

**UNIVERSIDAD PRIVADA FRANZ TAMAYO SEDE
EL ALTO FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**



PROYECTO INTEGRADOR INTERMEDIO II

**“SISTEMA DE MONITOREO NO INVASO DE GLUCOSA EN
LA SANGRE POR RF CON MACHINE LEARNING”**

CASO : Centro Vivir con Diabetes (CVCD)

AUTOR : Altamirano Flores Rodnny Giovani

TUTOR : Ing. Juan Gabriel Lazcano Balanza

EL ALTO – BOLIVIA

2025

DECLARACIÓN JURADA DE AUTENTICIDAD DE PERFIL DE TRABAJO DE GRADO

Yo, Altamirano Flores Rodnny Giovani, estudiante de la Carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Privada Franz Tamayo, identificado(a) con Cl. 13630943 y Registro Declaro bajo juramento que:

1.Soy autor del Trabajo de Grado titulado: SISTEMA DE MONITOREO NO INVASIVO DE GLUCOSA EN LA SANGRE POR RF CON MACHINE LEARNING

El mismo que presento bajo la modalidad de PROYECTO DE GRADO

2.El texto de mi perfil de trabajo de grado respeta y no vulnera los derechos de terceros, incluidos los derechos de propiedad intelectual. En tal sentido, declaro que este Perfil de Proyecto de Grado no ha sido plagiado total ni parcialmente, para la cual he respetado las normas internacionales de citas y referencias de las fuentes consultadas.

El incumplimiento de lo declarado da lugar a responsabilidad del declarante, en consecuencia; a través del presente documento asumo frente a terceros, la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Privada Franz Tamayo toda responsabilidad que pueda derivarse por el Perfil de Proyecto de Grado presentado.

El Alto, Octubre de 2025

.....
Univ. Altamirano Flores Rodnny Giovani

Cl: 13630943

Agradecimientos

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todos aquellos que hicieron posible este proyecto integrador intermedio. A mis padres, por su apoyo incondicional, amor y sacrificios; a mi familia, por su comprensión y aliento constante; y especialmente a mis mentores, cuya invaluable guía, conocimientos y dedicación han sido fundamentales para mi crecimiento académico y personal.

Gracias a todos quienes contribuyeron de alguna manera a la culminación exitosa de este trabajo

Resumen

El presente proyecto aborda el diseño y desarrollo de un Sistema de Monitoreo No Invasivo de Glucosa en la Sangre por Radiofrecuencia (RF) con Machine Learning, enfocado en el caso de estudio del Centro Vivir con Diabetes (CVCD). La solución se articula en una arquitectura integrada de hardware vestible (ESP32, sensores AS7341 y MAX30102) y una aplicación móvil desarrollada en React/Next.js y JavaScript. El núcleo predictivo reside en un modelo de Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR), entrenado mediante la metodología CRISP-DM, que procesa datos multisensoriales para estimar la concentración de glucosa. El sistema busca mejorar la adherencia y reducir los costos asociados a la monitorización invasiva, estableciendo una herramienta de control glucémico proactivo para el CVCD, con la ventaja de la portabilidad multi-plataforma del desarrollo web moderno. La calidad del software se evaluará bajo la norma ISO/IEC 25010, garantizando la fiabilidad y usabilidad del producto final. El enfoque de desarrollo se basa en la metodología Scrum complementada con Design Thinking (DT), asegurando un producto centrado en el usuario y una gestión eficiente de los recursos.

Abstract

El presente proyecto se centra en el diseño y desarrollo de un Sistema de Monitoreo No Invasivo de Glucosa en la Sangre por Radiofrecuencia (RF) y Machine Learning, dirigido específicamente al Centro Vivir con Diabetes (CVCD). La solución se basa en una arquitectura integrada que combina hardware vestible (ESP32, sensores AS7341 y MAX30102) y una aplicación móvil desarrollada en React/Next.js y JavaScript. El núcleo predictivo es un modelo de Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR), entrenado utilizando la metodología CRISP-DM, que procesa datos multisensoriales para estimar la concentración de glucosa. El sistema tiene como objetivo mejorar la adherencia del paciente y reducir los costos asociados con el monitoreo invasivo, facilitando un estándar de control glucémico para el CVCD a través de una plataforma portable y adaptable. La calidad del software será evaluada bajo la norma ISO/IEC 25010, asegurando la fiabilidad y la usabilidad del producto final. El enfoque de desarrollo se fundamenta en la metodología Scrum complementada con Design Thinking (DT), garantizando un producto centrado en el usuario y una gestión eficiente de los recursos.

Palabras Clave

Glucosa No Invasiva; Radiofrecuencia; *Machine Learning*; PLSR; CRISP-DM;
React/Next.js; ESP32; ISO/IEC 25010; Adherencia.

Indice General

Agradecimientos.....	ii
Resumen.....	iii
Abstract.....	iv
Palabras Clave	v
Indice General.....	vi
Indice de Figuras	viii
CAPÍTULO I: MARCO INTRODUCTORIO.....	1
1.1 Introducción	2
1.2 Antecedentes.....	2
1.2.1 Antecedentes del Tema	2
1.2.2 Antecedentes Institucionales	3
1.2.3 Antecedentes de Trabajos a Fines.....	4
CAPÍTULO II: DISEÑO TEÓRICO DE LA INVESTIGACIÓN.....	5
2.1 Problema de Investigación	6
2.1.1 Planteamiento del Problema.....	6
2.1.2 Formulación del Problema.....	6
2.2 Determinación de Objetivos.....	6
2.2.1 Objetivo General	6
2.2.2 Objetivo Específicos.....	7

