Aufsatz • Original manuscript

Dieses Zusatzmaterial ist nicht im Hauptartikel enthalten und online abrufbar unter
https://www.natur-und-landschaft.de/extras/zusatzmaterial/

# Zusatzmaterial zu: Künstliche Intelligenz im Naturschutz

## Supplement to: Artificial intelligence in nature conservation

Christian Schneider, Jana Wäldchen und Patrick Mäder

Natur und Landschaft — 98. Jahrgang (2023) — Ausgabe 6/7: 304 – 311

## Zusammenfassung

In absehbarer Zukunft könnte künstliche Intelligenz (KI) die Arbeit im Naturschutz so selbstverständlich unterstützen, wie es heute bereits Geoinformationsverarbeitung sowie statistische Methoden oder Modelle tun. Gegenwärtig befinden sich die meisten KI-Systeme aber noch im Forschungs- und Entwicklungsstadium. Sie müssen gezielt in Anwendungen von Behörden oder Naturschutzorganisationen überführt werden, um sie weitreichend zugänglich zu machen. Die breiteste Anwendung finden KI-Systeme bislang in der automatisierten Erkennung von Arten sowie in der Fernerkundung. Vielversprechende Methoden gibt es aber auch im Bereich der Modellierung, z. B. von Habitateignungen und Artverbreitungen. Bereits absehbar ist der Einsatz von KI-Systemen für (halb)automatisierte Bewertungen, etwa von Aussterberisiken, sowie der Einsatz als Entscheidungsunterstützungssysteme. Über die Diskussion bestehender Ansätze hinaus werden im zweiten Teil des Beitrags Rahmenbedingungen und Lösungsansätze für den erfolgreichen Einsatz von KI-Systemen im Naturschutz zusammengefasst.

Naturschutz – maschinelles Lernen – künstliche Intelligenz (KI) – automatische Artenerkennung – Vorhersagemodelle – nachvollziehbare KI – Reproduzierbarkeit

## Abstract

In the foreseeable future, artificial intelligence (AI) will support nature conservation as naturally as geoinformation processing, statistical methods or models already do today. At present, however, most AI systems are still in the research and development stage. They need to be transferred into applications for government agencies or conservation organisations to make them widely accessible. The broadest application of AI systems so far is in the field of (semi-)automated recognition of species as well as in remote sensing. However, there are also promising methods in the field of habitat and species distribution modelling. In the future, AI systems might also be commonly used for automated extinction risk assessments as well as for automated decision support systems. The challenges and conditions for the use and development of AI systems in nature conservation are outlined in the second part of the article.

Nature conservation – Machine learning – Artificial intelligence (AI) – Automated species identification – Prediction models – Explainable AI – Reproducibility

Manuskripteinreichung: 23.10.2022, Annahme: 15.3.2023

DOI: 10.19217/NuL2023-06-05

### A) Quellen zu Abb. 1, S. 307, im Haupttext

agentmorris.github.io: https://agentmorris.github.io/camera-trap-ml-survey/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Ahmed S., Stoeckel M. et al. (2019): BIOfid dataset: Publishing a German gold standard for named entity recognition in historical biodiversity literature. In: Bansal M. (Hrsg.): The 23rd Conference on Computational Natural Language Learning – Proceedings of the conference, November 3 – 4, 2019, Hong Kong, China. CoNLL 2019. Association for Computational Linguistics (ACL). Stroudsburg, PA: 871 – 880.

AIResVeg: https://www.d-copernicus.de/daten/beispiele-und-anwendungen/methoden-und-anwendungsentwicklung/ (aufgerufen am 14.9.2022)

AMMOD: https://ammod.de/ (aufgerufen am 14.9.2022)

August T.A., Pescott, O.L. et al. (2020): AI naturalists might hold the key to unlocking biodiversity data in social media imagery. Patterns 1(7): e100116. https://doi.org/10.1016/j.patter.2020.100116

Beery S., Cole E. et al. (2021): Species distribution modeling for machine learning practitioners: A review. http://arxiv.org/pdf/2107.10400v1 (aufgerufen am 14.9.2022)

BeesUP: https://www.julius-kuehn.de/bs/5-jahre-5-themen-institutsjubilaeum-2016-2021/bienenstadt-braunschweig-und-beesup/ (aufgerufen am 14.9.2022)

BfN/Bundesamt für Naturschutz: Marine Wirbeltiere. Projekt am BfN, unveröffentlicht.

