



**HAL**  
open science

## Suivis de biodiversité par la reconnaissance automatique des espèces sur photographies : perspectives et défis

Hélène Le Borgne, Christophe Bouget

### ► To cite this version:

Hélène Le Borgne, Christophe Bouget. Suivis de biodiversité par la reconnaissance automatique des espèces sur photographies : perspectives et défis. *Naturae*, 2023, 6, pp.75 - 96. 10.5852/naturae2023a6 . hal-04184907

**HAL Id: hal-04184907**

**<https://hal.inrae.fr/hal-04184907>**

Submitted on 22 Aug 2023

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

# naturae

2023 • 6

Suivis de biodiversité par la reconnaissance automatique des espèces sur photographies : perspectives et défis

Hélène LE BORGNE & Christophe BOUGET

art. 2023 (6) — Publié le 21 juin 2023  
[www.revue-naturae.fr](http://www.revue-naturae.fr)



PUBLICATIONS  
SCIENTIFIQUES



0-22-22

SAT

DIRECTEUR DE LA PUBLICATION / *PUBLICATION DIRECTOR*: Bruno David,  
Président du Muséum national d'Histoire naturelle

RÉDACTEUR EN CHEF / *EDITOR-IN-CHIEF*: Jean-Philippe Siblet

ASSISTANTE DE RÉDACTION / *ASSISTANT EDITOR*: Sarah &uot (nature@mnhn.fr)

MISE EN PAGE / *PAGE LAYOUT*: Sarah &uot

COMITÉ SCIENTIFIQUE / *SCIENTIFIC BOARD*:

Luc Abbadie (UPMC, Paris)  
Luc Barbier (Parc naturel régional des caps et marais d'Opale, Colesbert)  
Aurélien Besnard (CEFE, Montpellier)  
Vincent Boulet (Expert indépendant flore/végétation, Frugières-le-Pin)  
Hervé Brustel (École d'ingénieurs de Purpan, Toulouse)  
Patrick De Wever (MNHN, Paris)  
Thierry Dutoit (UMR CNRS IMBE, Avignon)  
Éric Feunteun (MNHN, Dinard)  
Romain Garrouste (MNHN, Paris)  
Grégoire Gautier (DRAAF Occitanie, Toulouse)  
Olivier Gilg (Réserves naturelles de France, Dijon)  
Frédéric Gosselin (Irstea, Nogent-sur-Vernisson)  
Patrick Haffner (PatriNat, Paris)  
Frédéric Hendoux (MNHN, Paris)  
Xavier Houard (OPIE, Guyancourt)  
Isabelle Le Viol (MNHN, Concarneau)  
Francis Meunier (Conservatoire d'espaces naturels – Hauts-de-France, Amiens)  
Serge Muller (MNHN, Paris)  
Francis Oliveau (DREAL Centre, Orléans)  
Laurent Poncet (PatriNat, Paris)  
Nicolas Poulet (OFB, Vincennes)  
Jean-Philippe Siblet (PatriNat, Paris)  
Laurent Tillon (ONF, Paris)  
Julien Touroult (PatriNat, Paris)

COUVERTURE / *COVER*:

Photographie d'un Geai (*Garrulus glandarius*, Linnaeus, 1758) capturé à l'aide d'un piège photo installé dans la canopée d'un Chêne. Crédit photo: Christophe Baltzinger – INRAE.

*Naturae* est une revue en flux continu publiée par les Publications scientifiques du Muséum, Paris  
*Naturae* is a fast track journal published by the Museum Science Press, Paris

Les Publications scientifiques du Muséum publient aussi / *The Museum Science Press also publish*:  
*Adansonia, Zoosystema, Anthrozoologica, European Journal of Taxonomy, Geodiversitas, Cryptogamie* sous-sections *Algologie, Bryologie, Mycologie, Comptes Rendus Palevol*.

Diffusion – Publications scientifiques Muséum national d'Histoire naturelle  
CP 41 – 57 rue Cuvier F-75231 Paris cedex 05 (France)  
Tél.: 33 (0)1 40 79 48 05 / Fax: 33 (0)1 40 79 38 40  
diff.pub@mnhn.fr / <https://sciencepress.mnhn.fr>

© Publications scientifiques du Muséum national d'Histoire naturelle, Paris, 2023  
ISSN (électronique / *electronic*): 2553-8756

# Suivis de biodiversité par la reconnaissance automatique des espèces sur photographies: perspectives et défis

Hélène LE BORGNE  
Christophe BOUGET

INRAE – UR Écosystèmes forestiers,  
Domaine des Barres, F-45290 Nogent-sur-Vernisson (France)  
helene.le.borgne.1@gmail.com  
christophe.bouget@inrae.fr

Soumis le 11 août 2022 | Accepté le 15 décembre 2022 | Publié le 21 juin 2023

Le Borgne H. & Bouget C. 2023. — Suivis de biodiversité par la reconnaissance automatique des espèces sur photographies: perspectives et défis. *Naturae* 2023 (6): 75-96. <https://doi.org/10.5852/naturae2023a6>

## RÉSUMÉ

La reconnaissance d'espèces basée sur des données d'images analysées par l'intelligence artificielle est de plus en plus populaire dans les suivis de biodiversité, pour faire face aux limites des méthodes plus traditionnelles et à l'émergence de considérations déontologiques préconisant le développement de pièges non destructifs (i.e. non létaux, « no kill »). Cette augmentation dans l'utilisation de nouvelles technologies peut largement s'expliquer par un besoin de gain en temps et en précision. Ce type de méthodologie est particulièrement intéressant pour les personnes qui n'ont pas l'expertise nécessaire pour distinguer de nombreuses espèces telles que les Insectes. De plus, les données photographiques sont moins susceptibles de créer un biais observateur que l'observation directe, car elles sont réutilisables et vérifiables. Dans ce document nous allons voir comment les données peuvent être acquises en milieu terrestre (i.e. méthodologies et outils de capture) et la manière dont les images sont ensuite traitées pour la classification des espèces (i.e. gestion des données et analyses). En particulier, nous avons considéré la possibilité d'automatiser les grands volumes de données collectées à l'aide de techniques d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond afin de réaliser l'identification des espèces. Cette étude présente également les avantages et les limites de l'utilisation de ces outils pour l'identification automatique des espèces dans un contexte de suivi de biodiversité en milieu terrestre.

**MOTS CLÉS**  
Identification automatique, apprentissage profond, bases de données.

## ABSTRACT

*Biodiversity monitoring with automatic species recognition based on photographs: perspectives and challenges.* Species recognition based on image data and analyzed by artificial intelligence is becoming increasingly popular in biodiversity monitoring studies to address the limitations of more traditional methods, and the emergence of ethical considerations advocating the development of non-destructive (i.e. non-lethal, “no kill”) traps. This increase in the use of new technologies can largely be explained by a need to gain time and accuracy. This type of methodology is particularly interesting for people who do not have the expertise to distinguish many species such as insects. In addition, photo data are less likely to create observer bias than direct observation as they are reusable and verifiable. In this paper we will discuss how data can be acquired in terrestrial environments (i.e. capture methodologies and tools) and how images are then processed for species classification (i.e. data management and analysis). In particular, we considered the possibility of automating large volumes of collected data using machine learning and deep learning techniques to perform species identification. This study also presents the advantages and limitations that can be encountered when using these tools in the automatic identification of species in a context of biodiversity monitoring in terrestrial environment.

**KEY WORDS**  
Automatic identification, deep learning, data base.

## ACQUISITION DES IMAGES

La reconnaissance d'espèces basée sur des données d'images analysées par l'intelligence artificielle (IA) nécessite l'acquisition de données photographiques de bonne qualité et passe donc par une étape essentielle de réflexion sur les méthodologies et outils de capture envisagés (Fig. 1A).

### PHOTOGRAPHIE DE SPÉCIMENS EN LABORATOIRE APRÈS ÉCHANTILLONNAGE CLASSIQUE

#### *Généralités sur les prises de photographies*

L'acquisition de photos en laboratoire concerne essentiellement l'identification d'espèces d'Insectes ramenées du terrain, ce qui facilite le contrôle du système d'acquisition d'images. Idéalement, les spécimens sont imagés à haute résolution et issus d'échantillons bien conservés ou ramenés récemment du terrain. Dans le cadre d'un environnement de laboratoire, il est possible d'avoir un dispositif (incluant capteur optique, système d'éclairage, etc.). Les chercheurs ont la possibilité de contrôler la prise de photo en ajustant divers paramètres tels que la qualité de l'image, l'orientation ou encore l'éclairage. Par ailleurs, il existe des systèmes de manipulation qui permettent le positionnement et la rotation de l'échantillon pour obtenir plusieurs angles de vue ou la meilleure vue possible pour l'identification (Lytle *et al.* 2010).

Plusieurs paramètres de la prise de photographies tels que la profondeur de champ (i.e. influence la netteté des clichés sur l'intégralité du spécimen), les angles de prise de vue (e.g., dessus, dessous, profil, etc.), le grossissement et la résolution vont influencer les processus d'identification automatique des espèces et sont donc à prendre en compte lors de cette étape. Les opérateurs devront faire un compromis entre résolution et champ de vision, pour conserver l'intégralité des gros spécimens tout en maintenant un maximum de détails. La prise de vue globale des spécimens est généralement essentielle mais souvent insuffisante pour l'identification, notamment des Insectes. Il est donc particulièrement important de considérer la pose optimale des spécimens pour mettre l'accent sur certaines zones spécifiques des individus, décisives pour l'identification (e.g., face dorsale d'un Insecte). À l'inverse, une pose sans contrainte induira une variabilité de l'orientation de l'individu et donc de ses formes, détails et couleurs apparents (Martineau *et al.* 2017). En effet, la plupart des espèces animales et végétales sont composées de plusieurs parties (e.g., ailes, antennes, abdomen, feuilles, etc.), parfois discriminantes, sur lesquelles les chercheurs devront se concentrer pour différencier les espèces. Ces parties peuvent être soit prises directement en photo, soit extraites à l'aide de méthodes de traitement d'image pour utilisation ultérieure dans la reconnaissance des espèces. Par exemple beaucoup d'études utilisent les ailes comme la partie la plus déterminante pour l'extraction de caractéristiques dans la classification d'une photo d'Insecte.

La possibilité de contraindre la pose et l'orientation des spécimens est un des avantages de l'acquisition de photo en laboratoire. Cela améliore la qualité des images et facilite la reconnaissance automatique en diminuant les sources de variabilité. Paradoxalement, c'est également un inconvénient

majeur si les photos sont prises manuellement puisque la manipulation du système par un opérateur est fastidieuse (e.g., fixation de l'Insecte, ajustement de l'angle de prise de vue et de l'éclairage, etc.). Il est envisagé de prendre des photos de plusieurs spécimens installés les uns à côté des autres pour réduire ce temps. Cependant, le système de classification ferait alors face à des problèmes de traitement d'image supplémentaires puisqu'il faudrait séparer chaque individu sur la photo (i.e. segmenter) avant de pouvoir l'identifier. Les opérateurs seraient notamment capables de faire varier la profondeur de champ (ce qui jouerait sur la netteté des images ou de zones ciblées des spécimens), le grossissement ou encore la résolution, ainsi que de multiplier les angles de prises de vues.

#### *Photographies manuelles ou semi-automatiques*

Dans la plupart des études, les systèmes d'acquisition photographique sont manipulés manuellement par un opérateur. La photographie peut se faire sur une lame de microscope sous éclairage (e.g., fibre optique, lampe de bureau, etc.), avec un scanner, ou avec un appareil photo numérique. Il est alors possible de recourir au zoom pour obtenir davantage de détails sur le spécimen ou pour n'en capturer que certaines parties (e.g., aile, organes génitaux, etc.). Par ailleurs, il existe des appareils semi-automatiques qui vont faciliter la manipulation des spécimens et les captures d'images. Par exemple, le système BugID photographie automatiquement les échantillons avec une intervention minimale de l'utilisateur (Lytle *et al.* 2010). Cet appareil positionne automatiquement les échantillons sous un microscope avant de capturer des images. Les échantillons sont déposés individuellement dans un tube en Plexiglas® rempli d'éthanol, dans lequel une pompe de recirculation amène les individus au niveau d'un microscope équipé d'une caméra. Un capteur infrarouge détecte l'échantillon et provoque l'arrêt de la pompe. Un jet est capable de faire tourner les échantillons jusqu'à ce qu'une vue dorsale soit disponible, et l'opérateur peut alors choisir quand prendre un cliché. Les images sont ensuite redimensionnées et traitées pour supprimer le bruit de fond et les données sont traitées avec un algorithme de reconnaissance (voir partie « Discrimination et identification automatiques des espèces »).

#### *Photographies automatiques*

Plus récemment, la machine BIODISCOVER a été conçue (Årje *et al.* 2020 : fig. 2) dans le but d'automatiser complètement la création de bases de données de spécimens conservés dans des liquides, ce qui est généralement le cas pour les Arthropodes collectés sur le terrain tels que les Coléoptères, les Hyménoptères, les Araignées ou encore les Diptères. La machine fonctionne en quatre étapes : le spécimen est déposé dans un tube, la machine le prend en photo sous plusieurs angles, enregistre les données capturées de manière optimisée pour les dernières méthodes de classification (i.e. apprentissage profond, voir partie « Méthodes de classification des espèces »), et peut trier les spécimens en fonction de leur identité taxonomique ou de leur taille.

Wüthrl *et al.* (2022 : fig. 1) ont également présenté un robot de triage appelé DiversityScanner qui prépare les spécimens à partir d'échantillons en vrac. Ce robot est capable de détecter, d'imager et mesurer les spécimens individuels d'un échantillon,

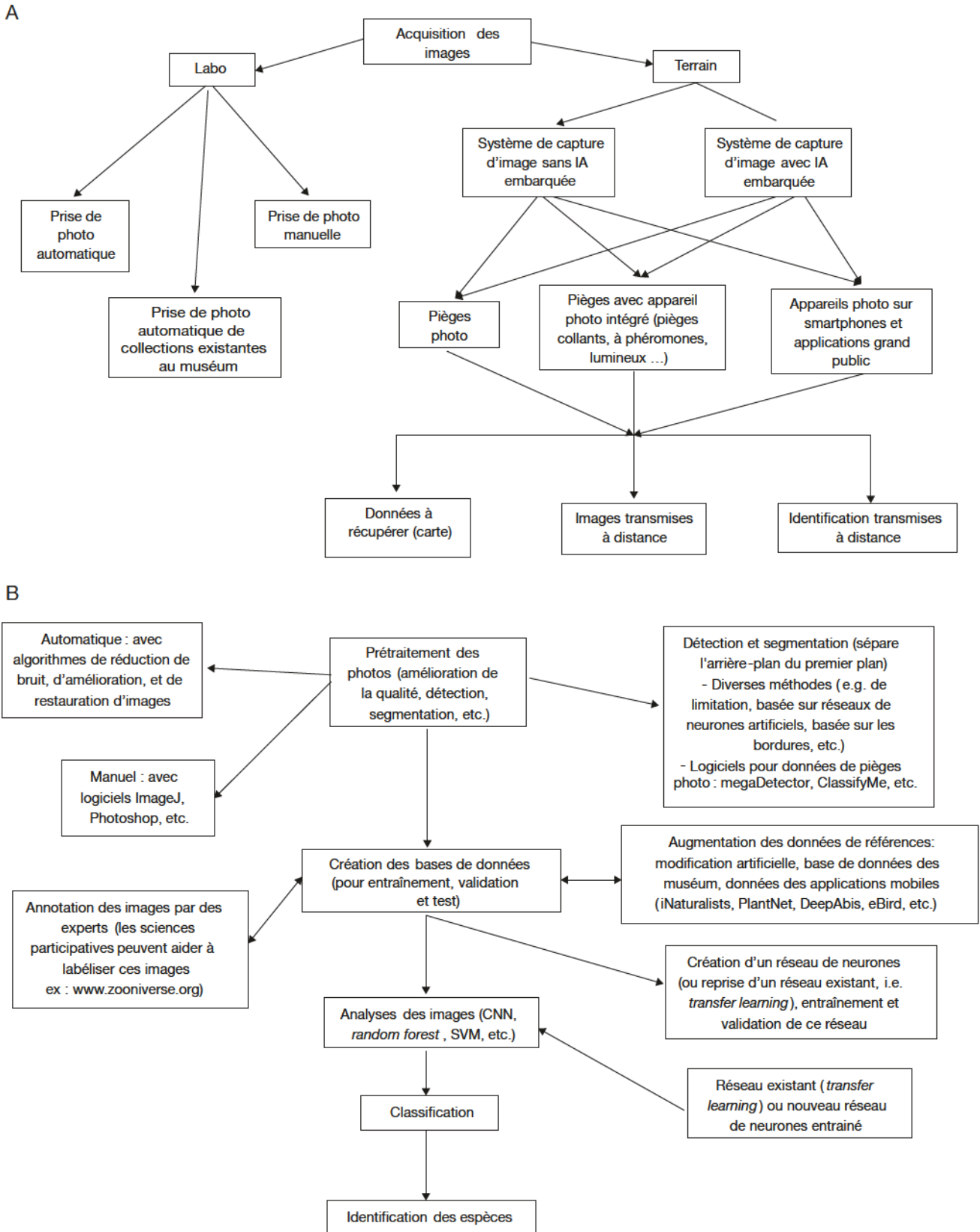


FIG. 1. — Schéma opérationnel sur l'identification des espèces à partir d'image, de l'acquisition de données en milieu terrestre (i.e. méthodologies et outils de capture (A) à la manière dont les images sont ensuite traitées pour la classification des espèces (i.e. gestion des données et analyses (B)). Abréviations: CNN, Convolutional neural networks ou réseau de neurones convolutifs ; IA, intelligence artificielle ; SVM, support-vector machine ou machine à vecteur de support.

puis de les déplacer dans les puits d'une microplaque à 96 puits. Ces images ont été ensuite utilisées pour entraîner des réseaux de neurones convolutifs (*convolutional neural network* [CNN], voir partie « Méthodes de classification des espèces ») capables d'assigner les spécimens à 14 taxons d'Insectes (généralement des familles) particulièrement communs dans les échantillons provenant de pièges Malaise (piège d'interception entomologique). Pour obtenir des informations sur la biomasse, les images sont également utilisées pour mesurer la longueur des spécimens et estimer le volume corporel. Avec ce type d'équipement, un laboratoire équipé sera en mesure de traiter plusieurs échantillons complets de pièges Malaise par jour puisqu'un DiversityScanner peut imager 1000 spécimens par jour avec un minimum de travail manuel. De plus, après l'imagerie, les spécimens peuvent être automatiquement transférés dans des microplaques pour le barcoding de l'ADN. Une autre caractéristique du DiversityScanner est qu'il permet de faire un sous-échantillonnage spécifique aux taxons, car le robot peut être chargé de ne transférer qu'un nombre limité de spécimens pour les taxons les plus abondants.

