

Détecter et identifier les oiseaux de France métropolitaine pour mieux prévenir les collisions aviaires dans les aéroports

Guillaume Testud^{1,2}

Sylvain Moulherat²

Jean-Philippe Tarel¹

¹COSYS-PICS-L, Université Gustave Eiffel

²OïkoLab, TerrOïko

guillaume.testud@univ-eiffel.fr

sylvain.moulherat@terroiko.fr

jean-philippe.tarel@univ-eiffel.fr

1 Enjeux

Les collisions entre les animaux et nos moyens de transports impactent les véhicules et leurs passagers mais aussi la biodiversité [1]. Equiper les abords des infrastructures de transport avec des réseaux de capteurs qui détectent et identifient les animaux peut permettre d'estimer les risques de collision et d'alerter afin de réduire le nombre de collisions. Les informations collectées peuvent être utilisées par les gestionnaires des infrastructures de transport pour améliorer la prise en compte du péril animalier [2], [3].

Pour l'aviation, la gestion du péril animalier est un enjeu majeur depuis le début. Les collisions entre avion et oiseau et plus largement avec un animal ont souvent lieu à l'atterrissage et décollage, et conduisent à de nombreuses pertes humaines. Ainsi, 213 morts sont recensés de 2013 à 2022, au niveau mondial, dont le crash d'un Boeing en 2019 ayant entraîné la mort de 157 personnes selon Avisure [4]. Avec 4 collisions pour 10 000 vols en France [3], elles sont un facteur de risque important. Le coût économique est également très important entre les dégâts sur les avions et les répercussions sur le trafic aérien. L'estimation de ce coût était de l'ordre du milliard de dollars annuel pour l'aviation mondiale en 2000 et semble en augmentation [5]. En effet en 2017, ce coût a été estimé à 700 millions de dollars pour la seule aviation civile américaine [6].

En France, les informations relatives aux collisions sont comptabilisées par le Service Technique de l'Aviation Civile (STAC) et conservées dans la base de données PICA. L'année 2023 fut l'année comptabilisant le plus de collisions en dépassant le seuil des 1125 collisions répertoriées (collisions avérées avec traces ou restes de l'animal) dont 86 collisions sérieuses (Dommages sur la structure ou les moteurs de l'avion, et/ou des incidences sur la sécurité aérienne ou sur la poursuite du vol) et 25 engendrant des dommages tels que la destruction du moteur ou la destruction totale du véhicule. Ces chiffres semblent en augmentation au cours des 10 dernières années par rapport à la période 2003-2013 [7].

Concernant la biodiversité et les espèces les plus fréquemment impliquées, 22 % des collisions ne permettent pas à l'heure actuelle d'identifier l'espèce concernée. Pour les espèces identifiées, on retrouve le Faucon crécerelle (qui est sur la liste rouge des oiseaux nicheurs de France métropolitaine de 2016 ; statut « Espèce quasi menacée »), qui représente plus d'une

collision sur 5 en France avec au moins 247 animaux tués. Viennent ensuite les Passereaux, les Columbiformes, les Laridés et les Limicoles. On peut s'attendre à une sous-estimation de ces chiffres en raison de l'absence de déclarations pour les collisions sans dégât sur les avions, ou simplement de leur non détection.

Concernant les collisions sérieuses et les collisions avec dommages qui impliquent un risque de sécurité civile et un coût économique, la gravité varie en fonction du nombre, de la taille, de la masse et des comportements de chaque espèce. Dans la majorité des cas, les oiseaux ne peuvent être identifiés (21 Collisions sérieuses, 8 collisions avec dommages). Quand l'espèce est connue, arrivent en premier le Faucon crécerelle (12 Collisions sérieuses, 7 collisions avec dommages), puis le Vanneau huppé (7, 3), et le Goéland leucophée (4, 3).

En anticipant mieux la présence d'oiseaux et en identifiant leur espèce avec des capteurs installés dans l'aéroport, cela conduirait à un triple avantage : améliorer la sûreté aérienne et réduire les impacts économiques tout en préservant la biodiversité.

2 Objectifs

La détection et l'identification des oiseaux peuvent se faire avec deux types de capteurs : des caméras et des enregistreurs audios. Dans les deux cas, deux phases de traitement sont nécessaires : la détection puis la classification des détections. Pour faire la détection des animaux, le réseau neuronal nommé Megadetecter est actuellement l'un des plus performant [8], [9], [10]. Il est entraîné sur de très larges bases à partir d'une structure de réseau Yolov5x6 [11]. Néanmoins, c'est un détecteur plutôt orienté sur les animaux non européens et ces performances sont donc limitées pour la détection des espèces de France métropolitaine [12]. Pour la partie classification ou reconnaissance, il n'y en a aucun libre et ouvert pour les oiseaux de France Métropolitaine, à notre connaissance.

