

Detección Automática de Ciervos de los Pantanos Utilizando Imágenes Aéreas de UAV

Agustín Roca¹, Gabriel Torre^{1,4}, Juan Giribet^{1,5}, Gastón Castro^{1,5},

Leonardo Colombo³, Ignacio Mas^{1,5}, Javier Pereira^{2,5}

¹Laboratorio de Inteligencia Artificial y Robótica - Universidad de San Andrés, Buenos Aires, Argentina.

²Museo Argentino de Ciencias Naturales "Bernardino Rivadavia", CABA, Argentina.

³Centro de Automática y Robótica - CSIC, Madrid, España

⁴Instituto de Ingeniería Biomédica, Facultad de Ingeniería, Universidad de Buenos Aires

Resumen—La detección de fauna constituye un desafío esencial en la gestión de la vida silvestre y la conservación. En nuestro país, se están llevando a cabo diversas iniciativas para abordar esta problemática, como el Proyecto Pantano en el Delta del Paraná y el proyecto WiMoBo en el Parque Nacional Campos del Tuyú. En el contexto de estas iniciativas, este trabajo explora cómo técnicas de visión por computadora y aprendizaje profundo pueden servir para la identificación de ciervos y venados en sus entornos naturales. Se analiza el uso de datos aéreos de alta resolución capturados por vehículos aéreos no tripulados como parte de esta estrategia de detección.

I. INTRODUCCIÓN

La monitorización de la fauna silvestre desempeña un papel esencial en la comprensión y preservación de los ecosistemas. En este contexto, la detección aérea de ciervos ofrece una perspectiva singular al emplear vehículos aéreos no tripulados (UAV) para recopilar datos visuales de áreas extensas de manera eficiente. En este trabajo se analiza la aplicación de técnicas de inteligencia artificial para la identificación automática de ciervos en imágenes aéreas, abordando así un desafío crucial en la conservación de la vida silvestre.

I-A. Proyecto Pantano

En el entorno del Delta del Paraná, lugar habitado por distintas especies de importancia como el ciervo de los pantanos (*Blastocerus dichotomus*), un equipo multidisciplinario que integra el Proyecto Pantano ha estado llevando a cabo una labor fundamental para la protección y conservación de esta especie en peligro de extinción. Este proyecto, iniciado en 2014 y que nuclea a científicos del CONICET, INTA, dos ONGs (ACEN y CeIBA) y técnicos y profesionales independientes de otras disciplinas, surgió como respuesta a la creciente amenaza que enfrenta el ciervo de los pantanos en la región. Uno de los desafíos que enfrenta Proyecto Pantano se centra en comprender la ecología y el comportamiento del ciervo de los pantanos, así como desarrollar estrategias efectivas para su conservación. La utilización de UAVs representa un hito significativo en esta iniciativa, permitiendo la detección remota de estos cérvidos en su entorno natural.

Recientemente, se ha llevado a cabo un censo del ciervo de los pantanos mediante el análisis de imágenes aéreas recolectadas en el Delta del Paraná. Para lograr esto, se

trabajó en conjunto con investigadores y técnicos del Centro de Investigación Científica y de Transferencia Tecnológica a la Producción (CICYTTP – CONICET, Diamante, Entre Ríos) y se entrenó a 168 voluntarios en el análisis de imágenes e identificación de la especie de interés.

Este trabajo presenta los primeros resultados obtenidos en nuestro esfuerzo por lograr la detección automática de los ciervos utilizando algoritmos de inteligencia artificial, resultados que no solo serán útiles para la preservación del ciervo de los pantanos, sino que también establecen vínculos con otros proyectos en curso en nuestro país.

I-B. Proyecto WiMoBo

El Venado de las Pampas (*Ozotoceros bezoarticus*) es otra de las especies nativas de América del Sur que se encuentra en peligro de extinción en Argentina. La última población de esta especie en la provincia de Buenos Aires se refugia en la Bahía Samborombón, un área de humedales de importancia internacional (sitio RAMSAR) desde 1997. El declive poblacional y cambio en la distribución del venado de las Pampas se atribuyen principalmente a interacciones negativas con diversas especies introducidas por el hombre como el ganado, jaurías de perros y cerdos salvajes.

