



Leibniz-Institut für Zoo-  
und Wildtierforschung  
IM FORSCHUNGSVERBUND BERLIN E.V.



## Schlussbericht

zum Verbundvorhaben:

### **„Künstliche Intelligenz und IoT Technologie mit Satellitenkommunikation im Artenschutz und der Wildtierforschung; Teilvorhaben: Anforderung, Datenerhebung und Onboard KI“ (GAIA-Sat-IoT)**

Förderkennzeichen: 50YB2201A  
Laufzeit des Vorhabens: 01.01.2022 – 31.12.2024  
Zuwendungsgeber: Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V. (DLR)  
Ausführende Stelle: Leibniz-Institut für Zoo- und Wildtierforschung  
im Forschungsverbund Berlin e.V. (Leibniz-IZW)  
Autoren: Dr. Ortwin Aschenborn, Wanja Rast, Ekaterina Kovtun,  
Alexander von Canal, Dr. Jörg Melzheimer

***Diese öffentlich zugängliche Version des Berichts enthält geschwärzte Stellen zum Schutz vertraulicher Informationen.***

Gefördert durch:



Bundesministerium  
für Wirtschaft  
und Klimaschutz

aufgrund eines Beschlusses  
des Deutschen Bundestages

# Inhalt

1.	Einleitung.....	3
2.	Arbeitspakete .....	4
2.1.	AP 1000 Management.....	4
2.1.1.	AP 1100 Management.....	4
2.1.2.	AP 1300 Legal Framework .....	7
2.1.3.	AP 1400 Wissenschaftliche Veröffentlichungen .....	7
2.1.4.	AP 1500 Öffentlichkeitsarbeit .....	9
2.2.	AP 2000 KI-Trainingsdaten-Erfassung & Datenanalyse.....	16
2.2.1.	AP 2100 Wildereibekämpfung.....	16
2.2.2.	AP 2200 Detektion von Tierseuchen .....	23
2.2.3.	AP 2300 Mensch-Raubtier-Konflikt.....	27
2.2.4.	AP 2400 Weitere Anwendungsfälle.....	33
2.3.	AP 3000 CameraEvalTag.....	38
2.3.1.	AP 3100 Systemdesign .....	38
2.3.2.	AP 3700 Mechanik.....	38
2.3.3.	AP 3800 Tierfreundliche Senderbefestigung & Tierverträglichkeit.....	38
2.3.4.	AP 3900 Feldtest.....	41
2.4.	4000 CameraTag Onboard KI .....	44
2.4.1.	AP 4100 KI Konzeption CameraTag Onboard KI .....	44
2.4.2.	AP 4200 KI-Signalverarbeitung Entwicklung.....	44
2.4.3.	AP 4400 KI-Bildvorverarbeitung .....	47
2.5.	AP 6000 GAIA-CameraTag .....	48
2.5.1.	AP 6100 Systemdesign .....	48
2.5.2.	AP 6300 Taganpassung.....	48
2.5.3.	AP 6800 Feldtests .....	48
3.	Tabellenverzeichnis .....	54
4.	Abbildungsverzeichnis .....	55

# 1. Einleitung

Im Verbundvorhaben „**Künstliche Intelligenz und IoT Technologie mit Satellitenkommunikation im Artenschutz und der Wildtierforschung**“ (GAIA-Sat-IoT), das gemeinsam vom Leibniz-Institut für Zoo- und Wildtierforschung (Leibniz-IZW) und dem Fraunhofer-Institut für Integrierte Schaltungen (Fraunhofer IIS) umgesetzt wurde, konnten erhebliche Fortschritte erzielt werden. Der folgende Projektbericht beschreibt den Entwicklungsstand eines IoT-Senders, der mit verschiedenen Sensoren, einschließlich einer Kamera, ausgestattet ist. Dieser wurde insbesondere für Anwendungen in der Wildtierforschung und im Naturschutz entwickelt und anhand verschiedener Anwendungsfälle demonstriert. Die Besonderheit liegt in der sensornahen Verarbeitung der aufgenommenen Daten mithilfe neuartiger KI-Methoden. Diese Modelle wurden mittels für das Projekt erhobener Daten entwickelt und trainiert. Durch die KI-basierte Vorverarbeitung direkt am Sender können Rohdaten in Echtzeit ausgewertet und in wertvolle Informationen umgewandelt werden – besonders vorteilhaft für datenintensive Sensoren wie On-Board-Kameras.

Diese vorverarbeiteten Informationen sollen effizient über LEO-Satelliten übertragen werden, da für viele Umweltsanwendungen eine terrestrische Kommunikationsinfrastruktur fehlt. Hierfür wurden die notwendigen Satellitenkommunikationstechnologien entwickelt und demonstriert, die auch die Übertragung größerer Datenmengen, wie etwa kleiner Bilder, ermöglichen und über die Möglichkeiten klassischer IoT-/Metering-Anwendungen hinausgehen.

Die extrahierten Informationen werden über ein speziell entwickeltes Satelliten-IoT-Kommunikationsmodul, das auf dem mioty<sup>®</sup>-HDR-Modus basiert, verschickt und können von einem zukünftigen LEO-Satellitennetzwerk empfangen und analysiert werden.

## 2. Arbeitspakete

Im Projektzeitraum vom 01.01.2022 bis zum 31.12.2024 (inklusive der Verlängerung vom 01.07.2024 bis zum 31.12.2024) hat das Leibniz-IZW alle im Antrag stehenden Arbeitspakete erfolgreich abgearbeitet – eigenständig oder in Zusammenarbeit mit dem Fraunhofer IIS. Im Folgenden werden die Ergebnisse der einzelnen Arbeitspakete dargestellt.

### 2.1. AP 1000 Management

#### 2.1.1. AP 1100 Management

Um ein effizientes Kosten-, Personal- und Zeitmanagement sicherzustellen, wurde das Projekt administrativ erfolgreich begleitet. Die notwendige Kommunikation und Abstimmung erfolgte auf verschiedenen Ebenen – innerhalb der Projektteams, IZW-intern, zwischen den Projektpartnern Leibniz-IZW und Fraunhofer IIS sowie zwischen den Projektpartnern und dem Projektförderer, dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V.

Eine besondere Herausforderung stellte die kontinentübergreifende Organisation der Feldarbeit dar. Diese musste unter Berücksichtigung der lokalen Gegebenheiten in Namibia und Uganda erfolgen, zugleich jedoch den Vorgaben des Projektträgers und dem deutschen Vergaberecht in organisatorischer, reisetechischer und finanzieller Hinsicht entsprechen. Zur Optimierung und Beschleunigung der administrativen Abläufe wurde das Projektteam am Leibniz-IZW im Mai 2022 durch eine Projektkoordinationsstelle in Teilzeit verstärkt.

Um die Zusammenarbeit der beiden ausführenden Stellen möglichst effektiv gestalten zu können, fanden wöchentlich Treffen der Projektleitung statt, sowie regelmäßige Treffen der institutsübergreifenden Arbeitsgruppen. Da die Projektarbeit durch Innovationen und in einem themenübergreifenden Bereich an der Stelle zwischen Naturwissenschaften und Technik stattfand, wurden mehrere größere **Workshops** organisiert. Das beinhaltet:

17.03.2022	Kick-Off-Treffen in Berlin
28.03.2022	Kick-Off-Treffen in Erlangen
21.-22.09.2022	GAIA-Workshop in Waischenfeld
13.-15.02.2023	GAIA-Workshop in Waischenfeld
24.-25.07.2023	GAIA-Strategieklausur in Nürnberg



Abbildung 1. Projektmitarbeitende bei GAIA-Projekttreffen und Workshops (2022-2023).

Um den Projektförderer über den Ablauf des Projekts informieren zu können, wurden einmal im Quartal **Statusmeetings** organisiert, bei denen die beiden Projektteams über die letzten Aktivitäten berichteten. Im September 2023 reiste die Projektleitung nach Bonn, um neben dem Statusbericht auch ein mögliches Folgeprojekt („*Mission to Develop and Integrate Smart Tags and Satellites into Intelligent Observational Networks*“, kurz GAIA-Mission) vorzustellen. Die **Abschlusspräsentation** fand am 9. April 2025 ebenfalls in Präsenz bei Fraunhofer IIS in Erlangen statt.



Abbildung 2. Abschlusspräsentation zum GAIA-Sat-IoT-Projekt, Fraunhofer IIS, Erlangen, April 2025.

Der Umfang des Projekts erforderte zahlreiche **Kooperationen** mit Behörden und Nichtregierungsorganisationen im südlichen Afrika und in Europa, die maßgeblich zum Erfolg des Projekts beigetragen haben.

Tabelle 1. Etablierte Kollaborationen im Rahmen des GAIA-Sat-IoT-Projekts.

<b>Institution</b>	<b>Kooperationsbereich</b>
<b>Namibia</b>	
Ministry of Environment, Forestry and Tourism (MEFT)	Besonderung von Geiern, Wildereibekämpfung
Namibian Police Force (NAMPOL)	Wildereibekämpfung (Strafverfolgung), Personenschutz und Sicherheitsbegleitung der Projektmitarbeitenden bei der Feldarbeit
Namibian Defence Force (NDF)	Wildereibekämpfung (Strafverfolgung), Personenschutz und Sicherheitsbegleitung der Projektmitarbeitenden bei der Feldarbeit
Vultures Namibia	Datenaustausch zur Bewegung und Vergiftung von Geiern in Namibia
The Greater Etosha Carnivore Programme (GECPC)	Besonderung von Löwen im Etosha-Nationalpark, Datenaustausch zur Bewegungsökologie von Hyänen und Löwen
<b>Uganda</b>	
Uganda Wildlife Authority (UWA)	Feldtests von Data Collection Tags (DCTs)
Uganda Conservation Foundation	Besonderung von Geiern, Feldtests von Data Collection Tags (DCTs)
<b>Südafrika</b>	
University of Pretoria	Analyse des Einflusses des Klimawandels auf den Bruterfolg von Geiern
Endangered Wildlife Trust	Entwicklung eines Frühwarnsystems zur Kadaverdetektion und Erkennung von Vergiftungen bei Geiern, Gewährleistung des internationalen Informationsaustauschs
<b>Europa</b>	
Veterinärmedizinische Universität Wien, Forschungsinstitut für Wildtierkunde und Ökologie	Daten- und Expertenaustausch zur Rabenökologie, Entwicklung einer KI zur Klassifikation des Verhaltens von Raben
University of Ljubljana	Besonderung von Löwen im Etosha-Nationalpark, Expertenaustausch zu Mensch-Raubtier-Konflikten

North Carolina Zoo	Expertenaustausch zum Schutz der Geier
IUCN Species Survival Commission's Vulture Specialist Group	Expertenaustausch zum Schutz von Geiern
Max-Planck-Institut für Verhaltensbiologie	Gemeinsame Analysen tierökologischer Daten

Im Rahmen des Vorhabens hat das Leibniz-IZW einige Aufgaben in Form von Aufträgen vergeben. Die wichtigsten davon sind:

**Erstellung der GAIA-Webseite – dan pearlman Group**

Die Webseite unter <https://gaia-initiative.org/> macht die GAIA-Initiative öffentlich sichtbar – für Partner, Medien, Fördergeber und die Fachwelt. Zusammen mit dem neuen Corporate Design der Initiative (mehr dazu unter AP 1500) und dem eigenen Instagram-Kanal <https://www.instagram.com/gaia.initiative/>, der von IZW-Mitarbeitenden betreut und aktualisiert wird, ist die Webseite ein wirkungsvolles Instrument der wissenschaftlichen Kommunikation und Außendarstellung.

**Imagefilm "GAIA in a Nutshell" – Highways & Byways**

Aus vorhandenem und ergänzend produziertem Videomaterial wurden neben einem Imageclip auf Deutsch und Englisch zahlreiche Produkte für die Online-Kommunikation (insbesondere über soziale Medien) und für Fachveranstaltungen erstellt – darunter kurze Videos, Bildergalerien und Animationen. Die deutsche Version des Clips ist auf dem YouTube-Kanal des Leibniz-IZW unter <https://youtu.be/548qHjzeL70> abrufbar.

**Erstellung eines User-Frontends für Tierdaten – Tobias Haase**

Um Partnern und Projektkollaborateur\*innen den Zugang zu den Ergebnissen der Bewegungsdatenanalyse und deren Nutzung im Feld zu ermöglichen, wurde ein User-Frontend (eine Benutzerschnittstelle) entwickelt.



Abbildung 3. Start der Rakete Ariane 6, Kourou, Französisch-Guayana, 9. Juli 2024.

**Validierung einer Erde-LEO-Satellitenfunkverbindung (in-Orbit) – RapidCubes GmbH**

Zur Technologiedemonstration hat der Unterauftragnehmer ein TS-UNB/mioty®-Empfänger entwickelt, ihn am Boden getestet, in einen Nanosatelliten (Satellitenmission OOV-Cube) integriert und im Orbit erfolgreich betrieben. Der Satellit wurde im Juni 2024 mit der Ariane-6-Rakete von Kourou aus gestartet. Die grundlegenden Funktionen des

Satellitensystems (alle Subsysteme) sowie die mioty-Nutzlast konnten laut Standard-Telemetrie erfolgreich validiert werden.

Die Ergebnisse der Tätigkeiten „Weiterleiten der Informationen für die Wilderei-Bekämpfung an Namibische Behörden“ und „Weiterleiten von Vergiftungsfällen an die Namibischen Behörden“ werden in Detail unter AP2100 beschrieben.

### 2.1.2. AP 1300 Legal Framework

Für die umfangreichen Forschungsarbeiten im Feld, die im Rahmen des Projekts durchgeführt wurden, hat das Projektteam alle erforderlichen Genehmigungen rechtzeitig beantragt und erhalten. Diese umfassen vor allem:

- die Autorisierung des Forschungsprojekts durch die namibische National Commission on Research, Science and Technology (NCRST) („ethische Freigabe“),
- Zugangsgenehmigungen (Free Entry Permits) für den Etosha-Nationalpark für alle Mitglieder des Feldteams durch das Directorate of Wildlife and National Parks.

Um die Verlängerung der Projektautorisierung sichern zu können, wurden beim namibischen Umweltministerium (MEFT) jährlich Forschungsberichte eingereicht.

Die Klärung der Registrierungsanforderungen für den IoT-Tag in Namibia wurde aufgrund von Unklarheiten bezüglich technischer Spezifikationen auf die nächste Projektphase verschoben.

### 2.1.3. AP 1400 Wissenschaftliche Veröffentlichungen

Der große Umfang an hochwertigen Daten, die im Rahmen des Projekts gesammelt und analysiert wurden, hat es dem Projektteam ermöglicht, eine Reihe wissenschaftlicher Publikationen in High-Impact-Fachzeitschriften (z. B. *Journal of Applied Ecology*) zu veröffentlichen.

Veröffentlichungen in wissenschaftlichen Zeitschriften (chronologisch sortiert, fett gedruckt sind die Namen der Mitglieder des Projektteams am Leibniz-IZW):

- **Curk, T., Melzheimer, J., Aschenborn, O.,** Amar, A., Kolberg, H., Garbett, R., Maude, G., Reading, R. P., Selebasto, M., Berzaghi, F., Hempson, G. P., Botha, A., Thomson, R. L., Tate, G., Spiegel, O., & Santangeli, A. (2024). Integrating threat mapping and animal movement data to identify high-risk areas for endangered mobile species. *Animal Conservation*, 28(2), 291-302. <https://doi.org/10.1111/acv.12980>;
- **Rast, W., Portas, R.,** Shatumbu, G. I., Berger, A., Cloete, C., **Curk, T.,** Götz, T., **Aschenborn, O., & Melzheimer, J.** (2024). Death detector: Using vultures as sentinels to detect carcasses by combining bio-logging and machine learning. *Journal of Applied Ecology*, 61(12), 2936-2945. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.14810>;
- **Curk, T., Rast, W., Portas, R.,** Shatumbu, G., Cloete, C., Schmidt, A., Fickel, J., **Melzheimer, J., & Aschenborn, O.** (2025). Morphology-based tool for sexing White-backed Vultures in the field. *Journal of Ornithology*, 1-5. <https://doi.org/10.1007/s10336-025-02266-4>;

- **Curk, Te., Rast, W., Portas, R., Kohles, J., Shatumbu, G., Cloete, C., Curk, Ti., Radchuk, V., Aschenborn, O., & Melzheimer, J.** (2025). Advantages and disadvantages of using social information for carcass detection – A case study using white-backed vultures. *Ecological Modelling*, 499, 110941. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2024.110941>;
- **Curk, T., Santangeli, A., Rast, W., Portas, R., Shatumbu, G., Cloete, C., Beytell, P., Aschenborn, O., & Melzheimer, J.** (2025). Using animal tracking for early detection of mass poisoning events. *Journal of Applied Ecology (in review)*

Neben den Veröffentlichungen wurden die Ergebnisse der Forschungsarbeit im Rahmen des Vorhabens an mehreren wissenschaftlichen Konferenzen vorgestellt.

Konferenzbeiträge:

- Ingaleshwar, S., Thasharofi, F., Pava, M., Vaishya, H., Tabak, Y., Ernst, J., **Portas, R., Rast, W., Melzheimer, J., Aschenborn, O., Goetz, T., & Goeb, S.** (2024). Wildlife Species Classification on the Edge: A Deep Learning Perspective. In: *Proceedings of the 16th International Conference on Agents and Artificial Intelligence - Volume 3: ICAART*, 600-608. <https://doi.org/10.5220/0012376700003636>

Vorträge/Präsentationen:

- **Curk, T., Rast, W., Portas, R., Shatambu, G., Aschenborn, O., & Melzheimer, J.** (2022, November 21). Social information transfer facilitates detection of large carcasses – a case study using White-backed Vultures. *The 15th Pan African Ornithological Congress (PAOC15), Victoria Falls, Zimbabwe.*
- **Curk, T.** (2023, July 17). The use of social information for resource detection – a case study using white-backed vultures. *Summer School on Mathematics of Movement, Cambridge, UK.*
- **Curk, T.** (2023, July 23). Mapping the exposure to poisoning risk across Southern Africa reveals a potential ecological trap for vultures. *International Congress for Conservation Biology (ICCB2023), Kigali, Rwanda.*
- **Curk, T., Melzheimer, J., Aschenborn, O., Amar, A., Kolberg, H., Garbett, R., Maude, G., Reading, R. P., Selebatso, M., Botha, A., Thomson, R. L., Tate, G., Spiegel, O., & Santangeli, A.** (2023, September 9). Mapping the exposure to poisoning risk across Southern Africa reveals a potential ecological trap for an endangered vulture. *Wildlife Research and Conservation 2023 (WRC2023), Berlin, Germany.*
- **Rast, W., Portas, R., Shatumbu, G., Aschenborn, O., Melzheimer J., & Berger, A.** (2023, September 9). Using machine learning on acceleration data to classify the behaviour of African white-backed vultures (*Gyps africanus*). *Wildlife Research and Conservation 2023 (WRC2023), Berlin, Germany.*



Abbildung 4. Jörg Melzheimer, Theresa Götz und Wanja Rast bei Wildlife Research and Conservation 2023 in Berlin.