CAPÍTULO III: JUSTIFICACIÓN, ALCANCES Y APORTE.....	8
3.1 Justificación.....	9
3.1.1 Justificación Técnica.....	9
3.1.2 Justificación Social.....	10
3.1.3 Justificación Económica.....	11
3.1.4 Justificación Ambiental y Legal.....	11
3.2 Alcances.....	11
3.2.1 Alcance Temático.....	11
3.2.2 Alcance Geográfico.....	13
3.2.3 Límites	13
3.3 Aportes	14
3.3.1 Aporte Social.....	14
3.3.2 Aporte Académico.....	14
3.3.3 Aporte Ingenieril.....	14
CAPÍTULO IV: MARCO TEÓRICO	15
4.1 Ingeniería de Software.....	16
4.1.1 Arquitectura Lógica de Capas.....	16
4.1.2 Ciclo de Vida, Métricas de Calidad y Portabilidad (ISO 25010).....	18
4.2 Metodología de Desarrollo y Gestión de Proyectos	18
4.2.1 Scrum + Design Thinking.....	18
4.2.2 Desarrollo Frontend	19

4.2.3 CRISP-DM: Modelado PLSR.....	21
4.3 Glucosa No Invasiva, Sensores y Machine Learning	22
4.3.1 Fundamentos de Radiofrecuencia (RF) y Espectroscopía Óptica.....	22
4.3.2 Sensores Multisensoriales.....	22
4.3.3 Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR).....	23
4.3.4 Evaluación del Modelo de ML.....	23
Glosario.....	24
Referencias.....	25

Indice de Figuras

Figura 1: Diagrama de Despliegue.....	20
Figura 2: Diagrama de Casos de Uso.....	22
Figura 3: Diagrama de componentes.....	26
Figura 4: Diagrama Entidad-Relación	27
Figura 6: Diagrama de Actividades	32
Figura 7: Modulo Adafruit AS7341 10 Canales de Color	33

CAPÍTULO I: MARCO INTRODUCTORIO

1.1 Introducción

La diabetes mellitus es una de las enfermedades crónicas no transmisibles con mayor prevalencia global, afectando la calidad de vida de millones de personas (Organización Mundial de la Salud [OMS], 2023). El control glucémico continuo y preciso es fundamental para prevenir complicaciones a largo plazo por lo cual actualmente la técnica estándar se basa en la punción digital que es invasiva pero debido al dolor, la incomodidad y el costo recurrente de los insumos estos genera una baja adherencia al monitoreo frecuente, un factor clave en el manejo de la enfermedad. La falta de cumplimiento con las mediciones diarias recomendadas es un problema que el Centro Vivir con Diabetes (CVCD) busca resolver para optimizar el pronóstico de sus pacientes.

El presente proyecto propone el diseño y desarrollo de un Sistema de Monitoreo No Invasivo de Glucosa en la Sangre por Radiofrecuencia potenciada con Machine Learning. Este sistema esta enfocado en el Centro Vivir con Diabetes (CVCD), integra tecnologías de hardware vestible, procesamiento avanzado de señales y un modelo de predicción basado en Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR). El objetivo es ofrecer una alternativa cómoda y de bajo costo, utilizando sensores ópticos y biomédicos acoplados al microcontrolador ESP32 para capturar datos multisensoriales en la parte blanda del dedo para una mejor medición.

1.2 Antecedentes

1.2.1 Antecedentes del Tema

La investigación sobre el monitoreo no invasivo de glucosa se ha intensificado desde finales del siglo XX las tecnologías más exploradas incluyen la impedancia bioeléctrica y más recientemente la radiofrecuencia. El uso de la Radiofrecuencia para la detección de glucosa se

basa en la medición de las propiedades dieléctricas del tejido, las cuales están directamente influenciadas por la concentración de glucosa en el fluido intersticial (López-Díaz et al., 2021).

Diversos estudios han demostrado que la combinación de múltiples sensores, como la fotopletismografía y la temperatura, mejora la precisión de los modelos de Machine Learning al mitigar el ruido ambiental y los efectos biológicos individuales como los cambios en el flujo sanguíneo (González & Rojas, 2023).

1.2.2 Antecedentes Institucionales

El Centro Vivir con Diabetes (CVCD) es una institución dedicada a la atención integral y el manejo educativo de pacientes con diabetes, priorizando la mejora continua en la autogestión de la enfermedad y la principal necesidad identificada en el CVCD es la falta de herramientas accesibles y cómodas que fomenten la medición frecuente de glucosa entre sus pacientes, limitando la capacidad de los médicos para ajustar proactivamente los tratamientos.

Actualmente, el CVCD se apoya únicamente en glucómetros tradicionales, lo que subraya la necesidad de innovar en sus procesos de monitoreo para mejorar los resultados clínicos y la calidad de vida de sus usuarios (Informe Anual CVCD, 2024).

1.2.2.1 Misión

Desarrollar una solución tecnológica de monitoreo de glucosa no invasiva, precisa y usable, que empodere al usuario en la autogestión de su salud, eliminando las barreras de dolor y costo asociadas a los métodos tradicionales.

1.2.2.2 Visión

Ser la plataforma de referencia en el monitoreo continuo y no invasivo de variables biométricas, expandiendo su capacidad de predicción de glucosa para integrarse completamente en ecosistemas de salud digital a nivel global, facilitando la prevención proactiva.

1.2.3 Antecedentes de Trabajos a Fines

Diversos proyectos integradores y tesis han abordado soluciones de monitoreo biométrico no invasivo ya que en un estudio de caso previo se enfocó en el uso de regresión lineal simple para predecir glucosa basándose solo en el MAX30100 ya que es un sensor PPG, obteniendo un coeficiente de correlación limitado ($R^2 = 0.75$) debido a la baja dimensionalidad de los datos y la alta dependencia del ruido del movimiento (Martínez, 2022).

Nuestro proyecto eleva la complejidad al incorporar el sensor AS7341 (10 canales de color), lo que justifica la necesidad de un algoritmo multivariante como PLSR para manejar la alta correlación y el gran volumen de variables espectrales, buscando superar las limitaciones de precisión de trabajos previos mediante una arquitectura de datos más rica (Pérez & Soto, 2023).