El Parque Nacional Campos del Tuyú (PNCDT), que abarca 3,040 hectáreas dentro de la bahía, tiene como uno de sus principales objetivos la conservación de una población del venado y del pastizal pampeano. Sin embargo, la naturaleza inundable de PNCDT impide el acceso con vehículos terrestres, dificultando censos regulares para controlar la población y protegerla contra depredadores invasores. La proximidad del parque al puerto pesquero de General Lavalle agrega la urgencia de controles ambientales en la zona.

En este contexto, surge el proyecto Wildlife Monitoring Bots (WiMoBo), una red de investigación hispano-argentina consolidada a través del proyecto LINGGLOBAL 2022, integrado por científicos del CSIC, del CONICET, de Parques Nacionales, de la Fundación Vida Silvestre, de la Universidad Nacional de La Plata, de la Universidad de Buenos Aires y de la Universidad de San Andrés. El objetivo principal de WiMoBo es desarrollar un sistema multi-dominio y multirobot para el monitoreo poblacional del venado de las pampas en

el PNCDT. Este proyecto busca fortalecer el desarrollo de algoritmos de navegación y control, permitiendo la colaboración entre vehículos autónomos en diferentes dominios (aire y agua) para realizar tareas de monitoreo ambiental y preservar la especie en peligro junto con su ecosistema.

El grupo de investigación reúne a matemáticos, biólogos e ingenieros argentinos y españoles, generando un entorno interdisciplinario propicio para abordar los desafíos en la conservación de especies amenazadas y sus ecosistemas.

I-C. Objetivos del trabajo

En el contexto de los proyectos antes mencionados, surgen diversos desafíos científicos, entre los cuales se encuentra la detección automática de la especie a monitorear, mediante el uso de imágenes aéreas tomadas desde UAVs. En este trabajo se presentan los primeros resultados en esta dirección.

Utilizando herramientas como YOLO [1] y la base de datos de imágenes generada en el marco del Proyecto Pantano, se entrenó un algoritmo que permite detectar de manera automática los ciervos. Los resultados se contrastan con un censo realizado por expertos y voluntarios entrenados que revisaron cada una de las fotos para detectar la presencia de ciervos de los pantanos. Se analiza el rendimiento del algoritmo para detección automática, con el objetivo de, en un futuro, automatizar la tarea de detección y censado de la especie.

Por otro lado, se analiza el desempeño de la red entrenada utilizando la información obtenida en el Proyecto Pantano, para la detección de venados de las pampas. Si bien son especies disímiles en diversos sentidos, así como lo es el entorno en donde se encuentran, resulta interesante analizar cómo se comporta la red en la detección del venado de las pampas, puesto que esto permitirá tomar decisiones sobre los trabajos de campo que serán realizados en el PNCDT.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

Los UAVs se han utilizado en la observación de vida silvestre durante más de diez años. En [1], por ejemplo, se detallan los principales avances y desafíos en el uso de UAVs para estas aplicaciones. En ese trabajo se recopilan los principales resultados hasta el año 2015 y entre sus conclusiones se destaca que los UAVs tienen limitaciones técnicas, como la incapacidad de cubrir amplias áreas geográficas, y por lo tanto, es necesario crear y evaluar nuevos protocolos para métodos de muestreo, inventarios y análisis estadísticos. En el mismo trabajo se indica que se espera que el uso de sensores térmicos combinado con imágenes ópticas de alta definición aumente la discriminación de especies. Además, el estudio concluye que una de las principales limitaciones es la falta de regulaciones que permitan el uso de esta tecnología con UAVs.

Desde 2015 hasta la fecha se han realizado grandes avances, tanto en la regulación (aunque más lentamente), como en el diseño de metodologías para el muestreo y análisis estadístico [2], [3], así como en el uso de técnicas de fusión de sensores para la discriminación de diversas especies. En particular, en los últimos años las estrategias de detección automática

utilizando algoritmos de inteligencia artificial han demostrado ser una herramienta útil para facilitar la tarea de detección y clasificación de especies.

