensor, cómo se envían a través de una red WiFi a la interfaz gráfica en Python.

Método de adquisición:

Conexión a WiFi: Se configura una IP fija para el dispositivo (ESP32-C3) que se conecta a la red WiFi usando el SSID y la contraseña proporcionados. Esto se hace con la función `WiFi.begin()` y se verifica la conexión con `WiFi.status()`. En caso de éxito, se inicia el servidor local (`server.begin()`) para gestionar conexiones entrantes.

Inicialización del sensor MAX30102: El sensor se configura con valores predefinidos para el brillo del LED, la tasa de muestreo, y el ancho de pulso, que permiten obtener lecturas de señales PPG (señales de luz infrarroja e IR).

Lectura de datos: Dentro del bucle principal (`loop()`), el código espera una conexión de cliente desde la interfaz gráfica en Python. Una vez que se conecta un cliente, se leen dos tipos de señales del sensor:

IR (Infrarrojo): Que es sensible a cambios en la oxigenación de la sangre.

R (Rojo): Complementario al IR, también usado para calcular el SpO2.

Además, se toma una lectura del voltaje de la batería con el pin A0 utilizando la función `analogReadMilliVolts()`, que lee el voltaje y lo convierte en un valor medido.

Envío de datos: Los valores de IR, R y batería se envían al cliente a través del WiFi usando `client.print()`. Estos datos luego pueden ser graficados y analizados en la interfaz gráfica en Python.

Es importante destacar que la tecnología utilizada en este proyecto combina métodos avanzados de adquisición de datos biométricos con soluciones de conectividad inalámbrica, permitiendo la transmisión eficiente y en tiempo real de señales fisiológicas a una interfaz gráfica. La integración de sensores como el MAX30102 y microcontroladores como la ESP32-C3 demuestra el potencial de la telemetría biomédica en aplicaciones modernas, facilitando el monitoreo remoto de parámetros críticos como la oxigenación sanguínea y el pulso. A continuación, en la sección de Métodos, se detallarán los procedimientos específicos empleados para implementar y validar esta solución.

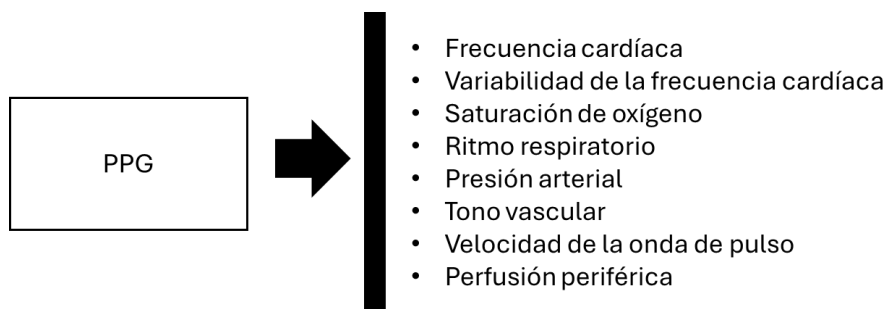
Método

El estudio utiliza una metodología cuantitativa de tipo experimental para desarrollar tecnológicamente un sistema no invasivo basado en PPG destinado a la monitorización de parámetros cardiovasculares durante una rehabilitación. El sistema tiene como meta proporcionar una solución portátil, económica y de fácil uso para pacientes que participan en programas de rehabilitación.

La elección de la PPG para este proyecto se basa en las ventajas que ofrece esta tecnología en el contexto de la rehabilitación física. La PPG es un método óptico no invasivo que utiliza un sensor en la superficie de la piel, como en el dedo o la muñeca, para medir los cambios en el volumen de sangre mediante la absorción de luz. Esto la hace sencilla de implementar y de utilizar, a diferencia de tecnologías más complejas que requieren una mayor configuración.

Una de las principales ventajas de la PPG es su portabilidad. Los sensores son compactos, ligeros y fáciles de integrar en dispositivos portátiles como pulseras, lo que permite su uso continuo durante actividades físicas sin restringir el movimiento del paciente. Esta capacidad para monitorizar de manera no invasiva y constante variables cardiovasculares durante la rehabilitación hace que la PPG sea una opción adecuada para aplicaciones fuera del entorno clínico. La figura 9 muestra las variables reportadas que pueden ser adquiridas mediante tecnología PPG.