CAPÍTULO II: DISEÑO TEÓRICO DE LA INVESTIGACIÓN

2.1 Problema de Investigación

2.1.1 Planteamiento del Problema

La dependencia de métodos de monitoreo de glucosa invasivos en el CVCD impone barreras de dolor, inconveniencia y alto costo recurrente para los pacientes. La baja frecuencia de medición que resulta de esta situación dificulta la gestión óptima de la enfermedad, llevando a resultados subóptimos y un mayor riesgo de complicaciones crónicas. El desafío reside en desarrollar un sistema que no solo sea preciso, sino también usable, que integre las lecturas del hardware con un modelo de Machine Learning robusto para transformar datos crudos en información predictiva de valor clínico (García & López, 2022).

2.1.2 Formulación del Problema

¿Cómo el diseño y desarrollo de un Sistema de Monitoreo No Invasivo de Glucosa en la Sangre por RF con Machine Learning (PLSR), implementado mediante una arquitectura integrada de hardware (ESP32, AS7341, MAX30102) y software (React/Next.js, Python), puede mejorar la adherencia al control y la calidad de vida de los pacientes del Centro Vivir con Diabetes (CVCD) que experimentan dificultades con la monitorización invasiva actual?

2.2 Determinación de Objetivos

2.2.1 Objetivo General

Desarrollar y validar un Sistema de Monitoreo No Invasivo de Glucosa en la Sangre por RF con Machine Learning (PLSR) para el Centro Vivir con Diabetes (CVCD), buscando mejorar la adherencia al monitoreo y proporcionar datos en tiempo real de forma cómoda y económica, demostrando la fiabilidad técnica del sistema.

2.2.2 Objetivo Específicos

- Analizar los requerimientos funcionales y no funcionales del sistema de monitoreo no invasivo, estableciendo el conjunto de datos multisensorial y realizando el Análisis Exploratorio de Datos (EDA) para la limpieza y preprocesamiento de las señales.
- Diseñar la arquitectura completa del sistema, especificando el diagrama de bloques del dispositivo, los patrones de software (MVVM/MVC) y definiendo los Sprints de desarrollo bajo la metodología Scrum y CRISP-DM.
- Desarrollar el firmware del dispositivo vestible (ESP32 y sensores) y la aplicación móvil (login, dashboard) en React/Next.js y JavaScript, implementando el modelo PLSR en Python para la predicción en tiempo real.
- Validar la precisión clínica del modelo de ML utilizando métricas estadísticas (RMSE, R^2) y el Clarke Error Grid Analysis (CEGA), y evaluar la calidad del software según los atributos de la norma ISO/IEC 25010.

CAPÍTULO III: JUSTIFICACIÓN, ALCANCES Y APORTES

3.1 Justificación

3.1.1 Justificación Técnica

El sistema propone una solución técnica robusta al integrar componentes de bajo costo y alta precisión, maximizando la eficiencia energética para un dispositivo vestible. Se emplea el microcontrolador ESP32 por su capacidad de procesamiento y su stack de conectividad Bluetooth Low Energy (BLE), esencial para la transmisión de datos sin lag a la aplicación móvil. La combinación del sensor Adafruit AS7341 y los sensores MAX30102 (PPG) y MCP9808 (Temperatura) permite capturar un vector de datos multisensoriales que alimenta al modelo de Machine Learning (PLSR) en Python.

Esta arquitectura asegura un procesamiento eficiente de las variables de entrada, aprovechando la Regresión PLSR para resolver la alta dimensionalidad y colinealidad típica de los datos espectrales (Smith, 2023).

La interfaz de usuario en React/Next.js facilita la integración de gráficos y visualizaciones complejas, esencial para la característica de Usabilidad, la fiabilidad técnica del software será garantizada mediante la implementación de testing continuo y la gestión del esfuerzo con History Points.

