
Desarrollo de algoritmo de procesamiento de imágenes en Matlab para reconocimiento y clasificación de heridas

Rodolfo De Jesús Urizar Tuells



UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA
Facultad de Ingeniería




**Desarrollo de algoritmo de procesamiento de imágenes en
Matlab para reconocimiento y clasificación de heridas**

Trabajo de graduación presentado por Rodolfo De Jesús Urizar Tuells
para optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería Biomédica

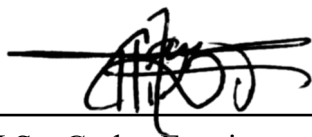
Guatemala,

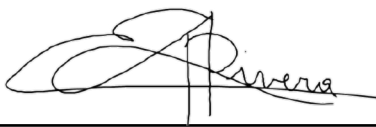
2024


Vo.Bo.:

(f) 
M. Sc. Carlos Esquit

Tribunal Examinador:

(f) 
M.Sc. Carlos Esquit

(f) 
Dr. Luis Alberto Rivera Estrada

(f) 
Ing. Kurt Emmanuel Kellner

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

Desde pequeño, he soñado con salvar vidas, ¿quién no ha querido ser un superhéroe de pequeño? ¿Quién no se ha imaginado la sonrisa de alguien agradecido? El sueño siempre está presente y siento que cada día me acerco más al momento de despertar y ver ese sueño hecho realidad. Sin embargo, se que no lo lograré solo; Batman tiene a su Robin, Supermán tiene a Lois; por eso quiero tomarme el tiempo de agradecer a todos los que me han ayudado a cumplir el sueño.

Primero agradecer a Dios, a quién le debo todo, quien me acompañó en las noches de desvelo, en los días difíciles y en las noches de celebración, quién me muestra el camino y me llena de esperanza. Gracias por tomarme de la mano y no soltarme, por ser mi fuente incesante de respuestas.

A mi padre, por su sacrificio, por su confianza, por su inspiración. A mi madre, por su amor incondicional, su cuidado, su ejemplo. No sería ni la mitad de lo que soy ahora si alguno de ustedes me hubiera faltado. A mi hermano, por ser esa competencia permanente que hizo que alcanzara niveles más altos, por ser un ejemplo a seguir y protegerme. A mi hermana, por su sensibilidad, por alegrarme los días tristes, por ser mi segunda madre. A mis abuelos, por motivarme a seguir adelante, por sus consejos y su amor. A Renata, Dulce, Sofi, Silvana y Andrés, con quienes he compartido los 5 años de carrera; gracias a ustedes nunca me sentí solo.

También quiero agradecer a la Fundación Juan Bautista Gutiérrez; en especial a Doña Isa, su “sí” me cambió la vida. A las Coordinadoras, por ayudarme a crecer, a vencer mis miedos y seguir soñando.

Agradezco a la Universidad del Valle de Guatemala y a todos mis profesores, gracias a su paciencia y vocación, he podido aprender no solo sobre Ingeniería, sino también a ser un excelente profesional. En especial, a mi asesor, PhD José Andrés Leal Ordoñez, por su apoyo, compromiso y paciencia durante todo el proceso de investigación. Su experiencia y seguimiento fueron indispensables para el éxito de este trabajo.

Prefacio	III
Lista de figuras	VII
Lista de cuadros	VIII
Resumen	IX
Abstract	1
1. Introducción	2
2. Antecedentes	4
3. Justificación	6
4. Objetivos	8
4.1. Objetivo general	8
4.2. Objetivos específicos	8
5. Alcance	9
6. Marco teórico	10
6.1. Heridas	10
6.1.1. Tipos de heridas	10
6.1.2. Fases de curación de las heridas	10
6.1.3. Heridas crónicas	12
6.2. Monitoreo de heridas	13
6.2.1. Monitoreo convencional	13
6.2.2. Monitoreo por sensores	15
6.2.3. Monitoreo por imágenes	15
6.3. Adquisición de imágenes	16
6.3.1. Captura de imagen	17
6.3.2. Otros métodos de adquisición de imágenes	18

6.4. Procesamiento de imágenes	19
6.4.1. Imágenes	20
6.4.2. Tipos de procesamiento	22
7. Metodología	25
7.1. Diseño de prototipos	25
7.2. Adquisición de imágenes	27
7.3. Procesamiento de imágenes	28
7.4. Transformación de geometría	29
7.5. Definición de la escala pixel/mm	30
8. Resultados	31
8.1. Procesamiento de imágenes en planos 2D	31
8.2. Procesamiento de imágenes en planos 3D	33
8.3. Procesamiento de imágenes en sujetos de prueba con simulación de heridas . .	34
8.4. Definición de la referencia	36
9. Discusión	38
10. Conclusiones	41
11. Recomendaciones	42
12. Bibliografía	44
13. Anexos	49
13.1. Cuadros de métodos realizados	49

Lista de figuras

1.	<i>Fases de sanación de una herida</i>	11
2.	<i>Heridas crónicas. A. Úlcera por presión, B. Úlcera venosa, C. Úlcera de pie diabético</i>	13
3.	<i>Métodos convencionales para medir heridas. A. Regla milimetrada, B. Visitrak, C. Estimación visual</i>	14
4.	<i>Patrón Bayer para filtros de color en sensores CMOS y CCD</i>	17
5.	<i>Elemento más pequeño de una imagen 2D y 3D</i>	18
6.	<i>Representación de extracción de color de una imagen en un plano RGB</i>	20
7.	<i>Representación visual del espectro visible y las intensidades RGB</i>	21
8.	<i>Representación bicónica del espacio de color HSV</i>	21
9.	<i>Representación esférica del espectro visible y el espacio de color $l^*a^*b^*$</i>	22
10.	<i>Demostración de imagen original y filtros lineal, mediano y wiener (de izquierda a derecha respectivamente)</i>	23
11.	<i>Prototipos diseñados para procesamiento de imágenes en superficies planas</i>	26
12.	<i>Interfaz SketchAndCalc para el cálculo del área de figuras irregulares</i>	27
13.	<i>A. Toma de fotografía en ambiente controlado, con fondo blanco y luz natural. B. Ejemplo de fotografía tomada en superficies planas. C. Ejemplo de fotografía tomada en superficie curva. D. Ejemplo de fotografía tomada con sujeto de prueba</i>	27
14.	<i>Filtro de relleno</i>	28
15.	<i>Transformaciones de geometría hechas en MATLAB</i>	29
16.	<i>Segmentación por varios métodos con imagen original, A. Imagen adquirida para procesamiento. B. Imagen binarizada con segmentación de umbral de color. C. Imagen binarizada con segmentación por texturas. D. Imagen binarizada con K-medias</i>	32
17.	<i>Distribución de porcentaje de error de los 12 métodos evaluados</i>	32
18.	<i>Transformaciones de geometría efectuadas. A. Imagen original. B. Sin transformación. C. Transformación de factor de escala. D. Transformación de referencia. E. Transformación de la imagen completa</i>	33
19.	<i>Distribución del porcentaje de error de los 10 métodos evaluados en la fase 3D</i>	34
20.	<i>Segmentación de imágenes con K-medias para los 3 tipos de piel procesadas</i>	35

21.	<i>Distribución del porcentaje de error en las 7 fases completadas</i>	35
22.	<i>Promedio de porcentaje de error de la fase 5 para determinación del tamaño de la referencia con desviación estándar</i>	36
23.	<i>Distribución del porcentaje de error en la fase 5 para determinación del tamaño de la referencia</i>	37

Lista de cuadros

1.	<i>Definición de características utilizadas con la función “regionprops”</i>	30
2.	<i>Resumen de funciones en MATLAB para el procesamiento de imágenes en planos 2D utilizadas en los diferentes métodos</i>	50
3.	<i>Resumen de funciones en MATLAB para el procesamiento de imágenes en planos 3D utilizadas en los diferentes métodos</i>	51
4.	<i>Resumen de funciones en MATLAB para el procesamiento de imágenes 3D con fondo negro utilizadas en los diferentes métodos</i>	52

Las heridas crónicas se presentan cuando las células de la piel carecen de la habilidad de sanación y el tiempo de recuperación se vuelve indeterminado. Se estima que alrededor del 2% de las personas que viven en un país en desarrollo sufren de heridas crónicas por lo menos una vez en su vida. La afección de heridas crónicas afecta directamente en la calidad de vida de las personas y el monitoreo se vuelve una fase clave. En países como Guatemala la cobertura nacional de salud es limitada, por lo que la implementación de métodos que permitan el monitoreo de heridas de manera remota es crucial.

En el siguiente proyecto se busca determinar un algoritmo que permita procesar fotografías tomadas con una cámara de celular para reconocer características como el tamaño de una herida. Para ello se crearon prototipos con figuras regulares e irregulares que simulaban las heridas reales; además, se validó la precisión de una cruz negra de 3 cm^2 como figura de referencia física. Se determinó que la segmentación por K-medias era un método confiable y preciso; además, se utilizó una transformación de geometría afín para modificar la deformación ocasionada por la curvatura de la superficie. Para los prototipos en planos 2D se obtuvo un porcentaje de error promedio de 1.84%; mientras que para planos 3D se obtuvo 1.10% con una desviación estándar de 0.005. Esto representa 0.02 mm^2 de área en las figuras irregulares de 1.94 cm^2 y 0.03 mm^2 en las figuras irregulares de 2.96 cm^2 .

Chronic wounds occur when skin cells lack the ability to heal and recovery time becomes indeterminate. It is estimated that about 2% of people living in a developing country suffer from chronic wounds at least once in their lifetime. The condition of chronic wounds directly affects people's quality of life and monitoring becomes a key phase. In countries such as Guatemala, national health coverage is limited, so the implementation of methods that allow remote wound monitoring is crucial.

The following project seeks to determine an algorithm that allows processing photographs taken with a cell phone camera to recognize characteristics such as the size of a wound. For this purpose, prototypes were created with regular and irregular shapes that simulated real wounds; in addition, the accuracy of a 3 cm² black cross as a physical reference figure was validated. K-means segmentation was determined to be a reliable and accurate method; furthermore, an affine geometry transformation was used to modify the deformation caused by surface curvature. For the prototypes in 2D planes, an average percentage error of 1.84% was obtained; while for 3D planes, 1.10% was obtained with a standard deviation of 0.005. This represents 0.02 mm² of area in the 1.94 cm² irregular shapes and 0.03 mm² in the 2.96 cm² irregular shapes.

Las heridas se pueden volver crónicas cuando las células de la piel carecen de la habilidad de sanarlas debido a varios factores; se estima que alrededor del 2% de las personas que viven en un país en desarrollo sufren de heridas crónicas por lo menos una vez en su vida [1]. Cuando una persona sufre una herida crónica requiere de tratamiento obligatorio, el primer paso de este tratamiento es el monitoreo; sin embargo, los cuidados médicos se ven interrumpidos en pacientes que se les dificulta acudir a centros de salud. En Guatemala, según datos del 2015, existen solo 3 personas capacitadas para cada 10,000 pacientes en el área urbana, a esto se le suma el alto índice de rechazo al tratamiento al ser doloroso por los métodos de clasificación y medición actuales [2]. A nivel mundial, se han desarrollado tecnologías como sensores y aplicaciones móviles que permiten monitorear y clasificar las heridas de manera remota, lo cual es clave para áreas rurales con acceso limitado a servicios de salud. Bajo estas condiciones, se busca implementar un sistema remoto en Guatemala que permita a los pacientes controlar y evaluar sus heridas usando su teléfono reduciendo riesgos de complicaciones.

El punto de partida para este sistema se llevará a cabo en el siguiente trabajo; los procesos a seguir son los siguientes: Primero se diseñan prototipos de objetos 2D como círculos y cuadrados de varios colores; además, se diseña una figura de referencia que permita realizar un escalamiento. Se simulan superficies curvas en las que se aplicarán prototipos de figuras irregulares para validar el algoritmo en condiciones similares a las ubicaciones comunes de las heridas crónicas. La adquisición de imágenes se realiza por medio de un teléfono celular en donde todas las fotografías se toman a la misma distancia, bajo las mismas condiciones de luz natural. Una vez adquiridas las imágenes se procesan en MATLAB utilizando técnicas de segmentación como umbrales, textura o K-medias. En las figuras en superficies 3D se realiza una transformación geométrica para modificar la deformación ocasionada por la curvatura con ayuda de puntos de control seleccionados manualmente. Por último, la escala pixel/mm se extrae con la función “regionprops” que brinda características de las regiones segmentadas; así se puede crear una relación de medidas entre la figura de referencia y la figura deseada para conocer su tamaño real.

En el capítulo 2 y 3 se presentan los antecedentes más relevantes en los métodos de monitoreo de heridas; adicionalmente, se describe la situación a nivel mundial referente al problema de heridas crónicas y los tratamientos existentes, así como los avances más significativos en esta área y la justificación de la necesidad del proyecto. Luego, se detalla el objetivo general y los objetivos específicos, así como las limitaciones que pueden surgir a lo largo del proyecto con el cumplimiento de estos. El capítulo 6 brinda información importante para entender los conceptos complejos que toca el proyecto; así como la explicación de las alternativas existentes. En seguida, se detallan los pasos a seguir para lograr los objetivos planteados, así como los resultados obtenidos luego de terminada la fase de experimentación. Por último, se cuestionan y explican los resultados con base en la teoría existente en el apartado de Discusión; para así poder concluir acerca de los hitos más importantes del proyecto y una breve recomendación del trabajo futuro a seguir para lograr que el presente trabajo se vuelva una realidad dentro del servicio médico hospitalario en Guatemala.

El procesamiento de imágenes es un método que permite adquirir imágenes y realizar cambios dentro de ellas. Una de las técnicas de procesamiento de imágenes más comunes es el procesamiento de imágenes digital, este consiste en utilizar algoritmos de programación que permiten crear un entorno capaz de realizar diversas tareas como: i) filtrar artefactos de la señal; ii) convertir señales de sensores a imágenes digitales; iii) extraer información relevante como el tamaño o número de objetos dentro de una escena; iv) optimizar la calidad para impresión y compresión del tamaño de las imágenes para posterior envío de comunicación entre servidores [3].

En un mundo que está repleto de formas, colores, texturas, luz y sombras, nace la necesidad de utilizar el procesamiento de imágenes a favor, así surgen aplicaciones como sistemas visuales de inspección automática en la industria de manufactura [4]; interpretación de escenas por sensores remotos en industrias como agricultura, hidrología y geología [5]; vigilancia en departamentos de defensa para estrategias de combate; rastreo de objetos en movimiento para mejorar los sistemas de seguridad [6]. Actualmente, el auge de la inteligencia artificial se combina con aplicaciones, como *Computer Vision*, capaz de crear reconocimiento facial, clasificación de imágenes, reconstrucción 3D, realidad aumentada y segmentación de imágenes de manera autónoma [7].

