

Automatización del Conteo de Pollos en el Sector Avícola Usando Imágenes e Inteligencia
Artificial

Estefany Juliet Romero Ardila, Jonathan Fabian Hurtado Estupiñan y Arnold Pacelli Torres
Jaimes

Trabajo de Grado para Optar al Título de Ingeniero Electrónico

Director

Jaime Guillermo Barrero Pérez

Magíster en Potencia Eléctrica

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Fisicomecánicas

Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones

Ingeniería Electrónica

Bucaramanga

2024

Dedicatoria

A mis padres, Ingrith y Arnoldo gracias a quienes me he convertido en la persona que soy hoy en día, el apoyo constante en todos los aspectos de mi vida ha sido un pilar fundamental en el camino hacia mis metas.

A mis hermanos Tihamer y Gregory, siempre han estado presentes en mi vida, apoyándome para cumplir mis metas de una u otra manera. A mis hermanas Elieth Hazim y Sallie Mariam por siempre cuidar de mí, son mi motivación para mejorar cada día. De igual forma a mi mascota Yuyu, una gatita que me ha acompañado desde el inicio de mi vida universitaria.

A mis tíos, en especial a Luciana y Sarella, quienes junto con mi madrina María Stella han apoyado mi recorrido académico desde el inicio hasta la culminación de esta etapa.

A mi abuelo Rodolfo, sé que desde el cielo observa con orgullo y alegría lo que he logrado hasta ahora; el tiempo que compartimos dejo grandes lecciones para mi vida.

A mis amigos, quienes me acompañaron a través de todos estos años durante las cuales me ayudaron en mi crecimiento tanto académico como personal Brayan, Miguel, Melissa y especialmente a Fabian, Jonathan y Estefany con quienes tuve la fortuna de coincidir al inicio de la carrera, su apoyo fue fundamental para seguir adelante ante las dificultades, muchas gracias.

Arnold Pacelli Torres

A mi madre, Alba, mí más grande amor y mi motivación, una mujer llena de bondad y templanza, que con su infinito amor me ha hecho una mujer fuerte y llena de cualidades. Una mujer que cree en mí incluso cuando yo no lo hago y que se desvive por verme feliz. A mi padre, Luis, un hombre fuerte que con sacrificio, trabajo duro y amor ha sido un apoyo fundamental para lograr mis metas.

A mis hermanos, Erick y Vanesa; grandes amigos y compañeros de vida que me han brindado amor y ánimo en todo momento.

A mi sobrino, Emiliano, un niño lleno de amor y alegría que me motiva cada día.

A Jhon, un hombre lleno de nobleza, quien siempre me brinda su apoyo y amor incondicional.

A mi amigos y compañeros que se cruzaron en mí camino a lo largo de la carrera, especialmente, Arnold, Jonathan y Fabián, quiénes nunca dudaron en brindarme su apoyo y fueron fundamentales para culminar esta etapa.

Finalmente, a mí, por nunca rendirme, por permitirme soñar y luchar, por ser fuerte y feliz.

Estefany Romero.

A mis padres, Gladys y Rubén, quienes me guiaron, aconsejaron y animaron en todo mi viaje académico, su paciencia infinita y su presencia han sido mi mayor inspiración, gracias por sacrificarse para proporcionarme todas las herramientas y recursos para seguir mis sueños académicos, este logro no es solo mío, sino también de ellos.

A mi familia peluda Gaia y Cochecha, quienes me acompañaron y todas las noches de desvelo y me dieron su pata en los momentos de tristeza, a Niño quien no logro verme graduado, pero siempre lo llevare en el corazón.

A mis amigos, Con los cuales apoyamos espalda con espalda y dimos lo mejor de nosotros en todo el transcurso de la carrera a Arnold, Estefany, Fabian y Brayan. a mis amigos de toda la vida con los cuales he vivió muchos de mis logros y tristezas Cristian, Lozada y Leydi.

A Niika y su comunidad quienes siempre me sacan una sonrisa y me ayudaron en muchas ocasiones.

Jonathan Hurtado.

Agradecimientos

Cómo grupo, expresamos nuestros más sinceros agradecimientos principalmente a nuestro director, el profesor Jaime Barrero, por su guía, apoyo y dedicación. Su conocimiento, experiencia y profesionalismo fueron fundamentales para sacar adelante este proyecto.

A la Universidad Industrial de Santander, nuestra alma máter, por permitirnos formar como personas y profesionales éticos y competentes. Así mismo, por inculcarnos valores y habilidades que nos auguran un futuro exitoso.

Para nuestros padres y familiares que hicieron posible la culminación de la carrera, y así mismo del proyecto; nuestro profundo agradecimiento y cariño por ayudar a construir las personas que somos hoy día.

Así mismo, a nuestros compañeros y amigos que a lo largo de la carrera fueron un gran apoyo para sacar adelante, de manera exitosa, diferentes tareas. Especialmente a nuestros amigos Brayan Claro y Fabián Jiménez, por ser apoyo durante la carrera y así de gran ayuda durante el proyecto.

A la señora María, que fue pieza clave para el desarrollo del proyecto, agradecemos por permitirnos de manera tan atenta, entrar a su finca y realizar las tareas necesarias para iniciar y culminar el proyecto

Finalmente, pero no menos importante, a todas las personas que de manera directa o indirecta contribuyeron a culminar esta etapa tan importante.

Esto, es el resultado de un trabajo en de tres personas que continúan día a día aprendiendo y que más que equipo, son amigos.

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	15
1.Objetivos	19
1.1 Objetivo General.....	19
1.2 Objetivos Específicos.....	19
2.Marco Teórico.....	20
2.1 Crianza	20
2.2. Conteo de Pollos	21
2.3 Detección de Objetos con IA	22
2.4 Implementación Física	23
3.Conjunto de Datos.....	24
3.1 Datos en la Red	24
3.2 Datos Propios	25
4.Hardware Necesario.....	26
4.1 Hardware Actual para IA	26
4.2 Maix-II Dock	28

4.2.1 Estructura	28
4.2.1.1 Estructura de Metal	30
4.2.1.2 Estructura en Impresión 3D	31
5. Modelos de IA para Detección	33
5.1 Modelos para la Detección de Objetos	33
5.2 YOLOv2	35
6. Dataset	37
6.1 Etiquetado	37
6.2 Data Augmentation	39
7. Entrenamiento de la IA	41
7.1 MaixHub	41
7.2 Parámetros de Entrenamiento y Resultados.....	43
8. Adecuación del Software	45
8.1 Conteo.....	46
8.2 Visualización de los Datos.....	46
8.2.1 Display	46
8.2.2 Aplicación	47
9. Experimentación	49
9.1 Pruebas.....	49
9.2 Implementación.....	53

9.3 Resultados	54
10.Conclusiones	57
11.Recomendaciones	59
Referencias Bibliográficas	61
Apéndices.....	64

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Comparación entre las diferentes tarjetas de IA.....	27
Tabla 2. Características principales de los modelos propuestos para la estructura.....	33
Tabla 3. Calidad alcanzada por diferentes modelos de detección.....	34
Tabla 4. Parámetros usados para entrenar el modelo de detección.....	45
Tabla 5. Precisión experimental del modelo de detección.....	49
Tabla 6. Pruebas realizadas sobre la precisión del modelo alterando las imágenes de pollos con diferentes objetos.....	51
Tabla 7. Precisión del modelo.....	55
Tabla 8. Especificaciones del proyecto.....	55

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. Imágenes de pollos disponibles en Roboflow.....	25
Figura 2. Fotos tomadas en el galpón de Guatiguará.....	26
Figura 3. Medidas de la tarjeta Maix-II Dock.....	29
Figura 4. Esquemático de la estructura para la tarjeta.....	30
Figura 5. Estructura para protección de la Maix-II.....	31
Figura 6. Segundo modelo de la estructura para protección de la Maix-II.....	32
Figura 7. Estructura en impresión 3D.....	32
Figura 8. Precisión y velocidad de los diferentes modelos sobre VOC 2007.....	35
Figura 9. Detección de imágenes para YOLO.....	36
Figura 10. Proceso de detección de imágenes con YOLO v2.....	37
Figura 11. Etiquetado de imágenes.....	38
Figura 12. Data Augmentation en Roboflow.....	39
Figura 13. Variaciones aplicadas a las imágenes en Data Augmentation.....	40
Figura 14. Plataforma de MaixHub.....	42
Figura 15. Modelo de entrenamiento para la tarjeta Maix-II Dock.....	42
Figura 16. Entrenamiento del modelo con 200 épocas.....	43
Figura 17. Entrenamiento del modelo con 100 épocas.....	44
Figura 18. Visualización en display de los datos obtenidos.....	47
Figura 19. Elaboración de la interfaz del usuario.....	48
Figura 20. Interfaz del usuario.....	48

Figura 21. Imágenes alteradas para pruebas de precisión del modelo.....	50
Figura 22. Imágenes tomadas con la Maix-II.....	53
Figura 23. Montaje de la Maix-II.....	53
Figura 24. Visualización final de datos.....	54

Lista de Apéndices

	pág.
Apéndice A. Contenido del trabajo de grado.....	64

Resumen

Título: Automatización del Conteo de Pollos en el Sector Avícola Usando Imágenes e Inteligencia Artificial*

Autor: Estefany Juliet Romero Ardila, Jonathan Fabian Hurtado Estupiñán y Arnold Pacelli Torres Jaimes**

Palabras Clave: Visión por computador, crianza de pollos, conteo automático, detección de objetos, procesamiento de imágenes, inteligencia artificial, avicultura.

Descripción: En este proyecto de investigación se muestra la automatización e implementación de un sistema basado en la inteligencia artificial y el procesamiento de imágenes para el conteo de pollos en la industria avícola. La creciente demanda global de carne de pollo ha impulsado la necesidad de una producción más eficiente y precisa. Uno de los aspectos críticos en esta cadena de producción es el conteo de pollos en los galpones. Tradicionalmente, esta tarea se ha realizado de forma manual, lo que resulta en un proceso tedioso y propenso a errores. Este enfoque manual no solo es ineficiente en cuanto a tiempo y recursos, sino que también conlleva el riesgo de pérdidas económicas debido a conteos inexactos y, lo que es más importante, afecta negativamente el bienestar de las aves. Para este proyecto, se tienen en cuenta diferentes variables como la variabilidad en la apariencia de los pollos, su posición y orientación, la cantidad de pollos en una sola toma, y las condiciones cambiantes del entorno de captura de imágenes. La implementación de este sistema mejora significativamente la eficiencia operativa de las granjas avícolas, aumenta la precisión del conteo, reduce los errores y, en última instancia, impulsa la rentabilidad de la industria. Además, al minimizar la interacción humana directa con los animales, contribuye a la bioseguridad y el bienestar animal.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones. Ingeniería Electrónica. Director: Jaime Guillermo Barrero Pérez. MCs.

Abstract

Title: Automation of Chicken Counting in the Poultry Sector Using Images and Artificial Intelligence*

Author(s): Estefany Juliet Romero Ardila, Jonathan Fabian Hurtado Estupiñan y Arnold Pacelli Torres Jaimes**

Key Words: Computer vision, chicken rearing, automatic counting, object detection, image processing, artificial intelligence, poultry farming.

