

Suivis acoustiques de biodiversité : perspectives et défis en milieu continental terrestre

Hélène LE BORGNE & Christophe BOUGET



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

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

ASSISTANTE DE RÉDACTION / *ASSISTANT EDITOR*: Sarah Figuet (naturae@mnhn.fr)

MISE EN PAGE / *PAGE LAYOUT*: Sarah Figuet

COMITÉ SCIENTIFIQUE / *SCIENTIFIC BOARD*:

Luc Abbadie (UPMC, Paris)
Luc Barbier (Parc naturel régional des caps et marais d'Opale, Colembert)
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 Oliveriau (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*:

Enregistreur SM2Bat+ installé sur un arbre indigène planté au sein d'une plantation industrielle de palmiers à huile dans le cadre du dispositif BEE (Biodiversity Enrichment Experiment) à Jambi, en Indonésie. Crédit photo: Patrick Mauritz Diaz

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*, *Anthropozoologica*, *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>

© Cet article est sous licence Creative Commons Attribution 4.0 International License. (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)
ISSN (électronique / electronic): 2553-8756

Suivis acoustiques de biodiversité : perspectives et défis en milieu continental terrestre

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 9 novembre 2022 | Accepté le 14 février 2023 | Publié le 29 novembre 2023

Le Borgne H. & Bouget C. 2023. — Suivis acoustiques de biodiversité : perspectives et défis en milieu continental terrestre. *Naturae* 2023 (8): 129-150. <https://doi.org/10.5852/naturae2023a8>

RÉSUMÉ

Les animaux produisent des sons pendant leurs activités ou pour assurer diverses fonctions biologiques comme la défense de territoires, l'attraction de partenaires, la dissuasion des prédateurs. En enregistrant ces données acoustiques, les scientifiques obtiennent des informations essentielles sur la présence des espèces. Les nouvelles technologies d'identification des espèces sont plus abordables, efficaces et polyvalentes que les méthodes classiques et peuvent ainsi répondre au besoin urgent de documenter la biodiversité dans le contexte actuel de crise. Les enregistreurs acoustiques automatisés sont de plus en plus utilisés 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). Nous présentons ici les outils d'acquisition des données en milieu continental terrestre, les méthodes de gestion et d'analyse des données pour la classification automatique des espèces et l'étude des paysages sonores, et les avantages et les limites de l'utilisation de ces outils dans un objectif de suivi de la biodiversité en milieu terrestre.

ABSTRACT

Acoustic biodiversity monitoring: perspectives and challenges in continental terrestrial environments.

Animals produce sounds during their activities or to perform various biological functions such as defending territories, attracting mates or deterring predators. By recording these acoustic data, scientists obtain essential information on the presence of species. New technologies for species identification are more affordable, efficient and versatile than conventional methods and can thus meet the urgent need to document biodiversity in the current environmental crisis. Automated acoustic recorders are increasingly used in biodiversity monitoring to address the limitations of more traditional methods, and the emergence of ethical considerations advocating the development of non-destructive (i.e. non-lethal) traps. We present here the data acquisition tools in continental terrestrial environments, the data management and analysis methods for automatic species classification and the study of soundscapes, and the advantages and limitations of using these tools for biodiversity monitoring in terrestrial environments.

MOTS CLÉS

Biodiversité,
sons,
identification
automatique,
apprentissage
automatique,
acoustique.

KEY WORDS

Biodiversity,
sounds,
automatic identification,
machine learning,
acoustic.

ACQUISITION ET PRÉ-TRAITEMENT DES DONNÉES

Les technologies émergentes d'identification des espèces promettent des méthodes d'échantillonnage plus abordables et polyvalentes que les méthodes classiques. Comme de nombreux animaux émettent des signaux acoustiques qui fournissent des informations sur leur présence, leurs activités et leurs interactions dans l'espace et le temps, des capteurs acoustiques passifs ont été développés pour les suivis de biodiversité. Cependant, les données audio qui en résultent peuvent être volumineuses, ce qui conduit à des complications à la fois logistiques et analytiques.

ENREGISTREMENTS AUDIO

Les sons peuvent se propager dans plusieurs directions, à travers des obstacles physiques et sur des distances relativement longues. Les animaux qui vocalisent sont donc généralement plus facilement détectables par l'audition que par la vision. Les capteurs acoustiques sont devenus la base de nombreux programmes d'évaluation de la biodiversité et de suivi de la faune, et sont de plus en plus populaires avec le développement de méthodes d'identification automatique. Le potentiel d'informations pertinentes pour la conservation qui peut être dérivé des signaux acoustiques associés à un comportement particulier est généralement moins exploité. Les vocalisations peuvent servir d'indicateurs comportementaux qui donnent un aperçu de l'état de conservation des populations (e.g., taux de reproduction et recrutement, alarme et défense, comportement social) (voir Teixeira *et al.* 2019 pour plus de détails).

Ces technologies numériques autonomes, non invasives, sans biais d'observateur, permettent de minimiser l'influence de la présence humaine lors de l'échantillonnage et d'avoir accès à des plages horaires autrefois limitantes, tout en permettant une validation ultérieure des données par des experts. Par ces enregistrements, il est maintenant possible d'étudier à la fois des espèces cibles, des communautés d'espèces et des environnements acoustiques (ou paysages sonores ; Fig. 1). Par ailleurs, ils peuvent être ré-analysés par la suite, lorsque de nouvelles questions de recherche se posent, quand de nouveaux outils sont disponibles, ou pour comparer les conditions passées et présentes (Gibb *et al.* 2019). Par exemple, des enregistrements dédiés au suivi des chauve-souris ont été réutilisés *a posteriori* avec succès pour étudier et identifier des Orthoptères (Newson *et al.* 2017). Les capteurs acoustiques ont l'avantage d'enregistrer les vocalisations d'espèces rares ou cryptiques et peuvent être installés dans une large gamme d'habitats, y compris les zones écologiquement sensibles ou les zones difficiles d'accès (Towsey *et al.* 2014). Les écologues utilisent maintenant principalement des enregistreurs acoustiques autonomes pour déterminer la présence/absence des espèces. Ces enregistreurs automatiques sont spécialement conçus pour collecter des données sur de longues périodes de façon autonome, avec des régimes d'échantillonnage flexibles et très peu d'intervention humaine. On peut ainsi programmer ces enregistreurs, les installer et ne revenir que des semaines ou des mois plus tard pour récupérer les données (Bertrand 2011 ;

Aide *et al.* 2013 ; Zahedi & Huang 2014). Les enregistreurs peuvent fonctionner 24h/24, 7j/7, et sont donc capables de capturer les environnements sonores diurne et nocturne. Cela permet aux chercheurs d'effectuer un suivi acoustique sur des périodes coïncidant avec les niveaux d'activité les plus élevés des espèces d'intérêt, et de suivre les écosystèmes sur de larges échelles spatiales et temporelles.

Les enregistreurs audio présentent l'avantage, par rapport aux caméras pièges, d'être généralement moins chers et de ne pas avoir de contraintes de ligne de visée. La plage de détection est plus ou moins large selon la fréquence d'enregistrement, la hauteur du microphone et le type d'habitat considéré (Darras *et al.* 2016), ce qui offre ainsi potentiellement moins de restrictions taxonomiques que pour les pièges photographiques. Le matériel acoustique est souvent plus discret que les pièges photos, et induit donc moins de contraintes lors des choix des lieux exposés. Ces deux méthodologies échantillonnent souvent des groupes complémentaires (e.g., grands Mammifères terrestres qui vocalisent peu mais sont aisément détectables sur piège photo, à comparer aux Chiroptères ou Orthoptères qui sont essentiellement détectés par des capteurs acoustiques). De plus, il est relativement facile d'intégrer des systèmes d'enregistrement acoustiques dans les réseaux de suivi déjà existants équipés de stations autonomes (Potamitis *et al.* 2014), la combinaison de ces technologies serait donc à préconiser lorsque cela est possible (Deichmann *et al.* 2018). Ces dernières années, le coût des enregistreurs acoustiques comme l'Audiomoth® a considérablement diminué (e.g., Hill *et al.* 2018).

Les principaux inconvénients des enregistrements sur le terrain sont :

- que les sons éloignés de l'enregistreur peuvent être faibles ;
- que les signaux de diverses espèces se chevauchent ;
- la présence de bruits interférents (e.g., vent, bord de mer, bruits anthropiques, etc.).

Par conséquent, la méthodologie utilisée pour l'identification des espèces doit être capable de s'adapter à un grand nombre d'entre elles, ou au moins d'éviter de classer à tort une espèce (faux positifs). En toute logique, cette méthodologie n'est généralement pas adaptée pour les taxons silencieux ou moins sonores. Pour la plupart des espèces, elle est incapable d'identifier les individus. De plus, les données audio peuvent être volumineuses car les fichiers audio s'accumulent très rapidement (surtout lors d'échantillonnages en continu et sur de longues périodes) et être très lourds, ce qui conduit à des complications à la fois logistiques et analytiques. Les avantages et les inconvénients des différents types de méthodologies de suivi acoustique sont souvent mal compris. Appréhender la comparabilité des données audio collectées par différents protocoles d'échantillonnage (ou capteurs) dans divers environnements reste un défi (Browning *et al.* 2017 ; Gibb *et al.* 2019). Cependant, certaines études cherchent maintenant à quantifier les sources de biais et à améliorer la standardisation des études (e.g., lignes directrices d'étalonnage des capteurs, évaluation de l'efficacité des plans d'échantillonnage sur la détection sonore, quantification des effets de la proximité du capteur aux caractéristiques de l'habitat sur la détection sonore, normes de métadonnées, etc.) (Gibb *et al.* 2019).

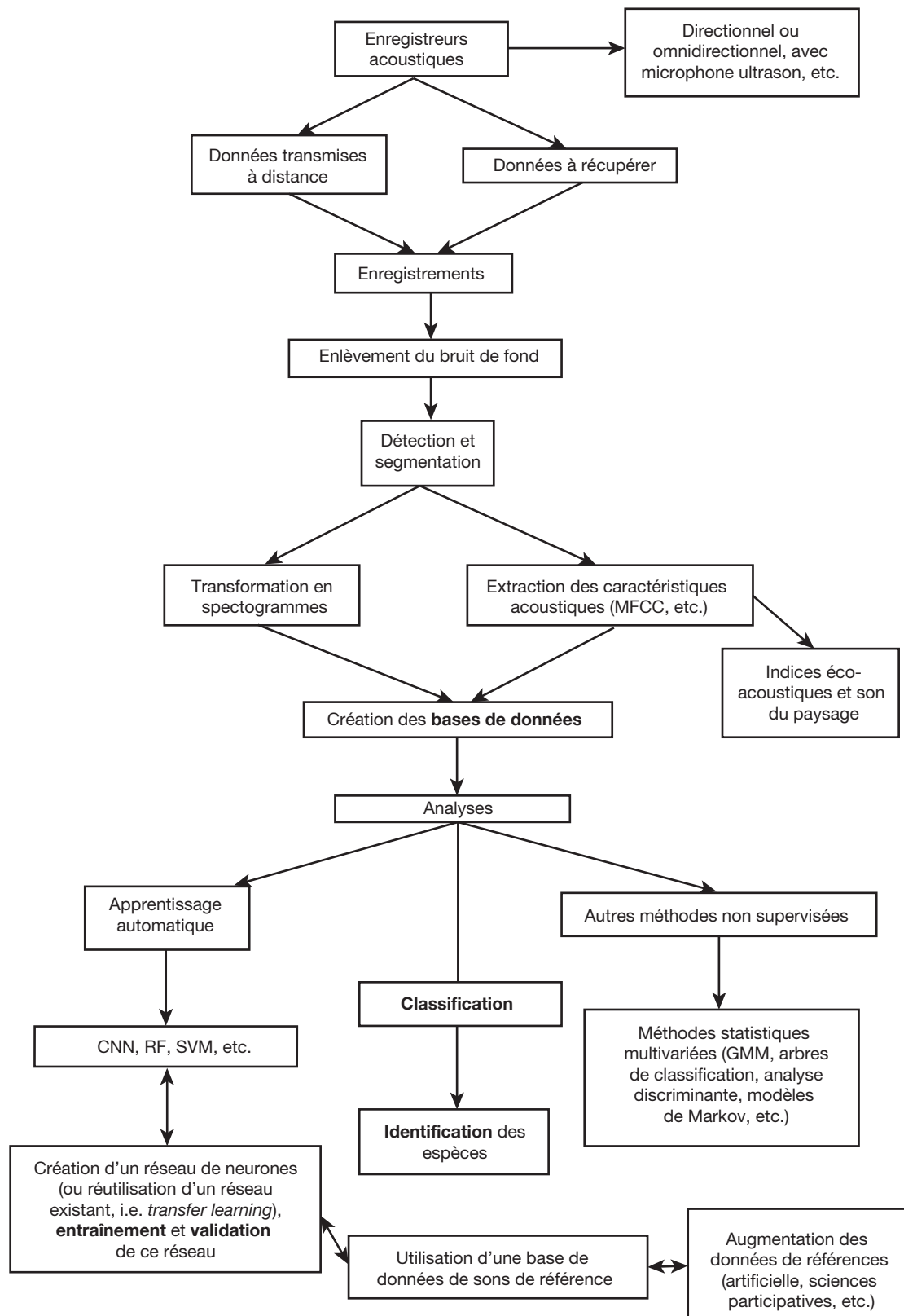


FIG. 1. — Schéma opérationnel sur l'identification des espèces à partir de données acoustiques; de l'acquisition de données en milieu terrestre (i.e. méthodologies et outils de capture) à la manière dont les sons sont ensuite traités pour la classification des espèces (i.e. gestion des données et analyses). Abréviations: **CNN**, Convolutional neural networks ou réseau de neurones convolutifs; **GMM**, Gaussian Mixture Model; **MFCC**, Mel-frequency cepstral coefficients; **RF**, random forests; **SVM**, support-vector machine ou machine à vecteur de support.

Lors du choix de l'équipement, les chercheurs devront clairement identifier les objectifs et les conditions environnementales de l'étude, ainsi que le ou les organismes cibles (Blumstein *et al.* 2011). En effet, les différents types de sons dans l'environnement (e.g., sons biotiques, sons anthropiques, bruits physiques naturels) sont caractérisés par des gammes de fréquences différentes. Les animaux en particulier ont des fréquences bien différentes (e.g., animaux avec fréquences audibles comme les Mammifères non volants et les Oiseaux *vs* animaux avec des sons ultrasonores tels que les chauves-souris). La fréquence d'échantillonnage pour les enregistrements de la gamme audible est généralement de 44,1 kHz, mais pour les appareils enregistrant les ultrasons, la fréquence d'échantillonnage doit être beaucoup plus élevée (souvent entre 200 et 400 kHz) afin de conserver suffisamment d'informations sur les fréquences (Browning *et al.* 2017). Le type de capteur requis sera donc déterminé en grande partie par le type d'organismes ciblés par l'étude, car ce genre d'enregistreur est sensible à une gamme limitée de fréquences. Toutefois, il existe également de nombreux capteurs qui couvrent toute la gamme de fréquences du vivant. Les capteurs qui enregistrent les ultrasons fonctionnent selon deux méthodes principales, l'enregistrement sur tout le spectre et la division de fréquence. L'utilisation d'un enregistreur avec la division de fréquence permet de réduire les besoins en mémoire, mais perd des informations (ce qui peut poser des problèmes lors d'une analyse ultérieure). Il est donc recommandé, quand c'est possible, d'utiliser des enregistreurs à spectre complet pour préserver suffisamment d'informations utiles (Browning *et al.* 2017). La plupart des études utilisent des microphones omnidirectionnels qui échantillonnent les sons avec une efficacité plus ou moins égale dans toutes les directions. Si le site d'échantillonnage risque d'être perturbé (i.e. humains, animaux), il faut envisager d'incorporer un système de camouflage ou de dissuasion.

La qualité de l'enregistrement est un facteur essentiel à considérer pour la discrimination des espèces. Durant l'enregistrement numérique, l'amplitude du signal électrique est échantillonnée à une fréquence d'échantillonnage donnée (e.g., généralement mesurée en milliers d'échantillons par seconde, kHz) et à une profondeur de bit (i.e. nombre de niveaux d'amplitude possibles qui peuvent être mesurés), à partir desquels l'onde sonore sera ensuite reconstruite numériquement et lue (Browning *et al.* 2017: fig. 3). Ces paramètres détermineront la résolution de la fréquence et de l'amplitude d'un enregistrement; ce qui affectera la taille des fichiers acoustiques et, par conséquent, les exigences de stockage. En effet, la fréquence d'échantillonnage conventionnelle pour un son audible produit des tailles de fichier relativement gérables, mais l'enregistrement d'ultrasons (e.g., chauves-souris avec une fréquence d'échantillonnage souvent > 200 kHz) produit des fichiers volumineux, ce qui entraîne un compromis entre la qualité des données et la capacité de stockage (Gibb *et al.* 2019). Si l'étude nécessite des enregistrements ultrasonores ou sur de longues périodes, il faudra considérer un modèle pouvant contenir plusieurs cartes SD pour prolonger la durée d'enregistrement. La profondeur de bits détermine la

résolution d'amplitude de l'audio enregistré et les fichiers sont généralement enregistrés à 16 bits minimum pour garantir une qualité appropriée. Il est également conseillé de stocker les données audio au format .wav non compressé ou dans un autre format sans perte (e.g., flac), afin d'éviter la perte d'informations sonores (Browning *et al.* 2017).