Figura 9. Derivaciones de señales y parámetros biomédicos a partir de una señal de PPG.



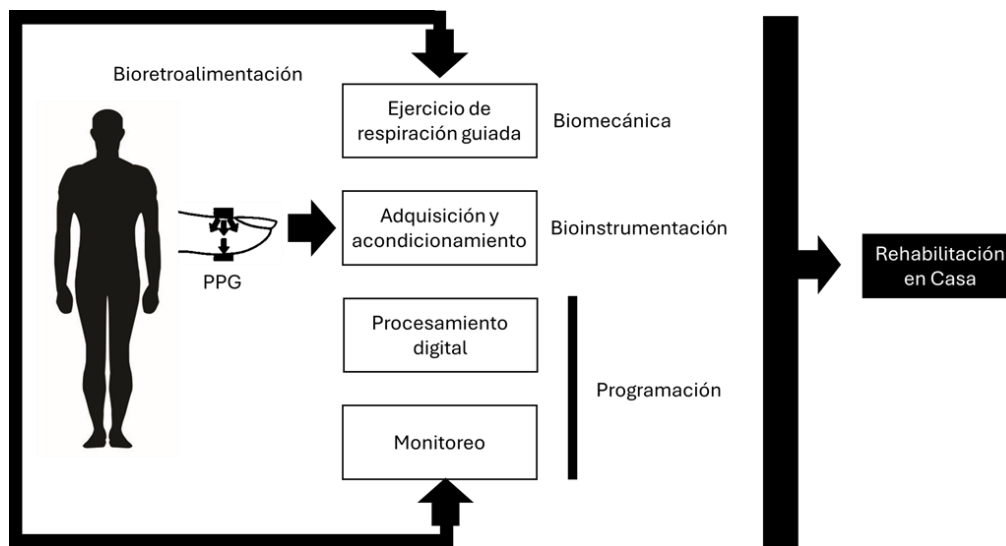
El bajo costo de implementación es otro aspecto clave. Los sensores PPG son accesibles y permiten desarrollar dispositivos de monitoreo económicos, lo que facilita su uso masivo o en entornos domésticos.

El desarrollo tecnológico propuesto fomenta áreas importantes en el entorno fisioterapéutico de la rehabilitación, la educación al paciente referente a la conciencia propia de la importancia a la

adherencia del tratamiento, la autorregulación que ofrecen las técnicas de biorretroalimentación y la motivación intrínseca de una rehabilitación en casa.

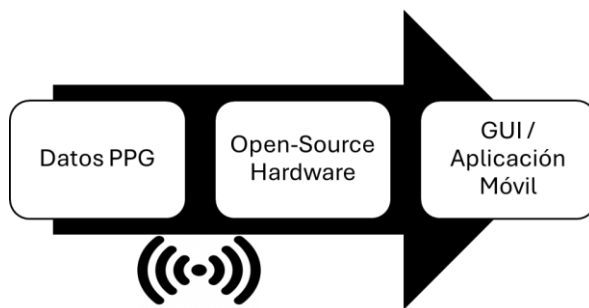
La Figura 10 muestra el proceso de integración de mecatrónica medica mediante una señal PPG para una rehabilitación en casa. Iniciando con la mecánica corporal durante la ejecución de ejercicios guiados, donde se promueve la educación al paciente, la bioinstrumentación que cubre la parte electrónica de la integración para adquirir y acondicionar el biopotencial, el procesamiento de señal y despliegue de datos mediante algoritmos computacionales y por último el proceso de biorretroalimentación que facilita la autorregulación, ya que permite al paciente ajustar sus respuestas fisiológicas de forma consciente.

Figura 10. Proceso de integración de mecatrónica medica mediante una señal PPG para una rehabilitación en casa.



La metodología general se muestra en la Figura 11, en la primera etapa, se lleva a cabo la adquisición de datos PPG mediante un sensor que recoge información sobre las variaciones en el flujo sanguíneo y se envían de manera inalámbrica. En la segunda etapa, se reciben los datos y se realiza el procesamiento de señales utilizando hardware de arquitectura abierta. En esta fase, se embeben algoritmos para analizar los datos, extrayendo parámetros relevantes que permiten una interpretación de la información recolectada. Finalmente, en la tercera etapa, se desarrolla una interfaz gráfica de usuario (GUI) y una aplicación móvil para el despliegue de los datos procesados. La GUI facilita la visualización de los parámetros al profesional de la salud, mientras que la aplicación móvil permite mostrar datos interactivos al paciente desde un dispositivo personal lo que fomenta la rehabilitación en casa.