Una de las aplicaciones de mayor impacto se encuentran en la industria biomédica, estas van desde el diagnóstico por imagen que engloba los métodos de Rayos X, CT, MRI y PET. La realidad aumentada está ganando popularidad para fines didácticos y también puede utilizarse para análisis de imágenes de manera tridimensional. Además, de la telemedicina, que utiliza las características de envío de imágenes por medio de servidores que luego son procesadas y analizadas por médicos a distancia [8]. Por último, la segmentación por texturas y bordes que son utilizados en las imágenes médicas para identificación de tumores; sin embargo, esta herramienta también se ha utilizado para identificar cáncer de piel por medio de aplicaciones que procesan una fotografía y reconocen verrugas u otros patrones anormales de la piel sin necesidad de realizar biopsias [9].

Para el tratamiento y seguimiento de heridas, existen métodos similares al de la detección

de cáncer de piel utilizando distintos algoritmos y lenguajes de programación[10]. Esto surge de la necesidad de cambiar las formas convencionales para dimensionar heridas como la regla milimetrada o el trazado y corte [11], que son dolorosos para los pacientes porque consisten en colocar una especie de acetato sobre la herida, marcar el borde con un marcador y luego medir el área marcada. También existe la estimación médica que tiene una precisión escasa, al usar la experticia del médico para estimar el tamaño de la herida [12].

Actualmente existen varios algoritmos y aplicaciones que ya utilizan el procesamiento de imágenes como una herramienta precisa para la medición y el seguimiento de las heridas. Existen algoritmos que alcanzan una precisión mayor a la de los métodos convencionales utilizando una fotografía y combinando técnicas como *structure for movement* (SFM), *least squares conformal mapping* (LSCM) y segmentación de imágenes [12]. También, existen organizaciones como Healthy.io (Londres, Reino Unido) [13] que desarrolla diferentes tipos de tecnología que permiten que desde el celular con una fotografía se pueda monitorear el progreso de las heridas, realizando identificación de colores, formas, reconstrucción 3D y es capaz de llevar un registro de todas las imágenes para evaluar el progreso y brindar métricas precisas.

Las heridas en la piel pueden volverse crónicas cuando las células de la piel carecen la habilidad de sanación debido a imbalances bioquímicos y el tiempo de recuperación se vuelve indeterminado [14]. Las heridas crónicas surgen típicamente en personas que sufren de otras enfermedades (comorbilidad) como la diabetes, obesidad, estasis venosa, enfermedades vasculares periféricas [15] [1]. Se estima que alrededor del 2% de las personas que viven en un país en desarrollo sufren de heridas crónicas por lo menos una vez en su vida [1], y el 85% de personas que sufren heridas crónicas por diabetes tienen un alto riesgo de amputación [16]. Las personas que sufren de úlceras por diabetes aumentan en 40% la mortalidad en 5 años después de haber sufrido la herida [16]. En Guatemala se estima que el 11.4% de las personas sufren diabetes (Datos 2021), esto representa 1.2 millones de personas con riesgo de sufrir heridas crónicas y amputaciones [17].

En los últimos 10 años las cifras de personas con heridas crónicas han aumentado alcanzando a 113 millones de personas afectadas en 195 países [18]. Estas heridas afectan especialmente a las personas mayores, en Estados Unidos el 3% de las personas mayores a 65 años sufren de heridas crónicas y se estima que esta cifra aumente conforme se aumente la población de personas adultas. Esto representa un costo del 5.5% de todo el presupuesto del sistema nacional de salud [15], además de la necesidad de personas altamente calificadas para mantener el cuidado de las heridas [18].

Las heridas crónicas representan una gran carga económica y psicológica para las personas que las sufren, se requiere de cuidado y monitoreo constante para prevenir el deterioro de la salud. El primer paso del monitoreo es la clasificación; dependiendo la apariencia y la ubicación se puede empezar con el tratamiento adecuado. En heridas crónicas como las úlceras por diabetes que representan la causa más común de amputaciones de miembros, es vital el reconocimiento y clasificación temprana de la herida [16].

Los cuidados médicos necesarios así como determinar la evolución de las heridas crónicas se ven interrumpidos en pacientes que se les dificulta acudir a centros de salud. En Guatemala, en 2015 existían solo 3 personas capacitadas para cada 10,000 personas en el área rural y 26 para cada 10,000 en el área urbana [2]. A esto debe sumarse que los métodos de

clasificación y medición de heridas son dolorosos para los pacientes, lo que provoca que los pacientes rechacen los tratamientos y no atiendan a sesiones de evaluación y terapia [19].

En el ámbito terapéutico existen constantes avances y métodos menos dolorosos en sanación de heridas. Dentro de ellos se pueden encontrar la terapia génica, vendajes de compresión, botas de presión negativa, componentes bioactivos, limpieza ultrasónica, películas bioactivas, los injertos de piel, scaffolds no celulares sobre la herida, e incluso estimulación electroquímica [19]. Existe una alta inversión y deseo por mejorar las terapias para heridas crónicas, sin embargo, en el ámbito de observación y monitoreo de heridas, los avances suceden a una menor velocidad. Es de gran importancia enfocarse en avances de reconocimiento y clasificación que permitan a las personas tener un mayor control e información sobre sus heridas sin que el dolor influya en la decisión de los pacientes al elegir el método.

Actualmente, los métodos utilizados para medir heridas son: la regla milimetrada; consiste en colocar una regla milimetrada junto a la herida y tomar medidas directas del ancho y largo de la herida. Visitrak; es un aparato electrónico que requiere del borde de la herida el cuál es extraído colocando una especie de acetato sobre la herida y dibujando el borde encima de ella. Y la estimación visual; se utiliza para evaluar rápidamente el tamaño de una herida y consiste en que un médico con experiencia observa la herida y estima su tamaño según su experiencia clínica [20].

Existen avances con resultados positivos en el ámbito de clasificación y monitoreo; en Londres, Healthy.io desarrolló una aplicación para teléfonos celulares que con tan solo una foto es capaz de dar características como el tamaño de la herida [13]. El instituto tecnológico de California ha creado sensores capaces de estimular la sanación de las heridas y realizar un seguimiento que se puede observar desde una aplicación móvil [21]. Otros avances relacionados son algoritmos de procesamiento de imágenes que combinan técnicas como *structure for movement* (SFM), *least squares conformal mapping* (LSCM) para aumentar la precisión de métodos convencionales de reconocimiento por fotografía [12].

En este proyecto se busca desarrollar un sistema en el cuál por medio de imágenes adquiridas por un celular, sin importar el tipo o marca de celular, se puedan identificar las propiedades geométricas y colorimétricas de una herida. La solución que se propone es clave para facilitar el monitoreo constante de heridas de forma remota. En Guatemala al menos el 51 % de personas cuentan con un teléfono celular y acceso a internet (Datos 2021) [21], por lo que crear una solución móvil para personas que no cuentan con acceso a médicos se vuelve una opción. Así se podrá determinar la evolución de la herida por medio de un monitoreo constante desde cualquier parte del país, incluyendo las áreas rurales y se reduzca el riesgo de complicaciones en pacientes con heridas crónicas.

4.1. Objetivo general

Desarrollar un algoritmo en MATLAB que permita procesar imágenes adquiridas con teléfonos celulares para determinar características de coloración, textura y tamaño de heridas.

4.2. Objetivos específicos

- Definir un método estandarizado de adquisición y preprocesamiento de imágenes sin importar las condiciones en las que se tomen las fotografías, removiendo dependencia al dispositivo utilizado y ajustando calidad de imagen.
- Elaborar un algoritmo de reconocimiento de objetos capaz de determinar las dimensiones reales en base a un segundo objeto de referencia.
- Evaluar y ajustar la precisión de los algoritmos de reconocimiento y medición de objetos simples como círculos y rectángulos puestos en planos 2D y 3D para obtener menos de un 1 % de error.
- Determinar la geometría y colores necesarios para un método de referencia físico a utilizar en la medición de heridas reales en pacientes con diferentes tonos de piel.

Se busca desarrollar un algoritmo en MATLAB que permita procesar imágenes adquiridas con teléfonos celulares para determinar características de coloración, textura y tamaño de heridas. Las pruebas con heridas requieren de una base de datos con fotografías de pacientes que cuenten con la referencia física que se determinó durante el proyecto. Esto implicaría procedimientos legales como consentimientos informados y alianzas con centros médicos para facilitar el acceso a estos pacientes, sin embargo, actualmente no se cuenta con un comité de ética específico para el departamento de Ingeniería Biomédica que pudiera ayudar con la logística de estos procedimientos. Por ello, se prefirió simular tanto las heridas con figuras regulares e irregulares impresas en papel adhesivo como las superficies curvas de extremidades con los tubos PVC.

Se creará un algoritmo de reconocimiento de objetos capaz de determinar las dimensiones reales en base a un segundo objeto de referencia; este objeto se validará realizando varias pruebas con diferentes tipos de formas y colores para remover la dependencia de objeto a un fondo de la fotografía específico. Es importante mencionar que no se utilizan algoritmos de inteligencia artificial, por lo que la selección de los objetos, la clasificación y el escalamiento se hace de manera manual y puede conllevar un error humano.

El algoritmo desarrollado es solo un punto de partida para una aplicación futura en el sistema hospitalario nacional. No se espera crear una aplicación que pueda usarse con seguridad en pacientes reales. Teniendo en cuenta también que para eso se requieren procesos de certificación y pruebas clínicas que no se tienen contempladas dentro del flujo de trabajo del proyecto actual.

6.1. Heridas

Una herida es una pérdida de continuidad de la piel o mucosa producida por algún agente físico o químico [22]. Sin embargo, el concepto es ambiguo y a lo largo del tiempo ha adquirido diferentes interpretaciones. Por tanto, se ha visto la necesidad de clasificar las heridas en varios rubros, como lo es la profundidad del tejido afectado, el tipo de lesión que la provocó y la clasificación general que utiliza el tiempo de sanación como parámetro [23].

6.1.1. Tipos de heridas

Según el tiempo de sanación de las heridas se pueden caracterizar como heridas agudas y crónicas. Las heridas agudas se definen como aquellas que son causadas por traumatismos o por intervenciones quirúrgicas [24]. Estas cicatrizan de manera ordenada y predecible con el tiempo, permiten un restablecimiento anatómico y funcional. Además, el tiempo de sanación es corto, ya que en la mayoría de casos no presentan comorbilidad que altere la cicatrización, por lo que no suceden complicaciones [24]. Por otro lado, una herida se considera crónica cuando el tiempo de sanación se prolonga por encima del tiempo esperado y no sigue una trayectoria normal. Además, resisten el tratamiento y presentan remodelación del tejido deficiente, por lo que es posible que las heridas vuelvan a aparecer. Es común que las heridas crónicas se presenten cuando existe una enfermedad subyacente que modifica el funcionamiento de las células del tejido imposibilitando la sanación [25].

6.1.2. Fases de curación de las heridas

Las heridas siguen un proceso de curación predecible, este proceso se compone de una cadena de eventos que se repite de manera regulada. Estos eventos pueden sobreponerse entre sí, sin embargo, la definición de estos se realiza de manera lineal para entenderlos con

claridad (Figura 1). Este proceso consta de 4 eventos o fases, entre las cuales encontramos hemostasia; inflamación; migración y proliferación celular; por último, remodelación [26].

- Hemostasia

La hemostasia ocurre inmediatamente después de la lesión; los vasos sanguíneos se estrechan, las plaquetas se multiplican en el área de la herida y las fibrinas resultantes generan coagulación. Esto permite que no haya pérdidas importantes de la cantidad de sangre y electrolitos, así como evitar la contaminación exterior. La malla de fibrina que se crea en el sitio de coagulación ayuda a que se instalen posteriormente otros tipos de células en las siguientes fases de cicatrización.

- Inflamación

La inflamación se reconoce fácilmente por síntomas físicos como dolor, enrojecimiento o calentamiento de la zona. Esto ocurre debido a que después de la hemostasia, migran células inmunológicas que colaboran a eliminar bacterias que pudieron quedar en la herida al momento de efectuarse la lesión. Dentro de las células que migran se encuentran factores de crecimiento que promueven la siguiente etapa de curación, que es la proliferación celular.

- Migración y proliferación celular

La proliferación celular permite la regeneración del tejido en el área dañada. Las células endoteliales y fibroblastos empiezan a crecer y a realizar procesos como la angiogénesis y la epitelización. Además, se libera colágeno que permite la creación de tejido nuevo en el área de la herida.

- Remodelación

Por último, aproximadamente 21 días después de la lesión la cantidad de colágeno en el tejido se equilibra. La dermis y epidermis toman características de pH normales, lo que indica que la herida está a punto de cerrar. La remodelación continúa hasta 12 meses después del cierre de la herida, ya que la fortaleza del tejido no es la misma que antes de la lesión.

Figura 1. *Fases de sanación de una herida*



Nota. (Fleming Medical, 2024) obtenido de [27].

6.1.3. Heridas crónicas

A diferencia de las heridas agudas, las heridas crónicas no siguen este proceso de sanación. Ya que presentan complicaciones debido a infecciones externas o como se mencionó anteriormente, se presentan en escenarios de enfermedades subyacentes. Estas heridas comúnmente se clasifican en úlceras por presión; úlceras venosas; úlcera de pie diabético y por último se incluyen las heridas agudas que presentaron complicaciones [28].

- **Úlceras por presión**

Cualquier lesión que se origina cuando un sitio específico de tejido no tiene un buen suministro de sangre de parte de sus vasos sanguíneos debido a la presión, la fricción, el cizallamiento o una combinación de los mismos. Estas se presentan comúnmente en las personas que sufren enfermedades subyacentes como la neuropatía, enfermedades arteriales, inmovilidad e inactividad. Las complicaciones que presentan estas heridas son infección, sepsis, amiloidosis y osteomielitis [24].

- **Úlceras venosas**

Lesión causada por la incapacidad del sistema arterial debido a una obstrucción en el flujo sanguíneo. Las úlceras venosas se presentan comúnmente en las extremidades inferiores por lo que repercute directamente en la calidad de vida de las personas, al aumentar la discapacidad en la población (Figura 2). Las complicaciones que pueden sufrir estas heridas son edema, pigmentación, hemorragia, infecciones y necrosis, que podría llevar a la amputación del miembro afectado [24]; y la incidencia de estas úlceras en los pacientes es del 17 % anual [29].

- **Úlceras de pie diabético**

La OMS define el pie diabético como una infección, ulceración y destrucción de tejidos profundos en la extremidad inferior de las personas asociadas a enfermedades neurológicas o complicaciones graves de la diabetes mellitus [28]. La gravedad del pie diabético se ve reflejado en la amputación del miembro inferior; entre el 40 % y 70 % de las amputaciones de miembros inferiores corresponde a complicaciones en el pie diabético o úlceras venosas [30]. Además, se estima que después de 5 años existe un 50 % de probabilidades de volver a sufrir una amputación [30].