D'autre part, les facteurs tels que les conditions environnementales, la durée de l'étude et les risques de dégradation ont des effets substantiels sur la durabilité et la fiabilité des capteurs acoustiques. Les principaux risques de dommages lors de l'utilisation des enregistreurs sont l'encrassement biologique, les dégâts causés à l'enregistreur ou aux accessoires externes (e.g., microphones) par la faune ou les personnes, l'action de l'humidité et des extrêmes thermiques (Browning *et al.* 2017). Les besoins énergétiques peuvent aussi être influencés par divers facteurs tels que le type d'échantillonnage considéré (en continu ou périodique), la température ambiante, la durée et le nombre d'échantillons acoustiques, ou encore la durée globale de l'étude. Le besoin en énergie pour effectuer l'étude déterminera le type de batterie à envisager, sa fréquence de remplacement, l'éventuelle addition de batterie externe et dans certains cas, la possibilité de capter l'énergie à l'aide de cellules solaires (Blumstein *et al.* 2011). Les dispositifs audio utilisés dans les études de suivis à long terme sont souvent limités par leur taille et leur poids en raison de leur forte consommation d'énergie (Wrege *et al.* 2017). La possibilité de programmer un horaire d'enregistrement sur le capteur peut être essentielle pour préserver la durée de vie de la batterie et l'espace de stockage si les capteurs sont déployés longtemps sur le terrain. Si le capteur est déployé dans une zone à forte activité humaine, il faut envisager un moyen de protection, comme un modèle avec boîtier. Actuellement, les enregistreurs bioacoustiques peuvent être résistants aux intempéries (ou avec boîtier résistant), avec une longue durée de vie de la batterie, être alimentés par l'énergie solaire, être équipés d'un système de télétransmission des données (peu utilisé jusqu'à présent) et avoir une capacité de mémoire élevée. Il faut donc s'assurer que l'enregistreur soit conçu pour répondre aux objectifs de l'étude, bien adapté à l'environnement considéré, et tenir compte des éventuels coûts de protection et d'entretien de l'appareil.

Des informations détaillées sur la collecte de données acoustiques, le fonctionnement des capteurs, les limitations actuelles des suivis et le matériel disponible peuvent être trouvées dans le guide du World Wildlife Fund (WWF) sur le suivi acoustique (Browning *et al.* 2017; <https://www.wwf.org.uk/project/conservationtechnology/acoustic-monitoring>, dernière consultation le 23 mai 2023). Par ailleurs, Rhinehart *et al.* (2020) décrivent les dernières tendances de la littérature afin d'identifier les éléments à prendre en considération par les biologistes souhaitant déployer ces outils sur le terrain. En particulier, ils donnent les informations nécessaires pour définir la question de recherche, construire un réseau de microphones à synchronisation temporelle, déployer ce réseau pour enregistrer les sons sur le terrain, traiter les enregistrements capturés sur le terrain, et déterminer la localisation des animaux à l'aide d'algorithmes d'estimation de la position.

ARCHIVAGE DES DONNÉES

Pour construire une étude de relevé acoustique complète, il faut acquérir le matériel et les logiciels nécessaires, développer une méthode d'échantillonnage des données et déterminer un plan de stockage des fichiers acoustiques et des métadonnées associées. Les exigences d'archivages requises pour les systèmes acoustiques sont déterminées par une combinaison du taux d'échantillonnage, du nombre de bits, du nombre et de la durée des périodes d'échantillonnage acoustique et de la durée de l'étude. Pour gérer le problème du volume de données, il est possible de réduire la quantité stockée en appliquant des seuils ou des algorithmes embarqués qui ne déclenchent l'enregistrement que lorsque de potentiels sons d'intérêt sont présents (Hill *et al.* 2018), ce qui est couramment utilisé dans les études sur les Chiroptères. Un filtrage préalable peut empêcher les données de devenir trop volumineuses et, combiné à la télétransmission des données (Aide *et al.* 2013), pourrait faciliter le suivi écologique et la production de rapports en temps réel. La technologie nécessaire pour stocker et analyser les données acoustiques s'améliore continuellement (Corrada Bravo *et al.* 2017) et certains détecteurs à ultrasons utilisent des méthodes d'enregistrement moins gourmandes (i.e. en divisant la fréquence du signal entrant par un facteur spécifié; Gibb *et al.* 2019). Suivre un protocole de stockage et de métadonnées standard (i.e. données organisées et annotées de manière uniforme) permet à d'autres chercheurs d'utiliser ces données pour des questions supplémentaires, et de faciliter l'interopérabilité des données pour les programmes de suivi et l'évaluation des politiques publiques.

GESTION DES DONNÉES

Bien que l'acquisition de données audio se fasse de façon automatisée, le traitement manuel des enregistrements peut être long et fastidieux. Par conséquent, l'automatisation des processus de détection ou encore de reconnaissance des espèces est souvent préférable. Le processus d'identification des espèces *via* les signaux sonores est généralement divisé en deux étapes majeures: la détection d'un signal, puis sa classification (Fig. 1). Ce processus de détection d'un signal acoustique consiste généralement en un prétraitement des données, impliquant le nettoyage et la suppression du bruit de fond de l'enregistrement brut, ainsi que la segmentation des signaux détectés. Cela est suivi par un processus d'extraction de caractéristiques, dans lequel le signal est transformé en un format adapté pour pouvoir être identifié par la suite.

Réduire les bruits de fond et détecter les signaux acoustiques

Les enregistrements sur le terrain capturent tous les sons présents dans la zone environnant l'enregistreur. Les études étant souvent axées sur des espèces ou des groupes taxonomiques bien spécifiques, les sons environnementaux ou anthropiques (e.g., vent, pluie, sons artificiels) et ceux d'autres animaux non ciblés peuvent masquer les sons d'intérêts ou générer des biais tels que de faux positifs lors de la classification (Potamitis *et al.* 2014). Cette étape de prétraitement a pour objectifs d'identifier et d'isoler certains sons à partir des enregistrements. Manuellement, ce processus est subjectif, prend du temps, dépend du niveau d'expertise des

individus les analysant et ses incertitudes peuvent être difficiles à quantifier (Gibb *et al.* 2019). La faible précision de la reconnaissance acoustique des espèces est parfois attribuée au bruit de fond des enregistrements (Aide *et al.* 2013). Ces sons indésirables dégradant la qualité du signal peuvent affecter l'ensemble du processus de reconnaissance et sont donc généralement supprimés en tout premier lieu. Diverses techniques, comme les microphones directionnels, ont été développées pour les réduire des fichiers sonores (Alonso *et al.* 2017; Priyadarshani *et al.* 2018; Kvsn *et al.* 2020; Rhinehart *et al.* 2020). Une fois effectuée la réduction de ces sons, on obtient un enregistrement plus propre, prêt à être utilisé en entrée des algorithmes de détection, de segmentation et de reconnaissance.

Les sons d'intérêt doivent être détectés et localisés dans le temps à partir de l'enregistrement brut. Cette étape peut être extrêmement difficile, car elle implique de distinguer des sons émis par plusieurs espèces qui se chevauchent dans le spectre des fréquences et dans le temps. Néanmoins, cela permet de réduire le temps passé par les chercheurs à des identifications manuelles puisqu'ils peuvent se concentrer uniquement sur les données pertinentes à l'étude, qui ne représentent généralement qu'une petite fraction de l'enregistrement brut. Bien que certaines études analysent les biais des outils de détection automatisés, ceux-ci sont généralement mal quantifiés et il existe peu d'informations sur l'exactitude de nombreux systèmes commerciaux (Mac Aodha *et al.* 2018). Une détection automatique fiable peut réduire le besoin en capacité de stockage de données, surtout si seuls les sons d'intérêt identifiés sont enregistrés. Il existe actuellement un certain nombre d'outils de détection automatique mobilisant une variété de méthodes plus ou moins complexes (Walters *et al.* 2013; Gibb *et al.* 2019). Chacun de ces outils a ses propres avantages et inconvénients (voir aussi pour plus de détails Gibb *et al.* 2019: tabl. 2).

Extraction des caractéristiques des signaux d'un sonogramme

Une fois détecté, un signal doit être identifié ou classifié (i.e. associé à une catégorie). La plupart du temps, c'est la mesure et l'extraction de caractéristiques acoustiques du son qui sont utilisées pour classer le signal. Cette extraction est une étape primordiale pour la précision de la classification, mais elle est également sensible à des facteurs tels que la distance de l'individu au capteur, le bruit de fond et le chevauchement temporel entre les signaux (Gibb *et al.* 2019). Il faut extraire des caractéristiques discriminantes qui maximisent la dissimilarité entre les espèces tout en minimisant la dissimilarité intra-espèce des signaux sonores, avant de pouvoir les utiliser comme données d'entrée dans un classificateur. Ces caractéristiques spectrales et temporelles peuvent être basées sur le tracé d'amplitude (e.g., la bande passante, le nombre de passages par zéro, durée de l'appel, fréquence de crête et gamme de fréquences; Browning *et al.* 2017), l'énergie du signal dans la fenêtre ou encore sur la transformée de Fourier (processus mathématique détaillé plus loin). Beaucoup de ces caractéristiques sont liées les unes aux autres bien qu'elles soient basées sur des représentations différentes. Par exemple, la hauteur et le volume d'un cri d'Oiseau sont respectivement corrélés à la fréquence et à l'énergie (Priyadarshani *et al.* 2018).

Les ondes audio sont généralement prétraitées pour récupérer les informations de fréquence et produire une représentation temps-fréquence-amplitude (spectrogramme avec le temps sur l'axe des abscisses, la fréquence sur l'axe des ordonnées, et l'amplitude représentée par l'intensité de la couleur, généralement *via* un processus mathématique appelé transformée de Fourier (Browning *et al.* 2017: fig. 3). La transformée de Fourier calcule le spectre de puissance des composantes de fréquence d'un signal pour une période de temps donnée et génère un spectrogramme. Pour représenter visuellement un enregistrement sonore entier dans le domaine temps-fréquence, une transformée de Fourier est calculée dans une courte fenêtre coulissante chevauchante sur toute la longueur de l'enregistrement. Elle peut être utilisée pour exprimer n'importe quel signal avec une série infinie de sinusoides et de cosinus. Son principal inconvénient est de fournir uniquement une résolution de fréquence, ce qui signifie que l'on peut identifier toutes les fréquences présentes dans un signal, mais pas leur occurrence dans le temps. Les types de caractéristiques utilisées dans les processus d'analyse des études bioacoustiques peuvent être diverses (Kvsn *et al.* 2020) et relativement simples (e.g., valeurs brutes du spectrogramme). Cependant, on obtient parfois plus de succès avec des caractéristiques plus complexes (Alonso *et al.* 2017).

Compte tenu de la quantité de caractéristiques disponibles, il est possible de sélectionner les plus utiles en identifiant et supprimant celles qui sont redondantes afin de réduire la dimensionnalité d'entrée tout en conservant la plupart des informations. L'analyse à composantes principales (ACP), ou encore l'exploration des caractéristiques spectrales, sont de potentiels outils à cet égard (Priyadarshani *et al.* 2018). En outre, l'extraction de caractéristiques sonores à haute résolution directement à partir des données de forme d'onde – évitant ainsi la perte d'informations associée à la génération du spectrogramme – peut améliorer la discrimination des espèces difficiles à distinguer (Stowell *et al.* 2018; Gibb *et al.* 2019). Ces caractéristiques complexes ou des combinaisons de caractéristiques sont ensuite utilisées pour la classification (Kiskin *et al.* 2020). La performance de reconnaissance dépend fortement de l'adéquation des caractéristiques considérées et en général, si l'on ne sait pas quelles fonctionnalités seront utiles, la tendance est d'en ajouter d'autres (Priyadarshani *et al.* 2018).

DISCRIMINATION ET IDENTIFICATION ACOUSTIQUE DES ESPÈCES

GÉNÉRALITÉS

Il existe deux approches principales d'analyse des enregistrements acoustiques relevant de la bio-acoustique : l'assignation manuelle des signaux acoustiques aux espèces par écoute des enregistrements ou observation visuelle des spectrogrammes, l'identification automatique des sons des espèces (algorithmes de classification) et une troisième relevant de l'éco-acoustique : l'estimation des indices acoustiques pour résumer les variations du paysage sonore. Étant donné la

quantité de données généralement collectée lors des études de suivis acoustiques, le traitement manuel de ces enregistrements par des experts implique des coûts importants, ce qui explique l'intérêt des scientifiques pour les systèmes de reconnaissance autonome. Le processus de classification le plus classique implique généralement l'extraction de caractéristiques spectrales et temporelles d'un son, puis les algorithmes de classification font correspondre les caractéristiques d'un son inconnu à un son provenant d'une bibliothèque de référence, et calculent généralement une probabilité de correspondance (Browning *et al.* 2017: fig. 5). Les méthodes de classification utilisées peuvent être supervisées – dans lesquelles des données labellisées sont nécessaire pour entraîner le système – ou non supervisées, ce qui implique que la structure des données va elle-même guider la discrimination entre les classes. Il est également possible de combiner classification automatique et identification manuelle en utilisant des classificateurs personnalisables, pour aider à surmonter les risques et biais associés à l'utilisation seule de la classification automatique. Cela a notamment été utilisé pour optimiser la classification des sons de chauves-souris (López-Baucells *et al.* 2019).

Bien que de nombreuses études ont utilisé des dispositifs de reconnaissance automatisés avec succès et obtenu des performances de classification élevées sur les données de test, ces études testent généralement leurs différentes méthodes de classification à l'aide de bibliothèques sur de courtes sections d'enregistrement. De plus, il y a actuellement plus de succès dans les ultrasons que dans le domaine de l'audible (où la diversité de sons susceptibles de se superposer est supérieure). L'incapacité de ces dispositifs de reconnaissance à s'adapter efficacement aux enregistrements de longue durée incluant des niveaux plus élevés de bruit environnemental a été mise en évidence (Priyadarshani *et al.* 2018; Brodie *et al.* 2020). Par ailleurs, la classification des espèces peut être rendue plus difficile pour les taxons dont les répertoires vocaux sont très variables selon le contexte écologique (i.e. signaux changeants en réponse à l'environnement, à des congénères, à des prédateurs, etc.). Les inconvénients majeurs des approches de classification automatiques sont le temps nécessaire pris au départ de l'étude, la complexité des calculs, la quantité de données d'entraînement essentielle à la création des classificateurs, et le niveau d'expertise en programmation ou en traitement du signal pour développer ces modèles d'identification automatique. Même si les méthodologies s'améliorent rapidement, la précision limitée ou variable des outils d'identification automatique reste un problème majeur (Priyadarshani *et al.* 2018; Stowell *et al.* 2018). Il y a, pour le moment, peu de valorisations possibles à large échelle en dehors de quelques signaux particuliers (e.g., Chiroptères, Oiseaux ayant des chants très singuliers). Comme la diversité des espèces, la variabilité des appels et le bruit augmentent dans les enregistrements de plus longue durée, ce qui entraîne une perte de précision dans l'identification des signaux (Priyadarshani *et al.* 2018; Gibb *et al.* 2019). C'est pourquoi de plus en plus de chercheurs utilisent les indices de diversité acoustique.

MÉTHODES DE CLASSIFICATION

Introduction

À travers l'analyse manuelle, il est possible d'extraire les informations biologiques des enregistrements telles que des mesures manuelles de paramètres acoustiques par l'inspection visuelle ou auditive des spectrogrammes. Diverses méthodes de classification non supervisées comme les modèles de mélange gaussien (GMM), des arbres de décisions, la méthode des k plus proches voisins (k -NN) ou les modèles de Markov cachés (HMM) sont appliquées à une variété de caractéristiques extraites d'enregistrements. La détection se produit lorsque le coefficient de corrélation par rapport à un spectrogramme modèle dépasse une valeur spécifiée (Priyadarshani *et al.* 2018 ; Kiskin *et al.* 2020). Les algorithmes de clustering regroupent les signaux en fonction de la similitude de leurs caractéristiques et ne nécessitent pas de données d'entraînement, car le regroupement est basé sur la variation au sein de l'ensemble de données. Les modèles de Markov cachés, basés sur un modèle multi-états sous-jacent, déduisent si un signal d'intérêt est présent. Bien qu'ils permettent d'incorporer des détails temporels sur le signal, ils restent complexes à développer et requièrent des données de référence suffisantes (Kiskin *et al.* 2020).

Les caractéristiques extraites du fichier sonore peuvent être introduites dans un algorithme d'apprentissage automatique standard, qui regroupera ceux qui sont similaires de manière non supervisée (i.e. sans labellisation préalable) ou supervisée (i.e. données étiquetées préalablement par des experts). Il existe de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique (e.g., Priyadarshani *et al.* 2018), mais nous ne mentionnerons que certains d'entre eux qui sont plus fréquemment utilisés. Les machines à vecteurs de support produisent souvent des résultats intéressants, mais les coûts de calcul augmentent avec la quantité de données, les rendant ainsi peu pertinents pour le traitement d'un grand nombre de signaux. Plusieurs études se sont aussi intéressées aux arbres de décision ; un ensemble d'arbres de décision créés à l'aide de partitions aléatoires des données, qui produit indépendamment des sorties combinées par vote majoritaire, est appelé « forêt d'arbres décisionnels » (i.e. random forest). Ils sont relativement faciles à créer et à utiliser (Priyadarshani *et al.* 2018).

Par exemple, Roemer *et al.* (2021) ont développé un classificateur universel qui classe les cris de chauves-souris en fonction de la forme du cri et des fréquences dominantes. Pour y parvenir, ils ont défini huit catégories de sonotypes couvrant toutes les formes d'échololocation des chauves-souris dans le monde, pour ensuite entraîner un classificateur à l'aide de forêts d'arbres décisionnels avec une base de données de 1 154 835 sons étiquetés (i.e. sons de chauves-souris et d'autres animaux provenant de quatre continents). Après la classification, un processus permet de regrouper les événements sonores détectés en fonction des probabilités d'appartenance à une catégorie de sonotype prédites et de leur fréquence maximale. En fonction de la qualité du sonotype de chauve-souris testé, la performance de leur classificateur variait entre 0,77 et 1. Ce classificateur est capable de détecter des espèces décrites acoustiquement mais pour lesquelles un classificateur n'a pas été développé, ainsi que des

espèces qui ne sont pas encore décrites acoustiquement. Les auteurs donnent libre accès au classificateur pour l'étude des chauves-souris dans le monde entier (scripts R : <https://doi.org/10.5281/zenodo.5483030>, et classificateur : <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.14340341.v1>, séquences sonores vérifiées : https://figshare.com/articles/dataset/Validation_table_for_the_bat_sonotype_classifier/15149523, dernière consultation le 23 mai 2023).

