



UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE TELECOMUNICACIONES

**Sistema De Identificación De Parásitos Intestinales En Ganado Bovinos
Mediante Procesamiento De Imágenes Y Aprendizaje Automático Para
Prevención De Enfermedades**

**Proyecto de investigación previo a la obtención del título de
Ingeniero en Telecomunicaciones**

Autor:
Ramírez Sánchez Jairo Danilo

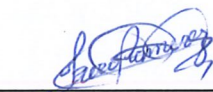
Tutor:
PhD. Daniel Antonio Santillán Haro

Riobamba, Ecuador. 2026

DECLARATORIA DE AUTORÍA

Yo, **Jairo Danilo Ramírez Sánchez**, con cédula de identidad **1721072724**, autor del trabajo de titulación titulado: **SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN DE PARÁSITOS INTESTINALES EN GANADO BOVINOS MEDIANTE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES Y APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA PREVENCIÓN DE ENFERMEDADES**, certifico que la producción, ideas, opiniones, criterios, contenidos y conclusiones expuestas son de mí exclusiva responsabilidad.

Asimismo, cedo a la Universidad Nacional de Chimborazo, en forma no exclusiva, los derechos para su uso, comunicación pública, distribución, divulgación y/o reproducción total o parcial, por medio físico o digital; en esta cesión se entiende que el cesionario no podrá obtener beneficios económicos. La posible reclamación de terceros respecto de los derechos de autor de la obra referida, será de mi entera responsabilidad; librando a la Universidad Nacional de Chimborazo de posibles obligaciones.



Jairo Danilo Ramírez Sánchez

C.I:1721072724

DICTAMEN FAVORABLE DEL PROFESOR TUTOR

Quien suscribe, **PhD. Daniel Antonio Santillán Haro** catedrático adscrito a la Facultad de Ingeniería Telecomunicaciones , por medio del presente documento certifico haber asesorado y revisado el desarrollo del trabajo de titulación titulado: **SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN DE PARÁSITOS INTESTINALES EN GANADO BOVINOS MEDIANTE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES Y APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA PREVENCIÓN DE ENFERMEDADES**, bajo la autoría de **Jairo Danilo Ramírez Sánchez**; por lo que se autoriza ejecutar los trámites legales para su sustentación.

Es todo cuanto informar en honor a la verdad: en Riobamba, a los 01 días del mes de Junio de 2026



PhD. Daniel Antonio Santillán Haro

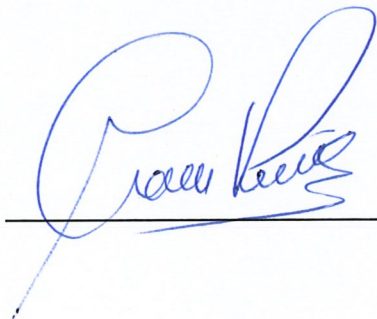
C.I:0603141052

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

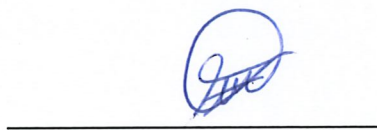
Quienes suscribimos, catedráticos designados Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación "**SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN DE PARÁSITOS INTESTINALES EN GANADO BOVINOS MEDIANTE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES Y APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA PREVENCIÓN DE ENFERMEDADES.**", presentado por Jairo Danilo Ramírez Sánchez, con cédula de identidad número 1721072724, bajo la tutoría de PhD. Daniel Santillán Haro; certificamos que recomendamos la **APROBACIÓN** de este con fines de titulación. Previamente se ha evaluado el trabajo de investigación y escuchada la sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.

De conformidad a la normativa aplicable firmamos, en Riobamba **29 de junio del 2026.**

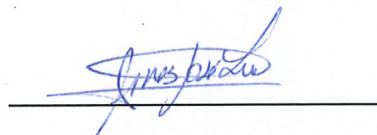
PhD.CARLOS PEÑAFIEL
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



Doc.ANTONIO MENESES
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



Msg. JOSÉ JINEZ
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO





Dirección
Académica
VICERRECTORADO ACADÉMICO



UNACH-RGF-01-04-08,17
VERSIÓN 01: 06-09-2021

CERTIFICACIÓN

Que, **Jairo Danilo Ramírez Sánchez** con CC: **1721072724**, estudiante de la Carrera **Ingeniería**, Facultad de **Telecomunicaciones**; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado " **SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN DE PARÁSITOS INTESTINALES EN GANADO BOVINOS MEDIANTE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES Y APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA PREVENCIÓN DE ENFERMEDADES**", cumple con el 7%, de acuerdo al reporte del sistema Anti plagio Compilatio Magister+, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 23 de junio de 2026



PhD. Daniel Antonio Santillan Haro
TUTOR

DEDICATORIA

A Dios, a mis seres queridos, a los ángeles mis abuelitos que me cuidan desde el cielo y a mis abuelitos que están aquí en la tierra, que con su cariño y apoyo incondicional han hecho posible este logro.

De manera especial, dedico este trabajo a mis padres, por su amor, entrega y constante respaldo en todos mis proyectos.

A mis hermanas, que en las buenas y en las malas estuvieron conmigo; a mis amigos de la EPN, que fueron el inicio de mi vida estudiantil y me apoyaron en el momento más oscuro de la universidad y hasta ahora me acompañan; a Jessy, que me acompañó mucho en mi vida estudiantil y me brindan su amor.

Jairo Ramírez S.

AGRADECIMIENTO

Las palabras que estoy escribiendo no son suficientes para expresar el agradecimiento que siento por todas las personas que han formado parte de mi vida, no solo durante mi etapa de estudiante, sino a lo largo de toda mi vida. Cada una de ellas ha dejado una marca importante y ha contribuido, en lo que soy en estos momentos.

De manera especial, agradezco a mis padres Carlos y Margarita, quienes fueron mi mayor apoyo durante toda mi carrera. Su esfuerzo, amor y sobre todo la paciencia que me tuvieron durante esta parte larga de mi vida, ellos fueron fundamentales para lograr terminar esta etapa de mi vida.

A mis hermanas, por brindándome su apoyo incondicional. A mis abuelos paternos, que desde el cielo me cuidan y protegen en cada paso que doy, y a mis abuelos maternos, quienes con su amor y consejos me acompañan día a día. Mi sincero agradecimiento también a todas las personas que se fueron sumando a mi vida durante este largo trayecto que signifíco culminar mi carrera.

Finalmente, agradezco a los ingenieros de la Universidad Católica de Cuenca por la apertura de sus instalaciones y por el tiempo brindado para la realización de este proyecto de tesis, así como a mi tutor, quien con su guía y acompañamiento hizo posible el desarrollo y culminación del presente trabajo.

Jairo Ramírez S.

ÍNDICE GENERAL

DECLARATORIA DE AUTORÍA

DICTAMEN FAVORABLE DE TUTOR

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

CERTIFICACIÓN DEL SISTEMA ANTI PLAGIO

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTO

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

ÍNDICE DE FIGURAS

RESUMEN

ABSTRACT

CAPÍTULO I	15
1.1. Introducción	15
1.2. Antecedentes	17
1.3. Planteamiento del problema	19
1.4. Justificación	20
1.5. Objetivos	21
1.5.1. Específicos	21
CAPÍTULO II	22
2.1. Estado del arte	22
2.2. Marco Teórico	23
2.2.1. Parásito y parasitosis	23
2.2.2. Parásito intestinales en ganado bovino	23
2.2.3. Ácaros	24
2.2.3.1. Ácaros del ganado bovino	25
2.2.4. <i>Blastocystis</i> sp.	25

2.2.4.1.	Caracterización	26
2.2.5.	<i>Taenia</i>	27
2.2.5.1.	<i>Taenia saginata</i>	28
2.2.6.	Estrongilídeos	28
2.2.7.	Estrongiloidosis	29
2.2.8.	<i>Balantidium coli</i>	30
2.2.9.	Coccídeos	30
2.2.9.1.	Coccidiosis	31
2.2.10.	<i>Faciola hepatica</i>	31
2.2.11.	Matlab	32
2.2.11.1.	Aplicaciones	32
2.2.12.	Procesamiento de imágenes	33
2.2.12.1.	Tipos de procesamiento de imágenes	33
2.2.13.	Aprendizaje Automático	36
2.2.14.	Aprendizaje Profundo	37
2.2.14.1.	Estructura básica	38
2.2.14.2.	Importancia del aprendizaje profundo	38
2.2.14.3.	Una red neuronal recurrente (RNN)	39
2.2.14.4.	Los modelos de transformadores	39
2.2.14.5.	Redes neuronales convolucionales	39
2.2.14.6.	Redes neuronales convolucionales en Matlab	40
2.2.14.7.	ResNet 50()	40
CAPÍTULO III		41
3.1.	Metodología	41
3.1.1.	Tipo de investigación	41
3.1.2.	Diseño de Investigación	41
3.1.3.	Técnicas de recolección de datos	43
3.1.4.	Población de estudio y tamaño de muestra	43
3.1.5.	Métodos de análisis, y procesamiento de datos	43
3.1.6.	Levantamiento de la información	43
3.1.7.	Clasificación de parásitos según su clase	45
CAPÍTULO IV		46
4.1.	Resultados y discusión	46
4.1.1.	Creación de la interfaz con usuario del sistema	46
4.1.2.	Análisis de datos	47
CAPÍTULO V		51
5.1.	Conclusiones y trabajos futuros	51
5.1.1.	Conclusiones	51
5.1.2.	Recomendaciones	51
5.1.3.	Futuros trabajos	51

BIBLIOGRAFÍA	53
Bibliografía	53
A. Anexos A	58
B. Anexos B	62
C. Anexos C	65
D. Anexos D	68

ÍNDICE DE TABLAS

2.1. Principales ácaros del ganado vacuno	26
2.2. Estructura de una red neuronal	38
3.3. Imágenes clasificadas	45
4.4. Imágenes clasificadas por clase	48
4.5. Porcentaje de acierto	48
4.6. Imágenes clasificadas por clase después de la limpieza de datos	49
4.7. Porcentaje de acierto.	50

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1. Ácaro	24
2.2. Blastocystis sp	25
2.3. Taenia spp.	27
2.4. Cysticercus bovis	28
2.5. Estrongilídeos	29
2.6. Estrongilidosis	29
2.7. Balantidium coli	30
2.8. Coccídeos	31
2.9. Fasciola hepatica	32
2.10. Procesamiento digital básico:(a) Imagen original,(b)Reducción de ruido, (c)Brillo y contraste, (d)Corrección de color	34
2.11. Análisis de imágenes: (a)Imagen original,(b)Filtro en gris,(c)Bordes de Canny, (d)Contornos, (e)Segmentación binaria, (f) Etiquetado de segmentos, (g) Reconocedor de patrones	36
2.12. Visión artificial avanzada (IA): (a)Detección facial, (b) Captura de placa . .	37
2.13. Estructura de una red neuronal	38
3.14. Proceso para el diseño de investigación.	42
3.15. Levantamiento de información.(a)Laboratorio de parasitología Universidad Católica de Cuenca, (b)Muestras orgánicas extraídas en campo	44
3.16. Personal de laboratorio: (a)Responsable del laboratorio,(b) Estudiantes de laboratorio	45
4.17. Interfaz del sistema:(a)Página de inicio, (b)Página de ingreso de imagen, (c)Página de resultado	47
4.18. Muestra separada por categoría.	48
4.19. Muestra separada por categoría despues de la limpieza de datos.	49
 B.1. Personal y estudiantes del laboratorio de Parasitología Universidad Católica de Cuenca.	 62
B.2. Tratamientos de la muestra:(a)Químicos, (b)Pesar las muestras,(c) Separación de las muestras, (d) Muestras de heces, (e) Agregar químicos a la muestra,(f) Muestras con químicos, (g) Clasificación de muestras, (h)Muestras lista para la centrifugadora	 63
B.3. Centrifugadoras del laboratorio de Parasitología Universidad Católica de Cuenca.(a) Extracción de muestras, (b)Centrifugadoras	 64
B.4. Presentación del prototipo del sistema Universidad Católica de Cuenca.(a)Alumnos y representantes	 64

RESUMEN

Este trabajo se centra en el uso de técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático para el reconocimiento de parásitos mediante la obtención de imágenes microscópicas de parásitos que se encuentran en desechos orgánicos del ganado bovino, obtenidas en el laboratorio de la Universidad Católica de Cuenca.

El sistema propuesto se ha desarrollado en el lenguaje de programación MATLAB, aplicando los diferentes toolboxes especializadas en procesamiento de imágenes y aprendizaje profundo. Antes de entrenar el modelo, se aplican técnicas de procesamiento de imágenes para mejorar la calidad de las imágenes de entrada.

Para la categorización de los parásitos, se emplea una red neuronal profunda denominada ResNet-50, la cual posee 50 capas de tipo Residual Network, la cual permite extraer las características más importantes y mejorar el desempeño del modelo.

Adicionalmente, se desarrolla una interfaz gráfica mediante MATLAB App Designer, mejorando la interacción del usuario con el sistema, para manejarlo de manera cómoda y fácil de visualizar los resultados.

