

Fortsetzungsstudie Probabilistik

Das „Raumnutzungs-Kollisionsrisikomodell“ („RKR-Modell“):

Fachliche Ausgestaltung einer probabilistischen Berechnungsmethode zur Ermittlung des Kollisionsrisikos von Vögeln an Windenergieanlagen in Genehmigungsverfahren mit Fokus Rotmilan

Dr. Moritz Mercker, Rainhard Raab, Dr. Thilo Liesenjohann, Dr. Jannis Liedtke, Jan Blew



Auftraggeber:	Bundesamt für Naturschutz Konstantinstr. 110 53179 Bonn	
Vorhaben:	Fortsetzungsstudie Probabilistik - Das „Raumnutzungs-Kollisionsrisikomodell“ („RKR-Modell“): Fachliche Ausgestaltung einer probabilistischen Berechnungsmethode zur Ermittlung des Kollisionsrisikos von Vögeln an Windenergieanlagen in Genehmigungsverfahren mit Fokus Rotmilan	
Stand:	Juli 2024	
Auftragnehmer:	BioConsult SH GmbH & Co. KG Schobüller Straße 36 25813 Husum www.bioconsult-sh.de j.blew@bioconsult-sh.de	Bionum GmbH – Büro für Biostatistik Finkenwerder Norderdeich 15 A 21129 Hamburg www.bionum.de mmercker@bionum.de
	TB Raab GmbH - Technisches Büro für Biologie Quadenstraße 13 A-2232 Deutsch-Wagram (Österreich) www.tbraab.at rainhard.raab@tbraab.at	
Bearbeiter:	Dr. Moritz Mercker Rainhard Raab Dr. Thilo Liesenjohann Dr. Jannis Liedtke Jan Blew	
Zitiervorschlag:	M. Mercker, R. Raab, T. Liesenjohann, J. Liedtke, J. Blew (2024): Fortsetzungsstudie Probabilistik - Das „Raumnutzungs-Kollisionsrisikomodell“ („RKR-Modell“): Fachliche Ausgestaltung einer probabilistischen Berechnungsmethode zur Ermittlung des Kollisionsrisikos von Vögeln an Windenergieanlagen in Genehmigungsverfahren mit Fokus Rotmilan. Im Auftrag des Bundesamts für Naturschutz.	
Förderhinweis:	Das diesem Bericht zugrundeliegende Vorhaben wurde gefördert durch das Bundesamt für Naturschutz (BfN) mit Mitteln des Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz (BMUV) unter dem Förderkennzeichen 3523 15 2300. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.	
Barrierefreies PDF:	m4p Kommunikationsagentur GmbH www.m4pk.de www.pdf-barrierefrei-erstellen.de	

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	6
2	Vervollständigung des Modells für den Rotmilan – das „Raumnutzungs-Kollisionsrisikomodell“ („RKR-Modell“)	8
2.1	Verbesserungen des Habitatnutzungsmodells	9
2.1.1	Eingangsvariablen.....	9
2.1.2	Variablen- und Modellsektion	11
2.1.3	Finales Habitatnutzungsmodell und Vorhersagepotenzial	31
2.2	Verbesserte Prognose der Flughöhenverteilung	37
2.2.1	Datengrundlage	37
2.2.2	Konstruktion der LSS-Modelle	41
2.2.3	Ergebnisse und Diskussion.....	43
2.3	Bestimmung der Micro-avoidance.....	46
2.3.1	Datengrundlage	46
2.3.2.	Berechnung der Zeit im Risikobereich	47
2.3.3.	Finale Berechnung und Ergebnisse zur Micro-avoidance und Diskussion.....	52
2.4.	Weitere Modellverbesserungen, Annahmen und Sensitivitätsanalysen	54
2.4.1.	Fluggeschwindigkeit	54
2.4.2.	Betrachtung „externer WEA“	55
2.4.3.	Örtliche Auflösung des virtuellen Homeranges	56
2.4.4.	Windgeschwindigkeit, Flugaktivität und Kollisionsrisiken.....	57
2.4.5.	Varianzschätzung.....	64
2.4.6.	Weitere Modellannahmen, Plausibilisierung und Sensitivitätsanalyse.....	66
2.5.	Sensitivitätsanalysen	70
2.6.	Modellvalidierung.....	70
2.6.1.	Daten und Methoden der Modellvalidierung	73
2.6.2.	Analysemethode.....	74
2.6.3.	Ergebnisse und Diskussion der Modellvalidierung.....	74
2.6.4.	Zusammenfassung der Modellvalidierung.....	77
2.7.	Technische Anwendung, erforderliche Daten und Empfehlungen	77
2.8.	Beispielrechnungen an realen und hypothetischen Situationen	79
2.9.	Vorschläge zur Anwendung des „RKR-Modells“ für die Praxis.....	83
3.	Ausblick und weiterführende Betrachtungen	84
3.1.	Bewirtschaftungsereignisse im Kontext des „RKR-Modells“	84

3.2.	Quantifizierung weiterer Schutz- bzw. Minderungsmaßnahmen	87
3.3.	Intraspezifische Interaktionen	89
3.4.	Gewöhnungs- bzw. Lerneffekte	89
3.5.	Erweiterte Anwendungen des „RKR-Modell“-Konzeptes.....	91
4.	Zusammenfassung.....	93
5.	Danksagung	94
6.	Literaturverzeichnis	96

1 Einleitung

Von März 2022 bis Mai 2023 wurde im Auftrag des Hessischen Ministeriums für Umwelt, Klimaschutz, Landwirtschaft und Verbraucherschutz (HMUKLV) die „Pilotstudie Probabilistik“ erstellt. Ziel dieser Pilotstudie war einerseits eine Recherche über den Wissensstand und über vorhandene Modellansätze, sowie andererseits die Prüfung der Machbarkeit bzw. die Entwicklung einer an die Anforderungen der deutschen Rechtsprechung angepassten Methode zur Anwendung probabilistischer Methoden zur Bestimmung des Kollisionsrisikos, insbesondere des Rotmilans, an Windenergieanlagen (WEA). Der Ergebnisbericht liegt vor (Mercker et al., 2023).

Gemäß § 74 Absatz 6 Satz 1 BNatSchG wurde gemeinsam durch BMUV und BMWK ein Prüfbericht (Bundestag Drucksache 20/9830 v. 15.12.2023) erarbeitet; die Zusammenfassung lautet: *„Im vorliegenden Prüfbericht spricht sich die Bundesregierung dafür aus, die probabilistischen Methode[n] zur Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit von Brutvögeln bei Windenergieanlagen (WEA) an Land im Jahr 2024 einzuführen; zunächst für den Rotmilan, dann schrittweise für weitere Brutvogelarten. Der Bericht erläutert und bewertet den gesetzlichen Hintergrund und den wissenschaftlichen Kenntnisstand, zeigt die Vorteile und den Nutzen der Methode auf und beschreibt die erforderlichen Schritte und Prüfungen, die bis zur Einführung und Vollzugstauglichkeit gegangen werden müssen. Die noch ausstehenden Arbeitsschritte werden mit einem Zeitplan hinterlegt. Abschließend wird das Ergebnis des Prüfauftrages formuliert.“*

Infolgedessen wurde BioConsult SH, Husum, gemeinsam mit Bionum, Hamburg, und dem Technischen Büro Raab, Deutsch-Wagram, Österreich, vom Bundesamt für Naturschutz (BfN) damit beauftragt, eine Fortsetzungsstudie Probabilistik durchzuführen, in welcher die probabilistische Berechnungsmethode zur Ermittlung des Kollisionsrisikos von Vögeln an Windenergieanlagen in Genehmigungsverfahren fachlich ausgestaltet werden soll, wiederum mit dem Fokus auf den Rotmilan.

Das Ziel der im Folgenden präsentierten Studie bestand darin, das im Rahmen der Erstuntersuchung „Pilotstudie Probabilistik“ (Mercker et al., 2023) erarbeitete „Hybrid-Modell“ so zu ausgestalten, dass es vollzugstauglich wird (Arbeitspaket 1 – in diesem Dokument präsentiert). Dieses Modell wird speziell für den Rotmilan finalisiert und wird im Folgenden mit „Raumnutzungs-Kollisionsrisikomodell“ („RKR-Modell“) bezeichnet. Es beinhaltet verglichen zum Vorläufermodell (Hybrid-Modell) eine Reihe von verschiedenen Modellverbesserungen, deren Effekt auf eine verbesserte Prognose der Raumnutzung und ein damit einhergehendes präziser geschätztes Kollisionsrisiko auf unterschiedliche und fundierte Weise demonstriert wird. Zudem wird – ergänzend zu den vielfältigen Validierungen mit externen Daten, die bereits in Mercker et al. (2023) durchgeführt wurden – eine weitere Validierung der Modellprognosen mit externen (erst jüngst verfügbaren) Kollisionsdaten durchgeführt, welche die Vorhersage korrekter Größenordnungen durch das „RKR-Modell“ überprüfen und bestätigen sollen. Zudem werden eine Reihe von Beispielrechnungen mit dem finalisierten Modell durchge-

führt und präsentiert, die im Rahmen der derzeitigen – parallel stattfindenden – Schwellenwertdiskussion hilfreich sein können. Schlussendlich werden Vorschläge zur praktischen Anwendung des finalen Modells (auf Basis der Bereitstellung einer Berechnungsvorschrift) unterbreitet. Zusätzlich werden die voraussichtlichen laufenden Kosten für Wartung und Aktualisierungen des Modells sowie der Anwendungsvarianten dargelegt, wie z. B. die Integration neuer Eingabedaten oder weiterer kollisionsgefährdeter Brutvogelarten gemäß § 45b Anlage 1 Abschnitt 1 BNatSchG.

Im Arbeitspaket 2 (nicht Bestandteil dieses Dokuments) wird die Berechnungsmethodik des überarbeiteten Modells (angewendet auf den Rotmilan) transparent und für Externe nachvollziehbar dokumentiert. Dazu zählt insbesondere eine umfassende Präsentation des Modells und seines Einsatzgebietes sowie eine lückenlose und für Außenstehende verständliche Dokumentation im Sinne von Berechnungsanleitungen. Dies dient dem Zweck, dass Dritte basierend auf der Berechnungsvorschrift eigenständig eine einsatzbereite Anwendung bzw. Software entwickeln können, sowie die Modellberechnungen durchführen und in Genehmigungsprozessen auf konkrete Fallkonstellationen anwenden können. Die Berechnungsvorschrift umfasst auch praxisorientierte Beispielberechnungen mit klar dokumentierten Ausgangsdaten und Ergebnissen für die Validierung.

Ferner soll im Rahmen des Arbeitspaketes 3 (nicht Bestandteil dieses Dokuments) untersucht werden, inwieweit eine Integration weiterer nach §45b Abschnitt 1 Anlage 1 BNatSchG kollisionsgefährdeter Vogelarten (mit dem Fokus auf Weißstorch und Seeadler) in das Modell möglich ist und wie diesbezüglich der Zeit- und Kostenrahmen einzuschätzen ist.

2 Vervollständigung des Modells für den Rotmilan – das „Raumnutzungs-Kollisionsrisikomodell“ („RKR-Modell“)

In diesem Arbeitspaket wird das „Hybrid-Modell“ aus der Pilotstudie für den Rotmilan ausgearbeitet und so finalisiert, dass es für eine Anwendung in der Praxis (Genehmigungsverfahren für WEA) geeignet ist. Als Bezeichnung des finalen Modells wird „Raumnutzungs-Kollisionsrisikomodell“ („RKR-Modell“) eingeführt (ersetzt „Hybrid-Modell“). Wie in den Empfehlungen von Mercker et al. (2023) hergeleitet, geht es insbesondere um die folgenden Hauptpunkte:

1. eine Verbesserung der habitatabhängigen Aspekte (d. h., der bei der Modellierung verwendeten Landnutzungsvariablen und des darauf aufbauenden Habitatnutzungsmodells);
2. eine differenziertere Betrachtung der Prognose der Flughöhenverteilung (u. a. in Abhängigkeit vom Habitat); sowie
3. eine verbesserte Bestimmung der Micro-avoidance.

Neben diesen Hauptpunkten werden verschiedene weitere Modellverbesserungen durchgeführt bzw. berücksichtigt, u. a. (aber nicht ausschließlich) das statistische Berücksichtigen der Tatsache, dass die Trackingdaten verschiedenen Vogelindividuen zuzuordnen sind, eine realistischere Setzung (nebst Sensitivitätsanalysen) verschiedener WEA-Parameter, sowie eine Berücksichtigung des Einflusses der Windgeschwindigkeit auf das Flugverhalten.

Im Folgenden bezieht sich „Habitatnutzung“ bzw. „Habitatnutzungsmodell“ auf die habitatabhängige Nutzung der Vögel in der Fläche, wohingegen „Raumnutzung“ bzw. „Raumnutzungsmodell“ die dreidimensionale Nutzung des Homeranges bezeichnet, die neben der Habitatnutzung bspw. auch die Flughöhenverteilung und Aspekte des WEA-Ausweichverhaltens beinhaltet.

Sowohl mittels unterschiedlicher Sensitivitätsanalysen als auch dem Vergleich zu realen Raumnutzungsdaten wird systematisch untersucht, ob die Verbesserungen am Modell sowohl eine veränderte als auch eine verbesserte Prognose der Realität darstellen. Zudem wird am finalen Raumnutzungsmodell untersucht, ob sich die Prognosen zwischen (1) den Rotmilan-Geschlechtern, (2) unterschiedlichen Großregionen in Deutschland, oder zwischen (3) unterschiedlichen Datensätzen systematisch unterscheiden. Letzteres gewährleistet, dass es keine Verzerrungen durch die Wahl und den Anteil unterschiedlicher Datenquellen gegeben hat.

Neben der Finalisierung des „Hybrid-Modells“ für den Rotmilan in Form des „RKR-Modells“ findet – ergänzend zu den vielfältigen Validierungen, die bereits in (Mercker et al., 2023) durchgeführt und präsentiert wurden – eine weitere Validierung der Prognosen des Modells mit externen empirischen WEA-Vogelschlagdaten statt, die erst kürzlich verfügbar gemacht wurden.

Zudem werden mit dem „RKR-Modell“ gezielte Beispielrechnungen durchgeführt, die der derzeitigen Debatte um Schwellenwerte zuträglich sind bzw. diese versachlichen, indem Kollisionsrisiken für verschiedene Fallkonstellationen (reale Abstände zwischen Brutplatz und WEA,

verschiedene WEA-Höhen bzw. -Dimensionen, Habitatnutzungsprognosen) berechnet werden.

Schlussendlich werden Vorschläge erarbeitet, wie die Anwendung des „RKR-Modells“ für die Praxis z. B. durch Berechnungsvorschriften ermöglicht werden kann. Es werden zudem jeweils zu erwartende Folgekosten für die Pflege und Aktualisierungen (neue Eingangsdaten, neue Brutvogelarten) des Modells bzw. der Anwendungsoptionen dargestellt.

Alle o. g. Punkte werden im Folgenden detailliert ausgearbeitet und entsprechende Ergebnisse präsentiert und diskutiert.

2.1 Verbesserungen des Habitatnutzungsmodells

2.1.1 Eingangsvariablen

In Mercker et al. (2023) wurden als Basis für das Habitatnutzungsmodell die im Rahmen des Copernicus Corine Land Cover (CLC)-Projektes (Büttner, 2014) definierten Klassen (nebst daraus abgeleitete Distanz-Variablen) verwendet; insbesondere wurden die CLC 2018er Daten im Rasterformat (100 x 100 Meter Auflösung) verwendet (<https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover/clc2018>). Bereits in Mercker et al. (2023) wurde jedoch explizit angemerkt, dass für zukünftige Verbesserungen des Habitatnutzungsmodells Habitatvariablen mit höherer örtlicher und/oder zeitlicher Auflösung sowie eine Verfeinerung/Anpassung der Kategorien wünschenswert bzw. für manche Arten erforderlich wären. Aus diesem Grund wurde die untersuchte bzw. der Modellierung zugrundeliegende Datengrundlage in vielen Punkten deutlich verbessert. Folgende Datensätze zur Landnutzung wurden final verwendet und untersucht:

- Genauere Daten des Copernicus Corine Land Cover (CLC)-Projektes aus dem Jahr 2018 (<https://gdz.bkg.bund.de/index.php/default/corine-land-cover-5-ha-stand-2018-clc5-2018.html>). Diese liegen für Deutschland in deutlich besserer Qualität als zuvor genutzt vor: Für den deutschen Corine Datensatz werden Strukturen ab einer Mindestgröße von 5 ha (anstelle von 20 ha im europaweiten Datensatz) einbezogen. Während sowohl der europäische als auch der deutsche Rasterdatensatz zu Corine 2018 in 100 x 100 m Auflösung geführt werden, haben wir – basierend auf dem Vektordatensatz der im deutschen Corine berücksichtigten Strukturen – einen Rasterdatensatz mit 20 x 20 m Auflösung berechnet.
- Die Agrardaten von Invekos (<https://www.zi-daten.de/>) bzw. die vom LPIS („System zur Identifizierung landwirtschaftlicher Parzellen“) der einzelnen Bundesländer. Diese können jährlich und jahreszeitlich variierende Deckungsgrade/Anwesenheit verschiedentschiedlicher Kulturpflanzen abbilden; so verursacht z. B. Winterweizen eine durchgehende Vegetationsbedeckung von November bis Juli/August (Ernte), während Maisäcker bis zum Mai ohne Bewuchs sind oder alte Stoppeln aufweisen.
- Die Daten aus dem Copernicus High-Resolution Layer (HRL)-Projekt (<https://land.copernicus.eu/en/products?tab=explore>). Diese liefern detaillierte Informationen über

die Landbedeckung und -nutzung, mit einer örtlichen Auflösung, die häufig im Bereich von 5 bis 20 m liegt. Viele der Layer werden jährlich aktualisiert, einige jedoch auch halbjährlich oder saisonal zur Verfügung gestellt.

- Daten zu anthropogener Infrastruktur (Straßen, Bahnlinien, Freileitungen) aus OpenStreetMap (OSM – <https://www.openstreetmap.de/>) bzw. (wie zuvor) WEA-Informationen aus Manske et al. (2022).

Die Invekos/LPIS Agrardaten sind nicht in allen Bundesländern frei verfügbar und wurden nur – sofern zulässig – für die jeweiligen Bundesländer testweise berücksichtigt. Auf Basis der verfügbaren Daten wurde geprüft, ob und welche der Agrardaten für die Modellierung der Habitatnutzung relevant sind (vgl. weiter unten Variablenselektion und Sensitivitätsanalyse), um – selbst bei möglichem Verzicht – beurteilen zu können, welche höhere Verlässlichkeit bei der Prognose mit diesen Variablen erreicht werden könnte.

Alle verwendeten Datenquellen zeichnen sich durch eine hohe und validierte Datenqualität aus, weshalb diese für die Anwendung in der Praxis geeignet sind. Eine gezielte Manipulation der Daten kann mit Ausnahme der Informationen zu Straßen aus den OpenStreetMap-Daten u. E. ausgeschlossen werden. So werden die Copernicus Datensätze und die Invekos /LPIS Daten von öffentlicher Stelle erstellt und geprüft. In OSM ist eine Veränderung der Daten durch private Nutzer zwar prinzipiell möglich, allerdings gibt es eine Vielzahl an Mechanismen und Gemeinschaftspraktiken, die dazu beitragen, die Integrität der Daten zu schützen und Manipulationen zu minimieren. Dies umfasst die Punkte Versionierung (ermöglicht die Nachverfolgung und Rückgängigmachung von Änderungen), Benutzerkonten (sorgen für Nachverfolgbarkeit von Bearbeitungen), Änderungssätze (erhöhen die Transparenz durch Beschreibungen der vorgenommenen Änderungen), Community-Überwachung (durch erfahrene Mitglieder, die Änderungen prüfen), automatisierte Werkzeuge (Identifizieren inkonsistenter oder fehlerhafter Änderungen) sowie Richtlinien und Konventionen (leiten BenutzerInnen an, um die Datenqualität zu sichern). Zudem wird für die Anwendung in der Praxis empfohlen die reale Situation vor Ort mit dem aus digitalen Daten ermittelten Habitat abzugleichen (vgl. Kapitel 2.7).

Aus allen oben genannten Variablen wurden wiederum weitere Variablen abgeleitet, die für die Raumnutzung verschiedener Vogelarten relevant sein können. Hierbei wurden neben den Variablen in ihrer ursprünglichen binären Form (Habitat X: ja vs. nein) nicht nur weitere distanzabhängige Variablen (wie in Mercker et al. (2023) bereits verwendet) betrachtet/erstellt (Abstand zum nächstgelegenen Pixel mit Habitat X). Darüber hinaus:

- wurde ein Differenzieren dieser Distanzvariablen abhängig von der Größe des jeweiligen Habitats (z. B. die Distanz zum nächstgelegenen Waldstück von 3 ha Größe vs. 10 ha Größe) vorgenommen;
- wurde die Berechnung des Habitatanteils im Umkreis von 100, 500, 1.000, 2.500 sowie 5.000 Metern differenziert;
- wurde das Erstellen weiterer Variablen durchgeführt, welche Barriereeffekte (genauer: Kosten-Nutzen-Effekte von Überfliegen vs. Umfliegen) von größeren Flächen

von Wald, Siedlungen und Windenergieanlagen abbilden können;

- wurde das Betrachten nichtlinearer Abhängigkeiten aller o. g. Variablen und Varianten ermöglicht und untersucht, indem die verwendeten integrated Step-Selection (iSSM) Methoden (Avgar et al., 2016; Mercker et al., 2021) mit Additiver Modellierung (Hastie, T., & Tibshirani, R. J., 1990; Wood, 2017) kombiniert wurden. Diese Kombination erfolgte insbesondere unter der Anwendung von geeigneten Regressions-Splines (verwendet als Prädiktoren der iSSM-Funktion), sogenannter „B-Splines“, die sich u. a. durch eine hohe Flexibilität auszeichnen (de Boor, 1978; Wood, 2017). Die Betrachtung solch nichtlinearer Abhängigkeiten ist z. B. notwendig, um eine Habitatselektion messen und beschreiben zu können, bei der bzgl. bestimmter Distanzen oder Dichten ein lokaler Extremwert vorliegt (z. B. im Bereich von Siedlungsrandgebieten, nicht aber in den Siedlungszentren) oder bei Variablen, bei denen die Attraktion/Meidung nicht gleichmäßig über den Wertebereich verteilt ist, sondern z. B. erst oberhalb eines gewissen Grenzwertes zum Tragen kommt;
- wurden geschlechts-, regions- oder datensatzabhängige Unterschiede bei der Habitatselektion untersucht;
- wurde auf jahreszeitliche Effekte (wie z. B. bei Kulturpflanzen mit starker Wuchshöhe) mittels Interaktionen dieser Variablen mit je dem Sinus und dem Kosinus des reskalierten Datums getestet;
- wurde die Nutzungsintensität in Abhängigkeit von der Distanz zum Brutplatz direkt in das Habitatnutzungsmodell mit Hilfe von Additiver Modellierung (Hastie, T., & Tibshirani, R. J., 1990; Wood, 2017) integriert, um zwischen habitat- und brutplatzabhängigen Effekten genauer differenzieren zu können. Zuvor (Mercker et al., 2023) wurden Habitat- und Brutplatzeffekte in zwei separaten Modellen abgeschätzt, was dazu geführt haben könnte, dass beide Effekte in Mercker et al. (2023) weniger präzise ermittelt wurden, als es mit der überarbeiteten Methode der Fall ist.

Eine detaillierte Beschreibung der Quellen und Algorithmen zur Erstellung der unterschiedlichen Variablentypen ist Arbeitspaket 2 (nicht Bestandteil dieses Dokuments) zu finden, eingeschränkt auf diejenigen Variablen, die im finalen Raumnutzungsmodell (d h., im Kontext der Modellierung der Habitatnutzung und der Flughöhenverteilung) verwendet wurden.

2.1.2 Variablen- und Modellselektion

Da insgesamt eine große Menge (> 4.000) verschiedener potenzieller Variablen(-variationen) untersucht wurde, war es von großer Bedeutung, die artspezifisch relevanten Variablen effizient zu selektieren. Dies erfolgte in einem zweistufigen Prozess:

In einem ersten Schritt wurden verschiedene moderne und effiziente Variablen-Selektionstechniken so weiterentwickelt bzw. angepasst, dass sie auf die vorliegende Modellsituation (iSSM-Analysen kombiniert mit Additiver Modellierung) angewendet werden konnten. Dies führte zu einer Vorsortierung der betrachteten Variablen(-variationen) nach geschätzter Re-

relevanz hinsichtlich der Habitatselektion des Rotmilans. Da es hier ausschließlich um die Sortierung von Variablen (und nicht bspw. um Signifikanzen) geht, mussten Aspekte der Varianzinflation hier nicht berücksichtigt werden.

In einem zweiten Schritt wurden – basierend auf dieser Variablenreihenfolge gemäß ihrer Relevanz für Rotmilane bei der Habitatselektion – verschiedene mögliche Kandidaten für das finale iSSM-Habitatnutzungsmodell an den maximal verfügbaren Datensatz (mehr als 14.000.000 für die iSSM-Modellierung aufbereitete Datenpunkte) angepasst. Hier galt es, bzgl. der genauen Datenauswahl bzw. Modellstruktur unterschiedliche Entscheidungen zu treffen, bei denen *a priori* nicht klar war, welche davon zu einer (relevanten) Verbesserung der Prognosen beitragen würden. Dies betrifft u. a. (aber nicht ausschließlich) die Frage, ob für Männchen und Weibchen unterschiedliche Modelle (oder Prädiktorinteraktionen mit einer geschlechtsspezifisierenden Variable) angepasst werden oder wie viele von den relevantesten Variablen schlussendlich verwendet werden sollten. Um dies zu beurteilen, wurden diese verschiedenen Modellvarianten dann daraufhin überprüft (bzw. verglichen), wie gut sie die reale Raumnutzung von Rotmilanen prognostizieren können – basierend auf einer großen Menge realer, d. h. auf GPS-Daten beruhenden Verbreitungsmustern zur Brutzeit. Die Einschränkung auf die Brutzeit liegt darin begründet, dass die derzeitige naturschutzrechtliche Perspektive auf Brutvögel fokussiert ist – analog verhält es sich daher mit den ausgewerteten Daten und dem generellen in dieser Studie präsentierten Modellierungsansatz. Im Folgenden sind Methoden und Ergebnisse zu den o. g. Schritten detailliert wiedergegeben.

2.1.2.1 Variablen-Vorselektion

Für die oben beschriebene Variablenvorselektion wurden bestehende statistische Methoden so weiterentwickelt/angepasst, dass moderne Variablen-Selektionstechniken (namentlich „Least Absolute Shrinkage and Selection Operator“ (LASSO – Tibshirani, 1997, 1996) und „Elastic Net“ (Zou and Hastie, 2005) mit Additiver Modellierung (Hastie, T., & Tibshirani, R. J., 1990; Wood, 2017) und iSSM-Methoden (Avgar et al., 2016; Mercker et al., 2021) verknüpft werden konnten. Gegenüber schrittweisen Verfahren („stepwise methods“) im Kontext der Modellselektion, die mit vielerlei statistischen Problemen behaftet sind (vgl. Whittingham et al., 2006), aber trotzdem noch häufig im Kontext der ökologischen Forschung verwendet werden, haben die o. g. modernen Verfahren u. a. die Vorteile, dass

- es keine arbiträren Grenzwertentscheidungen gibt (z. B. basierend auf p-Werten oder dem AIC), ob Variablen im Modell verbleiben oder nicht;
- das Risiko minimiert wird, im Variablenselektionsprozess gute Variablenkombinationen zu übersehen, im Gegensatz zu schrittweisen Methoden, die durch ihren sequenziellen Ansatz möglicherweise optimale Prädiktorenkonstellationen außer Acht lassen;
- sie insgesamt zu stabileren und effizienteren Selektionen führen, insbesondere bei Vorliegen von Multikollinearität und hoher Dimensionalität.

Hierbei wurde sowohl eine LASSO- als auch eine Elastic Net-basierte Variablenselektion durchgeführt (und die über beide Methoden gemittelten Ergebnisse verwendet – s. u.), da beide

Methoden zwar eine moderne und statistisch valide Selektion erlauben, jedoch unterschiedliche Vor- und Nachteile haben können (Friedman et al., 2023; Korner-Nievergelt et al., 2015; Zou and Hastie, 2005): Während LASSO dazu neigt, in Situationen mit vielen korrelierten Prädiktoren nur einen der korrelierten Prädiktoren zu wählen und die anderen zu eliminieren, neigt Elastic Net dazu, Gruppen von korrelierten Prädiktoren zusammen zu selektieren. Dies macht Elastic Net robuster gegenüber der Korrelation zwischen Prädiktoren und kann insbesondere in Situationen mit vielen Prädiktoren und komplexen Zusammenhängen zwischen ihnen vorteilhaft sein. Mit „robust“ ist in diesem Kontext gemeint, dass Elastic Net besser in der Lage ist, mit dem Problem der Multikollinearität umzugehen: Es verringert die Wahrscheinlichkeit, dass wichtige Prädiktoren fälschlicherweise eliminiert werden, und bietet eine ausgewogenere Behandlung für korrelierte Variablengruppen.

Als Datengrundlagen dienten alle verfügbaren Trackingdaten, welche, wie unter Mercker et al. (2023) im Detail beschrieben, für die iSSM-Analyse aufbereitet und regularisiert (d. h., hinsichtlich der zeitlichen Abstände zwischen Trackingpunkten vereinheitlicht/angepasst) wurden. Zudem wurden nur diejenigen Daten verwendet, bei denen bzgl. des jeweils betrachteten Brutvogels und Jahres mindestens eine WEA im 10 km Umfeld des Brutplatzes existierte. Der Grund für diese Einschränkung war, dass im Zuge der Variablenselektion auch zahlreiche WEA-abhängige Parameter untersucht wurden, um (deutlich differenzierter als in Mercker et al., 2023) zu evaluieren, ob ein Macro-avoidance oder -attraction Effekt messbar ist. Hier sollte sicher ausgeschlossen werden, dass WEA-abhängige Parameter nur deshalb nicht selektiert werden, weil WEA insbesondere im Nahbereich um den Brutplatz selten sind, obwohl Elastic Net solche räumlich seltenen Variablen i. d. R. verlässlich selektieren kann (Zou and Hastie, 2005). Zudem wurden nur Trackingdaten mit Flughöhenmessungen verwendet. Der Grund für Letzteres war, dass im Kontext der Variablenselektion auch die binäre Variable „innerhalb der Rotorkugel“ vs. „außerhalb der Rotorkugel“ verwendet wurde, die wiederum eine 3D-Bestimmung der Trackingpunkte benötigt. Diese Variable wurde mitbetrachtet, um mögliche Effekte von mastfußnaher Vegetation von denen der Meso-avoidance bei der Selektion differenzieren zu können. Es verblieben für die Variablenselektion insgesamt 155 verschiedene Brutvogel-Jahres-Kombinationen (92 verschiedene Individuen) mit gut 7.340.000 Trackingpunkten aus Deutschland und Österreich, eingeschränkt auf die Brutzeit, also März bis September, und innerhalb einer 10 km-Kreisfläche um den Brutplatz des jeweiligen Vogels.

Insbesondere wurde für die Variablenselektion der folgende Algorithmus (separat für LASSO und Elastic Net jeweils 3.000-fach wiederholt) angewendet:

- Es wurde eine zufällig ausgewählte Kombination aus Vogel-ID und Jahr und für jeweils diese Kombination aus mindestens zwei verschiedenen Monaten insgesamt 150 auf 5 Minuten regularisierte Trackingpunkte selektiert (für die Begründung der Wahl dieser Zeitschrittweite von 5 Minuten vgl. Mercker et al., 2023). Mindestens zwei verschiedene Monate deshalb, um potenzielle jahreszeitliche Effekte messen zu können. Im Anschluss wurden zu jedem Trackingpunkt zusätzliche Dummy-Punkte für die iSSM-Analyse generiert (Avgar et al., 2016; Mercker et al., 2021) und dann allen Tracking-

punkten nebst Dummy-Punkten die Werte der o.g. >4.000 verschiedenen örtlich-zeitlichen Variablen zugeordnet. Bei zeitlich aufgelösten Landnutzungsvariablen wurden dabei immer diejenigen Datensätze verwendet, die dem jeweiligen Trackingpunkt zeitlich am nächsten lagen. Alle Variablen wurden im Anschluss normiert, um ihnen im Kontext der Variablenselektion *a priori* ein gleiches Gewicht zu geben;

- Basierend auf diesem Datensatz wurde eine LASSO- bzw. Elastic Net-Variablenselektion durchgeführt, wobei der Algorithmus so angepasst wurde, dass als Regressionsmodell innerhalb dieser Routine ein iSSM (in Kombination mit Additiver Modellierung) verwendet werden konnte. Im Anschluss wurden von allen untersuchten Variablen die einflussreichsten 1 % (etwa N=40) gespeichert, nebst der jeweiligen variablenspezifischen Einflussstärke (letztere gegeben als iSSM-Regressionskoeffizient). Die 1 % wurden als optimaler Wert heuristisch ermittelt, indem verschiedene Prozentwerte ausprobiert und hinsichtlich der Reproduzierbarkeit und Plausibilität der Ergebnisse bei mehrfacher Wiederholung überprüft wurden.

Es resultierte ein Datensatz, der (separat für LASSO und Elastic Net) etwa 3.000 x 40 selektierte Variablen nebst der einzelnen (positiven oder negativen) Einflussstärken (Regressionskoeffizientenwerte) enthielt. Je häufiger eine Variable in diesem Datensatz vorkam, desto stärker war ihr Einfluss auf die Raumnutzung fliegender Rotmilane (Brutvögel) anzunehmen. Eine visuelle Zusammenfassung bezogen auf die 70 häufigsten Variablen findet sich in Abbildung 1. Hier sind auf der linken Seite die LASSO-basierten Ergebnisse gezeigt, auf der rechten Seite die Ergebnisse der Elastic Net-Analyse. Jeweils in den oberen Abbildungen repräsentiert die Größe der farbigen Punkte die Häufigkeit (und somit Relevanz) der alphabetisch geordneten Variablen und deren Position auf der y-Achse zeigt die mittlere Effektstärke an (positiv: Attraktion, negativ: Meidung). Die Farbe der Punkte ordnet den Variablen zudem unterschiedliche Themenbereiche zu („breed“ = Distanz zum Brutplatz, „CostDist“ = Barrierewirkung, „WEA, rail, road“ = WEA, Schienen, Straßen). Schwarze Balken zeigen 95 % Konfidenzintervalle für die über viele Modelle (und die damit assoziierten zufällig ausgewählten Teildatensätze) hin gemittelten Effektstärken an und blau-transparente Punkte zeigen die Werte einzelner LASSO-/Elastic Net-Durchläufe. In den jeweils unteren Abbildungen sind dieselben Variablen nach deren relativer Häufigkeit (entspricht der Balkenhöhe) absteigend sortiert dargestellt. An dieser Stelle sei angemerkt, dass hier die gemittelten Effektstärken nur eingeschränkt direkt interpretiert werden können, da die geschätzten Effekte derselben Variable je Einzelmodell andere Bedeutungen haben können (in Abhängigkeit davon, welche weiteren Variablen das Modell enthält). Allerdings sei herausgestellt, dass es hier nur um eine Vorselektion (Sortierung) der Variablen geht und eine weiterführende Interpretation erst mit dem finalen Modell erfolgt, in welchem nur über Modelle mit identischer Variablenkombination gemittelt wurde (vgl. Kapitel 2.1.3).