Un des inconvénients de la plupart des outils de reconnaissances est le fait qu'ils soient formés sur un nombre relativement faible d'enregistrements de haute qualité, contrairement aux enregistrements de terrain plus bruyants. Cela doit donc être pris en compte pour les données d'apprentissage et de test afin de s'assurer que les possibles biais introduits notamment par l'enlèvement des bruits de fonds soient traités. En outre, la plupart des méthodes d'apprentissage automatique sont souvent entraînées sur la base de l'ensemble de données complet, et si l'utilisateur souhaite ajouter de nouvelles espèces, un nouveau modèle doit être formé à partir de zéro.

Classification par apprentissage profond

Les modèles d'apprentissage profond (i.e. deep learning) tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont de plus en plus populaires et performants (voir aussi Le Borgne & Bouget 2023). En effet, ils sont particulièrement intéressants dans le traitement des signaux acoustiques, car ils peuvent apprendre des informations spectro-temporelles discriminantes directement à partir de spectrogrammes annotés et donc éviter de passer par l'étape d'extraction de caractéristiques. En transformant les signaux au format spectrogramme, l'entrée est donc représentée par des matrices 2D, qui sont aussi utilisées comme données d'apprentissage. La performance des CNN est très bonne et peut même surpasser les méthodes alternatives de détection et de classification des sons biotiques et anthropiques (Mac Aodha *et al.* 2018 ; Ruff *et al.* 2019). Dans le défi de reconnaissance des Oiseaux BirdCLEF, qui consiste à classer les chants de 1 500 espèces d'Oiseaux à partir de dizaines de milliers d'enregistrements, l'introduction de l'apprentissage profond et des CNN a permis d'améliorer drastiquement les scores de précision des modèles (Joly *et al.* 2016 ; Sevilla & Glotin 2017). Les modèles d'apprentissage sont ainsi capables de s'adapter à un nombre élevé de classes. Par exemple, dans le défi BirdCLEF 2016, des modèles ont été formés pour reconnaître 999 espèces d'Oiseaux et évalués à la fois sur des paysages sonores omnidirectionnels (i.e. enregistrements ambiants sur le terrain) contenant plusieurs espèces et des enregistrements monodirectionnels ciblant une seule espèce (Goëau *et al.* 2016). Dans l'étude de Chen *et al.* (2020), un logiciel « Waveman » a été développé pour identifier des chauves-souris et préparer une bibliothèque de référence utilisant plus de 880 fichiers audio de 36 espèces asiatiques. Leur logiciel intègre un réseau « BatNet » et une stratégie de re-vérification pour maximiser la précision (précision globale de plus de 90 %). Un autre exemple est celui de CityNet, qui est un modèle d'apprentissage profond développé pour mesurer l'activité acoustique biotique (CityBioNet) et anthropique (CityAnthroNet) dans les villes à partir d'enregistrements audio (Fairbrass *et al.* 2019). Il a été entraîné

sur un grand ensemble de données d'enregistrements audio annotés collectés à Londres (Royaume-Uni). En comparant la précision et le rappel de CityBioNet et CityAnthroNet séparément à d'autres algorithmes alternatifs disponibles, les auteurs ont observé que CityBioNet est l'algorithme le plus précis pour mesurer l'activité biotique. Les algorithmes, le code et les modèles pré-entraînés sont disponibles gratuitement, ainsi que deux bases de données audio urbaines annotées par des experts (base de données : <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.c.3904006.v1> ; code Python : <https://github.com/mdfirman/CityNet>, dernière consultation le 23 mai 2023 ; Zenodo : <https://doi.org/10.5281/zenodo.1463057>).

Cependant, l'application des CNN reste limitée notamment par l'exigence au niveau des ressources en données d'entraînement (i.e. représentant la variabilité des répertoires acoustiques des espèces, du bruit de fond et de la distance des individus), en matériel numérique, ainsi que par leur sensibilité au sur-ajustement des données de formation. Le sur-ajustement se produit lorsque le modèle correspond trop à la base de données d'apprentissage (i.e. il est « sur-ajusté » à cette base de données). Ce modèle est alors incapable de généraliser la reconnaissance d'espèces à de nouvelles données. Lorsque les bases d'apprentissage sont petites ou trop similaires, ce type de problème peut survenir, le réseau associant à tort une espèce à un autre son.

Il est possible de résoudre au moins partiellement certains des problèmes liés à la quantité de données d'entraînement nécessaire en augmentant artificiellement les données d'entraînement avec diverses techniques, comme l'utilisation de bruit de fond pour simuler différentes distances et environnements acoustiques, le décalage temporel et de fréquence et l'étirement des signaux cibles, et l'ajout de bruit gaussien, ce qui améliorerait considérablement les performances (LeBien *et al.* 2020). Des données d'entraînement provenant de diverses sources géographiques sont également mises à disposition du public (voir aussi la partie « Logiciels et outils de traitement du son »). De plus, des projets d'étiquetage des données en ligne tels que Bat Detective (www.batdetective.org, dernière consultation le 23 mai 2023) vont contrer ces inconvénients en impliquant des scientifiques citoyens dans l'annotation des données d'apprentissage des CNN (Mac Aodha *et al.* 2018). Il faut également incorporer une classe de bruit de fonds pour tenir compte de l'audio ne contenant aucune espèce cible (e.g., Ruff *et al.* 2019). Par ailleurs, les classificateurs CNN pré-entraînés pour la détection et la classification d'espèces dans les enregistrements de paysages sonores (Florentin *et al.* 2020) permettent d'avoir des méthodologies transférables entre plusieurs espèces et conditions acoustiques, diminuant ainsi les temps d'analyse. Certaines études ont utilisé des modèles de prédiction multi-étiquettes pour classer les enregistrements de paysages sonores pouvant contenir des occurrences simultanées de différents signaux cibles (Zhang *et al.* 2016 ; Kahl *et al.* 2017). Bien qu'ils aient rapporté une amélioration des performances dans la classification, ce type d'études de classification de paysages sonores multi-étiquettes reste limité en raison de la difficulté accrue d'acquérir des données d'apprentissage avec une labellisation complète de tous les signaux contenus dans le paysage (LeBien *et al.* 2020).

LIBRAIRIES DE SONS

Sons de références

Une des contraintes majeures dans la classification des signaux acoustiques est le degré de complétude des sonothèques de référence. Afin de développer un outil de classification robuste, il est souvent essentiel d'avoir une large base de données, qui comprend des signaux acoustiques clairs. Idéalement, ces sons de références doivent représenter toutes les variations possibles de l'espèce cible, telles que les variations individuelles, les variations régionales (e.g., Martinez & Martin 2020), plusieurs types de vocalisations ou des cris rapprochés (Priyadarshani *et al.* 2018). La bancarisation de ces données est une tâche laborieuse et chronophage, puisqu'il faut collecter des enregistrements audio de haute qualité et dont l'identification des espèces est vérifiée. Cela explique que lorsque ces sons de références sont disponibles, ils sont généralement de petite taille et manquent de variabilité dans le type de signaux, la qualité d'enregistrement et l'environnement acoustique (Gibb *et al.* 2019). Par ailleurs, ces données doivent également être labélisées manuellement pour fournir des données d'entraînement aux modèles de classification. Il est également nécessaire d'avoir des enregistrements bruts incluant les bruits de fonds et des annotations de terrain. Ces sonothèques de références sont souvent biaisées en faveur des Vertébrés – et tout particulièrement des cétacés, des chauves-souris et des Oiseaux – en Europe et Amérique du Nord, ce qui se traduit généralement par des biais dans la disponibilité des classificateurs (Gibb *et al.* 2019).

Banques de données disponibles

Il existe de grandes bases de données qui hébergent des données bioacoustiques en ligne telles que la base de données collaborative Xeno-Canto (www.xeno-canto.org, site web dédié au partage des sons d'animaux sauvages du monde entier, où l'on peut écouter, télécharger et explorer les enregistrements de la collection, dernière consultation le 23 mai 2023), l'archive d'échantillons de cris d'Oiseaux du Cornell Lab of Ornithology (<https://www.macaulaylibrary.org/>, dernière consultation le 23 mai 2023), ChiroVox pour les chauves-souris (<https://www.chirovox.org/>, dernière consultation le 23 mai 2023, Göröf *et al.* 2022), FrogID pour les Amphibiens (<https://www.gbif.org/dataset/47c9fee2-619a-481c-a114-386bc4748256>, dernière consultation le 23 mai 2023). D'autres grandes bases de données acoustiques disponibles sur Internet incluent ARBIMON (<https://arbimon.rfcx.org/home>, dernière consultation le 23 mai 2023), le Remote Environmental Assessment Laboratory (Kasten *et al.* 2012), Ecosounds (<https://www.ecosounds.org/>, dernière consultation le 23 mai 2023) et le Center for Global Soundscapes (<https://centerforglobalsoundscapes.org>, dernière consultation le 23 mai 2023). Les muséums peuvent également avoir des bases de données comme Tierstimmenarchiv (www.tierstimmenarchiv.de, dernière consultation le 23 mai 2023) du Museum für Naturkunde de Berlin regroupant plus de 120 000 enregistrements d'Oiseaux, de Mammifères, d'invertébrés, de poissons, d'Amphibiens et de reptiles, ou la sonothèque du Muséum national d'Histoire naturelle (<https://sonotheque.mnhn.fr/>, dernière consultation le 23 mai 2023). Par ailleurs,

la librairie Macaulay est également disponible au public pour fournir des conseils, des astuces afin d'optimiser la qualité des enregistrements d'Oiseaux et d'autres animaux dans la nature (<https://www.macaulaylibrary.org/resources/>, dernière consultation le 23 mai 2023).

LOGICIELS ET OUTILS DE TRAITEMENT DU SON

Le principe de la reconnaissance automatisée des signaux acoustiques consiste donc à développer des algorithmes qui analysent les fichiers pour détecter les signaux cibles puis mesurer et extraire les caractéristiques à utiliser comme critères de classification et d'assignation aux espèces. Le développement d'algorithmes est une étape essentielle, mais chronophage et complexe pour les utilisateurs non experts. Malgré l'intérêt pour des systèmes automatisés, les études reposant sur des méthodes entièrement automatiques et intégrant à la fois la détection et la classification de plusieurs espèces dans des paysages sonores bruyants sont plutôt limitées. Toutes les méthodes de classification actuelles nécessitent un certain travail manuel par les opérateurs, et seules quelques-unes sont facilement accessibles dans des logiciels (i.e. Arbimon, Raven, Audacity, Sound Scope et Kaleidoscope). Le traitement manuel est souvent le plus précis mais est relativement subjectif et lent, alors que le traitement automatisé est beaucoup plus rapide mais sujet aux erreurs (Digby *et al.* 2013). De plus, les logiciels ne permettent de classer les enregistrements que pour certains groupes taxonomiques et certaines zones géographiques (Walters *et al.* 2012; Aide *et al.* 2013; Bas *et al.* 2017). Ces outils sont relativement faciles à utiliser, mais leur transférabilité à de nouvelles données reste problématique et il semble risqué de s'appuyer sur des outils coûteux dont les méthodes sous-jacentes sont mal rapportées (Gibb *et al.* 2019).

Il existe de nombreux logiciels et outils permettant une mesure automatisée des paramètres sonores ainsi que quelques outils de classification (voir revue dans Priyadarshani *et al.* 2018).

Il existe de nombreux exemples de logiciels pour les analyses acoustiques tels que :

- *monitoR* (package R), traite automatiquement les enregistrements sur le terrain et estime le nombre de signaux. Aide à créer, modifier, enregistrer et utiliser des modèles pour la détection des vocalisations d'animaux, ainsi qu'à afficher, vérifier et extraire les résultats (<https://cran.r-project.org/web/packages/monitoR/monitoR.pdf>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- *warbleR* (package R) présente des fonctions visant à faciliter l'analyse de la structure des signaux acoustiques des animaux dans R. Il utilise des outils d'analyse sonore de base du package « seewave », et offre de nouveaux outils pour l'analyse de la structure acoustique (<https://cran.r-project.org/web/packages/warbleR/index.html>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- le logiciel *BatSound* est un outil payant qui convient à l'analyse sonore en général, mais comprend également un certain nombre de fonctionnalités centrées sur l'analyse des signaux de chauves-souris enregistrés (<https://batsound.com/>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- *SoundID* est un système payant de reconnaissance sonore dédié aux études et applications bioacoustiques. Il n'est pas

toujours facile d'accès pour les utilisateurs non experts et l'optimisation des paramètres peut prendre du temps et être difficile (Jinnai *et al.* 2012; Priyadarshani *et al.* 2018) (<http://www.soundid.net/>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- *Raven Pro* a été développé par le Cornell Lab of Ornithology pour l'acquisition, la visualisation, la mesure et l'analyse des sons et semble utilisé majoritairement comme outil d'analyse de spectrogramme (Priyadarshani *et al.* 2018). Ce logiciel a une version pro payante, mais également une version lite (moins complète) gratuite (<https://ravensoundsoftware.com/software/raven-pro/>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- *Song Scope*, développé par Wildlife Acoustics, est également équipé d'un détecteur de signaux (Wildlife Acoustics 2011 a, b). Le principal inconvénient est que l'approche utilisée dans ce logiciel semble très sensible au bruit (Duan *et al.* 2013; Priyadarshani *et al.* 2018). Wildlife Acoustics a également présenté *Kaleidoscope*, qui est une suite intégrée d'outils d'analyse bioacoustique faisant progresser *Song Scope* (<https://www.wildlifeacoustics.com/images/documentation/Song-Scope-Users-Manual.pdf>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- *Avisoft-SASLab Pro* est un outil polyvalent d'analyse, d'édition, de classification et de synthèse du son créé par Avisoft Bioacoustics. Il y a une variété d'options avancées d'analyse sonore dans la version payante, mais il existe également une version lite gratuite qui fournit encore des outils utiles. La société fournit également des appareils d'enregistrement bioacoustique et un logiciel d'enregistrement séparé. Le logiciel est utile pour mesurer automatiquement les paramètres sonores du spectrogramme et de la forme d'onde (Priyadarshani *et al.* 2018) (<http://www.avisoft.com/>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- *Arbimon* est un réseau Web permettant de stocker, partager et analyser des données acoustiques. Leur cyber-infrastructure comprend une station de surveillance à distance alimentée à l'énergie solaire qui envoie des enregistrements d'une minute toutes les 10 minutes à une station de base, qui relaie les enregistrements en temps réel vers le serveur du projet, où les enregistrements sont traités et téléchargés sur le site Web du projet (Aide *et al.* 2013). Les enregistrements à analyser doivent être téléchargés sur *Arbimon* afin de voir les résultats. Cependant, leur fonction de reconnaissance en ligne est coûteuse et n'est pas faisable pour le traitement d'enregistrements de longue durée (<https://arbimon.rfcx.org/>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- *Sound Analysis Pro* est un programme gratuit pour les analyses sonores qui effectue un enregistrement et une analyse automatisée de la vocalisation animale. Il peut gérer des données sonores sur des périodes prolongées (<http://soundanalysispro.com/>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

- *Ishmael* est un logiciel d'analyse bioacoustique en libre accès. Il comprend des affichages de formes d'ondes sonores et de spectrogrammes, une capacité d'enregistrement pour une entrée en temps réel, plusieurs méthodes de localisation acoustique et de reconnaissance automatique des signaux, ainsi qu'une fonction d'annotation sonore (<http://www.bioacoustics.us/ishmael.html>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

– Luscinia est un logiciel libre d'accès d'archivage des enregistrements acoustiques, de mesure et d'analyse des signaux bioacoustique. Il fournit un moyen flexible, rapide et fiable de mesurer semi-automatiquement les signaux bioacoustiques et met en œuvre un large éventail de méthodes analytiques (<https://rflachlan.github.io/Luscinia/>, dernière consultation le 23 mai 2023) ;

– RIBBIT (The Repeat Interval Based Bioacoustic Identification Tool) est un outil open-source d'identification des vocalisations bioacoustiques basé sur les intervalles de répétition. Il a été conçu pour détecter les vocalisations pulsées ou périodiques des Anoures (grenouilles et crapauds) ou d'autres taxons vocaux dans les enregistrements audio sur la base de leur structure périodique. Il existe un notebook R (<https://github.com/kitzeslab/r-ribbit>, dernière consultation le 23 mai 2023) et une implémentation Python (dans la boîte à outils bioacoustique open-source OpenSoundscape ; <https://github.com/kitzeslab/opensoundscape>, dernière consultation le 23 mai 2023) de RIBBIT.

SCIENCES PARTICIPATIVES ET APPLICATIONS GRAND PUBLIC

Les protocoles de sciences participatives standardisés sont considérés comme de bonnes solutions pour collecter de grandes quantités de données sur de larges échelles spatiales. Les technologies numériques, telles que les photographies et les enregistrements sonores, peuvent ainsi augmenter la quantité de données collectées tout en réduisant les biais dus à la variation des observateurs (Sueur *et al.* 2008 ; Dickinson *et al.* 2010). Le développement de nouvelles techniques de reconnaissance automatique des espèces basées sur la détection sonore est facilement applicable dans un cadre des sciences citoyennes. Par exemple, le projet « New Forest Cicada » a permis d'équiper les visiteurs de la forêt d'une application pour téléphone intelligent capable de détecter et de reconnaître le chant d'une espèce de cigale (seule cigale présente naturellement au Royaume-Uni) afin d'aider à la localiser. Quant à Jeliaskov *et al.* (2016), ils ont estimé les tendances temporelles à grande échelle de populations d'insectes à l'aide de l'identification automatique de bases de données acoustiques provenant d'un programme de suivi citoyen du Muséum national d'Histoire naturelle. En effet, ils rassemblent des données acoustiques de communautés d'orthoptères sur une grande partie de la France, à l'aide d'enregistreurs audio passifs supervisés par des bénévoles dans le cadre des programmes Vigie-Nature (programmes de sciences participatives ouverts à tous, <https://www.vigienature.fr>, dernière consultation le 23 mai 2023). En Australie des chercheurs ont également développé FrogID (<https://www.frogid.net.au/>, dernière consultation le 23 mai 2023), qui est une base de données de biodiversité sur les occurrences d'Amphibiens reposant sur une validation acoustique par des experts (Rowley *et al.* 2019 ; Rowley & Callaghan 2020). FrogID compte sur les bénévoles qui enregistrent les cris d'Amphibiens et leur permet de soumettre leurs sons (*via* la technologie des smartphones), pour ainsi fournir à la fois une base de données de biodiversité d'espèces d'Amphibiens géo-référencées, et une collection numérique de cris d'Amphi-

biens. La base de données qui est disponible et publiée, sur une année complète du projet (novembre 2017 - novembre 2018), comprend 54 864 enregistrements de 172 espèces, soit 71 % des espèces d'Amphibiens connues en Australie (Rowley & Callaghan 2020). FrogID a notamment permis de collecter des données sur des espèces d'Amphibiens rares et menacés, de documenter le déclin d'espèces d'Amphibiens indigènes, et de détecter des espèces invasives.