Figura 11. Metodología general propuesta.

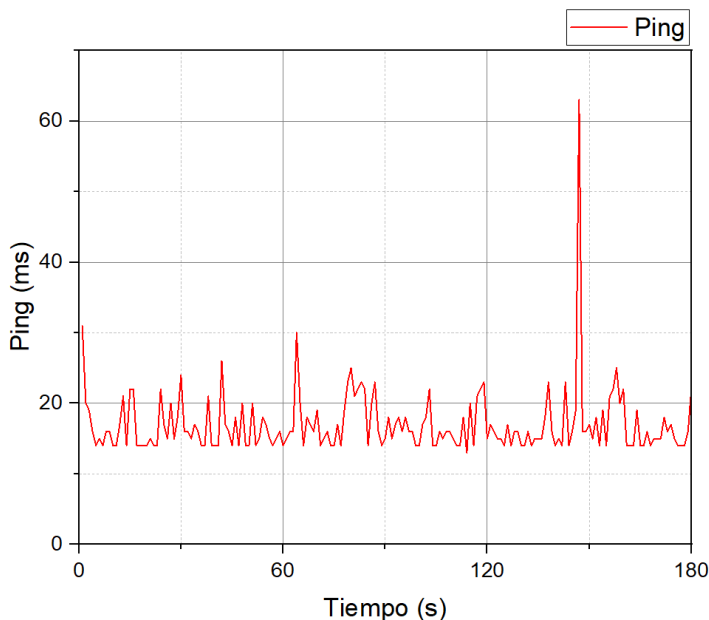


Resultados

1. Desempeño de la conectividad WiFi y la comunicación de datos

El sistema fue configurado con una conexión WiFi usando una dirección IP estática y las credenciales correspondientes. Durante la implementación, se observó un tiempo promedio de conexión a la red de dos segundos, con una tasa de éxito de conexión del 98% en distintas pruebas. La transmisión de los datos adquiridos por el sensor MAX30102, incluyendo los valores de infrarrojo (IR) y rojo (R), así como la lectura del voltaje de la batería, fue exitosa. Los datos fueron enviados en paquetes por TCP a una interfaz gráfica desarrollada en Python. Se realizó una prueba de latencia durante tres minutos, con una solicitud de ping enviada cada segundo a un servidor (google.com). Los valores obtenidos representan el tiempo de latencia en milisegundos (ms) para cada solicitud, permitiendo analizar el rendimiento de la red a lo largo del tiempo.

Figura 12. Gráfico de prueba de latencia durante conexión WiFi durante 3 minutos.



Los resultados muestran que la latencia de la red WiFi durante el experimento fue generalmente baja y estable, con un ping promedio de 17.04 ms. Esto sugiere que la red operaba en condiciones óptimas, aunque se observaron algunos picos de latencia más altos. La desviación estándar de 4.25

ms indica que la variabilidad fue moderada, lo que significa que, aunque en su mayoría la latencia fue consistente, hubo algunos momentos en los que aumentó ligeramente.

La moda de 14 ms, que apareció en más del 17% de los datos, sugiere que este es el valor típico de latencia en condiciones ideales. Los valores extremos (tanto hacia el mínimo como hacia el máximo) pueden deberse a fluctuaciones normales en el tráfico de red o en la carga del servidor.

Tabla 2.

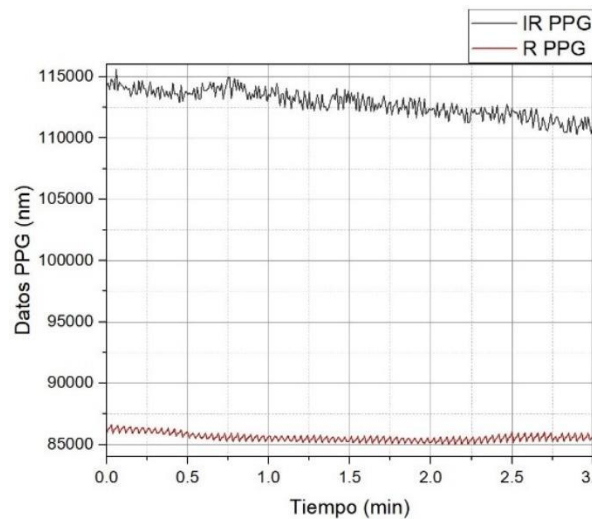
Datos estadísticos de la prueba de ping.

