

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE



Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas  
Carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales

**Desarrollo de una aplicación móvil Android para la calificación de la condición corporal del ganado bovino tipo bos taurus mediante técnicas de visión por computadora.**

Trabajo de grado previo a la obtención del título de Ingeniero en Sistemas  
Computacionales

Autor:

Danny Sebastián Montenegro Arciniega

Director:

PhD. Iván García Santillán

Ibarra - Ecuador

2022



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
**BIBLIOTECA UNIVERSITARIA**

**AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN**  
**A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**

**1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA**

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

<b>DATOS DE CONTACTO</b>			
<b>CÉDULA DE IDENTIDAD:</b>	1002619235		
<b>APELLIDOS Y NOMBRE:</b>	MONTENEGRO ARCINIEGA DANNY SEBASTIAN		
<b>DIRECCIÓN:</b>	OBISPO MOSQUERA 3-32 Y MALDONADO		
<b>EMAIL:</b>	<a href="mailto:dsmontenegro1995@gmail.com">dsmontenegro1995@gmail.com</a>		
<b>TELÉFONO FIJO:</b>	62640251	<b>TELÉFONO MÓVIL:</b>	997448772

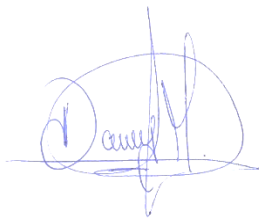
<b>DATOS DE LA OBRA</b>	
<b>TÍTULO:</b>	DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA.
<b>AUTOR:</b>	DANNY SEBASTIÁN MONTENEGRO ARCINIEGA
<b>FECHA: DD/MM/AAA:</b>	11/05/2022
<b>SOLO PARA TRABAJOS DE GRADO</b>	
<b>PROGRAMA:</b>	<input checked="" type="checkbox"/> PREGRADO <input type="checkbox"/> POSTGRADO
<b>TÍTULO POR EL QUE OPTA:</b>	INGENIERO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES
<b>ASESOR / DIRECTOR:</b>	Ing. Iván García. PhD.

## 2. CONSTANCIAS

El autor manifiesta que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto, la obra es original y que es el titular de los derechos patrimoniales, por lo que asume la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 11 días del mes de mayo de 2022

**EL AUTOR:**

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Danny Sebastián Montenegro Arciniega', enclosed within a circular scribble.

.....  
DANNY SEBASTIÁN MONTENEGRO ARCINIEGA  
1002619235



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS**

**CERTIFICADO DIRECTOR DE TESIS**

En mi calidad de tutor del Trabajo de Grado presentado por el egresado MONTENEGRO ARCINIEGA DANNY SEBASTIÁN para optar por el Título de Ingeniería en Sistemas Computacionales cuyo tema es: DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA. Considero que el presente trabajo reúne los requisitos y méritos suficientes para ser sometido a la presentación pública y evaluación por parte del tribunal examinador que designe.

En la ciudad de Ibarra, a los 11 días del mes de mayo del 2022

Atentamente,

1002292603 Firmado digitalmente  
por 1002292603 IVAN  
IVAN DANILO DANILLO GARCIA  
GARCIA SANTILLAN  
SANTILLAN Fecha: 2022.05.11  
16:52:00 -05'00'

.....  
Ing. Iván García. PhD.  
TUTOR TRABAJO DE GRADO

## **Dedicatoria**

Esta tesis está dedicada a:

A mis padres Armando Montenegro e Isabel Arciniega quienes con su amor, paciencia y esfuerzo me han permitido llegar a cumplir hoy un sueño más, gracias por inculcar en mí el ejemplo de esfuerzo y valentía, de no temer las adversidades porque Dios está conmigo siempre.

Mi hermano Dennis por su cariño y apoyo incondicional, durante todo este proceso, por estar conmigo en todo momento gracias. A toda mi familia porque con sus oraciones, consejos y palabras de aliento hicieron de mí una mejor persona y de una u otra forma me acompañan en todos mis sueños y metas.

Finalmente quiero dedicar esta tesis a todos mis amigos, por apoyarme cuando más las necesito, por extender su mano en momentos difíciles y por el amor brindado cada día, de verdad mil gracias hermanitas, siempre las llevo en mi corazón

## **Agradecimiento**

Mi profundo agradecimiento a todas las autoridades y personal que hacen la Universidad técnica del Norte, por confiar en mí, abirme las puertas y permitirme realizar todo el proceso investigativo dentro de su establecimiento educativo.

De igual manera, mis agradecimientos a toda la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas, a mis ingenieros en especial a la Ing. Daysi Imbaquingo, Ing. Mauricio Rea y Ing. Cosme Ortega quienes con la enseñanza de sus valiosos conocimientos hicieron que pueda crecer día a día como profesional, gracias a cada una de ustedes por su paciencia, dedicación, apoyo incondicional y amistad. Ing. Iván García, principal colaborador durante todo este proceso, quien con su dirección, conocimiento, enseñanza y colaboración permitió el desarrollo de este trabajo.

Finalmente quiero expresar mi más grande y sincero agradecimiento a mis verdaderos amigos (Los Tardones) que con su comprensión cariño y aprecio me ayudaron en mis peores momentos.

## Tabla de Contenido

Introducción .....	3
Antecedentes .....	3
Situación Actual.....	4
Prospectiva.....	4
Planteamiento del Problema .....	4
Objetivos.....	5
Objetivo General.....	5
Objetivos Específicos.....	5
Justificación .....	5
Ambiental.....	6
Tecnológica.....	6
Metodología .....	6
Metodología aplicada.....	7
CAPÍTULO 1.....	11
Marco Teórico.....	11
1.1 Python .....	11
1.2 Flutter .....	12
1.3 Redes neuronales convolucionales (CNN).....	12
1.4 Python SQLite.....	13
1.5 Aplicación Móvil .....	13
1.6 Android .....	13
1.7 Procesamiento de imágenes .....	14
1.8 Ganadería .....	16
1.9 Estado de Arte .....	24
1.10 Tabla Comparativa .....	27
CAPÍTULO 2.....	30
Desarrollo de la Propuesta .....	30
2.1 Introducción del desarrollo .....	30
2.2 Planificación del desarrollo.....	30
2.3 Propuesta.....	38
2.4 Set de datos empleados en el entrenamiento.....	40
2.5 MobileNet (red neuronal para clasificación). .....	42
2.5 VGG16 (red neuronal de regresión). .....	45

2.6 YOU ONLY LOOK ONCE (YOLO V3 / red de segmentación).....	47
2.7 Base de Datos.....	49
CAPÍTULO 3.....	50
Resultados.....	50
3.1 Dataset.....	50
3.2 Red You Only Look Once YOLO V3 (Segmentación).....	50
3.3 Red MobileNet V2 (clasificación).....	52
3.4 Red VGG16 (Puntos de cadera).....	57
3.5 Resultados de la aplicación.....	60
3.6 Verificación de Resultados.....	69
3.7 Interpretación de resultados.....	72
3.8 Discusión.....	74
Conclusiones.....	76
Recomendaciones.....	77
Bibliografía.....	78



## Índice de Figuras

Fig. 1. Árbol de problema .....	5
Fig. 2 Condición Corporal Nivel 1 en ganado tipo Boss Taurus .....	9
Fig. 3 Condición Corporal Nivel 3 en ganado tipo Boss Taurus.....	9
Fig. 4 Condición Corporal Nivel 5 en ganado tipo Boss Taurus .....	10
FIG. 5. Proceso de Visión por Computadora.....	10
Fig. 6. Áreas de evaluación para determinar la condición corporal: vista frontal posterior de una vaca.....	19
Fig. 7 Áreas de evaluación para determinar la condición corporal: vista lateral derecha de una vaca.....	19
Fig. 8 Áreas de evaluación para determinar la condición corporal: vista lateral derecha de una vaca.....	20
Fig. 9 Iteración Metodología XP.....	30
Fig. 10. Diagrama de la solución propuesta.....	39
Fig. 11. Módulo del sistema en Python.....	39
FIG. 12. Set de datos.....	40
Fig. 13. Ejemplos del Set de Datos .....	41
Fig. 14. Arquitectura de red neuronal MobileNet V2.....	42
Fig. 15. Resumen de la red de clasificación.....	43
Fig. 16. Arquitectura de red neuronal VGG16 .....	45
Fig. 17. Resumen de la red de Identificación de puntos de cadera.....	46
Fig. 18. Arquitectura de red neuronal YOLOV3 .....	48
Fig. 19. Esquema con la base de datos.....	49
Fig. 20. Ejemplo Del Set De Datos Coco [2].....	51
Fig. 21. Características del computador empleado en el entrenamiento.....	52
Fig. 22. Curva de perdida.....	53
Fig. 23. Curva de Entrenamiento .....	54
FIG. 24. Matriz de confusión.....	54
Fig. 25. Curva ROC .....	56
FIG. 26. Curvas de perdida y aprendizaje MAE.....	57
Fig. 27. Cumulative Error Distribution (CED).....	59
Fig. 28. Acceso al sistema.....	60
Fig. 29. Formulario Nuevo Usuario.....	61
Fig. 30. Crear Hacienda .....	62
Fig. 31. Formulario Registro de Hacienda.....	63
Fig. 32. Lista de Hacienda .....	64
Fig. 33. Registro de Bovino .....	65
Fig. 34. Opciones Bovino Imagen Trasera y Lateral.....	66
Fig. 35. Opciones Bovino Condición Corporal .....	67
Fig. 36. Reporte.....	68
FIG. 37. Imágenes del resultado de la Clasificación de Condición Corporal.....	73
FIG. 38. Imágenes del resultado de la Clasificación de Condición Corporal.....	74

## Índice de Tablas

Tabla 1 NIVELES DE VISIÓN Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES .....	15
Tabla 2 Diagrama de Flujo Condición corporal nivel de 2.0 a 3.0.....	22
Tabla 3 Diagrama de Flujo Condición corporal de 3.0 a 5.....	23
Tabla 4 TABLA COMPARATIVA.....	27
Tabla 5 UNIDAD DE TIEMPO ESTANDARIZADA.....	31
Tabla 6 USUARIOS CONFIGURADOS EN LA APLICACIÓN .....	31
Tabla 7 EQUIPO DE TRABAJO-ROLES Y RESPONSABILIDADES .....	32
Tabla 8 HISTORIA DE USUARIO 1 (HU-01).....	33
Tabla 9 HISTORIA DE USUARIO 2 (HU-02).....	33
Tabla 10 HISTORIA DE USUARIO 3 (HU-03).....	34
Tabla 11 HISTORIA DE USUARIO 4 (HU-04).....	35
Tabla 12 HISTORIA DE USUARIO 5 (HU-05).....	35
Tabla 13 HISTORIA DE USUARIO 6 (HU-06).....	36
Tabla 14 HISTORIA DE USUARIO 7 (HU-07).....	37
Tabla 15 MÉTRICA INTERSECTION OVER UNION (IOU). .....	51
Tabla 16 PRESENTACIÓN DE PRUEBAS DE FUNCIONAMIENTO.....	68
Tabla 17 ESCALA DE LIKERT .....	69
Tabla 18 ENCUESTA.....	69
Tabla 19 ENCUESTA.....	70
Tabla 20 MÉTRICA DE UTILIDAD .....	70
Tabla 21 MÉTRICA DE CONFIANZA .....	71
Tabla 22 MÉTRICA DE COMODIDAD .....	71
Tabla 23 MÉTRICA DE SATISFACCIÓN .....	72
Tabla 24 NIVELES DE PUNTUACIÓN .....	72

## Índices de Códigos

COD.- 1 División en Ids de Validación y Entrenamiento .....	42
COD.- 2 Sentencias para construcción de red de clasificación .....	42
COD.- 3 Parámetros del generador de imágenes de la red de clasificación .....	44
COD.- 4 Sentencias de entrenamiento de la red de clasificación.....	44
COD.- 5 Sentencias de construcción de la red de Identificación de puntos de cadera. ....	46
COD.- 6 Parámetros del generador de imágenes de la red de Identificación de puntos de cadera .....	47
COD.- 7 Sentencias para entrenamiento de la red de Identificación de puntos de cadera.....	47
COD.- 8 Fragmento empleado para obtener las coordenadas de los puntos de cadera en los datos etiquetados.....	58

## Índices de Ecuaciones

Ecuación 1.- Exactitud .....	55
Ecuación 2.- Precisión U.....	55
Ecuación 3.- Precisión V .....	55
Ecuación 4.- Sensibilidad U .....	55
Ecuación 5.- Sensibilidad V .....	55
Ecuación 6.- F1 U.....	55
Ecuación 7.- F1 V.....	55
Ecuación 8.- NME .....	58

## Resumen

El presente trabajo investigativo tiene como objetivo el desarrollo de una aplicación móvil Android para la clasificación de la condición corporal en ganado tipo bos tauros para la empresa COPREGA S.A. con la finalidad de estandarizar los valores en los bovinos y ordenar los datos del ganado. La empresa COPREGA S.A. realiza de forma manual y visual la clasificación de la condición corporal, utilizando sistemas de tecnología no automatizados para los datos guardados, lo que causa una pérdida de datos y un ordenamiento conflictivo. La aplicación móvil Android tiene una arquitectura de 3 redes neuronales que hacen la parte de la clasificación de la condición corporal. La primera red es YOLO V3 que se encarga de la segmentación y reconocimiento del ganado en la parte lateral, el siguiente paso es pasar por la red neuronal Mobilenet que hace la parte de la clasificación y por último pasa por la red VGG16 que se encarga de la regresión de 3 puntos en la parte de la cadera para dar una afirmación de la clasificación en la parte lateral del bovino. La aplicación hace la clasificación semi automática y luego guarda los datos en una base de datos. Después del entrenamiento de cada red se hizo la evaluación con métricas estadísticas de calidad a cada red para sacar sus resultados deseados y para la evaluación de la app la validación de los datos alcanzados mediante la encuesta System Usability Scale SUS, se alcanza a observar que el aplicativo cumple con los parámetros establecidos por la norma ISO/IEX 25010. Se observa que la aplicación cumple con el grado de satisfacción necesaria, logrando un puntaje de 7,13 (siendo el máximo 10 puntos). lo que la ubica en el rango de aceptable con un grado de satisfactorio.

**Palabras clave:** bos tauros, YOLOV3, MobileNet, VGG16, System Usability Scale SUS

## **Abstract**

The objective of this research is the development of an Android mobile application for the classification of body condition in cattle type bos tauros for the company COPREGA S.A. in order to standardize the values in cattle and order the cattle data. COPREGA S.A. performs the classification of body condition manually and visually, using non-automated technology systems for the stored data, which causes a loss of data and conflicting sorting. The Android mobile application has an architecture of 3 neural networks that do the body condition classification part. The first network is YOLO V3 which is responsible for the segmentation and recognition of the cattle on the side, the next step is to go through the Mobilenet neural network which does the classification part and finally it goes through the VGG16 redo which is in charge of the 3-point regression on the hip part to give an affirmation of the classification on the lateral part of the bovine. The app does the semi-automatic classification and then saves the data in a database. After the training of each network, each network was evaluated with statistical quality metrics to obtain the desired results and for the evaluation of the app, the validation of the data obtained through the System Usability Scale SUS survey, it was observed that the application complies with the parameters established by the ISO/IEC 25010 standard. Shows that the application meets the required degree of satisfaction, achieving a score of 7.13 (being the maximum 10 points), this places it in the acceptable range with a degree of satisfactory.

# Introducción

## Antecedentes

La condición corporal es básicamente una medida para estimar la cantidad de tejido graso subcutáneo en ciertos puntos anatómicos, o el grado de pérdida de masa muscular en el caso de vacas flacas con muy poca grasa. Por lo tanto, es un indicador del estado nutricional de la vaca. Otras fuentes definen la condición corporal como un método subjetivo para evaluar las reservas energéticas en vacas lecheras (López, 2006).

La calificación de condición corporal (CC) en ganado lechero es una medición subjetiva, visual y táctil de la cantidad de grasa subcutánea que posee una vaca. Esta se realiza mediante observación y al palpar puntos anatómicos estratégicos del animal y asignándole un valor determinado en un rango [1, 5] en función de las características observadas. La metodología descrita por Wildman et ál. (1982) para calificar a la vaca utiliza una escala de 1 a 5 puntos, con incrementos de 0,25 puntos, donde 1 es una vaca famélica y 5 es una obesa. Esta evaluación es una herramienta muy útil para inferir sobre el balance energético en que se encuentra el animal y así orientar las prácticas de alimentación (Rica Saborío-Montero & MI, 2014).

La variación de la condición corporal de un animal en forma individual, o de la totalidad del hato, tiene varias implicaciones que pueden ser utilizadas para la toma de decisiones de manejo. La condición corporal además sirve, para determinar la cantidad y tipo de suplemento que requiere la vaca durante la lactancia. Las vacas en buen estado corporal pueden movilizar sus reservas sin que sufran problemas metabólicos y sin que se vea afectado su desempeño reproductivo. Por el contrario, vacas flacas con pocas reservas corporales, requieren de una mayor suplementación para evitar pérdidas excesivas de peso y la consecuente reducción en la producción de leche y tasa de preñez. La condición corporal y sus cambios son más confiables como indicadores del estado nutricional que el peso corporal; ya que el peso está afectado por la fase de gestación y la cantidad de alimento en el tracto gastrointestinal. Por todo lo anterior, la evaluación de la condición corporal es una herramienta importante para la toma de decisiones de manejo dentro de una finca (López, 2006).

Con la evolución de los sistemas de producción de leche, el desafío metabólico enfrentado por las vacas se ha incrementado en los últimos años, especialmente durante el periodo de transición. Después del parto, la vaca puede presentar una serie de alteraciones que afectan su rendimiento posterior.

Imbabura, Carchi y Pichincha son zonas ganaderas que utilizan esta calificación para el buen manejo de su ganado.

### **Situación Actual**

La condición corporal influye en la productividad, la reproducción, la salud del ganado lechero. La delgadez o la gordura pueden ser una pista para las deficiencias nutricionales, los problemas de salud o el manejo inadecuado del ganado. Si se realiza de manera regular, la evaluación de la condición corporal se puede usar para solucionar problemas y mejorar la salud, la reproducción y la productividad del hato lechero.

A nivel nacional no se encontraron estudios que aborden la relación de la CC con técnicas de visión por computadoras, que ayudaría a tener una evaluación más objetiva y exacta del grado corporal de vacas.

### **Prospectiva**

Con la presente investigación se propone desarrollar una aplicación móvil que permita el cálculo para la calificación de la condición corporal de un bovino tipo Bos Taurus el cual tiene un rango de 1 a 5 para poder definir un plan de ayuda y manejo correcto de ganado cuando se identifiquen vacas con un bajo nivel de Condición Corporal (CC) o un alto nivel de CC, con lo que se pretende hacer un plan de acción para poder llevar a un nivel óptimo para su mayor productividad y eficiencia tanto en la producción lechera como en la gestación.

### **Planteamiento del Problema**

La calificación de la condición corporal (CC) en el ganado bovino (Bos Taurus) en la actualidad se hace de forma visual y táctil la cual depende de la experiencia del profesional, calificando a cada vaca de forma subjetiva costando mucho dinero a los ganaderos sin saber exactamente el valor, guardando estos valores en papel y no tienen una base de datos digital lo cual causa una pérdida de datos o un análisis concreto el cual ayudaría a tener un plan de acción para evitar problemas futuros en su producción, reproducción y salud sabiendo si los bovinos están en las en niveles muy bajos o altos en la CC. Si el ganado está en un grado ideal va a ser muy efectivo y rentable para el ganadero. Como se ve en la Fig. 1.



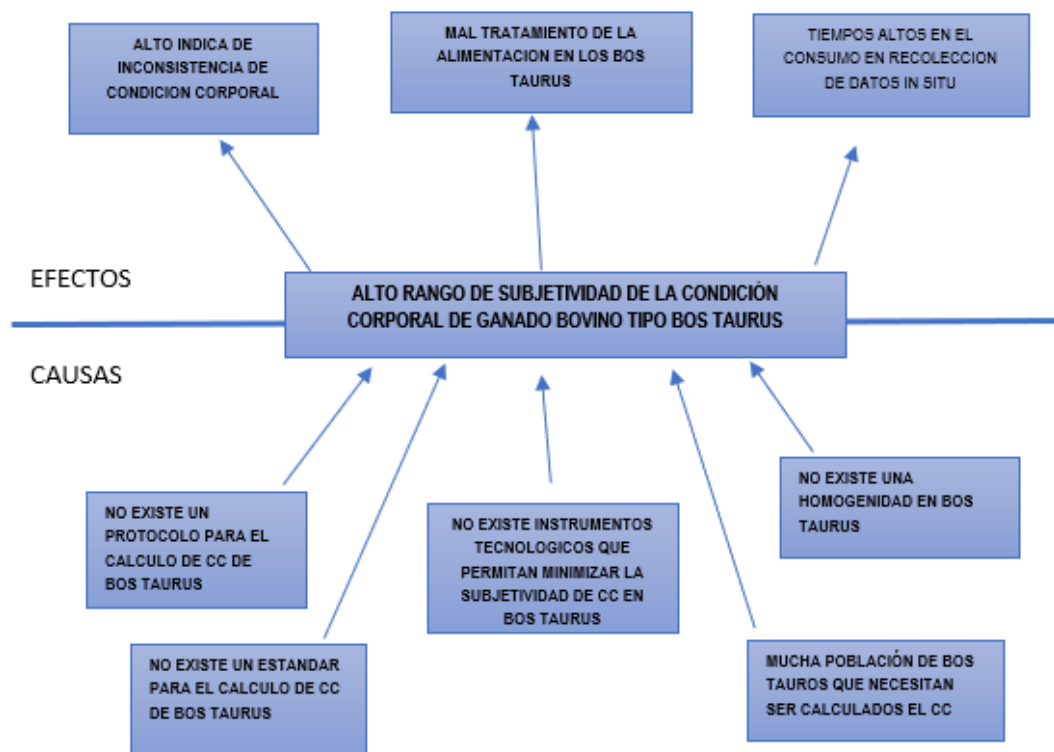


Fig. 1. Árbol de problema

## Objetivos

### Objetivo General

Desarrollar una aplicación móvil Android para la calificación de la condición corporal del ganado bovino tipo Boss Taurus mediante técnicas de visión por computadora.

### Objetivos Específicos

- Elaborar un marco teórico que sustente las técnicas de visión por computadora para automatizar el proceso de calificación de condición corporal.
- Aplicar técnicas de reconocimiento de imágenes por computadora para determinar el grado de condición corporal de ganado bovino.
- Desarrollar la aplicación móvil Android utilizando Python/Flutter.
- Validar la aplicación móvil Android utilizando métricas estadísticas de calidad.

