DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE

ANIMALES SILVESTRES

MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL Y MACHINE LEARNING

DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE

ANIMALES SILVESTRES

MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL Y MACHINE LEARNING

AUTOR

MSc. Cristian Brito Martínez, Ministerio de Medio Ambiente, Chile.

Químico Ambiental de la Universidad de Chile, Magíster en Inteligencia Artificial de la Universidad Adolfo Ibáñez y Master en Ingeniería Ambiental de la Universidad de Castilla La Mancha. Posee más de 17 años de experiencia profesional en el sector privado y público, liderando la formulación, desarrollo y ejecución de estudios/ proyectos tecnológicos para la gestión de riesgos ambientales, cumplimiento ambiental, remediación ambiental y conservación de la biodiversidad.

DIAGRAMACIÓN Y DISEÑO

Ministerio del Medio Ambiente

FOTOGRAFÍAS

Obtenidas en Pixabay y Unsplash

Enero, 2022

1. MOTIVACIÓN

El propósito de esta publicación es informar y dar a conocer a la comunidad ambiental, las capacidades y ventajas que la Inteligencia Artificial y en específico las técnicas de visión artificial (Computer Vision) y aprendizaje automático (Machine Learning), pueden generar para la detección y clasificación en forma automática de animales silvestres. Además, se realiza una discusión sobre las limitaciones que estas tecnologías tienen actualmente. De forma tal de incentivar a los profesionales que trabajan en asuntos ambientales a colaborar con especialistas en Inteligencia Artificial. Para desarrollar herramientas que permitan incrementar y apalancar la generación de conocimiento ambiental sobre animales silvestres, para disponer de medios adicionales que contribuyan a la conservación y protección de este tipo de especies.

2. INTRODUCCIÓN

La biodiversidad del planeta se encuentra en crisis. Si no se desarrollan nuevas políticas para su protección y conservación, se proyecta que para 2.050 la biodiversidad terrestre disminuya en alrededor del 10% adicional (medido como el promedio de abundancia de especies o MSA)[1]. La pérdida agregada de la biodiversidad junto con la pérdida de los beneficios de los servicios ecosistémicos asociados, se estima entre 2 y 5 billones de dólares por año[1].

El incremento de la población mundial, el deterioro de los ecosistemas terrestres y marinos, el tráfico de especies silvestres, la falta de información ambiental sobre biodiversidad, ha provocado que muchos animales se encuentren amenazados o en peligro de extinción[2],[3]. Incrementar la información y conocimiento ambiental sobre especies silvestres es una tarea relevante para desarrollar políticas públicas de conservación ambiental basadas en datos técnicos, que permitan preservar estos animales y evitar su extinción. No obstante, desarrollar conocimiento, datos e información ambiental sobre biodiversidad es una tarea costosa y que puede tardar años. Debido a esto surge la necesidad de desarrollar y explorar métodos alternativos que permitan generar en menor tiempo y a menor costo información y conocimiento sobre especies silvestres.

Entre las diversas tecnologías que están actualmente disponibles, la Inteligencia Artificial nos proporciona herramientas técnicas que podemos utilizar para automatizar y hacer más eficiente la generación de información y conocimiento ambiental, a fin de estudiar, proteger y conservar la biodiversidad de los ecosistemas terrestres y marinos[4].

3. INTELIGENCIA ARTIFICIAL

La Inteligencia Artificial es una ciencia interdisciplinaria que incluye diversos campos de las ciencias, tecnología y de las humanidades, tales como: ciencias de la computación, neurociencia, psicología, matemática, lingüística y filosofía, entre otras[5]. Existen varias definiciones de Inteligencia Artificial y no hay total consenso sobre los alcances y elementos que debe incluir. No obstante, para los fines de esta publicación se utilizará la definición propuesta por uno de los padres de esta disciplina el Sr. Marvin Minsky, quien define a la Inteligencia Artificial como:

"UNA DISCIPLINA QUE SE ENCARGA DE CREAR MÁQUINAS PROGRAMADAS QUE SEAN CAPACES DE HACER COSAS QUE REQUIEREN LA MISMA INTELIGENCIA QUE SI FUESEN HECHAS POR HUMANOS"

En otras palabras, la Inteligencia Artificial (AI por sus siglas en inglés), es una tecnología desarrollada por humanos, que permite a las máquinas realizar tareas que requieren decisiones inteligentes. En este marco la AI incluye áreas tan diversas como el Procesamiento de Lenguaje Natural, Visión Artificial, Aprendizaje Automático o "Machine Learning", Aprendizaje Profundo o "Deep Learning", Sistemas Expertos, Representación del Conocimiento, Agentes Inteligentes, Robótica, Optimización Metaheurística, entre otras.

Luego, es importante precisar que el Machine Learning (ML) y el Deep Learning (DL) no son equivalentes a Inteligencia Artificial, ya que el ML es una de las ramas de la Inteligencia Artificial y el DL es a su vez un área del ML.

BOX 1 | HERRAMIENTAS TECNOLÓGICAS PARA PROFESIONALES DEL MEDIO AMBIENTE

Para explorar con más detalle asuntos relacionados al uso de Inteligencia Artificial en medio ambiente y biodiversidad. Así como una descripción general de las etapas que normalmente incluye el desarrollo de un modelo de inteligencia artificial junto con las cuestiones éticas que se deben considerar. Se recomienda leer la guía:

"INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA PROTECCIÓN DEL MEDIO AMBIENTE Y BIODIVERSIDAD"

4. DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE ANIMALES SILVESTRES

Los sistemas basados en Inteligencia Artificial utilizan algoritmos para detectar entidades (personas, autos, animales, etc.), que pueden estar o no en una imagen o video, para luego clasificar esas imágenes. Si la entidad que se desea detectar está presente en la imagen:

1. El algoritmo ubica cada entidad en la imagen e identifica dicha ubicación mediante un cuadro (ver figura 1).
2. Asigna a cada detección un valor que indica de manera muy aproximada su confianza en la exactitud.
3. Clasifica la entidad. Ejemplo: gato andino, puma, zorro chilote, etc.

Clasificación: para cada detección, el algoritmo clasifica la entidad detectada en una o más categorías posibles junto con un valor de confianza. Las clasificaciones pueden ser interespecie (por ejemplo, elefante v/s tigre) o intraespecie (por ejemplo, gato andino v/s gato colo colo). Si se predicen múltiples clasificaciones por entidad, su valor de confianza generalmente se expresa como probabilidades que suman 1. Ejemplo: gato