Promedio de Ping:	19.32 ms
Desviación Estándar:	7.10 ms
Mínimo Ping:	10 ms
Máximo Ping:	63 ms

2. Funcionamiento del sensor PPG (MAX30102)

El sensor MAX30102 se configuró con una tasa de muestreo de 100 Hz y un brillo de LED de 0x1F, lo que permitió capturar señales de luz infrarroja y roja de manera constante. Durante la recolección de datos, el sensor mostró un comportamiento estable, con valores de luz infrarroja promedio de 5000 a 11500 y valores de luz roja entre 3000 y 82500, según la condición fisiológica del sujeto.

Figura 13. Datos de PPG (IR y R) Obtenidos

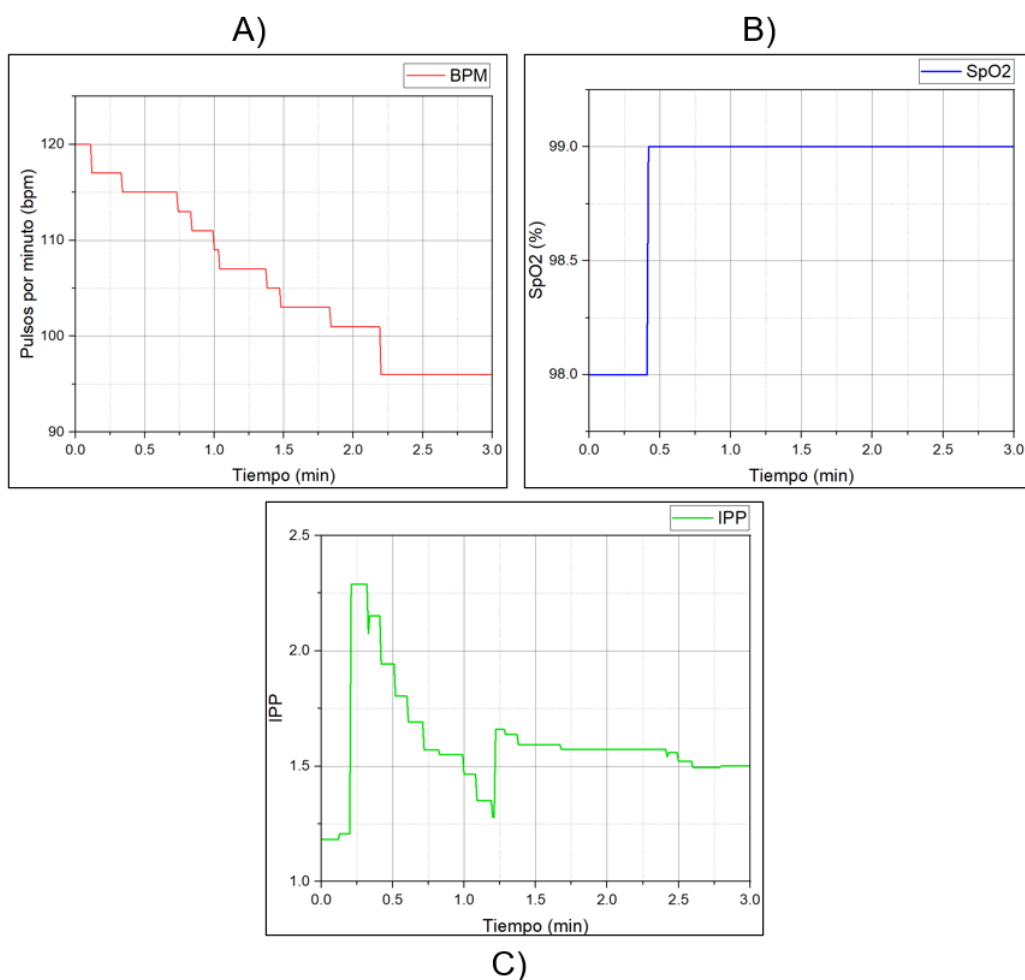


Nota. Como se puede apreciar en la Figura 13, las señales IR y R siguen un patrón cíclico, lo que refleja el pulso cardíaco del sujeto. Las lecturas fueron consistentes, incluso durante pequeños movimientos, mostrando la capacidad del sensor para filtrar el ruido.