Figura 2. Heridas crónicas. A. Úlcera por presión, B. Úlcera venosa, C. Úlcera de pie diabético



Nota. (Centro de Úlceras Crónicas, 2018; Villa & Jiménez, 2015; Endovascular, 2014) obtenido de [31], [32], [33], respectivamente.

6.2. Monitoreo de heridas

Luego de conocer la gravedad de las heridas crónicas, saber que el proceso de curación se ve afectado por varios factores y muchas veces la cicatrización es un objetivo que nunca se alcanza; es importante conocer los métodos para monitorear estas heridas y garantizar un cuidado adecuado. Se ha visto que las principales complicaciones de las heridas se abren paso debido a un rechazo al tratamiento o a infecciones que se presentan luego de manipular la herida para realizar procesos de asepsia. La Wound Healing Society promovió el acrónimo TIME (T de tejido; I de inflamación; M de humedad —*moisture* en inglés—; y E para la edad de la piel) para abordar un monitoreo de heridas que no están sanando en la curva natural [29].

Es indispensable que exista un monitoreo constante y paralelo al tratamiento de las heridas. El primer paso del monitoreo es la clasificación; dependiendo la apariencia y la ubicación se puede empezar con el tratamiento adecuado [34]. Existen diferentes métodos utilizados por los profesionales de salud para conocer características del tejido propio de la lesión; estos van desde los métodos convencionales como el acetato y la cinta milimétrica, hasta métodos más avanzados como procesamiento de imágenes o la utilización de biosensores y marcadores bioquímicos [35].

6.2.1. Monitoreo convencional

Los métodos más utilizados por los centros de salud para conocer el tamaño de las heridas y las características de color y textura importantes son la regla milimetrada; el Visitrak y estimación visual (Figura 3). Estos métodos se utilizan comúnmente en países

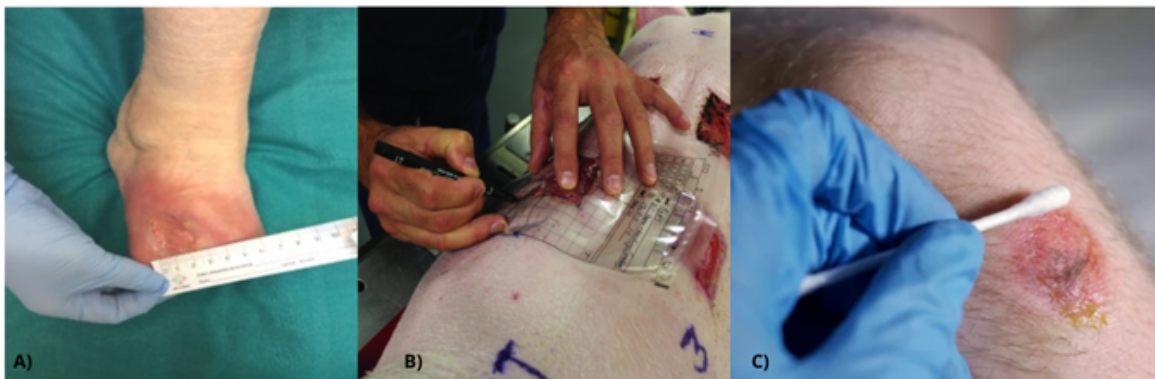
en vías de desarrollo por la facilidad de adquisición y su precio; sin embargo, no presentan la mayor precisión en métodos para diagnóstico de heridas. De los 3 métodos el que menos error relativo presenta es el Visitrak (3.1% de error), seguido de la regla milimetrada que presenta un 10.3% y por último la estimación visual que no ofrece ninguna garantía de precisión para características métricas, pero sí para coloración y textura [36].

El método de la regla milimetrada consta de dos reglas que miden tanto el largo como el ancho de la herida; luego con ayuda de fórmulas matemáticas se estima el área de la herida haciendo la sumatoria de las áreas de pequeños rectángulos. Este método presenta una sobreestimación de las medidas, por lo que es común que se combine con métodos elípticos en el que se modifica la forma de los rectángulos por elipses, para determinar el área de mayor anchura. La mayor desventaja de este método es que asume que el área de la herida es regular, así que muestra ineficiencia en heridas con forma irregular [36].

El Visitrak nace de una combinación de un método planimétrico con una tableta digital. Se realiza un trazado de la herida en un papel de tres capas transparente esterilizado (es importante la esterilización ya que se traza el contorno sobre la herida, es decir, se tiene contacto directo con la superficie dañada). La capa de la superficie superior del papel se almacena en un case que permite a la tableta hacer un retrazado y utilizar planimetría computacional para calcular el área total de la herida [37]. La mayor desventaja en este método recae en lo doloroso del procedimiento, al tener que trazar el borde de la herida sobre la lesión; además, se debe tener extremo cuidado con la esterilización del área para que no provoque infecciones [38].

Por último, la estimación visual es un método altamente efectivo cuando se utiliza para reconocer características de color, granulación, bordes, bolsillos y necrosidad. Sin embargo, el objetivo de precisión al momento de determinar el tamaño de una herida presenta errores de más del 30%; adicionalmente, se sujeta la precisión a la experticia del personal de salud que evalúa la herida. Por otro lado, el método es altamente doloroso; la profundidad se mide introduciendo el dedo u otro instrumento largo en la herida para luego medirlo y determinar la profundidad de la herida; esto también adiciona un peligro inminente de infección [39].

Figura 3. *Métodos convencionales para medir heridas. A. Regla milimetrada, B. Visitrak, C. Estimación visual*



Nota. (Chang et al., 2011, p. 5; Chang et al., 2011 p. 7; Medrano, 2016, p. 428) obtenido de [40], [40], [39], respectivamente.

6.2.2. Monitoreo por sensores

El área de monitoreo de heridas por sensores es una muy reciente innovación; esta proporciona información valiosa de la evolución en las etapas de sanación. Algunas tienen diferentes propósitos, tanto de monitoreo en la evolución de las heridas, como la medición exacta del tamaño y apósitos especiales que promueven la sanación. La mayor ventaja de estos sensores es la precisión para determinar las etapas de sanación, sin embargo, son todavía experimentales en muchos de los casos, por lo que es posible que no sean una alternativa viable a corto plazo [41].

- Monitoreo por sensor de presión

La terapia de presión es muy utilizada en el proceso de sanación, es común usar bandas de presión en úlceras diabéticas; sin embargo, es probable que los pacientes sufran daños al momento de aplicar presiones mayores a las requeridas. Por ello, el monitoreo con sensores de presión se está volviendo una alternativa, ya que permite obtener la mejora del flujo sanguíneo y extracción de líquido en el área afectada y evita superar los límites de presión. La ventaja de estos dispositivos es que se complementan con otros sensores que permiten extraer información tanto de humedad y temperatura.

- Monitoreo por sensores electroquímicos

Los sensores electroquímicos combinan la presencia de electrodos y biomarcadores para monitorear o alterar la química a favor del mejoramiento de la herida. Dentro de estos se encuentran sensores que permiten conocer el pH de la herida; con esto se puede determinar la etapa de sanación en la que se encuentra la herida y modificar el tratamiento de los pacientes de manera puntual. Además, se conoce que el estado de la migración bacteriana afecta el pH y este podría ser un indicador para conocer si la herida está infectada.

- Monitoreo por sensores bioquímicos

Los marcadores bioquímicos son esenciales para conocer el comportamiento del cuerpo a nivel molecular durante las etapas de sanación de la herida. Las células y proteínas migran hacia el sitio afectado y generan enzimas específicas que contribuyen a la epitelización o degeneración del tejido. Con ayuda de marcadores bioquímicos es posible detectar ciertas enzimas como es el caso de las MMPs (metaloproteínas de matriz) que son responsables de descomponer el colágeno, una proteína que se ve involucrada en la etapa de remodelación del tejido.

6.2.3. Monitoreo por imágenes

El monitoreo por imágenes presenta una alternativa con riesgos de infección muy bajos derivados de la técnica de medición. Esto se debe a que únicamente es necesario una o varias fotografías de la herida y el proceso de medición se lleva a cabo por medio de un software de procesamiento de imágenes que permite describir características de área total de la herida; colorimetría y textura. Una de las grandes desventajas que muestran los métodos que existen de monitoreo por imágenes es que la mayoría de ellos no puede medir profundidad

de la herida; además, para mejorar la precisión se requiere de una referencia física cerca de la herida al momento de tomar las fotografías [42].

Actualmente, la mayoría de personas en el mundo cuenta con un teléfono celular, esto es beneficioso para potenciar la eficiencia de métodos como el monitoreo por imágenes digitales, ya que se requieren un par de fotografías para conocer características de tamaño, color y textura de la herida. Esta tecnología combina conceptos de procesamiento de imágenes e inteligencia artificial para segmentar las fotografías y obtener el tamaño y la etapa en la que se encuentra la herida. La mayor desventaja de este método es la necesidad de una referencia física, ya que al ser imágenes tomadas por smartphones o cámaras digitales son fácilmente deformables dependiendo del ángulo en el que se tomó la fotografía [42]. Existen aplicaciones en el mercado que ofrecen esta tecnología como puede ser Swift Skin and Wound [43].

El monitoreo por imágenes 3D logró mejorar la precisión al momento de dimensionar la herida, además permite agregar la medición de profundidad en el análisis gracias a la reconstrucción de volumen en 3D que genera la imagen [42]. El principal inconveniente de este método es que recrear una imagen en 3D es más complicado que una en 2D. Sin embargo, existen métodos programáticos para modelado 3D a partir de imágenes en 2D, que son algunos de los que usan aplicaciones que ya están en el mercado como Healthy.io [13].

En contraparte, el método por imágenes infrarrojas es más utilizado en aplicaciones para detección de cáncer, quemaduras y heridas de tipo cancerígenas; pero, puede ser aprovechado para el monitoreo de heridas crónicas. Gracias a que utiliza imágenes tomadas por cámaras térmicas, es posible conocer la temperatura del tejido al que se le tomó la imagen además de la colorimetría del área; esto permite clasificar las heridas que están infectadas o sufren de alguna alteración en el proceso natural de sanación [44]. La principal desventaja de este método es la ineficacia para medir el área de la herida; ya que aunque hay un aumento de temperatura en el sitio de la lesión, la segmentación de la herida no es precisa. Sin embargo, se presenta una alternativa con la *WoundVisionScout* que combina el monitoreo de imágenes digitales con las imágenes infrarrojas y provee tanto información del tamaño de la herida, como de las etapas en las que se encuentra con tan solo el 4% de error [45].

6.3. Adquisición de imágenes

La percepción visual humana tiene la capacidad de entender formas, colores y texturas por medio del sensor más sofisticado de imagen que existe que es el ojo humano. Es retador sintetizar las capacidades de percepción de imagen del ojo humano a una máquina; por ello, es indispensable conocer técnicas de adquisición, pre procesamiento e interpretación de imágenes. El primer paso para entender el procesamiento de imágenes es entender la adquisición de imágenes usando sensores ópticos o en algunos casos térmicos [46].

Una imagen se puede definir como una función de luz de dos dimensiones, en donde x e y representan las coordenadas espaciales de la imagen y el valor de la intensidad de la luz en un punto $f(x,y)$. Una imagen digital es una imagen que se discretiza en ambas partes (en el brillo y en las coordenadas espaciales) de manera que se compone de una matriz de valores que indica el nivel de intensidad en ese punto. Cada elemento de esta matriz se denomina píxel y el tamaño de la fotografía depende de la resolución en píxeles, es decir, de cuánto

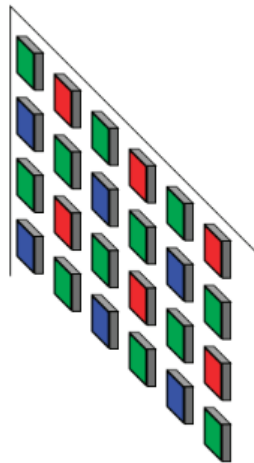
detalle guarde el sensor que la haya adquirido [47].

6.3.1. Captura de imagen

La primera etapa de la adquisición de imágenes es la captura de la imagen; para ello se debe entender el instrumento principal de captura de imagen de los últimos tiempos: la cámara digital. Este dispositivo utiliza sensores de carga acoplada (CCD) o sensores complementarios de óxido metálico (CMOS); estos sensores contienen una gran cantidad de condensadores o semiconductores que cambian su intensidad eléctrica dependiendo la intensidad de luz que reciben, es decir, se basan en el efecto fotoeléctrico. La tecnología CCD se utiliza en cámaras profesionales ya que son menos sensibles al ruido a comparación de la tecnología CMOS, sin embargo, ambas tecnologías convierten señales análogas a digitales para su entendimiento y procesamiento [46].

A pesar de la tecnología compleja que se utiliza con los sensores CCD y CMOS no es posible obtener una imagen a color si no se le colocan filtros de color (filtro rojo, verde y azul) a los sensores que adquieren la fotografía. La forma en la que se colocan estos filtros determina la resolución de color de la imagen adquirida; por ello existen diferentes técnicas de adquisición de color de imágenes [46]. Una de las patrones de colores para filtros más conocidos es el patrón Bayer (Figura 4), el cuál utiliza un filtro de color rojo, verde o azul para cada pixel de la imagen [48].

Figura 4. Patrón Bayer para filtros de color en sensores CMOS y CCD



Nota. (Russ, 2016, p. 17) obtenido de [48].

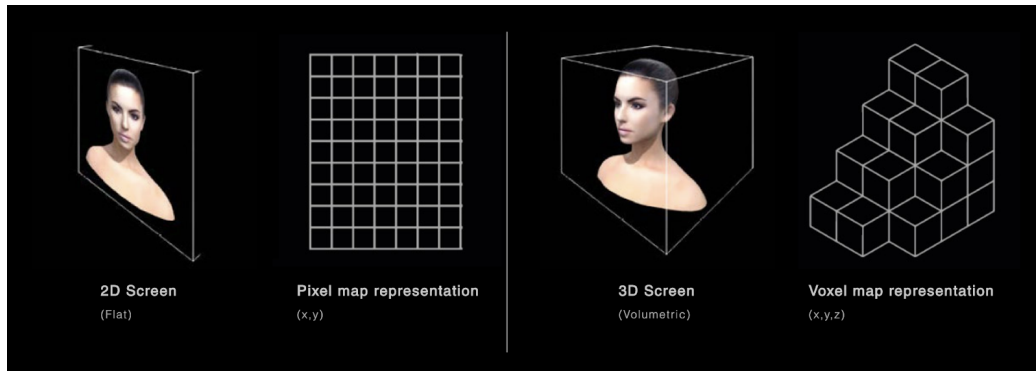
La resolución de la imagen depende de la interpolación de los valores análogos que adquieren los sensores a los valores digitales, a esto se le denomina cuantificación [46]. Los sensores convierten la señal análoga a digital a través del tiempo; por lo que mientras más sensores tengan, podrán proveer una resolución mucho más parecida al tamaño de la imagen; al contrario, si solo se utiliza un sensor, la resolución de la imagen fuera menos de un tercio del tamaño, lo que significaría que habrían píxeles de la imagen vacíos. En las imágenes a

color, algunas cámaras hacen un barrido de píxeles entre cada filtro de color, por lo que la interpolación de estas imágenes tiene mejor resolución pero el tiempo de adquisición es mayor [48].

