



UNIVERSIDAD
LATINA *de Panamá*
SUMMUM DESIDERIUM SAPIENTIA

ESCUELA DE INGENIERÍA BIOMÉDICA E INSTRUMENTACIÓN

Proyecto final de graduación presentado como requisito para optar por el título de
Licenciatura en Ingeniería Biomédica e Instrumentación

Título

***“DISEÑO DE SISTEMA DE MONITOREO, BASADO EN SENSORES
COLORIMÉTRICOS E IA, EN MODELO MIMÉTICO DE LESIÓN CUTÁNEA”***

Autora

Marielena Johanna Torres González
C.I.P. 8-984-2184

Directores de Tesis:

Dr. Ernesto Ibarra
Dr. Diego Reginensi

Tutor de Tesis

Mgtr. Alfredo Lescher

Panamá, República de Panamá

2026

AGRADECIMIENTOS

Deseo expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que, de una u otra forma, contribuyeron con su tiempo, sus palabras o su compañía a la realización de este proyecto.

A mi familia, quienes me apoyaron con innumerables consejos, otras veces con silencios cálidos y a veces solo con un abrazo. Por inspirarme en cada etapa de mi vida ayudándome a comprender que todo punto negativo puede transformarse en la oportunidad de crear algo positivo a partir de él.

Al profesor Diego Reginensi, quien me mostró que en lo pequeño puede encontrarse la inmensidad del universo, que la observación es una virtud esencial y muchas veces desestimada, y que en la ciencia la creatividad tiene un valor incalculable.

A aquel profesor de química que tarareaba mientras nos explicaba los principios de la química, que me impulsó a recorrer este camino del estudio, con aquella frase muy propia “moriré con un libro en la mano”, dejando en mí la huella de la curiosidad y el amor por aprender.

DECLARACIÓN JURADA

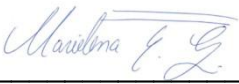


UNIVERSIDAD LATINA DE PANAMÁ

DECLARACIÓN JURADA

Yo, Marielena Johanna Torres González, con cédula de identidad personal número, 8-984-2184, estudiante graduando de Licenciatura en Ingeniería Biomédica e Instrumentación, declaro bajo la gravedad del juramento que el material que aparece en este trabajo de graduación, en la opción: Tesis es de mi producción intelectual, en razón de lo cual exoneró a la Universidad Latina de Panamá de cualquier responsabilidad relacionada a este aspecto.

Como constancia firmo la presente declaración el día 4 del mes de marzo del año 2026.

Firma del estudiante: 

Cédula: 8-984-2184

ÍNDICE

AGRADECIMIENTOS	1
DECLARACIÓN JURADA	2
ÍNDICE DE TABLAS E ILUSTRACIONES	5
INTRODUCCIÓN	8
RESUMEN	9
CAPÍTULO 1: EL PROBLEMA	12
1.1 ANTECEDENTES TEÓRICOS Y SITUACIÓN ACTUAL.....	12
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	15
1.3 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN.....	15
1.4 OBJETIVOS.....	17
1.4.1 OBJETIVO GENERAL:.....	17
1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS:.....	17
1.5 ALCANCE Y LIMITANTES DE LA INVESTIGACIÓN.....	18
1.5.1 ALCANCE DE LA INVESTIGACIÓN.....	18
1.5.2 LIMITANTES DE LA INVESTIGACIÓN.....	19
1.6 LÍNEA DE INVESTIGACIÓN	19
CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO	21
2.1. ANTECEDENTES DE INVESTIGACIONES REALIZADAS EN EL TEMA	21
2.2. BASES TEÓRICAS QUE SUSTENTAN LA INVESTIGACIÓN	24
2.2.1 LA CICATRIZACIÓN.....	26

2.2.2 LESIONES AGUDAS Y CRÓNICAS	29
2.2.3 BIOMARCADORES CLAVE	31
2.2.4 MÉTODOS ACTUALES Y TRANSICIÓN HACIA BIOSENSORES INTELIGENTES	32
2.3 FUNDAMENTOS DE SENSORES COLORIMÉTRICOS	35
2.3.1 TECNOLOGÍAS COLORIMÉTRICAS PARA DETECCIÓN DE PH.....	36
ALTERNATIVAS METODOLÓGICAS PARA SENSORES DE PH:	36
2.3.2 TECNOLOGÍAS COLORIMÉTRICAS PARA DETECCIÓN DE HUMEDAD	38
2.3.3 TECNOLOGÍAS COLORIMÉTRICAS PARA DETECCIÓN DE TEMPERATURA	40
2.4 ESTADO DEL ARTE DE IA APLICADA AL ANÁLISIS DE HERIDAS	41
2.5 EXPLICABILIDAD Y CAUSABILIDAD EN SISTEMAS DE IA BIOMÉDICA	42
2.3. MAPA DE VARIABLES.....	45
2.4 GLOSARIO	48
CAPÍTULO 3: MARCO METODOLÓGICO	52
3.1 TIPO Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN	52
3.1.1 TIPO DE INVESTIGACIÓN	52
3.1.2 DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN	53
3.2 POBLACIÓN Y MUESTRA	53
3.2.1 POBLACIÓN	53
3.2.2 MUESTRA	53
3.3 DESCRIPCIÓN DEL INSTRUMENTO DE RECOLECCIÓN DE DATOS	54
3.4 EQUIPOS, MATERIALES Y REACTIVOS.....	54

3.4.1 MATERIALES	54
3.4.2 EQUIPOS Y SOFTWARE	55
3.5 PROCEDIMIENTO Y METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN	55
3.6 MÉTODOS DE ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE DATOS	73
3.7 VALIDACIÓN DE LA INTERFAZ DE USUARIO	79
CAPÍTULO 4: ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS	83
4.1.1 RESULTADOS.....	83
4.1.2 RESULTADOS DE LOS MODELOS DE CLASIFICACIÓN	87
4.1.3 MOSAICOS COLORIMÉTRICOS.....	93
4.1.4 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DE LA INTERFAZ DE USUARIO	96
4.2 DISCUSIÓN.....	99
CONCLUSIONES	104
RECOMENDACIONES Y LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN	104
REFERENCIAS.....	106
ANEXOS	121

ÍNDICE DE TABLAS E ILUSTRACIONES

Tabla 1 Antecedentes de la investigación	24
Tabla 2 Mapa de variables.....	49
Tabla 3 Formato de test de Heurística.	86
Tabla 4 Formato de prueba de tareas.	87
Tabla 5 Formato de SUS.	88

Tabla 6 Comportamiento colorimétrico y desempeño del modelo IA.	104
Figura 1 Las 10 principales causas de muerte en Panamá, estadística año 2021	15
Figura 2 Representation of the worldwide prevalence (a) and financial burden (b) of PUs.	28
Figura 3 Fases de la cicatrización.	29
Figura 4 Señales DAMP's y PAMPs.	30
Figura 5 Variables fisiológicas monitoreadas en el sistema propuesto.	61
Figura 6 Escala cromática del indicador rojo fenol para diferentes valores de pH. ...	71
Figura 7 Respuesta cromática del sensor de cloruro de cobalto para diferentes niveles de humedad relativa.	72
Figura 8 Rango visual de respuesta cromática de los cristales líquidos colestéricos para diferentes valores de temperatura.	73
Figura 9 Esquema del proceso de fabricación, prueba y análisis de los sensores colorimétricos desarrollados.	74
Figura 10 Conversión del espectro de luz visible capturado por la cámara en canales de color RGB utilizados para el procesamiento de imágenes.	75
Figura 11 Esquema conceptual de la arquitectura de la red neuronal multicapa utilizada para la estimación de biomarcadores.....	77
Figura 12 Visualización de la arquitectura de la red neuronal implementada en MATLAB.	78
Figura 13 Rango de color por sensor generado por interpretación de canales RGB en MATLAB.	79

Figura 14 Flujo metodológico del entrenamiento y soft tuning.	83
Figura 15 Diagrama de flujo de las fases del sistema de monitoreo basado en sensores colorimétricos e IA.	85
Figura 16 Comparación entre valores reales y predichos durante el entrenamiento de los modelos para pH, humedad y temperatura.	92
Figura 17 Diseño de la Interfaz de Usuario para app de clasificación.	92
Figura 18 Prueba de la interfaz de usuario durante la evaluación del sensor de temperatura.	93
Figura 19 Matriz de confusión del modelo para la clasificación de rangos de humedad relativa.	96
Figura 20 Matriz de confusión del modelo para la clasificación de niveles de pH. ...	97
Figura 21 Matriz de confusión del modelo para la clasificación de niveles de temperatura.	98
Figura 22 Matriz de confusión para la clasificación binaria del sistema.	99
Figura 23 Matriz de confusión para la clasificación multiclase de pH, temperatura y humedad.	100
Figura 24 Comparación entre valores reales y predichos mediante parches colorimétricos sintéticos.	102
Figura 25 Comparación entre valores reales y predichos del modelo con métricas MAE, RMSE y R ²	103
Figura 26 Resultados de la evaluación de tareas en la interfaz de usuario del sistema.	105
Figura 27 Resultados de la evaluación heurística de la interfaz de usuario del sistema.	106

Figura 28 Resultados de la evaluación de usabilidad mediante la escala SUS. 107

INTRODUCCIÓN

Las heridas crónicas representan un desafío creciente para los sistemas de salud; esta demanda de recursos puede afectar la calidad de vida de los pacientes al ser una problemática constante. El diagnóstico y seguimiento de las heridas cutáneas crónicas se basa en gran parte en criterios visuales o pruebas de laboratorio que son invasivas y lentas, esto retrasa las intervenciones adecuadas. Esta investigación propone el diseño de un sistema multisensorial colorimétrico no invasivo, ensamblado en un soporte flexible de papel filtro, capaz de detectar parámetros fisiológicos que se consideran clave en el exudado de la herida, estos son: pH, humedad, temperatura. Estos tres sensores están desarrollados y validados con reactivos específicos como rojo fenol, cloruro de cobalto y cristales líquidos colestéricos. Se proyecta el desarrollo de sensores para la detección de trimetilamina (TMA) y ácido úrico, biomarcadores prometedores relacionados con la presencia de infección e inflamación en heridas, respectivamente.

El sensor tiene como finalidad permitir el monitoreo continuo y personalizado del estado de la herida sin necesidad de procedimientos invasivos. Esto facilita un seguimiento clínico eficiente y accesible. Se espera que esta tecnología contribuya a mejorar la toma de decisiones médicas, que disminuya el uso innecesario de antibióticos y, por ende, reduzca costos asociados al tratamiento de estas heridas crónicas, alineándose con los objetivos de salud pública de prevención, accesibilidad y eficiencia clínica.

RESUMEN

La atención y seguimiento de heridas crónicas constituyen un reto relevante dentro del ámbito de la salud, debido tanto a la complejidad de su evolución clínica como a la demanda de recursos esenciales. Su evaluación depende en gran medida de la inspección visual o de los análisis clínicos que resultan invasivos y poco oportunos, dificultando su identificación temprana en caso de presentar alteraciones. Ante esta necesidad, la presente investigación se orienta al diseño y validación de un sistema biomédico continuo y no invasivo. El sistema desarrollado integra un conjunto multisensorial colorimétrico capaz de detectar variaciones de pH, humedad y temperatura en el exudado de la herida, utilizando reactivos específicos como son el rojo fenol, cloruro de cobalto y cristales líquidos colestéricos, ensamblados sobre un soporte flexible de papel filtro. La interpretación cuantitativa de los cambios cromáticos es analizada mediante una red neuronal implementada en MATLAB, completada con una interfaz gráfica de usuario que permite la visualización y el análisis de datos en tiempo real. El sistema se validó en condiciones controladas de laboratorio mediante un modelo mimético de lesión cutánea. Los resultados muestran alta precisión en la estimación de los biomarcadores analizados, dejando en evidencia la viabilidad de sistemas colorimétricos combinados con inteligencia artificial. Se concluye que el sistema propuesto constituye una alternativa económica, portátil y fácil de usar, con potencial aplicación en un entorno clínico de recursos limitados, con el fin de contribuir al monitoreo continuo de heridas crónicas y al apoyo en la toma de decisiones clínicas, minimizando el error humano. Palabras clave: heridas crónicas, análisis cuantitativo, sensores colorimétrico, interfaz gráfica, portabilidad, inteligencia artificial.

ABSTRACT

The care and monitoring of chronic wounds represent a significant challenge in the healthcare field due to the complexity of their clinical progression and the continuous demand for essential resources. Current evaluation methods rely largely on visual inspection or clinical analyses that are invasive and often delayed, which can hinder early identification of alterations when complications arise. In response to this need, the present research focuses on the design and validation of a continuous and noninvasive biomedical monitoring system. The developed system integrates a multisensory colorimetric platform capable of detecting variations in pH, humidity, and temperature in wound exudate. Specific reagents, including phenol red, cobalt chloride, and cholesteric liquid crystals, were employed and assembled on a flexible filter paper substrate. Quantitative interpretation of chromatic changes is performed using a neural network implemented in MATLAB, complemented by a graphical user interface that enables real-time data visualization and analysis. The system was validated under controlled laboratory conditions using a mimetic cutaneous wound model. The results demonstrate high accuracy in the estimation of the analyzed biomarkers, highlighting the feasibility of colorimetric systems combined with artificial intelligence. It is concluded that the proposed system represents a low-cost, portable, and user-friendly alternative with potential application in clinical environments with limited resources, contributing to the continuous monitoring of chronic wounds and supporting clinical decision-making while minimizing human error.

Keywords: Chronic wounds, quantitative analysis, colorimetric sensors, graphical user interface, portable system, artificial intelligence.

CAPÍTULO 1

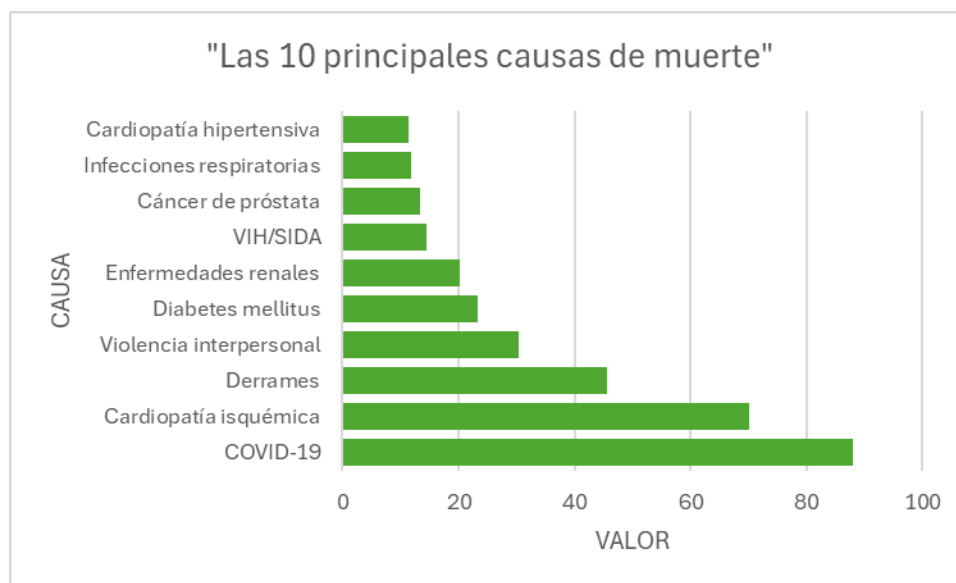
CAPÍTULO 1: EL PROBLEMA

1.1 ANTECEDENTES TEÓRICOS Y SITUACIÓN ACTUAL

El manejo clínico de las heridas crónicas sigue representando un desafío significativo en entornos hospitalarios y ambulatorios. En México, la prevalencia de estas heridas es notable; en mayores de 15 años es de 1,59% (IC 1,32-1,92) y en mayores de 65 años es de 3,03% (IC 2,42-3,79). Según el tipo de heridas, la prevalencia es la siguiente: úlceras relacionadas con la dependencia; 0,38%, úlceras venosas; 0,46%, úlceras arteriales; 0,18%, y pie diabético; 0,13% (Vela-Anaya et al., 2023).

Esto evidencia que las lesiones cutáneas representan un gran problema de salud pública, lo cual coincide con la Organización Mundial de la Salud (OMS), que indican que las quemaduras son una causa importante de morbilidad y mortalidad a nivel global, con más de 180,000 muertes anuales, especialmente en países de ingresos bajos y medianos. Estas heridas al igual que las crónicas, son una de las principales causas de años de vida ajustados por discapacidad (DALYs), lo que refleja su impacto en la salud global. Debido a su exposición constante, muchas pueden convertirse en heridas crónicas, que no cicatrizan adecuadamente dando oportunidad a contraer infecciones y desarrollar complicaciones adicionales que afectan la calidad de vida de millones de personas a la vez que genera un elevado costo en el sistema de salud (Leading causes of DALYs, 2022).

Figura 1 Las 10 principales causas de muerte en Panamá, estadística año 2021



(Instituto Nacional de Estadística y Censo.)

En la figura 1, se muestra una gráfica que compara distintas afecciones o situaciones y sus frecuencias relativas, las barras representan la magnitud de cada variable entre ellas la Diabetes Mellitus, esta enfermedad se caracteriza por causar problemas en la cicatrización al alterar mecanismos fisiológicos esenciales. En pacientes diabéticos las heridas suelen convertirse en crónicas debido a que fase inflamatoria se prolonga demasiado y no progresa hacia la regeneración. En personas con diabetes, una herida mal atendida puede evolucionar hacia una úlcera crónica, con riesgo a una infección grave y complicaciones que de no tratarse a tiempo pueden comprometer seriamente la supervivencia del paciente (Pérez-Díaz et al., 2016).

En Panamá, aún persiste un vacío respecto al desarrollo de tecnologías biomédicas que permitan realizar un monitoreo de forma continua, no invasivo y accesible del estado de estas lesiones. Actualmente, el seguimiento clínico se basa en criterios visuales subjetivos, en la evaluación manual del exudado, observación de signos de

infección y en algunos casos el uso de cultivos microbiológicos que puedan tardar varios días en ofrecer resultados (Alvarez et al., 2019). (Farahani & Shafiee, 2021).

Esto deja en evidencia la brecha entre el avance científico internacional y la realidad tecnológica local, lo que impide brindar una atención más eficiente y centrada en el paciente. Esto evidencia la necesidad de desarrollar una herramienta que permita evaluar de forma simultánea múltiples biomarcadores relevantes en el microambiente de una herida. Una solución que combine facilidad de uso, interpretación visual y fabricación económica podría transformar la forma en la que se gestionan las heridas crónicas, especialmente en entornos con recursos limitados (Farahani & Shafiee, 2021).

A partir de la literatura analizada, se identifica una tendencia internacional hacia el desarrollo de tecnologías de monitoreo no invasivo para heridas crónicas, resaltando la importancia de los parámetros abordados en este estudio. Sin embargo, la mayoría de las soluciones existentes dependen de electrónica embebida, dispositivos costosos o entornos clínicos avanzados, lo que limita su aplicabilidad en regiones con recursos restringidos, como ocurre en muchas áreas rurales de Panamá. Este vacío de tecnologías que ayuden a abordar dificultades para adquirir herramientas accesibles, económicas y fáciles de interpretar fundamenta la necesidad de diseñar un sistema colorimétrico multisensorial que permita evaluar de manera rápida y visual el estado del microambiente de la herida sin requerir infraestructura compleja. Esta brecha constituye la base del presente planteamiento del problema.

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

A pesar de los avances en la atención de heridas, aún existen desafíos significativos en su manejo. Cabe destacar que existen tratamientos y estrategias médicas diseñados para favorecer el microambiente de la herida y reducir riesgos. Entre ellos se encuentran los apósitos especializados, que protegen la herida de infecciones externas, mantienen un ambiente húmedo, favoreciendo la regeneración celular y a su vez liberando agentes terapéuticos como antibióticos.

Sin embargo, estos métodos no siempre permiten una cicatrización efectiva. Muchos apósitos tradicionales resultan insuficientes, especialmente en pacientes con comorbilidades como diabetes y enfermedades vasculares. La falta de herramientas que permitan un monitoreo continuo y objetivo del estado de la herida limita la capacidad del personal de salud para tomar decisiones oportunas y personalizadas.

1.3 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

El aumento de la prevalencia de heridas crónicas y lesiones cutáneas está tomando relevancia en la asignación deficiente de recursos para mejorar el cuidado de las heridas crónicas, esto refleja un problema de salud pública urgente, al representar una amenaza tanto para la calidad de vida de los pacientes como para la sostenibilidad de los sistemas de salud (Martinengo et al., 2019) .

La falta de métodos de monitoreo no invasivo que permitan evaluar el estado de la herida sin requerir la presencia física continua del paciente dificulta el seguimiento oportuno de la cicatrización. Según la WHO, las quemaduras y otras lesiones cutáneas son prevenibles y tratables de manera efectiva si se emplean herramientas que

faciliten intervenciones tempranas y atención personalizada (Las Enfermedades Cutáneas Como Prioridad de Salud Pública Mundial, 2025.).

En este contexto, los sensores biomédicos representan una alternativa prometedora, ya que permiten identificar biomarcadores clave como pH, la temperatura, la humedad y la actividad bacteriana, parámetros que reflejan el estado de la herida, informando sobre el proceso de cicatrización y posibles infecciones (Ávila et al., 2020). Además de mejorar los resultados clínicos, esta tecnología que se encuentra en crecimiento puede reducir el uso excesivo de antibióticos, contribuyendo al control de la resistencia antimicrobiana. (Giono-Cerezo et al., 2020) .

El empleo de sensores para monitoreo no invasivo también ofrece un alto potencial para disminuir la carga económica en los sistemas de salud, especialmente en países con recursos limitados, donde las complicaciones derivadas de estas heridas crónicas y heridas por quemaduras representan un costo elevado. Así, el desarrollo de un sistema capaz de monitorear de forma no invasiva el proceso de cicatrización de heridas responde a una necesidad insatisfecha en el campo de la medicina y la tecnología de salud, a la vez que se alinea con los objetivos de la OMS para fortalecer la prevención y el tratamiento de lesiones cutáneas, promoviendo nuevos enfoques para el manejo de heridas (OMS, 2025)

Por otra parte, la creación de un sistema que proporcione datos precisos y en tiempo real puede aliviar la carga del personal médico al facilitar la toma de decisiones clínicas, lo que disminuye la necesidad de realizar exámenes repetitivos o procedimientos invasivos. Para los pacientes, el impacto trasciende el ámbito médico y busca reducir la carga económica asociada con el tratamiento prolongado y las hospitalizaciones (Ortiz-Lana et al., 2017).

Ante este contexto, surge la pregunta central de investigación:

¿Se puede desarrollar un sensor colorimétrico portátil y de bajo costo para el monitoreo continuo y no invasivo de heridas crónicas en contextos clínicos con recursos limitados en Panamá?

Como respuesta a esta problemática, la presente investigación propone un sistema biomédico colorimétrico para el monitoreo continuo de biomarcadores durante el proceso de cicatrización de heridas cutáneas, para facilitar la detección temprana de infecciones y mejorar el tratamiento de heridas crónicas.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 OBJETIVO GENERAL:

Diseñar y validar un sistema biomédico colorimétrico para el monitoreo continuo de biomarcadores durante el proceso de cicatrización de heridas cutáneas, para facilitar la detección temprana de infecciones y mejorar el tratamiento de heridas crónicas.

1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS:

- Investigar y analizar las etapas del proceso de cicatrización de las heridas, identificando sus características fisiológicas, eventos celulares involucrados y los factores que pueden interferir en cada fase.
- Explorar y analizar las tecnologías actuales en biosensores, considerando electrónicos y bioquímicos, utilizados en procesos de monitoreo de heridas.

- Desarrollar un sistema multisensorial colorímetro que garantice sensibilidad y estabilidad para la detección de: pH, temperatura, humedad.
- Desarrollar una red neuronal en MATLAB para interpretar los resultados cuantitativos de cada biomarcador.
- Desarrollar una interfaz de usuario en MATLAB para la recopilación y análisis de datos en tiempo real.
- Validar la efectividad del sistema multisensorial, mediante un banco de pruebas en el laboratorio y la red neuronal.

1.5 ALCANCE Y LIMITANTES DE LA INVESTIGACIÓN

1.5.1 ALCANCE DE LA INVESTIGACIÓN

El presente proyecto contempla el diseño y desarrollo de un prototipo funcional de un sistema biomédico colorimétrico destinado a la identificación simultánea de biomarcadores críticos en el proceso de cicatrización de heridas, como el pH, temperatura y humedad. El sistema está orientado a facilitar la clasificación del estado de las heridas crónicas mediante el análisis de imágenes obtenidas en condiciones controladas de laboratorio, empleando redes neuronales entrenadas con datos simulados.

Este dispositivo se considera portátil, de bajo costo y fácil manejo, especialmente diseñado para contextos rurales o zonas de difícil acceso, donde el personal de salud puede carecer de formación técnica especializada.

El proyecto se enfoca en una validación inicial en un entorno experimental, sin involucrar aún pruebas clínicas con pacientes reales.

1.5.2 LIMITANTES DE LA INVESTIGACIÓN

El estudio no incluye la producción industrial del dispositivo ni la certificación sanitaria requerida para su comercialización. La precisión del modelo depende de la calidad de las imágenes capturadas y de las condiciones ambientales durante el análisis, factores que pueden influir en la estabilidad cromática y en el rendimiento predictivo.

Este sistema no reemplaza los métodos convencionales de diagnóstico, sino que busca complementarlos, facilitando el monitoreo no invasivo y continuo de las lesiones. En futuras fases, podrían contemplarse mejoras tecnológicas y validaciones clínicas que permitan su integración experimental en entornos reales de atención médica.

1.6 LÍNEA DE INVESTIGACIÓN

El estudio presentado pertenece a la línea de investigación en ciencias de la salud, específicamente en las áreas de Ingeniería Biomédica, con énfasis en Instrumentación Biomédica, biomateriales e ingeniería de tejido. La investigación se orienta al diseño de un sistema de monitoreo, basado en sensores colorimétricos e IA, en modelo mimético de lesión cutánea.

CAPÍTULO 2

CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO

2.1. ANTECEDENTES DE INVESTIGACIONES REALIZADAS EN EL TEMA

En los últimos años se han desarrollado múltiples soluciones tecnológicas orientadas al monitoreo de heridas crónicas, integrando sensores químicos, ópticos y electroquímicos, así como tecnologías inalámbricas e inteligencia artificial. Estas investigaciones constituyen las bases conceptuales y tecnológicas sobre las cuales se fundamenta el presente estudio.

A continuación, se presentan antecedentes relevantes que aportan evidencia sobre el uso de sensores colorimétricos, reactivos específicos y sistemas inteligentes aplicados al monitoreo del microambiente de la herida:

Tabla 1 Antecedentes de la investigación

Antecedentes de la investigación		
Autor y año	Objetivos	Hallazgos
Luo et al., (2017)	Diseñar, fabricar y caracterizar un sensor de oxígeno basado en cerámica de cocción de baja temperatura (LTCC)	Detectaron en tiempo real el oxígeno disuelto en entornos microfluídicos.
Du & Ciou, (2019)	Desarrollar una gasa sensor con monitoreo multicanal de humedad y pH.	Mejoraron el cuidado de heridas crónicas, como úlceras diabéticas y por presión.
Mirani et al., (2023)	Diseñar un vendaje inteligente GelDerm con capacidad de monitoreo	Incluyeron módulos de administración de medicamentos y sensores de pH y glucosa
	y administración.	basados en hidrogel.

Mehmood et al., (2014)	Revisar el uso de sensores modernos y tecnología inalámbrica	Destaca la importancia del diseño e implementación de sistemas de monitoreo para mejorar la atención de heridas crónicas.
Short et al., (2022)	Realizar una revisión sobre los avances en biosensores no invasivos para heridas.	Resalta los desarrollos recientes en tecnologías portátiles y su potencial en la evaluación de la cicatrización.
Tetyana et al., (2021)	Abordar el diseño, desarrollo y aplicación de biosensores flexibles.	Presenta el desarrollo de sensores de oxígeno basados en hilos flexibles (sensores electroquímicos).
Xia & Sonkusale, (2021)	Relatar la importancia del oxígeno en la cicatrización de heridas crónicas.	Enfatizaron que la oxigenación insuficiente del lecho de la herida es un factor crítico tratable, pero limitado por los sistemas actuales.
Sharp & Davis, (2008)	Evaluar el uso de una malla de fibra de carbono como elemento sensor en un vendaje inteligente.	Monitorea la transformación del urato en exudados de heridas y detecta contaminación bacteriana.
Khan et al., (2015)	Revisar el uso de sensores de pH integrados para el monitoreo en tiempo real de heridas.	Establece el pH como un biomarcador esencial en la cicatrización de heridas.
Cheng et al., (2021)	Promover la transformación del cuidado tradicional de salud a dispositivos portátiles y personalizados.	Destacó la necesidad de sensores capaces de realizar análisis continuo y personalizado de bio fluidos.
Jankowska et al., (2017)	Presentar un sistema de sensores	Midieron parámetros clave en el proceso de

	fluorescentes para monitorear pH y concentración de glucosa.	cicatrización de heridas mediante sensores ópticos avanzados.
Kassal et al., (2017)	Desarrollar un vendaje con conectividad inalámbrica basado en RFID para monitoreo óptico de pH.	Permite el seguimiento remoto y no invasivo del pH en heridas a través de tecnología RFID integrada.
Saúl Vallejos Calzada & Dra. Aránzazu Mendía Jalón, (2021)	Diseñar, sintetizar y caracterizar polímeros como sensores para el control de heridas crónicas.	Propone sensores colorimétricos: uno basado en desplazamiento y otro en dosímetros químicos.
Anisuzzaman et al., (2022)	Introducir la evaluación de heridas con inteligencia artificial y revisar trabajos previos.	Identifica los desafíos actuales y presenta perspectivas futuras para la integración de IA en el cuidado de heridas.