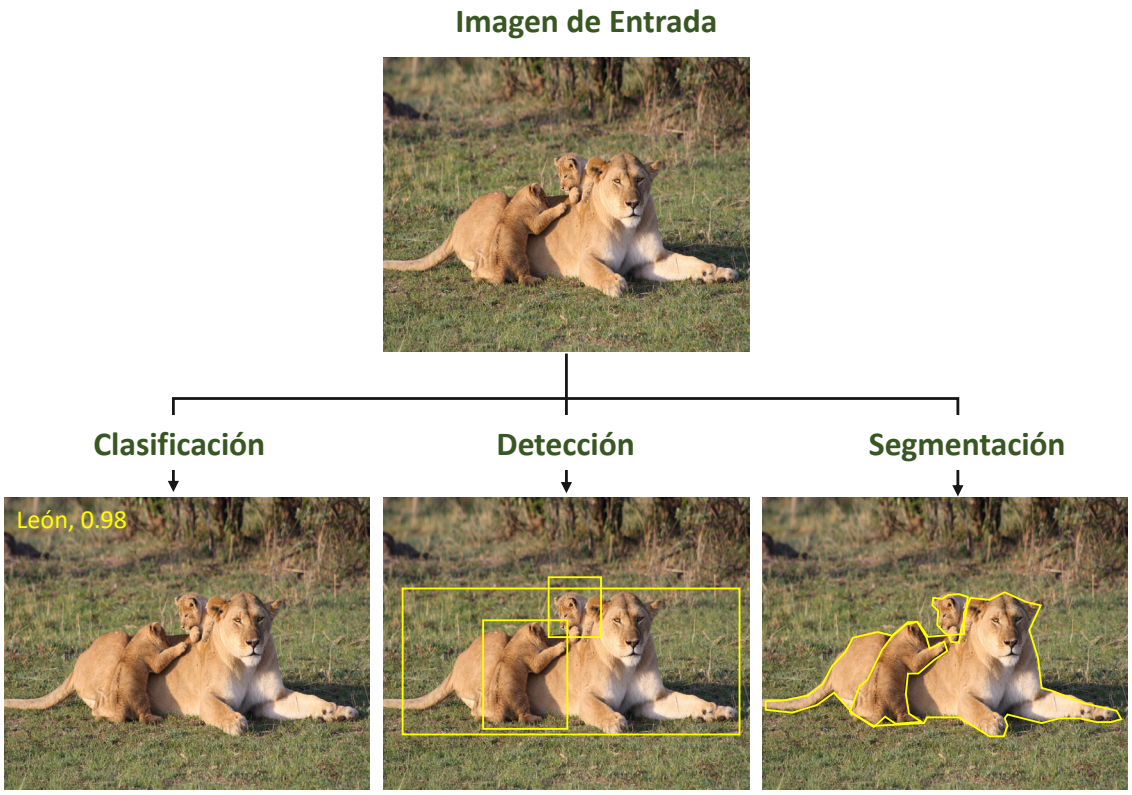


Figura 1: Detección y Clasificación de animales silvestres

5. CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE ANIMALES SILVESTRES

Para estudiar animales silvestres que habitan en ecosistemas terrestres es una práctica habitual utilizar cámaras trampa. Las que corresponden a un dispositivo electrónico que graba un video o captura una fotografía, y que se activan por movimiento (Ejemplo: cada vez que un animal se cruza por el foco de la cámara[7]) o por calor. Cuando se activa la cámara se captura una secuencia de imágenes de alrededor de un cuadro por segundo. No obstante, estas cámaras son propensas a activarse debido al movimiento de la vegetación que produce el viento o por el calor que se irradia desde el suelo, lo que puede generar una cantidad importante de imágenes vacías. Además, las condiciones ambientales como la nieve y niebla pueden generar imágenes borrosas en donde no se pueda distinguir bien el animal registrado.

Las cámaras trampa permiten recopilar una gran cantidad de información, pero las imágenes o videos deben ser revisados en forma manual por especialistas, los que descartan las imágenes vacías, determinan la presencia de un animal y luego lo clasifican en conformidad al tipo de especie al que corresponda. Esta forma manual de realizar el trabajo es costosa en términos de tiempo y recursos humanos, lo que limita considerablemente la escalabilidad y productividad de la investigación[7],[8]. En virtud de lo anterior, la automatización del proceso de clasificación mediante métodos automáticos basados en visión artificial y Machine Learning podrían permitir que el proceso sea más escalable y eficiente.

Figura 2: Cámara trampa para estudio de animales silvestres

Para resolver las desventajas de los métodos manuales de clasificación de imágenes descritos anteriormente. Se han desarrollado diversas técnicas para clasificar objetos y animales mediante técnicas de visión artificial y el empleo de algoritmos de Machine Learning como máquinas de soporte vectorial (SVM), bosques aleatorios (RF), perceptrón multicapa (MLP). El empleo de estas técnicas requiere realizar un proceso de extracción y descripción de características del objeto que se desea clasificar en las imágenes, en donde se detectan bordes, esquinas o se realiza la segmentación de umbrales[9]. La ventaja de utilizar estas técnicas es que se requieren pocos datos (menores a 100 imágenes). Sin embargo, la dificultad de estas técnicas es que se requiere elegir y determinar cuáles son las características más importantes para cada imagen (ver figura 3), proceso que requiere tiempo y es realizado por un especialista en visión artificial. La exactitud reportada de estos métodos para la clasificación de animales silvestres oscila entre 40 y 90%[10],[11],[12]. En la tabla 1 se muestra la exactitud reportada para la clasificación utilizando algoritmos de Machine Learning.

Tabla 1: Exactitud alcanzada por técnicas de Machine Learning para la clasificación de animales silvestres.

APLICACIÓN	TÉCNICA	EXACTITUD	TAMAÑO DEL CONJUNTO DE IMÁGENES	REFERENCIA
Clasificación de oso gris, zorro, lobo y ciervo	ML-SVM	0,4 - 0,8	0,01 K	Matuska et al, (2014)
Clasificación de tigre, perros y gatos	ML-SVM	0,8 - 0,9	0,01 K <	Shalika et al, (2016)
Clasificación de gorilas, jirafas, leones	ML-MLP	0,42 - 0,78	0,03 K <	Kumar et al, (2015)
	ML-KNN	0,54 - 0,82		
Clasificación de aves	ML-KNN	0,4 - 0,55	0,01 K <	Naveena et al, (2020)
	ML-SVM	0,5 - 0,75		
Clasificación de osos, tigres y pumas	ML-SVM	0,78	0,15 K	Alharbi et al, (2019)
	ML-MLP	0,82		

Figura 3: Representación del proceso de extracción de características de la imagen de un animal.

Las dificultades que genera el uso de algoritmos de ML pueden ser resueltas mediante el empleo de algoritmos de Deep Learning, los que se basan en el uso de redes neuronales para realizar las tareas de extracción de características y clasificación de imágenes. Estas redes son entrenadas con imágenes de los objetos que se requiere clasificar y requieren menos tiempo de preprocesamiento de las imágenes, pues no es necesario realizar extracción de características, ya que es la misma red la que realiza la tarea de determinar los patrones más característicos de los objetos que se requiere clasificar en las imágenes[9].

Para realizar la clasificación de animales silvestres, la técnica más común se basa en redes neuronales convolucionales (en adelante, CNN). Éstas contienen tres tipos de capas neuronales: i) capas convolucionales que realizan la extracción de características de las imágenes mediante el empleo de diferentes filtros o núcleos; ii) capas de pooling que realizan la reducción de dimensiones de las imágenes; y iii) capas fully connected que es donde se realiza la clasificación de las imágenes[13].