- Diferencias entre imagen 2D y 3D

La adquisición de imágenes en 2D es más económica programáticamente hablando, ya que solo requiere un espacio de 2 dimensiones para almacenarse; sin embargo, las características que ofrecen se limitan a coordenadas espaciales x e y [46]. Mientras que en las imágenes en 3D se cuenta con un componente extra que provee información de profundidad en la imagen (x,y,z) ; esto representa más trabajo programático pero resuelve problemas de curvaturas en fotografías que interpolan mejor la ubicación de los voxeles, es decir los píxeles volumétricos como se puede observar en la Figura 5 [49].

Figura 5. Elemento más pequeño de una imagen 2D y 3D



Nota. (Grande, 2021) obtenido de [50].

6.3.2. Otros métodos de adquisición de imágenes

Como se ha mencionado anteriormente existen técnicas de adquisición de superficies físicas o imágenes diferentes a la fotometría digital; entre estas opciones se encuentra las fotografías térmicas, la técnica LIDAR y la técnica SLAM. Estas últimas dos se utilizan comúnmente en aplicaciones de recreación de superficies como mapas forestales, en ingeniería civil y robótica [51]. Sin embargo, se han visto avances en estas técnicas en el ámbito biomédico para recrear secciones del sistema circulatorio en cirugías cardiovasculares [52].

La fotometría térmica ha tenido un auge importante gracias a los recientes avances en tecnología de sensores infrarrojos de bajo costo; gracias a ello se pueden adquirir imágenes térmicas y procesarlas con mayor velocidad en aplicaciones de dispositivos móviles. Una de las más importantes aplicaciones en el campo de tratamiento de heridas se ve justificada gracias a las características de temperatura del área de la lesión; ya que se aprovecha este aumento de temperatura para segmentar la herida y medir su superficie. La adquisición de la imagen se hace gracias a los sensores de espectro infrarrojo, que, al igual que los sensores

CMOS y CCD, detectan cambios en el espectro de onda y activan señales eléctricas que luego se traducen a señales digitales en píxeles [53].

La detección y medición de distancias por luz (LIDAR, por sus siglas en inglés) es un método que combina la fotometría digital con pulsos infrarrojos que permiten reconstruir la superficie de lo que se está midiendo. Su funcionamiento es parecido al de las máquinas de Rayos X, Ultrasonido o TAC, un sensor emite pulsos infrarrojos hacia las superficies y los pulsos que rebotan son mapeados con ayuda de otro sensor receptor [51]. La ventaja de este método es que actualmente los *smartphones* están incluyendo un sensor LIDAR en sus cámaras, lo que permite realizar segmentación de objetos que varían en profundidad al procesar los datos cuantificados de las fotografías digitales [54].

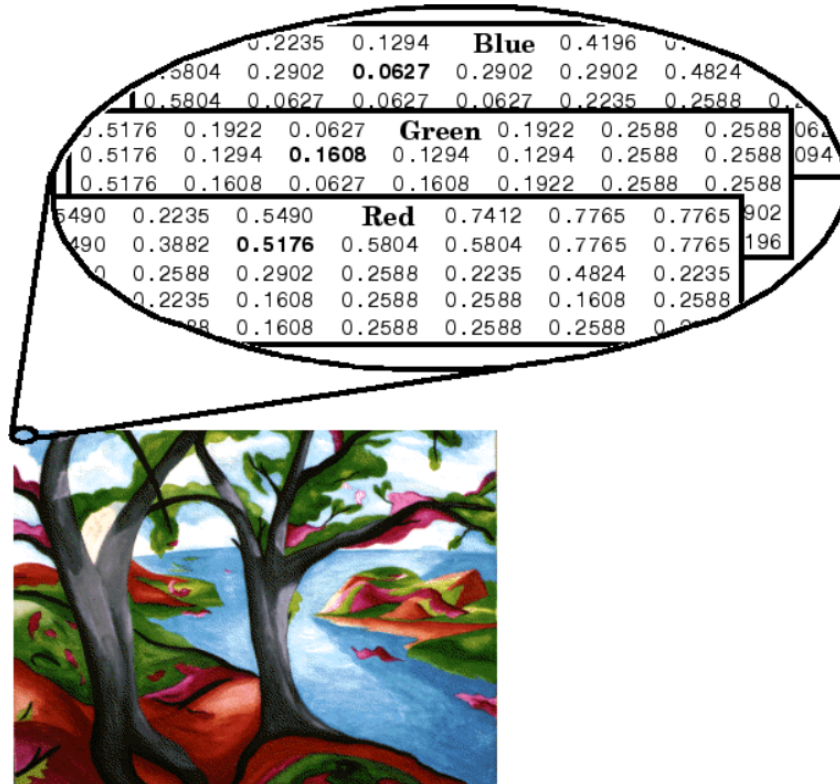
Al igual que el método LIDAR, el método SLAM reconoce superficies y realiza un mapeo de la estructura. Se han registrado avances en el ámbito biomédico en laparoscopia, en la que se agrega un sensor SLAM en la cámara del laparoscopio y se recrean los conductos intestinales para asistir cirugías. Aunque uno de los mayores problemas del método en cirugías laparoscópicas es la necesidad de una pre exploración para mapear el conducto a examinar; en el campo de tratamiento de heridas esto no representa un problema, ya que se pueden reconstruir las heridas en un modelo 3D para posterior análisis sin necesidad de tener mayor contacto con la lesión (solo se utilizan puntos de referencia) [52]. Una de las ventajas de este método es que se pueden utilizar cámaras digitales económicas y se procesa la información con algoritmos programáticos para reconstruir las superficies [55].

6.4. Procesamiento de imágenes

El procesamiento de imágenes consiste en utilizar algoritmos de programación que permiten crear un entorno capaz de realizar diversas tareas como: i) filtrar artefactos de la señal; ii) convertir señales de sensores a imágenes digitales; iii) extraer información relevante como el tamaño o número de objetos dentro de una escena; iv) optimizar la calidad para impresión y compresión del tamaño de las imágenes para posterior envío de comunicación entre servidores [3].

Luego de adquirir la imagen, se tienen los datos en bruto de la intensidad de cada píxel. Estos datos son valores numéricos almacenados en un espacio que pueden ser modificados al indexar el mapa de color de la imagen. Dependiendo el formato o el espacio de color en el que estén, estos datos cambian su valor [56]. Por ejemplo, en la Figura 6 para determinar el color del píxel elegido, se mira el triplete RGB almacenado en (2,3,1:3). Suponiendo que (2,3,1) contiene el valor 0.5176, que (2,3,2) contiene el valor 0.1608 y que (2,3,3) contiene el valor 0.0627, el color del píxel en (2,3) es (0.5176, 0.1608, 0.0627) [56].

Figura 6. Representación de extracción de color de una imagen en un plano RGB



Nota. (MathWorks, 2024) obtenido de [56].

El procesamiento utiliza técnicas matemáticas como la transformación de Fourier para encontrar picos de intensidades; eliminar el ruido de la imagen; mejorar el color y medir características físicas. Además, es importante familiarizarse con los espacios o espectros en los que la imagen se adquiere para conocer los umbrales de detección que se pueden analizar; por ello es indispensable ahondar en la teoría de imágenes [48]:

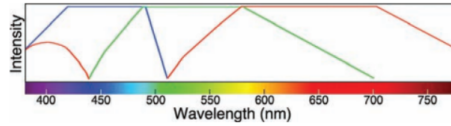
6.4.1. Imágenes

Las imágenes se pueden presentar en diversos espacios de color, entre ellos se encuentra el espacio RGB, HSV, $l^*a^*b^*$ o la imagen más simple que es en escala de grises. Este último espacio de color es útil por su facilidad al momento de procesar, pero pierde características de brillo o color a medida que la imagen es más compleja. Los otros espacios en cambio muestran características importantes de la imagen pero aumenta su complejidad al momento de procesarlas, por ello, es importante conocer todos los espacios de color para realizar un procesamiento que los combine todos para obtener un procesamiento preciso y extraer las características deseadas [57].

El espacio RGB es el más común, este se divide en espectro de color rojo, verde y azul. Esto se adquiere gracias a la longitud de onda de estos colores que es visible por los sensores

CMOS y CCD, Figura 7; el espectro verde se repite en mayor medida ya que el ojo humano es más sensible a esta longitud de onda [48]. El rango de los datos adquiridos varía entre 0 a 255, teniendo en cuenta que 0 incluye el color negro y 255 el color blanco [57].

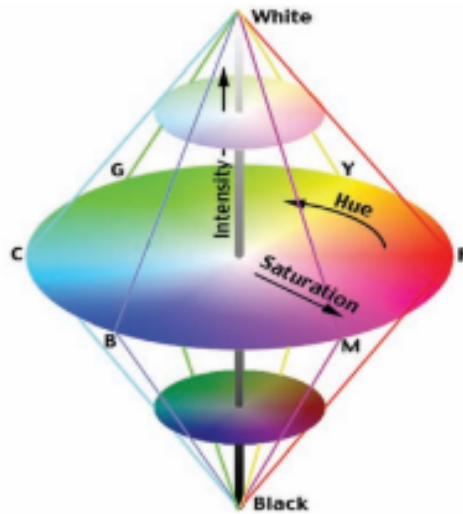
Figura 7. Representación visual del espectro visible y las intensidades RGB



Nota. (Acharya & Ray, 2005, p. 38) obtenido de [46].

El espacio HSV (por sus siglas en inglés *Hue, Saturation & Value*), representa cómo los humanos percibimos el color; este espectro muestra características de saturación, tono y color, el rango de datos es de 0 a 1. Para entenderlo mejor se muestra la Figura 8, se puede observar que el tono o matiz representa el color en la paleta de colores circular. La saturación indica la pureza del color, mientras más alta la saturación el color será más brillante y mientras más baja sea el color se verá más opaco. El tercer argumento muestra características de brillo, es decir, qué tan claro u oscuro es el color [48].

Figura 8. Representación bicónica del espacio de color HSV

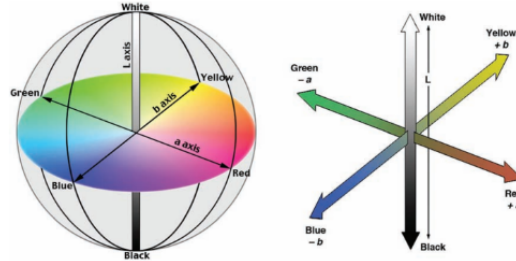


Nota. (Acharya & Ray, 2005, p. 44) obtenido de [46].

El espacio l^*a^*b se creó posteriormente como una mezcla de ambos espacios anteriores. La letra “l” representa la luminosidad, es decir, qué tan claro u oscuro es el color. La letra

“a” se refiere a la relación entre el color verde y rojo; mientras que la letra “b” es la relación entre el color azul y amarillo. El rango de datos es de 0 a 100 para luminosidad, de -100 a 100 para “a” y “b” (Figura 9) [57].

Figura 9. Representación esférica del espectro visible y el espacio de color $l^*a^*b^*$



Nota. (Acharya & Ray, 2005, p. 45) obtenido de [46].

Por último, el espacio binario o *grayscale*, el más simple de todos, sus valores son 0 o 1 para binarización en dónde 0 es el color negro y 1 el color blanco; mientras que en *grayscale* se tiene un rango de 0 a 255 ya que puede pasar por el espectro de color gris. Este espacio se usa comunmente para segmentar o crear máscaras de color, en dónde se identifican ciertos objetos [57].

6.4.2. Tipos de procesamiento

La etapa de procesamiento varía dependiendo el objetivo de la aplicación; las técnicas más comunes son segmentación, restauración, reconocimiento de patrones, análisis de texturas, bordes y medición de características físicas por medio de etiquetas [46]. Además, se utilizan técnicas adicionales como filtros para eliminar el ruido de la imagen; readecuar el tamaño y la conversión de imágenes en 2 y 3 dimensiones [57].

- Filtros

La aplicación de filtros es una de las primeras etapas en el procesamiento de imágenes; después de la obtención de la imagen es necesario adecuar la imagen para que las características a analizar sean lo más claras posibles. Para ello se utilizan técnicas de ajuste de contraste, en donde se mejora el rendimiento del algoritmo de procesamiento al iluminar zonas de interés. Es posible también la sustracción de elementos que están en segundo plano y no son de interés. También se utilizan filtros que eliminan el ruido de las imágenes, para mejorar la apariencia de los objetos (Figura 10), entre ellos se encuentran los siguientes [57]:

- Filtro lineal

Este filtro toma el promedio de las intensidades y las conserva mientras elimina las intensidades que tienen una desviación mayor al promedio, asumiendo que el

objeto a analizar ocupa un espacio en la imagen significativo en el promedio de la intensidad.

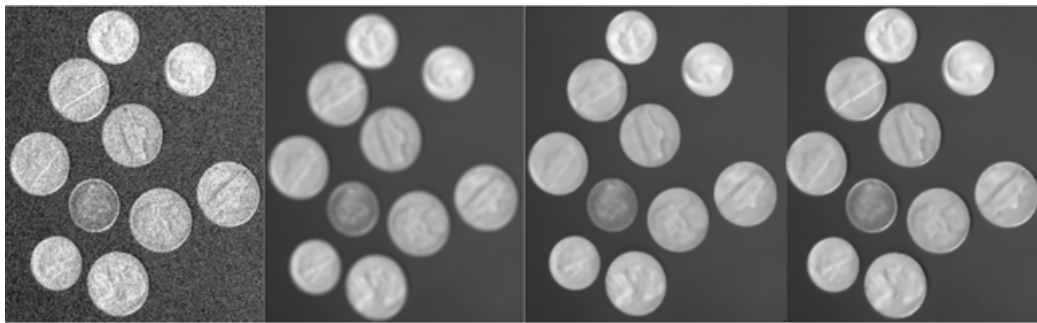
- Filtro mediano

Este filtro utiliza el principio de *neighborhood* es decir, toma la mediana de la intensidad y conserva tanto la mediana como los valores cercanos, así elimina las intensidades más alejadas de la mediana.

- Filtro wiener

Este filtro es un tipo de filtro especial, ya que elimina las intensidades en las áreas dónde hay menos variación (el segundo plano) y mejora la intensidad en áreas en dónde hay más variación.