Description: This research project shows the automation and implementation of an artificial intelligence and image processing-based system for counting chickens in the poultry industry. The growing global demand for chicken meat has driven the need for more efficient and accurate production. One critical aspect in this production chain is the counting of chickens in poultry houses. Traditionally, this task has been carried out manually, resulting in a tedious and error-prone process. This manual approach is not only inefficient in terms of time and resources but also poses the risk of economic losses due to inaccurate counts and, more importantly, negatively affects the welfare of the birds. For this project, various variables are considered such as the variability in the appearance of chickens, their position and orientation, the quantity of chickens in a single capture, and the changing conditions of the image capture environment. The implementation of this system significantly improves the operational efficiency of poultry farms, enhances counting accuracy, reduces errors, and drives industry profitability. Additionally, by minimizing direct human interaction with the animals, it contributes to biosecurity and animal welfare.

* Degree Work

** Physical and Mechanical Engineering Faculty. School of Electrical, Electronic and Telecommunications Engineering. Electronic Engineering. Advisor: Jaime Guillermo Barrero Pérez. MCs.

Introducción

En la industria avícola, la eficiencia y precisión son elementos clave para alcanzar el éxito en un mercado global cada vez más exigente. Con una creciente demanda de carne de pollo, los productores se enfrentan al desafío de maximizar la producción y optimizar los procesos sin comprometer la calidad y el bienestar de los animales. “La producción mundial de carne avícola se incrementó de 9 a 133 millones de toneladas entre 1961 y 2020, y la producción de huevos aumentó de 15 a 93 millones de toneladas; llegando a representar casi el 40% de la producción mundial de carne” (Cuéllar S, 2022. Panorama del Sector Avícola de Colombia: cifras y retos).

Uno de los aspectos críticos en la cadena de producción avícola es el conteo de pollos en los galpones. Tradicionalmente, esta tarea se ha realizado de forma manual, lo cual es un proceso lento, propenso a errores y que requiere una cantidad significativa de mano de obra. Además, el conteo manual no garantiza una precisión absoluta, lo que puede afectar la toma de decisiones y generar pérdidas económicas para los productores ocasionando estrés y molestia para las aves, lo que afecta negativamente su bienestar; generando como consecuencia pérdidas económicas para los productores. (Javier F. Medina, 2020).

Por otra parte, existen opciones automatizadas como en el proyecto titulado "Sistema de Visión Artificial para el Monitoreo de Pollos de Engorde en la Granja Avícola Mascriollo.SAS de la Ciudad de Cúcuta", usado para el conteo de pollos en los galpones y se basa en operaciones de binarización por umbralización y el método de Otsu para procesar las imágenes y estimar la cantidad de aves presentes. El sistema de clasificación se diseñó para detectar de forma independiente actividad y distribución de las aves, discriminando según el área de cada ave si

corresponde a una parvada (agrupación de dos o más aves) o a un único individuo. El sistema de identificación de la actividad se basa en la extracción de centroides de un estado anterior y superponiéndolos sobre la imagen actual. (José L. Carrero., 2018).

Sin embargo, debido a la variación en el aspecto y tamaño de los pollos durante su crianza los parámetros de los algoritmos deben ser ajustados, aquí es donde entra en juego la inteligencia artificial (IA), la cual ha demostrado su capacidad para revolucionar una amplia gama de industrias mediante su capacidad de adaptación, y la industria avícola no es una excepción. Al aprovechar los avances en el campo de la visión por computadora, podemos desarrollar sistemas automatizados y precisos para el conteo de pollos, proporcionando una solución eficiente y confiable. (Google Cloud).

El impacto potencial de esta automatización es significativo, estudios y casos de éxito en diferentes industrias demuestran que la implementación de sistemas de conteo automatizado con IA puede aumentar la productividad, reducir los errores y optimizar los recursos.

Por ejemplo, el estudio "Fast Multi Object Detection and Counting by YOLO V3" propone un algoritmo basado en YOLO V3 que permite la detección y el conteo rápido de objetos en imágenes. Este enfoque ha demostrado un rendimiento rápido en comparación con otros algoritmos existentes. (M. Ahmadi, Z. Xu, X. Wang, L. Wang, M. Shao and Y. Yu, 2021).

Finalmente, el proyecto "Conteo de pollos automatizado en entornos de cámaras de vigilancia basado en el algoritmo de supervisión de puntos: LC-DenseFCN" Las contribuciones de este documento son dos: (1) se diseñó de forma innovadora una red convolucional completa para el conteo de los pollos en una imagen utilizando el método de supervisión puntual, que logró una precisión del 93,84 % y 9,27 cuadros por segundo (frames per second); (2) se utilizó el método de supervisión puntual para detectar la densidad de pollos. En comparación con el

método de detección de objetos convencional actual, se demostró la mayor eficacia de este método. Se aplicó tecnología de aprendizaje profundo para la detección y el conteo de pollos, y se propuso un algoritmo de alta precisión. (Cao, L., Xiao, Z., Liao, X., Yao, Y., Wu, K., Mu, J., Li, J., et al. 2021).

Estos estudios anteriores proporcionan una base para este trabajo de investigación y destacan la importancia de las técnicas de procesamiento de imágenes, el reconocimiento de patrones y el aprendizaje automático en el campo de la visión artificial en tareas de reconocimiento y conteo.

Además, la automatización del conteo de pollos tiene implicaciones en la bioseguridad y el bienestar animal. Al minimizar la interacción humana directa con los animales, se reducen los riesgos de propagación de enfermedades y se garantiza un entorno más seguro tanto para los pollos como para los trabajadores.

Así mismo, se deben tener en cuenta diferentes variables para la implementación del sistema como lo son la calidad y resolución de las imágenes, posición, cantidad y orientación de los pollos, iluminación y entorno de la captura de las imágenes, estrategias de etiquetado y anotación de datos. Esto, evaluando criterios como la precisión del conteo, eficiencia y velocidad, adaptabilidad a la variabilidad, robustez frente a condiciones ambientales, escalabilidad y facilidad de uso.

En este contexto, el proyecto tiene como objetivo impulsar la transformación digital en el sector avícola proporcionando a los productores las herramientas necesarias para optimizar la producción y garantizar la calidad del producto; mediante el desarrollo de un sistema basado en inteligencia artificial y visión por computadora para el conteo automático de pollos.

Este sistema no solo ofrece gran precisión, sino que también optimiza la productividad al reducir el tiempo y los recursos necesarios para el conteo. Además, permite a los productores monitorear de manera continua la cantidad de pollos presentes en cada galpón, facilitando la toma de decisiones estratégicas en cuanto a la gestión y distribución de los animales, los recursos y la eficiencia de los sistemas de alimentación y agua.

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Desarrollar e implementar un sistema basado en visión por computadora para el conteo automático de pollos en la industria avícola, que sea eficiente, preciso y escalable.

1.2 Objetivos Específicos

- Recopilar y preparar un conjunto de imágenes de aves de pollos que representen diferentes variaciones en la apariencia y las condiciones ambientales para entrenar y evaluar el sistema.
- Entrenar y afinar los modelos de aprendizaje automático con los datos recopilados, de manera que el sistema pueda reconocer y contar con precisión los pollos en diferentes escenarios considerando la variabilidad en su aspecto y movimiento.
- Validar la precisión y robustez del sistema en comparación con el conteo manual realizado por expertos avícolas, y garantizar la robustez del sistema frente a diferentes condiciones de iluminación y variaciones en el entorno avícola.
- Contar e identificar los pollos en las diferentes etapas de crecimiento.
- Implementar el sistema en un entorno avícola real, asegurándose de que se integre de manera efectiva con los procesos existentes.

2. Marco Teórico

2.1 Crianza

La crianza de pollos es un proceso complejo y que requiere de un amplio conocimiento para garantizar que los pollos crezcan saludables y en un peso óptimo. Para la crianza y comercialización de carne de pollo se tienen diversas razas tales como Ross 308, Cobb 500, Cornish y entre otros.

De las diferentes razas, cabe destacar la raza Ross 308 que proviene de EE. UU. Pollos blancos de engorde elegidos principalmente por características como su rápido crecimiento, alta conversión alimenticia y su alta resistencia a las enfermedades. Por esto, cabe destacar que son pollos que se pueden comercializar fácilmente a los 42 días de nacidos (donde han alcanzado un peso promedio de 2,5 Kg). La crianza de estos pollos es un proceso que consta de 3 fases:

- Fase I: Inicialmente, los huevos son llevados a una incubadora con buena ventilación donde se mantienen una temperatura de 37,5°C con una humedad del 55-60% durante los primeros 18 días, al mismo tiempo, se debe tener en cuenta que los huevos se deben voltear al menos 3 veces por día. De los días 18 al 21, la temperatura baja a 37,2°C junto con la humedad, que llega a ser del 50-55% y no se deben cambiar los huevos de posición.
- Fase II: Una vez se rompen los huevos, nacen los polluelos y es allí donde son llevados a un criadero por aproximadamente 4 semanas, este, debe contar con óptimas condiciones de ventilación, iluminación 24 horas y un espacio grande que les permita moverse. Se debe asegurar una temperatura de 32°C a 35°C. El piso de dicho criadero debe ser en un material suave (paja), los polluelos deben ser vacunados y alimentados con una dieta

especial, ya que durante estos primeros días de vida son más susceptibles a enfermedades y estrés.

- Fase III: Finalmente, pasan al galpón de engorde, donde tienen un espacio más reducido, esto, con el fin de evitar que los pollos se muevan mucho y bajen de peso. Este espacio, debe ser un lugar limpio y seco, a una temperatura entre los 24°C y los 26°C y humedad del 60-70%. Durante esta etapa, los pollos ya no necesitan luz constante y esta se les es suministrada durante 16 a 18 horas al día para estimular su crecimiento. Su alimentación debe ser rica en proteínas y minerales y tener acceso a agua limpia y fresca. Luego de aproximadamente 42 días y con un peso cercano a los 2,5 Kg los pollos son sacrificados y su carne es comercializada. (Dumoulin, P. G., Van de Braak, T., & Lera, R, 2021).

2.2. Conteo de Pollos

El conteo de pollos es una tarea indispensable en la industria avícola, ya que se debe llevar un seguimiento e inventario que permita proporcionar los recursos suficientes para el cuidado de las aves. Actualmente, la forma más común de hacer el conteo de pollos es manual, pero para esto se deben seguir ciertos pasos:

1. Para iniciar, se debe preparar el galpón de tal forma que los pollos se queden lo más quietos posible, para esto, se debe cerrar la ventilación y apagar las luces, buscando con esto que los pollos tengan el mínimo de distracciones y se concentren en comer y beber agua.
2. El operario se debe ubicar en una esquina del galpón, contar e ir anotando. En este proceso debe tener en cuenta contar muy bien todos los pollos, es decir, tanto los que están comiendo, los que duermen o los que están escondidos. Si presenta dificultades

para la visualización de los pollos, debe usar una linterna, pero esto puede generar distracción y movimiento de los pollos.

3. Si el galpón está dividido en secciones, el operario debe repetir el paso 2 en cada una de estas y sumar los resultados. Además, al finalizar la suma de todos los pollos, debe repetir nuevamente todo el conteo para darle mayor fiabilidad al resultado obtenido.

El conteo manual además de ser un proceso lento y laborioso puede presentar múltiples errores, sobre todo en galpones grandes; propiciando esto desventajas como pérdidas económicas, posibles robos, descuadres de inventario que afectarían la toma de decisiones estratégica e incluso presentar problemas en la salud de los pollos, tanto porque se afecta su bioseguridad y administración insuficiente de insumos como alimento.

2.3 Detección de Objetos con IA

La inteligencia artificial (IA) se basa en la imitación de procesos que por su complejidad solo realizan los humanos. Por lo tanto, la IA es capaz de aprender, resolver problemas, tomar decisiones, detectar y reconocer objetos.

