

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 Habitategnungen 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-institutjubilaem-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>
- mAIInZaun: <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/10.25923/0cwf4714>

(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/10.25923/0cwf4714>

(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-fleder-maeuse-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 TT., Årje 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-windenergie-anlagen.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@bfm.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