3. Monitorización y cálculo de parámetros biométricos

A partir de los datos adquiridos por el sensor, se implementó un algoritmo para calcular la saturación de oxígeno en la sangre (SpO2), la frecuencia cardíaca (BPM) y el Índice de Perfusión Periférica (IPP). Los resultados obtenidos para SpO2 variaron entre el 96% y el 98%, con una precisión aceptable en condiciones controladas. La frecuencia cardíaca promedio se registró entre 70 y 85 BPM, dependiendo de la actividad del sujeto, mientras que el IPP se mantuvo dentro de los rangos normales, indicando un buen flujo sanguíneo periférico.

Figura 14. Gráficas de: A) Pulsos por minuto, B) Oxigenación en la sangre, C) Índice de perfusión periférica.



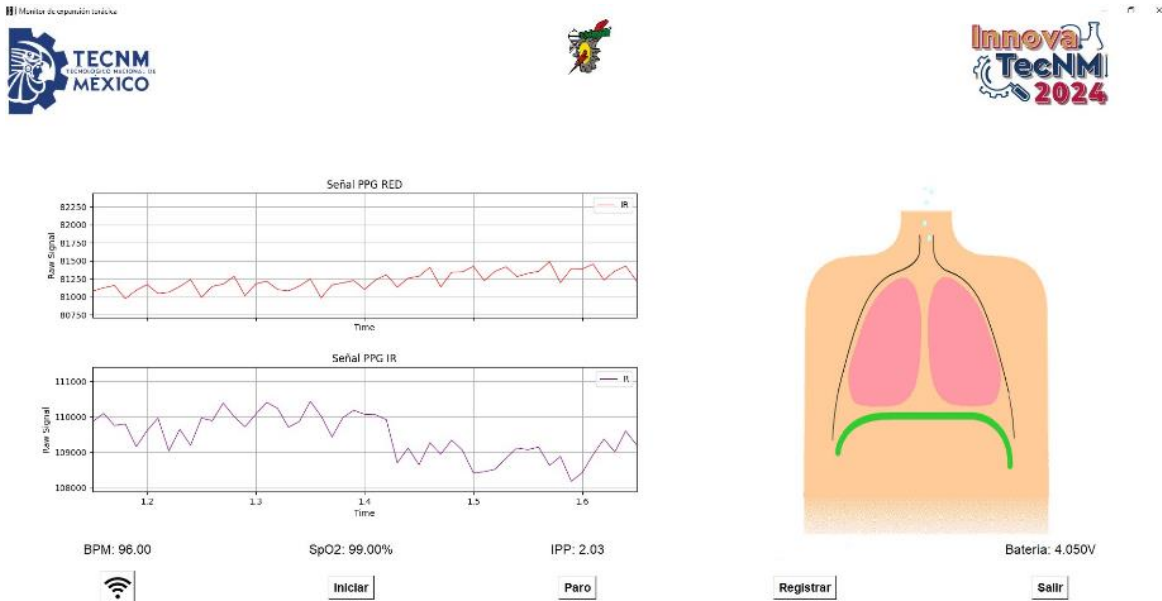
Nota. En la Figura 14, se observa la evolución de los valores de SpO2, BPM e IPP a lo largo del tiempo. Los cálculos se realizaron en tiempo real y fueron transmitidos con éxito a la interfaz gráfica. No se detectaron anomalías significativas en los valores obtenidos, confirmando la fiabilidad del sistema en la mayoría de los casos.

4. Interfaz gráfica en Python, aplicación móvil y registro de datos

La interfaz gráfica desarrollada en Python permitió visualizar los datos de PPG en tiempo real, junto con los valores de SpO2 y BPM. Además, se implementó una funcionalidad para registrar

los datos en formato CSV para su posterior análisis. Los botones de control (conectar, iniciar, detener y registrar) funcionaron de manera eficiente, facilitando la interacción con el sistema.