La detección de objetos es un proceso que se lleva a cabo gracias a la visión artificial, la cual es una rama de la IA, esta, modela matemáticamente la percepción visual del mundo dinámico en tercera dimensión mediante capturas bidimensionales de dicho mundo, en las cuales se tiene en cuenta propiedades tales como iluminación, texturas, superficies, color y entre otras.

La detección de objetos se fundamenta en el aprendizaje automático, el cual se lleva a cabo a través de algoritmos que se entrenan con conjuntos de imágenes/vídeos. Para esto, existen diferentes enfoques de los cuales uno de los más comunes son las redes neuronales convolucionales (CNN). (Virtudes J., 2023)

El procedimiento para la detección de imágenes se puede describir en los siguientes pasos:

1. Preprocesamiento de imágenes: aquí, se adecuan las imágenes para el entrenamiento, es decir, se aplican las transformaciones necesarias y adecúan al formato necesario para el análisis.
2. Extracción de características: se destacan las principales características de los objetos a detectar en la imagen (color, textura, forma y entre otras), ya que estas son esenciales para la detección de objetos.
3. Clasificación: las características extraídas anteriormente, ahora son clasificadas en categorías de objetos. Esto se puede llevar a cabo mediante técnicas como un árbol de decisiones, redes neuronales o aprendizaje automático.
4. Localización: finalmente, se localizan los objetos a detectar en la imagen, esto, mediante el método de seguimiento de objetos o detección de bordes.

La detección de imágenes con inteligencia artificial es una tarea compleja que cada día se ha vuelto más eficiente, permitiendo revolucionar muchas industrias y automatizar diferentes tareas.

2.4 Implementación Física

Una placa de desarrollo usada en el campo de la inteligencia artificial se puede dividir principalmente en dos partes:

1. Hardware, incluye componentes cómo:
 - Procesador: Este realiza el procesamiento de las imágenes y el análisis para detectar los objetos.

- Memoria: Aquí se almacenan los datos de las imágenes y los resultados de detección.
- Conectividad: Usada para conectar la tarjeta a otros dispositivos o aplicaciones.

2. Software:

- Sistema operativo: Debe ser compatible con el hardware de la tarjeta y proporciona un entorno de ejecución para la detección de objetos.
- Biblioteca de software: Facilita las funciones para el procesamiento de imágenes y análisis de los objetos.
- Algoritmo de detección: Permiten localizar e identificar los objetos en las imágenes.

La implementación de una tarjeta de IA depende de sus especificaciones y el fabricante, sin embargo, todas deben cumplir con los componentes de software y hardware descritos.

Las placas de desarrollo orientadas a la inteligencia artificial tienen varias ventajas sobre otros métodos, entre estas se destacan que cuentan con una mayor precisión, velocidad y escalabilidad; siendo así muy útiles en las diferentes industrias.

3. Conjunto de Datos

3.1 Datos en la Red

Inicialmente, se realizó una búsqueda en la web para obtener bases de datos de imágenes de pollos (de raza ROSS 308) las cuales contarán con la suficiente calidad y cantidad para poder entrenar un modelo de inteligencia artificial. La mayoría de las bases de datos encontradas no contaban con la raza de pollo que se pretendía identificar o correspondían a imágenes de cámaras

térmicas (no aptas para este tipo de entrenamiento), se obtuvieron únicamente 330 imágenes. Por lo tanto, se optó por tomar imágenes propias y así complementar el conjunto de datos usado para este proyecto de grado.

Figura 1.

Imágenes de pollos disponibles en Roboflow



Nota: La imagen muestra un ejemplo del banco de fotos de pollos disponible en Roboflow.

Tomado de *Chikens Dataset*, por Charan, 2023, Roboflow.

3.2 Datos Propios

Para la toma de las imágenes se solicitó el ingreso a los galpones de empresas a nivel industrial, sin embargo, debido a las políticas de bioseguridad, el ingreso no fue posible, ya que este, es únicamente para personal autorizado. Por lo cual, se optó buscar fincas o productores locales que permitieran el acceso.

Finalmente se encontró y se logró el acceso a una finca ubicada en la zona de Guatiguará (Piedecuesta, Santander), que contaba con un galpón de dimensiones 1,8m x 2,3m x 2m para crianza de pollos ROSS 308 en el cual para ese momento se encontraban 48 pollos.

Para esta base de datos se tomaron 838 fotografías de los pollos en el galpón; estas imágenes fueron captadas en diferentes ángulos, lo cual hace variar la cantidad de pollos en cada imagen (al tomarlas más cerca o más lejos), la mayor parte de las imágenes cuenta con al menos 30 pollos. También, se tuvieron en cuenta diferentes alturas y momentos del día para variar la iluminación, sombras y posición de los pollos.

Figura 2.

Fotos tomadas en el galpón de Guatiguará



Nota: La imagen muestra algunas de las fotos que se tomaron en la finca ubicada en Guatiguará.

4. Hardware Necesario

4.1 Hardware Actual para IA

Actualmente, se cuenta con gran variedad de tarjetas disponibles en el mercado que permiten la ejecución de modelos de IA en forma local para propósitos como la detección de objetos, todas de diferentes características en cuanto a procesamiento, memoria y entre otras.

Para efectos de este proyecto, se deben tener en cuenta algunas de las diferentes opciones disponibles en el mercado en cuanto a tarjetas de IA. Algunas de las tarjetas más conocidas son la línea Maix, Amb82, Raspberry Pi y Jetson nano. En la tabla I, se puede evidenciar una comparación entre algunas de estas tarjetas, esto, con el fin de hacerse a la mejor opción y así desarrollar satisfactoriamente este proyecto.

Tabla 1

Comparación entre las diferentes tarjetas de IA

Especificación	MAIX-I (K210)	MAIX-II (V831)	Amb82-mini	Raspberry Pi 4B de 8GB
UPC	400~600 Mhz	800 ~1000Mhz	1,2 GHz	1,8 GHz
Codificador de Vídeo	No Aplica	H264/H265/JPEG	H264/H265/JPEG	H264/H265
NPU del acelerador de IA	0,23 TOPS, soporte Conv + BN + ACT + POOL	0,2 TOPS. soporte Conv, Inner_Product, Pool,Eltwise,ACT ,BN,Split,Concat	Intelligent Engine	No integrada
Memoria	RAM de 8MB	SIP 64 MB DDR2	1 GB de memoria RAM LPDDR4.	8GB LPDDR4-3200 SDRAM
Cámara	2 Mpx OmniVision OV2640 con resolución de 1600 x 1200 píxeles a 30 cuadros por segundo.	2 Mpx Omnivision SP2305, con resolución de 1600 x 1200 píxeles a 30 cuadros por segundo.	2 Mpx con sensor CMOS Full HD JXF37, resolución 1920x1080 píxeles a 30 cuadros por segundo.	No integrada
Conectividad	WiFi, USB.	WiFi, Bluetooth, USB, UART, I2C, SPI	WiFi, Bluetooth, USB, GPIO, UART, I2C, SPI	Bluetooth 5.0, Wi-Fi 802.11ac, Gigabit Ethernet
Alimentación	5V/2A	5V/1A	5V/3A	5V/3A
Precio	\$160.000	\$330.000	\$600.000	\$850.000

Nota: Especificaciones más relevantes de algunas de las tarjetas de IA disponibles en el mercado.

4.2 Maix-II Dock

Basados en la tabla I, podemos concluir que comprar la Maix-II (M2 Dock) es la mejor opción para la implementación de nuestro proyecto, ya que, en términos de procesamiento de video, cámara y conectividad compite muy a la par con la Amb82; teniendo en cuenta el NPU del acelerador de IA descartamos directamente la Raspberry Pi 4B y la Maix-I, ya que no cumplen con las características adecuadas en términos de video y cámara que necesitamos para un monitoreo en tiempo real.

Como este proyecto está pensado para las empresas avícolas se debe tener muy en cuenta el precio del artículo al igual que la disponibilidad al ofrecerlo, por lo cual, se eligió la tarjeta Maix-II (M2 Dock) que necesita menos consumo de energía, cuenta con mayor disponibilidad en el mercado y su precio es menor, esto en comparación con la Amb82-mini, la cual no cuenta con un display integrado.

4.2.1 Estructura

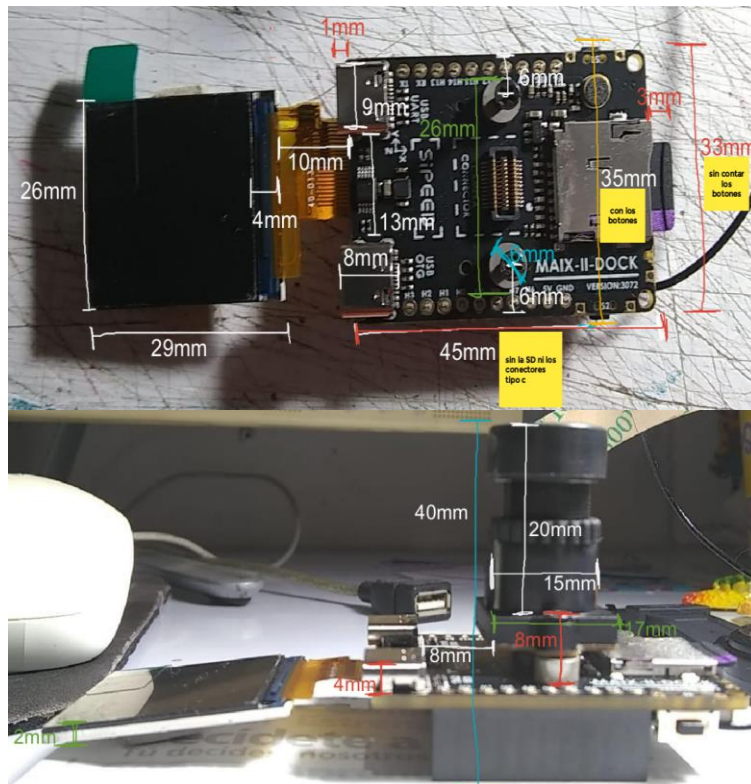
Para la protección e instalación de la Maix-II dock se realizó un diseño el cual nos permite colocar la tarjeta de desarrollo en lugares altos con el fin de tener un buen ángulo de la cámara para captar el galpón completo, también se ubicó de tal forma que se tenga una fácil visualización del display y se pueda observar la cantidad de pollos en el galpón sin necesidad de la aplicación en caso de falta de conexión a internet, o no disponer de un smartphone.

En la figura 3 se pueden observar las medidas de la tarjeta Maix-II, estas, fueron usadas para para realizar un diseño óptimo que permita proteger la tarjeta de las diferentes condiciones

externas teniendo en cuenta la bioseguridad en el galpón y así asegurar el correcto funcionamiento para la monitorización constante.

Figura 3.

Medidas de la tarjeta Maix-II Dock



Nota: Las medidas de la tarjeta fueron tomadas con un calibrador digital para mayor exactitud.

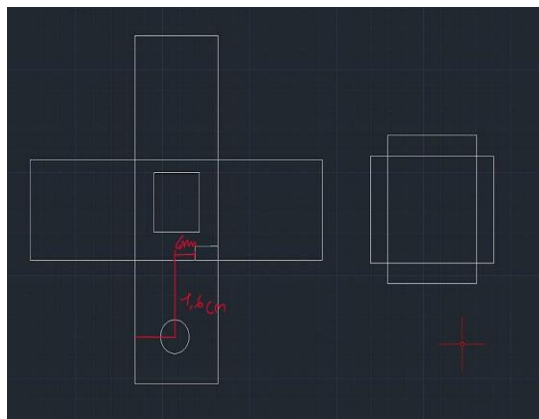
Posteriormente, se fabricó una estructura que cumpliera con las medidas y las condiciones mencionadas anteriormente.