Los resultados obtenidos muestran niveles de resultados del ácaros 89.39 %, *Blastocystis* sp. 97,03 %, Coccideos 88,88 %, *Faciola* 54,55 %, Strongilos 60,82 %, *Taenia* 76,64 %, *Balatinoum coli* 93,33 % en la presión de la clasificación de los parásitos por categoría. Estos resultados evidencian que el sistema desarrollado presenta un desempeño adecuado en la clasificación automática de parásitos, constituyéndose como una herramienta eficaz de apoyo en el análisis microbiológico..

Palabras clave: imágenes microscópicas, parásitos, toolbox, procesamiento de imágenes, aprendizaje automático, red neuronal, Matlab.

Abstract

This work focuses on the use of image processing and machine learning techniques for parasite recognition through the acquisition of microscopic images of parasites found in organic waste from cattle, obtained in the laboratory of the Catholic University of Cuenca.

The proposed system was developed using the MATLAB programming language, applying specialized toolboxes for image processing and deep learning. Before training the model, image processing techniques were applied to enhance the quality of the input images.

For parasite classification, a deep neural network known as ResNet-50 was used. This network consists of 50 residual layers, enabling the extraction of the most relevant features while improving the model's overall performance.

In addition, a graphical user interface (GUI) was developed using MATLAB App Designer, enhancing user interaction with the system and making it more convenient to use while facilitating the visualization of the results.

The results obtained show classification accuracies of 89.39% for mites, 97.03% for *Blastocystis* sp., 88.88% for coccidia, 54.55% for *Fasciola*, 60.82% for strongyles, 76.64% for *Taenia*, and 93.33% for *Balantidium coli*. These results demonstrate that the developed system performs effectively in the automatic classification of parasites, making it a valuable support tool for microbiological analysis.

Keywords: microscopic images, parasites, toolbox, image processing, machine learning, neural network, MATLAB.



Revised by
Mario N. Salazar
0604069781

CAPÍTULO I

1.1 Introducción

La ganadería bovina es uno de los pilares fundamentales en el sector agropecuario del país, debido a que se tiene un alto interés zootécnico ya que representa un gran aporte económico en el sector rural del mismo [1].

El sector agropecuario en el país representa 3.086 millones de cabezas de ganado, de las que en la provincia del Chimborazo tiene unos 285.000, siendo la segunda provincia más ganadera del país durante el año 2022 [2].

Por lo que la ganadería durante el 2024 cambio los valores antes mencionados dándonos ahora un varias de 3.436.276 cabezas de ganado a nivel nacional y manteniendo a la provincia de Chimborazo en segundo lugar teniendo 290.408 cabezas de ganado, también se considerar a la provincia del Azuay que conlleva 243.746 cabezas de ganado las cuales están divididas en lo que es terneros, toretes y toros, vacas y vacas [3].

Las enfermedades parasitarias son uno de los principales problemas sanitarios existentes en el sector ganadero, ya que afecta de manera directa la salud del ganado bovino. En muchos casos, estas enfermedades no son detectadas oportunamente, manifestándose en etapas avanzadas mediante síntomas se manifiestan con diarrea, pérdida de apetito o hasta la muerte del animal. Por esta razón, es fundamental implementar un adecuado sistema de desparasitación del ganado. Para mejorar el desempeño del ganado bovino es necesario conocer los parásitos más frecuentes en la zona que se encuentran, en base a parámetros ambientales y de manejo, tales como sistema del pastoreo, carga animal, sistema sanitario, piso altitudinal y dispersión de las heces, con el fin de establecer programas de desparasitación gastrointestinal en bovinos [4].

La desparasitación del ganado ha sido considerada una tecnología de bajo costo, y alto impacto por lo que los ganaderos han tomado a su cargo el control parasitario, el manejo sin control del proceso de desparasitación, especialmente, cuando los niveles de parásitos en el ganado son altos no maneja ningún sistema de desparasitación y afecta más al ganado [5].

En este sentido se plantea realizar un sistema de reconocimiento de parásitos intestinales para mejorar la calidad de los productos y la vida de estos animales.

Al realizar las pruebas parasitarias en los laboratorios presenta demoras en los análisis, por lo mismo se debe utilizar la tecnología actual, la cual nos permite mejorar el sistema. El procesamiento de imágenes y el aprendizaje automático han demostrado una mayor utilización en aplicaciones de diagnósticos veterinarios. Una de las técnicas que se utilizan es

la segmentación de imágenes, mejoras del contraste y filtrados, las imágenes que tomamos como muestra se pueden utilizar para la clasificación automatizada [6].

Al tener todos estos puntos de vista se propone desarrollar un algoritmo de clasificación en imágenes microscópicas de los parásitos más relevantes en las enfermedades del ganado bovino tales como: Protozoarios, Nematodos, Cestodo, Trematodos, entre otros. La idea es aplicar el procesamiento de imágenes con segmentación de imágenes y aprendizaje autónomo al diagnosticar enfermedades al ganado bovino.

1.2 Antecedentes

La parasitología es la ciencia encargada del estudio de los parásitos, entendidos como organismos vivos, microscópicos o macroscópicos, cuya supervivencia depende de su asociación con otros seres vivos. Asimismo, constituye una rama de la ecología que aborda el fenómeno del parasitismo y las interacciones biológicas entre los parásitos y sus hospedadores [7].

La Parasitología Veterinaria es como un "manual de instrucciones" muy útil para los veterinarios y zootecnistas. Les ayuda a descubrir y solucionar los problemas causados por los parásitos en los animales. Estos parásitos no solo enferman a los animales y hacen que produzcan menos, sino que también pueden afectar la salud de las personas [8].

Se puede decir que los parásitos son todo ser vivo que habita en la superficie o en el interior de otro la cual llamamos hospedador o huésped del cual extrae sustancias nutritivas y el medio ambiente necesario para desarrollarse y sobrevivir [7], en donde siempre hay daño al hospedador.

Debido a esto, se ha tratado de tecnificar el proceso, inicio con la creación del microscopio y después al desarrollo del microscopio electrónico. Este último ha facilitado la extracción de imágenes, lo que a su vez permite el reconocimiento de los parásitos tras la toma de muestras y el análisis en laboratorios [8].

El avance de la tecnología ha permitido desarrollar herramientas capaces de reconocer y clasificar objetos a partir de imágenes digitales, mediante la captura de fotografías. Por medio las técnicas de procesamiento de imágenes y algoritmos de aprendizaje automático utilizadas en el sistema, los cuales incrementan la eficiencia y precisión de la clasificación de información. Un ejemplo relevante de estas aplicaciones son los sistemas utilizados en buscadores, como Google Imágenes, que permiten identificar contenidos visuales de manera rápida y eficiente.

Este proceso se basa en el reconocimiento de imágenes utilizando las características de las mismas, para ello se basan en un subconjunto de las imágenes que Google ha clasificado antes, debido a que el análisis y comparación tiene un alto costo computacional [9].

Asimismo, las investigaciones recientes en el área de salud han desarrollado sistemas automatizados para la identificación de diferentes enfermedades, pero esto bajo el control de una persona experta en el área lo que estos sistemas logran es acortar el tiempo y aumentar la eficiencia del diagnóstico [10], se debe considerar la calidad de las imágenes que nos servirán de base deben ser de alta calidad.

Después de lo analizado, surge la necesidad de desarrollar un sistema capaz de reconocer parásitos a partir de la captura de imágenes, utilizando técnicas de procesamiento digital y aprendizaje profundo. Este sistema es avalado por un experto en el área de parasitología, con el fin de garantizar la confiabilidad y precisión de los resultados.

1.3 Planteamiento del problema

El ganado bovino representa un recurso de gran interés para la producción pecuaria debido a la diversidad de especies y razas existentes, así como a su importancia económica y alimentaria.

Sin embargo, la presencia de varias enfermedades ha provocado que disminuya la población ganadera, afectando la producción y comercialización de sus derivados. Entre los factores que contribuyen a esta problemática, destaca el incremento de parásitos que impactan negativamente la salud de los animales [11].

Por las enfermedades parasitarias se han visto muchos agentes etiológicos, como protozoarios, nematodos, trematodos y cestodos, cuyas patologías son diferentes, pueden presentar similitudes en una sintomatología subclínica, lo que significa que no se identifica correctamente los parásitos del ganado, por lo tanto, no se debería esperar a ver una afectación externa para realizar una desparasitación apresurada y sin conocer a que parásito corresponde la enfermedad [12].

En este contexto, el avance de la inteligencia artificial ha permitido el desarrollo de herramientas innovadoras para el análisis automatizado de información. No obstante, muchos laboratorios aún no disponen de soluciones tecnológicas que faciliten y reduzcan el tiempo requerido para el reconocimiento de parásitos. Esta limitación genera una alta dependencia del conocimiento experto, lo que dificulta la eficiencia en los procesos de diagnóstico.

Según lo planteado, surge la necesidad de desarrollar un sistema de uso fácil y de acceso práctico, que permita automatizar el reconocimiento de parásitos. La implementación de este tipo de herramientas contribuiría a reducir la dependencia de especialistas, mejorar la precisión del diagnóstico y optimizar el tiempo de análisis en entornos de laboratorio.

1.4 Justificación

El presente proyecto se desarrolla mediante el uso de técnicas de aprendizaje profundo, particularmente enfocadas en la segmentación de imágenes. Esta metodología permite dividir una imagen digital en múltiples regiones u objetos, asignando etiquetas específicas a cada uno de ellos. Como resultado, se facilita la identificación de regiones de interés (ROI), lo cual contribuye a mejorar la detección de características relevantes como bordes, líneas y estructuras presentes en las imágenes procesadas. Estas capacidades resultan fundamentales para optimizar los procesos de análisis y reconocimiento en aplicaciones biomédicas y microbiológicas [13].

El presente trabajo propone identificar los principales parásitos de los animales bovinos, para aplicar medidas preventivas para cuidarlos de la manera correcta, esto disminuirá la incidencia de los parásitos y esto mejora la salud del animal [1].

La clasificación de parásitos se realiza tradicionalmente de manera visual por expertos en parasitología. Sin embargo, este método presenta limitaciones, especialmente cuando se manejan altas cantidades de muestras.

Un solo profesional no puede solucionar ni ayudar al correcto diagnóstico de las muestras tal como se evidencia en el Anexo B, estas imágenes fueron tomadas en las instalaciones de la Universidad Católica de Cuenca, evidenciando la necesidad de agilizar el proceso.

Se justifica la presente investigación por su aporte en el ámbito académico, práctico, y tecnológico, al integrar el área de la clínica veterinaria con la inteligencia artificial. Esta metodología permite el desarrollo de un sistema que contribuye a mejorar el diagnóstico clínico en el ganado bovino, facilitando la identificación de parásitos y, en consecuencia, el control de enfermedades parasitarias.

1.5 Objetivos

Desarrollar un sistema de identificación de parásitos intestinales en ganado bovinos mediante segmentación de imágenes y aprendizaje automático para prevención de enfermedades.

1.5.1 Específicos

- Estudiar las diferentes técnicas de segmentación de imágenes y técnicas de aprendizaje automático para seleccionar la más apropiada en el reconocimiento de parásitos bovinos.
- Desarrollar un sistema de reconocimiento de parásitos intestinales de ganado bovinos basado en aprendizaje automático.
- Verificar el funcionamiento del sistema mediante pruebas de campo supervisado por el grupo de investigación **PANIAM** de la Universidad Nacional de Chimborazo.

CAPÍTULO II

2.1 Estado del arte

La parasitosis gastrointestinal en el ganado bovino es uno de los mayores problemas sanitarios debido a que conlleva a pérdida o ganancia de peso, para analizar los parásitos del ganado se sigue haciendo mediante técnicas cooproparasitarias tradicionales, las cuales requieren personal calificado, consumo de tiempo e insumos en los laboratorios y presentan cambios de diagnóstico según la experiencia del encargado del laboratorio, a nivel nacional se tiene como los principales parásitos a los nematodos, cestodos, trematodos y protozoos [5].

El enfoque convencional se basa en el análisis de muestras coprológicas mediante la observación microscópica de ooquistes, quistes o huevos. A pesar que el método ha demostrado ser efectivo, su eficacia depende en gran medida del criterio del profesional encargado [14]. Esta dependencia introduce variabilidad en los resultados y limita la estandarización de los diagnósticos.

Para estandarizar los resultado se creara un sistema que utiliza el procesamiento de imágenes y aprendizaje profundo.

El procesamiento de imágenes ha surgido para automatizar la identificación de los parásitos en muestras de heces y en muestras de ectoparásitos, este enfoque nos permite extraer los rasgos característicos de cada parásito a analizar, la digitalización de estas permite de construir sistemas que mejoren y reduzcan el tiempo al diagnosticar [15].

Por otra parte, la integración del aprendizaje automático con el procesamiento de imágenes permite que los sistemas computacionales aprendan patrones, formas y características específicas a partir de datos etiquetados. En este sentido, las redes neuronales profundas y otros métodos de clasificación supervisada han demostrado ser altamente efectivos para la clasificación de imágenes, ya que son capaces de generalizar a partir de ejemplos previos y adaptarse a distintas condiciones de análisis [16].

