



Humanidades, Ciencia, Tecnología e Innovación en Puebla

ISSN 2644-0903 online

Vol. 5. No. 1, 2023

www.academiajournals.com

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN AUSPICIADO POR EL
CONVENIO CONCYTEP-ACADEMIA JOURNALS



Gobierno de Puebla

Hacer historia. Hacer futuro.



Secretaría
de Educación
Gobierno de Puebla

CONCYTEP
Consejo de Ciencia
y Tecnología del Estado
de Puebla

Ricardo Cebada Fuentes

Sistema IoT para Monitoreo Remoto de Signos Vitales para la COVID-

19

Universidad Nacional Autónoma de México

Tutores Principales: Dra. Celia Angelina Sánchez Pérez ICAT, UNAM

Dr. Víctor Manuel Lomas Barrie IIMAS, UNAM

Revisor 1: Dr. Pablo Roberto Pérez Alcázar

Revisor 2: Dr. Naser Qureshi

Revisor 3: Dr. Alfonso Gastélum Strozzi



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA
INGENIERÍA ELÉCTRICA – INSTRUMENTACIÓN

**Sistema IoT para monitoreo remoto de signos vitales para la
COVID-19**

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:
Ricardo Cebada Fuentes

TUTORES PRINCIPALES
Dra. Celia Angelina Sánchez Pérez
ICAT, UNAM

Dr. Víctor Manuel Lomas Barrie
IIMAS, UNAM

Revisor 1: Dr. Pablo Roberto Pérez Alcázar
Revisor 2: Dr. Naser Qureshi
Revisor 3: Dr. Alfonso Gastélum Strozzi

Ciudad Universitaria, CDMX, Abril 2022

RESUMEN

Sistema IoT para monitoreo remoto de signos vitales para la COVID-19

Ricardo Cebada Fuentes

En este trabajo se presenta el diseño y desarrollo de un sistema de monitoreo remoto de saturación de oxígeno (SpO_2), frecuencia cardiaca (FC) y temperatura corporal con capacidades de conectividad de acuerdo con el paradigma del Internet de las Cosas (IoT). Este sistema está orientado a monitorear personas que padecen la COVID-19 de moderada a leve que no requieren hospitalización, por lo que llevan su proceso de recuperación en sus hogares. Debido a que más del 80 % de los casos de COVID-19 en México son de este tipo, es de suma importancia realizar este monitoreo con el fin de prevenir el agravamiento de síntomas y evitar un aumento en el número de hospitalizaciones.

El sistema propuesto consta de un dispositivo tipo pulsioxímetro que se comunica vía remota con un servidor alojado en la nube donde se ejecuta un programa que recibe, procesa, analiza y almacena la información de los dispositivos. El sistema ha sido diseñado para cumplir con los requerimientos de exactitud, precisión y resolución establecidos por la Organización Panamericana de la Salud (OPS) para oxímetros de pulso y termómetros sin contacto de uso clínico. De igual forma, se busca cumplir con dos de las características fundamentales en los dispositivos con conectividad IoT que son la de garantizar la privacidad de la información transmitida y la de contar con una arquitectura escalable.

La medición de saturación de oxígeno y frecuencia cardiaca se realizó mediante la técnica de pletismografía óptica de reflexión, la cual aprovecha las diferencias en las propiedades ópticas de absorción de luz roja e infrarroja de la hemoglobina oxigenada y la desoxigenada. Se analiza el desempeño de dos algoritmos para el cálculo de la frecuencia cardiaca, uno de creación propia basado en un contador de pulsos y otro basado en un análisis en frecuencia utilizando la Transformada Rápida de Fourier (FFT). Para la medición de temperatura se emplea un sensor infrarrojo. En este trabajo se cubre desde el diseño de los algoritmos hasta la manufactura de un prototipo funcional probado en voluntarios.

Para implementar la conectividad IoT se utilizó el protocolo de comunicación MQTT. La seguridad se implementó en un sistema de dos capas, una basada en usuarios y contraseñas, y otra en un esquema de encriptación simétrica de extremo a extremo mediante el algoritmo AES128. Las mediciones recibidas son analizadas por un algoritmo de clasificación que determina si la persona presenta alguna anomalía y con base en ello, emite alertas vía mensaje de texto y correo electrónico a las personas encargadas de darles seguimiento. Todo el historial de mediciones se almacena encriptado en una base de datos de MySQL donde puede ser consultada y consumida para otras aplicaciones.

Para evaluar el funcionamiento del sistema se realizaron pruebas en 3 voluntarios sanos. Los resultados indican que la saturación de oxígeno, la frecuencia cardiaca y la temperatura corporal se miden con exactitudes de 1.4 %, 2 % y 0.5 %, respectivamente, lo cual cumple con los requerimientos establecidos por la OPS. Las pruebas indican que el dispositivo es completamente funcional, tanto en la medición de las variables de interés, como en la comunicación IoT. Así mismo, se pudieron determinar y caracterizar algunos de los factores que afectan las mediciones de pulsioximetría tales como el movimiento y la baja perfusión sanguínea. De implementarse, este sistema de monitoreo podría mejorar la atención médica a personas con padecimientos respiratorios agudos o enfermedades crónicas.

*A mis padres, María Elena y Emilio, los grandes maestros en mi vida;
por la dicha de tenerlos todavía a mi lado y darme
siempre su apoyo y cariño. Los amo.*

*A mis hermanos, Jorge, Federico, David y César,
por la felicidad y alegría que compartimos
siempre que estamos juntos.*

*A mi abuela, Conchita, por el cariño que me da y la fortaleza
que siempre ha demostrado a lo largo de su vida.*

*A mis sobrinos, Jorgito, Sami, Nico y Kiko;
ustedes son la alegría de nuestra familia.*

Agradecimientos

La culminación de este trabajo de investigación no habría sido posible sin las valiosas contribuciones y apoyo de las personas e instituciones que a continuación mencionaré y a quienes dedico este espacio con mucho cariño y agradecimiento.

A la Universidad Nacional Autónoma de México UNAM, mi alma máter, por enriquecer mi vida en todos los sentidos y por brindarme una educación de excelencia.

A la Dra. Celia Sánchez Pérez y al Dr. Víctor Lomas Barrie, por dirigir de forma ejemplar este trabajo de tesis, por sus invaluable aportaciones al mismo y por todo el apoyo y acompañamiento que me brindaron a lo largo de mis estudios de maestría.

A mis sinodales, Dr. Naser Qureshi, Dr. Alfonso Gastelum Strozzi y Dr. Pablo Pérez Alcázar, por el tiempo y esfuerzo dedicados a la revisión de este trabajo escrito y por formar parte del comité de evaluación.

Al M.I. José Valladares Pérez, por su valioso apoyo en la realización de pruebas de funcionamiento y caracterización para este trabajo.

Al Ing. Manuel García y Espinosa de los Reyes, por su valioso apoyo en la estructuración de la programación de código para este trabajo.

A mis profesores de maestría, por guiarme en mi formación académica e inspirarme a dar lo mejor de mí.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por el apoyo económico brindado durante los 24 meses de mis estudios de maestría (CVU 1005230).

A la Secretaría de Educación, Ciencia, Tecnología e Innovación de la Ciudad de México (SECTEI), por el apoyo económico brindado a través del proyecto SECTEI 181/2020.

A todos, muchas gracias.

Índice general

Agradecimientos	v
1. Antecedentes	3
1.1. La pandemia de COVID-19 en el contexto de la tecnología para su monitoreo	3
1.2. Salud 4.0	3
1.3. Estado del arte	4
1.4. Planteamiento del problema	4
1.4.1. Objetivo General	5
1.4.2. Objetivos Particulares	5
1.4.3. Alcances	5
2. Conceptos Básicos	7
2.1. Oxigenación y frecuencia cardiaca	7
2.1.1. Saturación de oxígeno en la sangre	7
2.1.2. Descripción de la técnica de pletismografía óptica	8
2.1.3. Esquemas de medición de SpO_2 y FC por transmisión y reflexión	10
2.1.4. Frecuencia cardiaca	10
2.2. Temperatura corporal humana	11
2.2.1. Medición de temperatura sin contacto	11
2.3. Tecnología IoT	13
2.3.1. IoT aplicado al cuidado de la salud	14
2.3.2. Componentes de una aplicación IoT	15
2.3.3. Modelo Publicador/Suscriptor	16
2.3.4. Protocolo MQTT	17
2.3.5. Seguridad en las aplicaciones IoT	17
3. Desarrollo del Dispositivo	19
3.1. <i>System on a Chip</i> ESP32	20
3.2. Medición de SpO_2	21
3.2.1. Sensor MAX30102	21
3.2.2. Medición de SpO_2	23
3.3. Medición de FC	24
3.3.1. Algoritmo de conteo de pulsos	24
3.3.2. Algoritmo en frecuencia con la Transformada Rápida de Fourier FFT	27
3.4. Medición de Temperatura	30
3.4.1. Sensor de Temperatura MLX90614	30
3.5. Comunicación IoT	33
3.5.1. Configuración de servidor remoto	34
3.5.2. Implementación del protocolo MQTT	35
3.5.3. Implementación de la seguridad en MQTT	35

3.5.4. Sistema de alertas	37
3.6. Integración del sistema	39
3.6.1. Carcasa	39
3.6.2. Descripción de la funcionalidad	40
4. Pruebas y Resultados	43
4.1. Algoritmos MMPD y FFT	43
4.2. Pruebas de pulsioximetría	46
4.2.1. Pruebas Estáticas	48
4.2.2. Pruebas Dinámicas	51
4.3. Medición de temperatura corporal	53
4.3.1. Metodología	54
4.4. Comunicación IoT	56
4.4.1. Pruebas de comunicación	56
4.4.2. Evaluación del OxiPuma por un usuario real	59
5. Discusión y Conclusiones	61

Índice de figuras

2.1. Espectro de extinción de las hemoglobinas oxigenada y desoxigenada	8
2.2. Señales de pulsioximetría óptica debidas a diferentes tejidos del cuerpo	9
2.3. Esquemas de medición pletismográfica por transmisión y reflexión	10
2.4. Curvas características de la radiación de cuerpo negro a diferentes temperaturas	12
2.5. Popularidad del término <i>IoT</i> basado en el número de búsquedas en Google	13
2.6. Aplicaciones emergentes de la tecnología <i>IoT</i>	14
2.7. Arquitectura típica de una aplicación <i>IoT</i> para el sector médico	15
2.8. Comparación de las principales redes de comunicación usadas en aplicaciones <i>IoT</i>	16
2.9. Modelo de comunicación <i>IoT</i> basado en publicadores suscriptores	16
2.10. Ejemplo de aplicación de la arquitectura Pub/Sub en MQTT	17
2.11. Diagrama de las operaciones requeridas para implementar el algoritmo de cifrado AES	18
3.1. Diagrama de bloques de los componentes del OxiPuma y su interfaz de comunicación con el ESP32.	19
3.2. Tarjeta TTGo ESP32 de <i>Shenzhen Electronics</i> utilizada en el desarrollo del OxiPuma	21
3.3. Apariencia y diagrama de bloques funcional del sensor MAX30102	22
3.4. Longitudes de onda emitidas por el sensor MAX30102	22
3.5. Configuraciones de operación posibles para el MAX30102	23
3.6. Diagrama de flujo del algoritmo de detección de picos implementado	26
3.7. Ejemplo de reordenamiento mediante la técnica de <i>bit reversal</i> para calcular la FFT en un arreglo de 8 muestras.	28
3.8. Diagrama de mariposa que representa gráficamente los cálculos requeridos para obtener la FFT de un arreglo de 8 muestras	29
3.9. Apariencia y diagrama de bloques funcional del sensor MLX90614	31
3.10. Distancia máxima de medición (D_{max}) para el sensor MLX90614BAA considerando una zona de medición de 6 cm de diámetro.	32
3.11. Zonas elegidas para la medición de temperatura a) Parte interna del antebrazo, ya sea derecho o izquierdo. b) Cuello, a la altura de la vena yugular.	33
3.12. Arquitectura <i>IoT</i> propuesta para el OxiPuma basada en un modelo de capas.	34
3.13. Estructura del payload enviado por MQTT como valores separados por comas.	35
3.14. Arquitectua	36
3.15. Esquema de cifrado de extremo a extremo basado en el algoritmo AES 128	37
3.16. Componentes del sistema de alertas implementado.	38
3.17. Diagrama de bloques de las funciones realizadas por el programa principal de Python.	39
3.18. Apariencia física de la carcasa del prototipo OxiPuma	39
3.19. OxiPuma midiendo SpO_2 y FC en un usuario real y comparado con un oxímetro comercial de la marca <i>Masimo MightySat</i>	40
3.20. Diagrama de flujo de las funciones del OxiPuma	41
4.1. Ejemplo de una señal PPG simulada a partir de la suma de tres funciones senoidales.	43

4.2. Cálculo de la FC para una señal PPG simulada a 70 lpm y SNR=50dB	44
4.3. Cálculo de la FC para una señal PPG simulada a 70 lpm y SNR=20dB	45
4.4. Diagrama relacional de los errores relativos ε_r en el cálculo de la FC para las señales simuladas	45
4.5. Pulsioxímetro iMDK C101A3 usado como referencia para evaluar el desempeño del OxiPuma	46
4.6. Ejemplo de una gráfica de dispersión de Bland-Altman que permite comparar y estudiar la concordancia entre dos métodos o dispositivos de medición	48
4.7. Error relativo en la medición de la FC utilizando la FFT y el algoritmo MMPD.	49
4.8. Error relativo promedio en las mediciones de SpO_2 y FC para cada sujeto de prueba.	49
4.9. Análisis de Bland-Altman para la medición de SpO_2 en las pruebas estáticas.	50
4.10. Análisis de Bland-Altman para la medición de FC en las pruebas estáticas.	51
4.11. Errores relativos promedio en el SpO_2 y la FC para las pruebas dinámicas.	52
4.12. Resultados de las pruebas dinámicas (P_1, P_2, P_3) de medición de FC.	52
4.13. Diagramas de dispersión de las pruebas dinámicas (P_1, P_2, P_3) de medición de FC.	53
4.14. Errores relativos promedio en la medición de temperatura para el cuello y el antebrazo.	54
4.15. Análisis de Bland-Altman para las medición de temperatura en el antebrazo.	55
4.16. Secuencia de pantallas que se presentan en el prototipo al utilizar la función de comunicación IoT.	56
4.17. Programa principal de recepción y procesamiento de mensajes ejecutándose en el servidor remoto.	58
4.18. Ejemplo de la información que se almacena en la base de datos de MySQL.	58
4.19. Ejemplo de una alerta de email recibida por el usuario y generada por un aumento en su frecuencia cardiaca debido a una rutina de ejercicio	59
4.20. Ejemplo de una alerta por mensaje de texto recibida por el usuario y generada por un aumento en su frecuencia cardiaca debido a una rutina de ejercicio	60

Índice de cuadros

3.1. Resumen de las características más importantes del SoC ESP32.	20
3.2. Resumen de las características del algoritmo FFT implementado para calcular la FC. . .	30
3.3. Principales características del sensor MLX90614BAA	31
3.4. Características del servidor remoto utilizado para este proyecto.	34
3.5. Criterios de clasificación para el sistema de alertas	37
4.1. Características de los sujetos de prueba que participaron en la validación del OxiPuma .	47
4.2. Error relativo y desviación estándar promedios para las pruebas estáticas.	50
4.3. Pendiente de la recta de ajuste (m) y coeficiente de Pearson (ρ) para las pruebas dinámicas de FC.	53
4.4. Resumen de los errores absoluto y relativo para las pruebas dinámicas.	53
4.5. Error relativo y desviación estándar en la medición de temperatura en el antebrazo. . .	55

Introducción

La premisa fundamental detrás del Internet de las Cosas (IoT, de sus siglas en inglés) es que cualquier objeto del mundo real puede conectarse a una red con el fin comunicarse e interactuar con otros objetos de forma remota y en tiempo real [Cirani et al., 2018]. Las aplicaciones de este nuevo paradigma de intercomunicación son muy abundantes y abarcan una gran variedad de actividades humanas. Uno de estos casos de uso se encuentra en el campo del cuidado de la salud en el que un dispositivo IoT puede emplearse como medio de seguimiento para personas que padecen enfermedades crónicas o que requieren seguimiento médico continuo. Asimismo, cuando se emplea en un gran número de personas, la información generada por un dispositivo de este tipo permite realizar análisis estadísticos de la evolución de una enfermedad específica en una muestra poblacional determinada, o emplearse en aplicaciones de machine learning y big data, mismas que forman parte de un nuevo paradigma al que se ha denominado Salud 4.0. Este tipo de análisis pueden ser de interés tanto para instituciones de investigación científica como para organismos del sector salud que buscan comprender de mejor forma el comportamiento de una enfermedad a gran escala.

A raíz de la pandemia causada por el virus SARS-CoV-2 la comunidad científica internacional ha unido esfuerzos para innovar en tecnología que mejore la vida de las personas durante esta contingencia, en la que las actividades realizadas por la vía remota han desempeñado un papel fundamental. Independientemente de que esta pandemia sea superada en los próximos años, la realidad indica que la COVID-19 pasará a formar parte de la lista de enfermedades cotidianas y como tal la sociedad tendrá aprender a convivir con ella y enfrentarla. Además, el riesgo de que una nueva enfermedad de este tipo aparezca siempre estará presente, por lo los avances en la tecnología de monitoreo remoto serán clave para enfrentar esta y otras crisis de salud.

De acuerdo con datos de la Secretaría de Salud, de los casi 4 millones de casos de COVID-19 que han sido confirmados en México, cerca del 84% han sido de tipo ambulatorio, es decir, que no han requerido hospitalización y en cambio siguen un proceso de recuperación desde sus hogares. Bajo este panorama, el monitoreo remoto cobra especial importancia ya que puede ayudar a prever que la enfermedad evolucione a estados más graves que puedan conducir a un incremento en el número de hospitalización y la consecuente saturación de los servicios de salud, o en el peor de los casos, un aumento en el número de fallecimientos. Por esta razón, en el presente trabajo de tesis se propone el desarrollo de un sistema de monitoreo remoto de saturación de oxígeno, frecuencia cardíaca y temperatura corporal para personas que padecen la COVID-19 y que se recuperan en sus hogares.

El sistema propuesto consiste en un dispositivo de sensado de los 3 signos vitales que tiene la capacidad de enviar datos a internet mediante un protocolo de comunicación IoT. Se busca que el dispositivo cumpla con los requerimientos técnicos establecidos por la Organización Panamericana de la Salud (OPS) para oxímetros de dedo y termómetros sin contacto, que su arquitectura IoT sea escalable y que garantice la seguridad de la información transmitida.

Capítulo 1

Antecedentes

1.1. La pandemia de COVID-19 en el contexto de la tecnología para su monitoreo

La pandemia de la COVID-19 ha impactado, en mayor o menor medida, en todos los aspectos de la vida diaria. Su repentina aparición puso en jaque a los sistemas de salud de todo el mundo, incluso en los países más desarrollados, que se vieron rebasados en su capacidad para atender a los miles, e incluso millones de enfermos. Las restricciones de distanciamiento social cambiaron radicalmente la forma en que las personas interactúan y generaron necesidades imperantes de que la comunidad científica internacional trabajara para generar tecnología que contribuyera a mejorar la atención hospitalaria y remota desde los hogares de personas enfermas con este padecimiento ya que las actividades realizadas de forma remota han desempeñado un papel fundamental para monitorear el estado de salud de las personas y sobre todo prever posibles transiciones a estados graves de la enfermedad. A pesar de que la vacunación ya es una realidad en muchos países, aún es incierto en qué momento el virus estará controlado totalmente en todo el mundo [Microbe, 2021]. Sin embargo, independientemente de que la pandemia de la COVID-19 sea superada en los próximos años, los expertos señalan que siempre existirá la posibilidad de que surjan nuevas variantes más contagiosas y resistentes, o de que aparezcan nuevos virus y con ellos, nuevas enfermedades. Por esta razón, es necesario que los sistemas de salud estén preparados, en la medida de lo posible, para enfrentar nuevas crisis en el sector salud y en este sentido la tecnología de monitoreo remoto puede ser una herramienta de mucha utilidad.

1.2. Salud 4.0

El concepto de Salud 4.0 se refiere a un nuevo modelo de implementación y gestión del cuidado de la salud que se basa en el uso de tecnologías de última generación como el IoT, la Inteligencia Artificial, el *Machine Learning* y el *Big Data*. El objetivo de este nuevo paradigma es que tanto los pacientes como los médicos puedan dar seguimiento a su salud de forma personalizada y en tiempo real [Khelassi et al., 2019].

El sector del cuidado de la salud ha experimentado varias revoluciones tecnológicas a lo largo de su historia en la que la atención pasó de estar centrada en el médico a centrarse en el paciente. Hathiya describe estas revoluciones de la siguiente forma: en la primera revolución los profesionales de la salud registraban manualmente la información del historial médico de un paciente. Con la llegada de la computadora estos registros pasaron de ser manuales a electrónicos, lo que marcó el inicio de la segunda revolución. En la tercera revolución la atención se centró en los pacientes, principalmente debido a la aparición de los dispositivos wearables. Finalmente, la cuarta revolución se produjo con

la integración de tecnologías como el IoT, con lo cual ahora es posible monitorear remotamente a los pacientes y utilizar esa información para hacer análisis automáticos de su estado de salud a partir de algoritmos de inteligencia artificial.

1.3. Estado del arte

El uso de la tecnología de IoT para aplicaciones médicas es abundante y tuvo un impulso importante debido a la pandemia de la COVID-19. Una gran parte de la literatura se centra en uso de dispositivos comerciales del tipo wearable para medir las variables fisiológicas que se requieren para hacer un análisis de ayuda para el diagnóstico mediante inteligencia artificial.

Recientemente, se ha desarrollado un sistema IoT para la medición de temperatura corporal y ritmo cardiaco orientado a personas que se encuentran en un cuarto de hospital, en el que además se mide el nivel de humedad, la temperatura ambiente y la presencia de gases CO y CO₂. La lectura de los sensores se realiza con un microcontrolador ESP32 y la información recabada se envía a un servidor web a través del protocolo HTTP donde puede ser consultada por un médico [Islam et al., 2020]. El monitoreo de signos vitales también se ha acompañado de un dispositivo de vigilancia del patrón del sueño basado en sensores de ritmo cardiaco, saturación de oxígeno, giroscopios y acelerómetros. En su propuesta emplean una microcomputadora Raspberry Pi 3 para conectar los sensores y enviar las mediciones a una base de datos alojada en la nube de AWS (*Amazon Web Services*) donde es evaluada por un sistema de alertas [Rani et al., 2017].

Asimismo, ha sido propuesto un sistema de detección de casos sospechosos de COVID-19 a partir del estudio de la sintomatología analizada mediante técnicas de inteligencia artificial. Para ello emplean sensores comerciales tipo wearable para medir las variables fisiológicas relacionadas con los síntomas de la COVID-19 (temperatura, *SpO2* y presión arterial). Este trabajo se enfoca principalmente en el análisis de los datos y la arquitectura IoT, más que en los dispositivos usados para medir las variables [Otoom et al., 2020]. Igualmente se ha propuesto un esquema similar de detección de casos sospechosos de covid a partir de la medición de estas mismas variables fisiológicas usando dispositivos wearable y análisis a través de técnicas de machine learning implementadas en la nube de Oracle. En esta propuesta utilizan como dispositivo de adquisición de datos utilizan una tarjeta Arduino y comunicación bluetooth para recolectar la información de los sensores [Cacovean et al., 2020].

Una forma alternativa de abordar el problema del monitoreo a distancia es la de Naik et al. que propone la creación de cuartos de hospital acondicionados con cámaras de circuito cerrado de televisión para monitorear visualmente a pacientes hospitalizados por COVID-19. En su propuesta también incorporan un equipo comercial de medición de signos vitales el cual permite monitorear las variables desde un teléfono inteligente y en tiempo real. Con esto esperan minimizar el contacto entre pacientes y personal médico para minimizar la posibilidad de contagios. A pesar de que este trabajo se abarca el tema del monitoreo remoto, no se hace siguiendo el paradigma del IoT [Naik et al., 2020].

Dada la relevancia del monitoreo remoto de signos vitales es que en este trabajo de tesis se propone un dispositivo de medición de saturación de oxígeno, frecuencia cardiaca y temperatura en el que los datos son enviados a un servidor remoto mediante comunicación IoT, donde son almacenados y analizados para la generación de alertas. Además, cabe mencionar que el dispositivo es compacto y de fácil uso para las personas.

1.4. Planteamiento del problema

Algunas personas que padecen de la COVID-19 presentan un cuadro clínico poco severo que no amerita su ingreso a una unidad hospitalaria. Estos tipo de pacientes son enviados a sus hogares bajo

un tratamiento que tiene como objetivo aliviar los síntomas y que se basa principalmente en el reposo, la ingesta de líquidos y en algunos casos también de analgésicos. A este tipo de pacientes se les recomienda monitorear de forma continua sus signos vitales, principalmente la saturación de oxígeno, ya que es el principal indicador de una afección en sistema respiratorio y de no atenderse de forma oportuna puede dañar seriamente los tejidos del cuerpo. De igual forma, las personas recuperadas de COVID-19 que padecieron un cuadro clínico grave deben continuar monitoreando sus signos vitales ya que se ha reportado que pueden presentar secuelas que van desde la fatiga crónica hasta ataques severos de disnea. Este padecimiento, al que se le ha denominado síndrome post-COVID, se ha reportado hasta en un 32% de pacientes recuperados de acuerdo con un estudio realizado por [Nalbandian et al., 2021]. Por dichas razones, es recomendable que el monitoreo de signos vitales se siga realizando con regularidad en estos casos.

Dado que la cantidad de personas que siguen un tratamiento de recuperación en casa es muy grande, resulta conveniente contar con un sistema que permita monitorearlos de forma simultánea y masiva sin necesidad de que acudan a una clínica. Esto se alinea con los principios del paradigma de la Salud 4.0 con los que se pretende facilitar y automatizar en cierto grado la atención a los pacientes, aún en forma remota.

1.4.1. Objetivo General

Diseñar y construir un dispositivo de monitoreo de saturación de oxígeno, ritmo cardíaco y temperatura que posea capacidades de conectividad que le permitan integrarse a una arquitectura de Internet de las Cosas enfocada a dar seguimiento a personas que padecen un cuadro clínico no grave de la COVID-19.

1.4.2. Objetivos Particulares

1. Obtener mediciones de los signos vitales dentro de los parámetros de exactitud, sensibilidad y resolución requeridos para dispositivos de uso clínico.
2. Evaluar el desempeño de la técnica de pletismografía óptica de reflexión para la determinación de S_pO_2 y FC.
3. Transmitir las mediciones del dispositivo de forma segura mediante técnicas de cifrado de clave simétrica.
4. Lograr un diseño no invasivo, fácil de usar y de costo accesible.

1.4.3. Alcances

El alcance de este proyecto comprende desde el diseño hasta la obtención del prototipo funcional de un dispositivo tipo pulsioxímetro de dedo que mida tres variables corporales: saturación de oxígeno, ritmo cardíaco y temperatura. Esto abarca la programación de sensores comerciales, el tratamiento digital de sus señales de acuerdo con la técnica de pletismografía óptica de reflexión y de análisis en frecuencia, su implementación en un microcontrolador, el análisis y validación del desempeño de los sensores utilizando métodos estadísticos, la interconexión del prototipo con un servidor remoto alojado en la nube y la implementación de un sistema de alertas al usuario.