Bei der Wildlife Research and Conservation 2023 (WRC2023), die gemeinsam vom Leibniz-IZW, der European Association of Zoos and Aquaria (EAZA) und WWF Deutschland organisiert wurde, hat Jörg Melzheimer als Co-Chair die Session „Use of Artificial Intelligence (AI) in Conservation Research“ organisiert. Den Plenarvortrag in dieser Session zum Thema „How can the technology behind ChatGPT help protect the environment?“ hat Prof. Dr. Dr. Theresa Götz gehalten.

#### 2.1.4. AP 1500 Öffentlichkeitsarbeit

Zur wirkungsvollen Unterstützung zentraler strategischer Ziele des Konsortiums wurde die Projektarbeit im Rahmen des Vorhabens kontinuierlich durch professionelle Öffentlichkeitsarbeit begleitet. Dabei kamen verschiedene Formate und Maßnahmen zum Einsatz, die sowohl die Sichtbarkeit als auch die Vernetzung des Projekts deutlich gestärkt haben.

Die wichtigsten Maßnahmen und Ergebnisse der Öffentlichkeitsarbeit im Überblick:

##### 1. Entwicklung einer **Kommunikationsstrategie**

Ziel war es, festzulegen, wie die Projektinhalte öffentlichkeitswirksam vermittelt und mit konkreten Maßnahmen zielgerichtet verschiedene Dialog- und Interessengruppen erreicht werden können.

##### 2. Aufbau einer visuellen Identität (**Corporate Design**)

Ein modernes, wiedererkennbares Erscheinungsbild wurde entwickelt, das die Sichtbarkeit der GAIA-Initiative erhöht und Vertrauen bei Partnern, Förderinstitutionen und der Öffentlichkeit schafft.



Abbildung 5. Logos der GAIA-Initiative. Die Hauptversion zeigt den Umriss eines Weißrückengeiers.

### 3. Aufbau einer digitalen Präsenz

Mit dem Launch der **Website [gaia-initiative.org](https://gaia-initiative.org)** im August 2023 sowie des **Instagram-Kanal [@gaia.initiative](https://www.instagram.com/gaia.initiative)** wurden zentrale Plattformen für die externe Kommunikation geschaffen. Der Instagram-Kanal ist direkt in die Website integriert und dient der Verbreitung aktueller Informationen sowie der Pflege von Kontakten – unter anderem durch gemeinsame Beiträge mit Partnerorganisationen. Der Kanal hat – ganz ohne Werbung oder gezielte Marketingmaßnahmen – bereits fast 500 Follower erreicht.

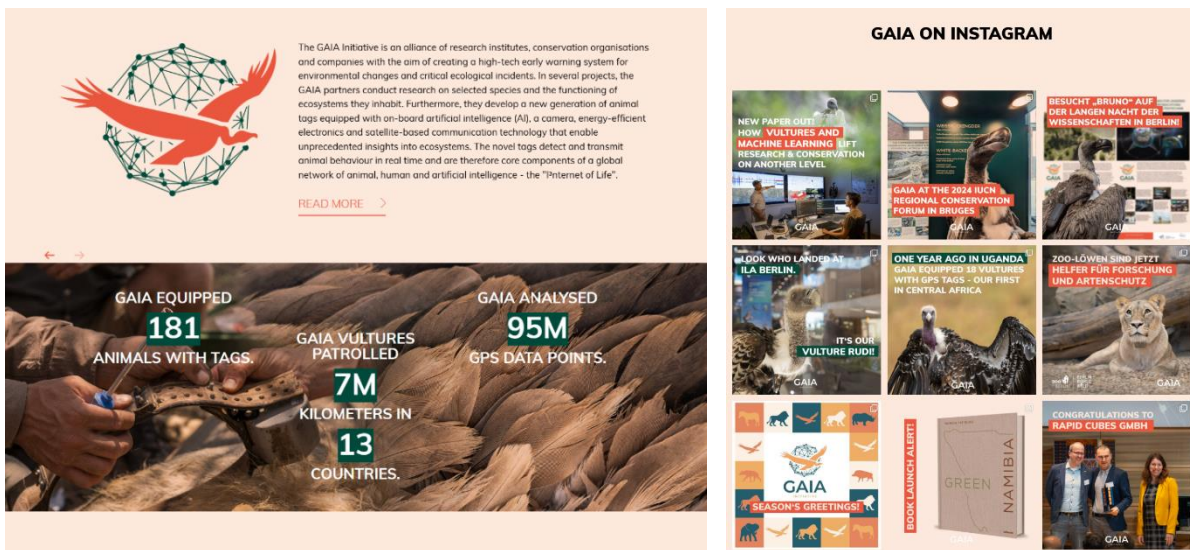


Abbildung 6. Ausschnitt der GAIA-Webseite mit Projektbeschreibung, zentralen KPIs und integriertem Instagram-Feed.

### 4. Jährlicher GAIA-Kalender (ab 2023)

Der Kalender dient als besonderes Kommunikationsformat für Stakeholder. Er informiert anschaulich über die Initiative und aktuelle Entwicklungen und wird jeweils zu Jahresbeginn per Post verschickt. Aufgrund der positiven Resonanz hat sich dieses Format zu einer Tradition entwickelt, die möglichst fortgeführt werden soll.



Abbildung 7. Auszüge aus dem GAIA-Kalender 2025 (Titelseite und August-Seite).

5. **Politische Kommunikation** und **Netzwerkbildung** durch **Veranstaltungen**
6. **Vernetzung mit der Fachcommunity** (die wichtigsten Veranstaltungen zu den Punkten 5 und 6 sind weiter unten kurz beschrieben)
7. **Klassische Presse- und Öffentlichkeitsarbeit**

Diese umfasst zahlreiche Pressemitteilungen, Berichterstattungen in regionalen und überregionalen Medien, Social-Media-Beiträge sowie die Teilnahme an publikumswirksamen Veranstaltungen.



Abbildung 8. Pressebeiträge über die GAIA-Initiative in unterschiedlichen Medienformaten.

## 8. Video- und Fotodokumentation

Zentrale Schritte der Projektarbeit wurden dokumentiert, um einen konsistenten Pool an Video- und Bildmaterial aufzubauen – zur Verwendung in vielfältigen Kommunikationsformaten.

Zentrale Veranstaltungen im Kontext der Öffentlichkeitsarbeit (chronologisch dargestellt):

- Veranstaltung zum **Jungfernflug des Tag-Prototyps, 12.09.2022, Tierpark Berlin**

Im Rahmen eines Events im Tierpark Berlin wurde erstmals der Prototyp des Camera-Tags an Geiern präsentiert. Dieser Camera-Tag stellt die einfachste Ausbaustufe der Entwicklung dar und konnte Bilder vom Rücken des Geiers aufnehmen und speichern. Die Veranstaltung ist auf großes Interesse gestoßen und hat zu einer Vielzahl von Presseberichten geführt.



Abbildung 9. Veranstaltung zum Jungfernflug des Tag-Prototyps, 12.09.2022, Berlin.

- **Technologie-Präsentation „Intelligente Tiersender für ein satellitengestütztes I<sup>3</sup>nternet of Life“ (I<sup>3</sup>-Event), 27.04.2023, Zeiss-Großplanetarium, Berlin**

Im Beisein hochrangiger Persönlichkeiten – darunter Dr. Anna Christmann MdB (Koordinatorin der Bundesregierung für Luft- und Raumfahrt), Prof. Dr.-Ing. Anke Kaysser-Pyzalla (Vorstandsvorsitzende des DLR) und Prof. Dr. Martina Brockmeier (Präsidentin der Leibniz-Gemeinschaft) – präsentierte die GAIA-Initiative zwei Technologiemodule für GAIA-Tiersender. Dabei wurde die Vision eines weltumspannenden Netzwerks tierischer, künstlicher und menschlicher Intelligenz vorgestellt. Teilnehmende kamen aus Politik, Umwelt- und Tierschutz, Raumfahrt, Satellitenkommunikation und KI-Forschung.



Abbildung 10. I<sup>3</sup>-Event, 27.04.2023, Zeiss-Großplanetarium, Berlin.

- **Kleinsatellitenkonferenz (KSK) 2023, 23.11.2023, Berlin**

Im Rahmen der KSK 2023 hat die feierliche Preisübergabe an den Projektpartner Rapid Cubes GmbH stattgefunden, der im Wettbewerb der Deutschen Raumfahrtagentur im DLR einen Startplatz für vier Kleinsatelliten gewonnen hatte. Diese Gelegenheit wurde genutzt, um die GAIA-Initiative dem Fachpublikum vorzustellen.



Abbildung 11. Kleinsatellitenkonferenz 2023, 23.11.2023, Berlin.

- **Delegationsbesuch des Bundestagsausschusses für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz in Namibia, 27.-29.02.2024.**

Eine Delegation des Bundestagsausschusses wurde von den Projektleitern Dr. Jörg Melzheimer und Dr. Ortwin Aschenborn drei Tage durch Namibia begleitet. Die GAIA-Initiative und ihr Konzept hat dabei auf großes Interesse gestoßen.



*Abbildung 12. Delegation des Bundestagsausschusses für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz im Etosha-Nationalpark, Namibia, 27.-29.02.2024.*

- **ILA Berlin 2024, 05.-09.06.2024**

Auf der größten europäischen Luft- und Raumfahrtmesse war die GAIA-Initiative am Gemeinschaftsstand der Fraunhofer-Allianz „Aviation and Space“ vertreten. Zu den Besucher\*innen des Stands gehörten unter anderem Björn Gütlich, Abteilungsleiter Satellitenkommunikation beim DLR.



*Abbildung 13. GAIA-Initiative bei der ILA Berlin 2024.*

- **Lange Nacht der Wissenschaften, 22.06.2024, Berlin**

Gemeinsam mit dem Fraunhofer IIS präsentierte das Leibniz-IZW die GAIA-Initiative mit drei interaktiven Exponaten und Spielen im Haus der Leibniz-Gemeinschaft. Dr. Jörg Melzheimer hat zudem den Vortrag „Was weiß der Geier – und was können wir von ihm lernen?“

gehalten, in dem er Einblicke in Lebensraum und Verhalten der Geier gab und das Zusammenspiel von tierischer, menschlicher und künstlicher Intelligenz im GAIA-System erläuterte.



Abbildung 14. Lange Nacht der Wissenschaften, 22.06.2024, Berlin.

- **Nationale Konferenz Satellitenkommunikation 2024, 03.-04.09.2024, Bonn**

Die GAIA-Initiative war bei der Nationalen Konferenz Satellitenkommunikation 2024 mit einem großen Ausstellungsstand und einer Präsentationsreihe vertreten, die von Florian Leschka und Felix Kreyß vorgestellt wurde. In Gesprächen mit führenden Akteur\*innen der deutschen Raumfahrt – darunter Dr. Anna Christmann MdB und Dr. Walter Pelzer (DLR) – wurden Perspektiven für weiterführende Vorhaben wie die „GAIA-Mission“ diskutiert.



Abbildung 15. Nationale Konferenz Satellitenkommunikation 2024, 03.-04.09.2024, Bonn.

- **IUCN Regional Conservation Forum for Europe, North and Central Asia (RCF24ENCA), 30.09.-03.10.2024, Brügge, Belgien**

Gemeinsam mit dem Zoo Berlin hat die GAIA-Initiative einen Ausstellungsstand präsentiert und eine eigene Session zum Thema „Anbindung an das Wissen und die Intelligenz von Tieren – ein neuartiger Hightech-Ansatz für Forschung und Naturschutz“ organisiert. Das Forum hat rund 400 Teilnehmer\*innen aus Politik, Wissenschaft, Zivilgesellschaft, Privatwirtschaft und internationalen Organisationen zusammengebracht.



*Abbildung 16. IUCN Regional Conservation Forum for Europe, North and Central Asia 30.09.-03.10.2024, Brügge.*

Diese Veranstaltungen haben maßgeblich zur Sichtbarkeit der GAIA-Initiative beigetragen und zentrale Stakeholder in Politik, Wissenschaft und Gesellschaft eingebunden. Damit wurde die Grundlage für eine langfristig angelegte und strategische Kommunikationsarbeit geschaffen – sowohl für die Fortführung des Projekts als auch für künftige Kooperationen und Drittmittelvorhaben. Ziel ist es, die GAIA-Initiative nachhaltig in Fachkreisen wie der Raumfahrt-, Satelliten- und Naturschutz-Community zu verankern und politischen Rückhalt für ihre Weiterentwicklung zu sichern.

## 2.2. AP 2000 KI-Trainingsdaten-Erfassung & Datenanalyse

### 2.2.1. AP 2100 Wildereibekämpfung

#### 2.2.1.1. AP 2110 Fall Analyse

Mehrere Content-Management-Systeme wurden entwickelt, um die anfallenden Daten zu speichern, zu verarbeiten und an die verschiedenen KI-Modelle anzubinden, von wo die Ergebnisse in die User-Interface weitergeleitet werden. Es wurden auch alle Daten aus vorherigen Studien in die Systeme eingespeist. Alle benötigten Materialien wurden beschafft, das Studiendesign finalisiert und alle Genehmigungen eingeholt.

#### 2.2.1.2. AP 2120 Besenderung

In der ersten Projektphase wurden insgesamt **37 Geier** mit Sendern ausgestattet: zwei im Tierpark Berlin, 29 im Etosha-Nationalpark, fünf im sogenannten Caprivi-Zipfel (Sambesi-Region) und einer im Waterberg-Plateau-Park. Durch die Aufstockung des Vorhabens konnten weitere **124 Geier** besendert und der Datensatz dadurch erheblich erweitert werden. Dies wiederum verbesserte die Genauigkeit der trainierten KI-Modelle deutlich.



**Abbildung 17.** Das GAIA-Team bei der Besenderung eines Weißrückengeiers im Etosha-Nationalpark, Namibia.

Bei den zusätzlich besenderten Tieren handelt es sich um Weißrückengeier (*Gyps africanus*), Wollkopfgeier (*Trigonoceps occipitalis*), Ohrengeier (*Torgos tracheliotos*) und Rüppell-Geier (*Gyps rueppelli*). Das Studiengebiet wurde ebenfalls ausgeweitet, und es konnten nun auch Tiere in Uganda, Kenia, Mosambik und Sambia besendert werden.

Dank dieser Erweiterung sind derzeit im Rahmen des Vorhabens besenderte Geier in **17 Ländern** (Abbildung 19) unterwegs. Durch die Vielfalt der Geierarten sowie die unterschiedlichen klimatischen und ökologischen Bedingungen in den jeweiligen Lebensräumen konnte ein breites Spektrum an Verhaltensmustern und Umweltinformationen erfasst werden – ein wesentlicher Faktor für die weitere Anpassung der KI-Modelle.



Abbildung 18. Probenentnahme (Blut) während einer Geier-Fangexpedition im Etosha-Nationalpark.

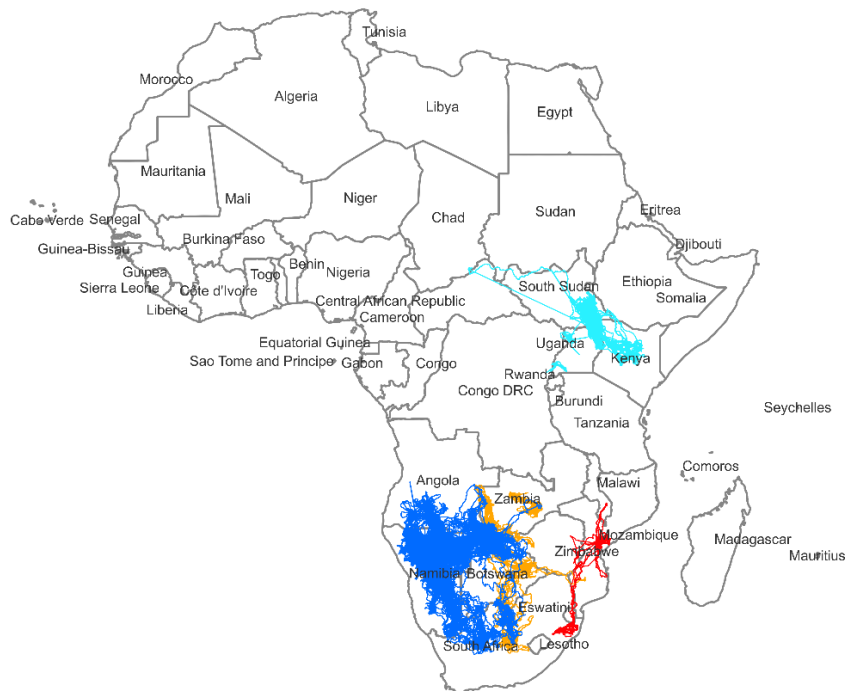


Abbildung 19. Streifgebiete der Geier, die im Rahmen der Aufstockung besendert wurden, sowie die Länder, in denen sie sich aufhalten.

Den Tieren wurden Blut, Federn, Parasiten so wie orale und kloakale Abstriche entnommen. Das Geschlecht der Studientiere wurde genetisch bestimmt und der Bleigehalt im Blut der Tiere gemessen. Diese Untersuchungen sind wichtig für die Bestimmung des

Gesundheitsstatus der Tiere sowie für weitere Kooperationen mit anderen Wissenschaftlern. Die Tiere wurden auf folgende Krankheiten untersucht:

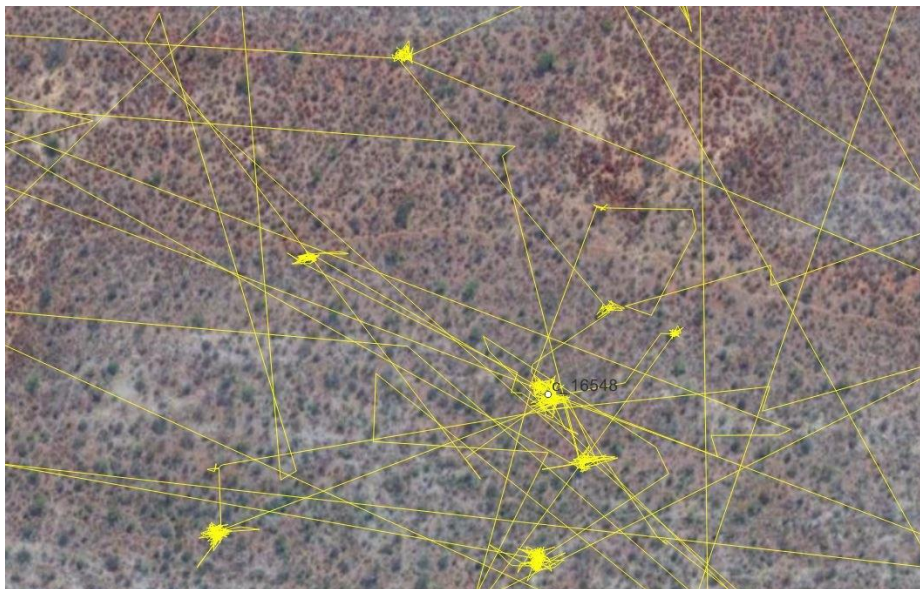
- Aviäre Influenza (Vogelgrippe);
- Newcastle-Krankheit (atypische Geflügelpest);
- Aviäres Polyomavirus;
- Schnabel- und Federkrankheit der Papageien (Psittacine Beak and Feather Disease, Pbfd);
- Aviäre Herpesviren;
- Borna-Virus
- *Chlamydia* spp.