#### ACQUISITION DES IMAGES – SUR LE TERRAIN

##### Généralités

La capture d'image se fait directement sur le terrain, le plus souvent sans contrainte de pose. L'acquisition est effectuée par un appareil qui peut être mobile et le spécimen est vivant (ce qui est le cas généralement) ou non lorsque la photo est prise. En effet, il est possible soit d'avoir un appareil photo mobile avec les équipes de terrain (e.g., appareil photo standard, smartphone, etc.), soit d'avoir un appareil fixe (e.g., pièges photographiques ou intégrés à la configuration d'autres pièges classiques comme des pièges à phéromones d'Insectes ou d'autres pièges plus ou moins sélectifs). Dans certains cas, les systèmes développés permettent que les images soient directement télétransmises par les réseaux GSM à un serveur distant où elles seront ensuite post-traitées et analysées. Il existe ainsi de nombreux modèles de pièges disponibles dans le commerce pour capturer des images de divers taxa (Tableau 1).

Les différents objectifs des études vont grandement influencer le choix du matériel photographique considéré. Par exemple, les nuances de couleurs et des reflets sont importantes pour identifier les espèces de Lépidoptères. La résolution et la clarté des images sont essentielles pour les études des petits animaux, notamment si des espèces sympatriques avec des caractéristiques morphologiques similaires coexistent (Rovero *et al.* 2013). Par ailleurs, les individus cibles photographiés peuvent avoir des tailles variables, et requièrent des caméras à zoom automatique pour adapter le grossissement à la taille du spécimen. D'autres facteurs sont également à prendre en compte comme le fait que les spécimens d'animaux sont souvent en mouvement. Le flou induit par le mouvement peut être réduit par une vitesse d'obturation plus rapide (i.e. régler le *shutter speed* [vitesse d'obturation]) surtout si les individus peuvent être identifiés par des singularités morphologiques externes. Cependant, plus la résolution de l'image est élevée, plus la vitesse d'obturation est lente. Un compromis entre résolution et vitesse d'obturation est donc à rechercher pour avoir les images les plus nettes

possibles (Rovero & Zimmermann 2016). En conséquence, en comparaison des conditions de laboratoire, les conditions réelles de terrain peuvent poser de nouveaux défis et compliquer les tâches d'identification automatiques par la variabilité des points de vue, des poses différentes des spécimens ou encore par celle associée à la complexité apportée par l'environnement (e.g., divers arrière plans, qualité variant avec la lumière naturelle et la météo, etc.). En particulier, la mutilation (i.e. perte de membres ou d'appendices), la décoloration ou encore la superposition de spécimens vont rendre le processus d'identification des Insectes difficile (De Cesaro Júnior & Rieder 2020). Les populations d'Insectes sont notamment difficiles à étudier; mais l'intérêt pour les espèces ayant une importance économique ou sanitaire a suscité le développement de méthodologies de capture d'images relativement avancées. À l'inverse, les données associées aux photos de terrain peuvent apporter des informations de contexte précieuses sur le comportement du sujet *in natura*.

Ces pièges capables de prendre des photos garantissent des économies de temps d'opérateur en espaçant dans le temps les visites sur le terrain pour récupérer les données (si les données ne sont pas télétransmises), s'assurer du fonctionnement du dispositif, vider les pièges ou encore remplacer les leurres. En limitant le temps et la qualification des opérateurs requis, surtout lorsqu'ils sont combinés avec une identification automatique fiable, ces pièges peuvent être multipliés et déployés sur de larges échelles spatiales et temporelles. Les pièges avec appareils photographiques font économiser du temps et de l'argent, et ce au moins sur le long terme si ce n'est pas sur le court terme pour certains taxons (i.e. le coût plus élevé d'achat initial du piège est amorti par le besoin très limité d'heures de travail par piège) (Preti *et al.* 2021).

Il existe encore peu de systèmes d'identification complètement automatiques sur le terrain (i.e. avec intelligence artificielle embarquée dans le piège), en dehors de ceux développés pour détecter les ravageurs agricoles. Cependant, cette technologie est en plein essor et les projets se développent rapidement, particulièrement pour fournir des données en temps réel et initier des alertes de traitement phytosanitaire. Actuellement, les coûts associés à ce genre de dispositifs semblent empêcher l'utilisation massive des pièges automatisés pour le suivi de biodiversité. Néanmoins, en raison des progrès constants dans ces nouvelles techniques, il est raisonnable de penser que lorsque les coûts de ces pièges automatisés auront baissé et que leur fiabilité sera accrue, ce type de méthodologie pour le suivi de la biodiversité sera plus largement exploité et répandu dans de nombreux écosystèmes.

##### Système de capture d'image sans intelligence artificielle embarquée : les pièges photographiques

Le matériel et ses caractéristiques. Les pièges photographiques (i.e. caméras activées à distance *via* un capteur, « camera trap ») offrent une méthode efficace d'échantillonnage en continu, peu invasive et apte à détecter la faune tout en réduisant l'effort d'échantillonnage dans des zones parfois difficiles d'accès. Ce matériel permet de prendre une image fixe ou une vidéo (plus ou moins longue) dès qu'un individu a été détecté

TABLEAU 1. — Exemples de pièges avec appareil photo incluant ou non un système d'intelligence artificielle et commercialisés. Les sites internet ont été consultés pour la dernière fois le 25 avril 2023.

Exemple de pièges commerciaux	Groupe taxonomique	Détails
SnapTrap <a href="https://www.snaptrap.com.au/">https://www.snaptrap.com.au/</a>	Mouche des fruits, Carpocapse ( <i>Cydia pomonella</i> Linnaeus, 1758) et autres ravageurs horticoles	Système de suivi des pièges pour les producteurs de fruits pour optimiser la gestion des ravageurs, la biosécurité et la production. Rassemble les photos, les enregistrements des capteurs et d'autres données pour une analyse en ligne.
DTN Smart Trap <a href="https://www.dtn.com/agriculture/agribusiness/smart-trap/">https://www.dtn.com/agriculture/agribusiness/smart-trap/</a>	Ravageurs de cultures	Piège intelligent à comptage automatique avec décomptes quotidiens des populations de ravageurs. La caméra embarquée détecte, compte et signale les nuisibles en temps quasi réel et peut faire la distinction entre ravageurs ciblés et non ciblés. Accès aux photos et décomptes pour vérification sur plateforme web.
CapTrap <a href="http://www.captrap.io/Pieges/produits.php">http://www.captrap.io/Pieges/produits.php</a>	Ravageurs de cultures	Produits proposés par Cap2020 pour le piégeage des ravageurs. Pièges connectés (piège entonnoir avec phéromone, piège nasse avec phéromone et piège vision avec plaques engluées), non connectés et liste d'accessoires disponibles. Les comptages sont envoyés sur un compte CapTrap et permettent un suivi en temps réel de la présence du ravageur.
e-GLEEK <a href="http://www.e-gleek.com/">http://www.e-gleek.com/</a>	Pucerons, cicadelle, carpocapse, méligèthe, charançon, tordeuse(s) et thrips Propose l'identification d'Insectes spécifiques aux cultures	Piège connecté (trois modèles) qui analyse le nombre d'Insectes volant piégés et émet des alertes lorsqu'un vol d'Insectes est détecté ou lorsque la feuille gluante est saturée. Classification des Insectes par taille. La version 3G met à disposition les résultats et les images sur un compte utilisateur. Jusqu'à trois espèces d'Insectes peuvent être suivies simultanément.
Trapview <a href="https://trapview.com/">https://trapview.com/</a>	Divers ravageurs de cultures	Fournit un aperçu de la situation en temps réel, peut prévoir la situation future des parasites et simuler différents scénarios de mesures de protection des plantes. Accès aux données à distance.
iSCOUT <a href="https://metos.at/fr/iscout/">https://metos.at/fr/iscout/</a>	Insectes des milieux agricoles	Piège à Insectes avec un système électronique intégré (caméra, modem, source d'alimentation avec panneau solaire) et une plaque collante. Propose différents types de pièges pour couvrir un large éventail d'espèces d'Insectes. Toutes les photos et données des logiciels de vision par ordinateur sont affichées en ligne, sur la plateforme web FieldClimate.
BEECAM <a href="http://www.advansee.com/bee_home">http://www.advansee.com/bee_home</a>	Caractérise les interactions entre le monde animal et les végétaux.	BEECAM est associée à des logiciels de comptage et d'analyse, et permet de réaliser divers inventaires (agronomie, milieu agricole, viticole, etc.). Exemple : comptage des pollinisateurs (volants ou terrestres) en plein champ, analyse de l'activité des ruches, suivi et analyse du développement d'une maladie sur un végétal, phénotypage, etc.
Reconyx <a href="https://www.reconyx.com/product/Professional_Series">https://www.reconyx.com/product/Professional_Series</a>	Mammifères, Reptiles, Amphibiens, Oiseaux	Pièges photographiques (divers modèles et possibilité de transmettre les photos à distance) permettant de prendre des photos ou vidéos de façon programmable. Options de personnaliser les modèles.
Bushnell <a href="https://www.bushnell.com/trail-cameras-2/">https://www.bushnell.com/trail-cameras-2/</a>	Mammifères, Reptiles, Amphibiens, Oiseaux	Pièges photographiques avec des modèles de diverses spécificités, permettant de prendre des photos ou vidéos et avec possibilité de transmission sans fil.
I feed bird <a href="https://www.natural-solutions.eu/i-feed-bird-mangeoire-connectee">https://www.natural-solutions.eu/i-feed-bird-mangeoire-connectee</a> <a href="https://mybirdbuddy.com/">https://mybirdbuddy.com/</a>	Oiseaux	Développement de diverses mangeoires avec système de caméras connectées permettant l'identification des espèces d'oiseaux pris en photo et la transmission des données.
Smart Bridge <a href="https://www.hackthepoacher.com/smart-camera-trap">https://www.hackthepoacher.com/smart-camera-trap</a>	Mammifères, Reptiles, Amphibiens, Oiseaux	Système modifiant les pièges photographiques existants et utilisant l'apprentissage automatique pour analyser les photos en temps réel afin de détecter les animaux et les humains. Le système (développé pour lutter contre le braconnage) envoie des alertes aux rangers si quelque chose a été détecté. Equipé d'une liaison satellite, le système peut fonctionner n'importe où sur le globe sans aucune dépendance à un réseau GSM/Wifi ou Lora.



dans le champ visuel de la caméra. Ces images sont associées à des métadonnées telles que la date, l'heure, ou encore la température. Par ailleurs, l'utilisation de normes pour fixer les métadonnées facilite la reproduction, la comparaison et la synthèse entre les études (Caravaggi *et al.* 2017). Les données de ces pièges ont été utilisées avec succès pour étudier la biodiversité, l'abondance relative des populations, les patrons d'activité temporelle, l'occupation des sites d'échantillonnage ou encore les comportements de divers taxa (Rovero *et al.* 2013; Trolliet *et al.* 2014; Burton *et al.* 2015; Rovero & Zimmermann 2016). Par exemple, ces pièges ont été utilisés pour confirmer la survie d'une espèce (i.e. le Chevrotain à dos argenté, *Tragulus versicolor* Thomas, 1910) supposée disparue (Nguyen *et al.* 2019), ou encore pour quantifier l'utilité des corridors pour les Éléphants d'Afrique (*Loxodonta africana* (Blumenbach, 1797)) (Green *et al.* 2018). De plus, avec un protocole d'échantillonnage bien conçu, des chercheurs ont montré le potentiel des données de pièges photographiques pour différencier les individus d'une espèce qui présente des marques subtiles (e.g., chez le Renard roux *Vulpes vulpes* (Linnaeus, 1758), Dorning & Harris 2019). Ils ont montré que la précision de l'identification individuelle était améliorée par les protocoles délivrant un grand nombre d'images couleur à haute résolution, prises sous plusieurs angles et dans des conditions environnementales variables. Il est généralement recommandé de placer les pièges photos par paires pour pouvoir capturer les deux flancs de l'animal qui passe si on veut identifier les individus (Rovero & Zimmermann 2016). En plus de leur polyvalence, ces pièges gagnent en popularité grâce aux constantes améliorations technologiques et à la diminution des coûts d'équipement (Caravaggi *et al.* 2017). De plus, Welbourne *et al.* (2015) ont comparé l'efficacité et les coûts relatifs de ce type de pièges avec d'autres méthodes et ont constaté que les pièges photographiques sont plus efficaces et moins coûteux sur le long terme que les méthodes plus traditionnelles pour détecter les espèces de mammifères cibles.

Il est important de considérer les diverses caractéristiques inhérentes au matériel photographique lors du choix de l'équipement (Trolliet *et al.* 2014). En effet, les caractéristiques telles que la vitesse de déclenchement, la zone de détection, le temps de récupération, la détection nocturne et la consommation de la batterie peuvent varier considérablement selon le matériel considéré et avoir un impact considérable sur les données (e.g., nombre d'espèces détectées). La vitesse de déclenchement (i.e. délai pour prendre une photo une fois qu'un animal a interrompu le faisceau infrarouge) est une caractéristique cruciale à considérer selon les études. Si elle est trop lente, l'appareil photo peut ne capter qu'une partie de l'animal ou prendre des photos trop tard et donc vides. La zone de détection (i.e. zone couverte par le faisceau infrarouge de la caméra dans laquelle le mouvement peut être détecté) joue à la fois sur le taux de détection et le nombre de photos prises, et est à prendre en considération avec le champ de vision (i.e. zone couverte par l'objectif de la caméra et qui apparaît sur les photos de l'appareil). En effet, si la zone de détection est plus large que le champ de vision, il sera plus facile de capturer des animaux en mouvement rapide mais il y aura des photos vides

lorsque les individus se situent dans la zone de détection mais pas dans le champ de vision. De façon similaire, si la zone de détection est plus petite que le champ de vision, on obtiendra des images bien centrées mais on aura potentiellement moins d'images car les animaux peuvent occuper le champ de vision sans être dans la zone de détection. Le temps de récupération (i.e. temps pour prendre la photo suivante après l'enregistrement de la précédente) entre les photographies, ainsi que la possibilité de faire de la vidéo plutôt que de la photo, dépendront principalement des objectifs d'étude et de l'autonomie énergétique de la station de mesure. Par exemple, lorsque l'objectif est purement centré sur la biodiversité, une seule image par espèce est nécessaire, même si plusieurs sont parfois bien utiles pour confirmer une détermination, et un temps de récupération lent sera plus pertinent.

La résolution des images, exprimée en mégapixels, va influencer l'archivage des données car plus la résolution est forte, plus les photos seront lourdes. Étant donné les améliorations technologiques dans ce domaine, les cartes mémoires actuelles ont de relativement grandes capacités, à un prix abordable, et permettent de prendre des clichés à haute résolution sans saturer prématurément l'espace mémoire. Bien que souvent mal renseignées par les fabricants, les informations sur la taille du capteur sont importantes pour déterminer la qualité d'image. Pour une taille de capteur donnée, une augmentation du nombre de pixels est liée à une diminution de la taille des pixels, or les petits pixels sont moins sensibles à la lumière et produisent plus de bruit. Il est donc tout à fait possible d'avoir une meilleure qualité de photo avec un grand capteur et moins de pixels qu'avec un appareil muni d'un petit capteur mais plus de pixels (Trolliet *et al.* 2014). Il est aussi faisable d'intégrer un système de télétransmission d'images *via* General Packet Radio Service (GPRS), *in natura*, ou Wi-Fi, en laboratoire ou en musée, pour permettre de stocker les données à distance (Caravaggi *et al.* 2017).