La dificultad de utilizar CNN para clasificar animales silvestres tiene que ver con que el entrenamiento de estas redes requiere el empleo de hardware especializado como GPUs (graphics processing unit), y que necesitan una gran cantidad de imágenes para ser entrenadas[13]. Generando problemas cuando se requiere usar esta técnica para clasificar animales para los que no existe mucha información y datos disponibles. No obstante, esta dificultad puede ser resuelta utilizando técnicas de transferencia de aprendizaje (transfer learning), la que consiste en emplear el conocimiento adquirido por un modelo previamente entrenado con millones de imágenes de diferentes clases, para resolver una tarea de carácter más general, pero adaptarlo a resolver el problema específico de interés para el que se dispone de pocos datos[14]. En la tabla 2 se muestra la exactitud reportada para la clasificación de animales silvestres utilizando CNN en combinación con técnicas de transferencia de aprendizaje, en este caso se puede alcanzar una exactitud entre 85 y 99%[15],[16].

Tabla 2: Exactitud alcanzada por técnicas de Deep Learning para clasificación de animales silvestres.

APLICACIÓN	TÉCNICA	ARQUITECTURA	EXACTITUD	TAMAÑO DEL CONJUNTO DE IMÁGENES	REFERENCIA
Clasificación de Ciervo Canadiense	DL-CNN	ResNet-18	0,99	185 K	Tabak et al, (2018)
Clasificación de Alces	DL-CNN		0,98	25 K	
Clasificación de Aves	DL-CNN		0,95	61 K	
Clasificación de Tejón	DL-CNN	AlexNet	0,95[1] 0,83[2]	1,08 K	Chen et al, (2019)
Clasificación d Clasificación de impalas, elefantes, Búfalo, civetas e Tejón	DL-CNN	VGG-16 ResNet-50	0,87[3]	111,4 K	Miao et al, (2019)
Clasificación de serpientes	DL-CNN	VGG-16	0,75	0,25 K	Patel et al, (2020)
Detección de Mosquito Tigre	DL-CNN	ResNet-50	0,92	6,68 K	Armin et al, (2021)

5.1. HERRAMIENTAS ONLINE PARA CLASIFICAR IMÁGENES DE ANIMALES SILVESTRES EN FORMA AUTOMÁTICA

Existen herramientas online y de libre acceso para realizar la clasificación de animales silvestres, en conjuntos de datos obtenidos mediante cámaras trampa u otros dispositivos digitales. En las plataformas Wildlife Insight (https://www.wildlifeinsights.org/home), Conservationai (https://www.conservationai.co.uk/), cualquier investigador puede cargar sus imágenes para clasificarlas en forma automática. En el caso de Wildlife Insight (ver figura 4) se pueden guardar las imágenes y compartirlas con la comunidad ambiental internacional.

[1] Clasificación binaria.

[2] Clasificación múltiple (junto a cinco especies más).

[3] Promedio de exactitud alcanzada.

Figura 4: Información disponible en plataforma Wildlife Insight

El software de libre acceso Timelapse (http://saul.cpsc.ucalgary.ca/timelapse/) también permite clasificar animales en imágenes y videos capturados mediante cámaras trampa. Además, este software permite extraer metadatos y más información de las imágenes, por lo que puede ser de gran ayuda para profesionales e investigadores ambientales.

Si bien mediante el uso de estas plataformas es posible clasificar miles de imágenes por minuto. Se debe tener en consideración que los modelos de clasificación han sido entrenados preferentemente con animales que habitan en América del Norte, Europa y Āfrica. Por lo que es factible que se logren muy buenos resultados en la clasificación de especies como elefante (Loxodonta africana), oso pardo (Ursus arctos), cebra (Equus quagga), lobo gris (Canis lupus), león (Panthera leo), etc. No obstante, es posible que en la clasificación de animales que habitan en zonas específicas de Asia, Oceanía, y América del Sur como es el caso del gato andino (Leopardus jacobita), huemul (Hippocamelus bisulcus), oso de los andes (Tremarctos ornatus), guacamayo azul (Anodorhynchus hyacinthinus), leopardo de las nieves (Panthera uncia), entre otros. La clasificación no logre una exactitud elevada.

Por ejemplo en la figura 5 se muestran los resultados de una prueba realizada para clasificar mediante una herramienta online al gato andino, el que es un felino en peligro que habita en las regiones montañosas de América del Sur. El modelo clasifica en forma incorrecta al gato andino, ya que lo identifica con un 52,8% de probabilidad como un lince rojo (Lynx rufus) el que es un felino que habita en América del Norte, y con un 24,25% como lince boreal (Lynx lynx) felino que habita en Europa.

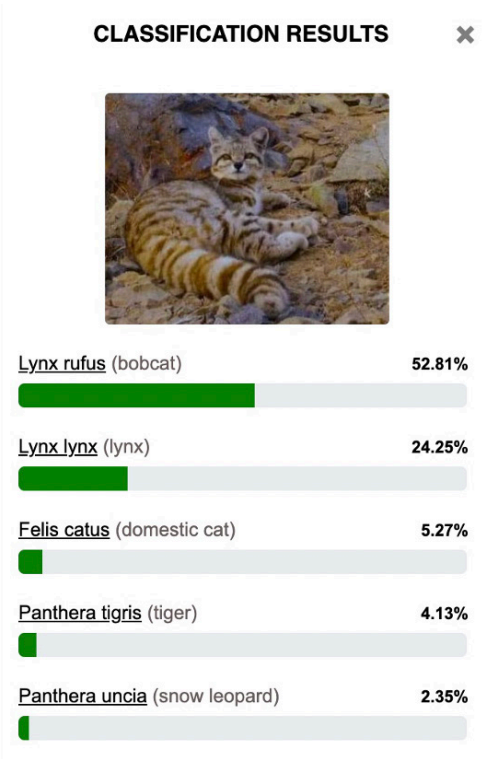


Figura 5: Resultados clasificación gato andino

Los errores en la clasificación de esta especie se pueden deber a que el modelo de clasificación fue entrenado con imágenes de felinos que habitan en el hemisferio norte, para los que existe mayor disponibilidad de datos. Sin embargo, no puede reconocer una especie que habita en otra zona geográfica, a pesar de que tiene características similares a las especies que el modelo si reconoce.

Para resolver lo anterior, se requiere la colaboración entre especialistas en medio ambiente junto con especialistas en ciencias de la computación o Inteligencia Artificial. Para desarrollar modelos automáticos de clasificación ad hoc a las especies que se desea estudiar, ya que cada problema de clasificación es único y requiere una respuesta a la medida. Luego, para desarrollar estos modelos se requieren datos, lo que podría ser una barrera para el estudio de especies para los que no se cuenta con información o no hay datos públicos.

En el capítulo 6 se describen las técnicas para aumentar en forma sintética los datos, también se recomiendan bases de datos públicas en donde se puede obtener información y alternativas existentes de colaboración entre profesionales mediante plataformas de ciencia ciudadana.