Alle oben genannten Teste waren negative.

### 2.2.1.3. AP 2130 Datenerhebung

Im Rahmen der Arbeiten zur Entwicklung der Künstlichen Intelligenz (KI) wurden über **103 Millionen GPS-Punkte**, mehr als **5 Milliarden ACC-Messungen** sowie rund **8,4 Millionen Magnetometer- und Orientierungsmessungen** erfasst. Außerdem wurden Videoaufnahmen von 35 Flugintervallen gemacht.

Mithilfe der GPS-Daten wurde analysiert, wo sich Geier über längere Zeiträume aufhielten, wodurch sogenannte GPS-Cluster entstanden. Diese Daten wurden auf Karten verzeichnet und im Feld überprüft, um das Verhalten der Tiere besser zu verstehen und die ACC-Daten für das Training der KI-Modelle zu labeln.



*Abbildung 20. Die Karte zeigt die zurückgelegte Strecke zwischen GPS-Punkten eines Geiers. Anhand solcher Karten lässt sich erkennen, wo sich Geier über längere Zeiträume aufgehalten haben.*

Während des Studienzeitraums wurden insgesamt **891 GPS-Cluster** untersucht. Um einen Kadaver herum gab es mehrere GPS-Cluster von Tieren, die verschiedene Verhaltensweisen aufzeichneten. Dazu gehörten unter anderem Sitzen, Ruhen, Verdauen, Fressen, Putzen

und Liegen. Zusätzlich kann ein GPS-Cluster sowohl gemischte Verhaltensweisen eines einzelnen Geiers als auch das Verhalten mehrerer Geier aufweisen.

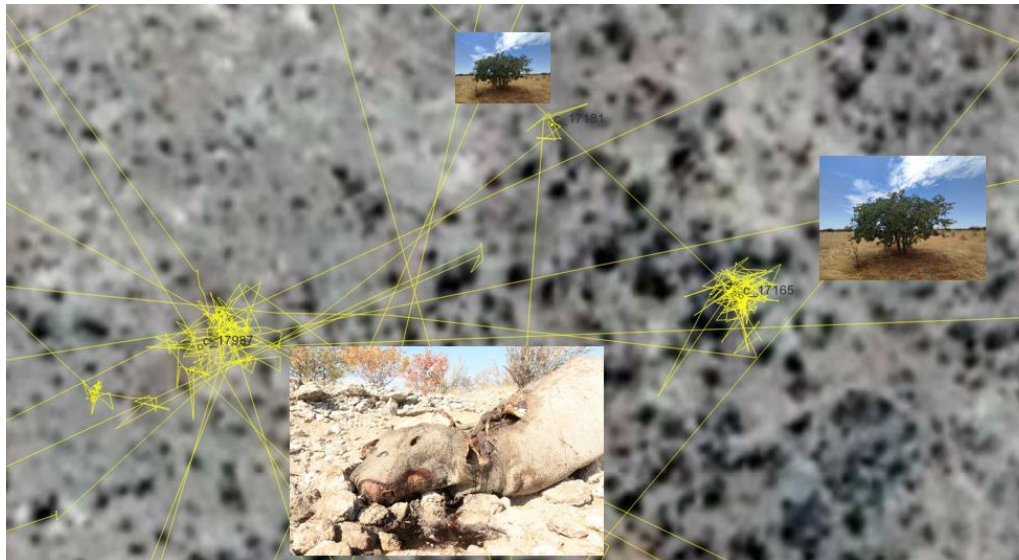


Abbildung 21. Typische Ergebnisse eines Feldbesuchs an mehreren GPS-Clustern rund um einen Kadaver. An zwei der Cluster saßen die Geier in Bäumen, am dritten lag ein Nashornkadaver.

Bei 570 der untersuchten Punkte wurden Kadaver von Tieren gefunden und identifiziert.

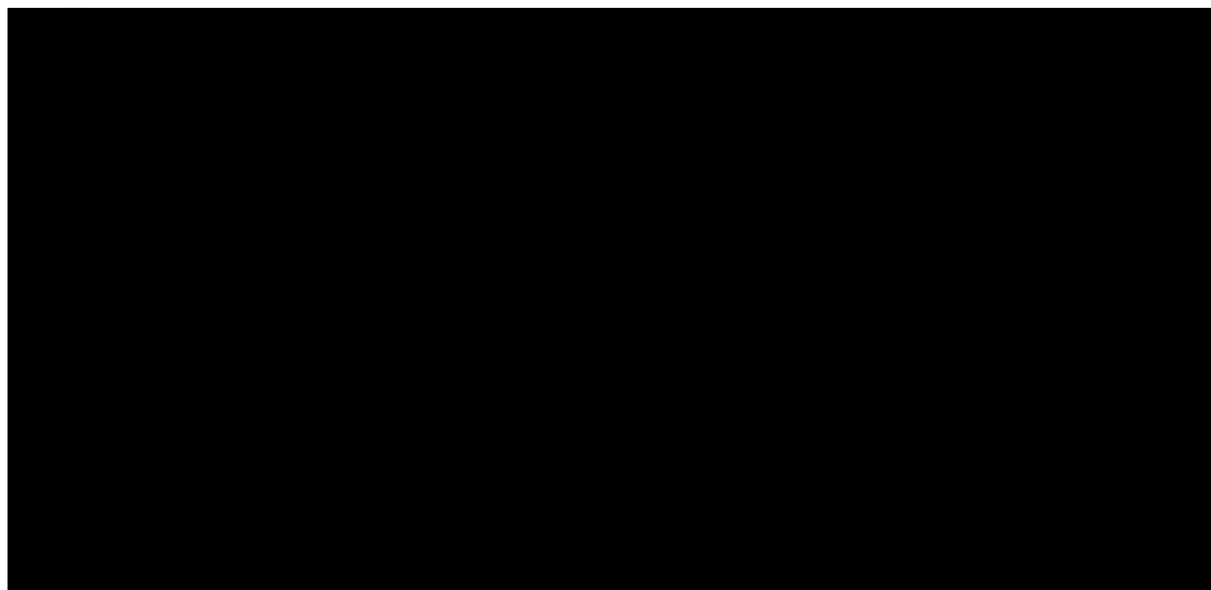


Abbildung 22.



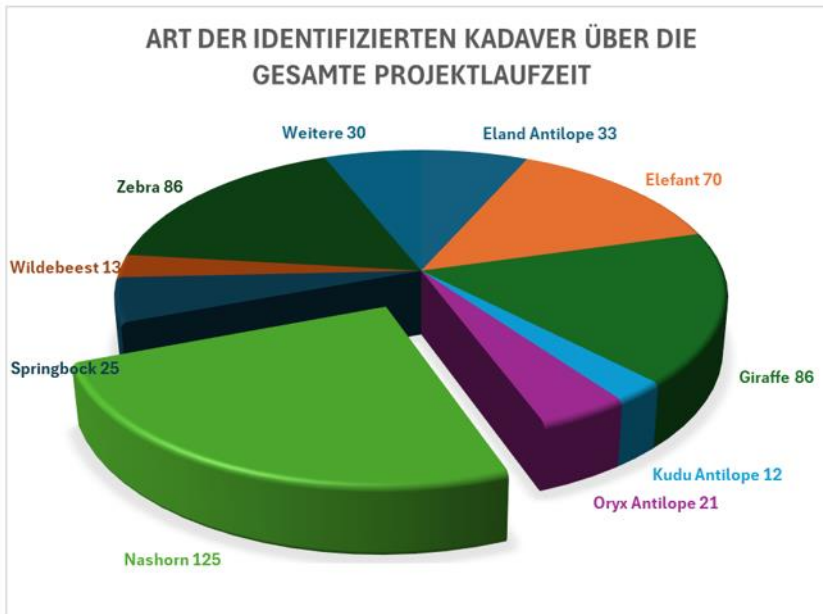


Abbildung 23. Art und Anzahl der an den untersuchten punkten gefundenen Kadavern.

Durch die Untersuchung von Kadavern im Feld war es möglich einen Datensatz zu erzeugen, der die Daten aus den Geiersendern mit Umweltinformationen erweitert hat. Diese Informationen waren zum einen, ob ein Geier sich an einem Kadaver aufgehalten hat oder ob der Geier sich in einem Baum ausgeruht hat. Bei Kadavern wurde soweit möglich die Art bestimmt und diese dann der Kadaverklasse „groß“ oder „mittelgroß“ zugeordnet.

#### 2.2.1.4. AP 2140 Datenanalyse

Im ersten Schritt wurde die KI darauf trainiert, zu erkennen, ob sich ein Geier an einem Kadaver befunden hat. Die Datengrundlagen für diesen Schritt waren die erkannten Verhaltensklassen aus den Beschleunigungsdaten. Hierfür wurde alle Daten genutzt, die gesammelt wurden, solange sich ein Geier länger als 10 Minuten an einem Ort aufgehalten hat. Der Fokus lag hierbei auf der Analyse der Daten von Einzeltieren.

Tabelle 2. Konfusionsmatrix des trainierten Random Forest zur Unterscheidung von „Kadaver“ und „kein Kadaver“. Die Reihen zeigen die verifizierten Fälle dar, die Spalten zeigen die Klassifizierung des Random Forest. Fälle werden als unklar markiert, wenn der Random Forest unsicher war. Die Diagonale (Zahlen in fett) zeigt die richtig klassifizierten Fälle.

	Kadaver KI	Kein Kadaver KI	Unklar	Total
Kadaver	<b>507</b>	53	20	580
Kein Kadaver	37	<b>521</b>	22	580

Damit hat die Kadaverdetektion einen großen Vorteil gegenüber anderen Methoden, die bisher in der Literatur vorgestellt wurden. In anderen Arbeiten wurden entweder alle Daten per Hand ausgewertet oder es mussten mindestens zwei Geier den gleichen Kadaver besuchen, damit dieser registriert wurde. Da wir inzwischen mit der großen Anzahl an besenderten Geiern sehr große Datenmengen erzeugen ist die Auswertung per Hand kaum

möglich. Wenn sich immer zwei Geier treffen müssten, ist das ein Problem für Regionen in denen zeitweise nur wenige besenderte Geier präsent sind. Davon sind wir jetzt unabhängig. Tabelle 2 zeigt, dass die Unterscheidung von Kadavern und nicht Kadavern sehr gut funktioniert. Mit dieser Methode können die Daten voll automatisch ausgewertet werden und anschließend mit relevanten Personen geteilt werden.

Für die Anwendung in der Wildereibekämpfung ist es jedoch nötig große Kadaver identifizieren zu können. In einem zweiten Schritt wurde versucht eine KI darauf zu trainieren die Größe eines Kadavers zu bestimmen. Mit den Daten der Einzeltiere war das jedoch nicht möglich. Nach vielen verschiedenen Ansätzen sind wir zu dem Schluss gekommen, dass die Daten, die wir bisher zur Verfügung haben kein ausreichendes Signal enthalten, mit dem die Unterscheidung möglich wäre.

Zur Erkennung großer Kadaver brauchen wir die Daten eines Geierschwarms. Durch die Kombination von Daten mehrerer Einzeltiere ist es auch möglich große von mittelgroßen Kadavern zu unterscheiden. Große Kadaver brauchen in der Regel länger, um komplett aufgefressen zu werden als mittelgroße Kadaver. Aus den Daten der Einzeltiere wissen wir aber, dass ein Geier nur selten zum selben Kadaver zurückkehrt, auch wenn dieser auch nach Tagen noch Fleisch zu bieten hat. Durch die Daten des Geierschwarms können wir aber extrahieren, wie lange der Kadaver noch von Geier besucht wird. Für die KI war das der entscheidende Messwert. Tabelle 3 zeigt, wie gut die Unterscheidung funktioniert. Der Fokus in diesem Schritt lag auf der Bestimmung von großen Kadavern. Die KI hat 91 Kadaver als groß eingestuft. In 77 Fällen war das korrekt. Damit ist die Klassifizierung als „großer Kadaver“ mit einer Wahrscheinlichkeit von 85 % korrekt.

Da auch große Kadaver nicht immer von mehreren Geiern aufgesucht werden, ist die Information des Geierschwarms nicht für jeden großen Kadaver verfügbar und es kann dazu kommen, dass ein großer Kadaver falsch als mittelgroßer Kadaver klassifiziert wird. Erschwerend kam hinzu, dass für das Training hier eine Artbestimmung des Kadavers stattfinden musste. Oft sind nach längerer Zeit nur noch Blutspuren übrig, so dass die Überprüfung vor Ort nur feststellen kann das gefressen wurde, aber nicht woran. Damit ist dieser Trainingsdatensatz kleiner, als der für die Unterscheidung zwischen „Kadaver“ und „nicht Kadaver“ In diesen Fällen könnte die Tagkamera weitere wichtige Informationen liefern.

**Tabelle 3. Konfusionsmatrix des trainierten Random Forest zur Unterscheidung von „großen“ und „mittelgroßen“ Kadavern. Die Reihen zeigen die verifizierten Fälle dar, die Spalten zeigen die Klassifizierung des Random Forest. Fälle werden als unklar markiert, wenn der Random Forest unsicher war. Die Diagonale zeigt die richtig klassifizierten Fälle.**

	Großer Kadaver KI	Mittelgroßer Kadaver KI	Unklar	Total
Großer Kadaver	77	43	23	143
Mittelgroßer Kadaver	14	96	33	143

Zusätzlich zu den oben genannten Einschränkungen hat sich, durch die enorme Anzahl an Sendern (hier gleichzusetzen mit Datenmessstationen) eine Komplexität ergeben, die die Anwendung von neue Methoden erfordert, was in der geplanten Zeit nicht darstellbar war.

Das ist insbesondere deshalb wichtig, da die Daten eine größere individuelle Varianz aufweisen, als initial erwartet. Die neue Komplexität hat sich zum Teil aus der hohen Varianz der ACC-Daten zwischen Individuen ergeben. Diese Varianz resultiert zum einen auf realem, unterschiedlichen Verhalten zwischen den Individuen aber leider auch durch Messungenauigkeiten durch z.B. minimal unterschiedliche Positionierung des Tags am Tier. Dadurch hat sich ein deutlicher Mehraufwand beim Hyperparameter Fine-Tuning und im Bereich der Model Architecture Selection, ergeben. Wir mussten bei einigen Modellen ein Over-Fitting feststellen, welches die Modell Performance massiv beeinträchtigte. Alle weiteren Schritte bis inkl. der angedachten Informationsübermittlung via Satellit hängen qualitativ und quantitativ von diesen Auswerteverfahren ab.

Die zusätzlichen Trainingsdaten über eine große Parameterbandbreite, die im Vorhaben, sowohl über einen Artenpool als auch durch Datenerhebungen in verschiedenen Regionen erhoben werden, dienen der Entwicklung der versatilen mit Domain Adaptation zur Detektion von Metamustern. In dem Berichtszeitraum wurde zusätzlich an einer mehrlagigen KI-Entwicklung gearbeitet. Im ersten Schritt dieser KI wird das Verhalten einzelner Tiere anhand Beschleunigung Daten erkannt und ausgewertet. Im nächsten Schritt wird das Verhalten des Einzelnen Tieres verglichen mit dem Verhalten anderer Tiere derselben Art auf Populationslevel. Durch diesen Schritt werden zusätzliche Informationen über das Fressmuster erkannt. Im finalen Schritt der KI wird auch das Verhalten der Tiere aus anderen Arten in Betracht gezogen. Durch diese mehrstufige Anwendung werden alle vorhandenen Informationen in Betracht gezogen, ohne aber eine Abhängigkeit der KI auf die dichter der Logger zu schaffen. Dieses ist wichtig da die Logger dichte nicht vorhersehbar ist, und langfristig nicht garantiert werden kann.

#### 2.2.1.5. AP 2141 Convolutional Neural Network (CNN) mit Domain Adaptation

Unsere KI zur Klassifizierung von Verhalten basiert komplett auf Weißrückengeiern. Wir haben in diesem Schritt die KI auf Ohrengerier angewendet und evaluiert wie gut die artübergreifende Anwendung der KI funktionieren kann. Da der Ohrengerier in unserem Studiengebiet die meiste Zeit in nur schwer zugänglichen Gebieten unterwegs war, haben wir zu wenige direkt überprüfte Kadaverstandorte, um eine richtige Auswertung zu machen. Da wir aber bereits gezeigt haben, wie gut die Kadavererkennung mit Weißrückengeiern funktioniert haben wir alle Orte, an denen sich der Ohrengerier mit den Weißrückengeiern getroffen hat als Grundlage genommen. Insgesamt haben sich Ohren- und Weißrückengeier 59-mal getroffen. Diese Punkte wurden für die Weißrückengeier von der KI alle als Kadaver klassifiziert. 52 von diesen Punkten wurden auch für den Ohrengerier als Kadaver klassifiziert. Damit wurden 7 (12%) Kadaver mit dem Ohrengerier von der KI übersehen. Da es durchaus vorkommt, dass Geier an einem Kadaver landen und wieder wegfliegen ohne gefressen zu haben, können wir ohne direkte Beobachtungen nicht feststellen, ob die KI in diesen Fällen schlechter funktioniert hat oder ob der Ohrengerier wirklich nicht gefressen hat und die KI deshalb keinen Kadaver anzeigt. Da die meisten Kadaver aber von beiden Geierarten angezeigt wurden, scheint die KI auch über Geierarten hinweg gut zu funktionieren.

## 2.2.2. AP 2200 Detektion von Tierseuchen

Die erfolgreiche Anwendung von GPS- und ACC-Biologging-Daten zur Detektion von Wilderei und Wildtierkrankheiten bei Geiern zeigt das große Potenzial verhaltensbasierter KI-Analysen im Naturschutz. Insbesondere die automatisierte Verhaltenserkennung durch KI ermöglichte es, auffällige Muster frühzeitig zu identifizieren und mit konkreten Ereignissen wie Krankheitsausbrüchen zu verknüpfen. Aufbauend auf diesen Erkenntnissen soll die Methodik nun auf Kolkkraben in Deutschland übertragen werden. Ein zentrales Ziel ist dabei die Überwachung und frühzeitige Erkennung von Ausbrüchen der Afrikanischen Schweinepest (ASP), die seit 2020 vor allem in Ostdeutschland mehrfach bei Wild- und Hausschweinen aufgetreten ist. Die Seuche breitet sich weiterhin regional aus und stellt eine ernstzunehmende Bedrohung für Wildtierbestände und Nutztierhaltung dar. Kolkkraben können hier als ökologische Wächtertiereart dienen, da sie als Aasfresser frühzeitig mit infizierten Kadavern in Kontakt kommen.