4.2.1.1 Estructura de Metal. La crianza de pollos tiene varios problemas con la desinfección en todos sus instrumentos, por lo tanto, se fabricó un primer modelo en acero inoxidable de 1mm de espesor, este material permite una fácil desinfección y protege muy bien la tarjeta de agentes externos (polvo, agua, etc).

Con las medidas tomadas anteriormente, se hizo un esquemático (figura 4) donde la tarjeta encaja perfectamente.

Figura 4.

Esquemático de la estructura para la tarjeta.



Nota: Esquemático realizado con ayuda del software AUTOCAD.

Se cortó una lámina de acero usando un equipo de plasma para posteriormente realizar el plegado y la soldadura teniendo como resultado la caja que se puede observar en la figura 5 con un peso de 159 g.

Figura 5.

Primer modelo de la estructura para protección de la Maix-II



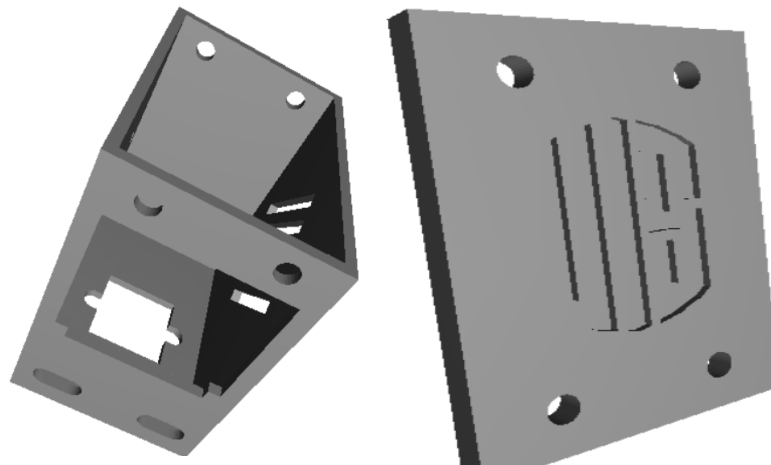
Nota: Esta estructura es una primera versión del modelo, realizada en acero.

Como podemos ver en la imagen anterior, los recortes de los cuadrados pueden llegar a ser afilados produciendo cortes en los cables de alimentación. Además, la tarjeta Maix-II queda desajustada porque los cortes no son precisos.

4.2.1.2 Estructura en Impresión 3D. Teniendo en cuenta los inconvenientes presentados en el primer modelo (acero), se elabora un segundo prototipo de la estructura en la que va la tarjeta, esta vez, mediante impresión 3D se mejora el diseño y se ajustan las medidas, ya que este método tiene mayor precisión a la hora de su elaboración permite que la tarjeta no presente movimiento de ningún tipo al manipularla e instalarla en la caja. Además, la estructura no presenta bordes afilados que puedan deteriorar los cables, cuenta con ventilación, las entradas necesarias para la alimentación y permite una fácil visualización del display, así como orificios para instalarla en lugares altos con abrazaderas de plástico. En la figura 6 se puede observar el diseño final del modelo en ‘blender’.

Figura 6.

Segundo modelo de la estructura para protección de la Maix-II.

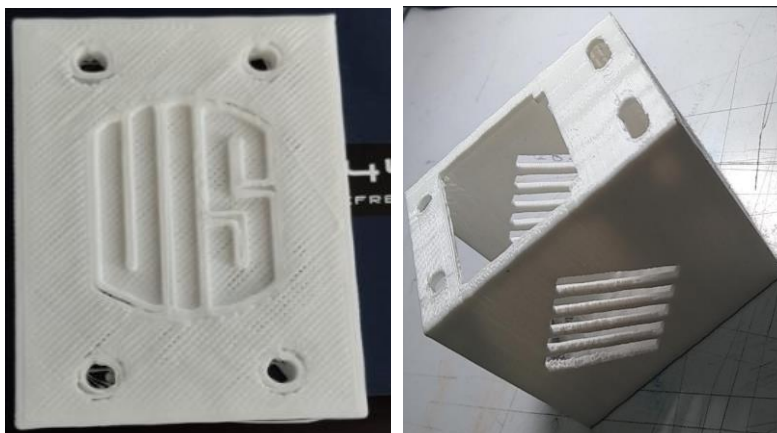


Nota: Para esta versión se realizaron las mejoras correspondientes en el diseño y se usó impresión 3D.

Finalmente, se realiza la impresión del modelo en plástico como se observa en la figura 7.

Figura 7.

Estructura en impresión 3D



Nota: La estructura es en plástico y cuenta con un peso de 23g.

Finalmente, en la tabla 2 se puede observar una comparación entre las principales características de cada modelo elaborado para brindar una mejor lectura al usuario y así pueda elegir fácilmente el modelo más apropiado.

Tabla 2.

Características principales de los modelos propuestos para la estructura.

Característica	Metal	Impresión 3D
Material	Acero de 1mm de espesor	Plástico de 2mm de espesor
Peso	159 g	23 g
Dimensiones	5,3 x 5,3 x 6,4 cm	6 x 4 x 5,5 cm
Precio	\$95.000	\$45.125

Nota: Las características que más favorecen la impresión 3D son el peso y el precio, convirtiéndola en una opción más viable.

Un factor adicional que se tuvo en cuenta a la hora de elegir el modelo fue la parte estética, como se puede observar en las figuras 5 y 7, el aspecto de la caja en impresión 3D es más atractivo, profesional y con mejores acabados.

5. Modelos de IA para Detección

5.1 Modelos para la Detección de Objetos

En el mundo de la detección de objetos con inteligencia artificial se encuentran diferentes modelos, como por ejemplo Faster R-CNN, SSD, Efficient Det, RetinaNet, M2Det y YOLO, los cuales son utilizados actualmente para realizar diferentes tareas.

Para escoger el modelo que más se acomoda a este proyecto se tuvo en cuenta la precisión al identificar un objeto y como se comportaba al aumentar el número de elementos a detectar en una misma imagen, además se consideró la documentación que respalda cada modelo, ya que, algunos de los mencionados no cuentan con referencias ni proyectos en inglés o español (lo cual limita su comprensión).

En la tabla 3 tomada del paper (*YOLO9000: Better, Faster, Stronger*) se presenta una comparación de algunos de los modelos de detección de objetos utilizados para detección en tiempo real, en esta, se tiene en cuenta la calidad que alcanza el modelo dada una velocidad de cuadros por segundo (frames per second). Cabe resaltar que los datos de cuadros por segundo (fps) fueron tomados en una tarjeta gráfica Geforce GTX Titan X.

Tabla 3.

Calidad alcanzada por diferentes modelos de detección.

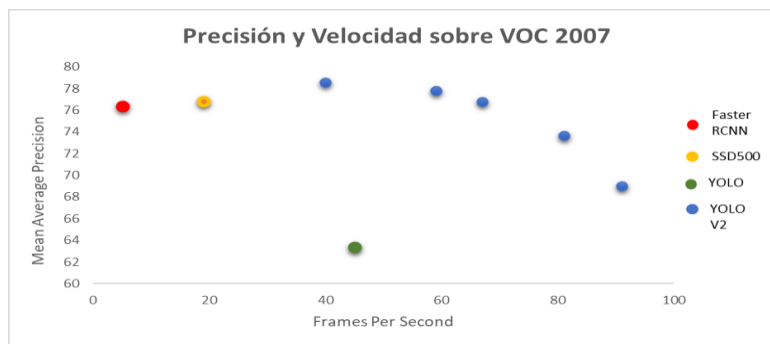
Detection Frameworks	FPS	mAP
Faster R-CNN ResNet	5	76.4
SSD500	19	76.8
YOLO	45	63.4
YOLOV2 288X288	91	69
YOLOV2 352X352	81	73.7
YOLOV2 416X416	67	76.8
YOLOV2 480X480	59	77.8
YOLOV2 544X544	40	78.6

Nota: se muestra como varían estos parámetros para el modelo YOLOv2 al cambiar el tamaño de la imagen de entrada. Para este proyecto se usó el modelo YOLOV2 448X448, para el cual se estima un rendimiento similar en cuánto a los cuadros por segundo y la precisión del modelo

YOLOv2 480X480. Tomado de *YOLO9000: Better, Faster, Stronger* (pg. 5), por J. Redmon and A. Farhadi, 2017.

Figura 8.

Precisión y velocidad de los diferentes modelos sobre VOC 2007.



Nota: Se muestra un diagrama de dispersión con los datos de la Tabla 3.

Teniendo en cuenta la figura 8, podemos ver que el modelo YOLOv2 tiene una gran velocidad de detección sin disminuir su precisión; a diferencia del modelo Faster R-CNN ResNet y el SSD500 que son más lentos que este. Por otro lado, el modelo YOLO tiene una precisión un poco deficiente a diferencia de los otros modelos mencionados.

Con lo anterior, cabe resaltar que el modelo YOLOv2 es el que presenta actualmente mayor documentación con acceso público, en idioma comprensible y el mayor rendimiento a comparación de los otros modelos en cuanto a la velocidad por precisión.

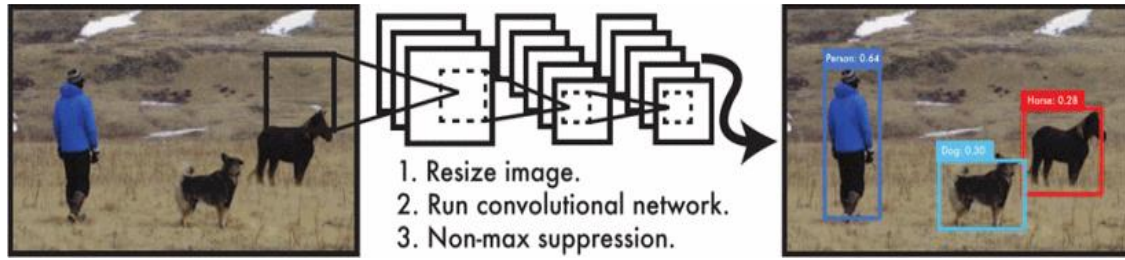
5.2 YOLOv2

YOLO (You Only Look Once) es un sistema de detección de objetos diseñado para realizar este proceso en tiempo real en imágenes y videos propuestos por Joseph Edmon y Santosh Divvala (J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, 2016). Su principal característica es que una única red convolucional predice simultáneamente múltiples cuadros delimitadores y

probabilidades de clase para esos cuadros, por lo tanto, la tarea de detección se aplica sobre toda la imagen de forma simultánea.

Figura 9.

Detección de imágenes con YOLO.

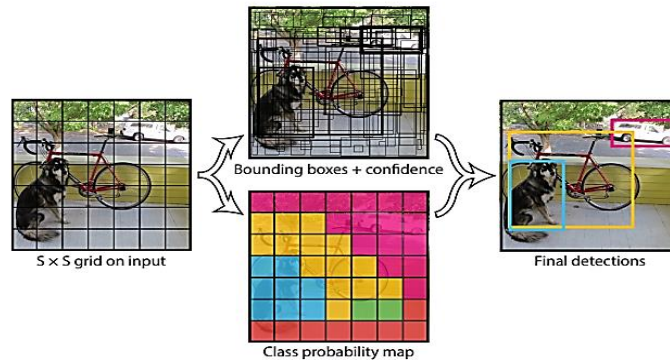


Nota: Tomado de You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection (pg. 1), por J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, 2016.