Figura 10. Demostración de imagen original y filtros lineal, mediano y wiener (de izquierda a derecha respectivamente)



Nota. (MathWorks, 2024) obtenido de [57].

- Segmentación

La segmentación es una técnica que sirve para dividir una imagen en regiones de interés, de modo que cada región posea un conjunto de propiedades únicas entre sí. En este proceso se mantienen las características de textura, contraste y color de cada región. Además, cada región tiene una etiqueta única que contribuye a realizar análisis de objetos o medición de características físicas [46]. Existen varias técnicas para segmentación [57]:

- Segmentación por color

Esta segmentación consiste en identificar un rango de color que comparte el grupo a segmentar y crear una máscara sobre la imagen. Para ello, se debe elegir el espacio de color en el que sea más visible la diferencia entre los grupos y hacer thresholding hasta identificar la región deseada. Existe una técnica especial de segmentación por color en el que se calcula el promedio del color de la región, esto permite crear una matriz con la diferencia entre la referencia y todos los colores del promedio para identificarlos.

- Segmentación por textura

La textura se puede encontrar gracias a la variación de los valores de intensidad en la imagen. La segmentación por texturas utiliza filtros espaciales para identificar regiones con alta o baja variación. Estos filtros utilizan el principio de *neighborhood*, observa el área con mayor variación, elige el valor central y sustituye los valores alrededor de este valor para volverlos una región única.

- Reconocimiento de patrones y análisis de objetos

La segmentación identifica regiones con características únicas, estas regiones tienen componentes conectados (todos los componentes que colindan con el componente central). Conociendo esto, se pueden utilizar funciones que identifiquen estos componentes conectados y proveen características como el tamaño, la cantidad de regiones, la distancia entre cada región [57]. Este es el principio fundamental para el monitoreo de heridas, analizar la región segmentada de la herida y cuando exista una segmentación precisa, se puede obtener la medida física de esta región [42].

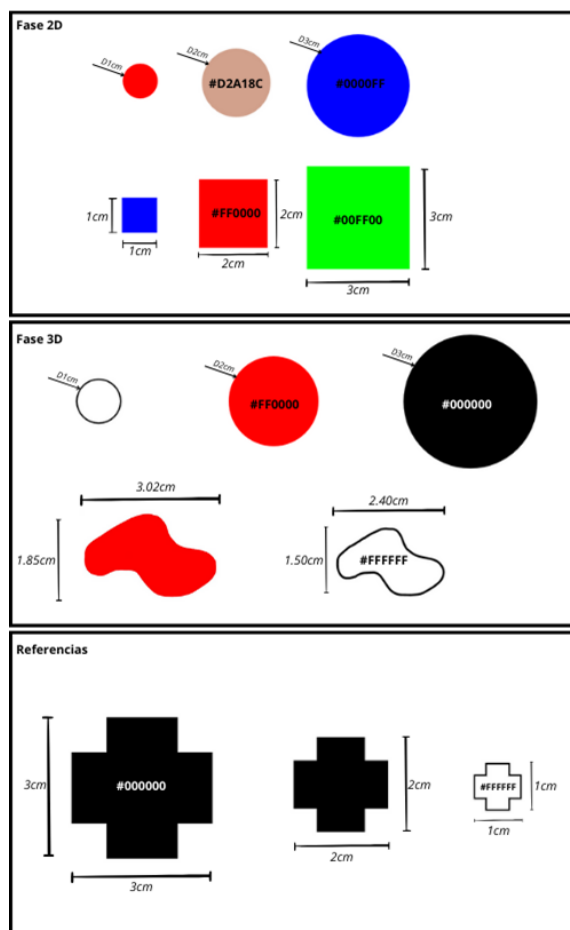
La metodología descrita a continuación tiene como objetivo validar el desarrollo de algoritmos de programación en MATLAB (MathWorks, 2020) en su versión 2020b que permitan segmentar una fotografía de una herida para medir características de tamaño. Para ello, se detallan 5 secciones que describen los procesos llevados a cabo, iniciando con el diseño de los prototipos, seguido de la adquisición de imágenes, el procesamiento, la transformación de geometrías y, por último, la definición de la escala píxel/mm.

7.1. Diseño de prototipos

Se utiliza Microsoft Word (Microsoft, WA, USA) para crear prototipos de objetos 2D que serán utilizados en la calibración de los algoritmos de detección. Se imprimen 12 círculos y 12 cuadrados, variando el tamaño entre 1, 2 y 3 centímetros en una hoja diferente cada uno. Se elige una cruz de color negro de 3 centímetros para imprimir en la esquina superior derecha de cada hoja (Figura 11, Fase 2D).

Para la fase de procesamiento en objetos 3D se utilizan tubos PVC de 3 pulgadas de diámetro para simular curvaturas; además, se cuenta con 3 sujetos de prueba con tonalidades de piel distintas; así evaluar la viabilidad de los algoritmos en 3D. Se diseñan otros prototipos entre los cuales se encuentran círculos de 1,2 y 3 centímetros, de color rojo, negro y blanco. Además, se diseña 1 figura irregular, en dos tamaños distintos, para cada tamaño se varía entre los mismos colores que los círculos diseñados para esta fase (Figura 11, Fase 3D).

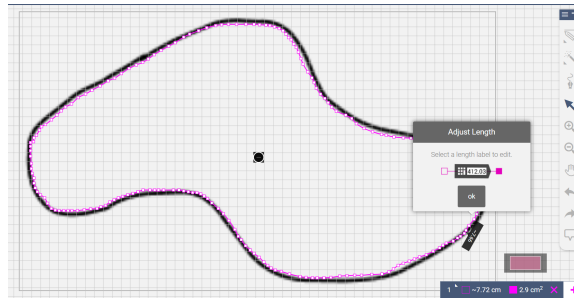
Figura 11. Prototipos diseñados para procesamiento de imágenes en superficies planas



Nota. Elaboración propia.

El área de la figura irregular se obtiene con la aplicación SketchAndCalc (iCalc Inc., FL, USA). Esta aplicación permite cargar una imagen y realizar un escalamiento entre dos puntos que se eligen por el usuario; luego, se realiza un calco de la figura y se obtiene el área del calco realizado (Figura 12). Debido a la posible variabilidad introducida por el trazo manual, se realizan 10 calcos para cada imagen. Se calcula el área en cada intento y, posteriormente, se utiliza el promedio de estas 10 mediciones como área representativa para la comparación.

Figura 12. *Interfaz SketchAndCalc para el cálculo del área de figuras irregulares*

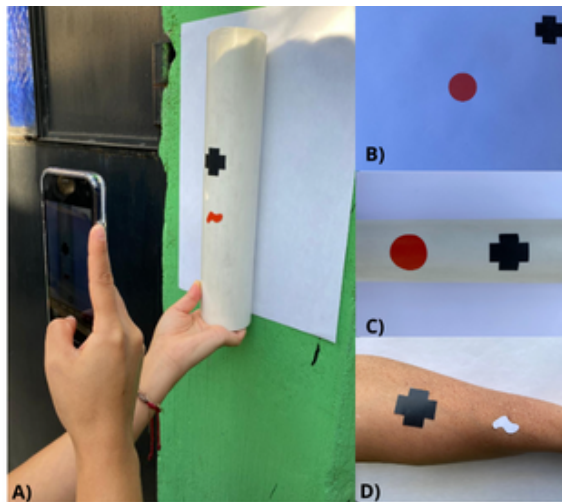


Nota. Elaboración propia.

7.2. Adquisición de imágenes

Se toma una fotografía a cada prototipo con una cámara de iPhone 11 (Apple, CA, USA) en un ambiente controlado; todas las fotografías se toman a la misma distancia; bajo las mismas condiciones de luz natural (Figura 13, A). Luego de tomar las fotografías, se convierten a formato PNG (Figura 13, B,C,D).

Figura 13. *A. Toma de fotografía en ambiente controlado, con fondo blanco y luz natural. B. Ejemplo de fotografía tomada en superficies planas. C. Ejemplo de fotografía tomada en superficie curva. D. Ejemplo de fotografía tomada con sujeto de prueba*



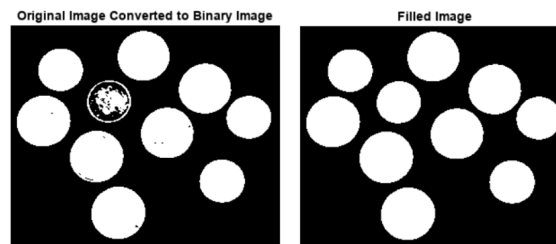
Nota. Elaboración propia.

7.3. Procesamiento de imágenes

MATLAB se utiliza principalmente para realizar cálculos matemáticos de manera precisa, sin embargo, incorpora *toolboxes* que contienen herramientas para el análisis y visualización de datos, así como el procesamiento de diferentes tipos de señales, en este caso, imágenes [58]. El primer paso del procesamiento es cargar la imagen al *workspace* de MATLAB, una vez cargada se realiza el preprocesamiento. En este paso se elimina cualquier tipo de ruido, se recorta la imagen para analizar el área deseada y se utilizan filtros que permiten preparar la imagen para posterior segmentación.

Los filtros que se utilizan varían para cada imagen, en la mayoría de los casos, la imagen se convierte primero a escala de grises y luego se binariza, esto ayuda a reducir la complejidad de la operación, ya que los valores pasan de un rango de 0-255 a un rango de 0-1 [59]. Por ejemplo, el filtro “*imfill*” realiza una operación de relleno difuminando los píxeles del fondo de la imagen binaria (Figura 14) [60]. También existen filtros de apertura como los filtros “*imopen*” y “*bwareaopen*”, estos eliminan los componentes conectados que tienen menos píxeles en una imagen binaria [61].

Figura 14. *Filtro de relleno*



Nota. (MathWorks, 2024) obtenido de [60].

El siguiente paso es la segmentación; para ello, existen diferentes métodos, el más simple consiste en aplicar filtros morfológicos como los mencionados anteriormente. Sin embargo, existen técnicas de segmentación que constan de funciones específicas en MATLAB que permiten una segmentación con mayor precisión. En este caso se utilizan tres tipos de segmentación: por umbrales de color, por texturas o por K-medias.

En la fase 1 y 2 como en el método 9 y 12 de la fase 3 que se muestran en el Cuadro 2 (Anexos), se utiliza segmentación por umbrales. Para ello, se divide la imagen RGB en los tres planos con ayuda de la función “*imsplit*”; luego se determina el percentil 5 y 95 como los valores del umbral de cada plano. Posteriormente se realiza una máscara en la imagen original en la que se excluyen los valores fuera del umbral elegido para cada plano de color.

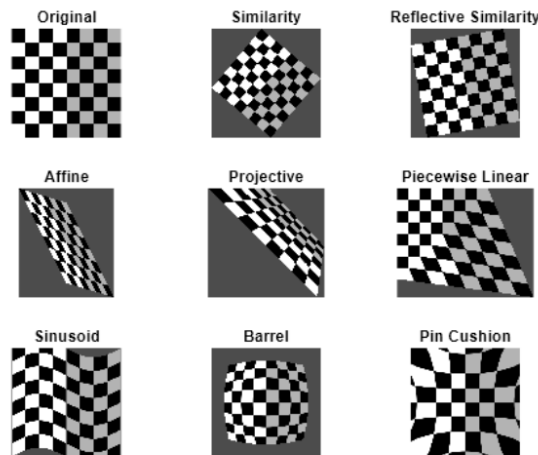
La segmentación por texturas se refiere a identificar patrones específicos o cambios abruptos en los valores de los píxeles de la imagen [62]. Para los métodos 5, 6, 7 y 8 (Cuadro 2 en los Anexos) se utiliza la función “*rangefilt*” para identificar bordes en las figuras deseadas, luego, se suma el resultado obtenido a la imagen en *grayscale* para intensificar el cambio en la apariencia de los píxeles.

K-medias utiliza la técnica de agrupación por características similares de las regiones en una imagen [63]. Este tipo de segmentación es protagonista en los métodos 10 y 12; en la fase 4, 5, 6 y 7 (Cuadro 2 y Cuadro 3 en los Anexos); en dónde se usa el filtro “imgaussfilt” para eliminar el ruido de la imagen; luego se realiza un ciclo para determinar el número de regiones ideal para dividir la imagen con ayuda de la función “kmean”. También se utiliza este tipo de segmentación en la fase 4, 5 y 6 para segmentar tanto la referencia como la figura deseada cuando el fondo es negro (Cuadro 4 en los Anexos).

7.4. Transformación de geometría

La transformación de geometría es una etapa crucial en el procesamiento 3D. Las superficies curvas generan distorsiones en las formas geométricas, como variaciones en la escala o perspectiva. Las transformaciones permiten rotar, trasladar o deformar geometrías utilizando una correspondencia entre coordenadas de los píxeles seleccionados de dos figuras, una curva y una plana (Figura 15). El valor de los píxeles se interpola con la imagen de salida y se logra la transformación de geometría [64].

Figura 15. *Transformaciones de geometría hechas en MATLAB*



Nota. (MathWorks, 2024) obtenido de [60].

En el procesamiento de objetos 3D se utilizan diferentes transformaciones geométricas; en los métodos 17 y 24 de la fase 4 y 5 (Cuadro 3 en los Anexos) se utiliza una transformación afín con un factor de escalamiento; esta transformación requiere de una matriz 3x3, en dónde se especifica la rotación, escalamiento o deformación lineal, así como la traslación de las coordenadas seleccionadas [65]. También se utiliza una versión de la transformación afín en las fases 6 y 7 (Cuadro 3 en los Anexos), pero en lugar de especificar un factor de escalamiento se eligen pares de puntos con la función “cpselect” que permite seleccionar correspondencia entre puntos de dos imágenes [66]. Luego, se crea una transformación geométrica a partir de esos puntos seleccionados con la función “fitgeotrans” [67]; y por último, se le aplica la transformación a las imágenes deseadas con la función “imwarp” [68].

7.5. Definición de la escala pixel/mm

Posterior a la segmentación, es posible utilizar la función “bwlablel” que permiten etiquetar las áreas de componentes conectados de una figura segmentada, al etiquetar las regiones la función “regionprops” brinda características de las regiones etiquetadas. Dentro de estas características se encuentra el área en píxeles, la distancia del eje mayor y el cuadro delimitador (Cuadro 1). Estas tres características se utilizan en los métodos presentados en el cuadro para establecer una relación entre pixel y mm que sirve posteriormente para hacer la conversión del área en píxeles al área real de la figura del prototipo deseado. Sin embargo, en el método 1 y 2, se utiliza la función “ginput” que permite obtener una escala al delimitar una distancia conocida de manera manual en la imagen.