BILBI: https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104806 (aufgerufen am 14.9.2022)

Biodiversity Heritage Library: https://blog.biodiversitylibrary.org/2021/05/this-bird-illustration-does-not-exist.html#more-28798 (aufgerufen am 14.9.2022)

BirdNet: https://play.google.com/store/apps/details?id=de.tu_chemnitz.mi.kahst.birdnet&hl=de (aufgerufen am 14.9.2022)

BirdRecorder: https://www.zsw-bw.de/projekt/windenergie/birdrecorder-vermeidung-von-kollisionen-geschuetzter-voegel-mit-windenergieanlagen.html (aufgerufen am 14.9.2022)

BirdVision: https://birdvision.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

BIOfid: https://www.biofid.de/de/ (aufgerufen am 14.9.2022)

CAcTUS: https://www.inria.fr/en/cactus (aufgerufen am 14.9.2022)

CAPTAIN: https://www.captain-project.net/ (aufgerufen am 14.9.2022)

ChESS: https://www.dfki.de/web/news/chess (aufgerufen am 14.9.2022)

Cordier T., Esling P. et al. (2017): Predicting the ecological quality status of marine environments from eDNA metabarcoding data using supervised machine learning. Environmental Science & Technology 51(16): 9.118 – 9.126. https://doi.org/10.1021/acs.est.7b01518

Dlamini N., van Zyl T.L. (2021): Comparing class-aware and pairwise loss functions for deep metric learning in wildlife re-identification. Sensors 21(18): s21186109. https://doi.org/10.3390/s21186109

Doull K.E., Chalmers C. et al. (2021): An evaluation of the factors affecting 'poacher' detection with drones and the efficacy of machine-learning for detection. Sensors 21(12): s21124074. https://doi.org/10.3390/s21124074

Duporge I., Isupova O. et al. (2021): Using very-high-resolution satellite imagery and deep learning to detect and count African elephants in heterogeneous landscapes. Remote Sensing in Ecology and Conservation 7(3): 369 – 381. https://doi.org/10.1002/rse2.195

Eastwood N., Stubbings W.A. et al. (2022): The Time Machine framework: Monitoring and prediction of biodiversity loss. Trends in Ecology & Evolution 37(2): 138 – 146. https://doi.org/10.1016/j.tree.2021.09.008

Flora Incognita: https://floraincognita.de/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Fricker G.A., Ventura J.D. et al. (2019): A convolutional neural network classifier identifies tree species in mixed-conifer forest from hyperspectral imagery. Remote Sensing 11(19): rs11192326. https://doi.org/10.3390/rs11192326

FutureForst: https://www.z-u-g.org/aufgaben/ki-leuchttuerme/projektuebersicht/futureforest/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Goëau H., Lorieul T. et al. (2022): Can artificial intelligence help in the study of vegetative growth patterns from herbarium collections? An evaluation of the tropical flora of the French Guiana Forest. Plants (Basel, Switzerland) 11(4): e11040530. https://doi.org/10.3390/plants11040530

Haevermans T., Tressou J. et al. (2021): Global plant extinction risk assessment informs novel biodiversity hotspots. bioRxiv preprint: 463027 https://doi.org/10.1101/2021.10.08.463027

iBats: https://stiftung-naturschutz.landbw.de/ibat-app-einheimische-fledermaeuse-schuetzen (aufgerufen am 14.9.2022)

IdentiFlight: https://www.identiflight.com/ (aufgerufen am 14.9.2022)

iNaturalist: https://www.inaturalist.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

KInsecta: https://kinsecta.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

KI-Wood: https://www.itwm.fraunhofer.de/de/abteilungen/bv/oberflaechen-und-materialcharakterisierung/holzartenbestimmung-ki.html (aufgerufen am 14.9.2022)

Kroodsma D.A., Mayorga J. et al. (2018): Tracking the global footprint of fisheries. Science 359(6.378): 904 – 908. https://doi.org/10.1126/science.aao5646