Auf der Vielzahl an WEA-spezifischen Variablen lag im Kontext der Variablenvorselektion bereits ein besonderes Augenmerk. Diese Variablen wurden getestet, da sie einen möglichen Macro-avoidance /-attraction Effekt (letzteres z. B. gegeben durch die mastfußnahe Vegeta-

tion) repräsentieren könnten. Da sie gemeinsam mit den vielen weiteren Landnutzungsvariablen untersucht wurden, wurde hier also zwischen einer möglichen windparkspezifischen Macro-avoidance/-attraction (letzteres z. B. gegeben durch einen gelernten Sucherfolg and/unter WEA, u. a. durch freie Sicht auf Stellflächen/Zuwegung) und den mit Windparks korrelierenden Habitateffekten differenziert. Zwar wurden vereinzelt diese Variablen ausgewählt (jedoch nicht unter den wichtigsten 70), zeigten aber zum einen keine kohärenten Ergebnisse über die LASSO- vs. Elastic Net-Selektionen, zum anderen große damit assoziierte Konfidenzintervalle. Beides legt nahe, dass zwar regelmäßig Effekte gemessen werden, diese aber durch das individuelle Verhalten einzelner Rotmilane geprägt sind. Dies deckt sich mit unterschiedlichen anekdotischen Berichten zu sowohl beobachteter Macro-avoidance als auch Macro-attraction von einzelnen Individuen (vgl. jedoch Einschränkungen dieser direkten Interpretation wie Ende des vorherigen Absatzes ausgeführt).

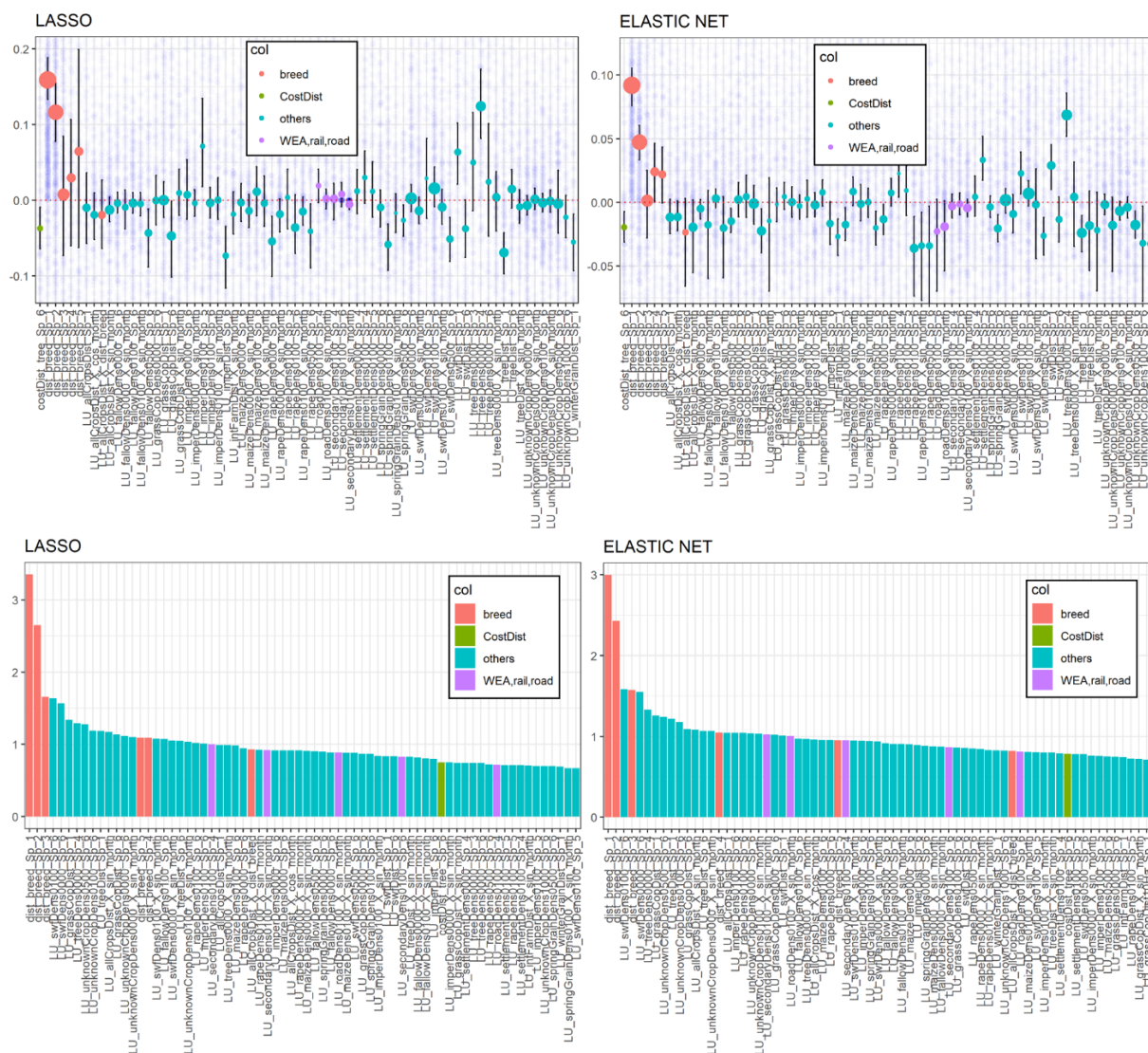


Abbildung 1: Visualisierung der Ergebnisse der Variablenvorselektion mittels LASSO (linke Seite) und Elastic Net (rechte Seite). Die oberen Plots zeigen die 70 am häufigsten ausgewählten Variablen (alphabetisch sortiert) für brütende Rotmilane während der Nahrungssuche. Die Größe der farbigen Punkte stellt hier die Häufigkeit dar, mit der die jeweilige Variable in 3.000 unterschiedlichen LASSO-/Elastic Net-Analysen unter den einflussreichsten 1 % fiel, die Position auf der y-Achse zeigt die mittlere Effektstärke (positiv: Attraktion, negativ: Meidung) an. Die Farbe der Punkte ordnet die Variablen unterschiedlichen Themenbereichen zu („breed“ = Distanz zum Brutplatz, „CostDist“ = Barrierewirkung, „WEA, rail, road“ = WEA, Schienen, Straßen). Schwarze Balken geben 95 % Konfidenzintervalle für die Effektstärken an, blau-transparente Punkte sind die Werte einzelner LASSO-/Elastic Net-Durchläufe (jeweils assoziiert mit einem zufällig ausgewählten Unterdatensatz an Trackingdaten). Für eine bessere Visualisierung wurde die y-Achse auf den relevanten Wertebereich eingeschränkt. In den unteren Abbildungen sind dieselben Variablen nach deren Häufigkeit absteigend sortiert dargestellt. Die Höhe der Balken gibt hier die relative Häufigkeit (und somit die Relevanz für die Habitatselektion) der Variablen an.

Insgesamt zeigt sich, dass sich die in LASSO vs. Elastic Net selektierten Variablen in hohem Maße entsprechen, was für sehr robuste Ergebnisse spricht. Die Variablenselektion wurde

mehrfach wiederholt, um zusätzlich sicherzustellen, dass die Ergebnisse hinreichend robust sind (bzw. die Anzahl von 3.000 Durchläufen ausreichend groß gewählt war). In allen Fällen deckten sich die Ergebnisse mehrerer Durchläufe qualitativ und quantitativ in hohem Maße.

Diese Ergebnisse ließen sich dann wiederum gemittelt über die beiden Selektionsmethoden auswerten und darstellen, um die finale Reihenfolge bzgl. der verschiedenen Variablen zu erhalten. Insbesondere wurde hierfür das arithmetische Mittel der relativen Häufigkeit zwischen beiden angewendeten Methoden (Balkenhöhen in Abbildung 1 unten) separat für jede Variable berechnet und so die finale Reihenfolge berechnet. Wie oben erläutert, haben beide Methoden verschiedene statistische Vor- und Nachteile, sodass (trotz der Ähnlichkeit der Ergebnisse) eine Kombination dieser beiden Methoden zur Variablenauswahl gewählt wurde. In Abbildung 2 (oben) sind die 60 relevantesten Variablen (sortiert nach o. g. relativer Häufigkeit, ergo Relevanz für die Habitatselektion der betrachteten Art) gezeigt. Variablen, die am Ende den Ausdruck „Sp_X“ beinhalten, beziehen sich auf nichtlineare (d. h., Spline-) Varianten der Variablen („Additive Modellierung“). Hierbei wird durch die verschiedenen Spline-Komponenten (genannt Basisfunktionen) ein bestimmter Wertebereich der betrachteten Variable besonders betont, indem diesem Bereich höhere Werte als anderen Bereichen zugeordnet werden (vgl. Abbildung 3). Hierbei bedeuten kleine Zahlen ($X=1, 2, 3$), dass insbesondere niedrige Werte der Variable betont werden und größere Zahlen ($X=4, 5, 6$), dass hohe Werte betont werden. Variablen, die am Ende des Namens „X_Cos“ oder „X_Sin“ enthalten, sind solche, für die ein im Jahresverlauf variierender Effekt gemessen wurde.

In Abbildung 2 (unten) ist zudem das Häufigkeitsverhältnis verschiedener Schlagwörter (resultierend aus den Variablennamen) in den > 4.000 untersuchten Variablen (unten links) vs. den final selektierten Variablen (unten rechts) gezeigt; letztere sind gewichtet nach aufsummierter Relevanz pro Schlagwort. In beiden Grafiken ist deutlich zu sehen, dass u. a. folgende Begriffe überproportional selektiert wurden: „dist_breed“ (die Distanz zum Brutplatz), „grass“ (Grasland), „Crop“ (Kulturpflanzen), „swf“ (small wooden features – Hecken, Baumreihen, kleine Wälder oder andere Formen von Gehölzstrukturen), „settlement“ (Siedlungen), „tree“ (Wald/Bäume) und „fallow“ (Brachland). Diese Selektion deckt sich in hohem Maße mit dem, was bereits über die Habitatpräferenzen bzw. -meidung von Rotmilanen bekannt ist (u. a. Heuck et al., 2019; Katzenberger, 2019; Mammen et al., 2023, 2010; Schnell et al., 2021).

Dies widerspricht nicht dem Aspekt der offensichtlichen Macro-attraction von Bewirtschaftungsereignissen (vgl. z. B. Mammen et al., 2023). Letztere finden zwar regelmäßig auf WEAnahen Flächen statt, sind aber in erster Linie nicht mit WEA, sondern mit bestimmten Landnutzungskategorien (i. d. R. landwirtschaftlich genutzten Flächen) assoziiert. Wie oben erläutert, findet aber im Kontext der Analyse eine Differenzierung zwischen denjenigen Effekten statt, die Windpark-/WEA-spezifisch sind, und solchen, die auf partiell mit WEA korrelierte Habitate zurückzuführen sind. Eine differenzierte Betrachtung und Diskussion, in welchem Maße Bewirtschaftungsereignisse im „RKR-Modell“ reflektiert sind (bzw. werden können), findet sich zudem im Kapitel 3.1. Zusätzlich sei angemerkt, dass insbesondere die räumlich weitreichenden und länger anhaltenden Attraktionseffekte im Kontext von Bewirtschaftungsereignissen auch und wahrscheinlich vor allem nichtbrütende Rotmilane betreffen (Mammen et

al., 2023), die im Rahmen der vorliegenden Studie keine Rolle spielen, weil das berechnete Kollisionsrisiko ausschließlich die Individuen des Brutpaares betrifft.

2.1.2.2 Modellselektion

Aus der oben beschriebenen Vorselektion der Variablen resultierte eine Sortierung aller untersuchten Variablen nach Relevanz. Es war *a priori* jedoch nicht klar, ob bspw. die ersten 10, 30 oder 60 wichtigsten Variablen bei der Modellierung verwendet werden sollten, um optimale Ergebnisse zu erzielen. Auch viele weitere Punkte bzgl. der optimalen Modellspezifikationen waren klärungsbedürftig, u. a. (aber nicht ausschließlich) die optimale Anzahl oder Verteilung der verwendeten Dummy-Punkte im iSSM-Kontext (s. o. und Mercker et al., 2023). Fragen bzgl. der Normierung/Reskalierung von Variablen vor der Modellanpassung, bzgl. der Berücksichtigung, dass Daten in Individuen „genested“ sind („Mixed Modelling“ – Bolker et al., 2009 und Muff et al., 2020), sowie die Frage nach einer künstlichen Glättung der Modellergebnisse, um Pseudogenauigkeit vorzubeugen. In allen Fällen war es uns wichtig, die Komplexität des Modells (und/oder die Anzahl der für die Prognose verwendeten Variablen) weitestmöglich zu reduzieren, ohne jedoch messbare Einbußen bei der Prognosestärke des Modells zu haben.

Um all diese Punkte zu beurteilen, wählten wir einen in hohem Maße anwendungsbezogenen Weg: Für die Analyse standen uns aus dem LIFE Eurokite-Projekt (<https://www.life-eurokite.eu>) Informationen zu insgesamt 308 Brutsaisons von adulten Rotmilan-Brutvögeln mit bekanntem Neststandort zur Verfügung (insgesamt 161 verschiedene Individuen verteilt über Deutschland und Österreich aus den Jahren 2015-2022); für diese lagen insgesamt 52.278.811 Trackingpunkte vor. Basierend auf diesen Daten wurden zu jedem Individuum und Jahr Rasterkarten generiert, welche die reale Habitatnutzung im Flug basierend auf modernen Brownian-Bridge-Methoden (BBMs – Kranstauber et al., 2012 und Byrne et al., 2014) aus GPS-Informationen approximieren. Im Unterschied zu der von einem Modell (hier „RKR-Modell“) prognostizierten Habitatnutzung stellen diese Karten die reale und möglicherweise in hohem Maße individuelle Nutzung dar. Hier muss jedoch bedacht werden, dass die BBM-Daten nur zeitlich diskrete und u. U. fragmentarische Informationen liefern, da die GPS-Sender nicht zu jeder Zeit senden und auch nicht mit gleichmäßiger Frequenz und daher regelmäßig größere Lücken zwischen zwei Lokalisationen zu finden waren. Insofern geben die BBM-Daten bezogen auf eine Saison nicht notwendigerweise ein vollständiges, sondern ein u. U. fragmentarisches Bild der Habitatnutzung wieder. Mit anderen Worten, es wurden positive Zellen in den BBM-Karten voraussichtlich besucht, negative Zellen müssen jedoch nicht bedeuten, dass der Vogel diese Orte im betrachteten (oder außerhalb des betrachteten) Zeitraum nicht besucht hat. Zudem kann sich die Raumnutzung eines Rotmilans (bspw. aufgrund von Stochastizität oder variierender lokaler Bedingungen) zwischen unterschiedlichen Jahren ändern, wobei die BBM-Daten hier nur eines bis wenige spezifische Jahre reflektieren. Die Prognosen des „RKR-Modells“ hingegen beziehen sich auf die Habitatnutzung gemittelt über beliebig viele Jahre und Individuen in der betrachteten Konstellation.

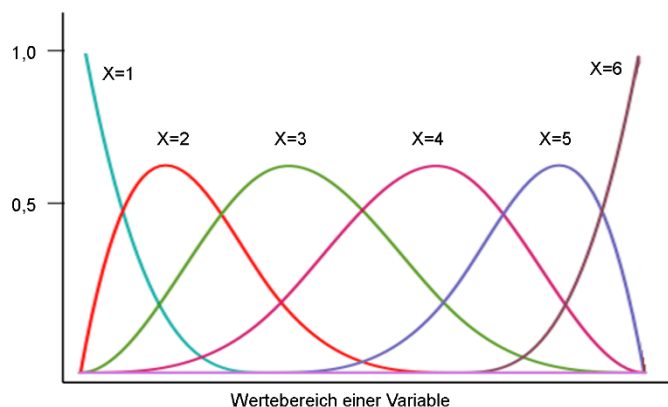


Abbildung 3: Exemplarische Darstellung der Basisfunktionen von B-Splines.

Partielle Abweichungen zwischen BBM-Karten (die auf einem Unterdatensatz der für das Modell verwendeten Daten beruhen) und Modellprognosen bedeuten folglich nicht unbedingt, dass die Modellprognosen fehlerhaft sind, sondern können ganz im Gegenteil auch darin begründet liegen, dass die Modellprognosen die langfristige mittlere Nutzung vollständiger wiedergeben und nicht – wie die BBM-Daten – stochastisch gestört sind. Es ist generell davon auszugehen, dass (insbesondere im Hinblick auf die große Anzahl an betrachteten BBM-Karten) im Mittel die Abweichung zwischen BBM-Karten und Modellprognosen umso geringer ausfällt, je besser die Prognosefähigkeit des Modells ist.

Es sei herausgestellt, dass es sich bei der Vorgehensweise nicht um einen Zirkelschluss handelt, was z. B. der Fall wäre, wenn Schlussfolgerungen über die Beziehung zwischen den Variablen teilweise oder ganz auf Annahmen basieren, die direkt oder indirekt von den Ergebnissen der Regression selbst beeinflusst wurden. Im vorliegenden Fall ist die Vorgehensweise entschieden anders: in einem ersten Schritt basierten die Variablenselektion und die Modellanpassung (letzteres für eine Reihe von möglichen Kandidaten für das finale Modell) auf den unter Kapitel 2.1.2.1 und 2.1.2.2 beschriebenen Daten. Dies bedeutet, die Auswahl an möglichen final verwendeten Variablen basiert strikt empirisch auf einer iSSM-Analyse der hierfür verfügbaren und geeigneten Trackingdaten. In einem zweiten Schritt wurden dann die verschiedenen möglichen finalen Modelle wiederum miteinander verglichen, wobei hier als Bemessungsgrundlage Vergleiche der Modellprognosen zu den BBM-Karten dienten, und letztere wiederum aus den Trackingdaten resultierten. Hier wurden also die Modelle basierend auf empirischen Daten weiter optimiert. Die Optimierung betraf primär statistisch-technische Aspekte der Modelle, deren optimale Wahl sich nicht direkt aus der iSSM-Analyse ergab. Bzgl. der Trackingdaten (BBM-Karten) wurden zudem spezifisch diejenigen Ort- und Zeitskalen betrachtet, die für die vorliegende Fragestellung optimal sind. Es handelt sich also zusammengefasst um eine optimale Ausnutzung der in den Trackingdaten befindlichen Informationen zur mehrschrittigen Optimierung der Modelle.

Um Verbesserungen (oder Verschlechterungen) an der Prognosekapazität des „RKR-Modells“ hinsichtlich der Habitatnutzung quantifizieren zu können, wurde ein geeignetes Abstands-

oder Fehlermaß zwischen BBM-Karten und Modellprognosen benötigt. Prinzipiell gibt es verschiedene Möglichkeiten, Abweichungen zwischen BBM-Karten und Modellprognosen zu quantifizieren. Ein in der Mathematik/Statistik etabliertes Maß für die Differenz zweier (u. U. mehrdimensionaler) Kurven ist die Methode der „Summe der kleinsten Quadrate“, bei der punktweise Abweichungen quadriert und aufsummiert werden (Field et al., 2012). Zuvor müssen allerdings beide zu vergleichenden Karten/Kurven auf einen möglichst identischen Wertebereich skaliert werden, da es in der vorliegenden Fragestellung ausschließlich um relative (und nicht absolute) Differenzen der Nutzungsintensität geht. Es wurden verschiedene Möglichkeiten der Skalierung (u. a. Dividieren aller prognostizierten Werte je Methode durch geeignete jeweilige Quantile, den Mittelwert oder das Maximum) getestet und es zeigte sich, dass die Skalierung über das Maximum die mit Abstand robustesten Ergebnisse lieferte (d. h., die Ergebnisse mit den kleinsten Konfidenzintervallen bzgl. des mittleren Fehlers).

Alternativ zur Summe der kleinsten Quadrate kann auch die Summe über die Beträge der Abweichungen berechnet werden, was zu einem Maß führt, welches robuster gegenüber Ausreißern ist. Dies ist jedoch im vorliegenden Fall von Nachteil, da es wichtig ist, insbesondere lokal stark genutzte Flächen präzise vorherzusagen, da diese mit einem hohen Vogelschlagrisiko assoziiert sein können. Des Weiteren soll andersherum vermieden werden, dass vom Modell stark genutzte lokale Bereiche vorhergesagt werden, die nicht der Realität entsprechen. In beiden Fällen sollten stattdessen diejenigen Modelle bevorzugt werden, bei denen die Abweichungen zwischen Modell und Realität möglichst gleichmäßig über den Homorange verteilt sind und sich nicht auf einzelne lokale Flächen konzentrieren.

Weitere Alternativen für Vergleichsmaße sind durch Korrelationskoeffizienten gegeben, wie den Pearson-Korrelationskoeffizient oder seine robusten Alternativen (die Kendall oder Spearman-Varianten – Chen and Popovich, 2002; Field et al., 2012). Hier stellt sich jedoch das generelle Problem, dass in der vorliegenden Problemstellung eine große Kreisfläche betrachtet wird, bei der die Nutzungsintensität in hohem Maße lokal (v. a. um den Brutplatz) konzentriert ist. In den realen oder prognostizierten Flächennutzungsdaten bedeutet dies, dass zahlreiche sehr niedrige und einige hohe Werte vorliegen. Um hier die Anzahl der Werte nahe Null zu reduzieren, wird statt eines 10 km Radius der 6 km Radius um den Brutplatz betrachtet. Es sei explizit herausgestellt, dass sich diese Setzung ausschließlich auf den Vergleich der realen Raumnutzung (approximiert über die BBM-Prognosen) und den Vorhersagen des „RKR-Modells“ bezieht; in allen anderen Betrachtungen (bspw. sämtlichen Berechnungen von Kollisionsrisiken) wird ein 10 km Radius angenommen.

Aber selbst in diesem Fall der Einschränkung von 10 auf 6 km haben die hohen Werte i. d. R. einen unverhältnismäßig starken Einfluss auf den berechneten Korrelationskoeffizienten (selbst bei den o. g. robusten Varianten), was mit anderen Worten bedeuten kann, dass z. B. stärkere Abweichungen in der Fläche zugunsten einer leicht besseren Prognose im unmittelbaren Umfeld des Brutplatzes „akzeptiert“ werden. Die o. g. Summe der quadrierten Abweichungen hingegen gewichten jeden Punkt in der Fläche gleich, was der Zielsetzung des vorliegenden Projektes deutlich näherkommt.

Zusammengefasst wird also die Methode der Summe der kleinsten Quadrate angewendet, um – nach einer Reskalierung mittels Maximums – die von verschiedenen möglichen finalen Habitatnutzungsmodellen generierten Prognosen mit den BBM-Karten systematisch zu vergleichen. Der Bereich direkt um den Horst wird hier nicht entfernt (dies erfolgte in Abbildung 10 nur aus Gründen der Visualisierung).

Die den finalen Modellanpassungen zugrundeliegenden Daten bestanden aus insgesamt 14.300.389 Tracking- und Dummy-Punkten von 173 verschiedenen Rotmilan-Individuen, verteilt über Deutschland und Österreich. Dies führte zu 279 unterschiedlichen Vogel-Saison-Kombinationen. Die Datenaufbereitung (z. B. zeitliche Regularisierung der Daten in 5-Minuten Intervalle, ausschließlich Flugpositionen, usw.) erfolgte weitestgehend analog zu Mercker et al. (2023). Einzige Unterschiede waren: (1) Es wurden Daten aus dem 10 km statt 6 km Umfeld des Brutplatzes verwendet, um auch weiter reichende Flüge (die regelmäßig stattfanden) adäquat zu beschreiben (die weiter oben genannte Einschränkung auf 6 km erfolgte nur für den Vergleich der Modellprognosen mit BBM-Daten, nicht für die Modellanpassungen selbst); (2) Es wurden Daten ausschließlich aus der Brutsaison (März bis einschließlich September) verwendet; (3) Es wurde noch selektiver hinsichtlich der Qualität der Daten vorgegangen: Individuen, deren Daten verstärkt Dopplungen von Koordinaten zeigten, wurden bspw. entfernt, was dazu führte, dass (4) Flugpositionen aus dem unmittelbaren Umfeld (150 Meter) des Brutplatzes nicht mehr entfernt werden mussten, da Histogrammanalysen sowohl der Flughöhenverteilung als auch der Distanzen zwischen Vogel und Brutplatz nahelegten, dass es im Bereich des Brutplatzes keine Häufung von falsch-positiven Flugpositionen gab. Weitere Details zur Datenaufbereitung und zu den Autoren/Institutionen, welche die Daten freundlicherweise zur Verfügung stellten, werden in Mercker et al. (2023) beschrieben.

Der finale Datensatz diente als Basis, um in einem ersten Schritt die im Folgenden dargestellten fünf Modellvarianten bzgl. der Prognose der Habitatnutzung miteinander zu vergleichen. Hier sei angemerkt, dass in allen folgenden Modellen die nichtlineare Nutzungsintensität in Abhängigkeit von der Distanz zum Brutplatz mittels 10 verschiedener Spline-Komponenten gemessen wurde, wobei die Anzahl und genaue Lage der Knoten für die Splines sowie der Spline-Typ (B-Splines anstelle von natürlichen kubischen Splines – vgl. de Boor, 1978) konsequent mittels Vergleich zu diversen Rohdatenplots optimiert wurden, um sowohl „*overfitting*“ als auch „*underfitting*“ zu vermeiden. Ein hinreichend genaues Darstellen dieser Abhängigkeiten mittels einzelner oder kombinierter analytischer Funktionen (wie z. B. exponentiell fallender Funktionen) war nicht möglich.

Modell M0: Das Habitatnutzungsmodell, wie von Mercker et al. (2023) entwickelt und publiziert, beruht ausschließlich auf Daten aus dem Projekt „Corine Land Cover 2018-Habitat“ und dient hier als Referenz-Modell, um zu untersuchen, ob jüngste Modellveränderungen tatsächlich eine Verbesserung der Prognosen zur Folge hatten.

Modell M1: Analog zu Mercker et al. (2023) wurde hier ein einziges iSSM an den o. g. Gesamtdatensatz angepasst, wobei hier (wie auch in den folgenden drei Modellen) die einflussreichsten oberen 20 selektierten Landnutzungsvariablen (plus 10 Spline-Komponenten, welche die Abhängigkeit von der Distanz zum Brutplatz beschreiben – s. o.) als Prädiktoren

verwendet wurden. Hierbei wurde (wie auch in Mercker et al., 2023) zwar vernachlässigt, dass die Daten verschiedenen Individuen zuzuordnen sind, dafür (bzw. dadurch) sind diese Modelle aber weniger rechenintensiv als „Gemischte Modelle“ (Bolker et al., 2008, 2009), weniger komplex, und dadurch i. d. R. auch robuster. Um die Stabilität (d. h., Konvergenzeigenschaften) bei der Modellanpassung zu erhöhen, wurden alle Variablen zuvor (wie auch in allen folgenden Modellen) re-skaliert, d. h., um deren Mittelwert zentriert und durch die Standardabweichung geteilt (Korner-Nievergelt et al., 2015). Zudem wurden mögliche lokale Extremwerte in den Variablen gedämpft, indem vor diesem Schritt alle Werte größer des 0.999-Quantils jeder Variable auf ebendieses gesetzt wurden (d. h., die oberen 0,1 % der Werte wurden gedämpft). Dies hat insbesondere im Kontext der „Additiven Modellierung“ den Vorteil, dass der Wertebereich der betrachteten Variablen nicht unnötig auseinandergezogen wird. Die Reskalierung hat neben der besseren Robustheit bei der Modellanpassung den zusätzlichen Vorteil, dass die gemessene Einflussstärke (repräsentiert über Regressionsparameter) der unterschiedlichen verwendeten Prädiktoren besser verglichen bzw. interpretiert werden kann (Korner-Nievergelt et al., 2015). Jahreszeitlich abhängige Variablen wurden in diesem Modell nicht berücksichtigt. Das Generieren der Dummy-Punkte erfolgte gemäß der iSSM-Technik wie unter Avgar et al. (2016) und Mercker et al. (2021) beschrieben.

Modell M2: In Bezug auf Datenaufbereitung und Variablenauswahl ist dieses Modell identisch zu „Modell M1“. Hier wird allerdings die Tatsache berücksichtigt, dass GPS-Senderdaten verschiedenen Individuen zuzuordnen sind. Somit kann Pseudoreplikation (Hurlbert, S. H., 1984) verhindert werden, welche bspw. zu unterschätzten Konfidenzintervallen/p-Werten oder verzerrten Ergebnissen führen kann (Mercker et al., 2021; Muff et al., 2020). Es wurden zwei verschiedene in Muff et al. (2020) für den iSSM-Kontext präsentierte Regressionsmethoden (der Bayesische INLA-Ansatz – vgl. Rue et al., 2009, ebenso die frequentistische glmmTMB-Methode (Brooks et al., 2017)) getestet. Es zeigte sich, dass bei beiden Methoden bei der Größe des vorliegenden Datensatzes eine Rechenleistung benötigen, welche selbst mit modernen High-Performance-Rechnern (Arbeitsspeicher 256 GB RAM) nicht ansatzweise vorliegt. Zudem sind die benötigten Rechenzeiten jenseits des Zeitrahmens, welcher im vorliegenden Projekt zur Verfügung steht.

Stattdessen wurde ein Ansatz gewählt, der aller Voraussicht nach vergleichbare Ergebnisse liefert, allerdings bei deutlich geringeren Hardware-Anforderungen und reduzierter Modellkomplexität:

In einem ersten Schritt wurde dafür, separat für die Daten jeder Vogel-ID-Jahres-Kombination (im Folgenden als „Brutsaison“ bezeichnet), ein eigenes iSSM angepasst. Das Generieren der Dummy-Punkte erfolgte, gemäß der iSSM-Technik, wie bei Avgar et al. (2016) und Mercker et al. (2021) beschrieben und die so ermittelten Regressionskoeffizienten und deren Standardfehler (welche den unterschiedlichen untersuchten Prädiktorvariablen zugeordnet waren) wurden gespeichert. Der resultierende Datensatz enthielt somit die Schätzungen sämtlicher Regressionsparameter/Prädiktoren (nebst einer Quantifizierung

der jeweiligen Schätzunsicherheiten) separat für und basierend auf sämtlichen betrachteten Brutsaisons. Im Anschluss wurde dieser Datensatz verwendet, um separat für die Regressionskoeffizienten jeder Prädiktorvariable ein Regressionsmodell anzupassen (mit Normalverteilung, denn die iSSM-Regressionsparameter wurden auf der linearen Skala betrachtet), welches den Mittelwert des jeweiligen Regressionsparameters über alle Brutsaisons schätzte. Dieses Modell nutzte als abhängige Variablen die von den verschiedenen iSSMs geschätzten Regressionsparameter (hinter jeder dieser Schätzungen stehen somit eine große Menge GPS-Senderdaten eines Individuums) und als unabhängige Variable nur den Interzept (y-Achsenabschnitt – er repräsentiert den Wert der abhängigen Variable, wenn alle unabhängigen Variablen null sind). Berücksichtigt wurde zudem, dass die Datengrundlage zu jedem Vogel qualitativ und quantitativ unterschiedlich ist, ergo unterschiedliche individuenspezifische Regressionsparameter mit unterschiedlicher statistischer Sicherheit behaftet waren. Diese Schätzsicherheit findet sich jeweils über den dem Regressionskoeffizienten zugeordneten Standardfehler quantifiziert. Bei der finalen Regression wurde dieser berücksichtigt, indem die Regression gewichtet nach dem jeweiligen inversen quadrierten Standardfehler durchgeführt wurde (was eine Standardgewichtung u. a. im Kontext von Meta-Analysen ist – „inverse variance weighting“ – Hartung et al., 2008).

Zusammengefasst werden in diesem Modell jahres- und individuenspezifische Regressionsergebnisse (namentlich die iSSM-Regressionsparameter, welche die Attraktion/Meidung der unterschiedlichen Habitatvariablen repräsentieren) mittels einer weiteren Regression zusammenfassend und nach Belastbarkeit gewichtet ausgewertet.

Modell M3: Dieses Modell entspricht „Modell M1“, einzig die Auswahl der Dummy-Punkte erfolgte nicht, wie im iSSM-Kontext üblich, basierend auf realen mittleren Schrittweiten und Winkeländerungen (Avgar et al., 2016; Mercker et al., 2021), sondern zufällig innerhalb des 10 km Radius um den Brutplatz. In Mercker et al. (2021) wurde zwar demonstriert, dass diese Vorgehensweise zu verzerrten Richtig- und Falsch-Positiv-Raten bei der Analyse der Habitatselektion führen kann, weshalb die Dummy-Punkte im iSSM-Kontext üblicherweise in räumlich-zeitlicher Nähe zu den realen Punkten gewählt werden, da sie diejenigen Punkte repräsentieren sollen, die auch tatsächlich anhand der reinen Bewegungsparameter (mittlere Schrittweite, mittlere Winkeländerungen) hätten gewählt werden können (Avgar et al., 2016; Mercker et al., 2021). In der vorliegenden Studie ist der Fokus jedoch ein anderer: Es geht nicht um das Verstehen der örtlich-zeitlich lokalen Bewegungsmuster der Vögel, sondern um die korrekte Quantifizierung der relativen Nutzung der unterschiedlichen Habitattypen in einem klar definierten Raum und gemittelt über sämtliche Bewegungen des Vogels in einer Saison. Mit anderen Worten, der Fokus liegt nicht auf der statistischen Interferenz von Bewegungsparametern, sondern auf den Prognosekapazitäten des Modells hinsichtlich der mittleren Landnutzung in einem klar definierten örtlich-zeitlichen Rahmen. Unter diesen Umständen kann u. E. nicht ausgeschlossen werden, dass eine gleichmäßige Abdeckung des definierten Raumes durch Dummy-Punkte die besseren Ergebnisse liefert. Dies bezieht sich insbesondere auf Variablen, die auf größerer örtlicher Skala innerhalb des Homeranges wirken (ergo flache Gradienten aufweisen, d. h., geringe

Änderungen über längere Distanzen), wie bspw. die Distanz zum Brutplatz.

Modell M4: Dieses Modell entspricht „Modell M2“, einzig die Auswahl der Dummy-Punkte erfolgte auch hier nicht, wie im iSSM-Kontext üblich, basierend auf realen mittleren Schrittweiten und Winkeländerungen (Avgar et al., 2016; Mercker et al., 2021) sondern, wie unter „Modell M3“ detaillierter beschrieben und motiviert, zufällig innerhalb des 10 km Radius um den Brutplatz.