### Justificación

El presente proyecto tiene un enfoque de fortalecer los Objetivos de Desarrollo Sostenible, en especial los Objetivos 8 "Trabajo decente y crecimiento económico", Objetivo 9 "Industria,

Innovación e Infraestructura” y por último Objetivo 12 “Producción y Consumo Responsable”(Naciones Unidas, 2015), que hace referencia a garantizar el desarrollo económico sostenible, las sociedades deberán crear las condiciones necesarias para que las personas accedan a empleos de calidad, estimulando la economía sin dañar el medio ambiente. Cumpliendo con los Objetivos 9 y 12, que promueven la innovación con ayuda a la tecnología y el consumo responsables de medios masivos sin dañar el medio ambiente.

### **Ambiental**

La realización de una aplicación web permitirá la reducción de papel ya que los cálculos se harán de forma virtual y serán guardadas en un Base de Datos, ya que hacer el cálculo de forma manual implica escribir datos subjetivos en papel y la cual puede causar pérdida de los mismo.

### **Tecnológica**

Existen varios estudios en relación con CC la cual permite saber en qué nivel de grado corporal se encuentra el bovino con esto podrán determinar si necesita algún tratamiento para evitar enfermedades, mejorar su producción y reproducción sabiendo si están en un nivel muy bajo o alto. Este cálculo se hace de forma visual y táctil sacando el resultado de forma subjetiva.

El reconocimiento de imágenes a través de la visión por computador determinará la condición corporal actual que debe cumplir un Bos Taurus, determinando el estado de productividad, reproducción, salud siendo estos parámetros importantes para que una vaca sea lo más rentable y eficiente posible. Mejorando el manejo inadecuado del rebaño, determinando así una puntuación de la condición corporal que se puede usar para solucionar problemas y mejorar la salud.

En Imbabura, Carchi y Pichincha no se cuenta con dicha idea y no hay competencia en este campo. Fuera del país existe una empresa que utiliza tecnologías de aprendizaje automático e imágenes para identificar las características de los animales, como comportamiento, actividad, cojera y el consumo de alimentos. Se utilizaron imágenes para identificar animales individuales según el reconocimiento facial y los patrones de detección de calor, consumo de alimentos y agua, y comportamiento (Perulactea, 2018).

### **Metodología**

La Metodología de esta investigación va aplicada a pruebas con las técnicas de visión por computadora y validando datos con el experto Veterinario de la empresa COPREGA.

Las técnicas de investigación empleadas para la recolección de datos serán básicamente:

- Fichaje. - Para registrar la literatura especializada revisada del tema. Así como las imágenes y videos adquiridos en las diferentes etapas de cultivo.
- Observación. - directamente en los campos de crianza ganadera.
- Entrevista. - dirigida a expertos en el tema (Veterinaria).

Los instrumentos de investigación a usar son básicamente:

- Video - cámara.
- Python.
- Flutter.

En cuanto a la metodología aplicada, es Programación Extrema o más conocida como Metodología XP, es de tipo ágil y se fundamenta en la comunicación fluida con el usuario del aplicativo y la incorporación rápida de cambios de requerimientos desde tempranas fases del desarrollo. En este proyecto, las herramientas de desarrollo de software que se emplean permiten la portabilidad del aplicativo en dispositivos inteligentes para la captura y recepción de información.

Con respecto a la Programación Extrema (XP), lo hace representado como una nueva manera formar de abordar los proyectos de software, proponiendo una metodología basada en la simplicidad y agilidad. Para su aplicación, las acciones a seguir se dividen en las fases descritas a continuación (Ocampo et al., 2019).

## **Metodología aplicada**

### **Fase de exploración**

Siendo la fase inicial de la metodología, el primer producto a obtener es el objetivo general del proyecto. Definiendo lo que se necesita, mediante narrativas sencillas en lo que se conoce como historias de usuarios. En esta fase, de igual modo los responsables de programar el aplicativo estiman los tiempos de desarrollo con base en la información recolectada. Es indispensable que quede sobre entendido que, las estimaciones realizadas en esta fase son una primera aproximación (ya que estarán basadas en datos de muy alto nivel), y están sujetas a variaciones cuando se analicen más en detalle en cada iteración. Esta fase, dura típicamente un par de semanas, y el resultado es una visión general del sistema.

### **Fase de planificación**

Esta se conoce como la fase en que se invierte menos tiempo, en su transcurso el usuario final, los gerentes y el grupo de desarrolladores acuerdan la secuencia en que deben construirse e implementarse las actividades descritas en las historias de usuarios y las

entregas asociadas. Por lo general, esta fase la constituyen una o varias reuniones grupales de planificación, de lo que resulta el Plan de Entregas.

### **Fase de iteraciones**

La fase de iteraciones es el corazón del ciclo de desarrollo de XP. Es así que en función del plan de entregables, se van desarrollando e implementando las funcionalidades de las historias de usuarios; si estas no están suficientemente detalladas se hacen secciones de análisis al inicio de cada iteración, en donde, interviene el usuario final y los programadores recolectan la información necesaria para satisfacer los requerimientos. Durante la ejecución de esta fase, se mide la ejecución del proyecto, pudiendo ser en términos porcentuales y/o por productos, concluyendo sin errores que resolver.

### **Fase de puesta en producción**

Cada iteración culmina con la entrega de módulos totalmente funcionales y sin errores. Si son los acuerdos previos, el sistema puede colocarse en producción por parte o una vez que se ha terminado el desarrollo por completo, esto dependerá del sistema y del usuario final. En esta fase pueden darse también los desarrollos para garantizar las integraciones y acople de los módulos. Es indispensable acordar los protocolos de pruebas, entre todos los actores y participantes del desarrollo, de tal forma que, se logre la conformidad del sistema de manera homologada, evitando invertir más recursos a última hora.

#### Alcance

Mediante la presente investigación se realizará una Aplicación Móvil Android en la cual por medio de técnicas de visión por computadora se obtendrán la automatización del proceso de Calificación de la Condición Corporal de Ganado tipo Bos Taurus dando una puntuación de un rango de 1 al 5; siendo así 1 una vaca demasiado delgada la cual puede llegar a tener complicaciones en su estado de reproducción y producción de leche y 5 un nivel de sobrepeso el cual puede llevar a la vaca a tener mala condición y problemas en su salud y subiendo una escala de 0.25 en sus diferentes estados de preparto, parto y postparto.

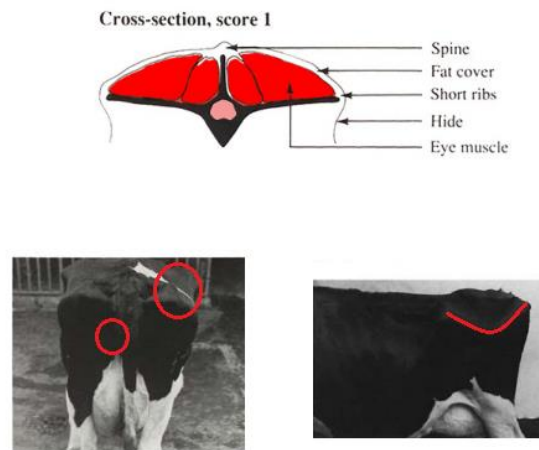
Esta medición por lo general se determina de manera táctil/visual. Se pretende hacer el cálculo bajando la subjetividad del proceso y haciendo más preciso. Este cambio ayuda a ganaderos a tener información más correcta y coherente del estado corporal de su ganado tanto en las etapas postparto, parto y preparto.

La validación de resultados se hará en tres pasos: El primero obtener los resultados con la aplicación Móvil, el segundo es obtención de la Condición Corporal con el Experto

Veterinario y por último hacer una comparación de los resultados con los parámetros de pertinencia, precisión y tasa de Error.

### Ejemplos de nivel de Condición Corporal:

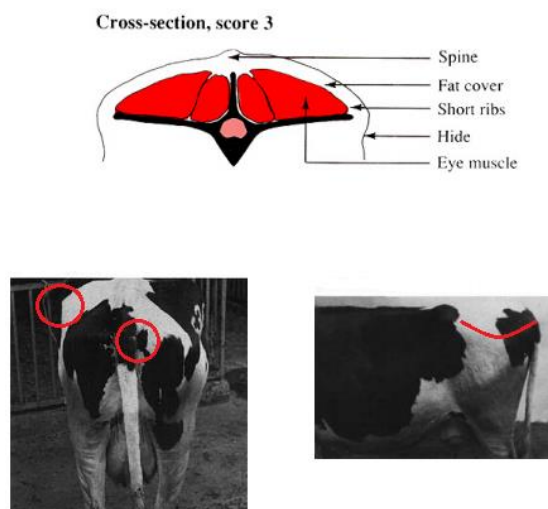
- **Nivel 1 de Condición Corporal:** cuando el ganado está demasiado flaco y muestra partes de desnutrición como se ve en la Fig. 2.



*Fig. 2* Condición Corporal Nivel 1 en ganado tipo Boss Taurus

Fuente: (JUD HEINRICHS, COLEEN M. JONES, 2016)

- **Nivel 3 de Condición Corporal:** cuando el ganado está en un nivel de nutrición normal y aceptable como se ve en la Fig. 3.



*Fig. 3* Condición Corporal Nivel 3 en ganado tipo Boss Taurus.

Fuente: (JUD HEINRICHS, COLEEN M. JONES, 2016).

- **Nivel 5 de Condición Corporal:** cuando el ganado está demasiado gordo y muestra partes con demasiada grasa como se ve en la Fig. 4.

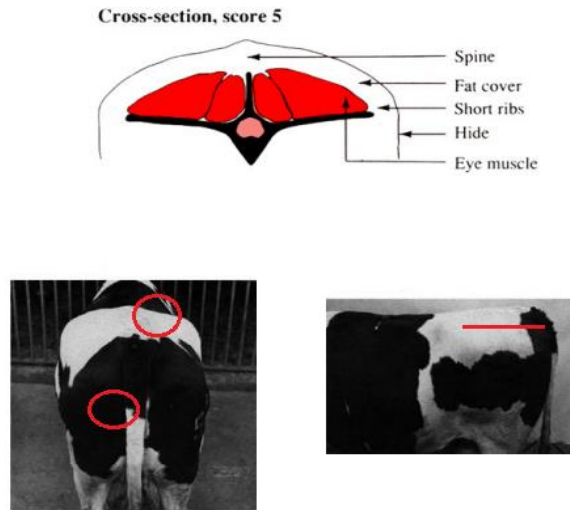


Fig. 4 Condición Corporal Nivel 5 en ganado tipo Boss Taurus

Fuente: (JUD HEINRICHS, COLEEN M. JONES, 2016)

El uso de la herramienta Python dará la oportunidad de poder desarrollar los algoritmos capaces de determinar el CC de un bovino por medio de técnicas de visión por computadora experimenta con ayuda de entrenamiento y comparación del resultado de estas imágenes con el experto Veterinario. Automatizando este proceso ya que en la actualidad se hace de forma visual y táctil. La aplicación móvil ser realizara con Flutter por su lenguaje y librerías que permiten la creación de la aplicación móvil. Se muestra el diagrama en la Fig. 5.

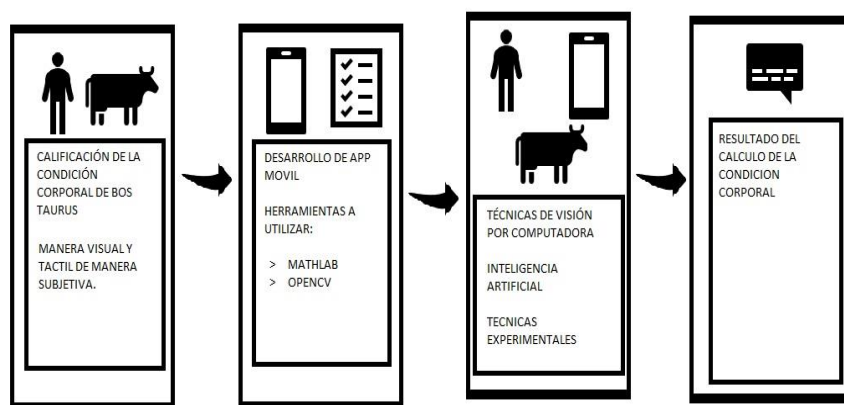


FIG. 5. Proceso de Visión por Computadora.

# CAPÍTULO 1

## Marco Teórico

### 1.1 Python

Python (Python Software Foundation, 1990) es un lenguaje de programación que se creó en el año 1991 gracias a Guido Van Rossum en los países Bajos en el Centrum Wiskunde and Informática. Python ofrece muchos beneficios, los cuales hacen que sea un lenguaje muy utilizado para aprendizaje profundo. Las razones para utilizarlo es su usabilidad y sus herramientas de análisis de datos. Por otro lado, tiene un gran beneficio y fácil uso para el Deep Learning ya que existen librerías y frameworks como TensorFlow o Keras que ayudan para la creación de redes neuronales profundas o CNN.

#### 1.1.1 TensorFlow

TensorFlow (Abadi et al., 2015) se define como un software de computación numérica desarrollado por Google o también conocida como una librería desarrollada con la combinación de C++ y CUDA (Arquitectura Unificada de Dispositivos Cómputo), con objetivos directos a Deep Learning. Con esto se puede hacer la construcción y entrenamiento de redes neuronales. La arquitectura que más se maneja en esta librería son los tensors los cuales son valores primitivos en este caso números enteros o flotantes, organizados en vectores y matrices.

#### 1.1.2 Keras

Keras (Nain, 2016) conocida como una Api de redes neuronales se desarrolla con el lenguaje Python donde puede tener la ayuda de TensorFlow. Se utiliza para mejorar el resultado de experimentación con el retraso más pequeño posible. Tiene algunas características que son el desarrollo de prototipos de manera más rápida y fácil, y lo más importante acepta redes neuronales convolucionales (CNN) y redes recurrentes (RNN).

Los métodos más factibles para la utilización de Keras son:

- **Keras Layers:** son donde se conceptualizan todos los métodos que se utiliza en las capas de Keras.
- **Keras.layers.convolutional:** son los métodos para realizar las redes neuronales convolucionales.
- **Keras.layers.core:** sirven para la activación de la función.
- **Keras.models:** soy los tipos de modelos que pueden ser Sequential o Model class

## 1.2 Flutter

Flutter (Google, 2015) es un framework que hizo su lanzamiento oficial en el año 2018 por Google y OpenSource el cual se desarrolló para realizar o programar aplicaciones móviles tanto para Android como iOS. Este Framework tiene la facilidad de un conjunto de herramientas llamado toolkit que tiene como objetivo crear interfaces de software (Bernal González, 2021).

## 1.3 Redes neuronales convolucionales (CNN)

La red neuronal convolucional (Zhang et al., 2016) también conocida como CNN para abreviar en inglés (*Convolutional Neural Network*) es un tipo de red conectada directamente, funciona de manera similar a las redes neuronales estándar. La diferencia aquí es que cada unidad de una capa de CNN es un filtro de dos o más dimensiones que varían con la entrada de esa capa, lo que lo hace necesario para determinar patrones de entrada. El filtro CNN integra el contexto espacial al tener una forma espacial similar, pero más pequeña que el medio de entrada y utiliza el uso común de parámetros para reducir en gran medida la cantidad de variables adecuadas para el aprendizaje, es decir, asumiendo que se analizan por partes para aumentar el procesamiento (Javier & Andrade, 2020). Algunas CNN usadas en este trabajo se explican a continuación.

### 1.3.1 You Only Look Once (YOLO V3)

YOLO V3 (Redmon et al., 2016) son las siglas en inglés de YOU ONLY LOOK ONCE, es un sistema automático de detección de objetos, lo primero que hace es colocar una malla sobre la imagen y subdividirla para detectar objetos. Se considera RCNN más rápido como un algoritmo que mejora la detección de imágenes con 0.12 segundos de velocidad de detección según métodos externos como la búsqueda selectiva para generar (Chaves et al., 2018). Estos modelos están predefinidos para detectar rostros, peatones y objetos comunes.

### 1.3.2 MobilNet v2

MobilNet v2 (Sandler et al., 2018) es una arquitectura también proporcionada por Google principalmente para aplicaciones de visión móvil. Por tanto, se centra en entender los distintos valores que pueden tomar los distintos hiperparámetros del modelo como tamaño de filtro distancia. reduciendo tanto como sea posible la potencia computacional requerida para el algoritmo. Está buscando una arquitectura muy simple incluso si eso significa sacrificar la precisión y el rendimiento. Esto se logra en gran medida mediante el uso de convoluciones separables en profundidad.



### **1.3.3 VGG16**

VGG16 (Delbracio et al., 2017) es un modelo de red neuronal convolucional propuesto por K. Simonyan y A. Zisserman de la Universidad de Oxford en el artículo "Redes convolucionales muy profundas para el reconocimiento de imágenes a gran escala". El modelo logró una precisión del 92.7% para más de 1000 clases. Este es uno de los modelos mostrados en ILSVRC2014 (Zhang et al., 2016).

Su recuento de capas es 16 y su arquitectura es muy homogénea. Utiliza ventanas pequeñas pero muchos filtros. Es una de las arquitecturas más utilizadas para extraer características en imágenes.

## **1.4 Python SQLite**

SQLite es una base de datos (BDD) (sqlite, 2000) Server-less que se utiliza en cualquier lenguaje de programación. Server-less significa que no es necesario instalar un servidor separado para trabajar con SQLite.

SQLite es una BDD liviana que suministra un sistema de administración relacional con una configuración rápida.

SQLite es una biblioteca C que proporciona una base de datos liviana en disco que no requiere un proceso de servidor separado y permite el acceso a la base de datos usando una variante no estándar del lenguaje de consulta SQL (Mokhtar, 2019).

## **1.5 Aplicación Móvil**

"Las aplicaciones móviles (apps) son programas diseñados para ejecutarse en teléfonos, tabletas y otros dispositivos móviles que permiten a los usuarios realizar actividades profesionales, acceder a servicios, actualizaciones de información, entre otras capacidades" (Softcorp, 2019).

Las App en la actualidad cumplen funciones que facilitan la vida de muchas personas, pueden ser en el ámbito de educación, laborar, de comunicación o de puro entretenimiento como juegos. Todas estas aplicaciones son elaboradas para un fácil manejo del usuario final sin importar con que dirección la utilices.

## **1.6 Android**

Es un programa de software libre que es cargado a la mayoría de los dispositivos móviles como smartphones, tabletas y todo dispositivo móvil. Es un conjunto de programas informáticos que permite administrar recursos de software. El inicio del sistema Android fue

en el año 2005 y pertenece a Google. Se define un sistema operativo Android en el año 2007 como un sistema de software libre tomando a cargo la mayor parte de dispositivos móviles en general con pantalla táctil. Android se destaca como un sistema muy seguro en su estructura teniendo un bajo número de vulnerabilidad.

## **1.7 Procesamiento de imágenes**

### **1.7.1 Orígenes del procesamiento digital de imágenes (PDI)**

La primera aplicación de imágenes digitales que se puede mencionar fue en el año de 1920, donde se hizo el primer envío de una imagen por cable de London a New York, este hecho fue el inicio para bajar precios de transporte y lo más importante el tiempo, marcando el inicio de todo (Gonzalez et al., 2008).

Luego comenzó con el PDI que se remonta a la década de 1960 y está directamente relacionado con el desarrollo y evolución de las computadoras. Su avance va de la mano con el desarrollo de la tecnología de hardware ya que requiere una gran potencia informática y recursos para almacenar y procesar imágenes. Así mismo el desarrollo de lenguajes de programación y sistemas operativos ha propiciado el desarrollo continuo de aplicaciones relacionadas con el procesamiento de imágenes, tales como:

- imagen médica.
- satelital.
- geografía.
- biología e industria.

### **1.7.2 El procesamiento digital de imágenes (PDI)**

El procesamiento digital de imágenes trata sobre como una forma digital se transforma en una función bidimensional con coordenadas (X y Y). Que se pueden utilizar para un fin en común con la imagen ya transformada (Gonzalez et al., 2008). Dando una gran apertura para estudios en muchas ingenierías.

Estudia las figuras conceptuales de la adquisición y visualización de imágenes y detalla las bases teóricas y algorítmicas de dicho procesamiento. También tiene como objetivo mejorar la apariencia de la imagen y hacer que ciertos detalles a los que desea prestar atención con mayor claridad. (García Santillán, 2008).

### **1.7.3 Etapa del procesamiento de Imágenes**

En la tabla 1 se muestran los niveles de visión y procesamiento de imágenes.

Tabla 1 NIVELES DE VISIÓN Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

Niveles de visión y procesamiento	
Procesos de PDI	Nivel de Visión
1. Captura / Adquisición	Bajo
2. Preprocesamiento	
3. Segmentación	
4. Descripción	Medio
5. Reconocimiento	Alto
6. Interpretación	

Fuente: (García Santillán, 2008)

### 1. Captura o adquisición

Proceso por el cual se captura una imagen digital utilizando cualquier dispositivo con cámara digital. Ejemplo: celular, cámara.

### 2. Preprocesamiento

Incluye técnicas de data augmentation (aumentación de datos) en el cual se modifica las características de las imágenes ya capturadas.

### 3. Segmentación

Es el proceso en el cual se hace la fragmentación de la imagen y se decide qué parte es de nuestro interés.

### 4. Descripción

Es el proceso donde se ven las peculiaridades de cualquier objeto que sea único como: forma, tamaño, color.

### 5. Reconocimiento

Es el proceso en el cual se identifica los objetos dependiendo a sus características.

### 6. Interpretación

Es el proceso en el cual se agrupa los objetos dependiendo peculiaridades y asociar un significado a un conjunto de objetos reconocidos.

#### 1.7.4 Componentes de un sistema PDI.

Los componentes principales son:

- Sensores.

- Digitalizadores.
- Hardware especializado en el PDI.
- Computadora.
- Software.
- Dispositivos de almacenamiento.
- Monitores.
- Hardcopy.
- Acceso a la Red.

El siguiente estudio se lleva a cabo hasta el proceso de descripción ya que los objetivos del mismo son saber reconocer ciertas áreas del objeto que se va a estudiar, así como las áreas ya definidas para determinar ciertos parámetros necesarios para completar este estudio llegando a resultados favorables.

## **1.8 Ganadería**

### **1.8.1 Ganadería bovina**

La cría es un conjunto de actividades paralelas a la ganadería compuesto por mamíferos herbívoros del género Bos. Pertenecen a la familia bovinos y dentro de ella la su familia bovinos la subfamilia Artiodáctilo y los Rumiantes. Se conocen dos especies. El primero es Bos Taurus, el nombre científico del toro y la vaca lechera que es el material para este estudio y Bos indicus el nombre científico de Cebú que es de origen indio. La existencia de razas cárnicas lecheras y mixtas, así como el uso de cueros pezuñas y pezuñas permite la explotación comercial de ganado (enciclonet 3.0, 2016).

### **1.8.2 Producción lechera**

La producción de leche en nuestro país ha aumentado en los últimos años. Este aumento se explica principalmente por el aumento de la producción individual de las vacas.

Para incrementar la capacidad productiva de la empresa láctea se han utilizado diversos procesos tales como: selección genética, nuevos sistemas de alimentación, procesos de manejo y el uso de biotecnología como fertilización artificial, transferencia de embriones y sincronización térmica (Contreras, 1998).