Par ailleurs, les photographies de nuit peuvent être essentielles au projet de recherche et il existe deux méthodes pour ce type de piège: le flash incandescent et la lumière infrarouge. Bien que la première méthode permette de prendre des photos en couleur de meilleure résolution, son flash a un fort risque d'effrayer l'animal. La deuxième méthode – qui est la plus largement utilisée dans la littérature – est plus discrète et permet de prendre des photos en noir et blanc, avec une lumière rouge légèrement visible. Il existe également des pièges photo équipés d'un flash infrarouge « sans lueur » qui n'émet aucune lumière visible (Trolliet *et al.* 2014). Les caméras Low Glow, à faible luminescence, utilisent des spectres de lumière de 850 nanomètres avec une grande portée, mais émettent une lueur rouge qui peut être perçue par certains animaux lorsqu'elles sont déclenchées (mode infrarouge). Les caméras dites « no Glow », sans luminescence, disposent de filtres noirs sur les LED qui rendent la lueur invisible aux animaux. Mais ces caméras « no-glow » plus discrètes livrent des clichés plus flous en ralentissant la vitesse d'obturation et en perdant une partie de la distance éclairée. Plusieurs facteurs peuvent influencer la probabilité de déclenchement de ces types de pièges, tels que la distance entre un animal et le

capteur, ou même des changements à court terme de la température de la peau de l'animal (en raison de l'humidité) ou encore la vitesse de l'animal (Findlay *et al.* 2020). Les pièges photo peuvent influencer le comportement des animaux et certaines espèces sont attirées ou repoussées par leur présence (Meek *et al.* 2016). Il faut aussi prendre en considération le niveau de consommation d'énergie en mode surveillance et pour le traitement d'image de jour et de nuit puisqu'ils vont varier en fonction de l'habitat, de la composition faunistique présente ou encore de l'accessibilité de la caméra pour le changement des piles. L'autonomie de la batterie est généralement essentielle lors du choix de matériel, en particulier si les sites d'études sont éloignés ou s'il fait très froid. Certaines marques (e.g., Reconyx, Scoutguard, Spypoint) fournissent également des panneaux solaires autonomes (Trolliet *et al.* 2014).

Comme en laboratoire, il est possible de prendre différents types de photographies sur le terrain avec ces types de pièges. Il existe des caméras panoramiques réglables sur un affichage panoramique pour obtenir des photographies avec un plus large champ de vision. Les pièges photographiques utilisés pour la grande faune peuvent être trouvés avec cette option (e.g., Moultrie® Panoramic 150) et ont été utilisés dans des études de biodiversité et les recherches sur les interactions entre espèces (e.g., Urbanek & Sutton 2019; Vilgats *et al.* 2021). Il est par ailleurs possible de monter des appareils photographiques plus classiques sur des trépieds spécialisés (e.g., Gigapan Epic) afin d'obtenir ce type de photos panoramiques pour pouvoir suivre la faune et leurs comportements (Lynch *et al.* 2015). Les pièges peuvent être construits avec différents composants bien spécifiques si les pièges plus classiques du commerce ne répondent pas aux objectifs de l'étude. Par exemple, Haucke & Steinhage (2021) ont développé une approche automatisée basée sur des pièges photographiques 3D pour détecter et identifier des mammifères en utilisant l'estimation de la profondeur. Ils ont ainsi conçu et construit un piège photographique RVB-D en utilisant des composants bon marché et en mettant l'accent sur la polyvalence par rapport à des conditions d'éclairage variables (i.e. utilisent Intel® RealSense™ D435). Bien que ces pièges avec capteurs de distance ne soient pas largement déployés, les données issues de ces caméras 3D peuvent être utiles dans les études en écologie pour détecter les animaux, distinguer des individus dans les hordes animales, localiser les animaux dans l'environnement observé, ou encore faciliter l'automatisation d'études telle que l'estimation des densités de population (Howe *et al.* 2017; Wägele *et al.* 2022). En effet, Klasen & Steinhage (2022) se sont servis du même dispositif cité précédemment (Haucke & Steinhage 2021) pour suivre les déplacements de la faune sauvage en établissant un suivi multi-objets (i.e. MOT, Multiple Object Tracking) en 3D.

Les considérations à prendre en compte dans ce type d'étude. Cette approche peut générer un très grand volume d'images et la gestion de ces données représente un travail laborieux et fastidieux. Un système de reconnaissance automatique peut diminuer le temps de travail associé à la création de la base de données. Contrairement aux photographies prises en

laboratoire, les images des pièges photographiques sont plus variables tant au niveau des poses des sujets capturés que de la qualité, ce qui complexifie la tâche de reconnaissance des espèces. Effectivement, les images contenant le corps entier de l'animal sont rares et la qualité des images sera souvent influencée par les conditions environnementales (e.g., obstruction par la végétation, déficit de lumière, surexposition, pluie, brouillard, etc.), le comportement des animaux (e.g., animaux trop proches de la caméra, en mouvement, position du corps, cumul de plusieurs espèces, images vides, etc.) et le matériel (e.g., résolution, temps entre les images, éclairage nocturne, etc.) (Gomez Villa *et al.* 2017). Malgré cela, les méthodes d'apprentissage profonds (e.g., CNN) ont déjà été utilisées pour aider à la classification automatisée des espèces avec de hautes performances (Norouzzadeh *et al.* 2018; Tabak *et al.* 2019; Willi *et al.* 2019; Benet *et al.* 2020; Norouzzadeh *et al.* 2021).

Les études utilisant les pièges photographiques se concentrent principalement sur les Mammifères et les Oiseaux – surtout pour des recherches comportementales – et à un degré moindre, sur d'autres espèces comme les Reptiles, les Amphibiens et les Insectes (e.g., Burton *et al.* 2015). Le succès des pièges photographiques lorsqu'ils sont utilisés pour étudier de petits animaux reste mitigé (e.g., pour les petits Mammifères et Reptiles [Dundas *et al.* 2019: fig. 1] et pour les Reptiles [Richardson *et al.* 2018: fig. 1]). Les systèmes de détection infrarouge fonctionnent bien pour les Mammifères de moyenne et grande taille, mais ne sont pas toujours fiables pour les ectothermes (i.e. Reptiles, Amphibiens et Invertébrés) ou les petits Mammifères (Hobbs & Brehme 2017). Pour pallier ce problème, les chercheurs utilisent généralement les options de déclenchement non provoqué à intervalles réguliers, ou provoqué par l'interruption d'ultrasons ou d'un faisceau de lumière (laser) émis par le détecteur. Comme la prise de photos par intervalles conduit généralement à de grandes quantités d'images (i.e. avec et sans animaux dessus), des chercheurs ont développé un système qui utilise un déclencheur optique HALT (Hobbs Active Light Trigger) ciblant les petits animaux et capable de se coupler à des caméras infrarouges classiques. Il surpasse la capacité de détection des caméras infrarouges et permet l'utilisation fiable et efficace des caméras pour échantillonner les animaux de petite taille, et particulièrement les Reptiles, les Amphibiens, les petits Mammifères et les grands invertébrés (Hobbs & Brehme 2017). Grâce à de récents développements techniques, le piégeage par caméra pourrait être un bon outil pour l'étude des assemblages de squamates mais nécessite encore des recherches supplémentaires (Welbourne *et al.* 2015, 2017). Il a également été efficace dans la détection de Tortues terrestres et de certains Reptiles (Ballouard *et al.* 2016). Des pièges photographiques programmés avec une courte distance focale et placés verticalement sont capables d'échantillonner efficacement de petits Arthropodes de la litière sur du long terme et résoudre certains des biais associés aux pièges fosses (i.e. pièges mortels, qui demandent beaucoup de travail de tri en aval, et peuvent présenter des biais d'échantillonnage taxinomique). Cependant, les pièges photographiques ne permettent l'identification de ces Arthropodes que manuel-

lement avec une précision au niveau de l'ordre (Collett & Fisher 2017). Par ailleurs, Høye *et al.* (2021) ont récemment établi que des pièges photographiques personnalisés peuvent enregistrer des données d'image à partir desquelles un modèle d'apprentissage profond peut estimer la dynamique spatiale, diurne et saisonnière locale des Abeilles mellifères et d'autres Insectes qui visitent les fleurs.

Les caméras peuvent être appâtées comme des pièges traditionnels ou placées sur des ressources naturelles éphémères (e.g., fleurs, fruits, excréments, champignons, etc.) ou simplement placées aléatoirement ou dans des zones fortement fréquentées par l'espèce cible. Bien que les pièges photographiques soient considérés comme peu intrusifs (i.e. ne causant peu ou pas de perturbations), les flashes peuvent être visibles et les sons d'enregistrements détectés par la faune. De plus, un mauvais fonctionnement, une carte mémoire pleine, des dommages causés par la faune sauvage ou encore le vol de ces appareils sont des événements probables, et qui peuvent entraîner de lourdes pertes de données si la fréquence de relevé est faible. Il faut également savoir que les études utilisant ces caméras font face à des biais d'utilisation comme le problème de la détection imparfaite (i.e. les individus présents dans une zone mais non détectés), erreur courante des échantillonnages. En effet, la probabilité de détection des espèces et des individus peut varier selon l'emplacement du piège, les caractéristiques de l'habitat, le moment et la durée de l'échantillonnage, la densité des espèces dans le paysage, leur taille corporelle, leur vitesse de déplacement, ou encore leur curiosité ou méfiance à l'égard des pièges (Burton *et al.* 2015 ; Caravaggi *et al.* 2017). Pour contrer ces biais méthodologiques, il faut des protocoles d'échantillonnage soigneusement planifiés et des approches analytiques prenant en compte cette détection imparfaite. Actuellement, les principaux obstacles au déploiement des pièges photographiques sont le coût, le vol et les performances des capteurs (Glover-Kapfer *et al.* 2019). La fiabilité des données de caméra pour les objectifs multi-espèces est une question de recherche qui reste d'actualité. Ce type d'étude nécessite une organisation minutieuse pour s'assurer que le protocole d'échantillonnage maximise les chances de capturer un assemblage d'espèces tout en prenant en compte d'autres facteurs comme l'indépendance des sites d'échantillonnage. Le choix et l'emplacement des caméras doivent être dictés par les objectifs de l'étude, l'écologie de l'espèce étudiée ou encore les analyses statistiques ultérieures (Burton *et al.* 2015 ; Caravaggi *et al.* 2017).

#### *Pièges avec appareil photo intégré*

Des appareils photos peuvent être intégrés par aménagement mécatronique de pièges traditionnels à installer sur le terrain, même si les options sont limitées par le manque d'électricité ou les conditions météorologiques. Généralement, un piège à insectes équipé d'une caméra implique deux modules : le matériel et le logiciel. Le matériel est composé de la structure du piège contenant les Insectes piégés (et l'appât si nécessaire), un boîtier électronique avec la caméra, une batterie et éventuellement une alimentation externe (e.g., panneau solaire) et un modem de transmission de données. Le logiciel

est le répertoire en ligne dans lequel les images sont stockées et accessibles, ainsi que potentiellement des algorithmes de classification d'images en option pour identifier et compter automatiquement les captures. La plupart du temps, les pièges avec appareil photo intégré sont de forme et de taille très similaires à ceux qui sont connus comme fonctionnels pour la ou les espèces cibles, tout en veillant à minimiser la dimension du module électronique et à éviter de modifier les caractéristiques d'entrée du piège (Preti *et al.* 2021).

Dans certains cas la lumière naturelle peut suffire sur le terrain, mais une lumière additionnelle est généralement requise. Des lumières de spectres ou couleurs spécifiques peuvent être utilisées pour minimiser l'impact sur les spécimens ou renforcer le contraste entre l'arrière-plan et les caractéristiques nécessaires à l'identification, notamment lorsqu'elles sont combinées avec des filtres sur l'objectif. Pour les études nocturnes, la lumière infrarouge (IR) est souvent utilisée pour observer les sujets tout en minimisant les perturbations, car la plupart des Insectes ne peuvent pas détecter la lumière dans le spectre IR. Toute configuration d'éclairage peut toutefois avoir des effets significatifs sur les comportements observés (Manoukis & Collier 2019). Si l'objectif de l'étude est l'identification des espèces, il faut sélectionner un appareil photographique avec une résolution et une netteté d'image suffisamment élevées pour pouvoir observer les détails morphométriques. Cela est particulièrement pertinent si on étudie des Insectes, puisqu'il faudra prendre en compte la petite taille des espèces ciblées et choisir une caméra de résolution plus élevée (Preti *et al.* 2021). Les choix de matériel photographique sont nombreux et le plus souvent basés sur un compromis entre la qualité d'image, le coût du dispositif, sa taille et sa consommation d'énergie.

La reconnaissance des Insectes est généralement basée sur des images d'espèces qui ont été capturées avec un piège lumineux ou un piège avec un leurre à phéromones et un revêtement adhésif. De nombreux articles décrivent des prototypes de pièges avec plaque collante surmontée d'un appareil photo pour immortaliser les Insectes immobilisés. Ces pièges sont parfois équipés d'un rouleau motorisé de bande collante, la rotation étant déclenchée à distance ou automatiquement à intervalles réguliers. Les images sont alors collectées soit manuellement, soit par un micro-ordinateur embarqué, et transmises à distance à un serveur où elles sont analysées. Beaucoup d'études qui ajoutent des dispositifs électroniques aux pièges sur le terrain se concentrent sur le suivi d'espèces d'intérêt économique tels que les Insectes ravageurs agricoles (e.g., Preti *et al.* 2021 : fig. 2). Des études ont déjà utilisé avec succès des données provenant de pièges avec caméras et des systèmes de reconnaissance automatique pour détecter des ravageurs sur le terrain (e.g., Ding & Taylor 2016 ; Rustia *et al.* 2020). Par exemple, une équipe a récemment présenté un système intégré utilisant l'imagerie et des capteurs environnementaux pour acquérir simultanément et en continu des images de pièges avec papier collant dans une serre. Les modules de capteurs sont reliés à un réseau sans fil pour pouvoir transmettre et stocker les données sur un serveur dans lequel un algorithme de traitement d'image détecte et compte automatiquement les Insectes ravageurs sur les images. Ce système

permet de fournir des informations sur le nombre d'Insectes et les conditions environnementales quasiment en temps réel (Rustia *et al.* 2020 : fig. 1b). Un autre exemple est fourni par les deux versions de pièges collants pour les Mouches à fruits présentés par Shaked *et al.* (2018) et intégrant des modules électroniques et basés sur la transmission sans fil d'images des Insectes piégés sur les surfaces collées des e-traps. Ces prototypes transmettent des images des surfaces du piège à un serveur en temps réel. Rassati *et al.* (2016) ont, quant à eux, couplé des caméras à un piège « multi-entonnoirs » pour faire le suivi d'espèces de Coléoptères ravageurs forestiers (i.e. scolytes et longicornes). Ces caméras sont équipées d'une batterie rechargeable, d'un modem GPRS pour la connexion et d'une carte mémoire numérique (SD). Ces pièges comportent une chambre de prise de vue qui peut s'encombrer d'eau ou de déchets (feuilles mortes, etc.), à évacuer par l'ouverture d'une trappe de vidange commandée à distance ou automatisée à intervalles réguliers.

La consommation énergétique du capteur optique et du système de télétransmission est une des limites de ce type de piège avec caméra intégrée. Pour optimiser cette consommation et s'assurer du fonctionnement de l'appareil sur le long terme, les chercheurs programment la prise de photos à des intervalles de temps prédéfinis, entraînant ainsi un nombre restreint de captures par jour. Il sera important de définir le meilleur moment pour prendre la photo quotidienne, en tenant compte de la phénologie d'activité des espèces et des conditions extérieures (e.g., luminosité, ombre, rosée, etc.) afin de maximiser la qualité de l'image. Certaines études peuvent prendre plusieurs photos par jour ou faire des suivis en continu et dans ce cas, les pièges seront personnalisés avec une capacité de batterie accrue et/ou des panneaux solaires plus grands pour fournir une alimentation suffisante. Les pièges peuvent également être associés à d'autres capteurs permettant la détection des individus (e.g., capteur infrarouge détectant les mouvements), ce qui est généralement observé dans le cas de suivis en temps réel (Preti *et al.* 2021).

Il est maintenant possible de surveiller les pièges à distance *via* Internet à l'aide de la technologie de communication sans fil installée dans le piège. De plus en plus d'études incluent un système de transmission de données permettant la communication à distance entre le piège et un poste de commande distant, limitant ainsi les déplacements sur le terrain. Ces pièges permettent en plus de vérifier les captures du piège et tout problème de fonctionnement à distance et rapidement. Cependant, les pièges placés dans des sites isolés comme des forêts ou des montagnes peuvent être déconnectés de tout réseau sans fil à haut débit, et donc sans possibilité de transmettre des images au serveur en ligne en l'absence de réémetteurs intermédiaires additionnels (Sun *et al.* 2018).

Dans d'autres études, un réseau de pièges équipés de caméras et interconnectés fonctionne comme un complexe de dispositifs dans lequel le système de transfert de données repose sur une seule passerelle partagée (López *et al.* 2012 ; Potamitis *et al.* 2017 ; Shaked *et al.* 2018 ; Ramalingam *et al.* 2020 ; Preti *et al.* 2021). Par exemple, pour Potamitis *et al.* (2017), un piège est un objet dans le contexte de l'Internet des objets

(IoT, « Internet of things »), c'est-à-dire un piège en plastique typique associé à une caméra, à un capteur qui enregistre la présence des individus et à un dispositif de communication sans fil pour diffuser les données détectées. Chaque piège constitue un nœud unique dans un réseau d'interactions ; il peut se rapporter directement à Internet *via* la couverture de téléphonie mobile (i.e. *via* la fonctionnalité GPRS). Cela permet de réduire les coûts et donne l'opportunité de créer une grille à haute résolution dans chaque site.