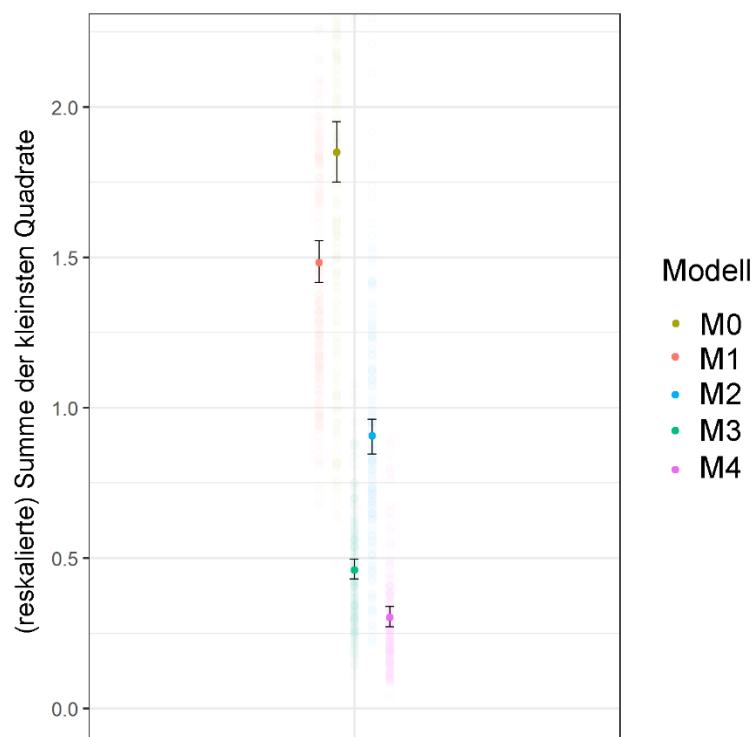


Abbildung 4: Farbige Punkte zeigen die mittlere, modellspezifische Differenz (gemessen als Summe der kleinsten Quadrate – y-Achse) zwischen Modellprognosen und approximierten realen Verbreitungsmustern an, ausgewertet für die verschiedenen Modelle M0-M4 (x-Achse). Ein Wert von 0,0 auf der y-Achse würde eine perfekte Übereinstimmung zwischen Modellprognosen und realen Mustern repräsentieren. Transparente farbige Punkte zeigen die Ergebnisse einzelner Vogel-Brutsaison-spezifischer Vergleiche an, nicht-transparente farbige Punkte die Mittelwerte und schwarze Fehlerbalken 95%ige Konfidenzintervalle. Die x-Achse entspricht der ID der verschiedenen Modelle und ist daher einheitenlos. Die y-Achse ist reskaliert und ist daher nicht in absoluten Werten mit anderen Grafiken dieses Berichts vergleichbar.

Die Ergebnisse des Modellvergleichs von M0 bis M4 (basierend auf der Summe der kleinsten Quadrate) sind in Abbildung 4 gezeigt. Alle Modelle der jüngsten Generation (M1-M4) zeigen eine geringere Summe der kleinsten Quadrate (und somit eine bessere Anpassung an die realen Bewegungsdaten) als das „Vorläufermodell“ M0, wobei das Modell M4 die beste Anpassung zeigt. Insgesamt scheint sowohl das Berücksichtigen der hierarchischen Datenstruktur (GPS-Daten sind Individuen zuzuordnen) als auch die zufällig im Homerange generierten Dummy-Punkte die Modelle deutlich zu verbessern.

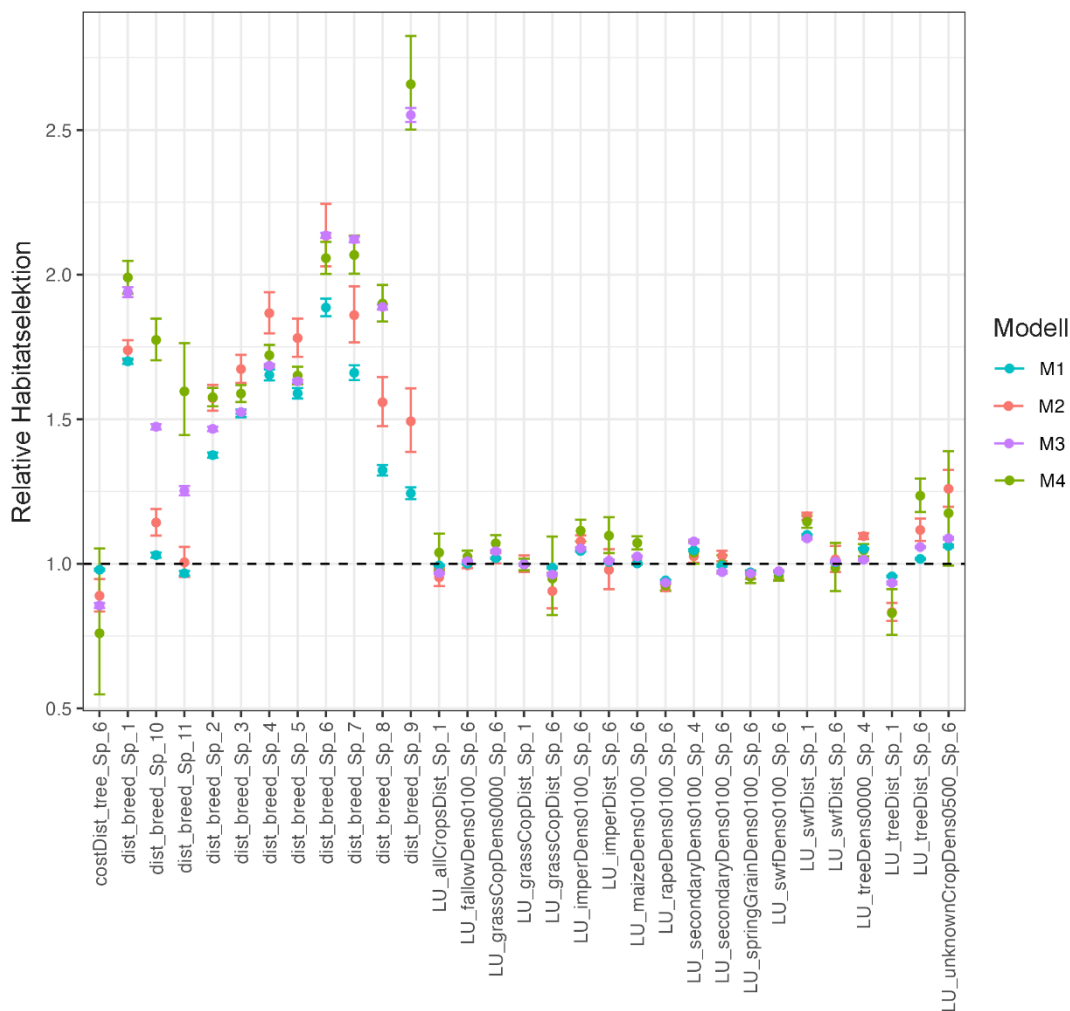


Abbildung 5: Vergleich der mittels iSSM geschätzten Regressionsparameter nebst 95%-Konfidenzintervallen für die vier unterschiedlichen Modellierungsansätze M1-M4. Farbige Punkte: geschätzte (u. U. gewichtete) Regressionsparameter, Fehlerbalken: 95%-Konfidenzintervalle.

In Abbildung 5 sind die resultierenden geschätzten Regressionskoeffizienten für die Modelle M1 bis M4 gezeigt. Hier fallen drei Dinge auf:

1. Alle vier Modelle zeigen ein im Groben sehr ähnliches Muster bzgl. der qualitativen und quantitativen Schätzung der unterschiedlichen Regressionskoeffizienten.
2. Insbesondere hängt die genaue Schätzung der Parameter, welche die Abhängigkeit von der Distanz um den Brutplatz repräsentieren, davon ab, auf welche Art und Weise die Dummy-Punkte gewählt wurden. Dies betrifft vor allem die hohen Spline-Komponenten, die besonders große örtliche Skalen repräsentieren. Der Grund dafür, dass ein klassisches iSSM den Distanzeffekt (Distanz zum Brutplatz) vermutlich nicht so gut schätzen kann, liegt darin, dass Wertepärchen mit größeren Distanzen („used“ = nahe

an dem Brutplatz, „Dummyspunkt“ = weit weg vom Brutplatz) nicht vorkommen können, da der Dummyspunkt im iSSM-Kontext immer nur in räumlicher Nähe zum aktuellen „used“-Punkt gesetzt wird (s. u.).

- Wie stark der Einfluss der Landnutzungsparameter geschätzt wird, scheint oft von der Frage abzuhängen, ob die bzgl. der Individuen hierarchische Datenstruktur berücksichtigt wurde.

Alle diese Beobachtungen ergeben auch aus statistisch-theoretischer Perspektive Sinn: Dass alle Modelle grundsätzlich ein ähnliches Muster zeigen, spricht für eine generelle Robustheit der Ergebnisse, was insbesondere vor dem Hintergrund der umfangreichen Datengrundlage (und der generellen Robustheit der iSSM-Methoden – vgl. Mercker et al., 2021) plausibel ist. Punkt (2) ist dadurch zu erklären, dass – wie oben erläutert – die Wahl der Dummy-Punkte insbesondere für diejenigen Variablen wichtig ist, die flache (Brutdistanz) vs. steile (die meisten anderen Landnutzungsvariablen) Gradienten im Homerange zeigen.

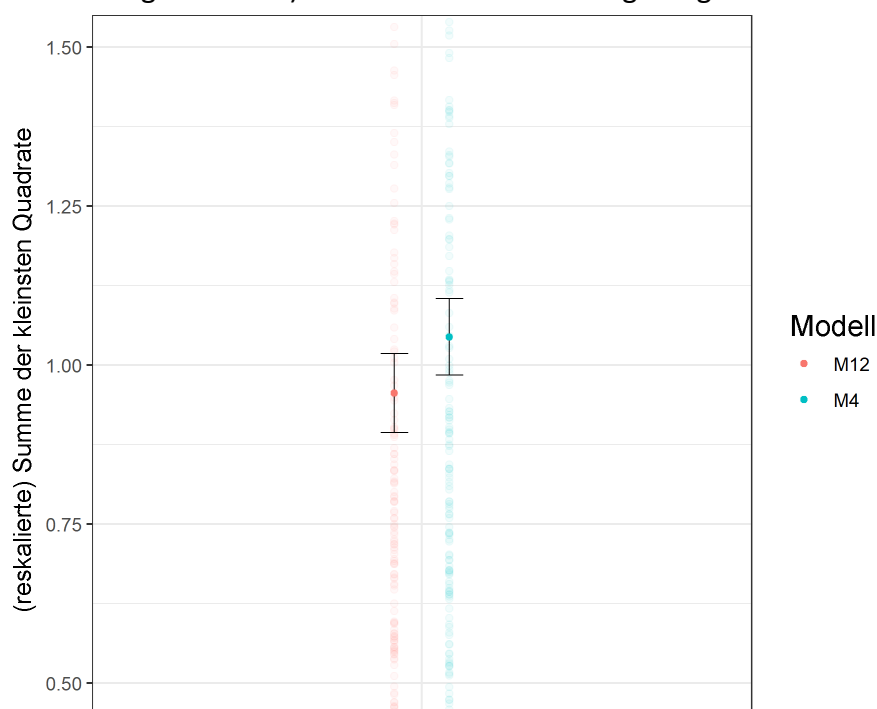


Abbildung 6: Farbige Punkte zeigen die mittlere, modellspezifische Differenz (gemessen als Summe der kleinsten Quadrate – y-Achse) zwischen Modellprognosen und approximierten realen Verbreitungsmuster an – ausgewertet für die verschiedenen Modelle M4 und M12 (x-Achse). Transparente farbige Punkte zeigen die Ergebnisse einzelner Vogel-Jahres-spezifischer Vergleiche an, nicht-transparente farbige Punkte die Mittelwerte und schwarze Fehlerbalken 95%ige Konfidenzintervalle. Die x-Achse repräsentiert die Modell-ID und ist daher einheitenlos. Die y-Achse ist reskaliert und ist daher nicht in absoluten Werten mit anderen Grafiken dieses Berichts vergleichbar.

Punkt (3) ist insbesondere vor dem Hintergrund plausibel, dass das Berücksichtigen der hierarchischen Datenstruktur i. d. R. zur Folge hat, dass sich der Anteil unerklärter Varianz insgesamt reduziert und Regressionskoeffizienten präziser geschätzt werden können. Basierend auf dem bisher besten Modell (M4) wurden noch eine ganze Reihe weiterer Vergleiche durchge-

führt (M5 bis M11), welche im Folgenden nicht im Detail gezeigt sind, da sie keine Verbesserung des Modells zur Folge hatten. Dies betraf u. a. (aber nicht ausschließlich) das Ergänzen aller Spline-basierten Terme (Variablennamen beinhalten „_Sp_“) um lineare Terme, das Ersetzen aller Spline-Terme durch lineare Terme, sowie das Berechnen eines klassischen „model averages“ aus den Parametern des Modells M2 und M4 bzw. M3 und M4.

Eine weitere Verbesserung wurde erzielt, indem die Parameter bzgl. der Brutdistanz aus dem Modell M4 verwendet wurden (d. h., zufällige Wahl der Dummy-Punkte im gesamten Bereich des Homeranges) sowie die restlichen Parameter aus dem Modell M2 (Wahl der Dummy-Punkte basierend auf dem Standard-iSSM-Prozedere), was zum **Modell M12** führte. Auch hier ist die beobachtete Verbesserung aus statistisch-theoretischer Sicht plausibel: Wie oben erläutert, ist die zufällige Verteilung der Dummy-Punkte im gesamten Homerange insbesondere für diejenigen Variablen wichtig, die flache Gradienten innerhalb des Homeranges zeigen – vornehmlich die Distanz zum Brutplatz. Dass diese Wahl der Dummy-Punkte für die Nutzungsintensität in Abhängigkeit von der Distanz zum Brutplatz (d. h., eher großräumig agierende Variablen) tatsächlich die bessere Wahl ist, wurde separat mittels eines direkten Vergleichs durch Histogrammanalysen bestätigt. Wenn es allerdings um die kleinskalige Raumnutzung geht, bedingt durch Landnutzungsvariablen, deren Gradienten oft auf einer Skala von < 100 m ausgeprägt sind, liegt es nahe, dass die iSSM-basierte Wahl der Dummy-Punkte realistischere Schätzungen liefert (wie auch in Mercker et al., 2021, nahegelegt). Der entsprechende Vergleich zwischen Modell M4 und Modell M12 ist in Abbildung 6 gezeigt.

Diese Optimierung diente wiederum als Basis für eine letzte Reihe weiterer Modellvergleiche, in denen folgende Änderungen durchgeführt und mittels Summe der kleinsten Quadrate verglichen wurden. Im Folgenden sind der Übersicht halber nicht alle, sondern nur einige zentrale Modelle/Vergleiche aufgeführt:

Modell MM02: Entspricht „Modell M12“: Die hierarchische Datenstruktur bzgl. der Individuen wird bei der Analyse berücksichtigt, die der Brutdistanz zuzuordnenden 10 Spline-Komponenten werden basierend auf iSSMs ermittelt, bei denen die Dummy-Punkte gleichmäßig im 10 km Homerange verteilt wurden. Die Effekte der Landnutzungsparameter wurden hingegen über iSSMs abgeschätzt, deren Dummy-Punkte gemäß den Bewegungsparametern der Vögel (Standard-iSSM-Framework) gewählt wurden.

Modell MM05 – wie „Modell MM02“, allerdings mit den obersten 10 statt der obersten 20 favorisierten Landnutzungsvariablen.

Modell MM06 – wie „Modell MM02“, allerdings mit den obersten 30 statt der obersten 20 favorisierten Landnutzungsvariablen.

Modell MM08 – wie „Modell MM02“, allerdings ohne kostenpflichtige (Agrar-)Variablen.

Modell MM09 – wie „Modell MM02“, allerdings ergänzt um die Terme, die eine jahreszeitliche Interaktion widerspiegeln.

Modell MM11 – wie „Modell MM02“, allerdings mit geglätteter Prognose. Dies bedeutet, dass

die finale Modellprognose zusätzlich mittels mathematischer Diffusion vergrößert/geglättet wurde. Dies wurde unternommen, um zu untersuchen, ob die Modellprognosen ggf. pseudogenau sind und eine künstliche Glättung der Daten ggf. eine Verbesserung der Prognosen zur Folge hat.

Modell MM13 – wie „Modell MM02“, allerdings ohne diejenigen Regressionskoeffizienten, die in Modell MM02 als nicht-signifikant geschätzt wurden (Konfidenzintervalle schneiden die Null);

Modell MMFINAL – aus der Kombination aller Effekte von Modellen MM01 bis MM13, die zu einer weiteren Verminderung der Summe der kleinsten Quadrate führten, wurde schlussendlich das finale Modell erstellt, welches sich durch folgende Modellstruktur definiert:

- o die hierarchische Datenstruktur bzgl. der Individuen wird bei der Analyse berücksichtigt;
- o die der Brutdistanz zuzuordnenden 10 Spline-Komponenten wurden basierend auf iSSMs ermittelt, bei denen die Dummy-Punkte gleichmäßig im 10 km Home-range verteilt wurden;
- o die Effekte der Landnutzungsparameter wurden über iSSMs abgeschätzt, deren Dummy-Punkte gemäß den Bewegungsparametern der Vögel (Standard-iSSM-Framework) gewählt wurden
- o es werden die durch LASSO/Elastic Net favorisierten ersten 30 Landnutzungsvariablen betrachtet, von denen kostenpflichtige Variablen, eng verwandte/kollineare Variablen, Interaktionen mit der Jahreszeit und nicht-signifikante Variablen wieder entfernt wurden, was zu genau 20 verbliebenen Landnutzungsvariablen führte.

Die Ergebnisse der entsprechenden Modellvergleiche sind in Abbildung 7 gezeigt. Es zeigt sich, dass weniger Prädiktoren (10 Landnutzungsvariablen statt 20) das Modell verschlechtern, genauso wie eine künstliche Vergrößerung der vorhergesagten Verbreitungsmuster oder die Hinzunahme der komplexen jahreszeitlichen Interaktionen. Mehr Prädiktoren (30 Landnutzungsvariablen statt 20) machen das Modell moderat aussagekräftiger, allerdings zeigt sich, dass man sich mit 30 Variablen bereits im Bereich der Sättigung befindet und eine weitere Hinzunahme von Variablen somit entbehrlich ist. Ein Entfernen der kostenpflichtigen Agrarvariablen und/oder der nicht-signifikanten Variablen ist ohne Qualitätsverlust des Modells zulässig. Eine Kombination aller o. g. positiven Effekte führt zusammengenommen zu einer Verbesserung des Modells, die über die Summe der Effekte der einzelnen Verbesserungen deutlich hinausgeht (Abbildung 7).

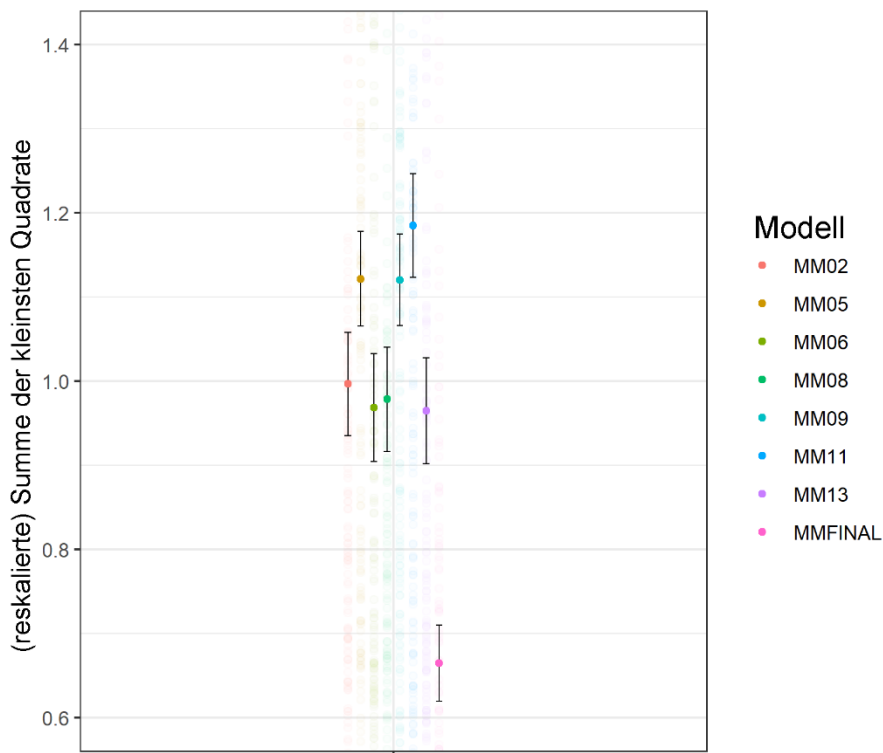


Abbildung 7: Differenz zwischen Modellprognosen und realen Verbreitungsmustern (BBM-Prognosen basierend auf realen Trackingdaten) gemessen als Summe der kleinsten Quadrate – ausgewertet für verschiedene Modelle aus der Gruppe MM01-MM13 sowie dem finalen Modell „MMFINAL“. Transparente farbige Punkte zeigen die Ergebnisse einzelner Vogel-Jahres-spezifischer Vergleiche an, nicht-transparente farbige Punkte die Mittelwerte und schwarze Fehlerbalken 95%ige Konfidenzintervalle. Die x-Achse repräsentiert die Modell-ID und ist daher einheitenlos. Die y-Achse ist reskaliert und ist daher nicht in absoluten Werten mit anderen Grafiken dieses Berichts vergleichbar.

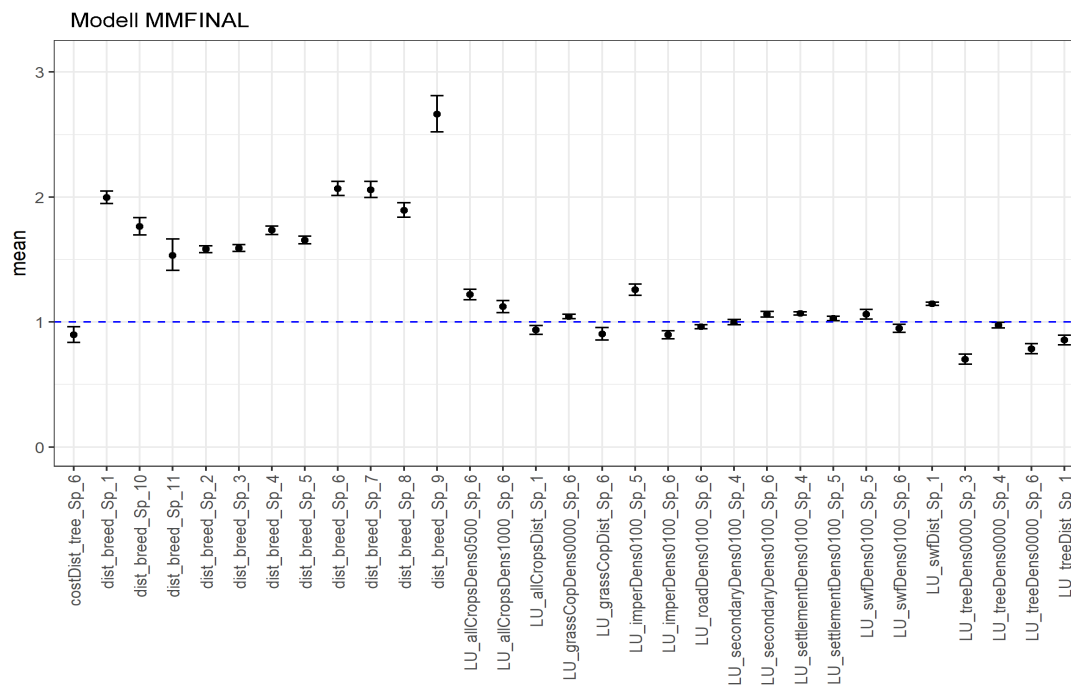


Abbildung 8: Regressionsparameter (schwarze Punkte) und 95%-Konfidenzintervalle (schwarze Fehlerbalken) zum finalen Habitatnutzungsmodell „MMFINAL“. Werte über 1,0 (blaue gestrichelte Linie) bedeuten eine relative Attraktion, Werte kleiner als 1,0 eine Meidung.

2.1.3 Finales Habitatnutzungsmodell und Vorhersagepotenzial

Das finale Habitatnutzungsmodell beinhaltet – neben den Spline-Komponenten bzgl. der Nutzungsintensität in Abhängigkeit von der Distanz zum Brutplatz – die im Folgenden dargestellten Landnutzungsparameter bezogen auf die fliegenden Rotmilane (vgl. Abbildung 8). Diese wurden aus den drei unterschiedlichen Quellen „Copernicus Corine Land Cover (CLC) 2018“, dem „Copernicus High-Resolution Layer (HRL)-Projekt“ und dem „OpenStreetMap (OSM)-Projekt“ generiert, nämlich:

- costDist_tree_Sp_6 (Waldstücke mit besonders hoher Barrierewirkung werden gemieden);
- all_CropsDens_500/1000_Sp_6 (Gebiete mit hohen Kulturpflanzendichten im 1.000- bzw. 500 m Umfeld werden aufgesucht);
- all_CropsDist_Sp_1 (sehr kurze Distanzen zu bzw. Bereiche innerhalb von Kulturpflanzen werden gemieden);
- grassCopDens000_Sp_6 (besonders hohe Werte von Grasbedeckung werden aufgesucht);
- grassCopDist_Sp_6 (besonders hohe Distanzen zu grasbedeckten Bereichen werden gemieden);
- imperDens100_Sp_5/Sp_6 (relativ hohe Werte von Versiegelungsdichte (ausgewertet

im 100 m Umfeld) werden aufgesucht, sehr hohe Werte – also eine nahezu vollständige Versiegelung – jedoch wiederum gemieden);

- Die Abhängigkeit von der Straßendichte ist komplex: Sehr hohe Dichten aller Art von Straßen und ausgewertet im 100 m Radius (roadDens_100_Sp_6) werden gemieden, höhere Dichten von Landesstraßen im 100 m Umfeld (SecondaryDensity100_Sp_4/Sp_6) werden aber relativ dazu wiederum bevorzugt, oder mit anderen Worten: Bei diesen Straßen fällt die Meidung messbar geringer aus. Letzteres könnte durch viele Faktoren bedingt sein, wie die Struktur/Gestaltung/Schutz der Straßenränder und/oder die Autodichte in Relation zur Anzahl an kollidierten Tieren, was alles vermutlich auf komplexe Art und Weise zusammenspielt.
- Relativ hohe (aber nicht extreme) Werte der Siedlungsdichte im 100 m Umfeld (settlementDens100_Sp_4/_Sp_5) werden bevorzugt, was vermutlich Siedlungsrandbereichen entspricht.
- Eine starke Attraktion wird für kurze Distanzen zu kleineren Gehölzstrukturen gemessen (swf_Dist_Sp_1).
- Höhere Konzentrationen von Wäldern und Bäumen haben schlussendlich einen negativen Einfluss auf die Raumnutzung der Rotmilane: Alle höheren Konzentrationen im 100 m Umfeld werden gemieden (treeDens100_Sp_3/_Sp_4/_Sp_6) und darüber hinaus werden auch kurze Distanzen zu Wald/Bäumen gemieden (treeDist_Sp_1).

Diese Beobachtungen decken sich in weiten Teilen mit Literaturangaben zu Habitatpräferenzen dieser Art (z. B. Heuck et al., 2019; Katzenberger, 2019; Mammen et al., 2023, 2010; Schnell et al., 2021).

Somit spielt auf der einen Seite naturnahe Vegetation eine große Rolle: Grasland und kleinere Gehölzstrukturen werden in hohem Maße bevorzugt und größere Gehölze/Wälder in hohem Maße gemieden (z. B. Mammen et al. (2014); Schnell et al. (2021)). Auf der anderen Seite werden aber auch deutliche Aspekte des Kulturlandens sichtbar: Sowohl allgemein vom Menschen versiegelte Bereiche als auch insbesondere Siedlungen und mittelgroße Straßen werden gezielt aufgesucht, sofern sie nicht eine gewisse sehr hohe Dichte/Konzentration überschreiten. Hier können die Vorteile unterschiedlicher Natur sein: An Straßen spielen Kollisionsoffer eine wichtige Rolle und allgemein bieten lockere Siedlungen und Bereiche mit einem bestimmten Grad an Versiegelung eine gewisse Offenheit, welche die Nahrungssuche (nebst möglicherweise zusätzlichen thermisch bevorzugten Effekten) möglicherweise erleichtert. Eine mögliche Anwesenheit von Kleinsäugetieren (Mäuse, Ratten) könnte sowohl bei lockeren Siedlungen als auch bei landwirtschaftlichen Gebäuden, insbesondere Tierhaltungen, eine Rolle spielen. Wenn (nicht landwirtschaftliche) Siedlungsstrukturen einen gewissen Grad überschreiten, dürfte es an Habitat für Beutetiere fehlen und es kommt eine Meidung von Menschen hinzu, sodass diese Gebiete wieder weniger attraktiv sind. Es sei allerdings herausgestellt, dass die generelle (und kontrovers diskutierte) Frage des Anteils bzw. der Bedeutung anthropogener Strukturen (inklusive WEA) auf die großräumige Verbreitung bzw. die Bestände des Rotmilans (und anderer Arten) nicht umfassend von dem hier präsentierten Modellierungsansatz beantwortet werden kann und soll, der sich in erster Linie auf konkrete Standortbewertungen in Bezug auf WEA bezieht.

Wie oben zu sehen, beziehen sich fast alle final selektierten Variablen auf Dichten ausgewertet im jeweiligen Pixel-Umfeld von 0 – 500 Meter, wobei 100 Meter überproportional häufig vertreten ist, was somit eine typische Größenskala zu sein scheint, auf der Rotmilane bevorzugte Habitate selektieren. Zu weiteren Details bzgl. der genauen Definition/Erstellung der verschiedenen Variablen vgl. auch Kapitel 2.1.1 und Arbeitspaket 2 (Dokumentation der Rechenvorschrift – nicht Bestandteil dieses Dokuments).

In einem weiteren Schritt war es wichtig zu überprüfen, ob sich die Parameter des Modells in Abhängigkeit vom Geschlecht des Vogels deutlich ändern. Wäre dies der Fall, so müssten weitere Modellanpassungen diskutiert werden. Die Ergebnisse zu zwei unterschiedlichen Modellanpassungen getrennt nach den beiden Geschlechtern finden sich in Abbildung 9 A. Es zeigt sich, dass sich in nahezu allen Fällen die Konfidenzintervalle der Schätzungen der einzelnen Parameter überlappen, was zum einen eine große Robustheit der Ergebnisse nahelegt (denn Analysen von zwei komplett unabhängigen Datensätzen liefern in hohem Maße vergleichbare Ergebnisse). Zum anderen zeigt dies, dass sich die Habitatwahl während der Nahrungssuche zwischen Männchen und Weibchen beim Rotmilan nicht deutlich unterscheidet. Folglich wird es als sinnvoll angesehen, ein einziges geschlechtsunspezifisches Habitatnutzungsmodell anzupassen.

Im Anschluss wurde überprüft, ob Rotmilane möglicherweise in unterschiedlichen Großregionen unterschiedliche Habitatpräferenzen zeigen. Hierzu wurde der Deutschland-Österreich-Komplex auf simple Art und Weise in die vier Großregionen „Nordost“, „Nordwest“, „Südost“ und „Südwest“ unterteilt (eine differenziertere Betrachtung naturräumlicher Großregionen/(Groß-)Landschaftsräume war im gegebenen, knappen Zeitrahmen nicht möglich) und für die mit Nistplätzen dieser Regionen assoziierten Daten wurden separate Modelle angepasst. Die Ergebnisse sind in Abbildung 9 C präsentiert. Es zeigt sich, dass sich auch hier in den allermeisten Fällen die Konfidenzintervalle deutlich überlappen, sodass auch diesbezüglich ein einziges angepasstes Habitatnutzungsmodell als sinnvoll erachtet wird. Es sei jedoch herausgestellt, dass sich die (reale und auch vom Modell prognostizierte) Raumnutzung in der Fläche trotzdem im Mittel systematisch zwischen den unterschiedlichen Regionen unterscheiden kann. Dies liegt jedoch nicht an Unterschieden in der Habitatpräferenz/-meidung, sondern an Unterschieden in der Habitatverfügbarkeit, welche korrekt im Prognoseprozess des „RKR-Modells“ über die Eingangsdaten reflektiert wird.

Schlussendlich wurde überprüft, ob sich die geschätzten Modellparameter zwischen den drei umfangreichsten verwendeten Datenquellen/Autoren (d. h., der Herkunft der GPS-Daten) systematisch unterscheiden (Dachverband Deutscher Avifaunisten (DDA – J. Katzenberger, i. A. Bundesamt für Naturschutz), Max-Planck-Institut für Verhaltensbiologie sowie dem LUBW Landesamt für Umwelt (i. A. des Landes Baden-Württemberg) (W. Fiedler), sowie Technisches Büro Raab, i. A. Projekt Life-Eurokite). Diese Überprüfung wurde durchgeführt, um eine Verzerrung durch einzelne Datenquellen auszuschließen. Die Ergebnisse sind in Abbildung 9 B präsentiert und zeigen ebenfalls meist deutliche Überlappungen zwischen den Konfidenzintervallen, was wiederum sowohl die Robustheit der Ergebnisse als auch deren Unverzerrtheit bestätigt.

In Abbildung 10 sind schlussendlich eine Reihe exemplarischer Vergleiche zur realen und prognostizierten Habitatnutzung von Rotmilanindividuen gezeigt. Insbesondere werden hier verschiedene bisherige Ansätze zur Raumnutzungsprognose (Helgoländer Papier, BNatSchG aktuell, „Hybrid-Modell“ Stand 2023, finales „RKR-Modell“ (diese Studie)) mit der realen Nutzung (BBM-Prognosen basierend auf Trackingdaten) exemplarisch visuell und numerisch (Mittelwert über die Summe der kleinsten Quadrate zwischen Modellprognosen und BBM-Karten) verglichen. Sowohl die Vorschläge des „Helgoländer Papiers“ als auch die aktuelle Vorgehensweise im BNatSchG sind abstandsabhängige Empfehlungen und repräsentieren daher nur indirekt unterschiedliche relative Nutzungen innerhalb der entsprechenden Abstandsringe. Um einen (grob approximativen) Vergleich zu den Modellprognosen zu erlauben, gehen wir hier rechnerisch von folgenden relativen Nutzungsintensitäten aus: Für die Prognosen mittels „Helgoländer-Papier-Methode“ wurde hierfür innerhalb von 1.500 m um den Brutplatz ein Wert von 1,0 verwendet und 0,0 sonst; für die Prognosen mittels „BNatSchG aktuell-Methode“ innerhalb des 500 m Radius ein Wert von 1,0, von 500-1.200 m ein Wert von 0,5 und von 1.200-3.500 m ein Wert von 0,25.

Die exemplarisch gezeigten Prognosen vs. Realdaten zeigen im Vergleich, dass die Überarbeitung des Habitatnutzungsmodells im Rahmen der vorliegenden Studie („RKR-Modell“) verglichen mit dem in Mercker et al. (2023) publizierten Modell („Hybrid-Modell“) eine deutliche Verbesserung gebracht hat: Auch wenn das Modell von Mercker et al. (2023) zwar i. d. R. die generelle Ausrichtung der oft asymmetrischen Raumnutzung korrekt prognostiziert, so waren die vorhergesagten Muster oft deutlich zu grob/verwaschen verglichen mit der realen Raumnutzung, sodass auch für solche Bereiche eine höhere Nutzung vorhergesagt wurde, welche in der Realität wenig genutzt wurden. An dieser Stelle sei klar darauf hingewiesen, dass solche eine zu „großzügig“ prognostizierte Raumnutzung nicht zu artenschutzfachlich vorsorglichen Abschätzungen im Kontext der berechneten Kollisionsrisiken führt, sondern im Gegenteil: Auf diesem Wege werden irrelevante Bereiche als relevant bewertet, was dazu führt, dass den wirklich relevanten Bereichen relativ gesehen weniger Risiko als angemessen zugeschrieben wird.