Capítulo 2

Conceptos Básicos

2.1. Oxigenación y frecuencia cardiaca

La oxigenación en la sangre es uno de los parámetros fisiológicos que ha tomado relevancia en la medicina moderna y es considerado actualmente uno de los signos vitales fundamentales junto con la temperatura corporal, el ritmo cardiaco, la frecuencia respiratoria y la presión arterial. Mediante la oxigenación y la frecuencia cardiaca es posible determinar si un individuo presenta daños en los sistemas respiratorio o circulatorio y ha cobrado una gran importancia durante la pandemia de la COVID-19.

2.1.1. Saturación de oxígeno en la sangre

La sangre es un tejido líquido cuya función principal es la de transportar, de un conjunto de células a otro, una serie de sustancias fundamentales para el buen funcionamiento del cuerpo humano. Se compone principalmente de plasma, eritrocitos, leucocitos y plaquetas. Los eritrocitos, también conocidos como glóbulos rojos, son un tipo de células que le confieren a la sangre su característico color rojo y cuya función principal es la de transportar el oxígeno desde los pulmones hacia todos los tejidos del organismo a través de la hemoglobina. La hemoglobina es una proteína presente en los glóbulos rojos que tienen la capacidad de combinarse con otras sustancias, tales como el oxígeno (O_2) y el monóxido de carbono (CO), entre otras. Cuando la hemoglobina se combina con cuatro moléculas de oxígeno forma la hemoglobina oxigenada (HbO_2). Si, en cambio, se combina con menos de cuatro moléculas de oxígeno, se denomina hemoglobina reducida (Hb) o desoxigenada [Webster, 1997]. A partir de estos tipos de hemoglobina se definen dos de los parámetros más comúnmente empleados para cuantificar la oxigenación en la sangre: la saturación arterial de oxígeno (SaO_2) y la saturación periférica de oxígeno (SpO_2).

De acuerdo con Chan, la saturación arterial de oxígeno es uno de los parámetros clínicamente más confiables para cuantificar la cantidad de oxígeno en la sangre pues expresa directamente el porcentaje de hemoglobina oxigenada que contiene [Chan et al., 2013]. Sin embargo, las técnicas existentes para medirla, tales como la gasometría arterial, que además de ser costosas son inadecuadas para aplicaciones en las que se requiere de una medición rápida y continua, tal como ocurre en una sala de emergencias o un quirófano. Por tal motivo, se estableció un nuevo parámetro que aproxima con gran exactitud el valor de la SaO_2 y que se denominó saturación parcial de oxígeno (SpO_2). La concordancia entre estos dos parámetros puede alcanzar exactitudes con un porcentaje de error menor que el 2% y el 3%, tal como lo indican Mucharaz y Ali, respectivamente [Muncharaz et al., 2001], [Ali-Munive et al., 2002]. El SpO_2 cuantifica el nivel de oxígeno considerando tanto la hemoglobina oxigenada como la reducida. Se calcula de la siguiente forma:

$$\%S_pO_2 = \frac{HbO_2}{Hb + HbO_2} \times 100 \quad (2.1)$$

A diferencia de la saturación arterial de oxígeno, el SpO_2 puede medirse de forma continua y casi instantánea a través de técnicas ópticas no invasivas tales como la pletismografía óptica. Estas ventajas han permitido que el uso de este parámetro se adopte ampliamente en las prácticas hospitalarias de la medicina moderna.

2.1.2. Descripción de la técnica de pletismografía óptica

La pletismografía óptica o pulsioximetría es una técnica que aprovecha las diferencias en las propiedades de absorción de luz de la HbO_2 y la Hb para medir el SpO_2 . Su principio de funcionamiento se basa en el hecho de que la HbO_2 absorbe una mayor cantidad de luz infrarroja que la Hb . De forma análoga, la Hb absorbe una mayor cantidad de luz roja que la HbO_2 , tal como se observa en la curva de extinción de la Figura 2.1. Esto es consistente con la experiencia diaria ya que es bien sabido que la sangre arterial (rica en oxígeno) presenta un color rojo brillante, debido a que dispersa una mayor cantidad de luz roja, mientras que la sangre venosa (pobre en oxígeno) es de un color rojo oscuro.

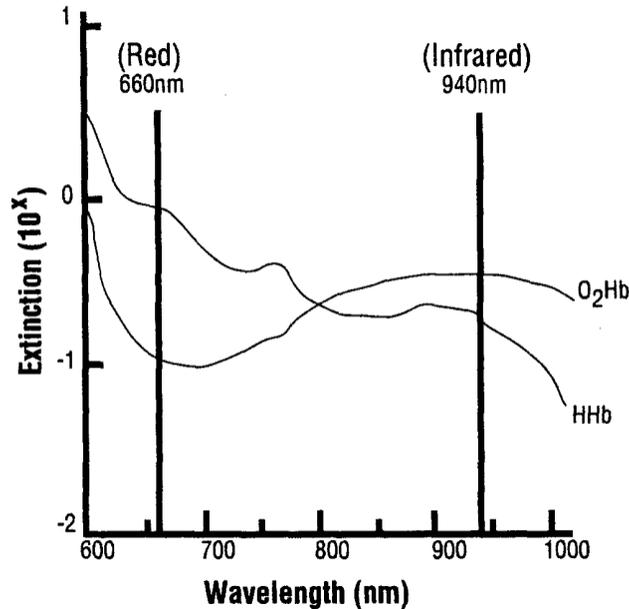


Figura 2.1: Espectro de extinción de las hemoglobinas oxigenada (HbO_2) y desoxigenada (Hb) [Sinex, 1999].

A los dispositivos que miden la oxigenación mediante pulsioximetría se les conoce como pulsioxímetros y en su configuración más general se componen de una fuente emisora de luz roja a $\lambda = 660nm$, una infrarroja a $\lambda = 940nm$ y un fotodetector, generalmente un fotodiodo. La medición se realiza de forma transcutánea, principalmente en los dedos de las manos o en los lóbulos de las orejas, ya que estas partes del cuerpo tienen una irrigación abundante de sangre arterial y poseen pocos tejidos que puedan afectar la medición, tales como la grasa, el hueso o la piel.

La capacidad de un pulsioxímetro de medir la saturación de oxígeno únicamente de la sangre arterial se debe a que ésta tiene una naturaleza pulsátil ya que es bombeada directamente desde el corazón, lo que ocasiona que el volumen de sangre aumente durante los ciclos sistólicos y disminuya

en los diastólicos. Esto tiene como consecuencia que la cantidad de luz roja e infrarroja absorbida varíe de forma sincronizada con el ritmo cardiaco. En contraste, el volumen de sangre en las venas y capilares, así como el de piel, hueso, grasa y otros tejidos, permanecen prácticamente constantes por lo que la cantidad de luz que absorben es constante también, tal como se observa en la Figura 2.2 [Chan et al., 2013]. De esta forma, la luz detectada por el fotodiodo genera una señal de corriente con una componente constante (DC) y componente pulsátil (AC), a la que se le conoce como señal fotopleximográfica o PPG, por sus siglas en inglés.

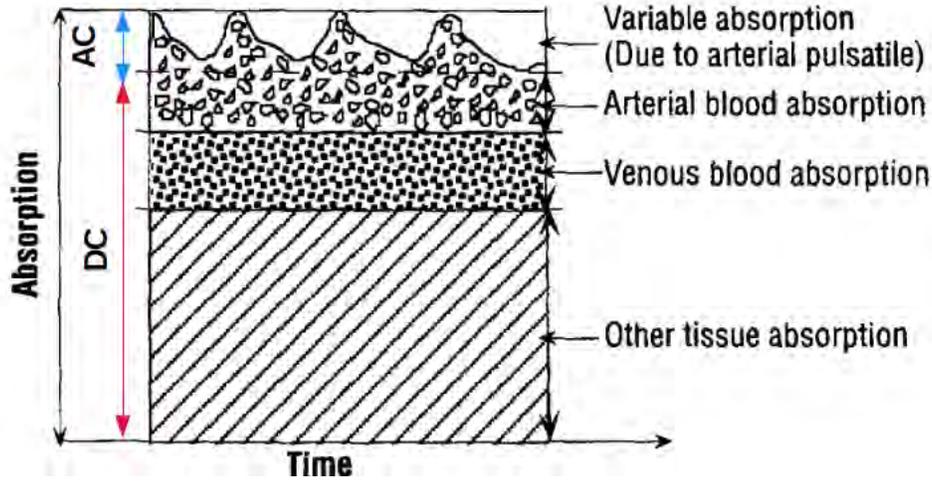


Figura 2.2: Señales de pulsioximetría óptica debidas a diferentes tejidos del cuerpo [Sinex, 1999].

Una señal pletismográfica típica está formada por una componente de DC sobre la cual va montada una componente de AC cuya frecuencia es igual a la frecuencia cardiaca. Dado que en un pulsioxímetro se tiene dos fuentes de luz, en consecuencia, se obtendrán dos señales PPG, una correspondiente a la luz roja y otra, a la infrarroja. Estas señales se utilizan para calcular un cociente denominado radio de radios (R) que está dado en términos de la absorbancia A en ambas longitudes de onda.

$$R = \frac{A_{red,AC}/A_{red,DC}}{A_{IR,AC}/A_{IR,DC}} \quad (2.2)$$

donde $A_{red,AC}$ y $A_{red,DC}$ son los niveles de AC y DC para la señal de luz roja y $A_{IR,AC}$ y $A_{IR,DC}$ son los niveles de AC y DC para la señal de luz infrarroja.

Cuando la saturación de oxígeno arterial es baja, se incrementa la cantidad de Hb en la sangre, por lo que el cambio relativo en la amplitud de la absorción de luz roja debido al pulso, es mayor que la absorción de luz IR, es decir, $A_{red,AC} > A_{IR,AC}$, por lo cual, el valor de R en la ecuación (2.2) aumenta. Por el contrario, cuando la saturación de oxígeno es alta, la cantidad de HbO_2 se incrementa, haciendo que $A_{IR,AC} > A_{red,AC}$, con lo cual el valor de R disminuye. Con esta información, es posible determinar la saturación parcial de oxígeno S_pO_2 a partir de una curva de calibración que relaciona el valor de R con su saturación correspondiente. Dicha curvas se obtienen empíricamente a partir de técnicas de gasometría en las que se mide el valor de R en voluntarios sanos cuya saturación se hace variar intencionalmente entre 100 % y 70 % [Chan et al., 2013]. Los sensores comerciales de S_pO_2 son calibrados mediante este proceso para obtener su curva característica, la cual es única para cada dispositivo y generalmente es proporcionada por el fabricante.

2.1.3. Esquemas de medición de SpO_2 y FC por transmisión y reflexión

La pletismografía óptica puede aplicarse en un oxímetro en dos esquemas distintos, ya sea mediante reflexión o transmisión. En una medición por transmisión, la luz se emite desde la parte inferior o superior del dedo y luego de atravesarlo es recibida por el fotodetector, que se encuentra ubicado en el lado opuesto al emisor. Por otra parte, en el esquema de medición por reflexión, tanto la fuente de luz como el fotodetector se hallan en el mismo lado del dedo, por lo que la luz será detectada luego de reflejarse en éste. Ambos esquemas de medición se ilustran en la Figura 2.3.

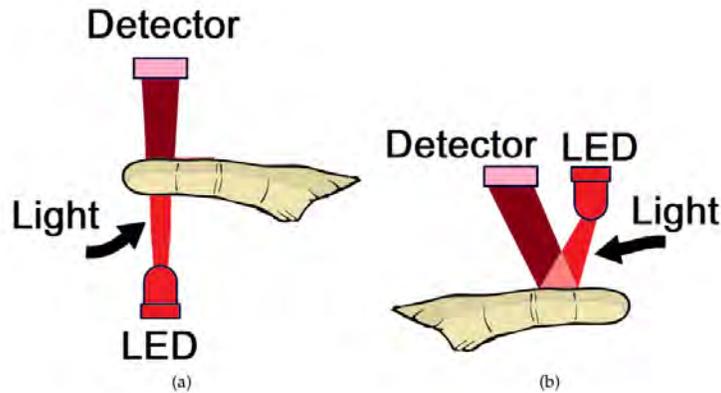


Figura 2.3: Esquemas de medición pletismográfica óptica (a) por transmisión y (b) por reflexión [Moraes et al., 2018].

En los oxímetros comerciales suele aplicarse la medición por transmisión, sin embargo, cada vez son más abundantes los dispositivos en los que se aplica el esquema de reflexión ya que ofrece la ventaja de que puede aplicarse en partes del cuerpo que son más gruesas y en las cuales la luz no puede transmitirse, tales como la muñeca o la frente. Esta ventaja ha permitido que la pulsoxiometría por reflexión se aplique en dispositivos de tipo portable, principalmente en pulseras y relojes inteligentes.

2.1.4. Frecuencia cardiaca

La frecuencia cardiaca (FC) se define como el número de veces que late el corazón en un tiempo determinado y generalmente se expresa en latidos por minuto. Dado que la parte pulsátil de una señal PPG tiene la misma frecuencia que la cardiaca puede utilizarse para obtener dicho valor mediante algún método. Una posibilidad es utilizar un algoritmo que analice la intensidad de la señal PPG durante varios ciclos para contar el número de pulsos o picos que tiene y extrapolar dicho valor para obtener el número de latidos por minuto. Algunas de las ventajas de los algoritmos basados en el conteo de pulsos son su simplicidad y reducido tiempo de ejecución, sin embargo, son muy susceptibles a fallar en presencia de ruido o cambios bruscos en la amplitud de la señal debidos principalmente a movimientos en la zona de medición. Es por ello que este tipo de algoritmos requieren que la señal sea muy estable y limpia, lo cual se consigue mediante etapas de acondicionamiento y filtrado.

Otra forma de obtener la FC a partir de una señal PPG es mediante un análisis en frecuencia aplicando, por ejemplo, la Transformada Discreta de Fourier (DFT). Este método permite extraer la magnitud y la frecuencia de todas las componentes de la señal, entre las cuales se encuentra la que corresponde a la FC y diversas componentes adicionales debidas al ruido. A diferencia de los métodos basados en la intensidad, un análisis en frecuencia tiene una mejor inmunidad al ruido, tanto mecánico como óptico, y a los cambios de amplitud, sin embargo, su implementación requiere de una carga de cómputo y tiempo de ejecución mucho mayores, ya que el número de operaciones necesarias para hacer

el análisis es proporcional al número de datos empleados. A pesar de que existen versiones optimizadas de la DTF tales como la Transformada Rápida de Fourier (FFT) que permiten reducir en gran medida en número de operaciones requeridas, la carga computacional sigue siendo considerablemente mayor comparada con la de un algoritmo contador de pulsos.

2.2. Temperatura corporal humana

En condiciones normales, la temperatura del cuerpo humano varía entre 35.8 y 37.2 °C a lo largo del día. Existen un gran número de factores que pueden alterar esta temperatura y que pueden clasificarse en factores externos, tales como las condiciones meteorológicas o la actividad física; y en factores internos, como es el caso de la respuesta inmunológica del cuerpo a procesos infecciosos o inflamatorios. Cuando la temperatura corporal aumenta más allá de los 37.2 °C se considera como fiebre, el organismo emplea una serie de mecanismos para regularla, principalmente de 3 formas distintas [Ayala, 2007]:

- Termorreceptores: Se localizan en la piel y en el núcleo preóptico del hipotálamo, los cuales permiten detectar aumentos en la temperatura exterior.
- Área de control termorregulador localizada en el cerebro: Responde a las señales de los termorreceptores para desatar una respuesta que estimula la sed y la necesidad de disipar el calor.
- Efectos termorreguladores: Se generan como respuesta al aumento de temperatura, algunos ejemplos son la sudoración y la vasodilatación periférica.

Cuando el aumento de temperatura se debe a procesos infecciosos como el ocasionado por el virus SARS-CoV-2, el sistema inmunológico, a través de las citocinas, provoca la fiebre como una medida de protección que daña a los patógenos extraños en el cuerpo y detona otros mecanismos de defensa [Ramón-Romero and Farías, 2014]. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud, el cuadro clínico más común entre las personas enfermas de COVID-19 incluye la fiebre como uno de los síntomas más frecuentes, estando presente en más del 90 % de los casos [Parra-Avila, 2020], [Guach et al., 2020]. Es por ello que la medición de esta variable, junto con el SpO_2 y la FC, han sido fundamentales en el diagnóstico y tratamiento de la COVID-19 durante la pandemia generado por esta enfermedad.

2.2.1. Medición de temperatura sin contacto

La medición de temperatura corporal puede realizarse esencialmente de dos formas, por contacto o a distancia. Los dispositivos que miden por contacto, tales como los termómetros de mercurio o los termistores de grado médico, son ampliamente utilizados en las aplicaciones clínicas debido a su buena exactitud, durabilidad y bajo costo, sin embargo, tiene una velocidad de respuesta lenta, de alrededor de un minuto. En el contexto actual de la pandemia, esto representa una desventaja debido a las restricciones de contacto con otras personas y a la agilidad con que deben realizarse los filtros sanitarios para acceder a lugares concurridos. En contraste, los dispositivos de medición sin contacto como el termómetro infrarrojo, ofrecen lecturas instantáneas y precisas, además de ser no invasivos, por lo que su uso se ha incrementado notablemente durante la pandemia.

Existen ciertas limitaciones de la medición sin contacto que deben tomarse en cuenta, principalmente, el hecho de que sólo mide temperaturas superficiales, que los objetos medidos deben ser ópticamente opacos a la luz infrarroja y que las condiciones medioambientales, como la presencia de polvo o partículas contaminantes, pueden afectar la exactitud de la medición [Gruner, 2003] .

Todos los objetos emiten cierto nivel de radiación debido a su temperatura. En el caso del cuerpo humano dicha radiación se halla en el espectro infrarrojo, el cual es invisible para el ser humano. De acuerdo con la teoría de la radiación de cuerpo negro un objeto que aumenta su temperatura disminuye la longitud de onda que emite y aumenta su energía radiante, tal como se observa en la figura 2.4.

Esta relación, descrita por Stefan y Boltzmann en 1879, es la base sobre la cual se apoya la medición de temperatura a distancia.

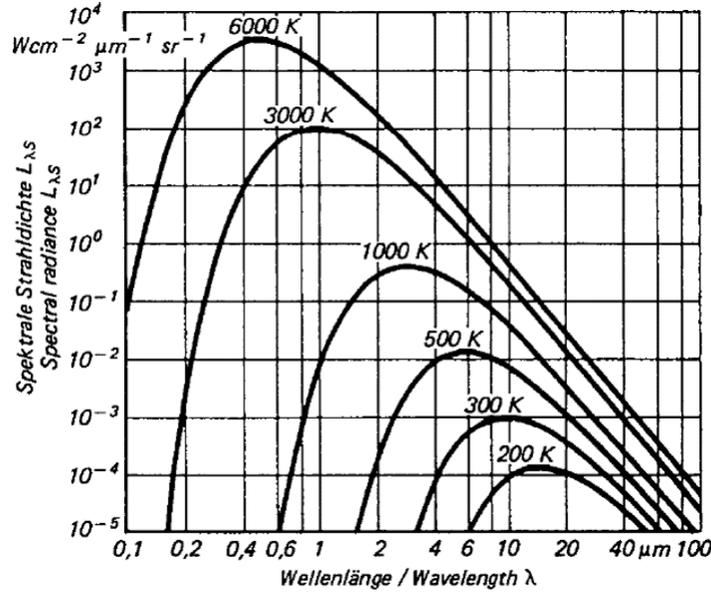


Figura 2.4: Curvas características de la radiación de cuerpo negro a diferentes temperaturas [Gruner, 2003].

En teoría, si se conoce la energía radiante emitida por un cuerpo, es posible determinar su temperatura a partir del espectro de radiación de cuerpo negro, el cual, se define como aquel que absorbe toda la energía radiante que incide sobre él. Sin embargo, un cuerpo negro es una concepción teórica inexistente, pues siempre habrá un porcentaje de radiación que se transmite y otro que se refleja en menor o mayor medida dependiendo de las características del material. En este sentido, una forma de caracterizarlos es mediante su emisividad.

La emisividad $\epsilon = s$ es una medida de la capacidad de una superficie para radiar y/o absorber energía, comparada con la de un cuerpo negro. Se trata de un número adimensional que puede tomar valores entre 0 y 1. Una superficie con una emisividad cercana a 1 se comportará más como un cuerpo negro. En la literatura se ha reportado que la emisividad de la piel humana es similar a la de un cuerpo negro y que además es independiente de la pigmentación de la piel. Togawa reporta una emisividad de 0.98 ± 0.01 en el rango de $3\mu\text{m}$ a $14\mu\text{m}$, mientras que Steketee reporta 0.972 ± 0.004 en el rango de $8\mu\text{m}$ a $14\mu\text{m}$ [Togawa, 1989], [Steketee, 1973]. Este valor puede variar ligeramente debido a diversos factores, principalmente la humedad de la piel, la presencia de grasa, la contaminación y la rugosidad.

$$\epsilon = \frac{r_s}{r_{cn}} \quad (2.3)$$

donde r_s es la radiación emitida por una superficie y r_{cn} es la radiación que emitiría dicha superficie si fuera un cuerpo negro. Como puede observarse, la emisividad de un objeto condiciona en parte la longitud de onda que conviene detectar para medir su temperatura.

En un termómetro sin contacto, la radiación infrarroja se detecta a través de fotodiodos que generan una señal de corriente que se filtra y acondiciona para luego procesarse y extraer de ella el valor de la temperatura. Para que la luz infrarroja que proviene del objeto se enfoque en el área sensible del

fotodetector se utiliza un arreglo de espejos o de lentes que concentran la luz. Para que una medición sea lo más exacta posible, debe procurarse que el fotodetector únicamente reciba la radiación del objeto de interés ya que si entran radiaciones de otros cuerpos, la medición será incorrecta. Por esta razón, al medir, un termómetro infrarrojo debe colocarse a una distancia tal que garantice que no haya interferencia de otros cuerpos. Es por ello que los dispositivos comerciales cuentan con un haz láser acondicionado para delimitar la zona y distancia a la que se realiza la medición.

2.3. Tecnología IoT

El Internet de las Cosas o IoT (por sus siglas en inglés) es un nuevo paradigma de comunicación de máquina a máquina (*Machine to Machine* o M2M) que surgió gracias a los avances tecnológicos de las últimas décadas, y principalmente a la disminución de costos de los semiconductores y al crecimiento acelerado en el uso del internet y el protocolo IP como medios de comunicación [Holler et al., 2014]. A pesar de que no existe una única definición para el Internet de las Cosas, en términos generales se puede describir como un paradigma de intercomunicación en el la premisa principal es que cualquier objeto del mundo real, sin importar cuál sea su función (sensores, electrodomésticos, actuadores, automóviles, robots, etc.), puede comunicarse e interactuar con otros objetos de la misma forma en que los seres humanos lo hacen a través de internet [Holler et al., 2014].

El término *Internet de las Cosas* fue usado por primera vez por el visionario tecnológico Kevin Ashton en 1999 durante una reunión con ejecutivos de la empresa P&G en la que ilustró el potencial de utilizar etiquetas de RFID para dar seguimiento a mercancías en una cadena de suministros sin necesidad de intervención humana [Rose et al., 2015]. Desde entonces, el término *IoT* ha ganado gran reconocimiento en todo el mundo, sobretodo a partir del año 2014, tal como se observa en la Figura 2.5, que muestra el crecimiento en la popularidad del término *IoT* medida en una escala de 0 a 100 de acuerdo con el número de búsquedas realizadas en Google.

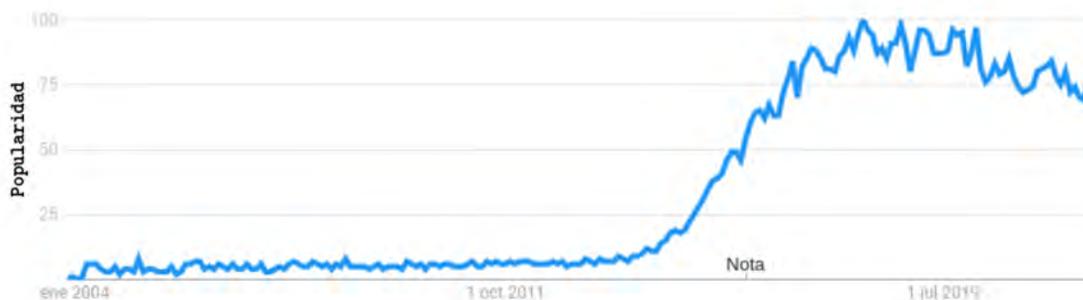


Figura 2.5: Popularidad del término *IoT* basado en el número de búsqueda en Google. Gráfica obtenida con la herramienta Google Trends.

La tecnología IoT es una realidad que promete potenciales beneficios en prácticamente todos los campos, tales como la industria, la agricultura, el transporte, el cuidado de la salud, el comercio, el retail, la domótica y el control de procesos, por mencionar algunos (Figura 2.6). Diversas empresas y organizaciones han realizado proyecciones sobre el potencial impacto que el IoT podría tener en la economía mundial en los próximos años. De acuerdo con el *McKinsey Global Institute* dicho impacto financiero podría ser de entre 3 mil y 11 mil millones de dólares para el 2025 [Manyika et al., 2015]. Por otra parte, se estima que el número de dispositivos IoT conectados para el año 2030 alcance los 50 mil millones [Statista, 2022].



Figura 2.6: Aplicaciones emergentes de la tecnología IoT [Holler et al., 2014].

2.3.1. IoT aplicado al cuidado de la salud

De acuerdo con Lea, uno de los sectores que se espera sea de los más favorecidos por la incorporación del IoT es el del cuidado de la salud, ya que en 2018 dos de los casos de uso del IoT de mayor impacto fueron el monitoreo remoto de pacientes y el desarrollo de modelos de aprendizaje predictivos y preventivos de enfermedades [Lea, 2018]. De igual forma, Tan apunta que las aplicaciones del IoT en el cuidado de la salud pueden dividirse en dos categorías: monitoreo remoto y cuidados clínicos [Tan et al., 2019].

En cuanto al monitoreo remoto, Tan señala que el IoT provee de infraestructura que permite prestar una atención más cercana con los pacientes. Actualmente, muchos dispositivos médicos ya monitorean de forma constante diversas variables fisiológicas del cuerpo tales como la presión arterial, el nivel de colesterol, la saturación de oxígeno, la frecuencia cardiaca, entre otras. Dichos dispositivos transmiten en tiempo real la información recaba a una computadora central donde es clasificada y analizada mediante algoritmos de inteligencia artificial y *Big Data*. En este sentido, el IoT permite optimizar el tiempo y el esfuerzo del personal médico que ahora puede monitorear a los pacientes de forma autónoma, continua y masiva sin la necesidad de realizar tareas repetitivas de recolección de información. En relación a los cuidados clínicos, Tan indica que el IoT hace posible acceder y monitorear las variables fisiológicas de los pacientes a cualquier hora y desde cualquier lugar, y dado que no hay un límite en cuanto al número de sensores médicos que pueden conectarse, se puede obtener un perfil muy completo del estado de salud de una persona en un momento dado, lo cual representa una herramienta fundamental para la recomendación de tratamientos adecuados.

