

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMO DE DETECCIÓN Y CONTEO DE
PECES USANDO INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

OSCAR DANILO OLEJUA SANTOS

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS
ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2023

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMO DE DETECCIÓN Y CONTEO DE
PECES USANDO INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

OSCAR DANILO OLEJUA SANTOS

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 INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS
ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA

2023

DEDICATORIA

A Dios, a quien no encuentro palabras para agradecer por todos sus detalles. Por cruzarse en mi camino, permitirme conocerle, por todas sus manifestaciones de amor, por la vida que me regala para llegar hasta acá y especialmente por convertirse en más que mi maestro, en mi amigo.

A mi padre Alfonso Olejua, quien ha sido un ejemplo en todo sentido, aquel que siempre me brindo su mano, su amor y sus consejos a lo largo de mi vida. Este trabajo hace honor a esos días en que se ha sacrificado arduamente por el bienestar de nuestra familia. Te admiro y te amo inmensamente.

A mi madre Claudia Santos por darme la vida, por cuidarme, enseñarme e inculcar valores en mi cuando solo era un niño, por todas sus oraciones y su dulce compañía en este camino de la vida. Nunca me abandones.

A mi nonita Zoraida Hernandez quien es luz en mi camino, gracias por llenar mi corazón con su amor y sus cuidados, gracias por sus esfuerzos, sus consejos, por todo tu cariño y apoyo durante mi vida, verdaderamente es una madre para mí. Como le dije "lo logramos". Te amo nonita.

A mi novia Bridney Calderon la niña de mis ojos, gracias por brindarme su amor, su ternura y su cariño, por confiar en mis capacidades y brindarme lo mejor de las tuyas, por ayudarme a crecer como persona y especialmente por su esfuerzo en nuestra relación y todo su apoyo en momentos difíciles, Te amo cielo.

AGRADECIMIENTOS

Gracias a Dios por su amor y misericordia conmigo, por las capacidades que me proporcionó para llegar hasta este punto de mi vida académica y especialmente por concederme una beca para estudiar todo mi pregrado.

A toda mi familia, quiero agradecerles por el apoyo económico, moral y espiritual que me han brindado a lo largo de mi carrera. Su respaldo incondicional ha sido fundamental para culminar esta etapa. Quiero extender un agradecimiento especial a aquellos que generosamente me abrieron las puertas de su hogar cuando más lo necesitaba, convirtiéndose también en el mío permitiéndome enfocarme en mis estudios. Mi padre, mis tías Carolina, Alix, Ligia, Luz Marina, Blanca, mis primos Edinson y Luis Fernando, mis amigos Julian, Nilson, Santiago y la familia Calderon Infante, les estoy eternamente agradecido.

También agradezco a mis amigos dentro y fuera de la universidad, son una parte importante de mi vida, y ocupan un lugar especial en mi corazón, gracias por las experiencias vividas, los buenos momentos y las risas compartidas. Quiero agradecer a aquellos que desinteresadamente hicieron las veces de tutores en algunas asignaturas, sin ustedes no hubiera llegado tan lejos en mi formación, verdaderamente les deseo bendiciones y éxito en sus vidas.

Dirijo un agradecimiento especial al CEO de AC Ingenieria Virtual, Helver Alvarez por brindarme la oportunidad de realizar mi práctica en su empresa, por la confianza depositada en mis capacidades y los sabios consejos que he recibido durante este periodo de su parte.

A los profesores quiero expresar mi agradecimiento por compartir su conocimiento y experiencia conmigo. Especialmente al profesor Hans Garcia, por su compromiso con su vocación y por la confianza depositada en mí para obtener mi primer trabajo relacionado con mi área de estudio.

Finalmente un agradecimiento y reconocimiento a mi director de trabajo de grado, Jaime Barrero por dedicar su tiempo, experiencia y conocimiento en la guía y la orientación en el desarrollo de mi proyecto.

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	13
1. OBJETIVOS	17
2. BASE DE DATOS	18
2.1. ESTRUCTURA DE LA MAQUINA DE CONTEO	18
2.1.1. Características de la cámara	19
2.2. PROCESAMIENTO DE LOS DATOS	20
2.2.1. Etiquetado	20
2.2.2. División de datos	21
2.2.3. Aumento de datos	21
3. ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL	22
3.1. Resultados	22
4. ALGORITMO DE CONTEO DE PECES BASADO EN LA DETECCIÓN	25
4.1. ASIGNACIÓN DE ID	25
4.1.1. Asociación de Id usando un Filtro de Kalman	25
4.2. ALGORITMO DE CONTEO	27
5. IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA	28
6. CONCLUSIONES	29
7. TRABAJO FUTURO	31
BIBLIOGRAFÍA	32

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1. Estructura de la maquina suministrada por AC Ingenieria virtual	18
Figura 2. Arducam a 120 FPS, Imagen óptima	19
Figura 3. Logitech a 30 FPS, Desenfoque por movimiento	19
Figura 4. Etiquetado manual de imágenes	20
Figura 5. Imagen original	21
Figura 6. Imagen filtrada	21
Figura 7. Algunas imágenes de validación	23
Figura 8. Inferencia de YOLOv5x en validación	23
Figura 9. Inferencia de YOLOv5s en validación	23
Figura 10. Imagen de evaluación, caso uno	24
Figura 11. Imagen de evaluación, caso dos	24
Figura 12. Inferencia de YOLOv5x, caso uno	24
Figura 13. Correcta inferencia de YOLOv5x, caso dos	24
Figura 14. Inferencia de Yolov5s, caso uno	24
Figura 15. Error en inferencia de YOLOv5s, caso dos	24

LISTA DE TABLAS

		pág.
Tabla 1.	Descripción de cada componente de la maquina contadora	19
Tabla 2.	Desempeño de los modelos con imágenes de evaluación	23
Tabla 3.	Resultados de la implementación del algoritmo	28
Tabla 4.	Comparación GPU contra CPU	28