Kwok R. (2019): AI empowers conservation biology. Nature 567(7.746): 133 – 134. https://doi.org/10.1038/d41586-019-00746-1

mAInZaun: https://intelligenter-herdenschutz.de/ (aufgerufen am 14.9.2022)

McClure C.J., Rolek B.W. et al. (2021): Eagle fatalities are reduced by automated curtailment of wind turbines. Journal of Applied Ecology 58(3): 446 – 452. https://doi.org/10.1111/1365-2664.13831

MiSa.C: https://fernlab.gfz-potsdam.de/misac.html (aufgerufen am 14.9.2022)

Natur 4.0: https://www.uni-marburg.de/de/fb19/natur40/ueber-uns/natur4 (aufgerufen am 14.9.2022)

NetiNEti: https://github.com/dshorthouse/NetiNeti (aufgerufen am 14.9.2022)

Niemiller K.D., Davis M.A., Niemiller M.L. (2021): Addressing 'biodiversity naivety' through project-based learning using iNaturalist. Journal for Nature Conservation 64: e126070. https://doi.org/10.1016/j.jnc.2021.126070

Nordmo T.-A.S., Ovesen A.B. et al. (2021): Dutkat: A multimedia system for catching illegal catchers in a privacy-preserving manner. In: Dao M.-S., Dang-Nguyen D.-T., Riegler M. (Hrsg.): Proceedings of the 2021 Workshop on Intelligent Cross-Data Analysis and Retrieval, ICMR '21, International Conference on Multimedia Retrieval, 16.11.2021 – 19.11.2021, Taipei, Taiwan. ACM. New York, NY: 57 – 61. https://doi.org/10.1145/3463944.3469102

Oliver R.Y., Ellis D.P. et al. (2018): Eavesdropping on the Arctic: Automated bioacoustics reveal dynamics in songbird breeding phenology. Science Advances 4(6): eaaq1084. https://doi.org/10.1126/sciadv.aaq1084

PAWS: https://sc.cs.cmu.edu/research-detail/102-protection-assistant-for-wildlife-security (aufgerufen am 14.9.2022)

Petso T., Jamisola R.S., Mpoeleng D. (2022): Review on methods used for wildlife species and individual identification. European Journal of Wildlife Research 68(1): s10344-021-01549-4. https://doi.org/10.1007/s10344-021-01549-4

Pl@ntNet: https://identify.plantnet.org/de (aufgerufen am 14.9.2022)

PriaWind: https://www.z-u-g.org/aufgaben/ki-leuchttuerme/projektuebersicht/pria-wind/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Richards B.L., Beijbom O. et al. (2019): Automated analysis of underwater imagery: Accomplishments, products, and vision. NOAA Technical Memorandum NOAA-TM-NMFS-PIFSC-83. https://doi.org/10.25923/0cwf-4714

Rudiyanto M.B., Setiawan B.I. et al. (2018): Open digital mapping as a cost-effective method for mapping peat thickness and assessing the carbon stock of tropical peatlands. Geoderma 313: 25 – 40. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.10.018

Schiefer F., Kattenborn T. et al. (2020): Mapping forest tree species in high resolution UAV-based RGB-imagery by means of convolutional neural networks. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 170: 205 – 215. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.10.015

Schneider S., Greenberg S. et al. (2020): Three critical factors affecting automated image species recognition performance for camera traps. Ecology and Evolution 10(7): 3.503 – 3.517. https://doi.org/10.1002/ece3.6147

Sharma R., Kamble S.S. et al. (2020): A systematic literature review on machine learning applications for sustainable agriculture supply chain performance. Computers & Operations Research 119: e104926. https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.104926

Siddiqui S.A., Salman A. et al. (2018): Automatic fish species classification in underwater videos: Exploiting pre-trained deep neural network models to compensate for limited labelled data. ICES Journal of Marine Science 75(1): 374 – 389. https://doi.org/10.1093/icesjms/fsx109

Sittaro F., Hutengs C. et al. (2022): A machine learning framework for the classification of Natura 2000 habitat types at large spatial scales using MODIS surface reflectance data. Remote Sensing 14(4): 823. https://doi.org/10.3390/rs14040823