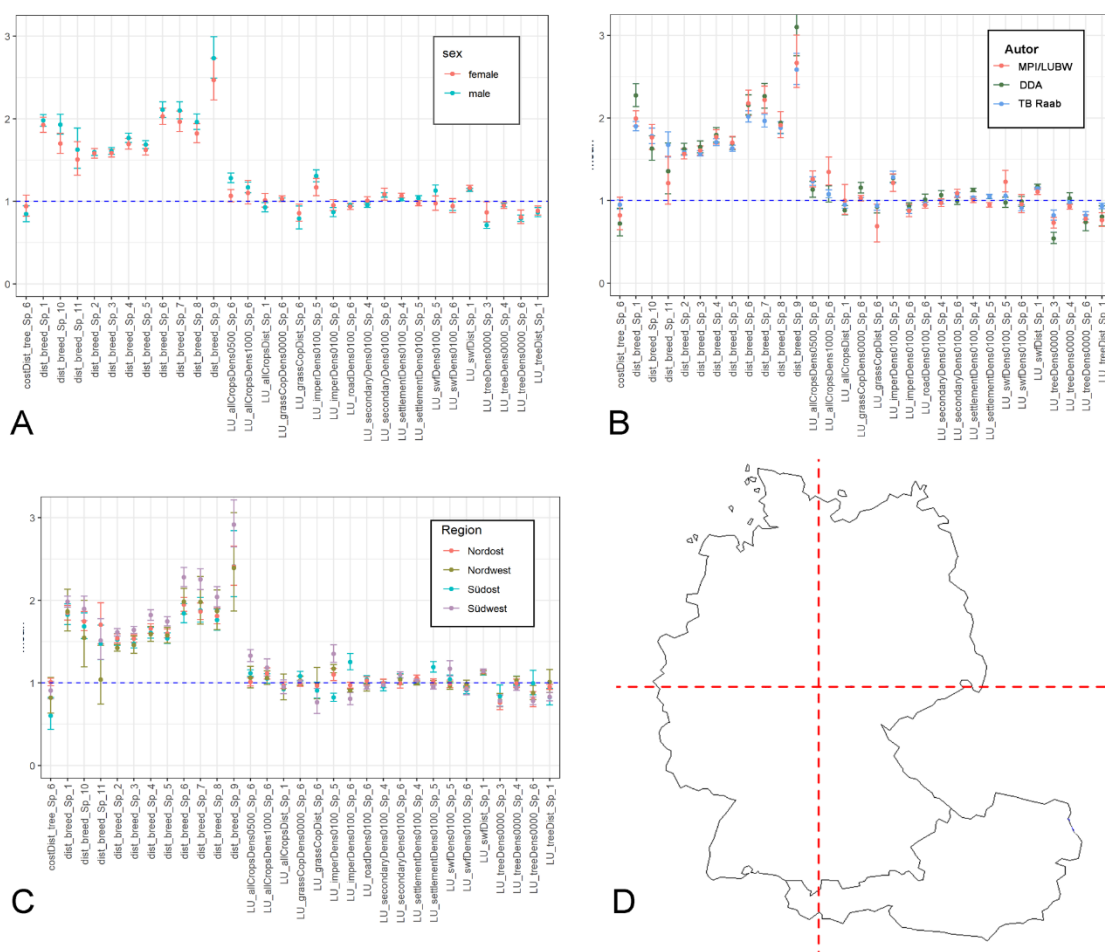


Abbildung 9: (A)-(C): Regressionsparameter (farbige Punkte) und 95%-Konfidenzintervalle (Fehlerbalken) zu finalen Habitatnutzungsmodellen, jedoch separat angepasst für unterschiedliche Geschlechter (A), unterschiedliche Autoren (eingeschränkt auf die drei größten Datenquellen – (B)) und separat für vier verschiedene Großregionen (C). (D): Geografische Aufteilung für die Analysen präsentiert in (C).

Die Prognosen des in dieser Studie finalisierten Habitatnutzungsmodells geben hingegen die reale Habitatnutzung auf kleinerer örtlicher Skala deutlich besser wieder als das in Mercker et al. (2023) präsentierte Modell. Hier sei zudem erneut angemerkt, dass Differenzen zwischen Modellprognosen und der realen Nutzung (BBM-Prognosen) nicht notwendigerweise bedeuten, dass die Modellprognosen fehlerhaft sind, im Gegenteil: Die BBM-Karten zeigen fragmentarische Nutzungen (sowohl innerhalb einer Saison als auch nur für eines oder wenige Jahre), wohingegen das Modell die mittlere Nutzung für einen beliebig langen Zeitraum in der betrachteten Konstellation vorhersagt.

Die numerischen Analysen (re-skalierte Summe der kleinsten Quadrate zwischen Modellprognosen und Realnutzung) bestätigen diese visuellen Ergebnisse (vgl. Abbildung 10): Verglichen zum in Mercker et al. (2023) publizierten Modell verringert sich der mittlere Fehler zwischen Prognosen und realer Nutzung um den Faktor 7,1; verglichen zum „BNatSchG-Ansatz“ um den Faktor 13,6 und verglichen zum „Helgoländer Papier-Ansatz“ sogar um den Faktor 28,1. Hier

sei aber erneut angemerkt, dass es sich bei den letztgenannten beiden Ansätzen streng genommen nicht um Modelle zur relativen Nutzungsintensität handelt und daher solch quantitative Vergleiche bezogen auf diese beiden Vorgehensweisen nur eingeschränkt interpretierbar sind bzw. primär der Veranschaulichung dienen.

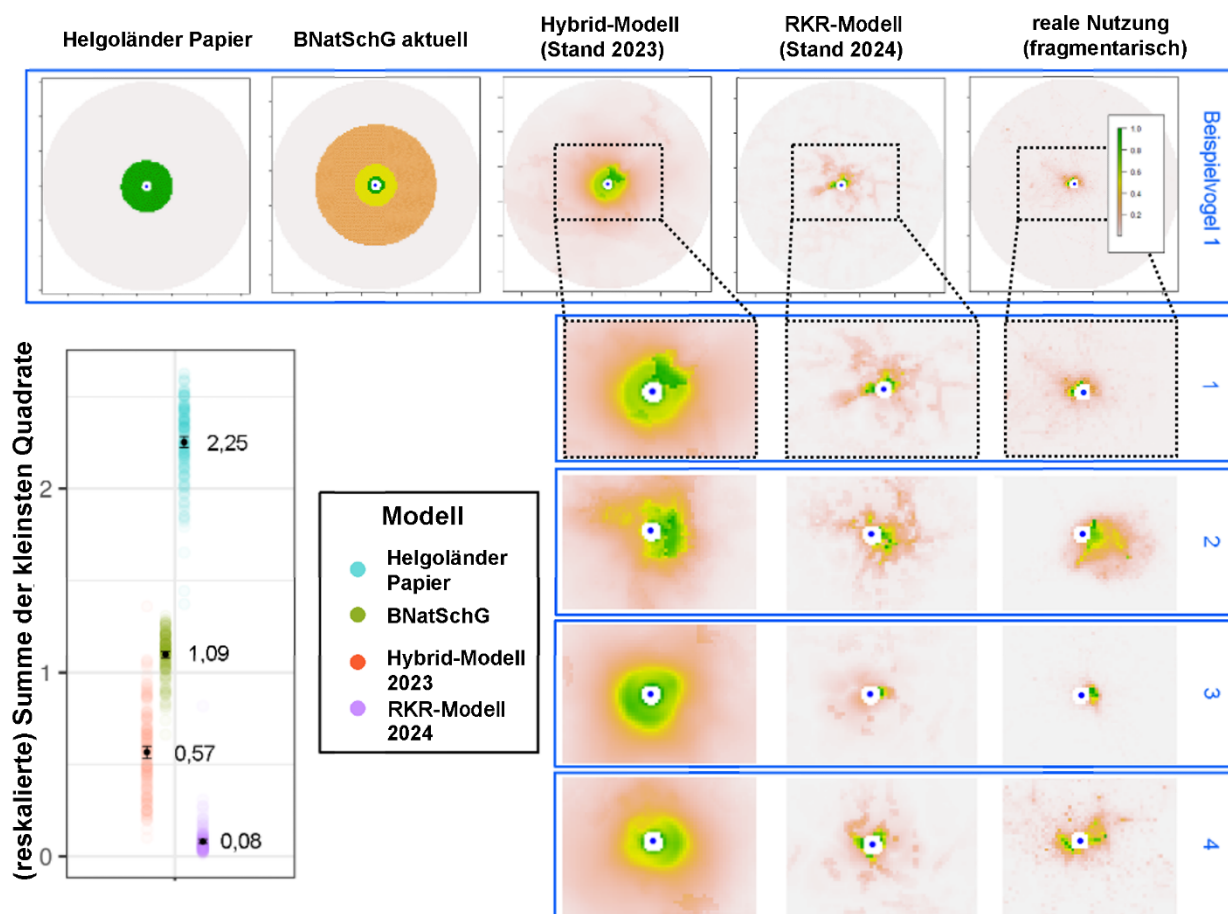


Abbildung 10: Exemplarische und numerische Vergleiche zur prognostizierten vs. realen Landnutzung brütender Rotmilane in Deutschland und Österreich. Es werden verschiedene bisherige Ansätze zur Raumnutzungsprognose (Helgoländer Papier, BNatSchG aktuell, „Hybrid-Modell“ Stand 2023, finales Landnutzungsmodell („RKR-Modell“ – diese Studie)) mit der realen Nutzung (BBM-Prognosen basierend auf Trackingdaten) verglichen. Bei den visuellen Plots zeigen grüne Farben eine relativ hohe Nutzung, beige Farben eine schwache und weiße Farbe keine Nutzung an. Beim numerischen Vergleich (basierend auf der reskalierten Summe der kleinsten Quadrate – unten links) zeigen farbige Punkte die Ergebnisse einzelner Vergleiche an, schwarze Punkte den Mittelwert und Fehlerbalken die 95%-Konfidenzintervalle. Es sei bei der Interpretation darauf hingewiesen, dass (1) eine „zu großzügig“ prognostizierte Raumnutzung („Hybrid-Modell“ 2023) i. d. R. zu Unterschätzungen des Kollisionsrisikos führt, (2) Abweichungen zwischen Modellprognosen und Realdaten auch bedeuten können, dass die Modellprognosen in dem Sinne „richtiger“ sind, dass sie die Habitatnutzung gemittelt über einen beliebig langen Zeitraum in der betrachteten Konstellation vorhersagen, wohingegen die Realdaten nur fragmentarisch sind und (3) es sich bei den Vorgehensweisen „Helgoländer Papier“ und „BNatSchG aktuell“ streng genommen nicht um Modellprognosen handelt und quantitative Ergebnisse daher nur eingeschränkt interpretierbar sind.

Schlussfolgernd kann also davon ausgegangen werden, dass mit dem vorliegenden, überarbeiteten Habitatnutzungsmodell ein Werkzeug vorliegt, mit dem die Habitatnutzung von brütenden Rotmilanen im Umkreis um den aktuellen Brutplatz in einer Präzision vorhergesagt werden kann, die sich um ein Vielfaches von bisherigen Ansätzen unterscheidet. Dabei können verlässliche Prognosen unabhängig von der Region (in Deutschland oder Österreich) oder dem Geschlecht des Vogels gestellt werden.

2.2 Verbesserte Prognose der Flughöhenverteilung

Im Folgenden bezeichnet „Flughöhe“ immer die Flughöhe über Grund; diese wurde sendertypspezifisch (wie unter Mercker et al., 2023, beschrieben) u. U. mit Hilfe von digitalen Geländemodellen aus der Höhe über Normalnull berechnet und zudem separat für jedes Individuum visuell (basierend auf Histogrammanalysen) plausibilisiert.

In der publizierten Variante des „Hybrid-Modells“ (Mercker et al., 2023) wurde die Flughöhenverteilung als unabhängig vom Habitat und der Distanz zum Brutplatz angenommen. Im Rahmen der vorliegenden Studie wird untersucht, ob dies eine zulässige Verallgemeinerung darstellt, oder die Flughöhe in spezifischen Fällen von der darunterliegenden Landnutzung (bzw. der Distanz zum Brutplatz) betrachtet werden sollte. Die statistische Analyse der Flughöhen ist jedoch nicht trivial, da nicht bspw. der Mittelwert oder der Median der Flughöhenverteilung untersucht und prognostiziert werden soll, sondern eine *Höhenverteilung*, deren Form wiederum über verschiedene weitere Parameter (im einfachsten Fall: Maximum und Streuungsstärke) bestimmt wird.

Für die Analyse der Flughöhen wurde daher die „Location, Scale, and Shape“ (LSS) -Methode verwendet (Bastiani, 2019; Stasinopoulos and Rigby, 2008), die einen generellen statistischen Ansatz dafür bietet, die Abhängigkeit einer großen Gruppe unterschiedlicher möglicher Zufallsverteilungen von verschiedenen möglichen erklärenden Variablen (wie dem Abstand zum Brutplatz oder verschiedenen Landnutzungsvariablen) zu untersuchen. Darüber hinaus ermöglicht LSS die Modellierung von Zufallsverteilungen, welche stark von der Normalverteilung abweichen, indem es die Betrachtung von Parametern wie Schiefe, Wölbung oder Mindestwerten (Flughöhen > 0) erlaubt.

2.2.1 Datengrundlage

Aufarbeitung der Flughöhendaten

Da die Qualität der Höhenschätzungen in hohem Maße von der Taktung der GPS-Sender sowie von der Messmethode abhängen kann (Grünkorn et al., 2019), wurden aus der Gesamtmenge aller verfügbaren GPS-Daten (vgl. Mercker et al., 2023) diejenigen ausgewählt, die einen zeitlichen Abstand von 10 s oder weniger zwischen aufeinanderfolgenden GPS-Punkten zeigten. Zwar gibt es in diesem Fall mögliche leichte Verzerrungen durch „Geofences“ (eine virtuelle Grenze bspw. um einen Windpark, ab dem die GPS-Taktung hochgesetzt wird) oder durch die Abhängigkeit der GPS-Taktung von genügend Sonnenlicht, dies ist aber u. E. aus zwei Gründen

vertretbar: (1) Der dadurch bedingte Bias wird von uns deutlich kleiner eingeschätzt als derjenige Fehler in den Höhenmessungen, der durch das Verwenden gröber getakteter Daten entstehen würde. Insbesondere verringert sich die Streuung der Höhenmessungen außerordentlich mit der Taktung (Grünkorn et al., 2019). (2) Die für das berechnete Kollisionsrisiko relevante Höhenverteilung ist diejenige, die für den Bereich der betrachteten WEA prognostiziert wird. Aus dieser Perspektive könnte ein möglicher, diesbezüglicher Bias durch Geofences sogar zu realistischeren Vorhersagen im betrachteten Kontext führen. Dies ist jedoch nicht in aller Schärfe wahr, da es komplexe Interaktionen zwischen der Flughöhenverteilung und dem Meso-Ausweichverhalten geben dürfte, die im Modellkontext separat modelliert werden.

Das resultierende Histogramm zur Höhenverteilung jedes einzelnen Individuums wurde visuell überprüft und fehlerhafte/problematische Datensätze entfernt. Insbesondere ging es hier um das Entfernen von Daten von Individuen, bei denen offensichtlich systematische Fehler (so wie eine Verschiebung des Histogramms in negativer oder positiver Richtung – vgl. z. B. Grünkorn und Welcker, 2019) vorlag. Als Ergebnis resultierte ein Datensatz, der insgesamt 11.870.355 GPS-Punkte von 139 Individuen aus den Jahren 2015-2022 beinhaltet. Im Anschluss wurden die Höhendaten weiter prozessiert, indem sie auf den nächsten ganzen Meter gerundet wurden. Durch dieses Verfahren zum Abschneiden überflüssiger Dezimalstellen wurde die Größe des Datensatzes effektiv verringert, wodurch die Recheneffizienz erheblich verbessert und die Verarbeitungszeit verkürzt wurde. Zudem wurden negative Flughöhen aus den Analysen entfernt (analog zu Pfeiffer and Meyburg, 2022) und zudem auch Flüge über 300 m. Im Fall der negativen Daten aus dem Grund, dass sie nicht plausibel und vermutlich ein Resultat von Stochastizität bzw. der üblichen Messfehler des Höhensensors sind; im Fall von Flügen über 300 Metern, da davon auszugehen ist, dass ein gewisser Anteil dieser hohen Flüge nicht dem „Standard-Verhalten“ während der Brutzeit zuzuordnen ist und GPS-Punkte > 300 m damit regelmäßig sowohl potenzielle Ausreißer als auch o. g. Messfehler enthalten. Es ist jedoch davon auszugehen, dass auch das „Standard-Verhalten“ (z. B. Verhalten bei der Revierbesetzung, Balz, Interaktion mit benachbarten Revierinhabern) teilweise hohe Flüge beinhalten kann. Da das Verhältnis von Messfehlern des Höhensensors zu realen Flügen oberhalb von 300 m unbekannt ist, kann an dieser Stelle nicht abgeschätzt werden, ob es sich bei der Vorgehensweise um eine artenschutzfachlich vorsorgliche Herangehensweise handelt. Der relative Anteil von Flughöhen > 300 m (und damit die Auswirkungen auf die prognostizierten Kollisionsrisiken) ist allerdings als sehr gering einzustufen. Da im Kontext des „RKR-Modells“ nicht mit Mittelwerten, sondern mit Histogrammen gearbeitet wird (s. u.), sind zudem Auswirkungen von Verschiebungen von Mittelwert oder Median auf die berechneten Kollisionsrisiken durch das o. g. Entfernen von Daten nicht zu befürchten. Dass stochastische Störungen und/oder regelmäßige Messfehler ein derzeit noch unvermeidbarer Bestandteil der Höhenmessungen sind, zeigen jüngste Analysen moderner Sender in Abhängigkeit von der Taktung (Grünkorn et al., 2019). Die Gründe sind vielfältig und resultieren u. a. aus der GPS-Genauigkeit (wiederum abhängig von der zeitlich variierenden Anzahl und Position der Satelliten), atmosphärischen Bedingungen, den Bewegungen des Vogels, elektrischen oder magnetischen Interferenzen, sowie senderpezifischen Hardware-Beschränkungen (d. h., Datenverarbeitung oder -speicherung).

Eine Darstellung des Histogramms der Flughöhen basierend auf diesen aufbereiteten Daten findet sich in Abbildung 11. Es zeigt sich – analog zu den bisherigen Analysen vom Mercker et al. (2023) sowie weiteren publizierten Studien (Pfeiffer and Meyburg, 2022; Reichenbach et al., 2023a) – ein Maximum in der Nutzung bei etwa 25–30 Metern. Im Vergleich zu den bisherigen Analysen (Mercker et al., 2023) ist die Form des Histogramms deutlich definierter geworden und ähnelt in seinem Verlauf (so z. B. insbesondere in seinem starken Abfall im Bereich 0-25 m) in noch stärkerem Maße den in Pfeiffer and Meyburg (2022) oder Reichenbach et al. (2023a) präsentierten Kurven.

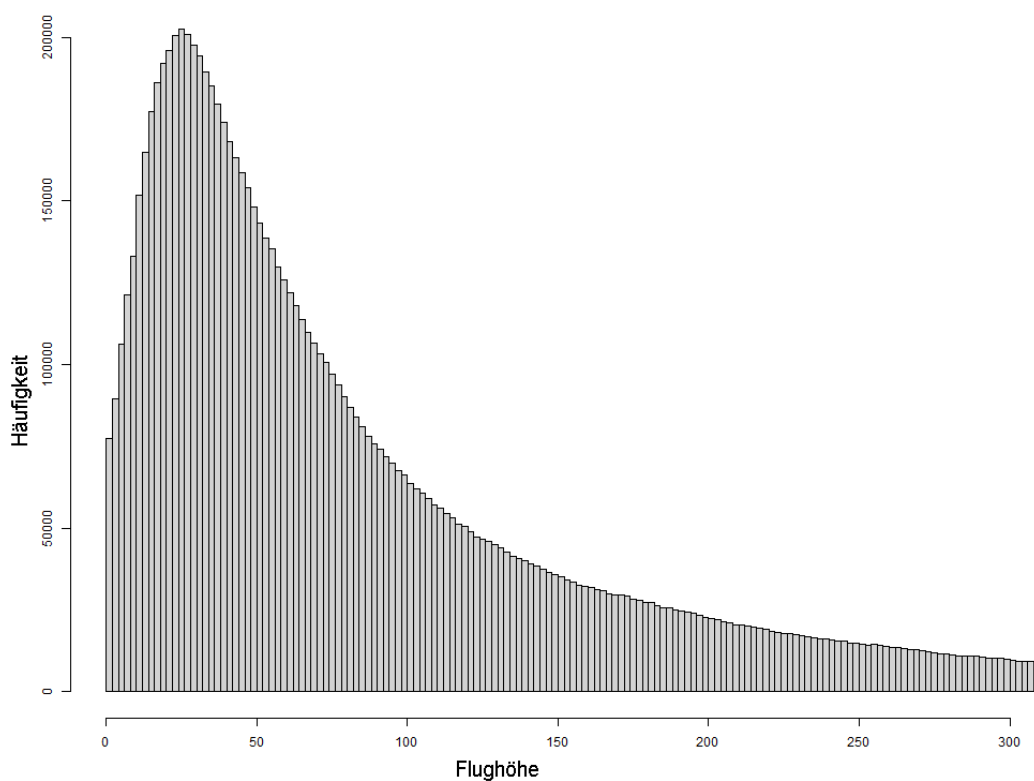


Abbildung 11: Histogramm der Flughöhenverteilung basierend auf über 10.000.000 hochfrequenten GPS-Trackingdaten von brütenden Rotmilanen.

Bzgl. der im Kontext der LSS-basierten Modellierung zu wählenden Zufallsverteilung kam das in Abbildung 11 präsentierte Histogramm einer negativen Beta-Binomialverteilung sehr nahe, die sich aus mehreren Gründen besonders gut zur Modellierung der Daten eignet: Vor allem wegen ihrer Überstreuung („overdispersion“ – Andreas and Samu, 2011), Rechtsschiefe, und den nicht-negativen Werten. Die Überstreuung zeigt eine größere Variabilität der Flughöhen als eine negative Binomial- (oder Poisson-) Standardverteilung adäquat beschreiben könnte, während die Rechtsschiefe darauf hinweist, dass niedrigere Höhen häufiger vorkommen und Flüge in großen Höhen seltener sind. Die negative Beta-Binomialverteilung zeigte einen besseren Fit an die Daten als alle weiteren im Rahmen des R-Paketes GAMLSS (Stasinopoulos and

Rigby, 2008) verfügbaren und getesteten (> 70) Verteilungen. Die Verwendung der Negativ-Binominalen (s. u.) oder der negativen Beta-Binomialverteilung (die beide eigentlich für Zähl-daten statt für kontinuierliche Daten entwickelt wurde) kann dazu führen, dass das Ergebnis von der Skala der Outcome-Variable abhängt. Zum einen haben wir jedoch mit simulierten Daten sichergestellt, dass dieser Effekt bzgl. der Größenordnung vernachlässigbar ist. Zum anderen wird diese Verteilung nicht für die finale Modellierung der Flughöhe im Kontext des „RKR-Modells“, sondern nur für vergleichende Betrachtungen zwischen unterschiedlichen Modellen verwendet, was die Wahrscheinlichkeit potenziell verzerrender Effekte weiter reduziert (da sich potenzielle Verzerrungen im Kontext des Modellvergleiches bildlich gesprochen „rauskürzen“).

Extraktion von Umweltvariablen und Auswahl von Prädiktorvariablen

Basierend auf den Landnutzungsvariablen (wie unter Kapitel 2.1.1 näher beschrieben) wurden 148 verschiedene Variablen *a priori* ausgewählt, bei denen aus ökologischer Sicht ein potenzieller Einfluss auf die Flughöhenverteilung anzunehmen ist. Hier handelte es sich u. U. um andere Variablen als solche, die unter Kapitel 2.1.2 mittels LASSO/Elastic Net selektiert worden sind, da es hier nicht um die horizontale, sondern um die vertikale Raumnutzung geht. Zusätzlich wurde die Distanz zum Brutplatz als zusätzliche Variable mit aufgenommen. Hierbei wurden jedoch nicht die im Kontext der Habitatnutzungsmodellierung verwendeten Spline-Komponenten (Spline-Basisfunktionen) generiert und untersucht, da das R-Paket GAMLSS eine additive Modellierung (Hastie and Tibshirani, 1990) als implementierte Funktion bereits beinhaltet (Stasinopoulos and Rigby, 2008). Zudem wurden nur diejenigen Variablen verwendet, die nicht in manchen Bundesländern kostenpflichtig sind – zumal diese bei der Habitatnutzungsmodellierung eine untergeordnete Rolle spielten. Analog zur Vorgehensweise bei der Habitatnutzungsmodellierung (vgl. Kapitel 2.1) wurden alle untersuchten Variablen so den unterschiedlichen GPS-Punkten zugeordnet, dass die zeitliche Abweichung zwischen GPS-Punkt und der Erhebung der Landnutzungsdaten möglichst klein war. Zudem wurden rein zeitliche Variablen generiert und mitanalysiert, um jahres- oder tageszeitlich variierende Flughöhen detektieren zu können. Es wurden somit räumliche und zeitliche Aspekte der Flughöhenverteilung berücksichtigt.

Bei der Modellierung der Flughöhe von Rotmilanen stellte sich – analog zur Analyse der Habitatselektion – die Herausforderung, aus einem breiten Spektrum von Umweltfaktoren die aussagekräftigsten Prädiktorvariablen auszuwählen. Das Verwenden der LASSO- oder Elastic Net-Methode (analog zur Vorgehensweise im Kontext des Habitatnutzungsmodells – vgl. Kapitel 2.1.2.1) war hier nicht möglich, da keine geeigneten Zufallsverteilungen zur adäquaten Beschreibung der Daten zur Verfügung standen. Stattdessen wurden verallgemeinerte additive Modelle verwendet (GAMs – Hastie and Tibshirani, 1990 und Wood, 2017) mit Negativ-Binominaler Verteilung (Beta-Binomialverteilung war in dem Kontext des u. g. Pseudo-R-Quadrat-Wertes nicht möglich), wobei "Flughöhe" als abhängige Variable definiert und jeder Umweltfaktor einzeln als potenzieller Prädiktor bewertet wurde. Für den Modellvergleich erwies sich das Pseudo-R-Quadrat von McFadden (1974) als eine sinnvolle Kennzahl für diese Analyse. Im Gegensatz zum traditionellen R-Quadrat, welches den Anteil der durch das Modell erklärten

Varianz bei der linearen Regression misst, ist das Pseudo-R-Quadrat von McFadden (1974) speziell auf Modelle wie GAMs zugeschnitten, denen nicht die Annahme einer Normalverteilung zugrunde liegt. Es quantifiziert die Erklärungskraft des Modells, indem es die Wahrscheinlichkeit des Modells mit einem "Null"-Basismodell vergleicht, welches keine Prädiktoren enthält.

Durch die Berechnung des Pseudo-R-Quadrats für jede Variable innerhalb unserer GAMs konnte so die relative Bedeutung der Umweltfaktoren bei der Erklärung von Schwankungen der Flughöhe bewertet und so die Variablen mit der größten Erklärungskraft herausgefiltert werden. Dieser Ansatz erleichterte eine systematische und objektive Auswahl von Umweltvariablen, wodurch die Robustheit für die anschließende finale Modellierung gewährleistet wurde.

2.2.2 Konstruktion der LSS-Modelle

Allgemeine Modellierungsstrategie

Nachdem die Flughöhendaten aufbereitet und die Landnutzungsvariablen nach ihrer Vorhersagekraft geordnet worden waren, wurde – wie oben hergeleitet – für die Modellierung das R-Paket „GAMLSS“ (Stasinopoulos and Rigby, 2008) verwendet.

Die Modellierung begann mit einem Nullmodell (NULL), welches die Variabilität der Flughöhe anhand von drei Parametern der negativen Beta-Binomialverteilung (μ , σ , ν) schätzt. Das nachfolgende Modell (A1) enthielt dann einen einzigen Prädiktor, nämlich den wirksamsten zur Erklärung der Flughöhenvariabilität. Jedes weitere Modell (A2, A3, A4, usw.) fügte den nächstwichtigen Prädiktor hinzu. Statt der linearen Prädiktoren wurden hier geeignete Splines (de Boor, 1978; Eilers and Marx, 1992) verwendet, wobei die Anzahl der Knoten so angepasst wurde, dass die Stärke der Nichtlinearität ökologisch plausibel war. Hier wurde somit ein Gleichgewicht zwischen der Anpassung an die Datentrends und der Vermeidung einer Überanpassung angestrebt, was für die Erfassung der zugrunde liegenden Muster ohne unnötig komplexe Darstellungen von entscheidender Bedeutung ist.

Für jedes dieser Modelle wurde das Akaike Information Criterion (AIC – Akaike, 1973) als primäre Vergleichsmetrik verwendet. Das AIC ist ein Maß für die Vorhersagegüte (Näherung der Kreuzvalidierung) statistischer Modelle für einen bestimmten Datensatz, das speziell für die Verwendung mit komplexen Modellen (zu denen auch GAMLSS zählen) entwickelt wurde. Durch die Bewertung des Kompromisses zwischen der Anpassungsgüte und der Einfachheit des Modells bietet der AIC eine Möglichkeit, ein Modell auszuwählen, das die Daten effizient erklärt, während eine übermäßige Komplexität (z. B. in Form einer hohen Anzahl an erklärenden Variablen) bestraft wird.

Die Modelle wurden auf der Grundlage ihrer AIC-Werte bewertet und eingestuft, wobei niedrigere AIC-Werte auf ein besseres Gleichgewicht zwischen Modellgenauigkeit und niedriger Komplexität hinweisen. Durch die Anwendung der „Ellbogenmethode“ (die ursprünglich aus der Cluster-Analyse kommt – vgl. z. B. Shi et al., 2021) auf die mit den verschiedenen Modellen assoziierten AIC-Werten konnte die optimale Modellkonfiguration ermittelt werden, welche die wesentliche Variabilität in den Daten ohne Überanpassung beschreibt. Ein "Ellbogen" im

Verlauf der sortierten AIC-Werte zeigt denjenigen Punkt an, ab dem zusätzliche Komplexität nicht mehr mit wesentlichen Verbesserungen der Modelle einhergeht. Es wird also die optimale Kombination aus Vorhersagegüte und Modellkomplexität abgeschätzt.

Big Data und Rechenstrategie

Die Arbeit mit großen Datenmengen bei der ökologischen Modellierung bringt mehrere Herausforderungen mit sich, wobei der Rechenaufwand oft eines der Hauptprobleme darstellt. Dies wird besonders deutlich, wenn Funktionen, wie "gamlss()" verwendet werden, die für ihre Fähigkeit bekannt sind, komplexe und flexible Modelle zu erstellen, vor allem, wenn sie zusätzliche rechenintensive Schritte wie eine Spline-Glättung beinhalten. Solche Funktionen sind zwar leistungsfähig, erhöhen aber die erforderliche Rechenintensität erheblich.

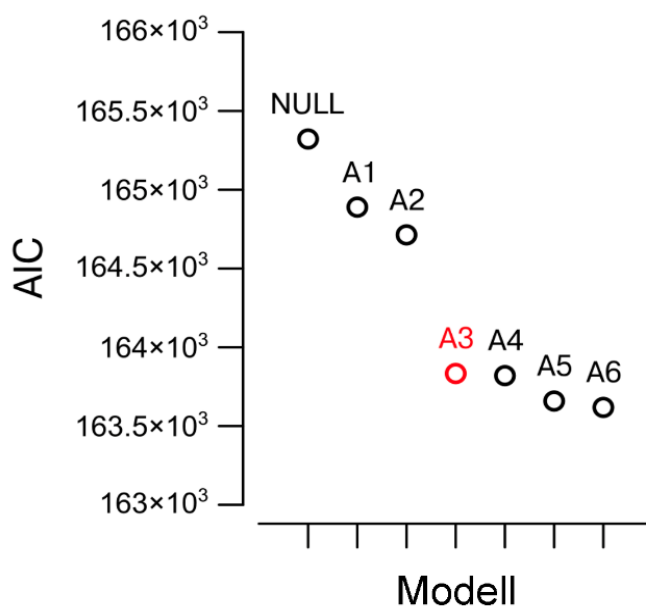


Abbildung 12: Progressive Verringerung der AIC-Werte in LSS-Modellen. Diese Abbildung veranschaulicht die abnehmenden AIC-Werte bei zunehmender Modellkomplexität, wobei das optimale Modell in Rot gekennzeichnet ist. Ein "Ellbogen" im Verlauf der sortierten AIC-Werte zeigt denjenigen Punkt an, ab dem zusätzliche Komplexität nicht mehr mit wesentlichen Verbesserungen der Modelle einhergeht. Die x-Achse repräsentiert gleichzeitig sowohl die unterschiedlichen Modelle als auch die Anzahl der verwendeten Vorhersageparameter (entspricht den Modellnummern).

Um diese Funktionen in moderater Zeit auf Datensätze mit über 10.000.000 Zeilen anwenden zu können, wurde die „Divide-and-Conquer“-Strategie (Chen et al., 2021) angewendet (verwandelt mit dem im Kontext von LASSO/Elastic Net verwendeten Ansatz in dieser Studie – vgl. Kapitel 2.1.2.1), welche das eigentliche Modell in 2.000 verschiedene „Submodelle“ unterteilte. Jedes Submodell wiederum verwendete eine Teilmenge von 5.000 Zeilen, die zufällig aus unserem umfassenden Datensatz ausgewählt wurden. Durch Extrahieren und Analysieren der Regressionskoeffizienten dieser Modelle wurde ihre Stabilität/Variabilität und Stärke bewertet. Das endgültige Modell wurde dann auf der Grundlage desjenigen Datensatzes ausge-

wählt, dessen Koeffizienten dem globalen Durchschnitt am nächsten kamen. Dieser Gesamtprozess wurde mehrfach wiederholt, um eine allgemeine Robustheit der Ergebnisse zu gewährleisten. Bei allen Wiederholungen wurden identische einflussreiche Variablen selektiert.