Les sciences participatives peuvent également aider les chercheurs à labéliser les données nécessaires à l'entraînement de leurs modèles. Par exemple, Mac Aodha *et al.* (2018) ont développé un système open source entièrement automatique et efficace pour la détection des signaux d'écholocation de chauves-souris (en phase de recherche) dans des enregistrements bruyants et basé sur l'apprentissage profond. Ils ont fait appel aux sciences participatives pour entraîner leurs algorithmes d'apprentissage profond sur des données audio ultrasoniques (collectées le long de transects routiers à travers l'Europe) et étiquetées par des scientifiques citoyens à l'aide du site www.batdetective.org, dernière consultation le 23 mai 2023. Afin d'améliorer les modèles de classification, il existe de nombreux défis de reconnaissance d'espèces à partir des signaux acoustiques sur Internet et facilement accessibles tels que BirdCLEF (<https://www.imageclef.org/BirdCLEF2020>, dernière consultation le 23 mai 2023), NIPS4B, ou encore MLSP 2013. C'est également le cas du projet Nocturnal Bird Migration en France (<https://nocturnal-bird-migration.com/fr>, <https://gitlab.com/nbm.challenge/nbm-nocturnal-bird-migration>, dernière consultation le 23 mai 2023), qui s'appuie sur des bénévoles pour collecter et étiqueter des sons de référence issus d'enregistrements longs. Le projet cherche à développer des outils pour optimiser l'analyse automatique des heures d'enregistrement nocturne de migrations d'Oiseaux et aider à leur suivi. Ce défi a été proposé dans le cadre du Hack4Nature.

INDICES ÉCO-ACOUSTIQUES ET PAYSAGE SONORE

La classification des espèces basée sur les signaux acoustiques peut être restreinte par les exigences des modèles d'apprentissage automatique, ainsi que par la disponibilité des logiciels gratuits et des grandes sonothèques. En parallèle, les chercheurs montrent un intérêt croissant pour les indices de diversité acoustique permettant de caractériser des communautés fauniques.

L'ensemble de tous les sons produits dans l'écosystème comprend des sons biologiques (i.e. les signaux acoustiques produit par les animaux), géophysiques et anthropiques, et constitue ce qu'on appelle « le paysage sonore » (Pijanowski *et al.* 2011). Le principe de base des indices acoustiques est d'écarter l'idée d'identification des espèces et d'aborder les questions de recherche au niveau de la communauté de sons. Il est ainsi possible de calculer des indices du paysage sonore qui reflètent différentes composantes de la diversité acoustique comme la complexité,

la richesse et la composition des sons. Ces indices sont considérés comme des substituts efficaces pour des évaluations rapides de la biodiversité et offrent une méthode relativement rapide de traitement des données acoustiques (Sueur *et al.* 2008). Un indice acoustique est un résumé mathématique de la distribution de l'énergie acoustique et est utilisé pour estimer la diversité sonore d'un enregistrement (Towsey *et al.* 2014). Il existe une vaste gamme d'indices acoustiques qui sont généralement basés sur le calcul et la comparaison de la puissance acoustique dans les intervalles temporels et fréquentiels (Sueur *et al.* 2014 ; Gibb *et al.* 2019 ; Sugai *et al.* 2019). Ces indices ont plutôt tendance à refléter les schémas généraux de l'activité sonore des espèces plutôt que de la diversité des espèces émettrices (Gasc *et al.* 2016). Ils permettent d'évaluer les qualités du paysage sonore telles que la régularité, l'entropie et la complexité. Les indices acoustiques donnent donc des informations au niveau communautaire à partir des paysages sonores entiers ; ils sont relativement simples et facilement disponibles sur des logiciels open source (Metcalf *et al.* 2020). Ils peuvent notamment se calculer en utilisant les packages tels que soundecology (Villanueva-Rivera *et al.* 2018), tune R (Ligges *et al.* 2022), ou encore QUT Ecoacoustics Audio Analysis Software (Towsey *et al.* 2018).

Divers indices acoustiques existent (e.g., indice de complexité acoustique, indice de diversité acoustique, indice de régularité acoustique, indice de bioacoustique, indice de différence normalisée du paysage sonore), dont l'objectif est de décrire le paysage sonore de manière pertinente (e.g., Sueur *et al.* 2014 ; Rajan *et al.* 2019). La principale supposition sous-jacente à ces indices est que plus il y a d'espèces dans une communauté, plus il y aura de signaux produits en même temps, ce qui augmentera l'hétérogénéité de l'environnement acoustique (Sueur *et al.* 2008). Par exemple, l'indice de complexité acoustique mesure la variabilité de l'intensité d'un signal et vise à représenter l'hétérogénéité sonore tout en étant robuste au bruit non ciblé, et est appliqué à de larges gammes de fréquences. Il mesure l'irrégularité d'amplitude à travers les échantillons de temps par bande de fréquence, par rapport à l'amplitude totale de la bande de fréquence (Pieretti *et al.* 2011 ; Metcalf *et al.* 2020). En revanche, l'indice bioacoustique est généralement appliqué à des gammes de fréquences plus étroites. Il calcule l'énergie sonore totale dans cette gamme et peut être utilisé pour estimer une abondance relative de la communauté aviaire dans une plage de fréquences contenant la plupart des sons d'Oiseaux (i.e. 2 à 8 kHz). Il mesure la disparité entre les tranches de fréquence de 1 kHz les plus silencieuses et les plus bruyantes (Boelman *et al.* 2007 ; Rajan *et al.* 2019 ; Metcalf *et al.* 2020). L'indice de diversité acoustique compare la diversité des signaux sonores dans un gradient d'activités anthropiques. Il est calculé en divisant le spectrogramme en N tranches de fréquence (i.e. 1 jusqu'à 10 kHz par défaut) et en prenant la proportion des signaux dans chaque case au-dessus d'un seuil (afin d'éliminer les sons vagues et les bruits), et correspond à l'indice de diversité de Shannon appliqué à ces tranches de fréquence

(Villanueva-Rivera *et al.* 2011 ; Rajan *et al.* 2019). Enfin, l'indice de paysage sonore à différence normalisée (NDSI) permet de savoir si la biophonie ou l'anthrophonie est le constituant dominant d'un paysage sonore en fournissant une gamme de valeurs comparant l'intensité sonore entre les gammes de fréquences qui correspondent à la biophonie (2 à 12 kHz) et à l'anthrophonie (1 à 2 kHz). Les valeurs de NDSI approchant de + 1 représentent un paysage sonore dominé par la biophonie pure et prennent des valeurs négatives lorsque la composante anthrophonique domine (Kasten *et al.* 2012 ; Ross *et al.* 2018 ; Rajan *et al.* 2019).

L'utilisation des indices acoustiques et du paysage sonore dans les études sur la biodiversité peut améliorer nos connaissances sur la biodiversité et apporter des informations nécessaires à la gestion et conservation des communautés et des écosystèmes.

Afin de gérer et analyser de longs enregistrements, des chercheurs ont combiné trois indices acoustiques calculés sur de courts segments de temps pour développer une méthode de visualisation des paysages sonores de 24 heures (Towsey *et al.* 2014). Ils ont ainsi pu générer un spectrogramme compressé « en fausses couleurs » de longue durée qui contient tout de même de nombreux détails sur les caractéristiques acoustiques. Cette méthode de visualisation basée sur des indices acoustiques semble également pouvoir détecter et suivre certaines espèces dans de larges bases de données. Ces spectrogrammes ont ainsi été utilisés pour mettre en évidence le son des Oiseaux, des chœurs d'Amphibiens, ou encore d'écholocation de chauves-souris (Towsey *et al.* 2018). Par ailleurs, Brodie *et al.* (2020) ont montré que les indices acoustiques avaient du potentiel comme prédicteurs dans divers modèles de classification pour l'identification d'espèces d'Amphibiens avec des performances de classification relativement élevées. D'autre part, Rowe *et al.* (2021) ont conçu des encodeurs automatiques d'extraction de caractéristiques à partir d'enregistrements de longue durée de l'environnement. Cette méthode peut être utilisée pour analyser des données audio environnementales sur une petite échelle de temps. Elle offre une précision similaire ou supérieure à celle des méthodes existantes à un coût moindre.

La quantification de la résilience des écosystèmes dans le contexte actuel des changements globaux est essentielle pour la conservation des écosystèmes, car cela peut améliorer nos capacités à prévoir les impacts des perturbations, à estimer la perte des services écosystémiques et à mener une gestion adaptative. Cependant, l'évaluation quantitative de la résilience des systèmes naturels est une tâche qui reste complexe et difficile, en particulier pour les communautés animales. Gottesman *et al.* (2021) ont enregistré et analysé des paysages sonores pour quantifier la résilience des communautés animales des récifs coralliens et des forêts après perturbation (i.e. ouragan). Ainsi, ils ont démontré l'utilité des méthodologies des paysages sonores dans la mesure de la résilience des communautés animales et donc à la compréhension de l'évolution de la biodiversité et du fonctionnement des écosystèmes. Furumo & Mitchell Aide (2019) ont utilisé des données de paysages sonores pour évaluer la

faune dans les paysages de palmiers à huile en Colombie et aider à guider le développement de futures plantations avec des impacts minimes sur la biodiversité. De plus, des études ont démontré des connexions entre le paysage sonore et les caractéristiques de l'habitat et du paysage, les conditions écologiques, et la richesse des espèces d'Oiseaux (Fuller *et al.* 2015 ; Zhao *et al.* 2022). Ainsi, les auteurs suggèrent que l'évaluation du paysage sonore à distance peut être mise en œuvre comme un outil de surveillance écologique dans les paysages forestiers fragmentés. D'autre part, avec l'augmentation des enregistreurs acoustiques pour le suivi des espèces et des paysages sonores de la planète, la collection de sons provenant d'écosystèmes actuels s'accroît. Ces enregistrements constitueront des « capsules temporelles bioacoustiques » et deviendront des références pour la recherche écologique future. Cela aidera notamment à la compréhension du changement global en fournissant des informations historiques singulières sur la structure et la dynamique des écosystèmes passés et l'activité de la faune éteinte (i.e. « fossiles acoustiques ») (Sugai & Llusia 2019). Il est important de noter que cela nécessitera de disposer d'une infrastructure mutualisée d'archivage de ces données sonores, ce qui n'est pas totalement le cas actuellement.

Malgré la popularité croissante de ces indices, ils ne sont pas toujours efficaces pour répondre aux questions liées à la conservation ou à la gestion des ressources naturelles (Sugai *et al.* 2019 ; Metcalf *et al.* 2020). En effet, ils ont été appliqués dans les études acoustiques avec un succès variable (Buxton *et al.* 2018b ; Bateman & Uzal 2022) et certaines études montrent des corrélations significatives entre les indices acoustiques et les mesures de la diversité des espèces – suggérant qu'ils peuvent fonctionner comme des indicateurs écologiques – tandis que d'autres ne trouvent peu ou pas de corrélation (Metcalf *et al.* 2020 ; Shamon *et al.* 2021). Ces difficultés de généralisation à travers les taxons et les écosystèmes peuvent expliquer qu'il n'y ait pas encore de consensus sur les indices les plus efficaces (Deichmann *et al.* 2018). De plus, il est conseillé d'interpréter avec prudence les indices de diversité acoustique, qui peuvent être influencés par d'autres sources d'hétérogénéité acoustique (Gasc *et al.* 2015). En effet, les performances des indices sont particulièrement affectées par les sons d'Insectes, les conditions météorologiques et anthropiques (Buxton *et al.* 2018b). Par ailleurs, le lien supposé entre la communauté et la diversité sonore biotique reste controversé (Gibb *et al.* 2019). Malgré cela, l'utilisation d'une combinaison d'indices acoustiques pertinents peut prédire avec précision la diversité des sons biologiques dans les enregistrements acoustiques terrestres (Towsey *et al.* 2014 ; Buxton *et al.* 2018b). Dans leur étude, Zwerts *et al.* (2022) n'ont pas trouvé de relation entre la saturation du paysage sonore (i.e. indicateur de la diversité acoustique qui calcule le degré d'utilisation des niches acoustiques) et l'abondance de plusieurs guildes de Mammifères basée sur des pièges photographiques. Les auteurs concluent qu'avec cette couverture complémentaire des espèces, il y a un intérêt à avoir une approche combinant des enregistreurs acoustiques et du piégeage par caméra.

AUTRES OPPORTUNITÉS POUR LES ÉTUDES ACOUSTIQUES

Les données de suivis acoustiques permettent aux chercheurs d'aborder diverses problématiques de l'écologie comme la détection des espèces cibles, la localisation des animaux et le suivi de leurs mouvements à petite et grande échelle, l'identification des individus, l'utilisation de l'habitat et l'étude des comportements et de la communication des animaux.

DÉTECTION D'ESPÈCES CIBLES

Les signaux acoustiques peuvent être utilisés pour le suivi d'un nombre restreint d'espèces cibles. Ces types de systèmes sont souvent conçus pour les espèces d'importance économique ou sanitaire et la plupart du temps, dans le but de lutter contre les ravageurs dans les écosystèmes agricoles causant des pertes de récoltes annuelles coûteuses. En particulier, différents systèmes automatisés ont été développés pour détecter et suivre diverses espèces d'Insectes nuisibles (Cardim Ferreira Lima *et al.* 2020). Ces nouvelles technologies sont prometteuses pour la détection précoce des organismes nuisibles aux récoltes et le suivi à de grandes échelles spatiales. Par exemple, Potamitis *et al.* (2017) ont modifié un piège en plastique classique en ajoutant des capteurs optoélectroniques pour surveiller l'entrée du piège afin de détecter et identifier les espèces d'Insectes entrants grâce à l'analyse du spectre optoacoustique de leur battement d'aile (Potamitis *et al.* 2017 : fig. 3). Ils ont par la suite amélioré ce système grâce à un capteur optoélectronique bimodal basé sur des lentilles de Fresnel et un appareil d'enregistrement stéréo qui enregistre le battement des ailes d'un insecte en vol sous forme de lumière rétrodiffusée et d'extinction (Potamitis *et al.* 2018). Ce piège électronique examine le contenu spectral du battement des ailes de l'insecte volant et restitue *via* une technologie sans fil les dénombrements et l'identité des espèces. Ainsi, ces pièges électroniques à Insectes signalent quasiment en temps réel le niveau de la population de ravageurs du champ directement à un opérateur humain. Afin de généraliser l'utilisation de ce type de piège, les auteurs fournissent un accès libre aux détails de mise en œuvre, aux enregistrements et au code de classification développé. D'autres études se concentrent sur des techniques automatisées de détection optique des signaux de battements d'ailes des Insectes (notamment avec des algorithmes issus du domaine de l'apprentissage automatique), comme Kalfas *et al.* (2021).

L'étude de la répartition spatiale des espèces est essentielle pour la conservation de la faune, mais peut constituer un défi notamment pour les espèces menacées ou cryptiques car il y a souvent un faible nombre d'observations. Ainsi, le suivi acoustique a été utilisé avec succès pour surveiller les populations d'espèces menacées et rares telles que le Kiwi d'Owen (*Apteryx owenii* Gould, 1847) (Digby *et al.* 2013). Leur méthode avait une précision très élevée (plus de 98%) et nécessitait moins de 3 % du temps nécessaire au suivi par observation directe sur le terrain. Les auteurs suggèrent que les méthodes acoustiques automatisées offrent

une alternative appropriée et extrêmement efficace aux comptages ponctuels des observateurs sur le terrain pour le suivi des espèces. Campos-Cerqueira & Aide (2016) ont combiné une approche d'identification automatisée spécifique basée sur des enregistrements sonores avec des modèles d'occupation qui tiennent compte de la détectabilité imparfaite pour améliorer les estimations de la répartition des espèces. Ils ont ainsi déterminé la répartition spatiale de la Paruline d'Angela (*Setophaga angelae* Kepler et Parkes, 1972), qui est une espèce d'Oiseau rare et menacée. Ils ont pu montrer que l'utilisation de modèles d'identification automatisée spécifiques réduit considérablement la quantité d'enregistrements qui doivent être validés pour développer des modèles d'occupation non biaisés et précis. La bioacoustique a également été utilisée comme outil pour discriminer sur le terrain des espèces cryptiques de Mammifères terrestres (Ancillotto *et al.* 2017). En raison de leur ressemblance morphologique et de leur fréquente sympatrie, l'identification sur le terrain des espèces de rongeurs du genre *Apodemus* spp. peut se révéler très compliquée. Les espèces ne peuvent être identifiées de manière fiable qu'en laboratoire par l'examen de la morphologie du crâne (i.e. spécimens morts) ou d'ADN (i.e. échantillonnage invasif de tissus comme le poinçon d'oreille, la biopsie de la queue ou la coupe d'orteils). C'est pourquoi des chercheurs ont présenté une approche nouvelle moins invasive pour l'identification des souris, dans laquelle ils combinent des données de taille, de masse corporelle et de variables acoustiques des cris de détresse pour développer des fonctions discriminantes. Ils ont ainsi obtenu des taux de classification correcte relativement élevés (de 86,4 à 98,1 %) pour trois espèces cryptiques en Italie.