LISTA DE ANEXOS

	pág.
Anexo A. Registro de toma de datos	35
Anexo B. Software para convertir vídeos en secuencia de imágenes	35
Anexo C. Herramienta para el etiquetado de imágenes	35
Anexo D. Plataforma web especializada en transformación de imágenes	35
Anexo E. Base de datos de entrenamiento	35
Anexo F. Guía para entrenar el modelo Yolov5	35
Anexo G. Repositorio oficial de Yolov5	35
Anexo H. Pesos de los modelos entrenados	35
Anexo I. Ecuaciones y explicación del filtro de Kalman	35
Anexo J. Algoritmo de conteo	35
Anexo K. Resultados	35

RESUMEN

TÍTULO: DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMO DE DETECCIÓN Y CONTEO DE PECES USANDO INTELIGENCIA ARTIFICIAL. *

AUTOR: OSCAR DANILO OLEJUA SANTOS **

PALABRAS CLAVE: YOLOV5, FILTRO DE KALMAN, CONTADORA DE OBJETOS, VISIÓN ARTIFICIAL, PECES.

DESCRIPCIÓN:

La Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura reconoce la importancia de la piscicultura en la seguridad alimentaria, la reducción de la pobreza y la generación de empleo y promueve el desarrollo de prácticas sostenibles para mejorar la eficiencia y la productividad en los cultivos. Además, La industria piscícola en Colombia ha experimentado un crecimiento significativo en los últimos años, con un aumento notable en las exportaciones. En relación a esto, el conteo de peces se convierte en una herramienta crucial para el desarrollo adecuado de buenas prácticas, lo cual contribuye al crecimiento de la industria en el país y resulta clave para el éxito de la producción, sin embargo, hacerlo de forma manual es un obstáculo para el crecimiento sostenible de la industria. En este estudio, se presenta un algoritmo de conteo de peces que consta de tres partes. En primer lugar, se utiliza un módulo que emplea una de las dos topologías Yolov5x o Yolov5s de la arquitectura Yolov5 para la detección de peces fotograma a fotograma en un vídeo. En segundo lugar, se utiliza un módulo de asignación de identificadores en conjunto con un filtro de Kalman para realizar el seguimiento individual de cada pez durante su aparición en pantalla. Por último, se emplea un módulo para realizar el conteo de los peces identificados.

Los resultados obtenidos alcanzan una precisión superior al 96.6% con el modelo más rápido y un 98.8% con el modelo más preciso. Además, se proponen sugerencias para mejorar el desempeño y la velocidad del sistema, y se plantean trabajos futuros.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y telecomunicaciones. Director: Jaime Guillermo Barrero Pérez, Magister en potencia eléctrica.

ABSTRACT

TITLE: DESIGN AND IMPLEMENTATION OF A FISH DETECTION AND COUNTING ALGORITHM USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE *

AUTHOR: OSCAR DANILO OLEJUA SANTOS **

KEYWORDS: YOLOv5, KALMAN FILTER, OBJECT COUNTER, ARTIFICIAL VISION, FISH.

DESCRIPTION:

The United Nations Food and Agriculture Organization recognizes the importance of aquaculture in food security, poverty reduction, and job creation, and promotes the development of sustainable practices to improve efficiency and productivity. Furthermore, the fish farming industry in Colombia has experienced significant growth in recent years, with a notable increase in exports. In relation to this, fish counting becomes a crucial tool for the proper development of good practices, which contributes to the industry's growth in the country and is key to the success of production. However, manual counting poses an obstacle to the sustainable growth of the industry.

In this study, an algorithm for fish counting is presented, consisting of three parts. Firstly, a module is used that employs one of two Yolov5x or Yolov5s topologies of the Yolov5 architecture for frame-by-frame fish detection in a video. Secondly, an identifier assignment module is used in conjunction with a Kalman filter to track each fish individually during its appearance on the screen. Lastly, a module is employed to perform the counting of the identified fish.

The results obtained achieve an accuracy of over 96.6% with the fastest model and 98.8% with the most accurate model. Additionally, suggestions are proposed to improve the performance and speed of the system, and future work.

* Bachelor Thesis

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y telecomunicaciones. Director: Jaime Guillermo Barrero Pérez, Magister en potencia eléctrica.

INTRODUCCIÓN

La industria piscícola en Colombia ha experimentado un crecimiento significativo, las exportaciones han alcanzado un récord histórico en 2020, con un aumento del 48% en comparación con el año anterior¹, un 13% en 2021² y un 15% en 2022.³ La FAO ha destacado la importancia de la acuicultura en la seguridad alimentaria, la nutrición, la reducción de la pobreza y la generación de empleo. Por ello, se centra en el desarrollo de tecnologías, directrices y prácticas sostenibles para mejorar la eficiencia y la productividad en cultivos⁴. Reconocen además que la inteligencia artificial y el procesamiento de datos pueden ser de ayuda presentando estrategias a los piscicultores, y recomiendan seguir abordando investigaciones y procesos de automatización⁵.

¹ Valora Analitik. *Exportaciones piscícolas en 2020 fueron de 12.895 toneladas, cifra histórica en Colombia*. Valora Analitik. 12 de feb. de 2021. URL: <https://www.valoraanalitik.com/2021/02/12/exportaciones-piscicolas-en-2020-fueron-de-12-895-toneladas-cifra-historica-en-colombia/>.

² Panorama Acuícola Magazine. *Las exportaciones del sector piscícola en Colombia consiguió un incremento de las exportaciones del 13% en el año 2021*. Panorama Acuícola Magazine. 28 de mar. de 2022. URL: <https://panoramaacuicola.com/2022/03/28/las-exportaciones-del-sector-piscicola-en-colombia-consiguio-un-incremento-de-las-exportaciones-del-13-en-el-ano-2021/>.

³ *Huila y Antioquía fueron los principales departamentos exportadores piscícolas de Colombia*. Legiscomex. 2023. URL: <https://www.legiscomex.com/huila-y-antioquia-fueron-los-principales-departamentos-exportadores-piscicolas-de-colombia>.