#### *Appareils photos numériques mobiles*

Des appareils photos standards ou des téléphones intelligents (i.e. smartphones) sont souvent utilisés pour l'acquisition des images. Les végétaux sont relativement faciles à prendre en photo sur le terrain avec des appareils mobiles selon différents angles et certains gros Insectes (e.g., Papillons, Odonates, etc.) peuvent être identifiés grâce à des relevés visuels. Dans certains cas, les individus peuvent être capturés, puis identifiés ou photographiés (Montgomery *et al.* 2021). Ces photographies peuvent aider à l'identification des espèces ou des individus par la suite. Les spécimens vivants peuvent être photographiés sur le terrain ou plus tard en laboratoire après refroidissement (e.g., glacière, réfrigérateur) pour les rendre immobiles, puis relâchés sans causer de dommages (Ford *et al.* 2020). Chaque individu peut même être identifié s'il existe des motifs ornementaux visibles et référencés (e.g., des taches au niveau de la tête pour le Crotale de Mangshan (*Protobothrops mangshanensis* (Zhao *in* Zhao & Chen, 1990), Yang *et al.* 2013). Malheureusement, toutes les espèces ne peuvent pas être identifiées sur le terrain car il est parfois nécessaire de faire un examen de certaines parties internes ou moins visibles du corps pour l'identification (e.g., des organes copulateurs pour de nombreux Insectes, comme les bâtonnets de l'organe de Jullien des Papillons *Hipparchia* sp. Fabricius, 1807).

Il est également possible d'utiliser des véhicules aériens de type drones pour obtenir des photographies. Il faut cependant bien prendre en compte certaines limites liées à l'utilisation de ce type d'outils comme le dérangement des espèces ou encore les comportements de défense qui y sont associés. Il est possible de demander une dérogation pour utiliser ces outils afin d'étudier les espèces protégées ; c'est le cas en région Centre Val-de-Loire pour l'étude des nichées de Balbuzard *Pandion haliaetus* (Linnaeus, 1758). Dunn *et al.* (2021) ont récemment estimé le potentiel des véhicules aériens sans équipage (i.e. UAV, « un-crewed aerial vehicles ») dans l'étude des populations de trois espèces d'oiseaux de mer nichant en sympatrie. Les données provenant de ces types d'appareils mobiles ont aussi été utilisées pour développer un système de suivi visuel pour les animaux filmés dans leur environnement naturel qui exploite une méthode d'inférence globale pour détecter le mouvement d'un animal sur un arrière-plan encombré (Haalck *et al.* 2020). De plus, des drones ont été utilisés avec des caméras RVB pour détecter des espèces animales et collecter des données de répartition et d'abondance en environnement terrestre (i.e. des Oiseaux aux grands Mammifères) et marin (Wich & Koh 2018).

#### SYSTÈME DE CAPTURE D'IMAGE AVEC INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EMBARQUÉE

Il existe quelques pièges complètement automatisés intégrant à la fois la capture d'image et la reconnaissance automatique des espèces sur le terrain (sans passer par un serveur distant). L'intégration de modèles d'apprentissage profond pour identifier les animaux et filtrer ces images directement dans l'équipement apporte des avantages dans l'économie du stockage, de la transmission des données ou du temps d'analyse des données. Un piège lumineux automatisé a notamment été créé pour suivre les Papillons de nuit et autres Insectes attirés par la lumière (Bjerge *et al.* 2020: fig. 1, 4, 8; 2021). Ce système avec une caméra et plusieurs éclairages est capable d'attirer certaines espèces, de détecter le mouvement, de prendre des photos puis de les enregistrer et de classifier automatiquement les images des spécimens capturés par le piège. Les auteurs ont développé un algorithme basé sur l'apprentissage profond et appelé «Moth Classification and Counting» qui est capable de compter le nombre d'Insectes et d'identifier les espèces connues de Papillons de nuit. Le système repose sur un ordinateur et une caméra haute résolution capable de capturer des images détaillées des Insectes, et est alimenté par une batterie de 12V reliée à un panneau solaire. La compatibilité entre le matériel de terrain, l'apprentissage profond et l'Internet des objets devrait permettre d'intégrer les algorithmes aux caméras, d'avoir ainsi des systèmes complètement autonomes sur le terrain et qui pourront rapporter en temps réel les données de détection et de classification à l'utilisateur (ou sur des portails en ligne) (Potamitis *et al.* 2017; Ramalingam *et al.* 2020; Høye *et al.* 2021). Pour certains groupes, la proportion d'indéterminés demeure problématique.

Une équipe a développé une méthode prometteuse de détection par apprentissage profond pour dénombrer les individus d'une espèce de Scolyte ravageur (*Dendroctonus valens* LeConte, 1860) avec des appareils directement embarqués dans un piège à phéromones (Sun *et al.* 2018: fig. 1). Les images de Scolytes sont capturées par un appareil photo numérique intégré dans la coupelle de collecte du piège à phéromones. Ces images portent sur des spécimens dont la taille, la pose, l'orientation, l'intégrité et la position sont sans contraintes. Le piège propose également un système de détection capable de distinguer cette espèce de ravageur des cinq autres espèces de Scolytes attirées par les phéromones utilisées. Les dispositifs embarqués, qui capturent et traitent les images directement, permettent d'avoir une alerte précoce de possibles épidémies.

Récemment, l'intelligence artificielle a été introduite dans certains pièges avec caméras pour surmonter le problème du grand nombre d'images vides conservées dans les pièges traditionnels. Dans ce système, un algorithme interne valide ou invalide la procédure d'enregistrement pour ne sélectionner que les vidéos ou photos informatives à conserver. Dans l'article de Riechmann *et al.* (2022), les auteurs détaillent :

- leur mécanisme de déclenchement qui fonctionne uniquement sur la vidéo de la caméra – sans utiliser de capteurs supplémentaires pour déclencher le processus de capture (i.e. sans utiliser de capteur infrarouge);

- le pipeline de filtrage des images vidéo (composé d'un traitement basé sur le mouvement et l'image). Le filtrage élimine les images vides en temps quasi réel et ne retient que les images d'animaux. Le pipeline de filtrage est reconfigurable à distance sans intervention sur le matériel pour s'adapter à d'éventuelles exigences expérimentales nouvelles. Déployé sur un ordinateur Raspberry Pi abordable, compact, de faible puissance et doté d'une connectivité sans fil (téléchargement automatisé des observations vers des plateformes choisies par l'utilisateur), ce système réduit le nombre d'images vides capturées, facilite la détection et l'identification des animaux. Le code open-source de l'algorithme de filtrage est fourni avec sa documentation sur <https://dynaikon.com/trap> (dernière consultation le 25 avril 2023).

Par ailleurs, il existe un système de reconnaissance automatique de pollen basé sur des images (Oteros *et al.* 2015, 2020). Sans intervention humaine dans le processus de reconnaissance, l'appareil automatique BAA500 ([www.hund.de/en/instruments/pollen-monitor](http://www.hund.de/en/instruments/pollen-monitor), dernière consultation le 25 avril 2023) extrait le pollen de l'air ambiant, le dépose sur des porte-échantillons spéciaux et scanne l'échantillon sous un microscope inversé équipé d'une caméra numérique, alors qu'un système de traitement d'image analyse et compte les grains de pollen. Divers critères (e.g., longueur, largeur, diamètre, couleur, texture, etc.) sont utilisés pour la classification automatique d'une quarantaine de taxa, les résultats sont en ligne et les images stockées pour vérifications ultérieures. La précision multi-classes de cette procédure automatique atteint plus de 90 %, et est plus précise que la méthode manuelle, avec moins de divergences entre les déterminations par des paires de moniteurs qu'entre des paires d'opérateurs humains.

#### DISCRIMINATION ET IDENTIFICATION AUTOMATIQUES DES ESPÈCES

Une fois les données acquises, un processus plus ou moins complexe de traitement et d'analyse des données doit-être pensé avant d'obtenir l'identification des espèces (Fig. 1B).

#### GESTION DES DONNÉES

Il semble important d'utiliser le prétraitement d'image pour la normalisation des images avant l'étape de classification, et ce particulièrement lorsque les images proviennent de données terrain qui sont plus variables.

Avant d'utiliser les images dans les systèmes de reconnaissance automatique d'espèces, il est possible de :

- redimensionner les photos en carrés ayant une taille fixe (e.g., généralement redimensionnées en carrés de 224 × 224 pixels), sans changer la résolution, pour éviter les distorsions de taille de spécimen, un des critères utiles à la discrimination des espèces;
- améliorer l'image: rognage des bords, amélioration du contraste, de la saturation et de la luminosité, ou encore séparation des objets de l'arrière-plan;
- restaurer l'image (e.g., effacer le flou de mouvement, les bruits de fond).

Le traitement des images peut être opéré manuellement grâce à des logiciels tels que Photoshop, GIMP ou ImageJ, mais la plupart des études font appel à des algorithmes. Dans leur étude de revue sur l'identification automatique des Insectes à partir d'images, De Cesaro Júnior & Rieder (2020) ont remarqué que 80 % des études utilisaient uniquement des algorithmes pour le prétraitement des images, tels que la correction de la luminosité, la saturation, le recadrage, le redimensionnement ou encore la suppression du bruit et des objets plus petits que ceux d'intérêt. En utilisant la segmentation d'objets, c'est-à-dire la séparation des objets de l'arrière-plan, il est possible d'améliorer les performances des modèles pour la classification des images (Rabinovich *et al.* 2007). Avant de pouvoir segmenter, le système doit savoir quelle zone de l'image est importante et fait souvent appel à un algorithme de détection.

L'application de modèles formés dans une région à des images collectées dans de nouvelles zones géographiques peut être difficile (voir partie « Méthodes de classification des espèces »). De plus, les pièges photographiques fournissent d'énormes quantités d'images dont beaucoup sont vides (i.e. faux déclenchement) et les traiter manuellement peut être très long. C'est pourquoi une équipe propose de combiner un détecteur générique avec des classificateurs plus spécifiques à chaque projet (Beery *et al.* 2019). Ils ont ainsi créé un détecteur – appelé MegaDetector – capable de trouver et de localiser des animaux dans divers écosystèmes du monde entier et qui fonctionne même pour des espèces non vues pendant la phase d'entraînement (Beery *et al.* 2019 : fig. 1 ; <https://github.com/microsoft/CameraTraps/blob/main/megadetector.md>, dernière consultation le 25 avril 2023). Cela permet à la fois de réduire le temps passé à filtrer les images vides et de simplifier le processus d'entraînement des classificateurs puisqu'ils peuvent se concentrer uniquement sur les animaux (i.e. images recadrées sur les individus et donc pas d'arrière-plan).

De façon similaire, Price Tack *et al.* (2016) ont développé « AnimalFinder » dans MATLAB® pour identifier la présence d'animaux dans les images de pièges photographiques en comparant des photos individuelles à toutes les autres images contenues dans le sous-ensemble d'images afin de minimiser le temps et les coûts nécessaires à l'étude des photos. Divers outils sont disponibles sur github pour la formation, l'exécution et l'évaluation des détecteurs et des classificateurs pour les images collectées à partir de pièges photographiques déclenchés par le mouvement (<https://github.com/microsoft/CameraTraps>, dernière consultation le 25 avril 2023). Yousif *et al.* (2019) ont développé Animal Scanner qui est basé sur des algorithmes pour détecter et classer les objets en mouvement afin de séparer les détections d'animaux des images vides et des photos d'humains. Ces programmes sont fournis sous forme d'interface graphique Matlab et d'invite de commande développée en C++. Le logiciel permet de lire des dossiers d'images et produit des images annotées avec des boîtes de délimitation autour des objets en mouvement et un fichier texte résumant les résultats. Les logiciels sont archivés sur : <https://figshare.com/s/cfc1070ca5a9bdda4cd8>, dernière consultation le 25 avril 2023. Quant à Nazri *et al.* (2018), ils

ont créé un système de reconnaissance automatique basé sur des images de ravageurs provenant de pièges collants et capable de gérer les défis qui leur sont associés (e.g., problèmes de qualité d'image, de mouvement, de flou, de décomposition ou de spécimens mutilés, etc.).

Les spécimens contigus ou chevauchants sur les images peuvent causer des problèmes lors de la classification (Sun *et al.* 2018). Quelques études utilisent donc des implémentations spécifiques pour résoudre ce problème (De Cesaro Júnior & Rieder 2020). Par exemple, Bakkay *et al.* (2018) ont travaillé sur la création d'une méthode pour détecter à la fois des spécimens bien séparés et ceux qui se touchent à partir d'images de pièges dans des conditions extrêmes. Cette méthode combine des approches récentes sur la segmentation en fonction des contours et de la région, et montre des résultats très prometteurs puisqu'elle permet de détecter les Insectes avec une précision supérieure à celle des approches courantes.

Il est également possible d'extraire certaines caractéristiques des images – telles que les structures des ailes, les caractéristiques de l'histogramme couleur, les mesures morphométriques – qui ont été utilisées pour la classification des Insectes. Par exemple, quelques études ont basé leur reconnaissance automatique des espèces sur des données morpho-métriques comme les distances ou les rapports entre les nervures présentes sur les ailes des spécimens photographiés (Martineau *et al.* 2017).

## MÉTHODES DE CLASSIFICATION DES ESPÈCES

### Généralités

La classification est l'étape à laquelle la reconnaissance des espèces est effectuée sur la base des images ou des informations qui en ont été extraites. Il va falloir faire face aux contraintes liées à la gestion des images et savoir gérer les bruits et variations qui y sont associées. Les systèmes de reconnaissance d'images peuvent offrir de nouvelles opportunités pour la recherche scientifique, surtout pour les chercheurs qui ne possèdent pas de connaissances taxonomiques avancées. Ils permettent de faire des suivis continus et non invasifs de la biodiversité sur des saisons entières. Cela libérera également du temps aux chercheurs, et en particulier aux experts taxonomistes, pour effectuer d'autres tâches que les identifications ordinaires.

Plusieurs types d'analyses sont possibles pour cette tâche, mais les modèles d'apprentissage profond et tout particulièrement les réseaux de neurones convolutifs et leurs variantes, sont apparus récemment comme la méthode la plus efficace pour la reconnaissance et la détection d'objets (Ding & Taylor 2016). Ces modèles d'apprentissage profond sont ainsi capables d'extraire les caractéristiques d'un ensemble d'images et d'apprendre à les différencier. La popularité des méthodes d'apprentissage profond et des CNN est en partie inhérente à leur capacité à extraire automatiquement les caractéristiques pertinentes pour discriminer les espèces par eux-mêmes, sans intervention humaine (Valan *et al.* 2019). Bien qu'actuellement devenues minoritaires, d'autres méthodologies ont été utilisées dans les processus de classification : les machines à vecteurs de support (SVM), les réseaux de neurones artificiels (ANN), les analyses à composantes principales (ACP), les forêts aléatoires (i.e. « random forest »), les analyses discriminantes

TABLEAU 2. — Exemples des principales bibliothèques logicielles existantes pour l'apprentissage profond.

Langage	Exemples de bibliothèques	Liens (dernières consultations le 25 avril 2023)
Python	TensorFlow Keras PyTorch Darknet University of Washington Scikit-learn CoreML Apple Caffe University of Berkley MSCT Microsoft Corp ONNX Microsoft Corp	<a href="https://www.tensorflow.org">https://www.tensorflow.org</a> <a href="https://keras.io">https://keras.io</a> <a href="https://pytorch.org/">https://pytorch.org/</a> <a href="https://pjreddie.com/darknet">https://pjreddie.com/darknet</a>  <a href="https://scikit-learn.org/stable/">https://scikit-learn.org/stable/</a> <a href="https://developer.apple.com/documentation/coreml">https://developer.apple.com/documentation/coreml</a> <a href="https://caffe.berkeleyvision.org">https://caffe.berkeleyvision.org</a> <a href="https://docs.microsoft.com/en-us/cognitive-toolkit/">https://docs.microsoft.com/en-us/cognitive-toolkit/</a> <a href="https://onnx.ai">https://onnx.ai</a>
R	TensorFlow for R torch for R	<a href="https://tensorflow.rstudio.com">https://tensorflow.rstudio.com</a> <a href="https://torch.mlverse.org">https://torch.mlverse.org</a>

linéaires, les k-plus proches voisins (KNN) et les méthodes d'ensemble (Ding & Taylor 2016; Martineau *et al.* 2017; De Cesaro Júnior & Rieder 2020). Le système ABIS (i.e. « Automatic Bee Identification System ») se sert notamment de la méthode SVM ou d'une analyse discriminante basée sur les caractéristiques géométriques des ailes pour différencier les espèces d'abeilles (Arbuckle *et al.* 2001).