En la actualidad, el diagnóstico digital se enfoca hacia sistemas que integran la extracción microscópica, el preprocesamiento, la extracción de características y la clasificación automática. Todo esto tiene como objetivo proporcionar herramientas de apoyo para laboratorios de campo y reducir el tiempo necesario en los diagnósticos.

En el ámbito veterinario, estas tecnologías representan una importante ayuda para las zonas rurales, donde el acceso a laboratorios especializados suele ser limitado. No obstante, aún existe una considerable brecha entre la investigación experimental y su implementación clínica.

A pesar de ello, el avance de la inteligencia artificial facilita el desarrollo de soluciones cada vez más accesibles y eficientes para el diagnóstico automatizado [17].

A pesar de los avances tecnológicos, persisten limitaciones importantes en el desarrollo de estos sistemas. En particular, la ausencia de bases de datos robustas de imágenes de parásitos intestinales en bovinos dificulta la construcción de modelos con alta capacidad de generalización. Asimismo, la variabilidad en la calidad y formatos de las imágenes representa un desafío adicional en el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático [17].

2.2 Marco Teórico

2.2.1 Parásito y parasitosis

Los parásitos son animales u otros organismos que viven dentro o fuera de un huésped de manera temporal o permanente, que se extraen nutrientes del huésped, para su supervivencia. Existen una numerosa especies de parásitos tal como protozoarios, helmintos y sus diferentes especies estos se encuentran localizados en el aparato digestivo de los bovinos [5].

La parasitosis gastrointestinal son consecuencias por helmintos y protozoarios, estos causan anorexia, reduciendo la ingestión en la cantidad de alimento, pérdidas de proteínas en el tracto intestinal, cambiando el funcionamiento del metabolismo proteínico, disminución de minerales, cuando el funcionamiento de estas enzimas disminuye son causantes de diarrea es consecuencia de que las enzimas no descomponen de manera correcta la comida que ingirió el animal [18].

El daño causado por los parásitos a los animales es variable, para poder conocer los problemas causados por los parásitos se debe analizar las diferentes poblaciones de parásitos que existen en la región, estudiar las características de los animales afectados, analizar el hábitat donde se encuentran nuestro ganado, establecer los componentes epidemiológicos de la dolencia parasitaria [19].

2.2.2 Parásito intestinales en ganado bovino

Los parásitos intestinales en ganado bovino son una de las mayores amenazas para la salud del ganado bovino a nivel mundial, causando pérdidas económicas debido a la disminución de los productos relacionados con este ganado, otro factor es el costo de los tratamientos y la prevención de las enfermedades [20].

Durante la investigación se encontraron que los parásitos más comunes son los nematodos.

Que se clasifican en diferentes tipos según su localización en el tracto digestivo, entre los parásitos encontrados en la investigación tenemos:

- *Ácaros*
- *Blastocystis* sp.
- *Taenia*
- Estróngilos
- *Balantidium coli*
- Coccídeos
- *Faciola hepatica*

2.2.3 Ácaros

Los ácaros no se consideran parásitos intestinales, sino ectoparásitos, ya que habitan en la superficie externa del huésped. Sin embargo, durante el proceso de recolección de muestras de estiércol directamente del ganado bovino, se detecta la presencia de estos organismos, lo cual se debe a que algunos pudieron caer accidentalmente en las muestras analizadas [21].



Figura. 2.1. Ácaro

Entre las principales especies de ácaros que afectan al ganado bovino se encuentran *Psoroptes bovis*, *Sarcoptes scabiei* var. *bovis* y *Chorioptes bovis*. La infestación por estos organismos en



Figura. 2.2. Blastocystis sp
[23]

el ganado se denomina acarosis, la cual puede generar lesiones cutáneas, irritación y afectar el bienestar general del animal [8].

Como se observa en la Figura 2.1, los ácaros presentan estructuras microscópicas características que permiten su identificación, siendo visibles detalles como la forma del cuerpo y sus extremidades, lo cual facilita su diferenciación respecto a otros microorganismos presentes en las muestras [21].

2.2.3.1 Ácaros del ganado bovino

Estos parásitos pueden clasificarse según la especie, la zona del cuerpo que afectan, los signos clínicos que producen y el método de muestreo requerido para su identificación. Como se muestra en la Tabla 2.1, cada tipo de ácaro presenta características específicas que permiten su diagnóstico diferencial en el ganado bovino. Esta clasificación resulta fundamental para la adecuada identificación de la enfermedad y la aplicación de tratamientos correctivos en función de cada caso.

2.2.4 *Blastocystis* sp.

Blastocystis sp. es un organismo microscópico unicelular que se encuentra comúnmente en bovinos, alojándose en el intestino grueso y siendo eliminado a través de las heces. Este protozoo es considerado un colonizador del tracto digestivo y su presencia está asociada a condiciones intestinales, aunque en muchos casos puede ser asintomático [23].

Como se observa en la Figura 2.2, *Blastocystis* sp presenta una morfología característica que

Tabla 2.1. Principales ácaros del ganado vacuno

[22]

Ácaro	Zona afectada	Signos clínicos	Método de muestreo
<i>Sarcoptes scabiei</i> bovis	Comienza en la cabeza, el cuello y los hombros. Puede extenderse a todo el cuerpo	Prurito, alopecia, pápulas, piel engrosada y con pliegues	Raspado cutáneo profundo
<i>Psoroptes ovis</i>	Base de la cola, dorso y flanco	Prurito severo, costras gruesas y escamosas Alopecia con dermatitis exudativa	Raspado superficial de la piel
<i>Chorioptes spp.</i>	Cuartilla y puede extenderse por las patas hasta la ubre, el escroto, la cola y el periné	Por lo general subclínico, puede desarrollarse una dermatitis alérgica, exudativa, levemente pruriginosa y escamosa	Raspado superficial de la piel
<i>Demodex spp.</i>	Cruz, cuello, dorso y flancos	Por lo general subclínico No pruriginoso, infalación crónica, con formaión de úlceras, absecos y fístulas	Raspado cutáneo profundo
<i>Psorobia bos</i>		No patógeno	Raspado cutáneo profundo

puede ser identificada mediante observación microscópica, lo cual facilita su reconocimiento en muestras coprológicas y su posterior clasificación en estudios parasitológicos.

2.2.4.1 Caracterización

Estos parásitos presentan una gran subdivisión debido al los subtipos moleculares o ST por que nos llevan a tener 17 subtipos los cuales están nombrados desde el ST1 al ST17, divididos de acuerdo al hospedador del mismo así se tiene:

- Del ST 1 al ST 9 colonizan a humanos, bovinos, otro mamíferos y aves.

- Del ST 10 al ST 17 se encuentran solo en especies hospedadoras animales.

Al no tener un total de subtipos se maneja estas 17 para su mejor apreciación [24].

2.2.5 *Taenia*

Taenia es un parásito platelminto perteneciente a la clase Cestoda. Este organismo puede causar diferentes manifestaciones clínicas, dependiendo de su etapa de desarrollo dentro del huésped [25].



Figura. 2.3. *Taenia* spp.

Cuando este adulto genera una enfermedad llamada teniasis y cuando aun es larva se llama cisticercosis [25].

Cuando *Taenia* se encuentra en su forma adulta, se localiza en el intestino del huésped y provoca una enfermedad conocida como teniasis. Por otro lado, en su fase larvaria puede causar cisticercosis, una condición más severa que ocurre cuando las larvas se alojan en tejidos corporales [25].

Como se muestra en la Figura 2.3, este parásito presenta una estructura segmentada característica, lo que facilita su identificación en estudios parasitológicos y su diferenciación frente a otros organismos presentes en las muestras.

Entre las especies más comunes son la *Taenia saginata* la cual esta en el ganado bovino y en los cerdos se tiene a la *Taenia salium*, estos tienen imágenes parecidas pero un ciclo de vida diferente [26] debido a que los huevos son similares, no pudiendo diferenciarse entre las diferentes especies de *Taenias*.

2.2.5.1 *Taenia saginata*

En el desarrollo del sistema se ha identificado la presencia de *Taenia saginata* en su fase larvaria, conocida como *Cysticercus bovis*. Esta forma larvaria corresponde a un quiste característico que se desarrolla en los tejidos del huésped intermediario [27].



Figura. 2.4. *Cysticercus bovis*

El *Cysticercus bovis* se presenta como un quiste de forma esférica y coloración blanquecina, cuya cápsula externa es de naturaleza fibrosa. En su interior contiene una vesícula donde se encuentra el escólex invaginario, estructura que dará origen al parásito adulto una vez que complete su ciclo biológico [27].

Como se muestra en la **Figura 2.4**, esta estructura presenta características morfológicas bien definidas que permiten su identificación en análisis microscópicos y estudios parasitológicos, siendo un elemento relevante dentro del proceso de clasificación implementado en el sistema desarrollado.

2.2.6 Estrongilídeos

Los estrongilídeos, también conocidos como estrongílidos, pertenecen al grupo de los nematodos o gusanos redondos. Estos parásitos se localizan principalmente en el intestino delgado del ganado bovino. En su fase adulta presentan un tamaño reducido, generalmente inferior a los 6 mm, tal como se muestra en la Figura 2.5.

Una característica relevante de su ciclo biológico es que algunas especies presentan reproducción partenogenética, donde las hembras pueden producir huevos sin necesidad de fecundación por parte de un macho. Estos parásitos completan su ciclo de vida en el interior del huésped, afectando principalmente el sistema digestivo [28].



Figura. 2.5. Estrongilídeos

2.2.7 Estrongiloidosis

Son parasitosis son comunes, ya que son permanentes en las zonas, ya que afectan al ganado bovino joven, estas son consecuencias de los parásitos estrongilídeos las cuales se encuentran en el intestino delgado [29].



Figura. 2.6. Estrongiloidosis

Como se observa en la **Figura 2.6**, los estrongilídeos presentan una morfología alargada y delgada característica de los nematodos, lo que permite su identificación en estudios microscópicos y análisis parasitológicos [28].

2.2.8 *Balantidium coli*

Balantidium coli es un protozooario ciliado considerado uno de los parásitos más comunes en el ganado bovino. Este organismo se localiza principalmente en el colon del huésped, donde puede formar parte de la microbiota o comportarse como agente patógeno en determinadas condiciones [30].

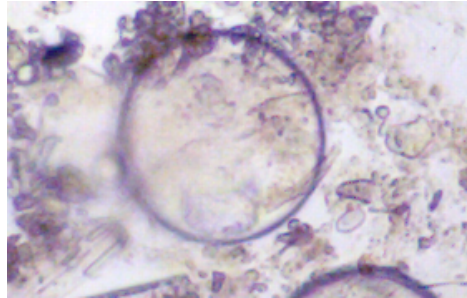


Figura. 2.7. *Balantidium coli*

Desde el punto de vista morfológico, *Balantidium coli* presenta una forma ovalada y se encuentra recubierto por cilios cortos organizados en hileras, los cuales le permiten desplazarse activamente. Este protozooario posee dos núcleos diferenciados: un macronúcleo, encargado de las funciones metabólicas, y un micronúcleo, relacionado con los procesos reproductivos.

Además, el trofozoide presenta múltiples vacuolas digestivas y una o dos vacuolas contráctiles, ubicadas generalmente en la región media o en uno de los extremos del organismo [30].

En su forma quística, puede alcanzar tamaños aproximados de 50 a 55 micrómetros, lo que lo diferencia es que tiene forma circular y no ovalada, y presentan la cubierta quística y en el interior los cilios condensados, lo que facilita su identificación en análisis microscópicos.

Balantidium coli presenta características estructurales bien definidas que permiten su reconocimiento en muestras coprológicas, siendo un elemento relevante para su clasificación en estudios parasitológicos automatizados.

2.2.9 Coccídeos

Los coccídeos intestinales son protozoarios, los cuales habitan en el intestino delgado y grueso del ganado bovino. Estos parásitos son los agentes causales de la coccidiosis, una enfermedad gastrointestinal que afecta principalmente a terneros y animales jóvenes, generando pérdidas significativas en el sistema productivo [31].

El ciclo de vida de los coccídeos intestinales comprende una fase interna dentro del huésped y una fase externa en el ambiente. Durante su desarrollo dentro del organismo, producen ooquistes, los cuales son eliminados a través de las heces. Estos ooquistes representan la forma infectante del parásito y se caracterizan por su alta resistencia a condiciones ambientales adversas, como cambios de temperatura y humedad [32].



Figura. 2.8. Coccídeos

Como se muestra en la **Figura 2.8**, los coccídeos intestinales presentan estructuras microscópicas definidas que permiten su identificación en muestras coprológicas tratada, siendo fundamentales para el diagnóstico de esta enfermedad y su posterior clasificación en sistemas automatizados.