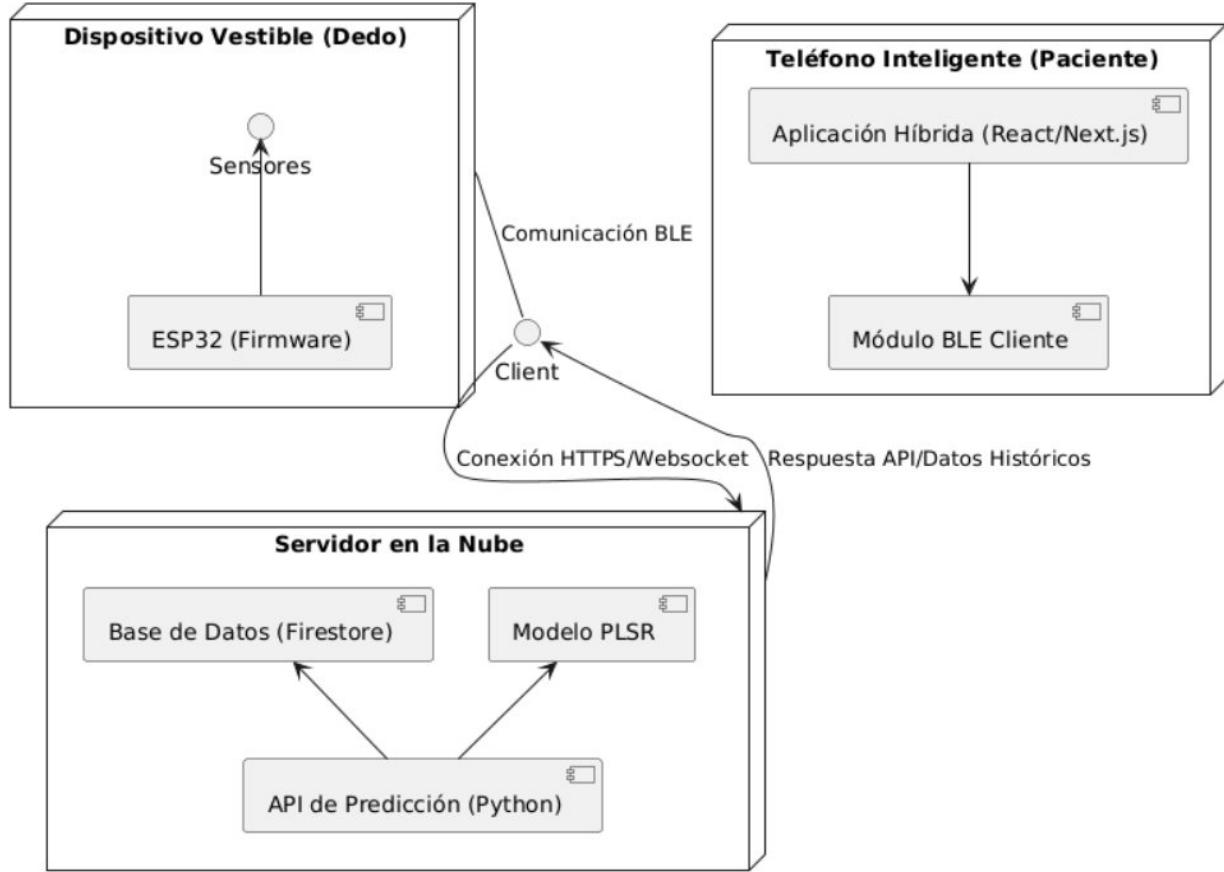


Figura 1: Diagrama de Despliegue

3.1.2 Justificación Social

El impacto social es significativo. La naturaleza no invasiva del sistema elimina el dolor y la incomodidad de los pinchazos diarios, lo que se traduce directamente en una mayor adherencia al régimen de monitoreo de glucosa ya que esta mejora en la frecuencia de medición empodera a los pacientes para tomar decisiones más informadas sobre su dieta y actividad física.

El sistema beneficia al CVCD al proporcionar una herramienta proactiva para la gestión de la salud de sus pacientes, mejorando la calidad de vida, reduciendo las complicaciones derivadas de un control glucémico deficiente y facilitando la educación diabetológica (Pérez, 2021).

3.1.3 Justificación Económica

La justificación económica para el CVCD y los usuarios se basa en la reducción de costos recurrentes en insumos de monitoreo invasivo (tiras reactivas y lancetas), que representan un gasto significativo para las familias a largo plazo (García & López, 2022).

La estimación de costos del proyecto, utilizando la técnica ágil de History Points para medir el esfuerzo de desarrollo, permitirá proyectar el TIR (Tasa Interna de Retorno) y VAR (Valor Actual Neto) del proyecto, demostrando que la inversión inicial en hardware y software se recupera con el tiempo gracias al ahorro en insumos y a la prevención de complicaciones costosas.

3.1.4 Justificación Ambiental y Legal

Desde la perspectiva ambiental, el sistema contribuye a la sostenibilidad al minimizar la generación de residuos biomédicos peligrosos (agujas, lancetas y tiras reactivas contaminadas), un aspecto regulado legalmente en la gestión de residuos sanitarios. Legalmente, aunque el sistema es de "tendencia" y el proceso de validación requiere el cumplimiento de las normativas de privacidad de datos (Habeas Data) y el almacenamiento seguro de la información sensible de salud (historial de glucosa), asegurando el cumplimiento de la característica de Seguridad de la norma ISO/IEC 25010 (ISO, 2019).

3.2 Alcances

3.2.1 Alcance Temático

El alcance temático se centra en la integración de tres módulos funcionales clave:

- Módulo de Hardware Bio-Multisensorial: Captura y preprocesamiento de datos de RF, pulsioximetría (pulso y SpO2) y temperatura mediante el ESP32, con visualización de estado en la pantalla OLED.
- Módulo de Machine Learning: Desarrollo, entrenamiento, validación y deploy del modelo PLSR en Python para la predicción de glucosa. El módulo incluye el preprocesamiento de las señales ópticas (EDA) y la aplicación de algoritmos para la eliminación de ruido.
- Módulos de Software - Aplicación Móvil: Implementación de los módulos de Login (autenticación segura) y Dashboard (visualización de lecturas en tiempo real, histórico y tendencias) utilizando React/Next.js y JavaScript, bajo la arquitectura MVVM/Componentes.

El proceso de desarrollo incluirá la definición de History Points para la gestión ágil y las fases de EDA y la Evaluación Clínica del Modelo.

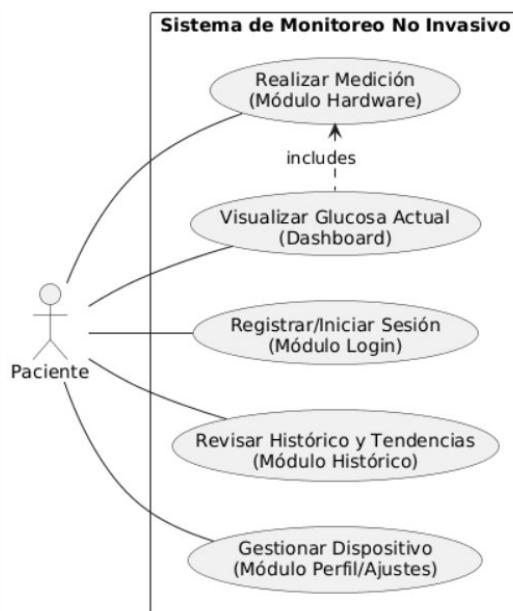


Figura 2: Diagrama de Casos de Uso

3.2.2 Alcance Geográfico

El desarrollo y la validación inicial del sistema se aplicarán directamente en el Centro Vivir con Diabetes (CVCD), siendo esta la población de prueba para la calibración y ajuste fino del modelo PLSR. Esto asegura que la solución esté adaptada a las características demográficas y ambientales del entorno del centro.