Cuadro 1. *Definición de características utilizadas con la función “regionprops”*

Nombre de la propiedad	Descripción
Área	Número real de píxeles en la región, devuelto como un escalar. Este valor puede diferir ligeramente del valor devuelto por bwarea, que pondera de forma diferente los distintos patrones de píxeles.
BoundingBox	Posición y tamaño del cuadro más pequeño que contiene la región, devueltos como un vector de 1 por $(2*Q)$, donde Q es la dimensionalidad de la imagen. Los primeros elementos Q son las coordenadas de la esquina mínima del cuadro. Los segundos elementos Q son el tamaño del cuadro a lo largo de cada dimensión.
Centroid	Centro de masa de la región, devuelto como un vector de 1 por Q , donde Q es la dimensionalidad de la imagen. El primer elemento de Centroid es la coordenada horizontal (o coordenada x) del centro de masa. El segundo elemento es la coordenada vertical (o coordenada y).
MajorAxisLength	Longitud (en píxeles) del eje mayor de la elipse que tiene los mismos segundos momentos centrales normalizados que la región, devuelta como un escalar.

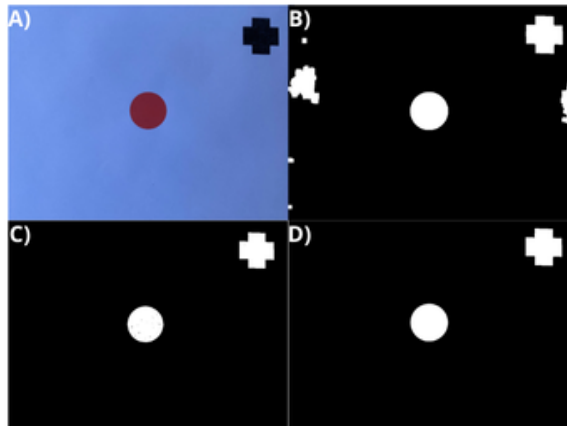
Nota. (MathWorks, 2024) obtenido de [69].

8.1. Procesamiento de imágenes en planos 2D

Se realizaron tres tipos de segmentación, en todos se utilizó el mismo conjunto de imágenes (Figura 13, B), exceptuando los métodos 1 y 2 que correspondían a segmentación por umbrales y no tenían figura de referencia.

Para la segmentación por umbrales se utilizó una máscara que excluía los valores de intensidad de cada plano RGB. Estos valores se obtuvieron del histograma de color en donde se tomó como umbral el percentil 5 y 95 de cada plano. Como resultado, se obtuvo una segmentación que aún mostraba ruido (Figura 16, B). Por ello, en estos métodos se eligió recortar específicamente el área de la figura. En los métodos 5 y 7 de segmentación por textura se encontró problemas de segmentación en las figuras color #D2A18C conocido como color piel (Figura 16, C), por lo que no se tomaron en cuenta los resultados. En cambio, la segmentación por K-medias brindó un avance satisfactorio en los resultados; esta permitió poder identificar tanto la figura de referencia como la figura deseada sin necesidad de recorte (Figura 16, D).

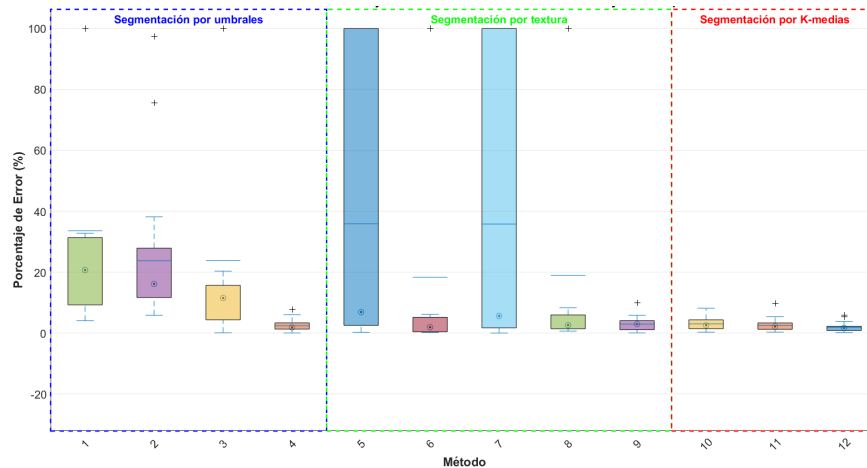
Figura 16. Segmentación por varios métodos con imagen original, A. Imagen adquirida para procesamiento. B. Imagen binarizada con segmentación de umbral de color. C. Imagen binarizada con segmentación por texturas. D. Imagen binarizada con K-medias



Nota. Elaboración propia.

Los métodos 1, 5 y 7 representaron el porcentaje de error más alto, específicamente el método 5 que arrojó una media de 35.91 % (Figura 17). Los métodos 4, 11 y 12 mostraron una reducción considerable en el porcentaje de error, dando como resultado uno de los métodos con mejor desempeño (Figura 17, método 12), teniendo una media de 2.49 %.

Figura 17. Distribución de porcentaje de error de los 12 métodos evaluados



Nota. Elaboración propia.

La segmentación por textura se llevó a cabo en los métodos 5, 6, 7, 8 y 9; en el método 9 se encontró un porcentaje de error con una media menor a 2.94 % (Figura 17). A diferencia de los métodos 5 y 7, la segmentación por K-medias presentó un buen desempeño al momento de segmentar el color piel. Tal es el caso del método 10, que brindó un promedio de error de 3.04 % (Figura 17).

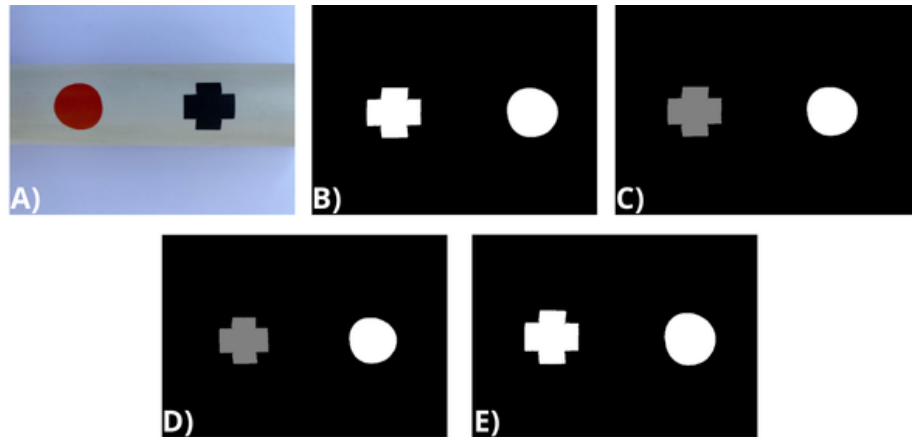
Al implementar la combinación de las técnicas, se encontraron los mejores resultados; en los métodos 11 y 12 (Figura 17) el 50% de la distribución de datos está por debajo de 3.34% y 2.26% respectivamente. En cuanto a la media para el mejor método encontrado (Método 12) es de 1.74%; es decir, que para la figura más pequeña cuya medida era 0.7854 cm² de área, esto representa tan solo 0.013 cm² de incertidumbre de error (Figura 17).

8.2. Procesamiento de imágenes en planos 3D

Para esta sección se procesaron imágenes de 3 prototipos diferentes, simulación de superficies curvas con figuras regulares e irregulares y sujetos de prueba con figuras irregulares (Figura 13).

La transformación de geometría representó un cambio significativo en los porcentajes de error obtenidos; aunque no es posible verlo de manera sencilla; los datos extraídos para la escala cambiaban con las transformaciones. En la Figura 18, la *Bounding Box* de la referencia tenía las siguientes dimensiones: 724x667 pixeles; 724x665 pixeles; 705x661 pixeles y 508x500 pixeles; para B, C, D y E respectivamente. Esto representa una variabilidad en la escala de 0.0164 mm por pixel.

Figura 18. Transformaciones de geometría efectuadas. A. Imagen original. B. Sin transformación. C. Transformación de factor de escala. D. Transformación de referencia. E. Transformación de la imagen completa

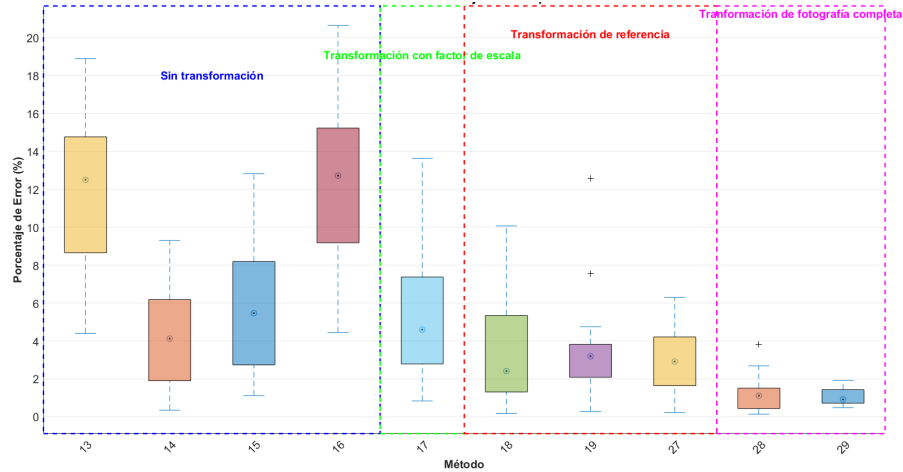


Nota. Elaboración propia.

Por ello, los métodos que no utilizaron transformación de geometría cuentan con porcentajes de error de hasta 11.92% (Figura 19). Al aplicar una transformación de geometría simple como el factor de escalamiento (Figura 19), se observa una reducción de 3% de desviación estándar respecto a los métodos anteriores, es decir, los datos fueron más consistentes. También se puede observar que la transformación de la referencia mejora los porcentajes de error promedio, acercándose a 2.91%; mientras que si se transforma la figura completa el error se establece por debajo de 2%.

El método 16 que no cuenta con transformación de geometría observado en la Figura 19 cuenta con el 50% de sus resultados por encima del 12% de error; esto lo convierte junto al método 13 como uno de los métodos menos viables para el procesamiento de las imágenes en planos 3D. Se puede observar también que los métodos 28 y 29 tienen menos variabilidad, con una desviación estándar de 0.010 y 0.005 respectivamente.

Figura 19. Distribución del porcentaje de error de los 10 métodos evaluados en la fase 3D

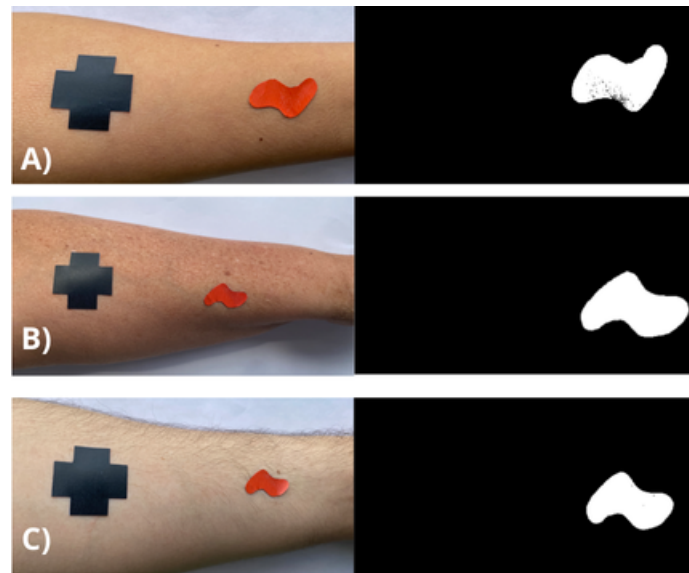


Nota. Elaboración propia.

8.3. Procesamiento de imágenes en sujetos de prueba con simulación de heridas

La segmentación de la figura irregular en sujetos de prueba con diferentes tonos de piel fue satisfactoria; se puede observar en la Figura 20, que la segmentación de la figura irregular se completa correctamente y no muestra ruido de manchas naturales de la piel, vello corporal o tonalidades diferentes.

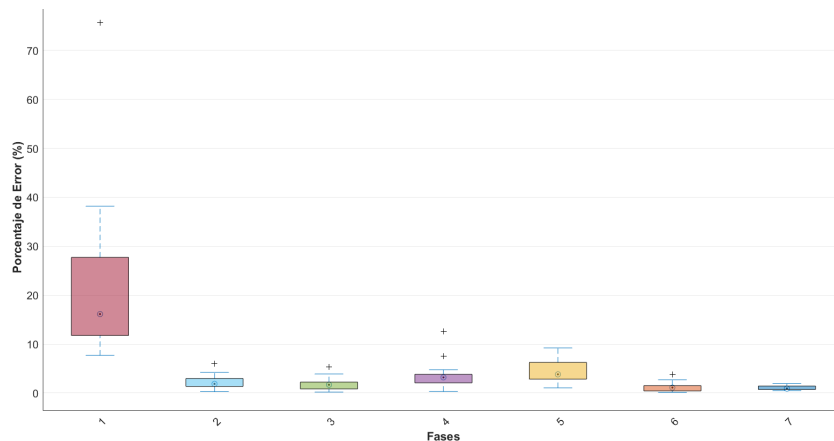
Figura 20. Segmentación de imágenes con *K-medias* para los 3 tipos de piel procesadas



Nota. Elaboración propia.

El procesamiento de imágenes en sujetos de prueba se llevó a cabo en la fase 7, método 29; se puede observar en la Figura 19 que logró los mejores resultados con respecto a los otros 9 métodos de la fase de procesamiento 3D; además, la desviación estándar que mostró fue de 0.005. Estos datos se traducen a un error promedio de 1.10%; lo que representa 0.02 mm² de área en las figuras irregulares de 1.94 cm² y 0.03 mm² en las figuras irregulares de 2.96 cm² (Figura 11, Fase 3D).

Figura 21. Distribución del porcentaje de error en las 7 fases completadas



Nota. Elaboración propia.

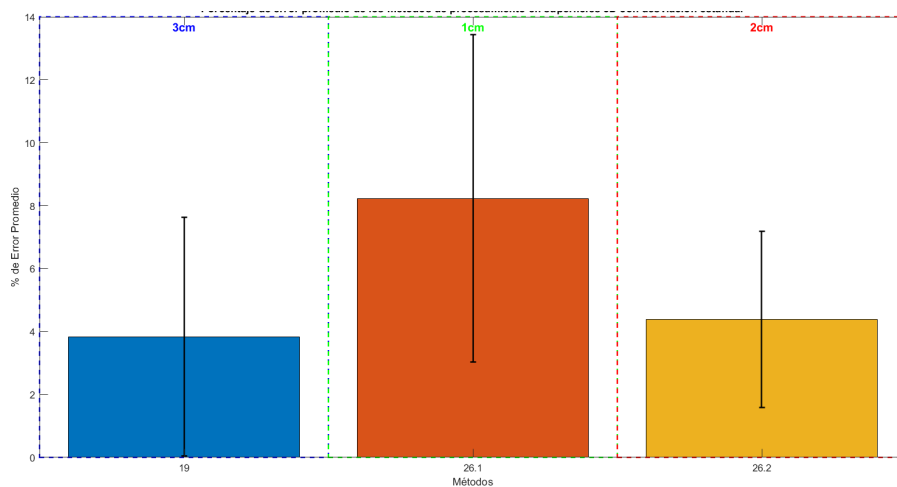
También se puede observar una tendencia clara de mejora conforme avanzaron las fases de procesamiento; empezando por la fase 1 con un error promedio de 23.78% hasta reducir

ese error 22.68 % en la fase 7 (Figura 21). Además, si se comparan los resultados del método con mejor desempeño en la fase 2D (Figura 17, método 12) aún el método 28 muestra mejores resultados con 0.74 % menos error promedio.