### Apprentissage profond

Contrairement aux approches traditionnelles de l'apprentissage automatique – nécessitant une extraction de caractéristiques manuelles –, l'apprentissage profond permet un apprentissage des caractéristiques uniquement en s'entraînant de manière itérative à partir d'un ensemble de données d'entraînement (i.e. données brutes bien labellisées). Il existe deux modes possibles dans cet apprentissage : un mode non supervisé dans lequel le réseau crée des classes en séparant automatiquement les données images et un mode supervisé dans lequel les opérateurs vont choisir les classes pour l'apprentissage (mode le plus souvent utilisé). Dans le cas du mode d'apprentissage supervisé, il faut donc fixer le nombre d'espèces (i.e. nombre de classes) à reconnaître lors de cet entraînement et de grands jeux de données étiquetées (e.g., image avec le nom de l'espèce) sont nécessaires pour cette étape. Ces images peuvent être variables et composées de différentes vues, parties du corps ou stades de développement, et le modèle va trouver automatiquement l'ensemble des caractéristiques pertinentes et discriminantes entre espèces pour la tâche à accomplir (Valan *et al.* 2019; Høye *et al.* 2021). Une fois le système entraîné, il pourra alors être évalué avec un autre jeu de données (c. 20 % des données) pour vérifier sa précision, puis déployé sur un jeu de données de terrain (ou laboratoire). Les CNN sont efficaces dans les tâches de classification d'images et des résultats impressionnants ont été obtenus ces dernières années. En effet, la précision des classifications obtenues pour l'identification d'Insectes à partir de spécimens photographiés se rapproche de la précision des experts humains (Valan *et al.* 2019; Høye *et al.* 2021). Cette précision est toutefois plus faible lorsque les spécimens vivants sont pris en photo dans leur environnement naturel (Van Horn *et al.* 2018). Lorsque les modèles CNN ont des performances moyennes d'identification des

images à l'espèce, ils peuvent classer avec plus de confiance les spécimens à une résolution taxinomique plus grossière (Hansen *et al.* 2020).

Le développement extrêmement rapide des algorithmes de classification, de leur complexité et de leurs performances, peut partiellement s'expliquer par l'augmentation de la puissance de calcul fournie par les unités de traitement graphique (GPU) modernes (Valan *et al.* 2019). Considérant leur vitesse d'évolution et l'accès facilité à des bases d'entraînement de photos labellisées, on peut s'attendre à voir rapidement des améliorations dans les performances et l'accessibilité de ces modèles de classification. Le nombre d'images labélisées pour la phase d'entraînement est crucial, car si l'on réduit ce nombre par classe, les performances du modèle vont diminuer. De façon générale, plus l'ensemble de données est grand, meilleures sont les performances de généralisation (Ding & Taylor 2016). Le nombre requis n'est pas toujours très clair et peut dépendre de la tâche demandée. Il est souvent recommandé d'avoir des images représentatives, en quantité importante et variées pour chaque classe considérée, ainsi que des quantités de photos similaires entre les classes d'objets. Pour certains, le déséquilibre en nombre d'images d'entraînement entre les classes reflète la distribution des espèces dans le monde réel et les modèles de classification devraient être en mesure d'y faire face (Van Horn *et al.* 2018). Un autre problème au niveau des exigences en images annotées survient pour les espèces cryptiques et/ou rares. Il est possible que, pour certaines espèces, les opérateurs ne soient pas en mesure de fournir des images avec une identification certaine, ou en nombre trop limité pour la phase d'entraînement du modèle. Il faudra peut-être avoir recours à des dissections ou des extractions d'ADN pour avoir une identification précise des spécimens (si la photo est prise au préalable). Un des problèmes majeurs à l'utilisation des CNN est que pour atteindre de bonnes performances, les algorithmes nécessitent à la fois de grands ensembles d'images d'apprentissage labellisées pour la phase d'entraînement du réseau et une puissance de calcul consistante. En effet, l'augmentation de la complexité et de la taille des réseaux de neurones pour améliorer les performances de classification va entraîner un besoin conséquent en puissance de calcul (i.e. GPU). Cependant, non seule-

ment ces cartes GPU sont coûteuses à acheter – même si elles peuvent aussi être louées – mais elles sont également grandes consommatrices d'énergie (i.e. coût écologique). Il peut être intéressant d'acheter ce matériel à titre collectif pour mutualiser les coûts.

Les taxons variables (au niveau des formes, des couleurs, etc.), tels que de nombreux Arthropodes, sont généralement plus difficiles à reconnaître pour les classificateurs que les groupes plus uniformes qui ont des caractéristiques discriminantes claires. Il est courant pour les bases de données d'images taxonomiques d'utiliser une vue standard (i.e. spécimens orientés de la même manière, à la même hauteur, avec peu d'éléments étrangers dans le fond), et donc de limiter la variation au sein des catégories d'images. Lorsque les bases de données sont petites ou les arrière-plans des photos d'entraînement trop similaires, on peut faire face à des problèmes de sur-ajustement, où par exemple le réseau peut associer à tort une espèce à un arrière-plan. Il faut alors penser à intégrer de l'hétérogénéité dans les photos d'entraînement pour surmonter ces problèmes et pouvoir généraliser plus facilement cette reconnaissance par la suite. Des techniques artificielles peuvent augmenter les données du jeu d'entraînement par des transformations géométriques ou colorimétriques des photos d'origines (e.g., recadrage, retournement, rotation, décalage et déformation, ombrage, changement de canaux de couleur ou modification de la luminosité ou d'arrière-plan). Les images d'origine et leurs copies transformées peuvent être ensuite utilisées dans l'apprentissage du réseau. Cela peut malheureusement augmenter les exigences au niveau de la puissance de calcul (Valan *et al.* 2019). De plus, les précisions d'identification des systèmes sont généralement plus faibles pour les groupes qui n'ont pas, ou peu, été vus durant la période d'entraînement. En conséquence, il est préférable de créer une catégorie « poubelle/autre » lors de l'entraînement et d'inclure les espèces qui n'ont pas encore été rencontrées dans l'aire d'étude (e.g., espèce envahissante).

Une partie des problèmes liés à l'utilisation des CNN peut être résolue en utilisant un réseau de neurones dont l'architecture a déjà été créée et qui a été pré-entraîné sur une tâche générique de classification d'images similaires. On appelle cela l'apprentissage par transfert (i.e. « transfer learning ») où le réseau pré-entraîné est exposé à de nouvelles données d'entraînement. Le principe est qu'il n'y ait que quelques réglages des paramètres du modèle à faire afin que le CNN puisse résoudre la nouvelle tâche (Norouzzadeh *et al.* 2021). Cette approche apporte des améliorations sur la performance des modèles et est relativement facile à appliquer, même lorsque la base de données d'entraînement est petite et les budgets de calcul limités (Valan *et al.* 2019). L'apprentissage par transfert devrait ainsi permettre de réduire la charge de calcul nécessaire tout en bénéficiant d'un CNN sophistiqué. Il existe également le transfert de caractéristiques, avec un CNN pré-entraîné comme extracteur de caractéristiques automatisé. Ces informations sur les caractéristiques essentielles à l'identification sont ensuite utilisées pour former un système d'apprentissage automatique plus simple (e.g., machine à vecteurs de support, SVM). Cette technique est efficace pour les calculs, fonctionne pour des ensembles d'images plus petits par classe, et les SVM sont

moins sensibles au sur-ajustement lorsqu'ils travaillent avec des ensembles de données déséquilibrés (Valan *et al.* 2019).

La mise en place des réseaux de neurones profonds nécessite d'être formé au langage Python et l'éventuel recours à des informaticiens. Les principales bibliothèques logicielles pour l'apprentissage profond sont généralement construites avec Python (exemples dans le Tableau 2), mais les chercheurs donnent de plus en plus accès à leurs codes de programmation ([www.github.com](http://www.github.com), dernière consultation le 25 avril 2023), ce qui devrait faciliter l'extension de cette méthode à de nouvelles tâches d'identification. De plus, la programmation avec le logiciel R se démocratise également (Tableau 2; Tabak *et al.* 2019). Par ailleurs, certains logiciels ont déjà été développés pour aider les chercheurs sans connaissances informatiques pointues à gérer les données photographiques et reconnaître automatiquement les espèces sur les images. Par exemple, le logiciel ClassifyMe a été créé pour filtrer les images vides, détecter et identifier les animaux (et autres objets tels que les véhicules) dans les données provenant de pièges photos (Falzon *et al.* 2020). Le logiciel U-Infuse offre la possibilité d'entraîner des modèles personnalisés de détecteurs d'objets par apprentissage profond à l'aide d'images accessibles au public et/ou de leurs propres images, sans expertise technique spécifique (Shepley *et al.* 2021; <https://github.com/u-infuse/u-infuse/releases/tag/v1.0.0>, dernière consultation le 25 avril 2023). Un autre exemple est le site « Wildlife Insights » (<https://wildlifeinsights.org>, dernière consultation le 25 avril 2023) qui utilise l'apprentissage automatique pour identifier les animaux sur les images de pièges à caméra. Tout opérateur peut télécharger ses images sur cette plateforme afin que les espèces soient automatiquement identifiées grâce à l'intelligence artificielle.

#### PHOTOOTHÈQUES DE RÉFÉRENCE

Comme indiqué précédemment, l'apprentissage profond nécessite un ensemble d'images annotées pour la phase d'entraînement et d'évaluation du système de reconnaissance. Il existe plusieurs voies pour augmenter la volumétrie des images référencées.

#### Bases de données disponibles

L'utilisation de bases de données génériques, avec des photos déjà référencées, telle qu'ImageNet, comme base d'apprentissage pour reconnaître les espèces est un premier moyen d'appréhender ce problème (<https://image-net.org/index.php>, dernière consultation le 25 avril 2023). Différentes bases de données plus spécialisées et couvrant de multiples taxons existent (voir les exemples dans le Tableau 3). Certaines de ces bases de données ont été créées en effectuant des recherches sur Internet avec des robots d'exploration Web automatisés et peuvent par conséquent contenir une proportion d'images incorrectes. Même des bases de données vérifiées manuellement comme ImageNet peuvent contenir jusqu'à 4 % d'erreur pour certaines catégories (Van Horn *et al.* 2015). Bien que les modèles d'apprentissage profonds semblent robustes à ces bruits dans la labellisation, il est important d'avoir des jeux de données propres pour la validation, le test du modèle et vérifier sa performance (Van Horn *et al.* 2018).



TABLEAU 3. — Exemples des phototèques de références disponibles.

Exemple de bases de données	Liens (dernières consultations le 25 avril 2023)
Goldfinch	<a href="https://github.com/google/goldfinch">https://github.com/google/goldfinch</a>
FlowerCategoryClassificationWithML.NET	<a href="https://github.com/quocthang0507/17-FlowerCategoryClassificationWithML.NET">https://github.com/quocthang0507/17-FlowerCategoryClassificationWithML.NET</a>
iNaturalist	<a href="https://github.com/visipedia/inat_comp/tree/master/2017">https://github.com/visipedia/inat_comp/tree/master/2017</a> <a href="https://www.gbif.org/fr/dataset/50c9509d-22c7-4a22-a47d-8c48425ef4a7">https://www.gbif.org/fr/dataset/50c9509d-22c7-4a22-a47d-8c48425ef4a7</a>
FlickrR	<a href="https://www.flickr.com/">https://www.flickr.com/</a> , <a href="https://paperswithcode.com/dataset/flickr30k">https://paperswithcode.com/dataset/flickr30k</a>
Lila BC - labeled information library of Alexandria	<a href="https://lila.science/">https://lila.science/</a>
Caltech 101	<a href="http://www.vision.caltech.edu/datasets/">http://www.vision.caltech.edu/datasets/</a> <a href="https://drive.google.com/drive/folders/1cnQHqa8BkVx90-6-UojHnbMB0WhksSRc">https://drive.google.com/drive/folders/1cnQHqa8BkVx90-6-UojHnbMB0WhksSRc</a>
Kaggle	<a href="https://www.kaggle.com/datasets">https://www.kaggle.com/datasets</a>
COCO	<a href="https://cocodataset.org/">https://cocodataset.org/</a>
Google	<a href="https://opensource.google/projects/open-images-dataset">https://opensource.google/projects/open-images-dataset</a>

### Photographie des spécimens de collections de muséum

Les spécimens des collections des muséums d'histoire naturelle et des herbiers représentent un vaste catalogue d'informations sur la biodiversité, les écosystèmes et les ressources naturelles. Des efforts considérables sont déployés pour numériser ces collections dans le monde entier (Hedrick *et al.* 2020). Ces efforts de numérisation alimenteront les bases de données référencées disponibles pour les chercheurs à travers le monde et devraient aider au développement de systèmes d'identification automatisés. La numérisation des collections de sciences naturelles a motivé des initiatives comme DISSCo ([www.dissco.eu](http://www.dissco.eu), dernière consultation le 25 avril 2023) ou iDigBio (<https://www.idigbio.org/>, dernière consultation le 25 avril 2023). DISSCo (« Distributed System of Scientific Collections ») œuvre pour l'intégration numérique de tous les actifs européens des sciences naturelles pour un accès commun, et vise à garantir que les données soient facilement trouvables, accessibles, interopérables et réutilisables (i.e. principe FAIR, « Findable, Accessible, Interoperable and Reusable »). DISSCo représente ainsi un des plus grands accords conclus entre les musées d'histoire naturelle, les jardins botaniques et les universités détenant des collections dans le monde entier. iDigBio (« Integrated Digitized Biocollections ») est un référentiel permanent d'informations numérisées de toutes les collections biologiques américaines dans l'objectif d'aboutir à de nouvelles découvertes grâce à la recherche et à une meilleure compréhension et appréciation de la biodiversité *via* une meilleure sensibilisation.

Dans les muséums, la plupart des bases de données existantes en entomologie sont constituées de numérisations à vue unique de spécimens épinglés. Cependant, le coût des numérisations traditionnelles de ces collections est énorme – à la fois aux niveaux financiers et humains. C'est pourquoi des méthodes pour numériser les spécimens plus rapidement et en masse ont été développées (Blagoderov *et al.* 2012; Short *et al.* 2018). Bien que l'on puisse prendre directement une seule photographie des tiroirs de collection, la résolution est alors limitée pour les spécimens individuels. Afin d'améliorer la résolution et d'accéder à toutes les informations nécessaires, des images composites du tiroir sont généralement créées en assemblant plusieurs images des fractions du tiroir. Par exemple, Blagoderov *et al.* (2012) ont créé une méthode de

numérisation de masse des collections fondée sur le système de numérisation de plateaux SatScan®. Cette méthode assure une numérisation standardisée des plateaux de collection de musée avec la meilleure qualité d'image possible, ainsi qu'une collection simplifiée des métadonnées. Ainsi, divers logiciels ont été développés pour pouvoir gérer les données issues de la numérisation des tiroirs (Short *et al.* 2018). Par exemple, Hudson *et al.* (2015) fournissent la suite modulaire Insect (<https://naturalhistorymuseum.github.io/insect/>, dernière consultation le 25 avril 2023), facile d'utilisation et multiplateforme d'outils logiciels open source, pour identifier et isoler presque automatiquement les spécimens d'un tiroir imagé.

Toutefois, l'orientation de la prise de vue des spécimens (i.e. dorsale) et la résolution de ces techniques de numérisation des tiroirs de collection semblent insuffisantes pour l'inspection de détails morphologiques souvent nécessaires dans les recherches taxonomiques. Les images avec une résolution plus élevée nécessitent généralement que les échantillons soient imagés individuellement. Les approches d'imagerie semi-automatisée de spécimens individuels sont de plus en plus privilégiées. Les méthodes de numérisation se diversifient et il est maintenant possible d'observer des données de spécimens obtenues à l'aide de plusieurs capteurs et de modèles 3D (Short *et al.* 2018; Ströbel *et al.* 2018). Par exemple, l'appareil Darmstadt Insect Scanner 3D (DISC3D) combine une imagerie à large profondeur de champ et à vues multiples sur tous les côtés pour fournir des données de numérisation des spécimens d'Insectes (ou autres petits objets) en modèles 3D, tout en minimisant les étapes de traitement manuel (Ströbel *et al.* 2018). Un autre exemple est le système GIGAmacro Magnify2 (<http://www.gigamacro.com/gigapixel-macro-imaging-system/>, dernière consultation le 25 avril 2023), qui comprend l'automatisation robotique, la capture d'image, le post-traitement de 44 spécimens épinglés imagés en une seule session, la visualisation en ligne, le partage et l'annotation. La position de chaque échantillon est enregistrée par l'opérateur dans le logiciel et le système procédera sans surveillance pour prendre des images de chaque échantillon. Les échantillons épinglés peuvent ensuite être tournés pour obtenir des clichés d'autres caractéristiques sous différents angles (Short *et al.* 2018). Il existe encore d'autres solutions d'imagerie personnalisées, comme une plate-forme rotative qui permet de photographier les Insectes épinglés de différents côtés.

## SCIENCES PARTICIPATIVES ET APPLICATIONS GRAND PUBLIC

Les sciences citoyennes peuvent à la fois aider à obtenir des données photographiques et à les annoter. En effet, en partageant leurs observations d'espèces et en téléchargeant leurs photos sur des sites tels que [www.iNaturalist.org](http://www.iNaturalist.org), <https://ebird.org/home> et [www.observation.org](http://www.observation.org) (dernières consultations le 25 avril 2023), les utilisateurs participent à la création de bases de données scientifiques. Chaque observation comporte généralement une date, une localisation, des images et des étiquettes contenant le nom de l'espèce. iNaturalist permet notamment d'appliquer une étiquette « de qualité recherche » à l'observation si la communauté parvient à un consensus sur les taxons dans l'observation. iNaturalist met ensuite à la disposition de la communauté des sciences de l'environnement des archives de données d'observation de ce niveau *via* le Global Biodiversity Information Facility (Van Horn *et al.* 2018). Ces types de sites permettent ainsi aux naturalistes de cartographier et de partager des observations photographiques de la biodiversité à travers le monde *via* un portail Web personnalisé et parfois des applications mobiles. Cela génère de grands ensembles de photos d'animaux et de plantes qui pourront être très utiles pour les entraînements des modèles d'apprentissage profond. Les images d'iNaturalist sont caractérisées par un déséquilibre d'effectif dans leurs classes (i.e. certaines espèces sont beaucoup plus susceptibles d'être observées), une qualité variable d'images prises avec différents types de caméras, et une précision variable des annotations vérifiées par plusieurs scientifiques citoyens. Pour illustrer cela, ils ont notamment calculé un indice de « déséquilibre » élevé pour leur base de données – d'une valeur de 435,44 – représentant le nombre d'images de la plus grande classe divisé par le nombre d'images de la plus petite. Une équipe de chercheurs a testé des modèles de classification et de détection sur des jeux de données d'iNaturalist contenant plus de 5000 espèces et représentant des conditions difficiles du monde réel (Van Horn *et al.* 2018). Bien que leurs résultats de classification et de détection soient globalement encourageants, ils sont plutôt médiocres pour les classes avec un petit nombre de données d'entraînement. De façon similaire, l'utilisation des photos mises en ligne par des touristes ou des naturalistes sur les réseaux sociaux pourront par la suite contribuer à l'étape d'apprentissage du réseau de neurones.