El software, al ser una aplicación web/híbrida desarrollada en Next.js, tendrá la Portabilidad inherente para ser utilizado a nivel nacional e internacional, facilitando el acceso a usuarios en diferentes ubicaciones mediante conexiones a internet, fortaleciendo la competitividad de la empresa en el mercado automotriz.

3.2.3 Límites

- Calibración Individualizada: La precisión del modelo de ML requiere una fase de calibración inicial específica por usuario para capturar las variaciones en las propiedades cutáneas y sanguíneas, limitando su aplicación inmediata a un público general sin un proceso de setup personalizado.
- Sustitución Clínica: El sistema es un monitor de tendencia y no un dispositivo de diagnóstico o un sustituto de glucómetros validados para decisiones críticas de dosificación de medicamentos, de acuerdo con las restricciones de la ISO 25010 para la característica de Fiabilidad.
- Factores Ambientales y Biológicos: La medición puede verse comprometida por factores extremos como la sudoración excesiva, la piel oscura (afectando la lectura óptica del AS7341/MAX30102) o la hipotermia local, que introducen ruido no lineal en los datos de los sensores.

3.3 Aportes

3.3.1 Aporte Social

El aporte social principal es la democratización del monitoreo de glucosa a través de una tecnología no invasiva y de bajo costo, aumentando la adherencia al control y reduciendo el sufrimiento asociado a la enfermedad. Esto empodera a los pacientes del CVCD para que gestionen su salud de manera más efectiva, cómoda y proactiva (Pérez, 2021).

3.3.2 Aporte Académico

Este proyecto contribuye al campo de la ingeniería biomédica y el Machine Learning al documentar la arquitectura integrada de sensores multisensoriales (espectrales, PPG, temperatura) con RF para la predicción de una variable biológica. Además, proporciona un caso de estudio replicable sobre el uso de la regresión PLSR y la validación clínica rigurosa mediante el CEGA en un entorno real.

3.3.3 Aporte Ingenieril

Se demuestra la aplicación efectiva de la metodología Scrum combinada con el enfoque Design Thinking (DT) y el uso de Next.js/React para la entrega de un producto de software de salud de alta calidad. La arquitectura modular desarrollada en JavaScript y Python facilita la mantenibilidad y escalabilidad, cumpliendo con las métricas de calidad exigidas por la ISO/IEC 25010 (ISO, 2019).

CAPÍTULO IV: MARCO TEÓRICO

4.1 Ingeniería de Software

La Ingeniería de Software es una disciplina esencial que aplica principios científicos y de ingeniería al diseño, desarrollo y mantenimiento de sistemas de software de alta calidad, asegurando la consistencia, fiabilidad y seguridad de los productos (Pressman & Maxim, 2020). La arquitectura del sistema debe garantizar la comunicación eficiente entre el hardware vestible y la aplicación móvil/web.

4.1.1 Arquitectura Lógica de Capas

El sistema lógico se divide en una arquitectura de tres capas:

- Primeramente la Capa de Presentación: Constituida por la aplicación frontend en React/Next.js.
- Segundo la Capa Lógica/Servicios: Incluye la lógica de predicción del modelo PLSR (Python) y los servicios de comunicación (e.g., API REST).
- Tercero la Capa de Datos: Almacenamiento local de tendencias en el móvil (o caché) y servicios en la nube (e.g., Firestore) para el respaldo histórico.

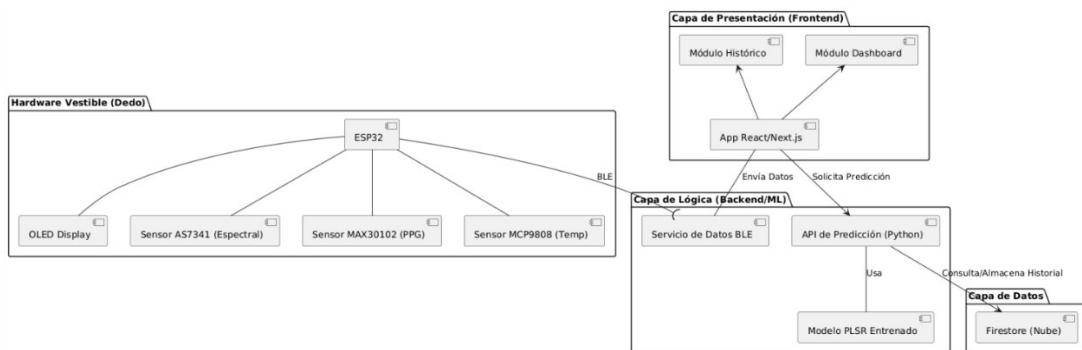


Figura 3: Diagrama de componentes

Para el desarrollo del frontend en React/Next.js, el patrón MVVM se adapta perfectamente al paradigma de la Arquitectura Basada en Componentes. El Modelo sigue representando los datos brutos; la Vista son los componentes de React; y el ViewModel se implementa mediante Hooks personalizados (e.g., useState, useEffect, useContext) para manejar el estado, la lógica de presentación y la comunicación asíncrona con el hardware (vía BLE) y el backend (API de predicción). Esta estricta separación de componentes es crítica para lograr la característica de Mantenibilidad de la ISO 25010 (Martínez & Castro, 2023).