Adicionalmente, Tan apunta que algunos otros beneficios importantes que traerá el IoT al cuidado de la salud son los siguientes:

1. **Dispositivos *wearable* con IoT:** Permitirán a los pacientes realizar un auto-manejo de sus necesidades médicas y proveerán un canal de comunicación más interactivo con los profesionales de la salud.
2. **Tecnología *blockchain*:** Permitirá registrar en tiempo real los datos clínicos de los pacientes.
3. **Inteligencia artificial:** Proveerá modelos predictivos más exactos de la condición de un paciente.
4. **Big Data y aplicaciones móviles:** Ofrecen recursos para incrementar los componentes preventivo y predictivo que favorezcan el cuidado de la salud con el fin de mantener a los individuos tan sanos como sea posible y por lo tanto, menos dependientes de los cuidados curativos.

Todos estos potenciales beneficios son consistentes con el paradigma de la Salud 4.0 descrito en el apartado 1.2 y ya comienzan a reflejarse en el mundo actual. Cada vez es más común encontrar en el mercado dispositivos médicos que tienen la capacidad de conectarse a internet y realizar algún tipo de análisis sobre la información que recaban. Eventualmente, el uso de la tecnología IoT en el campo de la salud será cada vez más común y abarcará tanto dispositivos wearables de uso doméstico, como equipo hospitalario sofisticado.

2.3.2. Componentes de una aplicación IoT

La arquitectura típica de una aplicación IoT tiene cuatro componentes fundamentales: los objetos que generan la información, la puerta de enlace (*gateway*), la red de comunicación, y el sitio que consume la información generada, como se muestra en la Figura 2.7 [Alam et al., 2018].

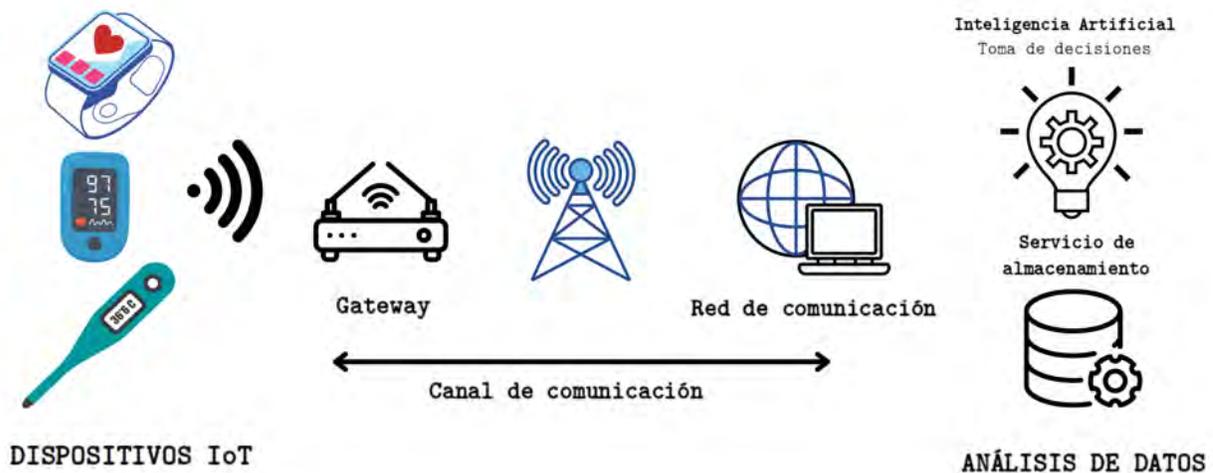


Figura 2.7: Arquitectura típica de una aplicación IoT para el sector médico.

Los objetos son principalmente sensores que miden alguna variable de interés y en el caso de aplicaciones medicas puede tratarse de glucómetros, pulsioxímetros, termómetros, etc. Los *gateway* son nodos intermedios que proveen de conectividad a los objetos para que puedan enviar la información que generan y dicho envío se realiza a través de alguna red de comunicación cuyos requerimientos varían dependiendo del caso de uso. Usualmente, la información es consumida por software basado en computo en la nube, en donde se almacena en bases de datos o es procesada por algoritmos de inteligencia artificial que la analizan para extraer información útil para el caso de uso.

En general, se distinguen dos tipos de redes de comunicación para IoT, de largo y corto alcance. Ambas, además de diferir en cuanto a la distancia a la que pueden operar, son distintas en su tasa de transmisión de datos, consumo energético y costo. En la Figura 2.8 se observa una comparación de estas tecnologías. La distancia a la que pueden operar va desde unos pocos centímetros, como el caso del NFC, hasta cientos de kilómetros, como el caso de SigFox. Normalmente el uso de las tecnologías LPWAN se prefiere principalmente en dos casos, cuando los dispositivos de medición se encuentran en lugares remotos en los que no existe otro tipo de redes de menor alcance y cuando la cantidad de información a enviar es de tamaño limitado, incluso de unos pocos bytes, como es el caso de SigFox. Por otra parte, las redes de corto alcance se prefieren en los casos en que se tiene una mejor infraestructura de conectividad y la cantidad de información que requiere enviarse es de megabytes o hasta gigabytes.

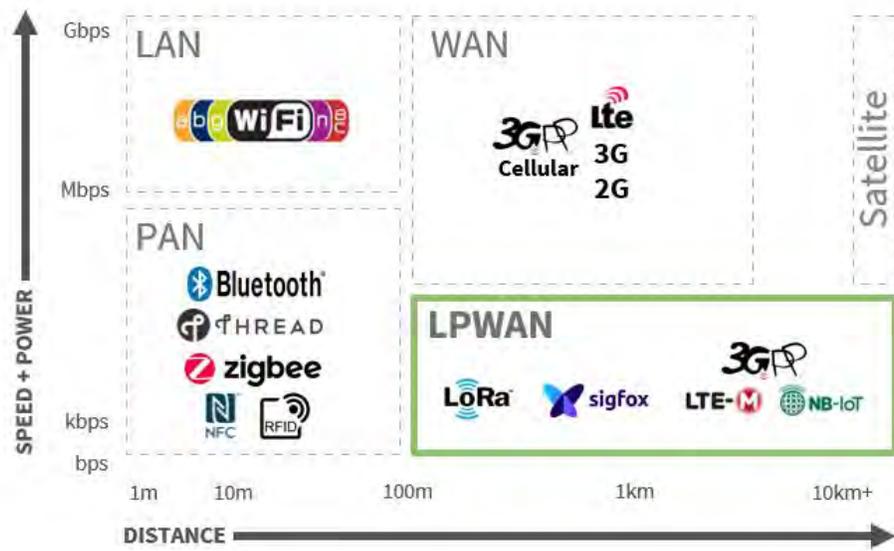


Figura 2.8: Comparación de las principales redes de comunicación usadas en aplicaciones IoT [Stiller et al., 2020].

2.3.3. Modelo Publicador/Suscriptor

La comunicación en internet se realiza, en su mayor parte, siguiendo un modelo basado en clientes y servidores, principalmente a través del protocolo HTTP (*Hypertext Transfer Protocol*). Sin embargo, este paradigma de comunicación es poco adecuado para aplicaciones IoT ya que requiere que los dispositivos cuenten con un mínimo de recursos computacionales con los que usualmente los microcontroladores dedicados a IoT no cuentan, además de ser poco eficiente energéticamente. Un paradigma de comunicación más adecuado es el basado en modelo de publicadores y suscriptores (pub/sub) en el que la comunicación se realiza de forma asíncrona e indirecta. En este modelo, un mensaje viaja desde el emisor (*publisher*) hacia el receptor (*subscriber*) a través de un software intermediario, o *middleware*, al que se le conoce como *broker*. Cuando un dispositivo publica un mensaje primero lo clasifica por tópico (*topics*) y posteriormente lo envía al *broker*, donde se almacena de manera persistente hasta que es entregado a todos los dispositivos que se encuentren suscritos a dicho tópico (Figura 2.9). De esta forma, todos los suscriptores reciben una copia de los mensajes que se publiquen bajo un cierto tópico sin que sea necesario que los emisores y receptores del mensaje sepan el uno del otro [Cirani et al., 2018].

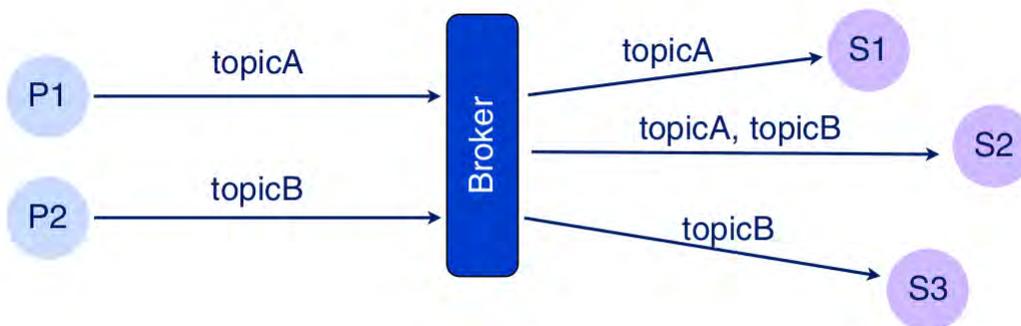


Figura 2.9: Modelo de comunicación IoT basado en publicadores y suscriptores [Cirani et al., 2018].

Por sus características, el modelo de publicadores/suscriptores ofrece grandes ventajas sobre su contraparte basado en clientes y servidores, entre las cuales se destacan las siguientes:

1. Se ajusta a los recursos computacionales limitados de un dispositivo IoT.
2. Potencializa la escalabilidad y flexibilidad de una arquitectura IoT.
3. Establece la comunicación entre publicadores y suscriptores de forma independiente.
4. Publicadores y suscriptores pueden funcionar a diferentes velocidades de transmisión y consumo de información y no es necesario que estén en línea al mismo tiempo.

2.3.4. Protocolo MQTT

El protocolo MQTT (*Message Queue Telemetry Transport*) es un protocolo de transporte de mensajería que se basa en el modelo de publicadores y suscriptores y que forma parte de los protocolos estandarizados del consorcio internacional OASIS (*Organization for the Advancement of Structured Information Standards*). Debido a que es un protocolo de mensajería ligera es ideal para aplicaciones de comunicación IoT en las que, tanto los recursos computacionales de los dispositivos como el ancho de banda de la red, están limitados.

MQTT ofrece todas las ventajas de un modelo pub/sub, además de que es de código abierto y hay una nutrida comunidad de usuarios que lo utilizan. Otra de sus ventajas es que soporta una organización jerárquica de los tópicos usando un formato de tipo: *topic/sub-topic/sub-sub-topic*. Esto significa que un cliente puede recibir mensajes que vienen de múltiples publicadores, además de que permite que el *broker* pueda filtrar eficientemente los mensajes que recibe para determinar a qué suscriptores deben ser entregados [Cirani et al., 2018].

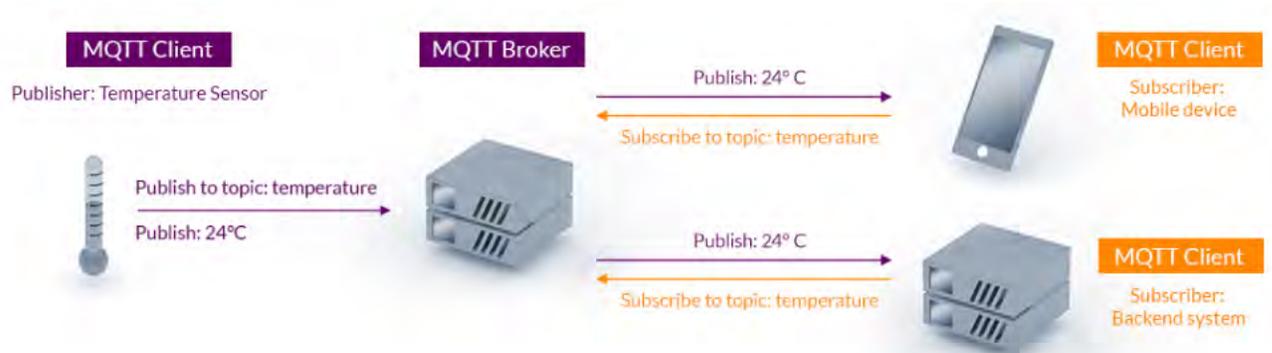


Figura 2.10: Ejemplo de aplicación de la arquitectura Pub/Sub en MQTT [OASIS, 2019].

2.3.5. Seguridad en las aplicaciones IoT

Uno de los aspectos más importantes que se deben tomar en cuenta en cualquier dispositivo IoT es la seguridad de la información y más aún cuando es de carácter sensible, como en el caso de los datos relacionados con la salud de las personas. Normalmente, la seguridad en internet está basada en el uso de algoritmos de encriptación que cifran la información con base en una serie de complejos problemas matemáticos difíciles o imposibles de resolver sin la clave de seguridad con la que fueron generados.

De forma general, se distinguen dos tipos de encriptación, la de clave simétrica y la de clave asimétrica. En la encriptación por clave simétrica, tanto el emisor como el receptor del mensaje utilizan la

misma clave para cifrar y descifrar la información. En este caso, la confidencialidad de la clave es de suma importancia y debe permanecer siempre secreta. En contraste, en la encriptación por clave asimétrica el emisor y el receptor poseen dos claves distintas: una pública y una privada. Para que un dispositivo pueda recibir un mensaje, primero tiene que dar a conocer su clave pública a todos aquellos de quienes desea recibir mensajes cifrados. Los emisores del mensaje utilizan la clave pública del receptor para cifrar la información que van a enviar. La segunda clave se mantiene secreta, ya que es la que permite descifrar el mensaje. Ambas claves deben estar relacionadas matemáticamente para que cada una de ellas invierta el proceso realizado por la otra, pero esta relación ha de ser lo suficientemente compleja como para que sea imposible o, al menos, muy difícil, deducir la clave privada a partir del conocimiento de la pública [Hernández Encinas, 2016].

El cifrado asimétrico se implementa principalmente en los sitios web a través del protocolo HTTPS, el cual es la versión segura de HTTP que cifra el tráfico de información entre servidores y clientes. En este caso, el intercambio de llaves públicas se realiza de forma dinámica gracias a que existe una conexión directa entre clientes y servidores. Sin embargo, dado que en el protocolo MQTT la transmisión de mensajes se lleva a cabo con total independencia entre publicadores y suscriptores, no es posible realizar un intercambio dinámico de claves por lo que el cifrado asimétrico resulta difícil de implementar. En este sentido, el cifrado de clave simétrica parece una opción más adecuada para mensajes que se envía a través de MQTT ya que no requiere de un intercambio claves y permite que la información viaje cifrada desde el emisor hasta el receptor, un concepto que se denomina, cifrado de extremo a extremo (*end-to-end*).

Uno de los algoritmos de cifrado simétrico más empleados es el AES (*Advanced Encryption Standard*), cuyo funcionamiento se basa en el uso de bloques. Los bits del mensaje a cifrar se agrupan en bloques de 128 bits de longitud a los cuales se les aplica una serie de transformaciones, tales como permutaciones, sustituciones, rotaciones y operaciones lógicas (Figura 2.11), las cuales están asociadas a la clave [Heron, 2009]. La longitud de la clave puede ser de 128, 192 o 256 bits y entre más larga sea, el nivel de seguridad que ofrece será mayor.

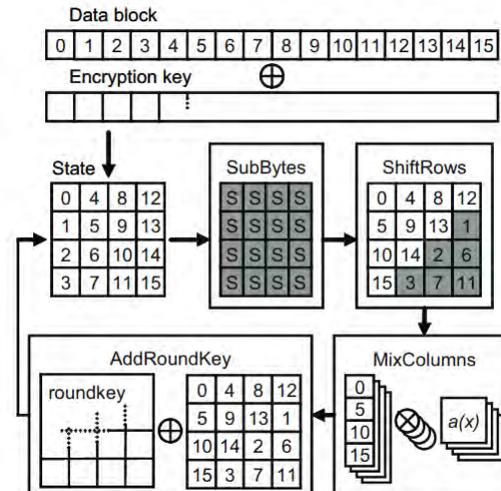


Figura 2.11: Diagrama de las operaciones requeridas para implementar el algoritmo de cifrado AES [Hamalainen et al., 2006].

Capítulo 3

Desarrollo del Dispositivo

En este capítulo se describe a detalle el desarrollo de un dispositivo de medición de SpO_2 , FC y temperatura corporal que incorpora funciones de transmisión, almacenamiento y análisis de datos mediante Internet de las Cosas. A dicho dispositivo se le ha dado el nombre de *OxiPuma* y sus componentes pueden agruparse en dos categorías principales: hardware y software. Por un lado, los componentes de hardware incluyen el sensor de pulsioximetría MAX30102, el sensor infrarrojo de temperatura MLX90614BAA, la tarjeta de desarrollo TTGo-ESP32, una batería de litio de 3.7V y un buzzer zumbador pasivo de 5V. El software, por otra parte, consta de un programa que procesa las señales obtenidas con los sensores y las convierte en mediciones útiles usando una serie de algoritmos implementados en el lenguaje de programación Arduino. De igual forma, el software se encarga de procesar y enviar las mediciones a un servidor remoto mediante el protocolo IoT denominado MQTT. De manera independiente al software del dispositivo, se implementa en un servidor remoto un programa de Python que se encarga de recibir, administrar y clasificar la información recibida desde el dispositivo de medición para posteriormente almacenarla en una base de datos y emitir una serie de alertas cuando las mediciones estén fuera de los rangos recomendados. El sistema completo se representa en el diagrama de bloques de la figura 3.1.

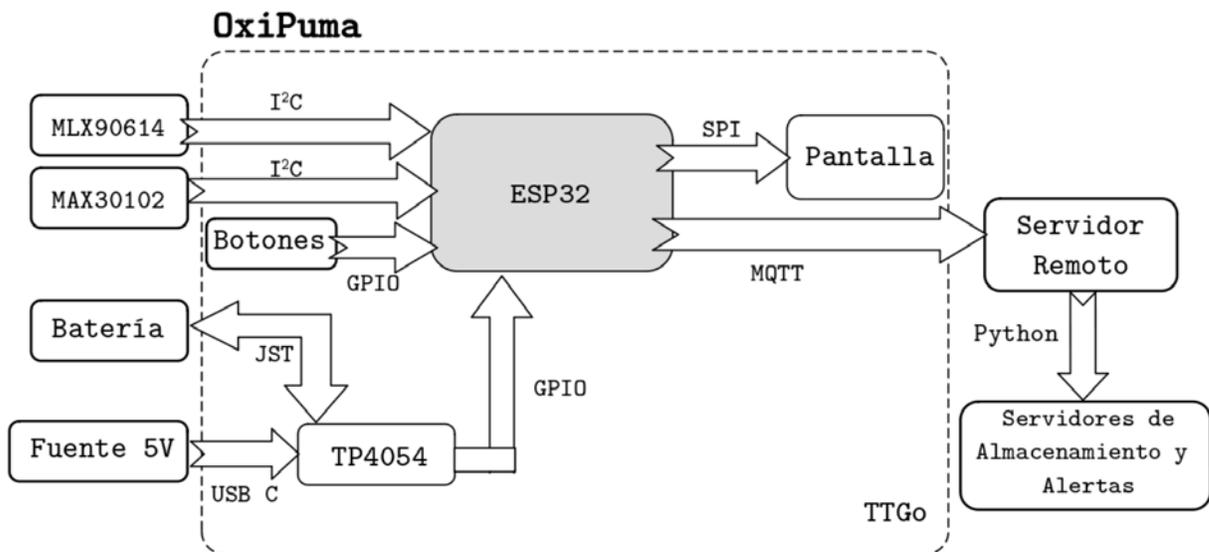


Figura 3.1: Diagrama de bloques de los componentes del OxiPuma y su interfaz de comunicación con el ESP32.

3.1. *System on a Chip* ESP32

Como unidad central de procesamiento se utilizó un chip tipo SoC (*System on a Chip*) modelo ESP32 de *Expressif Systems*. En particular, se eligió un modelo integrado en la tarjeta de desarrollo TTGo-ESP32 de *Shenzhen Electronics* (Figura 3.2). La ventaja de utilizar esta tarjeta es que cuenta además con los componentes electrónicos necesarios para el desarrollo del OxiPuma a un bajo costo y de forma ágil. Algunos de estos componentes son los siguientes:

1. Pantalla LCD multicolor de 1.14 pulgadas con comunicación SPI
2. Circuito de conversión USB-TTL *CP2104*
3. Intefaz de carga mediante puerto USB-C
4. 16 pines de entrada/salida de propósito general (GPIO)
5. Conector JST para baterías de litio recargables de 3.7 V
6. Circuito *TP4054* de carga para baterías de litio
7. Botones pulsadores conectados a los pines GPIO 0 y 35 del microcontrolador
8. Botón de reset

Gracias a que estos componentes periféricos ya se encuentran integrados en la tarjeta TTGo es posible desarrollar un prototipo compacto de tamaño similar al de un pulsioxímetro comercial, además de que reduce los costos y tiempo de fabricación. En agosto de 2021 su precio en el mercado rondaba los \$300 MXN, aproximadamente, que es un costo inferior al que tendría adquirir los componentes individuales por separado sin contar el costo y tiempo requeridos para su integración.

Como ya se mencionó, la tarjeta TTGo se basa en el SoC ESP32 que posee la conectividad WiFi necesaria para implementar el envío de datos a través de internet y que es uno de los puntos más importantes en este trabajo. Las características más sobresalientes de este chip se resumen en el Cuadro 3.1. Como puede observarse, se trata de un dispositivo con una basta capacidad de procesamiento, así como con una amplia variedad de funcionalidades y opciones de conectividad que lo hacen un controlador adecuado para el desarrollo del OxiPuma. A fin de evitar confusiones en las secciones posteriores en las que se aborda la conexión de los sensores, en adelante se utilizará el término microcontrolador y SoC de forma indistinta haciendo referencia al ESP32.

Característica	Valor
CPU	Tensilica Xtensa LX6 Dual Core
Velocidad de procesamiento	240MHz
WiFi	IEEE 802.11 b/g/n 2.4 GHz
Bluetooth	V4.0, BLE
SRAM	520 KB
FLASH	16MB
Comunicación	UART, SPI, I^2C , SDIO, PWM
Dimensiones	51.5 x 25.0 x 8.5 mm
Convertidor ADC	12 bits
USB a TTL	CP2104

Cuadro 3.1: Resumen de las características más importantes del SoC ESP32.

Se decidió desarrollar el OxiPuma usando el lenguaje de programación Arduino, el cual se caracteriza por ser de alto nivel y estar especialmente orientado al desarrollo de prototipos de forma ágil y flexible. Además, presenta la ventaja de contar con el respaldo de una vasta comunidad de desarrolladores que constantemente le dan soporte y ofrecen soluciones a los conflictos técnicos más comunes. Esto es importante pues permite concentrar la atención y esfuerzo en la implementación de los algoritmos de medición y de transmisión de datos más que en los detalles técnicos de configuración. Sin embargo, en etapas más avanzadas de este proyecto será conveniente migrar el desarrollo a un lenguaje de programación de bajo nivel, tales como C o C++, ya que esto permitiría aprovechar de mejor forma los recursos de procesamiento del ESP32 y darle mayor robustez al programa.



Figura 3.2: Tarjeta TTGo ESP32 de *Shenzhen Electronics* utilizada en el desarrollo del OxiPuma [Electronics, 2022].

3.2. Medicion de SpO2

La selección de un sensor de pulsioximetría se basó en una serie de criterios con los que se buscó obtener la mejor relación costo-beneficio. Por una lado, se buscó cumpliera con una serie de requerimientos técnicos, tales como emitir longitudes de onda en el rojo e infrarrojo, contar un fotodetector embebido y electrónica para transmitir las señales de forma digital a través de algunos de los protocolos soportados por el microcontrolador. De igual forma, se procuró que el sensor contara con cierto grado de instrumentación embebida que permitiera reducir o eliminar los componentes electrónicos necesarios para el acondicionamiento inicial de las señales. Finalmente, se buscó que el sensor elegido fuera de costo accesible y amplia disponibilidad a fin de evitar el encarecimiento del prototipo. Luego de una búsqueda minuciosa se determinó que el sensor más adecuado sería el MAX30102, el cual se describirá a continuación.

3.2.1. Sensor MAX30102

El MAX30102 es un sensor comercial de *Maxim Integrated* que permite medir la saturación parcial de oxígeno y la frecuencia cardiaca mediante la técnica de pletismografía óptica de reflexión (Figura 3.3a). El encapsulado tiene embebidos un filtro de cancelación de luz ambiental (*ALC*), un convertidor ADC delta-sigma de 18 bits de resolución y un filtro digital de ruido, con los cuales se logra una primera etapa de acondicionamiento de las señales PPG, mismas que se almacenan en una memoria FIFO y se transmiten de forma digital a través del protocolo I^2C hacia un microcontrolador, donde finalmente deben ser procesadas mediante algoritmos para determinar los valores de SpO_2 y FC. Un circuito típico de aplicación de este sensor consta de una serie de condensadores y resistencias de *pull-up*, tal

como se observa en la figura 3.3b.

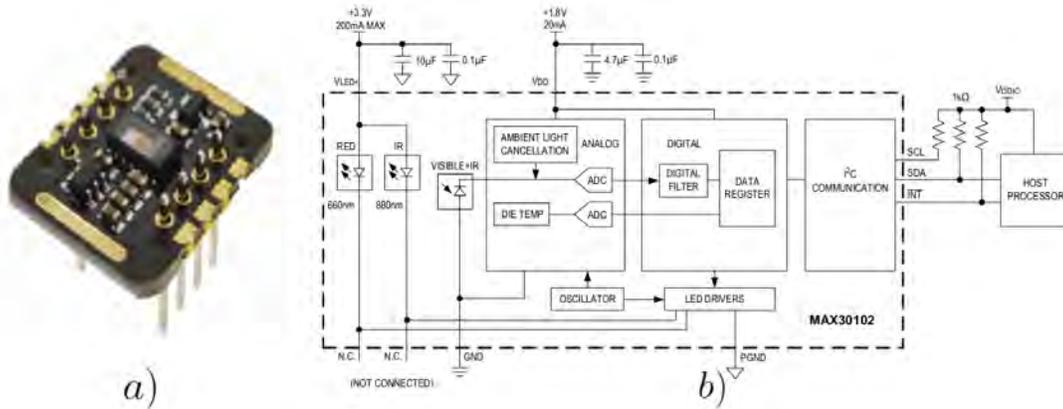


Figura 3.3: a) Apariencia del MAX30102 integrado en una PCB. b) Diagrama de bloques funcional del MAX30102 con un circuito típico de aplicación [Maxim, 2018].

De acuerdo con su hoja de especificaciones, la luz roja e infrarroja se emiten a longitudes de onda típicas de $\lambda_{rojo} = 660 \text{ nm}$ y $\lambda_{IR} = 880 \text{ nm}$, respectivamente. Sin embargo, al realizar un análisis mediante espectrofotometría se observó que dichas longitudes son ligeramente distintas, siendo de $\lambda_{IR} = 675 \text{ nm}$ y $\lambda_{rojo} = 891 \text{ nm}$, tal como se observa en la figura 3.4.