2.2.9.1 Coccidiosis

La coccidiosis es una infección intestinal que afecta principalmente a terneros y bovinos jóvenes, causada por protozoarios del género *Eimeria*. Entre las especies patógenas más comunes se encuentran *Eimeria bovis* y *Eimeria zuernii*. La infección se produce cuando los animales ingieren alimentos o agua contaminados con ooquistes esporulados, los cuales constituyen la forma infectante del parásito [33]. Esta enfermedad puede presentarse en forma subclínica o clínica. En la forma subclínica, los parásitos afectan la mucosa intestinal, reduciendo la absorción de nutrientes y el consumo de alimento, lo que se traduce en una disminución del peso y del rendimiento productivo del ganado. En la forma clínica, el signo más característico es la diarrea, que puede presentarse con o sin presencia de sangre, acompañada de mal olor [32].

2.2.10 *Faciola hepatica*

Este parásito es conocido como duela hepática, este es un trématodo o gusano plano de color marrón en forma de hoja, tal como se muestra en la Figura 2.9, este se aloja en el hígado de mamíferos, principalmente en el ganado bovino y humanos [34].

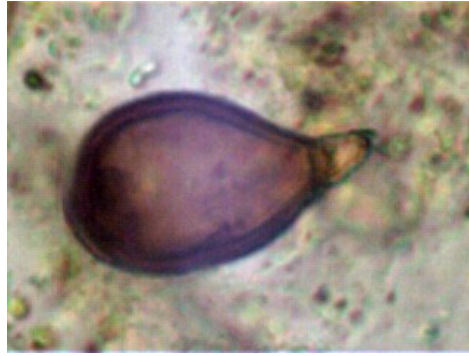


Figura. 2.9. Fasciola hepatica

Cuando esta llega a la vida de adulto se convierte en un trematode de 20 a 50 milímetros de largo y de 12 milímetros de ancho, puede llegar a depositar de 20000 a 50000 huevos diarios [35].

2.2.11 Matlab

Constituye un entorno de programación de alto nivel orientado a la computación numérica, creado y mantenido por MathWorks [36], que posibilita llevar a cabo operaciones matemáticas, estudio de información y representación visual de datos [37].

Su mayor punto fuerte se encuentra en la sencillez con la que las personas que lo emplean pueden gestionar conjuntos de valores, elaborar procedimientos de cálculo y elaborar entornos interactivos [37].

MATLAB funciona con matrices y arreglos. Los aspectos fundamentales del lenguaje de programación incluyen operaciones básicas, como la creación de variables, la indexación de arreglos, operaciones aritméticas y tipos de datos [38].

2.2.11.1 Aplicaciones

Entre las aplicaciones más comunes se pueden tener a [37]:

- Procesamiento de señales e imágenes.
- Modelado y simulación de sistemas dinámicos.
- Análisis estadístico y optimización.
- Machine learning e inteligencia artificial.

2.2.12 Procesamiento de imágenes

Es una rama de la informática que estudia las técnicas computacionales para interpretar, analizar y modificar imágenes digitales, el objetivo de la segmentación de imágenes tiene como objetivo convertir información visual en datos para que la máquina pueda analizarlos, detectar patrones, colores, objetos y formas [39].

Esta área utiliza se apoya en fundamentos matemáticos, físicos y estadísticos, esta área utiliza herramientas como la transformada de Fourier, la convolución, operaciones morfológicas, y la estadística de píxeles, entre las aplicaciones se encuentran la medicina (analiza imágenes de resonancias para encontrar enfermedades), en la industria para el control de la calidad del producto mediante visión artificial, la astronomía mejorando las imágenes del espacio, en la agricultura para detectar plagas en los cultivos, en la seguridad para el reconocimiento facial, y la veterinaria para clasificar mejorar las imágenes de los parásitos y clasificarlos, en los últimos tiempos, el procesamiento de imágenes se ha potenciado con técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje profundo [15].

Se tiene como principales operaciones a una gran gama de técnicas diseñadas para modificar, modelar o analizar imágenes con diferentes propósitos, uno de los primordiales de estas operaciones de preprocesamiento, donde se incluyen la eliminación de ruido, el ajuste de contraste y la corrección de color todas validas para el análisis mas complejo [15].

2.2.12.1 Tipos de procesamiento de imágenes

1. Procesamiento digital básico

Potenciar la calidad de la imagen sin alterar los datos: [15]

- **Brillo y contraste:** más visibilidad.
- **Reducción de ruido:** elimina interferencias.
- **Corrección de color:** tonos más naturales.

Así como se muestra en la imagen 2.10, las técnicas de procesamiento digital permiten resaltar características relevantes del parásito presente en la imagen. Al mejorar el brillo y el contraste se incrementa la visibilidad de las estructuras de interés; mientras que, mediante la reducción de ruido, se eliminan elementos no deseados que pueden afectar el análisis. Finalmente, la corrección de color permite obtener una representación más adecuada de las características que se desean extraer para su posterior procesamiento y

clasificación.

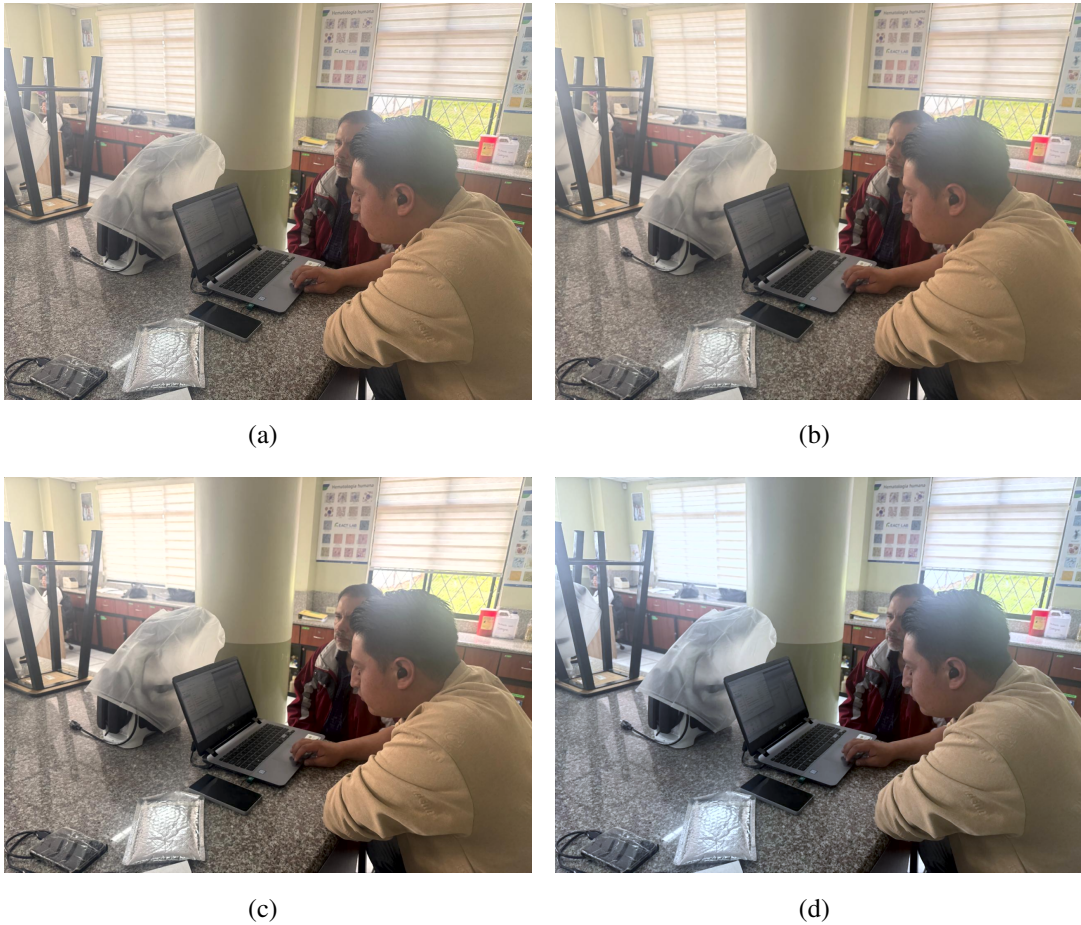


Figura. 2.10. Procesamiento digital básico: (a) Imagen original, (b) Reducción de ruido, (c) Brillo y contraste, (d) Corrección de color

2. Análisis de imágenes

El análisis de imágenes permite interpretar y extraer información relevante del contenido visual de una imagen digital [15]. Este proceso incluye diversas técnicas:

- **Detección de bordes y contornos:**

Permite identificar límites, líneas y siluetas que definen la forma de los objetos presentes en la imagen.

- **Segmentación de regiones:**

Divide la imagen en diferentes regiones o áreas de interés, que ayudan en el

aislamiento de objetos específicos para su posterior análisis.

- **Reconocimiento de patrones:**

Identificar y clasificar los elementos presentes en la imagen a partir de características visuales previamente definidas.

Como se muestra en la Figura 2.11, es posible diferenciar claramente los métodos de procesamiento aplicados a la imagen original. En dicha figura se observa cómo la imagen es sometida a diferentes etapas de análisis, lo que permite resaltar distintas características del parásito.

Al suavizar la imagen mediante un filtro, se obtiene una ilustración más limpia, disminuyendo elementos externos al contorno del parásito. Por otro lado, al utilizar un método basado en detección de bordes, la imagen resultante se convierte en una representación en blanco y negro donde se destacan las estructuras principales del parásito. Finalmente, el detector de bordes de Canny permite extraer de forma más precisa los contornos de la imagen, resaltando los límites tanto del parásito como de los elementos externos presentes.

3. Visión artificial avanzada (IA)

La visión artificial avanzada integra técnicas de *machine learning* y redes neuronales, permitiendo el análisis e interpretación automatizada de información visual. Estas herramientas son fundamentales para el desarrollo de sistemas inteligentes capaces de reconocer patrones complejos en imágenes. Entre sus principales aplicaciones se destacan: [15]

- **Clasificación de imágenes**

Agrupar imágenes según a la especie a la que pertenecen.

- **Reconocimiento facial y de matrículas**

Identifica rostros y matrículas de acuerdo a las características que tiene cada uno.

- **Análisis contextual de escenas**

Comprenden, examinan e interpretan un escenario sea en un video o una fotografía.

Como se muestra en la Figura 2.12 presentan la detección facial directa de una foto de una persona y el análisis de una placa de un carro.

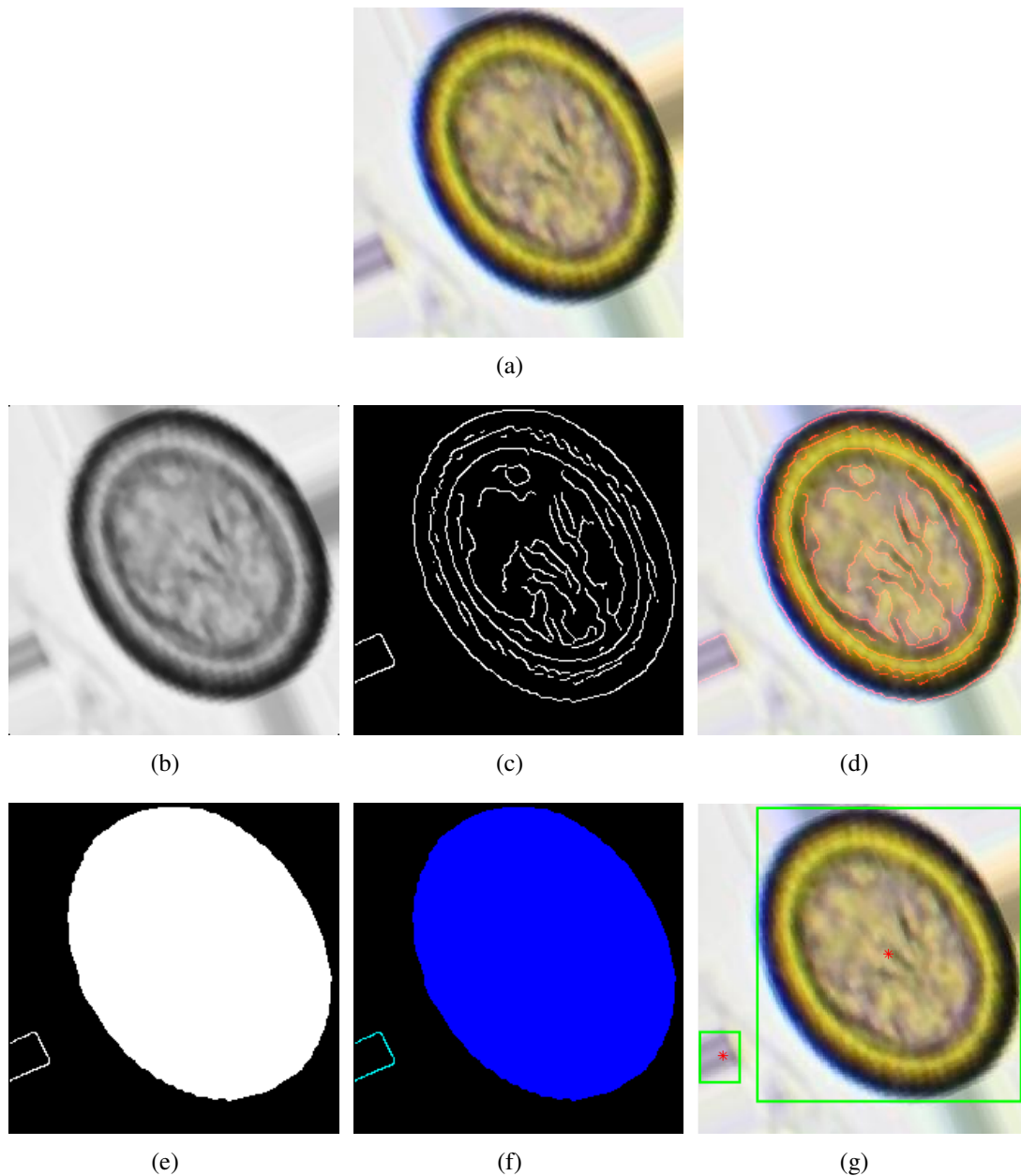


Figura. 2.11. Análisis de imágenes: (a) Imagen original, (b) Filtro en gris, (c) Bordes de Canny, (d) Contornos, (e) Segmentación binaria, (f) Etiquetado de segmentos, (g) Reconocedor de patrones