5.2. EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE LOS MODELOS DE CLASIFICACIÓN

Las métricas normalmente utilizadas para evaluar el desempeño de un modelo de clasificación de animales silvestres basado en Machine Learning corresponden a precisión, exactitud, recall y F1-score[17],[18],[19]. Si se toma como ejemplo la tarea de clasificación del "leopardo de las nieves" presente en imágenes obtenidas mediante una cámara trampa, se tendrán los siguientes escenarios: i) el modelo predice que una imagen corresponde a un leopardo de las nieves, cuando en realidad no lo es, esto sería un Falso Positivo (FP), ii) el modelo predice que una imagen no corresponde a un leopardo de las nieves cuando en realidad sí lo es, esto sería un Falso Negativo (FN), iii) el modelo predice que una imagen corresponde a un leopardo de las nieves y en realidad sí lo es, esto sería un positivo verdadero (TP), iv) el modelo predice que una imagen no corresponde a un leopardo de las nieves y en realidad no lo es, esto sería un verdadero negativo (TN). En la tabla 3 se muestran las fórmulas para calcular las métricas mencionadas anteriormente.

Tabla 3: Métricas para evaluar el desempeño de un modelo de DL o ML

MÉTRICA	CARACTERÍSTICAS	FÓRMULA DE CÁLCULO
Precisión	Del total de las predicciones positivas, se evalúa cuanto de eso era realmente cierto	$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP+FP}$
Recall	Determina la cantidad de predicciones positivas sobre todo lo que era realmente positivo	$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$
F1	Combina las medidas de precisión y recall en un sólo valorun sólo valor	$F1 = 2 \times \frac{\text{precisión x recall}}{\text{precisión + recall}}$
Exactitud	Representa el porcentaje de predicciones en donde el modelo ha acertado sobre el total de datos	$\text{Exactitud} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$

6. OBTENCIÓN Y AUMENTO DE DATOS

Si no se dispone de suficientes imágenes del animal que se desea detectar o clasificar en forma automática, debido a que no existen bases de datos públicas o no se ha generado la información ambiental que se requiere. Existe la posibilidad de utilizar bases de datos públicas en donde se puede compartir, encontrar y obtener millones de imágenes de diversas especies de animales, las que pueden ser útiles para desarrollar modelos basados en Machine Learning que permitan clasificar en forma automática animales silvestres. En las plataformas de ciencia ciudadana iNaturalist (https://inaturalist.org), GBIF (https://gbif.org), eBird (https://ebird.org) es posible encontrar imágenes sobre aves, mamíferos, insectos y otras especies. También en el sitio LilaScience (http://lila.science) se pueden encontrar diversas bases de datos con imágenes de animales etiquetados (nombre del animal que se encuentra en la imagen). En la tabla 4 se describen algunas bases de datos de libre acceso en donde se pueden obtener imágenes de diversas especies de flora y fauna.

Tabla 4: Bases de datos de libre acceso con información ambiental

NOMBRE DE LA BASE DE DATOSBASE DE DATOS	TIPO DE DATOS	Nº DE DATOS DISPONIBLES	URL
Plant Trait Database	Registros de 279.875 especies de plantas	11,85 M	https://www.try-db.org
Snapshot Serengeti	Imágenes de cámaras trampa de 61 especies de animales silvestres	7,1 M	http://lila.science/datasets/snapshot-serengeti
WCS Camera Trap	Imágenes de cámaras trampa de 675 especies de animales silvestres	1,4 M	http://lila.science/datasets/wcscameratraps
North American Camera Trap Images	Imágenes de cámaras trampa de 28 especies de animales silvestres	3,7 M	http://lila.science/datasets/nacti
Caltech Camera Traps	Registros de 18 especies de animales en 140 ubicaciones	243 K	http://lila.science/datasets/nacti
HKH Glacier Mapping	Imágenes satelitales de Glaciares del Himalaya	14,1 K	http://lila.science/datasets/nacti
BirdVox	Registro de audios de aves	179 K	https://wp.nyu.edu/birdvox/codedata/#datasets
Pasadena Urban Trees	Imágenes de árboles etiquetadas	30 K	http://www.vision.caltech.edu/registree/publications-and-dataset.html
FishBase	Imágenes y referencias sobre peces	55 K	https://www.fishbase.in

NABirds	Imágenes de 400 especies de aves etiquetadas	48 K	https://dl.allaboutbirds.org/nabirds
Stanford Dogs	Imágenes de 120 razas de perros	20,5 K	https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/flowers/
Animals with attributes	Imágenes de 50 especies de animales con atributos	37,3 K	https://cvml.ist.ac.at/AwA2/

Las bases de datos mencionadas anteriormente poseen en su mayoría imágenes de animales que habitan en América del Norte, Europa y Āfrica. No obstante, existe muy poca información de especies que presentan un alto grado de endemismo o que solamente es posible encontrar en determinadas zonas geográficas de Centroamérica, América del Sur, Oceanía y Asia. Tales como el gato andino, pudú, jaguar, huemul, oso de los andes, guacamayo azul, leopardo de las nieves, entre otros.

Esta situación puede ser una barrera para las personas interesadas en el estudio y conservación de especies endémicas o que se encuentren en peligro. Luego, para resolver lo anterior existe la opción de utilizar la aumentación de datos o (data augmentation) la que consiste en aumentar artificialmente los datos a partir de una imagen original, y se basan en el supuesto de que se puede extraer más información del conjunto de datos original mediante aumentos artificiales. Estos aumentos corresponden a métodos computacionales que realizan transformaciones geométricas o del espacio de color de las imágenes. Las técnicas de aumentación de datos más utilizadas en tareas de clasificación de animales silvestres corresponden a cropping, rotation y flipping (trasformaciones geométricas), y brightness, contrast modifications (transformaciones del espacio de color)[20],[21],[22]. En la figura 6 se puede apreciar un ejemplo de las transformaciones que las técnicas de aumentación de datos producen en la imagen original.

Si se dispone de datos, pero no se cuenta con el conocimiento o con los recursos adecuados para etiquetarlos, es posible solicitar apoyo online en plataformas de ciencia ciudadana como Zooniverse (https://zooniverse.org), en donde es posible crear proyectos pidiendo a especialistas de todo el mundo que contribuyan a identificar y etiquetar los conjuntos de datos[8].