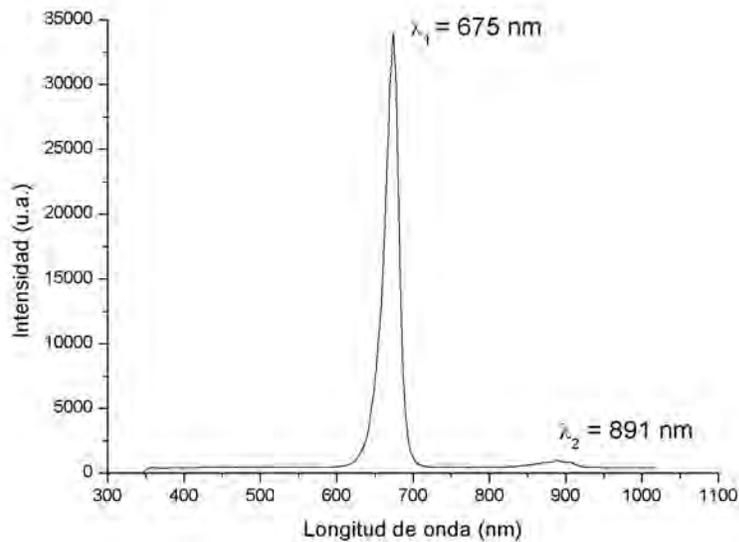


Figura 3.4: Longitudes de onda λ_{rojo} (λ_1) y λ_{IR} (λ_2) emitidas por el sensor MAX30102 y obtenidas con un espectrofotómetro.

Diversos parámetros del MAX30102 pueden ser ajustados mediante la manipulación de registros de software para darle la configuración más adecuada, según lo requiera la aplicación. Algunos de estos

parámetros son la corriente de los LEDs (LED_CURR), el ancho de pulso (LED_PW), la frecuencia de muestreo del ADC (ADC_SR), y su resolución (ADC_RES). En la figura 3.5 se muestran las posibles configuraciones que se pueden dar a estos parámetros. Nótese que debido a la resolución de ADC, existen algunas restricciones en las combinaciones posibles que pueden realizarse. En cuanto a la corriente de los LEDs, ésta puede configurarse en un rango entre 0 y 50 mA en pasos de 0.2 mA.

SAMPLES PER SECOND	PULSE WIDTH (μ s)			
	69	118	215	411
50	○	○	○	○
100	○	○	○	○
200	○	○	○	○
400	○	○	○	○
800	○	○	○	
1000	○	○		
1600	○			
3200				
Resolution (bits)	15	16	17	18

Figura 3.5: Configuraciones de operación posibles para el MAX30102. Las celdas sombreadas indican combinaciones que no pueden realizarse debido a las restricciones impuestas por la resolución de ADC [Maxim, 2018].

3.2.2. Medición de SpO2

La señal de corriente generada por el fotodiodo se filtra para eliminar el ruido debido a la luz ambiental, posteriormente se digitaliza con el convertidor ADC y se almacena temporalmente en una memoria interna tipo FIFO de 32 muestras de profundidad. Todo este proceso se realiza de forma interna en el MAX30102 y una vez que la señal se encuentra lista se transmite al microcontrolador mediante el protocolo I^2C . A partir de este punto, todo el procesamiento adicional se realiza dentro del microcontrolador.

Una vez que se obtienen las señales del MAX30102 son procesadas previamente a que se realicen los cálculos de SpO_2 y FC. Dicho procesamiento consiste en la eliminación de las componentes de DC usando un filtro digital paso altas con frecuencia de corte $f_c = 0.05 \text{ Hz}$. Este filtro es del tipo *respuesta infinita al impulso* (IIR), los cuales provienen de la aplicación de los métodos de filtrado analógicos *Butterword* y *Chevyshev*. Las ecuaciones en diferencias del filtro diseñado tienen la siguiente forma [Antoniou, 2006]:

$$\begin{aligned} w[n] &= x[n] + a * w[n - 1] \\ y[n] &= w[n] - w[n - 1] \end{aligned} \quad (3.1)$$

donde $y[n]$ es la salida del filtro, $x[n]$ es la muestra de la señal de analizada, $w[n]$ es el valor intermedio que funge como historia del valor filtrado y a es el factor de escala. El valor de a se determina a partir de la frecuencia angular del filtro ω_c , la frecuencia de corte f_c y el periodo T usando la ecuación [Antoniou, 2006]:

$$a^2 - 2a \cos \omega_c T + 4 \cos \omega_c T - 3 = 0 \quad (3.2)$$

donde ω_c y T se calculan como:

$$\begin{aligned} \omega_c &= 2\pi f_c \\ T &= \frac{1}{SR} \end{aligned} \quad (3.3)$$

donde SR es la frecuencia de muestreo utilizada y que se programa para el MAX30102. Para este trabajo se determinó que el valor del factor de escala es de $a = 0.999$.

Tal como se explicó en la sección de Conceptos Básicos, el cálculo de SpO_2 se obtiene a partir de la relación R o también llamada radio de radios, que se calcula con los valores rms de las señales PPG de luz roja e infrarroja de acuerdo con la ecuación (3.4):

$$R = \frac{\log(R_{rms})}{\log(IR_{rms})} \quad (3.4)$$

donde R_{rms} y IR_{rms} son los valores rms de las componentes de AC de las señales PPG roja e infrarroja, respectivamente, y que se calculan con las siguientes expresiones:

$$\begin{aligned} R_{rms} &= \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i^2} \\ IR_{rms} &= \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IR_i^2} \end{aligned} \quad (3.5)$$

donde R_i y IR_i son muestras de las señales roja e infrarroja, respectivamente y N es el número total de muestras utilizadas.

Para obtener la medición de SpO_2 se utiliza la ecuación de calibración (3.6) proporcionada por el fabricante del sensor:

$$\%SpO_2 = 104 - 17R \quad (3.6)$$

El SpO_2 se calcula en ventanas de tiempo de 4 segundos equivalentes a 800 muestras tomadas a una frecuencia de muestreo de 200 mps.

3.3. Medición de FC

Debido a que la componente pulsátil de las señales pletismográficas tienen la misma frecuencia que la cardíaca, no se requiere de un sensor adicional para medirla. Basta con procesar alguna de estas señales PPG mediante un algoritmo para determinar el valor de la FC. Como se mencionó en la sección [?], dichos algoritmos pueden estar basados en un análisis en intensidad o en frecuencia. Ambos métodos se exploran en los siguientes apartados.

3.3.1. Algoritmo de conteo de pulsos

El diseño de un algoritmo de medición de FC adecuado para el tipo y calidad de señales que se obtienen con el sensor MAX30102, se inspiró en el trabajo de Argüello y Serna sobre el desarrollo de un algoritmo de detección de picos para señales PPG de poca amplitud [Arguello Prada and Serna Maldonado, 2018]. En este trabajo, los autores proponen un algoritmo al que denominan *The Mountaineer's Method for*

Peak Detection (MMPD), el cual se basa en el hecho de que existe una similitud de forma entre una señal PPG y una cadena montañosa. De acuerdo con los autores, si cada pulso se considera como una montaña individual, entonces un pico sistólico puede verse como la cima de una montaña, a la cual se llegará cuando la pendiente escalada pase de ser positiva a negativa. Esto, bajo la suposición de que el pico sistólico es estrictamente una función creciente. Es decir, si dicha función se denota como f , entonces todos los puntos que la conforman cumplen con la siguiente condición:

$$f(t_{i+1}) > f(t_i) \quad \text{si } t_{i+1} > t_i \quad (3.7)$$

Para distinguir un pico verdadero de uno que se pudo haber generado por un cambio repentino en el signo de la pendiente el algoritmo MMPD cuenta el número de veces que se cumple la condición expresada por la ecuación (3.7) ($num_upsteps$) y evalúa si este número de ocurrencias alcanza o excede un valor de umbral ($threshold$), en cuyo caso se concluye que se ha detectado un pico sistólico. Dado que las señales PPG presentan variaciones en su amplitud este valor de umbral debe ajustarse dinámicamente para adaptarse a estos cambios. Esto se logra haciendo que el valor de umbral sea proporcional al número total de muestras que componen el flanco de subida de un pico sistólico, el cual a su vez depende de la frecuencia de muestreo con que se obtiene la señal PPG pero no de su amplitud. De esta forma, el valor del umbral queda dado por la expresión (3.8):

$$threshold = \alpha * num_upsteps, \quad (3.8)$$

donde α es un coeficiente de proporcionalidad cuyo valor está entre 0 y 1 con el cual se puede establecer qué porcentaje del valor de la variable $num_upsteps$ se desea utilizar para recalculer el valor de $threshold$. Este coeficiente funciona como un primer mecanismo para descartar picos falsos así como el pico diastólico. Diversas pruebas realizadas con las señales PPG del MAX30102 permitieron concluir que un valor adecuado para α es 0.8. Sin embargo, pruebas preliminares indicaron que esta condición no es suficiente para descartar completamente los picos diastólicos ni aquellos debidos al ruido de cuantificación propio de la conversión analógica-digital. Además, se ha observado que el MAX30102 presenta una alta sensibilidad al movimiento, por lo que la forma típica de la señal PPG puede verse alterada de forma importante y producir fallas en la lógica del algoritmo MMPD. Por esta razón, se añadió una condición de umbral adicional que se adapta a la amplitud de la señal PPG. Para evaluar dicha condición se calcula en tiempo real el valor rms de la señal (PPG_{rms}) en ventanas de 50 muestras continuas. Cada vez que la señal presenta variaciones en su nivel base, ya sea por factores ambientales o fisiológicos del dedo, el valor rms servirá como un indicador de ello. De esta forma, la segunda condición de umbral evalúa si el valor de una muestra ($samp(i)$) donde se registra un cambio de signo en la pendiente es mayor que el valor rms de la señal, lo cual permite confirmarlo o descartarlo como pico sistólico.

$$samp(i) > PPG_{rms} \quad (3.9)$$

Más allá de determinar la intensidad del valor pico de un pulso, el objetivo primordial del algoritmo es determinar el momento en que se detecta un pico (*peak_time*) con base en la escala de tiempo de ejecución del programa, de tal forma que se pueda obtener el tiempo transcurrido entre un dos pulsos consecutivos y a partir de ello, determinar la FC mediante la ecuación (3.10).

$$FC = \frac{60}{T_i - T_{i-1}} \quad (3.10)$$

donde FC es la frecuencia cardiaca en latidos por minuto [lpm], T_i es el tiempo, en segundos, en que se detecta el pico i y T_{i-1} es el tiempo en que se detecta el pico inmediato anterior. En la figura 3.6 se muestra un diagrama de flujo que describe con más detalle el funcionamiento del algoritmo propuesto.

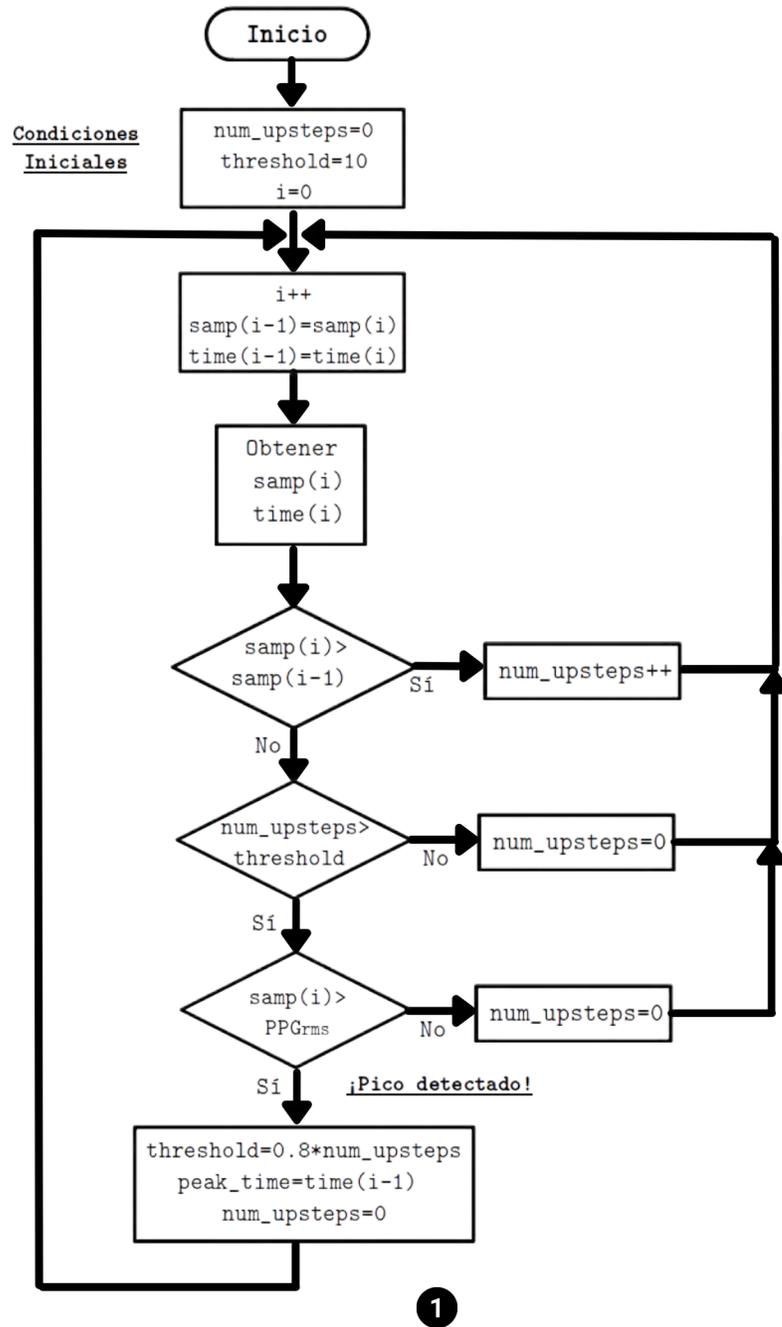


Figura 3.6: a) Diagrama de flujo del algoritmo de detección de picos implementado donde i es la variable de iteración, $samp(i)$ es la intensidad de la muestra i y $time(i)$ es el tiempo (referido al tiempo de ejecución del programa) en que se obtiene la muestra i . Nótese que se trata de un algoritmo de bucle sin fin.

El software desarrollado para el OxiPuma calcula valores parciales de la FC con base en el tiempo transcurrido entre dos picos consecutivos usando la ecuación (3.10). Estos cálculos parciales se realizan

en ciclos de 4 segundos de duración en los que las mediciones parciales se suman en una variable de acumulación HR_{accum} y al término de cada ciclo se obtiene un valor promedio HR_{av} que es el que se presenta al usuario como la medición final. La cantidad de mediciones parciales ($HR_{samples}$) que se obtengan depende de qué tan rápida sea la FC, de forma que HR_{av} se calcula como:

$$HR_{av} = \frac{HR_{accum}}{HR_{samples}} \quad (3.11)$$

Una de las ventajas de calcular la FC usando este método es que las mediciones se reportan con una resolución de 1 [lpm], como lo indican los requerimientos técnicos propuestos por la Organización Panamericana de la Salud (OPS) [Organización Panamericana de la Salud, 2020]. Sin embargo, su desempeño puede verse afectado cuando la intensidad de la señal PPG disminuya debido a factores ambientales. En este sentido, un método de cálculo de la FC basado en el análisis en frecuencia de la señal puede ser más efectivo en estos casos.

3.3.2. Algoritmo en frecuencia con la Transformada Rápida de Fourier FFT

El análisis de Fourier es una herramienta matemática que permite expresar una función $f(t)$ como una combinación lineal de un conjunto de funciones ortogonales $g_i(t)$. Una de sus principales aplicaciones es representar en el dominio de la frecuencia una función que originalmente está dada en el dominio del tiempo. En el campo de análisis de señales, esto permite derivar las componentes de frecuencia de una señal a través de la Transformada de Fourier [Zonst, 1995]. Para una función definida en el tiempo continuo t , la transformada de Fourier se expresa como:

$$H(f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.12)$$

donde $h(t)$ es la función en el dominio del tiempo que se desea transformar y $H(f)$ es su transformada de Fourier en el dominio de la frecuencia.

Dado que las señales que se reciben de un sensor digital son una versión discretizada o muestreada de una señal continua, la transformada expresada por la ecuación (3.12) no puede aplicarse directamente. En su lugar, es necesario utilizar una forma adaptada de esta ecuación a la que se le conoce como la Transformada Discreta de Fourier (DFT) y que se define de la siguiente manera:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad (3.13)$$

donde X_k representa la k -ésima componente sinusoidal de la señal analizada, x_n es la n -ésima muestra de la señal y N es el número total de muestras.

Al factor $e^{-j\frac{2\pi}{N}}$ se le conoce también como *factor de giro* y suele representarse como W_N , de tal forma que la ecuación (3.13) puede reescribirse como:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n (W_N)^{nk} \quad (3.14)$$

Generalmente, los valores de X_k son números complejos que representan la amplitud A_k y fase θ_k de las diferentes componentes sinusoidales de la señal de analizada, las cuales se pueden determinar usando las siguientes relaciones trigonométricas:

$$\begin{aligned} A_k &= ||X_k|| = \sqrt{Re(X_k)^2 + Im(X_k)^2} \\ \theta_k &= arg(X_k) = \tan^{-1}\left(\frac{Im(X_k)}{Re(X_k)}\right) \end{aligned} \quad (3.15)$$

Como puede observarse, para calcular la DFT mediante un algoritmo que resuelva la ecuación (3.13), sería necesario realizar N multiplicaciones, cada una con N sumas, es decir, un total de N^2 operaciones. Si el número de muestras de una señal es considerablemente grande este cálculo puede volverse altamente ineficiente en términos computacionales ya que el tiempo requerido para resolverlo es directamente proporcional al cuadro del número de muestras. Si se tuviera que calcular la DFT de una señal compuesta de $N = 10^5$ muestras, y suponiendo que se dispone de un procesador que opera a 3.5 GHz como es el caso de los modelos actuales de Core i5, el tiempo de ejecución t requerido sería:

$$t = \frac{(10^5)^2}{3.5 \times 10^9} = 2.9 \text{ seg} \quad (3.16)$$

Aunque este resultado puede parecer un tiempo reducido, si se desea calcular la DFT de forma continua el proceso puede hacerse considerablemente lento, por lo que es necesario recurrir a algoritmos más eficientes.

Diversos autores aprovecharon el hecho de que muchas de las operaciones que se realizan en el cálculo de la DFT son repetitivas y desarrollaron una serie de algoritmos que permiten calcularla de forma más eficiente. Con el paso del tiempo, dichos algoritmos han pasado a denominarse en su conjunto como Transformada Rápida de Fourier (FFT) [Brigham, 1973]. La principal ventaja de estos algoritmos es que reducen drásticamente el número de operaciones y, en consecuencia, el tiempo de ejecución necesario para calcular la DFT. Para aprovechar el carácter repetitivo de las operaciones, el algoritmo de la FFT hace un reordenamiento del arreglo de muestras a analizar haciendo uso de un mecanismo denominado *bit reversal*, llamado así porque el orden deseado se obtiene convirtiendo en binario el número que representa la posición de cada muestra e invirtiéndolo. El número resultante representará la nueva posición que deberá ocupar la muestra en el arreglo (Figura 3.7).

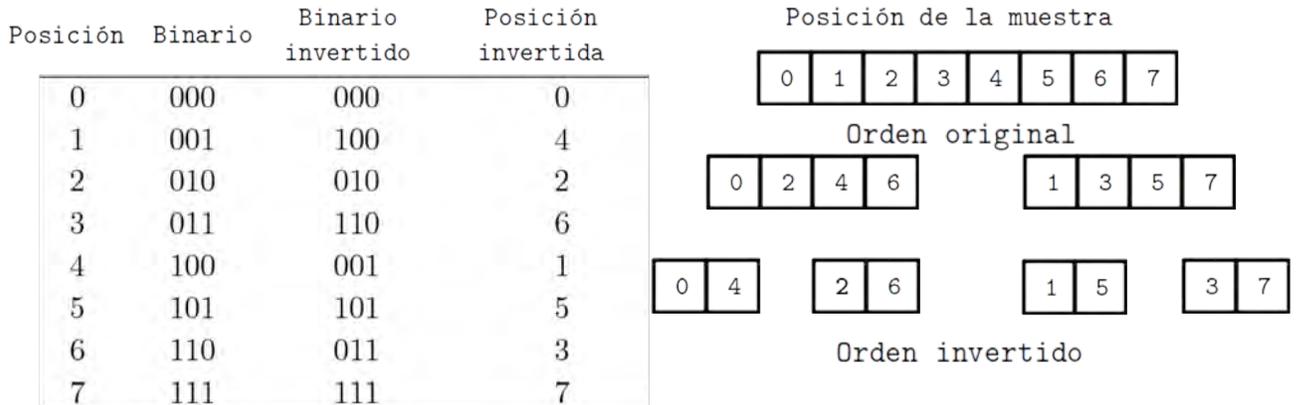


Figura 3.7: Ejemplo de reordenamiento mediante la técnica de *bit reversal* para calcular la FFT en un arreglo de 8 muestras.

El resultado de aplicar la técnica de *bit reversal* es un conjunto de muestras agrupadas por pares a los cuales se aplica la ecuación (3.14). Este procedimiento se realiza de forma consecutiva aplicado a conjuntos de muestras pares hasta cubrir el total de muestras en el arreglo. Como puede observarse, para que esta técnica pueda aplicarse es necesario que el arreglo contenga un número de muestras igual a una potencia entera de 2, es decir, $2^1, 2^2, \dots, 2^n$.

Al aplicar la ecuación (3.14) a un arreglo de 8 muestras el resultado es un conjunto de igual tamaño de números complejos $X(k)$ que, como ya se explicó, están relacionados con la amplitud y la fase de las diferentes componentes la señal analizada. Todas estas operaciones se representan en un diagrama como el de la figura 3.8 denominado diagrama de mariposa.

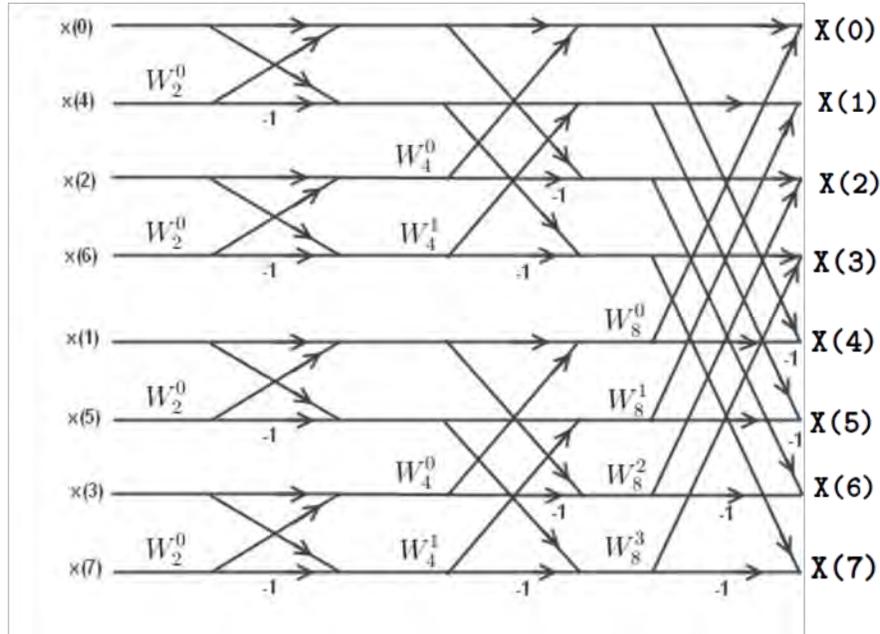


Figura 3.8: Diagrama de mariposa que representa gráficamente los cálculos requeridos para obtener la FFT de un arreglo de 8 muestras [Rao et al., 2010].

Asimismo, cada uno de los elementos $X(k)$ resultantes está asociado a los denominados *bins de frecuencia*, que en esencia es un segmento $[f_L, f_H]$ del eje de frecuencia que recolecta la amplitud, magnitud o cantidad de energía de un rango de frecuencias. El tamaño de dicho rango también es equivalente a la resolución con que se puede calcular la frecuencia de las componentes de la señal y que se obtiene mediante la siguiente expresión:

$$FFT_{res} = \frac{FM}{N_m} \quad (3.17)$$

donde FFT_{res} es la resolución de la FFT, FM es la frecuencia de muestreo con la que se obtiene la señal analizada y N_m es el número de muestras de la misma. De la ecuación (3.17) se desprende que si se desea tener la resolución más alta posible debe procurarse maximizar el número de muestras y minimizar la frecuencia de muestreo.

Para calcular la FC usando la FFT se implementó un algoritmo que replica todo lo anteriormente explicado y se aplica sobre la señal PPG infrarroja obtenida con el MAX303102. Para determinar qué *bin de frecuencia* es el que corresponde a la FC se busca el que tenga la mayor magnitud. Por cuestiones de la capacidad de procesamiento y memoria del microcontrolador ESP32, el número de muestras máximo que fue posible utilizar fue de 512 tomadas a una frecuencia de muestreo de 50 mps, que es el mínimo posible que se puede configurar en el sensor. Con estas características, la resolución en el cálculo de frecuencias es la siguiente:

$$\begin{aligned}
 FFT_{res} &= \frac{50 \text{ mps}}{512 \text{ muestras}} \\
 FFT_{res} &= 0.0976 \text{ Hz}
 \end{aligned}
 \tag{3.18}$$

Este resultado es equivalente a reportar la FC con una resolución de 5.85 lpm. A pesar de que esta resolución es superior a la establecida por los requerimientos de la OPS, el algoritmo FFT puede tener un mejor desempeño ante las variaciones que se presentan en la señal PPG debido a factores externos como el movimiento. El tiempo que toma realizar una medición de FC (t_{FFT}) se puede determinar a partir de la frecuencia de muestre y el número de muestras utilizados:

$$\begin{aligned}
 t_{FFT} &= \frac{512 \text{ muestras}}{50 \text{ mps}} \\
 t_{FFT} &= 10.24 \text{ s}
 \end{aligned}
 \tag{3.19}$$

Dado que un tiempo de medición de 10 s es muy alto comparado con el de los oxímetros comerciales, se implementó un mecanismo para reducirlo mediante el cual el arreglo de 512 muestras se actualiza cada 256, de tal forma que la velocidad de la medición se aumenta al doble sin afectar el desempeño de la FFT. En el cuadro 3.2 se resumen las características del algoritmo implementado:

Característica	Valor
Frecuencia de muestreo [mps]	50
No. de muestras	512
Resolución [Hz]	0.097
Resolución [lpm]	5.85
Tiempo de medición [s]	5.1

Cuadro 3.2: Resumen de las características del algoritmo FFT implementado para calcular la FC.

Tanto el algoritmo MMPD como la FFT ofrecen diferentes ventajas en el cálculo de la FC. En apartados posteriores de este trabajo se evaluará el desempeño de ambos algoritmos para determinar cuál reporta los mejores resultados.