Se han investigado diversos métodos para detectar vida silvestre en imágenes aéreas, que incluyen algoritmos de detección de objetivos, algoritmos de segmentación por semántica y métodos de aprendizaje profundo [4], [5], [6]. Por ejemplo, Barbedo et al. utilizaron redes neuronales convolucionales para monitorear manadas de ganado con imágenes adquiridas con UAV [7]. En [8] emplearon imágenes de alta resolución de UAV para establecer una verdad de campo precisa, utilizando un método basado en detección de objetivos con YOLOv5 para lograr la localización y conteo de animales en granjas en Australia. Los modelos de aprendizaje profundo, como YOLO, han surgido como un enfoque significativo en aplicaciones basadas en imágenes aéreas de UAV para la detección de vida silvestre.

El éxito del aprendizaje profundo en la detección de vida silvestre con UAV depende de contar con una gran cantidad de datos del mundo real disponibles para entrenar algoritmos [9]. Debido a la falta de conjuntos de datos de imágenes aéreas de vida silvestre a gran escala, la mayoría de los métodos actuales implican adaptar algoritmos de detección de objetos desarrollados para imágenes de escenas naturales a imágenes aéreas, lo cual no es adecuado para la detección de vida silvestre [10]. Estos desafíos contribuyen a las deficiencias actuales de los algoritmos de detección de vida silvestre basados en UAV, incluida la baja precisión, la escasa robustez y los resultados insatisfactorios en la aplicación práctica [11], [12].

En [13] se presenta un modelo para la detección de especies en tiempo real basado en YOLOv7, adaptado para mejorar la detección de pequeños objetivos en el monitoreo de vida silvestre con UAV. Además, se presenta el conjunto de datos WAID, que incluye 14,375 imágenes aéreas de UAV de alta calidad de diferentes condiciones ambientales, cubriendo seis especies de vida silvestre y múltiples tipos de hábitat. El estudio incluye experimentos de análisis estadístico, comparación de algoritmos y generalización del conjunto de datos, demostrando que WAID es adecuado para la investigación de algoritmos de monitoreo de vida silvestre con UAVs, y que SE-YOLO es el método más efectivo, con un mAP de hasta 0.983. En [14] se utiliza información de una cámara RGB y de una cámara térmica para la detección de ciervos. En particular los autores muestran que es difícil adaptar una red entrenada con imágenes visibles para que funcione correctamente en el térmico, en particular porque estas imágenes no suelen incorporar información tan detallada con las imágenes RGB, pero con una arquitectura de red bien entrenada, los autores muestran que el rendimiento en la detección de los ciervos aumenta significativamente.

III. ADQUISICIÓN DE DATOS

Un punto crucial para la utilización de ciertas herramientas para la detección automática de vida silvestre es contar con una base de datos suficientemente rica, que permita entrenar

los algoritmos. Para este trabajo se cuenta con la información obtenida en el marco del Proyecto Pantano [3].

También se han realizado un relevamiento en PNCDT y se han obtenido imágenes aéreas del venado, tomadas desde distintos vehículos. Aunque la base de datos disponible no es tan extensa como la del Proyecto Pantano, resultan útiles para validar cómo la red entrenada con una especie de cérvido en un hábitat específico generaliza su aprendizaje a otra especie con características y hábitat diferentes.

III-A. Vehículos y cámaras utilizadas

III-A1. Proyecto Pantano: Para la recolección de datos utilizados para confeccionar la base de datos en el marco del Proyecto Pantano se utilizaron cuadrotoros Phantom 4 Pro UAVs, cada uno equipado con una cámara de alta definición de 20 MP y un campo de visión de 84° , lente de 8.8/24 mm, enfoque automático de f/2.8 a f/11 a 1 m montada en su estabilizador de tres ejes. El vehículo realizó los vuelos de manera automática, para lo cual se cargó la ruta de vuelo en el software propietario de DJI, y una vez lanzado el UAV, siguió la ruta preprogramada desde el punto de inicio del vuelo, con un operador en tierra observando de forma remota.