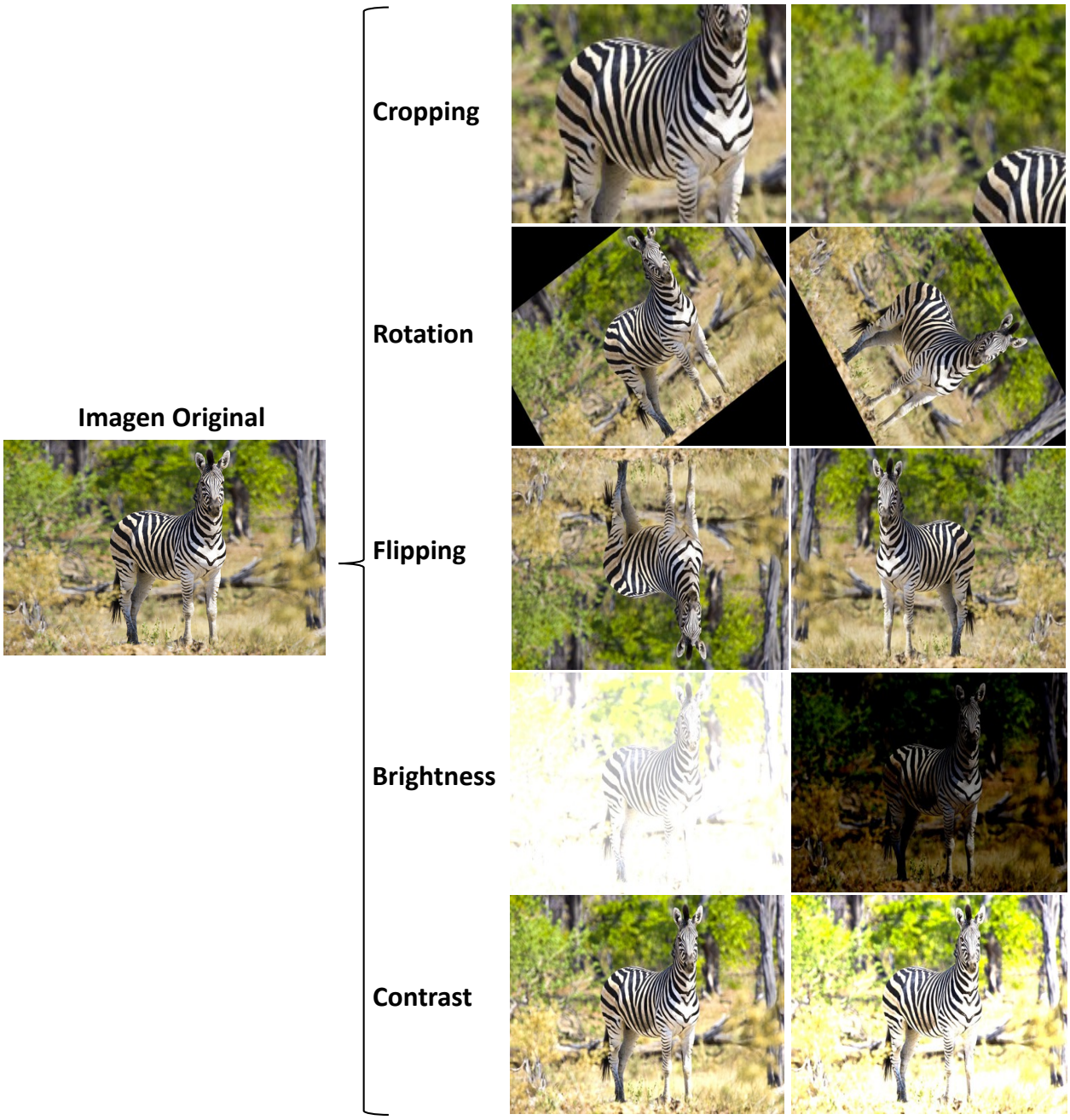


Figura 6: Aumento de datos mediante transformaciones geométricas y del espacio de color

7. PRUEBA DE CONCEPTO PARA CLASIFICAR ANIMALES SILVESTRES MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL Y DEEP LEARNING

Para describir y discutir el potencial que tienen las técnicas de visión artificial y Deep Learning para clasificar animales silvestres, así como también sus limitaciones. Se realizó una prueba de concepto para evaluar el desempeño de un modelo basado en Deep Learning y transferencia de aprendizaje, para clasificar seis especies de animales silvestres. Tres especies con características muy diferentes correspondientes a familias y géneros distintos, y tres especies con características similares pertenecientes a la familia Felidae y género Pantera. A continuación, se describen los conjuntos de datos utilizados y el modelo con que se realizó la clasificación.

7.1. CONJUNTO DE DATOS UTILIZADO

Las imágenes utilizadas fueron obtenidas de la plataforma de libre acceso Kaggle (http://kaggle.com). Esta plataforma es un repositorio internacional de conjuntos de datos y códigos, donde es posible consultar diferentes proyectos de Inteligencia Artificial y obtener los datos que se utilizaron en ellos. Con el propósito de disponer de la mayor cantidad de imágenes para los animales en estudio, se consultaron diferentes bases de datos mediante la palabra clave de búsqueda "wildlife ". El conjunto de datos final fue dividido aleatoriamente en 70% de las imágenes para entrenamiento, 20% para validación y el restante para el testeo del modelo. En la tabla 5 se muestra la descripción del conjunto de datos.

Es importante mencionar que si se necesita estudiar un animal para el que no existen bases de datos públicos y no se disponen de imágenes propias. El uso de Deep Learning podría no ser lo más adecuado. Ante este escenario es recomendable preguntarse si el uso de técnicas de inteligencia ambiental es lo más apropiado para el problema en estudio. En muchos casos puede que sin el uso de técnicas de Inteligencia Artificial se obtengan resultados iguales o mejores.

7.2. Modelo utilizado para realizar la clasificación automática

Para realizar la clasificación se utilizó un modelo consistente en tres partes: i) aumento artificial de datos, ii) extracción de características, iii) capa de clasificación. Para el aumento de datos se utilizó la librería albumentation y las técnicas de VerticalFlip y RandomCrop. La extracción de características de las imágenes fue realizada mediante transferencia de aprendizaje utilizando el modelo preentrenado DenseNet-201. La capa de clasificación consistió en una red densa fully connected más la función de activación LogSoftmax.

Como framework de trabajo fue utilizado Pytorch y Google Colab como ambiente de trabajo. Para el entrenamiento del modelo se utilizó la GPU (Graphics Processing Unit) proporcionada por Colab, la que corresponde a una tarjeta NVIDIA Tesla K80 de 24 GB. Se realizaron diferentes pruebas para encontrar el valor de los hiperparámetros que producen el mejor desempeño, los mejores resultados se obtuvieron con una tasa de aprendizaje=0,0001, Num_batch= 32, Epochs= 50, Optimizador= Adam, Función de pérdida= NLLLoss.

Tabla 5: Detalle del conjunto de datos construido para este estudio.

NOMBRE COMÚN	TIGRE	CHEETAH
NOMBRE CIENTÍFICO	*PANTHERA TIGRIS*	*ACINONYX JUBATUS*
IMAGEN REFERENCIAL		
Nº DE IMÁGENES	1.000	1.000
NOMBRE COMÚN	JAGUAR	ELEFANTE AFRICANO
NOMBRE CIENTÍFICO	*PANTHERA ONCA*	*LOXODONTA AFRICANA*
IMAGEN REFERENCIAL		
Nº DE IMÁGENES	1.000	1.342
NOMBRE COMÚN	COYOTE	OSO NEGRO AMERICANO
NOMBRE CIENTÍFICO	*CANIS LATRANS*	*URSUS AMERICANUS*
IMAGEN REFERENCIAL		
Nº DE IMÁGENES	722	711

7.3. RESULTADOS OBTENIDOS

El entrenamiento del modelo tardó 6.596 segundos y en el conjunto de entrenamiento se obtuvo una exactitud del 99,3%. Para el test se obtuvo una exactitud del 98,8%. Estos resultados demuestran que la clasificación automática de animales silvestres alcanza una alta exactitud en un tiempo relativamente breve. En la figura 7 se muestran los resultados obtenidos para el entrenamiento y validación del modelo y en la figura 8 se presentan los resultados obtenidos para el test del modelo.