Le réseau Megadetecter est constitué d'une première partie de réseau réalisant la détection et d'une deuxième partie réalisant la reconnaissance mais en seulement 3 classes : animaux, personnes et véhicules. Notre objectif est donc double : raffiner la partie détection afin d'avoir un détecteur des oiseaux de France métropolitaine capables de reconnaître les différentes espèces observées.

BDD	INat	iNat2021	GBIF	OCAPI	COCO	Ornithologue
Labels déjà disponibles	Labélisée	Non labélisée	Non labélisée	Labélisée	Labélisée	Non labélisée
Images	70682	45358	47348	24491	2877	1017
Boîtes englobantes	103479	53562	64428	31698	12309	2640

Tableau 1 : les bases de données utilisées pour construire notre base d'images étiquetées AIGLE.

3 Base d'images étiquetées AIGLE

Pour raffiner le détecteur et le classifieur d'oiseaux de France métropolitaine, nous avons constitué une base d'images étiquetées, nommée AIGLE (Tableau 1), au format YOLO à partir de bases de données (BDD) publiques et de base de données privées. La BDD construite regroupe ainsi des images issues de iNat [13], iNat2021 [14], GBIF [15], OCAPI [16], COCO [17] et des images d'ornithologue pas toujours labélisées à l'espèce (Tableau 1). La base finale contient 270 000 étiquettes dont 221 000 oiseaux principalement identifiés à l'espèce, 10 000 véhicules, 15 000 mammifères et 22 000 humains pour 192 000 images dont 4 446 sans aucune étiquette.

4 Hiérarchie de classes

Les oiseaux sont classés selon différents niveaux taxonomiques hiérarchisés (Classe, Ordre, Famille, Genre, Espèce). Le plus souvent des animaux de groupe taxonomiques identiques se ressemblent plus entre eux qu'avec d'autres groupes taxonomiques. Cette hiérarchie contient des informations importantes pour la reconnaissance. La taxonomie nous a donc permis de constituer une hiérarchie simplifiée de classes pour les mammifères et les oiseaux. Les convergences évolutives de certains taxons ont été prises en compte comme dans le cas des hirondelles et martinet ou les Otidiformes et les Galliformes (Figure 1).

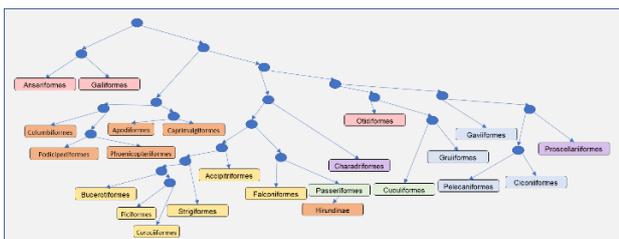


Figure 1 : Arbre phylogénétique des oiseaux de France au Clade "Classe". Les couleurs représentent les niveaux de la hiérarchie : en rose le groupe A, en orange le groupe B, en violet le groupe C, en vert le groupe D, en bleu le groupe E et en Jaune le groupe F. La Famille des Hirundinidae qui fait partie des hirundinidae est regroupée avec le groupe B pour sa convergence évolutive avec les Apodiformes.

5 Apprentissage par transfert

Pour faire le raffinement du détecteur et du classifieur, nous avons utilisé une structure de réseau de type

YoloV5, depuis deux réseaux YoloV5 appris sur la base COCO [11] ou Megadetector [8]. La base AIGLE a été découpée en 70% pour l'apprentissage, 15% pour la validation et 15% pour le test.

Pour évaluer la détection, nous avons raffiné avec notre base AIGLE pour 3 classes (animal, véhicule, humain) et comparé les performances avec Megadetector. Différentes variantes ont été testées comme en faisant varier la taille des images d'entraînement. Prochainement, la création d'une base de test avec des images capturées sur le terrain permettra un test pratique sur des images très différentes de celles d'apprentissage. Des premiers tests sur des images en 1080 pixels de hauteur ont montré la capacité des détecteurs raffinés à détecter les oiseaux de taille observée faible (jusqu'à une dizaine de pixels pour les plus petits) et cela quel que soit la structure (YoloV5S ou YoloV5X6), même si aucun oiseau de petite taille n'est présent dans la base d'apprentissage. Néanmoins, ces détecteurs ont tendance à faire plus de fausses alarmes. La base d'apprentissage mériterait donc d'être enrichie avec des oiseaux de taille observée petite.

Pour évaluer la classification, nous avons comparé les résultats de différents raffinements en tronquant par niveau les classes de la hiérarchie construite, en allant du plus haut niveau jusqu'aux espèces. Les variantes avec la structure YOLOV5S et YOLOV5X6 ont à chaque fois été testées. La précision, le rappel et le F1 ont donc été recalculés au même niveau en agglomérant les résultats des classes des niveaux inférieurs. Cela a permis de montrer que le classifieur au 1er niveau hiérarchique a une meilleure précision et un meilleur F1, pour les 6 classes A, B, C, D, E, F (Figure 1), comparativement à celui travaillant au niveau des espèces. Le rappel du classifieur à l'espèce est légèrement meilleur avec la structure YOLOV5X6 mais pas avec YOLOV5S. Ces résultats sont préliminaires et sur la base de validation. Les tests devront donc être prolongés en particulier avec une base de test assez différente.