Smoliński S., Radtke K. (2017): Spatial prediction of demersal fish diversity in the Baltic Sea: Comparison of machine learning and regression-based techniques. ICES Journal of Marine Science 74(1): 102 – 111. https://doi.org/10.1093/icesjms/fsw136

Spacewhales: https://www.spacewhales.de (aufgerufen am 14.9.2022)

Toivonen T., Heikinheimo V. et al. (2019): Social media data for conservation science: A methodological overview. Biological Conservation 233: 298 – 315. https://doi.org/10.1016/j.biocon.2019.01.023

Wägele J.W., Bodesheim P. et al. (2022): Towards a multisensor station for automated biodiversity monitoring. Basic and Applied Ecology 59: 105 – 138. https://doi.org/10.1016/j.baae.2022.01.003

Wang J., Lin C. et al. (2019): The practice of deep learning methods in biodiversity information collection. Biodiversity Information Science and Standards 3: e37534. https://doi.org/10.3897/biss.3.37534

WildBook: https://www.wildme.org/#/wildbook (aufgerufen am 14.9.2022)

Wildlife Insights: https://www.wildlifeinsights.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

WildMe: https://www.wildme.org/#/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Willi M., Pitman R.T. et al. (2019): Identifying animal species in camera trap images using deep learning and citizen science. Methods in Ecology and Evolution 10(1): 80 – 91. https://doi.org/10.1111/2041-210X.13099

Zhou M., Elmore J.A. et al. (2021): Improving animal monitoring using small unmanned aircraft systems (sUAS) and deep learning networks. Sensors 21(17): s21175697. https://doi.org/10.3390/s21175697

Zizka A., Andermann T., Silvestro D. (2022): IUCNN – Deep learning approaches to approximate species' extinction risk. Diversity and Distributions 28(2): 227 – 241. https://doi.org/10.1111/ddi.13450

## B) Quellen zu Abb. 2, S. 308, im Haupttext

### (1) Bäume und Sträucher

Flora Incognita: https://floraincognita.de/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Fricker G.A., Ventura J.D. et al. (2019): A convolutional neural network classifier identifies tree species in mixed-conifer forest from hyperspectral imagery. Remote Sensing 11(19): rs11192326. https://doi.org/10.3390/rs11192326

iNaturalist: https://www.inaturalist.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

KI-Wood: https://www.itwm.fraunhofer.de/de/abteilungen/bv/oberflaechen-und-materialcharakterisierung/holzartenbestimmung-ki.html (aufgerufen am 14.9.2022)

Observation.org: https://observation.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Pl@ntNet: https://identify.plantnet.org/de (aufgerufen am 14.9.2022)

### (2) Krautige Pflanzen

Flora Incognita: https://floraincognita.de/ (aufgerufen am 14.9.2022)

iNaturalist: https://www.inaturalist.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Observation.org: https://observation.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Pl@ntNet: https://identify.plantnet.org/de (aufgerufen am 14.9.2022)

### (3) Algen

Kyathanahally S.P., Hardeman T. et al. (2021): Deep learning classification of lake zooplankton. Frontiers in Microbiology 12: e746297. https://doi.org/10.3389/fmicb.2021.746297

Merz E., Kozakiewicz T. et al. (2021): Underwater dual-magnification imaging for automated lake plankton monitoring. Water Research 203: e117524. https://doi.org/10.1016/j.watres.2021.117524

Otálora P., Guzmán J.L. et al. (2021): Microalgae classification based on machine learning techniques. Algal Research 55: e102256. https://doi.org/10.1016/j.algal.2021.102256

Richards B.L., Beijbom O. et al. (2019): Automated analysis of underwater imagery: Accomplishments, products, and vision. NOAA Technical Memorandum NMFS-PIFSC-83. https://doi.org/10.25923/0cwf-4714

### (4) Pilze

Picek L., Šulc M. et al. (2022): Automatic fungi recognition: Deep learning meets mycology. Sensors (Basel, Switzerland) 22(2): s22020633. https://doi.org/10.3390/s22020633

### (5) Reptilien

Amphibian and Reptile Wildbook: https://amphibian-reptile.wildbook.org (aufgerufen am 14.9.2022)

Durso A.M., Moorthy G.K. et al. (2021): Supervised learning computer vision benchmark for snake species identification from photographs: Implications for herpetology and global health. Frontiers in Artificial Intelligence 4: e582110. https://doi.org/10.3389/frai.2021.582110