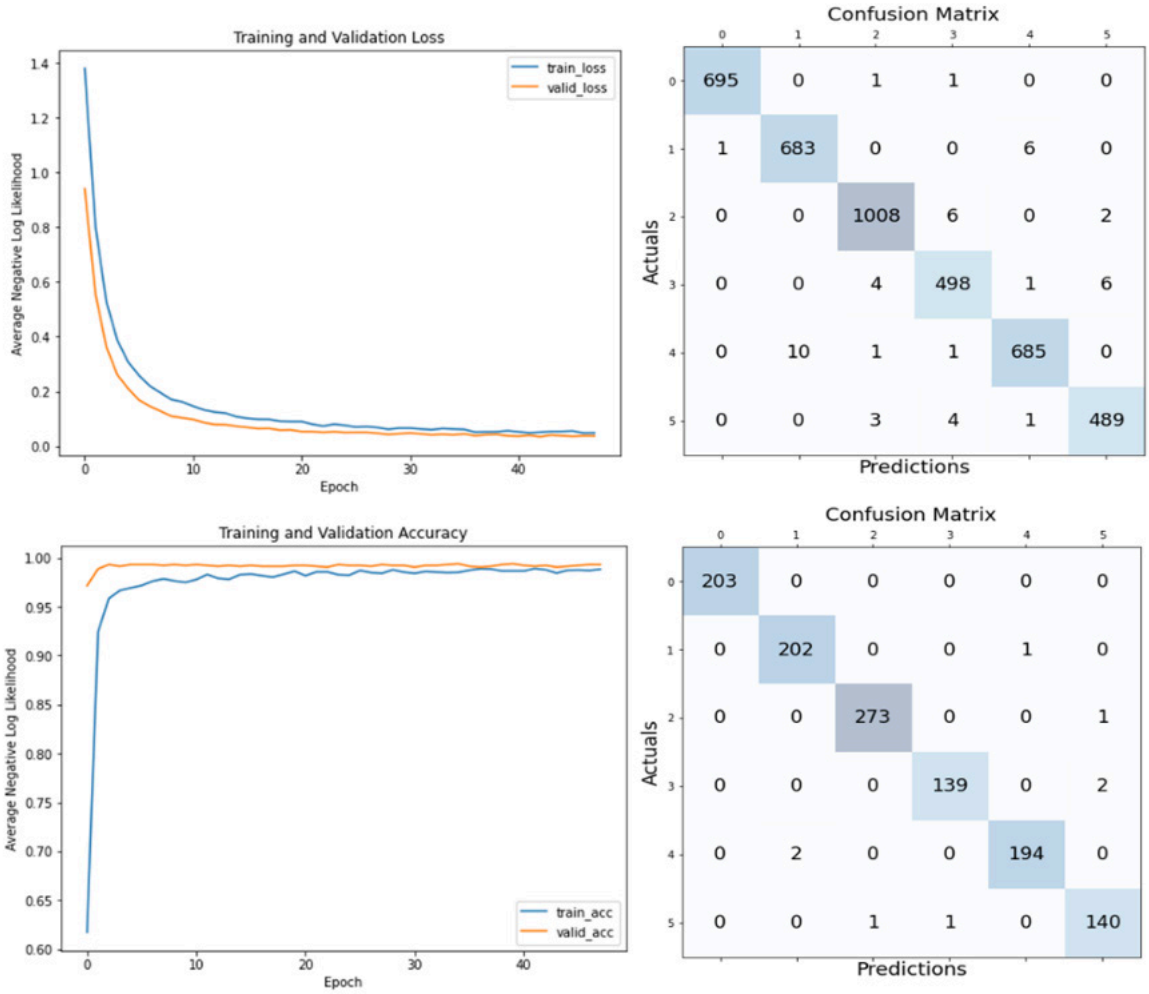


Figura 7: Resultados para entrenamiento y validación

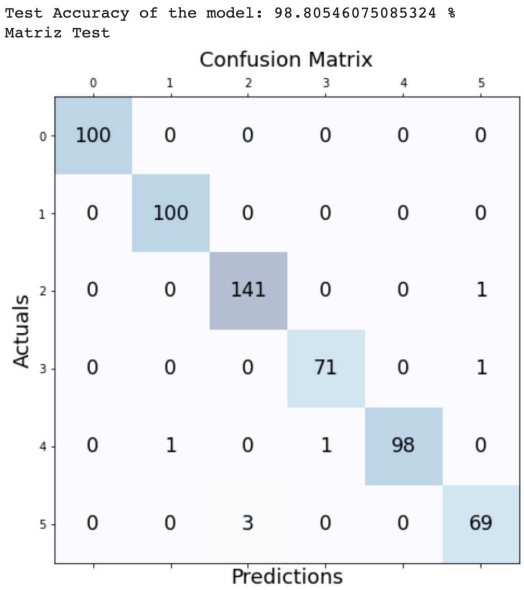


Figura 8: Resultados para test.

Si bien los resultados obtenidos indican que para clasificar seis especies de animales silvestres se obtiene un 98,8% de exactitud. Estos resultados deben ser tomados con cautela y no significa que para otras tareas de clasificación de animales se puedan obtener resultados similares. Ya que el desempeño de los modelos de clasificación puede ser altamente variable y dependiente del tipo, calidad y cantidad de datos con que se disponga.

En esta prueba de concepto se utilizaron conjuntos de datos pequeños y donde los animales se aprecian bien en cada una de las imágenes. Luego, se debe tener en consideración que las imágenes que se obtienen en la naturaleza pueden estar afectadas por ruido o por otros factores que hacen que los modelos generen errores en la clasificación. En conformidad a lo anterior y tomando en consideración lo descrito por (Greenberg 2020, Norouzzadeh et. al. 2018, and Beery et. al 2018)[6],[23],[24]. Los siguientes factores pueden causar errores en la clasificación de imágenes obtenidas por cámaras trampa, mediante modelos de Deep Learning.

OCLUSIÓN POR VEGETACIÓN: En algunos sitios el animal a detectar o clasificar puede estar cubierto por pasto o ramas de árboles. Esta situación puede provocar que el animal sea más difícil de detectar o generar falsos negativos.

CAMUFLAJE: Algunos animales tienen un color de su pelaje o patrones en su cuerpo que los hacen difíciles de distinguir del paisaje de fondo en que se encuentran.

CLASIFICACIÓN COMO ANIMAL DE OBJETOS DEL PAISAJE: En determinadas circunstancias es posible que el sistema reconozca a una roca o un trozo de madera como un animal y generar falsos positivos.

PERSPECTIVA DEL ANIMAL: Cuando el animal se encuentra muy cerca del dispositivo de captura de imagen, puede ocurrir que sólo una parte del animal sea visible.

TAMAÑO DEL ANIMAL EN LA IMAGEN: en este caso el tamaño es importante, ya que el sistema de clasificación puede que no funcione correctamente para clasificar animales que se ven pequeños en la imagen como resultado de la distancia a la que se encontraban al momento de capturar la imagen. Luego, es probable que el sistema funcione mucho mejor con animales que se ven grandes en la imagen y de cuerpo completo.

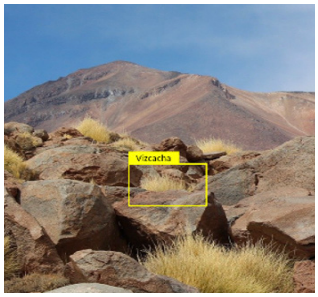
ANIMALES INTERESPECIE E INTRAESPECIE: el sistema de clasificación puede clasificar adecuadamente un elefante de un tigre ya que son animales interespecie que tienen características y formas muy distintas. No obstante, es posible que el sistema de clasificación tenga dificultades para clasificar animales que tengan características similares como puede ser el gato andino y el gato colo colo.