La imagen de entrada es dividida en una cuadrícula y cada celda es responsable de identificar la presencia de objetos y las coordenadas de los cuadros delimitadores asociados, las predicciones se realizan de forma simultánea para múltiples cuadros y se asigna la probabilidad correspondiente a los diferentes tipos de objetos, esto es lo que permite que varios objetos sean identificados en un solo paso por la red neuronal convolucional haciendo que YOLO sea especialmente eficiente en términos de velocidad de procesamiento. Cada cuadro delimitador está compuesto de 5 parámetros: x , y , w , h y confianza; las coordenadas (x , y) representan el centro del cuadro en relación con los límites de la celda de la cuadrícula, el ancho y el alto (w y h respectivamente) se calculan con relación a toda la imagen. Finalmente, el parámetro de confianza representa el área de intersección sobre el área de unión (IOU) entre el cuadro de la predicción y cualquier otro cuadro considerado como verdadero ubicado en las coordenadas próximas a la detección. La figura 10 muestra de forma simplificada como se lleva a cabo este proceso.

Figura 10.

Proceso de detección de imágenes con YOLO v2.



Nota: Tomado de You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection (pg. 2), por J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, 2016.

YOLOv2 es una mejora significativa de la arquitectura YOLO, propuesta por Joseph Redmon y Ali Farhadi. Una de las principales mejoras es la capacidad de detectar objetos de diferentes tamaños en la misma imagen, esto se logra mediante la incorporación de capas de detección en diferentes escalas dentro de la red, al igual que aumenta la precisión en la detección de objetos más pequeños lo cual era una limitación para la primera versión de YOLO, por otra parte, siguiendo la tendencia introducida por las redes ResNet incorpora bloques residuales en su arquitectura Darknet-19 lo cual contribuye a un aumento en su eficacia y rendimiento al igual que se facilita el entrenamiento de la red.

6. Dataset

6.1 Etiquetado

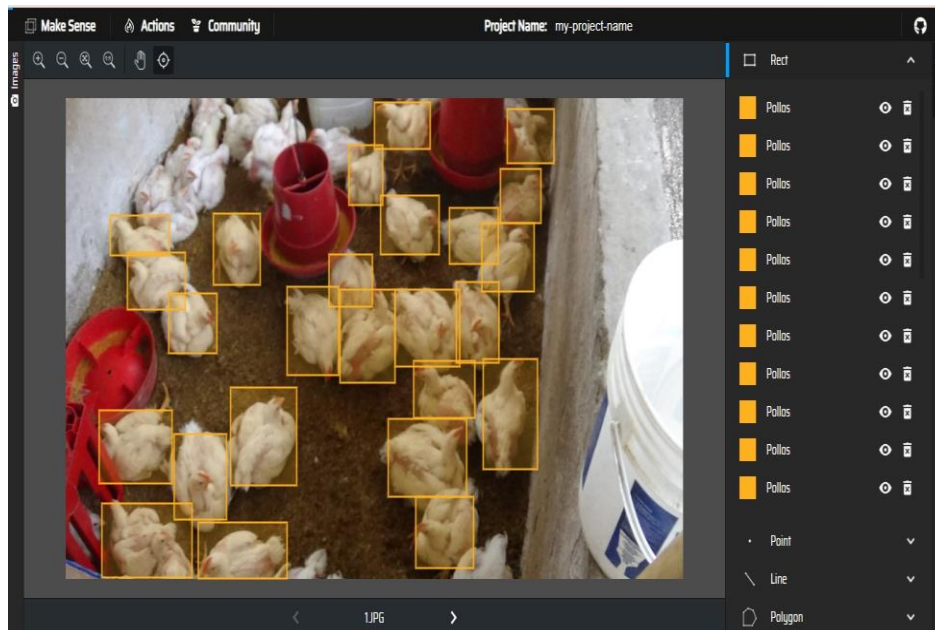
El etiquetado de una imagen consiste en encerrar el área en la cual se encuentra el objeto que el modelo detectará. Se puede llevar a cabo con varios objetos de la misma clase en una

misma imagen, así, como objetos de diferentes clases. Para nombrar las diferentes clases de objetos se usan las etiquetas, las cuales identifican el nombre del objeto.

Para etiquetar correctamente, se debe encerrar el objeto en un rectángulo como se puede observar en la figura 11, también se puede apreciar que se etiquetaron varios objetos de una misma clase en la misma imagen, lo cual es muy importante para este proyecto dado que en la industria avícola se manejan grandes cantidades de pollos por área de galpón.

Figura 11.

Etiquetado de imágenes.



Nota: El objetivo del etiquetado es encerrar todos los objetos de una misma clase disponibles en la imagen con el fin de entrenar de manera correcta la IA.

Utilizando el servicio online de MakeSense.ai se etiquetaron la totalidad de las imágenes con la clase única de pollos, para posteriormente generar los archivos con la descripción de las etiquetas en el formato '.xml', el cual nos da las coordenadas en la imagen de las cuatro esquinas del rectángulo que contiene el objeto al igual que la clase a la cual pertenece, esto con la

finalidad de indicar a la red neuronal que secciones de la imagen contienen los objetos de interés y así al extraer las características sea posible identificar los objetos en cualquier otra imagen.

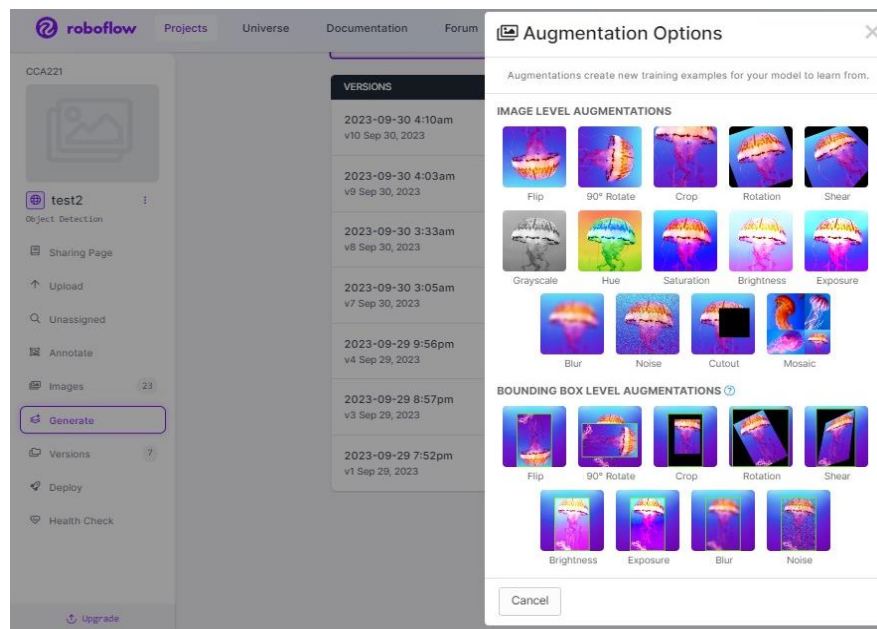
Finalmente, se obtuvo como resultado un conjunto de 1168 imágenes anotadas en total

6.2 Data Augmentation

Con la finalidad de aumentar la cantidad de imágenes para al entrenamiento del modelo de IA se realizaron variaciones en la iluminación y saturación de forma aleatoria tanto en las imágenes obtenidas de Roboflow como las tomadas por cuenta propia, de esta forma alcanzando la cantidad de 3000 imágenes con sus respectivas etiquetas; las variaciones fueron hechas utilizando la opción de Data Augmentation disponible en el sitio web de Roboflow.

Figura 12.

Data Augmentation en Roboflow.

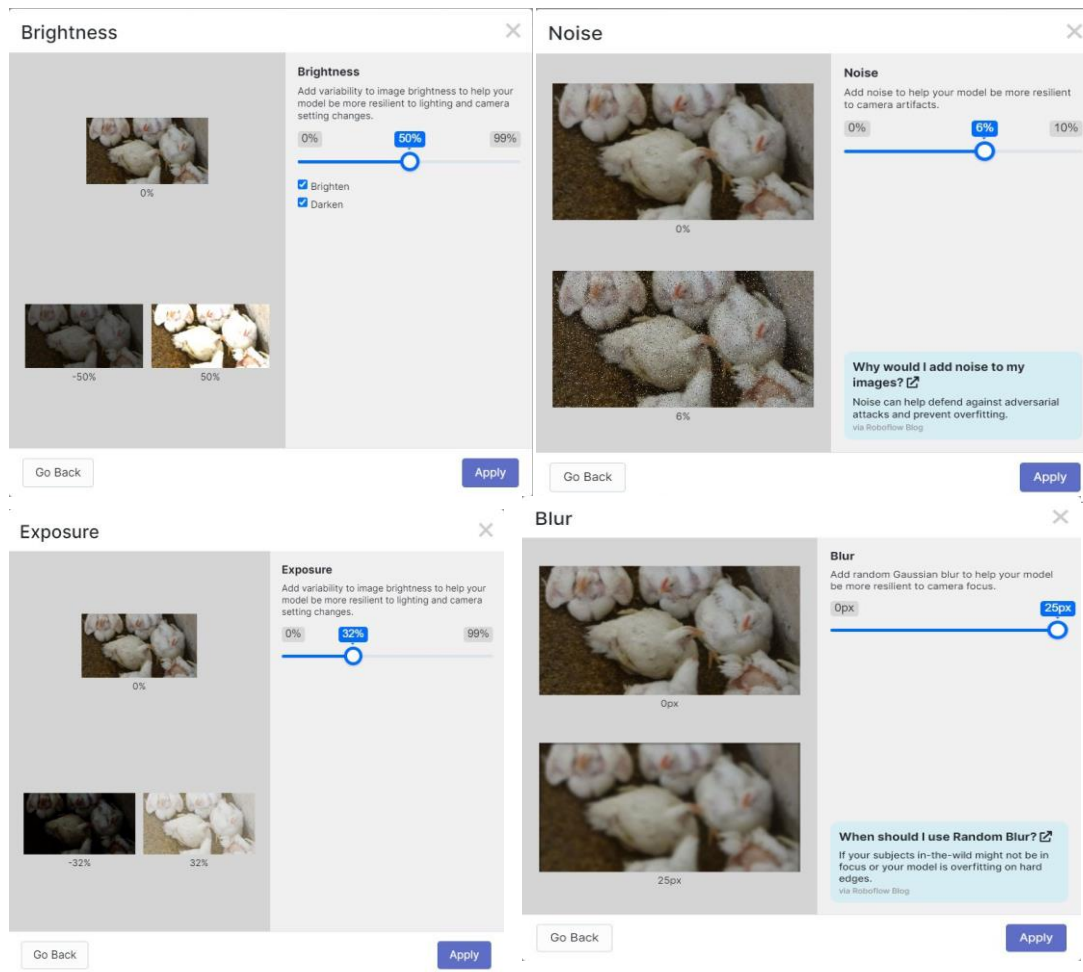


Nota: Se muestran todas las opciones disponibles para realizar las variaciones en las imágenes y así aumentar la base de datos.

De las opciones disponibles (figura 12), únicamente se utilizaron la adición de ruido, el brillo, el tiempo de exposición y el desenfoque de la imagen; los parámetros elegidos para cada una de las opciones se observan en la figura 13.

Figura 13.

Variaciones aplicadas a las imágenes en Data Augmentation.



Nota: Se pueden observar los parámetros usados para cada una de las variaciones elegidas.

Cabe mencionar que las imágenes fueron divididas de forma aleatoria para realizar las variaciones de forma que una misma imagen no fuera modificada por dos parámetros simultáneamente, esto debido a que las imágenes desde el inicio eran similares entre sí.