III-A2. Proyecto WiMoBo: En el caso de la información recolectada en el Parque Nacional Campos del Tuyú, ésta fue adquirida utilizando vehículos de ala fija y un vehículo hexarotor construidos en el laboratorio, y también se utilizó un cuadrotor DJI Mavic Pro 2. Los vehículos de ala fija tienen una envergadura de 980mm y longitud de 450mm, y están equipados con un motor 2216-1400 KV. La hélice utilizada es de 8x5. La alimentación proviene de una batería de 4 celdas con una capacidad de 3500 mAh. Para controlar la velocidad del motor, cuenta con un ESC de 40A. La velocidad de vuelo mínima y máxima es 31km/h y 130 km/h, respectivamente, mientras que la velocidad crucero está en torno a los 80km/h. El peso del vehículo es de 860g-900g, dependiendo de la batería seleccionada. El vehículo de ala fija está equipado con una cámara GoPro Hero5 Session, que captura video en 4K, 2.7K, 1440p y 1080p y captura fotos de 10MP a 30 fps. si bien el vehículo se voló en modo automático, el piloto tiene la posibilidad en todo momento de tomar el control del vehículo, para lo que cuenta con un enlace de control y telemetría en 433Mhz, con un alcance de 50km. Por otro lado, se cuenta con transmisión de video en tiempo real, mediante un enlace de 5.8G.

El hexarotor cuenta con 6 motores T-Motor MN4014 de 400KV con ESC es de 40A, que con baterías 6s de 10000 mAh y hélices de 15x5 logran un empuje de 2.5kg. El frame del hexarotor es de fibra de carbono, con una distancia máxima entre motores de 850mm y un peso de aproximadamente 1210g. Los brazos son retráctiles, para facilitar su transporte. Para este vehículo también se utilizó un radio control y telemetría en 433MHz.

El hexarotor está equipado con una cámara RGB y térmica, modelo TH10T6LN, con zoom óptico de 10x y una resolución térmica de 640x512, junto con un sistema de medición de distancia láser compatible con distancias de hasta 1500 metros.



Figura 1: Imágenes de video tomadas desde el hexarotor a 50m. En amarillo puede verse la zona ampliada donde hay dos venados.

La cámara cuenta con un gimbal estabilizador de tres ejes. Además, admite salida IP HD 1080P a 30fps con un sensor CMOS de 4 megapíxeles. En este trabajo la información obtenida por la cámara térmica no fue incluida para entrenar la red, porque no se cuenta con muchas imágenes térmicas de los venados. Pero se espera poder realizar campañas para volar en más zonas y poder obtener más imágenes térmicas de los venados, puesto que los resultados parecen prometedores.

En las figuras 1 y 2, se presenta una comparación entre imágenes capturadas en uno de los vuelos en PNCDT, por la cámara del hexarotor en el espectro visible y en el térmico. En la figura 1, la detección del venado resulta prácticamente imposible, incluso al ampliar la imagen, obtenida como un fotograma de un video en resolución 1080p. En contraste, la misma escena es capturada por el video térmico, como se muestra en la figura 2, donde la silueta de dos venados es claramente visible.

Es posible detectar a los venados en el video RGB, debido a su movimiento, pero no cuando se analiza un fotograma. En ciertos casos, la información dinámica puede ser útil para la detección de animales, pero idealmente, los venados no deberían ser perturbados por la presencia del UAV en condiciones óptimas, y por lo tanto la gran parte de los videos obtenidos podrían no tener suficiente información para detectar los venados fácilmente.

El autopiloto de ambos vehículos es un Pixhawk v2.4.8, con el firmware del PX4 configurado para cada uno de los vehículos. El software QGroundControl se utiliza para configurar los vehículos y programar las misiones.

III-B. Recorridos

III-B1. Proyecto Pantano: Se llevó a cabo un estudio exploratorio inicial durante el 16 y 17 de mayo de 2019, durante el cual se realizaron seis planes de vuelo (totalizando 19.5 km). Estos vuelos fueron diseñados para probar diferentes parámetros de vuelo (es decir, velocidad, altitud) y horarios de recopilación de imágenes para maximizar la probabilidad de distinguir un ciervo de pantano de su entorno en los diversos tipos de hábitat dentro del área de estudio. En base



Figura 2: Imágenes de video en el térmico desde el hexarotor a 50m. Puede verse la silueta de dos venados.

al análisis realizado se fijó una altitud de 45 m sobre el nivel del suelo (resultando en un transecto de 67.5 m de ancho), una velocidad de 6.5 m/s y una fotografía tomada cada 5seg, con una superposición frontal de aproximadamente 33 % entre fotografías consecutivas. Nunca se observó comportamiento de escape del ciervo al avance de un UAV para los parámetros elegidos para la trayectoria.