CONDICIONES CLIMÁTICAS Y LUZ: la neblina, niebla, lluvia y nieve pueden generar ruido en las imágenes, lo que puede afectar el proceso predictivo. Además, la cantidad de luz y sombras que puede haber en las imágenes puede ocasionar que el animal no se vea adecuadamente.

CALIDAD DE LA IMAGEN: Las imágenes pueden estar borrosas debido a que al momento de su captura el animal se desplazaba a alta velocidad o existían condiciones de poca luz. Estas situaciones pueden generar dificultad para detectar y clasificar animales en una imagen.

OCLUSIÓN Y MANCHADO DE LA CÁMARA: Si al momento de capturar la imagen de un animal el lente de la cámara se encontraba empañado debido a la lluvia/nieve/polvo/condensación o tapado por vegetación. El sistema podría tener dificultades para clasificar el animal.

Tabla 6: Factores que pueden generar errores en la clasificación de imágenes obtenidas mediante cámaras trampa.

Condiciones climáticas (presencia de niebla)	Condiciones climáticas (caída de nieve)	Perspectiva del animal (demasiado cerca de la cámara)
Camuflaje (color del paisaje similar al pelaje)	Tamaño del animal (lejos de la cámara)	Oclusión por vegetación (hojas tapan parte del animal)
Activación de cámara por movimiento de vegetación	Roca detectada como animal (falso positivo) 	Oclusión de la cámara por arbustos

8. SUGERENCIAS

En esta publicación se han descrito las capacidades que tienen las técnicas de Inteligencia Artificial, en particular la Visión Artificial, Machine Learning y Deep Learning. Para realizar tareas de clasificación automática de animales silvestres. Estas técnicas permiten reducir sustancialmente el tiempo requerido para clasificar grandes conjuntos de datos como lo son las imágenes obtenidas mediante cámaras trampa, lo que puede contribuir a escalar y optimizar las labores de investigación asociadas a fauna silvestre. No obstante, a pesar de la alta exactitud (ver tabla 2 y los resultados obtenidos en la prueba de concepto realizada para este estudio), que se logra en tareas de clasificación utilizando técnicas de Deep Learning como CNN y transferencia de aprendizaje. Se debe tener en cuenta que cada tarea de clasificación de animales silvestres tiene complejidades específicas como poca disponibilidad de datos, falta de variabilidad de las imágenes, imágenes con ruido o vacías, entre otros. Por tanto, si para la clasificación de una especie se logra una exactitud superior al 90%, esto no asegura que para clasificar una especie diferente se logren resultados similares. Luego, en virtud de lo expuesto y descrito en esta publicación se recomienda lo siguiente:

1. Definir bien el problema ambiental que se desea resolver, los objetivos que se espera lograr y por qué. Además, se debe analizar la cantidad y calidad de los conjuntos de datos disponibles.
2. Antes de decidir utilizar técnicas de Machine Learning o Deep Learning, es recomendable determinar si utilizando tecnologías y procedimientos tradicionales se pueden lograr los objetivos planteados en forma eficiente.
3. Si se requiere mejorar la eficiencia de la clasificación de imágenes de fauna silvestre y se necesita automatizar procesos manuales. El uso de técnicas de Inteligencia Artificial podría ser una buena elección.
4. Considerar formar un equipo interdisciplinario con especialistas en Medio Ambiente y en Inteligencia Artificial, quienes pueden ayudar a desarrollar modelos robustos y más ad-hoc al problema ambiental que se desea resolver o estudiar.
5. Recolectar y preparar los datos ambientales que serán empleados para entrenar los algoritmos de Inteligencia Artificial que se ha decidido utilizar (SVM, RF, CNN, etc). Si no dispone de suficientes datos, considere utilizar bases de datos públicas o plataformas ambientales de ciencia ciudadana para obtenerlos.
6. En los conjuntos de datos que se utilizarán, se debe procurar que las imágenes tengan alta variabilidad. Es decir que correspondan a animales diferentes y en sus diferentes etapas de desarrollo (individuos juveniles y adultos), machos y hembras en diferentes ubicaciones y posiciones, imágenes de animales en distintos tipos de terreno y con diferentes condiciones meteorológicas, imágenes capturadas durante las cuatro estaciones del año y con diferentes intensidades de iluminación.

Finalmente, se recomienda que el profesional de medio ambiente que desee desarrollar e implementar un modelo de Inteligencia Artificial para clasificar animales silvestres, dedique un tiempo adecuado a explorar y considerar en su proyecto, las cualidades de justicia, responsabilidad, transparencia y ética que todo proyecto de esta índole debiera tener. También es recomendable evaluar el impacto ambiental que podría ocasionar el desarrollo del modelo de clasificación, ya que el entrenamiento de estos modelos consume una cantidad importante de energía eléctrica, lo que puede contribuir a generar emisiones de dióxido de carbono a la atmósfera (CO_2 eq).

9.HUMANOS Y MÁQUINAS “IN THE LOOP”

El uso de técnicas de Inteligencia Artificial en tareas de investigación ambiental o solución a determinados problemas ambientales, no sustituye la necesidad de que las personas y especialistas en medio ambiente participen y trabajen en estos procesos. Más bien el uso de AI permite reducir sustancialmente las tareas repetitivas que requieren una alta inversión de tiempo para realizarse como por ejemplo:

1. Eliminar imágenes o registros vacíos en donde no se encuentra la especie que se desea estudiar.
2. Determinar rápidamente en una imagen el lugar en donde se encuentra la especie que se requiere clasificar o detectar.
3. Filtrar un conjunto de datos grande (miles o millones de datos), para generar pequeños subconjuntos de datos que contengan solamente las características que desea analizar el investigador.
4. Detectar y corregir errores en la clasificación de animales silvestres presentes en una imagen.

El tiempo que se ahorra al utilizar técnicas de Inteligencia Artificial para completar las tareas descritas anteriormente, puede ser focalizado y utilizado por los especialistas en medio ambiente, en tareas que requieran razonamiento, comprender o explicar los procesos ambientales que ocurren en un determinado ecosistema. Además, el conocimiento de las personas es vital para mejorar el desempeño de los modelos basados en Inteligencia Artificial y generar un círculo virtuoso humano-máquina que permita incrementar y apalancar la generación de conocimiento ambiental.

10. CONCLUSIONES

El estado actual del Medio Ambiente en el planeta y los riesgos que se proyectan para el futuro en cuanto a pérdida de biodiversidad y servicios ecosistémicos asociados. Subrayan la necesidad de desarrollar e implementar nuevos métodos que permitan acelerar la generación de información y conocimiento ambiental, los que contribuyan a la implementación de planes de acción y políticas públicas para la conservación de la biodiversidad basadas en información científica. En este escenario el uso de técnicas de Inteligencia Artificial como la Visión Artificial y el Machine Learning en tareas ambientales, puede ser una alternativa que contribuya a optimizar los recursos que se destinan a la investigación en biodiversidad. No obstante cada problema ambiental tiene un contexto, características y desafíos propios, por tanto se debe tener precaución al utilizar modelos basados en Inteligencia Artificial que han sido desarrollados en circunstancias y contextos distintos al problema que se desea resolver.