7. Entrenamiento de la IA

7.1 MaixHub

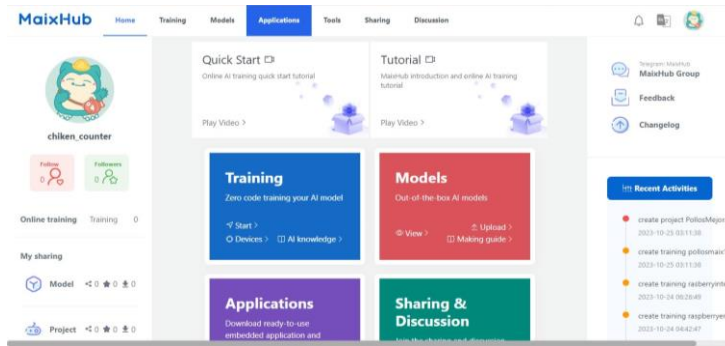
Para el entrenamiento del modelo se optó por la plataforma MaixHub, la cual es ofrecida por el mismo fabricante de la placa Maix, SIPEED; lo primero es agregar el conjunto de imágenes etiquetadas para crear los conjuntos de datos tanto para el entrenamiento como la validación del modelo, teniendo en cuenta que el máximo de imágenes que es posible agregar a la plataforma son 3000, de las cuales 2700 son de entrenamiento y 300 para validación; elegidas de forma aleatoria por el programa, representando el 10% del total de datos.

Una vez configurados los parámetros y realizada la división del conjunto de datos entre entrenamiento y validación se inicializa el modelo YOLOV2, el cual cuenta con 76 capas, luego se determina el número de parámetros que van a ser ajustados, en este caso 12955230. También se asignan parámetros para implementar regularización mediante Weight Decay.

Durante el entrenamiento cada 10 épocas se evalúa el modelo en el conjunto de validación y se registra la precisión media que se va alcanzando. Tras completar el entrenamiento, el modelo es simplificado y optimizado para su implementación en la tarjeta seleccionada.

Figura 14.

Plataforma de MaixHub

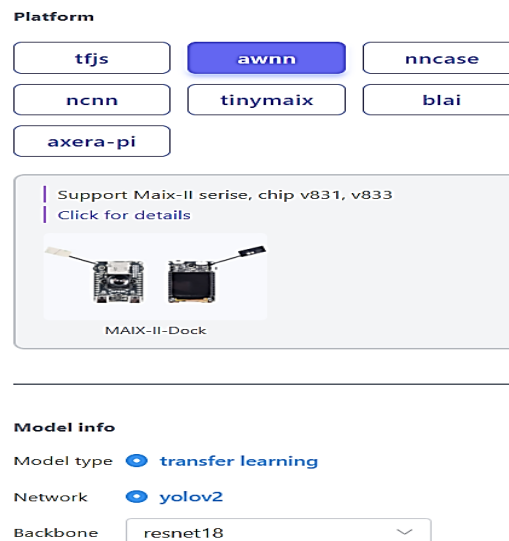


Nota: Se muestra la ventana principal de la página MaixHub.

Dependiendo de la placa de desarrollo que se tenga pensado utilizar es posible implementar determinados modelos de redes convolucionales, en la Maix-II Dock, tarjeta utilizada en este proyecto, únicamente está disponible el modelo YOLOv2 ResNet18, como se puede ver en la figura 15.

Figura 15.

Modelo de entrenamiento para la tarjeta Maix-II Dock.



Nota: Se puede observar que el único modelo de entrenamiento disponible para la tarjeta usada es el YOLOv2.

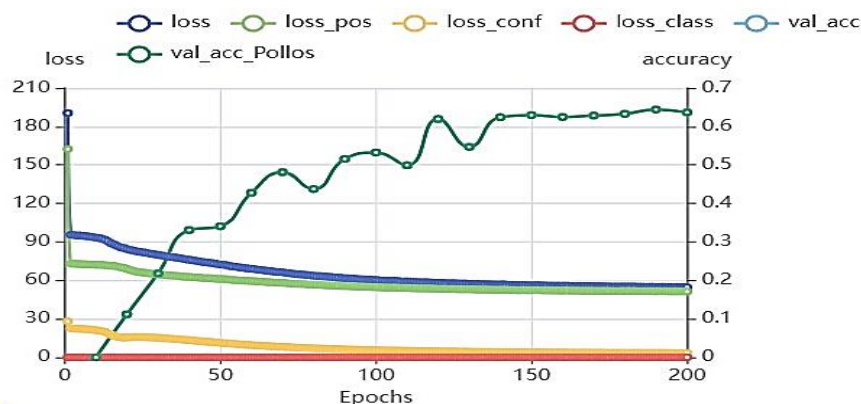
7.2 Parámetros de Entrenamiento y Resultados

Para el entrenamiento de nuestra IA hay que tener en cuenta principalmente el tamaño en la imagen de lo que queremos detectar, ya que, se pretende detectar gran cantidad de pollos en un área pequeña ubicando la cámara en un lugar alto del galpón. Por lo tanto, se debe configurar el tamaño máximo de imagen que puede escanear el programa, que para este caso es de 448 x 448 píxeles, con el fin de lograr que la IA pueda detectar los pollos sin problema. También, se configura el tamaño mínimo de la caja que contiene a los objetos de interés, tiene que ser el más pequeño posible, es decir, 5x5 píxeles así no hay problema si un pollo está muy alejado de la cámara, la IA podrá detectarlo.

En el caso de las épocas de iteración se debe encontrar el número con el cual el modelo presenta una mayor precisión, ya que depende del propósito para el cual se entrena. Inicialmente, se probó con el máximo disponible, 200 épocas, y esto arrojó una precisión del 63%, tal como se observa en la figura 16.

Figura 16.

Entrenamiento del modelo con 200 épocas.

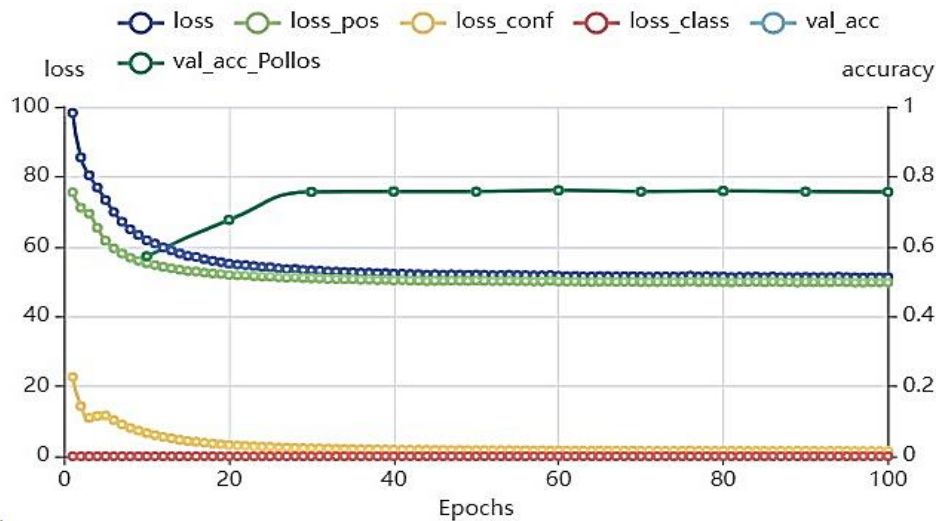


Nota: Grafica de la precisión alcanzada con un entrenamiento de 200 épocas.

Posteriormente se redujo el número de épocas para el entrenamiento de la IA con el fin de reducir el tiempo de entrenamiento y observar la variación en la precisión; el mejor resultado se obtuvo al entrenar el modelo durante 100 épocas, ya que, alcanzó una precisión del 76%, cómo se ve en la figura 17.

Figura 17.

Entrenamiento del modelo con 100 épocas.



Nota: Grafica de la precisión alcanzada con un entrenamiento de 100 épocas.

La tabla 4 muestra de forma clara todos los parámetros utilizados para el entrenamiento del modelo.

El proceso de entrenamiento cuenta con dos estrategias de regularización mediante las cuales reduce el riesgo de un sobreajuste del modelo, la primera aplicada sobre YOLOV2 es la estandarización de los lotes de datos para la cual se fija en los parámetros de entrenamiento un valor tanto de media como de desviación estándar, los cuales fueron 123.5 y 58.39 respectivamente. Por otra parte, también se aplica el Weight Decay (Decaimiento de peso),

mediante la cual se agrega un término adicional a la función de pérdida del modelo que está relacionado con la magnitud de los pesos. Esta penalización hace que el modelo prefiera pesos más pequeños y ayuda a prevenir el sobreajuste evitando que el modelo se ajuste a características muy específicas de las imágenes etiquetadas por el proceso de entrenamiento, en cambio, se destacan características más generales con lo cual el desempeño del modelo al reconocer objetos en imágenes diferentes a las conocidas no se vea afectado.

Tabla 4.

Parámetros usados para entrenar el modelo de detección.

Parámetro	Valor
Dimensión de imagen	448 x 448 píxeles
Tamaño de datos por lotes	32
Tasa de aprendizaje máxima	0.001
Tamaño mínimo de la caja	5 píxeles
Número de épocas	100
Regularización	Weight Decay

Nota: Los parámetros usados fueron escogidos teniendo en cuenta las dimensiones de las imágenes usadas en el proyecto y objetos a detectar.

8. Adecuación del Software

Una vez entrenado el modelo de inteligencia artificial en la plataforma MaixHub se realiza la descarga, el programa detecta en tiempo real los pollos presentes en la imagen tomada por la cámara de la tarjeta y muestra el video en el display, en el cual se identifican los pollos;

posteriormente, se realizan cambios sobre este código inicial para añadir las funcionalidades requeridas para el proyecto.

8.1 Conteo

Para extraer la información de cuantos pollos detecta la inteligencia artificial se debe acceder al código `main.py`, el cual contiene todos los datos que necesitamos; en la clase YOLOv2 la función 'draw' se encarga de la creación de las cajas que encierran en la imagen las regiones que contienen posibles objetos a detectar. A cada una de estas cajas se le asocia una probabilidad de parentesco a la clase que se desea detectar, una vez son descartadas las probabilidades que se encuentran por debajo del umbral especificado estas se guardan en un vector, siendo el tamaño de este vector el número de pollos que es detectado en esa imagen, la longitud del vector se logra extraer gracias a la función 'len()' en Python y se guarda en una variable para su posterior visualización.

8.2 Visualización de los Datos

Para la presentación de los resultados del conteo se decidió incluir dos métodos de visualización; el primero mediante el display ya incluido en la tarjeta Maix-II y el segundo, haciendo uso de una aplicación, esto, con el fin de brindar una forma fácil y rápida para la lectura de datos tanto en el galpón como de forma remota.

8.2.1 Display

Para la visualización del número de pollos en el display de la Maix, usamos la variable que guarda la cantidad de pollos, esta variable se imprime usando a la función 'img.draw_string', en la cual podemos editar el tamaño y el color del número para que sea más visible, se tiene en cuenta que el display está ubicado en una zona alta del galpón, por lo cual, el texto debe ser lo suficientemente grande para que sea legible. Además, en la pantalla también se observa la

imagen que es captada por la cámara en tiempo real junto con las detecciones que realiza, tal como se muestra en la figura 18.

Figura 18.

Visualización en display de los datos obtenidos.



Nota: En el display se observan los cuadros con las detecciones que hace el modelo y el número total de pollos detectado.