⁴ *Report of the Regional Consultation on the Development of Guidelines for Sustainable Aquaculture (GSA)*. FAO, 2020. DOI: 10.4060/cb0280en.

⁵ *El estado mundial de la pesca y la acuicultura 2020*. FAO, 2020. DOI: 10.4060/ca9229es.

En ese sentido, el conteo de peces es una herramienta crucial para el desarrollo de buenas prácticas, proporciona información sobre la densidad poblacional de cada sector del cultivo, la cantidad de alimento necesaria y permite estar enterado, entre otras cosas, de alguna muerte repentina de los peces. Al asegurar la toma de decisiones informadas, permite a los piscicultores aumentar la rentabilidad y el crecimiento de su producción. En el país, hay algunos cultivos muy avanzadas en términos tecnológicos, pero la mayoría de los cultivos realizan procedimientos manuales para el conteo de los peces. Esto es un problema porque toma mucho tiempo caracterizar la población de peces en cada fase de producción, genera un margen de error significativo y aumenta el costo de producción convirtiéndose en un obstáculo para el óptimo crecimiento del cultivo⁶.

Este trabajo es el eje central de un proyecto macro de AC Ingeniería Virtual, cuyo objetivo es desarrollar un sistema automatizado de conteo de peces mediante el uso de inteligencia artificial. La empresa proporciona una máquina con una estructura previamente construida para tomar datos y evaluar el modelo. Esta investigación complementa ese enfoque mediante el diseño y la implementación de un algoritmo que permita el conteo de los peces. Uno de los algoritmos de visión artificial más populares actualmente por su rapidez y precisión es YOLOv5⁷. Este algoritmo utiliza técnicas de aprendizaje profundo para identificar y localizar objetos en imágenes y videos en tiempo real⁸. Sin embargo, la detección de objetos en una secuencia

⁶ Edgar Andres Hoyos Giraldo y Alejandro Muñoz Otero. "SISTEMA PARA CONTEO Y CLASIFICACIÓN DE PECES EN ESTANQUES DE CULTIVO, BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL". Universidad del Valle, 2013.

⁷ Glenn Jocher. *YOLOv5 by Ultralytics*. Ver. 7.0. Mayo de 2020. DOI: 10.5281/zenodo.3908559.

⁸ Haohui Lv et al. "YOLOv5-AC: Attention Mechanism-Based Lightweight YOLOv5 for Track Pedestrian Detection". En: *Sensors* 22.15 (ene. de 2022). Number: 15 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute. DOI: 10.3390/s22155903.

de imágenes o vídeos no necesariamente proporciona un conteo preciso. Si bien la detección puede identificar la presencia de un pez, al tratarse de una secuencia de imágenes, se detectará el pez en cada uno de los fotogramas de la secuencia. Esto va a ocasionar una detección múltiple del mismo individuo y podría resultar en un conteo excesivo si simplemente se suman todas las detecciones.

Para el desarrollo de este proyecto se ha propuesto un algoritmo que asigna un identificador a cada detección realizada por el modelo YOLOv5, se emplea un filtro de Kalman^{9 10} para predecir la posición en los ejes X e Y de los peces en la imagen, basándose en los valores posicionales observados en fotogramas pasados y las velocidades en cada eje. Asimismo, se utiliza un módulo de asociación usando distancias euclidianas para realizar un seguimiento de la trayectoria de un mismo pez a lo largo de la secuencia de imágenes, de esta forma, cuando un pez identificado cumple la condición de cruzar un umbral trazado en la imagen se realiza una adición a la cuenta. Durante la implementación realizada se obtiene la estimación de la cantidad de peces presentes en vídeos a 120 fotogramas por segundo, usando dos modelos de detección yolov5s y yolov5x. Los resultados del algoritmo son excepcionales llegando a un obtener un porcentaje de precisión de conteo de más de 96.6 % para yolov5s y más de 98.8 % para yolov5x, siendo la primera más veloz, demorando casi cuatros veces menos por fotograma. Se proponen mejoras a la estructura física de la contadora, se evidencia la relación directa y dependiente de la calidad del conteo con la calidad de detección y se sugiere usar un hardware especial para garantizar la eficiencia del sistema.

⁹ Hadeel N. Abdullah y Nuha H. Abdulghafoor. "Objects detection and tracking using fast principle component purist and kalman filter". En: *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)* 10.2 (1 de abr. de 2020), pág. 1317. DOI: 10.11591/ijece.v10i2.pp1317-1326.

¹⁰ Samuel Pardo Alia. "Detección y seguimiento de objetos mediante precisión-tracking". En: (2018).

Este nuevo algoritmo podrá en futuros trabajos ser integrado con una interfaz de usuario para visualizar y analizar los comportamientos y tendencias de cada cultivo o puede ir más allá e integrarse con una extensión de software para aplicar transfer learning permitiendo así la detección y por ende conteo de cualquier especie de pez que no haya sido entrenada anteriormente.

1. OBJETIVOS

Objetivo general

- Diseñar e implementar un modelo de detección y un algoritmo de conteo de peces mediante el uso de redes neuronales convolucionales en un microprocesador. El algoritmo de conteo será utilizado para analizar las imágenes de peces en movimiento capturadas por una cámara. El microprocesador será utilizado para realizar el proceso de detección y conteo de los peces capturados en las imágenes

Objetivos específicos

- Entrenar un modelo de inteligencia artificial para la detección de peces de la especie observada
- Diseñar un algoritmo de conteo basado en los datos entregados por el modelo de detección de peces.
- Integrar las dos etapas de detección y conteo, implementar y validar con pruebas el sistema.

2. BASE DE DATOS

Para iniciar el entrenamiento de un modelo de identificación de objetos en imágenes, es fundamental contar con un conjunto de datos apropiado. Para lograr esto, se lleva a cabo la captura de vídeos (Ver Anexo 1) de truchas arco iris de diferentes tamaños, tomando ejemplares desde los 10cm hasta los 30cm, usando la estructura proporcionada por AC Ingeniería Virtual. Posteriormente, se realiza un tratamiento de los datos obtenidos para entrenar correctamente el modelo de aprendizaje profundo.