3.4. Medicion de Temperatura

3.4.1. Sensor de Temperatura MLX90614

El MLX90614 es un sensor infrarrojo de temperatura de la compañía *Maxxis* que está diseñado para todo tipo de aplicaciones, tanto industriales como médicas. Se compone de una termopila (MLX81101) y un chip de acondicionamiento de señales IR (MLX90302), el cual cuenta con un convertidor ADC de 17 bits con el que se digitaliza la señal, diversas etapas de filtrado digital tipo paso bajas, así como con un DPS (*Digital Signal Processor*) que realiza un procesamiento adicional de las señales, todo esto dentro de un encapsulado tipo TO-39 (3.9a). Las mediciones pueden transmitirse a un microcontrolador ya sea a través de una señal PWM de 10 bits o mediante el protocolo I2C. El sensor está calibrado de fábrica para medir superficies cuya emisividad es $\varepsilon = 1$, sin embargo, es posible modificar este y otros parámetros mediante la programación de registros en su memoria EEPROM interna.

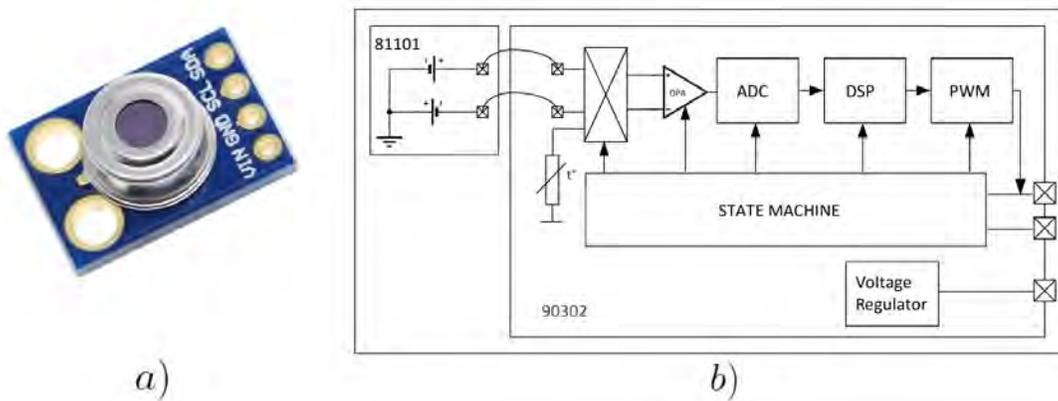


Figura 3.9: a) Sensor MLX90614 integrado en una PCB con los componentes necesarios para conectarlo mediante I2C. b) Diagrama de bloques funcional del MLX90614 [Malexis, 2019].

Existen diversas versiones del MLX90614 que difieren principalmente en la exactitud con que miden, la amplitud de su campo de visión (FOV), la cantidad de procesamiento interno que realizan de las señales y en el uso de métodos de compensación por gradientes de temperatura. El modelo en específico que es utilizado para este proyecto fue el MLX90614BAA que cuenta con las siguientes características:

Característica	Valor
Exactitud	$\pm 0.5^{\circ}C$
Resolución	$0.02^{\circ}C$
FOV	90°
Compensación	No
V_{in}	3.3 V
Comunicación	I^2C

Cuadro 3.3: Principales características del sensor MLX90614BAA [Malexis, 2019].

Un aspecto que vale la pena resaltar es que para obtener la exactitud reportada por el fabricante el sensor debe hallarse en equilibrio térmico, es decir, no debe haber diferencias de temperatura a lo largo de su encapsulado, ya que, como se ha mencionado antes, esto genera alteraciones en la medición. Algunos de los factores que pueden afectar la medición son: colocar el sensor cerca de componentes electrónicos que disipan calor, y la presencia de ventiladores, calefactores u objetos fríos o calientes en las cercanías del sensor. Existen algunas versiones del MLX90614 en las que internamente se miden los gradientes de temperatura en el encapsulado para compensar este error, sin embargo, dichas versiones son más escasas en el mercado y la dificultad para conseguirlas es mayor. Otra alternativa es usar aislamientos térmicos en los alrededores del sensor para minimizar el efecto de estos gradientes.

Una de las características más importantes de todo sensor de temperatura infrarrojo es su campo de visión ya que de ello depende la distancia máxima a la que se puede realizar una medición de forma confiable. En general, es preferible que el FOV sea reducido, ya que esto aumenta la distancia máxima de medición. Sin embargo, en el caso del MLX90614BAA el FOV es de 90° , que es muy amplio en comparación con el de otros sensores, por lo que la distancia máxima de medición es muy reducida. Tomado como referencia en diagrama de la figura 3.10, la distancia máxima de medición D_{max} está dada en función del ángulo θ y la longitud L de la siguiente forma:

$$D_{max} = \frac{L}{\tan(\theta)}$$

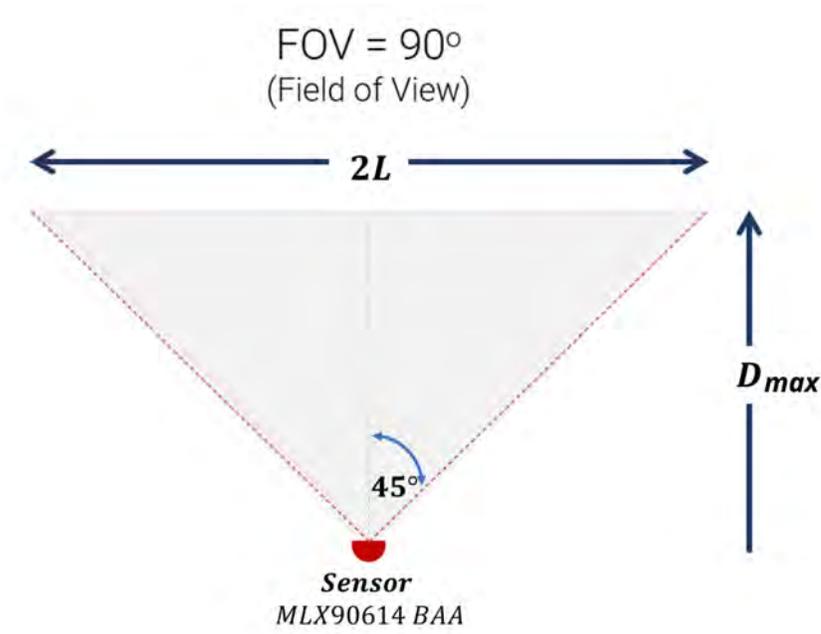


Figura 3.10: Distancia máxima de medición (D_{max}) para el sensor MLX90614BAA considerando una zona de medición de 6 cm de diámetro.

Por cuestiones de comodidad de uso, se proponen como zonas de medición la parte interna del antebrazo, ya sea izquierdo o derecho, y el cuello, a la altura de la vena yugular, sin embargo, cualquier otra parte del cuerpo puede usarse como punto de medición siempre y cuando se encuentre a una temperatura similar a la del resto del cuerpo. Se ha definido como área de medición máxima la delimitada por un círculo de 6 cm de diámetro como se muestra en la figura 3.11. De esta forma, D_{max} estaría dada por:

$$D_{max} = \frac{3cm}{\tan(45^\circ)}$$

$$D_{max} = 3cm$$

Como puede observarse, el valor de D_{max} es muy reducido si se compara con el de algunos termómetros comerciales. Si una medición se hace a una distancia mayor a 3cm en alguna de las zonas corporales propuestas, los objetos que se encuentren en los alrededores del usuario también serán sensados y su temperatura contribuirá la medición final, por lo que será sumamente importante que el usuario procure ajustarse siempre a la distancia límite.

De igual forma, debe procurarse no hacer las mediciones a quemarropa, ya que si el sensor entra en contacto directo con la piel podría generarse un gradiente de temperatura en su encapsulado que provoque errores en la medición. Tomando esto en consideración, se ha determinado que la distancia de medición esté en el rango de 1 a 3 cm.

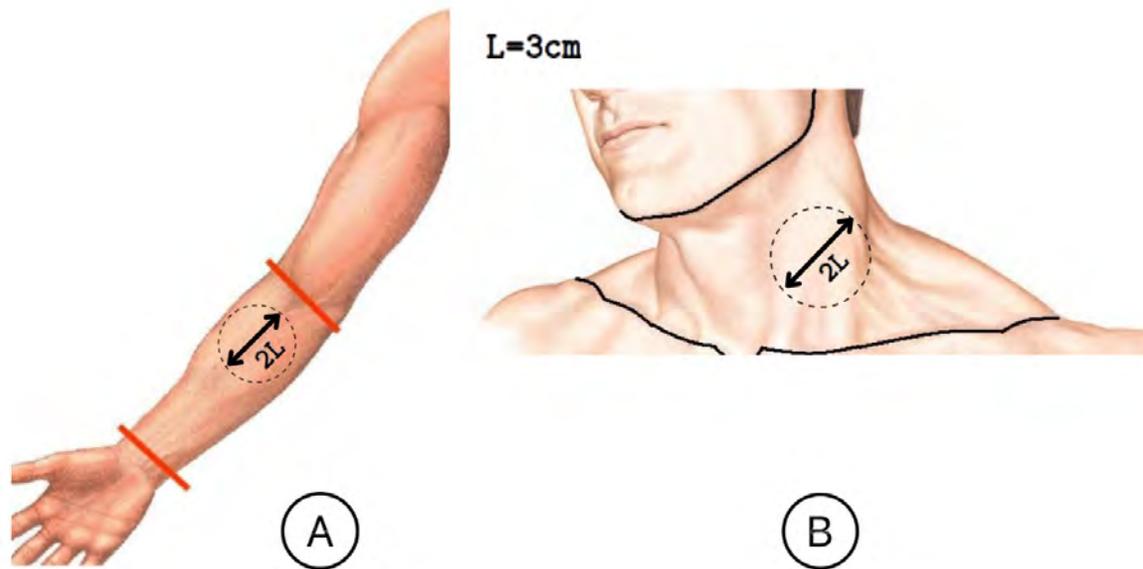


Figura 3.11: Zonas elegidas para la medición de temperatura a) Parte interna del antebrazo, ya sea derecho o izquierdo. b) Cuello, a la altura de la vena yugular.

3.5. Comunicación IoT

La comunicación IoT se implementó siguiendo la arquitectura de capas que se muestra en la figura 3.12, la cual consta de 4 capas que en su conjunto conforman el sistema IoT. La función de cada capa es la siguiente:

- **Sensado:** Es la capa de más bajo nivel y se refiere esencialmente al dispositivo de medición en su conjunto. Esto abarca todos sus componentes, tanto sensores y microcontroladores, así como todo el hardware adicional.
- **Red:** Se refiere a todas aquellas tecnologías y protocolos usados para transmitir la información desde el dispositivo de sensado hasta el software que la procesará.
- **Middleware:** Es el software que procesa, administra y analiza los datos recabados en la capa de sensado y permite comunicarlos con capa de aplicación.
- **Aplicaciones:** Es la capa de más alto nivel y comprende todas aquellas tecnologías o medios por los cuales un usuario puede visualizar e interactuar con la información recabada en la capa de sensado para darle algún uso. Esto incluye también la información adicional que resulte de su análisis.

En esta arquitectura de capas, uno de los puntos más importantes es el desarrollo del middleware ya que es en éste donde se implementan algunos de los aspectos innovadores de este sistema de monitoreo, tales como el almacenamiento de información en base de datos y el sistema de alertas. Para implementarlo se usó un servidor remoto de prueba de Digital Ocean. La razones para utilizar un servidor alojado en la nube en lugar de una infraestructura propia son diversas, pero las principales tienen que ver con los altos costos que representa la adquisición y mantenimiento de un equipo propio. Además, actualmente los grandes proveedores de servicios en la nube manejan esquemas de cobros bajo demanda que los hacen muy accesibles económicamente ya que el usuario paga de forma proporcional a la

cantidad de recursos computacionales que consume. Además, cabe mencionar que el crecimiento de los servicios en la nube ha sido tal que grandes compañías como Netflix y BBVA alojan sus servicios web en servidores de AWS (*Amazon Web Services*) y con el tiempo se estima que cada vez más compañías migrarán a un esquema de cómputo en la nube.

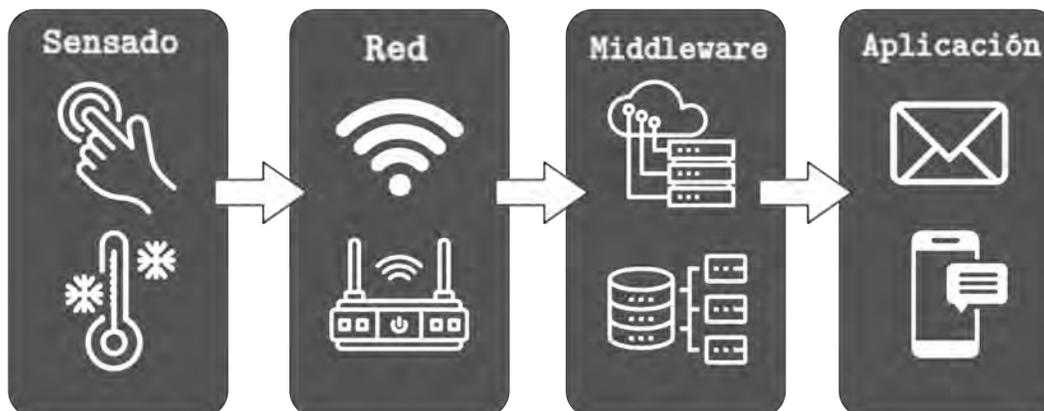


Figura 3.12: Arquitectura IoT propuesta para el OxiPuma basada en un modelo de capas.

3.5.1. Configuración de servidor remoto

Digital Ocean es una compañía estadounidense que provee servidores virtuales privados. En 2018 fue catalogada como la tercer compañía de alojamiento web más grande del mundo. Por convención, a los servidores virtuales en Digital Ocean se les denomina *droplets* y sus características principales, tales como la capacidad de almacenamiento, memoria RAM y sistema operativo, son elegidos por el usuario de acuerdo con sus necesidades. Para este proyecto en específico se creó un droplet con las siguientes características:

Característica	Valor
Sistema Operativo	Linux 20.04 (LTS)
Arquitectura	64 bits
Almacenamiento	25 GB
RAM	1 GB

Cuadro 3.4: Características del servidor remoto utilizado para este proyecto.

Como puede observarse del cuadro 3.4, el droplet tiene capacidades muy limitadas ya que funge únicamente como servidor de pruebas. Sin embargo, eventualmente sus capacidades pueden aumentarse conforme crezca la cantidad de dispositivos OxiPuma conectados. El droplet se controla mediante comandos de *Bash* ejecutados vía remota a través el protocolo SSH desde una computadora personal en donde se realiza la instalación de software, paquetes y otros ajustes. Básicamente, la configuración del servidor consistió en lo siguiente:

- Instalación de software para servidores *MySQL Server*, *Mosquitto Broker*, *Apache Server*, *PHP My Admin*.

- Configuración de *firewalls* para los puertos de comunicación correspondientes.
- Instalación de módulos de Python necesarios.

Adicionalmente, se asoció el servidor al dominio *oxi-puma-iot-server.live* de forma que sea más sencillo acceder a él y manipularlo. La mayor parte del trabajo desarrollado en el servidor consistió en la creación del *Middleware* en Python pues es el que se encarga de recibir, administrar y analizar la información de los OxiPumas.

3.5.2. Implementación del protocolo MQTT

Par que la comunicación IoT sea posible, el protocolo MQTT debe implementarse tanto en el dispositivo de medición como en servidor remoto. Por un lado, en el dispositivo se hace uso de las librería *WiFi.h* y *PubSubClient*. La primera, permite conectar el microcontrolador a una red inalámbrica WiFi proporcionando las credenciales de acceso SSID y Contraseña, mientras que la segunda permite crear una entidad de comunicación MQTT proporcionando la siguiente información: puerto de comunicación (1883), dirección de servidor del broker (*oxi-puma-iot-server.live*), usuario y contraseña de acceso, nombre del tópico en el que se desea publicar o suscribirse. En este caso, dado que el OXiPuma únicamente enviará información, sólo se requiere un tópico de publicación.

Una vez que se realizan las mediciones de SpO_2 , FC y temperatura se agrupan como valores separados por comas. Antes de ser enviado, las mediciones pasan por el algoritmo de encriptación AES128 donde se transforman en una cadena cifrada. Debido a que todos los OxiPumas conectados envía sus mediciones bajo el mismo tópico, es necesario incluir un ID que permita al servidor identificar el dispositivo del cual provienen las mediciones y con ello asociarlas a un usuario en específico. Todas estos datos, en su conjunto, conforman la carga *opayload* a enviar, cuya estructura final es la que se muestra en la figura 3.13.

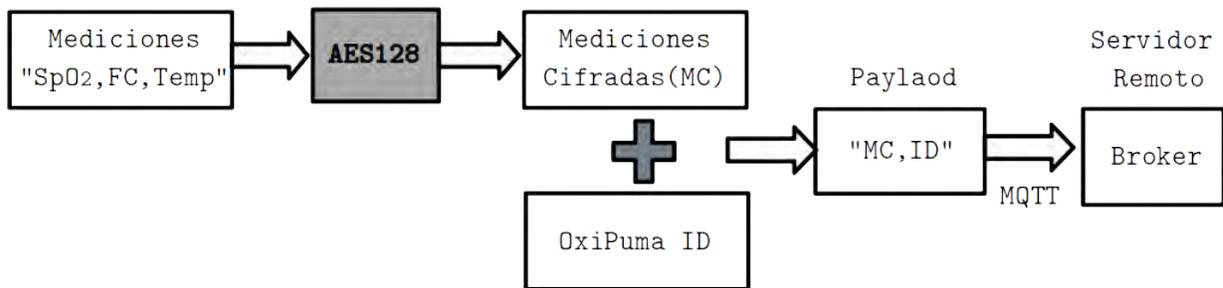


Figura 3.13: Estructura del payload enviado por MQTT como valores separados por comas.

En cuanto al servidor, la recepción de datos se implementa con Python y el módulo *PahoMQTT* en el que se establecen los mismos parámetros de puerto de comunicación, dirección de servidor, etc.

3.5.3. Implementación de la seguridad en MQTT

Uno de los aspectos fundamentales en todo dispositivo IoT es garantizar la seguridad de la información que transmiten. En el protocolo MQTT pueden implementarse diversas capas de seguridad para los diferentes niveles en que se ejecuta el protocolo pudiendo ser a nivel de red, transporte o aplicación. La protección a nivel de red consiste en garantizar que el *gateway* al que se conecta el dispositivo IoT es seguro, es decir, que no hay intrusos conectados que observen el tráfico de la red. Asimismo, se puede hacer uso de una Red Privada Virtual (VPN) que actúa como nodo intermediario en la comunicación entre el dispositivo IoT de origen y el servidor donde se encuentra el broker MQTT,

de tal forma que tanto el proveedor de servicio de internet contratado como otros usuarios que estén conectados a la misma red, no podrán visualizar la información de dicho servidor, manteniendo en secreto su dirección IP. Como puede observarse, la implementación de estas medidas es una responsabilidad que recae principalmente en el usuario del dispositivo pues debe procurar que su red sea segura.

A nivel de transporte, lo más común es el uso de certificados de autenticación tales como el SSL (*Secure Socket Transport*) o el TLS (*Transport Layer Security*), los cuales usan encriptación asimétrica con claves públicas y privadas para cifrar el tráfico entre clientes y servidores o entre servidores mismos. A pensar de que mecanismo es una de las bases fundamentales de la seguridad en internet hoy en día, no siempre es posible implementarlo en sistemas embebidos debido a sus recursos de cómputo limitados. Debido a estas restricciones, en este trabajo se implementó principalmente la seguridad a nivel de aplicación que consiste principalmente en el uso de métodos de autenticación basados en usuarios y contraseñas, así como en la encriptación directa del mensaje enviado a través de MQTT, también llamado *payload*.

Como ya se mencionó anteriormente, MQTT es un protocolo de mensajería ligera especializado para aplicaciones IoT que se basa en un modelo de publicadores y suscriptores en el que los mensajes se envían siguiendo una clasificación basado en tópicos. Para que un dispositivo o aplicación pueda suscribirse a un tópico deberá contar con 3 datos de acceso: el nombre del tópico en cuestión, un ID de usuario y una contraseña que previamente autorizados por el broker. Si cualquiera de estos datos fuera incorrecto, la conexión será rechazada. En la arquitectura propuesta, cada uno de los OxiPumas tiene su propio ID de usuario, contraseña y tópico (3.14). Esto garantiza que, aunque los datos de acceso de un dispositivo llegaran a ser vulnerados, los posibles impactos en la red completa serían menores y no comprometería la seguridad del resto de los dispositivos.

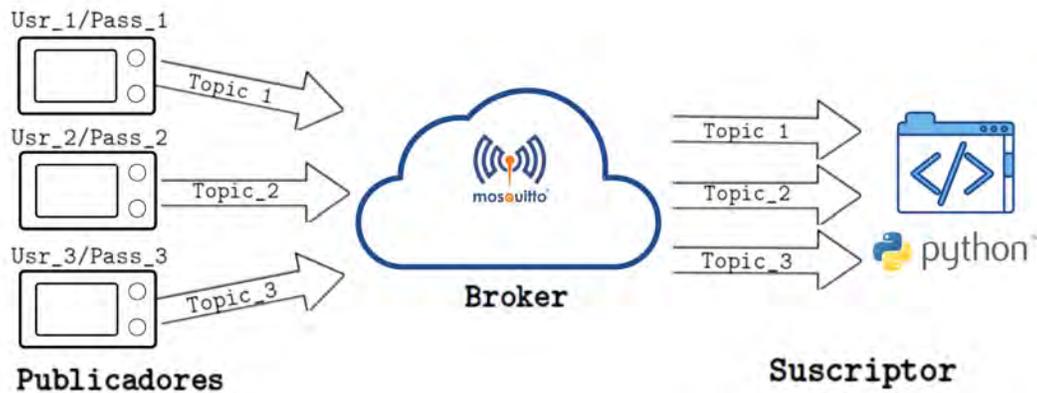


Figura 3.14: En la arquitectura propuesta, cada OxiPuma cuenta con su propio ID de usuario, contraseña y tópico para para publicar en el broker.

Una de las medidas de seguridad más efectivas es la encriptación de payload, ya que, aún si los datos de acceso de un dispositivo fueran vulnerados y un mensaje fuera interceptado, su contenido sería muy difícil de descifrar sin la llave correspondiente. Es por ello que la arquitectura propuesta incorpora el cifrado de payload de extremo a extremo en el que cada dispositivo posee una llave única que solamente es conocida por el servidor que ejecuta el broker y que se mantienen en secreto (3.15). El algoritmo de cifrado que se empleó es el AES 128 que usa llaves de 128 bits de longitud, las cuales se generaron de forma aleatoria utilizando un programa de Python desarrollado para este fin.



Figura 3.15: Esquema de cifrado de extremo a extremo basado en el algoritmo AES 128. En este esquema cada OxiPuma tiene una llave de cifrado que únicamente es conocida por el servidor.

3.5.4. Sistema de alertas

Uno de los objetivos de todo sistema de monitoreo es la emisión de alarmas o alertas que se generen cada vez que un parámetro de interés se sale de un rango previamente establecido. En el caso de los parámetros monitoreados por el OxiPuma su evaluación se realiza de acuerdo con los siguientes criterios:

Temperatura [°C]	Clasificación	SpO ₂ [%]	Clasificación	FC[lpm]	Clasificación
35-37.5	Normal	> 92	Normal	60-100	Normal
> 37.5	Fiebre	88-91	Hipoxia Leve	< 60	Braquicardia
< 35	Hipotermia	< 88	Hipoxia Grave	> 100	Taquicardia

Cuadro 3.5: Criterios de clasificación para el sistema de alertas [IMSS, 2020].

Una alerta se generará cuando alguno de los parámetros monitoreados se encuentre fuera de los rangos considerados como normales según el cuadro 3.5. Dicha alerta consiste en el envío simultáneo de un mensaje de texto y un correo electrónico a una o más personas interesadas en dar seguimiento al usuario monitoreado con el OxiPuma, para lo cual previamente deben registrarse sus datos de contacto en un archivo de texto operado por el servidor, pues es ahí donde se emiten las alertas.

Por un lado, para implementar el envío de mensajes de texto se utilizó una plataforma de servicios de comunicación en la nube llamada *Twilio*. En esta plataforma se adquiere un número telefónico del país de preferencia por una cuota mensual y mediante una API (*Application Programming Interface*), que está disponible para diversos lenguajes de programación, es posible hacer el envío de mensajes de texto, whatsapp, llamadas o fax, mediante unas pocas líneas de código. Con el fin de realizar pruebas de funcionamiento para este trabajo se utilizó una cuenta de prueba con un número telefónico gratuito (+850 518 6255) con clave lada de Tallahassee, Florida, EEUU. Para usar esta API en Python se requieren 3 identificadores: el ID de la cuenta de Twilio, el número telefónico adquirido y un token de autorización, todos ellos obtenidos a través de la plataforma.

Por otra parte, las alertas mediante correo electrónico se realizan desde una cuenta de *Gmail* especialmente creada para este proyecto (*oxipuma.alerts@gmail.com*), la cual se conecta con Python para automatizar el envío de correos. Al igual que con *Twilio*, para tener acceso a la cuenta de *gmail* desde Python se requiere configurar la cuenta previamente para dar permiso de acceso a aplicaciones de terceros y generar una contraseña particular para dicha aplicación. Tanto para los mensajes de

texto como para los correos se envía la siguiente plantilla de texto con información sobre el ID del dispositivo, la fecha y hora de la medición y los resultados obtenidos:

El usuario del dispositivo (*OxiPuma ID*) presenta en este momento (*AAAA-MM-DD HH:MM hrs*) las siguientes mediciones:

- SpO_2 = Valor -->Clasificación
- FC = Valor -->Clasificación
- Temp = Valor -->Clasificación

En el caso del correo electrónico, adicionalmente se creó un archivo fuente *html* para dar al cuerpo del correo un formato más estético en forma de tabla con la información más importante resaltada con colores.

En la figura 3.16 se muestra un esquema del funcionamiento del sistema de alertas y todos sus componentes.

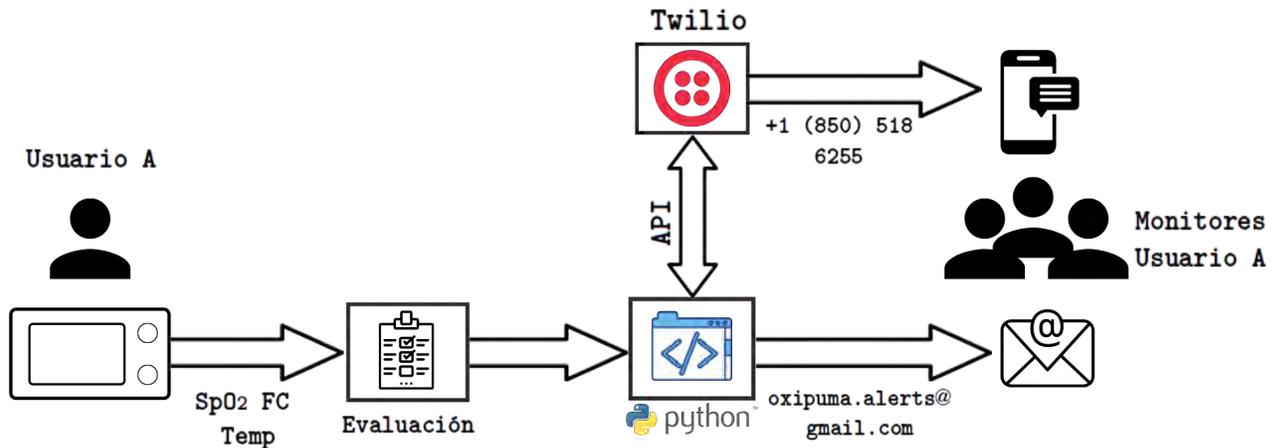


Figura 3.16: Componentes del sistema de alertas implementado.