Los vuelos de estudio se realizaron durante el 6 y 8 de agosto de 2019, en invierno dado que la cubierta de hojas es más baja en los álamos y los sauces presentes en el hábitat del ciervo. Se superpuso una cuadrícula con celdas de 1500m (norte-sur) \times 100m (este-oeste) en una imagen del área de estudio, y se definieron transectas de 1500m por la intersección de líneas norte-sur con este-oeste. Como el perímetro del área de estudio es irregular y la longitud de las transectas resultantes en los bordes variaba considerablemente, solo se utilizaron transectas de longitud mayor a 760m. Las transectas fueron numeradas y seleccionadas al azar para ser incluidas en el estudio hasta alcanzar una cobertura del 10 % del área de estudio. A partir de las transectas seleccionadas se fijaron las rutas de vuelo utilizando el software DJI GS Pro. Cada ruta de vuelo fue diseñada para abarcar el mayor número posible de transectas elegidas, considerando las limitaciones de alcance de vuelo impuestas por la capacidad de la batería. Una vez definidas estas rutas de vuelo, se incluyeron transectas adicionales. Cuando las posiciones de inicio y fin de las transectas estaban separadas por más de 1500m, se delimitaron transectas adicionales este-oeste para ser recorridas. Los primeros y últimos 100m de estas transectas fueron truncados. Es decir, que se descartaron las fotografías para evitar un posible recuento doble de individuos cuando se hizo el conteo por expertos. De todas formas, sí fueron incluidas estas imágenes para hacer el entrenamiento del algoritmo, puesto que contenían información útil para el entrenamiento.

Se ejecutaron rutas de vuelo separadas por 500m consecutivamente dentro de un corto período de tiempo (menos de 3h), para minimizar el recuento doble, ya que los ciervos podrían haberse movido entre transectas adyacentes.

III-B2. Proyecto WiMoBo: Los primeros vuelos en PNCDT tuvieron lugar a fines de diciembre de 2022. Durante esta fase inicial, se llevaron a cabo una serie de vuelos utilizando cuadrotores, en particular con el vehículo DJI se realizaron ensayos a varias alturas para observar el comportamiento de los venados ante la aproximación del UAV. El objetivo principal era determinar una altura de vuelo óptima que no perturbara a los venados. A partir de las observaciones de su comportamiento, se concluyó que una altitud mínima de 25 metros sobre el nivel del mar era necesaria para evitar que se sintieran amenazados por la presencia del UAV. Sin embargo, es importante tener en cuenta que este análisis inicial es específico del cuadricóptero DJI y puede no ser fácilmente aplicable a otros tipos de vehículos aéreos.

En febrero de 2024, se llevó a cabo una segunda visita al PNCDT con el objetivo principal de capturar imágenes térmicas, así como videos tomados desde un vehículo de ala fija. Durante esta visita, también se logró obtener imágenes adicionales desde el cuadricóptero DJI, las cuales resultaron útiles para evaluar la eficacia de una red neuronal entrenada con datos de ciervos de los Pantanos en la detección del venado de las Pampas.

A pesar de estos avances, aún queda por definir una metodología similar a la empleada en el Proyecto Pantano, así como identificar las transectas adecuadas para llevar a cabo un relevamiento del venado de las Pampas en el PNCDT. Se espera que en un futuro cercano se pueda llevar a cabo una campaña de captura de imágenes en el parque.

IV. PROCESAMIENTO DE LOS DATOS

Las 41417 fotografías obtenidas en los vuelos realizados en el marco del Proyecto Pantano fueron revisadas manualmente por 4 científicos expertos y por 168 voluntarios entrenados, catalogando aquellas en las que se vieran ciervos de los Pantanos. Cada observador analizó un subconjunto de imágenes, siguiendo un protocolo estandarizado: haciendo zoom digitalmente en la imagen y mirando de izquierda a derecha y de arriba abajo en busca de ciervos de pantano. Se compararon imágenes secuenciales superpuestas para evitar el recuento doble. Cada fotografía fue verificada por al menos dos observadores independientes. El número total de ciervos de pantano registrados por todos los observadores, excluyendo las detecciones múltiples del mismo individuo por más de un observador, se utilizó para estimar la densidad de ciervos de pantano.