La selección genética, así como la inseminación artificial son tecnologías muy utilizadas en nuestro país. Los rasgos más utilizados para seleccionar animales incluyen aquellos directamente relacionados con la leche (cantidad porcentaje de grasa porcentaje de proteína).

Contreras (1998) mostró que los animales altamente productivos son más susceptibles a enfermedades no causadas por patógenos sino por un metabolismo deteriorado debido a la actividad sobrecargada que requieren los niveles de producción más altos.

En Ecuador las complejas operaciones ganaderas o pecuarias del país toman en cuenta la problemática que enfrentan los productores de las pequeñas y medianas industrias dedicadas a esta actividad. Uno de ellos es el sector lácteo ya que produce 5.000.000 litros de leche al día y solo el 50% es producción de leche.

Rodrigo Gallegos director ejecutivo del Centro Ecuatoriano de la Industria Láctea (CIL) confirma que solo la industria láctea produce alrededor de \$ 1.400 millones al año.

### **1.8.3 Definición de la condición corporal**

Se refiere a la cantidad de tejido adiposo subcutáneo en determinados puntos anatómicos de las vacas o al grado de pérdida muscular en el caso de vacas delgadas y con muy poca grasa. Por tanto, es un indicador del estado nutricional del animal. Otras fuentes definen la condición corporal como un método subjetivo para evaluar las reservas de energía de las vacas lecheras (López, 2006).

La cantidad de reservas de las vacas al parto tiene una gran influencia en las complicaciones que pueden ocurrir en el parto o poco después en la producción de leche y la eficiencia reproductiva para la próxima lactancia (Hazard Torres, 2015).

La clasificación de 5 niveles según (Hazard Torres, 2015) trata de niveles de 1 a 5 con un incremento de 0.25 según ciertas características de partes esenciales y es la más conocida a nivel mundial donde hay el bovino tipo Bos Taurus o también conocido como vaca lechera o de carne.

### **1.8.4 Características de las vacas**

#### **Las vacas que se encuentran demasiado delgadas poseen:**

- Una producción muy baja de leche debido a su peso corporal y falta de reservas
- Aumento de enfermedades metabólicas.
- Retraso en ciclo de celo del animal luego del parto.

#### **Las vacas que se encuentran demasiado gordas poseen:**

- Complicaciones al parto puede llevar a la muerte al animal.

- Una depresión del consumo voluntario de materia seca en el comienzo de la lactancia lo que predispone a la vaca para:
- Un incremento en la incidencia de ciertas enfermedades metabólicas.
- Una reducción en la producción de leche.

El objetivo es que las vacas estén en “buena” forma al parir ni demasiado flacas ni demasiado gordas. Dicho esto, la condición corporal es una evaluación subjetiva de cuánta grasa o cuánta energía tiene una vaca. La condición corporal cambia a lo largo del ciclo de lactancia. Las vacas al inicio de la lactancia tienen un alcance energético negativo y pierden su cuerpo (movilizan las reservas del cuerpo).

Cada kg de peso corporal movilizado proporciona suficiente energía para sustentar la producción de 7 kg de leche. Las vacas al comienzo de la lactancia no deben perder más de 1 kg de peso corporal por día. Por el contrario, las vacas al final de la lactancia (305 a 360 días en promedio) tienen un alcance energético positivo y ganan aptitud para reponer las reservas corporales perdidas al inicio de la lactancia. Por lo tanto, la condición corporal “ideal” cambia durante las diferentes etapas de la lactancia.

### **1.8.5 Importancia de la Condición Corporal**

Los cambios en la condición corporal de un animal individual o de un rebaño completo tienen una serie de efectos que se pueden utilizar para tomar decisiones sobre el manejo de los animales. La condición corporal también se usa para determinar la cantidad y el tipo de suplemento que necesitan las vacas durante la lactancia. Las vacas en buen estado físico pueden movilizar reservas sin problemas metabólicos y sin afectar su desempeño reproductivo. Por el contrario, la carne de res magra el cuerpo tiene menos reservas necesita más suplementos (López, 2006).

La calificación de la condición corporal y se realiza a través de una evaluación por palpación en las siguientes zonas del cuerpo del animal, como se muestra en las Fig. 6 y 7:

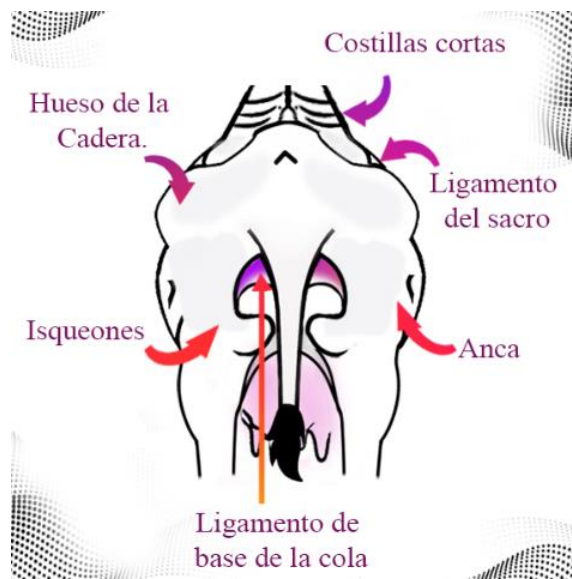


Fig. 6. Áreas de evaluación para determinar la condición corporal: vista frontal posterior de una vaca.

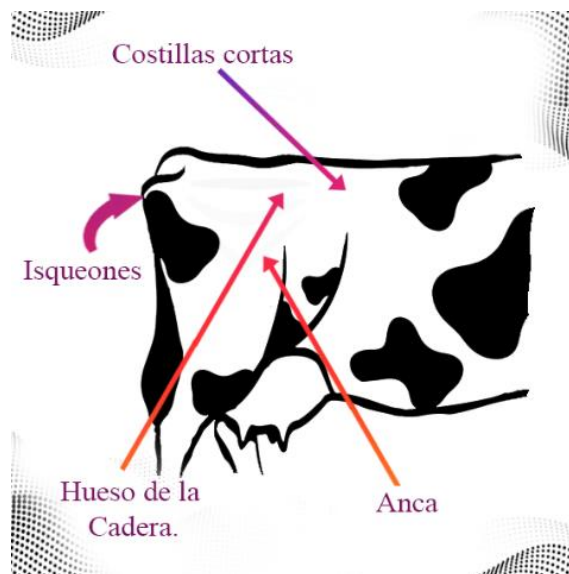


Fig. 7. Áreas de evaluación para determinar la condición corporal: vista lateral derecha de una vaca.

### 1.8.6 Clasificación de la Condición Corporal

En la Fig. 8 se muestra los grados de condición corporal y las partes que se debe tomar en cuenta para su calificación.


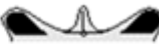























Grado de Condición Corporal	Vertebra en la espalda	Aspecto posterior del Huevo pélvico	Aspecto lateral de la línea entre las caderas	Cavidad entre la cola y la tuberosidad isquiática	
				Aspecto posterior	Aspecto lateral
1 Sub condicionamiento severo					
2 Esqueleto obvio					
3 Buen balance de esqueleto y tejidos superficiales					
4 Esqueleto no tan obvio como tejidos superficiales					
5 Sobre condicionamiento severo					

Fig. 8 Áreas de evaluación para determinar la condición corporal: vista lateral derecha de una vaca.

Fuente: (Hazard Torres, 2015)

### Puntuación de 1

- Las costillas cortas individuales tienen una cubierta delgada de carne.
- Los huesos de las regiones del lomo y grupa son prominentes.
- Los huesos del gancho y el alfiler sobresalen bruscamente, con una cubierta de carne muy delgada y profunda. Depresiones entre los huesos.
- Depresión severa debajo de la cabeza de la cola y entre los huesos del alfiler. Estructura ósea sobresale bruscamente, y los ligamentos y la vulva son prominentes.

### Puntuación de 2

- Las costillas individuales se pueden sentir, pero no son prominentes.
- Los extremos de las costillas son afilados al tacto, pero tienen una cubierta de carne más gruesa.



- Las costillas cortas no tienen un efecto distintivo de "repisa sobresaliente".
- Los huesos individuales en las regiones del lomo y la grupa no son visualmente distintos, pero se distinguen fácilmente por el tacto.
- Los huesos del gancho y el pasador son prominentes, pero la depresión entre ellos es menor.
- El área debajo de la cabeza de la cola y entre los huesos del alfiler está algo deprimida, pero la estructura ósea tiene cierta cobertura de carne.

### **Puntuación de 3**

- Las costillas cortas se pueden sentir aplicando una ligera presión.
- En conjunto, las costillas cortas parecen lisas y el efecto de estante sobresaliente no es tan perceptible.
- La columna vertebral aparece como una cresta redondeada; es necesaria una presión firme para sentir huesos individuales
- Los huesos del gancho y el pasador son redondeados y lisos.
- El área entre los huesos del alfiler y alrededor de la cabeza de la cola aparece lisa, sin signos de depósito de grasa.

### **Puntuación de 4**

- Las costillas cortas individuales se distinguen solo por una palpación firme.
- Las costillas cortas aparecen planas o redondeadas, sin efecto de repisa sobresaliente.
- La cresta formada por la columna vertebral en la región del lomo es redondeada y lisa.
- Las regiones del lomo y la grupa aparecen planas.
- Los ganchos son redondeados y el espacio entre ellos es plano.
- El área de la cabeza de la cola y los huesos del alfiler es redondeada, con evidencia de depósito de grasa.



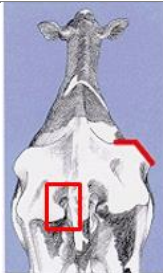

### **Puntuación de 5**

- Las estructuras óseas de la columna vertebral, las costillas cortas y los huesos del gancho y el pasador no son aparente; depósito de grasa subcutánea muy evidente.
- La cabeza de la cola parece estar enterrada en el tejido graso.

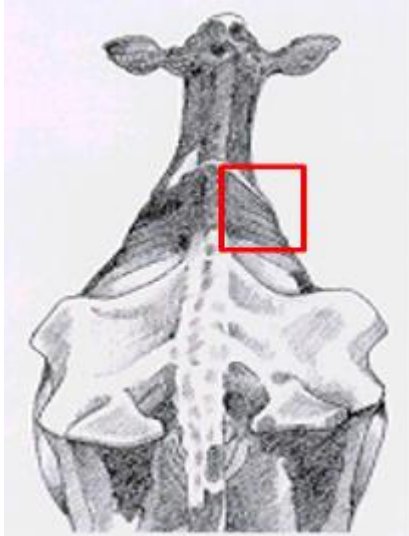
### 1.8.7 Diagrama de flujo Condición Corporal nivel de 2.0 a 3.0

En la tabla 2, se detalla los pasos a calcular para la condición corporal en bovinos teniendo en cuenta las condiciones que deben cumplir y el porcentaje que necesitan para el rango de niveles de 2.0 a 3.0 con una disminución de 0.25 por cada ítem que no cumpla (García Quiza, 2001).

Tabla 2 Diagrama de Flujo Condición corporal nivel de 2.0 a 3.0

	<p>Si el bovino muestra una línea forma una V abierta en la parte de la cadera entonces la CC será menor de 3.0.</p>
	<p>1. Si el Bovino en el área del hueso de la cadera es presenta una forma redondeada, CC es igual a 3.0</p>
	<p>2. Si el Bovino en el área del hueso de la cadera es angular CC es menor o igual a 2.75.</p> <p>2.1 Revise los isquiones. Si los isquiones se encuentran rellenos de grasa subcutánea, CC = 2.75.</p>
	<p>3. Si el Bovino en el área de los isquiones es angular y se palpa una almohadilla de grasa subcutánea en la punta de los isquiones, CC es igual a 2.50.</p>

**CONTINUA.**



4. Si el Bovino en el área de los isquiones no se palpa una almohadilla de grasa subcutánea en los isquiones se Revise las costillas cortas. Busque por corrugaciones a lo largo de la zona superior de las costillas cortas, que se observan por carencia de tejido graso subcutáneo la CC es menor a 2.50

5. Si las corrugaciones son visibles desde la mitad de las costillas cortas, de la punta inferior de las costillas hacia la vertebra, CC es igual a 2.25.

6. Si las corrugaciones son visibles en 3/4 de las costillas cortas, de la punta inferior de las costillas hacia la vertebra, CC=2.0.

7. Si el anca es prominente y los huesos de la columna vertebral son visibles en forma de serrucho, CC=2.0

Fuente: (García Quiza, 2001).

### 1.8.8 Diagrama de flujo Condición Corporal nivel de 3.0 a 5.

En la tabla 3, se detalla los pasos a calcular para la condición corporal en bovinos teniendo en cuenta las condiciones que deben cumplir y el porcentaje que necesitan para el rango de niveles de 3.0 a 5.0 con un aumento de 0.25 por cada ítem que no cumpla (García Quiza, 2001).

Tabla 3 Diagrama de Flujo Condición corporal de 3.0 a 5



Si el Bovino en el área de la cadera tiene una línea forma una U cóncava o abierta considerar CC es mayor a 3.25.



1. Si el bovino en el área de los ligamentos del sacro y de la fosa son visibles la CC es igual a 3.25.

---

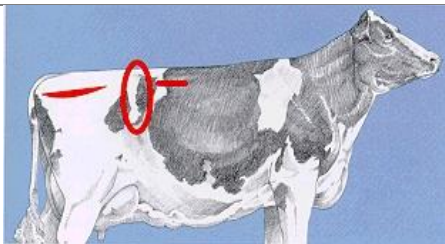
### CONTINUA



2. Si el bovino en el área de la cadera: el ligamento del sacro visible y el ligamento de la base de la cola es casi no visible, la CC es igual a 3.50.



3. Si el bovino en el área de la cadera: el ligamento del sacro es casi no visible y el ligamento de la base de la cola no es visible, la CC es igual a 3.75. Si los ligamentos del sacro y de la base de la cola no son visibles la CC es mayor a 4.0.



4. Si la zona del anca es plana la CC es mayor a 4.0. Si la punta de las costillas cortas es casi no visible CC es igual a 4.25.

5. Si la zona del anca es plana y los isquiones están enterrados en la grasa subcutánea la CC es igual a 4.50.

6. Si los huesos de la cadera son casi no visibles la CC es igual a 4.75.

7. Si todos los huesos prominentes están cubiertos por grasa subcutánea la CC es igual a 5.0.

---

Fuente: (García Quiza, 2001).

## 1.9 Estado de Arte

Para esta investigación se hizo la recopilación de algunos estudios ya existentes los cuales ayudaron a tener datos relevantes en el campo, tanto con la condición corporal y el procesamiento de imágenes. Estos estudios son los siguientes:

La empresa Bayer ubicada en España, especializada en cuidado veterinario, en el año 2018 desarrollo la aplicación BCS Cowditiion que pretenden estandarizar la Calificación de Condición corporal (CC) del bovino lechero tipo bos tauros (Bayer, 2018).

Esta aplicación es utilizada con procesamiento de imágenes porque hace la segmentación de estas y muestra las partes que se utilizan para hacer el cálculo de CC haciendo la gestión ganadera simple y estandarizada, subiendo la información de la condición a una base de datos, se puede ver que tuvo un gran impacto en España, teniendo muy buena aceptación en los ganaderos de esta zona con precisión en el cálculo de los niveles de CC.

Lo que se puede notar en la aplicación es la detección o recorte de las partes a estudiar como la cadera de un lado y en la parte posterior, los isquiones que son debajo de la cola y las costillas. La aplicación se le puede considerar un procesamiento de imagen porque segmenta las partes importantes de la vaca. Donde el usuario puede ver la forma y a un lado seleccionar las características. La app es de software privado de la empresa de Bayer reservándose los derechos de fuente en su totalidad.

El presente trabajo se basa en el enfoque de la aplicación BCS Cowditiion (Bayer, 2018) desarrollada por la empresa Bayer que permite el cálculo de la condición corporal para el ganado lechero, el cual toma dos fotos: una en la parte lateral y otra en la parte posterior y se hace la clasificación a través de la vista en dichas imágenes. En este proyecto se incluyen tres redes neuronales que son Yolo V3, MobilNet v2 y VGG-16.

La aplicación móvil (app) que se está desarrollando incluye 3 redes neuronales la primera es Yolo V3 localiza al animal en un bounding box (regresión) dentro de la imagen lateral y posterior dando así que la app verifique que si es una vaca lechera y no cualquier objeto. El siguiente reporte es la red MobilNet v2 es una red de clasificación que nos ayuda a ver la primera parte de la condición corporal que nos ayuda a ver los rangos que tienen la vaca viendo algunas de partes de la cadera y por último la red de VGG-16 hace una regresión de 3 puntos en la cadera de la vaca para reafirmar/verificar la condición corporal.

Hay diferentes trabajos que se hacen de la parte posterior del animal, pero la mayoría son con cámaras en 3D y cámaras de profundidad que para el caso de una aplicación móvil no son adecuadas por la complejidad computacional que involucraría como son los siguientes trabajos.

Yukun Sun, Pengju Huo, Yujie Wang, Ziqi Cui, Yang Li, Baisheng Dai, Runze Li, Yonggen, Zhang estudiantes de varias Universidades en la ciudad de China, desarrollaron un sistema de monitoreo automático para vacas lecheras individuales basado en un marco de

aprendizaje profundo que proporciona identificación a través de partes del cuerpo y estimación de puntaje de condición corporal utilizando técnicas de regresión lineal para calcular el puntaje de condición corporal (BCS).

Este análisis fue realizado en una muestra de 686 bovinos tomando la parte trasera con una cámara de profundidad para obtener imágenes de ultrasonido del grosor de grasa y hacer un entrenamiento de redes neuronales convolucionales con 3 canales que son: profundidad, escala de grises y de congruencia de fase. El resultado fue un sistema de muy alto rendimiento con más del 0.94 de coeficiente de precisión entre el BCS manual y el automático utilizando la verificación lineal para evaluar precisión (Yukun et al., 2019a).

Dong Liu, Dongjian He y Tomas Norton desarrollaron un sistema de estimación automática del puntaje de la condición corporal del ganado lechero a partir de la imagen de profundidad utilizando el modelo de conjunto que consiste en obtener el nivel de grasa subcutánea que las vacas tienen como reserva de energía. El estudio consta de un modelo dinámico de fondo o también llamada modelo de mezcla gaussiana (GMM) ayuda a separar la vaca del fondo y obtener la detección de objetos.

Utilizaron algunos algoritmos de procesamiento de imágenes con características globales y características locales para adquirir imágenes válidas, localizar regiones de interés y extraer características. la validación cruzada de 5 veces, el modelo de conjunto logró una precisión promedio de 56% dentro de una desviación de 0.125 puntos, 76% dentro de desviaciones de 0.25 puntos y 94% dentro de desviaciones de 0.5 puntos. Los resultados determinaron que la aplicación de GMM ayuda a la eliminación de fondos alternos y consiguiendo el objeto de una forma automática, además el método propuesto tiene un mejor rendimiento predictivo para las vacas con una condición corporal extrema de lo que es posible con el estado actual de la técnica (Y. Liu & Qin, 2021).

Song, X; Bokkers, E. A.M; van Mourik, S; Groot Koerkamp, P. W.G; van der Tol, P. P.J. realizaron un sistema de puntuación automatizada de la condición corporal de las vacas lecheras mediante la extracción de características tridimensionales de múltiples regiones del cuerpo utilizando 3 puntos de vista (parte superior, de perfil en el lado izquierdo, de la parte posterior) en 8 regiones seleccionados del cuerpo del bovino obteniendo una muestra de 44 ejemplos con un BCS uniforme en el rango de 1.5 a 4.5. Utilizando cámaras tridimensionales.

Se hizo el procesamiento de imágenes utilizando las técnicas de: rotación de imagen y descomposición ortogonal, resta de fondo, eliminación de ruido, interpolación de imagen. El Resultado fue muy favorable teniendo en cuenta que los valores se compararon con el coeficiente de correlación de Pearson teniendo un valor alto (Song et al., 2019).

Martins, B. M; Mendes, A. L.C; Silva, L. F; Moreira, T. R; Costa, J. H.C; Rotta, P. P; Chizzotti, M. L; Marcondes, M. I. realizaron el sistema de estimación del peso corporal, la puntuación de la condición corporal y los rasgos de tipo en vacas lecheras utilizando cámaras tridimensionales y mediciones corporales manuales. Son estudiantes de la Universidad Federal de Viçosa en Brasil.

El objetivo es obtener el peso corporal (BW), el puntaje de condición corporal (BCS) y los rasgos de tipo lácteo (TDT) usando cámaras 3D obteniendo catorce imágenes de la parte dorsal de la vaca y trece de la parte lateral. Se sincronizó con Matlab y a continuación se utilizó el procedimiento SAS GLMSELECT LASSO (Operador de selección y contracción menos absoluta) para investigar los efectos lineales y cuadráticos con el fin de obtener variables para el procedimiento. Posteriormente, las características seleccionadas se probaron utilizando PROC MIXED de SAS (procedimiento para análisis de datos de modelos mixtos) para ajustar los modelos y predecir BW y BCS. En conclusión, los modelo de predicción deben tener mejoras (Martins et al., 2020).

Yiung Lui; Jumping Qin. Hacen una Investigación y aplicación de la puntuación de la condición corporal de las vacas lecheras basada en el mecanismo de atención son estudiantes de China de la Inner Mongolia University of Technology.

El objetivo es ver la condición corporal de ganado lechero con una muestra con fotos laterales y posteriores. Utilizando la red neuronal VGG-16 con una asociación con el mecanismo CBAM (Módulo de atención del bloque evolutivo) con lo que se puede obtener una mejor puntuación de la condición corporal dando una evaluación con un %95.6 de precisión (Y. Liu & Qin, 2021).

## 1.10 Tabla Comparativa

En la Tabla 4 se hace una comparación de trabajos ya realizados.

*Tabla 4* TABLA COMPARATIVA

Artículo	Técnica CV/DL utilizada	Software/framework	Métrica rendimiento utilizado	Tipo de app. (móvil, Web, Escritorio)
----------	-------------------------------	--------------------	-------------------------------------	---

---

App	BCS	Cowditiion	CV	Android	ANOVA (análisis de varianza) utilizando el procedimiento del Modelo Lineal Generalizado (MLG) del programa SPSS 18.0 (Statistical Package for the Social Sciences)	APP
-----	-----	------------	----	---------	--	-----

**CONTINUA**

Automatic monitoring system for individual dairy cows based on a deep learning framework that provides identification via body parts and estimation of body condition score (Yukun et al., 2019a)

CV/ DL      Matlab

the linear regression between ultrasound BFT and ultrasound BCS with an R2

Escritorio

Automatic estimation of dairy cattle body condition score from depth image using ensemble model (D. Liu et al., 2020)

CV      MATLAB

Image Processing

Toolbox

Confusion matrix & Accuracy under different BCS deviations.