2.1. ESTRUCTURA DE LA MAQUINA DE CONTEO

Esta estructura se dispone de tal manera que, una vez que los peces ingresan, son transportados a través de un sistema de canales internos que evita la aglomeración y garantiza un alto flujo de peces gracias al efecto combinado de la caída del agua y la fuerza de gravedad. A lo largo del recorrido, los peces cruzan una región donde está ubicada una cámara a cierta altura y de forma transversal a su trayectoria, permitiendo así la toma de datos. En la Fig. 1 podemos ver a mayor detalle su composición:

Figura 1. Estructura de la maquina suministrada por AC Ingeniería virtual

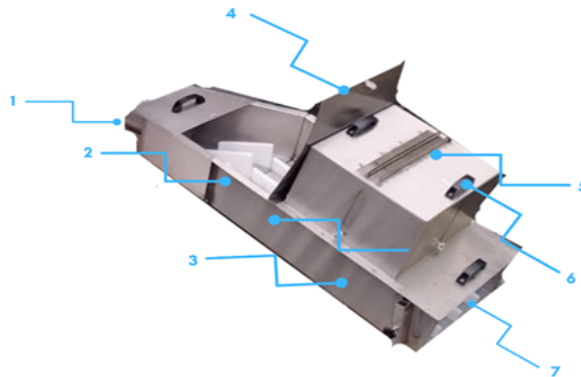


Tabla 1. Descripción de cada componente de la maquina contadora

Número	Descripción
1	Entrada de peces
2	División interna en canales
3	Recubrimiento en acero inoxidable
4	Puerta de acceso a los canales
5	Modulo para la cámara
6	Empuñadura de transporte
7	Salida de contador

2.1.1. Características de la cámara El formato de registro de datos usado es el vídeo, aquí es importante destacar los fotogramas por segundo que puede capturar una cámara, ya que, se debe asegurar que los peces sean visualizados de manera óptima (Fig. 2), y evitar cualquier tipo de alteración visual, como el efecto de desenfoque por movimiento (Fig. 3). Después de realizar pruebas, se ha seleccionado la referencia Arducam 0V9281 como la mejor opción. Esta cámara permite capturar video monocromático a una velocidad de 120 FPS y una resolución de 1280x800px.

Figura 2. Arducam a 120 FPS,
Imagen óptima

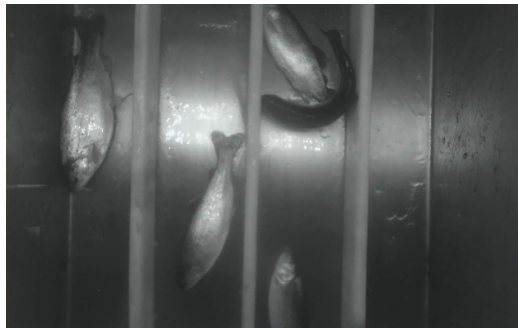


Figura 3. Logitech a 30 FPS,
Desenfoque por movimiento

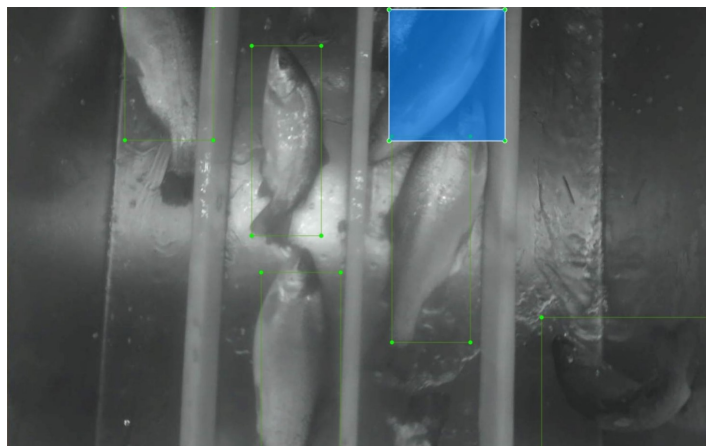


2.2. PROCESAMIENTO DE LOS DATOS

Los datos se recopilaron en formato AVI y se obtuvo un total de 20 vídeos (Ver Anexo 1). Sin embargo, antes de entrenar nuestro modelo, es necesario realizar una serie de pasos para garantizar que el proceso sea exitoso¹¹. En primer lugar, como nuestro modelo de red neuronal es supervisado se deben etiquetar manualmente los peces en cada imagen, de modo que la red aprenda las características de los objetos que se quieren identificar, en este caso, peces.

2.2.1. Etiquetado El proceso de etiquetado implica la adición de cajas delimitadoras a los peces que aparecen en una imagen. Dado que los datos están en vídeo, se realiza la conversión a secuencia de imágenes usando un software de uso libre (Ver Anexo 2). Posteriormente, se realiza una depuración manual eliminando los fotogramas en los que no se observa presencia de algún pez. Finalmente se realiza un etiquetado mediante una herramienta de anotación (Ver Anexo 3) a un total de 20.727 imágenes. Base de datos definitiva en el Anexo 5.

Figura 4. Etiquetado manual de imágenes



¹¹ Aurélien Géron y K. Rother. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, 3rd Edition [Book]*. ISBN: 9781098125974. Cap. 2, End-to-End Machine Learning Project.

2.2.2. División de datos Una vez que hemos etiquetado nuestros datos, se deben separar, en tres conjuntos para garantizar un correcto entrenamiento del modelo y una evaluación precisa de su rendimiento, evitando el sobre ajuste. Estos conjuntos son llamados entrenamiento, validación y evaluación¹². Comúnmente se distribuyen utilizando una división altamente efectiva, 70 % de los datos para entrenamiento, 20 % para validación y 10 % para evaluación del modelo.