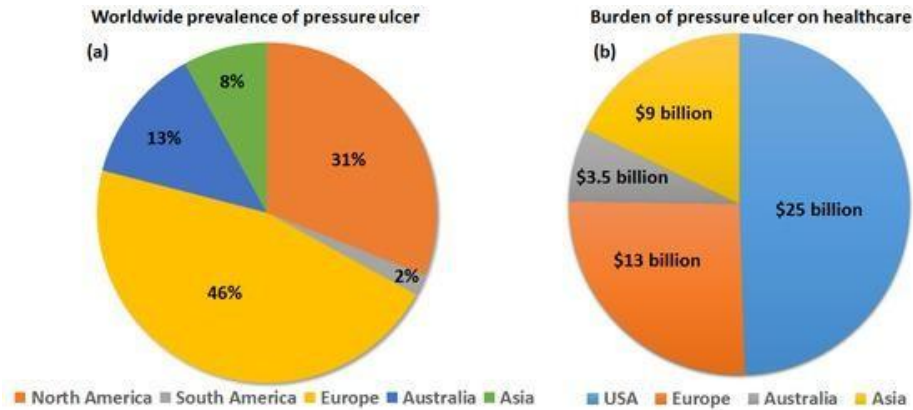
Los estudios presentados evidencian que el empleo de reactivos colorimétricos y plataformas de bajo costo ha permitido detectar biomarcadores como oxígeno, pH y humedad con resultados consistentes en diversos entornos. Asimismo, las investigaciones recientes integran enfoques basados en inteligencia artificial para mejorar la interpretación de datos y optimizar la toma de decisiones clínicas. En conjunto, estos antecedentes respaldan el desarrollo de un sistema biomédico colorimétrico como una alternativa viable para el monitoreo no invasivo de heridas, y permiten contextualizar la pertinencia del modelo propuesto en esta investigación.

2.2. BASES TEÓRICAS QUE SUSTENTAN LA INVESTIGACIÓN

La piel es el órgano más grande del cuerpo y desempeña un papel vital en la protección contra las fuerzas mecánicas, infecciones, radiación UV y regulación térmica. Cuando la barrera se ve alterada pueden desencadenarse una cicatrización inadecuada de las heridas, esto conlleva a requerir una intervención médica. Las enfermedades crónicas como la diabetes mellitus o la enfermedad vascular periférica pueden provocar deterioro de la cicatrización de las heridas Sorg et al., (2017).

La cicatrización es una vía compleja de reacciones reguladas y mecanismos celulares, fundamental para mantener la función de la barrera de la piel. Cuando estos eventos se ven afectados por alguna enfermedad o condición, la herida puede evolucionar a un estado crónico. Las heridas crónicas son responsables de una morbilidad considerable y contribuyen al aumento del costo de la atención médica, ya que la microbiología de las heridas crónicas es compleja y dificulta dar seguimiento a su progreso sin estudios avanzados o biopsias, lo que conlleva el aumento de pruebas para dar un diagnóstico certero y aún más para el seguimiento de su progresión, esto en específico puede derivar en tratamientos inadecuados o el aumento del uso de antibióticos Siddiqui & Bernstein, (2010). Se estima que entre el 1% y el 2% de la población de los países en desarrollo experimentará una herida crónica a lo largo de su vida, la mayor prevalencia de este tipo de heridas se observa en poblaciones mayores de 60 años Siddiqui & Bernstein, (2010). Por ejemplo, se ha estimado que una sola úlcera diabética tiene un costo de casi 50,000 USD, y de manera general las heridas crónicas cuestan al sistema médico más de 25 mil millones de dólares al año con un incremento de pacientes de 6.5 millones, dado al incremento de enfermedades crónicas que afectan la cicatrización (Ceilley, 2023.).

Figura 2 Representation of the worldwide prevalence (a) and financial burden (b) of PUs.

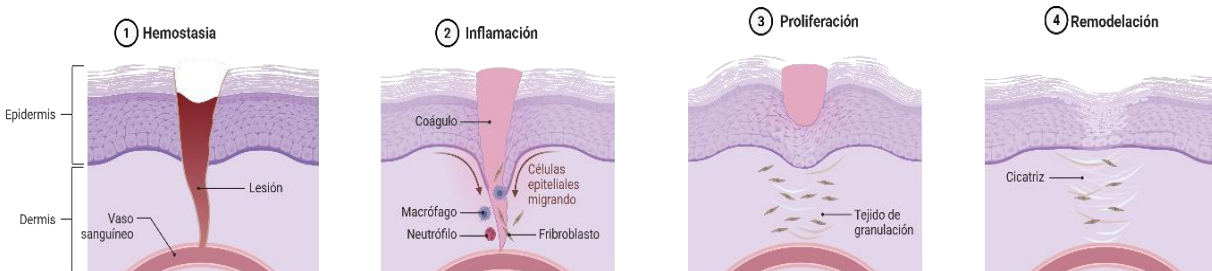


(Tran et al., 2022)

En la Figura 2 se presenta la prevalencia mundial de úlceras por presión. La incidencia de estas y su impacto económico refuerzan la necesidad de una herramienta accesible como el sistema propuesto en esta tesis. Se observa en la figura que la prevalencia de úlceras por presión es particularmente elevada en regiones de alto desarrollo sanitario: Europa concentra el 46 % de los casos y Norteamérica el 31 %, mientras que Asia y Australia representan el 13 % y 8 %, respectivamente, y Sudamérica solo el 2 %. Esta distribución evidencia que las úlceras por presión no son un problema exclusivo de países con recursos limitados, sino que afectan de forma significativa incluso a sistemas de salud con infraestructura avanzada.

2.2.1 LA CICATRIZACIÓN

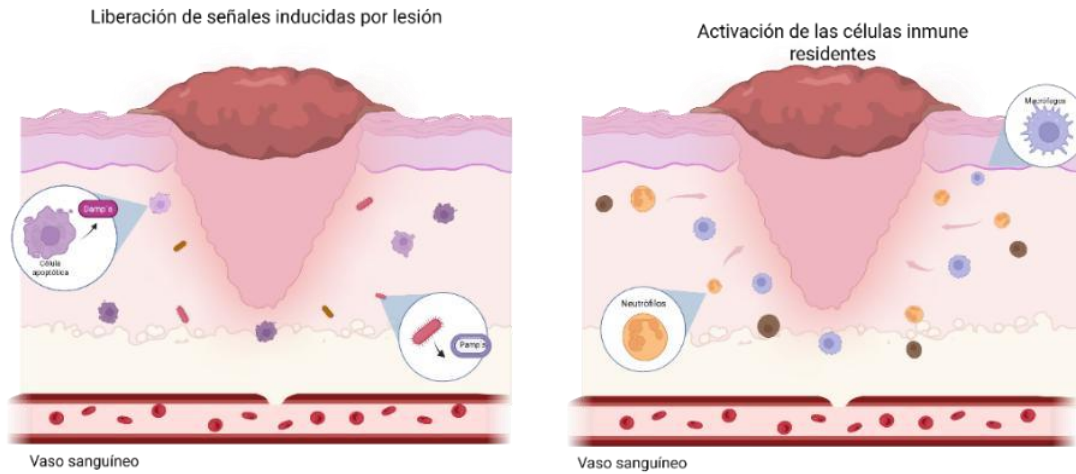
Figura 3 Fases de la cicatrización.



La cicatrización es un proceso biológico complejo mediante el cual el organismo restablece la integridad del tejido dañado. Este proceso se desarrolla de forma secuencial en cuatro fases principales, como se muestra en la Figura 3: hemostasia, inflamación, proliferación y remodelación. Durante la fase de hemostasia, inmediatamente luego de producirse la lesión, los vasos sanguíneos dañados se contraen rápidamente, lo que ayuda a detener la pérdida de sangre, las plaquetas se activan al entrar en contacto con la matriz subendotelial. Los receptores de las plaquetas interactúan con la matriz y esto promueve la adherencia de la pared de los vasos sanguíneos. La trombina activa las plaquetas, al darse esta interacción se liberan gránulos alfa que refuerzan la coagulación. Se forma un coágulo insoluble que sella la herida para evitar el sangrado, proteger contra la invasión bacteriana y futuramente servirá como andamio para las células inmunitarias que migrarán al lecho de la herida. También actúa como reservorio de citocinas y factores de crecimiento para orientar la reparación del tejido. Una vez formado el coágulo se inhibe el proceso de coagulación para evitar trombosis excesiva e inicia la reparación

vascular.

Figura 4 Señales DAMP's y PAMPs.



La fase inflamatoria constituye la primera línea de defensa del organismo frente a la invasión de patógenos en una herida. Tal como se muestra en la Figura 4, esta fase se activa tras la lesión del tejido mediante la liberación de señales de peligro conocidas como patrones moleculares asociados al daño (DAMPs), liberadas por células dañadas o necróticas, así como por patrones moleculares asociados a patógenos (PAMPs), provenientes de componentes bacterianos. Estas señales son reconocidas por las células del sistema inmunológico presentes en el tejido, lo que desencadena la activación de la respuesta inflamatoria local. Esto como consecuencia, desencadena vías inflamatorias intracelulares y generan una respuesta inmunitaria localizada. Se liberan citocinas y quimiocinas proinflamatorias que atraen leucocitos del torrente sanguíneo al sitio de la lesión y estimulan la vasodilatación. Los neutrófilos son las primeras células inmunitarias en llegar al sitio de la lesión ellos en respuestas a señales inflamatorias liberan citocinas propias que refuerzan la inflamación, esto con el fin de eliminar patógenos y tejido necrótico mediante, fagocitosis y liberación de

especies reactivas de oxígeno (ROS) y trampas extracelulares, estas no vienen a ser más que redes de ADN con péptidos antimicrobianos e histonas citotóxicas que atrapan y destruyen a los patógenos invasores. Esta fase inflamatoria debe estar finamente regulada, en caso de ser excesiva dañará el tejido y retardará la curación, al contrario, si es insuficiente también compromete la reparación. Al disminuir la infección los neutrófilos disminuirán consecutivamente a los días y los monocitos entrarán al tejido lesionado y según su microambiente se diferenciarán en macrófagos. Los macrófagos además de fagocitar restos celulares y patógenos activan procesos reparativos para dar paso a la siguiente fase.

Durante la fase de proliferación, se activa un conjunto de tipos celulares para lograr el cierre de la herida, crear una nueva matriz extracelular y formar nuevos vasos sanguíneos. Entre estas células se encuentran queratinocitos, fibroblastos, macrófagos y células endoteliales. Los queratinocitos liberan metaloproteinasas que facilitarán su migración y secretan nuevas proteínas de la matriz extracelular. Las células madre foliculares proliferan y sus células hijas migran desde el folículo piloso a la herida. Los queratinocitos se desplazarán por el lecho de la herida mediante interacciones con las proteínas estructurales, cuando los queratinocitos de bordes opuestos se encuentran se detiene la migración, esto forma una delgada capa epitelial donde se establecen adhesiones con la matriz provisional. Los fibroblastos reemplazarán esta matriz rica en fibrina por un tejido de granulación más robusto, esto da paso a la angiogénesis, proceso esencial para satisfacer las demandas metabólicas del tejido en reparación. Durante la angiogénesis se da la formación de nuevos vasos sanguíneos dentro del tejido lesionado, empieza por hipoxia que libera VEGF (factor de crecimiento endotelial vascular). La migración de células endoteliales forma brotes

vasculares que se fusionarán a redes tubulares funcionales. Cuando los vasos nuevos están estabilizados y el tejido se oxigena se activan mecanismos que inhiben la angiogénesis y reducen capilares sobrantes.

La fase remodelación de la matriz extracelular (ECM) comienza desde la formación del coagulo inicial de fibrina y puede durar meses o años después de cerrada la herida. Esta etapa comprende la sustitución de la matriz provisional, donde se producen fibras de colágeno maduro y se da la transición de colágeno tipo III a tipo I que otorga mayor resistencia tensil a la cicatriz. Al final del proceso de reparación las células clave en estas fases (macrófagos, fibroblastos, células endoteliales, etc.) se eliminan por apoptosis o abandonan el sitio, dando como tejido resultante una cicatriz estable pero no idéntica al tejido original.

2.2.2 LESIONES AGUDAS Y CRÓNICAS

En el contexto del monitoreo mediante sensores colorimétricos, es vital comprender los diferentes tipos de lesiones cutáneas que pueden presentarse, cada una posee características fisiopatológicas particulares que impactan directamente en las variables a medir.

(Bowers & Franco, 2020) Las lesiones cutáneas se pueden clasificar en agudas y crónicas, en función del tiempo de cicatrización y la presencia de factores que retarden su evolución hacia la reparación tisular. Las lesiones agudas incluyen aquellas que siguen el proceso biológico esperado de la cicatrización, completándose normalmente en un periodo de un mes. Pueden ser resultado de traumatismos, procedimientos quirúrgicos, quemaduras leves, laceraciones, abrasiones o heridas operatorias. Estas lesiones tienen un inicio claro, una evolución controlada y responden bien a terapias

convencionales. Generalmente, muestran progresión secuencial a través de las fases de hemostasia, inflamación, proliferación y remodelación, son interrupciones significativas. (diabetes mellitus, insuficiencia venosa, neuropatías, infecciones persistentes, inmunodepresión) o locales (infección, hipoxia, carga bacteriana, exudado excesivo o sequedad extrema) (Bowers & Franco, 2020).

(Wilkinson & Hardman, 2023). Por su parte, las lesiones crónicas alteran el equilibrio fisiológico del lecho de la herida. Estas presentan zonas de necrosis, inflamación prolongada y una baja actividad celular de regeneración. Estas no muestran progresión adecuada de cicatrización en un periodo estimado de 4 a 12 semanas. Su persistencia puede ser resultado de factores sistémicos (Wilkinson & Hardman, 2023).

Diversas organizaciones, como la National Pressure Injury Advisory Panel (NPIAP) y la European Wound Management Association (EWMA), reconocen tipos de lesiones cutáneas crónicas según su causa principal: úlceras por presión, úlceras venosas, úlceras arteriales, úlceras diabéticas y quemaduras de diversa profundidad. La clasificación adecuada es esencial para seleccionar el tratamiento óptimo y para el seguimiento objetivo de la evolución de la herida.

En este contexto, los sensores inteligentes integrados en sistemas portátiles o en interfaces gráficas, como los desarrollados en esta investigación, pueden transformar la clasificación estática en un monitoreo dinámico. Esto permite visualizar cambios sutiles en la fisiología de la herida, mejorando la toma de decisiones clínicas, ajustando terapias y reduciendo complicaciones futuras.

2.2.3 BIOMARCADORES CLAVE

La medición de heridas puede ayudar a determinar planes de tratamiento y a comparar y analizar los resultados de este, también permite la intervención temprana a heridas que requieran tratamientos más agresivos. Podemos definir la medición como la asignación de valores numéricos a observaciones con el objetivo de cuantificar fenómenos. Para poder dar un valor a una herida, se deben encontrar indicadores que serán tomados como variables de medición que serán interpretadas cuantitativamente.

En el artículo de Peña, O. A., & Martin, P., (2024) se analizan detalladamente las variables que impactan en las fases y mecanismos celulares de cicatrización, variables que pueden ser monitoreadas para comprender el estado de la herida, lo que permitiría optimizar el tratamiento. Mehmood et al., (2014) mencionan que los ambientes ligeramente ácidos favorecen la actividad enzimática y la defensa contra patógenos, esto es reforzado por Schneider et al., (2007) quienes describen cómo el pH del lecho de la herida actúa como modulador clave de múltiples procesos de la cicatrización, actúa como un interruptor bioquímico que coordina la actividad enzimática, celular y microbiota. Justo tras la lesión el exudado de la herida muestra un pH ligeramente alcalino. Durante la proliferación y re-epitelización, los rangos óptimos son neutro a ligeramente ácido y, en la etapa de remodelación, un entorno ácido es el más favorable.

(Farahani & Shafiee, 2021)Valentina Dini et al., (2015) documentan otra variable que interviene en el proceso de cicatrización, se relaciona el aumento de la temperatura con heridas que empeoraban o no cicatrizaban, esto se da por procesos de hiperemia, inflamación o infección, reconociendo que la temperatura fluctuará de acuerdo con los

resultados de los procesos involucrados en la cicatrización (Power et al., 2017) La humedad, es otro indicador clave para determinar si la herida cicatriza de manera adecuada, ya que influye en la viabilidad celular, la formación de tejido de granulación y la prevención de infecciones (Junker et al., 2013). Monitorear el nivel de humedad dentro de un apósito facilita conocer su estado y poder determinar si se debe realizar un reemplazo (Farahani & Shafiee, 2021).

2.2.4 MÉTODOS ACTUALES Y TRANSICIÓN HACIA BIOSENSORES INTELIGENTES

Los métodos actuales para evaluar heridas dependen en gran medida de la inspección visual, swab test, biopsias y análisis del exudado de los fluidos, este último siendo uno de los menos invasivos, este método es preciso pero lento y poco accesible para muchos pacientes Li et al., (2020). Por ello, se han desarrollado alternativas para monitorear el progreso de estas heridas.

La tendencia actual opta por biosensores portátiles flexibles, como sensores de presión mecánica en la piel. Se desea que estas tecnologías emergentes diagnostiquen en tiempo real para reducir hospitalizaciones y visitas médicas (Tran et al., 2022). Estos biosensores ofrecen una manera no invasiva de monitorear variables clave como el pH, la temperatura y el oxígeno, con enfoques prometedores nos introducen a la detección colorimétrica, que utiliza cambios de color para indicar el estado de la herida, y la detección electroquímica, que mide los potenciales eléctricos generados por las distintas condiciones que puede presentar la herida (Youssef et al., 2023).

A continuación, se presenta una revisión de dispositivos en fase prototipo o ya en fase clínica, que sirven como referencia para el diseño del sistema propuesto en esta tesis.

Uno de los ejemplos más destacados en la integración de sensores en apósitos es descrito por Du, Y., & Ciou, W., (2019) en su artículo "Sensor Gauze With MultiChannel Moisture and pH Monitoring for Chronic Wound Care". Su diseño permite monitorear simultáneamente la humedad y el pH de varias áreas de una herida, enviando los datos de manera inalámbrica, lo que facilita el seguimiento continuo sin necesidad de intervenir constantemente en la herida, así facilitando el trabajo de los profesionales médicos. Esta es una de las referencias principales para el desarrollo del sensor propuesto, ya que se ajusta a la necesidad de personalización de tratamientos y comunicación remota en entornos hospitalarios y ambulatorios.

La investigación de (Cao et al., 2023) sobre sensores ISFET (Field-Effect Transistor) hace resaltar el potencial de estos dispositivos en las aplicaciones biomédicas. Los sensores ISFET, citando el artículo 'ofrecen alta sensibilidad y un diseño compacto', pudiendo monitorear variaciones en los fluidos de la herida, lo que aporta información clave para la toma de decisiones clínicas, convirtiéndolos en candidatos ideales para el monitoreo en tiempo real.

Por otro lado, Xia, J., & Sonkusale, S., (2021) en "Flexible Thread-Based Electrochemical Sensors for Oxygen Monitoring", presentan una metodología novedosa para obtener datos de la herida utilizando electrodos electroquímicos basados en hilos conductores de plata recubiertos con tinta conductiva, estos permiten medir la concentración de oxígeno en las heridas de manera precisa y de bajo costo de fabricación. Además de ser flexibles y económicos, podrían ser adaptados para mejorar la funcionalidad de los apósitos inteligentes.

En el estudio de (Ochoa et al., 2014) "Integrated Sensing and Delivery of Oxygen for Next Generation Smart Wound Dressings"; se presenta un apósito desarrollado en

papel que no solo es capaz de monitorear, sino que también puede liberar oxígeno directamente en el sitio de la herida. Este tipo de tecnología es prometedora en heridas crónicas, donde los niveles bajos de oxígeno son una de las principales causantes de que el proceso de cicatrización se retrase. Sin embargo, uno de los desafíos que enfrentan estos sistemas es la calibración precisa de los sensores para asegurar que los resultados obtenidos en el laboratorio puedan ser replicados en entornos clínicos reales.

Mirani et al., (2023b) en el estudio titulado "Smart Dual-Sensor Wound Dressing for Monitoring Cutaneous Wounds" nos ofrecen un enfoque dual que integra la medición de pH y temperatura en un solo dispositivo. Esta integración aporta una visión más completa de las condiciones de la herida y apoya a ajustar el tratamiento de manera más efectiva según la necesidad del paciente. Al utilizar sensores que responden de manera instantánea a los cambios en el microambiente de la herida, brinda la posibilidad de reducir las intervenciones innecesarias, optimizando los tiempos de atención y disminuyendo el riesgo de infección.

Un estudio similar desarrollado por Xiong et al., (2021) "A Wireless and Battery-Free Wound Infection Sensor Based on DNA Hydrogel", desarrollaron un sistema innovador que no requiere de baterías ni de cables para operar. En su lugar, el sensor utiliza hidrogel de ADN para detectar infecciones en tiempo real, transmitiendo los datos de manera inalámbrica. Este proyecto resuelve uno de los principales problemas en el desarrollo de biosensores: la necesidad de intervenciones frecuentes para reemplazar baterías o mantener una conexión física. En el diseño propuesto, la capacidad de un sensor autoalimentado y con transmisión inalámbrica representa una ventaja importante para el monitoreo continuo y no

invasivo.

Jankowska et al., (2017) en 'Simultaneous Detection of pH Value and Glucose Concentrations for Wound Monitoring Applications', este artículo presenta un enfoque innovador en el monitoreo de heridas, ya que combina la detección simultánea de pH y las concentraciones de glucosa, los cuales se consideran dos indicadores críticos al darse la cicatrización de heridas

Los sensores colorimétricos en papel, en particular, han sido ampliamente utilizados en el diagnóstico clínico debido a su simplicidad, bajo costo y capacidad de detección visual inmediata (Wang & Wolfbeis, 2014). Esto los convierte en una plataforma atractiva para soluciones de bajo costo, especialmente en contextos con recursos limitados, como el que se aborda en esta tesis.

(Le & Pham, 2023) Estas tecnologías emergentes también incorporan el uso de inteligencia artificial. La inteligencia artificial o redes neuronales están inspiradas en el cerebro, su funcionamiento consiste en emular como las neuronas se interconectan y procesan datos. Su estructura se compone de capas de neuronas artificiales (nodos) entrenadas utilizando algoritmos. Las redes neuronales profundas utilizan múltiples capas conformadas por millones de neuronas para extraer patrones complejos a partir de los datos de entrada suministrados (Le & Pham, 2023).

2.3 FUNDAMENTOS DE SENSORES COLORIMÉTRICOS

Los sensores colorimétricos son dispositivos analíticos que utilizan cambios de color para indicar la presencia, concentración o variación de un parámetro físico-químico. Su principio de funcionamiento depende de la interacción entre un reactivo químico y el analito o condición fisiológica a medir, generando una respuesta óptica detectable

visualmente o mediante análisis digital. En el contexto del monitoreo de heridas, estos sensores permiten reconocer variaciones de pH, humedad y temperatura del microambiente del lecho de la lesión, lo cual es relevante para identificar infecciones, inflamación o estancamiento en la cicatrización.

Estos sistemas presentan ventajas clave frente a tecnologías más complejas: bajo costo, portabilidad, operación sin necesidad de energía eléctrica y facilidad de lectura incluso por personal con poca experiencia. Por estas razones, la plataforma colorimétrica se ha convertido en una opción ideal para aplicaciones clínicas en entornos con recursos limitados, así como para desarrollo de apósitos inteligentes y herramientas de monitoreo continuo.

En esta investigación se emplea un enfoque basado en papel poroso tipo filtro como sustrato para cargar los reactivos colorimétricos. El papel constituye un medio ideal debido a su bajo costo, facilidad de fabricación, alta capilaridad, biocompatibilidad y compatibilidad con tintas o reactivos depositados por método de pincelado o impresión. Además, ofrece un soporte estable que facilita la captura por imagen digital y el análisis computacional mediante extracción de canales RGB.

2.3.1 TECNOLOGÍAS COLORIMÉTRICAS PARA DETECCIÓN DE PH.

ALTERNATIVAS METODOLÓGICAS PARA SENSORES DE PH:

Se utiliza una plataforma basada en óxido de grafeno (GO) integrado con puntos cuánticos (QDs), naranja (OQD), y polímeros sensibles al pH los cuales son: poliácido acrílico (PAA) y poli(2-vinilpiridina) (P2VP). Este sensor colorimétrico responde a un amplio rango de valores de pH. Estos materiales al ser ensamblados sobre una única

hoja GO mediante interacciones π - π stacking (es una interacción no covalente que ocurre entre sistemas de electrones π , como los anillos aromáticos presentes en moléculas como el benceno), en donde los QDs actúan como emisores y el GO como receptor eficiente de transferencia de energía por resonancia de

Forster (FRET).

El sensor se calibra utilizando soluciones buffer con distintos rangos que abarcan desde 1 a 7, validando el cambio colorimétrico de naranja, blanco y por último a azul, según las emisiones de los QDs en el espectro visible (Paek et al., 2014a).

El funcionamiento de esta metodología se basa en la polimerización de dos emisores fluorescentes, un emisor verde basado en fluoresceína (SM1) y un emisor rojo derivado de 2-dicianometileno-3-ciano-4,5,5-trimetil-2,5-dihidrofurano (SM2), estos componentes están integrados en matrices de copolímero de poli (2-hidroxietil metacrilato)-co-poliacrilamida (PHEMA-co-PAM), dando como resultado un sensor dual de pH. La relación específica de los emisores permite obtener una medición radiométrica, donde la intensidad del verde disminuye en condiciones ácidas y la del rojo incrementa, generando un cambio visual de verde (pH 7) o a rojo (pH 4). El sensor se calibra utilizando soluciones tampón en un rango de pH de 3 a 9, monitoreando las emisiones a 520 nm siendo este verde y 610 nm siendo este rojo (Tian et al., 2013).

El sensor se fabrica con nano clústeres de plata (AgNCs) estabilizados con polietilenimina hiperramificada (PEI), formando un sistema altamente sensible para la detección fluorescente y colorimétrica de pH. El sensor aprovecha la sensibilidad nata de los AgNCs al pH, sin necesidad de funcionalización adicional. La formulación incluye una proporción específica de PEI y AgNCs ensamblados mediante

interacción electroestática. La estructura polimérica de PEI permite captar protones y ajustar su estructura en función del pH, lo que influye directamente en las propiedades ópticas de los nano clústeres y una disminución de la fluorescencia. El sensor presenta una variación cromática desde incoloro a tonos amarillentos y naranjas al disminuir el pH (Qu et al., 2013).

2.3.2 TECNOLOGÍAS COLORIMÉTRICAS PARA DETECCIÓN DE HUMEDAD.

El sensor utiliza un polímero conjugado polidiacetileno (PDA), este detecta la humedad a través de una respuesta colorimétrica rápida e irreversible. El sensor utiliza las propiedades únicas del PDA, que experimenta una transición cromática de azul a rojo en presencia de agua o humedad. Su formulación incluye diacetilenos simétricos con un ion imidazolio como grupo cabeza los cuales están impregnados en una película polimérica que permite su aplicación. Las películas poliméricas presentan un cambio visual tras su exposición a una humedad relativa superior al 80%, iniciando la transición en 30 segundos. La tinta impresa en el papel da como resultado una respuesta rápida, refiriéndonos a un cambio en cuestión de segundos. En cambio, si se aplica con pintura epoxi, esto permite aplicar el sensor sobre distintas superficies como vidrio, metales, plástico, papel y telas.

La calibración del sensor se realiza utilizando espectroscopia UV-Vis y fluorescencia para poder observar las transiciones cromáticas y estructurales del PDA (Mergu et al., 2020).