Escritorio

Automated body condition scoring of dairy cows using 3-dimensional feature extraction from multiple body regions (Song et al., 2019)

CV / DL

the Image Processing toolbox in MATLAB

correlation coefficient, and test-retest reliability

Escritorio

---



---

Estimating body weight, body condition score, and type traits in Cdairy ^and manual body measurements (Martins et al., 2020)	CV / DL	MATLAB R2016b	RMSE = root mean square error, MB = mean bias, CCC = concordance correlation coefficient, CB = bias correction factor, R <sup>2</sup> = coefficient of determination, MAE = mean absolute error, MARE = mean absolute relative error.	Escritorio
--	---------	---------------	---	------------

**CONTINUA**

Research and Application of Dairy Cows Body Condition Score Based on Attention Mechanism (Y. Liu & Qin, 2021)	CV / DL	NumPy, TQDM, OpenCV-Python	ZFNet Lenet Xception AlexNet	Escritorio
---	---------	----------------------------	---------------------------------------	------------

---

# CAPÍTULO 2

## Desarrollo de la Propuesta

### 2.1 Introducción del desarrollo

La finalidad del presente trabajo es mostrar el desarrollo de una aplicación móvil, orientada a apoyar en la actividad para la calificación de la condición corporal (CC), en el ganado bovino (*Bos Taurus*). El aporte del aplicativo es disminuir la incertidumbre para el momento de ejecutar la mencionada actividad, debido a que, la misma se realiza normalmente por apreciación visual y táctil.

La aplicación se describe como una APP móvil instalada en un equipo celular con el cual se toman fotografías al ejemplar bovino objetivo de análisis. Las imágenes tomadas por el dispositivo móvil son procesadas de tal manera que, al ser comparadas con patrones preestablecidos, según de técnicas de procesamiento, se puede obtener una calificación de la condición corporal del ejemplar, esto en paralelo con el criterio humano susceptible a sesgos subjetivos.

### 2.2 Planificación del desarrollo

Dentro del marco de referencia que proporciona la Metodología XP, se inicia con entender lo que el cliente necesita, conocido como fase de exploración; luego se hace la estimación del esfuerzo, lo que constituye la fase de planificación; para posteriormente crear la solución, delimitado como la fase de iteraciones, cuya dinámica está conformada por cuatro acciones secuenciales ejecutables por cada iteración. Dichas acciones son diseñar, desarrollar, probar y analizar, propio de este tipo de metodologías ágiles, ver Fig. 9. Para finalizar, está la entrega del producto final al cliente, lo que conlleva a la fase de puesta en producción (Vila, 2016).



Fig. 9 Iteración Metodología XP

Fuente: Vila (2016)

Durante la fase de planificación, en la que los requerimientos explorados se concretan y dimensionan según los recursos necesarios, se definen: la unidad de tiempo estandarizada, los usuarios y roles dentro de la aplicación, y el alcance del equipo de trabajo que desarrolló la solución.

### 2.2.1 Unidad de tiempo estandarizada

En cuanto a la unidad de tiempo estandarizada, se considera que es equivalente a una semana (5 días), por lo que, a partir de ella se establecen los múltiplos a emplearse en la elaboración de las historias de usuarios. En la Tabla 5 se muestran ejemplos del uso de la misma.

Tabla 5 UNIDAD DE TIEMPO ESTANDARIZADA

Tiempo	Unidad de tiempo estandarizada (Und est)
1 semana	1
2 semanas	2
3 días	3/5
2 días	2/5
1 día	1/5

### 2.2.2 Roles de los usuarios del aplicativo

Para la aplicación, se visualizan dos usuarios: el Veterinario o Administrador del Sistema, cuya responsabilidad es la configuración y mantenimiento de la integridad de todos los elementos del aplicativo. En segundo lugar, el usuario identificado como el Ayudante, quien tiene como parte de su rol y responsabilidad, hacer las evaluaciones a los ejemplares bovinos, a fin de estimar la calificación corporal. En la Tabla 6 se encontrará mayor detalle del alcance de ambos roles.

Tabla 6 USUARIOS CONFIGURADOS EN LA APLICACIÓN

Usuarios	Roles
Veterinario (Administrador del Sistema)	<ul style="list-style-type: none"> <li>Administración de usuarios</li> <li>Creación Bovinos</li> <li>Creación Haciendas</li> <li>Realizar la calificación corporal</li> </ul>
Ayudante	<ul style="list-style-type: none"> <li>Realizar la calificación corporal</li> <li>Registrar las calificaciones</li> <li>Tomar y registrar las evidencias fotográficas</li> <li>Cargar los registros de las fichas de los ejemplares bovinos</li> <li>Generar los informes de las calificaciones corporales</li> </ul>

### 2.2.3 Equipo de trabajo

El equipo de desarrollo está conformado, principalmente, por el Usuario demandante de los requerimientos, el Programador que se enfoca en el diseño y desarrollo del aplicativo, y el Coordinador del proyecto, que orienta las acciones a acometer para que el proyecto alcance los objetivos trazados. Cada uno de estos actores, con su alcance, roles y responsabilidades definidas, debe garantizar en todo momento la máxima comunicación de manera fluida y asertiva. En la tabla 7 se muestra un resumen sobre este tópico.

*Tabla 7* EQUIPO DE TRABAJO-ROLES Y RESPONSABILIDADES

Actor en el proyecto	Roles y Responsabilidades
Usuario	<ul style="list-style-type: none"><li>• Facilitar los requerimientos principales del sistema, dentro de la Metodología XP, debe escribir las historias de usuario.</li><li>• Participar y estimular las revisiones periódicas de los avances del desarrollo.</li><li>• Validar el cumplimiento de los requisitos del sistema.</li></ul>
Programador (Fuente)	<ul style="list-style-type: none"><li>• Diseño de la solución.</li><li>• Estimación de los recursos necesarios.</li><li>• Realizar el diseño de historias de usuario del sistema.</li><li>• Participar en las reuniones sobre avances y funcionamiento del sistema.</li><li>• Informar y capacitar al usuario sobre el funcionamiento del sistema.</li></ul>
Coordinador (director)	<ul style="list-style-type: none"><li>• Participación en el diseño de la solución.</li><li>• Coordinación de los procesos necesarios para la ejecución del proyecto.</li><li>• Realizar revisiones periódicas con el fin de verificar que todos los procesos se cumplan.</li><li>• Ejecutar las pruebas para el aseguramiento de la calidad.</li></ul>

### 2.2.4 Descripción de las Historias de Usuario

Siguiendo la planificación definida, uno de los aspectos de mayor impacto es la toma de requerimientos, ya que definen el desarrollo de la solución. Sin embargo, aprovechando las ventajas de la metodología seleccionada, plasmar los requerimientos en historias de usuarios,

es una actividad que se ejecuta de manera cíclica, por lo cual, se logra madurar el alcance juntamente con el usuario, que tiene una participación.

Los usuarios Veterinario y Ayudante, tienen roles y responsabilidades claramente definidas, que se indicaron en la Tabla 6, por lo tanto, requieren que el sistema permita ofrecer el acceso al aplicativo, lo cual se describe en la primera historia de usuario identificada como HU-01; la misma se detalla en la Tabla 8.

*Tabla 8* HISTORIA DE USUARIO 1 (HU-01)

Historia de Usuario:		HU-01	
<b>DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA.</b>			
<b>Número:</b>	1	<b>Nombre:</b>	Ingreso al sistema
<b>Usuario:</b>	Veterinario y Ayudante	<b>Iteración:</b>	1
<b>Versión de la Historia:</b>	1.0	<b>Fecha:</b>	
<b>Prioridad:</b>	Baja	<b>Riesgo:</b>	Bajo
<b>Programador:</b>	Programador	<b>Duración (und est):</b>	1
<b>Descripción:</b>			
1.- Para acceder al sistema, es necesario el uso de un usuario y una clave, al momento de ingresar el sistema mostrará las funciones de acuerdo con el tipo de rol que esté pre-configurado. 2.- Se definen los siguientes usuarios:			
VETERINARIO - entre su alcance tiene la posibilidad de la configuración y gestión del sistema.			
AYUDANTE - entre su alcance la responsabilidad de hacer la evaluación al ejemplar bovino y generar lo reportes.			
<b>Observaciones:</b>			
El aplicativo debe estar instalado correctamente en el dispositivo.			
El ingreso de cada usuario está sujeto a los niveles de seguridad asignados, así como también la activación de las opciones del menú.			

En el caso que sea la primera vez que ingresa un usuario, debe registrarse y colocar contraseña, la cual, debe ser única y de uso personalizado. El aplicativo brinda la oportunidad de hacer esta acción, como se detalla en la historia de usuario identificada como HU-02, que se presenta en la Tabla 9.

*Tabla 9* HISTORIA DE USUARIO 2 (HU-02)

Historia de Usuario:		HU-02	
<b>DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA.</b>			
<b>Número:</b>	2	<b>Nombre:</b>	Registro de Usuario
<b>Usuario:</b>	Veterinario y Ayudante	<b>Iteración:</b>	1
<b>Versión de la Historia:</b>	1.0	<b>Fecha:</b>	
<b>Prioridad:</b>	Alta	<b>Riesgo:</b>	Alto

<b>Programador:</b>	Programador	<b>Duración (und est):</b>	
<b>Descripción:</b>			
1.- El usuario debe ingresar al aplicativo.			
2.- Ingresar un indicador como nombre de usuario único			
3.- Declarar una contraseña de uso personalizado e intransferible.			1
<b>Observaciones:</b>			
El aplicativo debe estar instalado correctamente en el dispositivo.			
Previamente se definen los roles y responsabilidades por cada usuario.			

La identificación del ganado se deberá realizar desde varios puntos de vista, una de ellas, es con relación a la hacienda en donde se ubica, por lo tanto, la aplicación debe contar con la posibilidad de registrar la hacienda y sus atributos más resaltantes, como el caso de: nombre, ubicación, altura y propietario. Esto se registra en la historia de usuario reconocida como HU-03, en la Tabla 10.

*Tabla 10* HISTORIA DE USUARIO 3 (HU-03)

<b>Historia de Usuario:</b>		<b>HU-03</b>	
<b>DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA.</b>			
<b>Número:</b>	3	<b>Nombre:</b>	Registro de Hacienda
<b>Usuario:</b>	Veterinario	<b>Iteración:</b>	1
<b>Versión de la Historia:</b>	1.0	<b>Fecha:</b>	
<b>Prioridad:</b>	Alta	<b>Riesgo:</b>	Alto
<b>Programador:</b>	Programador	<b>Duración (und est):</b>	2
<b>Descripción:</b>			
1.- El usuario debe ingresar al aplicativo.			
2.- Selección de la opción registrar hacienda			
3.- Se ingresan los atributos de la hacienda: nombre, ubicación, altura y propietario.			
4.- Seleccionar la opción registrar.			
2.- Declarar una contraseña de uso personalizado e intransferible.			
<b>Observaciones:</b>			
El aplicativo debe estar instalado correctamente en el dispositivo.			
Previamente se definen los roles y responsabilidades por cada usuario.			

Una vez registrada la Hacienda, se procede con su gestión, que no es más que incluir los datos de los elementos que forman parte de la misma; es decir declarar el ganado (bovino),

ayudantes, generar el código único que representará a la hacienda, así como también, se requiere que el aplicativo presente la facilidad de modificar o eliminar registros previos. Esto se detalla en la historia de usuario HU-04 en la Tabla 11.

Tabla 11 HISTORIA DE USUARIO 4 (HU-04)

Historia de Usuario:		HU-04	
<b>DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA.</b>			
<b>Número:</b>	4	<b>Nombre:</b>	Gestión de Hacienda
<b>Usuario:</b>	Veterinario	<b>Iteración:</b>	2
<b>Versión de la Historia:</b>	1.0	<b>Fecha:</b>	
<b>Prioridad:</b>	Alta	<b>Riesgo:</b>	Alto
<b>Programador:</b>	Programador	<b>Duración (und est):</b>	2
<b>Descripción:</b>			
1.- El usuario debe ingresar al aplicativo.			
2.- Seleccionar las opciones de haciendas			
3.- Buscar la hacienda a la cual se le completará el registro.			
4.- Ingresar cada uno de los bovinos identificados.			
5.- Ingresar cada uno de los ayudantes de la hacienda.			
6.- Modificación de los registros realizados.			
7.- Eliminar toda la información de la hacienda.			
<b>Observaciones:</b>			
El aplicativo debe estar instalado correctamente en el dispositivo.			
Previamente se definen los roles y responsabilidades por cada usuario.			

En cuanto a los bovinos que serán evaluados, sus datos deben ser cargados previamente, detallando el grupo al cual pertenece, hacienda, identificación (código único) y filiación. La historia de usuario HU-05 es mostrada en la Tabla 12.

Tabla 12 HISTORIA DE USUARIO 5 (HU-05)

Historia de Usuario:		HU-05	
<b>DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA.</b>			
<b>Número:</b>	5	<b>Nombre:</b>	Registro de Bovinos
<b>Usuario:</b>	Veterinario	<b>Iteración:</b>	1
<b>Versión de la Historia:</b>	1.0	<b>Fecha:</b>	
<b>Prioridad:</b>	Alta	<b>Riesgo:</b>	Alto
<b>Programador:</b>	Programador	<b>Duración (und est):</b>	5
<b>Descripción:</b>			
1.- El usuario debe ingresar al aplicativo.			

- 
- 2.- Seleccionar la opción de haciendas
  - 3.- Buscar la hacienda a la cual se le completará el registro.
  - 4.- Ingresar cada uno de los bovinos identificados. Completando la información: grupo bovino, código de identificación y filiación.

**Observaciones:**

El aplicativo debe estar instalado correctamente en el dispositivo.  
 Previamente se definen los roles y responsabilidades por cada usuario.

---

Para ejecutar la evaluación de condición corporal, se debe haber cargado las imágenes consideradas como patrones, con las cuales se entrenan y se validan las redes neuronales configuradas. Con las que se compararán las fotos tomadas en la ejecución de la evaluación; esto dará una sugerencia de la condición corporal del ejemplar estudiado; este requerimiento se plasma en la historia de usuario HU-06, de la tabla 13.

*Tabla 13* HISTORIA DE USUARIO 6 (HU-06)

Historia de Usuario:		HU-06	
<b>DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA.</b>			
<b>Número:</b>	6	<b>Nombre:</b>	Evaluación de Condición Corporal (CC)
<b>Usuario:</b>	Veterinario/Ayudante	<b>Iteración:</b>	1
<b>Versión de la Historia:</b>	1.0	<b>Fecha:</b>	
<b>Prioridad:</b>	Alta	<b>Riesgo:</b>	Alto
<b>Programador:</b>	Programador	<b>Duración (und est):</b>	5
<b>Descripción:</b>			
1.- El usuario debe ingresar al aplicativo.			
2.- Seleccionar la opción bovinos.			
3.- Seleccionar la opción Obtener (Condición Corporal) CC			
4.- Toma y carga en el aplicativo las imágenes (fotos) del lateral del ejemplar.			
5.- Toma y carga en el aplicativo las imágenes (fotos) de la parte posterior.			
6.- Se obtiene la sugerencia: Línea V o Línea U.			
7.- Dependerá de la elección anterior, se muestran las demás opciones para completar la evaluación corporal.			
<b>Observaciones:</b>			
El aplicativo debe estar instalado correctamente en el dispositivo.			
Previamente se definen los roles y responsabilidades por cada usuario.			

---

Otro requerimiento, es la posibilidad de generar los reportes de las evaluaciones realizadas. Dicho reporte, puede ser individual por un ejemplar bovino que muestre en el tiempo cuales han sido las calificaciones obtenidas o por un grupo de ellos. El detalle se puede apreciar en la historia de usuario HU-07, referido en la tabla 14.



Tabla 14 HISTORIA DE USUARIO 7 (HU-07)

Historia de Usuario:		HU-07	
<b>DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN MÓVIL ANDROID PARA LA CALIFICACIÓN DE LA CONDICIÓN CORPORAL DEL GANADO BOVINO TIPO BOS TAURUS MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA.</b>			
<b>Número:</b>	7	<b>Nombre:</b>	Reporte de la Evaluación
<b>Usuario:</b>	Evaluador	<b>Iteración:</b>	1
<b>Versión de la Historia:</b>	1.0	<b>Fecha:</b>	
<b>Prioridad:</b>	Baja	<b>Riesgo:</b>	Bajo
<b>Programador:</b>	Programador	<b>Duración (und est):</b>	2
<b>Descripción:</b>			
1.- El usuario debe ingresar al aplicativo.			
2.- Seleccionar la opción bovinos.			
3.- Seleccionar la opción reporte.			
4.- Seleccionar el bovino o familia de ello, para generar el reporte.			
<b>Observaciones:</b>			
El aplicativo debe estar instalado correctamente en el dispositivo.			
Previamente se definen los roles y responsabilidades por cada usuario.			

Lo mencionado anteriormente se hizo conjugando tres redes, ya que, no se podía hacer data augmentation al combinar las redes de puntos de cadera con la red de clasificación, porque en la red de puntos no se puede distorsionar las imágenes de entrada, ya que en esta red es necesario conocer las coordenadas de los puntos.

Para entrenamiento se desarrollaron tres pasos, se sacó el bounding box de las vacas, para hacer el entrenamiento de las redes MobileNet, VGG16, y los 3 puntos de regresión de la cadera utilizando el programa denominado LabelMe el cual es una herramienta que sirve para que los usuarios puedan etiquetar mediante puntos que marcarán el contorno en las imágenes, objetos, personas, animales; se deberán ingresar o introducir los nombres de los objetos y los atributos del cual está compuesto (Carpio, 2017); se utiliza igualmente en la investigación data augmentation; se etiquetaron más de 1200 imágenes por la parte en v y u de las vacas.

Para sacar los resultados de la segmentación lateral se aplicó el programa YOLO V3; MobileNet V2 para saber la clasificación en u y en v; VGG16 para sacar los puntos para una confirmación de la condición corporal.

En la sección de los hiperparámetros se empleó la función de categorical crossentropy la cual se utiliza para las tareas de clasificación y se define como una función de pérdida que

se basa en la entropía y generalmente calcula la diferencia entre dos distribuciones de probabilidad.

Adicionalmente, se empleó el mean squared error (MSE) de la red Vgg16, el cual indica qué tan cerca está una línea de regresión de un conjunto de puntos. Lo hace tomando las distancias desde los puntos hasta la línea de regresión (estas distancias son los "errores") y elevándolas al cuadrado. La cuadratura es necesaria para eliminar cualquier signo negativo. También da más peso a las diferencias más grandes. Se llama el error cuadrático medio, ya que se está encontrando el promedio de un conjunto de errores. Cuanto menor sea el MSE, mejor será el pronóstico.

## **2.3 Propuesta**

En función de los requerimientos obtenidos, se obtuvo el diseño de la solución propuesta que se muestra en la Figura 10. En donde, se presenta un esquema representativo del producto logrado.

Entre los componentes que posee esta propuesta, se encuentra la Capa de Visualización, para el administrador del sistema, quien tiene la responsabilidad de gestionar los accesos al aplicativo; así como, de mantenerlo disponible y actualizado, en especial las imágenes que son consideradas patrones y las rutinas que se emplean para hacer el cotejo entre dichos patrones y las fotos tomadas al ejemplar que se desea evaluar y asignar una CC.

En esta última consideración, el administrador se apoya en el sub-módulo de Procesamiento de Imágenes, en el cual se ejecutan algoritmos, tres redes neuronales del tipo convolucionales, específicamente las YOLO V3, MobileNet V2 y VGG16. Estas herramientas, han demostrado ser eficientes en reconocer objetos en una fotografía y es lo que se está necesitando en esta investigación, ya que la finalidad de la solución es que partiendo de imágenes patrones, se determine la condición corporal del ganado por comparación, disminuyendo la subjetividad del evaluar.

Según los patrones obtenidos, las redes son entrenadas para identificar si la condición de la cadera del bovina es en forma de U o V, dado que, esto marca la condición corporal del ejemplar y sirve de guía para el resto de la evaluación. Es de resaltar que, no se incluye la condición tipo L, ya que para la población de ganado en que va a ser utilizada no está presente.

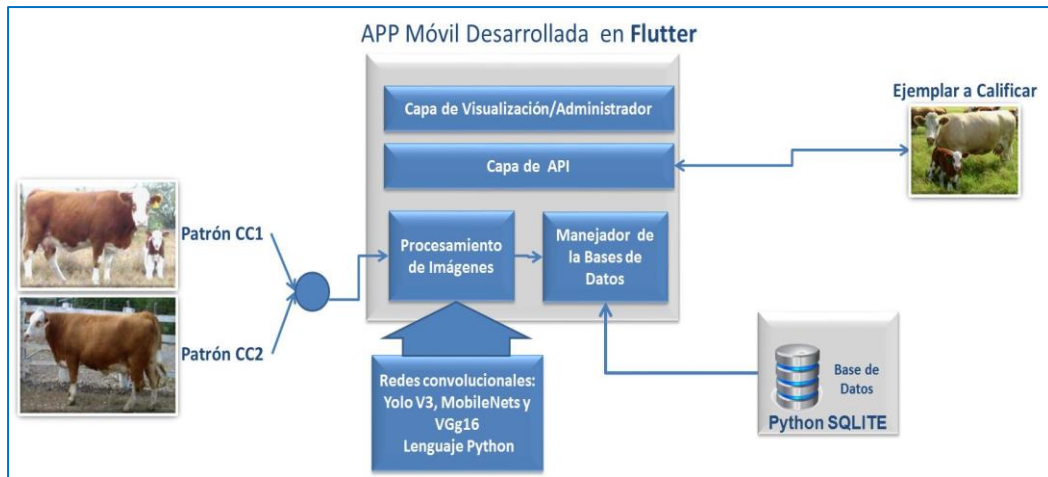


Fig. 10. Diagrama de la solución propuesta  
 Nota: CC siglas de condición corporal del ganado.

En el sub-módulo de procesamiento de imágenes, se establece una combinación de tres neurales: YOLO V3, MobileNet y Red VGG16, cuyo esquema de relación se presenta la Fig. 11.

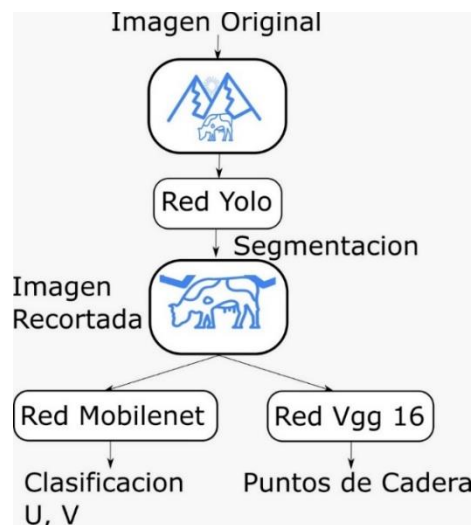


Fig. 11. Módulo del sistema en Python

El análisis de regresión consiste en un conjunto de métodos de aprendizaje automático que nos permiten predecir una variable de resultado continua (y) en función del valor de una o varias variables predictoras (x).