2.2.3 Ergebnisse und Diskussion

Die Ergebnisse zur Modellselektion sind in Abbildung 12 gezeigt. Hier sei angemerkt, dass die AIC-Werte auf der y-Achse nicht in absoluten Einheiten interpretierbar sind, weil sie von den Daten abhängen und keine absolute Skala oder Nullpunkt haben, die eine universelle Interpretation ermöglichen würden. Der Hauptzweck des AIC sind relative Unterschiede. Ab Modell A3 zeigt sich ein ausgeprägter Ellenbogen-Effekt, sodass wir das Modell A3 als das optimale Modell erachten. Dieses Modell beinhaltet drei verschiedene Prädiktorvariablen (vgl. auch Abbildung 13), nämlich die Distanz zum Brutplatz („Dist_breed“), der Abstand zu Wäldern mit einer Größe von mindestens 3 ha („treeDist03Ha“) sowie die Versiegelungsdichte (in Form eines Index) im 2.500 m Umfeld („imperDens2500“). Tageszeitliche Einflüsse wurden nicht selektiert, was mit den Ergebnissen anderer Studie übereinstimmt, die schwache oder keine Einflüsse bspw. der Temperatur auf die Flughöhe messen konnten (z. B. Fiedler et al., 2021 oder Heuck et al., 2019).

Alle beobachteten Abhängigkeiten sind in hohem Maße plausibel:

- Mit abnehmendem Abstand zum Brutplatz wird die Flughöhe geringer, da das Nest angefliegen wird (Brutplatzhöhe zwischen 10 und 20 m), ein Effekt, der sich besonders in unmittelbarer Nähe (< 1 km) zum Nest bemerkbar macht;
- Bei Annäherung an größere Wälder nimmt die Flughöhe zu, die insbesondere über dem Wald (negative Distanzen) maximal ist. Dies hat vermutlich zwei Gründe: (i) Transfer-Flüge statt Nahrungssuche: Rotmilane suchen beim Überfliegen bewaldeter Gebiete nicht nach Nahrung und könnten so eine „günstige“ Flughöhe für Transferflüge wählen. (ii) In vielen Regionen korreliert Wald vermutlich stark mit Hängen oder Hügelkuppen, bei denen das Relief (insbesondere über Südhängen) Aufwinde erzeugen kann;
- Die Flughöhen sind über Bereichen mit relativ hohen Versiegelungsdichten besonders niedrig – ein positiver Effekt von relativ hohen (aber nicht maximalen) Versiegelungsdichten wurde bereits von uns im Rahmen der Habitatselektionsanalyse nachgewiesen (vgl. Kapitel 2.1.3 und diesbezügliche Diskussion).

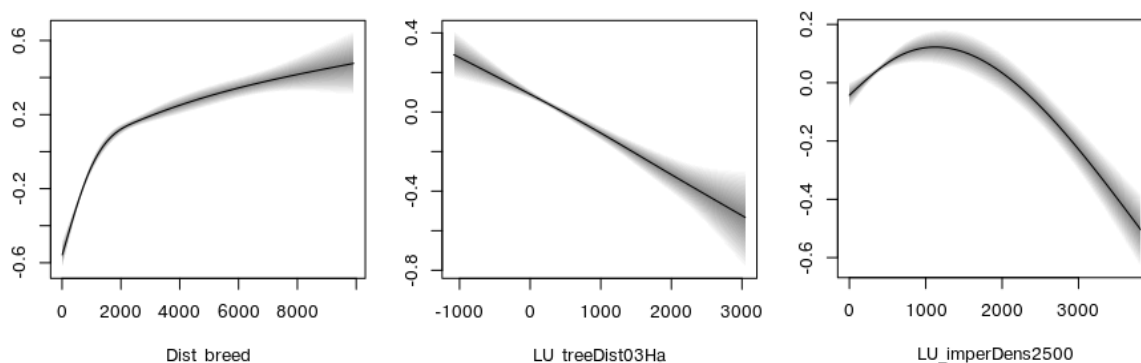


Abbildung 13: Darstellung der nichtlinearen Abhängigkeit des Maximums („mode“) der Flughöhenverteilung von drei verschiedenen Landnutzungsvariablen im Flughöhenmodell „A3“. Schwarze Linien geben Mittelwerte an, grau schattierte Bereiche 95%-Konfidenzintervalle. Die y-Achse ist aufgrund von Reskalierung nicht in absoluten Werten interpretierbar.

Zudem finden die bzgl. der Flughöhe gemessenen Effekte auf deutlich größeren Skalen (z. B. Versiegelungsdichte in 2.500 m Umfeld) statt, als im Mittel bei der Habitatnutzung gemessen wurde (dort war häufig nur das Umfeld von 100 m relevant – vgl. Kapitel 2.1.3) was vor dem Hintergrund Sinn ergibt, dass eine deutliche Anpassung der Flughöhe auf kleineren Skalen nicht plausibel erscheinen würde – im Gegensatz zur horizontalen Habitatselektion.

Beim direkten Vergleich der Form der verwendeten negativen Beta-Binomialverteilung des Nullmodells mit dem aus den Rohdaten abgeleiteten Histogramm kamen wir zu dem Schluss, dass die verwendete Modellverteilung die Form des Histogramms nicht mit ausreichender Genauigkeit wiedergibt. Dasselbe galt für sämtliche der im Kontext von GAMLSS > 70 verfügbaren Zufallsverteilungen. Analog zu der Abhängigkeit der Landnutzungsintensität von der Distanz zum Brutplatz zeigte sich, dass analytische Funktionen der komplexen Verteilung der realen Daten nicht hinreichend gerecht werden können. Insbesondere unterschätzte die negative Beta-Binomialverteilung die am häufigsten beobachteten Flughöhen (etwa 25 Meter) und überschätzte dafür die Nutzung größerer Höhen (50 bis 250 Meter).

Aus diesem Grund verwendeten wir für die finalen Prognosen im Kontext des „RKR-Modells“ – analog zu Mercker et al. (2023) – einen Ansatz, der auf Histogrammanalysen beruht. Insbesondere wurden hierfür die drei selektierten Variablen jeweils in drei Klassen eingeteilt, wobei sich die genauen Grenzwerte der Klasseneinteilung an den Ergebnissen von Abbildung 13 orientierten, nämlich: < 1 km Distanz zum Brutplatz, 1-2 km Distanz zum Brutplatz und > 2 km Distanz zum Brutplatz; über dem Wald (negative Distanz), 0-1 km Distanz zum Wald und > 1 km Distanz zum Wald; und schlussendlich ein Versiegelungsindex von < 1.000, zwischen 1.000 und 2.000 sowie > 2.000.

In Abbildung 14 sind Histogramme der Flughöhen dargestellt, bei denen die Daten separat für jede Variable auf die drei unterschiedlichen o. g. Klasseneinteilungen eingeschränkt wurden. Es wurde darauf verzichtet, die Einschränkung auf alle 27 möglichen Kombinationen der Klasseneinteilungen anzuwenden, da dies in vielen Fällen zu einer mangelhaften Datengrundlage

und dadurch zu stark stochastisch gestörten Histogrammen führte. Die Vorgehensweise impliziert daher, dass sich die Effekte der drei unterschiedlichen Variablen überwiegend additiv verhalten, bzw. die Variablen nicht in hohem Maße miteinander korreliert sind. Um dies zu bestätigen, wurde der robuste Korrelationskoeffizient „Kendalls T “ verwendet, da es sich hier um nicht-normalverteilte Daten handelt (also ein robuster Test wie Kendall oder Spearman verwendet werden sollte (Daniel, 1990; Field et al., 2012)) und Kendalls T verschiedene statistische Vorteile gegenüber Spearmans Korrelationskoeffizient zeigt (Field et al., 2012; Howell, 1997). Die gemessenen Korrelationen waren tatsächlich schwach ausgeprägt: „Dist_breed“ vs. „ImperDens2500“: $T = -0.0016$, „TreeDist03Ha“ vs. „ImperDens2500“: $T = 0.183$ und „Dist_breed“ vs. „TreeDist03Ha“: $T = 0.137$. Werte von $T < 0.3$ werden im Allgemeinen als schwach korreliert angesehen (Daniel, 1990; Field et al., 2012). Zudem wurden anhand von Unterdatensätzen (eingeschränkt auf die 27 möglichen Klassenkombinationen der drei Variablen) in den Fällen, in denen die Histogramme nicht zu stark stochastisch gestört waren, visuell überprüft, dass sich die Effekte tatsächlich approximativ additiv verhalten. Es ist somit davon auszugehen, dass die leichte mögliche Verzerrung der Ergebnisse, die durch die entkoppelte Betrachtung der (nur schwach korrelierten) Prädiktoren entsteht, als deutlich geringer einzuschätzen ist als die der alternativen Vorgehensweise, nämlich ein explizites Analysieren der Daten hinsichtlich aller 27 verschiedenen möglichen Kategorien.

Die Integration der in Abbildung 14 präsentierten Histogramme in das Konzept des „RKR-Modells“ erfolgte analog zu der Beschreibung in Mercker et al. (2023). Da diese Integration jedoch nun habitatabhängig erfolgte, wurden als zusätzlicher Schritt die an den Koordinaten der betrachteten WEA vorliegenden o. g. Habitatklassen ausgewertet und dann das entsprechende Histogramm für die Flughöhenverteilung im gesamten Homerange verwendet. Die Flughöhenverteilung an anderen Orten des (virtuellen) Homeranges als im Umfeld der betrachteten WEA rechnerisch an das lokale Habitat anzupassen, ist für die Berechnung von Kollisionsrisiken nicht nötig, da dies die Summe über die Aufenthaltswahrscheinlichkeit außerhalb des jeweils betrachteten WEA-Risikobereichs nicht verändern und damit keinen Einfluss auf das Ergebnis nehmen würde (nähere Erläuterungen dazu finden sich im Arbeitspaket 2 (Dokumentation der Rechenvorschrift – nicht Bestandteil dieses Dokuments)).

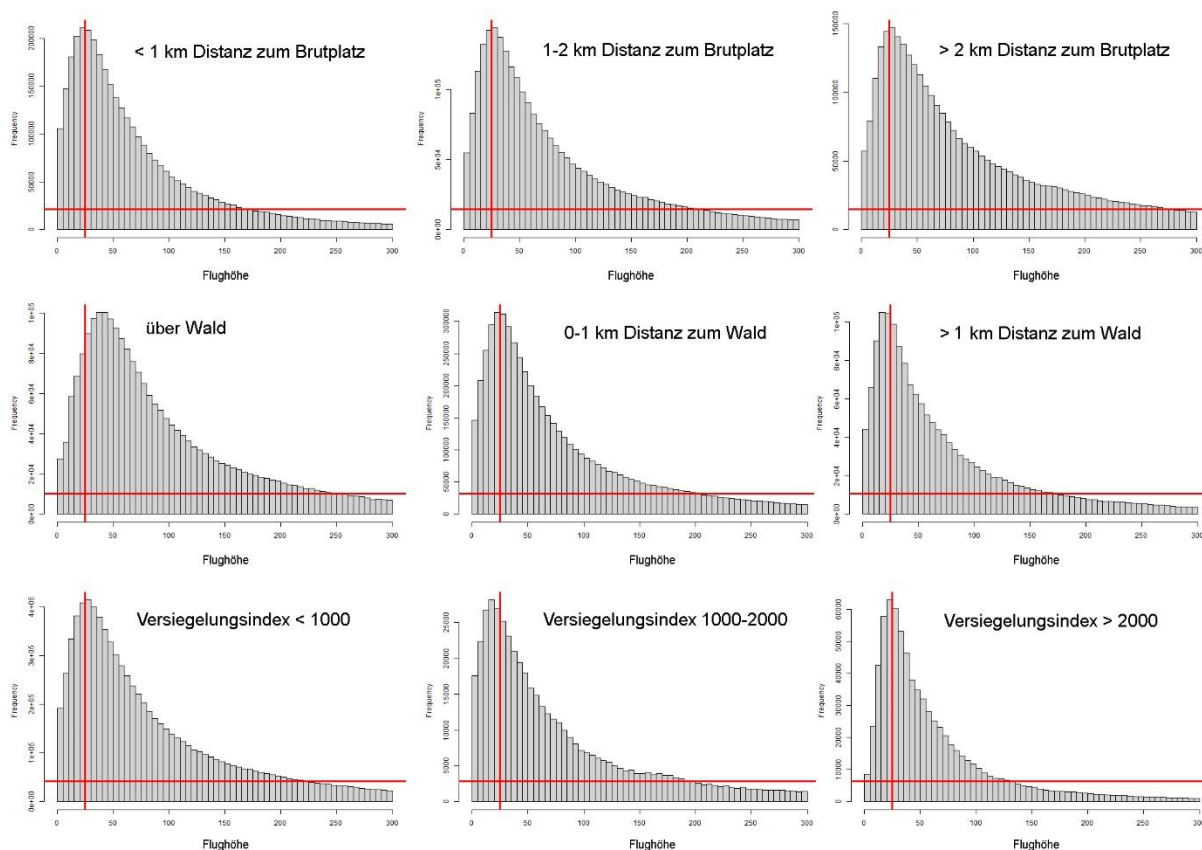


Abbildung 14: Histogramme der Flughöhenverteilung basierend auf Daten eingeschränkt auf jeweils drei verschiedenen Klasseneinteilungen der drei wichtigsten Prädiktoren für die Flughöhe. Um die Verschiebung des Maximums und die Flugintensität in größeren vs. niedrigeren Höhen visuell besser einschätzen zu können, finden sich rote Linien bei 25 Meter Flughöhe (vertikal) und bei 10 % der Höhe des Maximums (horizontal) abgebildet. Die Distanz zum Brutplatz und der Versiegelungsindex wirken sich primär auf die Nutzungsintensität großer vs. kleinerer Flughöhen aus, wobei der Wald zusätzlich eine deutliche Verschiebung des Maximums zur Folge hat.

2.3 Bestimmung der Micro-avoidance

2.3.1 Datengrundlage

Für die empirische Bestimmung des Ausweichverhaltens von Rotmilanen im unmittelbaren Nahbereich der Rotoren (Micro-avoidance) wurden vier verschiedene Datenquellen genutzt:

- Kameradaten aus Hessen, welche bereits in der Studie von Reichenbach et al. (2023a) ausgewertet wurden (eine Zusammenarbeit von ARSU und OekoFor);
- Laser-Rangefinder (LRF) Daten der WestWind Projektierungs GmbH (L. Langeleh);
- Hochaufgelöste Telemetriedaten aus der hessischen Studie zur Erweiterung der Wissensbasis zum Flugverhalten des Rotmilans (HMWEVW & TB Raab), sowie
- Hochaufgelöste Telemetriedaten im Bereich von WEA aus dem LIFE Eurokite Projekt (LIFE Eurokite & TB Raab). Hierzu findet über LIFE Eurokite derzeit die Bearbeitung einer umfassenden Publikation statt, wobei ein erster Teildatensatz bereits für die aktuelle Studie zur Verfügung gestellt werden konnte.

Während bei den Telemetriedaten kein Bedarf zur Nachbearbeitung bestand, wurden aufgezeichnete Flüge basierend auf Kamera- und LRF-Daten intensiv visuell einzeln von mehreren Personen unabhängig voneinander überprüft und bewertet (vgl. Abbildung 15). Der Grund dafür liegt darin, dass insbesondere bei LRF-Daten verschiedene Verzerrungen zu erwarten sind, bspw. durch irreguläre Taktung (sodass Ausweichverhalten auf kleinen Skalen „übersehen“ werden kann), durch problematische Messungen vor oder hinter drehenden Rotoren, dem möglichen fehlerhaften Einmessen von Rotorblättern statt des Vogels in WEA-nahen Bereichen, oder einem möglichen unproportional häufigen Messen von Flugbahnen im Umfeld stehender Rotoren. Hier sei angemerkt, dass nur 5,45 % der analysierten Durchflüge durch die Rotorkugel auf LRF-Daten beruhten. Aufgrund des geringen Anteils am Gesamtdatensatz wird daher eine etwaige Verzerrung als vernachlässigbar eingeschätzt. Auch für eine generelle Analyse des Ausweichverhaltens in Abhängigkeit von der Drehgeschwindigkeit war die diesbezügliche Datendichte nicht ausreichend.

Im Zuge der o. g. eingehenden Analysen wurden insgesamt 5 Erfassungspunkte aus LRF- bzw. Kameradaten entfernt, bei denen es sich offensichtlich um Fehlmessungen handelte: in 3 Fällen war plausibel, dass die Messung anstelle des Vogels das Rotorblatt abbildet; analoge Betrachtungen wurden in Reichenbach et al. (2023a) durchgeführt und bspw. über Fotos zusätzlich plausibilisiert. Die anderen beiden Fälle ergaben sich aus der Zeitreihe der Erfassungspunkte, wobei einzig der Punkt am Rotor von den anderen Punkten der Zeitreihe sprunghaft abwich bzw. eine unrealistisch hohe Fluggeschwindigkeit des Vogels erfordert hätte, die sich sprunghaft zwischen zwei Punkten ergibt.

Insgesamt hat sich die vorhandene Datengrundlage an Durchflügen im Vergleich zu der Pilotstudie Probabilistik (Mercker et al., 2023) deutlich verbessert und besteht aus einer Vielzahl an rotornahen Flügen mit insgesamt 10 statt 2 Durchflügen durch den Risikobereich. Dabei ist der Risikobereich derjenige Bereich, der entsprechend der bekannten Nabenausrichtung vom Rotor überstrichen wird und sich aus den Dimensionen (Länge und Tiefe) der Rotorblätter und der mittleren (artspezifischen) horizontalen Körperausdehnung des Vogels zusammensetzt (s. u. und vgl. Definition in Mercker et al., 2023). Es gilt jedoch anzumerken, dass nicht die Position der drei Rotorblätter selbst bekannt war, sondern nur die Ausrichtung der WEA und somit ein Flug im Risikobereich keinesfalls mit einer Kollision gleichgesetzt werden kann (Betrachtungen des Zusammenhangs zwischen Drehgeschwindigkeit, Rotorblatt-Einstellwinkel, Rotorblattdimensionen und Kollisionsrisiko werden im Kontext des Band-Modells (Band, 2012) angestellt).

2.3.2. Berechnung der Zeit im Risikobereich

In einem ersten Berechnungsschritt wurde die Nabenposition ausgehend vom Mast berechnet, indem die Exzentrizität der WEA angesetzt wurde. Die Exzentrizität beschreibt die Distanz vom Mast zum Mittelpunkt der Rotornabe bzw. des angenommenen Risikobereichs. Sofern diese aus dem technischen Datenblatt des WEA-Typs ersichtlich war, wurde der konkrete Wert verwendet, anderenfalls mit 5 m eine Standardannahme getroffen (vgl. Tabelle 1). In der Vorselektion wurden jene Datenpunkte entfernt, welche außerhalb des 150 m Puffers um den Rotorradius der WEA aufgezeichnet wurden, sowie Flüge mit nur einem Datenpunkt. Die verbliebenen Punkte wurden daraufhin in regelmäßige Zeitintervalle linear interpoliert, sodass

jeder Einzelpunkt 5 ms entsprach. Da die Annahme eines linearen Fluges für große Abstände über 10 s nicht als zulässig erachtet wurde, wurden solche Punkte nicht interpoliert, sondern ebenfalls entfernt. Aus den verbleibenden Punkten wurden zudem all jene entfernt, deren 3D Distanz zum Rotormittelpunkt größer war als der Rotorradius, also jene, die außerhalb der Rotorkugel lagen. Der nun verkleinerte Datensatz wurde mit den Risikobereichen der Rotoren anhand der Flug ID verschnitten. Die Tiefe des Risikobereichs des Rotors wurde entsprechend Mercker et al. (2023) basierend auf der mittleren Rotorblatttiefe, dem Pitch-Winkel (im Folgenden als „Kombinierter Blattwinkel“ (KBW) bezeichnet – vgl. Kapitel 2.4.6.1 – hier mit KBW=12,5° angenommen) und der mittleren Körperausdehnung des Vogels berechnet (vgl. Textbox 2 und Abb. 3.9 in Mercker et al., 2023). Als mittlere Rotorblatttiefe wurden dafür pauschal vorsorgliche 2,8 m angesetzt. Insbesondere wurde sichergestellt, dass keine der untersuchten WEA (für die detaillierte Rotorblattinformationen vorlagen) diesen Wert überschreiten. Es sei jedoch angemerkt, dass die Tiefe des Risikobereiches maßgeblich von der Körperausdehnung des Vogels und nicht von der Rotorblatttiefe bestimmt wird und der Einfluss der o. g. pauschalen Setzung auf die Ergebnisse als gering angenommen wird.

Tabelle 1: Angesetzte Exzentrizität für die in dieser Studie ausgewerteten Anlagentypen.

Hersteller	Typ	Nabenhöhe	Rotordurchmesser	Exzentrizität
ENERCON GmbH	E-101	135	101	5
ENERCON GmbH	E-82	108	82	5
ENERCON GmbH	E-82 E2 -2.3MW	138	82	5
ENERCON GmbH	E-82 E2 -2.3MW	107	82	5
General Electric Deutschland Holding GmbH	GE120-2.75MW	139	120	5
NEG Micon Deutschland GmbH	NM60/1000	70	60	3,28
NEG Micon Deutschland GmbH	NM72c/1500	80	70	5
NEG Micon Deutschland GmbH	NM72c/1500	98	72	5
Vestas Deutschland GmbH	V112-3,3MW	140	112	5
Vestas Deutschland GmbH	V112-3.0MW	140	112	5
Vestas Deutschland GmbH	V126-3.0	137	126	5
Vestas Deutschland GmbH	V52	74	50	5
Vestas Deutschland GmbH	V-90-2.0MW	105	90	5
ENERCON GmbH	E-82 E2	138	82	5
ENERCON GmbH	E-115	149	115	6
Vestas Deutschland GmbH	V112	140	112	5
Nordex Energy GmbH	Nordex N117 2400 k	140,6	116,8	3,96
Fuhrländer AG	FL 1000	82	54	5
NEG Micon Deutschland GmbH	NM 1000	70	60	3,28
NEG Micon Deutschland GmbH	NM 1000/60	70	60	3,28
ENERCON GmbH	E-82	138,4	82	5
Servion Deutschland GmbH	3.2M114	143	114	5
Vestas Deutschland GmbH	V44	53	44	5
Nordex Energy GmbH	Nordex N54/1MW	73	54	5
ENERCON GmbH	Enercon E-40/500 kV	65	40	5
ENERCON GmbH	E-138	160	138	6
ENERCON GmbH	E-53	73	53	5
Flender International GmbH	AN Bonus 2,3	100	82	5



Abbildung 15: Exemplarische Flugpunkte (gelbe bzw. rote Punkte) im Kontext der Bestimmung der Micro-avoidance. Links: Umfliegen des Risikobereichs; Mitte-links und Mitte-rechts: Durchflüge durch den Risikobereich; rechts: Flug mit vermutlich fehlerhaft eingemessenem Punkt am Rotor. Rote Punkte zeigen Verortungen im Risikobereich an.

Berechnung der Aufenthaltszeit im Risikobereich

Anhand des Winkels der Nabenausrichtung für den Zeitpunkt des jeweiligen Vogelflugs, welcher von der WEA selbst gemessen wurde, konnte der Rotormittelpunkt entsprechend der Exzentrizität der Anlage vom Mast aus verschoben werden, sodass dieser dem korrekten Mittelpunkt des Risikobereichs (bzw. des Rotors) zum Zeitpunkt des Vogelflugs entspricht. Der Rotor selbst wurde dann als Normale auf die Verbindung zwischen Mast auf Gondelhöhe und dem Mittelpunkt des Rotors gelegt, sodass diese Normale durch den Mittelpunkt des Rotors verläuft und die Länge ausgehend von dem Mittelpunkt in beide Richtungen dem Radius des Rotors entspricht. Anschließend wurde die Entfernung des Messpunktes des Vogels zu dieser Linie berechnet.

Sofern diese Distanz die halbe Breite des Risikobereichs unterschritt, wurden die Punkte als im Risikobereich befindlich angenommen, da zuvor bereits über die Rotorsphäre jene Punkte ausgeschlossen wurden, deren Flughöhe sich nicht im Risikobereich befand. Somit verbleiben nur jene Punkte, welche bei der tatsächlichen Ausrichtung des Rotors für den jeweiligen Flug innerhalb des Risikobereichs waren. Dies umfasste insgesamt 502 Punkte, welche jeweils für ein Zeitintervall von 5 ms stehen. Die Summe der geschätzten (und im Folgenden analysierten) Zeit im Risikobereich betrug somit 2,51 s.

Berechnung der Sphärenzeit (Rotorkugel)

Die Aufbereitung der Daten für die Berechnung der Zeit in der Rotorkugel erfolgte analog wie zuvor für den Risikobereich beschrieben, nur dass anstelle der Nabenkoordinaten jeweils die Koordinaten des Mastes angesetzt wurden, und dass der weitere Filter über die Rotorausrichtung entfiel. In diesen Rotorkugeln wurden 38.786 Punkte mit einer Gesamtzeit von 193,56 s berechnet. Die Exzentrizität wurde hier nicht berücksichtigt, da sie auch bei der Berechnung der Rotorkugel im Kontext der Bestimmung der Meso-avoidance (vgl. Mercker et al., 2023) nicht berücksichtigt wurde (bzw. aus Mangel an diesbezüglichen Daten werden konnte) und die so ermittelte Meso-avoidance den adäquaten Bezug in diesem Kontext darstellt (s. u. für detaillierte Erläuterungen).

Berechnung des Volumens des Rotors und der Sphäre

Das Volumen der Sphäre wurde über das Volumen einer Kugel mit Radius des Rotorradius berechnet und jeder Flug ID zugeordnet. Das Volumen des Risikobereichs wurde ermittelt, indem von dem Volumen dieser Sphäre zwei sphärische Kappen, also jene Bereiche der Rotorkugel außerhalb des Risikobereichs, abgezogen wurden.

Problemstellung des örtlichen Messfehlers

Ein generelles Problem bei der Ermittlung der Micro-avoidance stellt der örtliche Messfehler im Kontext von Kamera-, LRF- und GPS-Daten dar. Je kleiner die örtliche Ausdehnung des Bereichs ist, in dem man das Ausweichverhalten messen möchte, desto stärker „verwischt“ der örtliche Fehler diese Analyse und führt zu einer Unterschätzung der Rate. Dies spielte im Rahmen der Ermittlung der Meso-avoidance (vgl. Mercker et al., 2023) eine vernachlässigbare Rolle, da es hier um Effekte geht, die sich auf der Skala von 100 m und mehr abspielen; der örtliche Messfehler liegt aber i. d. R. nur bei wenigen Metern (s. u.). Für die Bestimmung der Micro-avoidance ist der örtliche Messfehler aber von Bedeutung, da sich die Ausdehnung des Risikobereichs und die Stärke des örtlichen Messfehlers in ähnlichen Größenordnungen bewegen.

Um den Effekt dieser Unterschätzung quantifizieren (und damit dafür korrigieren) zu können, wurde eine entsprechende Simulationsmethode entwickelt (vgl. Abbildung 16). Hierbei trafen wir an unterschiedlichen Stellen konservative Annahmen, um eine Überschätzung des Korrekturfaktors zu vermeiden.

Insbesondere wurde hierfür eine 3D Rotor-Sphäre simuliert (aufgelöst in $0.5 \times 0.5 \times 0.5$ m Pixel), wobei als deren Radius der Mittelwert der WEA-Radien aus den oben beschriebenen Daten zur Analyse der Micro-avoidance definiert wurde (44,9 m). Für die Tiefe der Rotorscheibe wurden 3 m angesetzt. Letzteres ist eine konservative Annahme (die Tiefe des Risikobereichs liegt i. d. R. bei etwas unter 3 m), denn die betrachtete Unterschätzung ist umso stärker, je geringer die Ausdehnung des Risikobereichs ist. Im Anschluss wurden (vorerst unter Annahme keines örtlichen Fehlers) virtuelle Vogel-Aufenthaltspunkte in der Rotorkugel nebst Risikobereich simuliert, unter Vorgabe verschiedener Stärken der Micro-avoidance (letztere in 5 %-Schritten zwischen 65 % und 90 % gesetzt). Insbesondere wurden für jede dieser angenommenen Micro-avoidance Werte 10-fach wiederholt 1.000 virtuelle Vogel-Aufenthaltspunkte basierend auf Monte-Carlo-Methoden in der Rotorkugel generiert. Eine statistische Analyse dieser virtuellen Aufenthaltsdaten mittels der unten beschriebenen Beta-Regression erbrachte – wie erwartet – im Mittel genau diejenigen Micro-avoidances, die den Simulationen zugrunde gelegt wurden. Es wurde also das „perfekte Szenario“ simuliert, dass kein örtlicher Messfehler gegeben ist.

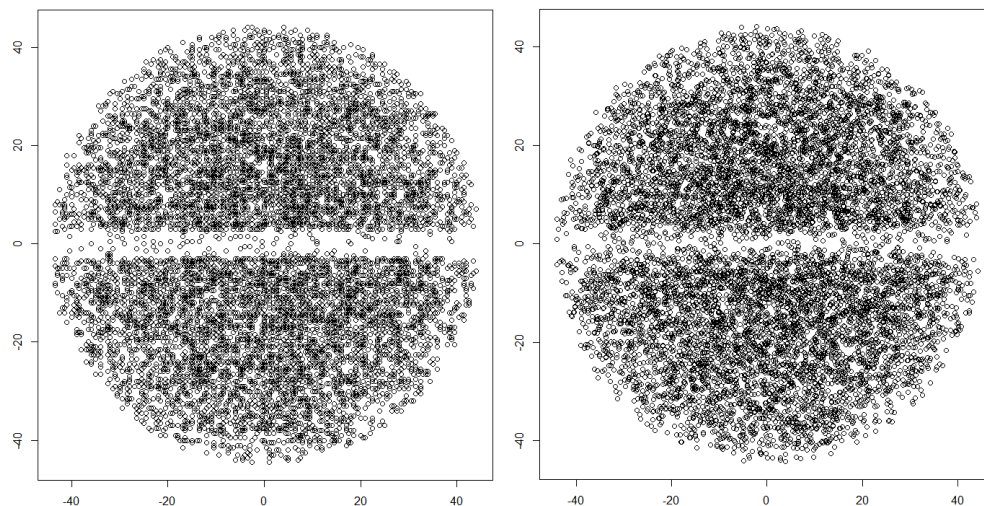


Abbildung 16: Exemplarische Abbildungen zur Aufsicht auf die virtuelle 3D Rotorkugel mit 10.000 virtuellen Aufenthaltspunkten bei einer simulierten Micro-avoidance von 90 % ohne örtlichen Fehler (links) vs. mit örtlichem Fehler (rechts).

In einem zweiten Schritt wurden diese virtuellen Aufenthaltspunkte nun stochastisch hinsichtlich ihrer Position im 3D-Raum gestört und danach erneut die Micro-avoidance ermittelt, die wie erwartet im Mittel niedriger ausfiel. Hier wurde eine Störung zugrunde gelegt, die im Mittel eine Verschiebung von 1 m im 3D-Raum bewirkte. Dies ist ebenfalls eine vorsorgliche Annahme: es wird davon ausgegangen, dass der Fehler bei GPS- (Pfeiffer and Meyburg, 2022) oder Kameradaten (Reichenbach et al., 2021) im Mittel bis zu mehrere Meter betragen kann (was im Falle von kamera- und LRF-basierten Daten allerdings stark von der Distanz zwischen Ziel und Kamera/LRF abhängt). Das jeweilige Teilen der ermittelten Micro-avoidance ohne angenommenen Messfehler durch den Wert mit angenommenem Messfehler liefert schlussendlich den Korrekturfaktor. Erfreulicherweise war dieser Faktor nur in schwachem Maße von der virtuell zugrunde gelegten Micro-avoidance selbst abhängig und konnte daher über die verschiedenen zugrunde gelegten Micro-avoidances gemittelt ausgewertet werden. Die Ergebnisse sind in Abbildung 17 gezeigt. Es ergab sich im Mittel ein Korrekturfaktor von $K_{micro} = 1,252$, der im Folgenden verwendet wurde.

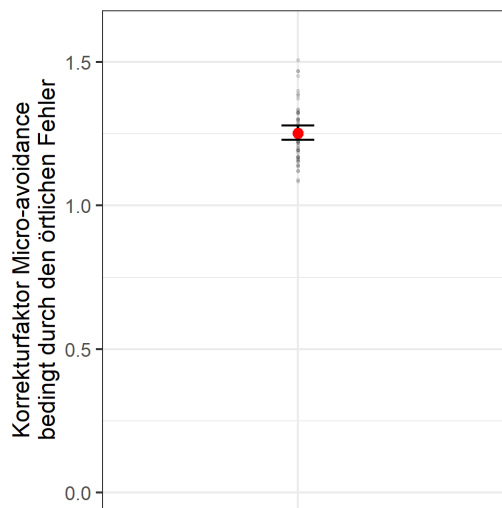


Abbildung 17: Auf Simulationen basierende Abschätzung eines Korrekturfaktors, der berücksichtigt, in welchem Maße die empirisch gemessene Micro-avoidance durch den örtlichen Messerfehler (GPS/Kamera/LRF) unterschätzt und dadurch korrigiert werden muss. Roter Punkt: Mittelwert über 60 verschiedene auf Simulationen beruhende Korrekturfaktoren (schwarze Punkte), basierend auf virtuell angenommenen Micro-avoidances zwischen 65 % und 90 %. Fehlerbalken: 95%-Konfidenzintervalle.

2.3.3. Finale Berechnung und Ergebnisse zur Micro-avoidance und Diskussion

Der finale Datensatz für die Analyse der Micro-avoidance bestand aus insgesamt 55 unterschiedlichen (validierten) Flügen durch die Rotorkugel, bei denen zu jedem Flug quantifiziert wurde, wieviel Zeit in der gesamten Rotorkugel und wieviel Zeit im jeweiligen Risikobereich verbracht wurde. Die relative Bezugnahme der Aufenthaltszeit im Risikobereich erfolgt hier zur Rotorkugel (ohne Exzentrizität) aus dem folgenden Grund: Bei der Berechnung des Kollisionsrisikos durch das „RKR-Modell“ wird in einem ersten Schritt die Aufenthaltszeit in der Rotorkugel (ohne Exzentrizität – da diesbezügliche Informationen nicht verfügbar waren) vs. des gesamten Homeranges prognostiziert, inklusive des als kugelsymmetrisch angenommenen Effektes der Meso-avoidance. Letzteres bedeutet, dass sich der Effekt der Meso-avoidance von der WEA-Nabe ausgehend kugelförmig in alle Richtungen des dreidimensionalen Raumes abbildet (für diesbezügliche Details, z. B. 2D vs. 3D Betrachtung, vgl. Mercker et al., 2023). Dann wird die Aufenthaltszeit im Risikobereich quantifiziert, indem die o. g. Aufenthaltszeit mit einem Faktor (deutlich kleiner als 1) multipliziert wird, der dem Volumenanteil des Risikobereiches an der Kugel entspricht – ohne allerdings den Micro-avoidance-Effekt zu berücksichtigen. Dies impliziert die Annahme, dass die Aufenthaltszeit in der Rotorkugel überall gleich, insbesondere unabhängig vom Risikobereich ist. Diese korrigierte Zeit wird dann wiederum mit einem weiteren Korrekturfaktor multipliziert, der sich aus „1 minus Micro-avoidance“ ergibt, also für die Tatsache korrigiert, dass dem Risikobereich innerhalb der Rotorkugel ausgewichen wird.