8.4. Definición de la referencia

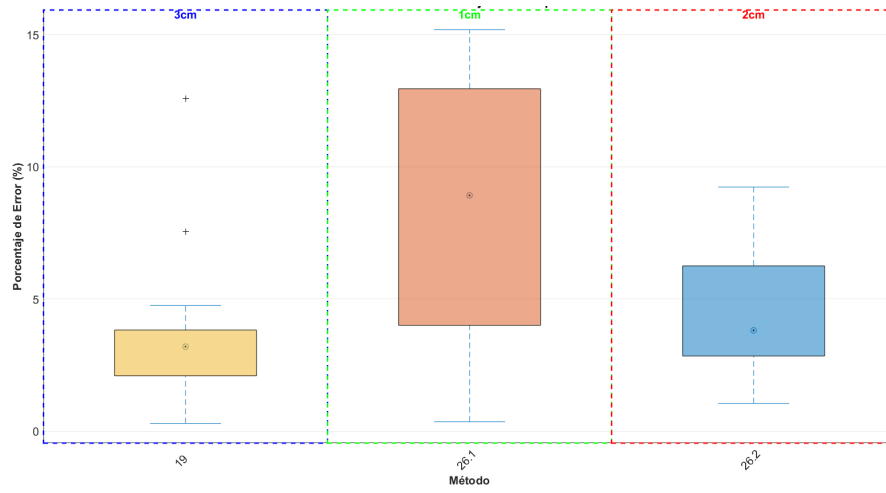
Se utilizaron referencias de 3 tamaños distintos (Figura 11, Referencias) para evaluar la viabilidad en la fase 5. Los resultados reflejaron que el mejor desempeño corresponde a las referencias de 3 cm; seguido de las de 2 cm (Figura 22) y por último, las referencias de 1 cm mostraron una gran variabilidad además de un porcentaje de error promedio mucho más alto comparado con las otras 2 (Figura 23).

Figura 22. Promedio de porcentaje de error de la fase 5 para determinación del tamaño de la referencia con desviación estándar



Nota. Elaboración propia.

Figura 23. Distribución del porcentaje de error en la fase 5 para determinación del tamaño de la referencia



Nota. Elaboración propia.

En este trabajo se buscaba desarrollar un algoritmo en MATLAB que permitiera procesar imágenes adquiridas con la cámara de un teléfono celular para segmentar y definir el tamaño de una herida. Además, el algoritmo debía ser capaz de reconocer una referencia física para el escalamiento de las medidas reales tanto en planos 2D como 3D. Se buscaba una precisión por debajo de 1 % de error promedio al reconocer figuras regulares e irregulares, sin importar la variedad de colores que tuviera la fotografía a procesar. También se requería determinar el tamaño, el color y la forma de la referencia física a utilizar para obtener una medición precisa de la herida sin importar el tono de piel del paciente. Para ello se llevaron a cabo los siguientes procesos:

Para la segmentación de las figuras se utilizaron métodos como umbrales de color, textura y K-medias; así como una combinación de estos. Se determinó que el mejor método para segmentar era por K-medias (Figura 16, D); este método mostró facilidad de segmentación incluso en imágenes con una variedad de texturas y colores. A diferencia de métodos como umbral de color y textura que al segmentar imágenes que contenían tonalidades de color parecidas, se obtenía una segmentación incompleta de la figura deseada (Figura 16, B y C). Se puede ver reflejada la precisión del método por K-medias en los resultados obtenidos durante las pruebas de segmentación tanto en planos 2D como en 3D. Para los planos 2D la segmentación por K-medias obtuvo un promedio de error de 1.84%; con una desviación estándar de 0.015; a diferencia de umbrales por color que obtuvo un promedio de error de 2.37% (Figura 17, Método 12). En los planos 3D la segmentación por K-medias presentó un porcentaje de error promedio de 3.84% con una desviación estándar de 0.038 (Figura 19, Método 19); no se obtuvieron resultados de la segmentación híbrida al ser incapaz de segmentar las figuras cuando el fondo de la fotografía era de un color similar al de la figura deseada para segmentar. Esto se puede solucionar con K-medias aumentando el número de K grupos para que los centroides se posicionen aleatoriamente en características cada vez más específicas y se logre una segmentación ideal ante variaciones de color y tamaño [70].

Se utilizó una cruz como referencia física por sus características geométricas que facilitaban la identificación dentro de la imagen. La cruz cuenta con un valor de convexidad más cercano a 0, por su forma alargada y discontinua, a diferencia de las figuras que se estaban segmentando que su convexidad era cercana a 0 [71]. La convexidad se podía extraer fácilmente al segmentar las figuras con la función “regionprops” vista en el apartado 7.5 Definición de la escala pixel/mm; utilizando la opción “ConvexArea”. Para definir el tamaño ideal se realizaron pruebas con tres tamaños diferentes (1, 2 y 3 centímetros de largo y ancho); los resultados obtenidos señalan que hay una mayor eficacia en el uso de una referencia de 3 cm con un porcentaje de error promedio de 3.83 % (Figura 22); seguido de la referencia de 2 cm que obtuvo un porcentaje de error promedio de 4.39 %; mientras que las imágenes con referencias de 1 cm obtuvieron 8.23 % de error promedio. La diferencia se puede observar de manera clara en la Figura 23, en la que el método con la referencia de 1 cm muestra más inconsistencia en los resultados con una desviación estándar de 0.052.

Al momento de segmentar las figuras en superficies curvas se pudo observar discrepancias en los valores de error que se estaban obteniendo; esto debido a que la figura de referencia se deformaba junto con la curva del plano y la perspectiva de la cámara [72]. Por ello se aplicaron diferentes tipos de transformaciones de geometría (Figura 18). Sin embargo, no todas las transformaciones se adaptaron mejor a la deformación que presentaban las figuras; tal es el caso del método 17 que presentó un aumento de 1.42 % de error; debido a que la transformación que se le aplicó fue una transformación afín con un factor de escala. Esta transformación no modificaba la posición ni la deformación de la figura de referencia, solamente modificaba el tamaño, lo que provocaba valores erróneos de escala. No obstante, se encontraron resultados positivos, entre ellos una mejora de 3.28 % en los métodos sin transformación comparado con el método que aplicó la transformación más precisa (Figura 19). Este método utilizaba una transformación afín pero con puntos de registro; similar al funcionamiento de los algoritmos ICPs (*Iterative Closest Points*) que utilizan una imagen de referencia, en este caso una imagen con la cruz plana, y la imagen a procesar de manera que al seleccionar puntos de registro en ambas imágenes la transformación logre minimizar la diferencia de ambas nubes de puntos y se logre una correspondencia [73].

Finalmente, después de procesar 813 imágenes, se logró desarrollar un método de segmentación fiable, identificar una figura de referencia fácil de reconocer y escalar, y aplicar una transformación geométrica eficaz. Con ello, se llevaron a cabo las últimas dos fases para validar el algoritmo. Estas fases consistieron en la determinación del tamaño de figuras irregulares tanto en superficies curvas con un color uniforme como en piel humana de distintas tonalidades y con vello corporal. Los resultados obtenidos fueron satisfactorios; la primera fase descrita mostró un porcentaje de error promedio de 1.25 % con una desviación estándar de 0.011 (Figura 21, Fase 6); mientras que al determinar el tamaño de las figuras irregulares en piel humana se encontró un promedio de error de 1.10 % con una desviación estándar de 0.005 (Figura 21, Fase 7). Esto representa 0.02 mm² de área en las figuras irregulares de 1.94 cm² y 0.03 mm² en las figuras irregulares de 2.96 cm² (Figura 11, Fase 3D).

Estos resultados indican que el algoritmo desarrollado es capaz de segmentar y medir figuras irregulares con alta precisión en distintos tipos de superficies, incluyendo piel humana con variaciones de tono y textura. La baja desviación estándar en las fases demuestra una consistencia en los resultados que respalda su aplicabilidad en contextos prácticos de medición de figuras irregulares como heridas y en condiciones variables de imagen. Sin embargo,

este trabajo solo sirve como un punto de partida a una aplicación más robusta en la que se deben realizar más pruebas con humanos y heridas reales antes de empezar a usarse de manera clínica para diagnóstico.

- Se logró desarrollar un algoritmo en MATLAB que procesa imágenes adquiridas con cámaras de teléfonos celulares para determinar características de tamaño en figuras irregulares en planos 3D sin importar los colores, la forma o la textura que estas figuras tengan.
- Se determinó que una cruz de 3 cm x 3 cm de color negro es una referencia física que funciona adecuadamente para usar como escala en la medición de figuras irregulares tanto en planos 3D como en 2D obteniendo un porcentaje de error promedio por debajo del 4 %.
- Se ajustó a 1.10 % el error promedio en los métodos de procesamiento de imágenes en planos 3D para medición de figuras irregulares sobre distintos tonos de piel.
- La implementación de una transformación de geometría en las figuras 3D mejora el rendimiento del algoritmo. Se implementó la transformación de geometría afín utilizando puntos de registro de la imagen para hacer el escalamiento de la figura de referencia en los planos 3D. Esto permitió que el error promedio se redujera aproximadamente 3 % respecto al método con mejores resultados que no utilizaba transformación.
- La segmentación por K-medias identificó las figuras deseadas con precisión. Se estima que la fuente de error no proviene de esta fase sino de la fase de transformación de geometría y escalamiento, ya que el porcentaje de error promedio aumentó aproximadamente 2 % al aplicar el mismo método de segmentación en figuras 2D y 3D.
- El algoritmo puede ser tomado como un punto de partida para la implementación de procesamiento de imágenes para determinar el tamaño de heridas de manera automática; pero no puede ser tomado actualmente como una herramienta clínica para diagnóstico y tratamiento, debido a que no ha sido validado por un ente regulador por la falta evidencia clínica suficiente.

- Se recomienda diseñar algoritmos de inteligencia artificial (IA) para crear una segmentación de las figuras deseadas. Así se podrá automatizar el proceso de segmentación de manera que las figuras se seleccionen de forma autónoma y no requieran de la selección de humanos. Además, con esto se pueden integrar algoritmos de procesamiento de imágenes por lotes, lo que ahorrará tiempo y permitirá procesar una cantidad de imágenes mayor.
- Utilizar otro tipo de transformación geométrica a la figura de referencia. La utilizada se basa en puntos de control, lo que podría omitir características importantes de deformación. Una alternativa para evitar esto es utilizar técnicas como Thin Plate Spline que crea una capa delgada en el contorno de la figura, o una malla de puntos que pueda definir de manera más precisa el espacio de la figura de referencia. Además, se puede cambiar la transformación de tipo afín, por una transformación 3D proyectiva de tipo polinomial para que el modelo se apegue más a la forma deseada.
- Realizar un modelado 3D de las figuras para medir características de profundidad en las heridas. La principal limitación del procesamiento en imágenes 2D es que se pierde la profundidad de las heridas por la perspectiva de la foto; sin embargo, al realizar un modelado 3D, además de mejorar la precisión en las medidas, se pueden encontrar características de forma y profundidad para que el diagnóstico y monitoreo.
- Para validar de forma clínica el algoritmo, se debe aumentar el volumen de pruebas realizadas, además de realizar pruebas con heridas reales en pacientes. Las heridas reales además de mostrar diferencias en la profundidad no muestran uniformidad en los colores y texturas, lo que podría representar cambios en los resultados y necesitar variaciones en los procesos llevados a cabo.
- Variar la figura de referencia mejoraría la facilidad de segmentación de la figura; se recomienda utilizar colores con un alto brillo y realce, para que la segmentación no confunda las características de la herida con la figura de referencia. Además, se puede cambiar la ubicación en la que se coloca la figura, así como intentar que la figura de referencia si se encuentre en una superficie plana para evitar la deformación.

- Es indispensable que en la Universidad del Valle de Guatemala se implemente un comité de ética específico para el departamento de Ingeniería Biomédica. La implementación de este comité permitirá alcanzar nuevos objetivos en los trabajos de graduación futuros y se podrán implementar pruebas de otra dimensión que ayuden a validar las herramientas en el ámbito médico.

-
- [1] A. R. Siddiqui y J. M. Bernstein, “Chronic wound infection: Facts and controversies,” *Clinics in Dermatology*, vol. 28, págs. 519-526, 5 sep. de 2010, ISSN: 0738081X. DOI: 10.1016/j.clindermatol.2010.03.009.
 - [2] C. Ávila, R. Bright, J. Carlos Gutiérrez et al., *GUATEMALA ANÁLISIS DEL SISTEMA DE SALUD 2015 RESUMEN EJECUTIVO*. dirección: <https://2012-2017.usaid.gov/sites/default/files/documents/1862/HSA-Resumen-ejec-FINAL-4-28-2016.pdf>.
 - [3] MathWorks, *Procesamiento de imágenes digitales*, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/discovery/digital-image-processing.html>.
 - [4] C.-J. Du y D.-W. Sun, “Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation,” *Trends in food science & technology*, vol. 15, n.º 5, págs. 230-249, 2004.
 - [5] A. Vibhute, S. K. Bodhe et al., “Applications of image processing in agriculture: a survey,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 52, n.º 2, págs. 34-40, 2012.
 - [6] T. Acharya y A. K. Ray, *Image processing: principles and applications*. John Wiley & Sons, 2005.
 - [7] B. Jähne, H. Haussecker y P. Geissler, *Handbook of computer vision and applications*. Citeseer, 1999, vol. 2.
 - [8] G. Dougherty, *Digital image processing for medical applications*. Cambridge University Press, 2009.
 - [9] N. K. Mishra y M. E. Celebi, *An Overview of Melanoma Detection in Dermoscopy Images Using Image Processing and Machine Learning*, 2016.
 - [10] D. Marijanović y D. Filko, “A systematic overview of recent methods for non-contact chronic wound analysis,” *Applied Sciences*, vol. 10, n.º 21, pág. 7613, 2020.
 - [11] D. Langemo, J. Anderson, D. Hanson, S. Hunter y P. Thompson, “Measuring wound length, width, and area: which technique?” *Advances in skin & wound care*, vol. 21, n.º 1, págs. 42-45, 2008.