Brevemente, el objetivo del modelo de regresión es construir una ecuación matemática que defina y como una función de las variables x. Luego, esta ecuación se puede usar para predecir el resultado (y) sobre la base de nuevos valores de las variables predictoras (x). en otras palabras, un problema de regresión es cuando la variable de salida es un valor real o continuo, como “salario” o “peso”.

Por otra parte, la clasificación es el proceso de predecir la clase de puntos de datos dados. Las clases se denominan objetivos/etiquetas o categorías. El modelado predictivo de clasificación es la tarea de aproximar una función de mapeo (f) de variables de entrada (X) a variables de salida discretas (y). En otras palabras, un problema de clasificación es cuando la variable de salida es una categoría, como "rojo" o "azul" o "enfermedad" y "sin enfermedad". Un modelo de clasificación intenta sacar alguna conclusión de los valores observados. Dadas una o más entradas, un modelo de clasificación intentará predecir el valor de uno o más resultados.

## 2.4 Set de datos empleados en el entrenamiento

Para el entrenamiento de las redes se obtuvo y etiqueto imágenes correspondientes a 380 bovinos, 182 con clasificación corporal de U y 198 con clasificación corporal de V. Las imágenes se etiquetaron con el programa labelme obteniendo archivos en formato JSON como se muestra en la Fig. 12, el set de datos empleados en el entrenamiento puede ser consultado en el siguiente enlace: link: [https://n9.cl/imagenes\\_propias](https://n9.cl/imagenes_propias).

Nombre	Modificado	Modificado por	Tamaño de archivo	Compartir
dato-bovino2020-11-24X-X14-37-49-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	3,32 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-37-49-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	1,65 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-38-50-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	2,91 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-38-50-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	1,41 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-40-44-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	3,28 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-40-44-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	1,56 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-41-22-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	3,80 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-41-22-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	1,92 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-43-25-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	3,25 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-43-25-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	1,61 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-48-55-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	3,75 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-48-55-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	1,91 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-49-59-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	3,99 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X14-49-59-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	2,04 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X15-10-27-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	3,20 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X15-10-27-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	1,57 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X15-20-52-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	4,31 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X15-20-52-image1.json	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	2,25 MB	Compartido
dato-bovino2020-11-24X-X15-21-34-image1.jpg	Hace 3 días	DANNY SEBASTIAN MON	4,02 MB	Compartido

FIG. 12. Set de datos

En la Fig. 13, se presenta algunas de las imágenes tal como se encuentran etiquetadas por el software, en cada imagen se presenta la identificación de un ejemplar bovino con la ubicación de los puntos de caderas.



Fig. 13. Ejemplos del Set de Datos

Con la finalidad de obtener mejores resultados en el entrenamiento de las redes se ha etiquetado a varias imágenes de algunos bovinos, con lo que se obtiene algunas variaciones en la imagen, consiguiendo así aumentar el set de datos. Por lo que se tiene más de 1000 imágenes que corresponden a solamente 380 animales.

En Python para cargar las imágenes con el fin de proceder al entrenamiento se hace uso de la librería estándar que permite leer archivos JSON, se construyó un arreglo de datosCargados, donde cada elemento es un diccionario que contiene el id del bovino al que corresponde la imagen, la clasificación, las coordenadas de la segmentación del bovino dentro de la imagen y las coordenadas de los puntos de cadera dentro de la imagen.

Para la división del set de datos en entrenamiento y validación se consideró una partición no por imágenes, sino que por bovinos. Se construyó un arreglo de Python que contiene solamente los ids de los bovinos, y se hizo la división con el siguiente fragmento de código.

```

random.shuffle(cowIds)
trainIds = cowIds[:int(0.8*len(cowIds))]
testIds = cowIds[int(0.8*len(cowIds)):]

```

COD.- 1 División en Ids de Validación y Entrenamiento

El fragmento de código permite ordenar el arreglo de ids de forma aleatoria y obtener un 80% de ids para entrenamiento y un 20% de ids para validación. Se obtiene 304 animales de entrenamiento y 76 de validación.

## 2.5 MobileNet (red neuronal para clasificación).

Esta red se empleó para realizar la tarea de clasificación corporal en U y en V, en la Fig. 14 se presenta la arquitectura de la red mobilenet

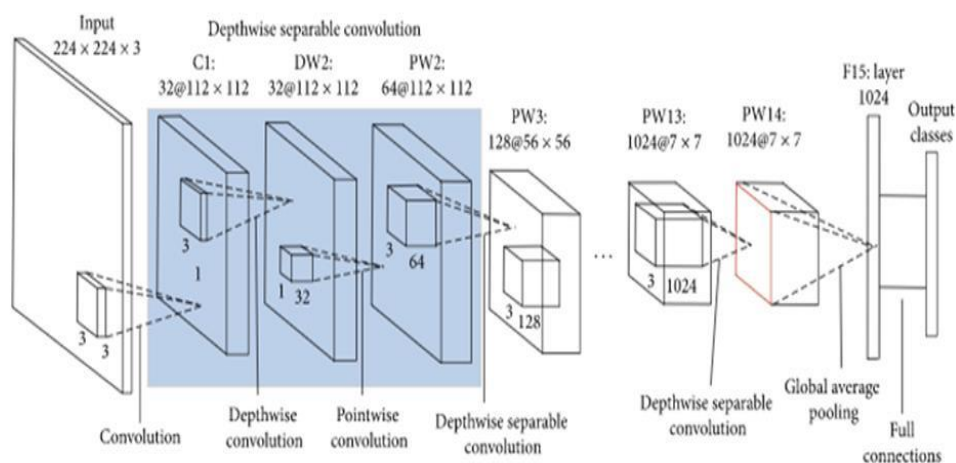


Fig. 14. Arquitectura de red neuronal MobileNet V2

Para construir la red se utilizó el api Secuencial de Keras, el siguiente fragmento de código es el que se utiliza para este propósito.

```

from tensorflow.keras.applications import MobileNetV2
conv_base = MobileNetV2(
include_top=False, weights=None,
input_shape=(448, 448, 3))
conv_base.trainable = True

model = keras.models.Sequential()
model.add(conv_base)
model.add(keras.layers.Flatten())
model.add(Dense(256, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Dense(2, activation='softmax'))

```

COD.- 2 Sentencias para construcción de red de clasificación

Se utiliza como base la red mobileNetV2, no se incluye las capas finales de la librería porque se necesita una clasificación customizada de 2 clases, diferente a la por defecto de la librería que clasifica en las 1000 clases de Imagenet, tampoco se incluyen los pesos de Imagenet, el tamaño de imagen de entrada se incrementó a 448x448 con el objetivo de tener una red más grande, porque el problema presente es más complejo que el de imagenet que tiene por clases por ejemplo tarántula y pavo real, a diferencia del problema actual donde se clasifica entre bovinos de distintas características.

En la Fig. 15 se presenta el resultado de la red al ejecutar el comando `model.summary()`, donde se evidencia que obtenemos una red con un poco más de 66 millones de parámetros.

Layer (type)	Output Shape	Param #
mobilenetv2_1.00_448 (Func...	(None, 14, 14, 1280)	2257984
flatten_1 (Flatten)	(None, 250880)	0
dense_4 (Dense)	(None, 256)	64225536
dropout_3 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_5 (Dense)	(None, 2)	514
=====		
Total params: 66,484,034		
Trainable params: 66,449,922		
Non-trainable params: 34,112		

Fig. 15. Resumen de la red de clasificación

El entrenamiento de la red se realizó utilizando un generador de datos con el objetivo de emplear la técnica de Data augmentation, que es útil cuando se tiene un set de datos limitado, de esta forma se realiza un doble aumento de datos, primero al tener varias imágenes del mismo bovino y luego utilizando la función de `imageDataGenerator` de Keras. En la siguiente figura se presenta la configuración utilizada en el aumento de datos.

```

datagen = keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator(
    brightness_range=[0.75,1.25],
    channel_shift_range = 5,
    rotation_range=15,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)

```

*COD.- 3 Parámetros del generador de imágenes de la red de clasificación*

Para hacer data augmentation en Keras se debe crear un generador de imágenes, de donde se va obteniendo lotes de datos con los que se va entrenando, para generar estos lotes de datos se utilizó una función que obtiene 20 ids del set de entrenamiento de forma aleatoria para obtener imágenes de 20 bovinos diferentes en cada iteración, después se aplica la función de Keras para obtener las distorsiones a la imagen de forma aleatoria. De esta nunca se presenta a la red imágenes repetidas.

En el siguiente fragmento de código se presenta los hiperparámetros de la red y las sentencias empleadas para el entrenamiento de esta.

```

model.compile(loss=keras.losses.categorical_crossentropy,
optimizer=keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=1e-3),
metrics=['acc'])

training_generator=generadorAumentadas(datosTraining)
# Instancia del generador

steps=len(trainIds)/20

# build the path to the training plot and training history
plotPath = os.path.sep.join(["outputRedClasif", "redClasif1.png"])
jsonPath = os.path.sep.join(["outputRedClasif", "redClasif1.json"])

callbacks = [
    EpochCheckpoint("outputRedClasif/checkpoints", every=20,
        startAt=0),
    TrainingMonitor(plotPath,
        jsonPath=jsonPath,
        startAt=0)]

history = model.fit(training_generator,
    validation_data=(arrayImagenesPrueba,salidasPruebaClases),
    epochs=100,
    callbacks=callbacks,
    steps_per_epoch=steps)

```

*COD.- 4 Sentencias de entrenamiento de la red de clasificación*



Al tratarse de un problema de clasificación se emplea como función de pérdida 'categorical\_crossentropy'. La función de pérdida es utilizada por la función de optimización, en este caso Rmsprop para actualizar la red en cada iteración.

Keras permite utilizar un callback para ejecutar código al final de cada época, en este caso se utilizó para graficar la métrica de acuracy y la función de pérdida y para respaldar la red cada 20 épocas.

La red se entrenó por 500 épocas, 200 con el learning rate que se indica en el fragmento previo, después 300 con uno de 1e-6 estos resultados se presentan en el siguiente capítulo.

## 2.5 VGG16 (red neuronal de regresión).

Esta red se utiliza para estimar la posición de los puntos de cadera, esta es una red cuya arquitectura es de fácil comprensión y, en su caso, también de implementar. Contienen relativamente pocas capas, de manera específica 13 capas convolucionales y 3 densas, de ahí que, en sus nombres incluya el 16. En la Fig. 16, se muestra gráficamente la conformación de dicha red (Pérez, Risco, & Casaverde, 2021).

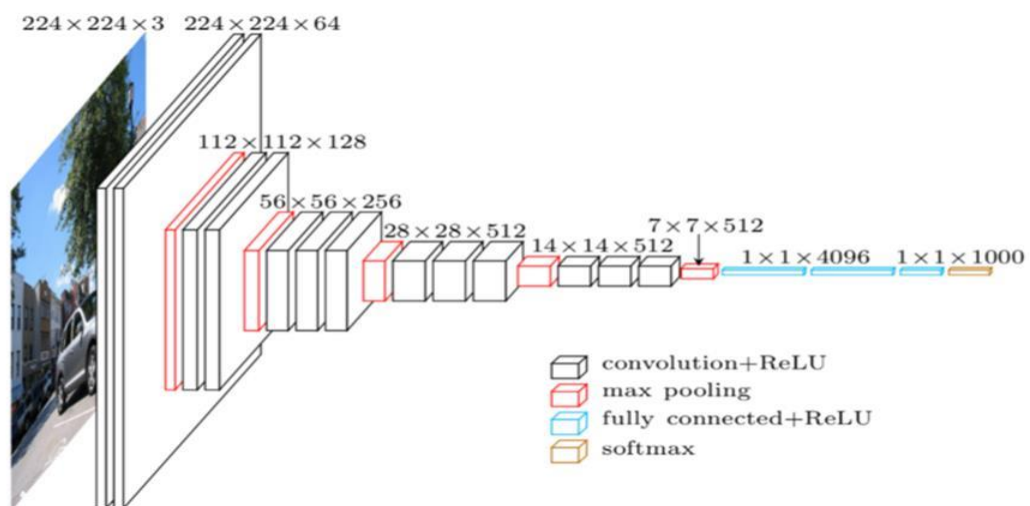


Fig. 16. Arquitectura de red neuronal VGG16

Fuente: (Pérez, Risco, & Casaverde, 2021)

En la siguiente figura, se presenta las sentencias utilizadas para la construcción de la red, se utilizó el api secuencial de Keras, la capa de salida tiene dimensión de 1x6 para representar los 3 puntos de cadera en sus ejes X e Y.

```

from tensorflow.keras.applications import VGG16

conv_base2 = VGG16(weights=None,
include_top=False,
input_shape=(448, 448, 3))

model2 = keras.models.Sequential()
model2.add(conv_base2)
model2.add(keras.layers.Flatten())
model2.add(Dense(256, activation='relu'))
model2.add(Dense(128, activation='relu'))
model2.add(Dense(64, activation='relu'))
model2.add(Dense(6,activation="sigmoid"))

```

COD.- 5 Sentencias de construcción de la red de Identificación de puntos de cadera.

En la Fig.17, se presenta el resultado de ejecutar la sentencia model2.summary, donde se evidencia que se tiene una red con más de 40 millones de parámetros, al igual que en la red MobileNet se incrementa el tamaño de la imagen de entrada a 448x448.

Layer (type)	Output Shape	Param #
vgg16 (Functional)	(None, 14, 14, 512)	14714688
flatten (Flatten)	(None, 100352)	0
dense (Dense)	(None, 256)	25690368
dense_1 (Dense)	(None, 128)	32896
dense_2 (Dense)	(None, 64)	8256
dense_3 (Dense)	(None, 6)	390
Total params: 40,446,598		
Trainable params: 40,446,598		
Non-trainable params: 0		

Fig. 17. Resumen de la red de Identificación de puntos de cadera

Al igual que en la red de clasificación, en este caso se utiliza el generador de imágenes para aplicar data augmentation, pero en este caso solamente es posible realizar funciones que no distorsionen a la imagen esto es porque las coordenadas de los puntos de cadera

deben mantener su posición. En la siguiente imagen se presenta los modificadores de imagen aplicados.

```
datagen = keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator(  
    brightness_range=[0.5,1.5],  
    channel_shift_range = 10)
```

COD.- 6 Parámetros del generador de imágenes de la red de Identificación de puntos de cadera

En el siguiente fragmento de código se presenta los hiperparámetros de la red y las sentencias empleadas para el entrenamiento de la red VGG16.

```
model2.compile(keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=1e-6), loss='mse', metrics=['mae'])  
  
training_generator=generadorAumentadas(datosTraining)  
steps=len(trainIds)/20  
  
# build the path to the training plot and training history  
plotPath = os.path.sep.join(["outputRedPuntos", "redPuntos.png"])  
jsonPath = os.path.sep.join(["outputRedPuntos", "redPuntos.json"])  
  
callbacks = [  
    EpochCheckpoint("outputRedPuntos/checkpoints", every=10,  
        startAt=0),  
    TrainingMonitor(plotPath,  
        jsonPath=jsonPath,  
        startAt=0)]  
  
history2 = model2.fit(training_generator,  
    validation_data=(arrayImagenesPrueba, salidasPruebaPuntos),  
    steps_per_epoch=steps, callbacks=callbacks,  
    epochs=100, batch_size=20)
```

COD.- 7 Sentencias para entrenamiento de la red de Identificación de puntos de cadera

Como se tiene un problema de regresión, se utiliza la función de pérdida de mse, que es el error cuadrático medio y se monitorea la métrica de mae que es el error absoluto medio.

## 2.6 YOU ONLY LOOK ONCE (YOLO V3 / red de segmentación).

Para obtener un mejor resultado en el entrenamiento se aplicó una segmentación de forma manual al dataset de imágenes que se utilizó para el entrenamiento, por lo que surge la necesidad de segmentar las imágenes en el aplicativo, con este fin se emplea una red YOLO V3, misma que consiste en un total de 24 capas convolucionales y seguidas, para identificar el bounding box del ganado.

Este algoritmo aplica una única red neuronal a toda la imagen completa. Luego, esta red divide esa imagen en regiones, lo que proporciona los cuadros delimitadores y también predice las probabilidades para cada región. Estos cuadros delimitadores generados son

ponderados por las probabilidades predichas. En la Fig. 18, se muestra la arquitectura (Redmon & Farhadi, 2018).

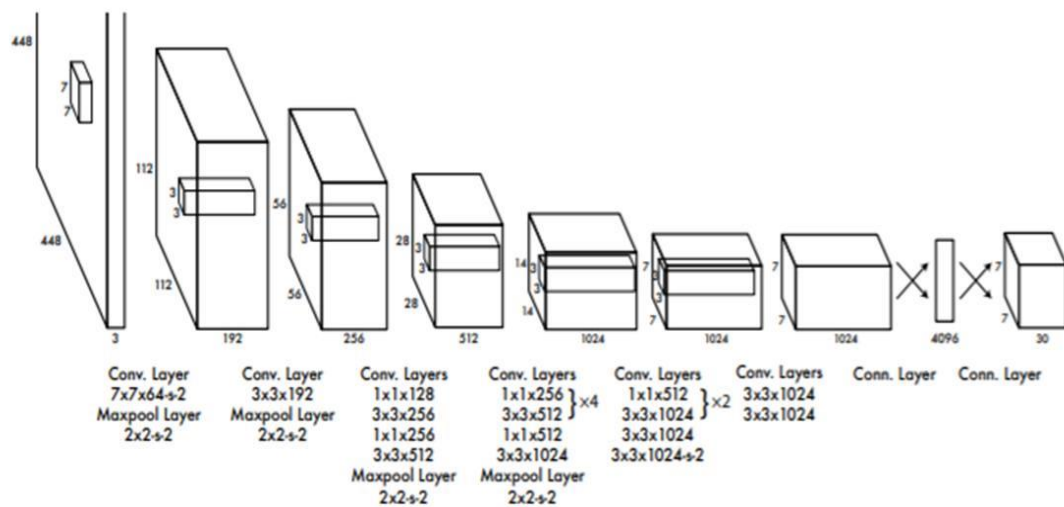


Fig. 18. Arquitectura de red neuronal YOLOV3  
Fuente: (Redmon & Farhadi, 2018)

En esta red no se aplicó entrenamiento porque se utilizó una red previamente entrenada sobre un set de datos existente que contiene la clasificación de Cow entre sus clases.

Para evaluar a esta red se utilizó la métrica Intersección sobre unión es una métrica de evaluación utilizada para medir la precisión de un detector de objetos en un conjunto de datos en particular, esta métrica de evaluación se usa en desarrollos de detección de objetos, generalmente la Intersection over Unión se utiliza para evaluar el rendimiento de los detectores de objetos HOG + Linear SVM y los detectores de redes neuronales convolucionales R-CNN, Faster R-CNN, YOLO, entre otros. Por otra parte, la intersección sobre la unión es una métrica de evaluación y cualquier algoritmo que proporcione cuadros delimitadores predichos como salida se puede evaluar mediante IoU, para aplicar Intersección sobre Unión para evaluar un detector de objetos (arbitrario) es necesario los siguientes elementos:

- Los cuadros delimitadores de verdad en el terreno. Es decir, los cuadros delimitadores etiquetados a mano del conjunto de prueba que especifican en qué parte de la imagen está el objeto.
- Los cuadros delimitadores predichos del modelo.
- Siempre que se tenga dos conjuntos de cuadros delimitadores, podemos aplicar Intersección sobre Unión.
- Los resultados se presentan en el siguiente capítulo.

## 2.7 Base de Datos

Para la base de datos se dispuso de la herramienta Python SQLITE, seleccionada por ser accesible y compatible con el resto de los lenguajes de programación disponible. Para alojar los datos que se obtendrán o se generaron en el sistema, se diseñaron cuatro tablas, una para cada una de las entidades principales, el ganado o ejemplares a los que se evaluará, las evaluaciones ejecutadas, los patrones con los cuales se puede determinar la calificación de condición, las evaluaciones ya realizadas que se resguardan para el seguimiento del ganado y los evaluadores que ejecutan la actividad que, además son los principales usuarios del desarrollo objeto de estudio. En la Fig. 19, está el detalle de los campos que almacenan los atributos más significativos de las identidades mencionadas.

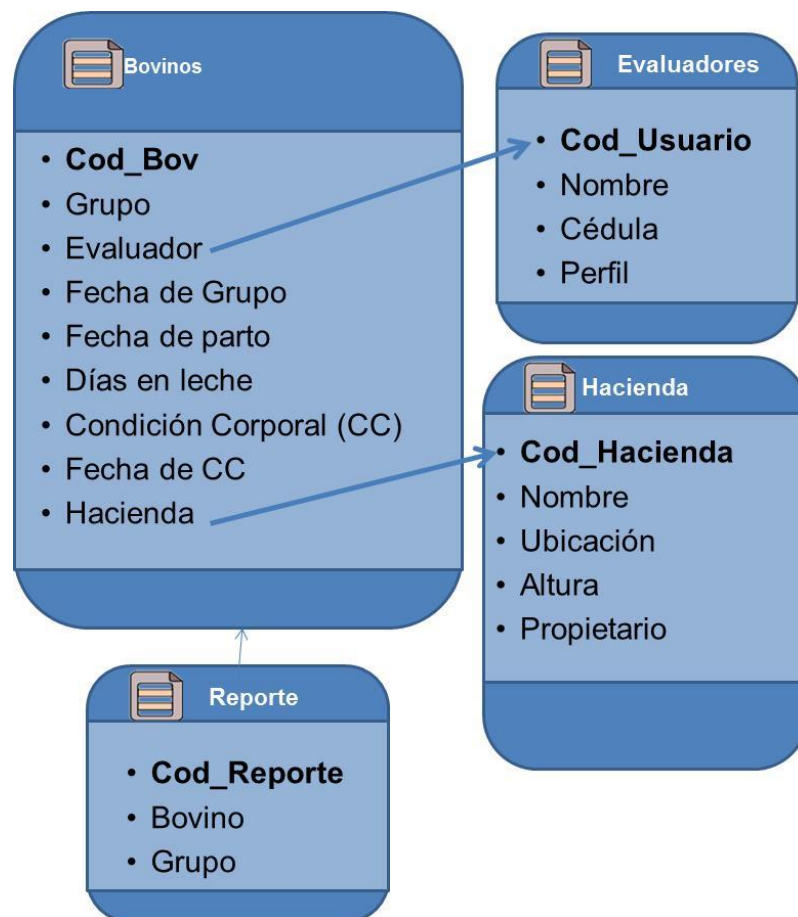


Fig. 19. Esquema con la base de datos

Notas: Se plantea cuatro tablas: 1) Bovinos, 2) Evaluadores, 3) Hacienda y 4) Reportes. Fuente: Montenegro 2021

# CAPÍTULO 3

## Resultados

### 3.1 Dataset

En este apartado, una vez que se separó el set de datos en entrenamiento y validación, después de realizar el entrenamiento de cada red se consideró el set de validación para obtener las métricas. A continuación, se presentan los resultados obtenidos.