### (6) Fische

Garcia-d'Urso N., Galan-Cuenca A. et al. (2022): The DeepFish computer vision dataset for fish instance segmentation, classification, and size estimation. Scientific Data 9(1): s41597-022-01416-0. https://doi.org/10.1038/s41597-022-01416-0

Richards B.L., Beijbom O. et al. (2019): Automated analysis of underwater imagery: Accomplishments, products, and vision. https://doi.org/10.25923/0cwf-4714

### (7) Großsäuger

agentmorris.github.io: https://agentmorris.github.io/camera-trap-ml-survey/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Duporge I., Isupova O. et al. (2021): Using very-high-resolution satellite imagery and deep learning to detect and count African elephants in heterogeneous landscapes. Remote Sensing in Ecology and Conservation 7(3): 369 – 381. https://doi.org/10.1002/rse2.195

Wildlife Insights: https://www.wildlifeinsights.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

### (8) Kleinsäuger

iBats: https://stiftung-naturschutz.landbw.de/ibat-app-einheimische-fledermaeuse-schuetzen (aufgerufen am 14.9.2022)

Wildlife Insights: https://www.wildlifeinsights.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

### (9) Meeressäuger

BfN/Bundesamt für Naturschutz: Marine Wirbeltiere. Projekt am BfN, bislang unveröffentlicht.

Spacewhales: https://www.spacewhales.de (aufgerufen am 14.9.2022)

### (10) Amphibien

Amphibian and Reptile Wildbook: https://amphibian-reptile.wildbook.org (aufgerufen am 14.9.2022)

### (11) Insekten

Høye T.T., Ärje J. et al. (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

KInsecta: https://kinsecta.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

### (12) Vögel

BirdNet: https://play.google.com/store/apps/details?id=de.tu_chemnitz.mi.kahst.birdnet&hl=de (aufgerufen am 14.9.2022)

BirdRecorder: https://www.zsw-bw.de/projekt/windenergie/birdrecorder-vermeidung-von-kollisionen-geschuetzter-voegel-mit-windenergieanlagen.html (aufgerufen am 14.9.2022)

BirdVision: https://birdvision.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

IdentiFlight: https://www.identiflight.com/ (aufgerufen am 14.9.2022)

MERLIN Bird ID: https://merlin.allaboutbirds.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

Wildlife Insights: https://www.wildlifeinsights.org/ (aufgerufen am 14.9.2022)

**Dr. Christian Schneider**
**Korrespondierender Autor**
**Bundesamt für Naturschutz**
**Fachgebiet I 1.1**
**„Strategische Digitalisierung in Natur und Gesellschaft“**
**Alte Messe 6**
**04103 Leipzig**
**E-Mail: christian.schneider@bfn.de**

Der Autor studierte Geographie und Biologie an der Universität Leipzig sowie „Environmental Science“ am Arava Institute for Environmental Science (AIES) im Kibbutz Ketura in Israel. Er schrieb seine Promotion in den Themenfeldern Bodenkunde und Agrarökologie und arbeitete parallel als Gutachter für die Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ) GmbH. Es folgten Stationen am Umweltbundesamt (UBA) sowie dem Helmholtz-Zentrum für Umweltforschung (UFZ). Gegenwärtig leitet Christian Schneider das Fachgebiet „Strategische Digitalisierung in Natur und Gesellschaft“ am Bundesamt für Naturschutz (BfN) in Leipzig.

**Dr. Jana Wäldchen**
**Max-Planck-Institut für Biogeochemie**
**Abteilung Biogeochemische Integration**
**Hans-Knöll-Straße 10**
**07743 Jena**
**E-Mail: jwald@bgc-jena.mpg.de**

**Prof. Dr.-Ing. Patrick Mäder**
**Technische Universität Ilmenau**
**Data-intensive Systems and Visualization (dAI.SY)**
**Fakultät für Informatik und Automatisierung**
**Helmholtzplatz 5 (Zusebau)**
**98693 Ilmenau**
**und**
**Friedrich-Schiller-Universität Jena**
**Institut für Ökologie und Evolution**
**E-Mail: patrick.maeder@tu-ilmenau.de**