6 Conclusion

Grâce à la construction de la base de données AIGLE, nous avons pu commencer à évaluer différentes variantes de détecteurs et de classifieurs, en utilisant la taxonomie hiérarchique d'oiseaux. Les premières évaluations sont prometteuses et devront être approfondies, en particulier sur une base de test avec des images provenant de l'Aéroport de Nîmes et d'un site d'essai automobile (Transpolis, Ain). Sur le terrain, les oiseaux sont généralement observés loin donc avec des tailles observées assez petites voire très petites dans les images.

Bibliographie

- [1] R. T. T. Forman et L. E. Alexander, « Roads and Their Major Ecological Effects », *Annu. Rev. Ecol. Syst.*, vol. 29, n° 1, Art. n° 1, 1998, doi: 10.1146/annurev.ecolsys.29.1.207.
- [2] S. Moulherat *et al.*, « Biodiversity Monitoring with Intelligent Sensors: An Integrated Pipeline for Mitigating Animal-Vehicle Collisions », *Nat. Conserv.*, in press, doi: 10.3897/arphapreprints.e110040.
- [3] I. C. Metz, J. Ellerbroek, T. Mühlhausen, D. Kügler, et J. M. Hoekstra, « The Bird Strike Challenge », *Aerospace*, vol. 7, n° 3, Art. n° 3, mars 2020, doi: 10.3390/aerospace7030026.
- [4] « Avisure - Serious accident database ». Consulté le: 4 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://avisure.com/serious-accident-database/>
- [5] J. R. Allan, « The costs of bird strikes and bird strike prevention », *Hum. Confl. Wildl. Econ. Consid.*, p. 18, 2000.
- [6] T. DeVault, B. Blackwell, J. Belant, et M. Begier, « Wildlife at Airports », *Wildl. Damage Manag. Tech. Ser.*, janv. 2017, [En ligne]. Disponible sur: <https://digitalcommons.unl.edu/nwrewdmts/10>
- [7] chrystele.grouas-guittet, « Méthodologie d'évaluation du risque animalier sur les aérodromes », STAC. Consulté le: 20 septembre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.stac.aviation-civile.gouv.fr/fr/publications/methodologie-devaluation-risque-animalier-sur-aerodromes-0>
- [8] S. Beery, D. Morris, et S. Yang, « Efficient Pipeline for Camera Trap Image Review », *ArXiv190706772 Cs*, juill. 2019, Consulté le: 24 mars 2022. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1907.06772>
- [9] L. A. Clarfeld *et al.*, « Evaluating a tandem human-machine approach to labelling of wildlife in remote camera monitoring », *Ecol. Inform.*, vol. 77, p. 102257, nov. 2023, doi: 10.1016/j.ecoinf.2023.102257.
- [10] J. Vélez *et al.*, « An evaluation of platforms for processing camera-trap data using artificial intelligence », *Methods Ecol. Evol.*, vol. 14, n° 2, p. 459-477, 2023, doi: 10.1111/2041-210X.14044.
- [11] G. Jocher, K. Nishimura, T. Mineeva, et R. Vilariño, « yolov5 », *Code Repos.*, p. 9, 2020.
- [12] N. Rigoudy *et al.*, « The DeepFaune initiative: a collaborative effort towards the automatic identification of European fauna in camera trap images », *Eur. J. Wildl. Res.*, vol. 69, n° 6, p. 113, oct. 2023, doi: 10.1007/s10344-023-01742-7.
- [13] G. Van Horn *et al.*, « The iNaturalist Species Classification and Detection Dataset », in *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, juin 2018, p. 8769-8778. doi: 10.1109/CVPR.2018.00914.
- [14] G. V. Horn, E. Cole, S. Beery, K. Wilber, S. Belongie, et O. M. Aodha, « Benchmarking Representation Learning for Natural World Image Collections », in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), nov. 2021, p. 12884-12893. doi: 10.1109/CVPR46437.2021.01269.
- [15] G. GBIF, « The Global Biodiversity Information Facility. What is GBIF », *Available 13 January 2020*, 2020.
- [16] S. Moulherat, J.-P. Tarel, et O. Gimenez, « OCAPI Observation de la biodiversité par des Caméras Plus Intelligentes », 2021, Consulté le: 4 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://www.terroiko.fr/sites/default/files/pdf/AAP_FEREC2020_OCAPI_V1.5.pdf
- [17] T.-Y. Lin *et al.*, « Microsoft COCO: Common Objects in Context », in *Computer Vision – ECCV 2014*, D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, et T. Tuytelaars, Éd., Cham: Springer International Publishing, 2014, p. 740-755. doi: 10.1007/978-3-319-10602-1_48.