### 3.2 Red You Only Look Once YOLO V3 (Segmentación)

La detección de objetos es una tarea que consiste en identificar la presencia, ubicación y tipo de uno o más objetos en una imagen. Yolo, que significa “solo miras una vez”, es un modelo de detector de objetos que utiliza una red neuronal convolucional profunda. Adicionalmente, la característica más destacada de v3 es que realiza detecciones en tres escalas diferentes. YOLO es una red totalmente convolucional y su resultado final se genera aplicando un kernel 1 x 1 en un mapa de características. En YOLO v3, la detección se realiza mediante la aplicación de núcleos de detección 1 x 1 en mapas de características de tres tamaños diferentes en tres lugares diferentes de la red.

Básicamente, el modelo YOLOv3 para detectar imágenes primeramente separa la imagen en un cuadrante de  $Q \times Q$ . En cada uno de los cuadrantes creados predice  $N$  número de clases potenciales etiquetas y establece la probabilidad de cada una, en concreto,  $Q \times Q \times N$  distintas cajas, en la totalidad de ellas con un nivel bajo de certidumbre. Para el presente estudio no se entrenó a YOLOv3, solamente se utilizó única y exclusivamente para hacer el Bounding Box en la detección de objetos.

Para medir el desempeño de la red de segmentación se utilizó la métrica de Intersection Over Union (IOU), para obtener el área segmentada por la red se utilizó las funciones indicadas en (Lucian, 2020). En el proyecto indicado se implementa en Keras una red Yolo que ha sido entrenada sobre el set de datos COCO (Comon Objects in Context) que contiene 80 clases entre ellas la clase de Vaca (Cow).

Para obtener los valores de área segmentada se realizó un barrido de los pixeles de cada Imagen en el set de datos de prueba, comprobando si este se encuentra dentro del área segmentada por el etiquetado y el área segmentada por la red (intersección) o si se encuentra dentro del área de alguno de los dos(uni3n) e incrementando un contador de ser este el caso.

En la siguiente tabla 15 se presentan los valores promedio de IOU para imágenes tomadas desde el ángulo lateral y posterior.

Tabla 15 MÉTRICA INTERSECTION OVER UNION (IOU).

Angulo	IOU
Lateral	0.718
Posterior	0

Como se observa de la Tabla 15, la red falla en identificar la categoría de Cow en imágenes tomadas desde la parte trasera de la vaca. Esto ocurre porque el set de datos COCO, contiene más imágenes de esta categoría desde el lado frontal y lateral y pocas desde el lado posterior, en la siguiente imagen se puede ver algunas de las 2055 imágenes de esta categoría en COCO tomada de (COCO, 2017), en esta página se puede explorar este set de datos. A continuación, en la Fig. 20 se puede observar un ejemplo del set de datos Coco.



Fig. 20. Ejemplo Del Set De Datos Coco [2]

**NOTA:** Para consultar las imágenes propias del proyecto, estas fueron subidas en un repositorio donde pueden ser consultadas a través del siguiente link: [https://n9.cl/imagenes\\_propias](https://n9.cl/imagenes_propias).

Un puntaje de Intersección Sobre Unión mayor que 0.5 es normalmente considerado una “Buena Predicción” (Rosebrok, 2016), por ejemplo, en el PASCAL Visual Object Classes Challenge una predicción con un IOU de 50% se consideraba como una predicción correcta (Everingham, Van Gool, & Williams, 2021). Por lo que el puntaje de IOU promedio que se obtiene en las imágenes desde el lateral se puede considerar aceptable.

### 3.3 Red MobileNet V2 (clasificación)

En esta subsección se presenta el resultado obtenido luego de entrenar a la red de clasificación en U y V, el entrenamiento se realizó con una computadora de escritorio equipada con un procesador AMD 5600g, con 16 gb de memoria ram, cuyas características se presentan en la Fig. 21. En este ordenador se tiene un tiempo de entrenamiento de 120 segundos por época por lo que el entrenamiento en total duro alrededor de 17 horas.

Nombre del dispositivo	DESKTOP-KBE6BMJ
Procesador	AMD Ryzen 5 5600G with Radeon Graphics 3.90 GHz
RAM instalada	16.0 GB (15.4 GB usable)

Fig. 21. Características del computador empleado en el entrenamiento.

MobileNetV2 es una arquitectura de red neuronal convolucional que busca funcionar bien en dispositivos móviles. Se basa en una estructura residual invertida donde las conexiones residuales se encuentran entre las capas de cuello de botella. La capa de expansión intermedia utiliza circunvoluciones ligeras en profundidad para filtrar entidades como fuente de no linealidad. En conjunto, la arquitectura de MobileNetV2 contiene la capa inicial de convolución completa con 32 filtros, seguida de 19 capas de cuello de botella residuales.

A continuación, en las Fig. 22 y 23, se presentan los resultados del entrenamiento para la red de clasificación. En donde, se pueden observar las variables de entrenamiento y validación que intervienen durante el entrenamiento del modelo, de lo cual, se aprecia la representación de la Mobile Net v2: clasificación U, V (condición corporal) necesaria para llevar a cabo la clasificación.

#### **Precisión:**

La precisión es un método para medir el rendimiento de un modelo de clasificación. Puede expresarse en forma de porcentaje. La exactitud es el número de predicciones en las que el valor predicho es igual al valor verdadero. En binario (verdadero/falso) para una muestra concreta. La precisión se suele graficar y controlar durante la fase de entrenamiento, aunque el valor se asocia a la exactitud global o final del modelo. La precisión es más fácil de interpretar que la pérdida.

#### **Pérdida:**



Una función de pérdida, también conocida como función de loss, tiene en cuenta las probabilidades o la incertidumbre de una predicción en función de cuánto varía la predicción con respecto al valor real. Esto da una visión más matizada sobre el rendimiento del modelo.

A diferencia de la precisión, la pérdida no es un porcentaje, sino una suma de los errores cometidos para cada muestra en los conjuntos de entrenamiento o validación. La pérdida suele utilizarse en el proceso de entrenamiento para encontrar los "mejores" valores de los parámetros del modelo (por ejemplo, los pesos en una red neuronal). Durante el proceso de entrenamiento, el objetivo es minimizar este valor.

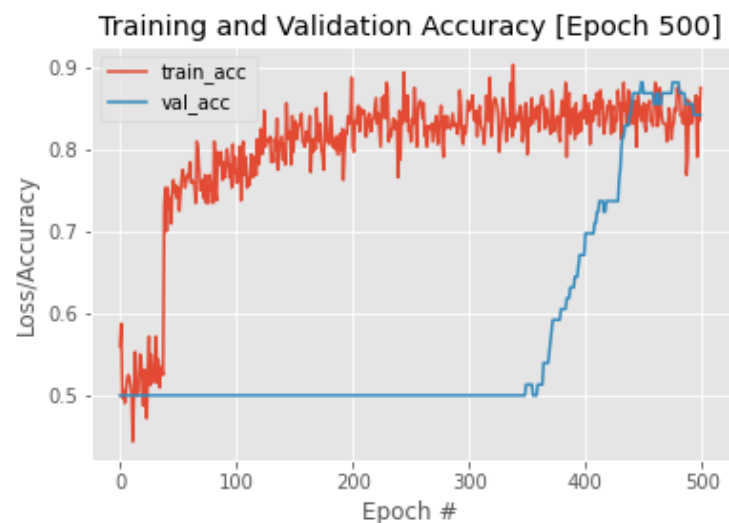


Fig. 22. Curva de perdida

### Curva de entrenamiento:

Una curva de entrenamiento describe el grado de éxito alcanzado durante el entrenamiento en el transcurso del tiempo. Es un diagrama en que el eje horizontal representa el tiempo transcurrido y el eje vertical el número de éxitos alcanzados en ese tiempo.

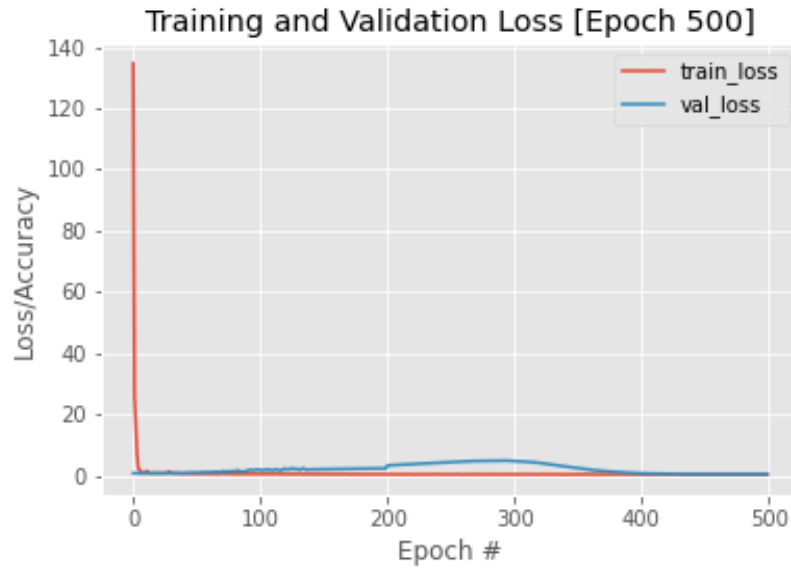


Fig. 23. Curva de Entrenamiento

### 3.3.1 Matriz de confusión

Una matriz de confusión es una matriz  $N \times N$  utilizada para evaluar el rendimiento de un modelo de clasificación, donde  $N$  es el número de clases objetivo. La matriz compara los valores objetivo-reales con los predichos por el modelo de aprendizaje automático. Esto proporciona una visión holística de qué tan bien está funcionando el modelo de clasificación y qué tipo de errores está cometiendo

A continuación, se presenta en la Fig. 24. la matriz de confusión o matriz de error. La misma, fue empleada para evaluar el rendimiento de la Red Movilnet (red de clasificación):

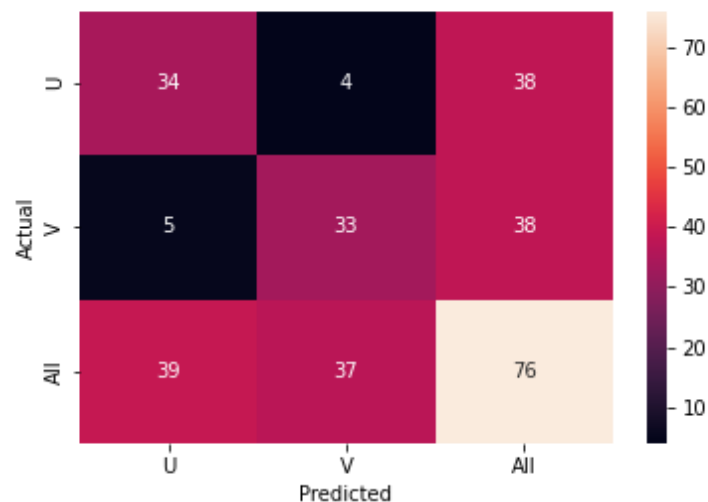


FIG. 24. Matriz de confusión

Se tiene las siguientes métricas:

- **Exactitud:** Esta es igual a la proporción de predicciones que el modelo clasificó correctamente, como se ve en la ecuación 1.

$$\text{Exactitud} = \frac{\text{Valores Verdaderos}}{\text{Valores Totales}} = \frac{34 + 33}{76} = 0.88$$

Ecuación 1.- Exactitud

- **Precisión:** La precisión o valor predictivo positivo representa la proporción de identificaciones positivas que fueron realmente correctas, como se ve en las ecuaciones 2 y 3:

$$\text{Presicion } U = \frac{U \text{ verdaderos}}{U \text{ verdaderos} + U \text{ falsos}} = 0.87$$

Ecuación 2.- Precisión U

$$\text{Presicion } V = \frac{V \text{ verdaderos}}{V \text{ verdaderos} + V \text{ falsos}} = 0.89$$

Ecuación 3.- Precisión V

- **Sensibilidad:** Esta es la tasa de aciertos o tasa positiva real (TPR) y representa la proporción de la cantidad total de instancias pertinentes que se recuperaron realmente, como se ve en las ecuaciones 4 y 5.

$$\text{Sensibilidad } U = \frac{U \text{ verdaderos}}{U \text{ verdaderos} + V \text{ falsos}} = 0.89$$

Ecuación 4.- Sensibilidad U

$$\text{Sensibilidad } V = \frac{V \text{ verdaderos}}{V \text{ verdaderos} + U \text{ falsos}} = 0.87$$

Ecuación 5.- Sensibilidad V

- **F1 Score:** Esta es una medida de la precisión de la prueba, es la media armónica de precisión y recuperación. Puede tener una puntuación máxima de 1 (precisión y recuerdo perfectos) y una mínima de 0. En general, representa una medida de la precisión y robustez del modelo, como se ve en las ecuaciones 6 y 7.

$$F1_U = 2 * \frac{(\text{Sensibilidad } U * \text{Precision } U)}{(\text{Sensibilidad } U + \text{Precision } U)} = 0.88$$

Ecuación 6.- F1 U

$$F1_V = 2 * \frac{(\text{Sensibilidad } V * \text{Precision } V)}{(\text{Sensibilidad } V + \text{Precision } V)} = 0.88$$

Ecuación 7.- F1 V

### 3.3.2 Curva ROC

La curva ROC es una medida de rendimiento para los problemas de clasificación en varias configuraciones de umbral. ROC, es una curva de probabilidad y AUC representa el grado o medida de separabilidad. Indica cuánto es capaz el modelo de distinguir entre clases. Cuanto mayor sea el AUC, mejor será el modelo para predecir 0 clases como 0 y 1 clases como 1. Por analogía, cuanto mayor sea el AUC, mejor será el modelo para distinguir entre parámetros.

A continuación, en la Fig. 25 se presenta la curva ROC. Esta curva es una representación gráfica del desempeño del modelo de clasificación en todos los umbrales de clasificación.

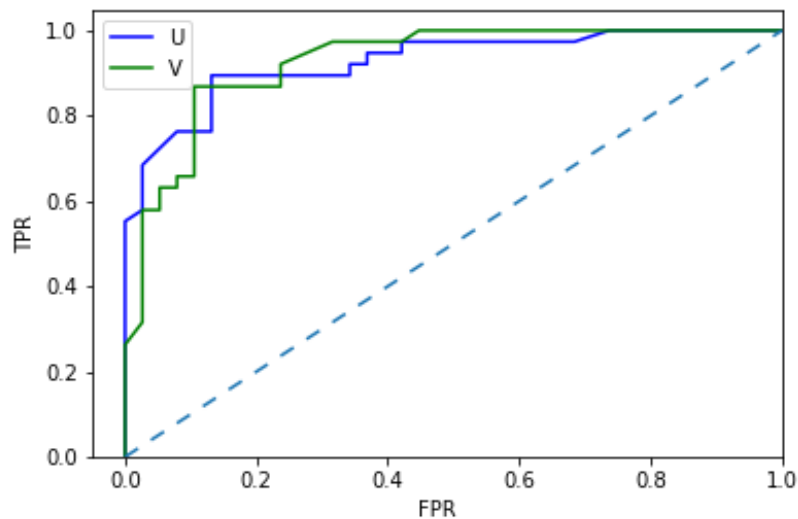


Fig. 25. Curva ROC

Seguidamente, se presentan los valores resultantes:

- **Tasa Reales** U=0.75
- **Tasa Falsos** U=0.25
- **Tasa Reales** V=0.62
- **Tasa Falsos** V=0.38

El área debajo de la curva en U es de 0.92, igualmente el área bajo la curva en V es de 0.92.

### 3.4 Red VGG16 (Puntos de cadera)

Esta sección presenta los resultados del entrenamiento de la red de detección de puntos de cadera, las características del ordenador utilizado se presentan en la figura 28 de la sección anterior, y se tiene un tiempo por época de 278 segundos por lo que se tiene un tiempo de entrenamiento total de alrededor de 8 horas.

VGG16 es una arquitectura de red neuronal de convolución (CNN) y se considera una de las arquitecturas de modelo de visión excelentes hasta la fecha. La característica más resaltante de dicha red es que, en lugar de tener una gran cantidad de hiperparámetros, se enfoca en tener capas de convolución de filtro 3x3 con un paso 1 y siempre emplea el mismo relleno y la capa maxpool del filtro 2x2 de paso 2. Sigue esta disposición de convolución y capas máximas de agrupación de manera uniforme en toda la arquitectura. Al final, tiene 2 FC (capas totalmente conectadas) seguidas de un softmax para la salida. El 16 en VGG16 se refiere a que tiene 16 capas que tienen pesos. Esta red es bastante grande y tiene alrededor de 138 millones (aprox.) de parámetros.

A continuación, en la Fig. 26, se presentan los resultados del entrenamiento para la red de puntos de cadera, en la que, se observan el comportamiento del entrenamiento del modelo y la validación del mismo a través de la VGG-16: regresión de los 3 puntos a la salida, 2 categorías y es para estimar la posición de los puntos de cadera.

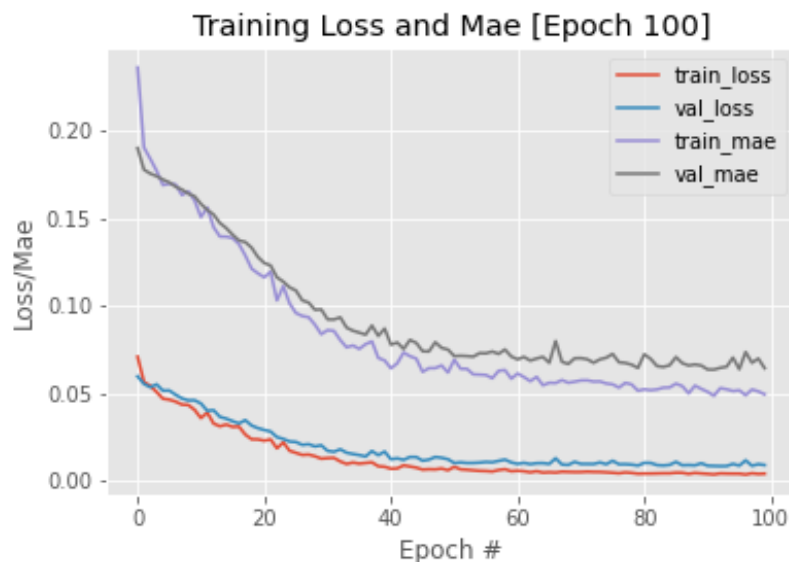


FIG. 26. Curvas de pérdida y aprendizaje MAE

### 3.4.1 Normalised Mean Error (NME)

Se define como la estimación del error medio normalizado (nme) como medida del sesgo (Schumann, 2016). Para calcular el error normalizado (es decir, NME), se emplea la siguiente fórmula:

$$NME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^p |V_{Real} - V_{Estimado}|_{Norm}$$

Ecuación 8.- NME

Donde p es el número de puntos de cada imagen y N es el número total de imágenes. Para obtener el NME, se aplica la red de puntos de cadera en el set de datos de prueba y se los compara con los datos etiquetados de forma manual, Los Valores Reales o etiquetados están representados como su coordenada en pixeles con respecto a la imagen total, para normalizar estos valores con respecto a su bounding box se resta el valor del punto de cadera en X del límite inferior del bounding box en X y se divide para el ancho del bounding box, y se hace el mismo procedimiento para el valor en Y con la altura del bounding box. La respuesta de la red se obtiene en el rango de 0 a 1 tomando la imagen ya recortada. Por lo que el error ya está normalizado con respecto al bounding box. El siguiente fragmento de código es el que se emplea para cargar los datos reales.

```
for i, eachDato in enumerate(datosValidacion):
    img = load_img(eachDato['imagen'])
    rectangulo=eachDato['rectangulo']

    if rectangulo[0][0]<rectangulo[1][0]:
        img= img.crop((int(rectangulo[0][0]) ,int(rectangulo[0][1]),int(rectangulo[1][0]),int(rectangulo[1][1])))

        puntos = [eachDato['puntos'][0]-rectangulo[0][0] , eachDato['puntos'][1]-rectangulo[0][1] ,
                  eachDato['puntos'][2]-rectangulo[0][0] , eachDato['puntos'][3]-rectangulo[0][1] ,
                  eachDato['puntos'][4]-rectangulo[0][0] , eachDato['puntos'][5]-rectangulo[0][1] ]

        puntos[0]=puntos[0]/(rectangulo[1][0]-rectangulo[0][0])
        puntos[2]=puntos[2]/(rectangulo[1][0]-rectangulo[0][0])
        puntos[4]=puntos[4]/(rectangulo[1][0]-rectangulo[0][0])

        puntos[1]=puntos[1]/(rectangulo[1][1]-rectangulo[0][1])
        puntos[3]=puntos[3]/(rectangulo[1][1]-rectangulo[0][1])
        puntos[5]=puntos[5]/(rectangulo[1][1]-rectangulo[0][1])
    else:
        img= img.crop((int(rectangulo[1][0]) ,int(rectangulo[1][1]),int(rectangulo[0][0]),int(rectangulo[0][1])))

        puntos = [eachDato['puntos'][0]-rectangulo[0][1] , eachDato['puntos'][1]-rectangulo[0][0] ,
                  eachDato['puntos'][2]-rectangulo[0][1] , eachDato['puntos'][3]-rectangulo[0][0] ,
                  eachDato['puntos'][4]-rectangulo[0][1] , eachDato['puntos'][5]-rectangulo[0][0] ]

        puntos[0]=puntos[0]/(rectangulo[0][0]-rectangulo[1][0])
        puntos[2]=puntos[2]/(rectangulo[0][0]-rectangulo[1][0])
        puntos[4]=puntos[4]/(rectangulo[0][0]-rectangulo[1][0])

        puntos[1]=puntos[1]/(rectangulo[0][1]-rectangulo[1][1])
        puntos[3]=puntos[3]/(rectangulo[0][1]-rectangulo[1][1])
        puntos[5]=puntos[5]/(rectangulo[0][1]-rectangulo[1][1])
```

COD.- 8 Fragmento empleado para obtener las coordenadas de los puntos de cadera en los datos etiquetados.

La sentencia de código que se presenta a continuación es la utilizada para obtener el nme.

```
NME = (np.abs (salidasPruebaTesting - salidasRedPuntos)). mean()
```

La variable salida PruebaTesting se construye leyendo los archivos JSON, en donde se encuentra etiquetado el valor del píxel que corresponde. La variable salida RedPuntos se obtiene aplicando la red VGG16 ya entrenada a cada imagen, Las dos variables son arreglos de numpy por lo que se puede hacer uso de la función abs para obtener el valor absoluto de la operación de sustracción de dos arreglos de similares dimensiones. Finalmente, la función mean con argumento (axis=0) nos entrega un solo valor como promedio del arreglo que resulta de la operación anterior.