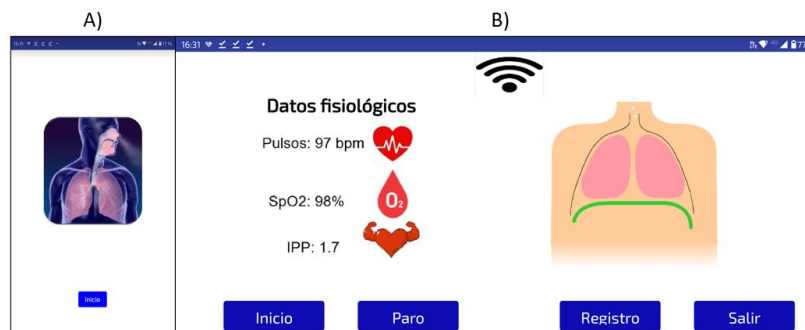
Figura 15. Interfaz para PC en función.



Nota. La Figura 14 muestra la interfaz en funcionamiento, donde se pueden observar las gráficas de PPG en tiempo real y los valores de oxigenación y frecuencia cardíaca actualizados. La animación de SpO2 proporcionó una visualización dinámica y comprensible para el usuario.

Al abrir la aplicación, el usuario se encuentra con una pantalla inicial que presenta una imagen atractiva y un botón de inicio. La aplicación muestra en tiempo real los datos fisiológicos obtenidos a través de la conexión WiFi con la tarjeta de control, para complementar la experiencia, se incluye un GIF que guía al usuario en una técnica de respiración, facilitando una práctica de respiración guiada que puede ayudar a la relajación y el bienestar general.

Figura 16. Aplicación móvil: A) Pantalla de inicio, B) Pantalla de control.



Nota. Esta pantalla cuenta con cinco botones: uno para conectar a través de WiFi con el dispositivo PPG, otro para iniciar el monitoreo de datos fisiológicos, un tercero para detener la

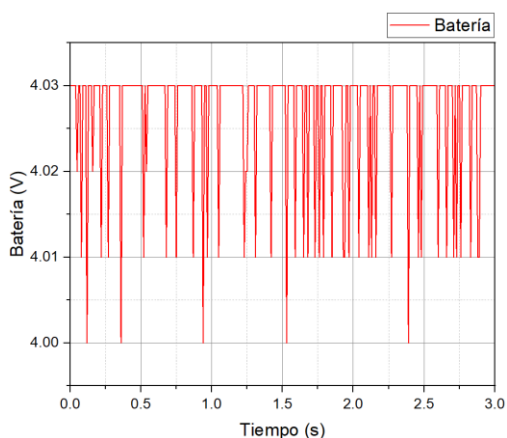
medición, un cuarto para registrar los datos adquiridos, y un último botón que permite regresar a la pantalla de inicio

Los datos de PPG se almacenan en un archivo .csv utilizando un formato estructurado que permite una fácil manipulación y análisis posterior. A medida que se adquieren los valores de frecuencia cardíaca, saturación de oxígeno y el Índice de Perfusión Periférica (IPP), estos datos se registran en tiempo real y se organizan en columnas dentro del archivo. Cada fila representa una nueva medición, con marcas de tiempo que permiten rastrear la evolución de los parámetros fisiológicos a lo largo del tiempo. Esta metodología no solo garantiza la integridad de los datos, sino que también facilita su posterior análisis y visualización en herramientas de procesamiento de datos, contribuyendo así a la efectividad del monitoreo en la rehabilitación pulmonar.

5. Desempeño energético y consumo de batería

Para evaluar el consumo energético, se monitorizó el voltaje de la batería del sistema. En promedio, la batería presentó una duración de 5 horas bajo operación continua con el sensor y la transmisión WiFi activados. El voltaje cayó ligeramente de 4.03V a 4V durante este periodo, lo que demuestra un rendimiento aceptable en términos de consumo de energía.

Figura 17. Voltaje de la Batería en Función del Tiempo



Nota. En la Figura 18 se puede observar cómo el voltaje se mantiene estable a pesar de presentar algunas caídas ligeras.

6. Análisis Comparativo y Limitaciones del Sistema

A lo largo de las pruebas, se identificaron varias fortalezas y debilidades. Entre las ventajas, destacamos la estabilidad de la conexión WiFi y la precisión de los cálculos de SpO2 y BPM. Sin embargo, se detectaron limitaciones en escenarios con movimiento excesivo, donde el sensor PPG presentó lecturas inconsistentes.