Esta metodología utiliza los compuestos comerciales Sudan III (1) y Alizarin Red S (2), que actúan como indicadores colorimétricos para detectar trazas de agua en solventes orgánicos tales como acetona, THF, acetonitrilo y DMSO. Estos compuestos tienen la

capacidad de cambiar color al reaccionar con pequeñas cantidades de agua, gracias a su transición entre formas aniónicas y neutras mediante la protonación y desprotonación de sus grupos funcionales fenólicos. La formulación del mismo incluye la utilización de una base fuerte como el ion fluoruro (F⁻), lo cual ayuda a generar las formas aniónicas (1.F y 2.F), que posteriormente se reprotonan en presencia de agua, creando un cambio visual

detectable a simple vista.

El sensor se calibra para detectar niveles de humedad que van desde 0.0042% a 0.5592% de agua, esto dependiendo del solvente, dando una respuesta lineal en la absorbancia espectral y un cambio cromático claro.

Cuando hay ausencia de agua los compuestos 1 y 2 muestran colores característicos azul y amarillo, respectivamente. En cuanto a presencia de humedad se induce un cambio a tonos rojizos o marrones en el caso del Sudan III y tonos más oscuros en el caso del Alizarin (Kumar et al., 2017).

Este método utiliza galvinol (GALH), un compuesto molecular sintetizado a partir del hidroxitolueno butilado (BHT) mediante un proceso de acoplamiento C-C en condiciones suaves y libres de metales. El sensor aprovecha la capacidad del GALH para generar una respuesta óptica reversible y visible, su mecanismo está basado en la protonación y desprotonación.

La forma aniónica de galvinol (GAL⁻) presenta un color púrpura intenso que cambia al exponerse a trazas de agua, su rango de detección puede ser tan bajo como 0.0022% v/v en acetonitrilo y 0.0031% v/v en tetrahidrofurano (Sharma et al., 2024).

2.3.3 TECNOLOGÍAS COLORIMÉTRICAS PARA DETECCIÓN DE TEMPERATURA.

Este método utiliza un compuesto por poliacetileno (PDA) y un elastómero transparente de polidimetilsiloxano (PDMS). La combinación de estos materiales permite la creación de un sistema que actúa como un sensor de temperatura colorimétrico extensible, el cual está diseñado para ajustarse a la superficie de la piel humana, replicando sus propiedades mecánicas. El sensor presenta una transición térmica colorimétrica (entre colores azul y rojo) y fluorescente en un rango de temperaturas de 25 °C a 85 °C, con un rango de extensión de hasta 300% y un módulo de elasticidad similar al de la epidermis (~230 kPa). El enlace se logra mediante irradiación UV de monómeros de diacetileno autoensamblados, lo que da como resultado películas de PDA polimerizado. El sensor se calibra mediante espectroscopia de absorción y transmisividad, evaluando los cambios colorimétricos en función de la temperatura (Chen et al., 2018).

Este sensor colorimétrico funciona utilizando supra moléculas de colorantes de cianina, estos cambian entre estados de agregación J y H en respuestas a variaciones de temperatura. El cambio provoca transformaciones en el espectro de absorción y el color de la solución, lo que ayuda a una detección visual rápida la cual

es precisa del rango térmico.

Para su fabricación se utiliza el colorante MTC (3,3'-di(3-sulfopropil)-4,5,4',5'-dibenzo-9-metilcarbocianina) como material base. El MTC tiene la capacidad de formar agregados J y H mediante autoensamblaje molecular y es modificado por interacciones electrostáticas con iones metálicos como el potasio (K⁺).

La transición de agregados J a H, inducida por el aumento de la temperatura, genera un cambio de color de azul a rojo junto a una variación lineal en la absorbancia dentro del rango de temperaturas de 70 °C a 88 °C. Su calibración se da mediante espectroscopia de absorción y dependiendo de las concentraciones de MTC y K⁺ se ajusta a diferentes rangos de temperatura (Sun et al., 2014)

Este método está conformado por microgeles plasmodios sensibles a la temperatura en una película de hidrogel estirable. Estos microgeles estarían conformados por nanopartículas de oro (AuNPs) decoradas sobre microgeles de poli(N-isopropilacrilamida) (PNIPAM), lo que permite cambios de color reversibles y grandes desplazamientos ante variaciones térmicas. El rango del sensor es de 25 a 40°C. La arquitectura simularía una frambuesa para los microgeles, lo que logra un acoplamiento entre las nanopartículas de oro en respuesta a un cambio térmico. Estos microgeles se integran en una matriz de hidrogel de poli(acrilamida) (PAAm), encapsulada con películas de polidimetilsiloxano (PDMS), lo que asegura estabilidad mecánica y resistencia al estiramiento hasta un 90% sin pérdida de rendimiento óptico. La calibración se realiza mediante espectroscopia UV-Vis, mostrando transiciones colorimétricas desde el rojo hasta un violeta grisáceo al aumentar la temperatura (Choe et al., 2018).

2.4 ESTADO DEL ARTE DE IA APLICADA AL ANÁLISIS DE HERIDAS.

Diversos estudios han explorado la aplicación de IA en el contexto de heridas crónicas. Howell et al. (2021) crearon un marco de evaluación para herramientas digitales de IA que analizan imágenes de heridas y concluyeron que estas herramientas pueden alcanzar alta precisión al estimar el área de la herida y el tejido de granulación, lo que

podría estandarizar las evaluaciones y acelerar su implementación clínica, aunque aún requieren validación ética y regulatoria.

Chairat et al., (2023) utilizaron redes U-net con EfficientNet/MobileNetV2 para segmentar tejido epitelial, granulación y necrótico, a base de imágenes de 20 pacientes capturadas con teléfonos, demostrando que la evaluación se pudo realizar de forma remota rápida y económica, lo cual es útil para la telemedicina, pero su data set es limitado, hay desequilibrio entre clases y no posee una evaluación clínica. Carrión et al., (2022) desarrollaron una IA basada en Deep learning entrenada con 256 imágenes de heridas experimentales, se midió con precisión el cierre y área de la herida con mínima intervención humana. Su modelo presenta alta fidelidad, automatización de análisis visual. Ramachandram et al., (2022) Crearon CNN profundas que segmentan tejido en heridas crónicas, cuentan con un data set de 58 imágenes marcadas por cinco médicos. Esto la hace objetiva, pero requiere de validación necesaria con más datos. Barakat-Johnson et al., (2022) Utilizaron una IA durante la pandemia para el manejo de heridas como herramienta de apoyo clínico, mejoró la adherencia a protocolos, evaluación remota y efectiva. Su enfoque está aplicado a condiciones de pandemia.

(Wang & Wolfbeis, 2014) Los sensores colorimétricos en papel han sido ampliamente utilizados en el diagnóstico clínico por su simplicidad, bajo costo y capacidad de detección visual inmediata (Wang & Wolfbeis, 2014).

2.5 EXPLICABILIDAD Y CAUSABILIDAD EN SISTEMAS DE IA BIOMÉDICA

En un contexto médico, la implementación de inteligencia artificial debe ir más allá de la precisión algorítmica. Es esencial que los modelos sean comprensibles y confiables

para los profesionales de la salud, quienes deben interpretar las decisiones del sistema. Holzinger et al. (2019) introducen los conceptos de explicabilidad y causabilidad como elementos clave de los sistemas de IA aplicados a medicina.

La explicabilidad se define como la capacidad del modelo para describir qué variables influyen en una predicción y en qué medida lo hacen. En cambio, la causabilidad corresponde a la comprensión humana de esas explicaciones, es decir, qué tan bien una persona logra entender la lógica detrás de una decisión automatizada.

En esta investigación se adopta un enfoque de explicabilidad ante-hoc, donde el modelo se diseña desde el inicio para ser interpretable. Se utiliza una red neuronal multicapa con arquitectura simple (modelo logarítmico lineal en su primera versión) que permite observar de forma directa la relación entre los predictores de color (canales RGB y sus derivados) y la variable fisiológica estimada. Este enfoque facilita la validación clínica, ya que cada coeficiente o peso de la red tiene un significado interpretable.

De esta manera el sistema mantiene una conexión transparente entre las entradas (colorimetría de los sensores) y las salidas (valores de pH, humedad o temperatura), garantizando que las predicciones sean coherentes con los principios físico-químicos de los sensores. Este tipo de diseño no solo optimiza la confiabilidad del modelo, sino que también promueve la aceptación del sistema por parte del personal médico y técnico que lo utilizará.

A partir del análisis de los antecedentes y fundamentos teóricos revisados, se determinó que los parámetros pH, temperatura y humedad son los biomarcadores más relevantes para evaluar el estado fisiológico de una herida. Los estudios consultados

demuestran que estos factores influyen de manera directa en las fases de cicatrización y en la identificación de procesos inflamatorios o infecciosos. Se demuestra que los sensores colorimétricos representan una alternativa viable frente a los métodos electrónicos complejos, por su bajo costo, portabilidad y capacidad de lectura visual inmediata.

En el siguiente capítulo se describe la metodología adoptada para el diseño, validación y desarrollo del sistema propuesto.

2.6. MAPA DE VARIABLES

Tabla 2 Mapa de variables

Mapa de variables			
Objetivo Específico	Variable	Dimensiones	Indicadores
Identificar la fisiopatología y condiciones fisicoquímicas relevantes del microambiente de una herida crónica simulada.	Condición fisiológica de la herida (pH, humedad, temperatura)	pH, Humedad, Temperatura	pH entre 6–10; humedad entre 30–90% HR; temperatura entre 31–38 °C.
Diseñar y desarrollar un sistema multisensorial colorimétrico basado en papel filtro.	Sistema multisensorial colorimétrico	Sensor pH; Sensor HR; Sensor T°	Cambio cromático observable; estabilidad del reactivo; rango funcional.
Entrenar un modelo matemático basado en inteligencia artificial para estimar pH, humedad y temperatura.	Estimación cuantitativa colorimétrica	Predicción; Desempeño	R ² ; MAE; RMSE; correlación real vs predicho.

Validar la usabilidad de la interfaz de usuario para evaluar los sensores.	Usabilidad de la interfaz	Eficiencia; Efectividad; Satisfacción	Tiempos (s); puntuación heurística; SUS global.
----------------------------------------------------------------------------	---------------------------	---------------------------------------------	----------------------------------------------------

Variable	Definición Conceptual	Definición Operacional
Condición fisiológica de la herida (pH, humedad, temperatura)	Se entiende como el conjunto de parámetros fisicoquímicos del exudado o superficie de una herida que permiten determinar su estado clínico (inflamación, infección, estabilidad).(Cutting, 2003)	Medición colorimétrica indirecta mediante sensores químicos que cambian de color según el valor del parámetro fisiológico.
Sistema multisensorial colorimétrico	Conjunto de sensores basados en reactivos químicos capaces de producir cambios ópticos visibles ante variaciones de parámetros biológicos de interés clínico.(Jin et al., 2024)	Fabricación en papel filtro con reactivos rojo fenol, cloruro de cobalto y cristales líquidos colestéricos.

Estimación cuantitativa colorimétrica	Proceso de predicción numérica mediante algoritmos entrenados con datos extraídos de imágenes digitalizadas que representan variaciones fisicoquímicas.(Parakh et al., 2025)	Modelos Random Forest optimizados con características RGB: cocientes de canales y luminancia. División de datos 80/20.
---------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Usabilidad de la interfaz	Principio de la interacción humano-máquina que evalúa la facilidad, eficiencia y satisfacción del usuario al operar la App.(Greene et al., 2016)	Pruebas de tareas, heurísticas de Nielsen y escala SUS aplicadas a 5 usuarios.
---------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------

2.7 GLOSARIO

1. Absorbancia: Magnitud que expresa la cantidad de luz absorbida por una sustancia al atravesarla un haz luminoso de intensidad conocida (Grande, 2007a).
2. Algoritmo: Conjunto de instrucciones o reglas definidas que permiten resolver un problema o realizar un cálculo en un número finito de pasos (Stuart J. Russell and Peter Norvig, 2022).
3. Aplicación (App): Programa diseñado para realizar una tarea específica en un dispositivo informático o móvil (Pressman, 2010).

(*Pattern Recognition and Machine Learning | SpringerLink, s/f*)4. Aprendizaje automático

(Machine Learning): Rama de la inteligencia artificial que permite que los sistemas aprendan patrones a partir de datos sin ser programados explícitamente (*Pattern Recognition and Machine Learning | SpringerLink, s/f*)

5. Biosensor: Dispositivo analítico que integra un componente biológico con un transductor para detectar y cuantificar analitos específicos (Turner, 2015).

(Harris & Berenguer Navarro, 2007)6. Colorimetría: Método analítico basado en la medición del color de una sustancia para determinar su concentración o características químicas (Harris & Berenguer Navarro, 2007).

7. Dataset: Conjunto estructurado de datos utilizados para entrenar, validar o probar modelos de aprendizaje automático (Géron, 2019).
8. Difracción: Fenómeno físico en el cual una onda cambia su dirección al pasar por un obstáculo o rendija (Hecht, 2017)..
9. Espectrofotometría: Técnica analítica que mide la intensidad de la luz absorbida por una muestra en función de la longitud de onda (Grande, 2007b).

10. Flujo microfluídico: Movimiento controlado de pequeñas cantidades de fluidos (microlitros o nanolitros) en canales microscópicos (Whitesides, 2006).

(Paek, Yang, Lee, Park, & Bumjoon J. Kim, 2014)11. Gradiente cromático: Variación progresiva del color en una escala que refleja cambios en concentración, temperatura o pH (Paek, Yang, Lee, Park, & Bumjoon J. Kim, 2014).

(Richter & Flückinger, 1993)12. Heurística: Método basado en reglas empíricas que ayudan a resolver problemas de manera eficiente cuando no existe una solución óptima inmediata (Richter & Flückinger, 1993).

13. Inteligencia Artificial (IA): Campo de la informática que busca crear sistemas capaces de realizar tareas que requieren inteligencia humana (Stuart J. Russell and Peter Norvig, 2022).

14. Interfaz gráfica de usuario (GUI): Medio visual que permite la interacción entre el usuario y un sistema mediante elementos como botones, menús o iconos (Shneiderman et al., 2018).

15. Luminancia: Cantidad de luz emitida o reflejada por una superficie en una dirección determinada (Palmer, 1999).

16. MATLAB: Entorno de programación y cálculo numérico utilizado en ingeniería y ciencia para análisis de datos, simulaciones y visualización (MATLAB Documentation, 2025.).

17. Modelo mimético: Estructura experimental que imita las condiciones fisiológicas o físicas de un sistema biológico real (Mirani et al., 2023c).

(Harris & Berenguer Navarro, 2007)18. pH: Medida del grado de acidez o alcalinidad de una solución, definida como el logaritmo negativo de la concentración de iones hidrógeno (Harris & Berenguer Navarro, 2007).

19. PVA (Alcohol polivinílico): Polímero sintético soluble en agua usado como matriz en sensores colorimétricos por su transparencia y estabilidad (Lou et al., 2020).

(Harris & Berenguer Navarro, 2007)20. Reactivo colorimétrico: Sustancia química que cambia de color en respuesta a una variación de pH, temperatura o presencia de un analito específico (Harris & Berenguer Navarro, 2007).

(Gonzales, R.C, & Woods, 2018).21. ROI (Región de Interés): Área específica de una imagen seleccionada para análisis o procesamiento (Gonzales, R.C, & Woods, 2018).

22. Sensor: Dispositivo capaz de detectar y responder a cambios en su entorno físico o químico (Fraden, 2016).

23. System Usability Scale (SUS): Instrumento de evaluación estandarizado para medir la percepción de usabilidad de un sistema por parte de los usuarios (Brooke, 2017).

24. Usabilidad: Grado en que un producto puede ser utilizado por usuarios específicos para lograr objetivos determinados con eficacia y satisfacción (ISO 924111:2018 - Ergonomics of Human-System Interaction — Part 11: Usability: Definitions and Concepts, 2024).

CAPÍTULO 3

CAPÍTULO 3: MARCO METODOLÓGICO

3.1 TIPO Y DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

3.1.1 TIPO DE INVESTIGACIÓN

Desde la perspectiva metodológica, el tipo de investigación se refiere al enfoque y propósito con el cual se desarrolla el estudio, mientras que el diseño corresponde a la estructura general que guía la ejecución de este. Las investigaciones pueden clasificarse como cuantitativas, cualitativas o mixtas, dependiendo del tipo de datos recolectados y del análisis que se realice.

De acuerdo con (Hernández Sampieri et al., (2014), los estudios pueden ser descriptivos tienen como finalidad detallar las características de un fenómeno sin manipular las variables, con el propósito de generar una comprensión precisa de sus componentes y relaciones. Asimismo, Arias (2012), opina que las investigaciones de tipo descriptiva permiten observar y registrar fenómenos sin alterarlos, lo cual es apropiado cuando se pretende evaluar tecnologías en desarrollo.

Esta investigación es considerada de tipo mixto y descriptivo. Es mixta, porque integra:

Componentes cuantitativos, al obtener y analizar datos numéricos derivados de las respuestas colorimétricas de sensores pH, temperatura y humedad.

Componentes cualitativos, al incluir un análisis visual de imágenes y la evaluación de la interfaz gráfica desarrollada en MATLAB.

Es descriptiva ya que busca caracterizar detalladamente el funcionamiento del sistema biomédico propuesto sin la intención de establecer relaciones causales. El estudio documenta cómo responde el sensor ante diferentes condiciones simuladas de una

herida y cómo estas respuestas pueden ser interpretadas de manera visual o mediante análisis con inteligencia artificial.

De acuerdo con Lorenzo, (2001), los estudios experimentales se caracterizan por la manipulación deliberada de una o más variables independientes con el fin de observar su efecto sobre las variables dependientes en condiciones controladas. En este proyecto, los sensores son evaluados mediante la variación controlada de los biomarcadores (pH, humedad y temperatura), permitiendo analizar su respuesta frente a diferentes condiciones simuladas del entorno fisiológico.

3.1.2 DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

En consecuencia, el diseño de investigación es experimental, ya que se controlan y modifican de manera intencional las variables de entrada para evaluar el comportamiento de los sensores. Este enfoque permite establecer relaciones causales entre las variaciones de los biomarcadores y la respuesta colorimétrica obtenida, asegurando condiciones reproducibles durante el proceso de validación del sistema.

3.2 POBLACIÓN Y MUESTRA

3.2.1 POBLACIÓN

No aplica en este estudio, ya que no se utilizan datos de pacientes, historias clínicas ni datos biológicos reales. Todo el desarrollo se realizó con sensores prototipo e imágenes experimentales.

3.2.2 MUESTRA

El proyecto no manipula muestras biológicas. La “muestra” empleada consiste en:

Imágenes digitales de sensores colorimétricos. Datos sintéticos generados computacionalmente para entrenamiento de redes neuronales. Estas imágenes representan distintos valores de pH, humedad y temperatura simulados en laboratorio, sin involucrar tejido humano.

3.3 DESCRIPCIÓN DEL INSTRUMENTO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

En esta investigación no se recolectaron datos biológicos ni información clínica de pacientes. El único instrumento relacionado con participantes humanos corresponde a la evaluación de la interfaz gráfica de usuario (GUI) aplicado exclusivamente para validar:

- Facilidad de uso
- Claridad visual
- Tiempo de ejecución de tareas

Los participantes evaluaron la GUI mediante pruebas de tareas, test de heurísticas y escala SUS.

3.4 EQUIPOS, MATERIALES Y REACTIVOS

La metodología del presente proyecto se desarrolló en tres fases principales:

3.4.1 MATERIALES

Los sensores se fabricaron sobre papel poroso tipo filtro (Whatman), seleccionado por su naturaleza hidrofílica, bajo costo y compatibilidad con reactivos colorimétricos. Sobre este sustrato se depositaron reactivos específicos mediante impresión por gotas o pincelado. Se desarrollaron tres zonas reactivas independientes.

Sensor de pH: se empleó rojo fenol, un indicador colorimétrico sensible que cambia de amarillo a rojo intenso en el rango de pH de aproximadamente 6.4 a 8.0. Este rango

se estableció debido a que las heridas crónicas presentan valores cercanos a la neutralidad o ligeramente alcalinos.

Sensor de humedad: se empleó cloruro de cobalto, un compuesto que cambia de azul a rosa según el grado de humedad ambiental absorbido por el papel.

Sensor de temperatura: se emplearon cristales líquidos micro encapsulados, que varían su color dentro del rango fisiológico.

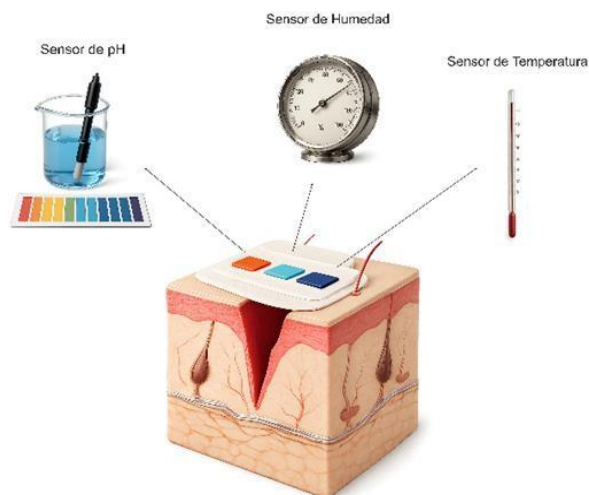
3.4.2 EQUIPOS Y SOFTWARE

Las redes neuronales y la GUI se desarrollaron utilizando:

- MATLAB R2025, con:
- Deep Learning Toolbox.
- App Designer.
- Computadora portátil Asus ROG Zephyrus G14.
- Cámara digital de smartphone (≥ 12 MP), utilizada para capturar las imágenes de los sensores.

3.5 PROCEDIMIENTO Y METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

Figura 5 Variables fisiológicas monitoreadas en el sistema propuesto.



El sistema propuesto analiza tres parámetros fisiológicos clave asociados al microambiente de la herida, los cuales se muestran en la Figura 5: pH, temperatura y humedad relativa. Estos biomarcadores permiten evaluar el estado del proceso de cicatrización y detectar posibles alteraciones en el tejido lesionado. El pH es un indicador importante del equilibrio químico del entorno de la herida, ya que variaciones hacia valores más alcalinos pueden asociarse con procesos infecciosos o inflamatorios. La temperatura local permite identificar cambios metabólicos y respuestas inflamatorias en el tejido, mientras que la humedad relativa refleja las condiciones del microambiente de la herida, las cuales influyen directamente en la regeneración celular y en la formación de tejido nuevo.

Como se observa en la figura, estos parámetros son monitoreados mediante sensores específicos ubicados sobre el área de la lesión, permitiendo obtener información del microambiente de la herida. La integración de estos tres biomarcadores proporciona una visión más completa del estado fisiológico del tejido, lo que permite clasificar el estado de la herida y apoyar la toma de decisiones en el seguimiento del proceso de cicatrización.

A partir de la identificación de estas variables fisiológicas y su relevancia en el monitoreo de heridas, se establecen los objetivos de la presente investigación, los cuales orientan el desarrollo del sistema propuesto y el análisis de los biomarcadores evaluados.

Objetivo I: Desarrollar el sistema multisensorial colorimétrico

Preparación del sustrato y depósito de reactivos

Para la fabricación de los sensores colorimétricos se utilizaron secciones de papel filtro Whatman, el cual actuó como sustrato poroso para la deposición de los reactivos. Cada sección de papel fue cortada en dimensiones adecuadas y posteriormente se delimitaron zonas reactivas independientes destinadas a la detección de cada biomarcador.

En la zona correspondiente al sensor de pH, se preparó una solución de rojo fenol que posteriormente fue depositada mediante gotas controladas sobre el área reactiva. El sustrato se dejó secar a temperatura ambiente durante aproximadamente una hora, permitiendo la fijación del reactivo sobre el papel filtro (Figura 6).

Para la medición de humedad relativa, se preparó una solución de cloruro de cobalto incorporada en una matriz adecuada. Esta solución fue aplicada sobre la zona reactiva designada para este sensor, generando una superficie sensible a cambios en la humedad ambiental (Figura 7).

En el caso del sensor de temperatura, se utilizó una mezcla de cristales líquidos termocrómicos, la cual se aplicó cuidadosamente sobre la zona correspondiente del sustrato, procurando obtener una capa homogénea que permitiera una respuesta cromática estable ante variaciones térmicas.

Una vez completado el proceso de secado de todos los reactivos, se obtuvieron prototipos funcionales de sensores colorimétricos capaces de responder mediante cambios de color a variaciones de pH, humedad relativa y temperatura.

Generación de pruebas experimentales

Con el fin de evaluar el comportamiento de los sensores desarrollados, las zonas reactivas fueron expuestas a diferentes soluciones y condiciones controladas que simulan variaciones del microambiente de una herida. Cada sensor fue sometido a condiciones específicas que permitieran reproducir cambios en el parámetro fisiológico correspondiente.

Durante esta etapa se verificó visualmente que los cambios cromáticos generados por los sensores fueran reproducibles y claramente distinguibles entre sí. A partir de estas observaciones se establecieron rangos operativos iniciales para cada sensor, los cuales posteriormente fueron utilizados durante el proceso de entrenamiento de los modelos de inteligencia artificial.

Objetivo II: Desarrollar una red neuronal en MATLAB para interpretar los resultados cuantitativos de cada biomarcador. Aquí el estudio se centra en transformar los cambios de color de los sensores en valores numéricos de pH, humedad y temperatura mediante redes neuronales de regresión.

Adquisición y preparación de imágenes

Las imágenes de los sensores fueron capturadas utilizando un smartphone con resolución mínima de 12 megapíxeles. Durante la adquisición de las imágenes se empleó iluminación LED uniforme con el objetivo de minimizar la presencia de sombras y reflejos que pudieran alterar la información cromática. Asimismo, se utilizó un fondo neutro para reducir interferencias visuales en el análisis de las imágenes.

Las fotografías obtenidas fueron almacenadas en formato PNG o JPEG y posteriormente cargadas en la interfaz desarrollada en MATLAB App Designer. Mediante herramientas gráficas integradas en la aplicación, el usuario seleccionó

manualmente regiones de interés (ROI) correspondientes a cada zona reactiva del sensor.

A partir de cada ROI se extrajeron los canales de color Rojo, Verde y Azul (RGB), calculando el valor promedio de cada canal mediante funciones de procesamiento de imagen implementadas en MATLAB. Cada región analizada quedó representada por un vector numérico de tres componentes (R, G, B), el cual captura las variaciones cromáticas generadas por los sensores y sirve como entrada para los modelos de inteligencia artificial.

Construcción de la base de datos de entrenamiento

A partir de cada imagen matriz por sensor (una imagen por sensor que contiene toda la escala colorimétrica y sus valores), se seleccionaron fragmentos con cambios progresivos y conocidos. Cada recorte se etiquetó con su valor real de referencia (pH, %HR o °C). El vector RGB promedio se almacenó junto a su etiqueta de valor real, conformando el Dataset de entrenamiento. Debido al tamaño limitado del repositorio de imágenes, se integró en el script de entrenamiento un módulo para la generación de datos sintéticos, aplicando ruido controlado, variaciones de iluminación, rotaciones y pequeñas transformaciones. Esto buscó aumentar la flexibilidad de las redes y mejorar su capacidad de generalización. La base de datos para cada sensor se estructuró como una tabla numérica con predictores y un objetivo.

Arquitecturas de las redes neuronales

Para la interpretación de los datos se implementaron redes neuronales orientadas a problemas de regresión. Cada sensor fue asociado a una red independiente, debido a

que cada uno responde a un parámetro fisiológico distinto y presenta patrones cromáticos particulares.

La arquitectura utilizada corresponde a una red neuronal multicapa tipo feed-forward (MLP). Esta red incluye una capa de entrada compuesta por los canales RGB y características derivadas, dos capas ocultas con 64 y 32 neuronas respectivamente, ambas con función de activación ReLU, y una capa de salida con una neurona de activación lineal encargada de generar un valor continuo estimado del biomarcador.

El entrenamiento del modelo se realizó utilizando el optimizador Adam, seleccionado por su estabilidad numérica y su buen desempeño en problemas de aprendizaje supervisado con datos de baja dimensión.

Preprocesamiento y partición de datos

Antes del proceso de entrenamiento se aplicó una etapa de preprocesamiento de datos que incluyó la eliminación de registros con valores faltantes (NaN), la generación de términos polinómicos e interacciones entre los canales cromáticos, así como transformaciones logarítmicas cuando resultaron apropiadas para capturar relaciones no lineales entre las variables. Posteriormente se aplicó un proceso de normalización robusta basada en la mediana, con el objetivo de reducir la influencia de valores atípicos.