Se encontraron ciervos en 231 en las fotografías analizadas. Además, durante este trabajo pudimos identificar 76 imágenes con vacas. Algunas de las vacas observadas son de tamaños y colores similares a los ciervos, lo que trae una dificultad adicional para identificar ciervos.

A las 231 imágenes positivas de ciervos se les generó una máscara para poder identificar en qué píxeles se encuentra el ciervo específicamente.

Se hizo un *fine-tuning* del modelo usando 139 imágenes con ciervos con sus respectivas máscaras, 46 imágenes con vacas y 480 imágenes sin ningún animal. Durante el entrenamiento

se usó un conjunto de validación que contenía 46 imágenes con ciervos y 15 imágenes con vacas.

El entrenamiento se hizo durante 337 épocas encontrando un mínimo de error en el conjunto de validación en la época 237.

V. RESULTADOS

V-A. Evaluación de la Detección

Se evaluó el rendimiento del sistema utilizando métricas estándar de detección de objetos. Para todos los resultados a continuación se utilizó un conjunto de prueba que contenía 46 imágenes con ciervos, 15 imágenes con vacas y 122 imágenes sin animales. Ninguna de las imágenes de este conjunto estuvo presente durante el entrenamiento ni validación del modelo.

Como primera aproximación, como en YOLO una detección en una parte de la imagen tiene poca influencia en otras detecciones, se evaluó la capacidad del modelo de detectar si en la imagen hay o no hay venados independientemente de donde se ubican en la imagen.

Teniendo en cuenta que en este dataset no hay imágenes con más de dos ciervos, se decidió que cada imagen es una instancia de dos posibles ciervos. Entonces, una imagen con ningún ciervos es una imagen con 2 no-ciervos y 0 ciervos; una imagen con un ciervos es una imagen con 1 ciervos y 1 no-ciervos; y una imagen con dos ciervos es una imagen con 2 ciervos y 0 no-ciervos.

De esta manera se evaluó *accuracy*, *precision*, *recall* y *F1 score* en función del umbral de confianza. En base a esto, se decidió fijar el umbral de confianza en 0.302. Como se puede ver en la figura 3, en este umbral se encontró un máximo de *accuracy* (0.959) y de *F1 score* (0.842).

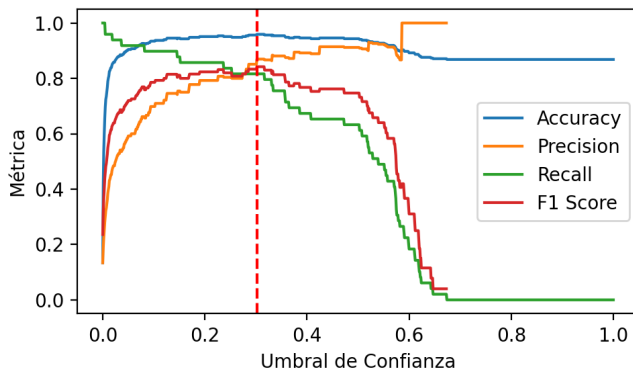


Figura 3: Métricas vs Umbral de confianza. La línea punteada marca el umbral de confianza óptimo

Para medir el rendimiento del modelo de clasificación independientemente del umbral, se realizó un gráfico de la curva ROC, y se midió el área bajo la curva (AUC). Los resultados se observan en la figura 4.

Considerando las imágenes con 0, 1 y 2 venados como clases, y tomando el umbral óptimo seleccionado, la matriz de confusión resultante se puede apreciar en la Figura 5.