### 2.2.2.1. AP 2210 Fall Analyse

Der Kolkkrabe wurde anhand von Kamerafallenbeobachtungen im Umland von Brandenburg als geeignete Zielspezies für ein verhaltensbasiertes Kadaver-Monitoring identifiziert. An mehreren im Freiland ausgelegten Kadavern wurden Kamerafallen eingesetzt, um das artspezifische Fressverhalten sowie die Häufigkeit und Regelmäßigkeit von Besuchen zu erfassen (exemplarisch gezeigt in Abbildung 24).



Abbildung 24. Drei verschiedene Vogelarten (Elster, Kolkkrabe, Mäusebussard) an einem Wildschwein-Kadaver in Brandenburg (aufgenommen mit einer Kamerafalle im Januar 2024).

### 2.2.2.2. AP 2220 Datenerhebung

Aus diesem Grund wurde im Rahmen des Vorhabens eine enge Zusammenarbeit mit dem Forschungsinstitut für Wildtierkunde und Ökologie (FIWI), einem Institut der

Veterinärmedizinischen Universität Wien, aufgebaut (PI: Ass.-Prof. Dr. Matthias-Claudio Loretto). Dr. Loretto stellte dem Leibniz-IZW einen umfangreichen Datensatz von 70 besenderten Kolkkraben (*Corvus corax*) zur Verfügung. Dieser Datensatz umfasst über 850.000 GPS-Positionen sowie mehr als 400 Millionen Beschleunigungsdatenpunkte (ACC). Ergänzend liegt ein separater Datensatz mit 260 GPS-Koordinaten von verendeten Wildtieren vor, der zur Identifikation sogenannter Fress-Cluster dient und somit eine potenzielle Grundlage für die Detektion von Tierseuchen bildet.

### 2.2.2.3. AP 2230 Datenanalyse

Das Training des KI-Modells basierte auf videobasiert annotierten ACC-Daten von wildlebenden Kolkkraben im Yellowstone National Park (YNP) sowie von Individuen in Gefangenschaft (u. a. an der Konrad Lorenz Forschungsstelle in Grünau, Daten aus 2022). Zwischen 2019 und 2021 wurden im YNP über 70 wildlebende Kolkkraben mit solarbetriebenen Biloggern (E-Obs, 25g-Modell) ausgestattet. Diese Logger erfassen sowohl GPS-Daten (etwa eine Position pro Stunde) als auch triaxiale Beschleunigungsdaten, die alle 15 Minuten für jeweils 4,18 Sekunden mit einer Frequenz von 33 Hz aufgezeichnet werden (ein sogenannter „ACC burst“). Der aktuelle Datensatz umfasst über 855.000 GPS-Punkte und rund 3,08 Millionen ACC bursts.

Ziel des Projekts war es, auf Grundlage der ACC-Daten Verfahren des maschinellen Lernens (ML) zur automatisierten Verhaltensklassifikation zu entwickeln. In Kombination mit den GPS-Daten sollen so neue verhaltensökologische Fragestellungen adressiert und insbesondere Möglichkeiten zur Früherkennung von Tierseuchen, wie etwa der Afrikanischen Schweinepest (ASP), untersucht werden.

Für das Modelltraining wurden rund 12.000 ACC bursts manuell mit Verhaltenskategorien annotiert. Diese Annotationen basierten auf Videoaufnahmen einzelner besendeter Raben im YNP sowie ergänzend auf Aufnahmen von Raben in Gefangenschaft in Österreich. Jedem ACC burst wurde eine von sechs klar definierten Verhaltenskategorien zugewiesen: Standing (S), Roosting (R), Active Flight (AF), Mixed Flight (MF), Walking (W) und Feeding (F).

Layer (type)	Output Shape	Param #
Conv1d-1	[-1, 3, 68]	30
Tanh-2	[-1, 3, 68]	0
Conv1d-3	[-1, 2, 32]	32
Tanh-4	[-1, 2, 32]	0
Conv1d-5	[-1, 1, 14]	11
Tanh-6	[-1, 1, 14]	0
Flatten-7	[-1, 14]	0
Linear-8	[-1, 10]	180
Tanh-9	[-1, 10]	0
Linear-10	[-1, 6]	66

=====  
Total params: 319  
Trainable params: 319  
Non-trainable params: 0  
=====

Abbildung 25. Zusammenfassung des 1D-CNN mit bester Performance.

Als Modellgrundlage wurde ein eindimensionales Convolutional Neural Network (1D-CNN) entwickelt, das der Struktur der hochauflösenden triaxialen Zeitreihendaten Rechnung trägt. Es wurden verschiedene Architekturvarianten getestet; die leistungsfähigste ist in Abbildung 25 dargestellt.

Das finale Modell wurde über 30 Epochen mit einer Batch-Größe von 32 trainiert. Als Optimierungsverfahren kam der Adam-Algorithmus mit einer Lernrate von 0,0028 zum Einsatz. Das Verhältnis von Trainings- zu Testdaten betrug 85 % zu 15 %, wobei eine 5-fache Kreuzvalidierung (5-fold cross-validation) durchgeführt wurde. Zusätzlich wurden verschiedene Data-Augmentation-Methoden angewendet, darunter zeitliche Verzerrung, additive Rauschkomponenten sowie Skalierung der Signalstärke. Diese Methoden sollten die Robustheit gegenüber Messvariabilität erhöhen, führten jedoch im Vergleich zum ursprünglichen Trainingsdatensatz zu keiner signifikanten Leistungsverbesserung. Die Konfusionsmatrix der Vorhersagen auf dem Testdatensatz ist in Abbildung 26 dargestellt. Die mittleren Leistungskennwerte des Modells betragen: Accuracy 0,956; Precision 0,957; F1-Score 0,956.

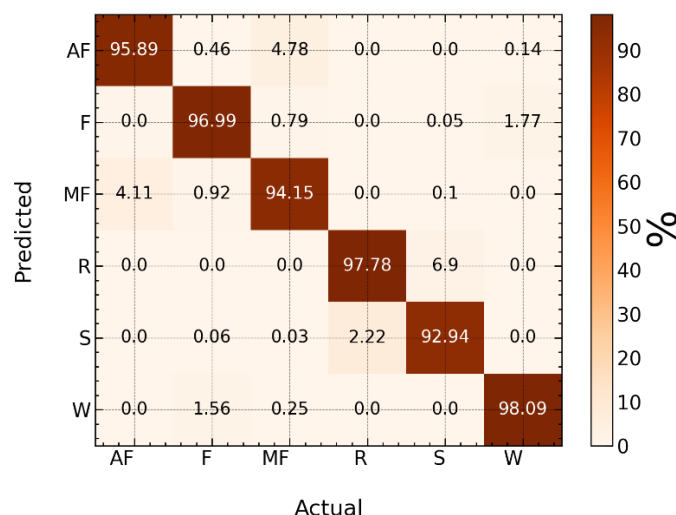


Abbildung 26. Konfusionsmatrix des verwendeten 1d-CNN für den Testdatensatz.

Basierend auf den Verhaltensvorhersagen des trainierten Modells wurde untersucht, inwiefern sich typische Verhaltensmuster mit dem Auftreten von Tierkadavern in der Landschaft decken. Dazu wurden die Vorhersagen mit dem Kadaver-Datensatz verglichen. Zur Verifizierung potenzieller Fress-Cluster wurde jeweils ein Zeitraum von 2,5 Stunden analysiert, in dem sich ein Kolkrabe in der Nähe eines Kadavers aufhielt. Innerhalb dieses Zeitfensters, das etwa zehn ACC-Messungen umfasst, wurde ermittelt, wie häufig das Verhalten „Feeding“ klassifiziert wurde. Die Analyse ergab, dass bei rund 80 % der bekannten Kadaverstandorte wiederholte Aufenthalte und Fressverhalten durch die Raben nachgewiesen werden konnten. Abbildung 27 zeigt die durchschnittliche Anzahl vorhergesagter Fressverhalten pro Tier und Standort innerhalb eines 2,5-stündigen Zeitraums. Im Mittel wurden 38% der ACC Bursts in der Nähe der Kadaver als Fressverhalten identifiziert. Diese Ergebnisse unterstreichen die Eignung des entwickelten Modells zur retrospektiven Detektion potenzieller Kadaverstandorte und legen die Grundlage für ein automatisiertes Verfahren zur Identifikation von Fress-Clustern – mit besonderer Relevanz für die Überwachung und Frühwarnung bei Tierseuchenausbrüchen.

Aufbauend auf den Ergebnissen aus dem Yellowstone National Park ist im nächsten Schritt die Durchführung eines Anwendungsprojekts in Deutschland vorgesehen. Ziel ist es, die Tauglichkeit des Ansatzes im Kontext eines ASP-Monitorings unter hiesigen Bedingungen zu überprüfen. Hierzu wurde bereits Kontakt mit fünf der sieben Bundesländer aufgenommen, in denen derzeit ASP-Fälle auftreten. Insbesondere die Bundesländer Mecklenburg-Vorpommern und Sachsen haben ihre Unterstützung zugesagt, etwa bei der Einholung notwendiger Genehmigungen (z. B. Fang, Besenderung) sowie bei der Validierung identifizierter Fress-Cluster vor Ort.

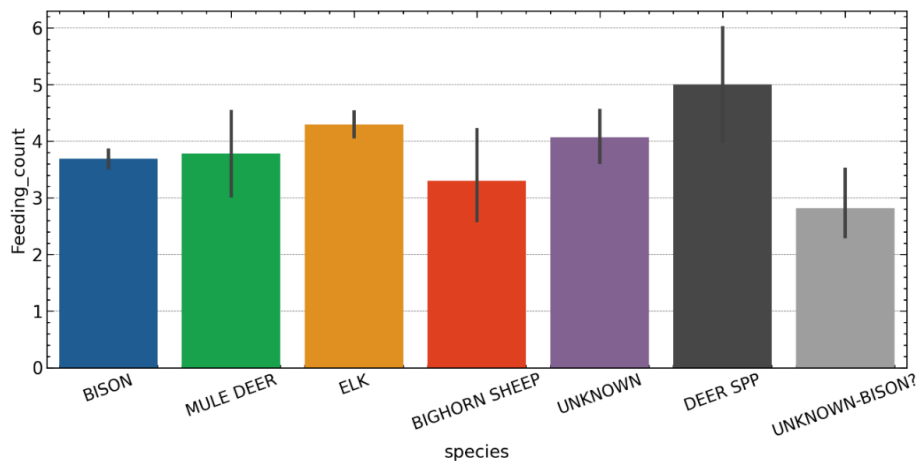


Abbildung 27. Anzahl der Fressverhalten in der Nähe von bekannten Kadavern. Wir betrachteten dafür einen 2,5 stündigen Zeitraum, in dem ein Rabe in der Nähe eines Kadavers war.

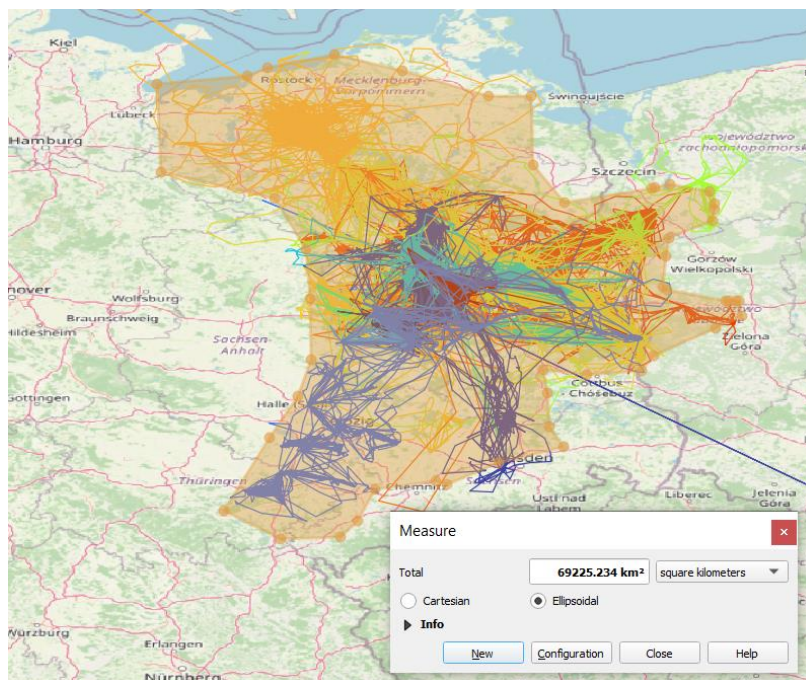


Abbildung 28. Projektion der GPS-Tracks von 30 Yellowstone-Raben auf das Bundesland Brandenburg. Die gezeigten Daten stammen aus einem Zeitraum von 22 Monaten (Nov. 2019 – Sept. 2021).

Basierend auf den bisherigen Erkenntnissen erscheint die Besenderung von ca. 30 Kolkkraben erforderlich, um eine flächenmäßig repräsentative Abdeckung in betroffenen Regionen zu erreichen. Abbildung 28 zeigt exemplarisch die Projektion von GPS-Tracks von 30 Yellowstone-Raben auf das Bundesland Brandenburg und verdeutlicht das erwartbare räumliche Erfassungsvermögen. Ziel ist der Aufbau eines verhaltensbasierten Frühwarnsystems durch ein Netzwerk aktiver Individuen.

Im Rahmen einer geplanten Machbarkeitsstudie soll zudem die Eignung verschiedener Aufzeichnungsfrequenzen für die ACC-Daten untersucht werden. Während die derzeitige Einstellung – eine Messung alle 15 Minuten – im Yellowstone-Datensatz eine Detektionsrate von etwa 80 % ermöglichte, wird davon ausgegangen, dass bereits eine moderate Erhöhung der Auflösung zu einer signifikanten Verbesserung der Vorhersageleistung führen kann. Unter den günstigeren klimatischen und geografischen Bedingungen in Deutschland (milderes Klima, kürzere Winter, ebenere Topografie) ist davon auszugehen, dass eine dichtere ACC-Erfassung technisch realisierbar ist, ohne die Energieversorgung der Logger entscheidend zu beeinträchtigen.

### 2.2.3. AP 2300 Mensch-Raubtier-Konflikt

In den Arbeitspaketen zum Mensch-Raubtier-Konflikt wurden Geparde in Zentralnamibia besendert. Durch die besonderen Anforderungen an die Halsbänder für den geplanten Einsatz in Form von Beschränkungen im Gewicht und der gleichzeitig anvisierten Lebensdauer der Batterie konnten nur Beschleunigungsdaten in Richtung der Z-Achse erhoben werden.

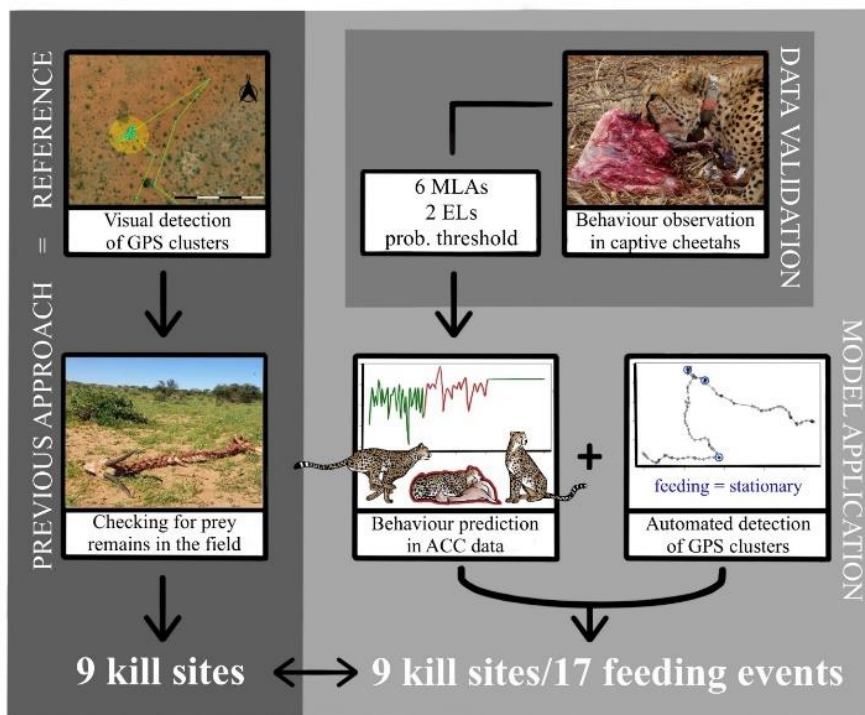


Abbildung 29. Z-Achse schematisch dargestellt an Studientier.

In einem Gehege wurden unter natürlichen Bedingungen Trainingsdaten erhoben. Damit wurden Modelle trainiert die insbesondere für die Verhaltensweise „Fressen“ eine ausgezeichnete Vorhersagekraft haben. Damit wurden Daten von wilden Geparden analysiert und Vorhersagen getroffen, wann und wo die Geparde Beute gemacht haben. Diese Punkte wurden im Feld aufgesucht, um die Vorhersagekraft des Modells zu überprüfen. die Vorhersagekraft des Modells lag bei 95 Prozent mit einer falsch-positiven Detektion. Dieses exzellente Ergebnis ist möglich, da eine Vielzahl von Klassifikatoren in die Vorhersage einbezogen wird.