El conjunto de datos fue dividido en dos subconjuntos: 80% para entrenamiento y 20% para validación, aplicando estratificación por cuantiles del objetivo cuando el tamaño de muestra lo permitió. **Evaluación y selección de modelos** La validación incluyó:

- Gráficos de predicho vs. real con línea ideal y línea de tendencia
- Cálculo de métricas de error: MAE, RMSE y R^2 para cada sensor.

Se implementó un módulo de comparación de algoritmos de referencia (Regresión Ridge, Regresión Lasso, Random Forest / TreeBagger y SVM lineal).

La selección del modelo se basó principalmente en el mayor R^2 en el conjunto de validación, reportando también MAE y RMSE para una evaluación equilibrada.

Soft tuning

Para adaptar los modelos a condiciones que puedan variar en el tiempo (iluminación, cámara, fondo, distribución de rangos fisiológicos), se incorporó un mecanismo de ajuste fino opcional sobre la misma arquitectura MLP.

Este proceso parte de dos pesos previamente aprendidos y realiza una optimización breve con tasa de aprendizaje reducida, de manera que el modelo asimila datos nuevos sin olvidar el conocimiento base.

El lote de imágenes para soft tuning se balanceó según los rangos fisiológicos relevantes, priorizando las zonas donde se concentraban los errores.

Objetivo III: Desarrollar una interfaz de usuario en MATLAB para la recopilación y análisis de datos en tiempo real

Con el propósito de integrar la captura, procesamiento y evaluación de resultados en un entorno operativo unificado, se desarrolló una aplicación gráfica en MATLAB App Designer que integra todo el flujo de trabajo: importación de imágenes, selección de ROI, preprocesamiento coherente con el entrenamiento, inferencia en tiempo real, entrenamiento desde cero y soft tuning, visualización de métricas y resguardo de modelos.

Estructura de la interfaz

La interfaz desarrollada se organiza en dos paneles principales que permiten integrar la visualización de la imagen, la interacción con el usuario y la presentación de los resultados obtenidos.

El panel izquierdo está destinado a la visualización de la imagen y a la selección de la región de interés (ROI). En este panel se utiliza el eje gráfico `UIAxesImage`, el cual permite mostrar la imagen fuente capturada del sensor. A través de herramientas de interacción gráfica, el usuario puede seleccionar manualmente una región rectangular correspondiente a la zona reactiva del sensor que desea analizar.

El panel derecho agrupa los controles de interacción y los resultados generados por el sistema. Este panel se divide en dos secciones principales. En la sección superior se encuentran las acciones de control, que incluyen los botones para cargar la imagen, seleccionar la región de interés, evaluar los datos, limpiar la interfaz y exportar los resultados en formato CSV. Además, se incorpora un selector de modo que permite elegir entre la evaluación conjunta de todos los sensores (ALL) o el análisis individual de pH, humedad o temperatura. También se incluye una etiqueta de diagnóstico que informa al usuario sobre el estado general del análisis.

La sección inferior del panel derecho presenta los resultados obtenidos por el sistema. Para ello se utiliza una tabla interactiva (`UITable`) que muestra los valores estimados por cada sensor tanto en formato textual como numérico. Complementariamente, se incorpora un eje gráfico (`UIAxesBars`) que permite visualizar los resultados mediante gráficos de barras, facilitando una comparación rápida entre los tres parámetros analizados.

Flujo funcional del sistema

El funcionamiento de la aplicación inicia cuando el usuario abre la interfaz e importa una imagen de los sensores. Una vez cargada la imagen, esta se muestra ajustada al espacio de trabajo y sin ejes visibles, con el objetivo de facilitar la inspección visual del área de interés.

Posteriormente, el usuario selecciona una región rectangular de interés (ROI) sobre la zona reactiva correspondiente al sensor de pH, humedad o temperatura. A partir de esta región, la aplicación extrae la información cromática promedio, calculando los valores medios de los canales de color Rojo (R), Verde (G) y Azul (B) únicamente dentro de la máscara definida por la ROI.

Con base en estos valores se construye un vector de características específico para cada sensor, compuesto por relaciones robustas entre los canales cromáticos y una medida de luminancia. Por ejemplo, para el sensor de pH se utilizan las características [R/G, B/G, L], mientras que para el sensor de humedad se emplean [G/R, B/R, L] y para el sensor de temperatura [R/B, G/B, L].

Este vector de características se introduce posteriormente en el modelo de inteligencia artificial correspondiente, el cual genera una predicción numérica del biomarcador analizado. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla de resultados, donde cada sensor presenta una descripción textual junto con el valor numérico estimado.

Adicionalmente, la interfaz incluye un gráfico de barras que permite comparar visualmente los valores estimados de los tres parámetros fisiológicos. Para garantizar la consistencia de los resultados, las predicciones se limitan a rangos operativos previamente definidos para cada sensor. Por ejemplo, el pH se restringe al rango entre 6.0 y 10.0, la temperatura entre 31 y 38 °C y la humedad entre 0 y 100 %HR.

Finalmente, el sistema genera un diagnóstico global del estado de la herida, el cual se clasifica en tres niveles: normal, ligera alerta y anormal. Este diagnóstico incluye también un desglose por variable, permitiendo identificar cuál de los parámetros presenta una posible alteración.

Robustez y trazabilidad

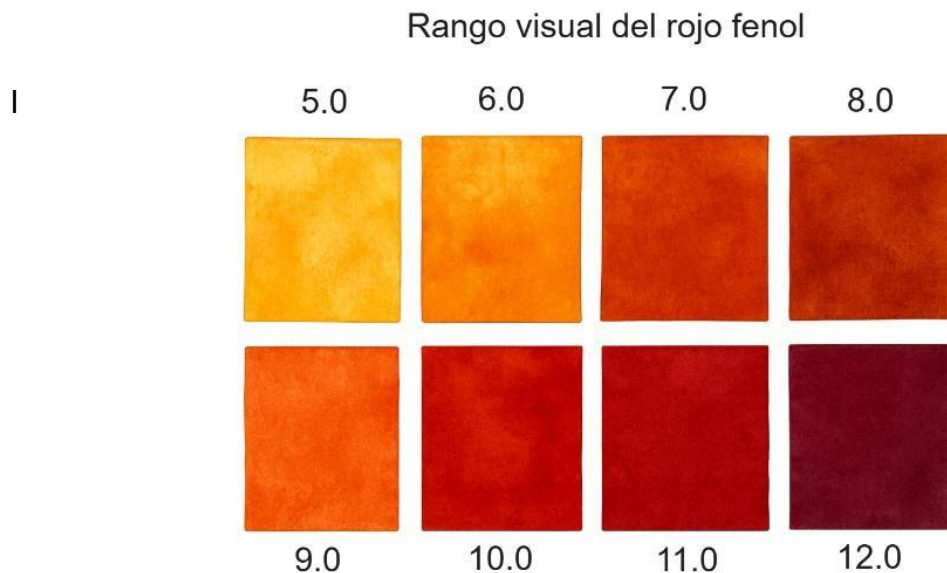
Se generan mensajes informativos cuando:

- No se ha cargado una imagen.
- No se ha definido un ROI.
- Ocurre un error durante la exportación de resultados.

La opción limpiar restablece imagen, ROI, gráficos y tabla a sus valores iniciales.

La exportación a CSV conserva exactamente los valores mostrados en la tabla, facilitando su integración con cuadernos de laboratorio o informes.

Figura 6 Escala cromática del indicador rojo fenol para diferentes valores de pH.

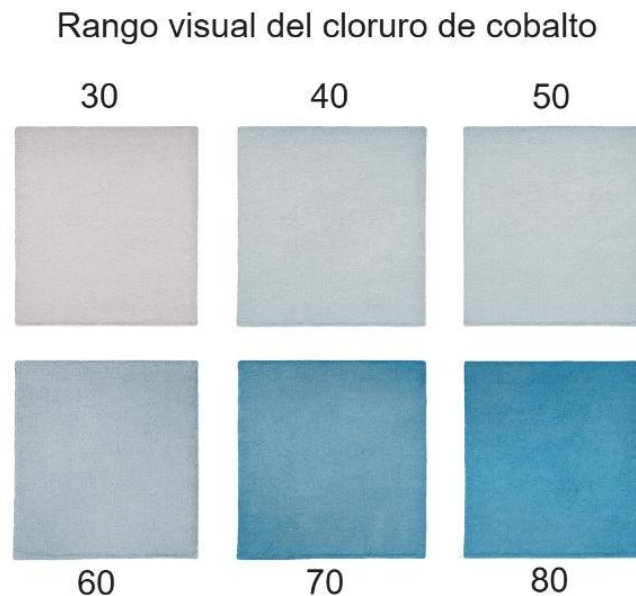


La Figura 6 muestra el rango visual completo de respuesta cromática del indicador rojo fenol utilizado para la detección de pH. En la imagen se presentan diferentes tonalidades obtenidas al exponer el reactivo a soluciones con valores de pH que varían aproximadamente entre 5.0 y 12.0.

Se observa que el indicador presenta una transición progresiva de color desde tonos amarillos en valores de pH más ácidos hasta tonalidades rojizas y púrpuras a medida que el medio se vuelve más alcalino. Este comportamiento cromático es característico del rojo fenol, cuyo color cambia en función de la concentración de protones presentes en la solución.

Estas variaciones de color permiten establecer una relación entre el patrón cromático observado y el valor de pH correspondiente, lo cual constituye la base para el análisis cuantitativo mediante procesamiento de imágenes. En el sistema propuesto, los cambios cromáticos son capturados mediante imágenes digitales y posteriormente convertidos en vectores de características RGB que sirven como entrada para los modelos de inteligencia artificial desarrollados en esta investigación.

Figura 7 Respuesta cromática del sensor de cloruro de cobalto para diferentes niveles de humedad relativa.



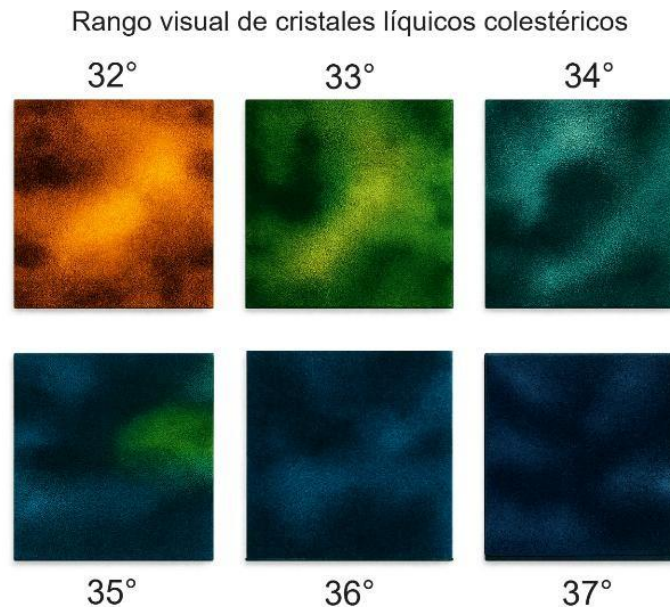
La Figura 7 presenta el rango visual de respuesta cromática del cloruro de cobalto, utilizado como material sensible para la detección de humedad relativa. En la figura se muestran diferentes tonalidades obtenidas al exponer el sensor a condiciones de humedad que varían aproximadamente entre 30 % y 80 % de humedad relativa.

El cloruro de cobalto presenta un comportamiento higroscópico que produce cambios visibles en su color en función de la cantidad de vapor de agua presente en el ambiente. En condiciones de menor humedad el material tiende a presentar tonalidades más claras, mientras que al incrementarse la humedad relativa se observa una transición progresiva hacia tonalidades azuladas más intensas.

Estas variaciones cromáticas permiten identificar distintos rangos de humedad presentes en el entorno del sensor. Al igual que en el caso del sensor de pH, los patrones de color generados son capturados mediante imágenes digitales y procesados mediante extracción de características RGB, las cuales son utilizadas

posteriormente por los modelos de inteligencia artificial para estimar cuantitativamente el valor de humedad relativa

Figura 8 Rango visual de respuesta cromática de los cristales líquidos colestéricos para diferentes valores de temperatura.



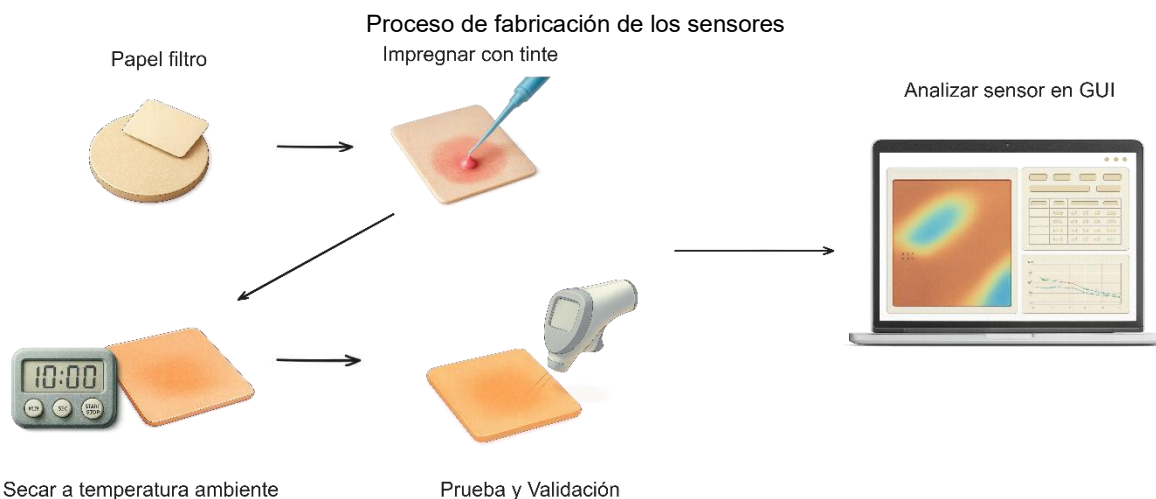
La Figura 8 muestra el rango visual de respuesta cromática de los cristales líquidos colestéricos utilizados como material sensible para la detección de temperatura. En la figura se presentan diferentes tonalidades obtenidas al exponer el sensor a temperaturas comprendidas aproximadamente entre 32 °C y 37 °C, rango relevante para el monitoreo del microambiente de una herida.

Los cristales líquidos colestéricos presentan la propiedad de modificar su estructura molecular en función de la temperatura, lo que produce cambios en la forma en que reflejan la luz y genera variaciones visibles en el color observado. Como se aprecia en la figura, a medida que aumenta la temperatura se produce una transición progresiva

de tonalidades, lo que permite asociar patrones cromáticos específicos con valores térmicos determinados.

Estas variaciones cromáticas constituyen la base para el análisis cuantitativo del sensor, ya que los patrones de color pueden ser capturados mediante imágenes digitales y posteriormente procesados mediante extracción de características RGB, las cuales son utilizadas como entrada para los modelos de inteligencia artificial desarrollados en esta investigación.

Figura 9 Esquema del proceso de fabricación, prueba y análisis de los sensores colorimétricos desarrollados.



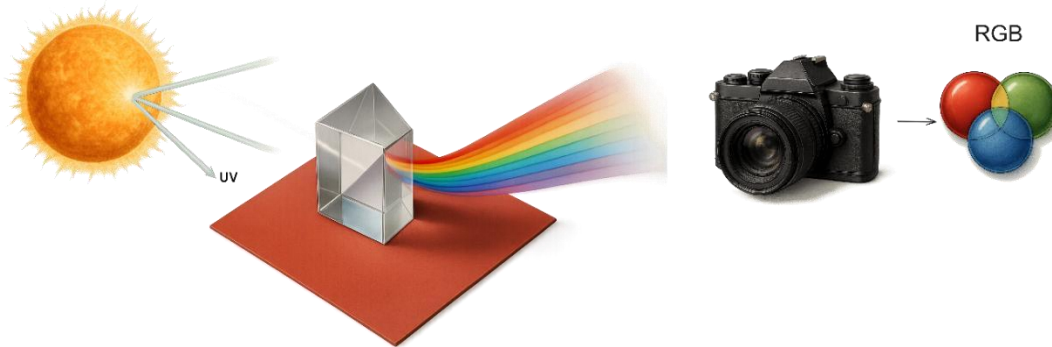
La Figura 9 presenta un esquema general del proceso de fabricación y evaluación de los sensores colorimétricos desarrollados en esta investigación. El proceso inicia con la preparación del sustrato utilizando papel filtro, el cual actúa como soporte poroso para la deposición de los reactivos sensibles. Posteriormente, el reactivo correspondiente es aplicado sobre el sustrato mediante impregnación controlada, generando zonas reactivas capaces de responder cromáticamente a variaciones de los biomarcadores estudiados.

Una vez aplicada la solución reactiva, el sensor se deja secar a temperatura ambiente, permitiendo la fijación del material activo sobre el sustrato. Posteriormente se realizan

pruebas experimentales para verificar la respuesta cromática del sensor ante diferentes condiciones controladas. Finalmente, las imágenes de los sensores son capturadas y analizadas mediante la interfaz gráfica desarrollada en MATLAB, donde se procesan los cambios de color para estimar los valores de los biomarcadores evaluados.

Este proceso integra las etapas de fabricación, evaluación experimental y análisis computacional, permitiendo desarrollar un sistema completo de monitoreo basado en sensores colorimétricos e inteligencia artificial

Figura 10 Conversión del espectro de luz visible capturado por la cámara en canales de color RGB utilizados para el procesamiento de imágenes.

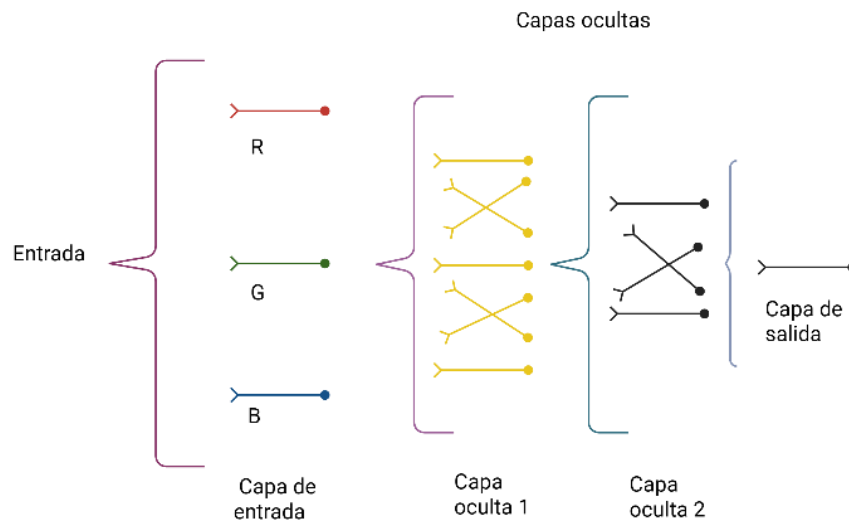


La Figura 10 ilustra el principio físico que permite convertir la información visual de los sensores colorimétricos en datos digitales procesables. La luz visible proveniente de una fuente luminosa contiene diferentes longitudes de onda que, al interactuar con la superficie del sensor, son reflejadas con características cromáticas específicas.

Cuando estas señales luminosas son capturadas mediante una cámara digital, el sistema de adquisición transforma la información del espectro visible en tres componentes principales correspondientes a los canales Rojo (R), Verde (G) y Azul (B). Cada píxel de la imagen queda representado por una combinación numérica de estos tres canales, lo que permite cuantificar el color presente en la imagen.

En el sistema propuesto, esta conversión a canales RGB permite transformar los cambios cromáticos generados por los sensores colorimétricos en datos numéricos que posteriormente pueden ser procesados mediante algoritmos de inteligencia artificial para estimar los valores de los biomarcadores analizados.

Figura 11 Esquema conceptual de la arquitectura de la red neuronal multicapa utilizada para la estimación de biomarcadores.

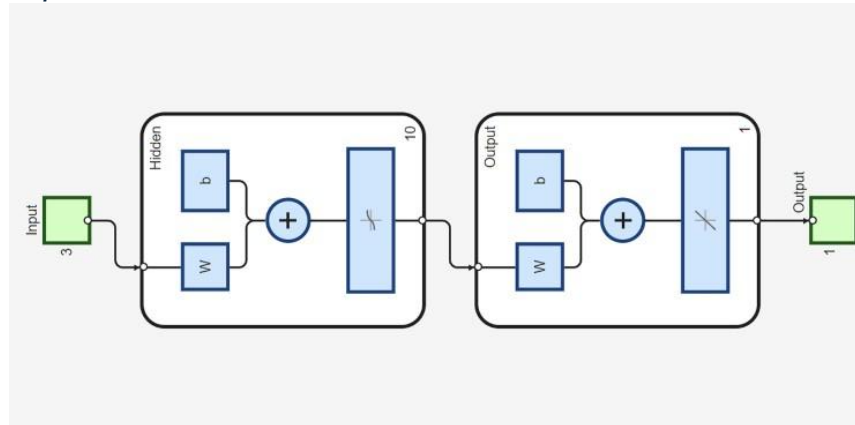


La Figura 11 muestra el esquema conceptual de la arquitectura de la red neuronal utilizada para interpretar los datos cromáticos obtenidos de los sensores. La red neuronal implementada corresponde a una estructura multicapa tipo feed-forward, compuesta por una capa de entrada, dos capas ocultas y una capa de salida.

En la capa de entrada se introducen las características derivadas de los canales de color RGB extraídos de las imágenes del sensor. Estas características son procesadas por las capas ocultas, las cuales contienen múltiples neuronas encargadas de aprender las relaciones no lineales entre los patrones cromáticos y los valores fisiológicos asociados a cada biomarcador.

Finalmente, la capa de salida genera un valor continuo estimado correspondiente al parámetro analizado, ya sea pH, humedad relativa o temperatura. Esta arquitectura permite modelar la relación entre los patrones de color observados en los sensores y los valores reales de los biomarcadores evaluados.

Figura 12 Visualización de la arquitectura de la red neuronal implementada en MATLAB.

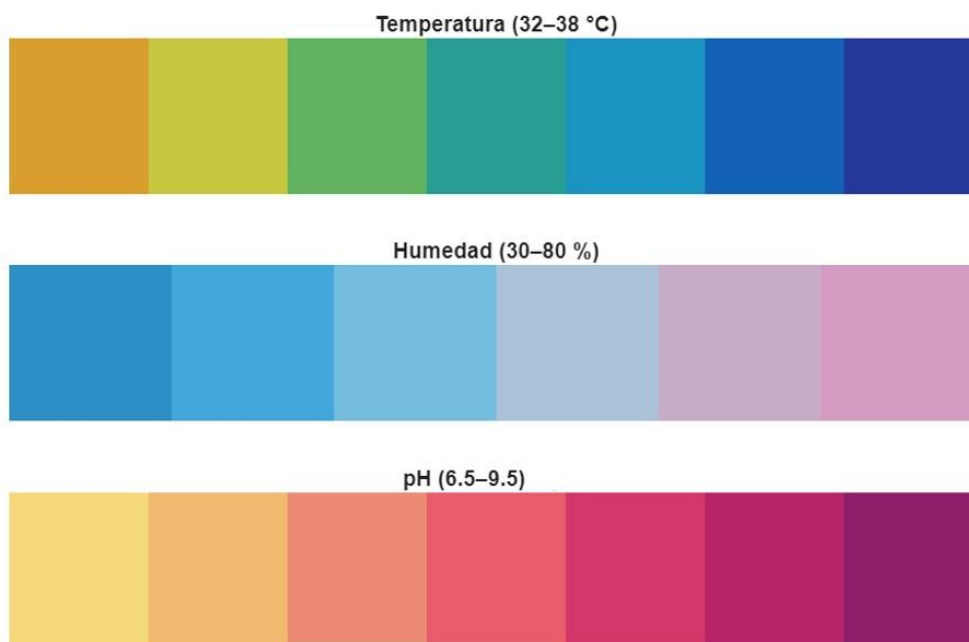


La Figura 12 muestra una representación de la arquitectura de la red neuronal generada mediante las herramientas de diseño de redes disponibles en MATLAB. En esta visualización se pueden observar las diferentes capas que conforman el modelo, incluyendo la capa de entrada, las capas ocultas y la capa de salida, así como las conexiones entre los nodos que permiten el flujo de información a través de la red.

La capa de entrada recibe las características derivadas de los canales de color RGB obtenidos a partir del análisis de las imágenes de los sensores colorimétricos. Estas señales son procesadas por las capas ocultas, las cuales aplican transformaciones no lineales que permiten identificar patrones complejos en los datos. Finalmente, la capa de salida genera una estimación numérica del biomarcador correspondiente, ya sea pH, humedad relativa o temperatura.

Esta representación proporcionada por MATLAB facilita la comprensión de la estructura interna del modelo implementado y permite visualizar cómo se organiza el procesamiento de la información dentro de la red neuronal utilizada para interpretar los cambios cromáticos observados en los sensores.

Figura 13 Rango de color por sensor generado por interpretación de canales RGB en MATLAB.



La Figura 13 presenta los rangos de color generados para cada sensor a partir de la interpretación de los canales RGB obtenidos durante el procesamiento de imágenes en MATLAB. Cada barra representa la correspondencia cromática estimada por el sistema para los tres biomarcadores analizados: temperatura, humedad relativa y pH.

En el caso del sensor de temperatura, el rango visual cubre aproximadamente de 32 °C a 38 °C, mostrando una transición progresiva de tonalidades cálidas hacia tonalidades más frías, lo cual refleja la variación cromática producida por los cristales líquidos colestéricos en respuesta a cambios térmicos.

Para el sensor de humedad, el rango representado corresponde aproximadamente a 30 % – 80 % de humedad relativa, donde se observa una variación gradual de tonos azulados a tonalidades más claras y violáceas, asociadas al comportamiento higroscópico del cloruro de cobalto utilizado como material indicador.

En el caso del sensor de pH, el rango se sitúa aproximadamente entre 6.5 y 9.5, mostrando una transición cromática desde tonalidades amarillas y anaranjadas hacia tonos rojizos y magenta, característica del indicador rojo fenol empleado en el sensor.

Esta representación permite visualizar de manera sintética cómo el sistema convierte las variaciones cromáticas detectadas en los sensores en rangos interpretables por el modelo computacional, facilitando la correlación entre el color observado y el valor fisiológico estimado por las redes neuronales.

3.6 MÉTODOS DE ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE DATOS

La etapa de adquisición de imágenes define la calidad y precisión de los datos que alimentarán la interfaz de usuario y la red neuronal artificial. En este sistema los sensores reaccionan a estímulos fisiológicos provocando un cambio visible en su coloración. Dichos cambios cromáticos son capturados en forma de imagen digital, procesados y analizados para extraer información numérica que será utilizada para la estimación de valores fisiológicos relevantes.

Flujo de análisis:

El proceso de análisis de datos implementado en el sistema sigue una secuencia estructurada que permite transformar las variaciones cromáticas observadas en los

sensores en estimaciones cuantitativas de los parámetros fisiológicos estudiados. El flujo de trabajo se desarrolla en las siguientes etapas:

1. Adquisición controlada de imágenes, asegurando condiciones estandarizadas de iluminación, fondo neutro y resolución adecuada para minimizar variaciones externas en la captura.
2. Selección de la región de interés (ROI) mediante la aplicación desarrollada en MATLAB, permitiendo aislar el área correspondiente al sensor activo dentro de la imagen.
3. Extracción de características cromáticas, obteniendo los valores de los canales de color RGB y variables derivadas a partir de la región seleccionada.
4. Preprocesamiento numérico de los datos, que incluye:
 - Limpieza de datos, eliminando registros con valores faltantes o inconsistentes.
 - Ingeniería de características, incorporando términos polinómicos, interacciones entre variables y transformaciones logarítmicas cuando resultan apropiadas.
 - Normalización robusta, con el objetivo de reducir la influencia de valores atípicos y mejorar la estabilidad del entrenamiento.
5. Partición del conjunto de datos, dividiendo la base en 80 % para entrenamiento y 20 % para validación, con el fin de evaluar la capacidad de generalización de los modelos.
6. Entrenamiento y validación de modelos de regresión, incluyendo redes neuronales multicapa (MLP) y algoritmos de referencia utilizados para comparación.