Für die rechnerische Bestimmung der Micro-avoidance wurden die Angaben der (WEA-spezifischen) Volumina der beiden Bereiche verwendet. In einem nächsten Schritt wurden die Auf-

enthaltszeiten durch die entsprechenden Volumina geteilt, um sie hinsichtlich der Volumenverfügbarkeit zu normieren. Im Anschluss wurde für jede Zeile die normierte Aufenthaltszeit im Risikobereich durch diejenige in der Rotorkugel geteilt, welches die relative Aufenthaltszeit im Risikobereich (korrigiert um die anteilige Volumenverfügbarkeit) repräsentiert und Werte zwischen 0 und 1 liefert. Abschließend wurde dieser Datensatz mittels Beta-Regression (welche für Wertverteilungen zwischen 0 und 1 optimiert ist (Cribari-Neto and Zeileis, 2009)) analysiert, um den Mittelwert M_{micro} zu extrahieren, wobei jede Zeile zudem nach ihrer Gesamtaufenthaltszeit in der Rotorkugel gewichtet wurde. Die finale Micro-avoidance ergab sich dann über $K_{micro} * (1 - M_{micro})$.

Das Ergebnis lieferte einen **Micro-avoidance-Wert von 0,831 (95%-Konfidenzintervall: 0,777-0,883)**, welches erfreulicherweise über die unterschiedlichen Datensätze relativ konstant war (nur Kamera-Daten: 0,817; LRF+GPS-Daten: 0,844) und daher für eine gewisse Robustheit dieser Ergebnisse spricht.

Gemeinsam mit der vernachlässigbaren Macro-avoidance (= 0,0), der o. g. Micro-avoidance von 0,831 und der Meso-avoidance von 0,86 (Mercker et al., 2023) ergibt sich also ein kombinierter Wert von $1 - ((1 - 0,0) * (1 - 0,86) * (1 - 0,831)) = 0,976 \approx 0,98$, also eine **Gesamt-avoidance von ca. 98 % (0,976 %)**.

Eine Validierung dieses Teilmodells zur Micro-avoidance mit externen Daten ist aufgrund des Mangels an geeigneten örtlich-zeitlich hochaufgelösten Daten nicht möglich (da sämtliche verfügbare Daten bereits in der Analyse integriert wurden).

Allerdings schaffen zwei Sachverhalte diesbezüglich Vertrauen:

- Die Analysen der Teildatensätze (Kameradaten vs. GPS-/LRF-Daten) ergeben, wie oben erwähnt, ganz ähnliche Ergebnisse, was eine generelle Robustheit der Methoden und Ergebnisse nahelegt und
- Der Wert der ermittelten Gesamt-avoidance (bei der die Micro-avoidance ja ein wichtiger Bestandteil ist) passt hervorragend zu bekannten Literaturergebnissen, so auch zu jenen 98 % aus der „Pilotstudie Probabilistik“ (Mercker et al., 2023; die dort analysierten Daten sind in die Analyse der vorliegenden Studie eingeflossen), der kombinierten Meso-Micro-avoidance basierend auf Identiflight-Kameradaten (je nach Analyse-methode 98,3 % bzw. 99,1 % – Reichenbach et al., 2023a; deren Daten sind in die Analyse der vorliegenden Studie ebenfalls eingeflossen) und den Schätzungen des Scottish Natural Heritages von ein mal 98% bzw. 99% („Avoidance rates for the onshore SNH wind farm collision risk model“, 2018; Scottish Natural Heritage, 2010).

Zudem reflektiert der Wert u. E. auch, dass an unterschiedlichen Stellen (an denen das Bestimmen von Mittelwerten nicht möglich war) artenschutzfachlich leicht vorsorglich vorgegangen wurde. Letzteres ist aus unserer Sicht bisher in diesem Punkt noch unerlässlich, da die Datengrundlage zur Ermittlung der Micro-avoidance trotz des Akquirierens aus allen verfügbaren Quellen relativ spärlich ist, d. h., das Ergebnis immer noch sensibel von einzelnen Flügen abhängen kann und zudem das Zusammenspiel mit dem Messfehler komplex ist. Sollte sich die Datengrundlage (im Zusammenspiel mit den Auswertungsmethoden) zukünftig deutlich

verbessern (wie z. B. in Anlehnung an die kamera- und radarbasierten Erhebungen in Tjørnløv et al., 2023) wäre eine erneute Analyse der Micro-avoidance wünschenswert.

Ein Faktor, der vermutlich noch zu einer Unterschätzung der Micro-avoidance führt, ist die Vermutung, dass auch innerhalb der Rotorscheibe einzelnen Rotorblättern ausgewichen werden kann, dies jedoch nicht im Modell berücksichtigt ist. Dieser Effekt ist noch nicht quantifizierbar, da es dafür detaillierte Informationen zu exakten und örtlich-zeitlich hochaufgelösten Positionen von Vogel und Rotorblättern bedarf (was zukünftig ggf. über kamerabasierte Daten aus AKS-Projekten möglich sein könnte – siehe auch Tjørnløv et al., 2023). Die WEA zeichnen diesen Faktor jedoch i. d. R. nicht auf, sondern nur die Ausrichtung der Nabe. Auch ein höheres Ausweichverhalten gegenüber schnell drehenden Rotoren kann nicht ausgeschlossen werden; für eine Unterscheidung des Ausweichverhaltens auf Basis der Rotordrehzahl war der vorhandene Datensatz allerdings nicht ausreichend groß, bzw. in etlichen Fällen in diesem Aspekt unvollständig.

2.4. Weitere Modellverbesserungen, Annahmen und Sensitivitätsanalysen

In diesem Kapitel werden verschiedene weitere Modellverbesserungen und weitere Modellaspekte (Annahmen und Parameter) vorgestellt und plausibilisiert.

2.4.1. Fluggeschwindigkeit

Im Rahmen von Mercker et al. (2023) wurde als Fluggeschwindigkeit für den Rotmilan 30 km/h verwendet, was 8,33 m/s entspricht und auf bisherigen Arbeiten (z. B. BDEW, 2021) aufbaute. Diese Größenordnung konnte im Rahmen von Mercker et al. (2023) basierend auf einer Analyse umfangreicher Trackingdaten bestätigt werden. In einem jüngsten Projekt zum Thema Antikollisionssysteme („Prüfrahmen Antikollisionssysteme“ – Ministerium für Energiewende, Klimaschutz, Umwelt und Natur des Landes Schleswig-Holstein (MEKUN) und Landesamt für Umwelt (LfU), 2024) wurden für die meisten der nach BNatSchG kollisionsgefährdeten Arten mit modernen statistischen Methoden und basierend auf maximaler aktuell verfügbarer Datengrundlage systematisch horizontale und vertikale Fluggeschwindigkeiten (nebst damit assoziierten Unsicherheiten) berechnet; hiermit wird hinsichtlich der Fluggeschwindigkeitswerte ein aktueller Standard gesetzt. Das Ergebnis zur horizontalen Geschwindigkeit des Rotmilans ist in Abbildung 18 wiedergegeben; die Geschwindigkeit beträgt 8,54 m/s (=30,7 km/h).

Dieser Wert passt in hohem Maße zu bisherigen Angaben in der Literatur, nämlich: 7,9 m/s (Spröttge/planungsgruppe grün GmbH, S. 31 in Bruns et al., 2019); 9,2 m/s (Tennekes, 1997); 10,1 m/s (Bruderer and Boldt, 2001); 7,9 m/s bzw. 10,9 m/s (Pennycuick, 2001); 5,1 m/s (Früh and Stark, 2020); 8,5 m/s (Spaar, 1997); sowie 8,3 m/s (Mercker et al., 2023) und 9,2 m/s (Reichenbach et al., 2023a), da sich als Mittelwert über alle o. g. genannten Werte dieser verschiedenen Studien 8,65 m/s ergibt, welcher sehr dicht an dem im Rahmen der LfU/MEKUN-Studie ermittelten von 8,54 m/s liegt. Der Wert von 8,54 m/s wird daher im Folgenden verwendet und die damit assoziierten Unsicherheiten korrekt in das in Mercker et al. (2023) im Detail beschriebene Resampling-Schema integriert.

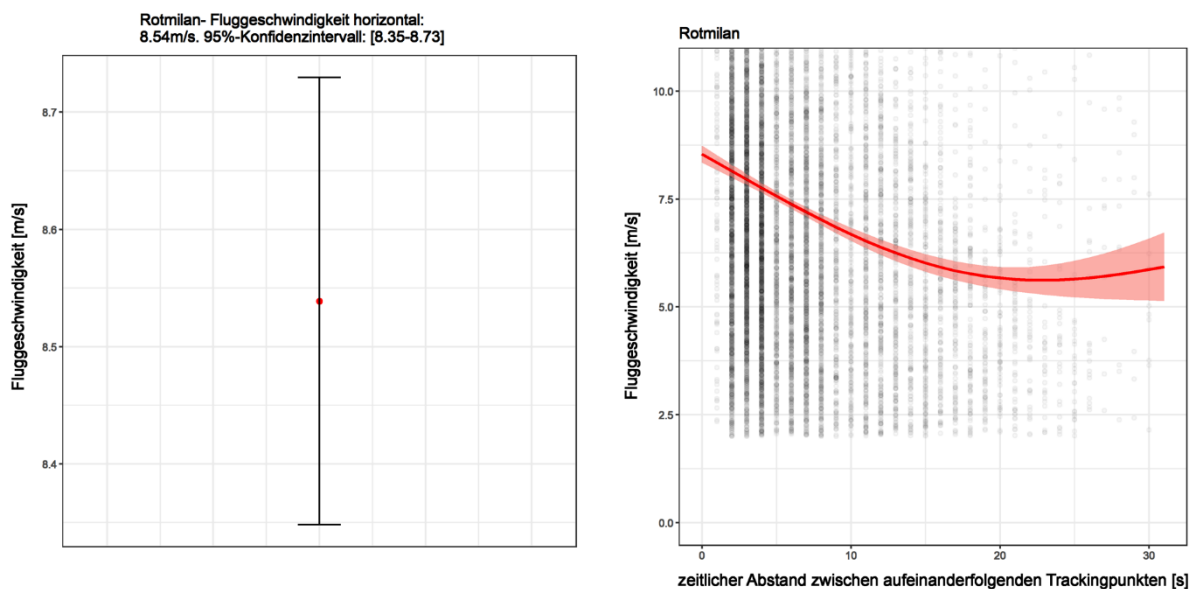


Abbildung 18: Links: berechnete mittlere horizontale Fluggeschwindigkeit nebst 95%-Konfidenzintervallen für den Rotmilan. Rechts: Visualisierung der zugrundeliegenden Regressionsergebnisse (Abhängigkeit der approximierten horizontalen Fluggeschwindigkeit von der Zeitschrittweite der Bewegungsdaten). Rote Linie: geschätzter mittlerer Verlauf; rot schattierte Bereiche: 95%-Konfidenzintervalle; schwarze Punkte: Rohdaten. Abbildung angepasst aus der Studie „Prüfrahmen Antikollisionssysteme“ vom Ministerium für Energiewende, Klimaschutz, Umwelt und Natur des Landes Schleswig-Holstein (MEKUN) und dem Landesamt für Umwelt (LfU) (2024).

2.4.2. Betrachtung „externer WEA“

Das „RKR-Modell“ – so wie in Mercker et al. (2023) bereits konzipiert – betrachtet und berechnet das Vogelschlagrisiko pro Individuum für jeweils eine spezifische WEA-Brutplatz-Kombination. Rechnerisch wird davon ausgegangen, dass keine weiteren WEA im Homerange existieren. Dies entspricht meist nicht der Realität, da oft bereits WEA im Homerange existieren und/oder mehrere WEA neu errichtet (oder repowert) werden sollen. All diese WEA, die nicht die spezifisch betrachtete WEA-Brutplatz-Kombination betreffen, werden im Folgenden als „externe WEA“ bezeichnet.

Die Vereinfachung, externe WEA rechnerisch zu vernachlässigen, wurde aus Komplexitätsgründen in Mercker et al. (2023) bereits getroffen und hat u. E. weiterhin Bestand. Um dies zu plausibilisieren, müssen zwei Aspekte separat betrachtet werden: (1) externe WEA verändern das Raumnutzungsverhalten im Homerange außerhalb des spezifischen betrachteten WEA-Risikobereiches und (2) haben dicht an der betrachteten WEA stehende, externe WEA das Potenzial, die Nutzungsintensität im Risikobereich der betrachteten WEA zu verändern (z. B. „Abstrahlung“ von Meideeffekten auf das Umfeld). Aus den folgenden Gründen ist davon auszugehen, dass beide Aspekte rechnerisch vernachlässigbar sind:

Zu Punkt (1):

- Beim Berechnen des Kollisionsrisikos wird die Aufenthaltswahrscheinlichkeit im Risikobereich der betrachteten WEA mit derjenigen im gesamten Homerange in Beziehung gesetzt. Letztere wird über Integration des gesamten 3D-Volumens (rechnerisch: viele Millionen 10x10x10 m Pixel) des virtuellen Homeranges aufsummiert. Dieses beträgt bei einem Radius von 10 km und einer Höhe von 300 m knapp 100 Milliarden Kubikmeter, sodass das Volumen der Risikobereiche einzelner WEA damit verglichen verschwindend gering ist und sich nicht im relevanten Bereich eines rechnerischen Einflusses befinden sollte. Zudem werden die Risikobereiche externer WEA (gemäß der berechneten Meso-avoidance) gemieden, was in der Realität nicht zu einem Verlust, sondern nur zu einer Verschiebung der Aufenthaltswahrscheinlichkeit auf der Meso-Skala führt und daher das Integral über die Aufenthaltswahrscheinlichkeit nicht beeinflusst. Anmerkung: Der Frage nach der Marco-avoidance (bspw. in Abhängigkeit von der Anzahl an WEA in Windparks) wurde im Kontext von Kapitel 2.1.2 nachgegangen und es wurde kein Effekt für den Rotmilan gemessen.

Zu Punkt (2):

- Der in Mercker et al. (2023) gemessene und präsentierte Effekt der Meso-avoidance (dort Abb. 3.6 C) kommt erst ab 5 Rotorradien Abstand sichtbar zum Tragen und senkt die relative Aufenthaltswahrscheinlichkeit erst ab 1,5 Rotorradien Abstand unter 50 %. Der Abstand zwischen WEA in Windparks beträgt üblicherweise – je nach Hauptwindrichtung – zwischen 4 und 10 Rotorradien. Dies bedeutet, dass sich diejenigen Abstände der Meso-avoidance, bei denen starke Effekte zu verzeichnen sind, i. d. R. nicht oder kaum überlappen. Hinzu kommt die Tatsache, dass es sich um kugelförmige Effekte um die WEA-Nabe handelt. In 3D betrachtet, betreffen die Überlappungen – wenn existent – nur einen Bruchteil des Kugelvolumens.
- Als Basis für die Analysen der Meso-avoidance dienten in Mercker et al. (2023) Flugbewegungen von Rotmilanen an > 4.000 verschiedenen WEA. Diese standen in vielen Fällen bereits in Windparks geclustert. Bezogen auf die distanzabhängigen Analysen bedeutet dies, dass als unbeeinflusst angenommene Vergleichspunkte (> 7 Rotorradien Abstand – vgl. Mercker et al., 2023) überwiegend aus dem unmittelbaren Umfeld der Windparks erhoben wurden, da innerhalb der Windparks – insbesondere bei relativ dicht stehenden WEA – diese Distanzen nicht immer erreicht werden konnten (da man bei Entfernungen von > 7 Rotorradien Abstand von einer WEA bereits in den Bereich < 7 Rotorradien einer anderen WEA kommt). Dies hat zur Folge, dass – wenn es denn überhaupt messbare Überlappungseffekte geben sollte (s. o.) – diese in den Analysen bereits implizit mitgemessen und daher berücksichtigt wurden (als WEA-übergreifender Mittelwert, nicht differenziert nach Größe des Windparks und/oder Abständen der benachbarten WEA).

2.4.3. Örtliche Auflösung des virtuellen Homeranges

Die Berechnungen des „RKR-Modells“ beruhen – wie in Mercker et al. (2023) detailliert be-

schrieben – auf einer örtlichen Diskretisierung des gesamten Homeranges in 10x10x10 m Pixel. Hier stellte sich die Frage, ob eine gröbere Auflösung ohne deutliche Verluste in der Präzision der berechneten Kollisionswahrscheinlichkeiten möglich ist (was die Berechnungen beschleunigen würde), oder ob eine weitere Verfeinerung für präzisere Schätzungen notwendig ist. Um dies zu untersuchen, wurde, basierend auf den LIFE Eurokite Daten (vgl. z. B. Kapitel 2.1) für 40 zufällig ausgewählte Vögel und sämtliche in deren Homerange befindliche WEA das aufsummierte Kollisionsrisiko basierend auf verschiedenen örtlichen Auflösungen (30x30x30 m, 10x10x10m, 5x5x5 m) des virtuellen Homeranges berechnet. Die Ergebnisse sind in Abbildung 19 gezeigt und demonstrieren, dass eine Vergröberung der örtlichen Auflösung zu starken Verzerrungen führt, eine höhere Auflösung jedoch nur noch eine kaum messbare Veränderung bewirkt, sodass wir die bisherige Auflösung von 10x10x10 m für angemessen halten.

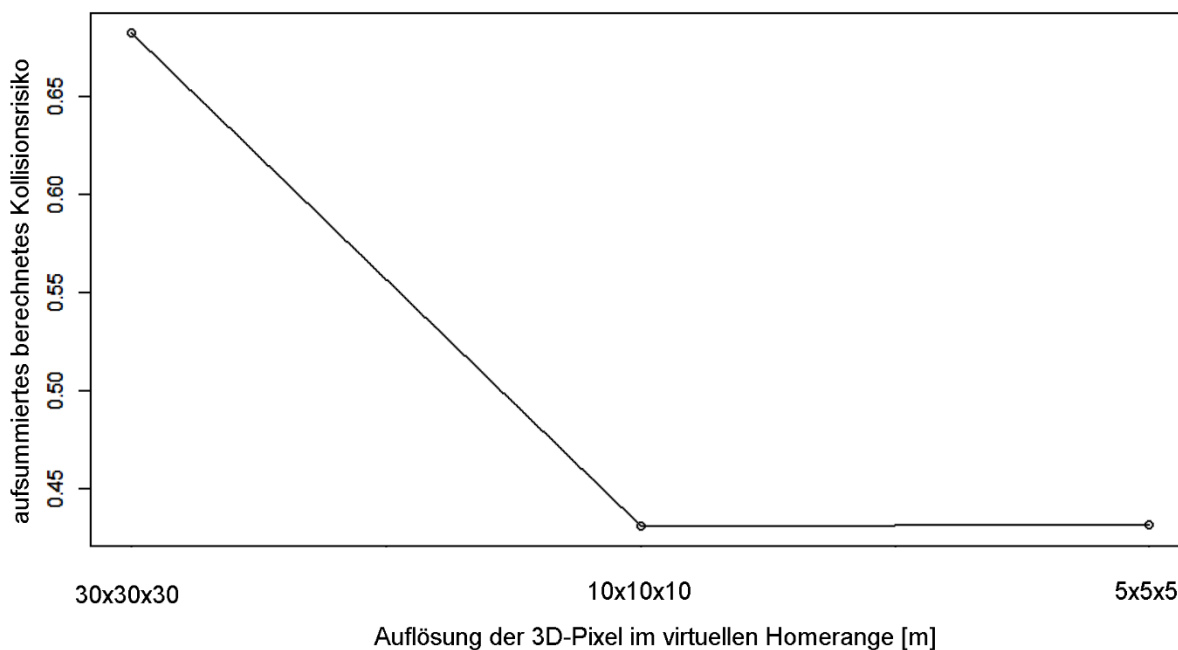


Abbildung 19: Berechnetes aufsummiertes Kollisionsrisiko (y-Achse) für 40 zufällig ausgewählte Vögel und sämtliche in deren Homerange befindliche WEA mittels drei unterschiedlicher Versionen des „RKR-Modells“ basierend auf verschiedenen örtlichen Auflösungen der 3D Pixel des virtuellen Homeranges (x-Achse).

2.4.4. Windgeschwindigkeit, Flugaktivität und Kollisionsrisiken

Der Zusammenhang zwischen Flugaktivität, Flughöhenverteilung und Windgeschwindigkeit ist komplex, dementsprechend (bzw. umso mehr) auch deren Zusammenspiel mit dynamischen WEA-Parametern (wie der Drehgeschwindigkeit) und damit dem Kollisionsrisiko. Prinzipiell kann man differenzieren zwischen dem Einfluss der Windgeschwindigkeit auf die Flugaktivität (relativer Anteil der Flug- vs. Sitzpositionen) und dem Einfluss der Windgeschwindigkeit auf die Flughöhenverteilung, angenommen, der Vogel ist in der Luft. Zudem können sowohl die Windgeschwindigkeiten in Bodennähe als auch solche in Rotorhöhe (hierfür liegen in unterschiedlichen Studien verschiedene Annahmen vor) beide o. g. Sachverhalte unterschiedlich

stark beeinflussen; eine diesbezügliche Differenzierung wird aus Gründen der Komplexität und der unzureichenden Datengrundlage in diesem Abschnitt nicht vorgenommen – es wird im Modellkontext daher im Folgenden vereinfacht von der Windgeschwindigkeit auf Rotorhöhe ausgegangen. Gleiches gilt für die Berücksichtigung (bspw. regional) variierender Rotorhöhen, die im Kontext der uns vorliegenden Datengrundlage/Studien nicht sinnvoll möglich war.

Bezüglich des Einflusses der Windgeschwindigkeit auf die Flugaktivität zeigen die Histogrammanalysen von Telemetriedaten des Rotmilans in Heuck et al. (2019) eine leichte Zunahme der Flugaktivität um etwa 20-30 % zwischen 0 und 11 m/sec, sowie eine leichte Abnahme (etwa um dieselbe Stärke) zwischen 12 und 15 m/sec; im Mittel wird ein schwach positiver Einfluss der Windgeschwindigkeit auf die Flugaktivität gemessen. Auch Pfeiffer and Meyburg (2022) beschreiben eine schwache aber positive Korrelation zwischen Windgeschwindigkeit und Flugaktivität von ganz ähnlicher Größenordnung, namentlich eine mittlere durchschnittliche Zunahme um etwa 4 % mit jedem zusätzlichen m/sec Windgeschwindigkeit. Auch in Fiedler et al. (2021) wird – qualitativ ganz analog zu Heuck et al. (2019) – beobachtet, dass die Flugaktivität zwischen Windgeschwindigkeiten von 0 und etwa 9 m/sec zunimmt und danach wieder abnimmt; jedoch in etwas ausgeprägterer Form als in Heuck et al. (2019) beschrieben (nämlich eine Änderung von maximal um etwa 40-50 %). Zusammengefasst (bzw. im Mittel über die o. g. Studien) kann also davon ausgegangen werden, dass die Flugaktivität des Rotmilans zwischen 0 und 10 m/sec Windgeschwindigkeit um etwa 35 % zunimmt, um danach wieder in etwa gleicher Stärke abzunehmen. Windgeschwindigkeiten von > 10 m/sec werden im Folgenden nicht weiter betrachtet, da die Kombination aus deren geringer Häufigkeit und der dann stark reduzierten Flugaktivität des Rotmilans zu einer geringen praktischen Relevanz führt (Fiedler et al., 2021).

Bezüglich des Einflusses der Windgeschwindigkeit auf die Flughöhenverteilung wurde in Heuck et al. (2019) im Mittel ein schwach negativer Einfluss gemessen: Zwischen 1 und 3,5 m/sec Windgeschwindigkeit steigt der relative Anteil der Flugpunkte auf potenzieller Rotorhöhe (hier: über 80 m) zwar leicht an, nimmt danach aber relativ gleichmäßig (insgesamt um etwa 40%) ab und stagniert dann ab 10 m/sec Windgeschwindigkeit (Abb. 20 in Heuck et al., 2019). In Pfeiffer and Meyburg (2022) wird der Einfluss der Windgeschwindigkeit auf die mittlere Flughöhe etwas stärker ausgeprägt gemessen und bewirkt im Mittel pro zusätzlichen 1 m/sec Windgeschwindigkeit einen Verlust in der Höhe um etwa 10 %. Auch in Fiedler et al. (2021) wird im Mittel ein negativer Effekt der Windgeschwindigkeit auf die Flughöhen beschrieben: eine differenziertere Analyse dazu (Abb. 22 in Fiedler et al., 2021) zeigt, dass – analog zu Heuck et al. (2019) – die mittlere Flughöhe von Windgeschwindigkeiten von 0 bis 3 m/sec zunimmt, dann aber zwischen 3 und 10 m/sec kontinuierlich abnimmt (insgesamt um etwa 20 %) und dann für > 10 m/sec approximativ stabil bis leicht zunehmend ist (letztere Aussage ist aufgrund der relativ dünnen Datengrundlage bei Starkwind allerdings mit größeren Unsicherheiten behaftet). Auch Reichenbach et al. (2023a) demonstrierte ein ganz analoges qualitatives Verhalten wie Heuck et al. (2019) und Fiedler et al. (2021): die Raumnutzung auf Höhe des Rotors (hier: über 97 m) steigt von 1-3 m/sec Windgeschwindigkeit um etwa 50

% an, fällt aber zwischen 5-6 und 8,5 m/sec Windgeschwindigkeit deutlich um etwa 80 % ab, bevor es ab 9 m/sec stagniert.

Es sei angemerkt, dass alle o. g. Studien nicht in aller Schärfe quantitativ miteinander vergleichbar sind: Heuck et al. (2019) und Reichenbach et al. (2023a) analysieren Flüge auf (bzw. oberhalb) der Rotorhöhe (unterer Rotordurchgang 80 bzw. 97 m), wohingegen Fiedler et al. (2021) und Pfeiffer und Meyburg (2022) Änderungen der mittleren Flughöhe betrachten. Zudem sind die Analysen von Reichenbach et al. (2023a) zusätzlich durch die windabhängige Flugaktivität (fliegen vs. sitzen) beeinflusst, was jedoch im Kontext der oben zitierten gesteigerten Flugaktivität mit zunehmendem Wind (zwischen 0 und 10 m/sec Windgeschwindigkeit) eher zu einer Überschätzung des Anteils von Flugpunkten auf Rotorhöhe mit zunehmendem Wind (> 4-5 m/sec) geführt haben dürfte.

Zusammenfassend zeigt sich aber trotzdem ein einheitliches, über alle Studien gemittelt Bild: ein leichter Anstieg des relativen Anteils der Flüge auf Rotorhöhe (hier ab 80 bzw. 97 m) um etwa 25 % von 0 bis 4 m/sec Windgeschwindigkeit, gefolgt von einem deutlichen Abfall oberhalb von 4 m/sec Windgeschwindigkeit um insgesamt etwa 50 %, wobei die Abhängigkeit oberhalb von etwa 10 m/sec Windgeschwindigkeit stagniert.

Bisherige Vorschläge/Ableitungen aus diesen Beobachtungen im Kontext der möglichen Minimierung des WEA-Vogelschlagrisikos fallen heterogen aus: Mit Hinweis auf die große Varianz in den Daten im Zusammenspiel mit den relativ schwachen gemessenen Effekten werden von Fiedler et al. (2021) bewusst keine spezifischen parametrisierten WEA-Abschaltzeiten abgeleitet. In Reichenbach et al. (2023a) bzw. dem Hessischen Ministerium für Umwelt, Klimaschutz, Landwirtschaft und Verbraucherschutz (HMUKLV) und dem Hessisches Ministerium für Wirtschaft, Energie, Verkehr und Wohnen (HMWEVW) (2023) hingegen werden Abschaltungen bei geringen Windgeschwindigkeiten bzw. ein Anheben der Anlauf-Windgeschwindigkeit („*cut-in wind speed*“) auf z. B. 5 m/s als effiziente Schutzmaßnahmen betrachtet/vorgeschlagen.

Im Kontext des vorliegenden Projektes stellt sich jedoch abweichend von diesen Betrachtungen die Frage, ob die oben zitierten und quantifizierten Zusammenhänge ausreichend im Kontext der Berechnungen des „RKR-Modells“ abgebildet wurden, oder diesbezügliche Verzerrungen zu befürchten sind. Im Kontext des Modells wird mit Abschätzungen von Mittelwerten bspw. der Flugaktivität, der Flughöhenverteilung und der WEA-Drehzahl prognostiziert, die sich prinzipiell auf das Mittel über eine Brutsaison beziehen (bzw. aus den entsprechenden Daten der Brutsaison extrahiert wurden). In diesem Sinne finden sich alle o. g. Abhängigkeiten (insbesondere die Abhängigkeit der Flugaktivität sowie der Flughöhenverteilung von der Windgeschwindigkeit) bereits implizit korrekt berücksichtigt, sofern die Berechnungen des „RKR-Modells“ auch mit diesen Mittelwerten durchgeführt werden. Hiervon könnte aber begründet abgewichen werden, bspw. wenn die lokalen Gegebenheiten (wie die Windgeschwindigkeit) nicht ausreichend dem deutschlandweiten Mittelwert entsprechen (z.B. in Küstennähe), oder weil kürzere Zeiträume einer Saison (assoziiert mit unterschiedlichen Windgeschwindigkeiten) differenzierter betrachtet werden wollen. So kann sich die mittlere Windgeschwindigkeit in Abhängigkeit von der Region in Deutschland etwa um den Faktor 2 unterscheiden (für jeden örtlichen 1x1 km Pixel gemittelt über 20 Jahre –

https://www.dwd.de/DE/leistungen/windkarten/deutschland_und_bundeslaender.html). Im Falle solcher o. g. Abweichungen vom Mittel bzgl. der Parameter des Modells stellt sich also die Frage, ob die oben zitierten Zusammenhänge adäquat im berechneten Kollisionsrisiko des „RKR-Modells“ reflektiert werden, zumal das mit stärkerem Wind assoziierte Flugverhalten (Aktivität und Höhe) partiell antagonistisch zu dem mit schneller drehenden WEA assoziierten Vogelschlagrisiko wirken könne.

Die im Rahmen des „RKR-Modells“ (und aus dem „Band-Modell“ resultierende) Abhängigkeit des berechneten Vogelschlagrisikos pro Durchflug zu der Drehgeschwindigkeit der WEA ist in Abbildung 20 dargestellt (das Kollisionsrisiko wurde für 1 U/min auf den Wert von 1,0 skaliert). An dieser Stelle (und im Folgenden) wird die zusätzliche Komplexität vernachlässigt, die dadurch gegeben ist, dass ab gewissen Windgeschwindigkeiten die Drehgeschwindigkeit der WEA nicht mehr zunimmt (oder sogar abnimmt), um die Belastung der WEA bei hohen Windgeschwindigkeiten durch gezielte Rotorblatt-Einstellwinkel-Mechanismen zu kontrollieren und zu reduzieren. Zum einen betrifft dies überwiegend Windgeschwindigkeiten von > 10 m/sec, bei denen es nur noch sehr wenige Flugbewegungen auf Rotorhöhe gibt (Fiedler et al., 2021). Zum anderen gehen wir davon aus, dass im Kontext des berechneten Kollisionsrisikos pro Durchflug der u. U. dadurch zunehmende KBW (s. auch Kap. 2.4.6.1) etwa einen quantitativ vergleichbaren Effekt auf das Vogelschlagrisiko hat, wie es eine erhöhte WEA-Rotationsgeschwindigkeit hätte.

Das Kollisionsrisiko ändert sich mit niedrigen Drehgeschwindigkeiten wenig (ein Sachverhalt, der jüngst in Reichenbach et al., 2024, plausibilisiert wurde) und steigt ab etwa 2,5 U/min nahezu linear an. Möchte man die WEA-Umdrehungen pro Minute in die Windgeschwindigkeit umrechnen, so liefert Abbildung 20 B (angepasst aus Reichenbach et al., 2023a) für WEA mit einem Rotordurchmesser von etwa 80 m (Typ Enercon E-82 E2) einen Umrechnungsfaktor von etwa 2,0 (d. h., mit je 1 Einheit Anstieg in der Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe [m/s] steigt die Anzahl der WEA-Umdrehungen pro Minute um 2 Einheiten). Im Falle von modernen WEA (die hier vordergründig betrachtet werden sollen) liegt dieser Faktor aber deutlich niedriger, im Falle einer Enercon E-138 (Rotordurchmesser etwa 140 m) schätzen wir den Faktor (basierend auf den Histogrammen von Reichenbach et al. (2024)) auf knapp 1,5. Der Grund hierfür ist u. a., dass die maximale WEA-Blattspitzengeschwindigkeit unter Vollast aus unterschiedlichen Gründen auf etwa 80 m/sec beschränkt ist. Daraus ergibt sich, dass sich die maximale WEA-Drehgeschwindigkeit [U/min] umgekehrt proportional zum Rotordurchmesser verhält. Für die in Abbildung 20 gezeigten Unterabbildungen haben wir mit dem o. g. Umrechnungsfaktor von 1,5 gearbeitet (d. h., die geschätzte Umdrehungszahl [U/min] ergibt sich aus dem 1,5-fachen der Windgeschwindigkeit [m/sec]). Die Umrechnung von Windgeschwindigkeiten auf Nabenhöhe in WEA-Umdrehungsgeschwindigkeiten im Kontext des „RKR-Modells“ ist darauf aufbauend definiert (jedoch etwas komplexer) und in Kapitel 2.4.6.2 detailliert dargestellt.

Abbildung 20 C und D repräsentieren aus den o. g. Quellen abgeleitete, vereinfachte qualitative und quantitative Abhängigkeiten der Flugaktivität (fliegen vs. sitzen) und anteiliger Flugaktivitätsanteile auf Rotorhöhe von der Windgeschwindigkeit. Multipliziert man diese beiden

Kurven punktweise miteinander (Abbildung 20 E), so erhält man eine Kurve, welche die relative Änderungsstärke des Kollisionsrisikos mit der Windgeschwindigkeit repräsentiert – ausschließlich bezogen auf die Effekte der Aktivität und der Flughöhenänderung. Das sich mit der Drehgeschwindigkeit ändernde Kollisionsrisiko (Abbildung 20 A) wurde hier nicht berücksichtigt, da dies bereits in den Kollisionsrisikoberechnungen des „RKR-Modells“ Berücksichtigung findet.

Wie weiter oben erwähnt, basieren alle empirisch ermittelten Werte zur Aktivität (fliegen vs. sitzen) und zur Flughöhenverteilung auf Mittelwerten von Daten aus der gesamten Brutsaison. Aus diesem Grund ist anzunehmen, dass die Berechnung des „RKR-Modells“ insbesondere im Bereich der häufigsten/mittleren Windgeschwindigkeit diesbezüglich unverzerrt ist. Ein diesbezüglicher Anpassungsfaktor in Abhängigkeit von der Windgeschwindigkeit sollte für diese mittlere Windgeschwindigkeit also etwa 1,0 (ergo keine Anpassung) betragen und nur bei davon abweichenden Windgeschwindigkeiten sollte der Anpassungsfaktor Werte ungleich 1,0 annehmen. Die mittlere Windgeschwindigkeit in 80 m Höhe liegt in Deutschlandweit bei etwa 5,5-5,8 m/sec (über 20 Jahre gemittelt und dabei alle Jahreszeiten;

https://www.dwd.de/DE/leistungen/windkarten/deutschland_und_bundeslaender.html).