**Tabelle 4. Konfusionsmatrix für den Random-Forest-Algorithmus.**

RF	Expected							
Predicted		Resting	Walking	Trotting	Drinking	Feeding	Grooming	
	<b>Resting</b>	<b>2630</b>	0	0	27	15	24	
	<b>Walking</b>	1	<b>1527</b>	0	14	78	2	
	<b>Trotting</b>	0	1	<b>256</b>	0	2	0	
	<b>Drinking</b>	5	3	0	<b>70</b>	2	5	
	<b>Feeding</b>	7	99	0	15	<b>1027</b>	129	
	<b>Grooming</b>	12	5	0	9	63	<b>216</b>	
	<b>Unknown</b>	62	38	4	50	132	111	



**Abbildung 30. Flowchart zur Erhebung der Validierungsdaten.**

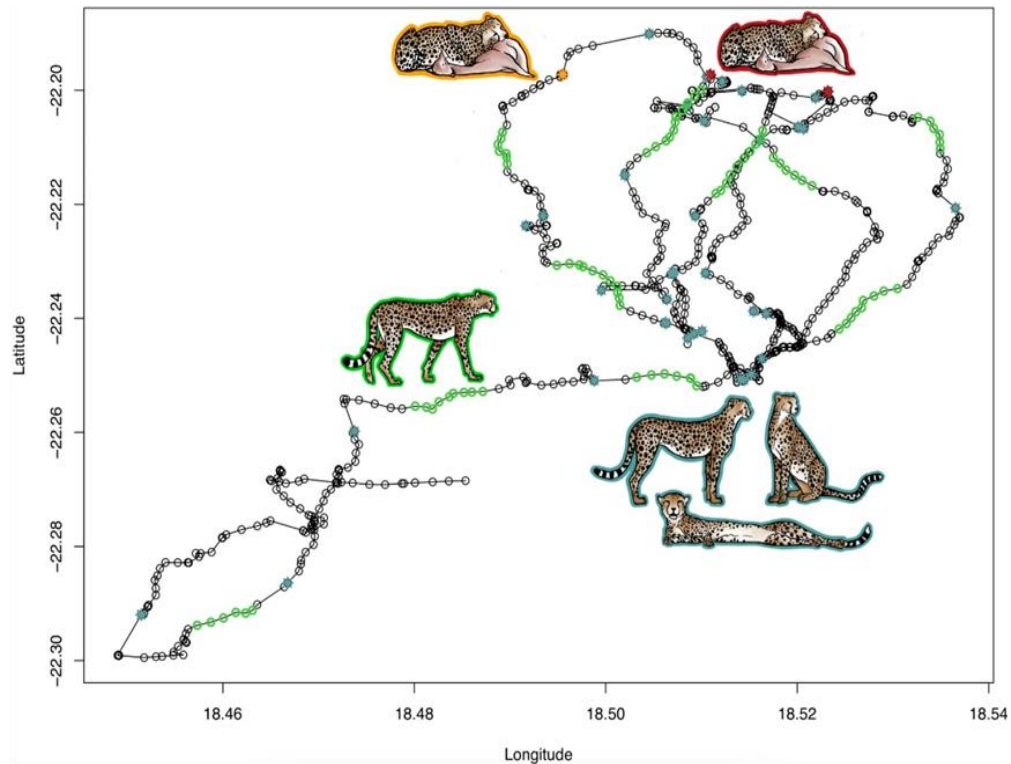


Abbildung 31. Bewegungsmuster von Geparden über neun Tage kontinuierlicher GPS-Datenaufzeichnung mit Intervall von 3 min. Blaue Sterne markieren das Zentrum eines Punktclusters. Grüne Kreise markieren GPS-Koordinaten, bei denen „Laufen“ vorhergesagt wurde. Rote Sterne markieren das Zentrum eines „Feeding-Events“, das auch im Feld bestätigt wurde. Orangefarbene Sterne markieren das Zentrum eines „Feeding-Events“, das im Feld nicht bestätigt wurde.

Durch die Aufstockungen war es möglich zusätzlich weitere 30 Raubtiere in Etosha-Nationalpark zu besendern. Die Daten 18 weiterer Tiere wurden durch das MEFT sowie von GECP für die Analysen zur Verfügung gestellt. Bei den Tieren handelt es sich um Tüpfelhyänen, *Crocuta crocuta*, und weiteren Löwen, *Panthera leo*.

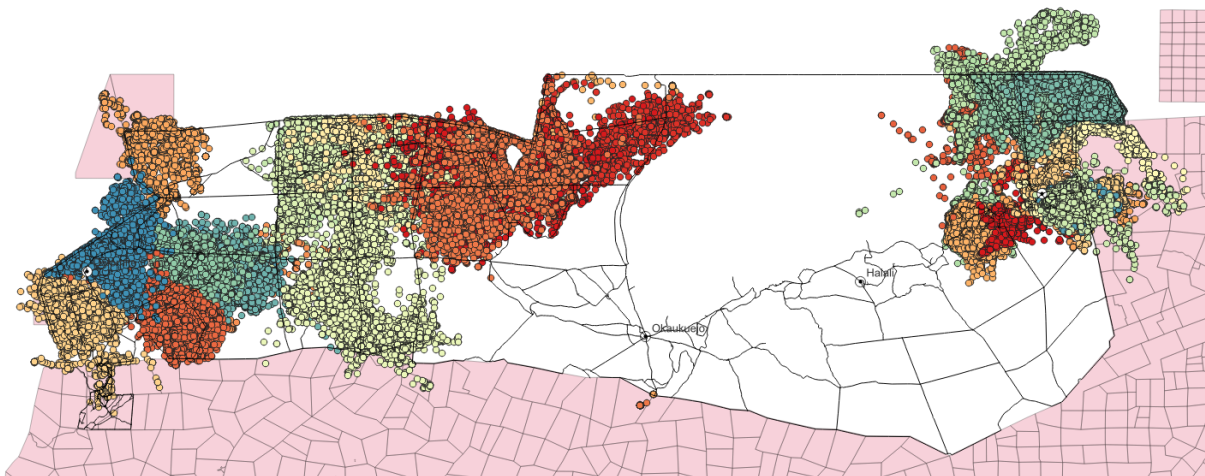


Abbildung 32. Bewegungsmuster von zusätzlichen Tüpfelhyänen und Löwen.

Diese Arbeiten hängen direkt an den Modellen aus der laufenden Arbeitspakete. Es wurden zusätzliche Trainingsdaten zu wichtigen Verhaltensklassen erhoben, ausgewertet und in die Modelle eingespeist.

Gerade die Daten der Landraubtiere sind ein essentieller Teil dieses Projektzieles. Die geplanten Feldversuche haben nicht zu allen relevanten Verhaltensweisen die entsprechenden Trainingsdaten generieren können, weshalb Experimente an Löwen in Gefangenschaft durchgeführt werden müssen. Diese Versuche laufen aktuell im Zoo Berlin. Dadurch ist ein Mehraufwand an Zeit entstanden, aber bereits jetzt ist absehbar, dass mit den entstehenden Trainingsdaten Herausforderungen gelöst werden können.

Geplant war die Entwicklung einer Versatilen KI mit Domain Adaptation, sowohl für die Präsentation von Mensch Tier Konflikt als auch für das Auffinden von Kadavern.

Da die Verhaltenserkennung und das KI-Modell für die Löwen auch für die Arbeiten im Projekt SyNaKI relevant waren, waren die Ergebnisse auch schon im entsprechenden Bericht enthalten. Hier der Teil, der für die Arbeitspakete im Projekt GAIA relevant ist:

Zur Erhebung weiterer Trainingsdaten haben wir ein Versuch im Zoo Berlin durchgeführt. Dafür haben wir ein langwieriges Genehmigungsverfahren durchlaufen und Dr. Melzheimer zu einem Tierversuchsleiter schulen lassen (müssen). Abbildung 33 und Abbildung 34 zeigen die Besenderung der Löwen im Zoo Berlin.



*Abbildung 33. Anlegen eines Halsbandes zur Datenerhebung im Zoo. Gleichzeitig findet ein medizinischer Check des Tieres statt.*

Wir konnten mit den Beobachtungsdaten aus dem Zoo ein Künstliches Neuronales Netz trainieren, das in der Lage ist, Fressverhalten recht genau zu erkennen (Tabelle 5). Von 390 beobachteten Fressereignissen erkennt das Neuronale Netz 354 Ereignisse. Damit wurden 90% aller Fressereignisse richtig erkannt. Von 405 Ereignissen, die das Netz als Fressen angezeigt hat, waren 354 tatsächlich Fressen. Damit hat das Netz eine Treffergenauigkeit von 87% in Bezug auf Fressverhalten.



Abbildung 34. Löwenweibchen mit Sensorhalsband im Zoo.

Damit können wir sowohl bei Geparden als auch bei Löwen, mit Hilfe der Beschleunigungsdaten, Fressverhalten relativ zuverlässig erkennen.

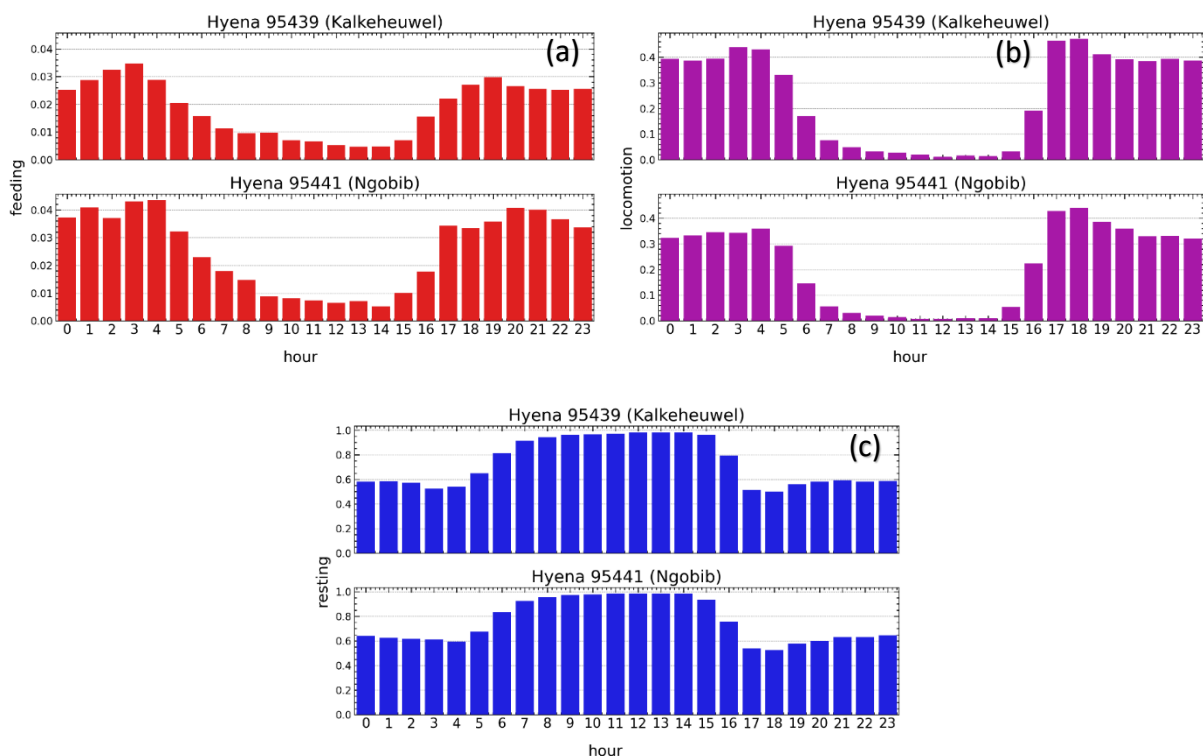
Tabelle 5. Konfusionsmatrix zur Validierung des Neuronalen Netzes zur Erkennung von Löwenverhalten. Die Reihen zeigen das beobachtete Verhalten, die Spalten die Klassifikation des Neuronalen Netzes. Die Diagonale zeigt die korrekt zugeordneten Verhalten.

	Brüllen	Brüllen/ Laufen	Fressen	Laufen	Liegen	Schlafen	Total
Brüllen	758	45	5	2	9	1	820
Brüllen/Laufen	107	449	5	56	1	0	618
Fressen	11	7	354	3	10	5	390
Laufen	3	103	3	666	5	0	775
Liegen	3	1	12	0	368	2	386
Schlafen	2	0	26	0	5	420	453

Ziel war es, mittels maschinellen Lernens auf Basis der ACC-Daten auch eine automatisierte Verhaltensklassifikation zu entwickeln, um darauf aufbauend Fressereignisse von Hyänen („Feeding Events“) über zugehörige GPS-Cluster identifizieren zu können.

Da Löwen und Hyänen besonders im Grenzbereich zwischen Etosha und umliegenden Farmen die Zäune überqueren und Kühe töten lag auch hier der Fokus auf dem Fressverhalten. Ziel war es daher, analog zu Geparden und Löwen, die Erkennung von Fressereignissen bei Hyänen durch KI zu automatisieren.

Ein zentrales Problem stellte jedoch die technische Limitierung dar, dass lediglich die GPS-Daten aktiv übermittelt werden, während die ACC-Daten nur durch physisches Einsammeln der Halsbänder ausgelesen werden können. Dies gelang im Untersuchungszeitraum lediglich bei zwei Individuen, wodurch die verfügbare ACC-Datenlage stark eingeschränkt blieb. Zwar konnte mit diesen begrenzten Daten ein erstes Machine-Learning-Modell zur Verhaltensklassifikation trainiert werden, jedoch reichte die Datenbasis nicht aus, um daraus einen robusten Workflow zur systematischen Identifizierung von Kadavern abzuleiten. Dennoch ermöglichte das trainierte Modell (1D-CNN) die Bestimmung der täglichen Aktivitätsmuster sowie der Verhaltensverteilung für die beiden ausgewerteten Individuen (siehe Abbildung 35A).



**Abbildung 35. Durchschnittliches tägliches Verhaltensprofil von zwei Hyänen, aufgeschlüsselt nach Stunden. Verhaltensdaten stammen aus einem Zeitraum von 18 Monaten (März 2023 – Julie 2024). Gezeigte Verhalten sind (a) feeding, (b) locomotion (= gehen & rennen), sowie (c) resting (= stehen & liegen).**

Aufgrund dieser Einschränkungen wurde alternativ versucht, Feeding-Events ausschließlich auf Basis von GPS-Clustern zu identifizieren. Hierfür wurde eine eigenständige Machine-Learning-Pipeline zur automatisierten Clustererkennung entwickelt und implementiert. Die daraus resultierenden potenziellen Fressorte wurden durch lokale Partner vor Ort im Etosha-Nationalpark überprüft. Allerdings führte dieser Ansatz nur in mäßigem Umfang zum Auffinden tatsächlicher Kadaver. Mehrere Faktoren erschwerten eine eindeutige Interpretation der GPS-Daten: Zum einen nutzen Hyänen im Gegensatz zu Löwen permanente Schlafplätze („Dens“), deren Aufenthaltsmuster schwer von Fressereignissen zu unterscheiden sind, wenn keine ergänzenden Verhaltensdaten vorliegen. Zum anderen neigen Hyänen dazu, entweder Beute über weite Strecken zu verschleppen oder auch die Knochen komplett aufzufressen, was die Lokalisierung von Kadavern anhand statischer GPS-Cluster zusätzlich erschwert. Bei den Löwen hatten wir zusätzlich die Möglichkeit Kadaver

durch anwesende Geier zu bestätigen. Die Hyänen aber haben sich in einem Teil von Etosha aufgehalten, der wesentlich dichter durch Büsche und Bäume bewachsen war als der Teil, in dem die Löwen sich aufhielten. Die Geier haben diesen Bereich so gut wie komplett gemieden, so dass die Geierpräsenz nicht genutzt werden konnte.

Hinzu kommt, dass die für Hyänen geeigneten Halsbänder – insbesondere hinsichtlich Größe, Gewicht und Batteriekapazität – derzeit nicht über die technische Ausstattung verfügen, um ACC-Daten in Echtzeit zu übertragen. Ihre Auswertung ist daher nur retrospektiv möglich und erfordert die erfolgreiche Bergung der Geräte.

Ein vielversprechender Ansatz für zukünftige Anwendungen liegt in der Entwicklung von Onboard-KI-Systemen zur Echtzeit-Verhaltensklassifikation direkt auf dem Halsband. Dadurch könnten nur relevante Ereignisse, wie beispielsweise Fressverhalten, in stark reduzierter Datenmenge übermittelt werden. Dies würde nicht nur den Energie- und Datenbedarf erheblich senken, sondern auch eine gezielte und zeitnahe Kadaveridentifikation technisch realisierbar machen.

## 2.2.4. AP 2400 Weitere Anwendungsfälle

### 2.2.4.1. AP 2410 KI Prozessieren von Big Data auf Populationslevel beim Anwender

Basierend auf den Ergebnissen der genannten Arbeitspakete zum Training einer KI, die das Verhalten von Geiern erkennt, und einer KI, die Kadaverpräsenz erkennt, wurde eine Analysepipeline entwickelt. Diese Pipeline setzt an, nachdem die Sensordaten der Geier per GSM an eine Onlinedatenbank geschickt wurden. Die Daten werden automatisch täglich aus der Datenbank geladen und so weit analysiert, dass einfach interpretierbare Informationen zu potenziellen Kadaverpositionen geteilt werden können.

Im ersten Schritt wurde die Pipeline offline entwickelt und getestet. Um die Pipeline möglichst autonom laufen lassen zu können, wurde ein Server eingerichtet, auf den plattformunabhängig zugegriffen werden kann. Hierfür waren einige Anpassungen nötig, damit die Analysen auch auf dem Server ausgeführt werden können. Im zweiten Schritt wurden die Ergebnisse der Analysen grafisch aufbereitet. Um die Benutzerfreundlichkeit und Bearbeitungseffizienz zu erhöhen, wurden verschiedene Darstellungen in der Benutzeroberfläche implementiert und getestet. Ein wichtiger Bestandteil ist eine interaktive Karte, auf der potenzielle Kadaverpositionen angezeigt werden. Mit dieser kann sich ein Benutzer einen Überblick über die räumliche Verteilung der potenziellen Kadaverpositionen verschaffen. Alle Ergebnisse werden – in einer zweiten Ansicht – auch in Tabellenform dargestellt. Hier können auf einen Blick mehr Detailinformationen zu jeder potenziellen Kadaverposition angezeigt werden.

Sowohl für die Karte als auch die Tabelle sind in der Regel mehr Daten verfügbar, als übersichtlich dargestellt werden können. Daher wurde für beide Ansichten getestet, wie die Daten am besten per Hand gefiltert und sortiert werden können. Auch automatische Anzeigeprioritäten wurden in mehreren Iterationszyklen getestet. Für die Anwendung sowie die Überwachung der Tiere und der anfallenden Kadaver wurde am IZW ein Kontrollraum („GAIA-Raum“) eingerichtet, in dem die Daten und Auswertungen überwacht werden können.



Abbildung 36. Das GAIA-Team bei der Auswertung der Daten im Kontrollraum („GAIA-Raum“) am Leibniz-IZW.

#### 2.2.4.2. Anwendungsfall „Detektion von Anthrax“

Bei der Untersuchung von Feeding-Clustern werden Kadavern Abstriche entnommen, bei denen die Todesursache unklar ist. Diese werden gesammelt und für bakteriologische Untersuchungen eingeschickt.