2.2.3. Aumento de datos Con los datos agrupados y etiquetados, podemos considerar aumentar su cantidad en caso de ser necesario, y ya que durante la toma de los videos, se observó en algunos momentos un efecto de empañamiento en el visor de la cámara, se aprovecho la dificultad de recrear este fenómeno, para aplicarlo digitalmente usando una plataforma web especializada. (Ver Anexo 4) y aumentar así el conjunto de datos de 20727 a 28402 imágenes. Además, para reducir el tiempo de entrenamiento y reducir su costo computacional, se realiza en la misma plataforma un escalado de todas las imágenes de 1280x800 a 640x480 píxeles. Para consultar la base de datos definitiva de entrenamiento revise el Anexo 5.

Figura 5. Imagen original

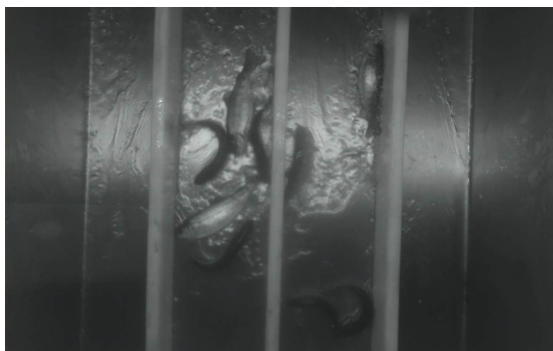
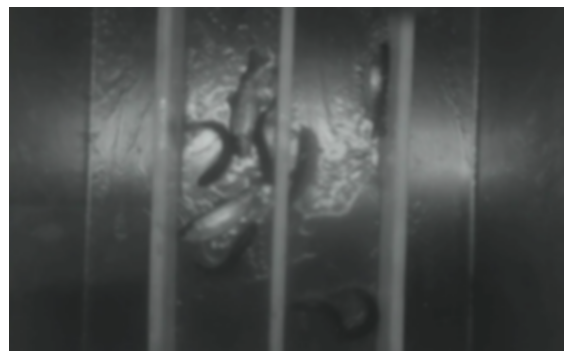


Figura 6. Imagen filtrada



¹² Francois Chollet. *Deep Learning with Python, Second Edition*. 2nd. Anaya, 2021, págs. 132-134.

3. ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

La estructura de red neuronal convolucional escogida es YOLOv5. Sin embargo, esta estructura tiene diferentes topologías: YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l y YOLOv5x, las cuales se diferencian entre sí por la cantidad de parámetros, capas convolucionales, velocidad de procesamiento y calidad de reconocimiento¹³. Con base a ello, se plantea un entrenamiento para el modelo YOLOv5x, el más lento y preciso en comparación con el modelo YOLOv5s, el más rápido y no tan preciso.

Para iniciar el proceso de entrenamiento, es necesario crear un entorno en Anaconda, instalar python y los requerimientos sugeridos por el desarrollador en su repositorio (Ver Anexo 7), además, se deben seguir los pasos proporcionados para entrenar un conjunto de datos personalizados¹⁴ (Ver Anexo 6). Finalmente, con la ayuda de una tarjeta de vídeo RTX 3060 de Nvidia se da inicio al entrenamiento siguiendo los pasos de la guía proporcionada por el desarrollador.

3.1. Resultados

Las dos tipologías yolov5x y yolov5s tuvieron un excelente desempeño en los datos de validación (Ver figs 7, 8, 9), sin embargo, se realizaron pruebas adicionales de 1807 detecciones de peces en imágenes del conjunto de evaluación para garantizar

¹³ Daria Snegireva y Anastasiia Perkova. "Traffic Sign Recognition Application Using Yolov5 Architecture". En: *2021 International Russian Automation Conference (RusAutoCon)*. 2021 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). Sep. de 2021, págs. 1002-1007. DOI: 10.1109/RusAutoCon52004.2021.9537355.

¹⁴ Ultralytics. *Train Custom Data - Ultralytics YOLOv8 Docs*. URL: https://docs.ultralytics.com/yolov5/tutorials/train_custom_data/.

Figura 7. Algunas imágenes de validación

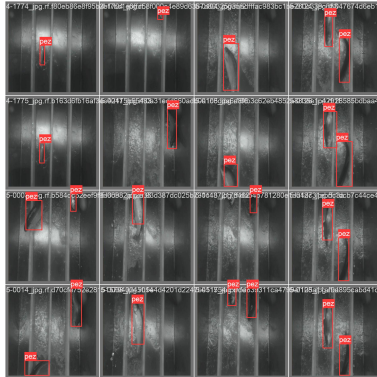


Figura 8. Inferencia de YOLOv5x en validación

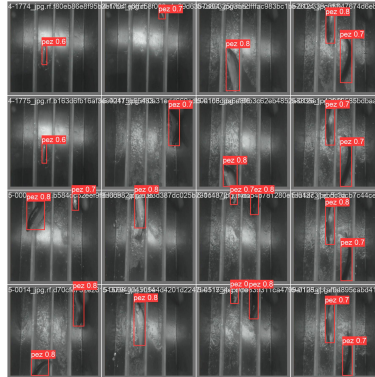
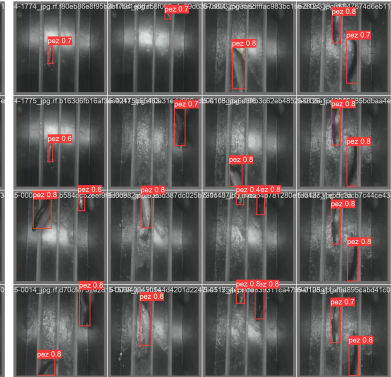


Figura 9. Inferencia de YOLOv5s en validación



la buena generalización del modelo. Los resultados se presentan en la tabla 2.