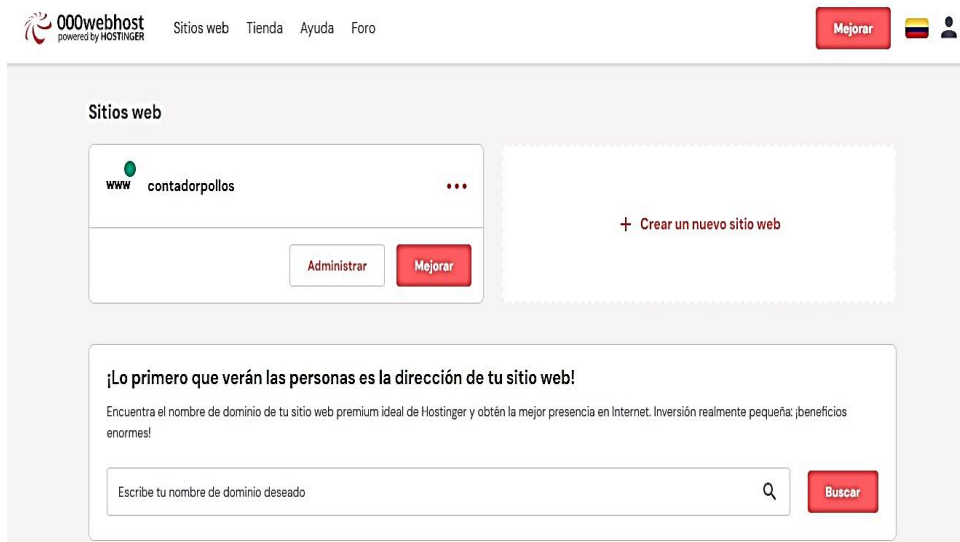
8.2.2 Aplicación

Con el programa ‘App Inventor’ se desarrolló una aplicación móvil que permite visualizar en tiempo real el número de pollos que es captado por la cámara, este, es enviado por la tarjeta a una base de datos creada con el sitio web ‘000Webhost.com’, la cual permite crear un dominio de forma gratuita y así acceder a los datos desde cualquier parte mientras se cuente con acceso a internet.

Los datos son enviados utilizando la librería ‘requests’ de Python, la cual permite el uso del protocolo HTTP para enviar los datos hacia la página web.

Figura 19.

Elaboración de la interfaz del usuario.

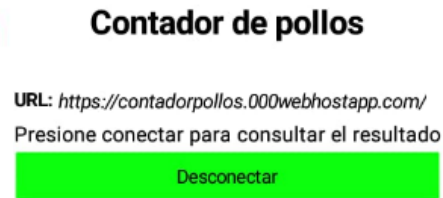
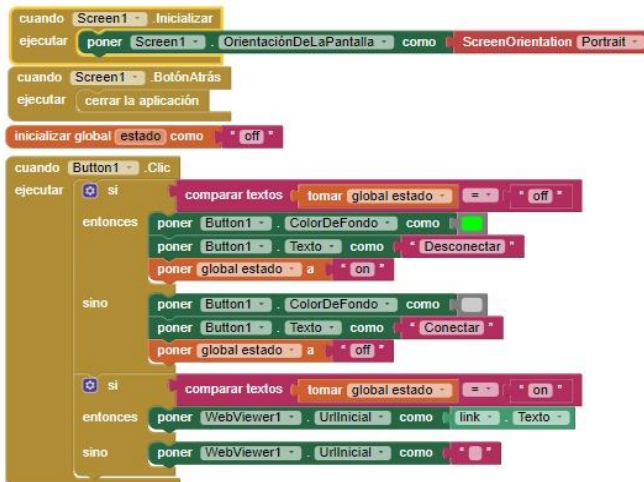


Nota: Se configura el sitio con el cuál va a interactuar el usuario final.

En la figura 20 se puede observar la interfaz con la que interactúa el usuario para la visualización de los datos, como se puede ver es una aplicación muy didáctica. Igualmente, se puede ver el diagrama de bloques correspondiente a la programación de la app.

Figura 20.

Interfaz del usuario



El numero de pollos es:

10

Nota: Así se ve la aplicación final, que permite ver los datos en tiempo real.

9. Experimentación

9.1 Pruebas

Inicialmente, se realizó una prueba que consta en imprimir varias imágenes del galpón y probar la IA con estas; con el objetivo de verificar que el modelo se ajusta correctamente a la imagen captada con la cámara de la Maix y que la visualización en el display sea adecuada para el usuario, además, con estas pruebas se obtiene un valor estimado de la precisión que alcanza el modelo a la hora de detectar todos los pollos presentes en la imagen. En este caso, no es relevante el porcentaje con el cual es detectado cada uno de los pollos, sino que sean detectados todos los que se encuentren en el campo de visión de la cámara.

En la tabla 5, se pueden ver los resultados de estas pruebas mencionadas anteriormente; se utilizaron 5 imágenes distintas, cada una se mantuvo a una distancia tal que la imagen fuera captada completamente por la cámara. Para cada una de las imágenes se realizaron algunas variaciones en la orientación de la cámara y en la iluminación. Al final de esta prueba se pudo ver que el sistema funcionó correctamente al identificar los pollos, aunque estos tuvieran varios tamaños, de igual forma el sistema logró distinguir de forma satisfactoria en la mayoría de los casos cuando dos pollos se encuentran superpuestos.

Tabla 5.

Precisión experimental del modelo de detección.

N° de imagen	Pollos en la imagen	Pollos detectados	
		Promedio	Porcentaje promedio

1	25	20	80%
2	23	20	86.9%
3	38	32	84.2%
4	35	30	85.7%
5	32	28	87.5%

Nota: Se puede observar el porcentaje de precisión experimental que tiene este modelo, el cual se calcula comparando el número de pollos que hay en la imagen con el número de pollos detectado por la Maix-II.

Para propósitos de experimentación se varió el número de pollos entre imágenes, como podemos ver, la precisión más baja tomada es del 80% y el promedio de precisión con diferentes números de pollos es del 85%. Teniendo en cuenta esto, se puede observar que el modelo tiene una buena precisión que puede mejorar en futuras versiones.

De igual forma, se hicieron pruebas con algunas imágenes modificadas, es decir, alterando el contenido de la imagen agregando diferentes objetos, esto con la finalidad de simular el caso en que objetos externos se encuentren en el campo de visión de la cámara y observar cómo esto pueda afectar el conteo de los pollos. La figura 21 muestra un ejemplo de algunas de las imágenes utilizadas.

Figura 21.

Imágenes alteradas para pruebas de precisión del modelo.



Nota: Se agregaron diferentes objetos que a la distancia que se ubicó la Maix se pudieran confundir con pollos.

En total, se usaron seis tipos diferentes de objetos; teniendo en cuenta que las imágenes tomadas son a color, los objetos agregados son blancos similares a los pollos, ya que esta es una de las características principales en la cual se basa la detección. La cantidad de objetos de interferencia fue fija para cada una de las clases en las diferentes imágenes, posteriormente se ubicaron frente a la cámara y como en el caso anterior también se realizaron variaciones en la iluminación y el ángulo de las imágenes. En la tabla 6 se muestran los resultados obtenidos tras este proceso, fueron utilizadas 3 tomas para cada uno de los tipos de objeto externo.

Tabla 6.

Pruebas realizadas sobre la precisión del modelo alterando las imágenes de pollos con diferentes objetos.

Tipo de objeto en la imagen	Número de objetos de interferencia en la imagen	Objetos de interferencia detectados		
		Toma 1	Toma 2	Toma 3
Operario	2	0	0	0

Gatos	2	1	1	0
Conejos	2	2	2	2
Objetos esféricos	4	4	3	4
Comederos y bebederos	2	0	0	1
Aves de color blanco	3	1	0	1

Nota: Se realizaron 3 tomas para cada tipo de imagen sin variar el número de objetos, esto, con el fin de tener una mayor fiabilidad sobre los resultados.

Es posible observar que algunos de los objetos o animales, cómo los conejos, fueron detectados en la totalidad de los casos, debido a la similitud en cuanto a tamaño, forma y color que presentan con respecto a los pollos; esto se puede corregir en futuras versiones entrenando el sistema para que identifique tanto pollos cómo conejos u otros animales que puedan interferir en el galpón.

Sin embargo, los objetos con mayor probabilidad de encontrarse dentro de un galpón como es el caso de los comederos y bebederos no fueron identificados erróneamente como pollos.

Con los resultados de estas pruebas se puede tener una primera visión de las características del sistema al igual que las limitaciones que podrían presentarse una vez llevada a cabo la instalación en el galpón real.

Cabe mencionar que todas las pruebas realizadas anteriormente se hicieron sobre imágenes impresas, las cuales hacen parte del conjunto de datos utilizado para el entrenamiento de la red modificadas mediante edición.

9.2 Implementación

Para instalar la Maix, se tomaron fotos utilizando la cámara de la Maix para determinar la ubicación en la cual el campo de visión cubriera la mayor parte del galpón, con esto aseguramos una instalación que abarque la totalidad de los pollos.

Figura 22.

Imágenes tomadas con la Maix-II.



Nota: Se observa el punto donde la Maix abarque la totalidad de los pollos.

Una vez definido el lugar a instalar la Maix se procede a colocar los amarres en la estructura de montaje e instalarla como se observa en la figura 23.

Figura 23.

Montaje de la Maix-II.



Nota: Se usan amarres de plástico para sujetar la estructura al lugar donde se va a dejar fija para la detección.

Para el apartado de la alimentación de la Maix, se puede utilizar un cargador que proporcione 5V y al menos 1A conectado mediante un cable USB tipo C, una vez encendida la tarjeta Maix-II se ejecuta automáticamente el archivo 'main.py', el cual inicia la detección y visualización del conteo de pollos tanto en la aplicación como en el display como se ve en la figura 24.

Figura 24.

Visualización final de datos



Contador de pollos

URL: <https://contadorpollos.000webhostapp.com/>
Presione conectar para consultar el resultado

Desconectar

**El numero de pollos
es:**

27

Nota: Los datos se visualizan en tiempo real tanto en el display como en la aplicación.

9.3 Resultados

Al momento de realizar la implementación se contaba con 30 pollos en el galpón; con este número en cuenta podemos sacar el porcentaje de precisión que tuvo el modelo al identificar los pollos.

Tabla 7.*Precisión del modelo*

Hora del día	Pollos en el galpón	Promedio de pollos detectado	Porcentaje promedio de pollos detectados
Mañana	30	28	93.3%
Tarde	30	27	90%

Nota: Se realizaron tomas a diferentes horas el día con el fin de probar la eficiencia del modelo en diferentes condiciones.

Como podemos ver el porcentaje de pollos detectados es mejor de lo esperado a partir de las pruebas preliminares, ya que, la profundidad y la distancia del galpón es más acorde a las imágenes con las que se entrenó el modelo, además, que para el día en el cual se realizó la experimentación, los pollos crecieron de forma considerable; esto, quiere decir que la IA puede detectar pollos en sus diferentes etapas de crecimiento.

Tabla 8.*Especificaciones del proyecto.*

Parámetro	Valor
Consumo de la Maix-II Dock con el modelo en ejecución	1,7 [W]
Modelo de detección	YOLOv2
Resolución	448x448 píxeles
Precio total	\$400.000

Cuadros por segundo(display)	2 fps
Precisión	90%
Dimensiones	8 x 4 x 5,5 cm
Peso	49 g
Aplicación	Pollos (App Inventor)

Nota: Se pueden ver las características principales del proyecto, brindando con esto información más legible y comprensible al usuario.