Toda la información de carácter privado, tales como las llaves de cifrado, los datos de contacto de los familiares de los usuarios o las claves de autenticación, están almacenadas en un archivo de texto como variables de entorno (*environment variables*) que sólo pueden ser accedidas por el programa principal. Una vez que el middleware ha procesado la información, la almacena encriptada en una base de datos de *MySQL* que registra además la fecha y hora de almacenamiento y a la que se puede acceder a través del dominio *oxi-puma-iot-server.live*. De esta forma, las funciones del *middleware* desarrollado en Python quedan estructuradas como se muestra en la figura 3.17.



Figura 3.17: Diagrama de bloques de las funciones realizadas por el programa principal de Python.

3.6. Integracion del sistema

3.6.1. Carcasa

Los componentes electrónicos se colocaron en un carcasa modelada en el software *Solid Works* y fabricada mediante impresión 3D. El diseño y construcción de esta carcasa se desarrolló en un trabajo conjunto con la Dra. Celia Sanchez Pérez y el M.I. José Humberto Valladares Pérez, integrantes del grupo de Dispositivos Médicos del Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología, UNAM. Para realizar este diseño se tomaron como referencia diversos oxímetros comerciales y se consideraron aspectos clave tales como la ergonomía y mecanismos de sujeción con el dedo, la distribución de los componentes electrónicos, entre otros. La carcasa completa consta de 6 piezas: 4 exteriores y 2 interiores. Las exteriores se imprimieron en PLA de color azul y las interiores en TPU blanco. Las piezas internas son las tapas inferior y superior que hacen contacto con el dedo al introducirlo al dispositivo y dado que son las piezas más cercanas al sensor de SpO_2 y FC, se pintaron de color negro para minimizar la cantidad de luz reflejada al interior (figura 3.18).

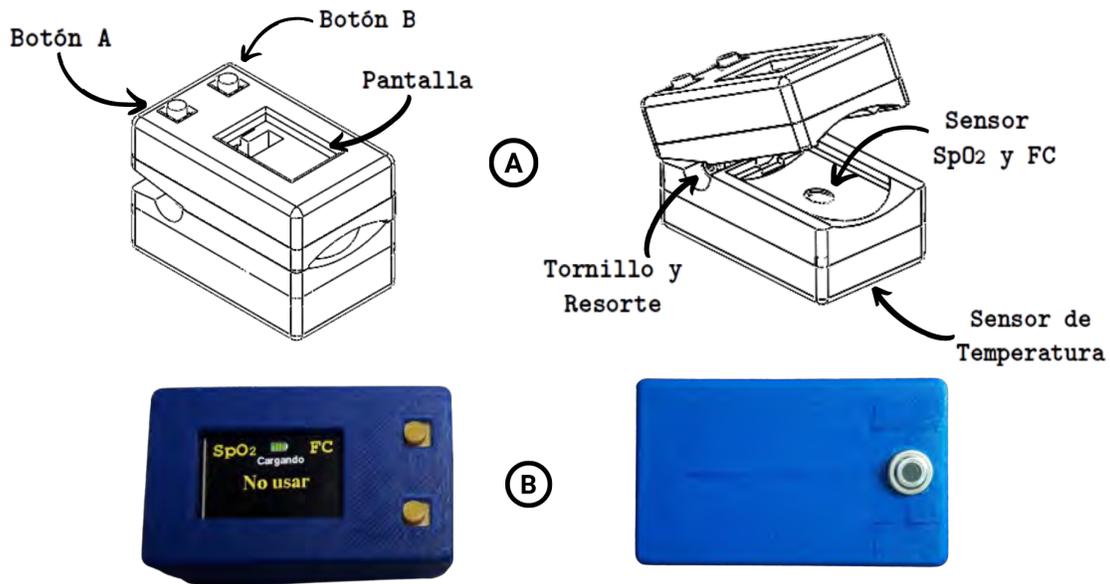


Figura 3.18: Apariencia de la carcasa del OxiPuma. A) Descripción de partes en el modelo 3D y B) Prototipo fabricado mediante impresión 3D.

Las piezas exteriores se mantiene unidas mediante un adhesivo y un mecanismo de tornillo-resorte que también se encarga de sujetar el dedo al ejercer presión. Dado el tamaño de los componentes electrónicos, las dimensiones de la carcasa son comparables a las de un oxímetro comercial, sin embargo, esto no representa ningún inconveniente de consideración.

3.6.2. Descripción de la funcionalidad

El OxiPuma puede funcionar en 3 modos distintos: como oxímetro, como termómetro o dispositivo IoT.

- **Modo Oxímetro:** Es el modo por defecto. En él, se tienen las funciones de un oxímetro convencional de medición de SpO_2 y FC de forma continua mientras se detecte que un dedo está colocado. De no haber dedo, el dispositivo esperará durante 20 segundos para luego entrar en modo *deep sleep* en el que todos los componentes se apagarán.
- **Modo Termómetro:** En este modo se tienen las funciones de un termómetro infrarrojo convencional en el que el usuario puede repetir las mediciones tanto como desee presionando un botón. Cada vez que una medición se concluya se emitirá un sonido a modo de indicador.
- **Modo IoT:** Este modo conjunta las funciones de oxímetro y termómetro, así como el envío de datos a través de MQTT. Un ciclo de operación en el modo IoT consiste en la medición única y consecutiva de SpO_2 /FC y temperatura. Si el usuario considera que, por alguna razón, la mediciones son erróneas, tiene la posibilidad de repetir las tantas veces como requiera antes de finalmente enviarlas. Una vez enviados los datos, se regresará automáticamente al modo oxímetro.



Figura 3.19: OxiPuma midiendo SpO_2 y FC en un usuario real y comparado con un oxímetro comercial de la marca *Masimo MightySat*.

El diagrama de flujo de la figura 3.20 describe con mayor detalle la forma en que opera el OxiPuma. Como puede observarse, la navegación entre los modos de operación se realiza mediante los botones A y B.

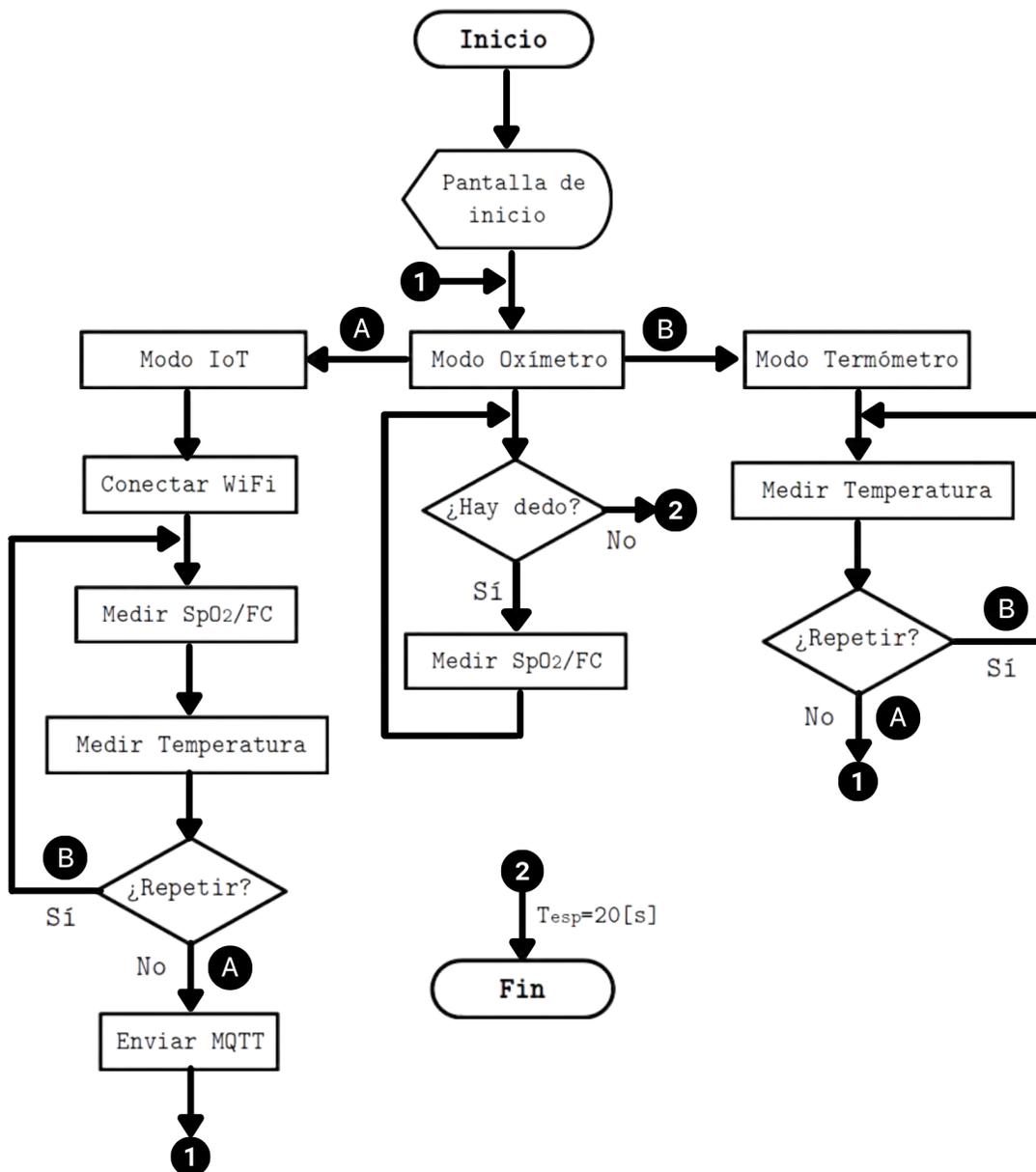


Figura 3.20: Diagrama de flujo de las funciones del OxiPuma. La navegación entre los 3 modos de operación (oxímetro, termómetro y modo IoT) se realiza mediante los botones A y B.

Capítulo 4

Pruebas y Resultados

En este capítulo se presentan los resultados de las pruebas de funcionamiento y caracterización realizadas al pulsioxímetro diseñado. Asimismo, se describe la metodología seguida, los comportamientos observados y posibles explicaciones de ellos.

4.1. Algoritmos MMPD y FFT

Para evaluar el desempeño de los algoritmos MMPD y FFT, se simuló una serie de señales PPG construidas a partir de la suma de 3 funciones senoidales (4.1) con las cuales se logra reproducir el pico sistólico, el diastólico y las variaciones de nivel, tal como se observa en la Figura 4.1. Esta gráfica reproduce de forma muy aproximada la forma de una señal PPG ideal en la que no existe presencia de ruido o algún otro tipo de variaciones.

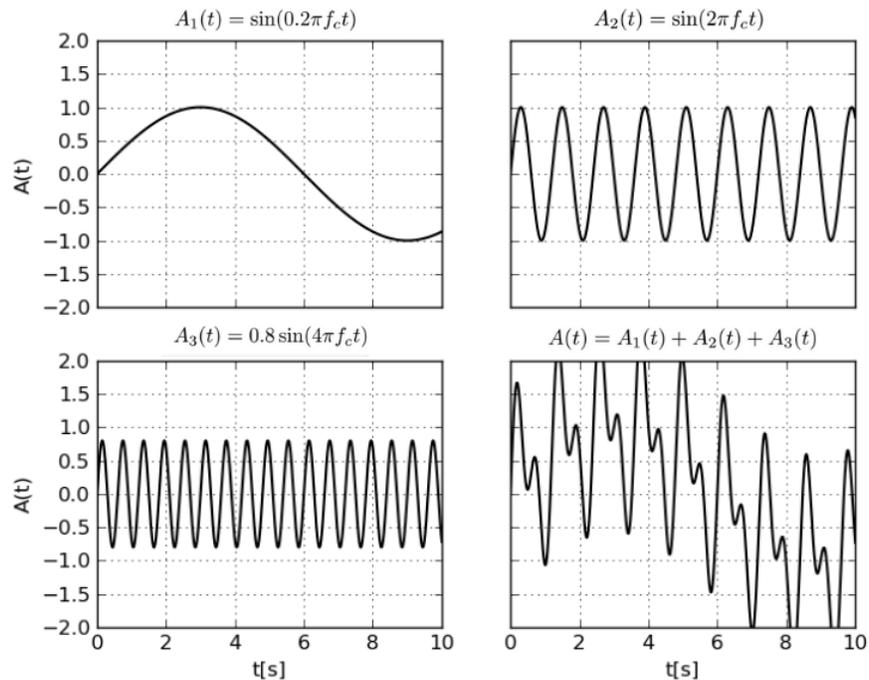


Figura 4.1: Ejemplo de una señal PPG simulada a partir de la suma de tres funciones senoidales.

Esta función se obtuvo de forma empírica a partir del conocimiento de las señales PPG reales y se implementó de tal manera que las únicas variables independientes fueran la frecuencia cardiaca a simular y un vector de tiempo t .

$$A(t) = \sin(0.2\pi f_c t) + \sin(2\pi f_c t) + 0.8 \sin(4\pi f_c t) \quad (4.1)$$

donde f_c es la frecuencia cardiaca que se desea simular en Hz, y t es un vector de tiempo dado por la frecuencia de muestreo y el número de muestras con que se genera la señal. Cabe señalar que la función (4.1) está diseñada para generar señales PPG de amplitud unitaria y sin ruido.

Para realizar las pruebas se generaron señales a diferentes valores de FC que abarcan todo el rango de operación del OxiPuma (FC= 40, 70, 100, 130, 190 lpm). Todas ellas fueron muestreadas a 50 mps, la misma frecuencia de muestreo con que se configuró el sensor MAX30102. Además, para estudiar el efecto del ruido en el desempeño de los algoritmos, se añadió ruido blanco a 3 diferentes valores de relación señal a ruido (SNR=50dB, 30dB y 20dB), con lo cual se obtuvo un total de 15 señales.

Se implementó una versión de ambos algoritmos en el lenguaje de programación Python y se determinó el error relativo en el cálculo de la FC para cada una de las señales generadas. En general, se observó que el error en ambos métodos es muy similar para las señales a 50 y 30 dB, siendo ligeramente menor para la FFT (Figura 4.4). Sin embargo, para las señales a 20 dB el desempeño del algoritmo MMPD decayó de forma importante, mientras que para la FFT se mantuvo (Figuras 4.2 y 4.3). Este resultado es consistente con el hecho de que los algoritmos basados en el análisis en frecuencia como la FFT son altamente inmunes al ruido.

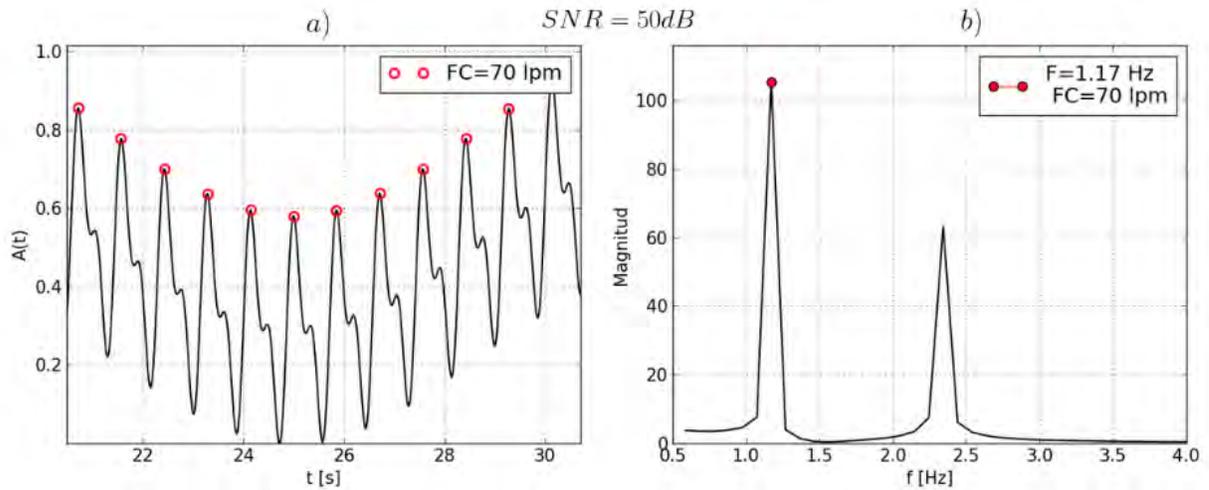


Figura 4.2: Cálculo de la FC para una señal PPG simulada a 70 lpm y SNR=50dB. **a)** Usando el algoritmo MMPD. Los picos sistólicos detectados se señalan con el marcador en rojo. **b)** Usando la FFT para 512 muestras. La frecuencia de mayor magnitud se marca con un punto rojo.

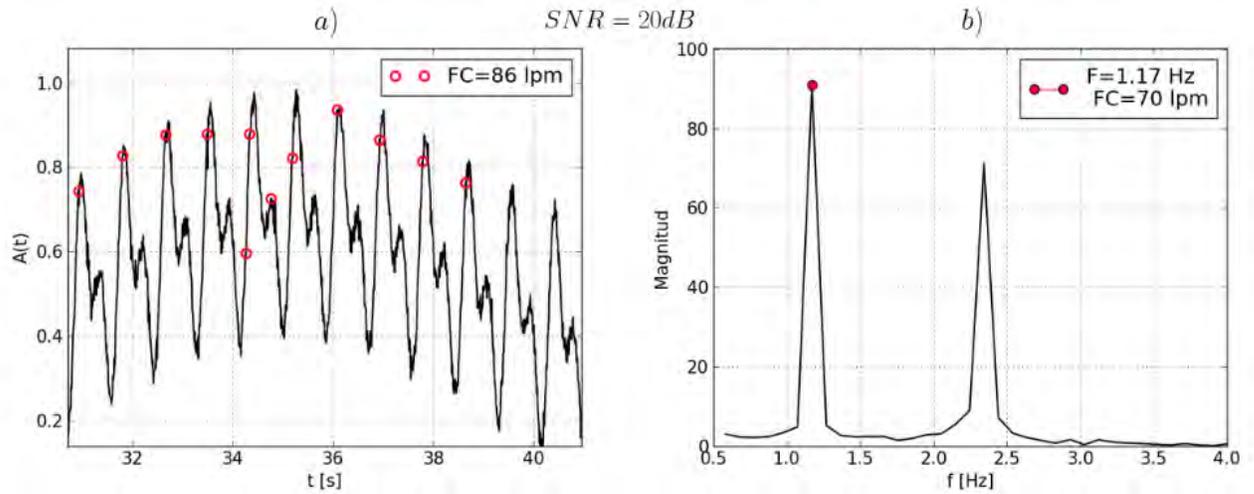


Figura 4.3: Cálculo de la FC para una señal PPG simulada a 70 lpm y SNR=20dB. a) Usando el algoritmo MMPD. b) Usando la FFT para 512 muestras.

Como puede observarse de las Figuras 4.2 y 4.3, para niveles elevados de ruido el algoritmo MMPD realiza detecciones de picos falsos y omisión de picos verdaderos, lo cual genera un error muy considerable en el cálculo de la FC. Estas fallas se deben principalmente a que debido a la presencia del ruido blanco, no se cumple la condición que señala que la señal PPG debe ser estrictamente creciente en sus flancos de subida. Por su parte, la FFT funciona muestra inmunidad a este ruido, incluso cuando la SRN es tan baja como 5dB. En la Figura 4.4 se muestran los resultados del análisis de todas las señales simuladas.

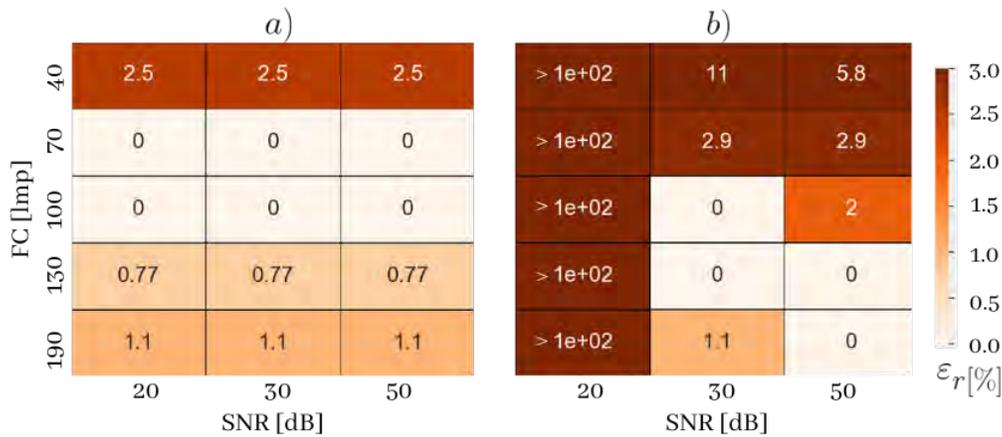


Figura 4.4: Diagrama relacional de los errores relativos ϵ_r en el cálculo de la FC para las señales simuladas usando, a) el algoritmo de la FFT para 512 muestras y b) el algoritmo MMPD.

A partir de la Figura 4.4 se pueden hacer las siguientes observaciones:

- Para una FC cardiaca dada, el error relativo que presenta la FFT es constante e independiente del nivel de ruido en la señal.
- El error relativo en la FFT es mayor para valores de FC bajos, y viceversa.

- El algoritmo MMPD calcula la FC con una exactitud aceptable únicamente en señales en las que $SNR > 20dB$.
- El error relativo para el algoritmo MMPD es mayor para FC bajas, y viceversa.

Es necesario recalcar que estas conclusiones se derivaron de pruebas hechas con señales simuladas en las que no se toma en cuenta algunos otros factores que pueden influir en la forma de una señal PPG y que han sido ampliamente discutidas por Fine et al., tales como el tono del piel, la obesidad, la edad, la respiración, entre otros factores [Fine et al., 2021]. Es por ello que se decidió implementar ambos algoritmos en el microcontrolador para evaluar su funcionamiento en condiciones de uso real, en las que también influyen factores externos como la posición del sensor en la carcasa del prototipo, el nivel de presión que la carcasa ejerce sobre el dedo, la presencia de humedad o grasa en el dedo, así como los movimientos que el usuario pudiera hacer mientras se hace la medición. Los resultados de estas pruebas se describirán en las secciones siguientes.

4.2. Pruebas de pulsioximetría

Para analizar el desempeño del OxiPuma, se compararon sus mediciones con las de un pulsioxímetro comercial de la marca *iMDK*, modelo *C101A3* que mide SpO_2 y la FC con una incertidumbre de 3% y 1 lpm, respectivamente. Esto cumple con los requerimientos establecidos por la Organización Panamericana de la Salud para oxímetros de dedo. Además, el dispositivo cuenta con la aprobación de la FDA (*Food and Drug Administration*) de EU para su uso clínico (Figura 4.5).



Figura 4.5: Pulsioxímetro iMDK C101A3 usado como referencia para evaluar el desempeño del OxiPuma.

De forma general, las pruebas de pulsioximetría se clasifican en dos categorías: pruebas estáticas y pruebas dinámicas.

1. **Pruebas Estáticas:** Las mediciones se toman mientras el usuario se encuentra en estado de reposo.

2. **Pruebas Dinámicas:** Las mediciones se toman después de que el usuario realiza una rutina de ejercicios para aumentar su ritmo cardiaco.

Estas pruebas se aplicaron en 3 sujetos de prueba jóvenes con las siguientes características:

Sujeto de prueba	Edad	Tez	Peso [Kg]	Estatura [m]	Observación
1	27	Morena	72	1.65	Sano*
2	28	Morena	75	1.65	Sano*
3	21	Morena	78	1.72	Sano*

Cuadro 4.1: Características de los sujetos de prueba que participaron en la validación del OxiPuma.*Sin problemas cardiovasculares o respiratorios.

A partir de una serie de pruebas preliminares hechas con el OxiPuma y pulsioxímetros comerciales se determinó que los dedos índice y medio son los más adecuados para colocar un oxímetro, ya que en ellos la señal PPG se puede detectar con mayor intensidad. Además, esto coincide con las instrucciones de uso que se encuentran en los manuales de oxímetros comerciales. Los resultados se reportan en términos de los errores absoluto (ε_a) y relativo porcentual ($\varepsilon_r\%$) promedio entre el OxiPuma y el oxímetro comercial de referencia. $\varepsilon_r\%$ se calcula de acuerdo con la ecuación (4.2).

$$\varepsilon_r\% = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|X_{oxp}(i) - X_{ref}(i)|}{X_{ref}(i)} \times 100 \quad (4.2)$$

donde N es el número de mediciones, $X_{oxp}(i)$ son las mediciones del OxiPuma y $X_{ref}(i)$ las del oxímetro de referencia. La exactitud del prototipo se determina promediando los valores de ε_a de todas las pruebas para obtener un error absoluto promedio ($\overline{\varepsilon_a}$). De forma análoga, la precisión se obtiene a partir del promedio de las desviaciones estándar ($\overline{\sigma}$) de las mediciones. En este caso, la desviación estandar (σ) se calcula mediante la ecuación (4.3).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_{oxp}(i) - \overline{X})^2}{N}} \quad (4.3)$$

donde N es el número de mediciones, $X_{oxp}(i)$ son las mediciones del OxiPuma y \overline{X} el promedio de todas ellas. De esta forma, la exactitud (E) y la precisión (P) del prototipo quedan definidas como:

$$\begin{aligned} E &= X_{oxp} \pm \overline{\varepsilon_a} \\ P &= X_{oxp} \pm \overline{\sigma} \end{aligned} \quad (4.4)$$

Para estudiar la correlación entre las mediciones del OxiPuma y el oxímetro de referencia se realiza un análisis mediante el método gráfico de Bland-Altman (B&A). Este método permite cuantificar la concordancia entre dos técnicas o instrumentos de medición de una misma variable cuantitativa mediante la construcción de límites de concordancia, los cuales se calculan a partir de las diferencias entre mediciones correspondientes de cada dispositivo [Giavarina, 2015].

Supóngase que se desea estudiar la concordancia entre un dispositivo de referencia (A) contra uno de reciente creación, (B). La gráfica de Bland-Altman para este caso es una gráfica de dispersión XY , en la cual el eje Y muestra la diferencia entre las mediciones de los dispositivos, $A - B$, y en el eje X , su promedio, $(A + B)/2$. De acuerdo con los criterios propuesto en el método de B&A, se recomienda que el 95 % de los puntos de la gráfica estén dentro de un rango delimitado por los llamados límites de concordancia superior (L_s) e inferior (L_i) que se definen como:

$$\begin{aligned} L_s &= \overline{d} + 1.96S_D \\ L_i &= \overline{d} - 1.96S_D \end{aligned} \quad (4.5)$$

donde \bar{d} es el promedio de las diferencias $A - B$, y S_D es la desviación estándar de las mismas.