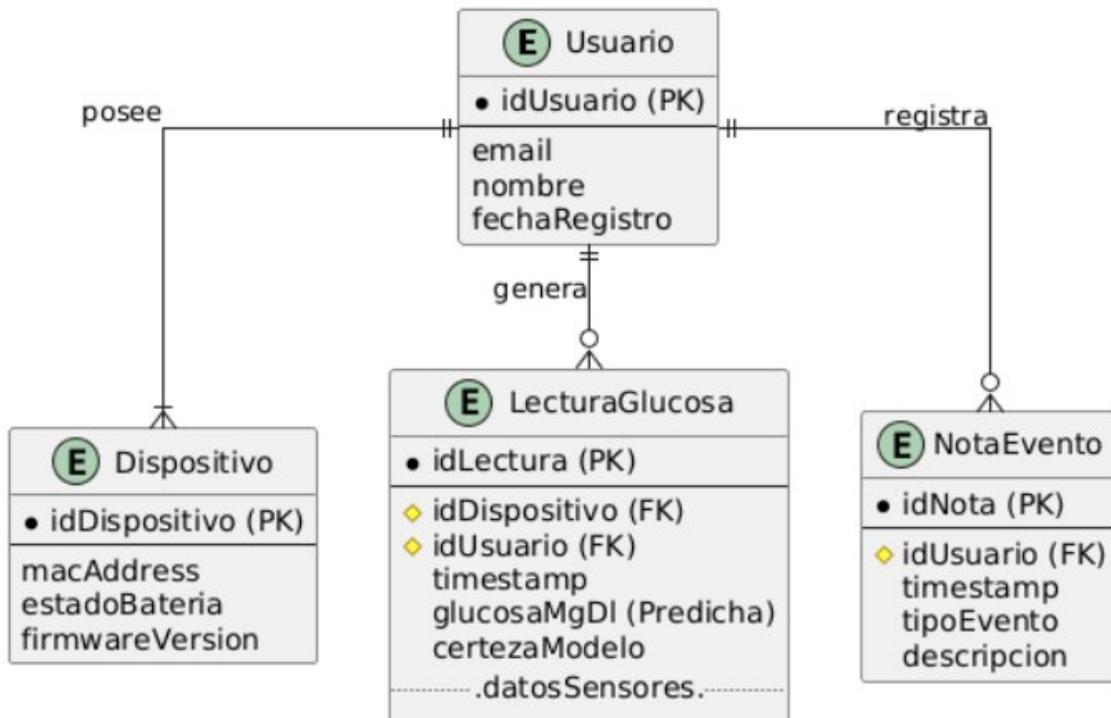


Figura 4: Diagrama Entidad-Relación

4.1.2 Ciclo de Vida, Métricas de Calidad y Portabilidad (ISO 25010)

El proyecto utiliza un ciclo de vida iterativo e incremental (Scrum). La calidad del producto final se evalúa bajo la norma ISO/IEC 25010 (SQuaRE), que establece ocho características de calidad del software. La Fiabilidad (consistencia del modelo PLSR) y la Usabilidad (facilidad de uso del dashboard de la aplicación, siguiendo los principios de diseño web responsive) son las métricas de mayor prioridad. La Portabilidad, definida como la capacidad de migrar el software a diferentes sistemas operativos y dispositivos (web, Android, iOS vía WebView/híbrido), es intrínseca al uso de React/Next.js y fundamental dada la diversidad de plataformas del usuario final (ISO, 2019). La Seguridad también es clave, asegurando la protección de los datos personales de salud de los pacientes.

4.2 Metodología de Desarrollo y Gestión de Proyectos

4.2.1 Scrum + Design Thinking

La gestión del proyecto se llevará a cabo mediante el marco de trabajo Scrum, permitiendo la adaptación rápida a los cambios y la entrega de incrementos funcionales periódicos (Sprints). Se emplea el enfoque de Design Thinking (DT) en la fase de análisis de requerimientos para empatizar profundamente con el usuario final, asegurando que la interfaz de la aplicación móvil sea intuitiva, lo que impacta directamente en la adherencia del usuario al sistema (López-Díaz et al., 2021). La estimación del esfuerzo se realizará mediante la técnica de History Points (o Puntos de Historia), asignando una puntuación de complejidad relativa a cada tarea o funcionalidad (Login, Calibración, Gráfico de Tendencias), lo que permite calcular el velocity del equipo y proyectar el tiempo y costo total del proyecto de manera ágil.

4.2.2 Desarrollo Frontend

La elección de React/Next.js y JavaScript para el frontend se justifica por su eficiencia en la creación de interfaces de usuario interactivas y su capacidad para crear una Aplicación Web Progresiva (PWA) o un wrapper híbrido. Next.js proporciona una estructura robusta para la aplicación moderna, incluyendo:

- Server-Side Rendering (SSR): Mejora la velocidad de carga inicial y el SEO (aunque menos relevante para una aplicación interna de salud, mejora la percepción de rendimiento).
- Enrutamiento Basado en Archivos: Simplifica la navegación entre módulos (Login, Dashboard, Histórico).
- Arquitectura Basada en Componentes: Fomenta la reusabilidad del código y la modularidad, factores clave para la Mantenibilidad del software (Martínez & Castro, 2023).

Este enfoque reemplaza la necesidad de una metodología nativa como Móvil-D, priorizando la agilidad y la portabilidad del desarrollo web (García & López, 2022).