Da die Herbst- und Wintermonate bei unseren Betrachtungen (und insbesondere den analysierten Daten und extrahierten Parametern) ausgenommen sind, halten wir hier einen etwas geringer angesetzten Wert von 5,0 m/sec für sinnvoll (in Übereinstimmung mit Abb. 44 in Reichenbach et al., 2023a), der rechnerisch für moderne WEA eine mittlere Drehgeschwindigkeit von 7,5 U/min ergibt (s. o. – Umrechnungsfaktor von 1,5). Skalieren wir nun die o. g. kombinierte Kurve (Abbildung 20 E) für die Windgeschwindigkeit von 5 m/sec (rote gestrichelte senkrechte Linie) auf den Wert von 1,0 (blaue horizontale gestrichelte Linie), so erhalten wir eine Anpassungskurve, die in ihrem Wert denjenigen Anpassungsfaktor anzeigt, mit dem das berechnete Kollisionsrisiko für Drehgeschwindigkeiten abweichend von 7,5 U/min multipliziert werden muss.

Abbildung 20 E zeigt deutlich, dass sowohl bei wesentlich niedrigeren als auch bei wesentlich höheren angenommenen Drehgeschwindigkeiten das berechnete Kollisionsrisiko nach unten korrigiert werden muss. Dies liegt daran, dass die in Deutschland häufigsten Windgeschwindigkeiten (und damit WEA-Drehgeschwindigkeiten) in dem Bereich liegen, in dem maximale Rotmilan-Flugaktivitäten auf Rotorhöhe zu erwarten sind. Herrscht deutlich weniger Wind, sinken sowohl die Flugaktivität (Abbildung 20 C) als auch die anteiligen Flüge auf Rotorhöhe (Abbildung 20 D). Herrscht deutlich mehr Wind, dominiert der Effekt des verminderten Anteils der Flüge auf Rotorhöhe gegenüber der nur leicht gesteigerten Flugaktivität.

Es sei angemerkt, dass sich die empirischen ermittelten Werte zur Flugaktivität und der Flughöhenverteilung nicht ausschließlich auf Szenarien mit der mittleren Windgeschwindigkeit (angenommene 5 m/sec) beziehen, sondern die realen Windgeschwindigkeiten um diesen Wert streuten (vgl. auch Abb. 44 in Reichenbach et al., 2023a). Dies führt dazu, dass der Anpassungsfaktor nicht in aller Schärfe gilt, da die empirischen Daten auch von Bedingungen mit höheren und/oder niedrigeren Windgeschwindigkeiten stammen, für die das Kollisionsrisiko (resultierend aus windabhängiger Aktivität und Flughöhe) jeweils leicht verändert ist. Dies

wird jedoch dadurch ausgeglichen, dass der Anpassungsfaktor (Abbildung 20 E) im direkten Umfeld des Mittelwertes von 5 m/sec (rote senkrechte Linie) zu einer Seite hin steigt, zur anderen Seite fällt, sodass die Anpassung selbst im Mittel weitestgehend unverzerrt sein sollte.

Schlussendlich wird der Vollständigkeit halber auch diejenige Kurve präsentiert, die alle drei windabhängigen Aspekte (die Aktivität (fliegen vs. sitzen), den Anteil der Flüge auf Rotorhöhe und das Kollisionsrisiko pro Durchflug) miteinander kombiniert (Abbildung 20 F) – wieder skaliert auf den approximierten Mittelwert der Windgeschwindigkeit zur Brutsaison in Deutschland (rote senkrechte gestrichelte Linie: 5 m/sec). Es zeigt sich, dass sich das Kollisionsrisiko zwar für niedrigere Drehgeschwindigkeiten deutlich senkt, sich für höhere Drehgeschwindigkeiten jedoch die Effekte des durch die höhere Rotorgeschwindigkeit steigenden Kollisionsrisikos und die des zunehmend reduzierten Anteils an Flügen auf Rotorhöhe nahezu (jedoch nicht vollständig) ausgleichen. Es sei aber betont, dass aus Abbildung 20 F *nicht* direkt abgeleitet werden kann, wieviel Prozent der Kollisionen bspw. bei einer Vorgabe von Abschaltungen bei < 5 m/sec Windgeschwindigkeit verhindert werden können. Dazu müsste diese Kurve wiederum mit der Wahrscheinlichkeitsdichte der Windgeschwindigkeiten multipliziert werden, was nicht im Fokus der vorliegenden Arbeit ist.

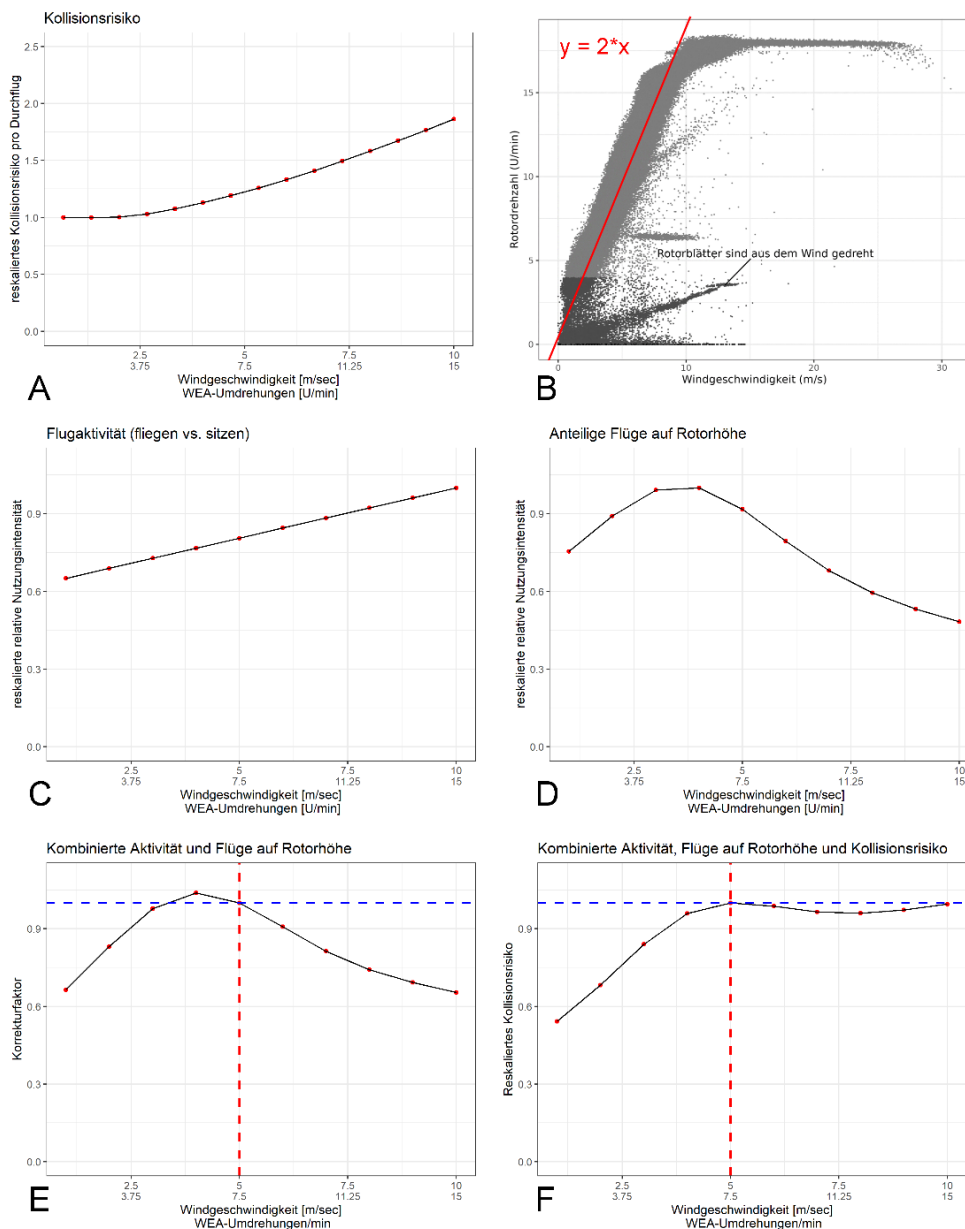


Abbildung 20: (A) Im Kontext des Band Modells bzw. „RKR-Modells“ verwendete Abhängigkeit des berechneten Kollisionsrisikos (pro Durchflug) von der WEA-Drehgeschwindigkeit (bzw. zugrundeliegende Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe mit einem exemplarischen Umrechnungsfaktor von 1,5). (B) Die Umrechnung zwischen WEA-Umdrehungs- und Windgeschwindigkeiten erfolgt für WEA mit einem Rotordurchmesser von etwa 80 m mit einem Faktor von 2 (Grafik angepasst aus Reichenbach et al., 2023a); dieser Faktor liegt für moderne WEA jedoch deutlich niedriger und wird hier mit 1,5 angesetzt. (C) Aus verschiedenen Studien extrahierte, approximierter relative Aktivität (fliegen vs. sitzen) in Abhängigkeit von der Windgeschwindigkeit. (D) Aus verschiedenen Studien extrahierter, approximierter Anteil der Flüge auf Rotorhöhe in Abhängigkeit von der Windgeschwindigkeit. (E) Entwickelter Anpassungsfaktor in Abhängigkeit von der angenommenen Wind- (bzw. WEA-Umdrehungs-) Geschwindigkeit. Resultiert aus (C) und (D) und ergibt für die angenommene mittlere Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe (5 m/sec – rote gestrichelte Linie) den Wert 1,0 (=keine Anpassung – blaue gestrichelte Linie). (F) Kollisionsrisiko in Abhängigkeit von der Windgeschwindigkeit als Resultat der Kombination aus windabhängiger Aktivität (fliegen vs. sitzen), dem windabhängigen Anteil der Flüge auf Rotorhöhe, sowie dem windabhängigen Kollisionsrisiko pro Durchflug (nicht für den Anpassungsfaktor relevant, nur der Vollständigkeit halber abgebildet).

2.4.5. Varianzschätzung

Gemäß des in Mercker et al. (2023) im Detail beschriebenen Resampling-Schemas (welches nun zusätzlich auch die mit der Schätzung der Micro-avoidance und der Fluggeschwindigkeit behafteten Unsicherheiten berücksichtigt) wurde eine Quantifizierung der Varianz (sprich: der mit den prognostizierten Kollisionsrisiken behafteten Schätzunsicherheiten) für das überarbeitete Modell durchgeführt. Dafür wurden für 135 verschiedene reale WEA-Brutplatz-Kombinationen je 200 Resamples berechnet, und auf Basis dieser insgesamt 27.000 Berechnungen von Kollisionsrisiken wurde dann – separat für jede WEA-Brutplatz-Kombination – der Variationskoeffizient berechnet. Dieser liegt im Mittel bei 21,8 %. Damit ist er knapp doppelt so groß wie der im Rahmen der Pilotstudie ermittelte Variationskoeffizient (dort etwa 12 %), was aber erwartbar war, da im Rahmen der Pilotstudie u. a. die mit der Bestimmung der Micro-avoidance assoziierten Schätzunsicherheiten noch nicht berücksichtigt wurden. Dies ist allerdings derjenige Parameter mit der geringsten zugrundeliegenden Datengrundlage und beeinflusst den finalen Variationskoeffizient daher in höherem Maße. Eine anschauliche Interpretation dieser Größenordnung findet sich am Ende dieses Kapitels dargestellt. Zudem zeigen unsere weiterführenden Analysen, dass dieser Variationskoeffizient in höherem Maße standortunabhängig ist: Die Standardabweichung des Variationskoeffizienten über die o. g. 135 Berechnungen liegt bei nur 0,545 %. Somit kann der Wert von etwa 22 % entkoppelt von spezifischen Projektgebieten betrachtet und diskutiert werden.

Zudem wurde untersucht, ob die Schätzunsicherheiten (repräsentiert über die Resamples) approximativ normalverteilt sind. Ist dies der Fall, so ist die Interpretation des o. g. Variationskoeffizienten bspw. im Kontext der Schwellenwertdiskussion deutlich vereinfacht. Dazu wurden wieder die o. g. 27.000 Resamples verwendet und in einem ersten Schritt für jede Jahres-WEA-Vogel-Kombination normiert, indem sie durch den Mittelwert der jeweils 200 damit assoziierten Resamples geteilt wurden. In einem zweiten Schritt wurden die Resamples als Histogramm dargestellt und mit einer Normalverteilung verglichen. Dieser Vergleich findet sich in Abbildung 21 dargestellt (Histogramm: blaue Balken). Der Vergleich zur hinsichtlich des Mittelwertes (der durch die o. g. Normierung bei 1,0 liegt) und der Streuung an die Daten angepassten Normalverteilung (rote Linie) zeigt, dass die Resamples in hohem Maße normalverteilt sind. Hier wurde eine grafische Analyse einem statistischen Test (wie z. B. dem Shapiro-Wilk-Test) vorgezogen, da insbesondere bei sehr großen Stichproben (wie im vorliegenden Fall) bereits geringe (und im Kontext der Fragestellung vernachlässigbare) Abweichungen zu signifikanten Ergebnissen führen können.

Reskalierte Resampels der mittels RKR-Modell prognostizierten Kollisionsrisiken

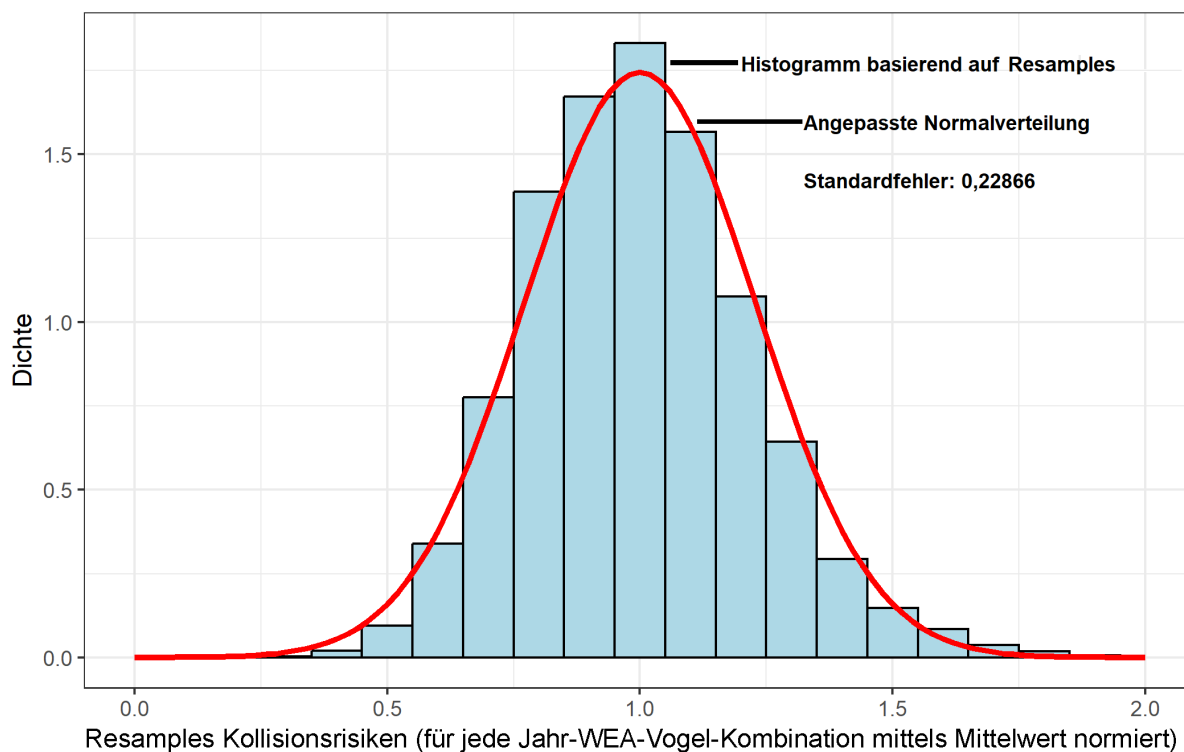


Abbildung 21: Grafische Untersuchung auf Normalverteilung der Schätzunsicherheiten der RKR-Modell-Prognosen. Blaue Balken: Histogramm der (reskalierten) Resamples, rote Linie: an die Daten hinsichtlich ihrer Streuung angepasste Normalverteilung.

Abbildung 21 zeigt, dass die mit den prognostizierten Kollisionsrisiken assoziierten Schätzunsicherheiten in hohem Maße normalverteilt sind. Der basierend auf dieser Normalverteilung approximierten Standardfehler liegt bei 0,229. Damit weicht er leicht von dem o. g. Variationskoeffizienten von 0,218 (bzw. 21,8 %) ab, was der Tatsache geschuldet ist, dass die Resamples nicht exakt (sondern nur in hohem Maße approximativ) normalverteilt sind. Diese Tatsache wurde bei der Berechnung des Variationskoeffizienten statistisch sauber (mittels Delta-Methode) berücksichtigt und verursacht die geringe Differenz zwischen Variationskoeffizient und Standardfehler.

Basierend auf dieser Normalverteilung kann der Variationskoeffizient wie folgt anschaulich interpretiert (bzw. in artenschutzfachlich vorsorglicher Form in mögliche Schwellenwertsetzungen integriert) werden: Wenn ein durch das „RKR-Modell“ prognostiziertes Kollisionsrisiko den Wert X beträgt, so kann man diesen Wert mit dem Faktor $1,0 + 0,218 \cdot 1,645 = 1,359$ multiplizieren, um die obere Grenze des 90%igen Konfidenzintervalls zu erhalten (Field et al., 2012). Das wahre Kollisionsrisiko liegt dann mit einer Wahrscheinlichkeit von 95 % unter dem Wert von $1,359 \cdot X$. Analog kann berechnet werden, dass das wahre Kollisionsrisiko mit einer Wahrscheinlichkeit von 99 % unter dem Wert von $1,507 \cdot X$ liegt, mit einer Wahrscheinlichkeit von 97,5 % unter dem Wert von $1,427 \cdot X$, mit einer Wahrscheinlichkeit von 90 % unter dem Wert von $1,279 \cdot X$ und mit einer Wahrscheinlichkeit von 80 % unter dem Wert von $1,183 \cdot X$. Die durch das „RKR-Modell“ berechneten Kollisionswahrscheinlichkeiten können also – basierend auf der Größe des Variationskoeffizienten – so nach oben korrigiert werden, dass

der Schätzunsicherheit aus artenschutzfachlicher Perspektive Rechnung getragen wird. Insbesondere liegt dabei der Fokus darauf, dass das wahre Kollisionsrisiko mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit *unterhalb* des entsprechend nach oben korrigierten, berechneten Kollisionsrisikos liegt.

2.4.6. Weitere Modellannahmen, Plausibilisierung und Sensitivitätsanalyse

Den Berechnungen des „RKR-Modells“ liegen noch einige wenige Parameter zugrunde, die nicht strikt empirisch bestimmt werden konnten und daher gesetzt werden müssen. Hierbei handelt es sich ausschließlich um WEA-spezifische Parameter, die WEA- und standortspezifisch ausfallen können. Diese Parameter werden in diesem Unterkapitel diskutiert und diesbezüglich gesetzte Werte plausibilisiert.

2.4.6.1. Kombiniertes Blattwinkel (KBW)

Der Parameter „Pitch-Winkel“ im Kontext des Band-Modells ist wie folgt definiert (frei übersetzt nach Band, 2012): *„Das [Rotor]blatt hat auch einen Pitch-Winkel – den Winkel zwischen der Blattoberfläche und der Achse des Rotors. Der Pitch-Winkel variiert über die Länge des Blatts, von einem großen Winkel nahe der Nabe bis zu einem kleinen Pitch-Winkel in Richtung der Blattspitzen, d. h. das Blatt ist verdreht. Der Pitch-Winkel ändert sich, wenn der Pitch-Winkel gesteuert wird, um die Drehgeschwindigkeit der Turbine zu verändern. Im Modell wird ein durchschnittlicher Winkel verwendet, der eine durchschnittliche Neigung entlang der Rotorblattlänge darstellt. 25-30 Grad sind für eine typische große Turbine angemessen“* (Band, 2012).

Um Konfusionen mit den im technischen WEA-Kontext existierenden Definitionen von verschiedenen Anstell-, Einstell- oder Pitch-Winkeln zu vermeiden, sprechen wir im Folgenden in unserem Modellkontext vom „Kombinierten Blattwinkel“ (KBW) (derjenige Parameter, der im Band-Modell-Kontext als „Pitch-Winkel“ bezeichnet wird). Dieser setzt sich aus dem mittleren Wert der Kombination des verstellbaren Winkels zwischen Blattoberfläche und der Achse des Rotors (oft als Einstellwinkel bezeichnet) sowie dem rotorblattintrinsic Verwindungswinkel zusammen. Somit handelt es sich um eine Kombination zweier Winkel, die gemeinsam (und als Mittelwert über die Länge eines Rotorblatts) die Tiefe des von den Rotorblättern überstrichenen Volumens (approximativ) definieren.

Die o. g. Angaben von $KBW=25-30^\circ$ sind einer Arbeit entnommen (Band, 2012), die sich zum einen mit Offshore-WEA (also deutlich stärkeren Windgeschwindigkeiten) auseinandersetzt und sich zum anderen auf den Stand der WEA-Technik von 2012 bezieht. Aus diesen Gründen halten wir diese Annahmen für nicht angemessen für die im vorliegenden Projekt betrachtete Situation moderner Onshore-WEA. Eine Anpassung wurde auch im Kontext des derzeitigen R-Paketes zu Berechnungen mittels Band-Modell (Caneco et al., 2022) vorgenommen, wo als Standard ein KBW von 15° verwendet wird (der jedoch bei Bedarf abgeändert werden kann). In peer-reviewed publizierten Onshore-WEA-Studien, welche Kollisionsrisikomodelle anwenden, fehlt diese Angabe oft; in den wenigen Fällen, in denen wir eine Angabe finden konnten, wurden $KBW=10^\circ$ (May et al., 2010) bzw. $KBW=15^\circ$ (Urquhart und Whitfield, 2016) verwendet, sodass also gemittelt über beide Studien $KBW=12,5^\circ$ verwendet wurde.

Dieser Wert wird durch die folgenden Betrachtungen gestützt/plausibilisiert: eine grobe Schätzung des Verwindungswinkels liefert etwa 15° im Bereich der Nabe und 0° an der Rotor spitze, sodass hier im Mittel (entlang des Rotorblattes) $7,5^\circ$ angenommen werden können. Das Sichten von Realdaten zu WEA-Einstellwinkeln (hierzu fand am 07.03.2024 ein von der UAG initiiertes Austausch mit Fachleuten statt) lieferte Einstellwinkel zwischen $0-6^\circ$ für Windstärken zwischen $4,5-10$ m/s, die außerhalb dieses Wertefensters jedoch auch deutlich höher liegen konnten. Geht man hier also von einem mittleren Einstellwinkel von 5° aus (und wird der Einfachheit halber angenommen, dass sich beide Winkel hinsichtlich des KBW additiv verhalten), so liegen auch hier im Ergebnis $12,5^\circ$ vor, die daher im Kontext des „RKR-Modells“ verwendet werden.

Es wurde mit der UAG und den Fachleuten abgestimmt, dass der Wert von $\text{KBW}=12,5^\circ$ aufgrund der Komplexität konstellationsspezifischer Prognosen konstant (d. h., projektunabhängig) zu setzen ist (analog zu Mercker et al, 2023).

Der KBW beeinflusst die Tiefe des Risikolumens (insbesondere diejenige Tiefe, die sich nicht aus der Größe des Vogels, sondern den gekippten WEA-Rotorblättern zusammensetzt) und beeinflusst somit die Aufenthaltswahrscheinlichkeit in diesem Volumen. Eine Änderung von 1° in diesem Parameter ändert das berechnete Kollisionsrisiko um etwa $1,5\%$ (empirisch ermittelt aus Kollisionsrisiken gemittelt über > 4.000 reale WEA-Brutplatz-Kombinationen).

2.4.6.2. Umdrehungsgeschwindigkeit

Im vorliegenden Bericht wird (analog zu Mercker et al. (2023)) bzgl. der WEA-Drehgeschwindigkeit immer die Umdrehungszahl [U/min] und nicht die Blattspitzengeschwindigkeit betrachtet, da erstere im Kontext des Band-Modells (Band, 2012; Band et al., 2007; Caneco et al., 2022) Eingang findet. Hier sei aber angemerkt, dass im Kontext der Berechnungen des Band-Modells selbst wiederum die daraus resultierende, sich entlang der Rotorblätter ändernde Blattgeschwindigkeit adäquat rechnerisch berücksichtigt wird.

Aus Gesprächen mit verschiedenen Betreibern, nach Sichtung verschiedener Quellen (z. B. Reichenbach et al. 2024, 2023a – vgl. auch Betrachtungen in Kapitel 2.4.4), stichprobenartigen Beobachtungen im Feld, dem UAG2-initiierten Austausch am 07.03.2024 sowie zusätzlicher Plausibilisierung durch Fachleute über die UAG2 ergab sich, dass die WEA-Umdrehungsgeschwindigkeit [U/min] in Abhängigkeit von der Windgeschwindigkeit [m/s] auf Nabenhöhe über die folgende Formel approximiert werden kann:

$$1 \text{ U/min} \triangleq 2,0 * \text{Windgeschwindigkeit für Rotordurchmesser} < 80 \text{ m}$$

$$1 \text{ U/min} \triangleq 1,5 * \text{Windgeschwindigkeit für Rotordurchmesser} > 170 \text{ m}$$

$$1 \text{ U/min} \triangleq \text{Windgeschwindigkeit} * \left(-(1/180) * \text{Rotordurchmesser} + (22/9) \right) \\ \text{für Rotordurchmesser} \geq 80 \text{ und} \leq 170 \text{ m.}$$

Die WEA-Drehgeschwindigkeit ist also direkt proportional zur Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe, wobei eine Proportionalitätskonstante von $2,0$ für kleine WEA (Rotordurchmesser kleiner-gleich 80 m) angenommen wird und eine Proportionalitätskonstante von $1,5$ für große WEA (Rotordurchmesser größer-gleich 170 m) (für eine Plausibilisierung vgl. Kapitel 2.4.4). Bei

Rotordurchmessern zwischen 80 und 170 m wird bzgl. der Proportionalitätskonstante linear interpoliert. Bei einer angenommenen mittleren Windgeschwindigkeit auf Rotorhöhe von etwa 5 m/s zur Brutzeit (was eine Näherung für Deutschland darstellt – vgl. Kapitel 2.4.4) liefert das für kleine WEA eine Umdrehungsgeschwindigkeit von etwa 10 U/min und für moderne WEA etwa 7,5 U/min.

Der Parameter der WEA-Umdrehungsgeschwindigkeit hat insgesamt nur einen sehr moderaten Einfluss auf das berechnete Kollisionsrisiko: Setzt man ihn von 10 U/min auf 8 U/min, so reduziert sich das berechnete Risiko im Mittel (betrachtet über > 4.000 reale WEA-Brutplatz-Kombinationen) um etwa um 6,3 %; erhöht man sie auf 12 U/min, so erhöht sich das Kollisionsrisiko um 6,8 %. Dies gilt allerdings ohne Anwendung des in Kapitel 2.4.4 präsentierten Anpassungsfaktors, der insbesondere für höhere Drehgeschwindigkeiten diese Abhängigkeit zusätzlich deutlich verringert.

2.4.6.3. Windgeschwindigkeit

Da das „RKR-Modell“ prinzipiell die Berücksichtigung von jahres- und tageszeitlich variierenden Windgeschwindigkeiten erlaubt, stellte sich die Frage, ob ein empirisch fundiertes Integrieren der lokalen Windverhältnisse einen deutlichen Mehrwert in der Prognoseschärfe zur Folge hat. Dazu wurden vergleichende Berechnungen unter Berücksichtigung der lokalen (und zudem zeitlich variierenden) Windverhältnisse auf Nabenhöhe (basierend auf dem Copernicus ERA5-Datensatz) vs. der Annahme einer konstanten mittleren Windgeschwindigkeit von 5 m/s (plausibilisiert über sowohl die ERA5-Daten als auch Daten des Deutschen Wetterdienstes – beide bezogen auf März–September) durchgeführt. Beide Vorgehensweisen lieferten in hohem Maße vergleichbare Größenordnungen; das Integrieren der lokalen Verhältnisse erhöhte jedoch deutlich die Komplexität der Datenintegration und die der Berechnungen, sodass – in Absprache mit der UAG-2 – weiterhin konstant eine mittlere Windgeschwindigkeit von 5 m/s auf Nabenhöhe rechnerisch angenommen wird.

2.4.6.4. Maximale vs. mittlere Rotorblatttiefe

Sowohl bei der Berechnung der Größe des Risikovolumens („Risikobereich“ – vgl. Mercker et al., 2023), als auch bei der Umrechnung von Aufenthaltssekunden im Risikobereich zu einer Anzahl an Durchflügen durch den Risikobereich, kann als Tiefe der Rotorblattscheibe (d. h., des von den Rotorblättern überstrichenen Bereichs) entweder die maximale Blatttiefe oder die mittlere Blatttiefe zugrunde gelegt werden. In dem Bestreben, mit dem „RKR-Modell“ immer die bestmöglichen Schätzungen (d. h. Mittelwerte) zu ermitteln (s. u.), verwenden wir in beiden Fällen im Folgenden die mittlere Rotorblatttiefe. Diese ist (analog zum Dokument „Hinweise zur Ermittlung und Beurteilung der optischen Immissionen von Windkraftanlagen, Aktualisierung 2019 (WKA-Schattenwurfhinweise) Stand 23.01.2020“ – Bund/Länder-Arbeitsgemeinschaft Immissionsschutz (LAI)) wie folgt definiert: Mittlere Rotorblatttiefe = $\frac{1}{2} \cdot (\text{max. Blatttiefe} + \text{min. Blatttiefe bei } 0,9 \cdot \text{Rotorradius})$.

2.4.6.5. Berechnung und Bewertung von Konfidenzintervallen im Kontext von Schwellenwerten

Wie im Rahmen von Mercker et al. (2023) im Detail ausgeführt, ermöglicht der entwickelte

Ansatz die Quantifizierung von Schätzunsicherheiten zu jedem prognostizierten Kollisionsrisiko, bspw. angegeben in Form von 95%-Konfidenzintervallen oder als Variationskoeffizient. Hierbei handelt es sich um die Varianz bzgl. der Schätzung von Kollisionsmittelwerten (also eine Abschätzung des Standardfehlers), nicht um eine Restvarianz (für Details zur Berechnung und Interpretation dieser Unsicherheiten/Varianzen vgl. Mercker et al., 2023). Im Rahmen des überarbeiteten Modells wurde ein Variationskoeffizient von knapp 22 % ermittelt, dessen Stärke in hohem Maße unabhängig von der spezifischen betrachteten lokalen Konstellation ist (Standardabweichung des Variationskoeffizienten über unterschiedliche Untersuchungsgebiete: 0,545 % – vgl. Kapitel 2.4.5).

Auch wenn diesbezügliche Ausarbeitungen/Betrachtungen nicht Bestandteil dieser Studie waren, wird von uns empfohlen, die Konfidenzintervalle bzw. den Variationskoeffizienten als allgemeine Information dafür zu nehmen, dass unsere Schätzungen der Kollisionsrisiken – insbesondere vor dem Hintergrund der vielen komplexen zugrundeliegenden ökologischen Daten – mit einer relativ hohen Schätzsicherheit behaftet sind. Hier sei herausgestellt, dass die Größe der Konfidenzintervalle (bzw. des Variationskoeffizienten) als ausgesprochen klein einzuschätzen ist, verglichen zu den Größenordnungen derjenigen Schätzfehler, die generell mit den vorherigen Methoden assoziiert waren. Diese Aussage von „groß“ bzw. „klein“ bezieht sich hier jedoch nicht auf die artenschutzfachliche Relevanz dieser Größe (s. u.); einzig auf den Vergleich zu bisherigen Modellen/Methoden. Zudem wurde demonstriert, dass die Stärke der Schätzunsicherheit (gemessen als Variationskoeffizient) in hohem Maße unabhängig von den spezifischen Projektgebieten ist und daher als Quantität entkoppelt von der lokalen Situation bewertet werden kann (vgl. Kapitel 2.4.5).

Das vorliegend entwickelte Modell beinhaltet – wann immer möglich – sauber hergeleitete Mittelwerte, und soll somit keine vorsorglichen, sondern bestmögliche Schätzwerte der Kollisionsrisiken liefern. In wenigen Punkten (insbesondere im Kontext der Schätzung der Microavoidance, namentlich im Kontext des Korrekturfaktors sowie bei der pauschalen Setzung einer Rotorblatttiefe von 2,8 Metern) war das Ableiten von Mittelwerten nicht in aller Schärfe möglich und es mussten Setzungen und/oder Vereinfachungen erfolgen, die vorsorglich getroffen wurden, zumal es sich hier um eine Datensituation mit relativ spärlichen Daten handelte. Hier sei allerdings angemerkt, dass der kumulative Einfluss dieser Annahmen/Setzungen auf die berechneten Kollisionsrisiken von uns auf maximal wenige Prozent des Kollisionsrisikos selbst geschätzt wird.

Somit wird empfohlen, in einem ersten Schritt von der Ermittlung bestmöglicher Schätzungen mittels „RKR-Modell“ auszugehen; die generelle Stärke der Schätzunsicherheit des Modells (der Variationskoeffizient von etwa 22 % – s. o.) kann dann als Richtwert dafür verwendet werden, ob und in welchem Maße bei der notwendigen Schwellenwertsetzung vorsorglich vorgegangen wird (gemäß Bundestag Drucksache 20/9830 v. 15.12.2023). Eine exemplarische Betrachtung einer vorsorglichen Interpretation der prognostizierten Kollisionsrisiken findet sich am Ende vom Kapitel 2.4.5. Dort wird ausgeführt, wie im Rahmen dieser Studie quantifizierte Schätzunsicherheiten den berechneten Kollisionsrisiken aufgeschlagen werden können,

um korrigierte Werte zu erhalten, *unterhalb* derer das wahre Kollisionsrisiko mit einer vorgegebenen Wahrscheinlichkeit liegt.

2.5. Sensitivitätsanalysen

Ausführliche Untersuchungen, in welchem Maße verschiedene Eingangsparameter des „RKR-Modells“ die Prognosen der Landnutzung und/oder des Kollisionsrisikos in welchem Maße beeinflussen, werden an unterschiedlichen Stellen in diesem Manuskript beschrieben und werden daher nicht an dieser Stelle gebündelt erneut dargestellt. Dies betrifft u. a.:

- eine Analyse des Einflusses der örtlichen Auflösung des virtuellen Homeranges auf die prognostizierten Vogelschlagrisiken (Kapitel 2.4.3);
- eine Analyse des Einflusses der Art und Anzahl der erklärenden Variablen (u. a. kostenpflichtige vs. kostenfreie Landnutzungs-Variablen, jahreszeitliche Interaktionen), der vielfältigen Aspekte der Modellstruktur, der Wahl der iSSM-Dummy-Punkte, des Geschlechtes der Vögel, der geografischen Großregion, der Datenquelle bzw. der örtlichen Auflösung der Prognose auf die (quantifizierte) Übereinstimmung zwischen prognostizierter Habitatnutzung und realer Verbreitungsdaten (Kapitel 2.1);
- ein Vergleich der Habitatnutzungsprognosen des „RKR-Modells“ mit den Prognosen verschiedener vorheriger Ansätze (Kapitel 2.1.3);
- eine Analyse des Einflusses der Art und Anzahl der erklärenden Variablen auf die Prognose der Flughöhenverteilung (Kapitel 2.2);
- eine Analyse des Einflusses des KBW und der WEA-Umdrehungsgeschwindigkeit auf die berechneten Kollisionsrisiken (Kapitel 2.4.6); sowie
- eine Analyse des Einflusses des unteren Rotordurchlaufs sowie des Abstandes zwischen Brutplatz und WEA auf die berechneten Kollisionsrisiken (Kapitel 2.8).