Un autre exemple d'utilisation du suivi acoustique pour détecter certaines espèces dans un environnement acoustique complexe est celui de l'étude d'Awano *et al.* (2021), qui ont développé un dispositif discriminant plusieurs espèces d'animaux nocturnes dans leur habitat naturel sur la base des différences dans les caractéristiques spectrales de leurs signaux acoustiques. Ce dispositif – équipé d'un microphone, d'une diode électroluminescente et d'un filtre passe-bande – s'éclaire uniquement lors de la détection des cris d'une espèce focale en accordant la fréquence centrale du filtre pour inclure une fréquence dominante des cris de l'espèce cible. Dans cette étude en particulier, ils ont réglé les dispositifs de discrimination sonore pour qu'ils détectent les cris de deux espèces d'Amphibiens mâles (*Hyla japonica* Günther, 1859 ou *Rhacophorus schlegelii* Günther, 1858). Par la suite, le dispositif permet de localiser et de distinguer les cris de deux espèces d'Amphibiens dans leur habitat naturel, d'extraire la chronologie des cris sous forme de séries chronologiques et de quantifier la structure temporelle du chœur multi-espèces d'Amphibiens.

IDENTIFIER LES INDIVIDUS D'UNE ESPÈCE

Identifier les animaux individuellement est essentiel pour la conservation de la faune car cela permet d'obtenir des informations détaillées sur l'écologie et les comportements.

En effet, avoir ces informations sur les individus est nécessaire pour estimer la taille de population et la survie, et quantifier les mouvements (i.e. utilisation de l'espace et des ressources). Être capable d'obtenir des estimations précises des populations est un élément crucial de la biologie et de la conservation des espèces sauvages et permet de prendre des décisions de gestion éclairées (Sadhukhan *et al.* 2021). De nombreuses espèces d'animaux produisent des vocalisations distinctives qui peuvent ensuite être utilisées pour identifier, recenser et suivre des individus. L'identification acoustique des individus est considérée comme une alternative non invasive et efficace aux méthodes d'identification par marquage-recapture. Elle convient particulièrement au suivi individuel des espèces menacées ou vulnérables à la capture et à la manipulation. Cette méthode peut être utilisée efficacement pour suivre des individus dans le temps et fournir des informations sur la survie, la dynamique territoriale et les remplacements, ainsi que sur la migration (Petrusková *et al.* 2016 ; Wijers *et al.* 2021b ; Linhart *et al.* 2022). Linhart *et al.* (2022) présentent notamment dans leur étude le processus à suivre pour une identification automatique réussie chez une espèce donnée. Ils ont passé en revue les études faites sur la variation individuelle des vocalisations des Mammifères ainsi que les études pilotes utilisant l'identification acoustique pour recenser les Mammifères et les Oiseaux.

Les Loups (*Canis lupus* Linnaeus, 1758) sont connus pour leur communication de longue portée par le biais de hurlements qui est un processus de communication sociale, vital pour le comportement général de nombreuses espèces de canidés. En raison de sa grande amplitude et de sa basse fréquence, un hurlement peut se propager sur des distances de plus de six kilomètres, ce qui en fait des candidats idéaux pour les études acoustiques. Le hurlement pourrait s'avérer être un outil utile pour identifier les individus afin d'obtenir des informations sur la taille des populations, les schémas de dispersion, la composition des meutes et la présence de petits. En enregistrant les hurlements de Loups des Indes (*Canis lupus pallipes* Sykes, 1831), des chercheurs ont pu identifier quatre individus avec précision, de manière non-invasive à partir de leurs seuls hurlements en utilisant une méthode de classification supervisée (Sadhukhan *et al.* 2021). Les signaux acoustiques ont été utilisés pour identifier des loups avec précision chez plusieurs sous-espèces telles que les Loups de l'Est (*Canis lupus lycaon* Schreber, 1775) (Root-Gutteridge *et al.* 2014), les Loups des Indes (Sadhukhan *et al.* 2021), et les Loups ibériques (*Canis lupus signatus* Cabrera, 1907) (Palacios *et al.* 2007) ; et il a été démontré que les loups ont des signatures vocales différentes selon les sous-espèces (Kershenbaum *et al.* 2016). D'après Larsen *et al.* (2022), le suivi acoustique pourrait être un outil précieux et efficace en complément des pièges photographiques, en permettant d'améliorer la détection des Loups sur de longues distances. Il a également été démontré que l'analyse des enregistrements de rugissements de Lions (*Panthera leo* Linnaeus, 1758) peut différencier et localiser des individus (Wijers *et al.* 2021b).

IDENTIFIER L'ÉCOLOGIE

ET LES COMPORTEMENTS DES ESPÈCES

Les chercheurs utilisent fréquemment diverses techniques de suivi acoustique pour collecter des données individualisées ou non sur les comportements dans le temps et l'espace et sur les relations entre espèces (e.g., Kalan *et al.* 2016; Wrege *et al.* 2017; Kershenbaum *et al.* 2019; Papin *et al.* 2019; Pérez-Granados & Schuchmann 2020; Wijers *et al.* 2021b; Linhart *et al.* 2022). Par exemple, le suivi acoustique a été utilisé avec succès pour étudier les rencontres entre le Méli-phage bruyant (*Manorina melanocephala* Latham, 1802) et les prédateurs terrestres dans des zones boisées fragmentées avec l'aide d'un protocole d'évaluation semi-automatique pour détecter les vocalisations d'alarme (McDonald *et al.* 2021). Les patrons de vocalisations ont ainsi mis en évidence un risque de prédation perçu plus élevé le long des bordures, notamment dans les petites parcelles (i.e. « paysage de la peur »).

Les suivis acoustiques peuvent fournir des estimations d'abondance des populations à partir des données de vocalisation et ainsi améliorer la surveillance de nombreux taxons acoustiquement actifs (Thompson *et al.* 2010; Marques *et al.* 2013). Bien que les indices acoustiques soient principalement appliqués à la quantification de la diversité des assemblages multi-espèces, ils peuvent également être appliqués à des assemblages monospécifiques (i.e. plusieurs individus d'une même espèce) et servir de proxy d'abondance (i.e. basé sur les chœurs émis par une espèce). Certains indices acoustiques se sont avérés prometteurs pour le recensement des meutes de Loups gris (Papin *et al.* 2019).

Les informations fournies par ces types de suivis peuvent être particulièrement pertinentes et utiles pour les espèces rares, peu visibles, difficiles d'accès ou cryptiques. Les estimations de densité faites sur des lémuriniens de Madagascar à partir de données acoustiques sont en accord avec les estimations précédentes basées sur des animaux marqués individuellement réalisées dans la même zone (Markolf *et al.* 2022). Pérez-Granados & Schuchmann (2020) ont évalué l'utilité d'enregistreurs autonomes, couplés à un logiciel de reconnaissance automatique des signaux, pour suivre les périodes d'activités et de reproduction de deux espèces d'Ibijaux (*Nyctibius griseus* Gmelin, 1789 et *Nyctibius grandis* Gmelin, 1789), des Oiseaux nocturnes énigmatiques de la canopée. L'utilisation de la surveillance acoustique a également permis d'améliorer le suivi en vol des migrations d'Oiseaux (Sanders & Mennill 2014) et la compréhension des réponses hivernales des chauves-souris aux perturbations causées par des facteurs naturels tels que la météo, les perturbations anthropiques ou l'introduction de maladies (i.e. syndrome du nez blanc) (Bernard & McCracken 2017).

Par ailleurs, les signaux acoustiques, largement utilisés dans la reproduction chez les animaux, sont exploités par les chercheurs pour des suivis de populations. Certaines espèces tropicales d'anoues concentrent leur reproduction sur de courtes durées et forment des chœurs massifs de reproducteurs de multiples espèces, dont le déterminisme environnemental, la phénologie et la composition ont été analysées par une combinaison de données acoustiques et environnementales (Ulloa *et al.* 2019).

LOCALISATION DES ESPÈCES ET DES INDIVIDUS

Les suivis acoustiques offrent des opportunités pour étudier l'utilisation de l'espace par les animaux. Kalan *et al.* (2016) ont utilisé la surveillance acoustique de sons à longue distance comme méthode de suivi indirect et non invasif de l'aire de répartition et des territoires de Chimpanzés (*Pan troglodytes* Blumenbach, 1776), vivant dans deux habitats différents (la forêt et la savane-bois). La méthode la plus courante pour localiser des animaux dans l'espace avec un réseau de plusieurs microphones placés autour du site d'étude, consiste à utiliser la différence de temps d'arrivée du son à chaque microphone pour trianguler la source du son à partir des signaux enregistrés (Suzuki *et al.* 2018; Rhinehart *et al.* 2020; Sumitani *et al.* 2021). Ainsi, la localisation acoustique par un réseau de microphones permet de localiser précisément des Oiseaux chanteurs dans un environnement perturbé et d'évaluer dans quelle mesure leur répartition évolue en fonction du couvert forestier et de la présence de conspécifiques (Wilson & Bayne 2018). Un système de localisation similaire a aussi été présenté afin de localiser avec précision des Loups (Kershenbaum *et al.* 2019) et des Lions (Wijers *et al.* 2021b).

Une autre méthode de localisation des animaux a été développée pour suivre les trajectoires de vol de cinq espèces de chauve-souris par Wallis & Elmeros (2021), par la détection de l'angle d'un capteur par rapport à la direction d'un cri d'animal. Ce système consiste à détecter la différence de phase entre des microphones placés à proximité les uns des autres. Avec le dispositif d'Awano *et al.* (2021), le son des espèces cibles est détecté par le microphone et la LED s'active lorsqu'une d'entre elles est détectée. Une fois les dispositifs déployés sur le terrain, il est possible d'enregistrer les lumières de tous les dispositifs à l'aide d'une caméra vidéo, d'analyser le schéma d'éclairage des dispositifs déployés, et de localiser les espèces d'Amphibiens dont les cris peuvent se chevaucher ou alterner. Par ailleurs, la localisation de sons peut localiser des braconniers via les sons des coups de feu ou l'exploitation forestière illégale via les sons produits par les tronçonneuses (e.g., Sharma 2018; Ahmad & Singh 2019; Mporas *et al.* 2020; Andreadis *et al.* 2021; Wijers *et al.* 2021a). Par exemple, « Rainforest Connection » construit et déploie des systèmes de surveillance acoustique qui peuvent mettre fin à l'exploitation illégale des forêts et au braconnage, tout en permettant de mesurer et de surveiller la biodiversité (<https://rfcx.org>, dernière consultation le 23 mai 2023). Leurs systèmes envoient des alertes en temps réel pour la détection de tronçonneuses, camions, voitures, motos et autres signes d'incursion dans les zones protégées. La possibilité d'utiliser l'apprentissage profond sur des données de sismomètres a été explorée pour distinguer les Éléphants d'Afrique (*Loxodonta africana* Cuvier, 1825) des autres espèces, ainsi que pour classer leurs comportements et leurs interactions sociales, à partir des vibrations du sol résultant de leurs pas, et de leurs vocalisations à basse fréquence qui se propagent dans l'air comme dans le sol (Szenicer *et al.* 2022). Les sismomètres ne sont pas limités par une ligne de visée, sont de grande portée et non intrusifs, génèrent un faible volume de données et sont économes

TABLEAU 1. — Exemples d'études sur l'identification d'espèces à partir de données acoustiques.

Groupe taxonomique	Références
Chiroptères	Andreassen <i>et al.</i> 2014; Chen <i>et al.</i> 2020; Tuneu-Corral <i>et al.</i> 2020; Voigt <i>et al.</i> 2021; De Aguiar Silva <i>et al.</i> 2022; López-Bosch <i>et al.</i> 2022; Yoh <i>et al.</i> 2022
Amphibiens & reptiles	Xie <i>et al.</i> 2017; Rowley <i>et al.</i> 2019; Awano <i>et al.</i> 2021; Boullhesen <i>et al.</i> 2021; Campos-Cerqueira & Aide 2021; Campos-Cerqueira <i>et al.</i> 2021; Lapp <i>et al.</i> 2021
Oiseaux	Ulloa <i>et al.</i> 2016; Stevens <i>et al.</i> 2019; Ducretet <i>et al.</i> 2020; Vidaña-Vila <i>et al.</i> 2020; Doser <i>et al.</i> 2021; Maegawa <i>et al.</i> 2021; Pahuja & Kumar 2021; Permana <i>et al.</i> 2021; Tuncer <i>et al.</i> 2021; Akbal <i>et al.</i> 2022
Arthropodes	Jeliazkov <i>et al.</i> 2016; Aide <i>et al.</i> 2017; Newson <i>et al.</i> 2017; Gasc <i>et al.</i> 2018; Desjonquères <i>et al.</i> 2020; Høye <i>et al.</i> 2021; Van Klink <i>et al.</i> 2022
Mammifères	Wrege <i>et al.</i> 2017; Vu & Tran 2019; Bjorck <i>et al.</i> 2019; Crunchant <i>et al.</i> 2020; Dufourq <i>et al.</i> 2021; Markolf <i>et al.</i> 2022
Paysage sonore et indices acoustiques	Deichmann <i>et al.</i> 2017; Burivalova <i>et al.</i> 2018; Buxton <i>et al.</i> 2018a, b; Eldridge <i>et al.</i> 2018; Bradfer-Lawrence <i>et al.</i> 2020; Morgan & Braasch 2021; Gottesman <i>et al.</i> 2021; Hao <i>et al.</i> 2021; Wu <i>et al.</i> 2021; Scarpelli <i>et al.</i> 2021; Barbaro <i>et al.</i> 2022; Maeder <i>et al.</i> 2022

en énergie, si bien qu'ils peuvent être déployés pendant des mois en zones éloignées sans entretien ni inspection. D'après Reinwald *et al.* (2021), la localisation sismique des individus est plus précise que l'acoustique.

ÉTUDE ACOUSTIQUE DES SUBSTRATS

L'analyse des suivis acoustiques effectués dans divers substrats peut fournir des informations importantes sur la présence, l'écologie et les déplacements d'espèces cibles. Plusieurs recherches ont été menées avec succès pour détecter et identifier le Charançon rouge, ravageur des palmiers (*Rhynchophorus ferrugineus* Olivier, 1790), à partir des signaux sonores émis par les larves se nourrissant dans les troncs (Fiaboe *et al.* 2011; Martin *et al.* 2015; Hetzroni *et al.* 2016; Mankin *et al.* 2016). Fiaboe *et al.* (2011) ont pu détecter l'activité des larves grâce à l'analyse d'oscillogrammes et de spectrogrammes provenant de données acoustiques enregistrées par un capteur inséré dans le tronc de l'arbre en filtrant le bruit des Oiseaux et du vent. Un réseau connecté de capteurs des signaux sonores des larves permet de les détecter rapidement et de lutter contre l'infestation des cocotiers dès les premiers stades (Srinivas 2013).

Des suivis acoustiques de l'activité biologique dans le sol sont moins invasifs et laborieux que les méthodes traditionnelles. Les ondes résultant de l'activité des vers de terre, véritables ingénieurs de l'écosystème, caractérisées par des fréquences élevées (1 à 100 kHz), peuvent être surveillées à l'aide de capteurs piézoélectriques hautement sensibles. Le suivi de ces émissions acoustiques du sol offre l'opportunité d'avoir des informations dynamiques et *in situ* sur des processus biomécaniques du sol souvent inobservables tels que les modèles d'activité des vers de terre ou la croissance des racines (Lacoste *et al.* 2018). Par ailleurs, bien que le sol soit un milieu difficile pour le suivi acoustique en raison de son hétérogénéité, des capteurs acoustiques insérés dans le sol ont été utilisés pour détecter des infestations de vers blancs (Mankin *et al.* 2011), les stridulations de larves de Scarabaeidae ravageurs (Görres & Chesmore 2019) et pour estimer les types et le nombre d'invertébrés du sol (Sergei & Fu 2020). Le suivi acoustique dans le sol a également été employé pour étudier les patrons d'activité souterraine des jeunes Tortues vertes (*Chelonia mydas* Brongniart, 1800) (Nishizawa *et al.* 2021).

COÛTS

Il est possible de réduire le coût des suivis acoustiques en réutilisant les technologies existantes ou en utilisant des dispositifs basés sur des ordinateurs modulaires open source avec des capteurs externes adaptés aux besoins. Cependant, ce type de dispositif exige un investissement considérable en temps pour installer et configurer chaque appareil et des compétences en développement de logiciels. De plus, ces appareils nécessitent généralement une plus grande capacité de batterie, ce qui les rend encombrants pour les déploiements sur le terrain à grande échelle ou dans des zones reculées (Hill *et al.* 2018).

Pour répondre à ces problèmes de taille et de facilité d'utilisation, des détecteurs légers et plus faciles d'utilisation ont été développés, mais ceux-ci sont souvent malheureusement peu personnalisables. Ceux-ci ont souvent un coût initial qui peut être important et problématique pour les études à large échelle. Citons par exemple l'enregistreur de chauves-souris Peersonic RPA3 (c. 280 USD), l'enregistreur ARBIMON, basé sur un smartphone (c. 300 USD), ou encore la série commerciale Song Meter de Wildlife Acoustics, de qualité audio optimale (1000 USD). Il faut également penser à ajouter les coûts de maintenance (e.g., remplacement régulier des batteries et cartes SD).

Le matériel pour le suivi acoustique évolue et se développe rapidement. Par exemple, l'AudioMoth est un appareil de suivi acoustique intelligent et personnalisable qui a été développé à faible coût (environ 43 USD). Il est capable d'effectuer une analyse acoustique embarquée en temps réel, ainsi que de filtrer ou de classer les données pertinentes avant le stockage. Cette capacité réduit à la fois les besoins de stockage sur l'appareil et le budget de post-traitement après la collecte des données. Avec moins d'énergie nécessaire pour alimenter l'appareil, il peut fonctionner avec des piles plus petites (Hill *et al.* 2018). Un autre système récemment développé permet l'enregistrement de données acoustiques et environnementales. Baptisé «l'enregistreur de Kinabalu», il a été testé dans un environnement tropical (100 USD; Karlsson *et al.* 2021). À ce coût, la configuration associe suivi acoustique sur du long terme et capteurs de données environnementales et comprend la fabrication et l'assemblage des cartes, le capteur de température, le baromètre, deux batteries, un boîtier étanche et deux cartes micro SD de 64 Go.