2.2.13 Aprendizaje Automático

El aprendizaje automático es un tipo de inteligencia artificial, que aprender a la máquina de los datos sin que se requiera programar los detalles de cada uno. Estos optimizan los parámetros del modelos quiere decir que se potencian las variables internas [40], es decir que el algoritmo aprende de los datos implementados sin meter instrucciones de aprendizaje. Cuando se unen a un algoritmo para identificar patrones se crea modelos de datos que hacen predicciones [16]

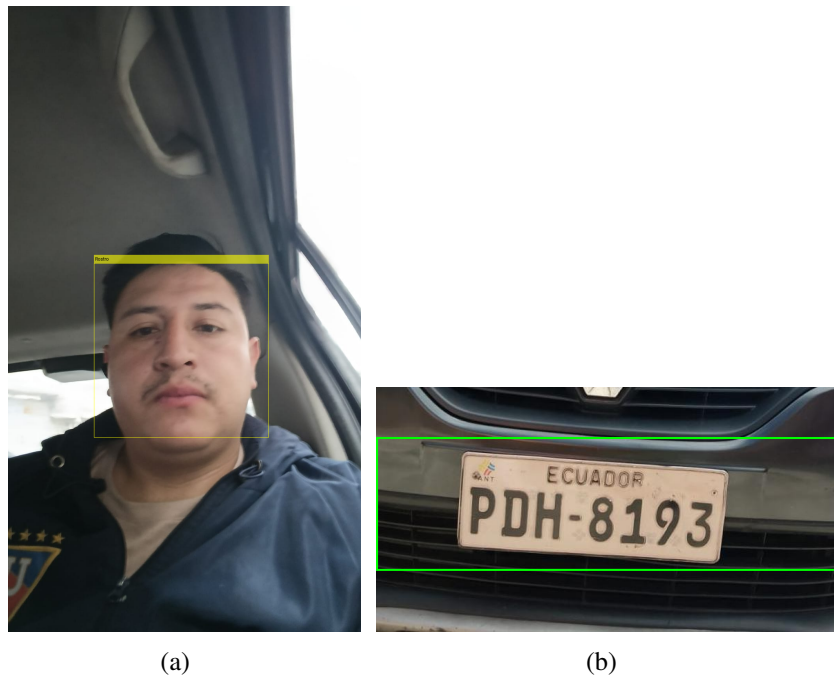


Figura. 2.12. Visión artificial avanzada (IA): (a) Detección facial, (b) Captura de placa

Para realizar el aprendizaje automático conlleva recopilar preparar datos, entrenar el modelo e interprete los resultados. La técnica de aprendizaje automático adjuntan al aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado, aprendizaje semi-supervisado, aprendizaje por refuerzo, aprendizaje profundo, aprendizaje por conjunto y aprendizaje por refuerzo [16].

Este ayuda a identificar patrones dentro de de datos estructurados o no estructurados esto se da mediante el análisis de datos, encontrado información útil para la toma de decisiones, este mejora la predicación y se adapta a nuevos datos ingresados [16].

2.2.14 Aprendizaje Profundo

Es más conocido como Deep Learning, su construcción se basa en arquitectura de redes neuronales tal como se muestra en la Figura 2.13, estas se basan en la neuronas del cerebro humano. El termino **Depp** (profundo) alude a la cantidad de capas ocultas de la red neuronal, los modelos de Deep Learning pueden tener cientos o incluso miles de capas ocultas [41].

Este pertenece a un subconjunto del aprendizaje automático que se enfoca en entrenar a las redes neuronales artificiales con sus múltiples capas [42]. Una red neuronal consta de neuronas o nodos interconectados en una estructura en capas que relacionan las entradas con las salidas deseadas. Las neuronas situadas entre las capas de entrada y salida de una red neuronal se denominan capas ocultas [41].

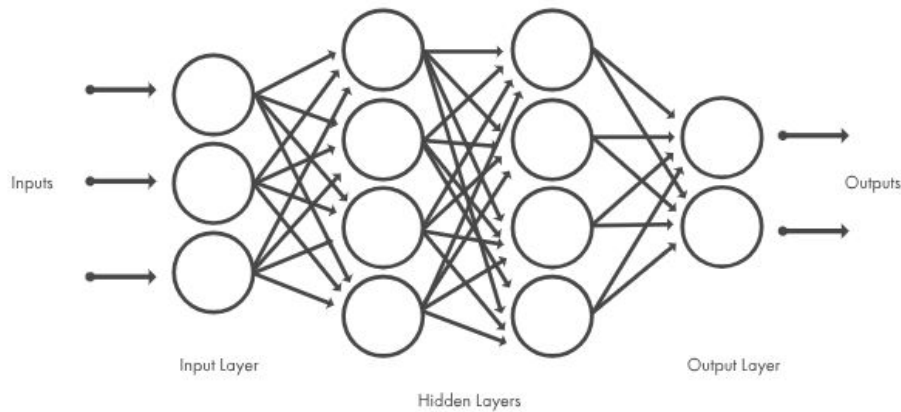


Figura. 2.13. Estructura de una red neuronal [41]

El aprendizaje profundo se divide en las redes neuronales convolucionales (CNN), las redes neuronales recurrentes (RNN) y los modelos de transformadores [41]

2.2.14.1 Estructura básica

Una red neuronal se compone de tres partes principales organizadas en capas como se muestra en la tabla 2.2 donde se muestra los componentes de una estructura básica de una red neuronal [43] :

Tabla 2.2. Estructura de una red neuronal

Componente	Función
Capa de entrada	Unidades que representan los campos de datos de entrada
Capas ocultas	Una o varias capas intermedias donde se procesa la información
Capa de salida	Una o más unidades que representan el campo o campos de resultad

2.2.14.2 Importancia del aprendizaje profundo

Los principales motivos para tomar en cuenta al aprendizaje profundo en la industria son [44]:

- **Datos no estructurados:**

Los sistemas entrenados con datos estructurados aprenden de manera fácil los datos no estructurados lo que permite disminuir el tiempo y los recursos.

- **Gestionar grandes cantidades de datos:**

Gracias al GPU (unidad de procesamiento gráfico), el modelo de aprendizaje procesa una cantidad de datos sumamente altas a mayor velocidad.

- **Precisión:**

La presión en estos modelos tiene es la mas alta e visioes por ordenador, procesamiento en audios y en PLN (procesamiento del lenguaje natural).

- **Caracterización de patrones:**

Este tiene una gran capacidad de detectar patrones de manera automática.

2.2.14.3 Una red neuronal recurrente (RNN)

Las redes neuronales con retroalimentación son sistemas de aprendizaje profundo que usan historial de datos para perfeccionar el procesamiento de entradas actuales y futuras. Su principal diferencia radica en su memoria interna y sus ciclos de conexión, elementos que le permiten retener información y analizar datos organizados en secuencia [45].

2.2.14.4 Los modelos de transformadores

Los transformadores permiten modelar las interacciones entre los distintos elementos de una secuencia. Gracias a su mecanismo de autoatención, logran establecer conexiones globales entre los datos de entrada y salida. Son la tecnología clave en el procesamiento del lenguaje natural y forman la estructura fundamental de los grandes modelos lingüísticos (LLM), como lo son BERT y ChatGPT [41].

2.2.14.5 Redes neuronales convolucionales

Las redes neuronales convolucionales pueden tener decenas o cientos de capas, y cada una de ellas aprende a detectar diferentes características de una imagen. Se aplican filtros a las imágenes de entrenamiento con distintas resoluciones, y la salida resultante de convolucionar cada imagen se emplea como entrada para la siguiente capa. Los filtros pueden comenzar como características muy simples, tales como brillo y bordes, e ir creciendo en complejidad hasta convertirse en características que definen el objeto de forma singular [46].

2.2.14.6 Redes neuronales convolucionales en Matlab

ResNet son redes neuronal convolucionales con N capas de profundidad. Se pueden cargar con versiones preentrenadas con mas de un millón de imágenes desde una base de datos esta base se extrae de ImageNet donde se encuentran clasificadas varias imágenes por categorías.

Las redes preentrenadas pueden dividirse hasta en 1000 categorías de objetos estas tiene como resultado que tiene un aprendizaje en varias características para una amplia gama de imágenes [47].

2.2.14.7 ResNet 50()

ResNet-50 es red neuronal convolucional desarrollada en 2015 por Microsoft Research Asia. El nombre proviene de su concepto se basa en conexiones residuales. Este sistema se ideó para superar la limitación que presentaban las redes antiguas, cuyo desempeño empeoraba a medida que se hacían más profundas o complejas [48].

ResNet 50(), gracias a su capacidad para procesar datos complejos de manera eficiente y aprender representaciones jerárquicas robustas, encuentra aplicaciones en varias áreas clave de la inteligencia artificial y la visión por computadora. Estas son algunas de las principales áreas de aplicación son [48] :

- Clasificación de imágenes
- Detección de objetos
- Segmentación semántica
- Reconocimiento facial
- Procesamiento del lenguaje natural
- Biología y ciencias médicas

CAPÍTULO III

3.1 Metodología

3.1.1 Tipo de investigación

Para el desarrollo del presente proyecto de titulación se emplea el método de investigación aplicada, ya que está orientado a la solución de un problema específico en el ámbito de la medicina veterinaria, mediante el uso de herramientas tecnológicas. La investigación se centra en la clasificación automática de parásitos en ganado bovino a partir de imágenes microscópicas, utilizando técnicas de aprendizaje automático. Las imágenes empleadas en este estudio fueron obtenidas en el laboratorio de parasitología de la Universidad Católica de Cuenca, garantizando la calidad y pertinencia de los datos para el entrenamiento y validación del modelo propuesto. Se busca crear un sistema que ayude a identificar los parásitos a los estudiante y así mejorar el estudio de los mismos. Los datos se analizan mediante un enfoque cuantitativo, con el objetivo de determinar el grado de efectividad del sistema desarrollado. Esta evaluación se realiza a partir de la implementación del modelo y de la validación por parte de personal calificado en el área de veterinaria. En este contexto, el proyecto de investigación se enfoca en una metodológica predictivo, el cual extrae características de las imágenes para generar estimaciones. Es decir, el sistema permite clasificar el tipo de parásito a partir de patrones y relaciones identificadas en las imágenes previamente utilizadas como base de datos.

3.1.2 Diseño de Investigación

A continuación, se especifican las etapas del trabajo de investigación :

- **Fase1: Investigación en recursos bibliográficos**

Durante esta fase realiza un levantamiento de la información teórica de las diferentes técnicas de segmentación de imágenes, aprendizaje automático y sobre todo los diferentes tipos de parásitos que se encuentran en el ganado bovino, para esto se utilizaran libros, tesis, y estudios relacionados a los temas que se están estudiado, también contamos con personal capacitado en la clasificación de parásitos.

- **Fase 2: Desarrollo del sistema**

Ya con la información extraída sobre los parásitos en la fase previa, durante esta fase se

toman diferentes imágenes de parásitos del ganado para estos clasificarlos de manera manual con el apoyo de técnicos del laboratorio de parasitología de la Universidad Católica de Cuenca, luego se procede con la creación de un sistema de reconocimiento de parásitos bajo la segmentación de imágenes y aprendizaje autónomo la cual toma como base de aprendizaje a las imágenes que clasificamos al inicio de esta fase.

Para finalizar esta fase se realizará pruebas de funcionamiento sobre la clasificación que estamos realizando para obtener un aprendizaje mas exacto y así poder pasar a la fase final.

■ Fase 3: Evaluación

La fase final describe la comparación de las metodologías aplicadas es decir que se compara los resultados de nuestro sistema y los obtenidos en el laboratorio, con lo que podemos realizar nuestra conclusión del sistema.

Para una mejor comprensión de las fases previamente detalladas, estas se encapsulan en la Figura 3.14.