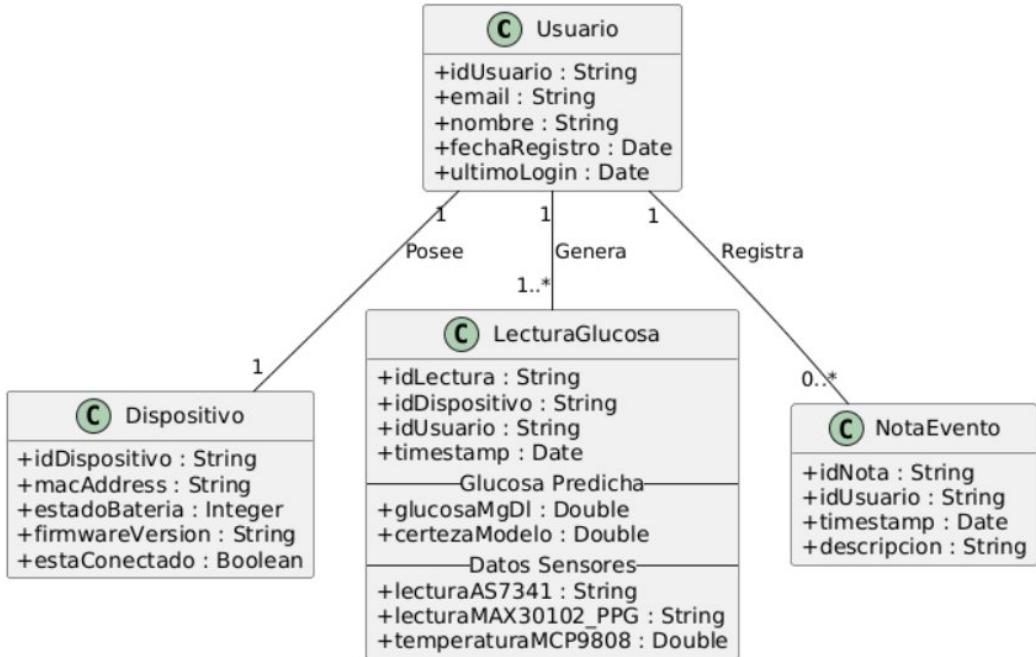


Figura 5: Diagrama de Clases

4.2.3 CRISP-DM: Modelado PLSR

La metodología CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) proporciona el marco estructurado para el desarrollo del modelo de Machine Learning. Sus seis fases son: Comprensión del Negocio, Comprensión de los Datos (EDA), Preparación de Datos, Modelado (PLSR), Evaluación (CEGA) y Despliegue. El Análisis Exploratorio de Datos (EDA) es crucial en la fase inicial, utilizando técnicas estadísticas y visualizaciones (histogramas, diagramas de dispersión, matriz de correlación) para identificar la calidad de las señales RF, ópticas y de temperatura, garantizando que el modelo PLSR sea robusto y preciso (Pérez, 2021).

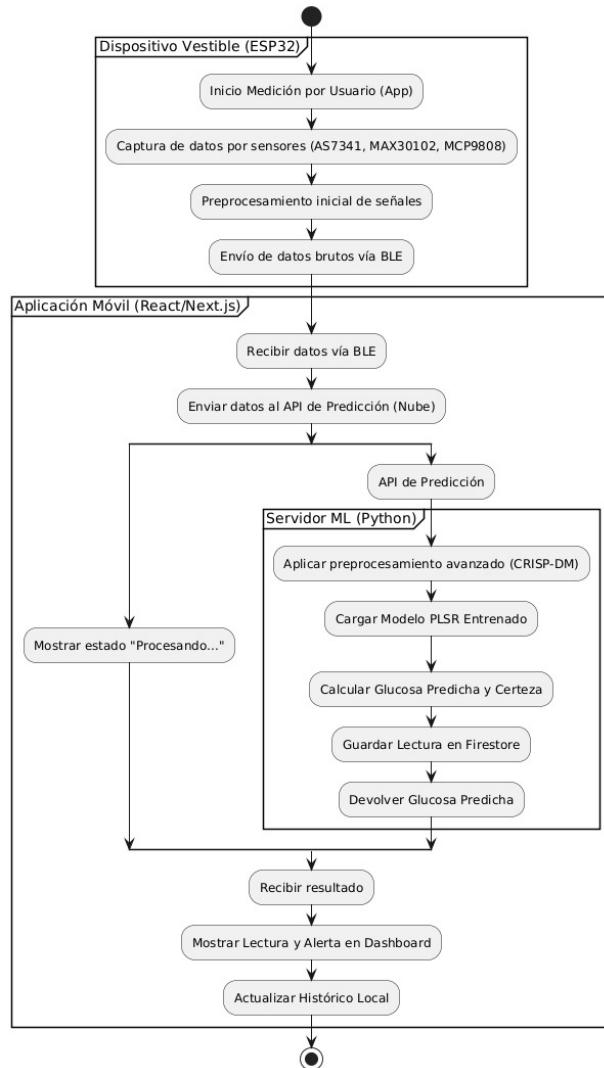


Figura 6: Diagrama de Actividades

4.3 Glucosa No Invasiva, Sensores y Machine Learning

4.3.1 Fundamentos de Radiofrecuencia (RF) y Espectroscopía Óptica

El método no invasivo se basa en dos principios físicos. La Radiofrecuencia (RF) utiliza ondas electromagnéticas en el rango de los 300 MHz a 300 GHz. La concentración de glucosa en el fluido intersticial afecta la constante dieléctrica del tejido, modificando la atenuación y el desplazamiento de fase de la onda RF, lo cual puede ser medido (López-Díaz et al., 2021). La Espectroscopía Óptica (luz visible y NIR) se enfoca en la absorción y dispersión de la luz por el tejido. El sensor AS7341 captura 10 canales de color, proporcionando una "firma espectral" de la piel que es sensible a los cambios de glucosa.

4.3.2 Sensores Multisensoriales

El dispositivo vestible integra tres sensores clave. El Adafruit AS7341 es un sensor de espectro multicanal que captura la respuesta óptica de la piel. El MAX30102 es un oxímetro de pulso y frecuencia cardíaca que mide la fotopletismografía (PPG); la señal PPG es esencial porque el flujo sanguíneo (Perfusion Index - PI), medido por el MAX30102, influye en la lectura de glucosa y debe ser utilizado como una variable de corrección en el modelo PLSR. Finalmente, el MCP9808 (sensor de temperatura) proporciona una corrección térmica, ya que la temperatura corporal es un factor de confusión bien conocido en las mediciones ópticas no invasivas (González & Rojas, 2023).