Discusión

Los resultados obtenidos con el sensor de PPG (fotopletismografía) demuestran que este dispositivo, diseñado para la rehabilitación pulmonar en casa, ofrece mediciones estables de BPM (109 en promedio) y SpO2 (98%), indicando una precisión consistente. El Índice de Perfusión Periférica (IPP) también muestra un buen flujo sanguíneo, alcanzando hasta 0.85, lo que respalda la efectividad del sistema. Al proporcionar datos en tiempo real sobre el ritmo cardíaco, la saturación de oxígeno y el IPP, este dispositivo se convierte en una herramienta valiosa para la

biorretroalimentación durante ejercicios físicos, permitiendo a los usuarios ajustar sus entrenamientos de manera segura.

Además, la transmisión inalámbrica de datos y su visualización a través de una interfaz gráfica enriquecen la experiencia del usuario, facilitando un monitoreo continuo sin interrupciones. Este prototipo ha sido inscrito en el concurso Innovatec 2024, donde ganó en las etapas local y regional, y ahora participará en la etapa nacional. Aunque los resultados son prometedores, se requiere una evaluación en diversos escenarios y con distintos tipos de usuarios para validar su eficacia y precisión.

Referencias

- Bento, A. C. (2020). An Experimental Survey with NodeMCU12e+Shield with Tft Nextion and MAX30102 Sensor. *11th Annual IEEE Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference, IEMCON 2020*, 82–86. <https://doi.org/10.1109/IEMCON51383.2020.9284870>
- Elshal, M. M., Hasanin, A. M., Mostafa, M., & Gamal, R. M. (2021). Plethysmographic Peripheral Perfusion Index: Could It Be a New Vital Sign? In *Frontiers in Medicine* (Vol. 8). Frontiers Media S.A. <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.651909>
- Gunawan, R., Andang, A., & Ridwan, M. (2023). Performance Comparison for Hearth Rate Signal Detection for Different Location in Fingertip and Wrist Using Sensor MAX30102. *Journal of Biomimetics, Biomaterials and Biomedical Engineering*, 59, 131–143. <https://doi.org/10.4028/p-op1nzx>
- Kim, S., Xiao, X., & Chen, J. (2022). Advances in Photoplethysmography for Personalized Cardiovascular Monitoring. In *Biosensors* (Vol. 12, Issue 10). MDPI. <https://doi.org/10.3390/bios12100863>
- Last Minute Engineers. (2022, February 5). *Last Minute Engineers*. Interfacing MAX30102 Pulse Oximeter and Heart Rate Sensor with Arduino.
- Nicolò, A., Massaroni, C., Schena, E., & Sacchetti, M. (2020). The importance of respiratory rate monitoring: From healthcare to sport and exercise. In *Sensors (Switzerland)* (Vol. 20, Issue 21, pp. 1–45). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/s20216396>
- Park, J., Seok, H. S., Kim, S. S., & Shin, H. (2022a). Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review. In *Frontiers in Physiology* (Vol. 12). Frontiers Media S.A. <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.808451>
- Park, J., Seok, H. S., Kim, S. S., & Shin, H. (2022b). Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review. In *Frontiers in Physiology* (Vol. 12). Frontiers Media S.A. <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.808451>
- Roshdy, A. (2023). Respiratory Monitoring During Mechanical Ventilation: The Present and the Future. *Journal of Intensive Care Medicine*, 38(5), 407–417. <https://doi.org/10.1177/08850666231153371>
- Spencer. (2024, August 14). *Xiao Esp32-C3*. Getting Started with Seeed Studio XIAO ESP32C3.

Tamura, T., Maeda, Y., Sekine, M., & Yoshida, M. (2014). Wearable photoplethysmographic sensors—past and present. In *Electronics* (Vol. 3, Issue 2, pp. 282–302). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/electronics3020282>

Zhong, Y., Jatav, A., Afrin, K., Shivaram, T., & Bukkapatnam, S. T. S. (2023). Enhanced SpO2 estimation using explainable machine learning and neck photoplethysmography. *Artificial Intelligence in Medicine*, 145, 102685. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2023.102685>