CONCLUSIONS

Les études acoustiques sont de plus en plus utilisées pour étudier la biodiversité de nombreux groupes taxonomiques dans divers écosystèmes (Tableau 1). Les suivis acoustiques fournissent des informations essentielles pour la description de l'environnement et la conservation des espèces et des écosystèmes. Bien que ces études soient généralement développées et mises en place pour évaluer la présence d'espèces animales, elles ont ouvert de nouvelles voies dans d'autres domaines de l'écologie : effet de la présence d'espèces invasives sur la biodiversité, déplacements et comportement des espèces, lutte contre le braconnage et l'abattage illégal d'arbres (Sharma 2018 ; Ahmad & Singh 2019 ; Afendi *et al.* 2020 ; Mporas *et al.* 2020 ; Andreadis *et al.* 2021) ou encore suivis des fonctions écologiques (e.g., Folliot *et al.* 2022 ; McGrann *et al.* 2022 ; Szenicer *et al.* 2022 ; Wijers *et al.* 2021b ; Zaluar *et al.* 2022). Par exemple, Folliot *et al.* (2022) ont suivi la pollinisation par les Insectes et l'utilisation du bois par les pics dans une forêt alpine en utilisant des enregistreurs autonomes et l'intelligence artificielle (CNN). Par ailleurs, les enregistrements des sons environnementaux (i.e. paysages sonores) permettent d'obtenir des informations sur les assemblages d'espèces, et ont l'avantage de pouvoir être utilisés même s'ils incluent des espèces non décrites et si les bibliothèques sonores sont limitées ou absentes.

L'observation de la diversité de la faune via des enregistrements acoustiques apporte divers avantages : elle couvre de nombreux groupes taxonomiques, elle est plus facile à mettre en œuvre (à la fois au niveau technique et au niveau des ressources), elle est peu coûteuse, elle prend moins de temps, elle peut être mise en œuvre sur de larges échelles spatiales et temporelles, elle ne nécessite pas d'échantillonnage destructeur, et elle ne perturbe pas la faune sauvage. De plus, les données acoustiques offrent la possibilité de vérifier les identifications ou de (re) faire des analyses *post hoc*. Les détections provenant de réseaux de capteurs peuvent fournir des données sur l'activité de la faune très détaillées dans l'espace et dans le temps. Les données en temps réel apportent ainsi des informations essentielles à la conservation des espèces en permettant l'atténuation des conflits Homme-Faune ou encore en signalant l'exploitation forestière illégale ou le braconnage dans des zones protégées. Ces technologies peuvent facilement s'intégrer dans un contexte de sciences citoyennes. Néanmoins, quelques inconvénients limitent l'utilisation de ces outils : l'incomplétude des bases de données de références, mais aussi le besoin de développer des produits complets d'outils d'auto-identification, des procédures et des normes de métadonnées standardisées et d'améliorer les capacités d'analyse de ce type de données.

Les systèmes de capture automatique des sons sont facilement adaptables à des dispositifs déjà existants – ou peuvent être intégrés à de nouveaux systèmes plus complexes – et ainsi fournir des informations supplémentaires et complémentaires sur les recherches en biodiversité. Par exemple, la combinaison de pièges photographiques et d'enregistreurs acoustiques permet de collecter des informations sur la composition des communautés, la dynamique des populations, la répartition

et le comportement des animaux dans des gradients de perturbation anthropiques (Buxton *et al.* 2018c). 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 » ou Automated Multisensor stations for Monitoring of species Diversity ; Wägele *et al.* 2022). Ce réseau associe avec l'informatique de la biodiversité (i.e. reconnaissance des espèces à l'aide d'images, de l'acoustique et du métabarcoding) des technologies de pointe comme 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 sonores et 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 Julie Dorioz pour sa relecture attentive et ses commentaires. Nous remercions également Jacques Comolet-Tirman et Stanislas Wroza pour leurs commentaires et leur révision attentive en vue d'améliorer notre manuscrit.

RÉFÉRENCES

- AFENDI A. S. M., YUSOFF M. & OMAR M. 2020. — Mel-log energies analysis of authentic audible intrusion activities in a Malaysian forest. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics* 9 (2): 582-587. <https://doi.org/10.11591/eei.v9i2.2091>
- AHMAD S. F. & SINGH D. K. 2019. — Automatic detection of tree cutting in forests using acoustic properties. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences* 34 (3): 757-763. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.01.016>
- AIDE T. M., CORRADA-BRAGO C., CAMPOS-CERQUEIRA M., MILAN C., VEGA G. & ALVAREZ R. 2013. — Real-time bioacoustics monitoring and automated species identification. *PeerJ* 1: e103. <https://doi.org/10.7717/peerj.103>
- AIDE T. M., HERNÁNDEZ-SERNA A., CAMPOS-CERQUEIRA M., ACEVEDO-CHARRY O. & DEICHMANN J. L. 2017. — Species richness (of insects) drives the use of acoustic space in the tropics. *Remote Sensing* 9 (11): 1096. <https://doi.org/10.3390/rs9111096>
- AKBAL E., DOGAN S. & TUNCER T. 2022. — An automated multispecies bioacoustics sound classification method based on a nonlinear pattern: twine-pat. *Ecological Informatics* 68: 101529. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101529>
- ALONSO J. B., CABRERA J., SHYAMNANI R., TRAVIESO C. M., BOLAOS F., GARCA A., VILLEGAS A. & WAINWRIGHT M. 2017. — Automatic anuran identification using noise removal and audio activity detection. *Expert Systems with Applications: an International Journal* 72 (C): 83-92. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.12.019>
- ANCILLOTTO L., MORI E., SOZIO G., SOLANO E., BERTOLINO S. & RUSSO D. 2017. — A novel approach to field identification of cryptic *Apodemus* wood mice: calls differ more than morphology. *Mammal Review* 47 (1): 6-10. <https://doi.org/10.1111/mam.12076>
- ANDREADIS A., GIAMBENE G. & ZAMBON R. 2021. — Monitoring illegal tree cutting through ultra-low-power smart IoT devices. *Sensors* 21 (22): 7593. <https://doi.org/10.3390/s21227593>
- ANDREASSEN T., SURLYKKE A. & HALLAM J. 2014. — Semi-automatic long-term acoustic surveying: a case study with bats.

- Ecological Informatics* 21: 13-24. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2013.12.010>
- AWANO H., SHIRASAKA M., MIZUMOTO T., OKUNO H. G. & AIHARA I. 2021. — Visualization of a chorus structure in multiple frog species by a sound discrimination device. *Journal of Comparative Physiology A* 207 (1): 87-98. <https://doi.org/10.1007/s00359-021-01463-9>
- BARBARO L., SOURDRIL A., FROIDEVAUX J. S. P., CAUCHOIX M., CALATAYUD F., DECONCHAT M. & GASC A. 2022. — Linking acoustic diversity to compositional and configurational heterogeneity in mosaic landscapes. *Landscape Ecology* 37 (4): 1125-1143. <https://doi.org/10.1007/s10980-021-01391-8>
- BAS Y., BAS D. & JULIEN J.-F. 2017. — Tadarida: a toolbox for animal detection on acoustic recordings. *Journal of Open Research Software* 5 (1): 6. <https://doi.org/10.5334/jors.154>
- BATEMAN J. & UZAL A. 2022. — The relationship between the Acoustic Complexity Index and avian species richness and diversity: a review. *Bioacoustics* 31 (5): 614-627. <https://doi.org/10.1080/09524622.2021.2010598>
- BERNARD R. F. & MCCracken G. F. 2017. — Winter behavior of bats and the progression of white-nose syndrome in the south-eastern United States. *Ecology and Evolution* 7 (5): 1487-1496. <https://doi.org/10.1002/ece3.2772>
- BERTRAND A. 2011. — Applications and trends in wireless acoustic sensor networks: a signal processing perspective, in INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS (éd.), *18th IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology in the Benelux (SCVT)*, Ghent, Belgium, November 22-23, 2011. Institute of Electrical and Electronics Engineers, Ghent: 1-6. <https://doi.org/10.1109/SCVT.2011.6101302>
- BJORCK J., RAPPAZZO B. H., CHEN D., BERNSTEIN R., WREGE P. H. & GOMES C. P. 2019. — Automatic detection and compression for passive acoustic monitoring of the african forest elephant, in VAN HENTENRYCK P., ZHI-HUA ZHOU, MYERS K., WOLLOWSKI M. & DERBINSKY N. (éds), AAAI-19 / IAAI-19 / EAAI-20 proceedings. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 33 (1): 476-484. <https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.3301476>
- BLUMSTEIN D. T., MENNILL D. J., CLEMINS P., GIROD L., YAO K., PATRICELLI G., DEPPE J. L., KRAKAUER A. H., CLARK C., CORTOPASSI K. A., HANSER S. F., MCCOWAN B., ALI A. M. & KIRSCHER A. N. G. 2011. — Acoustic monitoring in terrestrial environments using microphone arrays: applications, technological considerations and prospectus. *Journal of Applied Ecology* 48 (3): 758-767. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2011.01993.x>
- BOELMAN N. T., ASNER G. P., HART P. J. & MARTIN R. E. 2007. — Multi-trophic invasion resistance in Hawaii: bioacoustics, field surveys, and airborne remote sensing. *Ecological Applications* 17 (8): 2137-2144. <https://doi.org/10.1890/07-0004.1>
- BOULLHESEN M., VAIRA M., BARQUEZ R. M. & AKMENTINS M. S. 2021. — Evaluating the efficacy of visual encounter and automated acoustic survey methods in anuran assemblages of the Yungas Andean forests of Argentina. *Ecological Indicators* 127: 107750. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107750>
- BRADFER-LAWRENCE T., BUNNEFELD N., GARDNER N., WILLIS S. G. & DENT D. H. 2020. — Rapid assessment of avian species richness and abundance using acoustic indices. *Ecological Indicators* 115: 106400. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106400>
- BRODIE S., ALLEN-ANKINS S., TOWSEY M., ROE P. & SCHWARZKOPF L. 2020. — Automated species identification of frog choruses in environmental recordings using acoustic indices. *Ecological Indicators* 119: 106852. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106852>
- BROWNING E., GIBB R., GLOVER-KAPFER P. & JONES K. E. 2017. — *Passive Acoustic Monitoring in Ecology and Conservation*. Report. WWF-UK (Conservation Technology Series; 1[2]), Woking, 76 p. <https://doi.org/10.25607/OBP-876>
- BURIVALOVA Z., TOWSEY M., BOUCHER T., TRUSKINGER A., APPELIS C., ROE P. & GAME E. T. 2018. — Using soundscapes to detect variable degrees of human influence on tropical forests in Papua New Guinea. *Conservation Biology* 32 (1): 205-215. <https://doi.org/10.1111/cobi.12968>
- BUXTON R. T., AGNIHOTRI S., ROBIN V. V., GOEL A. & BALAKRISHNAN R. 2018a. — Acoustic indices as rapid indicators of avian diversity in different land-use types in an Indian biodiversity hotspot. *Journal of Ecoacoustics* 2 (1): 8. <https://doi.org/10.22261/jea.gwpzvd>
- BUXTON R. T., MCKENNA M. F., CLAPP M., MEYER E., STABENAU E., ANGELONI L. M., CROOKS K. & WITTEMYER G. 2018b. — Efficacy of extracting indices from large-scale acoustic recordings to monitor biodiversity. *Conservation Biology* 32 (5): 1174-1184. <https://doi.org/10.1111/cobi.13119>
- BUXTON R. T., LENDRUM P. E., CROOKS K. R. & WITTEMYER G. 2018c. — Pairing camera traps and acoustic recorders to monitor the ecological impact of human disturbance. *Global Ecology and Conservation* 16: e00493. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2018.e00493>
- CAMPOS-CERQUEIRA M. & AIDE T. M. 2016. — Improving distribution data of threatened species by combining acoustic monitoring and occupancy modelling. *Methods in Ecology and Evolution* 7 (11): 1340-1348. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12599>
- CAMPOS-CERQUEIRA M. & AIDE T. M. 2021. — Impacts of a drought and hurricane on tropical bird and frog distributions. *Ecosphere* 12 (1): e03352. <https://doi.org/10.1002/ecs2.3352>
- CAMPOS-CERQUEIRA M., TERANDO A. J., MURRAY B. A., COLLAZO J. A. & AIDE T. M. 2021. — Climate change is creating a mismatch between protected areas and suitable habitats for frogs and birds in Puerto Rico. *Biodiversity and Conservation* 30 (12): 3509-3528. <https://doi.org/10.1007/s10531-021-02258-9>
- CARDIM FERREIRA LIMA M., DAMASCENA DE ALMEIDA LEANDRO M. E., VALERO C., PEREIRA CORONEL L. C. & GONÇALVES BAZZO C. O. 2020. — Automatic detection and monitoring of insect pests – a review. *Agriculture* 10 (5): 161. <https://doi.org/10.3390/agriculture10050161>
- CHEN X., ZHAO J., CHEN Y., ZHOU W. & HUGHES A. C. 2020. — Automatic standardized processing and identification of tropical bat calls using deep learning approaches. *Biological Conservation* 241: 108269. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2019.108269>
- CORRADA BRAVO C. J., ÁLVAREZ BERRÍOS R. & AIDE T. M. 2017. — Species-specific audio detection: a comparison of three template-based detection algorithms using random forests. *PeerJ Computer Science* 3: e113. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.113>
- CRUNCHANT A.-S., BORCHERS D., KÜHL H. & PIEL A. 2020. — Listening and watching: do camera traps or acoustic sensors more efficiently detect wild chimpanzees in an open habitat? *Methods in Ecology and Evolution* 11 (4): 542-552. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13362>
- DARRAS K., PÜTZ P., FAHRURROZI, REMBOLD K. & TSCHARNTKE T. 2016. — Measuring sound detection spaces for acoustic animal sampling and monitoring. *Biological Conservation* 201: 29-37. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2016.06.021>
- DE AGUIAR SILVA C., MACHADO R. B., SILVEIRA M. & AGUIAR L. M. S. 2022. — Listening in the dark: acoustics indices reveal bat species diversity in a tropical savannah. *Bioacoustics* 32 (1): 17-32. <https://doi.org/10.1080/09524622.2022.2053741>
- DEICHMANN J. L., ACEVEDO-CHARRY O., BARCLAY L., BURIVALOVA Z., CAMPOS-CERQUEIRA M., D'HORTA F., GAME E. T., GOTTESMAN B. L., HART P. J., KALAN A. K., LINKE S., NASCIMENTO L. D., PIJANOWSKI B., STAATERMAN E. & AIDE T. M. 2018. — It's time to listen: there is much to be learned from the sounds of tropical ecosystems. *Biotropica* 50 (5): 713-718. <https://doi.org/10.1111/btp.12593>
- DEICHMANN J. L., HERNÁNDEZ-SERNA A., DELGADO C. J. A., CAMPOS-CERQUEIRA M. & AIDE T. M. 2017. — Soundscape analysis and acoustic monitoring document impacts of natural gas exploration on biodiversity in a tropical forest. *Ecological Indicators* 74: 39-48. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.11.002>