NME: El error normalizado en promedio para las imágenes de prueba es: 0.064

Esto significa que el error normalizado promedio es de un 6.4% en promedio como fracción del bounding box.

### 3.4.2 Cumulative Error Distribution (CED)

A continuación, se presenta, en la Fig. 27 de la Red VGG16 (Red de Puntos de cadera). La distribución de error acumulativo, En esta imagen se tiene en el eje horizontal el error Normalizado como fracción de bounding box y en el eje vertical la fracción de imágenes, a medida que se avanza en el eje horizontal se tiene una mayor proporción de imágenes del set de datos de prueba en las que el normalizado es menor al indicado hasta llegar a 1.0 es decir todas las imágenes, esto ocurre alrededor del valor de 0.2 es decir la imagen con mayor error en este set de datos tiene un error del 20% como fracción del bounding box.

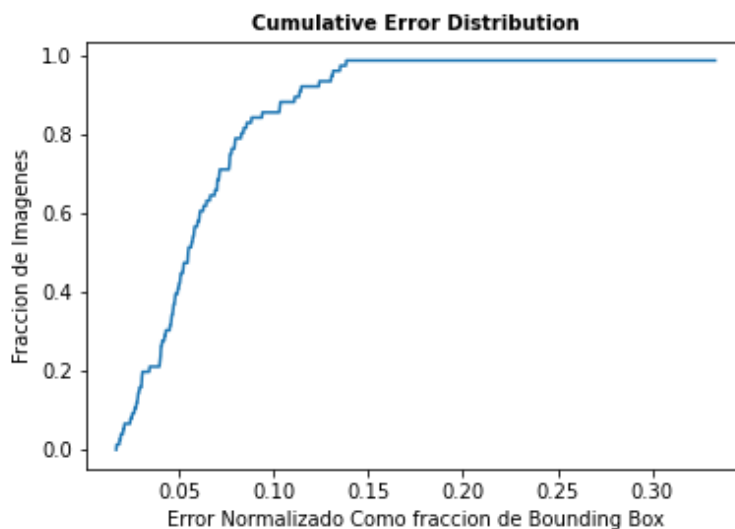


Fig. 27.Cumulative Error Distribution (CED)

Para generar esta gráfica, se obtiene un valor de error para cada imagen del set de datos de prueba, este valor de error es el promedio del error de cada punto de cadera de la imagen, con los errores se procede a avanzar entre el error menor y el error mayor con pasos discretos evaluando la proporción de imágenes que tienen un error menor en cada punto de la curva. Los pasos discretos deben ser lo suficientemente pequeños como para que se obtenga un gráfico continuo.

### 3.5 Resultados de la aplicación

En este apartado, se detallan los resultados obtenidos luego del desarrollo de la aplicación, donde se efectuaron las pruebas en el aplicativo para determinar su funcionamiento y la calidad de todos los módulos, así como, funcionalidades del mismo. A continuación, se presentan las pantallas del sistema y se describen los procesos dentro de las mismas:

#### 3.5.1 Acceso al sistema

Para ingresar al sistema, es conveniente el empleo de un usuario y una clave, al instante de ingresar al sistema, este indicará las funciones acordes con el tipo de rol que esté cargado previamente. Adicionalmente, los usuarios configurados en la aplicación están representados por el Administrador y el Evaluador. Ver Fig. 28.



Fig. 28. Acceso al sistema



**Nota:** El acceso de cada usuario está sometido a los niveles de seguridad establecidos, así como la activación de las opciones del menú.

**Resultado:** las pruebas de acceso a la aplicación fueron exitosas.

### 3.5.2 Ingreso de Nuevo Usuario

Para ingresar un nuevo usuario al sistema, se debe seleccionar la opción de Nuevo Usuario y el sistema le mostrará la pantalla para agregar los datos al sistema, este debe ingresar un nombre de usuario y colocar una contraseña compuesta de números y letras. Seguidamente, el sistema le solicitará repetir la contraseña. Ver Fig. 29.

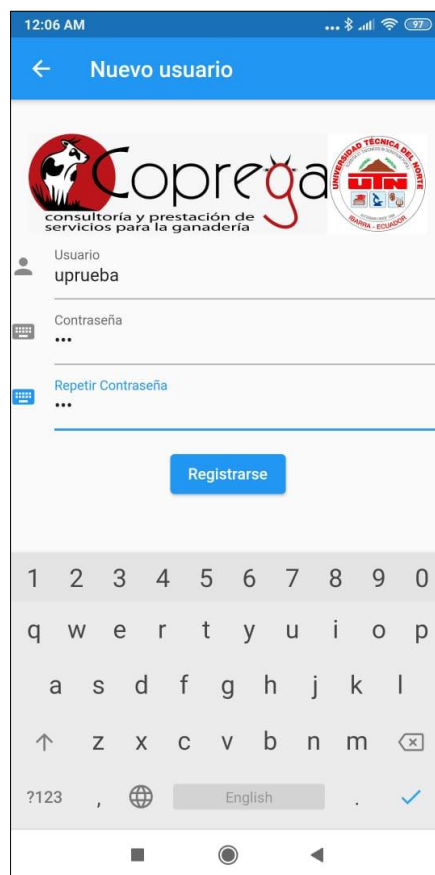
The image shows a mobile application interface for creating a new user. At the top, there is a blue header with a back arrow and the text 'Nuevo usuario'. Below the header, there are two logos: 'Coprega' (consultoría y prestación de servicios para la ganadería) and the 'UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NOROCCIDENTE' logo. The form consists of three input fields: 'Usuario' with the text 'upueba', 'Contraseña' with three dots, and 'Repetir Contraseña' with three dots. A blue button labeled 'Registrarse' is positioned below the fields. At the bottom of the screen, a standard QWERTY keyboard is visible, indicating the form is being filled out on a mobile device. The status bar at the very top shows the time as 12:06 AM and various connectivity icons.

Fig. 29. Formulario Nuevo Usuario

**Resultado:** las pruebas de ingreso de nuevo usuario fueron exitosas.

### 3.5.3 Registro de Hacienda

Una vez registrado el usuario se puede crear una o varias haciendas en el sistema, se debe seleccionar la opción de nueva hacienda y el sistema mostrará la pantalla de registro de hacienda, donde el usuario debe completar los datos del registro correspondiente para inscribir la hacienda dentro del sistema. Ver Fig. 30.

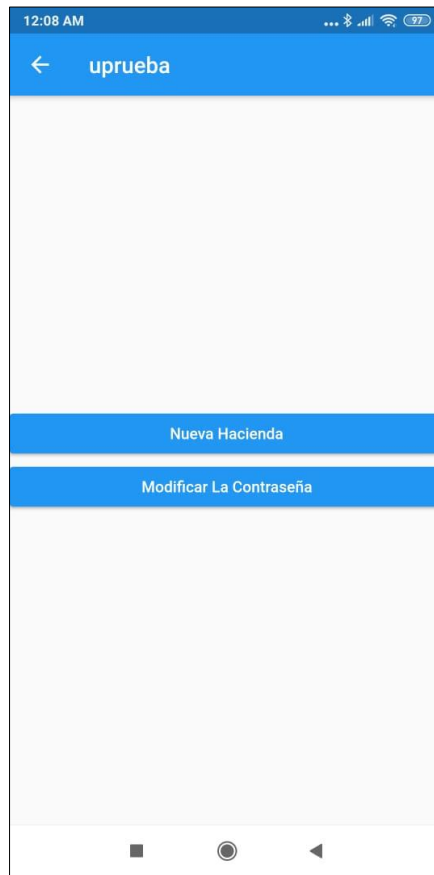


Fig. 30. Crear Hacienda

**Resultado:** las pruebas realizadas en la aplicación para los nuevos registros de hacienda fueron exitosas.

### 3.5.4 Registro de Hacienda

Una vez seleccionada la opción de registro de hacienda el usuario debe proporcionar los siguientes datos:

- Nombre.
- ubicación.
- Altura.
- propietario.

Luego de haber ingresado la información debe presionar en el botón registrar y el sistema creará la hacienda y la vinculará con los datos del usuario que se registró previamente dentro del sistema. Ver Fig. 31.

Fig. 31. Formulario Registro de Hacienda

**Resultado:** las pruebas realizadas en registros de hacienda y los datos suministrados se incluyeron de forma exitosa.

### 3.5.5 Listado de Hacienda

En la opción de listado de hacienda el usuario puede verificar las haciendas que previamente ha cargado dentro del sistema y así verificará los datos almacenados dentro del sistema. Adicionalmente, puede seleccionar otras opciones como:

- agregar bovino.
- agregar usuario auxiliar.
- ver auxiliares.
- modificar información.
- eliminar hacienda.

Se puede ver en la Fig. 32.



Fig. 32. Lista de Hacienda

**Resultado:** las pruebas realizadas en el listado de hacienda suministraron los datos exitosamente.

### 3.5.6 Registro de Bovino

En la Fig. 33 esta pantalla se registra la ficha del ejemplar bovino con los siguientes datos para su control:

- Código de registro.
- Propósito.
- Fecha de Nacimiento.
- Padres.
- Edad.
- Evaluaciones de Calificación Corporal
- Observaciones.



Fig. 33. Registro de Bovino

**Resultado:** las pruebas realizadas en registro de bovino comprobaron que los datos fueron almacenados de forma correcta.

### 3.5.7 Opciones Bovino Imagen Trasera y Lateral

Ver Fig. 34 Procesos del procesamiento digital de imágenes:

- Captura / Adquisición.
- Procesamiento.
- Segmentación.
- Descripción.

Cada imagen que sea patrón debe estar acreditada a una clasificación corporal:

- Sub-condicionamiento severo.
- Esqueleto severo.
- Buen balance de esqueleto y tejido superficiales.
- Esqueleto no tan obvio con tejidos superficiales.
- Sobre condicionamiento severo.

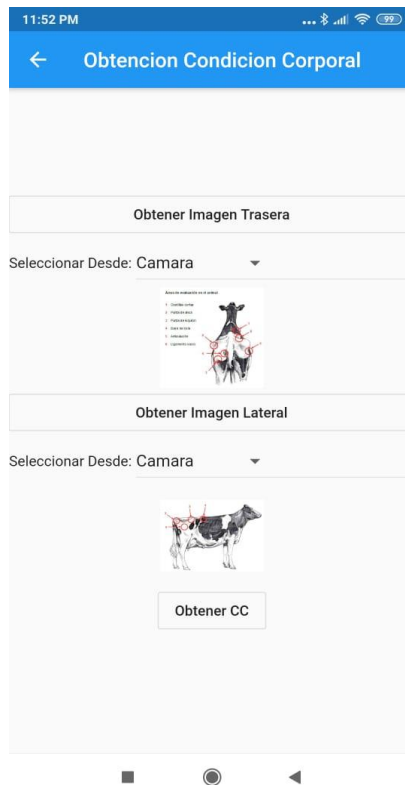


Fig. 34 Opciones Bovino Imagen Trasera y Lateral

**Nota:** Estas imágenes son las que van a servir posteriormente, como patrones de comparación para la evolución y calificación corporal de los bovinos.

**Resultado:** Las pruebas realizadas en las opciones bovino, tanto en la imagen trasera y lateral resultaron exitosas para cada una de las opciones que realizaron la evaluación de bovino condición corporal del bovino.

### 3.5.8 Opciones Bovino Condición Corporal

Ver Fig. 35 Por medio de esta opción se deben registrar los siguientes datos:

- Asignación del código de la evaluación.
- Código de registro del bovino.
- Raza.
- Código del evaluador.
- Fecha de ejecución de la evaluación.
- Apreciación de los aspectos de las costillas.
- Apreciación de los aspectos posterior del hueco pélvico.
- Apreciación de los aspectos laterales de la línea entre las caderas.
- Aspecto posterior - cavidad entre la cola y la tuberosidad isquiática.
- Aspecto lateral - cavidad entre la cola y la tuberosidad isquiática.

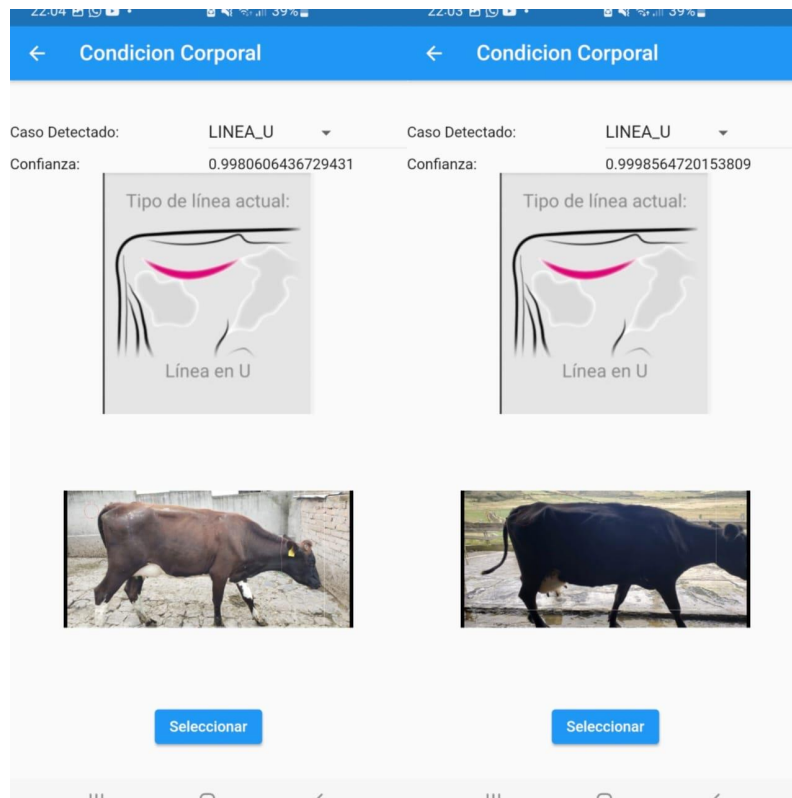


Fig. 35 Opciones Bovino Condición Corporal

**Resultado:** Las pruebas realizadas en las opciones de evaluación de bovino condición corporal resultaron de hacer la calificación de forma exitosa para cada una de las opciones seleccionadas.

### 3.5.9 Reporte

Ver Fig. 36 El reporte contiene opciones a consultar:

- Asignación del código de la evaluación.
- Código de registro del bovino.
- Raza.
- Código del evaluador.
- Fecha de ejecución de la evaluación.
- Apreciación de los aspectos de las Costillas.
- Apreciación de los aspectos posteriores del hueco pélvico.
- Apreciación de los aspectos laterales de la línea entre las caderas.
- Aspecto posterior - cavidad entre la cola y la tuberosidad isquiática.
- Aspecto lateral - cavidad entre la cola y la tuberosidad isquiática.
- Imagen 1 Apreciación de los aspectos de las Costillas.
- Imagen 2 Apreciación de los aspectos posteriores del hueco pélvico.
- Imagen 3 Apreciación de los aspectos laterales de la línea entre las caderas.
- Imagen 4 Aspecto posterior - cavidad entre la cola y la tuberosidad isquiática.

- Imagen 5 Aspecto lateral - cavidad entre la cola y la tuberosidad isquiática.
- Calificación corporal obtenida.
- Observaciones.

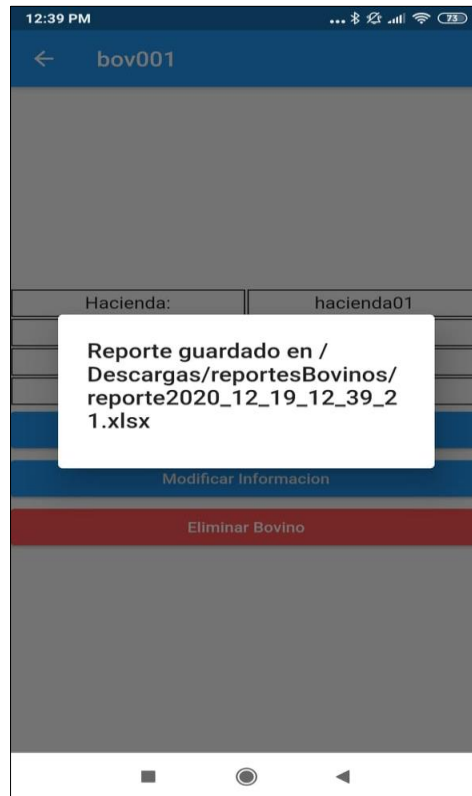


Fig. 36 Reporte

**Resultado:** Las pruebas realizadas en la opción de reporte resultaron exitosas para cada una de las opciones seleccionadas.

En la tabla 16 la presentación de las pruebas de funcionamiento:

*Tabla 16 PRESENTACIÓN DE PRUEBAS DE FUNCIONAMIENTO*

Presentación de pruebas de funcionamiento (Se evaluaron funcionalidades de la aplicación por el impacto que genera)	
PRUEBAS	RESULTADOS
Aplicación web	Excelente
Procesamiento y comparación de imágenes.	Excelente
Carga de patrones de comparación.	Excelente
Generación de reportes.	Excelente
Generación de tendencia.	Excelente
Aplicación Móvil.	Excelente



### 3.6 Verificación de Resultados

Posterior al desarrollo de la aplicación móvil, se comienza con la etapa de pruebas, para esta sección se utilizó la matriz de calidad de uso, con base en, la norma ISO 25010, por medio de la cual se mide la subcategoría del modelo de calidad. Para realizar la evaluación, se empleó la característica de satisfacción y utilidad como sub características.

En relación con la determinación de la muestra, con el propósito de realizar la medición de satisfacción, se emplea la encuesta SUS System Usability Scale o Escala de Usabilidad del Sistema. Los datos son recopilados a través de un muestreo no probabilístico, para lo cual, se seleccionó a un grupo de personas con interés en el sistema.

Con respecto a la encuesta SUS, se basa en un cuestionario de 10 preguntas las cuales tienen cinco opciones de respuesta. Adicionalmente, se emplea la escala de Likert con valores del 1 al 5. En la tabla 17. se pueden observar las opciones empleadas.

*Tabla 17 ESCALA DE LIKERT*

Opciones	Escala
Totalmente de acuerdo	1
De acuerdo	2
Ni de acuerdo, ni en desacuerdo	3
En desacuerdo	4
Totalmente en desacuerdo	5

En la tabla 18. se presentan las preguntas de la encuesta.

*Tabla 18 ENCUESTA*

Pregunta	Pregunta
A	Utilizaría esta aplicación de forma frecuente
B	Este aplicativo es complejo de utilizar
C	Este aplicativo es sencillo de utilizar
D	Es necesario la asesoría de un técnico para utilizar la aplicación
E	Las distintas opciones del aplicativo están bien interconectadas
F	El aplicativo presenta inconsistencias
G	El aplicativo es fácil de aprender a manejar
H	El aplicativo es complicado de manejar
I	Se siente seguridad al emplear el aplicativo
J	Es preciso manejar muchas variables para lograr a emplear este aplicativo

### 3.6.1 Modelo de calidad de uso

#### Métrica de satisfacción

En esta sección se detalla la correspondencia entre el número de usuarios que se emplean, el aplicativo de forma satisfecha y el total de usuarios encuestados, por lo cual se escoge las preguntas B, D, F, H, y J, conjuntamente con la escala Likert. Seguidamente, en la tabla 19 se presentan los resultados obtenidos.

La fórmula empleada se detalla a continuación:

pregunta = suma de respuestas / 5 = total de satisfactorios.

Tabla 19 ENCUESTA

Preguntas de preguntas	$\Sigma$	Máximo	Valor	Satisfacción
2	11		5	2,2
4	14		5	2,8
6	14		5	2,8
8	11		5	2,2
10	12		5	2,4
<b>Total</b>				12,4/5=2,48

Por otra parte, para conseguir el valor real de la satisfacción de los usuarios se ejecuta un promedio de todas las preguntas definidas anteriormente, por consiguiente, se emplea la siguiente fórmula:

satisfacción del usuario = Números de usuarios satisfechos / Total de usuarios

A continuación, en la tabla 20 se presentan las métricas de utilidad.

Tabla 20 MÉTRICA DE UTILIDAD

Componente	Referencia	Valor
1	Cantidad de Usuarios satisfechos	2,48
2	Total de Usuarios	14

Satisfacción del usuario = 0,17 elemento

### 3.6.2 Métrica de Confianza

Detalla el grado de confianza de los usuarios que emplearon el sistema, fundamentándose en los insatisfechos que experimentaron por una falla de la aplicación. Para esto se emplea la siguiente fórmula:  $X = A / B$  y  $C = 1 - X$ . Seguidamente, en la tabla 21 se presenta las métricas de confianza.

Tabla 21 MÉTRICA DE CONFIANZA

Componente	Referencia	Valor
1	Cantidad de Usuarios satisfechos	1
2	Total de Usuarios	14

Confianza = 0,92

### 3.6.3 Métrica de Comodidad

En esta sección se detalla el fácil empleo y el reducido esfuerzo que se ejerce para utilizar el aplicativo, dicha métrica se obtiene a través del cálculo de las ponderaciones de cada pregunta, con su respectiva escala de respuestas. Por ello, se emplea la pregunta C y E que son las relacionadas con esta métrica. Este valor se calcula del número de respuestas entre número de usuarios. A continuación, en la tabla 22 se presentan los resultados de la métrica de comodidad.

Tabla 22 MÉTRICA DE COMODIDAD

Componente	Referencia	Ponderación	Respuestas	Valor
1	Totalmente de acuerdo	1	13	0,92
2	De acuerdo	0,9	1	0,07
3	Ni de acuerdo, ni en desacuerdo	0,7	0	0
4	En desacuerdo	0,5	0	0
5	Totalmente en desacuerdo	0,3	0	0

Comodidad = 0,99

### 3.6.4 Resultados:

Luego de la evaluación de calidad del aplicativo, a continuación, en la tabla 23 se presentan los resultados de la métrica de satisfacción.

Tabla 23 MÉTRICA DE SATISFACCIÓN

Característica	Sub - característica	Métrica	Ponderación	Medición	Valor
Satisfactorio	Utilidad	Satisfacción	30	0,17	7,13
		Confianza	40	0,92	
		Comodidad	30	0,99	

### 3.7 Interpretación de resultados

Para ejecutar la interpretación de los resultados alcanzados, se empleó como base la escala descrita por la norma ISO/IEC 25040, la cual indica que gestiona y supervisa la evaluación del software a través de una perspectiva más amplia (Quijosaca, 2017). Seguidamente, en la tabla 24 se observa un rango de puntuaciones para la clasificación del aplicativo y determinar si tiene falencias o no.