7. Evaluación del desempeño de los modelos, mediante el cálculo de métricas cuantitativas como:

- MAE (Error Absoluto Medio)
- RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio)
- R^2 (Coeficiente de determinación)

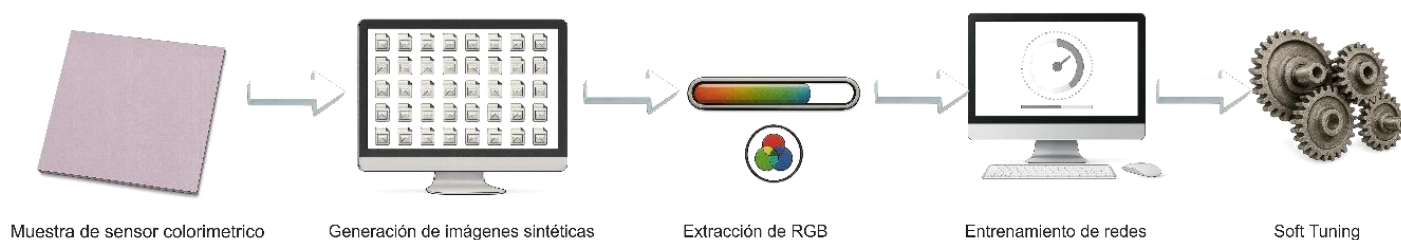
Además, se generaron gráficos de valores predichos versus valores reales, los cuales permiten evaluar visualmente la precisión del modelo.

8. Soft tuning opcional, que permite ajustar el modelo previamente entrenado a nuevas condiciones de captura, tales como cambios en iluminación, cámara o distribución de los datos.

Finalmente, el módulo de análisis produce como salida:

- **Tablas con las métricas de entrenamiento y validación** de cada modelo evaluado.
- **Información sobre las variables retenidas** y el tamaño de los subconjuntos de datos utilizados.
- **Gráficos de valores predichos vs. reales**, acompañados de una línea ideal y una línea de tendencia global, lo cual facilita la inspección del sesgo y la varianza del modelo.

Figura 14 Flujo metodológico del entrenamiento y soft tuning.



La Figura 14 presenta el flujo metodológico seguido para el entrenamiento de los modelos y el proceso de soft tuning aplicado en el sistema propuesto. El proceso inicia con la obtención de muestras de sensores colorimétricos, las cuales constituyen la base para la adquisición de imágenes utilizadas en el análisis.

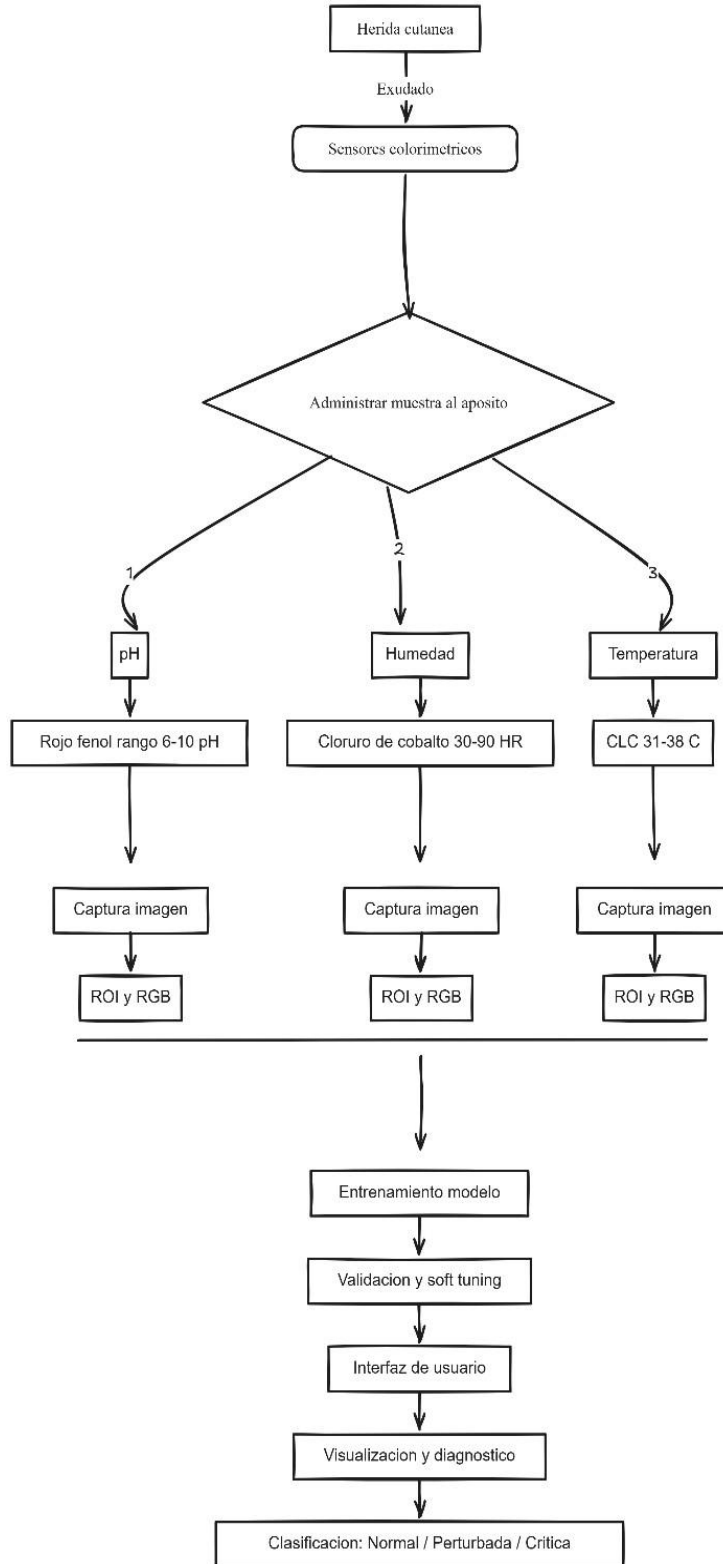
Posteriormente, se realiza la generación de imágenes sintéticas, etapa en la que se aplican transformaciones controladas como variaciones de iluminación, ruido o pequeñas modificaciones geométricas, con el objetivo de ampliar el conjunto de datos disponible y mejorar la capacidad de generalización de los modelos.

Luego se lleva a cabo la extracción de características cromáticas, donde los valores de los canales RGB se obtienen a partir de las regiones de interés seleccionadas en cada sensor. Estos valores constituyen las variables de entrada utilizadas por los modelos de aprendizaje automático. En la siguiente etapa se ejecuta el entrenamiento de las redes neuronales, donde los datos procesados son utilizados para ajustar los parámetros del modelo mediante técnicas de regresión, permitiendo establecer la relación entre las variaciones cromáticas observadas y los valores fisiológicos correspondientes.

Por último, se implementa el proceso de soft tuning, el cual permite realizar un ajuste fino del modelo previamente entrenado utilizando nuevos datos, con el fin de adaptarlo a posibles variaciones en las condiciones de captura, tales como cambios en iluminación, tipo de cámara o entorno de medición.

Figura 15 Diagrama de flujo de las fases del sistema de monitoreo basado en sensores colorimétricos e IA.

Diagrama de flujo del sistema de monitoreo basado en sensores



3.7 VALIDACIÓN DE LA INTERFAZ DE USUARIO

La validación evaluará la usabilidad, funcionalidad y eficiencia del sistema gráfico desarrollado en App Designer. A continuación, se enlistan y definen las pruebas aplicadas:

1. Test de Heurísticas de Nielsen: el objetivo de esta prueba es evaluar la calidad del diseño GUI con base en 10 principios de usabilidad (Martins et al., 2013).

Tabla 3 Formato de test de Heurística.

Test de Heurística	
Heurística	Descripción
Visibilidad del estado del sistema	La app informa al usuario sobre lo que está haciendo.
Correspondencia entre sistema y mundo real	Los términos y símbolos son familiares (pH, °C, %HR).
Control y libertad del usuario	Permite cancelar, limpiar o reiniciar sin errores.
Consistencia y estándares	Los botones, menús y colores son consistentes.
Prevención de errores	Evita errores al exportar o cuando no hay ROI seleccionado.
Reconocer antes que recordar	Los elementos visibles no requieren memorizar pasos.
Flexibilidad y eficiencia	Se puede usar tanto por usuarios expertos
	como novatos.

Diseño estético y minimalista	No hay información redundante ni visualmente cargada.
Ayuda para reconocer y corregir errores	Muestra mensajes claros de error o advertencia.
Ayuda y documentación	Incluye instrucciones breves o guía visual en pantalla.

2.Prueba de tareas (Task-based Test): el objetivo de esta prueba es medir la facilidad, tiempo y precisión al realizar tareas específicas.

Tabla 4 Formato de prueba de tareas.

Prueba de tareas	
Tarea	Tiempo promedio esperado
Abrir la aplicación y cargar una imagen de sensor	Menor o igual a 20 s
Seleccionar correctamente la región ROI del sensor	Menor o igual a 15 s
Ejecutar la función “Evaluar” y visualizar resultados	Menor o igual a 10 s
Exportar resultados a CSV	Menor o igual a 10 s
Limpiar la interfaz y repetir evaluación	Menor o igual a 10 s

La tasa de éxito se calcula dividiendo las tareas completadas sin ayuda entre el total de tareas x 100. La escala de satisfacción es de 1 como resultado mínimo y 5 como máximo. Escala SUS (System Usability Scale): el objetivo es obtener una medida

cuantitativa del nivel de satisfacción del usuario (*Medir con el sistema de escala de usabilidad (SUS) - UXABLES | Blog, s/f*).

Tabla 5 Formato de SUS.

Enunciado de formato de SUS
Usaría frecuentemente esta aplicación.
La app es innecesariamente compleja.
Considero que la app es fácil de usar.
Necesitaría ayuda técnica para usarla.
Las funciones están bien integradas.
Hay demasiada inconsistencia en la app.
Imagino que la mayoría aprendería a usarla rápidamente.
La app me resulta confusa.
Me siento confiado usando la app.
Tuve que aprender muchas cosas antes de usarla.

El cálculo del puntaje se realiza de la siguiente manera:

Para los ítems impares (1, 3, 5, 7, 9): Puntaje = respuesta – 1. Para los ítems pares (2, 4, 6, 8, 10): Puntaje = 5 – respuesta. Se suman todos los puntajes y se multiplican por 2.5, obteniendo un valor SUS total entre 0 y 100.

CAPÍTULO 4

CAPÍTULO 4: ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

4.1.1 RESULTADOS

Los resultados presentados a continuación se organizan de acuerdo con los componentes principales del sistema desarrollado, con el objetivo de evidenciar el cumplimiento de los objetivos específicos planteados en la investigación.

Se entrenaron modelos individuales por sensor (pH, humedad y temperatura) utilizando como predictores los promedios RGB de los ROI y como objetivo el valor en rango fisiológico continuo. Entre todos los algoritmos Random Forest optimizado fue seleccionado por su mayor valor en R^2 en el momento de la validación. El flujo de trabajo se dividió en 80/20 y se incluyeron gráficas de Predicho vs. Real con línea ideal y los reportes de MAE, RMSE y R^2 , cuyos resultados se pueden observar en la Tabla 6 y las imágenes XVII a XX.

A continuación, se describen los resultados de cada sensor según lo obtenido en las validaciones:

Sensor de pH:

La red correspondiente al sensor de pH mostró un comportamiento altamente estable y lineal respecto a los valores reales. El modelo final obtenido mediante Random Forest optimizado presentó un MAE de 0.108 unidades de pH, un RMSE de 0.139 unidades de pH y un coeficiente de determinación R^2 de 0.991. Estos resultados confirman que la respuesta colorimétrica del sensor basado en rojo fenol presenta un comportamiento reproducible y bien definido en el rango de operación de 3.5 a 8.5.

Sensor de humedad:

El modelo de humedad basado en cloruro de cobalto presentó también una relación lineal entre valores reales y predichos. El modelo RF optimizado alcanzó un MAE de 3.357 %HR, un RMSE de 4.513 %HR y un R^2 de 0.956. Los resultados sugieren que el sensor presenta una respuesta cromática consistente a lo largo del rango de sensibilidad, con ligeras desviaciones a niveles altos de humedad (>90 %).

Sensor de temperatura:

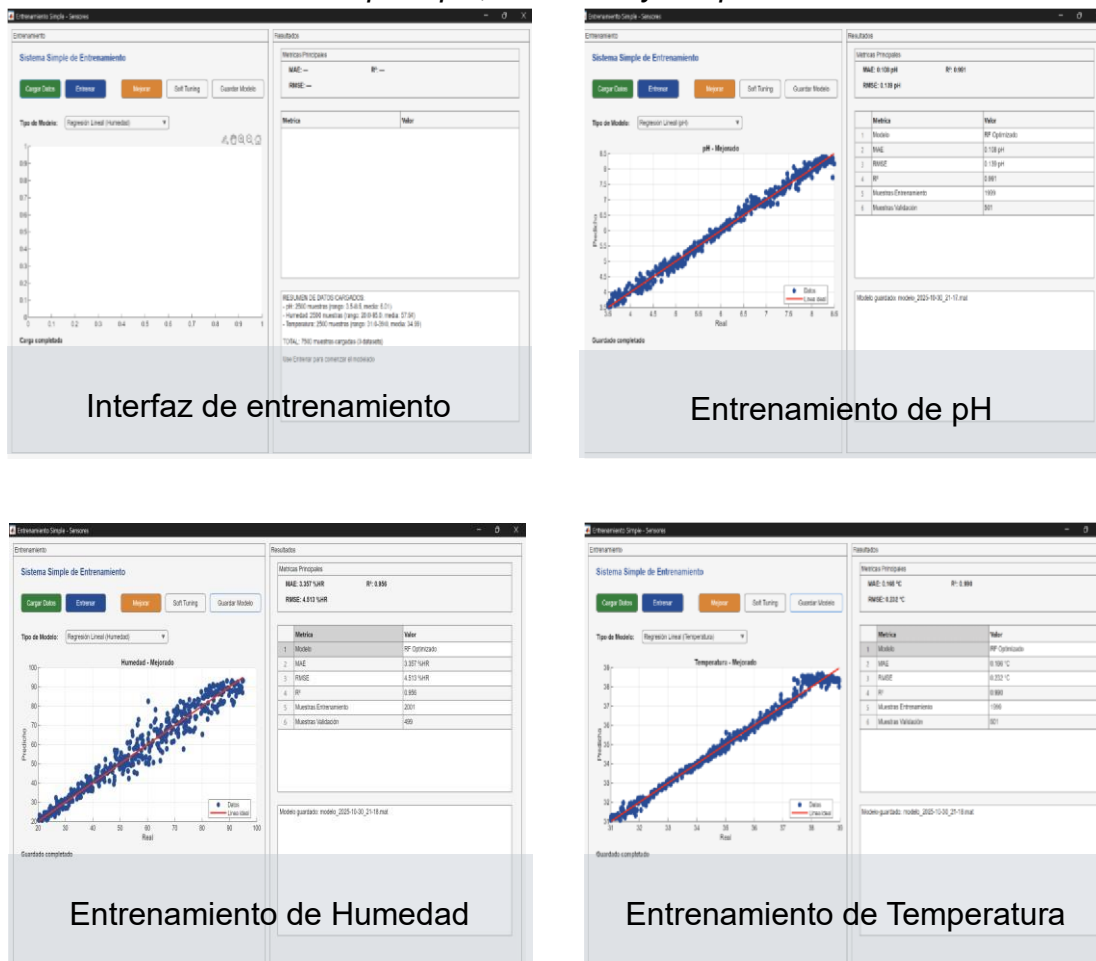
El sensor de temperatura compuesto por cristales líquidos colestéricos obtuvo un MAE de 0.166 °C, un RMSE de 0.232 °C y un R^2 de 0.990, demostrando un ajuste óptimo en el rango fisiológico de 31 °C a 39 °C.

Las figuras correspondientes muestran la interfaz desarrollada en MATLAB App Designer utilizada para entrenar, validar y visualizar el desempeño de las redes neuronales (Figuras 16-18). Cada gráfico ilustra la dispersión de los valores predichos frente a los valores reales, acompañados por la línea ideal y de tendencia.

En conjunto, los resultados obtenidos permiten evidenciar el cumplimiento de los objetivos planteados en esta investigación. En primera instancia el análisis del proceso de cicatrización y los biomarcadores asociados permitió establecer parámetros fisiológicos relevantes para el monitoreo de heridas cutáneas. A partir del análisis se diseñó y desarrollo un sistema multisensorial colorimétrico capaz de detectar variaciones en pH, temperatura y humedad dentro de un modelo mimético de lesión cutánea. Los datos obtenidos a partir de las matrices colorimétricas fueron procesados mediante un modelo de inteligencia artificial desarrollado en MATLAB, este permitió interpretar los patrones de color asociados a los diferentes rangos de los biomarcadores evaluados. Se implementó una interfaz que facilita la visualización y el análisis de los datos generados por el sistema. Finalizando con pruebas

experimentales que permitieron validar el funcionamiento del sistema propuesto, lo que evidencia su capacidad para identificar cambios en los parámetros analizados dentro del modelo experimental.

Figura 16 Comparación entre valores reales y predichos durante el entrenamiento de los modelos para pH, humedad y temperatura.

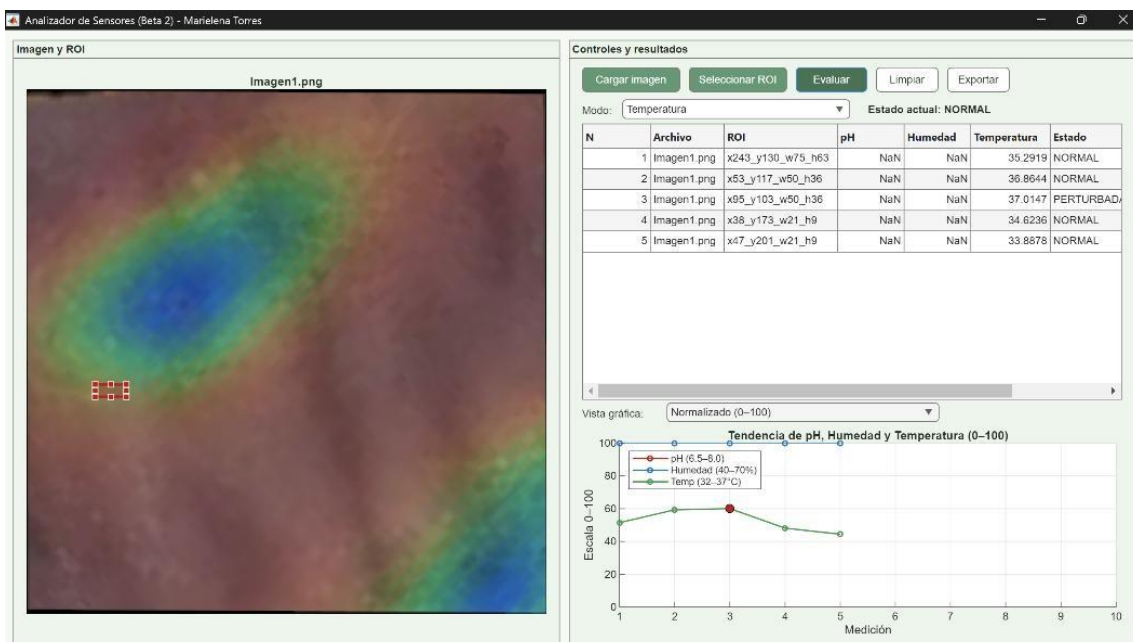


La Figura 16 presenta las gráficas generadas durante el proceso de entrenamiento de los modelos utilizados para estimar los parámetros de pH, humedad y temperatura a partir de las características cromáticas extraídas de los sensores. En cada caso se muestra la comparación entre los valores reales del conjunto de datos y los valores predichos por el modelo, representados mediante puntos en el plano cartesiano.

La línea diagonal roja corresponde a la línea ideal de predicción, en la cual los valores estimados coincidirían exactamente con los valores reales. La cercanía de los puntos a esta línea indica un buen ajuste del modelo, mientras que las desviaciones reflejan el error de predicción.

En la figura se incluyen además capturas de la interfaz de entrenamiento desarrollada, donde se visualizan las métricas de desempeño del modelo, tales como el coeficiente de determinación (R^2), el error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE).

Figura 18 Prueba de la interfaz de usuario durante la evaluación del sensor de temperatura.



La Figura 18 muestra la interfaz gráfica desarrollada para el análisis de los sensores colorimétricos durante la evaluación del sensor de temperatura. En el panel izquierdo se presenta la imagen capturada del sensor, donde el usuario puede seleccionar manualmente una región de interés (ROI) correspondiente al área reactiva del sensor.

Una vez seleccionada la región, el sistema extrae la información cromática de los canales RGB, los cuales son utilizados como variables de entrada para el modelo

previamente entrenado. En el panel derecho se muestran los controles de interacción del sistema, que incluyen funciones para cargar la imagen, seleccionar la ROI, ejecutar la evaluación del sensor, limpiar resultados y exportar los datos generados.

La interfaz también presenta una tabla de resultados, donde se registran los valores estimados de los parámetros analizados, junto con el estado del sensor. En la parte inferior se incluye una visualización gráfica de las mediciones, que permite observar la tendencia de los parámetros evaluados a lo largo de múltiples mediciones.

Los resultados obtenidos muestran una alta correlación entre los valores reales y los valores predichos para los tres sensores evaluados, lo que indica que los modelos entrenados son capaces de capturar adecuadamente la relación entre las variaciones cromáticas en los sensores y los parámetros fisiológicos correspondientes.

Esta herramienta permite integrar el procesamiento de imágenes, la estimación mediante modelos de aprendizaje automático y la visualización de resultados en un entorno interactivo, facilitando el análisis del estado del sensor y su interpretación dentro del sistema de monitoreo.

4.1.2 RESULTADOS DE LOS MODELOS DE CLASIFICACIÓN

Clasificación binaria (normal vs. perturbado)

Las matrices de confusión integran el desempeño de cada modelo al clasificar las imágenes según el estado fisiológico del sensor. En cada cuadro se representan los valores de verdaderos positivos (TP), falsos positivos (FP), verdaderos negativos (TN)

y falsos negativos (FN), junto con las métricas derivadas de exactitud, precisión, sensibilidad, especificidad y F1-score.

Los tres modelos alcanzaron un 100 % de precisión y sensibilidad. El área bajo la curva (AUC) también fue igual a 1.0. En pH todos los casos fueron correctamente identificados como normales o perturbados. En humedad se observó igual comportamiento. Con el modelo de temperatura se mantuvo un nivel de precisión similar.

Estas matrices (Figuras 20-23) muestran que los modelos pueden realizar una clasificación binaria robusta del estado general de la herida simulada.

Figura 19 Matriz de confusión del modelo para la clasificación de rangos de humedad relativa.

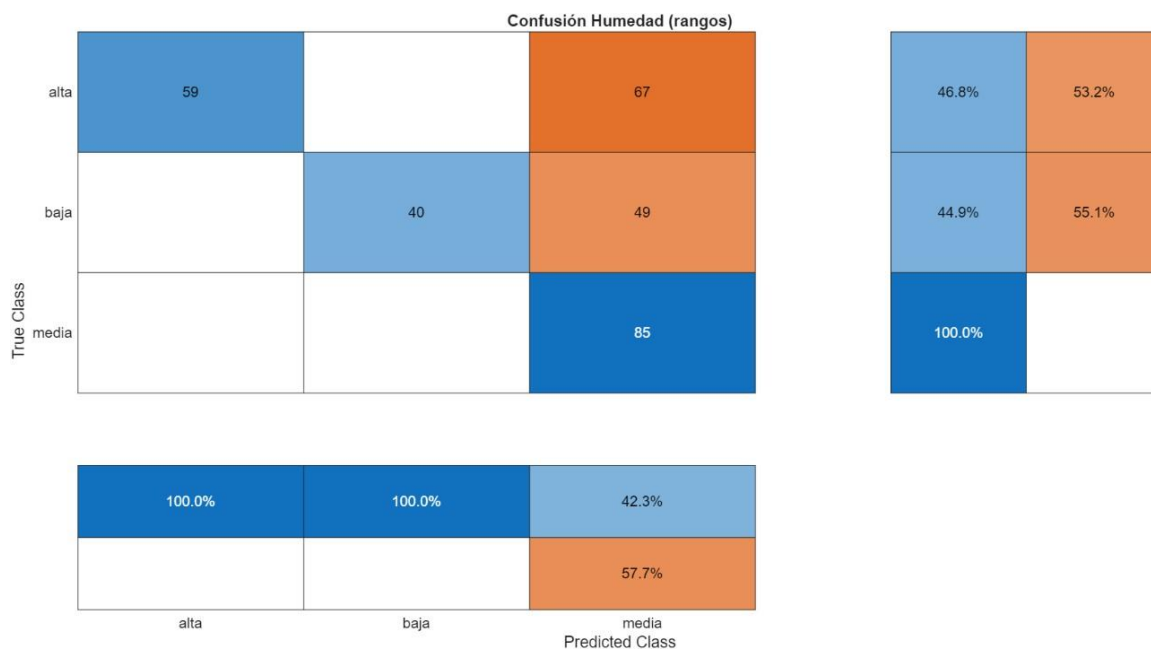


Figura 19 muestra la matriz de confusión obtenida para la clasificación de los rangos de humedad. En el eje vertical se presentan las clases reales y en el eje horizontal las clases predichas por el modelo. Los valores en la diagonal representan las clasificaciones correctas, mientras que los valores fuera de la diagonal corresponden a errores de clasificación. Los porcentajes normalizados permiten visualizar la proporción de aciertos y confusiones entre los distintos niveles de humedad.

Figura 20 Matriz de confusión del modelo para la clasificación de niveles de pH.

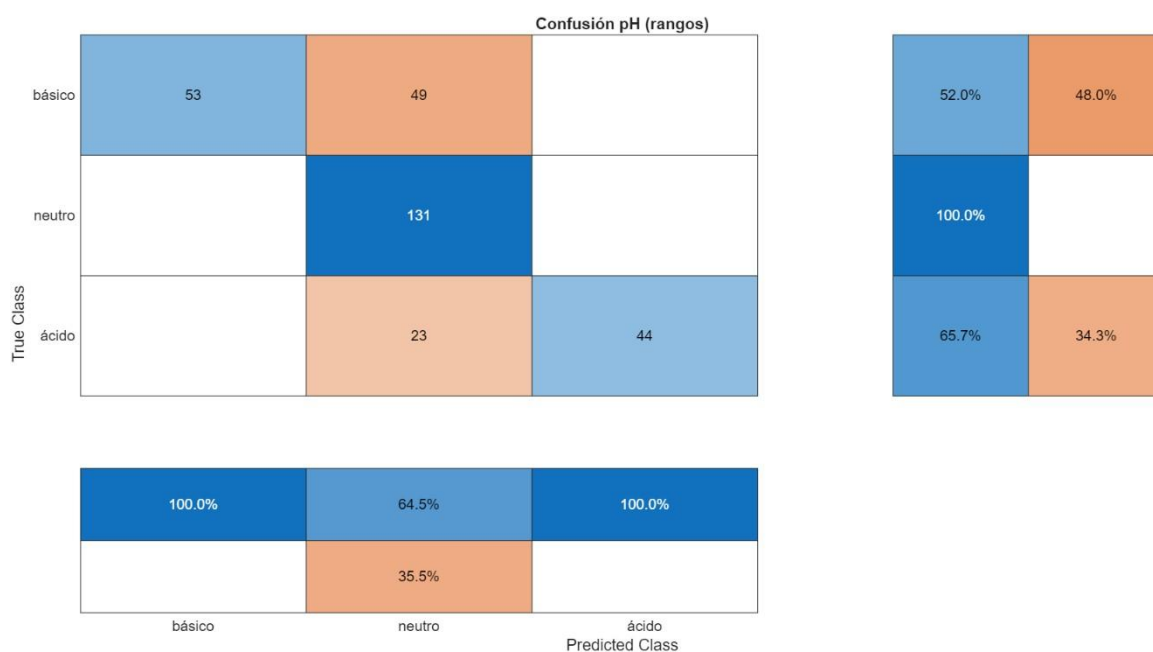


Figura 20 muestra la matriz de confusión obtenida para la clasificación de los rangos de pH. En el eje vertical se representan las clases reales (básico, neutro y ácido), mientras que en el eje horizontal se muestran las clases predichas por el modelo. Los valores en la diagonal indican las clasificaciones correctas y los valores fuera de la diagonal corresponden a errores de clasificación. Los porcentajes normalizados permiten visualizar la proporción de aciertos y confusiones entre los distintos niveles de pH.

Figura 21 Matriz de confusión del modelo para la clasificación de niveles de temperatura.