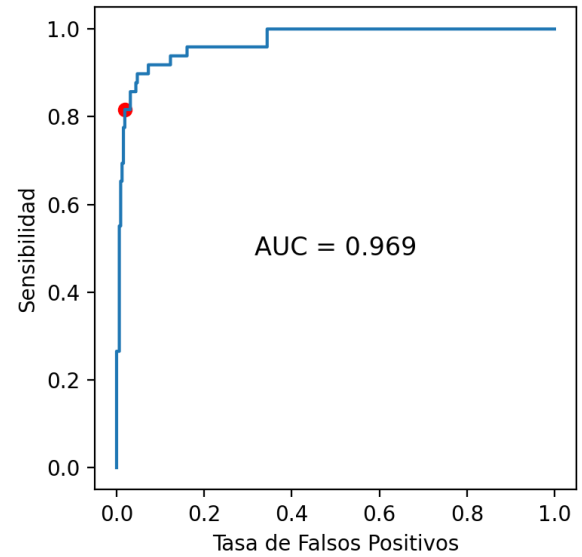


Figura 4: Curva ROC. En el punto rojo se ubica el umbral de confianza óptimo seleccionado

Cantidad Real	Cantidad Predicha		
	0	1	2
0	133 97.08%	3 2.19%	1 0.73%
1	8 18.60%	34 79.07%	1 2.33%
2	0 0.00%	1 33.33%	2 66.67%

Figura 5: Matriz de confusión para el umbral de confianza óptimo (0.302)

V-B. Evaluación sobre venados de las pampas

El modelo entrenado sobre la base de datos de ciervos de los pantanos se evaluó en datos de venados de las pampas, que es una especie que tiene diferencias de coloración, en particular en la parte inferior, donde los venados son más pálidos y los ciervos más pardos como se ve en la Figura 6, adicionalmente las imágenes de venados no están tomadas a vista de pájaro. El modelo pudo detectar algunos venados con umbrales cercanos a 0.1 (ver figura 7), lo que indica que el modelo si bien es capaz de identificar los venados, existen ciertas limitaciones.



Figura 6: Superior: Venados de las pampas. Inferior: Ciervos de los pantanos. Nótese la diferencia de coloración en los miembros inferiores

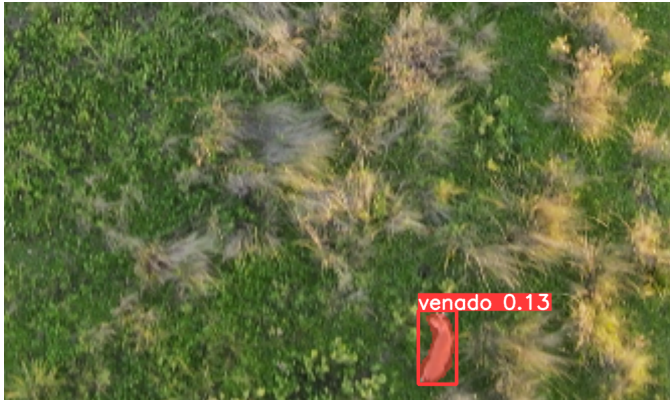


Figura 7: Sección de una imagen con un venado detectado por el modelo

VI. CONCLUSIONES Y FUTURAS DIRECCIONES

En este trabajo, se presenta un enfoque para la detección automática de ciervos utilizando imágenes aéreas de UAV en el marco del Proyecto Pantano en el Delta del Paraná. Se utiliza YOLO v8 [15] para analizar imágenes RGB de alta definición de ciervos, que fueron manualmente etiquetadas por más de 50 expertos. El aporte del trabajo es la comparación del rendimiento de la red entrenada con las evaluaciones manuales de los expertos, lo que proporciona información valiosa sobre la eficacia del enfoque propuesto. Los resultados obtenidos muestran que la red alcanza un *F1 score* de 0.842 y demuestran el potencial de la detección automatizada de ciervos en entornos naturales utilizando UAV.

Además, se evaluó el rendimiento de la red entrenada con información del ciervo de los pantanos para la detección de otros cérvidos, específicamente el venado de las Pampas. En este caso, la red demostró un rendimiento bastante pobre, no pudiendo detectar venados al menos que se baje el umbral de confianza considerablemente.

Si bien esto puede considerarse un punto negativo, dado que parecería necesario extender la base de datos con información del venado de las pampas, también tiene su aspecto positivo, porque la red no confunde el venado de las pampas con el ciervo de los pantanos, y esto podría servir para distinguir entre distintas especies.