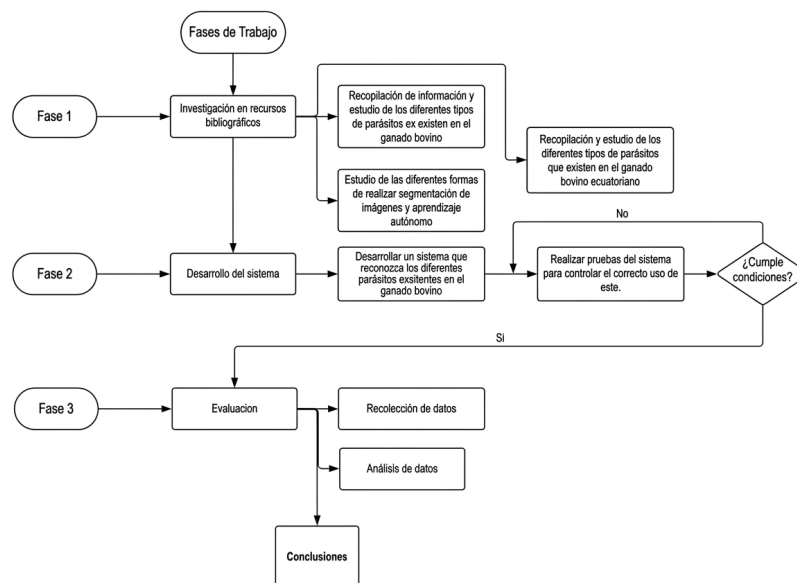


Figura. 3.14. Proceso para el diseño de investigación.

3.1.3 Técnicas de recolección de datos

La investigación utiliza el método analítico que se enfoca en el análisis detallado de las imágenes que utilizaremos en el aprendizaje de nuestro sistema. El enfoque analítico proporcionara una idea concreta para analizar y mejorar las características detalladas de cada parásito y así lograr tener una mejor clasificación de las imágenes.

Bajo el enfoque experimental tenemos una utilidad directa en campos como la veterinaria, o la parasitología. Al inicio tenemos una fase de investigación básica sobre parásitos, Aprendizaje Profundo el fin de esta investigación es realizar una aplicación utilizable para la Universidad Católica de Cuenca.

3.1.4 Población de estudio y tamaño de muestra

La población que se considera para la evoluciona y previamente para el análisis de nuestro sistema, corresponde al total de imágenes que se clasificaron por el tipo de parásito al que pertenecen, estas imágenes se obtuvieron en el laboratorio de parasitología de la Universidad Católica de Cuenca. De este tamaño de la poblacion se extra una parte que se considera la muestra de la investigación se trabajara con el 30 % del total del número de imágenes de cada clase de parásito que se obtuvieron en el laboratorio, la muestra esta validada por un profesional del laboratorio de parasitología

3.1.5 Métodos de análisis, y procesamiento de datos

Para la identificación de los diferentes parásitos, utilizamos herramientas de programación en MATLAB la cual nos permite realizar procesamiento de imágenes y aprendizaje automático con los diferentes toolbox que se requieren para tener una mejor clasificación de las mismas, para poder saber el nivel de exactitud que tiene nuestro programa en la clasificación.

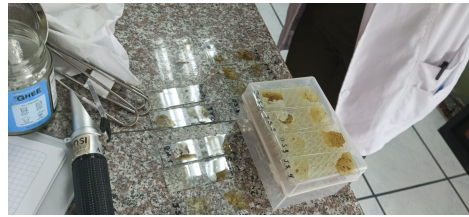
3.1.6 Levantamiento de la información

Para la obtención de la base de datos, se realiza la toma de muestras en campo, la cual fue supervisada por personal especializado en el área de parasitología, garantizando la adecuada recolección, manipulación y conservación de las muestras. Este proceso es fundamental para asegurar la calidad y confiabilidad de los datos utilizados en el entrenamiento del modelo.

Como se muestra en la **Figura ??**, la recolección de muestras se lleva a cabo siguiendo protocolos establecidos, permitiendo obtener material representativo para su posterior análisis en el laboratorio.



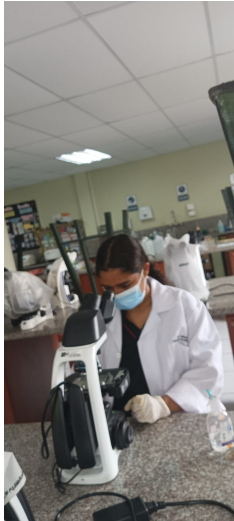
(a)



(b)

Figura. 3.15. Levantamiento de información. (a) Laboratorio de parasitología Universidad Católica de Cuenca, (b) Muestras orgánicas extraídas en campo

Para realizar el manejo de las muestras orgánicas se realizó bajo la supervisión de expertos y herramientas del laboratorio tal como se muestra en la **Figura 3.15**. Posteriormente al proceso de laboratorio, se procede a la extracción de imágenes microscópicas de los parásitos presentes en las muestras orgánicas previamente tratadas. Este procedimiento permite obtener el material visual necesario para la construcción de la base de datos utilizada en el entrenamiento del modelo de clasificación. Como se muestra en la **Figura 3.16**, el proceso de captura de imágenes se realiza mediante equipos especializados, garantizando la calidad y nitidez de las muestras analizadas.



(a)



(b)

Figura. 3.16. Personal de laboratorio: (a) Responsable del laboratorio, (b) Estudiantes de laboratorio

3.1.7 Clasificación de parásitos según su clase

Para poder realizar nuestro sistema debemos tomar en cuenta que se debe realizar un trabajo de clasificación previo al mismo, esto se da a que nuestro sistema requiere una base de imágenes para aprender a reconocer a qué clase de parásito pertenece cada imagen que subamos.

Tabla 3.3. Imágenes clasificadas

TIPO PARÁSITO	DE	TOTAL IMÁGENES	DE	PARA APRENDIZAJE	PARA PRUEBAS
Ácaro		220		154	66
Balatinoum coli		787		551	236
Blastocystis sp		37		26	18
Coccideos		37		26	11
Faciola		647		453	194
Strongilos		357		250	107
Taenia		70		49	21

Para el desarrollo del sistema, se considera necesario realizar previamente un proceso de clasificación, debido a que el modelo requiere una base de imágenes que le permita aprender a identificar a qué clase de parásito pertenece cada muestra ingresada. En el Capítulo 4 se presentan los resultados más relevantes de la investigación.

CAPÍTULO IV

4.1 Resultados y discusión

En esta sección se presentan los resultados obtenidos a partir de la implementación del sistema propuesto, junto con su respectivo análisis y discusión. Los resultados se evalúan en función de las métricas de desempeño definidas, considerando la capacidad del modelo para clasificar correctamente las imágenes parasitológicas. Asimismo, se contrastan estos resultados con estudios previos y con el criterio de expertos en el área veterinaria, con el fin de interpretar la efectividad y las limitaciones del sistema desarrollado.

4.1.1 Creación de la interfaz con usuario del sistema

Para que el usuario pueda ingresar la imagen a ser analizada se debe considera la creación de una interfaz para que el usuario maneje el sistema de manera sencilla.

Como se muestra en las siguientes figuras 4.17, donde mostramos las páginas del sistema desarrollado

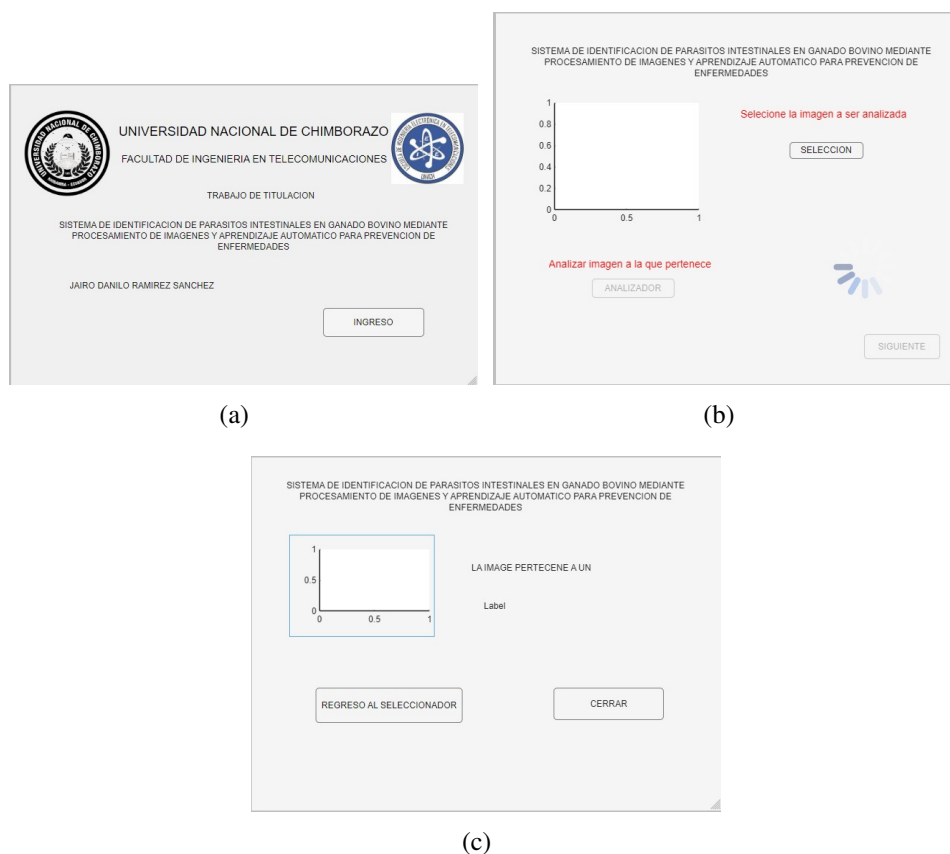


Figura. 4.17. Interfaz del sistema: (a)Página de inicio, (b)Página de ingreso de imagen, (c)Página de resultado

Bajo esta interfaz se utilizara el programa de clasificación de MATLAB (Ver Anexo A).

El sistema que utilizamos fue el RESNET50, para mejorar el funcionamiento del mismo se realizaron limpieza de datos para así mejorar el nivel de aprendizaje de cada categoría de los parásitos que encontramos.

4.1.2 Análisis de datos

Para poder sacar nuestros resultados se manejo una base de datos de 2280 imágenes de parásitos en general, después se extrajo un conjunto de imágenes separadas por las clases de parásitos que reconoceremos tal como se muestra en la figura 4.18 que pertenece al 30 % (684 imágenes).

El proceso de categorización llevado a cabo dio como resultado los datos expuestos en la tabla 4.4.

De acuerdo con los resultados del primer análisis realizado, presentado podemos tener una

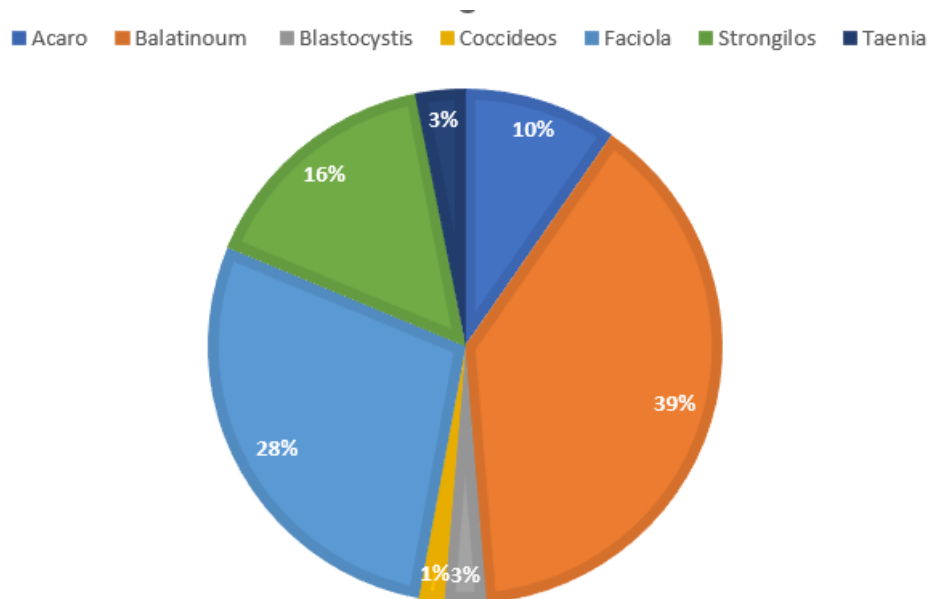


Figura. 4.18. Muestra separada por categoría.

Tabla 4.4. Imágenes clasificadas por clase

	Acaro	Coli	Blasto	Cocci	Facio	Strong	No	Taenia
Acaro	50	11	0	3	2	0	0	0
Coli	2	151	0	9	5	100	0	0
Blasto	0	0	1	0	17	0	0	0
Cocci	0	0	3	7	0	1	0	0
Facio	3	58	0	11	8	114	0	0
Strong	0	13	0	3	0	90	1	0
No	0	0	0	0	0	0	0	0
Taenia	0	10	0	0	0	6	0	5

Tabla 4.5. Porcentaje de acierto

Tipo de parásito	Porcentaje de acierto
Ácaro	75,76 %
Balatinoum Coli	56,55 %
Blastocystis Sp	5,55 %
Coccideos	63,63 %
Faciola	4,12 %
Strongilos	84,11 %
Taenia	23,80 %

exactitud por categoría según lo que muestra la tabla 4.5.