En este marco, la colaboración y trabajo conjunto entre especialistas en Inteligencia Artificial y Medio Ambiente puede contribuir a generar modelos automáticos robustos, los que permitan incrementar el conocimiento ambiental sobre diversas especies de animales y plantas, para mejorar su estado de conservación y prevenir impactos futuros.

BIBLIOGRAFÍA

1. OECD (2012). OECD Environmental Outlook to 2050, OECD Publishing.

2. UN Environment (2019). Global Environment Outlook-GEO-6: Healthy Planet, Healthy People. Nairobi.

3. IPBES (2019). Global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services. E. S. Brondizio, J. Settele, S. Díaz, and H. T. Ngo (editors). IPBES secretariat, Bonn, Germany.

4. Brito C (2021), Inteligencia artificial para la protección del medio ambiente y biodiversidad. Ministerio del Medio Ambiente, Chile.

5. Mesko B, Görög M, (2020). A short guide for medical professionals in the era of artificial intelligence. npj Digital Medicine 3:126.

6. Greenberg, S. (2020). Automated Image Recognition for Wildlife Camera Traps: Making it Work for You. Technical report, Prism University of Calgary's Digital Repository http://hdl.handle.net/1880/112416, University of Calgary, Calgary, Alberta, Canada. August 21.

7. Zackary J. Delisle, Elizabeth A. Flaherty, Mackenzie R. Nobbe, Cole M. Wzientek, and Robert Swihart, (2021). Next-generation camera trapping: Systematic review of historic trends suggests keys to expanded research applications in ecology and conservation. In Frontiers in Ecology and Evolution.

8. Alexandra Swanson, Margaret Kosmala, Chris Lintott, Robert Simpson, Arfon Smith, and Craig Packer, (2015). Snapshot serengeti, high-frequency annotated camera trap images of 40 mammalian species in an african savanna. Scientific Data, 2(1):150026. ISSN 2052-4463.

9. NiallO'Mahony, Sean Campbell, Anderson Carvalho, Suman Harapanahalli, GustavoAdolfo Velasco-Hernández, Lenka Krpalkova, Daniel Riordan, and Joseph Walsh, (2019). Deep learning vs. traditional computer vision.

10. Fahad Alharbi, Abrar Alharbi, and Eiji Kamioka, (2019). Animal species classification using machine learning techniques. MATEC Web Conf., 277:02033.

11. Slavomir Matuska, Robert Hudec, Patrik Kamencay, Miroslav Benco, and Martina Zachariasova, (2014). Classification of wild animals based on SVM and local descriptors. AASRI Procedia, 9:25-30.

12. Tara A Pelletier, Bryan C Carstens, David C Tank, Jack Sullivan, and Anahí Espíndola, (2018). Predicting plant conservation priorities on a global scale. Proceedings of the National Academy of Sciences, 115(51):13027-13032.

13. Athanasios Voulodimos, Nikolaos Doulamis, Anastasios Doulamis, and Eftychios Protopapadakis, (2018). Deep learning for computer vision: A brief review. Computational Intelligence and Neuroscience, 2018:7068349.

14. Xinyuan Tu, Kenneth Lai, and Svetlana Yanushkevich, (2018). Transfer learning on convolutional neural networks for dog identification. In 2018 IEEE 9th International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS), pages 357-360.

15. Ruilong Chen, Ruth Little, Lyudmila Mihaylova, Richard Delahay, and Ruth Cox (2019). Wildlife surveillance

using deep learning methods. Ecology and evolution, 9(17):9453-9466.
16. Zhongqi Miao, Kaitlyn M. Gaynor, Jiayun Wang, Ziwei Liu, Oliver Muellerklein, Mohammad Sadegh Norouzzadeh, Alex McIntur, Rauri C. K. Bowie, Ran Nathan, Stella X. Yu, and Wayne M. Getz, (2019). Insights and approaches using deep learning to classify wildlife. Scientific Reports, 9(1):8137.
17. Ahmed Ahmed, Hayder Yousif, Roland Kays, and Zhihai He, (2020). Animal species classification using deep neural networks with noise labels. Ecological Informatics, 57:101063.
18. Balint Armin Pataki, Joan Garriga, Roger Eritja, John R. B. Palmer, Frederic Bartumeus, and Istvan Csabai, (2021). Deep learning identification for citizen science surveillance of tiger mosquitoes. Scientific Reports, 11(1):4718. ISSN 2045-2322.
19. Michael A. Tabak, Mohammad S. Norouzzadeh, David W. Wolfson, Steven J. Sweeney, Kurt C. Vercauteren, Nathan P. Snow, Joseph M. Halseth, Paul A. Di Salvo, Jesse S. Lewis, Michael D. White, Ben Teton, James C. Beasley, Peter E. Schlichting, Raoul K.Boughton, Bethany Wight, Eric S. Newkirk, Jacob S. Ivan, Eric A. Odell, Ryan K. Brook, Paul M. Lukacs, Anna K. Moeller, Elizabeth G. Mandeville, Je Clune, and Ryan S. Miller, (2019). Machine learning to classify animal species in camera trap images: Applications in ecology. Methods in Ecology and Evolution, 10(4):585-590.
20. Goutte, C., & Gaussier, E. (2005). A Probabilistic Interpretation of Precision, Recall and F-Score, with Implication for Evaluation. Advances in Information Retrieval, 345-359.
21. D. M. Powers, (2011). Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation, Journal of machine learning research, vol. 2, no. 1, pp. 37- 63.
22. Vakili, Meysam & Ghamsari, Mohammad & Rezaei, Masoumeh, (2020). Performance Analysis and Comparison of Machine and Deep Learning Algorithms for IoT Data Classification.
23. Beery S, Van Horn G, Perona P, (2018). Recognition in terra incognita. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) (pp. 456-473).
24. Norouzzadeha, M.S., Nguyenb, A., Kosmalac, M., Swanson, A. Palmere, M.S., Packere, C. and Clunea, J. (2018). Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning. PNAS (Proc. National Academy of Sciences of the USA) , 115 (25), E5716-E5725.

AGRADECIMIENTOS

Parte del código utilizado en la prueba de concepto presentada en esta publicación fue desarrollado por Andrea Engdahl. A ella nuestro agradecimiento.

ABREVIACIONES

AI : Inteligencia Artificial
BD : Base de datos
CPU : Central processing unit
CNN : Convolutional Neural Network o Redes neuronales convolucionales
CO2 eq : Dióxido de carbono equivalente
DL : Deep Learning o Aprendizaje Profundo
GBM : Gradient Boosting Machine
GPU : Graphics processing unit
KNN : K-Nearest Neighbors
ML : Machine Learning o Aprendizaje Automático
MLP : Perceptrón multicapa
RF : Random Forest
SVM : Support Vector Machine

Ministerio del Medio Ambiente

Gobierno de Chile

DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE

ANIMALES SILVESTRES

MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL Y MACHINE LEARNING