Tabla 2. Desempeño de los modelos con imágenes de evaluación

Modelo	Parametros	Velocidad (RTX 3060)	Precisión
YOLOv5x	86.7M	32.8 [ms/img]	98.8 %
YOLOv5s	7.2M	9.4 [ms/img]	98.7 %

A continuación, se presentan algunas imágenes (Ver figs 10, 11, 12, 13, 14, 15) de evaluación y los resultados de las inferencias realizadas por cada modelo. En el caso uno, ambos modelos demostraron un desempeño óptimo, mientras que en el caso dos, se evidenció un error de detección en uno de ellos. Para consultar los archivos de los pesos de los modelos revise el Anexo 8.

Figura 10. Imagen de evaluación, caso uno

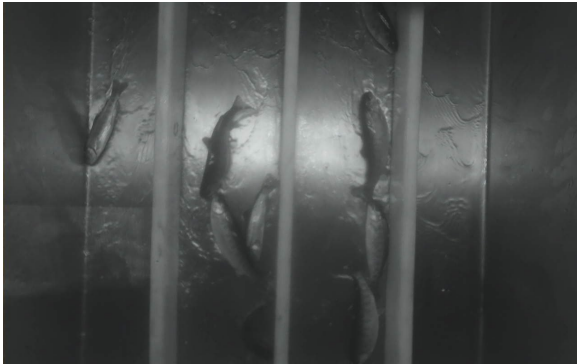


Figura 11. Imagen de evaluación, caso dos



Figura 12. Inferencia de YOLOv5x, caso uno

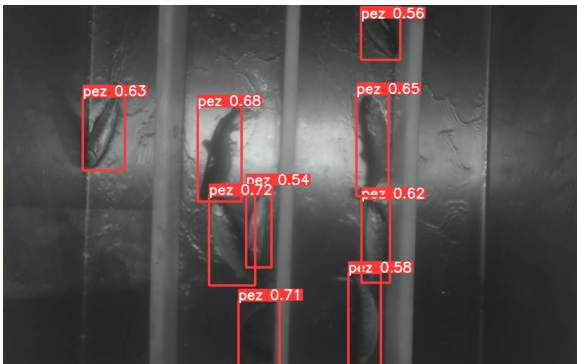


Figura 13. Correcta inferencia de YOLOv5x, caso dos

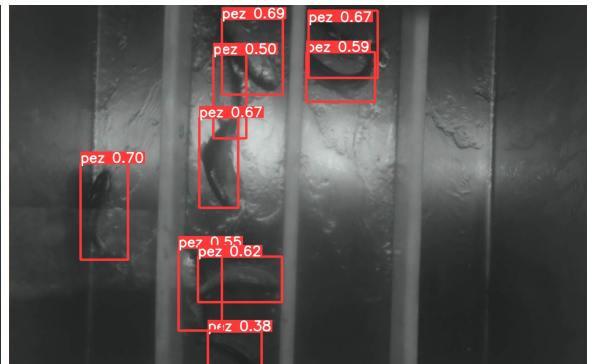


Figura 14. Inferencia de Yolov5s, caso uno

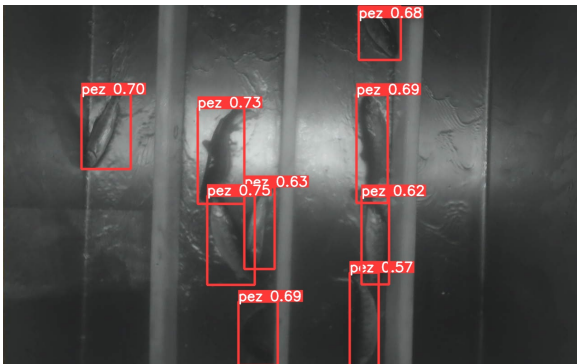
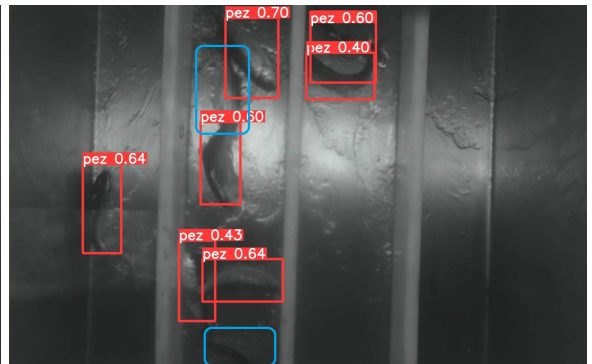


Figura 15. Error en inferencia de YOLOv5s, caso dos



4. ALGORITMO DE CONTEO DE PECES BASADO EN LA DETECCIÓN

Cuando red neuronal realiza detección de objetos en una imagen, entrega para cada pez un vector con la siguiente estructura:

$$(c, x, y, w, h) \quad (1)$$

Donde:

c: Clase del objeto. Pez.

x: Coordenada x en la imagen.

y: coordenada y en la imagen.

w: Ancho del objeto.

h: Alto del objeto.

Por consiguiente, para diseñar un algoritmo de conteo, se considera que en cada imagen existen tantos vectores como peces presentes en ella.

4.1. ASIGNACIÓN DE ID

El primer módulo de nuestro algoritmo es la base fundamental, ya que se encarga de asignar un identificador único a cada pez presente en la imagen. Este identificador es un número entero que comienza en uno y se incrementa en una unidad cada vez que se detecta un pez que no corresponde a un identificador asignado previamente.

4.1.1. Asociación de Id usando un Filtro de Kalman Después de asignar un identificador único a cada pez en la imagen, surge un nuevo desafío, mantener el seguimiento de los peces identificados a medida que se mueven de un fotograma a otro. Para lograrlo, se emplea uno de los algoritmos de estimación más importantes,

un filtro de Kalman¹⁵. El flujo del filtro consta de cinco pasos que iteran fotograma a fotograma:

1. Predicción:

Utilizamos las ubicaciones en X e Y y las velocidades V_x y V_y de cada pez en el fotograma anterior para predecir la posición en el fotograma actual.

2. Extrapolación de covarianza:

Basado en el rendimiento de las predicciones pasadas, nos da una idea de la posible incertidumbre asociada con la predicción del punto 1.