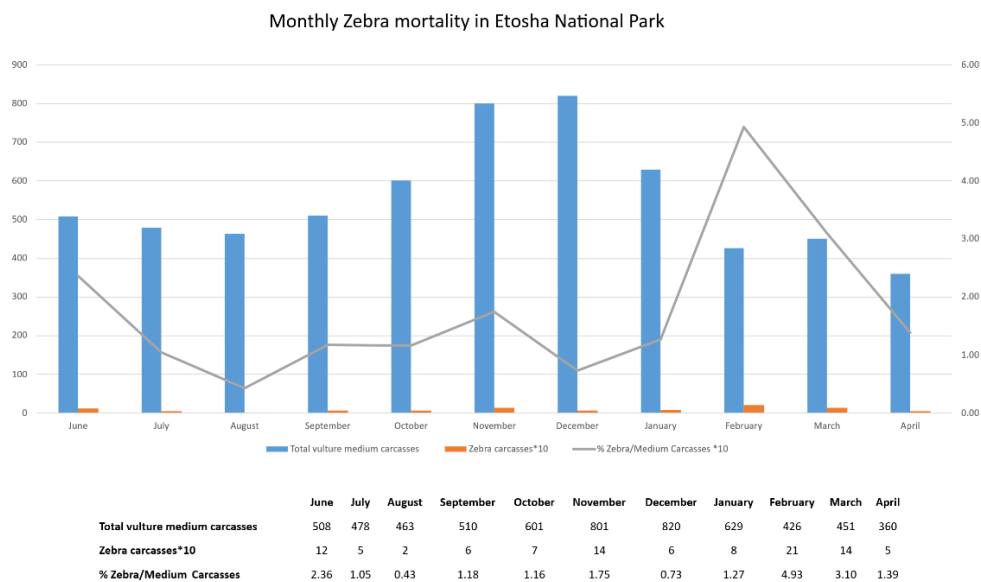


Abbildung 37. Die Grafik zeigt eine deutliche Zunahme von Zebra-Kadavern (graue Linie) während eines Anthrax-Ausbruchs Anfang 2023.

Von den analysierten Proben wurden einige positiv auf Anthrax getestet. Anthrax-Ausbrüche im Etosha-Nationalpark sind Teil des natürlichen Zyklus und können als Modell

für Gebiete dienen, in denen die Krankheit nicht natürlich vorkommt. Im Jahr 2022 konnte gezeigt werden, dass durch das frühzeitige Aufspüren der Kadaver rechtzeitig Proben entnommen und so Rückschlüsse auf die Todesursache gezogen werden konnten. Anfang 2023 konnte allein anhand der Zusammensetzung der Kadaverarten eine starke Zunahme von Zebrakadavern festgestellt werden, die wiederum durch Labortests als Anthrax-Ausbruch bestätigt wurde.

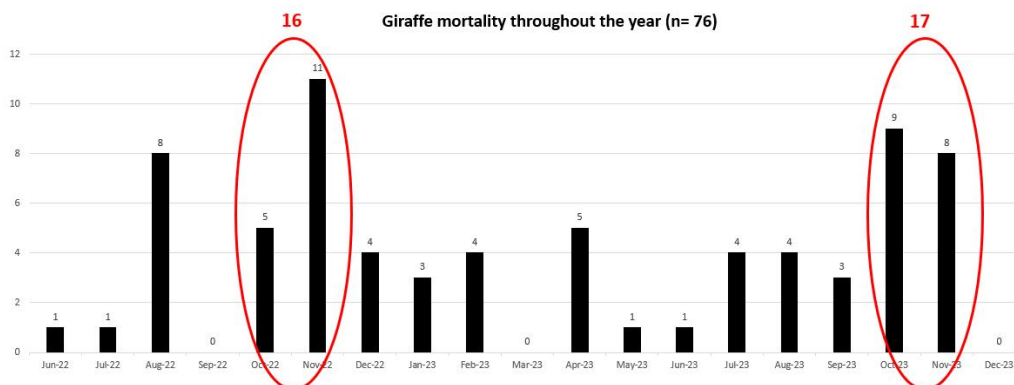


Abbildung 38. Erhöhtes Giraffensterben im namibischen Frühling 2022 und 2023.



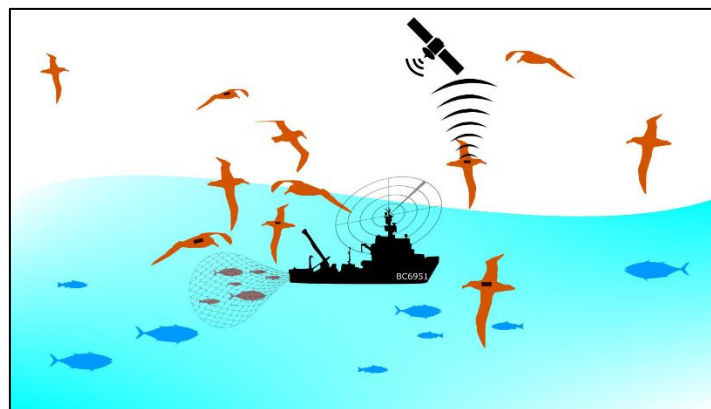
Abbildung 39. Die Abbildungen zeigen, dass sowohl das Zebrasterben als auch das jahreszeitlich bedingte Giraffensterben statistisch signifikant ist, auch wenn der Datensatz noch sehr klein ist.

Zusätzlich zur Zunahme von Zebrakadavern während des Anthrax-Ausbruchs Anfang 2023 konnte im Frühjahr 2022 und 2023 eine statistisch signifikante Zunahme an Giraffenkadavern nachgewiesen werden (Abbildung 38). Ein vermutlich durch Tanninvergiftung verursachtes Giraffensterben im Frühling wird seit Langem vermutet – bislang gab es jedoch keine Daten, die dies bestätigen. Die durch die Geier aufgespürten Kadaver zeigen, dass ein erhöhtes Giraffensterben im Frühjahr tatsächlich vorkommt.

#### 2.2.4.3. Anwendungsfall „Illegale Fischerei“

Im Rahmen des Usecases Illegale Fischerei wurde mit relevanten Kollaborationspartnern – darunter Naturschutzorganisationen, Behörden und Forschungseinrichtungen – bereits Vorgespräche geführt. Die konzeptionellen Grundlagen sind somit gelegt; weiterführende Schritte können jedoch erst erfolgen, sobald eine Anschlussfinanzierung gesichert ist.

Das geplante Vorhaben zielt darauf ab, Seevögel mit Kamera- und Bewegungssensoren auszustatten, um visuelle und verhaltensbasierte Hinweise auf illegale Fischereiaktivitäten zu erfassen. Dies ist schematisch in Abbildung 40 gezeigt. Die so gemessenen Daten sollen mit öffentlich zugänglichen Fischereidaten, z. B. von Global Fishing Watch, abgeglichen werden, um Hochrisikogebiete zu identifizieren und potenziell unentdeckte illegale Fischerei zu erkennen.



**Abbildung 40.** Mit Sendern ausgerüstete Meeresvögel verfolgen Fischerboote und decken illegale Fischerei auf.

Illegale Fischereiaktivitäten können dabei durch KI-gestützte Verhaltensklassifikation auf Basis von Beschleunigungsdaten (ACC) erkannt werden. Hinweise liefern dabei auffällige Verhaltensmuster, die häufig im Zusammenhang mit Fressverhalten auftreten – etwa Sturzflüge auf die Wasseroberfläche, wiederholtes Kreisen in der Luft oder abruptes Abbremsen im Flug. Durch die Kombination mit gleichzeitig aufgezeichneten GPS-Daten lassen sich potenzielle Orte illegaler Fischereiaktivitäten präzise lokalisieren.

Die zugrundeliegende Methodik lässt sich auf Seevogelarten übertragen – insbesondere Albatrosse, die bereits in anderen Weltregionen erfolgreich zur Überwachung illegaler Fischerei eingesetzt werden.

Ein Schwerpunkt liegt auf der Entwicklung effizienter KI-Algorithmen, die direkt auf energie- und gewichtslimitierten Tiersendern (Mikrocontroller, eingebettete KI-Nanoboards) betrieben werden können. In enger Zusammenarbeit mit dem Fraunhofer IIS wurde hierzu ein technisches Teilprojekt konzipiert, das unter anderem Methoden zur sparsamen Modellquantisierung, zur verteilten Datenverarbeitung im Schwarm (z. B. Ad-Hoc-Netzwerke unter Seevögeln) sowie zur Optimierung von KI-Architekturen für embedded systems beinhaltet. Durch diese Ansätze soll eine onboard-Auswertung in Echtzeit ermöglicht werden.

Zudem ist die Einbindung lokaler Stakeholder (WWF, Behörden, Fischereiindustrie) vorgesehen, um soziale Akzeptanz und langfristige Wirkung sicherzustellen. Die resultierenden Daten und Technologien versprechen nicht nur Relevanz für den Artenschutz und die Meeresüberwachung, sondern auch für das ökologische Monitoring in Nord- und Ostsee. Eine Antragstellung zur Umsetzung dieses Vorhabens ist angedacht.

## 2.3. AP 3000 CameraEvalTag

Der Prototyp der CameraEvalTag wurde konzipiert, gebaut und in Namibia unter Feldbedingungen und am Tier im Gehege getestet.

### 2.3.1. AP 3100 Systemdesign

In enger Zusammenarbeit mit dem Fraunhofer IIS wurde ein Systemdesign in mehreren Schritten abgeschlossen.

### 2.3.2. AP 3700 Mechanik

Ein Konzept für die Anforderungen des CameraEvalTag wurde in enger Zusammenarbeit mit dem Projektteam am Fraunhofer IIS erarbeitet, und erste Experimente unter natürlichen, aber kontrollierten Umgebungsverhältnissen wurden durchgeführt.

Es wurden verschiedene Positionen der Kamera getestet – zum einen als Rucksack auf dem Rücken, zum anderen auf der Brust. Es war schnell zu erkennen, dass die Kamera auf dem Rücken meist keinen guten Winkel für eine Aufnahme bietet; diese wurde in der Weiterentwicklung daher entfernt.

Auch wurden verschiedene Positionen der Kamera sowie der Winkel der Kamera auf der Brust der Geier getestet. In diesem Bereich besteht noch großer Weiterentwicklungsbedarf. Auch bei der Brennweite sowie der Linsenbeschichtung muss noch viel experimentiert werden, um eine gute Lösung zu finden.

Ein großes Hindernis ist, dass die Ergebnisse aus den Experimenten in Gefangenschaft nur teilweise auf Tiere in der Wildnis übertragbar sind. Die Experimente in der Wildnis sind jedoch sehr teuer und auch sehr langsam. Daher ist die Weiterentwicklung in diesem Feld besonders herausfordernd.

### 2.3.3. AP 3800 Tierfreundliche Senderbefestigung & Tierverträglichkeit

#### 2.3.3.1. AP 3810 Tierfreundliche Senderbefestigung

Es wurden zwei Geier im Tierpark Berlin besendert – mit dem gleichen Material sowie der gleichen Methode, die in Namibia verwendet wird. Die Haut der Tiere wurde nach sechs Monaten fachmännisch untersucht, und es wurden keine negativen Folgen festgestellt.

Auch wurde in enger Zusammenarbeit mit dem Team des Fraunhofer IIS eine Lösung für die Befestigung der Sender erarbeitet. Der Lösungsansatz des „Split Tag“, der auch als Patent angemeldet wurde, ist eine elegante Art, die Last zu verteilen und die Verkabelung als Teil der Befestigung zu nutzen.

#### 2.3.3.2. AP3820: Tierverträglichkeit

In diesem Feldexperiment wurde der Einfluss von GPS-Geräten auf den Bruterfolg von Weißrückengeiern gemessen. Das Untersuchungsgebiet ist der Etosha-Nationalpark,



A



B



Abbildung 42. Brutstadium Überwachung mittels Kamera.

Am Ende der Saison wurde der Zuchterfolg gemessen indem beobachtet wurde, wie viele Nester, in denen bei der ersten und/oder zweiten Kontrolle ein Ei vorhanden war, bei der letzten Kontrolle noch lebende Küken im Nest hatten und das Küken die Größe eines erwachsenen Tieres erreicht hatte. Solche Nester wurden als erfolgreich vermerkt. Die Nester, bei denen entweder das Küken nicht flügge wurde oder später starb, wurden als nicht erfolgreich eingestuft.

Für statistische Analysen haben wir ein binomiales Mixed-Effect-Modell mit dem lmerTest R-Paket verwendet. Wir schlossen den Bruterfolg (binäre Variable: 0 – kein Erfolg oder 1 - Erfolg) als Antwortvariable, die Gruppe (GPS-markierte oder nicht markierte/Kontrollgruppe) als festen Effekt und die Nest-ID (Nest mit entsprechendem Kontrollnest) als Zufallseffekt ein. Die Datenanalyse wurde in R durchgeführt.

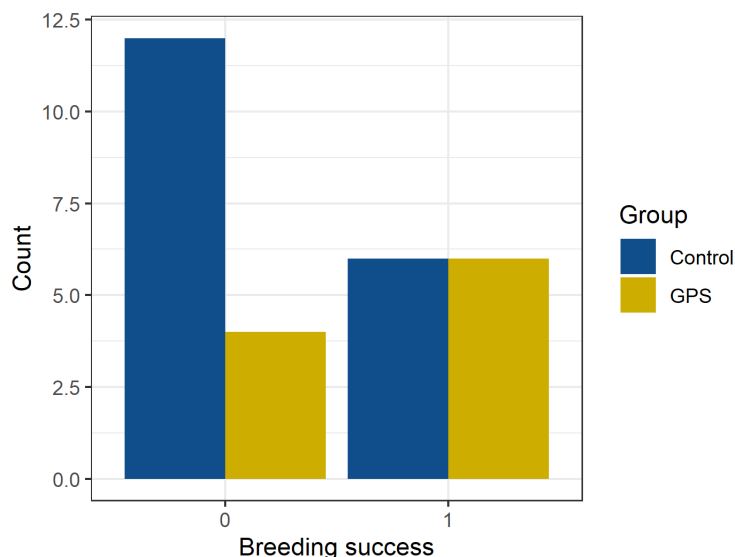


Abbildung 43. Anzahl der Nester, in denen die Brut bei besenderten Geiern und nicht besenderten Geiern erfolgreich und nicht erfolgreich war (Kontrolle).

<b>Breeding_success</b>			
<i>Predictors</i>	<i>Log-Odds</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	-0.90	-2.79 – 0.99	0.351
Group [GPS]	1.58	-0.79 – 3.94	0.192
<b>Random Effects</b>			
$\sigma^2$	3.29		
$\tau_{00 \text{ nest}}$	3.44		
ICC	0.51		
$N_{\text{nest}}$	10		
Observations	28		
Marginal $R^2$ / Conditional $R^2$	0.081 / 0.551		

*Abbildung 44. Binomiales Mischmodell mit Bruterfolg als Antwortvariable, Gruppe (besendert vs. nicht besendert) als fester Effekt und Nest (d.h. Nest-ID eines besenderten Geiers und entsprechende Kontroll-Nest-IDs von nicht besenderten Geiern) als Zufallseffekt.*







In der besenderten Gruppe brüteten 60 % erfolgreich und in der Kontrollgruppe 30 % erfolgreich (Abbildung 43). Die Ergebnisse des Binomialmodells, bei dem wir den Bruterfolg für jedes Nest und die entsprechenden Kontrollnester verglichen haben, zeigten keinen statistischen Unterschied im Bruterfolg zwischen besenderten und nicht besenderten Individuen (Abbildung 44). Unsere Daten deuten also darauf hin, dass es keinen Einfluss von GPS-Geräten und/oder Befestigungsmethoden auf den Bruterfolg von Weißrückengeiern gibt.

#### 2.3.4. AP 3900 Feldtest

Hierfür wurde der Prototyp zuerst unter namibischen Wetter- und Lichtbedingungen im Freien getestet, danach an einem Hahn im Freilandgehege und anschließend an einem Geier im Gehege eines Falkners. Die Ergebnisse dieser Experimente wurden ausgewertet, um Anpassungen am CameraEvalTag vornehmen zu können.

Bei den Feldtests des CameraEvalTag wurden einige Probleme erkannt. Diese wurden in enger Absprache mit den Kollegen am Fraunhofer besprochen und gelöst.

**Tabelle 6. Beispielbilder typischer Probleme des CameraEvalTag sowie deren Auswirkungen auf die aufgenommenen Bilder.**

Bild	Auswirkung auf die Aufnahmen der Kamera am Tier (Beispielbild)
<b>Problem: Gefüllter Kropf verdeckt die Kamera</b>	
	
<b>Problem: Der Hals des Vogels verdeckt die Kamera beim Fressen, Winkelanpassung</b>	
	
<b>Problem: Feder verdeckt die Kamera</b>	
	

**Problem: Rückenkamera-Winkel richtet sich in den Himmel, auch beim Fressen**



**Problem: Materialversagen – muss an die Stärke der Tiere angepasst werden**



**Problem: Bei extremer Kropffüllung wird die Kamera seitlich verdrängt oder drückt auf den Kropf**



## 2.4. 4000 CameraTag Onboard KI

Dieses Arbeitspaket wurde in enger Zusammenarbeit mit dem Team vom Fronhofs IIS abgeschlossen.

### 2.4.1. AP 4100 KI Konzeption CameraTag Onboard KI

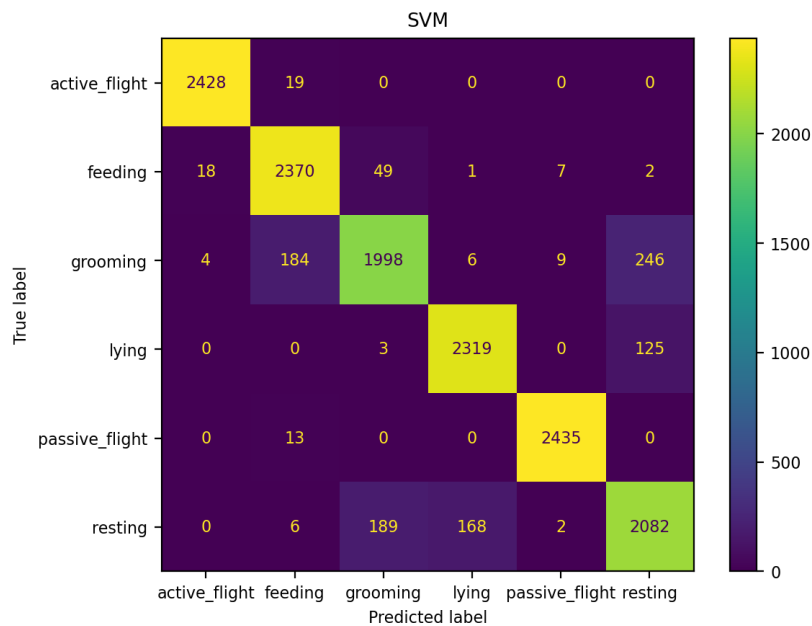
Damit eine KI Geierverhalten in den ACC-Daten erkennen kann, muss diese KI auf die speziellen Muster in den Daten trainiert werden. Dazu braucht es einen Datensatz, der sowohl die gemessenen ACC-Daten als auch die dazugehörigen Verhaltensweisen enthält. Zum Erstellen dieses Datensatzes wurden im Tierpark Berlin zwei Geier besendert. Die Sender sind baugleich mit denen, die auch in Namibia eingesetzt werden. Die Verhaltensbeobachtungen wurden zwischen Mai und Juni 2022 durchgeführt und auf Video aufgezeichnet. Insgesamt wurden auf diese Weise 9.788 Einzelaufnahmen von relevanten Verhaltensweisen gemacht, die für das Training der KI benutzt werden können. Diese Verhaltensweisen sind Fressen, Putzen, Sitzen und Liegen. Weitere 4.895 Einzelaufnahmen vom Flugverhalten wurde aus den Daten der besenderten Geier in Namibia gewonnen, da die Beobachtung vom Flugverhalten im Tierpark nicht ausreichend möglich war. Die Erhebung dieser Daten wurde ohne direkte Beobachtung der Geier aus den Daten vorgenommen. Durch Abgleich der Daten mit Referenzaufnahmen und der GPS-Daten war eine Zuordnung des Flugverhaltens mit hoher Sicherheit möglich. Das Flugverhalten wurde unterteilt in aktiven Flug und Segelflug. Der gesamte Trainingsdatensatz umfasst damit 14.683 Einzelaufnahmen, wobei jede der sechs Verhaltensklassen gleich viele Aufnahmen enthält. In der Literatur zur Erkennung von Verhaltensweisen aus ACC-Daten bei Wildtieren zeigen die KI-Algorithmen „Support Vector Machine“ und „Random Forest“ immer wieder sehr gute Ergebnisse. Beide Algorithmen wurden hier für die Anwendung bei Geiern getestet und verglichen.