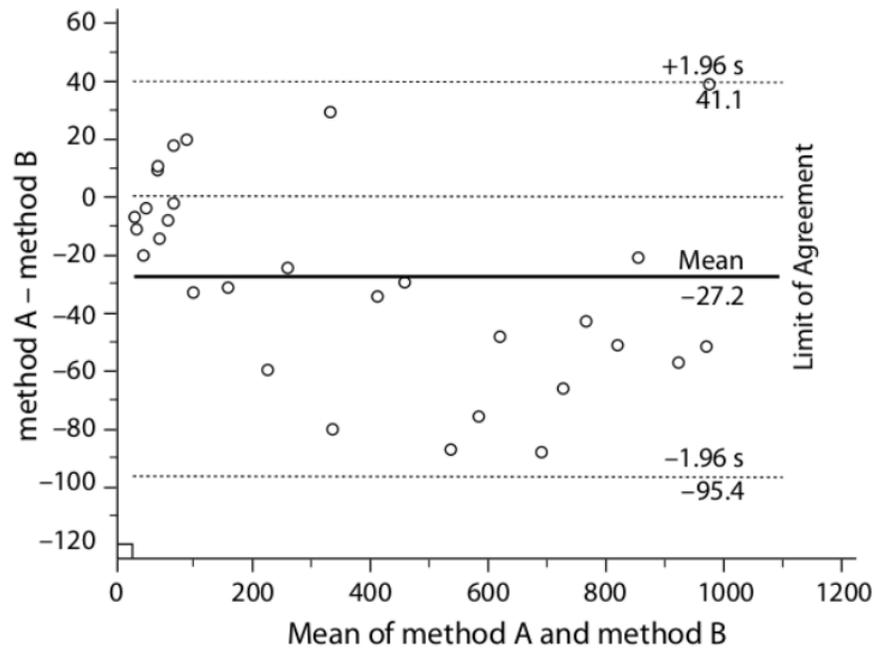


Figura 4.6: Ejemplo de una gráfica de dispersión de Bland-Altman que permite comparar y estudiar la concordancia entre dos métodos o dispositivos de medición, A y B. Tomado de [Giavarina, 2015].

A diferencia de otras técnicas, el método de Bland-Altman permite estudiar la concordancia entre mediciones desde el punto de sus diferencias y en su gráfica es posible visualizar ciertos patrones que permiten identificar diferentes tipos de error y variabilidad que no sería posible determinar a partir de un diagrama de dispersión o un coeficiente de correlación.

4.2.1. Pruebas Estáticas

Como se mencionó al final del apartado 4.1, la medición de FC se implementó tanto con el algoritmo MMPD como la FFT para evaluar su funcionamiento con señales PPG reales y determinar su desempeño. Las pruebas que se realizaron para hacer esta comparación fueron de tipo estáticas, las cuales se llevaron a cabo de acuerdo con la siguiente metodología:

1. El prototipo se coloca en el dedo medio de la mano derecha y el oxímetro comercial en el dedo índice de la misma mano.
2. El usuario se encuentra sentado, en estado de reposo, recargando el antebrazo derecho sobre alguna superficie.
3. Se realizan dos rondas de medición por cada sujeto de prueba, y cada una consta de 20 mediciones consecutivas.
4. Las mediciones se registran cada vez que se refresca la pantalla del prototipo, aproximadamente 5 s.

El procedimiento anterior se aplicó en los tres sujetos de prueba, obteniéndose los resultados de la Figura 4.7. Como puede observarse, existe una diferencia muy significativa en los errores obtenidos que

indica que la FFT tiene un mejor desempeño que el algoritmo MMPD. Para los 3 sujetos de prueba, el error relativo con la FFT no excedió el 2.5%, siendo muy similar en todos casos, mientras que para el MMPD el error llegó a alcanzar casi el 10% presentando variaciones significativas. Esto es un indicador claro de que el algoritmo MMPD está siendo afectado por el ruido intrínseco de la señal PPG, tal como se observó con las señales simuladas.

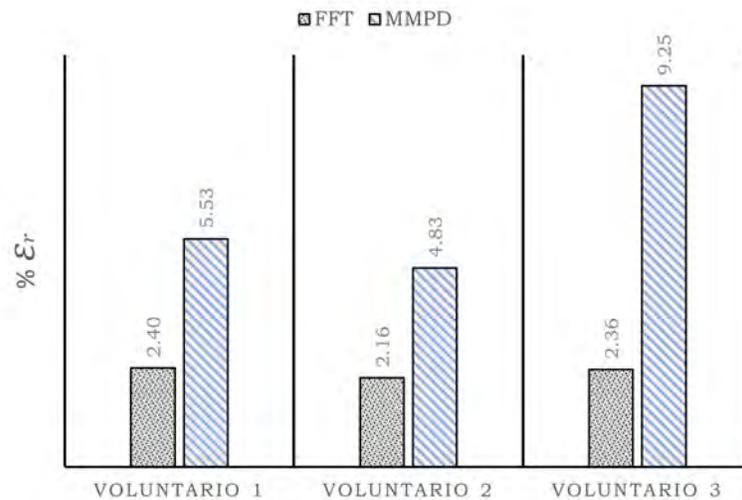


Figura 4.7: Error relativo en la medición de la FC utilizando la FFT y el algoritmo MMPD.

Debido a que los resultados de la gráfica 4.7 indican un menor error ϵ_r de la FFT comparado con el algoritmo MMPD, se decidió que el primero sería el algoritmo a implementar en el prototipo, por lo cual las pruebas que se describen en los siguientes apartados estarán referidos a la FFT. En la Figura 4.8 se muestran nuevamente los resultados de las pruebas estáticas, incluyendo esta vez la medición de SpO_2 . En el Cuadro 4.2 se muestran los valores correspondientes de $\overline{\epsilon_a}$, $\overline{\epsilon_r\%}$ y $\overline{\sigma}$.

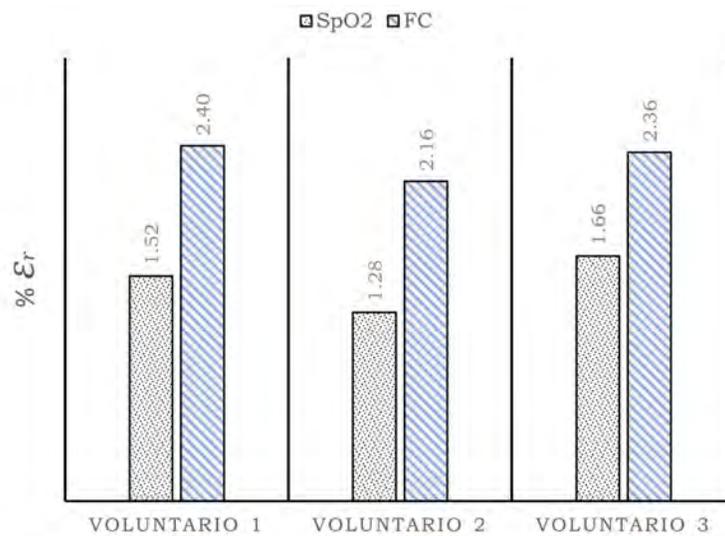


Figura 4.8: Error relativo promedio en las mediciones de SpO_2 y FC para cada sujeto de prueba.

Como puede observarse, tanto el error relativo como el absoluto en la medición de SpO_2 está por

debajo del 1.5 %, mientras que en la medición de la FC, el error absoluto promedio ronda los 2 lpm, ambos resultados cumplen con los requerimientos establecido por la Organización Panamericana de Salud para pulsioxímetros de dedo de medir con una incertidumbre debajo de $\pm 3\%$ para el SpO_2 y de ± 3 lpm para la FC [Organización Panamericana de la Salud, 2020]. Sin embargo, dado que se está haciendo una comparación con un pulsioxímetro comercial, es necesario tomar en cuenta la incertidumbre misma de este dispositivo de referencia para obtener la exactitud y la precisión del OxiPuma de forma correcta.

Variable	$\bar{\varepsilon}_a$	$\bar{\varepsilon}_r\%$	$\bar{\sigma}$
SpO_2	1.39	1.49	1.34
FC	2.04	2.31	3.34

Cuadro 4.2: Error relativo y desviación estándar promedios para las pruebas estáticas.

Considerando la incertidumbre del pulsioxímetro de referencia, la exactitud y precisión del OxiPuma se calculan con las ecuaciones (4.4) obteniéndose lo siguiente:

$$\begin{aligned}
 E_{SpO_2} &= SpO_{2_{exp}} \pm 4.39\% & P_{SpO_2} &= SpO_{2_{exp}} + 1.34\% \\
 E_{FC} &= FC_{exp} \pm 3.04lpm & P_{FC} &= FC_{exp} \pm 3.34lpm
 \end{aligned}$$

El análisis gráfico de Bland-Altman se realizó para cada variable de forma independiente tomando en cuentas todas las mediciones de los sujetos de prueba. En el caso del SpO_2 (Figura 4.9) sólo 3 de las 120 mediciones realizadas en total se encuentran fuera de los límites de concordancia definidos por $+1.96S_D$ y $-1.96S_D$, por lo que cumplen con el criterio recomendado de que el 95 % de los datos estén dentro del rango establecido por dichos límites. Por otra parte, la diferencia promedio \bar{d} indica que, en general, el OxiPuma subestima la medición de SpO_2 en 1 unidad, aproximadamente, respecto del oxímetro de referencia. Asimismo, se puede observar que no existe un patrón evidente en la dispersión de los datos, lo cual es un indicador de que el error se debe principalmente a factores aleatorios.

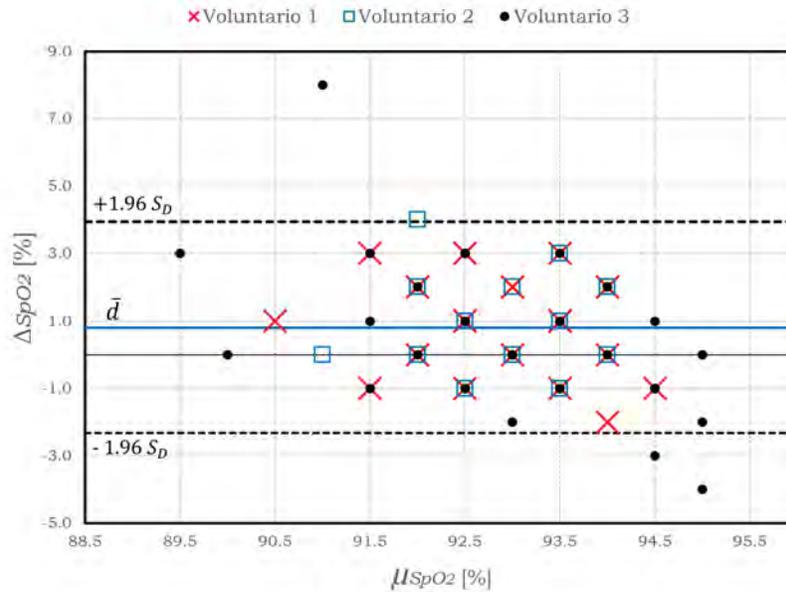


Figura 4.9: Análisis de Bland-Altman para la medición de SpO_2 en las pruebas estáticas.

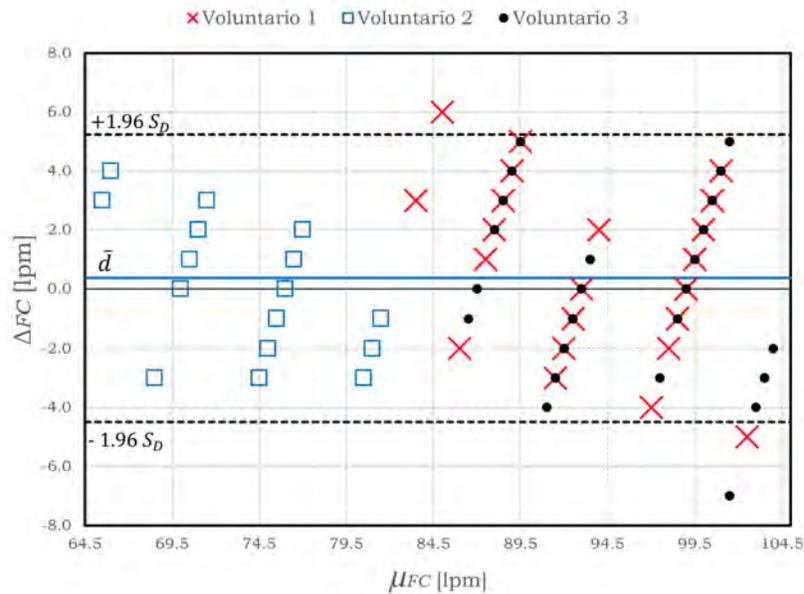


Figura 4.10: Análisis de Bland-Altman para la medición de FC en las pruebas estáticas.

Por otra parte, el análisis de Bland-Altman para la medición de la FC (Figura 4.10) muestra claramente la presencia de un patrón de error proporcional repetitivo con un periodo igual a la resolución con que se reportan la medición de FC usando la FFT. Si bien el 95 % de los datos se encuentra dentro de los límites de confianza como lo estipula el criterio de B&A, este patrón refleja una correlación con cierto grado de dispersión que puede mejorarse aumentando la resolución con que se calcula la FC.

4.2.2. Pruebas Dinámicas

Las pruebas dinámicas se realizaron únicamente en el sujeto de prueba 1 de acuerdo con la siguiente metodología:

1. Se realizan tres rondas de medición en el sujeto de prueba, cada una consta de 40 mediciones consecutivas.
2. El usuario realiza una rutina de ejercicios de alta intensidad 10 minutos antes de iniciar las mediciones.
3. El prototipo se coloca en el dedo medio de la mano derecha y el oxímetro comercial en el dedo índice de la misma mano.
4. El usuario se encuentra sentado, recargando el antebrazo derecho sobre alguna superficie en posición de descanso.
5. Las mediciones se registran cada vez que se refresca la pantalla del prototipo, aproximadamente 5 s.

De los resultados obtenidos se observó que la medición de SpO_2 no muestran cambios significativos debido a la actividad física, ya que su valor se mantiene aproximadamente el mismos niveles que se encontraron en las pruebas estáticas con errores por debajo de 1.5 %, como se observa en la Figura 4.11. Por su parte, la medición de la FC mostró una mejoría muy significativa respecto de las pruebas

estáticas, reduciéndose el error en casi un 50%. Este resultado indica que la FFT responde adecuadamente a las variaciones de frecuencia y que la actualización del búfer de datos cada 256 muestras es suficiente para seguir el ritmo con que disminuye la FC después de una actividad física intensa.

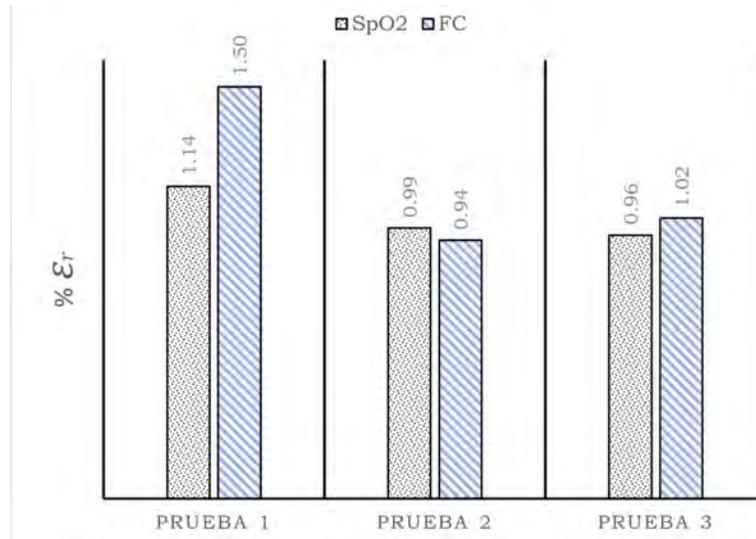


Figura 4.11: Errores relativos promedio en el SpO_2 y la FC para las pruebas dinámicas.

Las pruebas dinámicas son especialmente útiles para estudiar el desempeño en la medición de la FC ya que permite visualizar el grado de concordancia entre las mediciones de ambos dispositivos para un amplio rango de valores, tal como se muestra en la Figura 4.12. En esta gráfica se observa que las mediciones del OxiPuma siguen consistentemente a las del oxímetro comercial, incluyendo las pequeñas variaciones. También, se puede apreciar que las mediciones del prototipo siguen un comportamiento escalonado, mientras que las del oxímetro comercial parecen ser más suaves, lo cual se debe principalmente a la resolución con que se mide la FC en el OxiPuma.

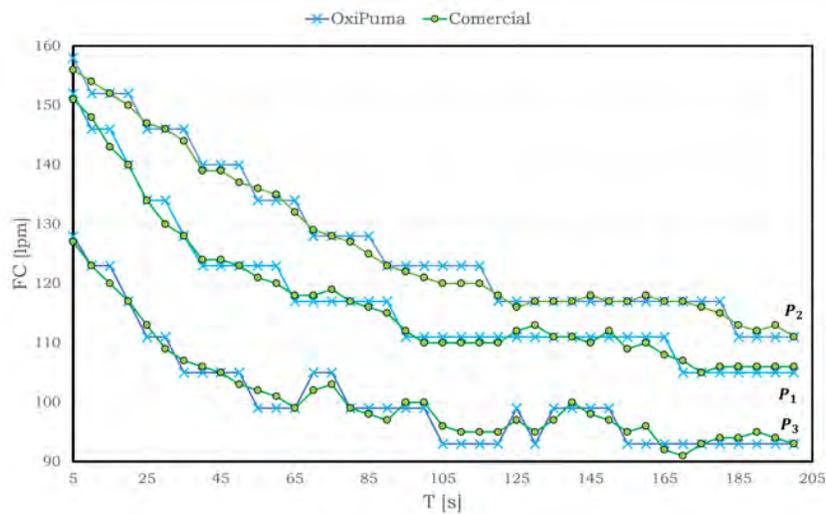


Figura 4.12: Resultados de las pruebas dinámicas (P_1, P_2, P_3) de medición de FC.

Mediante el diagrama de la Figura 4.13 se puede estudiar en grado de dispersión en las mediciones de FC para las 3 pruebas. A partir de este diagrama se realizó un ajuste lineal de datos y se calculó el coeficiente de correlación de Pearson (ρ) para cada prueba. En el Cuadro 4.3 se muestra la pendiente m del ajuste lineal y el coeficiente ρ .

Prueba	m	ρ
1	0.924	0.981
2	0.977	0.993
3	0.963	0.992

Cuadro 4.3: Pendiente de la recta de ajuste (m) y coeficiente de Pearson (ρ) para las pruebas dinámicas de FC.

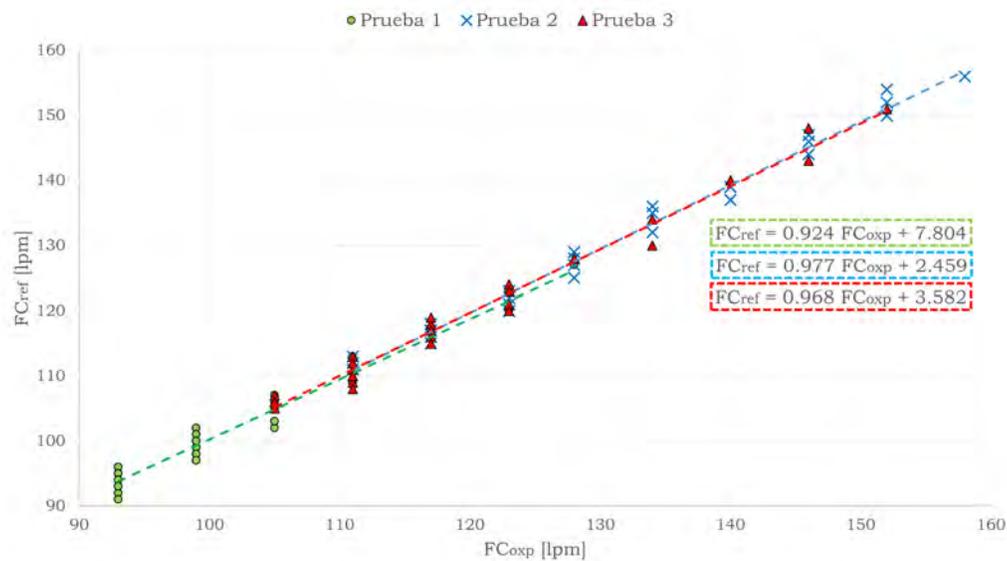


Figura 4.13: Diagramas de dispersión de las pruebas dinámicas (P_1, P_2, P_3) de medición de FC.

En el Cuadro 4.4 se observa un resumen de los errores y la desviación estándar para las pruebas dinámicas. Al comparar estos resultados con los del Cuadro 4.2 se observa nuevamente que hay una mejora significativa en la exactitud con que se mide la FC en las pruebas dinámicas con una disminución de aproximadamente el 50% en el valor de $\overline{\varepsilon_r \%}$ respecto de las pruebas estáticas.

Variable	$\overline{\varepsilon_a}$	$\overline{\varepsilon_r \%}$
SpO_2	0.98	1.03
FC	1.30	1.16

Cuadro 4.4: Resumen de los errores absoluto y relativo para las pruebas dinámicas.

4.3. Medición de temperatura corporal

Para analizar el desempeño en la medición de temperatura se realizaron una serie de pruebas en los sujetos de prueba para determinar las siguientes características del OxiPuma:

1. Exactitud y precisión en la medición de temperatura.
2. Desempeño comparado con un termómetro infrarrojo comercial de la marca *Yobekan* modelo *KV-11* cuya incertidumbre es de $\pm 0.2^{\circ}\text{C}$ ($I_{ref} = \pm 0.2^{\circ}\text{C}$) y su distancia de medición de 3 a 5 cm.
3. Determinar la parte del cuerpo más adecuada para tomar la medición de temperatura.
4. Factores ambientales o externos que pueden afectar a la medición.

4.3.1. Metodología

Se realizaron en total 4 rondas de medición por cada sujeto de prueba, 2 midiendo en la parte interna del antebrazo izquierdo, a la altura del codo, y 2 más midiendo en el cuello, junto a la vena yugular. Las mediciones fueron tomadas por los mismos usuarios de acuerdo con la siguiente metodología:

- Tomar de forma alternada 20 mediciones de temperatura con el OxiPuma y 20 con el termómetro comercial, cada par de mediciones espaciadas por un periodo de 1 minuto.
- Tomar las lecturas colocando el prototipo a una distancia de entre 1 y 2 cm de la superficie de medición.
- En las mediciones realizadas con el prototipo se procura evitar el contacto con la zona adyacente al sensor de temperatura.

En la Figura 4.14 se muestran los resultados de estas pruebas. Es evidente que la medición en el cuello es menos exacta que en el antebrazo, lo cual se atribuye a que la dificultad para aproximar visualmente la distancia de medición establecida (1-2 cm) es mayor en el cuello que en el antebrazo, por lo que se eligió este último como la zona de medición más adecuada para el OxiPuma. Cabe resaltar que esta consideración es válida únicamente cuando el usuario mide la temperatura sobre sí mismo, ya que si la medición es realizada por un tercero, puede hacerse en otras partes del cuerpo, siempre y cuando se tome a la distancia correcta.

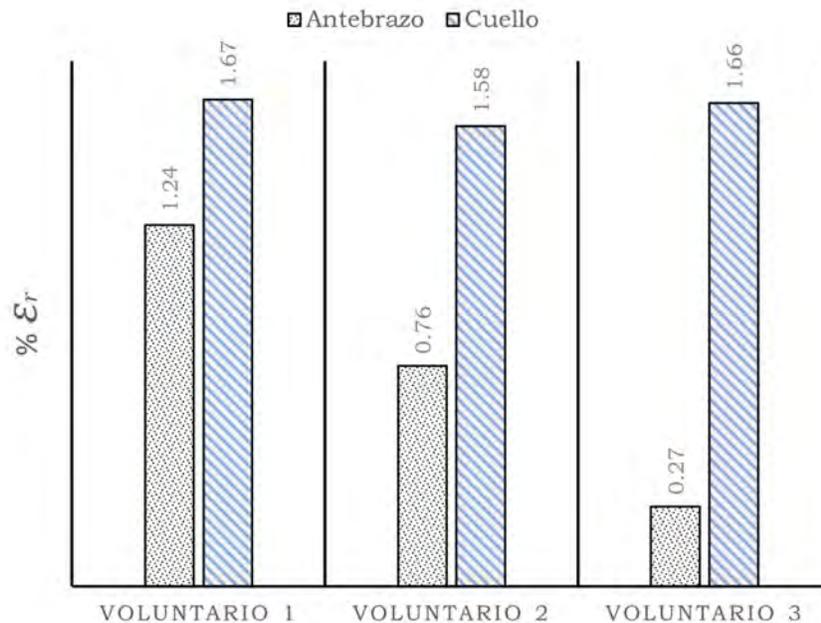


Figura 4.14: Errores relativos promedio en la medición de temperatura para el cuello y el antebrazo.

Otra observación relevante es que $\overline{\varepsilon_r\%}$ no es constante para los 3 sujetos de prueba. Esto es importante tomando en cuenta que los sensores infrarrojos se ven afectados por los gradientes de temperatura que se presentan tanto en el ambiente de medición como en los componentes físicos del sensor mismo, por lo que estas variaciones del error apuntan a la necesidad de implementar un aislamiento térmico al rededor del sensor para disminuir el efecto de dichos gradientes.

Variable	$\overline{\varepsilon_a}$	$\overline{\varepsilon_r\%}$	$\overline{\sigma}$
Temperatura	0.28	0.76	0.10

Cuadro 4.5: Error relativo y desviación estándar en la medición de temperatura en el antebrazo.

En el Cuadro 4.5 se muestran los errores relativo y absoluto, así como la desviación estándar para estas pruebas. Se observa que $\overline{\varepsilon_a}$ es de aproximadamente 0.3°C , equivalente a menos del 1%. Si se considera además la incertidumbre del termómetro de referencia se obtiene que la exactitud y la precisión del OxiPuma en la medición de temperatura son:

$$\begin{aligned} E_{temp} &= T_{oxp} + \overline{\varepsilon_a} + I_{ref} & P_{temp} &= T_{oxp} + \overline{\sigma} \\ E_{temp} &= T_{oxp} \pm 0.48^\circ\text{C} & P_{temp} &= T_{oxp} \pm 0.10^\circ\text{C} \end{aligned}$$

Es de resaltar que este valor de exactitud es consistente con el reportado por el fabricante del MLX90614 que es 0.5°C .

Al realizar el diagrama de dispersión de Bland-Altman (Figura 4.15) se observa la presencia de un patrón de error proporcional, sin embargo, se sigue cumpliendo que el 95% de los datos estén dentro del rango delimitado por los límites de concordancia.