De nombreuses applications disponibles sur téléphone permettent d'identifier les espèces à partir d'images prises par les utilisateurs (Pl@ntNet, LeafSnap, Flora Incognita, NatureID, Picture Bird, Merlin Bird ID, iNaturalist, Mushroom ID, INPN Espèces, etc.). Certains smartphones le font même directement, sans recourir à un magasin d'applications numériques (XX-store), pour les fleurs, plantes et certains animaux. Généralement, les utilisateurs doivent télécharger leurs photos des espèces observées et les portails en ligne vont leur fournir instantanément des espèces candidates grâce à l'action d'algorithmes d'apprentissage profond. Les identifications de ces applications sont le plus souvent validées par la communauté. Certaines applications sont connectées à des sites tels que iNaturalist, INPN Espèces (<https://determinobs.fr/> [dernière consultation le 25 avril 2023]) et Observation pour aider à l'identification des espèces. Il est conseillé aux utilisateurs de

fournir des photos de bonne qualité (centrées, nettes, etc.) avec un fond peu encombré, pour faciliter le fonctionnement des algorithmes. Ces types de plateformes ont un potentiel énorme dans le cadre de l'utilisation de modèles d'apprentissage profond pour pallier le besoin en photos annotées. Par exemple, Pl@ntNet est une plateforme participative s'appuyant sur la participation de personnes non-expertes pour l'identification des plantes basée sur des images. Ce système s'est fortement développé depuis sa création (Joly *et al.* 2016) tant dans le nombre d'utilisateurs et de photos que dans ses performances. Récemment, une base de données d'images (306 146 images de 1081 espèces) a été créée à partir de la base de données Pl@ntnet (Garcin *et al.* 2021). Ce jeu de données est caractérisé par un fort déséquilibre de classe et de nombreuses espèces sont visuellement similaires, et cela afin de pouvoir évaluer et comparer des algorithmes de classification.

La plupart des projets de pièges photographiques et de science citoyenne impliquent généralement de présenter au volontaire des images collectées par un chercheur et de le faire participer à la classification des espèces. En particulier, des sites comme [www.zooniverse.org](http://www.zooniverse.org) (dernière consultation le 25 avril 2023) impliquent le public dans l'annotation et le contrôle de la qualité d'images d'animaux. Un des avantages de cette plateforme est qu'elle donne directement accès à une large base de bénévoles. Plusieurs projets de pièges photographiques ont utilisé Zooniverse, et des codes open source ont été déposés sur GitHub (<https://github.com/zooniverse/help>, dernière consultation le 25 avril 2023) pour aider à la création de nouveaux projets et à l'analyse des données obtenues. Il est également possible de déposer des données d'images pour faire intervenir des volontaires dans la classification des espèces sur les plateformes CitSci.org ([www.citsci.org](http://www.citsci.org), dernière consultation le 25 avril 2023) et iNaturalist. Ce type d'association avec les sciences citoyennes devrait générer de nombreuses données/photos de terrain annotées assez rapidement (Høye *et al.* 2021). Par exemple, Willi *et al.* (2019) ont utilisé plusieurs ensembles de jeux de données très variables provenant de pièges photographiques et étiquetés par des scientifiques citoyens sur Zooniverse pour entraîner le modèle de classification. Ils ont estimé qu'en combinant un modèle pré-entraîné avec des annotations par des scientifiques citoyens, l'effort humain a été réduit de 43 % tout en maintenant la précision globale. De plus, les sciences citoyennes sont particulièrement pertinentes pour les données de pièges photographiques et il existe de nombreux projets qui invitent les participants à contribuer à leurs recherches en identifiant les espèces ou en installant des pièges (e.g., <https://www.mammalweb.org/en/>, <https://instantwild.zsl.org>, <https://emammal.si.edu/>, <https://digivol.ala.org.au/>, <https://www.wildlifeinsights.org/home> [dernières consultations le 25 avril 2023]). L'intérêt de ce type de projet est de soutenir l'installation et le suivi d'un grand nombre de pièges, de placer des pièges dans une zone géographique plus large, d'avoir accès à des territoires privés, de minimiser les risques de vol (via un engagement fort de la communauté d'utilisateurs) et une aide financière si les participants fournissent leurs propres pièges ou participent aux frais d'expédition (Green *et al.* 2020).

TABLEAU 4. — Exemples d'études sur l'identification d'espèces à partir d'images.

Groupe taxonomique	Etudes basée sur la reconnaissance d'espèces à partir d'images
Mammifères	Gomez Villa <i>et al.</i> 2017; Norouzzadeh <i>et al.</i> 2018, 2021; Gracanic <i>et al.</i> 2019; Potter <i>et al.</i> 2019; Willi <i>et al.</i> 2019; Falzon <i>et al.</i> 2020; Nipko <i>et al.</i> 2020; Duggan <i>et al.</i> 2021; Sparkes <i>et al.</i> 2021
Amphibiens & reptiles	Mettouris <i>et al.</i> 2016; Bardier <i>et al.</i> 2020; Moore <i>et al.</i> 2020; Gould <i>et al.</i> 2021a, b
Oiseaux	Niemi & Tantt 2018, 2020; Ferreira <i>et al.</i> 2020; Fan <i>et al.</i> 2021; Tsai & Tseng 2021
Arthropodes	Hansen <i>et al.</i> 2020; Bjerge <i>et al.</i> 2021; Li <i>et al.</i> 2021; Takimoto <i>et al.</i> 2021; Gerovichev <i>et al.</i> 2021; Perry <i>et al.</i> 2021; Preti <i>et al.</i> 2021; Theivaprakasham 2021; Butera <i>et al.</i> 2022; De Cesaro Júnior <i>et al.</i> 2022
Plantes	Waldchen <i>et al.</i> 2018; Kattenborn <i>et al.</i> 2019; Rzanny <i>et al.</i> 2019; Figueroa-Mata & Mata-Montero 2020; Mohtashamian <i>et al.</i> 2021; Pärtel <i>et al.</i> 2021; Wägele <i>et al.</i> 2022
Arbres	Saarinen <i>et al.</i> 2018; Fricker <i>et al.</i> 2019; Martin <i>et al.</i> 2020; Modzelewska <i>et al.</i> 2020; Natesan <i>et al.</i> 2020; Diez <i>et al.</i> 2021; Homan & Du Preez 2021; La Rosa <i>et al.</i> 2021; Liu <i>et al.</i> 2021; Mäyrä <i>et al.</i> 2021; Moura <i>et al.</i> 2021; Sprott & Piwowar 2021

Les progrès des modèles de reconnaissance d'objets ont été accélérés par la construction et la publication des bases de données des chercheurs, ainsi que par les compétitions mises en place sur ces bases de données disponibles. Il existe des plateformes Internet telles que Kaggle, PlantCLEF, SnakeClef, etc. qui mettent en place des compétitions ou des défis et invitent les scientifiques à se pencher sur des problèmes précis (e.g., défis de reconnaissances d'images), et offrent parfois des récompenses pour les meilleures performances. Ces défis implémentent les bases de données, permettent d'évaluer les performances des derniers modèles proposés (Joly *et al.* 2018) et participent à l'évolution rapide des techniques et modèles d'apprentissage profonds. Exemple: <https://www.kaggle.com/jessicali9530/caltech256>, <http://image-net.org/challenges/LSVRC/2017/>, <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/> (dernières consultations le 25 avril 2023).

## CONCLUSION

L'identification manuelle des animaux est généralement chronophage, monotone, fastidieuse et nécessite une bonne expertise humaine. Ainsi, le développement et les progrès constant dans l'identification automatique basée sur des techniques d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond facilitent le traitement et l'analyse de grandes quantités de données plus rapidement et souvent plus efficacement (Petso *et al.* 2021). La littérature sur cette thématique de reconnaissance automatique des espèces basées sur des images est large, couvre de très nombreux groupes taxonomiques (voir les exemples du Tableau 4) et ne cesse d'augmenter ces dernières années. Un des avantages majeurs de ces techniques est qu'elles sont déontologiquement plus acceptables dans un contexte de protection et de conservation de la nature car elles sont non létales. Aujourd'hui, de nombreux efforts sont déployés pour la conservation des animaux et les nouvelles technologies telles que l'intelligence artificielle peuvent grandement aider. L'identification des animaux en temps réel est particulièrement importante pour la conservation des espèces à travers la lutte contre les conflits hommes-animaux comme

les collisions avec les animaux, les espèces envahissantes ou contre des opérations de braconnage (e.g., développement de TrailGuard AI de Resolve, <https://www.resolve.ngo/trailguard.htm> [dernière consultation le 25 avril 2023]; Aota *et al.* 2021; Petso *et al.* 2021; Gupta *et al.* 2022). Malgré l'augmentation actuelle des capacités d'identification automatique, il existe encore des limitations à ces méthodologies (e.g., la qualité des images, la complexité des analyses, les photographies de références, etc.) qui *a priori*, subsisteront probablement encore longtemps pour certains groupes taxonomiques complexes (tels que les Insectes). Un atout supplémentaire à prendre en compte est le fait que ces photos sont facilement archivées et peuvent donc être ré-analysées par la suite en prenant en compte les progrès des photothèques de référence et des algorithmes. Ces derniers peuvent également être considérés comme outils efficaces pour réduire les coûts humains liés aux suivis des espèces et améliorer l'efficacité des initiatives de conservation. En effet, les coûts liés à la mise en place de ce type de méthodologie évoluent rapidement et sont de plus en plus abordables (voir les estimations faites dans le Tableau 5).

Par ailleurs, avec les divers progrès observés ces dernières années, les chercheurs peuvent implémenter diverses méthodologies sur le terrain afin d'améliorer les reconnaissances des espèces. Actuellement, il existe des dispositifs qui peuvent être basés sur plusieurs sources d'identification, avec une identification basée sur plusieurs signaux. Par exemple, le dispositif Volito est un capteur stationnaire de FaunaPhotonics qui identifie individuellement des Insectes en fonction de la fréquence des battements d'ailes, de la taille du corps et d'autres caractéristiques propres à chaque Insecte (<https://faunaphotonics.com/faunaphotonics/on-the-ground/>, dernière consultation le 25 avril 2023). Les systèmes de captures d'images sont également facilement adaptables à des dispositifs déjà existant – ou peuvent être intégrés dans de nouveaux systèmes plus complexes – et ainsi fournir des informations supplémentaires et complémentaires sur les recherches en biodiversité. Récemment, des chercheurs ont proposé un réseau de stations majoritairement autonomes composées de plusieurs capteurs automatisés afin de faire un suivi de la biodiversité (i.e. « AMMOD », Automated

TABLEAU 5. — Estimation des coûts liés à l'identification des espèces à partir d'images (les chiffres fournis ici sont présentés comme des ordres de grandeur). L'estimation A est faite par un chercheur spécialisé dans les études sur l'intelligence artificielle et la reconnaissance d'image (en particulier dans les applications de détection et d'identification d'objets naturels). L'estimation B est faite par une société qui travaille avec et conçoit large gamme de pièges automatiques et connectés (avec algorithmes embarqués) pour répondre à la problématique de suivi des Insectes ravageurs sur les territoires agricoles. \*, Considère que ce n'est pas juste télétransmission mais une carte électronique pour piloter la prise d'image, transmettre les informations. Le pilotage de la prise d'image, s'il est basé sur un événement extérieur, doit être asservi à un capteur (mouvement, détection, etc.); \*\*, campagne de quatre mois, un relevé manuel par mois (nettoyage de piège, renouvellement attractif si attractif, installation/démontage, et une intervention dépannage éventuelle, le tout tenant compte de l'économie d'échelle lorsque l'on a plusieurs dispositifs). Abréviations : **CNN**, *Convolutional neural networks* ou réseau de neurones convolutifs; **GPU**, *Graphics Processing Unit* ou unité de traitement graphique; **j/h**, jour homme; **m/h**, mois homme.

Identification à partir d'images	Type de dépenses	Estimation A		Estimation B
		Coûts interne	Coût interne	Coût sous-traitance
Acquisition des données terrain	Caméras	200 €	100 €+3m/h	340 € Captrap vision clés en mains, prix pour une campagne d'acquisition de 4 mois avec frais télécom, archivage, interface. Prix valable pour un dispositif, dégressivité selon nombre.
	Pièges	200 €	50 €	
	Télétransmission	100 €	150€+4m/h *	
	Carte mémoire	100 €	30	
	Source d'énergie : batteries ou panneau solaire	100 €	100€+2m/h	
	Abonnements transmission données	50 €	20€+2m/h	
	Archivage des données	100 €	20€+2m/h	
	Coût temporel (hommes-jours) par unité d'échantillonnage (installation, montage, etc.)	10 (j/h)	1 à 2 j/h **	
Gestion des données brutes	Développement algorithme – apprentissage automatique (temps apprentissage CNN)	20 (j/h)	6 m/h ou plus Développement initial de l'architecture algorithmique, y compris hors CNN : segmentation, nettoyage de l'image, etc.	
	Coût de l'application du réseau de neurone sur les données (heure de travail)	10 (j/h)	Négligeable, 6 à 7 h d'apprentissage selon machine et moins si GPU	
	Transfer learning (temps d'apprentissage CNN)	10 (j/h)	Négligeable	
	Centre de calcul (accès aux ressources informatiques, puissances de calcul)	10 (j/h)	c. 2 k€ (station de travail classique si possible avec GPU ou cloud)	
	Données de référence (création librairie si nécessaire)		30 à 40 j/h (acquisition du jeu de données, préparation des données de campagne de 4 mois)	
Autre	Divers coûts liés à l'acquisition ou à la gestion des données	100 €	On peut ajouter : - adaptation mécanique de l'électronique au dispositif; - adaptation de la prise d'image, éclairage, première validation pour faisabilité de la classification à partir des images acquises et éventuellement modification éclairage, résolution, etc. ; - travail sur la durabilité du dispositif; - éventuellement : certifications électromagnétique	

Multisensor stations for Monitoring of species Diversity; Wägele *et al.* 2022). Ce réseau combine des technologies de pointe avec l'informatique de la biodiversité (i.e. reconnaissance des espèces à l'aide d'images, de l'acoustique et du metabarcoding) en utilisant des pièges à caméra pour

les mammifères et les petits invertébrés, mais aussi des échantillonneurs autonomes pour les Insectes, le pollen et les spores, des enregistreurs audio pour les animaux qui vocalisent, des capteurs pour les composés organiques volatils émis par les plantes.

## Remerciements

Ce travail s'inscrit dans le cadre du projet Passifor2, financé par le ministère de l'Écologie. Les auteurs remercient chaleureusement Antoine Lévêque pour son aide tout au long de la rédaction de ce document. Merci à Julien Orensanz pour son aide dans l'estimation des coûts liés à l'identification des espèces à partir d'images, ainsi qu'à Bernard Benet pour sa relecture attentive et ses commentaires et ses estimations de coûts. Nous remercions également Francis Olivereau et Stanislas Wroza pour leurs commentaires et leur révision attentive en vue d'améliorer notre manuscrit.