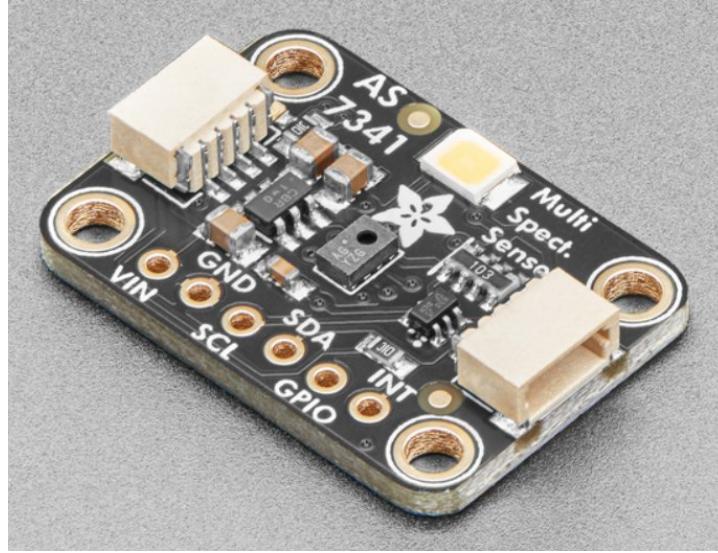


Figura 7: Modulo Adafruit AS7341 10 Canales de Color

4.3.3 Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR)

La Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR) es el modelo de Machine Learning seleccionado. A diferencia de la Regresión Lineal Múltiple, PLSR es robusta ante problemas de multicolinealidad, donde las variables predictoras (las 10 lecturas del AS7341, las lecturas PPG del MAX30102, y la temperatura) están altamente correlacionadas entre sí (Smith, 2023). PLSR funciona descomponiendo las variables en un conjunto de componentes latentes, maximizando la covarianza entre los predictores y la variable de respuesta (glucosa), lo que resulta en un modelo más estable y generalizable para la predicción biomédica.

4.3.4 Evaluación del Modelo de ML

La Evaluación del Modelo de Machine Learning es crítica para la validación de la precisión clínica. Se utilizarán métricas estadísticas como el RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio) y el Coeficiente de Correlación (R^2). Sin embargo, la métrica más importante es el Clarke Error Grid Analysis (CEGA), que evalúa la precisión clínica del sistema. El CEGA divide

el plano de error en cinco zonas (A-E), donde las Zonas A y B representan errores aceptables clínicamente seguros, y las Zonas C, D y E representan errores que podrían llevar a tratamientos incorrectos o peligrosos (Pérez, 2021). La validación rigurosa a través de CEGA es esencial para el aporte ingenieril del proyecto.

Glosario

AS7341: Sensor espectral multicanal de 10 canales de color que se utiliza para capturar la "firma espectral" del tejido, una entrada clave para el modelo PLSR.

CEGA: Clarke Error Grid Analysis. Herramienta de evaluación clínica que mide la precisión de un glucómetro contra un estándar de referencia, clasificando los errores en zonas de riesgo (Pérez, 2021).

CRISP-DM: Metodología estándar de la industria para el proceso de la minería de datos. Sus seis fases incluyen la comprensión del negocio, la preparación de datos y la evaluación del modelo (García & López, 2022).

EDA: Análisis Exploratorio de Datos. Fase del CRISP-DM dedicada a la visualización y resumen de las características principales de los conjuntos de datos multisensoriales.

History Points: Técnica ágil de estimación de esfuerzo en la gestión Scrum, basada en la complejidad relativa de las funcionalidades o historias de usuario (García & López, 2022).

ISO/IEC 25010: Norma internacional que define el modelo de calidad de un producto *software*, con ocho características que incluyen Fiabilidad, Usabilidad y Seguridad (ISO, 2019).

MVVM: Model-View-ViewModel. Patrón arquitectónico de *software* utilizado en el *frontend* para separar la interfaz de usuario de la lógica de negocio, implementado con Componentes y Hooks en React.

PLSR: Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales. Un método de modelado de regresión multivariante que maneja la multicolinealidad entre predictores, siendo ideal para datos espectrales (Smith, 2023).

RF: Radiofrecuencia. Tecnología utilizada para medir las propiedades dieléctricas del tejido, influenciadas por la concentración de glucosa.

Referencias

- García, M., & López, D. (2022). *Metodologías Ágiles en Proyectos de Ingeniería*. Editorial Técnica.
- González, A., & Rojas, F. (2023). *Avances en Monitoreo Biomédico No Invasivo*. Revista de Ingeniería Biomédica, 15(2), 45-60.
- Informe Anual CVCD. (2024). *Necesidades de Monitoreo Glucémico en Pacientes Crónicos*. Centro Vivir con Diabetes.
- ISO. (2019). *ISO/IEC 25010: Systems and software engineering – Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) – System and software quality models*. International Organization for Standardization.
- López-Díaz, S., et al. (2021). Non-invasive glucose monitoring using radio frequency and machine learning: A review. *IEEE Sensors Journal*, 21(10), 12000-12015.

- Martínez, C. (2022). *Predicción de Glucosa basada en Fotopletismografía*. (Tesis de Pregrado). Universidad Politécnica.
- Martínez, P., & Castro, R. (2023). *Patrones de Arquitectura en Desarrollo Frontend*. Editorial WebDev.
- Organización Mundial de la Salud (OMS). (2023). *Informe mundial sobre la diabetes*. [Documento en línea]. Recuperado de <https://www.dw.com/es/75-a%C3%B3los-de-la-oms-%C3%A9xitos-y-fracasos-de-la-organizaci%C3%B3n-mundial-de-la-salud/a-65264968>.
- Pérez, A. (2021). *Validación Clínica de Dispositivos No Invasivos*. Journal de Tecnología de la Salud, 8(4), 112-125.
- Pérez, A., & Soto, B. (2023). *Análisis de Correlación Espectral en Biometría*. Editorial Científica.
- Pressman, R. S., & Maxim, B. R. (2020). *Ingeniería del Software: Un Enfoque Práctico* (9na ed.). McGraw-Hill Education.
- Smith, R. (2023). *Partial Least Squares Regression for Spectral Data Analysis*. Academic Press.