Como próximo paso, se planea recolectar información del

venado de las Pampas en PNCDT. Actualmente, se está llevando a cabo un análisis de los sitios adecuados para realizar vuelos, así como la selección de vehículos y cámaras adecuadas para la recolección de datos.

Además, se tiene la expectativa de adquirir suficiente información utilizando sensores térmicos tanto para el venado de las pampas como para el ciervo de los pantanos. Este enfoque permitirá analizar cómo la información térmica puede mejorar la detección de los cérvidos en diferentes entornos.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a Parques Nacionales por todo el apoyo recibido para realizar esta investigación. Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el proyecto PICT-2019-0373 y PICT-2019-2371 de la ANPCyT, Argentina y por el proyecto LINGGLOBAL 2022, del Centro Superior de Investigaciones Científicas, España.

REFERENCIAS

- [1] J. Linchant, J. Lisein, J. Semeki, P. Lejeune, and C. Vermeulen, "Are unmanned aircraft systems (uass) the future of wildlife monitoring? a review of accomplishments and challenges," *Mammal Review*, vol. 45, no. 4, pp. 239–252, 2015. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/mam.12046>
- [2] P. Fust and J. Loos, "Increasing the accuracy and efficiency of wildlife census with unmanned aerial vehicles: a simulation study," *Wildlife Research*, vol. 50, pp. 1008–1020, 2023.
- [3] J. A. Pereira, D. Varela, L. J. Scarpa, A. E. Frutos, N. G. Fracassi, B. V. Lartigau, and C. I. Piña, "Unmanned aerial vehicle surveys reveal unexpectedly high density of a threatened deer in a plantation forestry landscape," *ORYX*, vol. 57, pp. 89–97, 2023.
- [4] D. Chabot and C. Francis, "Computer-automated bird detection and counts in high-resolution aerial images: A review," *J. Field Ornithol.*, vol. 87, pp. 343–359, 2016.
- [5] X. Li and L. Xing, "Use of unmanned aerial vehicles for livestock monitoring based on streaming k-means clustering," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 52, pp. 324–329, 2019.
- [6] D. Sundaram and A. Loganathan, "Fsscaps-detcountnet: Fuzzy soft sets and capsnet-based detection and counting network for monitoring animals from aerial images," *J. Appl. Remote Sens.*, vol. 14, p. 026521, 2020.
- [7] J. Barbedo, L. Koenigkan, T. Santos, and P. Santos, "A study on the detection of cattle in uav images using deep learning," *Sensors*, vol. 19, p. 5436, 2019.
- [8] J. Brown, Y. Qiao, C. Clark, S. Lomax, K. Rafique, and S. Sukkarieh, "Automated aerial animal detection when spatial resolution conditions are varied," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 193, p. 106689, 2022.
- [9] K. Weiss, T. Khoshgoftaar, and D. Wang, "A survey of transfer learning," *J. Big Data*, vol. 3, p. 9, 2016.
- [10] X. Zheng, B. Kellenberger, R. Gong, I. Hajnsek, and D. Tuia, "Self-supervised pretraining and controlled augmentation improve rare wildlife recognition in uav images," in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Montreal, BC, Canada: IEEE/CVF, October 2021, pp. 732–741.
- [11] E. Okafor, R. Smit, L. Schomaker, and M. Wiering, "Operational data augmentation in classifying single aerial images of animals," in *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA)*. Gdynia, Poland: IEEE, July 2017, pp. 354–360.
- [12] B. Kellenberger, D. Marcos, and D. Tuia, "Best practices to train deep models on imbalanced datasets—a case study on animal detection in aerial imagery," in *Proceedings of the Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, Springer. Dublin, Ireland: Cham, Switzerland, September 2018, pp. 630–634.
- [13] C. Mou, T. Liu, C. Zhu, and X. Cui, "Waid: A large-scale dataset for wildlife detection with drones," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 18, 2023.
- [14] H. Lyu, F. Qiu, L. An, D. Stow, R. Lewison, and E. Bohnett, "Deer survey from drone thermal imagery using enhanced faster R-CNN based on ResNets and FPN," *Ecological Informatics*, vol. 79, p. 102383, 2024.

- [15] G. Jocher, A. Chaurasia, and J. Qiu, “Ultralytics yolov8,” 2023.
[Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>