## RÉFÉRENCES

- AOTA T., ASHIZAWA K., MORI H., TODA M. & CHIBA S. 2021. — Detection of *Anolis carolinensis* using drone images and a deep neural network: an effective tool for controlling invasive species. *Biological Invasions* 23 (5): 1321-1327. <https://doi.org/10.1007/s10530-020-02434-y>
- ARBuckle T., Schröder S., Steinhage V. & Wittmann D. 2001. — Biodiversity Informatics in Action: Identification and Monitoring of Bee Species using ABIS, in HILTY L. M. & GILGEN P. W. (éds), *Sustainability in the Information Society*. Vol. 1. Metropolis Verlag, Marburg: 425-430.
- ÄRJE J., MELVAD C., JEPPESEN M. R., MADSEN S. A., RAITOHARJU J., RASMUSSEN M. S., IOSIFIDIS A., TIRRONEN V., GABBOUJ M., MEISSNER K. & HØYE T. T. 2020. — Automatic image-based identification and biomass estimation of invertebrates. *Methods in Ecology and Evolution* 11 (8): 922-931. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13428>
- BAKKAY M. C., CHAMBON S., RASHWAN H. A., LUBAT C. & BARSOTTI S. 2018. — Automatic detection of individual and touching moths from trap images by combining contour-based and region-based segmentation. *IET Computer Vision* 12 (2): 138-145. <https://doi.org/10.1049/iet-cvi.2017.0086>
- BALLOUARD J.-M., BONNET X., GRAVIER C., AUSANNEAU M. & CARON S. 2016. — Artificial water ponds and camera trapping of tortoises, and other vertebrates, in a dry Mediterranean landscape. *Wildlife Research* 43 (7): 533-543. <https://doi.org/10.1071/WR16035>
- BARDIER C., SZÉKELY D., AUGUSTO-ALVES G., MATÍNEZ-LATORRACA N., SCHMIDT B. R. & CRUICKSHANK S. S. 2020. — Performance of visual vs. software-assisted photo-identification in mark-recapture studies: a case study examining different life stages of the Pacific Horned Frog (*Ceratophrys stolzmanni*). *Amphibia-Reptilia* 42 (1): 17-28. <https://doi.org/10.1163/15685381-bja10025>
- BEERY S., MORRIS D. & YANG S. 2019. — *Efficient Pipeline for Camera Trap Image Review*. arXiv:1907.06772. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.06772>
- BENET B., MARELL A. & BOSCARDIN Y. 2020. — Utilisation de techniques d'intelligence artificielle pour la détection d'animaux en forêt. *Cahiers des Techniques de l'INRA* 101: 12 p.
- BJERGE K., NIELSEN J. B., SEPSTRUP M. V., HELSING-NIELSEN F. & HØYE T. T. 2021. — An automated light trap to monitor moths (Lepidoptera) using computer vision-based tracking and deep learning. *Sensors* 21 (2): 343. <https://doi.org/10.3390/s21020343>
- BJERGE K., NIELSEN J. B., SEPSTRUP M. V., HELSING-NIELSEN F. & HØYE T. T. 2020. — A light trap and computer vision system to detect and classify live moths (Lepidoptera) using tracking and deep learning. *Sensors* 21 (2): 343. <https://doi.org/10.3390/s21020343>
- BLAGODEROV V., KITCHING I. J., LIVERMORE L., SIMONSEN T. J. & SMITH V. S. 2012. — No specimen left behind: industrial scale digitization of natural history collections. *ZooKeys* (209): 133-146. <https://doi.org/10.3897/zookeys.209.3178>
- BURTON A. C., NEILSON E., MOREIRA D., LADLE A., STEENWEG R., FISHER J. T., BAYNE E. & BOUTIN S. 2015. — Review: Wildlife camera trapping: a review and recommendations for linking surveys to ecological processes. *Journal of Applied Ecology* 52 (3): 675-685. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12432>
- BUTERA L., FERRANTE A., JERMINI M., PREVOSTINI M. & ALIPPI C. 2022. — Precise agriculture: effective deep learning strategies to detect pest insects. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica* 9 (2): 246-258. <https://doi.org/10.1109/JAS.2021.1004317>
- CARAVAGGI A., BANKS P. B., BURTON A. C., FINLAY C. M. V., HASWELL P. M., HAYWARD M. W., ROWCLIFFE M. J. & WOOD M. D. 2017. — A review of camera trapping for conservation behaviour research. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 3 (3): 109-122. <https://doi.org/10.1002/rse2.48>
- COLLETT R. A. & FISHER D. O. 2017. — Time-lapse camera trapping as an alternative to pitfall trapping for estimating activity of leaf litter arthropods. *Ecology and Evolution* 7 (18): 7527-7533. <https://doi.org/10.1002/ece3.3275>
- DE CESARO JÚNIOR T. & RIEDER R. 2020. — Automatic identification of insects from digital images: a survey. *Computers and Electronics in Agriculture* 178: 105784. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105784>
- DIEZ Y., KENTSCH S., FUKUDA M., CACERES M. L. L., MORITAKE K. & CABEZAS M. 2021. — Deep learning in forestry using uav-acquired rgb data: a practical review. *Remote Sensing* 13 (14): 2837. <https://doi.org/10.3390/rs13142837>
- DING W. & TAYLOR G. 2016. — Automatic moth detection from trap images for pest management. *Computers and Electronics in Agriculture* 123: 17-28. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.02.003>
- DORNING J. & HARRIS S. 2019. — The challenges of recognising individuals with few distinguishing features: identifying red foxes *Vulpes vulpes* from camera-trap photos. *PLOS ONE* 14 (5): e0216531. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0216531>
- DUGGAN M. T., GROLEAU M. F., SHEALY E. P., SELF L. S., UTTER T. E., WALLER M. M., HALL B. C., STONE C. G., ANDERSON L. L. & MOUSSEAU T. A. 2021. — An approach to rapid processing of camera trap images with minimal human input. *Ecology and Evolution* 11 (17): 12051-12063. <https://doi.org/10.1002/ece3.7970>
- DUNDAS S., RUTHROF K., HARDY G. & FLEMING P. 2019. — Pits or pictures: a comparative study of camera traps and pitfall trapping to survey small mammals and reptiles. *Wildlife Research* 46 (2): 104-113. <https://doi.org/10.1071/WR18074>
- DUNN M. J., ADLARD S., TAYLOR A. P., WOOD A. G., TRATHAN P. N. & RATCLIFFE N. 2021. — Un-crewed aerial vehicle population survey of three sympatrically breeding seabird species at Signy Island, South Orkney Islands. *Polar Biology* 44 (4): 717-727. <https://doi.org/10.1007/s00300-021-02831-6>
- FALZON G., LAWSON C., CHEUNG K.-W., VERNES K., BALLARD G. A., FLEMING P. J. S., GLEN A. S., MILNE H., MATHER-ZARDAIN A. & MEEK P. D. 2020. — ClassifyMe: a field-scouting software for the identification of wildlife in camera trap images. *Animals* 10 (1): 58. <https://doi.org/10.3390/ani10010058>
- FAN J., LIU X., WANG X., WANG D. & HAN M. 2021. — Multi-background island bird detection based on faster R-CNN. *Cybernetics and Systems* 52 (1): 26-35. <https://doi.org/10.1080/01969722.2020.1827799>
- FERREIRA A. C., SILVA L. R., RENNA F., BRANDL H. B., RENOULT J. P., FARINE D. R., COVAS R. & DOUTRELANT C. 2020. — Deep learning-based methods for individual recognition in small birds. *Methods in Ecology and Evolution* 11 (9): 1072-1085. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13436>
- FIGUEROA-MATA G. & MATA-MONTERO E. 2020. — Using a convolutional siamese network for image-based plant species identification with small datasets. *Biomimetics* 5 (1): 8. <https://doi.org/10.3390/biomimetics5010008>
- FINDLAY M. A., BRIERS R. A. & WHITE P. J. C. 2020. — Component processes of detection probability in camera-trap studies:

- understanding the occurrence of false-negatives. *Mammal Research* 65 (2): 167-180. <https://doi.org/10.1007/s13364-020-00478-y>
- FORD S., KIDD P., NASH K. & RIETVELD A. 2020. — Artificial light and moth biodiversity: a comparison of moth diversity across different habitats on Lundy to investigate the effect of artificial light. *Journal of the Lundy Field Society* 7: 53-68.
- FRICKER G. A., VENTURA J. D., WOLF J. A., NORTH M. P., DAVIS F. W. & FRANKLIN J. 2019. — A convolutional neural network classifier identifies tree species in mixed-conifer forest from hyperspectral imagery. *Remote Sensing* 11 (19): 2326. <https://doi.org/10.3390/rs11192326>
- GARCIN C., JOLY A., BONNET P., LOMBARDO J.-C., AFFOUARD A., CHOUET M., SERVAJEAN M., LORIEU T. & SALMON J. 2021. — *Pl@ntNet-300K image dataset (1.0)* [Data set]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4726653>
- GEROVICHEV A., SADEH A., WINTER V., BAR-MASSADA A., KEASAR T. & KEASAR C. 2021. — High throughput data acquisition and deep learning for insect ecoinformatics. *Frontiers in Ecology and Evolution* 9: 309. <https://doi.org/10.3389/fevo.2021.600931>
- GLOVER-KAPFER P., SOTO-NAVARRO C. A. & WEARN O. R. 2019. — Camera-trapping version 3.0: current constraints and future priorities for development. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 5 (3): 209-223. <https://doi.org/10.1002/rse2.106>
- GOMEZ VILLA A., SALAZAR A. & VARGAS F. 2017. — Towards automatic wild animal monitoring: identification of animal species in camera-trap images using very deep convolutional neural networks. *Ecological Informatics* 41: 24-32. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2017.07.004>
- GOULD J., CALLEN A., MAYNARD C., KNIBB G., MCGREGOR J., GILL L., SANDERS S., DAVIES B., SCHMAHL K., DONELLY R., TURNER A. & MCHENRY C. 2021a. — Standing out in a crowd: Intraspecific variability in dorsal patterning allows for photo-identification of a threatened anuran. *Austral Ecology* 46 (8): 1383-1391. <https://doi.org/10.1111/aec.13092>
- GOULD J., CLULOW J. & CLULOW S. 2021b. — Using citizen science in the photo-identification of adult individuals of an amphibian based on two facial skin features. *PeerJ* 9: e11190. <https://doi.org/10.7717/peerj.11190>
- GRACANIN A., GRACANIN V. & MIKAC K. M. 2019. — The selfie trap: A novel camera trap design for accurate small mammal identification. *Ecological Management & Restoration* 20 (2): 156-158. <https://doi.org/10.1111/emr.12345>
- GREEN S. E., DAVIDSON Z., KAARIA T. & DONCASTER C. P. 2018. — Do wildlife corridors link or extend habitat? Insights from elephant use of a Kenyan wildlife corridor. *African Journal of Ecology* 56 (4): 860-871. <https://doi.org/10.1111/aje.12541>
- GREEN S. E., REES J. P., STEPHENS P. A., HILL R. A. & GIORDANO A. J. 2020. — Innovations in camera trapping technology and approaches: the integration of citizen science and artificial intelligence. *Animals* 10 (1): 132. <https://doi.org/10.3390/ani10010132>
- GUPTA S., MOHAN N., NAYAK P., NAGARAJU K. C. & KARANAM M. 2022. — Deep vision-based surveillance system to prevent train-elephant collisions. *Soft Computing* 26 (8): 4005-4018. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-06493-8>
- HAALCK L., MANGAN M., WEBB B. & RISSE B. 2020. — Towards image-based animal tracking in natural environments using a freely moving camera. *Journal of Neuroscience Methods* 330: 108455. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2019.108455>
- HANSEN O. L. P., SVENNING J.-C., OLSEN K., DUPONT S., GARNER B. H., IOSIFIDIS A., PRICE B. W. & HØYE T. T. 2020. — Species-level image classification with convolutional neural network enables insect identification from habitus images. *Ecology and Evolution* 10 (2): 737-747. <https://doi.org/10.1002/ece3.5921>
- HAUCKE T. & STEINHAGE V. 2021. — *Exploiting Depth Information for Wildlife Monitoring*. arXiv:2102.05607, dernière consultation le 25 avril 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.05607>
- HEDRICK B. P., HEBERLING J. M., MEINEKE E. K., TURNER K. G., GRASSA C. J., PARK D. S., KENNEDY J., CLARKE J. A., COOK J. A., BLACKBURN D. C., EDWARDS S. V. & DAVIS C. C. 2020. — Digitization and the future of natural history collections. *BioScience* 70 (3): 243-251. <https://doi.org/10.1093/biosci/biz163>
- HOBBS M. T. & BREHME C. S. 2017. — An improved camera trap for amphibians, reptiles, small mammals, and large invertebrates. *PLOS ONE* 12 (10): e0185026. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0185026>
- HOMAN D. & DU PREEZ J. A. 2021. — Automated feature-specific tree species identification from natural images using deep semi-supervised learning. *Ecological Informatics* 66: 101475. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101475>
- HOWE E. J., BUCKLAND S. T., DESPRÉS-EINSPENNER M.-L. & KÜHL H. S. 2017. — Distance sampling with camera traps. *Methods in Ecology and Evolution* 8 (11): 1558-1565. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12790>
- HØYE T. T., ÅRJE J., BJERGE K., HANSEN O. L. P., IOSIFIDIS A., LEESE F., MANN H. M. R., MEISSNER K., MELVAD C. & RAITOHARJU J. 2021. — Deep learning and computer vision will transform entomology. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 118 (2): e2002545117. <https://doi.org/10.1073/pnas.2002545117>
- HUDSON L. N., BLAGODEROV V., HEATON A., HOLTZHAUSEN P., LIVERMORE L., PRICE B. W., WALT S. VAN DER & SMITH V. S. 2015. — Insect: automating the digitization of natural history collections. *PLOS ONE* 10 (11): e0143402. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0143402>
- JOLY A., BONNET P., GOËAU H., BARBE J., SELMI S., CHAMP J., DUFOUR-KOWALSKI S., AFFOUARD A., CARRÉ J., MOLINO J.-F., BOUJEMAA N. & BARTHÉLÉMY D. 2016. — A look inside the Pl@ntNet experience. *Multimedia Systems* 22 (6): 751-766. <https://doi.org/10.1007/s00530-015-0462-9>
- JOLY A., GOËAU H., BOTELLA C., GLOTIN H., BONNET P., VELLINGA W.-P., PLANQUÉ R. & MÜLLER H. 2018. — Overview of LifeCLEF 2018: a large-scale evaluation of species identification and recommendation algorithms in the era of AI, in Bellot P., Trabelsi C., Mothe J., Murtagh F., Nie J. Y., Soulier L., San-Juan E., Cappellato L. & Ferro N (éds), *Experimental IR Meets Multilinguality, Multimodality, and Interaction: 9th International Conference of the CLEF Association*, CLEF Association, Avignon: 247-266. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-98932-7\\_24](https://doi.org/10.1007/978-3-319-98932-7_24)
- KATTENBORN T., EICHEL J. & FASSNACHT F. E. 2019. — Convolutional neural networks enable efficient, accurate and fine-grained segmentation of plant species and communities from high-resolution UAV imagery. *Scientific Reports* 9 (1): 17656. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-53797-9>
- KLASEN M. & STEINHAGE V. 2022. — Improving wildlife tracking using 3D information. *Ecological Informatics* 68: 101535. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101535>
- LA ROSA L. E. C., SOTHE C., FEITOSA R. Q., DE ALMEIDA C. M., SCHIMALSKI M. B. & OLIVEIRA D. A. B. 2021. — Multi-task fully convolutional network for tree species mapping in dense forests using small training hyperspectral data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 179: 35-49. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.07.001>
- LI W., ZHENG T., YANG Z., LI M., SUN C. & YANG X. 2021. — Classification and detection of insects from field images using deep learning for smart pest management: a systematic review. *Ecological Informatics* 66: 101460. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101460>
- LIU M., HAN Z., CHEN Y., LIU Z. & HAN Y. 2021. — Tree species classification of LiDAR data based on 3D deep learning. *Measurement* 177: 109301. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109301>
- LÓPEZ O., RACH M. M., MIGALLON H., MALUMBRES M. P., BONASTRE A. & SERRANO J. J. 2012. — Monitoring pest insect traps by means of low-power image sensor technologies. *Sensors* 12 (11): 15801-15819. <https://doi.org/10.3390/s121115801>
- LYNCH T. P., ALDERMAN R. & HOBDAI A. J. 2015. — A high-resolution panorama camera system for monitoring colony-wide