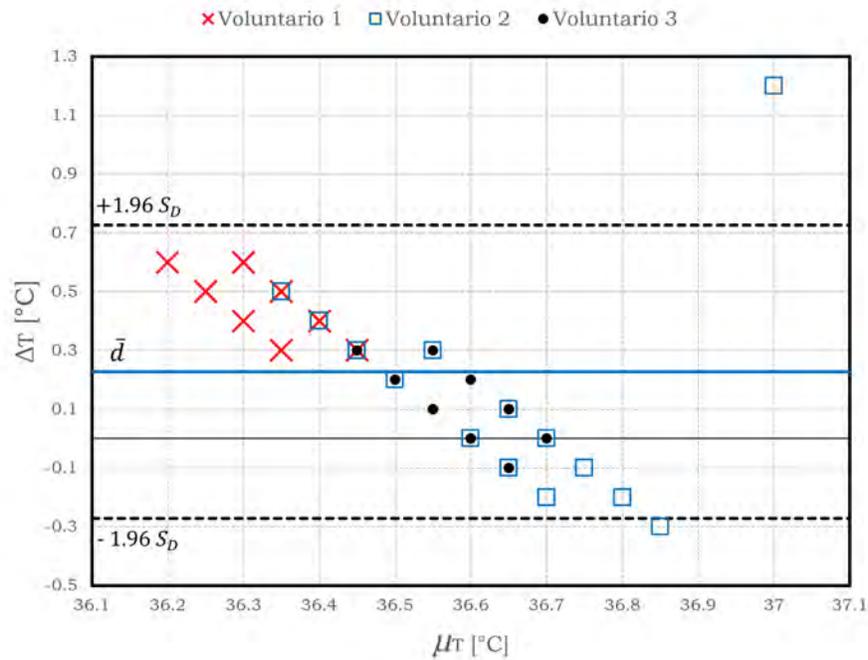


Figura 4.15: Análisis de Bland-Altman para las medición de temperatura en el antebrazo.

4.4. Comunicación IoT

Las pruebas de comunicación IoT pretenden verificar que el envío de datos del OxiPuma al servidor remoto se realice de forma correcta, que no haya errores en la ejecución del programa de Python y/o retrasos en el envío de las alertas.

4.4.1. Pruebas de comunicación

El servidor remoto se configuró para que se ejecute de forma permanente el programa de Python que escucha los mensajes que envía el OxiPuma, a lo cual se le denomina *demonización*. De esta forma, no es necesario que un administrador lo ejecute de forma manual. Una vez que el servidor está listo para recibir mensajes, ya es posible hacer uso de la función de comunicación IoT del prototipo.



Figura 4.16: Secuencia de pantallas que se presentan en el prototipo al utilizar la función de comunicación IoT.

Al encenderse, el OxiPuma funcionará como un oxímetro convencional, es decir, sin comunicación IoT (modo inicial). Para activar el modo de transmisión IoT, el usuario deberá presionar el botón A, con lo cual el dispositivo buscará la red WiFi cuyas credenciales de acceso se configuraron previamente y se conectará a ella. Posteriormente, se desplegarán una serie de pantallas que guiarán al usuario en la toma de mediciones y el envío de datos. Dichas pantallas aparecerán de forma consecutiva en el orden que se muestra en la Figura 4.16. La función de cada una de ellas se describe a continuación:

1. **Conectividad WiFi:** Muestra un mensaje de confirmación cuando dispositivo se conecta correctamente a la red WiFi que previamente ha sido configurada en el OxiPuma.
2. **Instrucciones oximetría:** Muestra las instrucciones para tomar las mediciones de SpO_2 y FC.
3. **Mediciones de oximetría:** Muestra la medición de SpO_2 y FC. Se acompaña de una confirmación sonora que indica que la medición ha concluido.
4. **Instrucciones temperatura:** Muestra las instrucciones para tomar la medición de temperatura.
5. **Medición de temperatura:** Muestra la medición de temperatura después de un tiempo de espera de 4.5 segundos en el que el usuario debe colocar el dispositivo en la posición requerida (1-2 cm del antebrazo). Se acompaña de una confirmación sonora que indica el fin de la medición.
6. **Resumen de resultados:** Muestra el valor de las tres mediciones. Si por algún motivo el usuario cree que las mediciones pudieran ser incorrectas tiene la opción de repetirlas en este punto presionando el botón B, lo cual lo llevará a repetir el ciclo a partir de la pantalla 2. De no ser así, enviará los resultados al servidor remoto presionando el botón A.
7. **Confirmación de envío:** Muestra el mensaje de confirmación de envío, el cual aparecerá unos segundos después de haber presionado el botón, tiempo en el cual se hace encriptación del mensaje y se establece la conexión con el broker MQTT. En este punto, el ciclo de comunicación IoT ha concluido y el dispositivo regresará automáticamente al modo inicial.

Una vez que el mensaje sale del dispositivo se recibe en el borker MQTT que se ejecuta en el servidor remoto, donde se procesa mediante un software de la siguiente forma:

1. A partir del mensaje recibido se identifica el ID del dispositivo de origen.
2. Se busca en la base de datos interna del software la información asociada al ID del dispositivo que se identificó (clave de cifrado AES, email y teléfono de contacto).
3. Se descifra el mensaje recibido usando la clave AES del dispositivo en cuestión.
4. Se limpia el mensaje para extraer los valores de SpO_2 , FC y temperatura.
5. Se evalúan los valores de las 3 variables de acuerdo con los criterios establecidos.
6. En caso de que alguna de las variables esté fuera de los rangos recomendado se envía un mensaje de alerta al email y teléfono asociados al ID del dispositivo.
7. El mensaje original (cifrado) se carga en la base de datos.

En la Figura 4.17 se muestra el ejemplo de una captura de pantalla de los mensajes que despliega el programa de Python durante el proceso de recepción de datos del OxiPuma. Si el proceso completo se realiza de forma correcta, el último mensaje que se desplegará será el de confirmación de que los datos se han cargado exitosamente a MySQL (*Data uploaded successfully*). En caso de que se presente alguna interrupción o falla en el servicio de recepción, el programa ignorará el paquete MQTT correspondiente y se reiniciará para reestablecer el servicio.

```

cebada@cebada-acer: ~
cebada@oxi.puma-server:~/OxiPumaServer_Programs/IoTCom_Repo/ServerScripts$ python3 ListenMQTT.py
MQTT Client Connected
MySQL Client Connected

Message Recieved
Device= Device_1
Encrypted Payload= 0234ffaae6001d7a47867cfd013e507a
Decrypted Message= b'95,72,23.91#####'
Cleared Message=95,72,23.91
Email Sent!
SMS sent! ID:SM35d60b20a3934e3d901d684b0e025830
SpO2=95, HR=72, Temp=23.91
Data uploaded successfully

Message Recieved
Device= Device_1
Encrypted Payload= 507809fbdd0c05463c8cb263102ed5b2
Decrypted Message= b'93,101,36.77####'
Cleared Message=93,101,36.77
Email Sent!
SMS sent! ID:SM89e8f557fd104e4095768369452a6d03
SpO2=93, HR=101, Temp=36.77
Data uploaded successfully

```

Figura 4.17: Programa principal de recepción y procesamiento de mensajes ejecutándose en el servidor remoto.

Se realizaron un total de 40 mediciones usando la comunicación IoT. Esta información se almacena en la base de datos de MySQL, junto con un ID de registro y la fecha y hora en que se recibió, como se muestra en la Figura 4.18. Cabe resaltar que dicha información se almacena cifrada para garantizar su privacidad.

record_id	Message	Time
1	a08877cb9fb57200896b97c608f0aa8d	2021-08-24 21:29:02
2	9d5685a96e5491829b7dea3b5286188b	2021-08-24 22:06:46
3	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-26 21:47:41
4	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-26 21:48:08
5	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-27 02:50:21
6	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-27 02:52:21
7	6d2b133b9c2f58e2830ccf6c70ca87c2	2021-08-27 03:14:09
8	6d2b133b9c2f58e2830ccf6c70ca87c2	2021-08-27 03:14:09
9	6d2b133b9c2f58e2830ccf6c70ca87c2	2021-08-27 03:20:01
10	6d2b133b9c2f58e2830ccf6c70ca87c2	2021-08-27 03:20:01
11	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-28 02:10:50
12	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-28 02:10:51
13	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-28 02:14:45
14	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-28 02:14:46
15	9ae78a81f813de0c8847e0eb4c0631c5	2021-08-28 02:15:22

Figura 4.18: Ejemplo de la información que se almacena en la base de datos de MySQL.

4.4.2. Evaluación del OxiPuma por un usuario real

La funcionalidad IoT del prototipo se puso a prueba con un usuario real, a quien se le entregó un ejemplar del dispositivo para que evaluara aspectos relacionados con la facilidad de uso, la efectividad del sistema de alertas y la experiencia de uso en general. Previamente, su información de contacto se dió de alta en la base de datos del servidor para que pudiera ser usada por el sistema de alertas. Asimismo, se le entregó un manual con las instrucciones de uso dispositivo. El usuario reportó lo siguiente:

1. En general, el dispositivo mide correctamente el SpO_2 y la FC, sin embargo, ocasionalmente estos valores presentan alteraciones cuando se realizan movimientos con la mano durante la medición.
2. El dispositivo mide correctamente la temperatura cuando las condiciones de medición son adecuadas. Sin embargo, pueden presentarse errores importantes cuando, de alguna forma, el sensor del prototipo se calienta o enfría. Además, la distancia de medición es muy corta comparada con un termómetro comercial.
3. En general, el dispositivo de sencillo de utilizar una vez que se han leído las instrucciones.
4. Las alertas funcionaron correctamente en todas las pruebas, tanto por correo electrónico como por mensaje de texto (Figuras 4.19 y 4.20).
5. La batería del dispositivo se agota relativamente rápido, aún cuando no se encuentre en uso. Sin embargo, el tiempo de carga también es muy rápido.
6. El tamaño del dispositivo es similar al de un oxímetro comercial común.

En general, las observaciones del usuario son consistentes con los resultado esperados. Una observación importante es la de la escasa duración de la batería. De acuerdo con pruebas y cálculos de consumo realizados considerando una batería de 1200 mAh de capacidad, su duración es de 7 horas en uso continuo y 120 horas en modo sleep. Sin embargo, la corriente de descarga de la batería misma contribuye a disminuir este tiempo, por lo que se debe considerar cambiar a una batería de mayor tiempo de duración y mejor calidad.



Figura 4.19: Ejemplo de una alerta de email recibida por el usuario y generada por un aumento en su frecuencia cardiaca debido a una rutina de ejercicio. Nótese que esto resultados corresponden a los de la secuencia de pantallas de la Figura 4.16

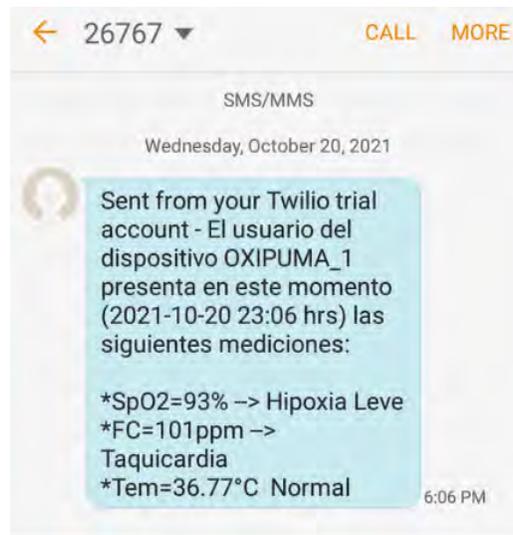


Figura 4.20: Ejemplo de una alerta por mensaje de texto recibida por el usuario y generada por un aumento en su frecuencia cardiaca debido a una rutina de ejercicio. Nótese que este mensaje se recibió al mismo tiempo que la alerta de email (Figura 4.19).

Capítulo 5

Discusión y Conclusiones

En este trabajo se desarrolló un sistema de monitoreo remoto de SpO_2 , FC y temperatura corporal con conectividad IoT al que se denominó OxiPuma. El primer prototipo funcional de este dispositivo tiene características innovadoras que lo diferencian de los oxímetros comerciales, tales como la medición de temperatura, la capacidad de conectividad IoT, el almacenamiento de datos en la nube, la emisión de alertas personalizadas vía email y mensajes de texto y el uso de baterías recargables. Las pruebas realizadas indican que el prototipo mide el SpO_2 y la FC con errores absolutos inferiores a 1.39 % y 2.04 lpm, respectivamente lo cual cumple con los requerimientos de exactitud establecidos por la Organización Panamericana de la Salud para oxímetros de dedo. En el caso del SpO_2 se determinó que se mide con una exactitud de $\pm 1.4\%$ y una precisión de $\pm 1.34\%$.

En la medición de FC se observó que la FFT presenta mejores resultados que el algoritmo MMPD dado que, por ser una técnica de análisis en frecuencia, no se ve afectada por las variaciones de intensidad de las señales debidas a factores externos como el movimiento o la temperatura de los dedos. Sin embargo, dadas las limitaciones de memoria SRAM del ESP32, la resolución con que se puede medir la FC con esta técnica es de alrededor de 5 lpm, es decir, superior a la establecida por la OPS de 1 lpm. Algunas de las alternativas para solucionar este inconveniente son el uso de un microcontrolador de mayor capacidad de memoria o complementar la FFT con algoritmos de interpolación parabólica que permitirían aumentar al doble la resolución de la medición.

Por su parte, el algoritmo MMPD es mucho más simple que la FFT en cuanto a su carga computacional, y ofrece ventajas importantes como la de tener una resolución de 1 lpm y una mayor flexibilidad en el uso de las frecuencias de muestreo que se pueden programar en MAX30102. La desventaja de este algoritmo es su sensibilidad al ruido y a las variaciones de intensidad que ocasionalmente pueden generar detecciones de picos falsos con lo cual se altera la medición promedio final. Una forma de mejorar estos resultados podría ser mediante la implementación de artificios de omisión que descarten las mediciones erróneas de acuerdo con criterios basados en su desviación estándar, de forma que la detección de un pico falso no alteraría la medición promedio final. En este mismo sentido, se observó que el mecanismo de sujeción del dedo es de gran importancia para mantener una buena calidad de la señal por lo que debe procurarse que sea firme y homogéneo a lo largo del dedo, sin llegar a incomodar. Cabe resaltar que, posterior a los resultados reportados en este trabajo de tesis, se han realizado mejoras adicionales en el prototipo en las que se retomó el algoritmo MMPD complementándolo con una serie de optimizaciones y artificios en su lógica. Con esto, se ha conseguido medir la FC con una exactitud de ± 2 lpm y una resolución de 1 lpm, cumpliendo así en su totalidad con los requerimientos de la OPS.

Igualmente importantes fueron las observaciones que se hicieron sobre la forma en que las señales PPG se ven afectadas por factores ambientales y externos. Una de las más evidentes fue que la intensi-

dad de las señales disminuye considerablemente cuando los dedos tienen una baja perfusión sanguínea. Este fenómeno se produce cuando el cuerpo experimenta bajas temperaturas que provocan una vasoconstricción que disminuye flujo sanguíneo hacia los dedos, haciendo que la intensidad pulsátil de la sangre en ellos se reduzca y que las señales PPG se atenúen.

En cuanto a la medición de temperatura corporal con el MLX90614BAA, se determinó una precisión de $\pm 0.1^\circ\text{C}$ y una exactitud de $\pm 0.48^\circ\text{C}$, que es aproximadamente igual a la reportada por el fabricante de $\pm 0.5^\circ\text{C}$. Sin embargo, a pesar de que este nivel de error es reducido no cumple con el requerimiento de la OPS que establece que el error máximo no debe exceder de $\pm 0.3^\circ\text{C}$. Este problema se debe completamente a la calidad del sensor mismo ya que, aunque es preciso, no está diseñado para usarse en aplicaciones médicas, sino más bien industriales, pero que fue elegido debido a la poca disponibilidad de otros modelos en el mercado. A pesar de ello, las pruebas que se hicieron con este sensor arrojaron resultados de interés sobre la condiciones que se deben procurar al medir temperatura con termómetros infrarrojos. Una de las más relevantes es que las mediciones se ven afectadas por los gradientes de temperatura, tanto ambientales como internos del propio sensor, por lo que es importante aislarlo térmicamente y evitar colocarlo cerca de fuentes de calor. Asimismo, se observó que es importante que el campo de visión FOV del sensor sea reducido ($< 45^\circ$) para permitir que el rango de distancias de medición sea amplio y evitar así errores debidos a un mal posicionamiento. En el caso del MLX90614BAA, que tiene un FOV de 90° , este rango resultó ser muy reducido, de entre 1 y 3 cm, por lo que es probable que se cometan errores de medición si el sensor no se coloca de forma correcta.

En relación con la comunicación IoT se observó que el uso del protocolo MQTT es efectivo y confiable para la transmisión de datos en dispositivos de recursos limitados como un microcontrolador. La arquitectura IoT propuesta mostró ser efectiva para una cantidad reducida de OxiPumas conectados. Pruebas más minuciosas deben llevarse a cabo para determinar la cantidad de dispositivos que podrían conectarse simultáneamente al servidor sin provocar caídas del sistema, principalmente del middleware. Sin embargo, la ventaja de utilizar servicios bajo demanda en la nube es que la capacidad de procesamiento del servidor podría incrementarse gradualmente según se requiera.

En cuanto a la seguridad de la red IoT, se observó que las medidas implementadas aseguran la confidencialidad de los datos transmitidos gracias al uso del esquema de encriptación de extremo a extremo. Sin embargo, esto no protege a la red de otro tipo de ataques como los de *man in the middle* o inyección de paquetes que pueden provocar una saturación y consecuente caída del software de recepción de datos. Una capa de seguridad adicional puede implementarse con el uso de un certificado SSL o TLS para cifrar la conexión entre los OxiPuma y el servidor, tal como se describió en el capítulo 3. Otro aspecto a resaltar es que se verificó la viabilidad de desarrollar todas las funciones del middleware en un solo programa maestro que interactúa con los servicios de diversas plataformas simultáneamente (Twilio, Gmail, SQL).

Finalmente, se debe resaltar una vez más que el OxiPuma es un dispositivo innovador, pues comercialmente en México no se conocen aparatos con las mismas características. Si bien hay aspectos por mejorar, las pruebas realizadas indican que es un dispositivo confiable y funcional, por lo que puede emplearse para el monitoreo remoto de signos vitales, tanto en personas que se recuperan de la COVID-19 en sus hogares, como en el sector médico o la población en general.

Bibliografía

- [Alam et al., 2018] Alam, M. M., Malik, H., Khan, M. I., Pardy, T., Kuusik, A., and Le Moullec, Y. (2018). A survey on the roles of communication technologies in iot-based personalized healthcare applications. *IEEE Access*, 6:36611–36631.
- [Ali-Munive et al., 2002] Ali-Munive, A., Rodríguez, P., Gómez, S., Arce, A. M., and Rodríguez, E. (2002). Correlacion entre pulsioximetria y saturacion arterial de oxigeno en pacientes en cuidado intensivo. *Acta Médica Colombiana*, 27(3).
- [Antoniou, 2006] Antoniou, A. (2006). *Digital signal processing*. McGraw-Hill Toronto, Canada:.
- [Arguello Prada and Serna Maldonado, 2018] Arguello Prada, E. J. and Serna Maldonado, R. D. (2018). A novel and low-complexity peak detection algorithm for heart rate estimation from low-amplitude photoplethysmographic (ppg) signals. *Journal of medical engineering & technology*, 42(8):569–577.
- [Ayala, 2007] Ayala, A.-E. G. (2007). Trastornos de la temperatura corporal: etiología y medidas preventivas. *Offarm: farmacia y sociedad*, 26(7):48–53.
- [Brigham, 1973] Brigham, E. O. (1973). *The fast Fourier transform: An introduction to its theory and application*. Prentice Hall.
- [Cacovean et al., 2020] Cacovean, D., Ioana, I., and Nitulescu, G. (2020). Iot system in diagnosis of covid-19 patients. *Informatica Economica*, 24(2):75–89.
- [Chan et al., 2013] Chan, E. D., Chan, M. M., and Chan, M. M. (2013). Pulse oximetry: Understanding its basic principles facilitates appreciation of its limitations. *Respiratory Medicine*, 107(6):789–799.
- [Cirani et al., 2018] Cirani, S., Ferrari, G., Picone, M., and Veltri, L. (2018). *Internet of Things: Architectures, Protocols and Standards*. John Wiley & Sons.
- [Electronics, 2022] Electronics, S. (2022). Ttgo pinout.
- [Fine et al., 2021] Fine, J., Branan, K. L., Rodriguez, A. J., Boonya-Ananta, T., Ramella-Roman, J. C., McShane, M. J., Coté, G. L., et al. (2021). Sources of inaccuracy in photoplethysmography for continuous cardiovascular monitoring. *Biosensors*, 11(4):126.
- [Giavarina, 2015] Giavarina, D. (2015). Understanding bland altman analysis. *Biochemia medica*, 25(2):141–151.
- [Gruner, 2003] Gruner, K.-D. (2003). Principles of non-contact temperature measurement. *Raytek Company*.
- [Guach et al., 2020] Guach, R. A. D., Tejada, J. J. G., and Abreu, M. R. P. (2020). Características clínico-epidemiológicas de la covid-19. *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, 19(2):1–15.

- [Hamalainen et al., 2006] Hamalainen, P., Alho, T., Hannikainen, M., and Hamalainen, T. D. (2006). Design and implementation of low-area and low-power aes encryption hardware core. In *9th EURO-MICRO conference on digital system design (DSD'06)*, pages 577–583. IEEE.
- [Hernández Encinas, 2016] Hernández Encinas, L. (2016). *La criptografía*. CSIC, Consejo Superior de Investigaciones Científicas.
- [Heron, 2009] Heron, S. (2009). Advanced encryption standard (aes). *Network Security*, 2009(12):8–12.
- [Holler et al., 2014] Holler, J., Tsiatsis, V., Mulligan, C., Karnouskos, S., Avesand, S., and Boyle, D. (2014). *From Machine to Machine to the Internet of Things: Introduction to a New Age of Intelligence*. Academic Press.
- [IMSS, 2020] IMSS (2020). *Material de apoyo para equipos de respuesta COVID-19*.
- [Islam et al., 2020] Islam, M. M., Rahaman, A., and Islam, M. R. (2020). Development of smart healthcare monitoring system in iot environment. *SN computer science*, 1:1–11.
- [Khelassi et al., 2019] Khelassi, A., Estrela, V. V., Monteiro, A. C. B., França, R. P., Iano, Y., Razmjoooy, N., et al. (2019). Health 4.0: applications, management, technologies and review. *Medical Technologies Journal*.
- [Lea, 2018] Lea, P. (2018). *Internet of Things for Architects: Architecting IoT solutions by implementing sensors, communication infrastructure, edge computing, analytics, and security*. Packt Publishing Ltd.
- [Malexis, 2019] Malexis (2019). *MLX90614 Datasheet*.
- [Manyika et al., 2015] Manyika, J., Chui, M., Bisson, P., Woetzel, J., Dobbs, R., Bughin, J., and Aharon, D. (2015). *The Internet of Things: Mapping the value beyond the hype*, volume 24. McKinsey Global Institute New York, NY, USA.
- [Maxim, 2018] Maxim (2018). *MAX30102 Datasheet*.
- [Microbe, 2021] Microbe, T. L. (2021). Covid-19 vaccines: the pandemic will not end overnight. *The Lancet. Microbe*, 2(1):e1.
- [Moraes et al., 2018] Moraes, J. L., Rocha, M. X., Vasconcelos, G. G., Vasconcelos Filho, J. E., De Albuquerque, V. H. C., and Alexandria, A. R. (2018). Advances in photoplethysmography signal analysis for biomedical applications. *Sensors*, 18(6):1894.
- [Muncharaz et al., 2001] Muncharaz, A. B., Andrés, E. B., Valero, R. R., Font, S. M., Tusón, R. C., and Campos, R. A. (2001). Relación entre pulsioximetría y determinación de la saturación arterial de oxígeno. influencia de los fármacos vasoactivos presores sobre la correlación sattuco2-sato2. *Medicina intensiva*, 25(9):333–339.
- [Naik et al., 2020] Naik, B. N., Gupta, R., Singh, A., Soni, S. L., and Puri, G. (2020). Real-time smart patient monitoring and assessment amid covid-19 pandemic—an alternative approach to remote monitoring. *Journal of Medical Systems*, 44(7):1–2.
- [Nalbandian et al., 2021] Nalbandian, A., Sehgal, K., Gupta, A., Madhavan, M. V., McGroder, C., Stevens, J. S., Cook, J. R., Nordvig, A. S., Shalev, D., Sehwat, T. S., et al. (2021). Post-acute covid-19 syndrome. *Nature medicine*, 27(4):601–615.
- [OASIS, 2019] OASIS (2019). *MQTT Technical Documentation Version 5.0*.
- [Organización Panamericana de la Salud, 2020] Organización Panamericana de la Salud, O. (2020). Aspectos técnicos y regulatorios sobre el uso de oxímetros en el monitoreo de pacientes con covid-19.

- [Otoom et al., 2020] Otoom, M., Otoum, N., Alzubaidi, M. A., Etoom, Y., and Banihani, R. (2020). An iot-based framework for early identification and monitoring of covid-19 cases. *Biomedical signal processing and control*, 62:102149.
- [Parra-Avila, 2020] Parra-Avila, I. (2020). Covid-19: Manifestaciones clínicas y diagnóstico. *Revista Mexicana de Trasplantes*, 9(S2):160–166.
- [Ramón-Romero and Farías, 2014] Ramón-Romero, F. and Farías, J. M. (2014). Fever. *Revista de la Facultad de Medicina UNAM*, 57(4):20–33.
- [Rani et al., 2017] Rani, S. U., Ignatious, A., Hari, B. V., and VJ, B. (2017). Iot patient health monitoring system. *Indian Journal of Public Health Research and Development*, 8(4).
- [Rao et al., 2010] Rao, K. R., Kim, D. N., and Hwang, J. J. (2010). *Fast Fourier transform: algorithms and applications*, volume 32. Springer.
- [Rose et al., 2015] Rose, K., Eldridge, S., and Chapin, L. (2015). The internet of things: An overview. *The internet society (ISOC)*, 80:1–50.
- [Sinex, 1999] Sinex, J. E. (1999). Pulse oximetry: Principles and limitations. *The American Journal of Emergency Medicine*, 17(1):59–66.
- [Statista, 2022] Statista (2022). Number of internet of things (iot) connected devices worldwide in 2018, 2025 and 2030.
- [Steketee, 1973] Steketee, J. (1973). Spectral emissivity of skin and pericardium. *Physics in Medicine & Biology*, 18(5):686.
- [Stiller et al., 2020] Stiller, B., Schiller, E., Schmitt, C., Ziegler, S., et al. (2020). An overview of network communication technologies for iot. *Handbook of Internet-of-Things*, S. Ziegler and JM, Eds. Cham, Switzerland: Springer.
- [Tan et al., 2019] Tan, A., Chanchaichujit, J., Meng, F., Eaimkhong, S., et al. (2019). *Healthcare 4.0*. Springer.
- [Togawa, 1989] Togawa, T. (1989). Non-contact skin emissivity: measurement from reflectance using step change in ambient radiation temperature. *Clinical Physics and Physiological Measurement*, 10(1):39.
- [Webster, 1997] Webster, J. G. (1997). *Design of pulse oximeters*. CRC Press.
- [Zonst, 1995] Zonst, A. E. (1995). *Understanding the fast Fourier transform: applications*. Citrus Press.