- DESJONQUÈRES C., RYBAK F., ULLOA J. S., KEMPF A., BAR HEN A. & SUEUR J. 2020. — Monitoring the acoustic activity of an aquatic insect population in relation to temperature, vegetation and noise. *Freshwater Biology* 65 (1): 107-116. <https://doi.org/10.1111/fwb.13171>
- DICKINSON J. L., ZUCKERBERG B. & BONTER D. N. 2010. — Citizen science as an ecological research tool: challenges and benefits. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics* 41 (1): 149-172. <https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-102209-144636>
- DIGBY A., TOWSEY M., BELL B. D. & TEAL P. D. 2013. — A practical comparison of manual and autonomous methods for acoustic monitoring. *Methods in Ecology and Evolution* 4 (7): 675-683. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12060>
- DOSER J. W., FINLEY A. O., WEED A. S. & ZIPKIN E. F. 2021. — Integrating automated acoustic vocalization data and point count surveys for estimation of bird abundance. *Methods in Ecology and Evolution* 12 (6): 1040-1049. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13578>
- DUAN S., ZHANG J., ROE P., WIMMER J., DONG X., TRUSKINGER A. & TOWSEY M. 2013. — Timed probabilistic automaton: a bridge between raven and song scope for automatic species recognition. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 27 (2): 1519-1524. <https://doi.org/10.1609/aaai.v27i2.18993>
- DUCKETT M., FORGET P.-M., ULLOA J. S., YGUEL B., GAUCHER P., PRINCE K., HAUPERT S. & SUEUR J. 2020. — Monitoring canopy bird activity in disturbed landscapes with automatic recorders: a case study in the tropics. *Biological Conservation* 245: 108574. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2020.108574>
- DUFOURQ E., DURBACH I., HANSFORD J. P., HOEPFNER A., MA H., BRYANT J. V., STENDER C. S., LI W., LIU Z., CHEN Q., ZHOU Z. & TURVEY S. T. 2021. — Automated detection of Hainan gibbon calls for passive acoustic monitoring. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 7 (3): 475-487. <https://doi.org/10.1002/rse2.201>
- ELDRIDGE A., GUYOT P., MOSCOSO P., JOHNSTON A., EYRE-WALKER Y. & PECK M. 2018. — Sounding out ecoacoustic metrics: Avian species richness is predicted by acoustic indices in temperate but not tropical habitats. *Ecological Indicators* 95 (1): 939-952. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.06.012>
- FAIRBRASS A. J., FIRMAN M., WILLIAMS C., BROSTOW G. J., TITHERIDGE H. & JONES K. E. 2019. — CityNet-Deep learning tools for urban ecoacoustic assessment. *Methods in Ecology and Evolution* 10 (2): 186-197. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13114>
- FIABOE K. K. M., MANKIN R. W., RODA A. L., KAIRO M. T. K. & JOHANNIS C. 2011. — Pheromone-food-bait trap and acoustic surveys of *Rhynchophorus ferrugineus* (Coleoptera: Curculionidae) in Curacao. *Florida Entomologist* 94 (4): 766-773. <https://doi.org/10.1653/024.094.0406>
- FLORENTIN J., DUTOIT T. & VERLINDEN O. 2020. — Detection and identification of European woodpeckers with deep convolutional neural networks. *Ecological Informatics* 55: 101023. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.101023>
- FOLLIOT A., HAUPERT S., DUCKETT M., SÈBE F. & SUEUR J. 2022. — Using acoustics and artificial intelligence to monitor pollination by insects and tree use by woodpeckers. *Science of the Total Environment* 838 (1): 155883. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.155883>
- FULLER S., AXEL A. C., TUCKER D. & GAGE S. H. 2015. — Connecting soundscape to landscape: which acoustic index best describes landscape configuration? *Ecological Indicators* 58: 207-215. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.05.057>
- FURUMO P. R. & MITCHELL AIDE T. 2019. — Using soundscapes to assess biodiversity in Neotropical oil palm landscapes. *Landscape Ecology* 34 (4): 911-923. <https://doi.org/10.1007/s10980-019-00815-w>
- GASC A., PAVOINE S., LELLOUCH L., GRANDCOLAS P. & SUEUR J. 2015. — Acoustic indices for biodiversity assessments: analyses of bias based on simulated bird assemblages and recommendations for field surveys. *Biological Conservation* 191: 306-312. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2015.06.018>
- GASC A., FRANCOMANO D., DUNNING J. B. & PIJANOWSKI B. C. 2016. — Future directions for soundscape ecology: the importance of ornithological contributions. *The Auk* 134 (1): 215-228. <https://doi.org/10.1642/AUK-16-124.1>
- GASC A., ANSO J., SUEUR J., JOURDAN H. & DESUTTER-GRANDCOLAS L. 2018. — Cricket calling communities as an indicator of the invasive ant *Wasmannia auropunctata* in an insular biodiversity hotspot. *Biological Invasions* 20 (5): 1099-1111. <https://doi.org/10.1007/s10530-017-1612-0>
- GIBB R., BROWNING E., GLOVER-KAPPER P. & JONES K. E. 2019. — Emerging opportunities and challenges for passive acoustics in ecological assessment and monitoring. *Methods in Ecology and Evolution* 10 (2): 169-185. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13101>
- GOËAU H., GLOTIN H., VELLINGA W.-P., PLANQUÉ R. & JOLY A. 2016. — LifeCLEF Bird Identification Task 2016: the arrival of Deep learning, in CAPPELLATO L., FERRO N., GOEURLOT L. & MANDL T. (éds), CLEF: Conference and labs of the evaluation forum. *CEUR Workshop Proceedings* 1609: 440-449.
- GÖRFÖL T., HUANG J. C.-C., CSORBA G., GYÖRÖSSY D., ESTÓK P., KINGSTON T., SZABADI K. L., MCARTHUR E., SENAWI J., FUREY N. M., TU V. T., THONG V. D., KHAN F. A. A., JINGGONG E. R., DONNELLY M., KUMARAN J. V., LIU J.-N., CHEN S.-F., TUANMU M.-N., HO Y.-Y., CHANG H.-C., ELIAS N.-A., ABDULAH N.-I., LIM L.-S., SQUIRE C. D. & ZSEBÖK S. 2022. — ChiroVox: a public library of bat calls. *PeerJ* 10: e12445. <https://doi.org/10.7717/peerj.12445>
- GÖRRES C.-M. & CHESMORE D. 2019. — Active sound production of scarab beetle larvae opens up new possibilities for species-specific pest monitoring in soils. *Scientific Reports* 9 (1): 10115. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-46121-y>
- GOTTESMAN B. L., OLSON J. C., YANG S., ACEVEDO-CHARRY O., FRANCOMANO D., MARTINEZ F. A., APPELDOORN R. S., MASON D. M., WEIL E. & PIJANOWSKI B. C. 2021. — What does resilience sound like? Coral reef and dry forest acoustic communities respond differently to Hurricane Maria. *Ecological Indicators* 126: 107635. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107635>
- HAO Z., WANG C., SUN Z., VAN DEN BOSCH C. K., ZHAO D., SUN B., XU X., BIAN Q., BAI Z., WEI K., ZHAO Y. & PEI N. 2021. — Soundscape mapping for spatial-temporal estimate on bird activities in urban forests. *Urban Forestry & Urban Greening* 57: 126822. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2020.126822>
- HETZRONI A., SOROKER V. & COHEN Y. 2016. — Toward practical acoustic red palm weevil detection. *Computers and Electronics in Agriculture* 124: 100-106. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.03.018>
- HILL A. P., PRINCE P., COVARRUBIAS E. P., DONCASTER C. P., SNADDON J. L. & ROGERS A. 2018. — AudioMoth: evaluation of a smart open acoustic device for monitoring biodiversity and the environment. *Methods in Ecology and Evolution* 9 (5): 1199-1211. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12955>
- 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>
- JELIAZKOV A., BAS Y., KERBIRIOU C., JULIEN J.-F., PENONE C. & LE VIOL I. 2016. — Large-scale semi-automated acoustic monitoring allows to detect temporal decline of bush-crickets. *Global Ecology and Conservation* 6: 208-218. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2016.02.008>
- JINNAI M., BOUCHER N., FUKUMI M. & TAYLOR H. 2012. — A new optimization method of the geometric distance in an automatic recognition system for bird vocalisations. *Acoustique & Techniques* 68: 28-33.
- JOLY A., GOËAU H., GLOTIN H., SPAMPINATO C., BONNET P., VELLINGA W.-P., CHAMP J., PLANQUÉ R., PALAZZO S. & MÜLLER H. 2016. — LifeCLEF 2016: multimedia Life Species Identifica-

- tion Challenges, in FUHR N., QUARESMA P., GONÇALVES T., LARSEN B., BALOG K., MACDONALD C., CAPPELLATO L. & FERRO N. (éds), *Experimental IR Meets Multilinguality, Multimodality, and Interaction*. Springer, Évora: 286-310. https://doi.org/10.1007/978-3-319-44564-9_26
- KAHL S., WILHELM-STEIN T., HUSSEIN H., KLINCK H., KOWERKO D., RITTER M. & EIBL M. 2017. — Large-scale bird sound classification using convolutional neural networks, in CAPPELLATO L., FERRO N., GOEURLOT L. & MANDL T. (éds), CLEF: Working Notes of CLEF 2017 – Conference and Labs of the Evaluation Forum, Dublin, Ireland, September 11-14, 2017. *CEUR Workshop Proceedings* 1866: 1-14.
- KALAN A. K., PIEL A. K., MUNDY R., WITTIG R. M., BOESCH C. & KÜHL H. S. 2016. — Passive acoustic monitoring reveals group ranging and territory use: a case study of wild chimpanzees (Pan troglodytes). *Frontiers in Zoology* 13 (34): 1-11. <https://doi.org/10.1186/s12983-016-0167-8>
- KALFAS I., DE KETELAERE B. & SAEYS W. 2021. — Towards in-field insect monitoring based on wingbeat signals: the importance of practice oriented validation strategies. *Computers and Electronics in Agriculture* 180: 105849. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105849>
- KARLSSON E. C. M., TAY H., IMBUN P. & HUGHES A. C. 2021. — The Kinabalu Recorder, a new passive acoustic and environmental monitoring recorder. *Methods in Ecology and Evolution* 12 (11): 2109-2116. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13671>
- KASTEN E. P., GAGE S. H., FOX J. & JOO W. 2012. — The remote environmental assessment laboratory's acoustic library: an archive for studying soundscape ecology. *Ecological Informatics* 12: 50-67. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2012.08.001>
- KERSHENBAUM A., ROOT-GUTTERIDGE H., HABIB B., KOLERMATZNICK J., MITCHELL B., PALACIOS V. & WALLER S. 2016. — Disentangling canid howls across multiple species and subspecies: structure in a complex communication channel. *Behavioural Processes* 124: 149-157. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2016.01.006>
- KERSHENBAUM A., OWENS J. L. & WALLER S. 2019. — Tracking cryptic animals using acoustic multilateration: a system for long-range wolf detection. *The Journal of the Acoustical Society of America* 145 (3): 1619-1628. <https://doi.org/10.1121/1.5092973>
- KISKIN I., ZILLI D., LI Y., SINKA M., WILLIS K. & ROBERTS S. 2020. — Bioacoustic detection with wavelet-conditioned convolutional neural networks. *Neural Computing and Applications* 32 (4): 915-927. <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3626-7>
- KVSN R. R., MONTGOMERY J., GARG S. & CHARLESTON M. 2020. — Bioacoustics data analysis – a taxonomy, survey and open challenges. *IEEE Access* 8: 57684-57708. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2978547>
- LACOSTE M., RUIZ S. & OR D. 2018. — Listening to earthworms burrowing and roots growing – acoustic signatures of soil biological activity. *Scientific Reports* 8 (1): 10236. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-28582-9>
- LAPP S., WU T., RICHARDS-ZAWACKI C., VOYLES J., RODRIGUEZ K. M., SHAMON H. & KITZES J. 2021. — Automated detection of frog calls and choruses by pulse repetition rate. *Conservation Biology* 35 (5): 1659-1668. <https://doi.org/10.1111/cobi.13718>
- LARSEN H. L., PERTOLDI C., MADSEN N., RANDI E., STRONEN A. V., ROOT-GUTTERIDGE H. & PAGH S. 2022. — Bioacoustic detection of wolves: identifying subspecies and individuals by howls. *Animals* 12 (5): 631. <https://doi.org/10.3390/ani12050631>
- 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>
- LEBIEN J., ZHONG M., CAMPOS-CERQUEIRA M., VELEV J. P., DODHIA R., FERRER J. L. & AIDE T. M. 2020. — A pipeline for identification of bird and frog species in tropical soundscape recordings using a convolutional neural network. *Ecological Informatics* 59: 101113. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101113>
- LIGGES U., PREUSSER A., THIELER A., MIELKE J., WEIHS C. & OTHERS 2022. — *tuneR: Analysis of Music and Speech*. The Comprehensive R Archive Network, Vienna. <https://cran.r-project.org/web/packages/tuneR/index.html>, dernière consultation le 21 novembre 2023.
- LINHART P., MAHAMOUD-ISSA M., STOWELL D. & BLUMSTEIN D. T. 2022. — The potential for acoustic individual identification in mammals. *Mammalian Biology* 102: 667-683. <https://doi.org/10.1007/s42991-021-00222-2>
- LÓPEZ-BAUCELLS A., TORRENT L., ROCHA R., BOBROWIEC P. E. D., PALMEIRIM J. M. & MEYER C. F. J. 2019. — Stronger together: combining automated classifiers with manual post-validation optimizes the workload vs reliability trade-off of species identification in bat acoustic surveys. *Ecological Informatics* 49: 45-53. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2018.11.004>
- LÓPEZ-BOSCH D., ROCHA R., LÓPEZ-BAUCELLS A., WANG Y., SI X., DING P., GIBSON L. & PALMEIRIM A. F. 2022. — Passive acoustic monitoring reveals the role of habitat affinity in sensitivity of sub-tropical East Asian bats to fragmentation. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 8 (2): 208-221. <https://doi.org/10.1002/rse2.237>
- MAC AODHA O., GIBB R., BARLOW K. E., BROWNING E., FIRMAN M., FREEMAN R., HARDER B., KINSEY L., MEAD G. R., NEWSON S. E., PANDOURSKI I., PARSONS S., RUSS J., SZODORAY-PARADI A., SZODORAY-PARADI F., TILOVA E., GIROLAMI M., BROSTOW G. & JONES K. E. 2018. — Bat detective – Deep learning tools for bat acoustic signal detection. *PLoS Computational Biology* 14 (3): 1-19. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1005995>
- MAEDER M., GUO X., NEFF F., MATHIS D. S. & GOSSNER M. M. 2022. — Temporal and spatial dynamics in soil acoustics and their relation to soil animal diversity. *PLOS ONE* 17 (3): e0263618. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0263618>
- MAEGAWA Y., USHIGOME Y., SUZUKI M., TAGUCHI K., KOBAYASHI K., HAGA C. & MATSUI T. 2021. — A new survey method using convolutional neural networks for automatic classification of bird calls. *Ecological Informatics* 61: 101164. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101164>
- MANKIN R. W., HAGSTRUM D. W., SMITH M. T., RODA A. L. & KAIRO M. T. K. 2011. — Perspective and promise: a century of insect acoustic detection and monitoring. *American Entomologist* 57 (1): 30-44. <https://doi.org/10.1093/ae/57.1.30>
- MANKIN R., AL-AYEDH H., ALDRYHM Y. & ROHDE B. 2016. — Acoustic detection of *Rhynchophorus ferrugineus* (Coleoptera: Dryophthoridae) and *Oryctes elegans* (Coleoptera: Scarabaeidae) in *Phoenix dactylifera* (Arecaceae: Arecaceae) trees and offshoots in Saudi Arabian orchards. *Journal of Economic Entomology* 109: tov398. <https://doi.org/10.1093/jee/tov398>
- MARKOLF M., ZINOWSKY M., KELLER J. K., BORYS J., CILLOV A. & SCHÜLKE O. 2022. — Toward passive acoustic monitoring of lemurs: using an affordable open-source system to monitor phaner vocal activity and density. *International Journal of Primatology* 43: 409-433. <https://doi.org/10.1007/s10764-022-00285-z>
- MARQUES T. A., THOMAS L., MARTIN S. W., MELLINGER D. K., WARD J. A., MORETTI D. J., HARRIS D. & TYACK P. L. 2013. — Estimating animal population density using passive acoustics. *Biological Reviews* 88 (2): 287-309. <https://doi.org/10.1111/brv.12001>
- MARTIN B., SHABY S. M. & PREMI M. S. G. 2015. — Studies on acoustic activity of red palm weevil the deadly pest on coconut crops. *Procedia Materials Science* 10: 455-466. <https://doi.org/10.1016/j.mspro.2015.06.081>
- MARTINEZ N. & MARTIN R. 2020. — Geographical variation in Common Redstart calls. *Dutch Birding* 42: 163-174
- MCDONALD P. G., DOOHAN S. J. & EVELEIGH K. J. 2021. — Using referential alarm signals to remotely quantify 'landscapes of fear' in fragmented woodland. *Bioacoustics* 31 (6): 629-645. <https://doi.org/10.1080/09524622.2021.2013319>
- MCGRANN M. C., WAGNER B., KLAUER M., KAPHAN K., MEYER E. & FURNAS B. J. 2022. — Using an acoustic complexity index to help