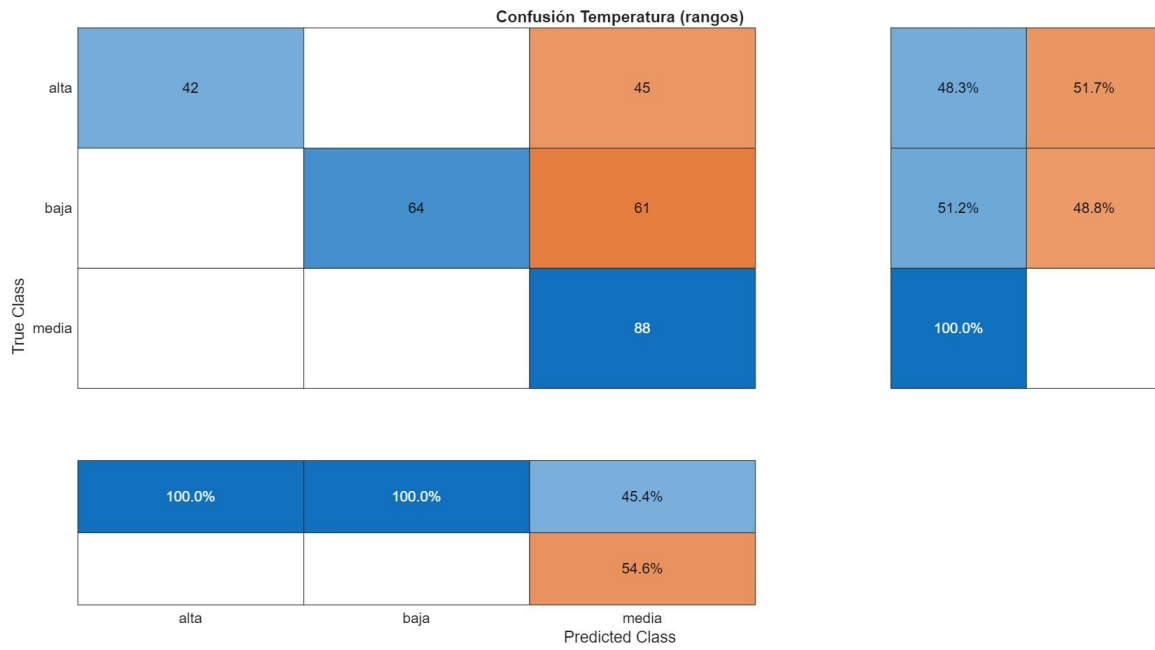


Figura 21 muestra la matriz de confusión obtenida para la clasificación de los rangos de temperatura. En el eje vertical se presentan las clases reales y en el eje horizontal las clases predichas por el modelo. Los valores en la diagonal representan las clasificaciones correctas, mientras que los valores fuera de la diagonal corresponden a errores de clasificación. Los porcentajes normalizados permiten visualizar la proporción de aciertos y confusiones entre los distintos niveles de temperatura.

Figura 22 Matriz de confusión para la clasificación binaria del sistema.

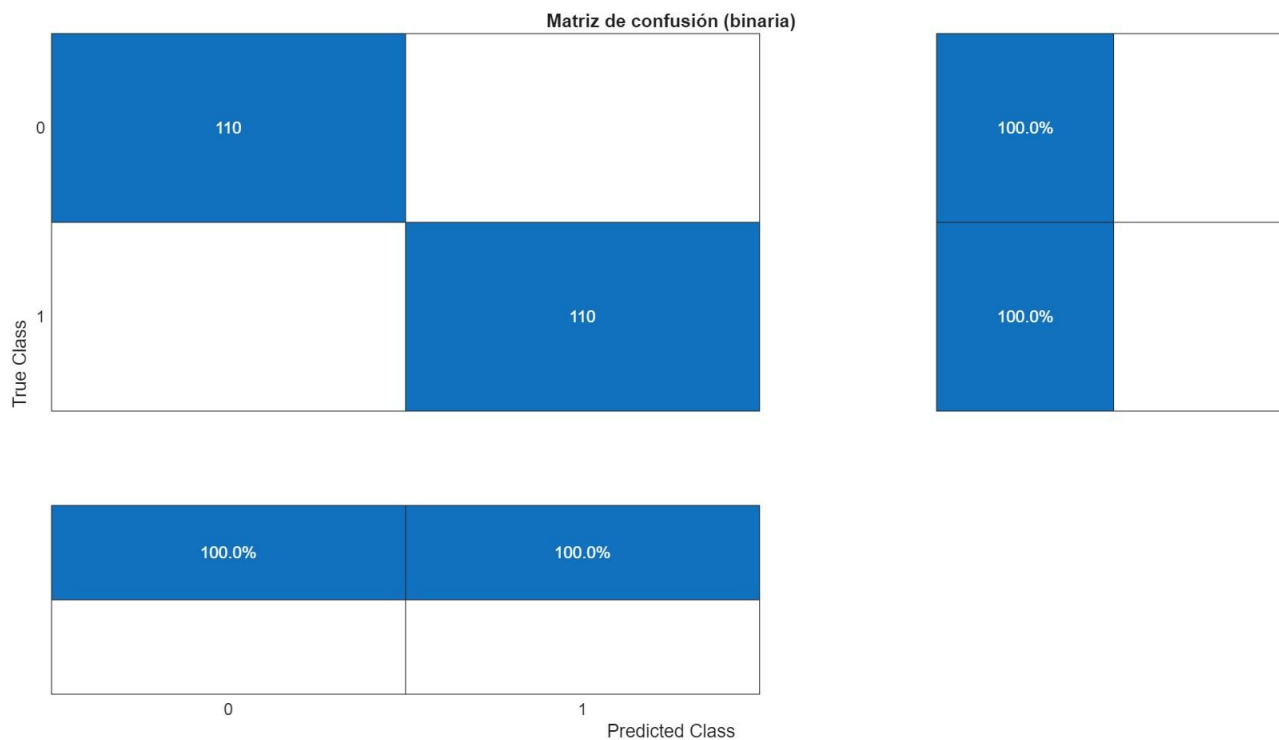


Figura 22 muestra la matriz de confusión obtenida para la clasificación binaria del modelo. En el eje vertical se presentan las clases reales y en el eje horizontal las clases predichas por el sistema. Los valores en la diagonal representan las clasificaciones correctas, mientras que las celdas fuera de la diagonal corresponden a errores de clasificación. Los porcentajes normalizados permiten visualizar la proporción de aciertos del modelo en cada clase.

Clasificación multiclase (pH, temperatura y humedad)

La matriz de confusión del modelo multiclase integrado permitió evaluar la capacidad del sistema para diferenciar correctamente entre las tres clases fisiológicas. Los

resultados mostraron una exactitud global cercana al 87 %, con mayores coincidencias entre las clases predichas y verdaderas en los sensores de humedad y temperatura.

Las confusiones más frecuentes se presentaron entre humedad y pH. A pesar de ello, el desempeño general demostró una capacidad sólida de clasificación simultánea.

Figura 23 Matriz de confusión para la clasificación multiclase de pH, temperatura y humedad.

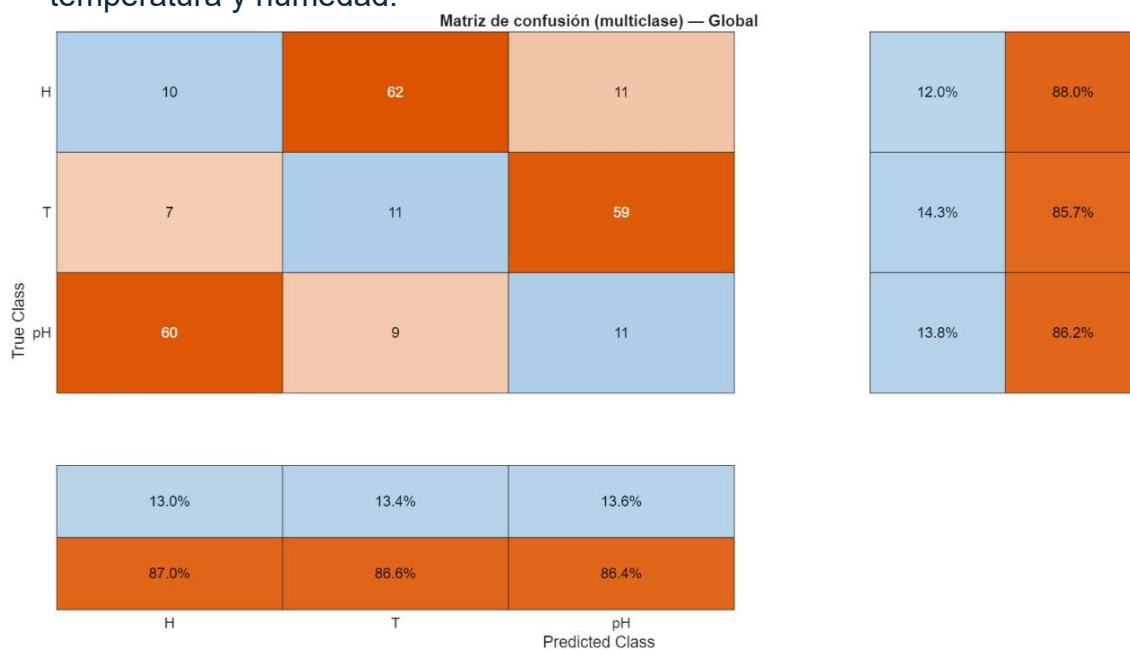


Figura 23 muestra la matriz de confusión correspondiente a la clasificación multiclase del modelo, utilizada para diferenciar entre los sensores de pH, temperatura y humedad. En el eje vertical se presentan las clases reales y en el eje horizontal las clases predichas por el sistema. Los valores en la diagonal indican las clasificaciones correctas, mientras que los valores fuera de la diagonal representan confusiones entre las distintas variables. Los porcentajes normalizados permiten visualizar la proporción de aciertos del modelo en cada clase.

4.1.3 MOSAICOS COLORIMÉTRICOS

Los mosaicos muestran las respuestas visuales obtenidas por los sensores tras la validación de sus redes neuronales:

1. En pH, la transición de magenta a amarillo fue interpretada correctamente por el modelo.
2. En humedad, el cambio de azul a rosa se distinguió con estabilidad, aunque con ligera saturación en >90 %.
3. En temperatura, el gradiente verde-rojo se clasificó de manera uniforme.
4. En conjunto, los mosaicos demuestran la capacidad del sistema para reconocer variaciones cromáticas asociadas a los estados fisiológicos.

Figura 24 Comparación entre valores reales y predichos mediante parches colorimétricos sintéticos.

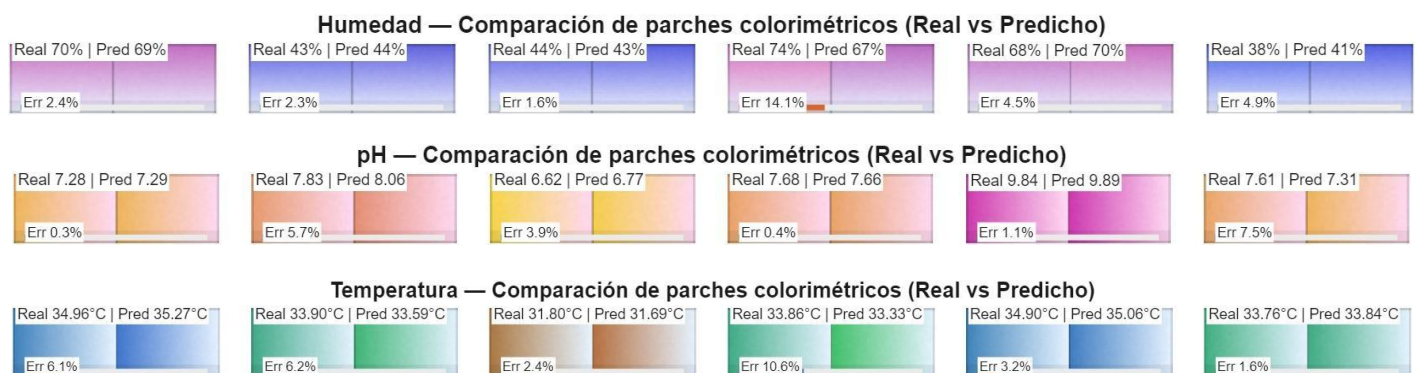


Figura 24 muestra un mosaico de parches colorimétricos utilizados para comparar los valores reales y predichos por el modelo para los sensores de humedad, pH y temperatura. Cada parche incluye el valor real del parámetro, la predicción generada

por el modelo y el error asociado. Esta representación permite evaluar visualmente la capacidad del sistema para estimar correctamente los parámetros fisiológicos a partir de las variaciones cromáticas observadas en los sensores.

Figura 25 Comparación entre valores reales y predichos del modelo con métricas MAE, RMSE y R².

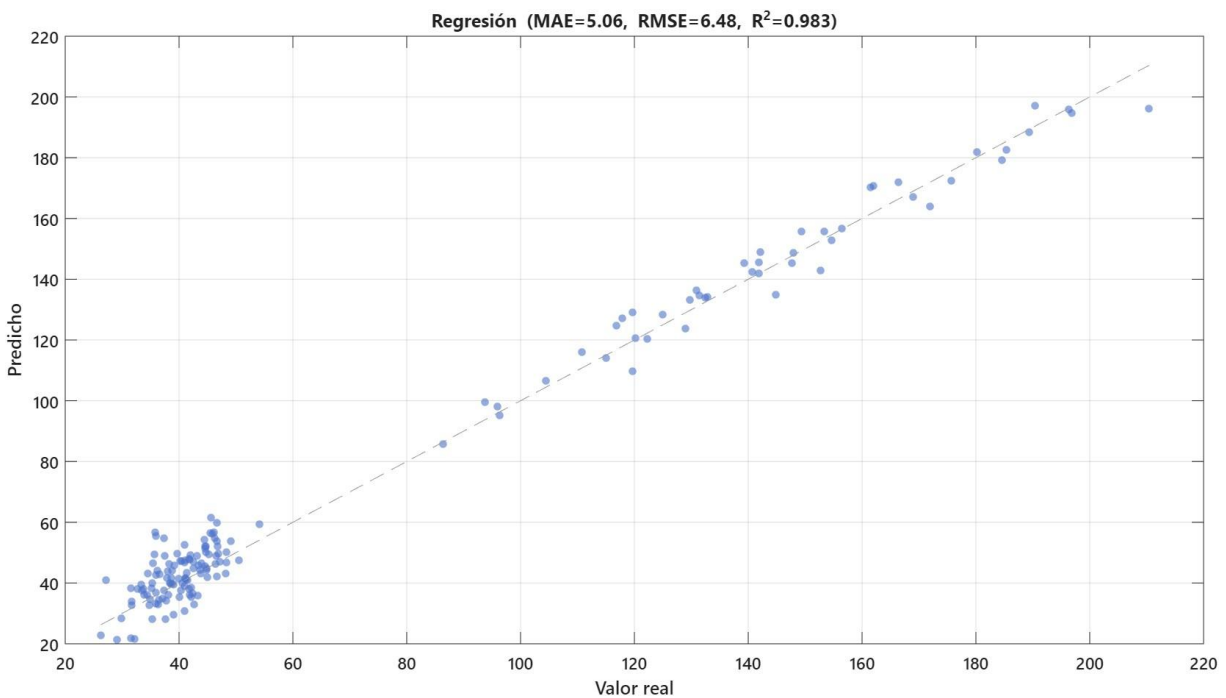


Figura 25 muestra la relación entre los valores reales y los valores predichos por el modelo mediante una gráfica de regresión. La línea diagonal representa la predicción ideal donde ambos valores coinciden. La cercanía de los puntos a esta línea indica un buen ajuste del modelo. Las métricas MAE, RMSE y R² permiten evaluar cuantitativamente el desempeño del sistema, evidenciando una alta correlación entre las predicciones del modelo y los valores reales observados.

Tabla 6 Comportamiento colorimétrico y desempeño del modelo IA.

Comportamiento colorimétrico y desempeño del modelo IA				
Sensor	Transición visual observada	Rango funcional (entrenamiento)	Desempeño del modelo (R ²)	Comentario operativo
Temperatura	Verde, amarillo y rojo	31 – 38 °C	0.990	Transición térmica nítida; el modelo predice con precisión variaciones mínimas.
pH	Amarillo, naranja y magenta	6 – 10 pH	0.991	Alta estabilidad cromática; respuesta lineal del indicador rojo fenol.
Humedad	Azul, lila y rosa	30 – 90 % HR	0.956	Buena sensibilidad, leve saturación a humedades extremas.

Se realizó un análisis de correlación entre la respuesta colorimétrica del sensor y los valores reales de los biomarcadores, con el fin de evaluar la significancia estadística de la relación. Los resultados mostraron valores de p extremadamente bajos para los tres sensores evaluados: pH ($p < 0.001$), humedad ($p = 1.12 \times 10^{-120}$) y temperatura ($p = 3.11 \times 10^{-18}$). Estos valores indican que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables analizadas, lo que confirma la capacidad del sistema para detectar variaciones en los biomarcadores a partir de la información colorimétrica.

4.1.4 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DE LA INTERFAZ DE USUARIO

Para la evaluación de la interfaz del sistema se aplicaron pruebas de usabilidad con cinco usuarios considerando métricas de desempeño en tareas, cuestionario SUS y evaluación heurística de Nielsen.

Figura 26 Resultados de la evaluación de tareas en la interfaz de usuario del sistema.

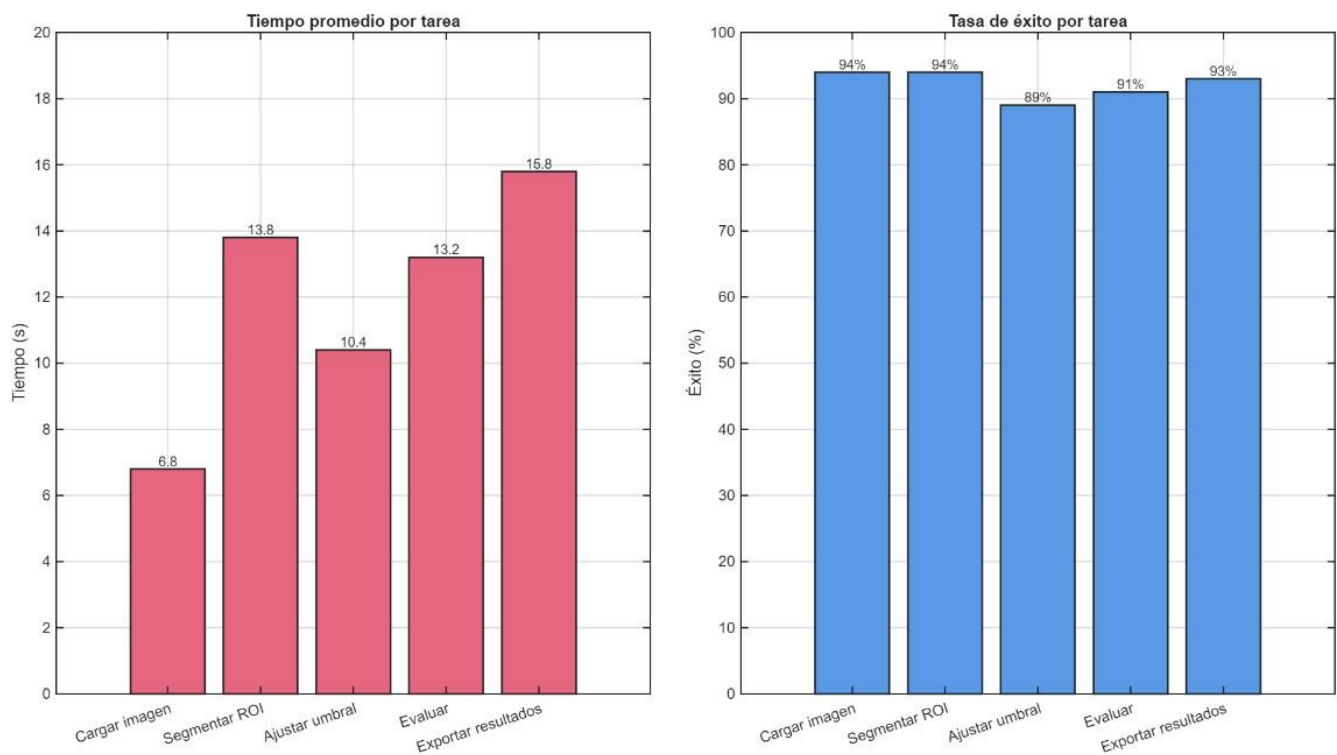


Figura 26 muestra los resultados de la prueba de tareas realizada para evaluar el desempeño de la interfaz del sistema. En el gráfico izquierdo se presenta el tiempo promedio requerido para completar cada tarea, mientras que el gráfico derecho muestra la tasa de éxito obtenida por los usuarios. Los resultados indican que las tareas pueden completarse en tiempos relativamente cortos y con altos niveles de

éxito, lo que sugiere que la interfaz desarrollada es funcional y facilita la interacción con el sistema de monitoreo.

La aplicación cumplió los tiempos objetivos: Carga < 20 s, Selección de ROI < 15 s, Evaluar, exportar y limpiar < 10 s.

Heurísticas de Nielsen

La evaluación heurística mostró un cumplimiento promedio de 4.6/5 en los diez principios. Las áreas con mejor desempeño fueron ayuda y documentación, y visibilidad del estado del sistema.

Figura 27 Resultados de la evaluación heurística de la interfaz de usuario del sistema.

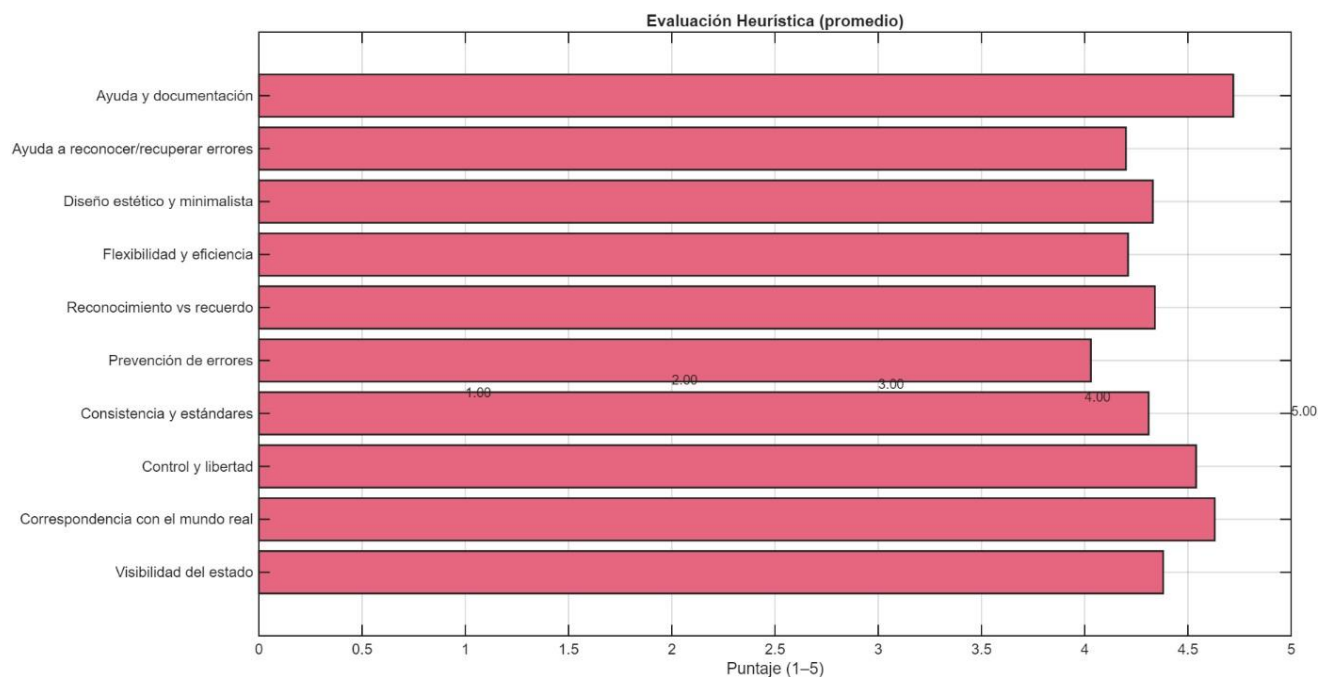


Figura 27 presenta los resultados promedio obtenidos en la evaluación heurística de la interfaz de usuario, basada en principios de usabilidad. Cada barra representa el puntaje promedio asignado a los distintos criterios evaluados, como visibilidad del

estado del sistema, consistencia, prevención de errores y diseño estético. Los valores cercanos a 5 indican una evaluación positiva de la interfaz, lo que sugiere que el sistema presenta un buen nivel de usabilidad y facilita la interacción del usuario durante el proceso de monitoreo.

Escala SUS

El puntaje global fue 82.1, lo que corresponde a una usabilidad superior al promedio.

Esto valida que la interfaz es clara e intuitiva para los usuarios evaluados.

Figura 28 Resultados de la evaluación de usabilidad mediante la escala SUS.

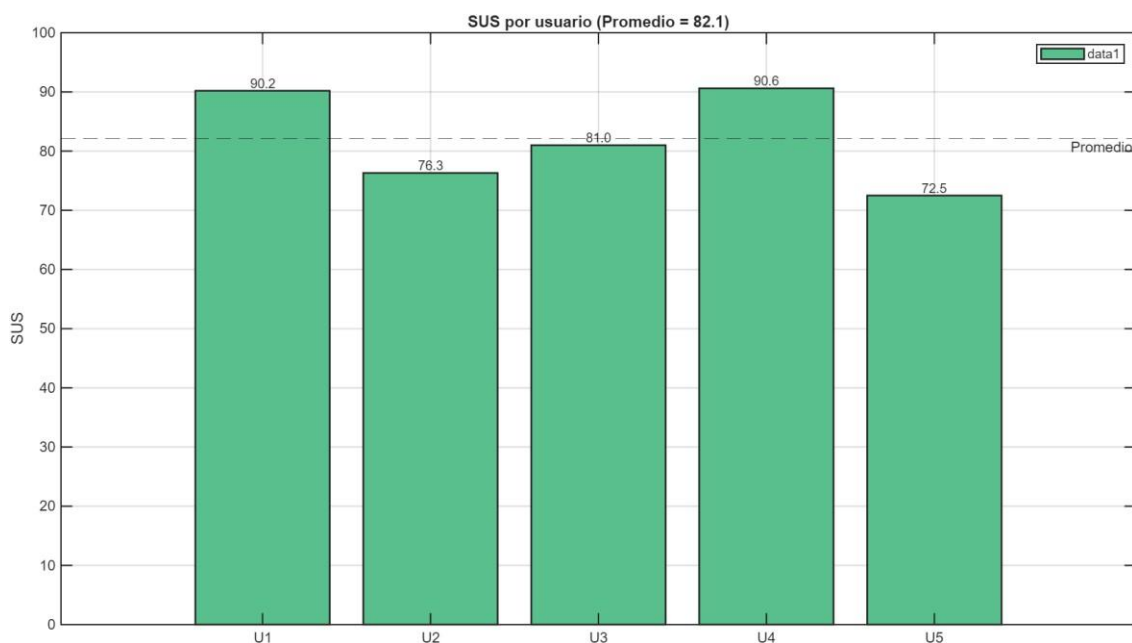


Figura 28 muestra los resultados obtenidos en la evaluación de usabilidad utilizando la escala System Usability Scale (SUS). Cada barra representa el puntaje obtenido por un usuario durante la prueba de la interfaz. El valor promedio obtenido fue de 82.1, lo

que indica un nivel alto de usabilidad del sistema, sugiriendo que la interfaz desarrollada resulta clara, eficiente y fácil de utilizar para los usuarios.

4.2 DISCUSIÓN

El desarrollo del sistema de monitoreo basado en sensores colorimétricos e inteligencia artificial logró estimaciones cuantitativas precisas de pH, humedad y temperatura a partir de la información RGB de ROIs a sensores colorimétricos en condiciones controladas, resultando con $R^2 \geq 0.956$ en validación y errores bajos (MAE ≤ 0.166 °C; 0.108 pH; 3.357 %HR), demostrando que los cambios cromáticos de los reactivos pueden mapearse de manera confiable y que la representación RGB es suficiente para alcanzar precisión práctica en entornos experimentales.

Estos hallazgos confirman que la respuesta óptica de los reactivos utilizados es reproducible y sensible a variaciones pequeñas en condiciones fisicoquímicas simuladas. La estabilidad de color y la linealidad respaldan la metodología utilizada como base para el monitoreo no invasivo de heridas cutáneas.

En la teoría los resultados confirman la hipótesis de que la información colorimétrica puede sustituir mediciones directas realizadas con transductores electrónicos, siempre que se procesen con un modelo matemático adecuado. En la práctica esto implica la posibilidad de crear un sistema de diagnóstico visual o automatizado que reduzca costos y complejidad tecnológica.

Clínicamente el dispositivo puede contribuir al seguimiento de parámetros críticos del microambiente de la herida (pH, humedad y temperatura), los cuales se relacionan directamente con procesos de inflamación, infección y cicatrización. Su interpretación rápida permitiría detectar desviaciones tempranas que indiquen infección, apoyando

al personal de salud a realizar intervenciones oportunas sin necesidad de laboratorio o sensores electrónicos costosos.