3. Actualización de la ganancia de kalman:

Su actualización depende de qué tan confiables sean las mediciones en comparación con las predicciones. Si las mediciones son más confiables, la ganancia es alta, si la predicción es más confiable, la ganancia es baja.

4. Actualización de estado:

Combinamos la predicción con la medición para obtener una medida actualizada de las coordenadas X e Y y sus velocidades V_x y V_y que serán el punto de partida para la siguiente predicción.

5. Actualización de covarianza:

Actualizamos cuán confiable es nuestra estimación de las posiciones al tener en cuenta las mediciones y con la ayuda del punto 3.

Puede encontrar información detallada sobre ecuaciones y usos del filtro de Kalman en el Anexo 9

¹⁵ Alex Becker y Eduardo Ostera. *Online Kalman Filter Tutorial*. URL: <https://www.kalmanfilter.net/>.

Una vez que se ha aplicado este filtro a cada pez detectado de la imagen se abre paso a un sistema de asociación mediante distancias euclidianas para asignar a cada pez su id correspondiente¹⁶. De esta manera, aquellos peces que aún no han sido asignados con un identificador se consideran nuevas detecciones y se les asigna uno nuevo.

4.2. ALGORITMO DE CONTEO

Aunque el uso de identificadores permite tener un conteo de la cantidad de peces en la imagen, es importante considerar que la detección no siempre es 100 % precisa, lo que puede generar errores en el conteo. Para evitar esto, se ha propuesto una estrategia alternativa, en lugar de contar todos los peces detectados con identificación asignada, se contará únicamente aquellos que cuente con un id y que además crucen una línea central horizontal en la imagen. Se asume que la trayectoria de los peces es continua, por lo que si un pez identificado cruza la línea de un fotograma a otro, se considera como un pez contado. De esta manera, se reduce el porcentaje de error en el conteo y se aumenta la precisión de la estimación de la cantidad de peces presentes en el vídeo. Para consultar el algoritmo de conteo, por favor revise el Anexo 10.

¹⁶ Keivan Nalaie y Rong Zheng. "AttTrack: Online Deep Attention Transfer for Multi-object Tracking". En: *2023 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. 2023 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Waikoloa, HI, USA: IEEE, ene. de 2023, págs. 1654-1663. DOI: 10.1109/WACV56688.2023.00170.

5. IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA

Para llevar a cabo la implementación del diseño propuesto, se realizó una estimación de la cantidad de peces presentes en tres vídeos. Se seleccionaron dos vídeos con tamaños de peces menores a 20cm, ya que estos suelen aglomerarse más y, por lo tanto, aumentan la dificultad del desafío, además, se eligió un tercer vídeo con peces mayores a 20cm para asegurar así la evaluación a todos los tamaños. Es importante destacar que la mayoría de los fotogramas de estos vídeos fueron agrupados en el conjunto de evaluación, lo que permite hacer una valoración tanto al modelo de detección como el algoritmo de conteo. Los resultados obtenidos se encuentran en la Tabla 3, para visualizar los resultados en vídeo, por favor revise el Anexo 11.

Tabla 3. Resultados de la implementación del algoritmo

Vídeo	Modelo de detección	Resultado del conteo	Precisión
Video 1	YOLOv5x	265 de 268	98.8 %
Video 1	YOLOv5s	259 de 268	96.6 %
Video 2	YOLOv5x	296 de 293	98.9 %
Video 2	YOLOv5s	290 de 293	98.9 %
Video 3	YOLOv5x	17 de 17	100 %
Video 3	YOLOv5s	17 de 17	100 %

Además, se implementó el sistema en un microprocesador Core i9 9900, con el fin de medir la velocidad de procesamiento de cada fotograma en comparación con una GPU RTX 3060. Los resultados se presentan en la tabla 4.

Tabla 4. Comparación GPU contra CPU

Modelo de detección	Velocidad GPU	Velocidad CPU (CORE i9 9900)
YOLOv5x	32.8[ms]	604[ms]
YOLOv5s	9.4[ms]	101[ms]

6. CONCLUSIONES

- Los piscicultores con los que se estableció contacto durante el desarrollo del proyecto se mostraron entusiasmados con la iniciativa. Ellos aseguraron que el conteo de peces es un trabajo tedioso y los sistemas comerciales disponibles en el mercado son muy costosos y algunos casos ineficientes. La mayoría de ellos dejó ver su interés en adquirir el sistema cuando se encuentre en etapa de comercialización
- El conteo de peces de mayor tamaño obtuvo mejores resultados que los demás, esto debido a varios factores. En primer lugar, no se aglomeran como si lo hacen los peces mas pequeños, por otra parte, su tamaño permite una fácil inferencia para el modelo de detección y además el número de peces por fotografía es bajo, facilitando la tarea de conteo, ya que pasan uno a uno enfrente de la cámara. Tomando en cuenta estos puntos, se puede mejorar el conteo en peces de menor tamaño mediante la creación de un sistema físico que evite la aglomeración y promueva el paso de peces uno a uno frente a la cámara. Asimismo, es recomendable utilizar un fondo que contraste con los peces para facilitar la detección.
- Se evidenció que la precisión del conteo esta directamente relacionada con la calidad del modelo de detección empleado. Cuando se empleó la topología YOLOvX, la más robusta, se obtuvo mejores resultados. Por tanto, si se busca aumentar la precisión del algoritmo de conteo, es esencial garantizar una mayor precisión del modelo de detección.

- El uso de un gran número de fotografías para asegurar la alta calidad de las imágenes es una técnica efectiva, pero su alto costo computacional es un obstáculo para una inferencia rápida y eficiente en microprocesadores estándar. Para abordar esta limitación, se sugiere considerar el uso de hardware embebido especializado o el aprovechamiento de una GPU dedicada para garantizar un funcionamiento óptimo del sistema. De esta manera, se pueden obtener estimaciones precisas de conteo de peces, sin comprometer la velocidad de la inferencia.