Bajo las condiciones expuestas en la tabla 4.5 tenemos bajos rendimientos en las categorías Blastocystis Sp con el 5,56 %, Faciola con el 4,12 % y Taenia del 23,81 % por lo que se realizo una limpieza de datos, la cual fue eliminar imágenes en ciertos casos y en otros agregar imágenes nuevas.

Por lo que al realizar limpieza de datos tenemos una base de datos de 2207 imágenes en total, con esto se extrae el 30 % del total para trabajar con un total de 662 imágenes divididas de la siguiente disposición de la muestra tal como se muestra en la figura 4.19.

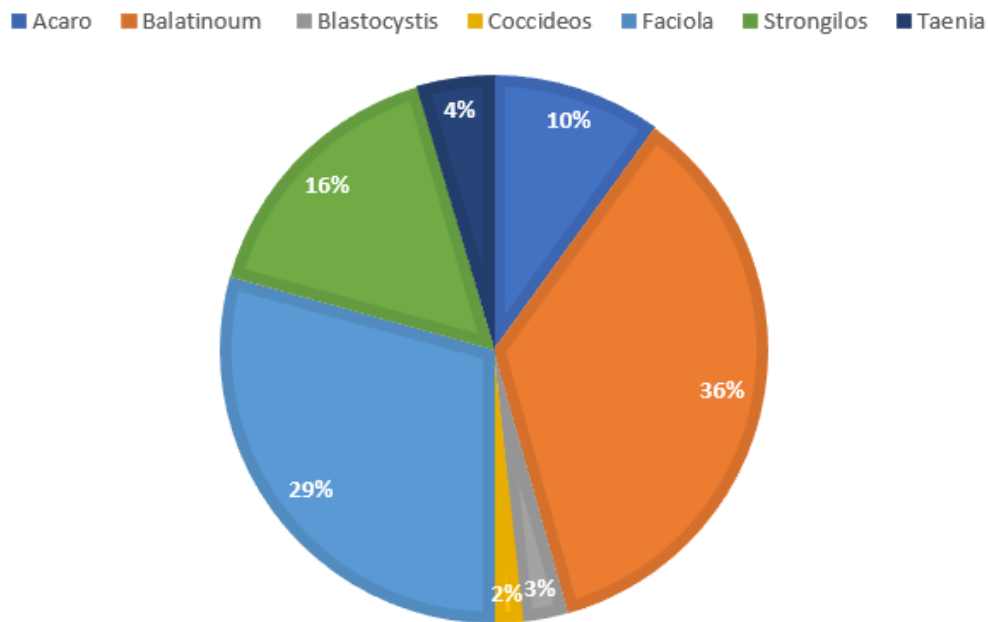


Figura. 4.19. Muestra separada por categoría despues de la limpieza de datos.

Con el cambio del tamaño la muestra, se realizo el análisis de las imágenes con nuestro sistema se tiene como resultados la tabla 4.6.

Tabla 4.6. Imágenes clasificadas por clase después de la limpieza de datos

	Ácaro	Coli	Blasto	Cocci	Facio	Strong	No	Taenia
Ácaro	59	4	0	1	1	1	0	0
Coli	0	229	3	1	0	3	0	0
Blasto	0	0	16	0	1	1	0	0
Cocci	0	0	3	6	0	1	0	1
Facio	13	19	7	9	118	19	0	9
Strong	0	15	0	8	0	82	0	2
No	0	0	0	0	0	0	0	0
Taenia	0	0	0	2	0	0	0	28

Con los nuevos datos se muestra el porcentaje de acierto de nuestro sistema, se expresa los resultados en la tabla 4.7.

Tabla 4.7. Porcentaje de acierto.

Tipo de parásito	Porcentaje de acierto
Acaro	89,39 %
Balatinoum Coli	97,03 %
Blastocystis Sp	88,88 %
Coccideos	54,55 %
Faciola	60,82 %
Strongilos	76,64 %
Taenia	93,33 %

Una vez realizada la limpieza y depuración de la base de datos y con las imágenes separadas por categoría , se observa que nuestro sistema trabaja con más del 50 % de efectividad en la ubicación de los parásitos a las categoría que pertenecen. Es importante recalcar que todo este proceso de clasificación de las imágenes y comparación estuvo supervisado por expertos en el área.

CAPÍTULO V

5.1 Conclusiones y trabajos futuros

5.1.1 Conclusiones

- El sistema desarrollado demuestra capacidad para distinguir entre las diferentes clases de parásitos en bovinos, alcanzando una precisión adecuada para aplicaciones de apoyo al diagnóstico.
- Se identificó limitaciones importantes que deben ser abordadas en trabajos próximos, en las que se destacan la necesidad de ampliar y diversificar la base de datos utilizada, la optimización del sistema para procesamiento en tiempo real y la reducción del tiempo de espera en el análisis del sistema.
- Para mejorar la robustez del sistema se debe manejar un solo formato de imágenes y estandarizar el tamaño de las mismas.
- El sistema aplicado contribuyó a la reducción del tiempo de análisis de las muestras en el laboratorio.

5.1.2 Recomendaciones

- Se recomienda mejorar, ampliar y depurar la base de datos utilizada, con el objetivo de incrementar la eficacia del sistema.
- Asimismo, se recomienda realizar validaciones adicionales con un mayor número de muestras, con el propósito de evaluar la robustez y eficiencia del sistema.
- Es oportuno estandarizar el proceso de captura de imágenes microscópicas, garantizando condiciones óptimas de iluminación, enfoque y resolución, con el objetivo de disminuir los errores en los datos de partida.

5.1.3 Futuros trabajos

- Se propone ampliar el sistema desarrollado para la identificación de parásitos en otras especies animales, como los cuyes, en concordancia con las necesidades planteadas por los especialistas de la Universidad Católica de Cuenca.

- Se recomienda incluir procedimientos de retroalimentación que permita al usuario corregir y validar los resultados, contribuyendo al continuo aprendizaje y mejora del sistema.
- Se propone desarrollar un sistema que permita clasificar los parásitos no solo de manera general, sino también a nivel de subespecies, con el fin de identificar de forma más específica las enfermedades asociadas a cada caso.

Bibliografía

- [1] L. A. Chacha Pilamunga, “Prevalencia de parásitos gastrointestinales en bovinos mestizos en dos comunidades del cantón loreto.” 2023.
- [2] I. N. de Estadística y Censos (INEC), “Encuesta de superficie y producción agropecuaria continua 2022,” <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/encuesta-de-superficie-y-produccion-agropecuaria-continua-2022/>, 2022, accessed: 2026-04-27.
- [3] I. N. de Estadística y Censos. (2026) Estadísticas agropecuarias. Ecuador en Cifras. [Online]. Available: <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/estadisticas-agropecuarias-2/>
- [4] D. C. G. Jara and J. M. V. Mosquera, “Prevalencia de parásitos gastrointestinales en bovinos hembras adultas de los cantones occidentales de la provincia del azuay,” *Centrosur Agraria*, vol. 1, no. 5, pp. 10–17, 2020.
- [5] A. M. Chuchuca Culcay, “Prevalencia de parasitosis intestinal en el ganado bovino mediante el análisis coprológico cuantitativo,” B.S. thesis, 2019.
- [6] A. M. Rojas Tocora, “Clasificación de parásitos de la malaria,” 2024.
- [7] A. Pumarola, A. Rodríguez-Torres, J. A. García-Rodríguez, and G. Piedrola Angulo, *Microbiología y Parasitología Médica*, 2nd ed. Barcelona: Salvat Editores, S. A.
- [8] Universidad de Guadalajara, Centro Universitario del Sur, *Manual de Prácticas de Parasitología Veterinaria*, segunda ed. Prolongación Colón S/N, Ciudad Guzmán, Municipio de Zapotlán el Grande, Jalisco, C.P. 49000: Universidad de Guadalajara, Centro Universitario del Sur, febrero 2011, impreso en los talleres de Systecopy, S. A. de C.V., Guadalajara, Jalisco, México. Tiraje 250 ejemplares. Primera Edición: 2006.
- [9] P. G. Garcia, “Reconocimiento de imágenes utilizando redes neuronales artificiales,” *Madrid, España*, 2013.
- [10] B. D. L. Bravo and L. E. C. Quispe, “Reconocimiento de la presencia de sars-cov-2 en pulmones a través de imágenes de radiodiagnóstico haciendo uso de machine learning con python: Recognition of the presence of sars-cov-2 in lungs from radiodiagnostic images using machine learning with python,” *Latam: revista latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, vol. 4, no. 1, p. 58, 2023.

- [11] M. X. Montealegre, D. K. Montealegre Ibáñez, Y. J. Olarte Ávila, C. E. Pacheco Pérez, and D. Cárdenas García, “Prevalencia de parasitismo en adultos de ganadería bovina de doble propósito en seis municipios de la región del ariari en colombia,” 2020.
- [12] E. S. Samaniego Guzmán, “Prevalencia de parásitos gastrointestinales y pulmonares, en bovinos en el sector totorillas en guamote, parroquia la matriz.” 2021.
- [13] M. C. Ramos Andagoya, “Identificación de parásitos de reptiles usando técnicas de procesamiento de imágenes, visión por computador y aprendizaje automático: segmentación de imágenes de parásitos de reptiles mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes.” 2023.
- [14] M. A. Cartagena-Rojas and M. C. Molina-Amaya, “Prevalencia de parásitos gastrointestinales y factores de riesgo asociados en bovinos del predio borja, vereda tierra grata manaure-cesar,” 2024.
- [15] A. N. Cuevas, Erik y Rodríguez Vázquez. (2025, jul) Procesamiento digital de imágenes y su importancia. [Online]. Available: <https://www.masscience.com/procesamiento-digital-de-imagenes-y-su-importancia/>
- [16] Microsoft. (2024) ¿qué es el aprendizaje automático? | microsoft azure. [Online]. Available: <https://azure.microsoft.com/es-es/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-machine-learning-platform>
- [17] B. Llumiluisa, “Universidad tecnica estatal de quevedo facultad de ciencias pecuarias.”
- [18] A. Domínguez Grajeda, “Frecuencia de parasitosis gastrointestinales diagnosticadas en bovinos en el área de parasitología del ciesa, durante el periodo 2016-2022.” 2024.
- [19] G. Mateus, *Parásitos internos de los bovinos*. Bib. Orton IICA/CATIE, 1983, vol. 2.
- [20] C. Ganadero. (2024) Parásitos gastrointestinales en bovinos: Impacto, diagnóstico, prevención y tratamiento. [Online]. Available: <https://www.clubganadero.com/parasitos-gastrointestinales/>
- [21] Parasitipedia. (s.f.) Artículo sobre parásitos - id 63. [Online]. Available: https://parasitipedia.net/index.php?option=com_content&view=article&id=63&I
- [22] M. M. Veterinaria. (s.f.) Principales ácaros del ganado vacuno. Consultado: 15 de mayo de 2026. [Online]. Available: <https://www.msdevetmanual.com/es/multimedia/table/principales-%C3%A1caros-del-ganado-vacuno>

- [23] V. Taylor-Orozco, A. López-Fajardo, I. Muñoz-Marroquín, M. Hurtado-Benítez, and K. Ríos-Ramírez, “Blastocystis sp: evidencias de su rol patógeno,” *Biosalud*, vol. 15, no. 2, pp. 69–86, 2016.
- [24] A. C. Falcone, A. Servián, M. L. Zonta, and G. T. Navone, “Capítulo 19 blastocystis sp.(parásito intestinal potencialmente patógeno),” *Protozoos parásitos de importancia sanitaria: un abordaje transdisciplinar*, pp. 176–179.
- [25] E. de Química.es. (2024) Taenia. [Online]. Available: https://www.quimica.es/enciclopedia/Taenia.html#_ref-1/
- [26] C. U. de Navarra. (2025) Teniasis. [Online]. Available: <https://www.cun.es/enfermedades-tratamientos/enfermedades/teniasis>
- [27] E. de Química.es. (2024) Cysticercus bovis. Consultado: 18 de mayo de 2026. [Online]. Available: https://www.quimica.es/enciclopedia/Cysticercus_bovis.html
- [28] Parasitipedia. (2022, jun) Strongyloides spp, gusanos nematodos parásitos del intestino delgado en el ganado bovino, ovino, porcino, aviar, y en caballos: biología, prevención y control. [Online]. Available: https://parasitipedia.net/index.php?Itemid=244&id=164&option=com_content&view=article
- [29] J. d. D. Rojas Moncada and N. Saldaña Regalado, “Nematodos estrongilídeos gastrointestinales resistentes en ganado lechero,” *Engormix*, jul 2018. [Online]. Available: https://www.engormix.com/lecheria/parasitos-ganado-lechero/nematodos-estrongilideos-gastrointestinales-resistentes_a40359/
- [30] P. Cociancic and G. T. Navone, “Balantidium coli (parásito intestinal patógeno),” *Libros de Cátedra*, 2023.
- [31] A. H. Andrews. (2022, aug) Coccidiosis en ganado vacuno. Revisado en septiembre de 2024. [Online]. Available: <https://www.msdsvetmanual.com/es/aparato-digestivo/coccidiosis/coccidiosis-en-ganado-vacuno>
- [32] Agrocolun. (2022) Coccidiosis bovina: un plan de tratamiento enfocado en la inmunidad de la ternera. [Online]. Available: <https://agrocolun.cl/coccidiosis-bovina-un-plan-de-tratamiento-enfocado-en-la-inmunidad-de-la-ternera/>
- [33] U. de la Salud Animal. (2025, abr) Coccidiosis en bovino: Un problema silencioso - impacto económico en ganadería. [Online]. Available: <https://www.universodelasaludanimal.com/ganaderia/impacto-economico-coccidiosis-ganaderia/>