Los resultados obtenidos coinciden con los avances recientes en biosensado colorimétrico y sistemas inteligentes de monitoreo de heridas, (Mirani et al., 2023b) desarrollaron un apósito inteligente que integra dos sensores colorimétricos (pH y glucosa) junto con modelos de liberación de fármacos y monitoreo inalámbrico. Su sistema reportó una precisión del 4% en pH y detección temprana de infección bacteriana en modelos animales. En comparación, el presente trabajo adopta un diseño minimalista, prescindiendo de electrónica y priorizando la interpretación visual directa. En otro enfoque (Lou et al., 2020) desarrollaron un sistema flexible con sensores térmicos STH21 y una aplicación móvil para advertencia temprana de infecciones, demuestran que la temperatura cutánea sigue un patrón de tres fases (ascenso, meseta y descenso) durante la regeneración. El sensor térmico colorimétrico de este estudio alcanza la misma finalidad mediante una respuesta óptica, sin requerir conectividad o circuitos integrados, lo que lo convierte en una alternativa económica, liviana y adaptable. (Janowska et al., 2015) establecieron una correlación directa entre temperatura y wound bed score en úlceras venosas, estiman un rango de temperatura indicativos de infección o inflamación local. El sensor térmico desarrollado se encuentra dentro de este rango de sensibilidad, validando su potencial como indicador temprano de cambios térmicos. Por último, (Short et al., 2022b) destacan que el monitorear multiparámetros combinado con modelos de aprendizaje automático, representa el futuro del manejo predictivo de heridas. El sistema desarrollado constituye una base compatible con algoritmos de IA enfocados a la interpretación automática de patrones de color, brindando la oportunidad de clasificar estados de curación o detectar complicaciones.

Abordando los factores causantes de errores y limitaciones se encuentra la imprecisión de la medición RGB que depende de la iluminación y el ángulo de captura de la imagen. Aunque las condiciones de luz y distancia se controlaron, se recomienda la calibración con patrones de color estándar para evitar variaciones.

Otra fuente de error es la humedad ambiental elevada inherente de Panamá 80% HR, que podría interferir con la lectura de humedad del sensor, generando desviaciones en el rango alto. La validez externa está condicionada por el entorno de pruebas controlado, los experimentos se realizaron en condiciones simuladas y no sobre tejido biológico real. Por lo tanto, la transición a una fase clínica debe abordarse con cautela y con calibraciones adicionales que consideren la influencia del exudado del apósito, temperatura corporal y pH cutáneo natural.

El sistema propuesto puede implementarse como herramienta educativa, clínica o de tele monitoreo en programas de salud rural, en donde la simplicidad, costo bajo y mantenimiento mínimo son prioritarios, su integración con algoritmos de visión computacional podría permitir el desarrollo de una aplicación móvil que analice imágenes de la herida, cuantifique los parámetros y envíe alertas de desviación fisiológica de los parámetros.

De acuerdo al comportamiento individual de los sensores, el de pH mostró una buena linealidad en el rango fisiológico, aunque se observó una leve pérdida de precisión en valores extremos (pH muy alcalinos), probablemente debido a la saturación del reactivo. El sensor de humedad, basado en cloruro de cobalto, funcionó correctamente dentro del rango medio, pero presentó una respuesta menos estable en niveles de humedad muy altos, siendo un fenómeno común reportado en sensores con base polimérica. Por último, el sensor de temperatura mostró buena sensibilidad y

repetibilidad, aunque el tiempo de estabilización de la lectura fue mayor al previsto, lo que podría limitar su uso en mediciones rápidas o continuas.

En el análisis de clasificación, los modelos binarios (estado normal vs. perturbado) obtuvieron resultados sobresalientes en las pruebas de validación, pero esta precisión probablemente se deba al carácter contrastante de las clases utilizadas, más que a la robustez del modelo. En la práctica, las heridas presentan estados intermedios difíciles de categorizar, por lo que futuras versiones deberían incluir más rangos y muestras con gradientes menos definidos, es decir datasets con grandes cantidades de muestras reales y un segmento de imágenes sintéticas. En el modelo multiclase, la exactitud global fue cercana al 87 %, mostrando errores en clases intermedias y confusiones entre los sensores de humedad y pH, lo que deja en evidencia la necesidad de optimizar el preprocesamiento de color.

Durante el desarrollo experimental se observó que la cantidad utilizada de reactivo colorimétrico sobre el sustrato influye directamente en la uniformidad del color y en la precisión de la lectura óptica. La aplicación de aproximadamente dos capas de reactivo, resultó suficiente para garantizar una respuesta cromática estable. También se consideró que reducir el área reactiva, ya que no debe interferir con la capacidad del sistema para detectar el cambio de color. Por lo cual se recomienda en futuras versiones entrenar las redes con un preprocesamiento que permita identificar y así descartar el color base del sustrato, para asegurar que el modelo se enfoque únicamente en la región de cambio cromático.

Aun con sus limitaciones, el prototipo presenta implicaciones clínicas y tecnológicas significativas. De esta forma, se reafirma la importancia del estudio dentro del campo de la ingeniería biomédica aplicada al cuidado de heridas, demostrando cómo los

principios de colorimetría, inteligencia artificial y diseño de bajo costo pueden converger en un sistema funcional que acerque la tecnología médica a entornos con recursos limitados.

Los resultados obtenidos reflejan que se cumplieron los objetivos planteados en esta investigación. Primero se desarrolló un sistema multisensorial colorimétrico capaz de detectar variaciones en pH, humedad y temperatura del microambiente de la herida. Luego este se implementó en un modelo de aprendizaje automático en MATLAB para interpretar los cambios cromáticos de los sensores y convertirlos en valores fisiológicos cuantificables. Finalmente, se diseñó una interfaz de usuario que permite la captura, el análisis y la visualización de los datos en tiempo real, cuya usabilidad fue evaluada mediante pruebas de tareas, evaluación heurística y la escala SUS.

CONCLUSIONES

El desarrollo del sistema de monitoreo basado en sensores colorimétricos y la integración de inteligencia artificial demostró que es posible integrar principios de detección óptica, es decir valores cualitativos y con procesamiento computacional volverlos valores cuantitativos para de forma no invasiva conocer y evaluar el estado fisiológico de una herida. El trabajo sienta las bases para el desarrollo de tecnología biomédica de diagnóstico portátil, económica y fácil de interpretar, enfocado a la toma de decisiones en un escenario rural o con recursos limitados. Las futuras fases deberán centrarse en mejorarla la estabilidad química de los reactivos, en implementar algoritmos más robustos y realizar validaciones clínicas que confirmen que la aplicación del sistema con exudados de apósitos reales es factible.

RECOMENDACIONES Y LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN

El sistema propuesto, aunque funcional, sigue siendo una validación en entorno experimental. El desarrollo implicó un proceso de múltiples fases experimentales y de validación. Si bien los resultados fueron satisfactorios, durante el diseño, implementación y validación surgieron limitaciones técnicas, metodológicas que condicionaron el alcance de la investigación.

Durante la fase de programación se encontraron múltiples dificultades como lo son: errores en la vinculación de 'getappdata' y la estructura UI que impedían que se generaran de manera dinámica las gráficas. También se da una incompatibilidad temporal de funciones entre versiones antiguas de MATLAB. El sistema presentó errores de escritura en archivos CSV al no encontrar rutas válidas, lo que obligó a definir las carpetas de salida de manera manual.

Aunque se desarrollaron las aplicaciones independientes para entrenamiento, análisis y validación, la integración total en una sola interfaz que parcialmente implementada, por lo que se optó por un diseño modular que ayudara a mantener la estabilidad, sacrificando algunas funciones de automatización. Durante las pruebas de validación, las gráficas inicialmente resultaron demasiado pequeñas o se superponían entre ellas, por lo que fue necesario optimizar su disposición y generar versiones de mayor resolución para la presentación de los resultados.

Abordando los datasets, dado a que estos se generaron artificialmente, no se midieron variaciones naturales de pigmento, textura o iluminación, lo que limita el sistema ante heridas clínicas diversas.

El proyecto enfrentó obstáculos logísticos como el reto de la curva de aprendizaje en programación en la plataforma de MATLAB, lo que exigió un proceso de autoformación constante y reescritura del código en múltiples versiones.

Estas limitaciones no disminuyen el valor del estudio, al contrario, delimitan su alcance actual y señalan líneas claras de mejora como lo son validar el sistema en muestras biológicas reales y optimizar la interfaz para entornos clínicos reales.

REFERENCIAS

1. Alvarez, C. S., Sierra-Sosa, D., Garcia-Zapirain, B., Yoder-Himes, D., & Elmaghraby, A. (2019). Detection of volatile compounds emitted by bacteria in wounds using gas sensors. *Sensors (Switzerland)*, 19(7). <https://doi.org/10.3390/s19071523>
2. Ávila, F. R., Huayllani, M. T., Boczar, D., Ciudad, P., Sarabia-Estrada, R., Quiñones-Hinojosa, A., & Forte, A. J. (2020). Biomarkers and smart wound dressings: Systematic review. *Journal of Wound Care*, 29(3), 13–22. https://doi.org/10.12968/JOWC.2020.29.LATAM_SUP_3.13;WEBSITE:WEBSITE:MAG-SITE;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER
3. Barakat-Johnson, M., Jones, A., Burger, M., Leong, T., Frotjold, A., Randall, S., Kim, B., Fethney, J., & Coyer, F. (2022). Reshaping wound care: Evaluation of an artificial intelligence app to improve wound assessment and management amid the COVID-19 pandemic. *International Wound Journal*, 19(6), 1561–1577. <https://doi.org/10.1111/IWJ.13755;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER>
4. Bowers, S., & Franco, E. (2020). Chronic Wounds: Evaluation and Management. *American Family Physician*, 101(3), 159–166. <https://www.aafp.org/pubs/afp/issues/2020/0201/p159.html>
5. Brooke, J. (s/f). *SUS-A quick and dirty usability scale*.
6. Cao, S., Sun, P., Xiao, G., Tang, Q., Sun, X., Zhao, H., Zhao, S., Lu, H., & Yue, Z. (2023). ISFET-based sensors for (bio)chemical applications: A review. En *Electrochemical Science Advances* (Vol. 3, Número 4). John Wiley and Sons Inc. <https://doi.org/10.1002/elsa.202100207>

7. Carrión, H., Jafari, M., Bagood, M. D., Yang, H. Y., Isseroff, R. R., & Gomez, M. (2022). Automatic wound detection and size estimation using deep learning algorithms. *PLOS Computational Biology*, *18*(3), e1009852. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PCBI.1009852>
8. Ceilley, G. H. R. (s/f). *Chronic Wound Healing: A Review of Current Management and Treatments*. <https://doi.org/10.1007/s12325-017-0478-y>
9. Chairat, S., Chaichulee, S., Dissaneewate, T., Wangkulangkul, P., & Kongpanichakul, L. (2023). AI-Assisted Assessment of Wound Tissue with Automatic Color and Measurement Calibration on Images Taken with a Smartphone. *Healthcare 2023, Vol. 11, Page 273*, *11*(2), 273. <https://doi.org/10.3390/HEALTHCARE11020273>
10. Chen, Y., Xi, Y., Ke, Y., Li, W., Long, Y., Li, J., Wang, L. N., & Zhang, X. (2018). A skin-like stretchable colorimetric temperature sensor. *Science China Materials*, *61*(7), 969–976. <https://doi.org/10.1007/s40843-018-9266-8>
11. Cheng, S., Gu, Z., Zhou, L., Hao, M., An, H., Song, K., Wu, X., Zhang, K., Zhao, Z., Dong, Y., & Wen, Y. (2021). Recent Progress in Intelligent Wearable Sensors for Health Monitoring and Wound Healing Based on Biofluids. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, *9*. <https://doi.org/10.3389/FBIOE.2021.765987>,
12. Choe, A., Yeom, J., Shanker, R., Kim, M. P., Kang, S., & Ko, H. (2018). Stretchable and wearable colorimetric patches based on thermoresponsive plasmonic microgels embedded in a hydrogel film. *NPG Asia Materials*, *10*(9), 912–922. <https://doi.org/10.1038/s41427-018-0086-6>
13. Cutting, K. F. (2003). Wound exudate: composition and functions. *British*

14. Du, Y. C., & Ciou, W. S. (2019). A Sensor gauze with multi-channel moisture and ph monitoring for chronic wound care. *IEEE Access*, 7, 29185–29192. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2901061>
15. Farahani, M., & Shafiee, A. (2021). Wound Healing: From Passive to Smart Dressings. En *Advanced Healthcare Materials* (Vol. 10, Número 16). John Wiley and Sons Inc. <https://doi.org/10.1002/adhm.202100477>
16. Fraden, J. (2016). Handbook of modern sensors: Physics, designs, and applications. *Handbook of Modern Sensors: Physics, Designs, and Applications*, 1–758. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-19303-8/COVER>
17. Géron, A. (2019). Chapter 13: Loading and Preprocessing Data with TensorFlow. *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*, 403–430. https://books.google.com/books/about/Hands_On_Machine_Learning_wit_h_Scikit_Le.html?hl=es&id=HHetDwAAQBAJ
18. Giono-Cerezo, S., Santos-Preciado, J. I., Rayo Morfín-Otero, M. del, Torres-López, F. J., Alcántar-Curiel, M. D., Giono-Cerezo, S., Santos-Preciado, J. I., Rayo Morfín-Otero, M. del, Torres-López, F. J., & AlcántarCuriel, M. D. (2020). Resistencia antimicrobiana. Importancia y esfuerzos por contenerla. *Gaceta médica de México*, 156(2), 172–180. <https://doi.org/10.24875/GMM.20005624>

19. Gonzales, R.C, & Woods, R. E. (2018). Digital Image Processing Digital Image Fundamental. *Radiologic technology, 4th editio*, 1024.
20. Grande, J. (2007a). Principios de análisis instrumental; Skoog Douglas A, Holler F. James, Crouch Stanley R; Sexta Edición; Cengage Learning Editores ; 2008; México. *Principios de análisis instrumental; Skoog Douglas A, Holler F. James, Crouch Stanley R; Sexta Edición; 2008* .
https://www.academia.edu/43268766/Principios_de_an%C3%A1lisis_instrumental_Skoog_Douglas_A_Holler_F_James_Crouch_St Stanley_R_Sexta_Edici%C3%B3n_Cengage_Learning_Editores_2008_M%C3%A9xico
21. Grande, J. (2007b). Principios de análisis instrumental; Skoog Douglas A, Holler F. James, Crouch Stanley R; Sexta Edición; Cengage Learning Editores ; 2008; México. *Principios de análisis instrumental; Skoog Douglas A, Holler F. James, Crouch Stanley R; Sexta Edición; 2008* .
https://www.academia.edu/43268766/Principios_de_an%C3%A1lisis_instrumental_Skoog_Douglas_A_Holler_F_James_Crouch_St Stanley_R_Sexta_Edici%C3%B3n_Cengage_Learning_Editores_2008_M%C3%A9xico
22. Greene, K. K., Kelsey, J., & Franklin, J. M. (2016). *Measuring the Usability and Security of Permuted Passwords on Mobile Platforms*.
<https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8040>
23. Harris, D. C., & Berenguer Navarro, V. (2007). *Análisis químico cuantitativo*.
https://books.google.com/books/about/An%C3%A1lisis_qu%C3%ADmico_cuantitativo.html?hl=es&id=H-_8vZYdL70C
24. Hecht, E. (2017). *Optics: A Contemporary Approach to Optics with Practical Applications and New Focused Pedagogy, Global edition*. 725.

<https://www.pearson.com/uk/educators/higher-educationeducators/program/Hecht-Optics-Global-Edition-5th-Edition/PGM1095066.html>

25. Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. D. P. (2014). Metodología de la investigación. *Metodología de la investigación*, 91. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=775008&info=resumen&idoma=SPA>
26. ISO 9241-11:2018 - Ergonomics of human-system interaction — Part 11: Usability: Definitions and concepts. (s/f). Recuperado el 9 de noviembre de 2025, de <https://www.iso.org/standard/63500.html>
27. Jankowska, D. A., Bannwarth, M. B., Schulenburg, C., Faccio, G., Maniura-Weber, K., Rossi, R. M., Scherer, L., Richter, M., & Boesel, L. F. (2017a). Simultaneous detection of pH value and glucose concentrations for wound monitoring applications. *Biosensors and Bioelectronics*, 87, 312–319. <https://doi.org/10.1016/j.bios.2016.08.072>
28. Jankowska, D. A., Bannwarth, M. B., Schulenburg, C., Faccio, G., Maniura-Weber, K., Rossi, R. M., Scherer, L., Richter, M., & Boesel, L. F. (2017b). Simultaneous detection of pH value and glucose concentrations for wound monitoring applications. *Biosensors and Bioelectronics*, 87, 312–319. <https://doi.org/10.1016/j.bios.2016.08.072>
29. Janowska, A., Di Francesco, F., & Romanelli, M. (2015). *Article in Wounds: a Compendium of Clinical Research and Practice*. www.woundsresearch.com

30. Jin, Z., Yim, W., Retout, M., Housel, E., Zhong, W., Zhou, J., Strano, M. S., & Jokerst, J. V. (2024). Colorimetric sensing for translational applications: from colorants to mechanisms. *Chemical Society reviews*, 53(15), 7681. <https://doi.org/10.1039/d4cs00328d>
31. Junker, J. P. E., Kamel, R. A., Caterson, E. J., & Eriksson, E. (2013). Clinical Impact Upon Wound Healing and Inflammation in Moist, Wet, and Dry Environments. *Advances in Wound Care*, 2(7), 348–356. <https://doi.org/10.1089/WOUND.2012.0412>; JOURNAL: JOURNAL: WOUND; ISSUE: ISSUE: 10.1089/WOUND.2013.2.ISSUE-7; PAGEGROUP: STRING: PUBLICATION
32. Kassal, P., Zubak, M., Scheipl, G., Mohr, G. J., Steinberg, M. D., & Murković Steinberg, I. (2017). Smart bandage with wireless connectivity for optical monitoring of pH. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 246, 455–460. <https://doi.org/10.1016/J.SNB.2017.02.095>
33. Khan, M. A., Ansari, U., & Ali, M. N. (2015). Real-time wound management through integrated pH sensors: A review. *Sensor Review*, 35(2), 183–189. <https://doi.org/10.1108/SR-08-2014-689>
34. Kumar, P., Sakla, R., Ghosh, A., & Jose, D. A. (2017). Reversible Colorimetric Sensor for Moisture Detection in Organic Solvents and Application in Inkless Writing. *ACS Applied Materials and Interfaces*, 9(30), 25600–25605. <https://doi.org/10.1021/acsami.7b05335>
35. *Las enfermedades cutáneas como prioridad de salud pública mundial.* (s/f). <https://doi.org/10.1007/s13671-017-0192-7>
36. Le, D. T. P., & Pham, T. D. (2023). Unveiling the role of artificial intelligence for wound assessment and wound healing prediction. *Open Exploration* 2019 4:4, 4(4), 589–611.

<https://doi.org/10.37349/EMED.2023.00163>

37. *Leading causes of DALYs*. (s/f). Recuperado el 30 de mayo de 2025, de <https://www.who.int/data/gho/data/themes/mortality-and-global-healthestimates/global-health-estimates-leading-causes-of-dalys/>
38. Li, S., Mohamedi, A. H., Senkowsky, J., Nair, A., & Tang, L. (2020). Imaging in Chronic Wound Diagnostics. *Advances in Wound Care*, 9(5), 245–263. <https://doi.org/10.1089/WOUND.2019.0967;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER>
39. lorenzo, tomas. (2001). *El Proceso de la Investigacion Cientifica, 4° ED.* - Mario Tamayo Tamayo. https://www.academia.edu/13603028/El_Proceso_de_la_Investigacion_Cientifica_4_ED_Mario_Tamayo_Tamayo
40. Lou, D., Pang, Q., Pei, X., Dong, S., Li, S., Tan, W. qiang, & Ma, L. (2020). Flexible wound healing system for pro-regeneration, temperature monitoring and infection early warning. *Biosensors and Bioelectronics*, 162. <https://doi.org/10.1016/j.bios.2020.112275>
41. Luo, J., Dziubla, T., & Eitel, R. (2017). A low temperature co-fired ceramic based microfluidic Clark-type oxygen sensor for real-time oxygen sensing. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 240, 392–397. <https://doi.org/10.1016/J.SNB.2016.08.180>
42. Martinengo, L., Olsson, M., Bajpai, R., Soljak, M., Upton, Z., Schmidtchen, A., Car, J., & Järbrink, K. (2019). Prevalence of chronic wounds in the general population: systematic review and meta-analysis of observational studies. *Annals of Epidemiology*, 29, 8–15. <https://doi.org/10.1016/J.ANNEPIDEM.2018.10.005>

43. Martins, V. F., De Paiva Guimaraes, M., & Correa, A. G. (2013). Usability test for Augmented Reality applications. *Proceedings of the 2013 39th Latin American Computing Conference, CLEI 2013*.
<https://doi.org/10.1109/CLEI.2013.6670668>
44. *MATLAB Documentation*. (s/f). Recuperado el 9 de noviembre de 2025, de <https://la.mathworks.com/help/matlab/index.html>
45. *Medir con el sistema de escala de usabilidad (SUS) - UXABLES | Blog*. (s/f). Recuperado el 8 de noviembre de 2025, de <https://www.uxables.com/investigacion-ux/medir-con-el-sistema-de-escala-de-usabilidad-sus/>
46. Mehmood, N., Hariz, A., Fitridge, R., & Voelcker, N. H. (2014). Applications of modern sensors and wireless technology in effective wound management. *Journal of Biomedical Materials Research - Part B Applied Biomaterials*, 102(4), 885–895.
<https://doi.org/10.1002/JBM.B.33063>,
47. Mergu, N., Kim, H., Ryu, J., & Son, Y. A. (2020). A simple and fast responsive colorimetric moisture sensor based on symmetrical conjugated polymer. *Sensors and Actuators, B: Chemical*, 311.
<https://doi.org/10.1016/j.snb.2020.127906>
48. Mirani, B., Hadisi, Z., Pagan, E., Dabiri, S. M. H., van Rijt, A., Almutairi, L., Noshadi, I., Armstrong, D. G., & Akbari, M. (2023a). Smart Dual-Sensor Wound Dressing for Monitoring Cutaneous Wounds. *Advanced Healthcare Materials*, 12(18), 2203233.
<https://doi.org/10.1002/ADHM.202203233>; JOURNAL: JOURNAL: 21922659; PAGE: STRING: ARTICLE/CHAPTER

49. Mirani, B., Hadisi, Z., Pagan, E., Dabiri, S. M. H., van Rijt, A., Almutairi, L., Noshadi, I., Armstrong, D. G., & Akbari, M. (2023b). Smart Dual-Sensor Wound Dressing for Monitoring Cutaneous Wounds. *Advanced Healthcare Materials*, 12(18). <https://doi.org/10.1002/adhm.202203233>
50. Mirani, B., Hadisi, Z., Pagan, E., Dabiri, S. M. H., van Rijt, A., Almutairi, L., Noshadi, I., Armstrong, D. G., & Akbari, M. (2023c). Smart Dual-Sensor Wound Dressing for Monitoring Cutaneous Wounds. *Advanced healthcare materials*, 12(18). <https://doi.org/10.1002/ADHM.202203233>
51. Ochoa, M., Rahimi, R., & Ziaie, B. (2014). Flexible sensors for chronic wound management. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 7, 73–86. <https://doi.org/10.1109/RBME.2013.2295817>
52. OMS. (2025). *Las enfermedades cutáneas como prioridad de salud pública mundial*. <https://doi.org/10.1007/s13671-017-0192-7>
53. Ortiz-Lana, N., Garrote, E., Aristegui, J., Rementeria, J., García-Martínez, J. A., McCoig, C., García-Corbeira, P., Devadiga, R., & Tafalla, M. (2017). Estudio prospectivo para estimar la carga de hospitalización y visitas a urgencias de la gripe en población pediátrica en Bilbao (2010-2011). *Anales de Pediatría*, 87(6), 311–319. <https://doi.org/10.1016/J.ANPEDI.2016.10.016>
54. Paek, K., Yang, H., Lee, J., Park, J., & Kim, Bumjoon J. (2014). Efficient Colorimetric pH Sensor Based on Responsive Polymer–Quantum Dot Integrated Graphene Oxide. *ACS Nano*, 8(3), 2848–2856. <https://doi.org/10.1021/nn406657b>

55. Paek, K., Yang, H., Lee, J., Park, J., & Kim, Bumjoon J. (2014). Efficient colorimetric pH sensor based on responsive polymer-quantum dot integrated graphene oxide. *ACS nano*, 8(3), 2848–2856.
<https://doi.org/10.1021/NN406657B>
56. Palmer, S. E. (1999). Processing Image Structure. *Vision Science: Photons to Phenomenology/ Edition 1*, 145–194.
<https://mitpress.mit.edu/9780262161831/vision-science/>
57. Parakh, A., Awate, A., Barman, S. M., Kadu, R. K., Tulaskar, D. P., Kulkarni, M. B., & Bhaiyya, M. (2025). Artificial intelligence and machine learning for colorimetric detections: Techniques, applications, and future prospects. *Trends in Environmental Analytical Chemistry*, 48, e00280.
<https://doi.org/10.1016/j.teac.2025.e00280>
58. *Pattern Recognition and Machine Learning | SpringerLink. (s/f)*.
Recuperado el 9 de noviembre de 2025, de
<https://link.springer.com/book/9780387310732>
59. Pérez-Díaz, I., Nutrición, Y., & Zubirán, S. (2016). Diabetes mellitus GACETA MÉDICA DE MÉXICO ARTÍCULO ORIGINAL PERMANYER. *Gac Med Mex*, 152(1), 50–55. www.anmm.org.mx
60. Power, G., Moore, Z., & O'Connor, T. (2017). Measurement of pH, exudate composition and temperature in wound healing: A systematic review. *Journal of Wound Care*, 26(7), 381–397.
<https://doi.org/10.12968/JOWC.2017.26.7.381>;ISSUE:ISSUE:10.12968/JOWC.2017.26.ISSUE-7
61. Pressman, R. S. (2010). *Ingeniería del Software. Un Enfoque Practico*.
www.FreeLibros.me

62. Qu, F., Li, N. B., & Luo, H. Q. (2013). Highly sensitive fluorescent and colorimetric pH sensor based on polyethylenimine-capped silver nanoclusters. *Langmuir*, 29(4), 1199–1205.
<https://doi.org/10.1021/la304558r>
63. Ramachandram, D., Ramirez-GarciaLuna, J. L., Fraser, R. D. J., Martínez-Jiménez, M. A., Arriaga-Caballero, J. E., & Allport, J. (2022). Fully Automated Wound Tissue Segmentation Using Deep Learning on Mobile Devices: Cohort Study. *JMIR mHealth and uHealth*, 10(4), e36977.
<https://doi.org/10.2196/36977>
64. Richter, M., & Flückinger, M. (1993). *Usability Engineering. Benutzbare Produkte gezielt entwickeln*. 362. <http://www.springer.com/series/8297>
65. Schneider, L. A., Korber, A., Grabbe, S., & Dissemond, J. (2007). Influence of pH on wound-healing: A new perspective for wound-therapy? *Archives of Dermatological Research*, 298(9), 413–420.
<https://doi.org/10.1007/S00403-006-0713-X/METRICS>
66. Sharma, A. K., Verma, M., Biswas, B., Acharya, A., Ghosh, S., & Das, P. (2024). Galvinol as ratiometric naked-eye colorimetric moisture sensor: Synthesis process development, applications and mechanistic studies. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 409, 135588.
<https://doi.org/10.1016/J.SNB.2024.135588>
67. Sharp, D., & Davis, J. (2008). Integrated urate sensors for detecting wound infection. *Electrochemistry Communications*, 10(5), 709–713.
<https://doi.org/10.1016/J.ELECOM.2008.02.025>
68. Shneiderman, B., Plaisant, C., Cohen, M., Jacobs, S., Elmquist, N., &

- Diakopoulos, N. (2018). *Designing The User Interface Sixth Edition*. Pearson, 95–97.
69. Short, W. D., Olutoye, O. O., Padon, B. W., Parikh, U. M., Colchado, D., Vangapandu, H., Shams, S., Chi, T., Jung, J. P., & Balaji, S. (2022a). Advances in non-invasive biosensing measures to monitor wound healing progression. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 10. <https://doi.org/10.3389/FBIOE.2022.952198>,
70. Short, W. D., Olutoye, O. O., Padon, B. W., Parikh, U. M., Colchado, D., Vangapandu, H., Shams, S., Chi, T., Jung, J. P., & Balaji, S. (2022b). Advances in non-invasive biosensing measures to monitor wound healing progression. En *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology* (Vol. 10). Frontiers Media S.A. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2022.952198>
71. Siddiqui, A. R., & Bernstein, J. M. (2010). Chronic wound infection: Facts and controversies. *Clinics in Dermatology*, 28(5), 519–526. <https://doi.org/10.1016/J.CLINDERMATOL.2010.03.009>
72. Sorg, H., Tilkorn, D. J., Hager, S., Hauser, J., & Mirastschijski, U. (2017). Skin Wound Healing: An Update on the Current Knowledge and Concepts. *European Surgical Research*, 58(1–2), 81–94. <https://doi.org/10.1159/000454919>
73. Stuart J. Russell and Peter Norvig. (2022). *Artificial Intelligence a Modern Approach*.
74. Sun, H., Xiang, J., Zhang, X., Chen, H., Shi, Y., Yu, L., Yang, Q., Li, Q., Guan, A., & Tang, Y. (2014). A colorimetric temperature sensor of a cyanine dye supramolecule and its application in reversible switch. *Applied Physics Letters*, 105(7). <https://doi.org/10.1063/1.4893923>

75. Tetyana, P., Shumbula, P. M., Njengele-Tetyana, Z., Tetyana, P., Shumbula, P. M., & Njengele-Tetyana, Z. (2021). Biosensors: Design, Development and Applications. *Nanopores*. <https://doi.org/10.5772/INTECHOPEN.97576>
76. Tian, Y., Fuller, E., Klug, S., Lee, F., Su, F., Zhang, L., Chao, S. H., & Meldrum, D. R. (2013). A fluorescent colorimetric pH sensor and the influences of matrices on sensing performances. *Sensors and Actuators, B: Chemical*, *188*, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.snb.2013.06.098>
77. Tran, M. T., Kumar, A., Sachan, A., Castro, M., Allegre, W., & Feller, J. F. (2022). Emerging Strategies Based on Sensors for Chronic Wound Monitoring and Management. *Chemosensors 2022, Vol. 10, Page 311*, *10*(8), 311. <https://doi.org/10.3390/CHEMOSENSORS10080311>
78. Turner, A. P. F. (2015). Biosensors: Fundamentals and applications - Historic book now open access. *Biosensors & bioelectronics*, *65*, A1. <https://doi.org/10.1016/J.BIOS.2014.10.027>
79. Valentina Dini, Agata Janoswka, Pietro Salvo, & Fabio Di Franceso. (2015). *Correlation Between Wound Temperature Obtained With an Infrared Camera and Clinical Wound Bed Score in Venous Leg Ulcers*. https://www.researchgate.net/publication/283014207_Correlation_Between_Wound_Temperature_Obtained_With_an_Infrared_Camera_and_Clinical_Wound_Bed_Score_in_Venous_Leg_Ulcers
80. Vela-Anaya, G., Stegensek-Mejía, E. M., & Leija-Hernández, C. (s/f). *Investigación Epidemiological characteristics and wound care costs in medical units of the Secretaría de Salud Características epidemiológicas y*

costos de la atención de las heridas en unidades médicas de la Secretaría de Salud.