- [12] C. Liu, X. Fan, Z. Guo, Z. Mo, E. I.-C. Chang e Y. Xu, “Wound area measurement with 3D transformation and smartphone images,” *BMC bioinformatics*, vol. 20, págs. 1-21, 2019.
- [13] Healthy.io, *Healthcare at the speed of life*, 2024. dirección: <https://healthy.io/eu/>.
- [14] V. Falanga, R. R. Isseroff, A. M. Soulika et al., “Chronic wounds,” *Nature Reviews Disease Primers*, vol. 8, n.º 1, pág. 50, 2022.
- [15] C. K. Sen, *Human wounds and its burden: an updated compendium of estimates*, 2019.
- [16] S. Bowers y E. Franco, *Chronic Wounds: Evaluation and Management*, 2020. dirección: www.aafp.org/afp.
- [17] I. D. Federation, jun. de 2023. dirección: <https://idf.org/our-network/regions-and-members/south-and-central-america/members/guatemala/>.
- [18] L. Martinengo, M. Olsson, R. Bajpai et al., *Prevalence of chronic wounds in the general population: systematic review and meta-analysis of observational studies*, ene. de 2019. DOI: 10.1016/j.annepidem.2018.10.005.
- [19] K. Las Heras, M. Igartua, E. Santos-Vizcaino y R. M. Hernandez, “Chronic wounds: Current status, available strategies and emerging therapeutic solutions,” *Journal of controlled release*, vol. 328, págs. 532-550, 2020.
- [20] R. Khoo y S. Jansen, “The evolving field of wound measurement techniques: a literature review.,” *Wounds: a compendium of clinical research and practice*, vol. 28, n.º 6, págs. 175-181, 2016.
- [21] Iceguate.org.gt, jun. de 2022. dirección: <https://iceguate.org.gt/cual-es-la-penetracion-del-internet-en-guatemala/>.
- [22] C. Salem, J. A. Pérez, E. Henning et al., “Heridas. Conceptos generales,” *Cuadernos de Cirugía*, vol. 14, n.º 1, págs. 90-99, 2000.
- [23] F. Rodríguez y J. Becerra, “Heridas,” *Hospital Clínico Universitario de Málaga*, vol. 14, n.º 1, págs. 2-8, s.f.
- [24] J. Narro-Robles, M. Velasco-Gonzalez, J. Meljem-Moctezuma, P. Kuri-Morales, P. Mondragón-Kalb, J. Ancer-Rodriguez et al., “Manual Clínico para la estandarización del cuidado y tratamiento a pacientes con heridas agudas y crónicas,” *Dirección General de Calidad y Educación en Salud*, págs. 1-96, 2013.
- [25] B. C. Nwomeh, D. R. Yager e I. K. Cohen, “Physiology of the chronic wound,” *Clinics in plastic surgery*, vol. 25, n.º 3, págs. 341-356, 1998.
- [26] J. L. Monaco y W. T. Lawrence, “Acute wound healing: an overview,” *Clinics in plastic surgery*, vol. 30, n.º 1, págs. 1-12, 2003.
- [27] Flemingmedical.ie, 2024. dirección: <https://www.flemingmedical.ie/news/how-wounds-heal-and-how-to-treat>.
- [28] OPS, jun. de 2024. dirección: <https://www.paho.org/es/temas/diabetes#:~:text=Aproximadamente%2062%20millones%20de%20personas,a%201a%20diabetes%20cada%20a%C3%B1o>.
- [29] F. Werdin, M. Tenenhaus y H.-O. Rennekampff, “Chronic wound care,” *The Lancet*, vol. 372, n.º 9653, págs. 1860-1862, 2008.

- [30] E. G. Hoyos, A. E. Levy, A. D. Perez, M. C. Hernández, C. M. Zorrilla y A. L. C. Pascual, “Pie diabético,” *Seminarios de la Fundación Española de Reumatología*, vol. 13, n.º 4, págs. 119-129, 2012.
- [31] C. Admin, mar. de 2018. dirección: <https://www.centroulcerascronicas.com/noticias/ulceras-por-presion-upp/>.
- [32] L. úlceras venosas, *Las úlceras venosas*, feb. de 2015. dirección: <https://zonahospitalaria.com/las-ulceras-venosas/>.
- [33] Endovascular.es, 2014. dirección: http://www.endovascular.es/enfe_pie_diabetico.php.
- [34] S. Bowers y E. Franco, “Chronic wounds: evaluation and management,” *American family physician*, vol. 101, n.º 3, págs. 159-166, 2020.
- [35] K. Las Heras, M. Igartua, E. Santos-Vizcaino y R. M. Hernandez, “Chronic wounds: Current status, available strategies and emerging therapeutic solutions,” *Journal of controlled release*, vol. 328, págs. 532-550, 2020.
- [36] P. Foltynski, P. Ladyzynski, S. Sabalinska y J. M. Wojcicki, “Accuracy and precision of selected wound area measurement methods in diabetic foot ulceration,” *Diabetes technology & therapeutics*, vol. 15, n.º 8, págs. 711-720, 2013.
- [37] J. McCardle, M. Smith, E. Brewin y M. Young, “Visitrak: wound measurement as an aid to making treatment decisions,” *Diabetic Foot*, vol. 8, n.º 4, pág. 207, 2005.
- [38] A. C. Chang, B. Dearman y J. E. Greenwood, “A comparison of wound area measurement techniques: visitrak versus photography,” *Eplasty*, vol. 11, 2011.
- [39] J. R. Medrano, “¿ Cómo valorar una herida crónica? Lo que debe saber el profesional de la salud,” *Archivos de Medicina (Manizales)*, vol. 16, n.º 2, págs. 422-431, 2016.
- [40] D. B. Alder Price Ángela y G. John, “A Comparison of Wound Area Measurement Techniques: Visitrak Versus Photography,” *PubMed*, 2011.
- [41] N. Mehmood, A. Hariz, R. Fitridge y N. H. Voelcker, “Applications of modern sensors and wireless technology in effective wound management,” *Journal of Biomedical Materials Research Part B: Applied Biomaterials*, vol. 102, n.º 4, págs. 885-895, 2014.
- [42] M. Á. B. Vera, L. A. García, P. B. Ortí, I. R. Romero y A. H. Sanfelix, “Sistemas de medición de heridas,” *Revista de Enfermería Vasculor*, vol. 2, n.º 4, págs. 17-21, 2019.
- [43] Swift, *skin and wound mobile app and dashboards*, mar. de 2021. dirección: <https://swiftmedical.com/solution/>.
- [44] A. Corti, M. E. Etcheverry, B. Solange, M. A. Pasquale y M. J. Garavaglia, *Imágenes de radiación infrarroja como herramienta de monitoreo de la Terapia Fotodinámica en fibrosarcoma murino*, 2017.
- [45] W. ScoutTM, *the woundvision scoutTM*, 2023. dirección: <https://www.woundsource.com/product/woundvision-scout>.
- [46] T. Acharya y A. K. Ray, *Image processing: principles and applications*. John Wiley & Sons, 2005.
- [47] N. L. S. Palomino y U. N. R. Concha, “Técnicas de segmentación en procesamiento digital de imágenes,” *Revista de investigación de Sistemas e Informática*, vol. 6, n.º 2, págs. 9-16, 2009.

- [48] J. C. Russ, *The image processing handbook*. CRC press, 2016.
- [49] Mathworks, *Procesamiento de imágenes y visión artificial*, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/solutions/image-video-processing/3d-image-processing.html>.
- [50] LinkedIn.com, 2024. dirección: <https://www.linkedin.com/pulse/from-pixel-voxel-dimensional-leap-danilo-grande/>.
- [51] A. L. Gil, L. Núñez-Casillas, M. Isenburg, A. A. Benito, J. J. R. Bello y M. Arbelo, "A comparison between LiDAR and photogrammetry digital terrain models in a forest area on Tenerife Island," *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 39, n.º 5, págs. 396-409, 2013.
- [52] L. Chen, W. Tang, N. W. John, T. R. Wan y J. J. Zhang, "SLAM-based dense surface reconstruction in monocular minimally invasive surgery and its application to augmented reality," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 158, págs. 135-146, 2018.
- [53] G. Monte, D. Marasco, L. Solorzano, N. Scarone y R. Bufanio, "Sistema de Adquisición y Procesamiento de Imágenes Térmicas de Bajo Costo," *Universidad Tecnológica Nacional de Argentina*, s.f.
- [54] G. Luetzenburg, A. Kroon, K. K. Kjeldsen, K. D. Splinter y A. A. Bjørk, "High-resolution topographic surveying and change detection with the iPhone LiDAR," *Nature Protocols*, págs. 1-22, 2024.
- [55] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/discovery/slam.html>.
- [56] Mathworks.com, 2024. dirección: https://la.mathworks.com/help/matlab/creating_plots/image-types.html.
- [57] Mathworks, 2024. dirección: <https://matlabacademy.mathworks.com/es/details/image-processing-with-matlab/mlip>.
- [58] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/products/matlab.html>.
- [59] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/linear-filtering.html>.
- [60] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/ref/imfill.html>.
- [61] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/ref/bwareaopen.html>.
- [62] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/texture-segmentation-using-texture-filters.html>.
- [63] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/ref/imsegkmeans.html>.
- [64] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/spatial-referencing.html>.
- [65] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/ref/affine2d.html>.
- [66] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/ref/cpselect.html>.

- [67] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/ref/fitgeotrans.html>.
- [68] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/ref/imwarp.html>.
- [69] Mathworks, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/images/ref/regionprops.html>.
- [70] N. Dhanachandra, K. Manglem e Y. J. Chanu, “Image segmentation using K-means clustering algorithm and subtractive clustering algorithm,” *Procedia Computer Science*, vol. 54, págs. 764-771, 2015.
- [71] B. Simon, *Convexity: an analytic viewpoint*. Cambridge University Press, 2011, vol. 187.
- [72] M. C. Proença, “Using MATLAB for expeditious image geometric correction,” en *Proc., XXIIe Colloque GRETSI (Traitement du Signal et des Images)*. Dijon, France: Groupe d’Etudes du Traitement du Signal et des Images, 2009.
- [73] Mathworks.com, 2024. dirección: <https://la.mathworks.com/help/vision/ref/pcregrigid.html>.

13.1. Cuadros de métodos realizados

Cuadro 2. Resumen de funciones en MATLAB para el procesamiento de imágenes en planos 2D utilizadas en los diferentes métodos

Carga de imagen	Fase 1			Fase 2			Fase 3					
	Método 1	Método 2	Método 3	Método 4	Método 5	Método 6	Método 7	Método 8	Método 9	Método 10	Método 11	Método 12
Aplicación de filtros	rgb2gray(), imfill(), imopen(), bwareaopen()	rgb2gray(), imbinarize(), imopen(), bwareaopen()	rgb2gray(), imbinarize(), imclose(), imclearborder(), imfill()	im2gray(), imbinarize(), imclose(), bwareaopen(), imclearborder(), imfill()	rgb2gray(), imbinarize(), imfill(), bwareaopen(), imopen()	im2gray(), imbinarize(), imclose(), imclearborder(), imfill()	rgb2gray(), imbinarize(), imopen(), bwareaopen()	imgaussfilt(), reshape(), bwareaopen(), imfill()	imgaussfilt(), reshape(), bwareaopen(), imfill()	imgaussfilt(), reshape(), bwareaopen(), imfill()	imgaussfilt(), reshape(), bwareaopen(), imfill()	imgaussfilt(), reshape(), bwareaopen(), imfill()
Segmentación de figura de referencia	imsplit(), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	mask(rchannel, gchannel, bchannel)	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()	imsplit(), prctile(5) y prctile(95), createmask()
Elección de la escala	ginput(), bwlabel(), regionprops()	ginput(), imcrop(), bwlabel(), regionprops()	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength	bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength
Segmentación de la figura deseada	imsplit(), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	mask(rchannel, gchannel, bchannel)	prctile(5) y prctile(95), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()	prctile(5) y prctile(95), createmask()
Obtención del área en mm	img.area * escala^2	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala	sqrt(img.area) * escala

Nota. Elaboración propia.

Cuadro 3. Resumen de funciones en MATLAB para el procesamiento de imágenes en planos 3D utilizadas en los diferentes métodos

Fase 4 y Fase 5*										Fase 6		Fase 7
Método 13 y 20	Método 14 y 21	Método 15 y 22	Método 16 y 23	Método 17 y 24	Método 18 y 25	Método 19 y 26	Método 27	Método 28	Método 29			
Carga de imagen												
Aplicación de filtros										imread()		
Transformación de geometría										rgb2gray(), imbinarize(), imfill(), bwresopen(), imopen()		
Eleccion de la escala										No se aplicó ninguna transformación tform = affine2d([1 0 0; 0 1 0; 0 0 1]); imwarp(crossimg, tform), mask(labeledImage), outputImage(mask)		
Segmentación de la figura deseada										cpselect(crossimg, imagen_plana), tform = fitgeotrans(movingPoints, fixedPoints, 'affine'), imwarp(crossimg, tform)		
Obtención del área en mm										cpselect(img3D, img2D), tform = fitgeotrans(movingPoints, fixedPoints, 'affine'), imwarp(img3D, tform)		
Obtención del área en mm										bwlabel(), regionprops(), mean(img.BoundingBox(3:4)) bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength(4) bwlabel(), regionprops(), mean(img.BoundingBox(3:4)) bwlabel(), regionprops(), img.BoundingBox(4)		
Obtención del área en mm										kmeans() (area*escala^2)/100		

Nota. Elaboración propia.

Cuadro 4. Resumen de funciones en MATLAB para el procesamiento de imágenes 3D con fondo negro utilizadas en los diferentes métodos

		Fase 4 y Fase 5*					Fase 6		
	Método 13 y 20	Método 14 y 21	Método 15 y 22	Método 16 y 23	Método 17 y 24	Método 18 y 25	Método 19 y 26	Método 27	Método 28
Carga de imagen	imread(), imcrop()								
Segmentación de referencia	kmeans()								
Transformación de geometría	No se aplicó ninguna transformación affine2d([1 0 0; 0 0 scalingFactor; 0 0 0 1]), imwarp(crossing, s, fixedPoints, 'affine'), imwarp(crossing, s, fixedPoints, 'affine'), imwarp(crossing, tform)								
Elección de la escala	bwlabel(), regionprops(), imgBoundingBox(3)		bwlabel(), regionprops(), mean(imgBoundingBox(3:4))		bwlabel(), regionprops(), img.MajorAxisLength(4)		bwlabel(), regionprops(), mean(imgBoundingBox(3:4))		
Segmentación de la figura deseada	kmeans()								
Obtención del área en mm	(area*escala^2)/100								

Nota. Elaboración propia.