- monitor climate change effects on avian diversity. *Ecological Indicators* 142: 109271. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109271>
- METCALF O. C., BARLOW J., DEVENISH C., MARSDEN S., BERENGUER E. & LEES A. C. 2020. — Acoustic indices perform better when applied at ecologically meaningful time and frequency scales. *Methods in Ecology and Evolution* 12 (3): 421-431. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13521>
- MORGAN M.M. & BRAASCH J. 2021. — Long-term deep learning-facilitated environmental acoustic monitoring in the capital region of New York state. *Ecological Informatics* 61: 101242. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101242>
- MPORAS I., PERIKOS I., KELEFOURAS V. & PARASKEVAS M. 2020. — Illegal logging detection based on acoustic surveillance of forest. *Applied Sciences* 10 (20): 1-12. <https://doi.org/10.3390/app10207379>
- NEWSON S. E., BAS Y., MURRAY A. & GILLINGS S. 2017. — Potential for coupling the monitoring of bush-crickets with established large-scale acoustic monitoring of bats. *Methods in Ecology and Evolution* 8 (9): 1051-1062. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12720>
- NISHIZAWA H., HASHIMOTO Y., RUSLI M. U., ICHIKAWA K. & JOSEPH J. 2021. — Sensing underground activity: diel digging activity pattern during nest escape by sea turtle hatchlings. *Animal Behaviour* 177: 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.anbehav.2021.04.013>
- PAHUJA R. & KUMAR A. 2021. — Sound-spectrogram based automatic bird species recognition using MLP classifier. *Applied Acoustics* 180: 108077. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2021.108077>
- PALACIOS V., FONT E. & MÁRQUEZ R. 2007. — Iberian wolf howls: acoustic structure, individual variation, and a comparison with north american populations. *Journal of Mammalogy* 88 (3): 606-613. <https://doi.org/10.1644/06-MAMM-A-151R1.1>
- PAPIN M., AZNAR M., GERMAIN E., GUÉROLD F. & PICHENOT J. 2019. — Using acoustic indices to estimate wolf pack size. *Ecological Indicators* 103: 202-211. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.03.010>
- PÉREZ-GRANADOS C. & SCHUCHMANN K.-L. 2020. — Monitoring the annual vocal activity of two enigmatic nocturnal Neotropical birds: the Common Potoo (*Nyctibius griseus*) and the Great Potoo (*Nyctibius grandis*). *Journal of Ornithology* 161 (4): 1129-1141. <https://doi.org/10.1007/s10336-020-01795-4>
- PERMANA S. D. H., SAPUTRA G., ARIFITAMA B., YADDARABULLAH, CAESARENDRA W. & RAHIM R. 2021. — Classification of bird sounds as an early warning method of forest fires using Convolutional Neural Network (CNN) algorithm. *Journal of King Saud University—Computer and Information Sciences* 34 (7): 4345-4357. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.04.013>
- PETRUSKOVÁ T., PIŠVEJCOVÁ I., KINŠTOVÁ A., BRINKE T. & PETRUSEK A. 2016. — Repertoire-based individual acoustic monitoring of a migratory passerine bird with complex song as an efficient tool for tracking territorial dynamics and annual return rates. *Methods in Ecology and Evolution* 7 (3): 274-284. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12496>
- PIERETTI N., FARINA A. & MORRI D. 2011. — A new methodology to infer the singing activity of an avian community: the Acoustic Complexity Index (ACI). *Ecological Indicators* 11 (3): 868-873. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2010.11.005>
- PIJANOWSKI B. C., FARINA A., GAGE S. H., DUMYAHN S. L. & KRAUSE B. L. 2011. — What is soundscape ecology? An introduction and overview of an emerging new science. *Landscape Ecology* 26 (9): 1213-1232. <https://doi.org/10.1007/s10980-011-9600-8>
- POTAMITIS I., NTALAMPIRAS S., JAHN O. & RIEDE K. 2014. — Automatic bird sound detection in long real-field recordings: applications and tools. *Applied Acoustics* 80: 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2014.01.001>
- POTAMITIS I., RIGAKIS I. & TATLAS N.-A. 2017. — Automated surveillance of fruit flies. *Sensors* 17 (1): 110. <https://doi.org/10.3390/s17010110>
- POTAMITIS I., RIGAKIS I., VIDAKIS N., PETOUSIS M. & WEBER M. 2018. — Affordable bimodal optical sensors to spread the use of automated insect monitoring. *Journal of Sensors* 2018: 1-25. <https://doi.org/10.1155/2018/3949415>
- PRIYADARSHANI N., MARSLAND S. & CASTRO I. 2018. — Automated birdsong recognition in complex acoustic environments: a review. *Journal of Avian Biology* 49 (5): jav-01447. <https://doi.org/10.1111/jav.01447>
- RAJAN S. C., ATHIRA K., JAISHANKER R., SOORAJ N. P. & SAROJKUMAR V. 2019. — Rapid assessment of biodiversity using acoustic indices. *Biodiversity and Conservation* 28 (8): 2371-2383. <https://doi.org/10.1007/s10531-018-1673-0>
- REINWALD M., MOSELEY B., SZENICER A., NISSEN-MEYER T., ODUOR S., VOLLRATH F., MARKHAM A. & MORTIMER B. 2021. — Seismic localization of elephant rumbles as a monitoring approach. *Journal of the Royal Society Interface* 18 (180): 20210264. <https://doi.org/10.1098/rsif.2021.0264>
- RHINEHART T. A., CHRONISTER L. M., DEVLIN T. & KITZES J. 2020. — Acoustic localization of terrestrial wildlife: current practices and future opportunities. *Ecology and Evolution* 10 (13): 6794-6818. <https://doi.org/10.1002/ece3.6216>
- ROEMER C., JULIEN J.-F. & BAS Y. 2021. — An automatic classifier of bat sonotypes around the world. *Methods in Ecology and Evolution* 12 (12): 2432-2444. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13721>
- ROOT-GUTTERIDGE H., BENCsik M., CHEBLI M., GENTLE L.K., TERRELL-NIELD C., BOURIT A. & YARNELL R.W. 2014. — Identifying individual wild Eastern grey wolves (*Canis lupus lycaon*) using fundamental frequency and amplitude of howls. *Bioacoustics* 23 (1): 55-66. <https://doi.org/10.1080/09524622.2013.817317>
- ROSS S. R. P.-J., FRIEDMAN N. R., DUDLEY K. L., YOSHIMURA M., YOSHIDA T. & ECONOMO E. P. 2018. — Listening to ecosystems: data-rich acoustic monitoring through landscape-scale sensor networks. *Ecological Research* 33 (1): 135-147. <https://doi.org/10.1007/s11284-017-1509-5>
- ROWE B., EICHINSKI P., ZHANG J. & ROE P. 2021. — Acoustic auto-encoders for biodiversity assessment. *Ecological Informatics* 62: 101237. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101237>
- ROWLEY J. J. L. & CALLAGHAN C. T. 2020. — The FrogID dataset: expert-validated occurrence records of Australia's frogs collected by citizen scientists. *ZooKeys* 912: 139-151. <https://doi.org/10.3897/zookeys.912.38253>
- ROWLEY J. J. L., CALLAGHAN C. T., CUTAJAR T., PORTWAY C., POTTER K., MAHONY S., TREMBATH D. F., FLEMONS P. & WOODS A. 2019. — FrogID: citizen scientists provide validated biodiversity data on frogs of Australia. *Herpetological Conservation and Biology* 14 (1): 155-170
- RUFF Z. J., LESMEISTER D. B., DUCHAC L. S., PADMARAJU B. K. & SULLIVAN C. M. 2019. — Automated identification of avian vocalizations with deep convolutional neural networks. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 6 (1): 79-92. <https://doi.org/10.1002/rse2.125>
- SADHUKHAN S., ROOT-GUTTERIDGE H. & HABIB B. 2021. — Identifying unknown Indian wolves by their distinctive howls: its potential as a non-invasive survey method. *Scientific Reports* 11: 7309. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-86718-w>
- SANDERS C. E. & MENNILL D. J. 2014. — Acoustic monitoring of nocturnally migrating birds accurately assesses the timing and magnitude of migration through the Great Lakes. *The Condor* 116 (3): 371-383. <https://doi.org/10.1650/CONDOR-13-098.1>
- SCARPELLI M. D. A., LIQUET B., TUCKER D., FULLER S. & ROE P. 2021. — Multi-index ecoacoustics analysis for terrestrial soundscapes: a new semi-automated approach using time-series motif discovery and random forest classification. *Frontiers in Ecology and Evolution* 9: 1-14. <https://doi.org/10.3389/fevo.2021.738537>
- SERGEI C. & FU S. 2020. — Applications of physical methods in estimation of soil biota and soil organic matter. *Soil Ecology Letters* 2 (3): 165-175. <https://doi.org/10.1007/s42832-020-0038-2>
- SEVILLA A. & GLOTIN H. 2017. — Audio bird classification with inception-v4 extended with time and time-frequency attention mechanisms, in CAPPELLATO L., FERRO N., GOEURLOT L. &

- MANDL T. (éds), CLEF: Conference and Labs of the Evaluation Forum, Dublin, Ireland, September 11-14, 2017. *CEUR Workshop Proceedings* 1866: 1-8
- SHAMON H., PARASKEVOPOULOU Z., KITZES J., CARD E., DEICHMANN J. L., BOYCE A. J. & MCSHEA W. J. 2021. — Using ecoacoustics metrics to track grassland bird richness across landscape gradients. *Ecological Indicators* 120: 106928. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106928>
- SHARMA G. 2018. — Acoustic signal classification for deforestation monitoring: tree cutting problem. *Journal of Computer Science & Systems Biology* 11 (2): 178-184. <https://doi.org/10.4172/jcsb.1000269>
- SRINIVAS S. 2013. — Efficient protection of palms from RPW larvae using wireless sensor networks. *International Journal of Computer Science* 10 (3 [2]): 192-200.
- STEVENS H. C., METZ E. M., SABOYA DEL CASTILLO P., ALVÁN J. D. & BOWLER M. T. 2019. — Use of autonomous audio recordings for the rapid inventory of birds in the white-sand forests of the Peruvian Amazon. *Journal of Field Ornithology* 90 (1): 70-79. <https://doi.org/10.1111/jof.12279>
- STOWELL D., WOOD M. D., PAMUŁA H., STYLIANOU Y. & GLOTIN H. 2018. — Automatic acoustic detection of birds through deep learning: the first bird audio detection challenge. *Methods in Ecology and Evolution* 10 (3): 368-380. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13103>
- SUEUR J., PAVOINE S., HAMERLYNCK O. & DUVAIL S. 2008. — Rapid acoustic survey for biodiversity appraisal. *PLOS ONE* 3 (12): e4065. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0004065>
- SUEUR J., FARINA A., GASC A., PIERETTI N. & PAVOINE S. 2014. — Acoustic indices for biodiversity assessment and landscape investigation. *Acta Acustica united with Acustica* 100 (4): 772-781. <https://doi.org/10.3813/AAA.918757>
- SUGAI L. S. M. & LLUSIA D. 2019. — Bioacoustic time capsules: using acoustic monitoring to document biodiversity. *Ecological Indicators* 99: 149-152. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.12.021>
- SUGAI L. S. M., SILVA T. S. F., RIBEIRO J. W. & LLUSIA D. 2019. — Terrestrial passive acoustic monitoring: review and perspectives. *BioScience* 69 (1): 15-25. <https://doi.org/10.1093/biosci/biy147>
- SUMITANI S., SUZUKI R., ARITA T., NAKADAI K. & OKUNO H. G. 2021. — Non-invasive monitoring of the spatio-temporal dynamics of vocalizations among songbirds in a semi free-flight environment using robot audition techniques. *Birds* 2 (2): 158-172. <https://doi.org/10.3390/birds2020012>
- SUZUKI R., MATSUBAYASHI S., SAITO F., MURATE T., MASUDA T., YAMAMOTO K., KOJIMA R., NAKADAI K. & OKUNO H. G. 2018. — A spatiotemporal analysis of acoustic interactions between great reed warblers (*Acrocephalus arundinaceus*) using microphone arrays and robot audition software HARK. *Ecology and Evolution* 8 (1): 812-825. <https://doi.org/10.1002/ece3.3645>
- SZENICER A., REINWALD M., MOSELEY B., NISSEN-MEYER T., MUTINDA MUTETI Z., ODUOR S., McDERMOTT-ROBERTS A., BAYDIN A. G. & MORTIMER B. 2022. — Seismic savanna: machine learning for classifying wildlife and behaviours using ground-based vibration field recordings. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 8 (2): 236-250. <https://doi.org/10.1002/rse2.242>
- TEIXEIRA D., MARON M. & VAN RENSBERG B. J. 2019. — Bioacoustic monitoring of animal vocal behavior for conservation. *Conservation Science and Practice* 1 (8): e72. <https://doi.org/10.1111/csp.272>
- THOMPSON M. E., SCHWAGER S. J., PAYNE K. B. & TURKALO A. K. 2010. — Acoustic estimation of wildlife abundance: methodology for vocal mammals in forested habitats. *African Journal of Ecology* 48 (3): 654-661. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2028.2009.01161.x>
- TOWSEY M., ZHANG L., COTTMAN-FIELDS M., WIMMER J., ZHANG J. & ROE P. 2014. — Visualization of long-duration acoustic recordings of the environment. *Procedia Computer Science* 29: 703-712. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.05.063>
- TOWSEY M., ZNIDERSIC E., BROKEN-BROW J., INDRASWARI K., WATSON D., PHILLIPS Y., TRUSKINGER A. & ROE P. 2018. — Long-duration, false-colour spectrograms for detecting species in large audio data-sets. *Journal of Ecoacoustics* 2 (1): 6. <https://doi.org/10.22261/JEA.IUSWUI>
- TUNCER T., AKBAL E. & DOĞAN S. 2021. — Multileveled ternary pattern and iterative ReliefF based bird sound classification. *Applied Acoustics* 176: 107866. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2020.107866>
- TUNEU-CORRAL C., PUIG-MONTERRAT X., FLAQUER C., MAS M., BUDINSKI I. & LÓPEZ-BAUCELLS A. 2020. — Ecological indices in long-term acoustic bat surveys for assessing and monitoring bats' responses to climatic and land-cover changes. *Ecological Indicators* 110: 105849. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105849>
- ULLOA J. S., GASC A., GAUCHER P., AUBIN T., RÉJOU-MÉCHAIN M. & SUEUR J. 2016. — Screening large audio datasets to determine the time and space distribution of Screaming Piha birds in a tropical forest. *Ecological Informatics* 31: 91-99. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.11.012>
- ULLOA J. S., AUBIN T., LLUSIA D., COURTOIS É. A., FOUQUET A., GAUCHER P., PAVOINE S. & SUEUR J. 2019. — Explosive breeding in tropical anurans: environmental triggers, community composition and acoustic structure. *BMC Ecology* 19 (1): 28. <https://doi.org/10.1186/s12898-019-0243-y>
- VAN KLINK R., AUGUST T., BAS Y., BODESHEIM P., BONN A., FOSSEY F., HØYE T. T., JONGEJANS E., MENZ M. H. M., MIRALDO A., ROSLIN T., ROY H. E., RUCZYŃSKI I., SCHIGEL D., SCHÄFFLER L., SHEARD J. K., SVENNINGSEN C., TSCHAN G. F., WÄLDCHEN J., ZIZKA V. M. A., ÅSTRÖM J. & BOWLER D. E. 2022. — Emerging technologies revolutionise insect ecology and monitoring. *Trends in Ecology & Evolution* 37 (10): 872-885. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2022.06.001>
- VIDAÑA-VILA E., NAVARRO J., ALSINA-PAGÈS R. M. & RAMÍREZ Á. 2020. — A two-stage approach to automatically detect and classify woodpecker (Fam. Picidae) sounds. *Applied Acoustics* 166: 107312. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2020.107312>
- VILLANUEVA-RIVERA L. J., PIJANOWSKI B. C., DOUCETTE J. & PEKIN B. 2011. — A primer of acoustic analysis for landscape ecologists. *Landscape Ecology* 26 (9): 1233. <https://doi.org/10.1007/s10980-011-9636-9>
- VILLANUEVA-RIVERA L. J., PIJANOWSKI B. C. & VILLANUEVA-RIVERA M. L. J. 2018. — Package 'soundecology'. *R package version* 1 (3): 3.
- VOIGT C. C., RUSSO D., RUNKEL V. & GOERLITZ H. R. 2021. — Limitations of acoustic monitoring at wind turbines to evaluate fatality risk of bats. *Mammal Review* 51 (4): 559-570. <https://doi.org/10.1111/mam.12248>
- VU T. T. & TRAN L. M. 2019. — An application of autonomous recorders for gibbon monitoring. *International Journal of Primatology* 40 (2): 169-186. <https://doi.org/10.1007/s10764-018-0073-3>
- 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>
- WALLIS D. & ELMEROS M. 2021. — Tracking European bat species with passive acoustic directional monitoring. *Bioacoustics* 30 (4): 418-436. <https://doi.org/10.1080/09524622.2020.1801506>
- WALTERS C. L., FREEMAN R., COLLEN A., DIETZ C., FENTON M. B., JONES G., OBRIST M. K., PUECHMAILLE S. J., SÄTTLER T., SIEMERS B. M., PARSONS S. & JONES K. E. 2012. — A continental-scale tool for acoustic identification of European bats. *Journal of Applied Ecology* 49 (5): 1064-1074. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2012.02182.x>

- WALTERS C. L., COLLEN A., LUCAS T., MROZ K., SAYER C. A. & JONES K. E. 2013. — Challenges of using bioacoustics to globally monitor bats, in ADAMS R. A. & PEDERSEN S. C. (éds), *Bat Evolution, Ecology, and Conservation*. Springer, New York: 479-499. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7397-8_23
- WIJERS M., LOVERIDGE A., MACDONALD D. W. & MARKHAM A. 2021a. — CARACAL: a versatile passive acoustic monitoring tool for wildlife research and conservation. *Bioacoustics* 30 (1): 41-57. <https://doi.org/10.1080/09524622.2019.1685408>
- WIJERS M., TRETOWAN P., DU PREEZ B., CHAMAILLÉ-JAMMES S., LOVERIDGE A. J., MACDONALD D. W. & MARKHAM A. 2021b. — Vocal discrimination of African lions and its potential for collar-free tracking. *Bioacoustics* 30 (5): 575-593. <https://doi.org/10.1080/09524622.2020.1829050>
- WILDLIFE ACOUSTICS 2011a. — *Song Scope: Bioacoustics Software (Version 4.1.5)*. Wildlife Acoustics, Maynard.
- WILDLIFE ACOUSTICS 2011b. — *Song scope manual. Bioacoustics Software Version 4.0 Documentation*. Wildlife Acoustics, Maynard. <https://www.wildlifeacoustics.com/images/documentation/Song-Scope-Users-Manual.pdf>, dernière consultation le 22 novembre 2023.
- WILSON S. & BAYNE E. 2018. — Use of an acoustic location system to understand how presence of conspecifics and canopy cover influence Ovenbird (*Seiurus aurocapilla*) space use near reclaimed wellsites in the boreal forest of Alberta. *Avian Conservation and Ecology* 13 (2): 4. <https://doi.org/10.5751/ACE-01248-130204>
- WREGE P. H., ROWLAND E. D., KEEN S. & SHIU Y. 2017. — Acoustic monitoring for conservation in tropical forests: examples from forest elephants. *Methods in Ecology and Evolution* 8 (10): 1292-1301. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12730>
- WU S.-H., CHANG H.-W., LIN R.-S. & TUANMU M.-N. 2021. — SILIC: a cross database framework for automatically extracting robust biodiversity information from soundscape recordings based on object detection and a tiny training dataset. *Ecological Informatics* 68: 101534. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101534>
- XIE J., TOWSEY M., ZHU M., ZHANG J. & ROE P. 2017. — An intelligent system for estimating frog community calling activity and species richness. *Ecological Indicators* 82: 13-22. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.06.015>
- YOH N., KINGSTON T., MCARTHUR E., AYLEN O.E., HUANG J. C. -C., JINGGONG E. R., KHAN F. A. A., LEE B. P. Y. H., MITCHELL S. L., BICKNELL J. E. & STRUEBIG M. J. 2022. — A machine learning framework to classify Southeast Asian echolocating bats. *Ecological Indicators* 136: 108696. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108696>
- ZAHEDI F. & HUANG H. 2014. — A wireless acoustic emission sensor remotely powered by light. *Smart Materials and Structures* 23 (3): 035003. <https://doi.org/10.1088/0964-1726/23/3/035003>
- ZALUAR M. T., TARDIN R., LLUSIA D., NIEMEYER J., RIBEIRO M. C. & VALE M. M. 2022. — Impact of invasive marmosets (Primates, Callitrichidae) on bird acoustic diversity in a large neotropical urban forest. *Biological Invasions* 24 (6): 1725-1737. <https://doi.org/10.1007/s10530-022-02748-z>
- ZHANG L., TOWSEY M., XIE J., ZHANG J. & ROE P. 2016. — Using multi-label classification for acoustic pattern detection and assisting bird species surveys. *Applied Acoustics* 110: 91-98. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2016.03.027>
- ZHAO Y., SHEPPARD S., SUN Z., HAO Z., JIN J., BAI Z., BIAN Q. & WANG C. 2022. — Soundscapes of urban parks: an innovative approach for ecosystem monitoring and adaptive management. *Urban Forestry & Urban Greening* 71: 127555. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2022.127555>
- ZWERTS J. A., WIEGERS J. N., STERCK E. H. M. & VAN KUIJK M. 2022. — Exploring spatio-temporal variation in soundscape saturation of an African tropical forest landscape. *Ecological Indicators* 137: 108712. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108712>

Soumis le 9 novembre 2022;
accepté le 14 février 2023;
publié le 29 novembre 2023.