Tabla 24 NIVELES DE PUNTUACIÓN

Valor de Medición	Nivel de Puntuación	Grado de Satisfacción
7,91 – 10	Cumple con los requisitos	Muy satisfactorio
4,91 – 7,9	Aceptable	Satisfactorio
1,91 – 4,9	Mínimamente Aceptable	No satisfactorio
0 – 1,9	Inaceptable	No satisfactorio

Luego de finalizar con la validación de los datos alcanzados mediante la encuesta SUS, se alcanza a observar que el aplicativo cumple con los parámetros establecidos por la norma ISO/IEC 25010. En relación con la tabla 24, se observa que la aplicación cumple con el grado de satisfacción necesaria, logrando un puntaje de 7,13%. Lo que, la ubica en el rango de aceptable con un grado de satisfactorio.

#### 3.7.1 Imágenes del resultado de la Clasificación de Condición Corporal

A continuación, en las figuras 44 y 45, se presentan los resultados de la aplicación luego de realizar el proceso de verificación, donde en este caso el sistema clasificó la vaca en un rango de V (rango que representa que la vaca se encuentra entre un estado de óptimo a mal) con su respectivo Boulding box y los tres puntos de referencia con su clasificación, presentado por medio de un valor numérico la confiabilidad.

- U (rango que representa que la vaca se encuentra entre un estado de óptimo de salud)
- V (rango que representa que la vaca se encuentra entre un estado de óptimo a mal)

- \_ (rango que representa que la vaca se encuentra entre un estado de óptimo a sobrepeso)

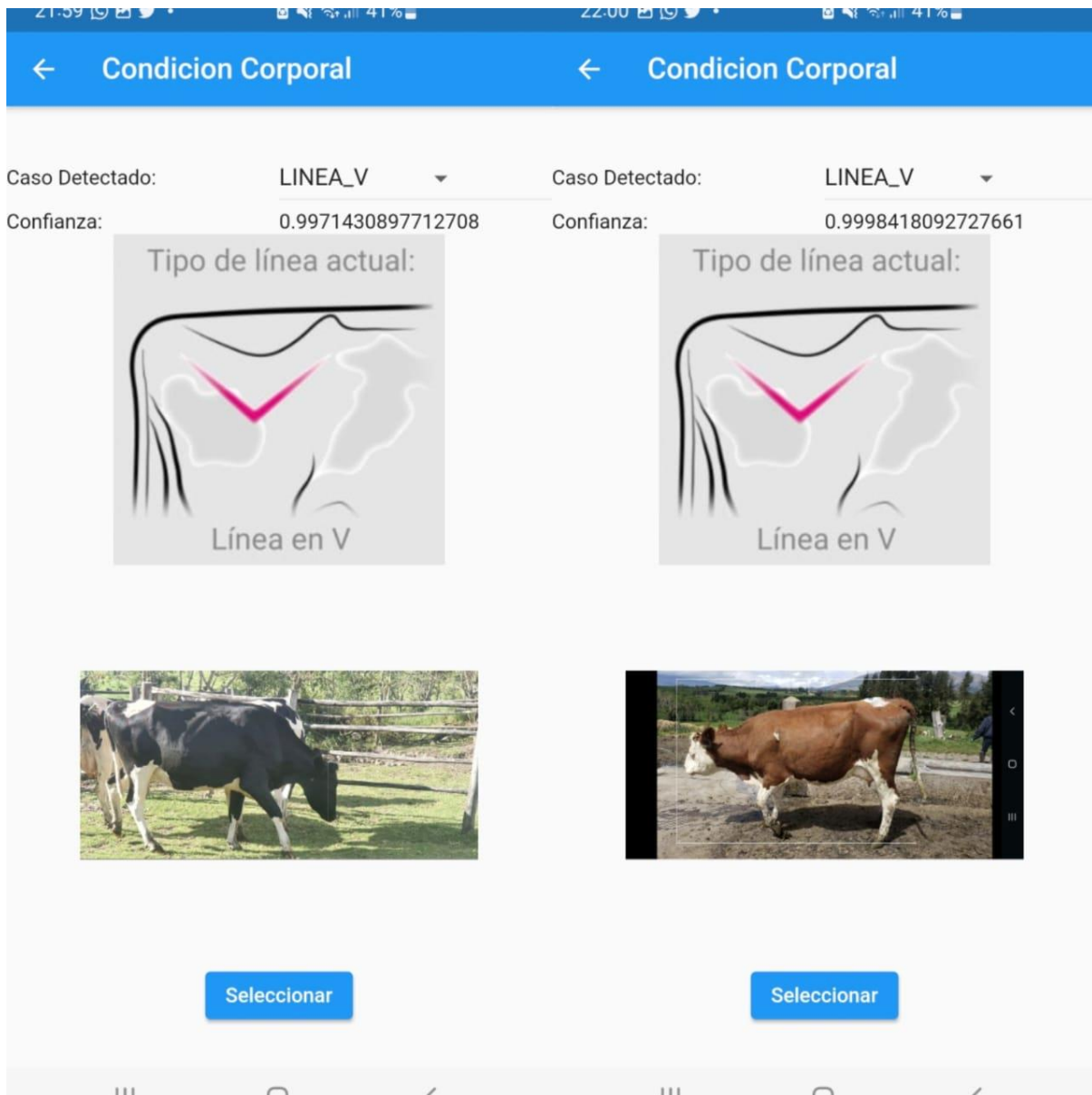


FIG. 37. Imágenes del resultado de la Clasificación de Condición Corporal

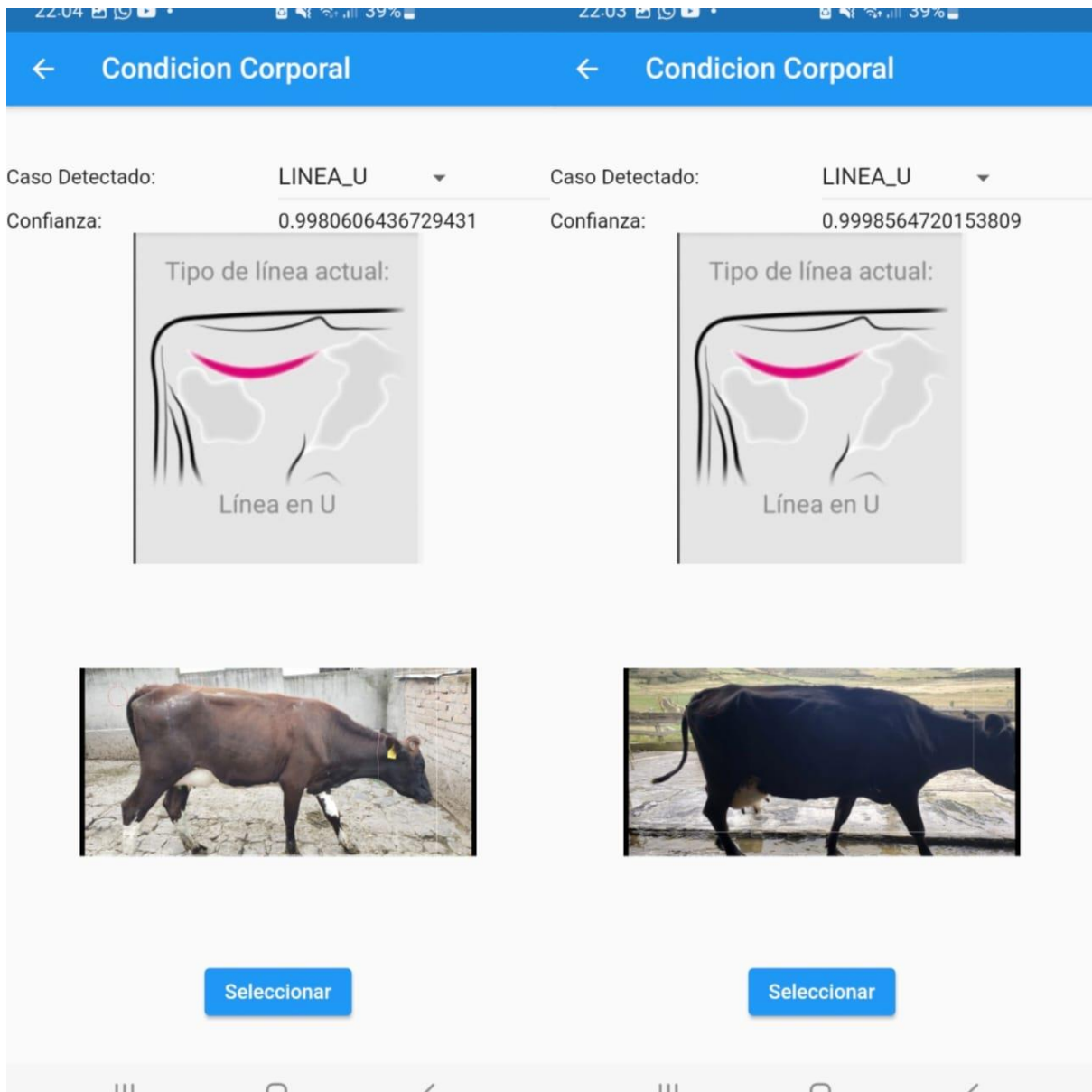


FIG. 38. Imágenes del resultado de la Clasificación de Condición Corporal

### 3.8 Discusión

En el presente trabajo se desarrolló una aplicación móvil Android, con el fin de realizar la clasificación de la condición corporal del ganado bovino tipo Bos Taurus, mediante técnicas de visión por computadora y Deep learning. Dichas técnicas garantizarán el desarrollo sostenible por medio de la innovación tecnológica, ya que, mediante la aplicación se realiza el reconocimiento de imágenes identificando la condición corporal actual que debe cumplir un Bos Taurus, representando una ventaja al poder determinar el estado de productividad, reproducción y salud; siendo estos parámetros importantes para que una vaca sea lo más rentable y eficiente posible, lo que permite, establecer una puntuación de la condición corporal

que se puede usar para solucionar problemas y mejorar la salud. Por otra parte, entre las limitantes del presente proyecto se destaca que se debió entrenar la red para que reconozca la posición posterior de la vaca.

Por el contrario, el autor (Bayer, 2018) desarrolló una aplicación similar. Sin embargo, presenta una desventaja ya que, esta aplicación no emplea el Deep learning para realizar el reconocimiento de la condición corporal del ganado lechero. Otra desventaja, la representa su alto costo del sistema al ser un software de una empresa privada.

Asimismo, los autores (Yukun et al., 2019) diseñaron un sistema de monitoreo de vacas lecheras, por medio de estimaciones de la condición corporal en el grosor de la grasa, a través de un ultrasonido, representando una desventaja por el alto costo del equipo en comparación con el presente desarrollo. Entre las limitaciones del trabajo, se encontraron gastos de transporte de los equipos, ya que, estos son sensibles a las vibraciones, así como, a los golpes que pueden dañar a los mismos. Mientras tanto, el aplicativo presentado en el presente proyecto es portable, ya que, se instala adecuadamente en un dispositivo móvil.

Al mismo tiempo, los autores Song et al (2019) diseñaron un aplicativo para el reconocimiento corporal de las vacas lecheras, a través de métodos de captura de imágenes tridimensionales, lo cual representa una ventaja en los resultados obtenidos y los valores de estimación alcanzados. Por otra parte, una de las desventajas lo representó el alto costo de los equipos fotográficos y la limitación de este trabajo presentó la dificultad en el traslado del equipamiento para la captura de imágenes. Por otro lado, el aplicativo diseñado en este proyecto no presenta estas desventajas al ser fácil de emplear y de llevar a cualquier lugar, contando con una excelente tecnológica innovación de reconocimiento corporal de Deep learning para el ganado bovino tipo Bos Taurus.

## Conclusiones

Se logró realizar una aplicación móvil Android para la calificación de la condición corporal del ganado bovino tipo Bos Taurus mediante técnicas de visión por medio de un aplicativo, el cual facilita la clasificación para cualquier persona que necesite realizar este tipo de actividad a través de un dispositivo móvil.

Según la literatura consultada se concluye que el empleo de técnicas de visión a través de computadora o un dispositivo móvil proporcionó una herramienta efectiva para el desarrollo del aplicativo. Esto, dado que apoya de forma eficiente con el reconocimiento de las características que se diseñaron dentro del proyecto.

El uso de la metodología facilitó de forma efectiva la realización de la APK, logrando por medio de cada fase de dicho método la recopilación y posterior empleo de la información recolectada a través de la observación y la entrevista.

Como se puede evidenciar en otros trabajos expuestos en los capítulos 2 y 3 del presente documento, el diseño de la herramienta de aplicación móvil Android, presentó una mejora con respecto a los trabajos existentes en la literatura consultada como por ejemplo (Bayer, 2018) (Yukun et al., 2019) y Song et al (2019) que se detalló en la sección de discusión, ya que, permitió realizar la clasificación de la condición corporal del ganado bovino tipo Bos Taurus, mediante técnicas de visión y Deep learning representando un instrumento útil, de bajo costo operativo, fácil de operar y disponible en cualquier lugar o terreno, pero con una gran precisión en el reconocimiento de imágenes para determinar la condición corporal actual que debe cumplir el ganado para obtener un máximo rendimiento y facilitar el cuidado, así como el mantenimiento del ganado.

Entre las principales métricas obtenidas de la aplicación del instrumento y con la puesta en marcha del aplicativo se observa la métrica de satisfacción, obteniendo un valor de 2,48 (ver tabla 3.4), métrica de confianza con un valor de 0,92 (ver tabla 3.6) y la métrica de comodidad con un valor de 0,99 (ver tabla 3.7).

Por otro lado, el empleo de encuesta de escala de usabilidad del sistema es una herramienta eficiente para evaluar de forma práctica la característica de usabilidad a través de la consulta para obtener los resultados necesarios.

Por último, con el empleo de la norma ISO/IEC 25010 permitió ejecutar la evaluación de calidad del aplicativo, por medio de la característica de satisfacción y la sub característica de utilidad, logrando una puntuación de 7,13% (ver tabla 3.9) de satisfacción, garantizando el correcto funcionamiento de la APK para su empleo en dispositivos móviles.



## Recomendaciones

Al realizar desarrollos de software, es fundamental la selección de la correcta metodología que permita alcanzar los objetivos de forma adecuada y lograr agilizar los procesos relacionados con el desarrollo, para conseguir con éxito la culminación del proyecto.

Se recomienda realizar un buen levantamiento de información que permita desarrollar aplicaciones especializadas y bien enfocadas al tema de investigación que se requiera.

Adicionalmente, se recomienda entrenar en vista posterior de la vaca y también se recomienda la aplicación de IA en la ganadería.

Para certificar la calidad del aplicativo y satisfacción al usuario se exhorta a emplear la ISO 25010, debido a que, esta cuenta con métricas que logran la evaluación de forma precisa el estado del aplicativo ante el usuario.

Para trabajos futuros, con base en las experiencias obtenidas y las limitaciones de movilidad por los problemas del COVID-19 es recomendable la obtención de un gran número de imágenes de buena calidad, para disponer de una significativa base de datos, que permita al sistema un mejor reconocimiento y la obtención de óptimos resultados, de acuerdo con el volumen de imágenes disponibles. Adicionalmente, para ampliar la capacidad de clasificación de la condición corporal del ganado bovino se recomienda el empleo adicional de imágenes de ultrasonido, esto permitirá estimar el grosor de grasa corporal para establecer la reserva de energía del animal, permitiendo mejorar la dieta y cuidado de los mismos.

## Bibliografía

- Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G. S., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Goodfellow, I., Harp, A., Irving, G., Isard, M., Jia, Y., Jozefowicz, R., Kaiser, L., Kudlur, M., ... Research, G. (2015). *TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems*. [www.tensorflow.org](http://www.tensorflow.org).
- Bayer, E. (2018). *BCS CowDition by Elanco on the App Store*.
- Bernal González, D. (2021, May 10). *Flutter, el SDK para crear apps multiplataforma con rendimiento nativo*. <https://profile.es/blog/que-es-flutter-sdk/>
- Chaves, D., Saikia, S., Fernández-Robles, L., Alegre, E., & Trujillo, M. (2018). A systematic review on object localisation methods in images. In *RIAI - Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* (Vol. 15, Issue 3, pp. 231–242). <https://doi.org/10.4995/riai.2018.10229>
- COCO. (2017). *COCO - Common Objects in Context*. <https://cocodataset.org/#home>
- Delbracio, M., Lezama, J., & Carbajal, G. (2017). *APRENDIZAJE PROFUNDO PARA VISIÓN ARTIFICIAL*. [https://www.fing.edu.uy/sites/default/files/cursos/2019/anexos/35006/aprendizaje%20profundo%20para%20visi%C3%B3n%20artificial\\_a..pdf](https://www.fing.edu.uy/sites/default/files/cursos/2019/anexos/35006/aprendizaje%20profundo%20para%20visi%C3%B3n%20artificial_a..pdf)
- enciclonet 3.0. (2016). *Ganadería bovina*. » [Enciclonet.com](http://Enciclonet.com).
- García Quiza, C. (2001). *EFFECTO DE LA SOMATOTROPINA BOVINA EN LA PRODUCCIÓN Y CALIDAD DE LA LECHE Y SU INFLUENCIA SOBRE LA CONDICIÓN CORPORAL E ÍNDICE DE MASTITIS*. <http://www.repositorio.usac.edu.gt/5512/>
- García Santillán, I. D. (2008). *Vision Artificial y Procesamiento Digital de Imagenes Usando Matlab | Píxel | Color*. <https://isbn.cloud/9789942017901/vision-artificial-y-procesamiento-digital-de-imagenes-usando-matlab/>
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Prentice Hall, P. (2008). *Digital Image Processing Third Edition Pearson International Edition prepared by Pearson Education* (3Th ed.). <https://www.pearson.com/uk/educators/higher-education-educators/program/Gonzalez-Digital-Image-Processing-Pearson-New-International-Edition-3rd-Edition/PGM1050000.html?tab=formats>
- Google. (2015). *Flutter documentation | Flutter*. <https://docs.flutter.dev/>
- Hazard Torres, S. (2015). *Condición corporal de las vacas lecheras: un método para conocer el estado nutricional de las vacas lecheras y como enfrentar en mejor forma los aspectos reproductivos*. - *Engormix*. Unuversidad de La Frontera.
- Javier, J., & Andrade, S. (2020). *DESARROLLO DE UNA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL PARA LA DETECCIÓN DE FALLOS EN MAQUINARIA ROTATIVA EN TIEMPO REAL [UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO]*. <https://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/31315/1/t1718si.pdf>

- JUD HEINRICHS, COLEEN M. JONES, V. A. I. (2016). *La puntuación del estado corporal como una herramienta para el manejo del hato lechero.*
- Liu, D., He, D., & Norton, T. (2020). Automatic estimation of dairy cattle body condition score from depth image using ensemble model. *Biosystems Engineering*, 194, 16–27. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.03.011>
- Liu, Y., & Qin, J. (2021). Research and Application of Dairy Cows Body Condition Score Based on Attention Mechanism. *2021 IEEE 6th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analytics, ICCCBDA 2021*, 600–606. <https://doi.org/10.1109/ICCCBDA51879.2021.9442608>
- López, F. J. (2006). *RELACIÓN ENTRE CONDICIÓN CORPORAL Y EFICIENCIA REPRODUCTIVA EN VACAS HOLSTEIN RELATION BETWEEN CORPORAL CONDITION AND REPRODUCTIVE EFFICIENCY IN HOLSTEIN COWS.* <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6117891>
- Lucian, R. (2020). *GitHub - experiencor/keras-yolo3: Training and Detecting Objects with YOLO3.* Github.
- Martins, B. M., Mendes, A. L. C., Silva, L. F., Moreira, T. R., Costa, J. H. C., Rotta, P. P., Chizzotti, M. L., & Marcondes, M. I. (2020). Estimating body weight, body condition score, and type traits in dairy cows using three dimensional cameras and manual body measurements. *Livestock Science*, 236, 104054. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2020.104054>
- Mokhtar, E. (2019, March 24). *Tutorial De Python SQLite3 (Programación De Bases De Datos) - Like Geeks.* <https://likegeeks.com/es/tutorial-de-python-sqlite3/>
- Naciones Unidas. (2015). *Objetivos y metas de desarrollo sostenible - Desarrollo Sostenible.* <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/sustainable-development-goals/>
- 'Nain, A. 'Sayak, P. 'Maynard-R. M. (2016, September 18). *Keras.io.*
- Ocampo, W., Ulloa, J., Azcona, J., & Carrasco, M. (2019). *Metodología híbrida de desarrollo de software combinando XP Y Scrum.* [https://www.researchgate.net/publication/336588210\\_METODOLOGIA\\_HIBRIDA\\_DE\\_DESARROLLO\\_DE\\_SOFTWARE\\_COMBINANDO\\_XP\\_Y\\_SCRUM](https://www.researchgate.net/publication/336588210_METODOLOGIA_HIBRIDA_DE_DESARROLLO_DE_SOFTWARE_COMBINANDO_XP_Y_SCRUM)
- Perulactea. (2018). *Software de Reconocimiento Facial de las Vacas para Detectar Enfermedades – Perulactea.* <https://www.agrodigital.com/2018/02/13/software-reconocimiento-facial-las-vacas-detectar-enfermedades/>
- Python Software Foundation. (1990). *The Python Tutorial — Python 2.7.18 documentation.* <https://docs.python.org/2.7/tutorial/index.html>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016-December*, 779–788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>

- Rica Saborío-Montero, C., & MI, J. (2014). Agronomía Costarricense. *Agronomía Costarricense*, 38(1), 55–65. [www.cia.ucr.ac.cr](http://www.cia.ucr.ac.cr)
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 4510–4520. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>
- Softcorp. (2019). *Definición y cómo funcionan las aplicaciones móviles*. <https://servisoftcorp.com/definicion-y-como-funcionan-las-aplicaciones-moviles/>
- Song, X., Bokkers, E. A. M., van Mourik, S., Groot Koerkamp, P. W. G., & van der Tol, P. P. J. (2019). Automated body condition scoring of dairy cows using 3-dimensional feature extraction from multiple body regions. *Journal of Dairy Science*, 102(5), 4294–4308. <https://doi.org/10.3168/jds.2018-15238>
- sqlite. (2000). *About SQLite*. <https://www.sqlite.org/about.html>
- Yukun, S., Pengju, H., Yujie, W., Ziqi, C., Yang, L., Baisheng, D., Runze, L., & Yonggen, Z. (2019a). Automatic monitoring system for individual dairy cows based on a deep learning framework that provides identification via body parts and estimation of body condition score. *Journal of Dairy Science*, 102(11), 10140–10151. <https://doi.org/10.3168/jds.2018-16164>
- Yukun, S., Pengju, H., Yujie, W., Ziqi, C., Yang, L., Baisheng, D., Runze, L., & Yonggen, Z. (2019b). Automatic monitoring system for individual dairy cows based on a deep learning framework that provides identification via body parts and estimation of body condition score. *Journal of Dairy Science*, 102(11), 10140–10151. <https://doi.org/10.3168/jds.2018-16164>
- Zhang, X., Zou, J., He, K., & Sun, J. (2016). Accelerating Very Deep Convolutional Networks for Classification and Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(10), 1943–1955. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2015.2502579>