10. Conclusiones

Para la creación de la base de datos es importante tener en cuenta las condiciones físicas en las que van a ser detectados los objetos, por lo cual, es importante buscar imágenes acordes al proyecto que se va a realizar, además de la disponibilidad del objeto a detectar en internet. Una muy buena solución a este problema es hacer una base de datos propia, ya que se pueden tomar las imágenes con diferente iluminación, ángulo y número de objetos. Esto ayuda a que el entrenamiento del modelo pueda tener en cuenta todos los posibles casos en los que se va a encontrar.

La plataforma MaixHub es un herramienta muy versátil y con una interfaz amigable con el usuario, estos factores son muy importantes para este proyecto, ya que, para conseguir un entrenamiento óptimo tenemos que modificar los parámetros de entrenamiento así como las áreas de detección, con los parámetros escogidos se consiguió tener un modelo bastante preciso el cual funciona con diferentes iluminaciones en el galpón, variando la cantidad de objetos en movimiento y con los diferentes tamaños de los pollos en su periodo de crianza.

La tarjeta seleccionada (Maix-II Dock) es una gran herramienta para implementar un sistema automático de detección de objetos. Con los resultados obtenidos, se evidencia su capacidad para ejecutar sistemas de detección de objetos en tiempo real, sus entradas tipo C nos permiten una cómoda implementación ya que la mayoría de personas tiene un cargador de celular de este tipo de entrada, y su tamaño no es invasivo en el galpón, su reducido peso es un factor importante ya que si el lugar en el que se ubica no es muy resistente no se podría instalar, la estructura en impresión 3D permite una fabricación sencilla y accesible.

Al tener en cuenta una mejor aproximación de los pollos en el galpón, se puede dar el alimento de forma más eficiente (las cantidades se pueden consultar con el veterinario a cargo), esto aumenta la ganancia por pollo y también se reduce la probabilidad de pérdida de pollos, gracias a la continua monitorización y la implementación de tecnologías, los encargados de los galpones podrán agilizar su trabajo y llevar un conteo de forma rápida y eficiente.

La inversión necesaria para llevar a cabo la instalación de un sistema de este tipo no es tan alta actualmente, esto debido al avance en cuanto a las capacidades del hardware específico para la inteligencia artificial, además, la facilidad de adquisición de dichas tarjetas es cada vez mayor gracias a las plataformas virtuales. Otro factor que permite la reducción del costo es que la estructura en la cual se implementó la Maix fue fabricada con impresión 3D, lo cual permite una exactitud mayor que un material metálico y a un precio más bajo.

La visualización de datos mediante la aplicación es una herramienta muy importante ya que con esta se puede verificar la cantidad de pollos en el galpón en todo momento, la implementación del display es relevante porque no necesita de una herramienta externa para la visualización de los datos en caso de no contar con conexión a internet o que esta falle. La detección de objetos externos a los pollos en el galpón no representa un gran problema para este modelo, ya que, las interferencias externas más comunes como operarios, comederos y bebederos no son detectados.

11. Recomendaciones

Un factor que se debe tener en cuenta al momento de instalar el dispositivo es la altura a la cual se va a ubicar, ya que es posible que el campo de visión de la cámara incluida en la tarjeta Maix-II no sea suficiente para cubrir la totalidad del área en la cual se encuentran los pollos. En este caso, se da como sugerencia instalar más de una cámara o agregar movilidad a esta para poder observar con totalidad el área de interés

Si el sistema será instalado en un galpón que presenta múltiples obstáculos o es probable que ingresen otros animales es recomendable que el modelo que se entrene también sea capaz de identificarlos, de esta forma se reduce la probabilidad de que sean etiquetados erróneamente como pollos y por lo tanto afectar el conteo.

Para la completa monitorización de los pollos las 24 horas del día, se aconseja poner cámaras con sensores de movimiento que puedan detectar cualquier anomalía, esto, teniendo en cuenta que cuando los pollos no están comiendo y se encuentran a oscuras permanecen quietos. Estas cámaras ayudan a tener un monitoreo constante del galpón, especialmente en horas de la noche, ya que es más probable que se presenten casos de hurto o ataques por parte de otros animales.

Como mejora se recomienda agregar la visualización del galpón en la aplicación; como esto podría llevar a cabo una caída de rendimiento porque la transmisión de video puede ser computacionalmente pesada, entonces se requeriría un cambio de hardware o una mejora en el modelo.

La bioseguridad en los galpones es bastante delicada, ya que los pollos son susceptibles a muchas enfermedades y de fácil contagio, por lo tanto, se busca protegerlos de cualquier factor

externo. Por esto, es importante tener un galpón a consideración para hacer una base de datos confiable.

Para tener en cuenta; se debe resaltar que un número aceptable de imágenes para el entrenamiento de un modelo de detección va de 2000 a 5000 imágenes y es importante que los objetos a detectar en una misma clase no sean tan diferentes entre sí, porque el modelo puede no converger, esto quiere decir que la IA no estaría segura de que detectar. Otro de los aspectos para tener en cuenta es la de toma de datos y el etiquetado de los objetos, ya que, es indispensable que sea realizado de forma correcta para asegurar el buen funcionamiento del modelo.

Referencias Bibliográficas

Aviagen. (2018). *MANUAL DE MANEJO DE POLLO DE ENGORDE ROSS*.

https://aviagen.com/assets/Tech_Center/BB_Foreign_Language_Docs/Spanish_TechDocs/Ross-BroilerHandbook2018-ES.pdf

Charán. (2023, 4 agosto). *Proyecto de visión por computadora de pollos*. Roboflow. Recuperado 29 de noviembre de 2023, de <https://universe.roboflow.com/charan-7q0md/chickens-a4wpd>. [Data set].

Cao, L., Xiao, Z., Liao, X., Yao, Y., Wu, K., Mu, J., Li, J., et al. (2021). Automated Chicken Counting in Surveillance Camera Environments Based on the Point Supervision Algorithm: LCDenseFCN. *Agriculture*, 11(6), 493. MDPI AG. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.3390/agriculture11060493>.

Dumoulin, P. G., Van de Braak, T., & Lera, R. (2021, enero 16). ▷? ¿Cómo Criar Pollos de Engorde? Todas las respuestas AQUÍ. *Colaves*. <https://colaves.com/como-criar-pollos-de-engorde/>

Javier F. Medina, Ministerio de agricultura y desarrollo rural. (n.d.). Resolución número 000253 de 2020. CONDICIONES DE BIENESTAR ANIMAL PROPIAS DE CADA UNA DE LAS ESPECIES DE PRODUCCIÓN DEL SECTOR AGROPECUARIO; BOVINA, BUFALINA, AVES DE CORRAL Y ANIMALES ACUÁTICOS, de <https://fenavi.org/wpcontent/uploads/2020/10/RESOLUCION-0253-DE-2020.pdf>

José L. Carrero. “SISTEMA DE VISIÓN ARTIFICIAL PARA EL MONITOREO DE POLLOS DE ENGORDE EN LA GRANJA AVICOLA MASCRIOLLO.SAS DE LA CIUDAD DE CUCUTA”. Universidad de Pamplona, 2018, de

http://repositoriodspace.unipamplona.edu.co/jspui/bitstream/20.500.12744/3203/1/Carrero_2018_TG.pdf

J. Redmon and A. Farhadi, "YOLO9000: Better, Faster, Stronger," 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017, pp. 6517-6525, doi: 10.1109/CVPR.2017.690.

J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 779-788, doi: 10.1109/CVPR.2016.91.

M. Ahmadi, Z. Xu, X. Wang, L. Wang, M. Shao and Y. Yu, "Fast Multi Object Detection and Counting by YOLO V3," 2021 China Automation Congress (CAC), Beijing, China, 2021, pp. 7401-7404, doi: 10.1109/CAC53003.2021.9727949.

¿Qué es la inteligencia artificial o IA? | Google Cloud | Google Cloud. (s. f.). Google Cloud.

<https://cloud.google.com/learn/what-is-artificial-intelligence?hl=es-419>

Renteria, O & Secretaría de agricultura y pesca. (s. f.). MANUAL PRÁCTICO DEL POLLO DE ENGORDE. GOBERNACION DEL VALLE DEL CAUCA. Recuperado 10 de agosto de 2023, de

<https://www.valledelcauca.gov.co/loader.php?lServicio=Tools2&lTipo=viewpdf&id=1102>

2

Ross. (s. f.). Aviagen. <https://aviagen.com/es/brands/ross/products/ross-308>

Sistema de Reconocimiento de objetos en tiempo real (*Real-time Object Recognition System*),

Jorge Estarita, Andrés Jiménez, Jaime Brochero, Hugo Escobar. Universidad Simon Bolívar, Barranquilla.

Veterinaria Digital S.A. (s. f.). *Panorama del sector avícola de Colombia: cifras y retos.*

Veterinaria Digital - Avicultura, Porcicultura, Rumiantes y Acuicultura.

[https://www.veterinariadigital.com/articulos/panorama-del-sector-avicola-de-colombia-](https://www.veterinariadigital.com/articulos/panorama-del-sector-avicola-de-colombia-cifras-y-retos/#:~:text=En%20Colombia%20la%20avicultura%20tuvo,000%20empleos%20directos%20e%20indirectos.)

[cifras-y-](https://www.veterinariadigital.com/articulos/panorama-del-sector-avicola-de-colombia-cifras-y-retos/#:~:text=En%20Colombia%20la%20avicultura%20tuvo,000%20empleos%20directos%20e%20indirectos.)

[retos/#:~:text=En%20Colombia%20la%20avicultura%20tuvo,000%20empleos%20direct](https://www.veterinariadigital.com/articulos/panorama-del-sector-avicola-de-colombia-cifras-y-retos/#:~:text=En%20Colombia%20la%20avicultura%20tuvo,000%20empleos%20directos%20e%20indirectos.)

[os%20e%20indirectos.](https://www.veterinariadigital.com/articulos/panorama-del-sector-avicola-de-colombia-cifras-y-retos/#:~:text=En%20Colombia%20la%20avicultura%20tuvo,000%20empleos%20directos%20e%20indirectos.)

Virtudes, J., & Virtudes, J. (2023, 3 marzo). Reconocimiento de objetos con deep learning -

Damavis blog. *Damavis Blog - Data - Machine Learning - Visualization.*

[https://blog.damavis.com/reconocimiento-de-objetos-con-deep-](https://blog.damavis.com/reconocimiento-de-objetos-con-deep-learning/#:~:text=La%20detecci%C3%B3n%20de%20objetos%20es,m%C3%A9dicas%20hasta%20la%20conducci%C3%B3n%20aut%C3%B3noma.)

[learning/#:~:text=La%20detecci%C3%B3n%20de%20objetos%20es,m%C3%A9dicas%](https://blog.damavis.com/reconocimiento-de-objetos-con-deep-learning/#:~:text=La%20detecci%C3%B3n%20de%20objetos%20es,m%C3%A9dicas%20hasta%20la%20conducci%C3%B3n%20aut%C3%B3noma.)

[20hasta%20la%20conducci%C3%B3n%20aut%C3%B3noma.](https://blog.damavis.com/reconocimiento-de-objetos-con-deep-learning/#:~:text=La%20detecci%C3%B3n%20de%20objetos%20es,m%C3%A9dicas%20hasta%20la%20conducci%C3%B3n%20aut%C3%B3noma.)

Apéndices

Apéndice A. Contenido del trabajo de grado

Los diferentes recursos usados (tales como conjuntos de imágenes, código de programación y diseño de estructura) para la realización de este proyecto se encuentran alojados en el repositorio de Github.

Cabe mencionar que el repositorio mencionado es de acceso público para quien interese y puede ser consultado en: <https://github.com/chickencounter/Contador-de-pollos-con-IA-en-Maix-ii-dock.git>