81. Wang, X. D., & Wolfbeis, O. S. (2014). Optical methods for sensing and imaging oxygen: Materials, spectroscopies and applications. *Chemical Society Reviews*, 43(10), 3666–3761. <https://doi.org/10.1039/C4CS00039K>
82. Whitesides, G. M. (2006). The origins and the future of microfluidics. *Nature* 2006 442:7101, 442(7101), 368–373. <https://doi.org/10.1038/nature05058>
83. Wilkinson, H. N., & Hardman, M. J. (2023). Wound healing: Cellular mechanisms and pathological outcomes. En *Advances in Surgical and Medical Specialties* (pp. 341–370). Taylor and Francis. <https://doi.org/10.1098/rsob.200223>
84. Xia, J., & Sonkusale, S. (2021). Flexible thread-based electrochemical sensors for oxygen monitoring. *Analyst*, 146(9), 2983–2990. <https://doi.org/10.1039/D0AN02400G>
85. Xiong, Z., Achavananthadith, S., Lian, S., Edward Madden, L., Xin Ong, Z., Chua, W., Kalidasan, V., Li, Z., Liu, Z., Singh, P., Yang, H., Heussler, S. P., P Kalaiselvi, S. M., H Breese, M. B., Yao, H., Gao, Y., Sanmugam, K., K Tee, B. C., Chen, P.-Y., ... Ho, J. S. (2021). ENGINEERING A wireless and battery-free wound infection sensor based on DNA hydrogel. En *Sci. Adv* (Vol. 7). <https://www.science.org>
86. Youssef, K., Ullah, A., Rezai, P., Hasan, A., & Amirfazli, A. (2023). Recent advances in biosensors for real time monitoring of pH, temperature, and

oxygen in chronic wounds. En *Materials Today Bio* (Vol. 22). Elsevier B.V.

<https://doi.org/10.1016/j.mtbio.2023.100764>

ANEXOS

```
%%  
% GENERADOR DE DATASET SINTÉTICO COLORIMÉTRICO  
% Autora: Marielena Torres  
  
clc; clear; close all; rng(42);  
  
baseDir = 'Dataset_Sintetico'; if  
~exist(baseDir, 'dir'); mkdir(baseDir); end  
  
nImgs = 4000; % cantidad por sensor imgSize  
= [128 128]; % tamaño de imagen  
  
%%  
% PALETAS DEFINITIVAS  
  
paletaTemp = [  
32 0.850 0.620 0.180  
33 0.780 0.780 0.250  
34 0.380 0.700 0.380  
35 0.160 0.620 0.580  
36 0.110 0.580 0.760  
37 0.080 0.380 0.720   38 0.150 0.220 0.600  
];  
  
paletaHum = [  
30 0.180 0.560 0.780  
40 0.260 0.660 0.860  
50 0.460 0.740 0.880  
60 0.670 0.760 0.850  
70 0.780 0.670 0.780  
80 0.830 0.610 0.760
```

```
];
```

```
paletaPH = [
```

```
    6.5  0.960 0.850 0.480
```

```
    7.0  0.950 0.730 0.440
```

```
    7.5  0.930 0.540 0.450
```

```
    7.8  0.910 0.360 0.420
```

```
    8.4  0.830 0.220 0.420
```

```
    8.9  0.720 0.140 0.410
```

```
    9.5  0.560 0.120 0.420
```

```
];
```

```
%%
```

```
% FUNCIONES AUXILIARES
```

```
gen_img = @(color) repmat(reshape(color,1,1,3), imgSize);
```

```
add_shadow = @(img) img .* (1 - 0.3*rand(imgSize));
```

```
add_noise = @(img) imnoise(img,'gaussian',0,0.002); add_light  
= @(img) img + rand*0.1;
```

```
apply_variations = @(img) min(max(add_light(add_shadow(add_noise(img))),0),1);
```

```
write_label = @(csvFile,data) ...
```

```
writetable(cell2table(data, ...
```

```
    'VariableNames',{'filename','valor','tipo_sensor','R_mean','G_mean','B_mean'}), csvFile);
```

```
%%
```

```
% GENERAR PARA CADA SENSOR
```

```
sensores = {
```

```
    'Temperatura', paletaTemp;
```

```
    'Humedad', paletaHum;
```

```
    'pH', paletaPH;
```

```
};
```

```

for s = 1: size(sensores,1)    tipo =
sensores{s,1};    paleta = sensores{s,2};
outDir = fullfile(baseDir,tipo);    if
~exist(outDir,'dir'); mkdir(outDir); end

    labels = {};    fprintf ('Generando
%s...\n', tipo);

    for i = 1:nImgs

        idx = randi(size(paleta,1));
valor = paleta(idx,1);    colorBase
= paleta(idx,2:4);

        img = gen_img(colorBase);

        jitter = 0.05 * randn(1,3);    img
= img .* reshape(1+jitter,1,1,3);

        img = apply_variations(img);

        % Guardar    fname =
sprintf('img_%s_%05d.png', tipo, i);
imwrite(img, fullfile(outDir,fname));

        % Registrar promedio    meanRGB = squeeze(mean(mean(img,1),2));
labels(end+1,:) = {fname, valor, tipo, meanRGB(1), meanRGB(2), meanRGB(3)};
end

```

```
% Guardar CSV    csvName = fullfile(baseDir,  
sprintf('labels_%.csv', tipo));    write_label (csvName,  
labels);    fprintf ('%.s completado (%dimágenes) \n', tipo,  
nImgs); end  
  
disp (' Dataset sintético completo generado ');
```

```

%%
% ENTRENADOR DE SENSORES COLORIMÉTRICOS (V4)
% Autora: Marielena Torres

classdef entrenamiento_redes_v4 < matlab. apps.AppBase

    %%
    % UI BÁSICA

    properties (Access = public)
        UIFigure          matlab.ui.Figure
        GridLayout        matlab.ui.container.GridLayout
        LeftPanel         matlab.ui.container.Panel
        RightPanel        matlab.ui.container.Panel
        UIAxes            matlab.ui.control.UIAxes
        BtnCargar         matlab.ui.control.Button
        BtnEntrenar       matlab.ui.control.Button
        BtnGuardarResultados  matlab.ui.control.Button
        BtnGuardarModelo  matlab.ui.control.Button
        DropSensor        matlab.ui.control.DropDown
        LblSensor         matlab.ui.control.Label
        TablaMetrics      matlab.ui.control.Table
        LblEstado        matlab.ui.control.Label
        LblMAE            matlab.ui.control.Label
        LblIRMSE         matlab.ui.control.Label
        LblIR2           matlab.ui.control.Label    end

    %%
    % ESTADO DE LA APP

    properties (Access = private)
        DatosEntrenamiento    ModeloEntrenado

        ModeloBase

        CarpetaMadre = 'C:\Users\MareT\Desktop\Tesis 2\Dataset_Sintetico'
        CarpetaModelos = 'C:\Users\MareT\Desktop\Tesis 2\Resultados'    end

```

```

%%
% LÓGICA PRIVADA

methods (Access = private)

%%
% INICIO: crear carpeta y estado

function startupFcn(app)      if ~isfolder(app.CarpetaModelos),
mkdir(app.CarpetaModelos); end    app.setEstado('Listo. Cargue
datos. ');      end

function setEstado(app, msg)
app.LblEstado.Text = msg; drawnow;
end

%%
% CARGA: buscar subcarpetas y leer CSVs

function BtnCargarPushed(app, ~)
try
    app.setEstado('Buscando datasets...');
    [pthPH, pthH, pthT] = app.buscarSubcarpetas();

    app.DatosEntrenamiento = struct();
    app.DatosEntrenamiento.pH      = app.cargarDataset(pthPH, 'pH');
    app.DatosEntrenamiento.Humedad  = app.cargarDataset(pthH, 'humedad');
    app.DatosEntrenamiento.Temperatura = app.cargarDataset(pthT,
'temperatura');

    app.resumenDatos();
app.setEstado('Carga completada. ');      catch ME
app.setEstado(['Error carga: ' ME.message]);

```

```

        end
end

function [pathPH, pathH, pathT] = buscarSubcarpetas(app)
pathPH=""; pathH=""; pathT="";      if
~isfolder(app.CarpetaMadre), return; end      sub =
dir(app.CarpetaMadre);      sub = sub([sub.isdir] &
~ismember({sub.name},{' ','..'}));      for i=1:numel(sub)
n = lower(sub(i).name);      r = fullfile(app.CarpetaMadre,
sub(i).name);      if strcmp(n,'ph'), pathPH=r;
elseif contains(n,'hum'), pathH=r;      elseif
contains(n,'temp'), pathT=r;      end      end      end

function datos = cargarDataset(app, carpeta, tipo)
% Lee CSVs y arma RGB
datos = struct(); X=[]; y=[];
archivos = [];      if ~isempty(carpeta) &&
isfolder(carpeta)      archivos =
dir(fullfile(carpeta, '*.csv'));      end      if
isempty(archivos)

        cand
        {'labels_pH.csv','labels_H.csv','labels_Humedad.csv','labels_T.csv','labels_Temperatura.csv'};      =
for k=1:numel(cand)      ruta = fullfile(app.CarpetaMadre,cand{k});      if
isfile(ruta) && contains(lower(ruta),lower(tipo))      archivos = dir(ruta); break;
end      end      if isempty(archivos)      datos.Features=[];
datos.Targets=[]; return;      end      end      for i=1:numel(archivos)
ruta = fullfile(archivos(i).folder, archivos(i).name);
T = readtable(ruta);
[Xi, yi] = app.extraerDatos(T, tipo);
X = [X; Xi]; y = [y; yi];      end
datos.Features = X;      datos.Targets =
y;      end

function [X,y] = extraerDatos(~, T, tipo)
% Extrae columnas RGB y valor

```

```

X=[]; y=[];      if isempty(T) || height(T)==0, return; end      vnames =
lower(T.Properties.VariableNames);      r = find(contains(vnames,'r_mean'),1);      g =
find(contains(vnames,'g_mean'),1);      b = find(contains(vnames,'b_mean'),1);      v =
find(contains(vnames,'valor') | contains(vnames,'target') | contains(vnames,'value'),1);      if
isempty([r g b v]), return; end

```

```

X = table2array(T(:,[r g b]));
y = table2array(T(:,v));      ok
= ~any(isnan(X),2) & ~isnan(y);
X = X(ok,:); y = y(ok);

```

```

switch lower(tipo)      case 'ph',      y
= max(3, min(10, y));      case 'humedad',      y
= max(0, min(100,y));      case 'temperatura',
y = max(25,min(45,y));      end      end

```

```

function resumenDatos(app)
% Muestra conteo mín y máx en la tabla
rows = {};      total = 0;      for
s = {'pH','Humedad','Temperatura'}
k = s{1};
if isfield(app.DatosEntrenamiento,k) && ~isempty(app.DatosEntrenamiento.(k)) ...
&& ~isempty(app.DatosEntrenamiento.(k).Features)      y =
app.DatosEntrenamiento.(k).Targets;      rows(end+1,:) = {k,
sprintf('%d',numel(y)), sprintf('%0.2f-%0.2f',min(y),max(y))};      total = total +
numel(y);      else      rows(end+1,:) = {k,'0','—'};      end
end      app.TablaMetrics.Data = rows;      app.TablaMetrics.ColumnName =
{'Sensor','Muestras','Rango'};      app.setEstado(sprintf('Total muestras: %d', total));
end

```

```
%%
```

```
% ENTRENAR: split, RF, métricas, gráfica
```

```

function BtnEntrenarPushed(app, ~)      if ~app.hayDatos(),
app.setEstado('Sin datos. '); return; end      s = app.DropSensor.Value; % 'pH' |

```

```
'Humedad' | 'Temperatura'      unidad = ternary(strcmp(s,'pH'),'pH',
ternary(strcmp(s,'Humedad'),'%HR','°C'));      app.entrenarRF(s, unidad);
end
```

```
function ok = hayDatos(app)
    ok = false;      for s =
{'pH','Humedad','Temperatura'}
        k = s{1};
        if isfield(app.DatosEntrenamiento,k) && ~isempty(app.DatosEntrenamiento.(k)) ...
            && ~isempty(app.DatosEntrenamiento.(k).Features)
                ok = true; return;
        end
    end
end
```

```
function entrenarRF(app, tipo, unidad)      D =
app.DatosEntrenamiento.(tipo);      X = D.Features; y = D.Targets;
if numel(y) < 10, app.setEstado(['Pocos datos en ' tipo]); return; end
```

```
n = numel(y); idx = randperm(n); ntr = round(0.8*n);
Xtr = X(idx(1:ntr),:); ytr = y(idx(1:ntr));
Xv = X(idx(ntr+1:end),:); yv = y(idx(ntr+1:end));
```

```
app.setEstado('Entrenando...');      rf = TreeBagger(60, Xtr,
yv, 'Method','regression','MinLeafSize',3);      yhat = predict(rf, Xv);
```

```
[mae,rmse,r2] = app.metricas(yv,yhat);
app.ModeloEntrenado = rf;      app.ModeloBase =
struct('Modelo',rf,'Tipo',tipo,'Unidad',unidad);
```

```
app.plotRealPred(yv,yhat,[tipo ' - RF']);
app.mostrarMetrics(mae,rmse,r2,unidad,numel(ytr),numel(yv));
app.setEstado('Entrenamiento listo.');
```

```
function [mae,rmse,r2] = metricas(~, y, yhat)
mae = mean(abs(y-yhat));      rmse = sqrt(mean((y-
yhat).^2));      sst = sum((y-mean(y)).^2); ssr =
```

```
sum((y-yhat).^2);      r2 = 1 - ssr/max(sst,eps);
```

```
end
```

```
function plotRealPred(app, y, yhat, tit)      cla(app.UIAxes);  
scatter(app.UIAxes, y, yhat, 20, 'filled'); hold(app.UIAxes,'on');      m = [y; yhat];  
mn=min(m); mx=max(m);      plot(app.UIAxes, [mn mx],[mn mx], 'r-'  
, 'LineWidth', 1);      xlabel(app.UIAxes, 'Real'); ylabel(app.UIAxes, 'Predicho');  
title(app.UIAxes, tit);      grid(app.UIAxes, 'on'); hold(app.UIAxes, 'off');      end
```

```
function mostrarMetrics(app, mae, rmse, r2, unidad, ntr, nv)  
app.LblMAE.Text = sprintf('MAE: %.3f %s', mae, unidad);  
app.LblRMSE.Text = sprintf('RMSE: %.3f %s', rmse, unidad);  
app.LblR2.Text = sprintf('R2: %.3f', r2);
```

```
app.TablaMetrics.Data = {  
    'Modelo',      'Random Forest';  
    'Train samples',  ntr;  
    'Validation samples', nv;  
    'MAE',      sprintf('%.3f %s', mae, unidad);  
    'RMSE',      sprintf('%.3f %s', rmse, unidad);  
    'R2',      sprintf('%.3f', r2)  
};  
app.TablaMetrics.ColumnName = {'Métrica', 'Valor'};
```

```
end
```

```
%%
```

```
% GUARDAR: CSV métricas y mat modelo
```

```
function BtnGuardarResultadosPushed(app, ~)  
    try  
        if isempty(app.TablaMetrics.Data), app.setEstado('Nada que guardar.');
```

```
return; end  
if ~isfolder(app.CarpetaModelos), mkdir(app.CarpetaModelos); end      sensor =  
app.DropSensor.Value;      fecha = datestr(now, 'yyyy-mm-dd_HH-MM-SS');  
archivo = fullfile(app.CarpetaModelos, sprintf('resultados_%s_%s.csv', sensor, fecha));
```

```

        T = app.TablaMetrics.Data;          fid =
fopen(archivo,'w'); fprintf(fid,'Metrica,Valor\n');          for
i=1:size(T,1)          fprintf(fid,"%%.50s", "%%.50s"\n', string(T{i,1}),
string(T{i,2}));          end          fclose(fid);
app.setEstado(['Resultados: ' archivo]);          catch ME
app.setEstado(['Error guardar resultados: ' ME.message]);
        end
end

function BtnGuardarModeloPushed(app, ~)
    try
        if isempty(app.ModeloEntrenado), app.setEstado('Sin modelo. '); return; end
        if ~isfolder(app.CarpetaModelos), mkdir(app.CarpetaModelos); end sensor
        = app.DropSensor.Value;
        fecha = datestr(now,'yyyy-mm-dd_HH-MM-SS');          archivo =
fullfile(app.CarpetaModelos, sprintf('modelo_%s_%s.mat', sensor, fecha));
        modelo_guardar = app.ModeloEntrenado;          save(archivo,'modelo_guardar');
        app.setEstado(['Modelo: ' archivo]);          catch ME          app.setEstado(['Error guardar
        modelo: ' ME.message]);
        end
    end
end

%%
% UI: CREACIÓN SIMPLE

methods (Access = private)          function
createComponents(app)          app.UIFigure =
uifigure('Visible','off');          app.UIFigure.Position = [100
100 960 560];          app.UIFigure.Name = 'Entrenamiento
Sensores V4';

app.GridLayout = uigridlayout(app.UIFigure,[1 2]);

```

```

% LEFT      app.LeftPanel =
uipanel(app.GridLayout,'Title','Entrenamiento');      app.BtnCargar =
uibutton(app.LeftPanel,'push','Text','Cargar Datos',...
    'Position',[20 500 110 28],...
    'ButtonPushedFcn',createCallbackFcn(app,@BtnCargarPushed,true));
app.BtnEntrenar = uibutton(app.LeftPanel,'push','Text','Entrenar',...
    'Position',[140 500 100 28],...
    'ButtonPushedFcn',createCallbackFcn(app,@BtnEntrenarPushed,true));      app.
BtnGuardarResultados = uibutton app. LeftPanel,'push','Text','Guardar Resultados',...
'Position',[2, ...0 140 28],...
    'ButtonPushedFcn',createCallbackFcn(app,@BtnGuardarResultadosPushed,true));
app.BtnGuardarModelo = uibutton(app.LeftPanel,'push','Text','Guardar Modelo',...
'Position',[400 500 120 28],...
    'ButtonPushedFcn',createCallbackFcn(app,@BtnGuardarModeloPushed,true));

app.LblSensor = uilabel(app.LeftPanel,'Text','Sensor:',...
    'Position',[20 465 50 22]);      app.DropSensor =
uidropdown(app.LeftPanel,'Items',{'pH','Humedad','Temperatura'},...
'Value','pH','Position',[75 465 180 22]);

app.UIAxes = uiaxes(app.LeftPanel);
app.UIAxes.Position = [20 210 540 240];

app.LblEstado = uilabel(app.LeftPanel,'Text','Estado',...
    'Position',[20 180 540 22]);

% RIGHT      app.RightPanel =
uipanel(app.GridLayout,'Title','Resultados');

app.LblMAE = uilabel(app.RightPanel,'Text','MAE:', 'Position',[20 510 200 22]);
app.LblRMSE = uilabel(app.RightPanel,'Text','RMSE:', 'Position',[20 485 200 22]);
app.LblR2 = uilabel(app.RightPanel,'Text','R2:', 'Position',[20 460 200 22]);

app.TablaMetrics = uitable(app.RightPanel,'Position',[20 240 440 200]);
app.TablaMetrics.ColumnName = {'Métrica','Valor'};

```

```

        app UIFigure.Visible = 'on';
end end

%%

% PÚBLICO: CTOR / DTOR

methods (Access = public) function
app = entrenamiento_redes_v4
createComponents(app);
registerApp(app, app UIFigure); if
nargout == 0 clear app
else
runStartupFcn(app, @startupFcn);
end
end

function delete(app)
delete(app UIFigure)
end end

end

%%

% FUNCIÓN AUXILIAR: ternary
% (if-else compacto) function out
= ternary(cond, a, b) if cond, out =
a; else, out = b; end end

```



SEDE CENTRAL

FORMULARIO DE ENTREGA DE PROYECTO FINAL DE GRADUACIÓN

Por este medio, notifico que el Proyecto Titulado 'DISEÑO DE SISTEMA DE MONITOREO, BASADO EN SENSORES COLORIMÉTRICOS E IA, EN MODELO MIMÉTICO DE LESIÓN CUTÁNEA'

Correspondiente al estudiante MARIELENA JOHANNA TORRES GONZÁLEZ

De la carrera LICENCIATURA EN INGENIERÍA BIOMÉDICA E INSTRUMENTACIÓN

Doy fe que he revisado y autorizado la entrega del Proyecto Final de Graduación (Documento Final), a Secretaría Académica, por reunir los requisitos y acatamientos exigidos por la Universidad Latina de Panamá y sugiere se le asigne la fecha para su defensa oral (sustentación).

Autorización del Director del Proyecto Final de Graduación:

Nombre del Profesor Director Dr. Ernesto A. Ibarra R.

Firma de Autorización

Teléfono 6245-0000



Autorización del Profesor responsable del Curso Proyecto Final de Graduación:

Nombre del Profesor ALFREDO LESCHER

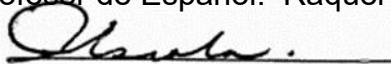
Firma de Autorización

Teléfono

En caso de revisión de un Profesor de Español

Notifico que doy fe que el documento cumple satisfactoriamente con todos los requisitos formales de ortografía y de redacción exigidos por el idioma español.

Nombre del Profesor de Español: Raquel Elida Escala Díaz



Autorización



Firma del Estudiante

Fecha de Entrega 18 de marzo de 2026

Recibido por _____ Fecha _____

Carta de revisión del Profesor de Español

Panamá, 17 de marzo de 2026

Señores:

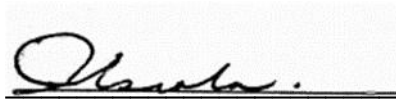
UNIVERSIDAD LATINA DE PANAMÁ

E. S. D.

Estimados Señores:

La(El) suscrita(o) notifica haber revisado por solicitud del estudiante **Marielena Johanna Torres González** con cédula de identidad personal número **8-984-2184**, el proyecto final de graduación titulado **“DISEÑO DE SISTEMA DE MONITOREO, BASADO EN SENSORES COLORIMÉTRICOS E IA, EN MODELO MIMÉTICO DE LESIÓN CUTÁNEA”** y a su vez doy fe que el documento cumple satisfactoriamente con todos los requisitos formales de ortografía y de redacción exigidos por el idioma español,

Atentamente,

 2026-006RE

Firma del profesor de Español



UNIVERSIDAD DE PANAMA

LA FACULTAD DE

Ciencias de la Educación

EN VIRTUD DE LA POTESTAD QUE LE CONFIEREN LA LEY Y EL ESTATUTO UNIVERSITARIO,
HACE CONSTAR QUE

Raquel Elida Escala Díaz

HA TERMINADO LOS ESTUDIOS Y CUMPLIDO CON LOS REQUISITOS
QUE LE HACEN ACREEDOR, CON ALTOS HONORES, AL TÍTULO DE

Profesora de Educación Media con Especialización en Español

Y EN CONSECUENCIA SE LE CONCEDE TAL GRADO CON TODOS LOS DERECHOS,
HONORES Y PRIVILEGIOS RESPECTIVOS, EN TESTIMONIO DE LO CUAL SE LE EXPIDE
ESTE DIPLOMA EN LA CIUDAD DE PANAMÁ, A LOS diecinueve
DÍAS DEL MES DE junio DEL AÑO DOS MIL siete.

Secretario General

Decano

Rector

Diploma 148, 376
Identificación Personal 8-376-39

REPÚBLICA DE PANAMÁ
TRIBUNAL ELECTORAL

Raquel Elida
Escala Diaz

NOMBRE USUAL:

FECHA DE NACIMIENTO: 27-MAY-1971

LUGAR DE NACIMIENTO: PANAMÁ, PANAMÁ

SEXO: F

EXPEDIDA: 06-JUN-2019

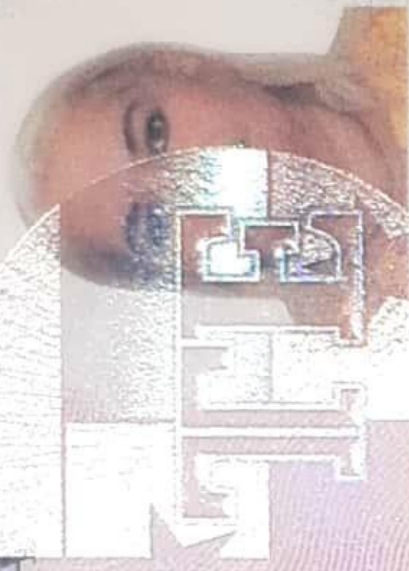
TIPO DE SANGRE:

EXPIRA: 06-JUN-2029

8376-39



Raquel Escala Diaz



REPÚBLICA DE PANAMÁ
TRIBUNAL ELECTORAL
E31A

UNIVERSIDAD DE PANAMA

LA FACULTAD DE
Humanidades

EN VIRTUD DE LA POTESTAD QUE LE CONFIEREN LA LEY Y EL ESTATUTO UNIVERSITARIO,
HACE CONSTAR QUE

Raquel Elida Escala Diaz

HA TERMINADO LOS ESTUDIOS Y CUMPLIDO CON LOS REQUISITOS
QUE LE HACEN ACREEDOR AL TITULO DE

*Licenciada en Humanidades
con Especialización en Español*

Y EN CONSECUENCIA, SE LE CONCEDE TAL GRADO CON TODOS LOS DERECHOS,
HONORES Y PRIVILEGIOS RESPECTIVOS, EN TESTIMONIO DE LO CUAL SE LE EXPIDE
ESTE DIPLOMA EN LA CIUDAD DE PANAMA A LOS *17*

DIAS DEL MES DE *Marzo* DE MIL NOVECIENTOS *noventa y siete*

[Signature]
Rector
Diploma, 54156
Identificación Personal 8-370-39

[Signature]
Decano

[Signature]
Rector