### 2.4.2. AP 4200 KI-Signalverarbeitung Entwicklung

Zur Bewertung der Leistungsfähigkeit der Algorithmen wurde der ACC-Datensatz in fünf gleichgroße Blöcke geteilt. Die Algorithmen wurden dann mit jeweils vier Blöcken trainiert und auf den fünften angewendet. Dieses Verfahren wurde fünf Mal wiederholt, so dass jeder Block einmal vom Training ausgeschlossen war. Damit wurde ausgeschlossen, dass die Daten, mit denen der Algorithmus getestet wurde dem Algorithmus schon bekannt waren. Die Ergebnisse haben gezeigt, dass sich beide Algorithmen in ihrer Leistungsfähigkeit kaum unterscheiden (vgl. Abbildung 45 und Abbildung 46). Auf Grund der leicht besseren Ergebnisse in Bezug auf das Fressverhalten wird im weiteren Vorgehen die Support Vector Machine bevorzugt.

Die Beschaffenheit der gemessenen ACC-Daten erlaubt es nicht ohne weiteres, in ihrer Rohform von der KI verarbeitet zu werden. Zunächst wird eine Reihe zusammenfassender statistischer Werte berechnet, die dann von der KI verarbeitet werden können. Aus Vorarbeiten und der Literatur wurden insgesamt 44 verschiedene statistische Werte zusammengetragen. Im Hinblick auf AP 4300 wurde getestet, welche dieser 44 Werte tatsächlich einen Mehrwert für die KI bieten. Das Ziel war es diese Zahl möglichst klein zu halten, um so die Rechenlast für den GAIA-CameraTag zu minimieren. Hierfür wurde das die

Support Vector Machine mit einem einzigen Wert trainiert und getestet. Alle Werte wurden einzeln getestet und der beste Wert wurde behalten. Für den nächsten Durchlauf wurde ein zweiter Wert dazu genommen. Dabei wurden alle verbleibenden Werte einzeln in Kombination mit dem ersten Wert getestet. Dieser Vorgang wurde zehn Mal wiederholt, wobei in jedem Durchgang der beste Wert behalten wurde. Diese Tests haben ergeben, dass die nahezu komplette Leistung der trainierten Support Vector Machine bereits mit nur vier der 44 Werten erreicht werden kann (Abbildung 47).



**Abbildung 45. Konfusionsmatrix der Support Vector Machine. Die Reihen zeigen die Verhaltensweisen an, die beobachtet wurden. Die Spalten zeigen die Klassifikationen der Support Vector Machine. Die Summe jeder Reihe ergibt die Gesamtzahl an Einzelbeobachtungen zur entsprechenden Verhaltensweise. Die Diagonale zeigt alle Beobachtungen an, bei denen die Support Vector Machine das richtige Verhalten erkannt hat. Die Farbskala gibt an, wie hoch der Anteil eines Feldes in Bezug auf die Gesamtzahl der Beobachtungen einer Verhaltensweise ist.**

Basierend auf Verhaltensmustern und Analyse der Beschleunigungsdaten sollte ein günstiger Zeitpunkt für eine Bildaufnahme bestimmt werden. Die Komplexität diese AP wurde komplett unterschätzt. Es wurde deutlich das die nötigen Informationen für die Auswertung dieses AP nicht in diesem Vorhaben gesammelt werden können, zum einen fehlt die Genauigkeit der ACC-Daten, zum anderen werden eine gösse Menge Real-Bilder aus verschiedenen Winkeln und Höhen benötigt. Diese können aber erst am Ende des Projektes, wenn der GAIA-CamaraTag (Data Collection Tag) zum ersten Einsatz im Feld kommt, gesammelt werden. Es wurde entschieden das „Fressen“ als das geeignete Signal für die Auslösung genutzt wird, um andere AP nicht negativ zu beeinflussen. Dieses AP wird in einem weiteren Vorhaben neu bearbeitet werden müssen.

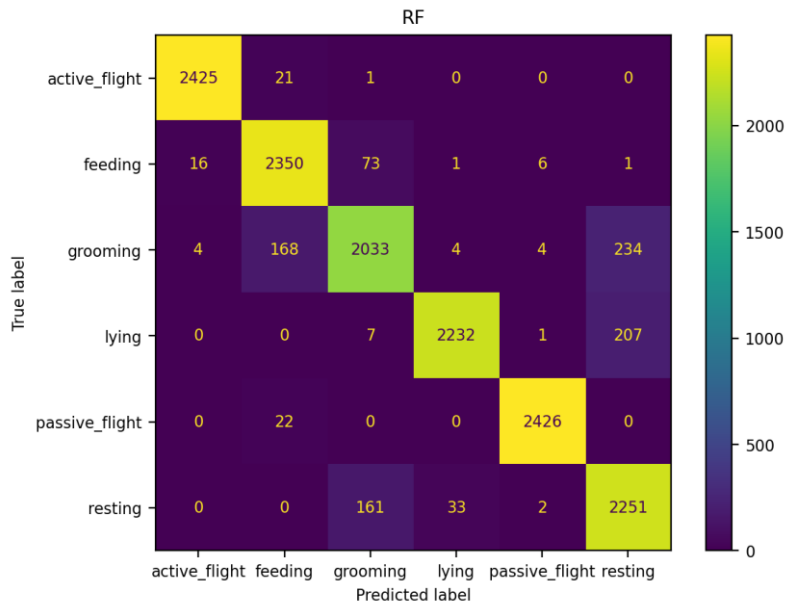


Abbildung 46. Konfusionsmatrix des Random Forest. Die Reihen zeigen die Verhaltensweisen an, die beobachtet wurden. Die Spalten zeigen die Klassifikationen des Random Forest. Die Summe jeder Reihe ergibt die Gesamtzahl an Einzelbeobachtungen zur entsprechenden Verhaltensweise. Die Diagonale zeigt alle Beobachtungen an, bei denen der Random Forest das richtige Verhalten erkannt hat. Die Farbskala gibt an, wie hoch der Anteil eines Feldes in Bezug auf die Gesamtzahl der Beobachtungen einer Verhaltensweise ist.

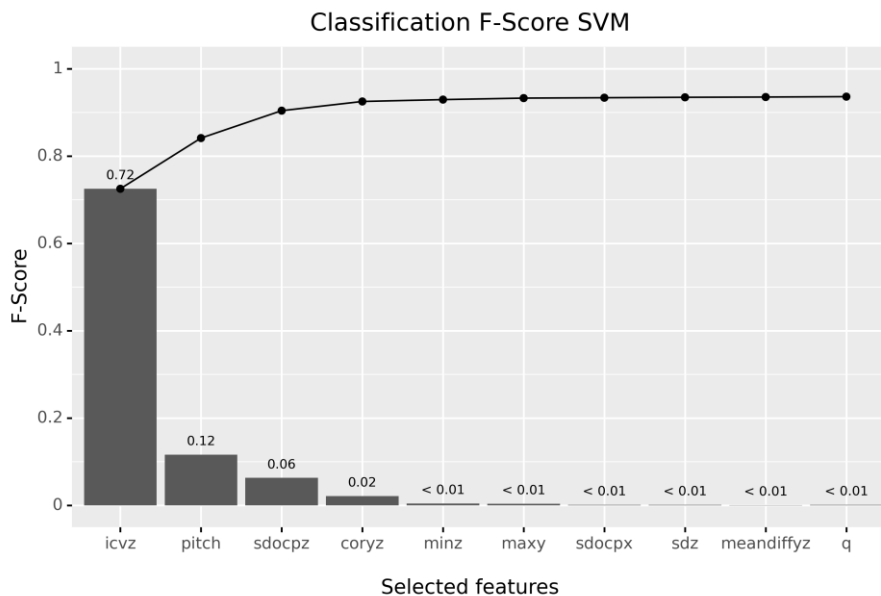


Abbildung 47. Einfluss der Zusammenfassenden statistischen Werte auf die Leistungsfähigkeit der Support Vector Machine. Die x-Achse zeigt die statistischen Werte, die y-Achse zeigt den F-Score, ein Wert, der die Genauigkeit und die Rate der echt positiven Ergebnisse kombiniert. Der Maximalwert 1 würde ein perfektes Model anzeigen. Ab dem fünften Wert ist die Leistungssteigerung so gering, dass diese Werte keinen nennenswerten Einfluss auf die Leistungsfähigkeit haben.

### 2.4.3. AP 4400 KI-Bildvorverarbeitung

Für das Training der KI wurde Bildmaterial von Kadavern so wie Landschaft aufgenommen. Dieses wurde aus der Luft, mit Hilfe einer Drohne (Anflug des Kadavers) sowie vom Boden (Position eines sitzenden Geiers) genommen. Die Bilder sind gespeichert und an das Fraunhofer-Team für die Verarbeitung weitergeleitet.

Alle gesammelten Bilder wurden verarbeitet und an das Team des Fraunhofer IIS weitergeleitet. Das AP ist abgeschlossen.



**Abbildung 48.** Auszug aus der Bilddatenbank zu sehen. Die Bilder zeigen Ausschnitte von afrikanischen Säugetieren. In dieser Bildreihe ist der Fokus auf Haut und Fell als möglicher Erkennungsfaktor. Von oben nach unten: Spitzmaulnashorn, Gnu, Zebra, Elefant.

## 2.5. AP 6000 GAIA-CameraTag

### 2.5.1. AP 6100 Systemdesign

In enger Zusammenarbeit mit dem Fraunhofer IIS und VECTRONIC Aerospace GmbH als Unterauftragnehmer wurde ein Systemdesign in mehreren Schritten abgeschlossen.

### 2.5.2. AP 6300 Taganpassung

Die Firma VECTRONIC Aerospace GmbH in Berlin hat sich als Unterauftragnehmer im Projekt um die Konzeption und Realisierung eines Gehäuses für den Tag gekümmert. Die Prototypen wurden mehrfach nach Namibia gebracht und dort unter namibischen Bedingungen getestet. Die Tests wurden sowohl am Tier als auch ohne Tier durchgeführt. Die Ergebnisse wurden ausgewertet, und die gewonnenen Informationen durch Taganpassungen integriert.

Zusätzlich wurden mehrere Konzepte für einen Drop-Off-Mechanismus entwickelt, der den Vogel nach der Laufzeit wieder vom Tag befreit.

Ein Peilsender wurde eingebaut und in der namibischen Vegetation getestet. Die maximale Reichweite betrug 3,2 km.

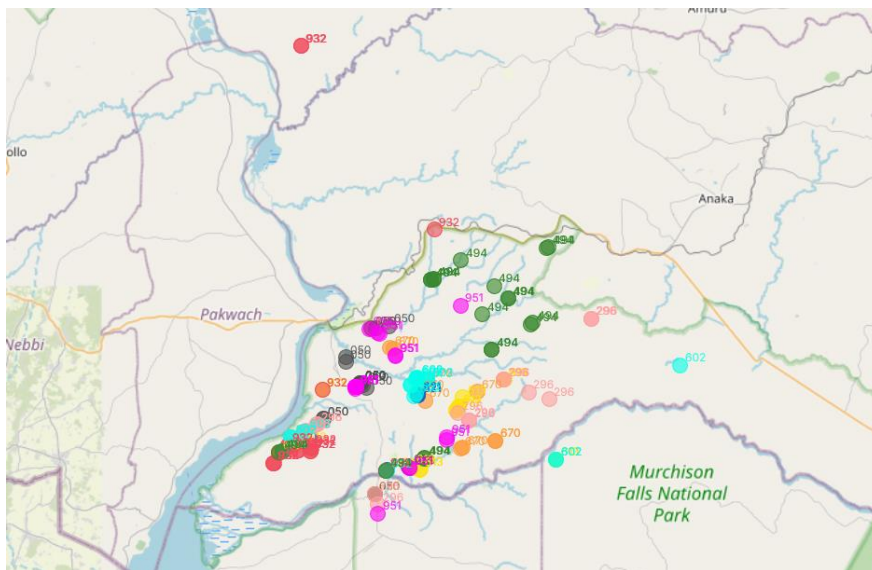


*Abbildung 49. Der finale Entwurf des Data Collection Tags (DCT) an einem Geier in Gefangenschaft.*

### 2.5.3. AP 6800 Feldtests

Durch die Verzögerung der Lieferung der Abwurfmechanismen hat sich die Fertigstellung der Data Collection Tags (DCTs) verzögert und somit das Fenster für die möglichen Feldtests in Uganda verschoben. Nach der Fertigstellung der neuen Gehäusekonstruktion kam überraschend der Rückzug der Firma LOTEK, die dem Projektteam die Lieferung der Abwurf-Module aufgrund der geschäftlichen Konkurrenzsituation mit dem Projektpartner VECTRONIC Aerospace verweigerte. Nach längeren Verhandlungen konnte das Problem gelöst werden.

Die finalen Feldtests der DCT konnten dank der Verlängerung des Projekts in der zweiten Jahreshälfte 2024 durchgeführt werden. Hierfür wurden zehn DCTs an Weißrückengeiern im Murchison-Falls-Nationalpark in Uganda angebracht. Die DCTs haben – anders als bei den Tests in Namibia – einen Abwurfmechanismus integriert, der es ermöglicht, die Sender nach einer vorprogrammierten Zeitspanne abzuwerfen. Die Zeitspanne wurde auf zwei Wochen festgelegt, und die Sender über ein Zeitfenster von drei Tagen eingeschaltet. Es wurde sichergestellt, dass sich alle DCTs erfolgreich mit dem Mobilfunknetz in Uganda verbunden und GPS-Positionen gesendet hatten, bevor sie an Geiern angebracht wurden. Während der Laufzeit wurden täglich GPS-Positionen der Geier über GPRS übermittelt.



**Abbildung 50.** Die Karte zeigt die erfolgreich übermittelten GPS-Positionen der verschiedenen DCTs im Murchison-Falls-Nationalpark während des finalen Feldtests.

Nach dem Ablauf der Zeitspanne wurde der Drop-off aktiviert und ein VHF-Sender eingeschaltet, der beim Auffinden des DCTs helfen sollte. Das Fangen und Besendern der Geier wurde erfolgreich über einen Zeitraum von fünf Tagen abgeschlossen.

Der Abwurf sowie das Suchen der DCTs 951 und 296 verlief planmäßig und erfolgreich am Tag nach dem berechneten Drop-off. Die Sender wurden ungefähr 200 m vom letzten gesendeten GPS-Punkt mithilfe des Peilsenders geortet, und die gespeicherten Daten konnten heruntergeladen werden. An der letzten Position von 670 wurde ein schwaches VHF-Signal empfangen, welches sich jedoch dann entfernte. Daher wird davon ausgegangen, dass sich der DCT nicht vom Geier gelöst hatte und sich mit diesem vom letzten Punkt entfernt hat.

Am folgenden Tag, an dem die weiteren sieben DCTs abgeworfen werden sollten, gab es Ausfälle des Mobilnetzes durch starken Regen. Daher wurde die letzte Position der Geier nicht übermittelt. Es ist unklar, ob – falls die letzte SMS nicht versendet werden kann – der Peilsender dennoch aktiviert wird. Die weitere Suche nach den Sendern war trotz erheblichem Aufwand erfolglos, und über mehrere Tage wurde leider kein weiterer Sender gefunden.



Abbildung 51. Besenderung der Geier in Uganda mit Hilfe des Personals der Uganda Wildlife Authority.



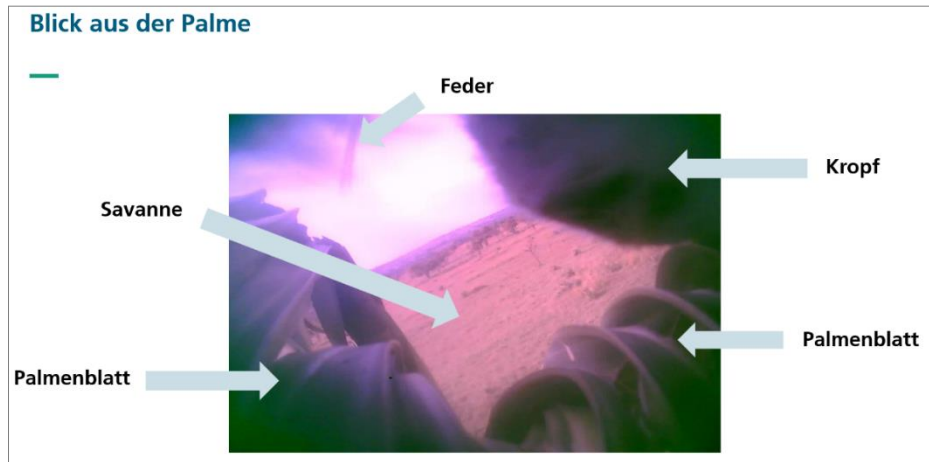
Abbildung 52. Sendersuche nach schweren Regenfällen in Uganda.

Die Zusammenfassung der Daten zur Besenderung sind in der Tabelle 7 zu sehen.

Tabelle 7. Zusammenfassung der Daten zur Besenderung der Geier in Uganda, November 2024.