- [34] Engormix. (2021, sep) Fasciola hepatica en el ganado. [Online]. Available: https://www.engormix.com/ganaderia/parasitos-ganado-carne/fasciola-hepatica-ganado_a52562/
- [35] F. Olaechea, “Fasciola hepatica en ovinos,” *Trop. Dis. Bull*, vol. 87, pp. R1–R38, 1999.
- [36] MathWorks. (2013, marzo) Programando con matlab. [Online]. Available: <https://la.mathworks.com/videos/programming-with-matlab-92775.html>
- [37] U. UNADE. (2025, febrero) Matlab: La herramienta esencial para el análisis y programación científica. [Online]. Available: <https://unade.edu.mx/matlab-la-herramienta-esencial-para-el-analisis-y-programacion-cientifica/>
- [38] MathWorks. (2025) Aspectos fundamentales del lenguaje. [Online]. Available: <https://la.mathworks.com/help/releases/R2025b/matlab/language-fundamentals.html>
- [39] Acaddemia. (2025, ago) Procesamiento de imágenes: tipos y aplicaciones. [Online]. Available: https://acaddemia.com/articulos/procesamiento-de-imagenes-tipos-aplicaciones/#Que_es_el_procesamiento_de_imagenes
- [40] O. I. de Normalización (ISO). (2024) Aprendizaje automático (aa): todo lo que hay que saber. [Online]. Available: <https://www.iso.org/es/inteligencia-artificial/aprendizaje-autom%C3%A1tico>
- [41] MathWorks. (2026, may) Deep learning: ¿qué es y cómo funciona? [Online]. Available: <https://la.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>
- [42] IBM. (2024, 6) ¿qué es el deep learning? [Online]. Available: <https://www.ibm.com/mx-es/think/topics/deep-learning>
- [43] ———. (2024) Redes neuronales: Modelo neuronal. Consultado: 25 de mayo de 2026, 12:34:13. [Online]. Available: <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/saas?topic=networks-neural-model>
- [44] A. A. Awan. (2024, 9) ¿qué es el aprendizaje profundo? un tutorial para principiantes. [Online]. Available: <https://www.datacamp.com/es/tutorial/tutorial-deep-learning-tutorial>
- [45] MathWorks, “Redes neuronales recurrentes (rnn),” <https://la.mathworks.com/discovery/rnn.html>, 2026, recuperado el 27 de mayo de 2026.

- [46] ——. (2026, 05) ¿qué son las redes neuronales convolucionales? Consultado el 26 de mayo de 2026. [Online]. Available: <https://la.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html>
- [47] ——. (2026) resnet18: Red neuronal convolucional resnet-18. Consultado el 27 de mayo de 2026. [Online]. Available: <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/resnet18.html>
- [48] Nicolas. (2024, aug) Resnet 50: a pre-trained model for image recognition. Consultado el 27 de mayo de 2026. [Online]. Available: <https://www.innovatiana.com/en/post/discover-resnet-50>

Anexos A

Líneas código para el sistema de clasificación

```
clc;
clear all;
aca=0;
blas=0;
bala=0;
no=0;
tae=0;
stro=0;
cocci=0;
faci=0;
car=fullfile('codigo2');
categorias = 'ACAROS','balatinoum coli','Blastocystissp','coccideos','faciola','STRONGI','Taenia','no';
tbl= countEachLabel(imds);
imageZise=net.Layers(1).InputSize;
augmentedTrainingSet=augmentedImageDatastore(imageZise, trainingSet,
'ColorPreprocessing','gray2rgb');
trainingFeacture=activations(net,augmentedTrainingSet,
featureLayer,'MiniBatchSize',32,'OutputAs','columns');
trainingLabel=trainingSet.Labels;
classifier=fitcecoc(trainingFeacture,trainingLabel, 'Learner',
'Linear','Coding','onevsall','ObservationsIn','columns');
testFeacture=activations(net,augmentedTestSet,
featureLayer,'MiniBatchSize',32,'OutputAs','columns');
predictLabel=predict(classifier,testFeacture, 'ObservationsIn','columns'); testLabels=
testSet.Labels;
confMat=confusionmat(testLabels, predictLabel);
confMat=bsxfun(@rdivide, confMat, sum(confMat,2));
mean(diag(confMat));

carpeta = 'D:\PhDDANIELSANTILLANPRODEIMAGENES\pruebas\TAENIA';

patron = fullfile(carpeta,'* .jpg');
archivos = dir(patron);
for k = 1:length(archivos)
nombreBase = archivos(k).name;
nombreCompleto = fullfile(carpeta, nombreBase);
```

```

img = imread(nombreCompleto);
ds=augmentedImageDatastore(imageZise, img, 'ColorPreprocessing','gray2rgb');
imageFeacture=activations(net,ds,
featureLayer,'MiniBatchSize',32,'OutputAs','columns');
[label, lo] = predict(classifier, imageFeacture, 'ObservationsIn', 'columns');
gf=string(label);
if strcmp(gf,'ACAROS');
aca=aca+1;
else
if strcmp(gf,'balatinoum coli');
bala=bala+1;
else
if strcmp(gf,'Blastocystis sp');
blas=blas+1;
else
if strcmp(gf,'STRONGI');
stro=stro+1;
else
if strcmp(gf,'Taenia');
tae=tae+1;
else
if strcmp(gf,'no');
no=no+1;
else
if strcmp(gf,'coccideos')
cocci=cocci+1;
else
if strcmp(gf,'faciola')
faci=faci+1;
end
end
end
end
end
end
end
end
end
end
end
patron1 = fullfile(carpeta, '*.bmp');
archivos1 = dir(patron1);
for k = 1:length(archivos1)
nombreBase1 = archivos1(k).name;

```

```

nombreCompleto1 = fullfile(carpeta, nombreBase1);
img = imread(nombreCompleto1);
ds=augmentedImageDatastore(imageZise, img, 'ColorPreprocessing','gray2rgb');
imageFeacture=activations(net,ds,
featureLayer,'MiniBatchSize',32,'OutputAs','columns');
[label, lo] = predict(classifier, imageFeacture, 'ObservationsIn','columns');
gf=string(label);
if strcmp(gf,'ACAROS');
aca=aca+1;
else
if strcmp(gf,'balatinoum coli');
bala=bala+1;
else
if strcmp(gf,'Blastocystis sp');
blas=blas+1;
else
if strcmp(gf,'STRONGI');
stro=stro+1;
else
if strcmp(gf,'Taenia');
tae=tae+1;
else
if strcmp(gf,'no');
no=no+1;
else
if strcmp(gf,'coccideos')
cocci=cocci+1;
else
if strcmp(gf,'faciola')
faci=faci+1;
end
end
end
end
end
end
end
end
end
aca
blas
stro

```

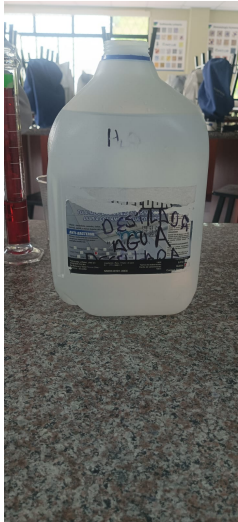
tae
no
faci
cocci
bala

Anexos B

Fotografías en el laboratorio



Figura. B.1. Personal y estudiantes del laboratorio de Parasitología Universidad Católica de Cuenca.



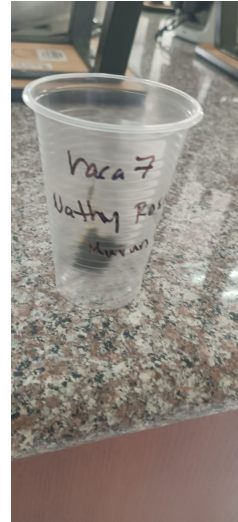
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)





Figura. B.3. Centrifugadoras del laboratorio de Parasitología Universidad Católica de Cuenca.(a) Extracción de muestras, (b)Centrifugadoras



Figura. B.4. Presentación del prototipo del sistema Universidad Católica de Cuenca.(a)Alumnos y representantes

Anexos C

Certificado de actividades realizadas en la Universidad Católica de Cuenca



DIRECCIÓN DE
INVESTIGACIÓN
en movimiento



Ofi. 0026-GPANIAM-UNACH-2026

GRUPO DE INVESTIGACIÓN PANIAM
UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO

CERTIFICA QUE:

El estudiante **Jairo Danilo Ramírez Sánchez**, perteneciente a la carrera de Ingeniería en Telecomunicaciones de la Universidad Nacional de Chimborazo, colaboró de manera sobresaliente y ejecutó satisfactoriamente las actividades asignadas en el proyecto de investigación: "Sistema de identificación de parásitos intestinales en ganado bovino mediante el procesamiento de imágenes y aprendizaje autónomo".

DETALLES DE LA PARTICIPACIÓN

- ✓ **Fecha de ejecución de actividades:** 16 de julio de 2025
- ✓ **Lugar:** Universidad Católica de Cuenca – Cuenca, Ecuador
- ✓ **Instituciones colaboradoras:** Grupo de Investigación “PANIAM”, Universidad Nacional de Chimborazo, Carrera de Medicina Veterinaria, Universidad Católica de Cuenca y comunidades ganaderas de la zona.
- ✓ **Equipo académico participante:** Ph.D. Mercy Cuenca, MSc. Guillermo Taboada y Ph.D. José Miranda, además de estudiantes de la carrera de Medicina Veterinaria.

ACTIVIDADES REALIZADAS

1. **Toma de muestras:** Trabajo de campo realizado en la zona de San Miguel de Jatupamba, Cuenca, para la recolección de muestras y captura de imágenes de parásitos intestinales.
2. **Clasificación y procesamiento en laboratorio:** Clasificación manual de parásitos para la creación y estructuración de la base de datos necesaria para el desarrollo del sistema tecnológico.
3. **Desarrollo tecnológico:** Diseño, programación y prueba del prototipo de sistema basado en procesamiento de imágenes y aprendizaje autónomo, orientado a la identificación automática de parásitos.
4. **Presentación y demostración:** Exposición técnica del funcionamiento del sistema, entrenamiento de algoritmos y demostración práctica del prototipo ante docentes, estudiantes y jurado evaluador.
5. **Evaluación técnica:** Participación en la ronda de preguntas y ajustes del proyecto, obteniendo una calificación de **15/15** en la presentación y defensa técnica.

OBJETIVOS ALCANZADOS

- Automatización del proceso de identificación de parásitos intestinales, reduciendo tiempos de análisis.
- Creación de una herramienta de apoyo educativo para estudiantes de Medicina Veterinaria.
- Promoción de la innovación tecnológica aplicada a la salud animal en la región.



Ave. Antonio José de Sucre, Km. 1.5
Teléfono (593-3) 3730880, ext. 1412
Riobamba - Ecuador
Unach.edu.ec
en movimiento



**DIRECCIÓN DE
INVESTIGACIÓN**
en movimiento



RESULTADO Y RECONOCIMIENTO

El proyecto fue recibido de manera positiva por la comunidad académica. Se aprobó su continuidad, incluyendo la ampliación del sistema para la identificación de parásitos en cuyes, como parte del desarrollo final del sistema. Se reconoce la labor conjunta entre las áreas de tecnología y ciencias veterinarias para el avance del conocimiento en el país.

Se extiende la presente certificación para los fines académicos e institucionales que el interesado estime convenientes. Dado y firmado en el campus de la Universidad Nacional de Chimborazo, a los 27 días del mes de mayo de 2026.

PhD. José Miranda Yuquilema.

Director del Grupo de Investigación PANIAM

Facultad de Ingeniería

Universidad Nacional de Chimborazo

e-mail: paniam@unach.edu.ec



Ave. Antonio José de Sucre, Km. 1.5
Teléfono (593-3) 3730880, ext. 1412
Riobamba - Ecuador
Unach.edu.ec
en movimiento

Anexos D

Certificado Universidad Católica de Cuenca

Cuenca, 03 de junio de 2026

Yo, SILVANA PATRICIA TAMAYO AVENDAÑO con C.C. 0104255575, Laboratorista Químico la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Católica de Cuenca

CERTIFICO:

Que, Jairo Danilo Ramírez Sánchez con C.I. 1721072724 instaló un software para identificación de parásitos "Prototipo de clasificador de parásitos basado en redes neuronales" en la laptop ASUS/X407 Serie: K4N0GR08170917C ubicada en el laboratorio de Química # 205.

Es todo cuanto certifico, para los fines consiguientes.

Dra. Silvana Tamayo A.
RESPONSABLE DE LABORATORIOS