- seabird nesting behaviour. *Methods in Ecology and Evolution* 6 (5): 491-499. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12339>
- LYTLE D. A., MARTÍNEZ-MUÑOZ G., ZHANG W., LARIOS N., SHAPIRO L., PAASCH R., MOLDENKE A., MORTENSEN E. N., TODOROVIC S. & DIETTERICH T. G. 2010. — Automated processing and identification of benthic invertebrate samples. *Freshwater Science* 29 (3): 867-874. <https://doi.org/10.1899/09-080.1>
- MANOUKIS N. C. & COLLIER T. C. 2019. — Computer vision to enhance behavioral research on insects. *Annals of the Entomological Society of America* 112 (3): 227-235. <https://doi.org/10.1093/aesa/say062>
- MARTIN H., MONNET J., BOISVILLIERS M. DE, CHEVALIER R. & VILLAR M. 2020. — Remote sensing of american maple in alluvial forests: a case study in an island complex of the Loire valley (France). *iForest – Biogeosciences and Forestry* 13 (1): 409-416. <https://doi.org/10.3832/IFOR3237-013>
- MARTINEAU M., CONTE D., RAVEAUX R., ARNAULT I., MUNIER D. & VENTURINI G. 2017. — A survey on image-based insect classification. *Pattern Recognition* 65: 273-284. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.12.020>
- MÄYRÄ J., KESKI-SAARI S., KIVINEN S., TANHUANPÄÄ T., HURSKAINEN P., KULLBERG P., POIKOLAINEN L., VIINIKKA A., TUOMINEN S., KUMPULA T. & VIHervaara P. 2021. — Tree species classification from airborne hyperspectral and LiDAR data using 3D convolutional neural networks. *Remote Sensing of Environment* 256: 112322. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112322>
- MEEK P., BALLARD G., FLEMING P. & FALZON G. 2016. — Are we getting the full picture? Animal responses to camera traps and implications for predator studies. *Ecology and Evolution* 6 (10): 3216-3225. <https://doi.org/10.1002/ece3.2111>
- METTOURIS O., MEGREMIS G. & GIOKAS S. 2016. — A newt does not change its spots: using pattern mapping for the identification of individuals in large populations of newt species. *Ecological Research* 31 (3): 483-489. <https://doi.org/10.1007/s11284-016-1346-y>
- MODZELEWSKA A., FASSNACHT F. E. & STEREŃCZAK K. 2020. — Tree species identification within an extensive forest area with diverse management regimes using airborne hyperspectral data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 84: 101960. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101960>
- MOHTASHAMIAN M., KARIMIAN M., MOOLA F., KAVOUSI K. & MASOUDI-NEJAD A. 2021. — Automated plant species identification using leaf shape-based classification techniques: a case study on iranian maples. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering* 45 (3): 1051-1061. <https://doi.org/10.1007/s40998-020-00398-2>
- MONTGOMERY G. A., BELITZ M. W., GURALNICK R. P. & TINGLEY M. W. 2021. — Standards and best practices for monitoring and benchmarking insects. *Frontiers in Ecology and Evolution* 8. <https://doi.org/10.3389/fevo.2020.579193>
- MOORE H. A., CHAMPNEY J. L., DUNLOP J. A., VALENTINE L. E. & NIMMO D. G. 2020. — Spot on: using camera traps to individually monitor one of the world's largest lizards. *Wildlife Research* 47 (4): 326-337. <https://doi.org/10.1071/WR19159>
- MOURA M. M., DE OLIVEIRA L. E. S., SANQUETTA C. R., BASTOS A., MOHAN M. & CORTE A. P. D. 2021. — Towards amazon forest restoration: automatic detection of species from uav imagery. *Remote Sensing* 13 (13): 2627. <https://doi.org/10.3390/rs13132627>
- NATESAN S., ARMENAKIS C. & VEPAKOMMA U. 2020. — Individual tree species identification using dense convolutional network (DenseNet) on multitemporal rgb images from UAV1. *Journal of Unmanned Vehicle Systems* 8 (4): 310-333. <https://doi.org/10.1139/juvs-2020-0014>
- NAZRI A., MAZLAN N. & MUHARAM F. 2018. — PENYEK: Automated brown planthopper detection from imperfect sticky pad images using deep convolutional neural network. *PLOS ONE* 13 (12): e0208501. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0208501>
- NGUYEN A., TRAN V. B., HOANG D. M., NGUYEN T. A. M., NGUYEN D. T., TRAN V. T., LONG B., MEIJAARD E., HOLLAND J., WILTUNG A. & TILKER A. 2019. — Camera-trap evidence that the silver-backed chevrotain *Tragulus versicolor* remains in the wild in Vietnam. *Nature Ecology & Evolution* 3 (12): 1650-1654. <https://doi.org/10.1038/s41559-019-1027-7>
- NIEMI J. & TANTTU J. T. 2018. — Deep learning case study for automatic bird identification. *Applied Sciences* 8 (11): 2089. <https://doi.org/10.3390/app8112089>
- NIEMI J. & TANTTU J. T. 2020. — Deep learning-based automatic bird identification system for offshore wind farms. *Wind Energy* 23 (6): 1394-1407. <https://doi.org/10.1002/we.2492>
- NIPKO R. B., HOLCOMBE B. E. & KELLY M. J. 2020. — Identifying individual jaguars and ocelots via pattern-recognition software: comparing HotSpotter and Wild-ID. *Wildlife Society Bulletin* 44 (2): 424-433. <https://doi.org/10.1002/wsb.1086>
- NOROUZZADEH M. S., NGUYEN A., KOSMALA M., SWANSON A., PALMER M. S., PACKER C. & CLUNE J. 2018. — Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 115 (25): E5716-E5725. <https://doi.org/10.1073/pnas.1719367115>
- NOROUZZADEH M. S., MORRIS D., BEERY S., JOSHI N., JOJIC N. & CLUNE J. 2021. — A deep active learning system for species identification and counting in camera trap images. *Methods in Ecology and Evolution* 12 (1): 150-161. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13504>
- OTEROS J., PUSCH G., WEICHENMEIER I., HEIMANN U., MÖLLER R., RÖSELER S., TRIDL-HOFFMANN C., SCHMIDT-WEBER C. & BUTERS J. T. M. 2015. — Automatic and online pollen monitoring. *International Archives of Allergy and Immunology* 167 (3): 158-166. <https://doi.org/10.1159/000436968>
- OTEROS J., WEBER A., KUTZORA S., ROJO J., HEINZE S., HERR C., GEBAUER R., SCHMIDT-WEBER C. B. & BUTERS J. T. M. 2020. — An operational robotic pollen monitoring network based on automatic image recognition. *Environmental Research* 191: 110031. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.110031>
- PÄRTEL J., PÄRTEL M. & WÄLDCHEN J. 2021. — Plant image identification application demonstrates high accuracy in Northern Europe. *AoB PLANTS* 13 (4): plab050. <https://doi.org/10.1093/aobpla/plab050>
- PERRY J. R., SUMNER S., THOMPSON C. & HART A. G. 2021. — 'Citizen identification': online learning supports highly accurate species identification for insect-focussed citizen science. *Insect Conservation and Diversity* 14 (6): 862-867. <https://doi.org/10.1111/icad.12528>
- PETSO T., JAMISOLA R. S. & MPOELEN D. 2021. — Review on methods used for wildlife species and individual identification. *European Journal of Wildlife Research* 68 (1): 3. <https://doi.org/10.1007/s10344-021-01549-4>
- POTAMITIS I., ELIOPOULOS P. & RIGAKIS I. 2017. — Automated remote insect surveillance at a global scale and the internet of things. *Robotics* 6 (3): 19. <https://doi.org/10.3390/robotics6030019>
- POTTER L. C., BRADY C. J. & MURPHY B. P. 2019. — Accuracy of identifications of mammal species from camera trap images: a northern Australian case study. *Austral Ecology* 44 (3): 473-483. <https://doi.org/10.1111/aec.12681>
- PRETI M., VERHEGGEN F. & ANGELI S. 2021. — Insect pest monitoring with camera-equipped traps: strengths and limitations. *Journal of Pest Science* 94 (2): 203-217. <https://doi.org/10.1007/s10340-020-01309-4>
- PRICE TACK J. L., WEST B. S., MCGOWAN C. P., DITCHKOFF S. S., REEVES S. J., KEEVER A. C. & GRAND J. B. 2016. — AnimalFinder: a semi-automated system for animal detection in time-lapse camera trap images. *Ecological Informatics* 36: 145-151. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2016.11.003>
- RABINOVICH A., VEDALDI A. & BELONGIE S. 2007. — *Does Image Segmentation Improve Object Categorization?* UCSD CSE Department, San Diego, 9 p.

- RAMALINGAM B., MOHAN R. E., POOKKUTTATH S., GÓMEZ B., BORUSU C., TENG T. & TAMILSELVAM Y. 2020. — Remote insects trap monitoring system using deep learning framework and iot. *Sensors* 20 (18): 5280. <https://doi.org/10.3390/s20185280>
- RASSATI D., FACCOLI M., CHINELLATO F., HARDWICK S., SUCKLING D. M. & BATTISTI A. 2016. — Web-based automatic traps for early detection of alien wood-boring beetles. *Entomologia Experimentalis et Applicata* 160 (1): 91-95. <https://doi.org/10.1111/eea.12453>
- RICHARDSON E., NIMMO D. G., AVITABILE S., TWORKOWSKI L., WATSON S. J., WELBOURNE D. & LEONARD S. W. J. 2018. — Camera traps and pitfalls: an evaluation of two methods for surveying reptiles in a semiarid ecosystem. *Wildlife Research* 44 (8): 637-647. <https://doi.org/10.1071/WR16048>
- RIECHMANN M., GARDINER R., WADDINGTON K., RUEGER R., LEYMARIE F. F. & RUEGER S. 2022. — Motion vectors and deep neural networks for video camera traps. *Ecological Informatics* 69: 101657. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101657>
- ROVERO F. & ZIMMERMANN F. 2016. — *Camera Trapping for Wildlife Research*. Pelagic Publishing Ltd., Londres, 312 p.
- ROVERO F., ZIMMERMANN F., BERZI D. & MEEK P. 2013. — ‘Which camera trap type and how many do I need?’ A review of camera features and study designs for a range of wildlife research applications. *Hystrix, the Italian Journal of Mammalogy* 24 (2): 148-156. <https://doi.org/10.4404/hystrix-24-2-8789>
- RUSTIA D. J. A., LIN C. E., CHUNG J.-Y., ZHUANG Y.-J., HSU J.-C. & LIN T.-T. 2020. — Application of an image and environmental sensor network for automated greenhouse insect pest monitoring. *Journal of Asia-Pacific Entomology* 23 (1): 17-28. <https://doi.org/10.1016/j.aspen.2019.11.006>
- RZANNY M., MÄDER P., DEGGELMANN A., CHEN M. & WÄLDCHEN J. 2019. — Flowers, leaves or both? How to obtain suitable images for automated plant identification. *Plant Methods* 15 (1): 77. <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0462-4>
- SAARINEN N., VASTARANTA M., NÄSI R., ROSNELL T., HAKALA T., HONKAVAARA E., WULDER M. A., LUOMA V., TOMMASSELLI A. M. G., IMAI N. N., RIBEIRO E. A. W., GUIMARÃES R. B., HOLOPAINEN M. & HYYPPÄ J. 2018. — Assessing biodiversity in boreal forests with UAV-Based photogrammetric point clouds and hyperspectral imaging. *Remote Sensing* 10 (2): 338. <https://doi.org/10.3390/rs10020338>
- SHAKED B., AMORE A., IOANNOU C., VALDÉS F., ALORDA B., PAPANASTASIOU S., GOLDSSTEIN E., SHENDER EY C., LEZA M., PONTIKAKOS C., PERDIKIS D., TSILIGIRIDIS T., TABILIO M. R., SCIARRETTA A., BARCELÓ C., ATHANASSIOU C., MIRANDA M. A., ALCHANATIS V., PAPADOPOULOS N. & NESTEL D. 2018. — Electronic traps for detection and population monitoring of adult fruit flies (Diptera: Tephritidae). *Journal of Applied Entomology* 142 (1-2): 43-51. <https://doi.org/10.1111/jen.12422>
- SHEPLEY A., FALZON G., LAWSON C., MEEK P. & KWAN P. 2021. — U-Infuse: democratization of customizable deep learning for object detection. *Sensors* 21 (8): 2611. <https://doi.org/10.3390/s21082611>
- SHORT A. E. Z., DIKOW T. & MOREAU C. S. 2018. — Entomological collections in the age of big data. *Annual Review of Entomology* 63 (1): 513-530. <https://doi.org/10.1146/annurev-ento-031616-035536>
- SPARKES J., FLEMING P. J. S., MCSORLEY A. & MITCHELL B. 2021. — How many feral cats can be individually identified from camera trap images? Population monitoring, ecological utility and camera trap settings. *Ecological Management & Restoration* 22 (3): 246-255. <https://doi.org/10.1111/emr.12506>
- SPROTT A. H. & PIWOWAR J. M. 2021. — How to recognize different types of trees from quite a long way away: combining UAV and spaceborne imagery for stand-level tree species identification. *Journal of Unmanned Vehicle Systems* 9 (3): 166-181. <https://doi.org/10.1139/juvs-2020-0040>
- STRÖBEL B., SCHMELZLE S., BLÜTHGEN N. & HEETHOFF M. 2018. — An automated device for the digitization and 3D modelling of insects, combining extended-depth-of-field and all-side multi-view imaging. *ZooKeys* (759): 1-27. <https://doi.org/10.3897/zookeys.759.24584>
- SUN Y., LIU X., YUAN M., REN L., WANG J. & CHEN Z. 2018. — Automatic in-trap pest detection using deep learning for pheromone-based *Dendroctonus valens* monitoring. *Biosystems Engineering* 176: 140-150. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.10.012>
- TABAK M. A., NOROUZZADEH M. S., WOLFSON D. W., SWEENEY S. J., VERCAUTEREN K. C., SNOW N. P., HALSETH J. M., SALVO P. A. D., LEWIS J. S., WHITE M. D., TETON B., BEASLEY J. C., SCHLICHTING P. E., BOUGHTON R. K., WIGHT B., NEWKIRK E. S., IVAN J. S., ODELL E. A., BROOK R. K., LUKACS P. M., MOELLER A. K., MANDEVILLE E. G., CLUNE J. & MILLER R. S. 2019. — Machine learning to classify animal species in camera trap images: applications in ecology. *Methods in Ecology and Evolution* 10 (4): 585-590. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13120>
- TAKIMOTO H., SATO Y., NAGANO A. J., SHIMIZU K. K. & KANAGAWA A. 2021. — Using a two-stage convolutional neural network to rapidly identify tiny herbivorous beetles in the field. *Ecological Informatics* 66: 101466. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101466>
- THEIVAPRAKASHAM H. 2021. — Identification of Indian butterflies using deep convolutional neural network. *Journal of Asia-Pacific Entomology* 24 (1): 329-340. <https://doi.org/10.1016/j.aspen.2020.11.015>
- TROLLET F., HUYNEN M.-C., VERMEULEN C. & HAMBUECKERS A. 2014. — Use of camera traps for wildlife studies. A review. *Biology Agriculture Science Environnement* 18: 446-454. <https://hdl.handle.net/2268/165854>
- TSAI M.-F. & TSENG H.-J. 2021. — Enhancing the identification accuracy of deep learning object detection using natural language processing. *The Journal of Supercomputing* 77 (7): 6676-6691. <https://doi.org/10.1007/s11227-020-03525-2>
- URBANEK R. E. & SUTTON H. 2019. — Mesocarnivore presence and behavior on a barrier island during sea turtle nesting season. *Ocean & Coastal Management* 178: 104850. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2019.104850>
- VALAN M., MAKONYI K., MAKI A., VONDRÁČEK D. & RONQUIST F. 2019. — Automated taxonomic identification of insects with expert-level accuracy using effective feature transfer from convolutional networks. *Systematic Biology* 68: 876-895. <https://doi.org/10.1093/sysbio/syz014>
- VAN HORN G., BRANSON S., FARRELL R., HABER S., BARRY J., IPEIROTIS P., PERONA P. & BELONGIE S. 2015. — Building a bird recognition app and large scale dataset with citizen scientists: the fine print in fine-grained dataset collection, in IEE Xplore (éd.), *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston: 595-604. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298658>
- VAN HORN G., MAC AODHA O., SONG Y., CUI Y., SUN C., SHEPARD A., ADAM H., PERONA P. & BELONGIE S. 2018. — The iNaturalist species classification and detection dataset-supplementary material. *Reptilia* 32 (400): 1-3. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06642>
- VILGATS M. S., OTT R. & COSTER S. S. 2021. — Camera trap survey suggests forestry and prescribed burns attract wildlife, but may not enhance diversity. *Virginia Journal of Science* 72 (3-4): 19 p. <https://doi.org/10.25778/FENX-2Z64>
- WÄGELE J. W., BODESHEIM P., BOURLAT S. J., DENZLER J., DIEPENBROEK M., FONSECA V., FROMMOLT K.-H., GEIGER M. F., GEMEINHOLZER B., GLÖCKNER F. O., HAUCKE T., KIRSE A., KÖLPIN A., KOSTADINOV I., KÜHL H. S., KURTH F., LASSECK M., LIEDEKE S., LOSCH F., MÜLLER S., PETROVSKAYA N., PIOTROWSKI K., RADIG B., SCHERBER C., SCHOPPMANN L., SCHULZ J., STEINHAGE V., TSCHAN G. F., VAUTZ W., VELOTTO D., WEIGEND M. & WILDERMANN S. 2022. — Towards a multisensor station for automated biodiversity monitoring. *Basic and Applied Ecology* 59: 105-138. <https://doi.org/10.1016/j.baec.2022.01.003>
- WÄLDCHEN J., RZANNY M., SEELAND M. & MÄDER P. 2018. — Automated plant species identification — Trends and future directions. *PLOS Computational Biology* 14 (4): e1005993. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1005993>



- WELBOURNE D. J., MACGREGOR C., PAULL D. & LINDENMAYER D. B. 2015. — The effectiveness and cost of camera traps for surveying small reptiles and critical weight range mammals: a comparison with labour-intensive complementary methods. *Wildlife Research* 42 (5): 414-425. <https://doi.org/10.1071/WR15054>
- WELBOURNE D. J., PAULL D. J., CLARIDGE A. W. & FORD F. 2017. — A frontier in the use of camera traps: surveying terrestrial squamate assemblages. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 3 (3): 133-145. <https://doi.org/10.1002/rse2.57>
- WICH S. A. & KOH L. P. 2018. — *Conservation Drones: Mapping and Monitoring Biodiversity*. Oxford University Press., Oxford, 126 p.
- WILLI M., PITMAN R. T., CARDOSO A. W., LOCKE C., SWANSON A., BOYER A., VELDTHUIS M. & FORTSON L. 2019. — Identifying animal species in camera trap images using deep learning and citizen science. *Methods in Ecology and Evolution* 10 (1): 80-91. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13099>
- WÜHRL L., PYLATTIUK C., GIERSCH M., LAPP F., VON RINTELEN T., BALKE M., SCHMIDT S., CERRETTI P. & MEIER R. 2022. — DiversityScanner: robotic handling of small invertebrates with machine learning methods. *Molecular Ecology Resources* 22 (4): 1626-1638. <https://doi.org/10.1111/1755-0998.13567>
- YANG D., CHEN S., CHEN Y. & YAN Y. 2013. — Using head patch pattern as a reliable biometric character for noninvasive individual recognition of an endangered pitviper. *Asian Herpetological Research* 4 (2): 134-139.
- YOUSIF H., YUAN J., KAYS R. & HE Z. 2019. — Animal scanner: software for classifying humans, animals, and empty frames in camera trap images. *Ecology and Evolution* 9 (4): 1578-1589. <https://doi.org/10.1002/ece3.4747>

*Soumis le 11 août 2022;  
accepté le 15 décembre 2022;  
publié le 21 juin 2023.*