Tag ID EIMI short	vhf frequency	drop-off activate date	Operation system Datum Einschaltet	Operation system time on	Berechnetes drop-off Datum	Anbringung am Tier (Datum)	Sender gefunden	vhf an 26.11.	GPS Nord/East der Besenderung Position
951	151.050	10/11/2024	10/11/2024	21:59	24/11/2024	12/11/2024	Ja	Ja	2.313089, 31.451428
296	151.010	10/11/2024	10/11/2024	21:59	24/11/2024	15/11/2024	Nein	Ja	2.311866, 31.455476
670	151.090	10/11/2024	10/11/2024	21:59	24/11/2024	15/11/2024	Ja	Ja	2.316613, 31.461625
932	151.080	11/11/2024	11/11/2024	19:08	25/11/2024	16/11/2024	Nein	Nein	2.316667, 31.461616
613	151.030	11/11/2024	11/11/2024	17:06	25/11/2024	15/11/2024	Nein	Nein	2.311866, 31.455476
821	151.040	11/11/2024	11/11/2024	18:53	25/11/2024	13/11/2024	Nein	Nein	2.31438, 31.453308
602	151.060	11/11/2024	11/11/2024	16:36	25/11/2024	15/11/2024	Nein	Nein	2.316674, 31.461595
50	151.000	11/11/2024	11/11/2024	19:13	25/11/2024	16/11/2024	Nein	GPS Team	2.311876, 31.455469
494	151.100	11/11/2024	12/11/2024	9:29	25/11/2024	16/11/2024	Nein	Nein	2.318052, 31.462884

Von den zwei DCTs, die gefunden werden konnten, wurden mehrere Tausend Bilder heruntergeladen. Diese Bilder wurden in Zusammenarbeit mit dem Fraunhofer IIS individuell auf ihren Erkennungswert untersucht und ausgewertet. Ein Beispiel eines solchen Bildes ist in Abbildung 53 gezeigt, bei der die Sicht auf einen in einer Palme sitzenden Geier aufgenommen und ausgewertet wurde.



*Abbildung 53. Ein Beispiel eines Bildes. Hier sitzt der Geier in einer Palme, und der Blick geht durch die Palmenblätter in die Savanne. Auch zu erkennen ist, dass es unter bestimmten Winkeln des Lichteinfalls Farbstörungen gibt. Die Linse ist nicht verschmutzt, und das Bild ist im Fokus.*

Aus biologischer und Anwendersicht lassen sich die Ergebnisse der Bildauswertung wie folgt zusammenfassen:

- **Bildqualität**

Ein Großteil der Bilder war qualitativ nicht gut genug, um etwas erkennen zu können. Hauptgründe hierfür waren die Unschärfe der Bilder sowie Farbstörungen.



*Abbildung 54. Beispiel eines Bildes mit Unschärfe und Farbstörungen.*

- **Blickwinkel**

Ein Großteil der Bilder hatte nicht das gewünschte Objekt im Bild. Häufig waren Pflanzen zu nah oder verdeckten andere Objekte. Auch waren oft der Himmel, Wolken, aber auch der Boden im Bild. Dies ist zum einen durch den Aufnahmewinkel, zum anderen durch die

Brennweite der Linse zu erklären. Zusätzlich wurden die Bilder in einem regelmäßigen Zeitintervall aufgenommen und nicht nur zum Zeitpunkt des Fressens. Daher war auch die Chance, dass der Geier sich zu dem Zeitpunkt an einem Kadaver aufhält, gering.



Abbildung 55. In diesem Bild ist der Kopf des Geiers von unten zu sehen, sowie der Himmel und ein Palmblatt. Dies ist durch die Körperhaltung des Geiers sowie den Winkel der Kamera zu erklären.

- **Tauglichkeit für Kadavererkennung**

Auf manchen der Aufnahmen waren Kadaver und fressende Geier zu erkennen (s. Abbildung 56). In einzelnen Fällen war es sogar möglich, die Art des Kadavers zu bestimmen. Inwieweit die Bilder aber geeignet sind, einen Kadaver mittels KI zu identifizieren, ist schwer zu sagen. Die Zahl der erfolgreichen Bilder ist zu gering, um eine KI zu trainieren. Auch sind die Bilder aus dem Feld sehr anders als die, die durch Simulationen in Gefangenschaft oder mittels Drohne und Kamera im Etosha-Nationalpark aufgenommen wurden.

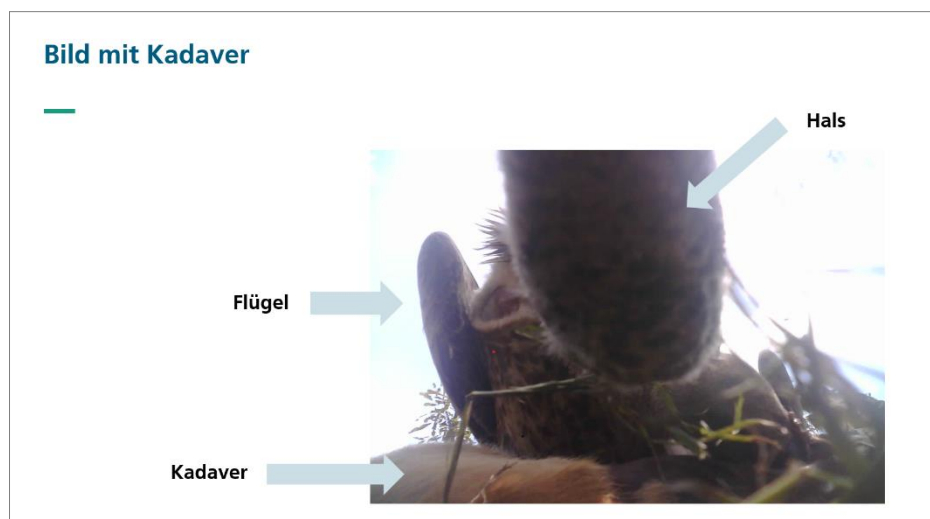


Abbildung 56. Auf dieser Aufnahme ist ein Kadaver im Bild zu erkennen so wie der Hals des Geiers, der die Kamera trägt. Im gegenüber sitzt ein weiterer Geier dessen Flügel deutlich im Bild zu erkennen ist.

- **Linsenverschmutzung**

Eine Abnahme der Bildqualität über den kurzen Zeitraum des Experimentes war deutlich zu sehen und ist auf Schmutz sowie Feuchtigkeit auf der Linse zurückzuführen. Auch hier besteht noch viel Verbesserungsbedarf, bevor eine praktische Anwendung möglich ist.

Weitere Details zur technischen Auswertung des DCTs sind im Bericht vom Fraunhofer IIS zu finden.

### 3. Tabellenverzeichnis

Tabelle 1. Etablierte Kollaborationen im Rahmen des GAIA-Sat-IoT-Projekts.....	5
Tabelle 2. Konfusionsmatrix des trainierten Random Forest zur Unterscheidung von „Kadaver“ und „kein Kadaver“. Die Reihen zeigen die verifizierten Fälle dar, die Spalten zeigen die Klassifizierung des Random Forest. Fälle werden als unklar markiert, wenn der Random Forest unsicher war. Die Diagonale (Zahlen in fett) zeigt die richtig klassifizierten Fälle. ....	20
Tabelle 3. Konfusionsmatrix des trainierten Random Forest zur Unterscheidung von „großen“ und „mittelgroßen“ Kadavern. Die Reihen zeigen die verifizierten Fälle dar, die Spalten zeigen die Klassifizierung des Random Forest. Fälle werden als unklar markiert, wenn der Random Forest unsicher war. Die Diagonale zeigt die richtig klassifizierten Fälle.....	21
Tabelle 4. Konfusionsmatrix für den Random-Forest-Algorithmus.....	28
Tabelle 5. Konfusionsmatrix zur Validierung des Neuronalen Netzes zur Erkennung von Löwenverhalten. Die Reihen zeigen das beobachtete Verhalten, die Spalten die Klassifikation des Neuronalen Netzes. Die Diagonale zeigt die korrekt zugeordneten Verhalten.....	31
Tabelle 6. Beispielbilder typischer Probleme des CameraEvalTag sowie deren Auswirkungen auf die aufgenommenen Bilder. ....	42
Tabelle 7. Zusammenfassung der Daten zur Besenderung der Geier in Uganda, November 2024.....	50

## 4. Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1. Projektmitarbeitende bei GAIA-Projekttreffen und Workshops (2022-2023).....	4
Abbildung 2. Abschlusspräsentation zum GAIA-Sat-IoT-Projekt, Fraunhofer IIS, Erlangen, April 2025.	5
Abbildung 3. Start der Rakete Ariane 6, Kourou, Französisch-Guayana, 9. Juli 2024. ....	6
Abbildung 4. Jörg Melzheimer, Theresa Götz und Wanja Rast bei Wildlife Research and Conservation 2023 in Berlin.....	9
Abbildung 5. Logos der GAIA-Initiative. Die Hauptversion zeigt den Umriss eines Weißrückengeiers. .	9
Abbildung 6. Ausschnitt der GAIA-Webseite mit Projektbeschreibung, zentralen KPIs und integriertem Instagram-Feed.....	10
Abbildung 7. Auszüge aus dem GAIA-Kalender 2025 (Titelseite und August-Seite). ....	10
Abbildung 8. Pressebeiträge über die GAIA-Initiative in unterschiedlichen Medienformaten. ....	11
Abbildung 9. Veranstaltung zum Jungfernfug des Tag-Prototyps, 12.09.2022, Berlin. ....	11
Abbildung 10. I <sup>3</sup> -Event, 27.04.2023, Zeiss-Großplanetarium, Berlin. ....	12
Abbildung 11. Kleinsatellitenkonferenz 2023, 23.11.2023, Berlin.....	12
Abbildung 12. Delegation des Bundestagsausschusses für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz im Etosha-Nationalpark, Namibia, 27.–29.02.2024.....	13
Abbildung 13. GAIA-Initiative bei der ILA Berlin 2024. ....	13
Abbildung 14. Lange Nacht der Wissenschaften, 22.06.2024, Berlin. ....	14
Abbildung 15. Nationale Konferenz Satellitenkommunikation 2024, 03.-04.09.2024, Bonn. ....	14
Abbildung 16. IUCN Regional Conservation Forum for Europe, North and Central Asia 30.09.- 03.10.2024, Brügge.....	15
Abbildung 17. Das GAIA-Team bei der Besenderung eines Weißrückengeiers im Etosha-Nationalpark, Namibia.....	16
Abbildung 18. Probenentnahme (Blut) während einer Geier-Fangexpedition im Etosha-Nationalpark. .....	17
Abbildung 19. Streifgebiete der Geier, die im Rahmen der Aufstockung besendert wurden, sowie die Länder, in denen sie sich aufhalten. ....	17
Abbildung 20. Die Karte zeigt die zurückgelegte Strecke zwischen GPS-Punkten eines Geiers. Anhand solcher Karten lässt sich erkennen, wo sich Geier über längere Zeiträume aufgehalten haben. .....	18
Abbildung 21. Typische Ergebnisse eines Feldbesuchs an mehreren GPS-Clustern rund um einen Kadaver. An zwei der Cluster saßen die Geier in Bäumen, am dritten lag ein Nashornkadaver. .....	19
Abbildung 22. GPS-Cluster, die im Projektzeitraum zum Sammeln von Trainingsdaten sowie zur Überwachung von Wilderei und Studientieren besucht wurden.....	19
Abbildung 23. Art und Anzahl der an den untersuchten punkten gefundenen Kadavern.....	20
Abbildung 24. Drei verschiedene Vogelarten (Elster, Kolkrabe, Mäusebussard) an einem Wildschwein- Kadaver in Brandenburg (aufgenommen mit einer Kamerafalle im Januar 2024). ....	23
Abbildung 25. Zusammenfassung des 1D-CNN mit bester Performance. ....	24
Abbildung 26. Konfusionsmatrix des verwendeten 1d-CNN für den Testdatensatz.....	25
Abbildung 27. Anzahl der Fressverhalten in der Nähe von bekannten Kadavern. Wir betrachteten dafür einen 2,5 stündigen Zeitraum, in dem ein Rabe in der Nähe eines Kadavers war. ....	26
Abbildung 28. Projektion der GPS-Tracks von 30 Yellowstone-Raben auf das Bundesland Brandenburg. Die gezeigten Daten stammen aus einem Zeitraum von 22 Monaten (Nov. 2019 – Sept. 2021).....	26
Abbildung 29. Z-Achse schematisch dargestellt an Studientier. ....	27

Abbildung 30. Flowchart zur Erhebung der Validierungsdaten. ....	28
Abbildung 31. Bewegungsmuster von Geparden über neun Tage kontinuierlicher GPS-Datenaufzeichnung mit Intervall von 3 min. Blaue Sterne markieren das Zentrum eines Punktclusters. Grüne Kreise markieren GPS-Koordinaten, bei denen „Laufen“ vorhergesagt wurde. Rote Sterne markieren das Zentrum eines „Feeding-Events“, das auch im Feld bestätigt wurde. Orangefarbene Sterne markieren das Zentrum eines „Feeding-Events“, das im Feld nicht bestätigt wurde.....	29
Abbildung 32. Bewegungsmuster von zusätzlichen Tüpfelhyänen und Löwen. ....	29
Abbildung 33. Anlegen eines Halsbandes zur Datenerhebung im Zoo. Gleichzeitig findet ein medizinischer Check des Tieres statt. ....	30
Abbildung 34. Löwenweibchen mit Sensorhalsband im Zoo. ....	31
Abbildung 35. Durchschnittliches tägliches Verhaltensprofil von zwei Hyänen, aufgeschlüsselt nach Stunden. Verhaltensdaten stammen aus einem Zeitraum von 18 Monaten (März 2023 – Julie 2024). Gezeigte Verhalten sind (a) feeding, (b) locomotion (= gehen & rennen), sowie (c) resting (= stehen & liegen). ....	32
Abbildung 36. Das GAIA-Team bei der Auswertung der Daten im Kontrollraum („GAIA-Raum“) am Leibniz-IZW. ....	34
Abbildung 37. Die Grafik zeigt eine deutliche Zunahme von Zebrakadavern (graue Linie) während eines Antrax-Ausbruchs Anfang 2023. ....	34
Abbildung 38. Erhöhtes Giraffensterben im namibischen Frühling 2022 und 2023.....	35
Abbildung 39. Die Abbildungen zeigen, dass sowohl das Zebrasterben als auch das jahreszeitlich bedingte Giraffensterben statistisch signifikant ist, auch wenn der Datensatz noch sehr klein ist. ....	35
Abbildung 40. Mit Sendern ausgerüstete Meeresvögel verfolgen Fischerboote und decken illegale Fischerei auf.....	36
Abbildung 41. Nistplätze von besenderten Geiern (rote Punkte) und nicht besenderten (blaue Punkte) im Etosha Nationalpark, Namibia. ....	39
Abbildung 42. Brutstadium Überwachung mittels Kamera. ....	40
Abbildung 43. Anzahl der Nester, in denen die Brut bei besenderten Geiern und nicht besenderten Geiern erfolgreich und nicht erfolgreich war (Kontrolle).....	40
Abbildung 44. Binomiales Mischmodell mit Bruterfolg als Antwortvariable, Gruppe (besendert vs. nicht besendert) als fester Effekt und Nest (d.h. Nest-ID eines besenderten Geiers und entsprechende Kontroll-Nest-IDs von nicht besenderten Geiern) als Zufallseffekt. ....	41
Abbildung 45. Konfusionsmatrix der Support Vector Machine. Die Reihen zeigen die Verhaltensweisen an, die beobachtet wurden. Die Spalten zeigen die Klassifikationen der Support Vector Machine. Die Summe jeder Reihe ergibt die Gesamtzahl an Einzelbeobachtungen zur entsprechenden Verhaltensweise. Die Diagonale zeigt alle Beobachtungen an, bei denen die Support Vector Machine das richtige Verhalten erkannt hat. Die Farbskala gibt an, wie hoch der Anteil eines Feldes in Bezug auf die Gesamtzahl der Beobachtungen einer Verhaltensweise ist. ....	45
Abbildung 46. Konfusionsmatrix des Random Forest. Die Reihen zeigen die Verhaltensweisen an, die beobachtet wurden. Die Spalten zeigen die Klassifikationen des Random Forest. Die Summe jeder Reihe ergibt die Gesamtzahl an Einzelbeobachtungen zur entsprechenden Verhaltensweise. Die Diagonale zeigt alle Beobachtungen an, bei denen der Random Forest das richtige Verhalten erkannt hat. Die Farbskala gibt an, wie hoch der Anteil eines Feldes in Bezug auf die Gesamtzahl der Beobachtungen einer Verhaltensweise ist. ....	46

Abbildung 47. Einfluss der Zusammenfassenden statistischen Werte auf die Leistungsfähigkeit der Support Vector Machine. Die x-Achse zeigt die statistischen Werte, die y-Achse zeigt den F-Score, ein Wert, der die Genauigkeit und die Rate der echt positiven Ergebnisse kombiniert. Der Maximalwert 1 würde ein perfektes Model anzeigen. Ab dem fünften Wert ist die Leistungssteigerung so gering, dass diese Werte keinen nennenswerten Einfluss auf die Leistungsfähigkeit haben.....	46
Abbildung 48. Auszug aus der Bilddatenbank zu sehen. Die Bilder zeigen Ausschnitte von afrikanischen Säugetieren. In dieser Bildreihe ist der Fokus auf Haut und Fell als möglicher Erkennungsfaktor. Von oben nach unten: Spitzmaulnashorn , Gnu, Zebra, Elefant.....	47
Abbildung 49. Der finale Entwurf des Data Collection Tags (DCT) an einem Geier in Gefangenschaft.	48
Abbildung 50. Die Karte zeigt die erfolgreich übermittelten GPS-Positionen der verschiedenen DCTs im Murchison-Falls-Nationalpark während des finalen Feldtests.....	49
Abbildung 51. Besenderung der Geier in Uganda mit Hilfe des Personals der Uganda Wildlife Authority.....	50
Abbildung 52. Sendersuche nach schweren Regenfällen in Uganda. ....	50
Abbildung 53. Ein Beispiel eines Bildes. Hier sitzt der Geier in einer Palme, und der Blick geht durch die Palmenblätter in die Savanne. Auch zu erkennen ist, dass es unter bestimmten Winkeln des Lichteinfalls Farbstörungen gibt. Die Linse ist nicht verschmutzt, und das Bild ist im Fokus. ....	51
Abbildung 54. Beispiel eines Bildes mit Unschärfe und Farbstörungen. ....	51
Abbildung 55. In diesem Bild ist der Kopf des Geiers von unten zu sehen, sowie der Himmel und ein Palmenblatt. Dies ist durch die Körperhaltung des Geiers sowie den Winkel der Kamera zu erklären.....	52
Abbildung 56. Auf dieser Aufnahme ist ein Kadaver im Bild zu erkennen so wie der Hals des Geiers, der die Kamera trägt. Im gegenüber sitzt ein weiterer Geier dessen Flügel deutlich im Bild zu erkennen ist.....	52