7. TRABAJO FUTURO

- En relación al proyecto macro realizado por AC Ingeniería virtual, se identifica un posible trabajo futuro que consiste en diseñar y crear una interfaz de usuario. La interfaz permitiría la visualización del conteo de peces registrado por el algoritmo, podría almacenar los datos, permitiendo a los usuarios finales analizar y comparar los datos recopilados a lo largo del tiempo o incluso podría ser utilizada como una plataforma para integrar otras tecnologías, como la ciencia de datos.
- Los resultados obtenidos en el proyecto actual han sido excepcionales gracias a un manejo de datos cuidadoso. No obstante, estos resultados nos llevan a considerar la posibilidad de que el modelo esté sobreajustado a una única especie de pez, en este caso, la trucha arcoiris. Por lo tanto, para ampliar el alcance del modelo, se propone un trabajo futuro que consista en desarrollar una extensión del algoritmo actual que permita la implementación de transfer learning al modelo de detección, permitiendo que facilidad para detectar y por ende contar otras especies de peces sin tener que realizar un entrenamiento desde cero.

BIBLIOGRAFÍA

- Abdullah, Hadeel N. y Nuha H. Abdulghafoor. "Objects detection and tracking using fast principle component purist and kalman filter". En: *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)* 10.2 (1 de abr. de 2020), pág. 1317. DOI: 10.11591/ijece.v10i2.pp1317-1326 (vid. pág. 15).
- Analitik, Valora. *Exportaciones piscícolas en 2020 fueron de 12.895 toneladas, cifra histórica en Colombia*. Valora Analitik. 12 de feb. de 2021. URL: <https://www.valoraanalitik.com/2021/02/12/exportaciones-piscicolas-en-2020-fueron-de-12-895-toneladas-cifra-historica-en-colombia/> (vid. pág. 13).
- Becker, Alex y Eduardo Oстера. *Online Kalman Filter Tutorial*. URL: <https://www.kalmanfilter.net/> (vid. pág. 26).
- Chollet, Francois. *Deep Learning with Python, Second Edition*. 2nd. Anaya, 2021, págs. 132-134 (vid. pág. 21).
- El estado mundial de la pesca y la acuicultura 2020*. FAO, 2020. DOI: 10.4060/ca9229es (vid. pág. 13).
- Géron, Aurélien y K. Rother. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, 3rd Edition [Book]*. ISBN: 9781098125974. Cap. 2, End-to-End Machine Learning Project (vid. pág. 20).
- Hoyos Giraldo, Edgar Andres y Alejandro Muñoz Otero. "SISTEMA PARA CONTEO Y CLASIFICACIÓN DE PECES EN ESTANQUES DE CULTIVO, BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL". Universidad del Valle, 2013 (vid. pág. 14).

Huila y Antioquía fueron los principales departamentos exportadores piscícolas de Colombia. Legiscomex. 2023. URL: <https://www.legiscomex.com/huila-y-antioquia-fueron-los-principales-departamentos-exportadores-piscicolas-de-colombia> (vid. pág. 13).

Jocher, Glenn. *YOLOv5 by Ultralytics*. Ver. 7.0. Mayo de 2020. DOI: 10.5281/zenodo.3908559 (vid. pág. 14).

Lv, Haohui et al. “YOLOv5-AC: Attention Mechanism-Based Lightweight YOLOv5 for Track Pedestrian Detection”. En: *Sensors* 22.15 (ene. de 2022). Number: 15 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute. DOI: 10.3390/s22155903 (vid. pág. 14).

Magazine, Panorama Acuícola. *Las exportaciones del sector piscícola en Colombia consiguió un incremento de las exportaciones del 13 % en el año 2021.* Panorama Acuícola Magazine. 28 de mar. de 2022. URL: <https://panoramaacuicola.com/2022/03/28/las-exportaciones-del-sector-piscicola-en-colombia-consiguio-un-incremento-de-las-exportaciones-del-13-en-el-ano-2021/> (vid. pág. 13).

Nalaie, Keivan y Rong Zheng. “AttTrack: Online Deep Attention Transfer for Multi-object Tracking”. En: *2023 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. 2023 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Waikoloa, HI, USA: IEEE, ene. de 2023, págs. 1654-1663. DOI: 10.1109/WACV56688.2023.00170 (vid. pág. 27).

Pardo Alia, Samuel. “Detección y seguimiento de objetos mediante precisión-tracking”. En: (2018) (vid. pág. 15).

Report of the Regional Consultation on the Development of Guidelines for Sustainable Aquaculture (GSA). FAO, 2020. DOI: 10.4060/cb0280en (vid. pág. 13).

Snegireva, Daria y Anastasiia Perkova. "Traffic Sign Recognition Application Using YOLOv5 Architecture". En: *2021 International Russian Automation Conference (RusAutoCon)*. 2021 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). Sep. de 2021, págs. 1002-1007. DOI: 10.1109/RusAutoCon52004.2021.9537355 (vid. pág. 22).

Ultralytics. *Train Custom Data - Ultralytics YOLOv8 Docs*. URL: https://docs.ultralytics.com/yolov5/tutorials/train_custom_data/ (vid. pág. 22).

ANEXOS

Anexo A. Registro de toma de datos

Vídeos adquiridos

Anexo B. Software para convertir vídeos en secuencia de imágenes

Free Video to JPG Converter

Anexo C. Herramienta para el etiquetado de imagenes

Labelimg

Anexo D. Plataforma web especializada en transformación de imágenes

Roboflow

Anexo E. Base de datos de entrenamiento

Datos de entrenamiento

Anexo F. Guía para entrenar el modelo Yolov5

Tutorial

Anexo G. Repositorio oficial de Yolov5

Enlace a Github

Anexo H. Pesos de los modelos entrenados

Archivos de pesos

Anexo I. Ecuaciones y explicación del filtro de Kalman

Tutorial

Anexo J. Algoritmo de conteo

Archivo de Python

Anexo K. Resultados

Vídeos