2.6. Modellvalidierung

Ein Vorhersagemodell ist mit dem Risiko verbunden, wirklichkeitsfremde Vorhersagen zu treffen, die z.B. in Form unrealistischer Annahmen in der Modellstruktur verborgen sein können – auch, wenn verschiedene Parameter gut empirisch begründet sind. Um sicherzustellen, dass ein Prognosemodell belastbare Prognosen liefert, ist es daher unerlässlich, die Prognosen mit realen externen, d. h. komplett unabhängigen Daten zu prüfen (Thompson, 2022).

Es wird nachdrücklich darauf hingewiesen, dass das „RKR-Modell“ mittlere Kollisionsrisiken über beliebig viele Flüge und Individuen in vergleichbarer Konstellation prognostiziert; dieses (und Modelle im Allgemeinen) ist aber nicht in der Lage, Einzelereignisse von Flügen oder Kollisionen an einzelnen WEA vorherzusagen. Externe Daten/Studien zu Kollisionen und/oder Aufenthaltszeiten beziehen sich jedoch i. d. R. auf singuläre Ereignisse. Damit ein Vergleich zwischen Modellprognosen und realen Daten überhaupt aussagekräftig ist, sollten bzgl. der

Modellprognosen bevorzugt Summen oder Mittelwerte über eine große Anzahl an Vogel-Saison-WEA-Kombinationen mit Gesamtsummen (oder Mittelwerten) von Aufenthaltszeiten oder Kollisionen aus realen Studien verglichen werden – keine singulären reale Einzelereignisse mit singulären Modellprognosen einer spezifischen lokalen Konstellation.

In Mercker et al. (2023) wurden Prognosen des „Hybrid-Modells“ bereits für verschiedene reale Szenarien ermittelt und verglichen, zu denen es externe empirische Erhebungen von Vogelschlagopfern oder Aufenthaltszeiten im Risikobereich gab. U. a. aus der umfangreichen PROGRESS-Studie (Grünkorn et al., 2017, 2016), den landesweiten Abschätzungen von Kollisionzahlen für Brandenburg (Bellebaum et al., 2013) oder den jüngsten, umfangreichen, video-basierten Dokumentationen von Aufenthaltszeiten im Risikobereich (Reichenbach et al., 2023a). In allen Fällen stimmen die vom „Hybrid-Modell“ prognostizierten Größenordnungen in hohem Maße mit den realen Daten (oder darauf aufbauenden Prognosen) überein. Da im überarbeiteten „RKR-Modell“ die Größenordnungen der Prognosen in hohem Maße erhalten bleiben (s. u. und vgl. Kapitel 2.8) ist davon auszugehen, dass diese vorherigen Validierungen weiterhin gültig sind.

Ein generelles Problem dieser bisherigen Vergleiche zwischen probabilistischen Schätzungen und externen empirischen Studien zum Vogelschlag kann in Einzelfällen jedoch darin bestehen, dass letztere gewissen Einschränkungen hinsichtlich einer strikt quantitativen Analyse unterworfen sind, da

- Kadaverzahlen entweder nicht immer strikt systematisch erfasst wurden, sondern z. B. teilweise aus Zufallsfunden bestehen und/oder die Todesursache nicht zweifelsfrei belegt werden konnte – vgl. Dürr (2020) bzw. entsprechende Diskussion in Mercker et al. (2023);
- auch in systematischen Untersuchungen die tatsächlichen Kadaverzahlen i. d. R. nur geschätzt werden können, da Kadaver bspw. übersehen und/oder abtransportiert werden, und daher gefundene Zahlen modelliert werden müssen (Grünkorn et al., 2016; Korner-Nievergelt et al., 2013, 2011; Mercker, 2021a), was zu Schätzunsicherheiten führt; oder
- kein direkter Bezug zum Risiko pro Individuum hergestellt werden kann, da i. d. R. nur lokale Flugintensitäten bekannt sind.

Mit der derzeit im Kontext des LIFE Eurokite-Projektes kontinuierlich steigenden Anzahl an besenderten Rotmilanen steigt sowohl die Datendichte zur Analyse von u. a. Habitatpräferenzen und Raumnutzung (wie z. B. in Mercker et al 2023 ausgewertet), als auch die Wissensgrundlage für eine belastbare Auswertung zu den Todesursachen des Rotmilans. Zwischenergebnisse der LIFE Eurokite-Studie wurden beim “14th EOU Congress 2023” in Lund vorgestellt, sowie als Poster bei der “7th Conference on Wind Energy and Wildlife Impacts (CWW 2023)” präsentiert. Eine entsprechende Publikation ist derzeit in Vorbereitung. Damit bieten diese Daten eine neue Möglichkeit, Vogelschlagrisiken (und weitere Sterberisiken) zu quantifizieren und Fragen zu beantworten, die bisher in dieser Schärfe noch weitestgehend unbeantwortet waren. Beispiele sind:

- Wie hoch ist die reale mittlere Wahrscheinlichkeit pro Jahr, dass ein brütendes Rotmilan-Individuum an einer WEA geschlagen wird?
- Sagen die probabilistischen Methoden dieses Vogelschlagrisiko in korrekter Größenordnung voraus?
- Wie verteilt sich das Kollisionsrisiko innerhalb des Homeranges?

Im Rahmen dieses Kapitels wird diesen Fragestellungen nachgegangen, wobei ausschließlich adulte Brutvögel betrachtet wurden, deren Brutplätze bekannt waren und für die Informationen aus dem 10 km Radius um den Brutplatz vorlagen. Eine Übertragung aus Analysen von Jungvögeln wäre in vielerlei Hinsicht problematisch, zum einen, da das Jungvogelverhalten in vielen Aspekten von dem Verhalten der Altvögel abweichen kann, zum anderen, da es bei den Jungvögeln für die meiste Zeit keinen eindeutigen Brutplatzbezug gibt. Mehr Details zu diesen Punkten sind weiter unten (bzw. in Kapitel 3.4) ausgeführt.

Bzgl. der brütenden Altvögel ist die Datengrundlage insbesondere hinsichtlich der WEA-Kollisionsopfer noch eingeschränkt, wird aber in den kommenden Jahren aufgrund der großen Anzahl an neu besenderten Jungvögeln ggf. deutlich ansteigen. Insgesamt waren Daten zu 308 Brutsaisons adulter Vögel verfügbar; in diesen waren 2 tödliche WEA-Kollisionen im 10 km Umfeld des Brutplatzes zu verzeichnen (siehe unten für verschiedene Einschränkungen hinsichtlich einer direkten Interpretation dieses Verhältnisses im artenschutzfachlichen Kontext). Diese Datengrundlage reicht nicht dafür aus, empirisch fundierte Aussagen zu der Verteilung von Kollisionsrisiken innerhalb des Homeranges zu treffen. Nichtsdestotrotz wird diesem Punkt sorgfältig nachgegangen (s. u.). Erschwerend kommt hinzu, dass die WEA in den Fällen der beiden kollidierten Individuen hinsichtlich ihrer Distanz nicht gleichmäßig im Homerange verteilt waren, sondern eher in einer konstanten, relativ weiten Distanz (in einem Fall etwa > 4 km, im anderen Fall etwa > 6 km) zum Brutplatz, sodass es, zusätzlich zu der niedrigen Kollisionszahl ($N=2$), hinsichtlich der Distanz zwischen WEA und Brutplatz an kurzen Distanzen mangelt.

Wohl aber können die Gesamtdaten (308 Brutsaisons mit assoziierten lokalen Habitat- und WEA-Bedingungen) dazu genutzt werden, zu überprüfen, ob das „RKR-Modell“ die Größenordnung der realen Zahl an Vogelschlagopfern ($N=2$) korrekt vorhersagt. Hier muss jedoch beachtet werden, dass die reale Zahl an Kollisionsopfern von Jahr zu Jahr stochastisch um einen Mittelwert schwankt, das „RKR-Modell“ jedoch diesen (unbekannten) Mittelwert prognostiziert. Mit anderen Worten: Selbst, wenn das „RKR-Modell“ den wahren Mittelwert an Kollisionen (für die betrachteten 308 Brutsaisons) korrekt vorhersagt, wird der reale Wert (bspw. pro Jahr) nicht immer diesem Mittelwert entsprechen, sondern stattdessen stochastisch um diesen Wert schwanken, sodass allein schon aus diesem Grund Abweichungen zwischen Realität und Prognose zu erwarten sind. Aus diesem Grund geht es im Rahmen der vorliegenden Studie ausschließlich um die Validierung/Übereinstimmung der vorhergesagten Größenordnungen.

2.6.1. Daten und Methoden der Modellvalidierung

Die Datengrundlage entspricht vollständig der am Beginn des Kapitels 2.1.2.2 beschriebenen Datengrundlage. An dieser Stelle werden auch mögliche Nachteile dieser Daten (z. B. die fragmentarische Darstellung der realen Nutzung) detailliert betrachtet. Darauf basierend werden die mit dem BBM-Ansatz verbundenen Interpretationsmöglichkeiten wie folgt bewertet:

- Auf der Makro-Skala (von mehreren 100 Metern bis hin zu mehreren Kilometern) sollte die Landnutzung adäquat durch die BBM-Schätzungen wiedergegeben werden; zumindest für die Zeitfenster (Tageszeiten/Tage/Wochen), für welche Senderdaten vorliegen.
- Auf der Meso-Skala (benachbarte Pixel von 100 x 100 Metern) können die o. g. Effekte z. B. dazu führen, dass die BBM-basierte interpolierte Landnutzung stärker punktuell bzw. weniger flächig als die reale ist, sichtbar bspw. durch starke Unterschiede in der vorhergesagten Nutzung benachbarter Pixel. Der „RKR-Modell“-Ansatz hingegen wird oft ein etwas „glatteres“ Muster als die BBM-basierte Nutzung prognostizieren, da es Mittelwerte über beliebig lange Zeiträume prognostiziert, die BBM-Prognosen aber zeitliche Fragmente repräsentieren.
- Auf der Mikro-Skala (< 100 Meter) sind keine BBM-basierten Aussagen möglich.

Als Konsequenz insbesondere der letztgenannten Punkte lassen sich zwei Dinge ableiten:

- Die durch BBMs vorhergesagte Nutzung des Risikobereichs einzelner WEA ist nur sehr eingeschränkt möglich, da dies in starkem Maße davon abhängt, wie genau der Pixel von den BBMs bewertet wird, auf dem die betrachtete WEA steht. Ergo sind Betrachtungen oder Vergleiche der prognostizierten oder BBM-basiert berechneten Kollisionsrisiken an einzelnen WEA nicht sinnvoll möglich, wohl aber die Betrachtung von über viele WEA gemittelten oder aufsummierten Kollisionsrisiken, da sich hier stochastische Effekte herausmitteln.
- Die Effekte der Meso-avoidance sind in den BBM-Prognosen größtenteils nicht abgebildet, insbesondere, da Vögel auch in der vertikalen Ebene ausweichen (Mercker et al., 2023; Reichenbach et al., 2023a), was diese 2D-Raumnutzungsanalysen nicht abbilden können. Mercker et al. (2023) schätzt bei der reinen 2D-Betrachtung eine Meso-avoidance von etwa 50 % (Pilotstudie Probabilistik: Abb. 35) statt 86 % bei einer vollständigen 3D-Betrachtung. Hinzu kommt, dass selbst die 2D-Effekte der Meso-avoidance in den BBM-Karten aufgrund der Auflösung von 100 x 100 Meter sehr unzureichend abgebildet werden können, da diese Prozesse auf kleinerer Skala erfolgen und somit Effekte des Ausweichens und der lokalen Aufkonzentrierung durch Ausweichen regelmäßig in denselben Pixel fallen dürften. Zusammengefasst gehen wir davon aus, dass das Meso-Ausweichverhalten zu etwa 25 % bereits in den BBM-basierten Karten reflektiert ist, sodass die rechnerisch angenommene und empirisch belegte Meso-avoidance (86 % – Mercker et al., 2023) entsprechend angepasst wurde.

2.6.2. Analysemethode

Um die realen Raumnutzungs- und Vogelschlagdaten mit den Prognosen des „RKR-Modells“ qualitativ und quantitativ zu vergleichen, wurde wie folgt vorgegangen: Es wurde separat zu jedem der 308 existierenden Brutsaisons und zu jeder, der im 10 km Umfeld des Brutplatzes befindlichen WEA, mittels „RKR-Modell“ das Vogelschlagrisiko berechnet.

Allerdings wurden zwei verschiedene Berechnungen von Kollisionsrisiken nach dem „RKR-Schema“ durchgeführt: einerseits „klassisch“, d. h., auf Basis der Habitatnutzungsprognosen des im Rahmen dieser Studie finalisierten Habitatnutzungsmodells (wie detailliert im Kapitel 2.1 beschrieben) und andererseits direkt basierend auf BBM-Habitatnutzungsprognosen extrahiert aus realen GPS-Daten. Beide Prognosen wurden in der Folge in herkömmlicher Weise im „RKR-Modell“ mit der Kollisionsrisikomodellierung verschnitten. Wie oben angeführt, haben beide Ansätze hinsichtlich der Habitatnutzungsprognose verschiedene Vor- und Nachteile und resultierende Ergebnisse werden weiter unten entsprechend differenziert betrachtet/diskutiert. Es sei aber deutlich herausgestellt, dass reale Raumnutzungsdaten (und somit BBM-Prognosen) in der praktischen Anwendung i. d. R. nicht vorliegen und hier ausschließlich der Validierung des „RKR-Modells“ dienen. In realen Genehmigungsverfahren sollten (aufgrund der fragmentarischen Information der BBM-Daten sowie der Einheitlichkeit des Ansatzes) in jedem Fall die Prognosen des „RKR-Modells“ zugrunde gelegt werden.

Alle berechneten Kollisionsrisiken (pro Brutsaison und WEA) wurden final mit einem Faktor korrigiert, der berücksichtigt, ob das Individuum in der betrachteten Saison verstarb oder aus anderen Gründen keine GPS-Sendeaktivität mehr möglich war. War dies der Fall, wurde das berechnete Kollisionsrisiko in beiden Modellansätzen (BBM vs. „RKR-Modell“) entsprechend der relativen Ausfallzeit in der jeweiligen Saison korrigiert, da nur Risiken zu Zeiträumen berechnet und bewertet werden können, zu denen Vogelschlagereignisse prinzipiell erfasst werden konnten.

2.6.3. Ergebnisse und Diskussion der Modellvalidierung

Vergleich des aufsummierten Kollisionsrisiko für alle Brutsaisons

Wie oben erwähnt, fanden in den 308 Brutsaisons insgesamt 2 reale tödliche Kollisionen von Rotmilan-Brutindividuen mit WEA innerhalb des Homeranges statt. Hier muss allerdings herausgestellt werden, dass

- sich der Begriff „Brutsaison“ auf die Monate März-September bezieht (und in den LIFE Eurokite Daten zusätzliche WEA-Kollisionen außerhalb der Brutzeit zu verzeichnen waren);
- es sich hier zudem oft nur um „partielle“ Brutsaisons handelte, da ein Teil der Vögel im Laufe der Saison an unterschiedlichen Gründen verstarb oder ein Senderausfall zu verzeichnen war. Dies reduziert die „effektive“ Anzahl an Brutsaisons gegenüber der Anzahl an Kollisionen (259 statt 308 – sodass 259 hier die relevante Bezugsgröße ist);
- WEA-Kollisionen außerhalb des Homeranges (> 10 km Distanz zum Brutplatz, jedoch während der Brutzeit) nicht berücksichtigt wurden – allerdings im Kontext der LIFE Eurokite Daten stattfanden;

- Kollisionen von Nichtbrütern oder Jungvögeln hier nicht berücksichtigt sind.

Zusammengenommen führen diese Faktoren dazu, dass die reale Anzahl an WEA-Kollisionsopfern für diese Art durchaus höher anzunehmen ist als die Zahl von 2 Kollisionen pro 259 Brutsaisons nahelegt. Diese zusätzlichen Kollisionen resultieren jedoch aus Szenarien, die (aufgrund der derzeitigen genehmigungsrechtlichen Betrachtung) im Kontext des „RKR-Modells“ keine Rolle spielen. Weitere Informationen zur Quantifizierung verschiedener (anteiliger) Todesursachen von Rotmilanen finden sich in Langgemach et al. (2023) sowie in den jüngsten Arbeiten des LIFE Eurokite-Projektes (Publikation in Vorbereitung); Betrachtungen der Auswirkungen kumulativer Effekte werden in Bellebaum et al. (2013) wiedergegeben.

Das „RKR-Modell“ (basierend auf den „klassischen“ dort implementierten Habitatnutzungsprognosen) berechnet einen Gesamtwert von **2,34 Kollisionen**; das Modell im Zusammenspiel mit den BBM-Prognosen (extrahiert aus realen Landnutzungsmustern) berechnet 3,03 Kollisionen. Dies zeigt, dass das „RKR-Modell“ die realen Größenordnungen (aufsummiert über eine große Anzahl realer WEA-Brutplatz-Kombinationen) hervorragend prognostiziert. Die Tatsache, dass im Rahmen der betrachteten 259 Brutsaisons keine der zwei Kollisionen im unmittelbaren Nahbereich des Brutplatzes zu verzeichnen waren, steht nicht im Widerspruch mit den Prognosen des RKR-Modells: Zwar ist das prognostizierte Kollisionsrisiko an brutplatznahen WEA deutlich erhöht, aber (1) wurden brutplatznahe WEA i. d. R. selten genehmigt und finden sich daher selten in den realen Daten, und (2) nimmt die Fläche (und damit die Anzahl an WEA, und damit das kumulative Kollisionsrisiko) quadratisch mit der Distanz zum Brutplatz zu (vgl. Kapitel 3.4 „*Diskussion eines möglichen Gewöhnungs- bzw. Lerneffektes*“ im Kapitel 3 „*Forschungsbedarf und weiterführende Betrachtungen*“).

Zudem wurden analoge Berechnungen mit der Vorläuferversion des „RKR-Modells“ („Hybrid-Modell“ – vgl. Mercker et al. 2023) durchgeführt, was zu 3,21 prognostizierten Kollisionen führte. Vielfältige Gründe, die diese Differenz (durch jüngste Modellverbesserungen) erklären können, sind im Kapitel 2.8 aufgeführt. U. a. wurde ein größerer KBW (30° statt 10° – im Appendix von Mercker et al. (2023) auf S. 92 fälschlicherweise mit 10° angegeben) verwendet, der eine etwas höhere Schätzung bewirken kann (vgl. auch Kapitel 2.4.6.1). Es zeigt sich somit (analog zu den vergleichenden Berechnungen in Kapitel 2.8), dass die Ergebnisse des „Hybrid-Modells“ und der jüngst überarbeiteten Version („RKR-Modell“) identische Größenordnungen prognostizieren, was insbesondere bedeutet, dass die in Mercker et al. (2023) durchgeführten, vielfältigen zusätzlichen Validierungen weiterhin ihre Gültigkeit besitzen.

Statistisch gesehen ist es plausibel, dass das aufsummierte Kollisionsrisiko basierend auf den BBM-Prognosen höher ausfällt als bei den Prognosen des „RKR-Modells“: Wie oben ausgeführt, neigen die BBM-Methoden im Zusammenspiel mit fragmentarischen Daten dazu, eine weniger stark geglättete Prognose der Landnutzung zu errechnen als das „RKR-Modell“. Dies führt in Einzelfällen zu deutlich stärkeren (weniger nach oben beschränkten) lokalen prognostizierten Nutzungen, welche die geschätzten Kollisionsrisiken nach oben verzerren können.

Schlussendlich muss beachtet werden, dass – wie auch schon weiter oben geschrieben – die reale Zahl an Kollisionsopfern von Jahr zu Jahr stochastisch um einen gewissen Mittelwert

schwankt, das „RKR-Modell“ jedoch nicht die jährlichen Werte, sondern diesen uns unbekannt zugrundeliegenden Mittelwert über eine beliebig lange Zeit (bei identischer lokaler Konstellation) prognostiziert. Aus dieser Perspektive war zutreffend zu erwarten, dass nur die vorhergesagte Größenordnung (nicht aber notwendigerweise die genaue Zahl) zwischen realen und prognostizierten Vogelschlagereignissen übereinstimmt.

Vergleich von mittleren, WEA-spezifischen Kollisionsrisiken

Um zu untersuchen, inwieweit die vom „RKR-Modell“ prognostizierten WEA-spezifischen Kollisionsrisiken mit denen übereinstimmen, die auf der realen (BBM-basierten) Landnutzung basieren, wurden die Wertepaare beider Prognosen (zu jeder Individuum-WEA-Jahres-Kombination) mittels Generalisierten Additiven Modells (GAM – Hastie und Tibshirani, 1990, und Wood, 2017) untersucht. Die Ergebnisse sind in Abbildung 22 dargestellt. Es zeigt sich, dass beide Prognosen in hohem Maße qualitativ und quantitativ nahezu linear und hochsignifikant positiv miteinander korrelieren.

Im Mittel liegen die Werte basierend auf den BBM-basierten Schätzungen jedoch in vielen Bereichen etwas höher als die „RKR-Modell“-basierten Schätzungen (die Regressionskurve liegt etwas unter der Diagonalen). Dieser Effekt ist dadurch zu erklären, dass – wie weiter oben im Detail ausgeführt – die BBM-basierten Schätzungen aus unterschiedlichen Gründen der Fragmentierung und/oder Diskretisierung oft sehr lokale/punktuelle Nutzungen vorhersagen, wohingegen das „RKR-Modell“ aufgrund seiner mittelnden Eigenschaft eher „glatte“ Muster, d. h., mit flachen örtlichen Gradienten vorhersagt. Dies hat zur Folge, dass die BBM-Prognosen deutlich öfter extreme Werte (Kollisionsrisiken entweder nahe Null oder relativ hohe Werte) vorhersagen als das „RKR-Modell“, was zu der beobachteten leichten Verzerrung führt.

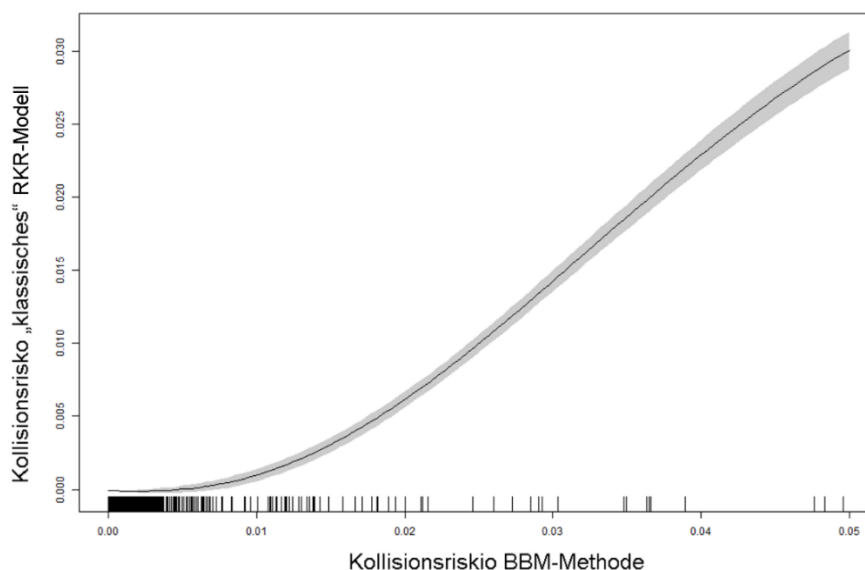


Abbildung 22: GAM Plot der Korrelation zwischen den vorhergesagten Kollisionsrisiken (pro Individuum, WEA und Saison) basierend auf den BBM-Daten (x-Achse) und den Prognosen des im Rahmen dieser Studie finalisierten „RKR-Modells“ (y-Achse). Pseudo- $R^2=0,501$; erklärte Varianz: 50,2 %. Grau schattierte Bereiche zeigen 95% Konfidenzbänder an, schwarze Striche über der x-Achse die zugrundeliegende Datendichte.

Es ist somit festzuhalten, dass nicht nur die Summe der vom „RKR-Modell“ prognostizierten Kollisionsoffer sehr gut mit der realen Anzahl übereinstimmt, sondern sich auch die WEA-spezifischen prognostizierten Kollisionsrisiken im Mittel mit dem decken, was diesbezüglich basierend auf realen Bewegungsdaten als bestmögliche Schätzung möglich war.

2.6.4. Zusammenfassung der Modellvalidierung

Wie im Rahmen dieser Validierung erneut gezeigt wurde, liefert das „RKR-Modell“ für brütende Rotmilane innerhalb ihres Homeranges belastbare Prognosen des Kollisionsrisikos. Die beobachtete (und prognostizierte) Größenordnung liegt derzeit bei einem bzgl. des 10 km-Radius um den Brutplatz kumulativen Kollisionsrisiko von etwa 0,77 % pro Brutindividuum und Saison (effektiv 259 betrachtete Brutsaisons und 2 Kollisionen) bei der derzeitigen Verteilung von WEA bzgl. der betrachteten Stichprobe. Hier sei allerdings deutlich herausgestellt, dass (1) dieses Risiko naturgemäß mit zukünftig zunehmender WEA-Anzahl und größeren WEA-Rotoren zunimmt; (2) Kollisionen in der Brutzeit außerhalb des 10 km-Umfelds nicht betrachtet werden; (3) Kollisionen der Brutvögel außerhalb der Brutzeit nicht berücksichtigt werden und (4) Kollisionen von Nichtbrütern (Jungvögel, adulte Nichtbrüter) nicht einfließen. Insbesondere findet auch die Tatsache nicht Berücksichtigung, dass das Versterben eines Brutvogels i. d. R. einen Abbruch der Brut bzw. ein Verenden der Jungvögel zur Folge hat. Hier sei angemerkt, dass die jüngst publizierten Ergebnisse von Langgemach et al. (2023) sowie die Daten aus dem LIFE Eurokite-Projekt („14th EOU Congress 2023“ in Lund, sowie „7th Conference on Wind Energy and Wildlife Impacts (CWW 2023)“ – zudem Publikation in Vorbereitung) Teilaspekte der o. g. Problematiken weiter beleuchten. Diese unter Punkt (1)-(4) genannten Kollisionsrisiken/Faktoren werden derzeit ganz bewusst vom „RKR-Modell“ nicht erfasst, weil sie aktuell nicht unter den genehmigungsrechtlichen Regelungsbedarf fallen.

2.7. Technische Anwendung, erforderliche Daten und Empfehlungen

Im Folgenden wird kurz skizziert, wie die Anwendung des Modells in der Praxis (sprich, praktischen Aspekten der rechnerischen Realisierung) vonstattengeht. Im Gegensatz zu den unterschiedlichen, oft komplexen Analysen, die der empirischen Bestimmung der im „RKR-Modell“ angewendeten Parameter und Funktionen zugrunde liegen (vgl. vorliegender Bericht und Mercker et al., 2023), ist die rechnerische Anwendung des Modells relativ einfach: Soll das Kollisionsrisiko für eine spezifische WEA-Brutplatz-Kombination berechnet werden, dienen als (standortspezifische) Eingangsparameter ausschließlich die Koordinaten des Brutplatzes und der WEA, sowie die Maße der WEA (Nabenhöhe, Rotordurchmesser und Rotorblatttiefe – vgl. auch Kapitel 2.4.6). Um das zu ermöglichen, sind aktuelle Daten zu Brutplätzen unbedingt erforderlich; aktuell heißt nach gegenwärtiger Genehmigungspraxis „nicht älter als 5 Jahre“, bevorzugt wäre aber eine höhere Aktualität.

Basierend auf den o. g. WEA- und Brutplatzparametern extrahiert das Modell dann zum einen die entsprechenden Habitatinformationen aus kostenfreien Datenbanken und leitet daraus eine Prognose der relativen Habitatnutzung und die Flughöhenverteilung ab. Zum anderen werden die WEA-spezifischen Parameter dafür verwendet, das konstellationsspezifische Kollisionsrisiko aus dem Zusammenspiel aus der dreidimensionalen Raumnutzung und der eines

Kollisionsrisikomodells zu prognostizieren. Eine entsprechende Berechnung von prognostizierten Mittelwerten dauert derzeit wenige Minuten. An wenigen Stellen spielt hier das Generieren von Zufallszahlen (Monte-Carlo-Methoden) zwar eine Rolle (z. B. bei der Bestimmung der Durchflugzeit, die ein virtuelles Anheften von 50.000 zufällig ausgewählten realen Flug-Richtungsvektoren an den Risikobereich beinhaltet – vgl. Mercker et al., 2023), die diesbezügliche Anzahl an Resampels ist jedoch so hoch gewählt, dass sie das Kollisionsrisiko nicht im relevanten Bereich der Nachkommastellen beeinflussen.

Als Ergebnis liegt dann final – neben einer prognostizierten Raumnutzung – ein geschätztes Kollisionsrisiko pro Individuum und Brutsaison (7 Monate: von März-September) für die betrachtete lokale Kombination aus WEA, Brutplatz und Habitat vor.

Es wird empfohlen, dass dieses Ergebnis im Kontext der lokalen Konstellation weiterhin der gutachterlichen Überprüfung, Bewertung, Interpretation und Einordnung bedarf.

Grundsätzlich wird empfohlen, dass die Brutplatzinformation aktuell ist; ältere Brutplatzdaten sollten für das betreffende Jahr aktualisiert oder plausibilisiert werden. Weiterhin sollte eine Überprüfung des vorhergesagten Habitats / der Landnutzung stattfinden, da die verwendeten Informationen (die bzgl. der Landnutzung auf Satellitendaten beruhen) i. d. R. nicht ganz aktuell sind. Auch dynamische Aspekte in der Landnutzung können berücksichtigt werden: Sollte z. B. für eine bestimmte Parzelle beobachtet werden, dass es in der Vergangenheit regelmäßige Änderungen in der Nutzung gab, könnte dieser Parzelle für die Prognosen besser eine allgemeinere als spezielle Kategorie zugeordnet werden. Solche Schritte bedürften aber einer klar definierten Vereinheitlichung in der Vorgehensweise.

Sollten sich in der Phase des Genehmigungsprozesses a) Unstimmigkeiten zwischen den dem Modell zugrunde liegenden Daten und den aktuellen Daten ergeben, oder b) der WEA-Typ und damit die WEA-Maße verändern, muss das Modell mit den „überprüften/angepassten“ Parametern erneut berechnet werden.

Der „RKR-Modellierungsansatz“ liefert Prognosen, die – bzgl. Habitat und Brutplatzvorkommen – auf einer Momentaufnahme beruhen. Das entspricht der bisherigen und voraussichtlich der zukünftigen Genehmigungspraxis, welche sich in der Regel ebenfalls auf einen Datensatz (z. B. der erfassten Flugaktivität) von einem Jahr bezogen hatte. Dazu sei angemerkt, dass im Kontext von Genehmigungen i. d. R. der Zustand zum Genehmigungszeitpunkt relevant ist und zukünftige Prognosen nicht gefordert sind.

Anders verhält es sich mit Änderungen der Landnutzung in Folge von Minderungsmaßnahmen, welche z. B. aufgrund eines prognostizierten Kollisionsrisikos ergeben, aufgrund dessen Minderungsmaßnahmen umgesetzt werden müssen. So könnten zukünftig Ablenkflächen (Veränderung der Landnutzung in bestimmten Flächen) oder die Maßnahme „Abschaltung bei landwirtschaftlichen Bewirtschaftungsereignissen“ (s. auch Kapitel 3.1 und 3.2) ins Modell eingespeist werden, um zu prüfen, ob sich dadurch das prognostizierte Kollisionsrisiko unter eine Schwelle senken lässt.

2.8. Beispielrechnungen an realen und hypothetischen Situationen

Neben der Herleitung eines Modells und den Validierungen desselben mit realen Daten ist es für die Genehmigungspraxis, sowohl aus der behördlichen (gesetzgeberischen) Seite als auch aus der artenschutzfachlichen Situation vor Ort, interessant und hilfreich, diese Vorgehensweise auf verschiedene Situationen in der Realität oder in hypothetischen Konstellationen anzuwenden. Das soll helfen, eine Vorstellung von der Größenordnung eines Kollisions- bzw. Tötungsrisikos der Individuen eines Rotmilanbrutpaars zu erhalten, um diese auch angesichts der bisher üblichen Vorgehensweise über Raumnutzungsanalysen einzuordnen.

Ziel dieses Kapitels ist es daher, für eine Reihe von realen Beispielen an WEA-Brutplatz-Kombinationen des Rotmilans in Deutschland die Kollisionsrisiken zu berechnen, um aufzuzeigen, wie diese von der Distanz zwischen Brutplatz und WEA, vom lokalen Habitat (im Umkreis von 10 km) und von WEA-spezifischen Parametern (z. B. Nabenhöhe, unterer Rotordurchlauf) abhängen.

Aufgrund der besonderen Relevanz sollte die Höhe des unteren Rotordurchlaufs virtuell variiert werden, wobei alle anderen WEA-Parameter konstant gehalten werden. Mit diesen Beispielrechnungen soll man einen Eindruck der Größenordnung bekommen, in denen sich jährliche Kollisionsrisiken pro brütendes Individuum in gegebenen Situationen bewegen. Insbesondere steht der zentrale Prüfbereich des Rotmilans (500 bis 1.200 m gemäß § 45b Anlage 1 Absatz 1 BNatSchG) und dessen Randbereiche im Fokus, sodass ausschließlich WEA mit einem Maximalabstand von 1.500 Metern zum Brutplatz betrachtet werden.

Es sei explizit angemerkt, dass die hier durchgeführten Berechnungen ausschließlich zu Abschätzungen von Größenordnungen herangezogen werden können, aufgrund des komplexen Einflusses der verschiedenen lokalen Faktoren (wie z. B. der Einfluss des Habitats auf die Landnutzung und Flughöhenverteilung aber auch WEA-spezifische Parameter) jedoch nicht auf spezifische lokale Konstellationen übertragbar sind (s. auch Anmerkungen hierzu in Kap. 2.6).

Datengrundlage

Die Datengrundlage entspricht den in Kapitel 2.1.2 und Kapitel 2.6.1 beschriebenen Daten. Somit betrachten wir viele verschiedene reale Brutplatz-WEA-Kombinationen aus insgesamt 308 verschiedenen Brutsaisons von brütenden Rotmilanen in Deutschland und Österreich, jedoch mit der zusätzlichen Einschränkung, dass nur WEA im Brutumfeld von 1.500 m berücksichtigt werden. Die Analysen sind auf diese realen Standorte von WEA und Brutplatz bezogen, um maximale Repräsentativität bzgl. der lokalen Habitatbedingungen zu gewährleisten.

Analysemethode

Um die Kollisionsrisiken pro WEA-Brutindividuum-Saison zu berechnen, wurde wie folgt vorgegangen: Separat zu jeder der 308 existierenden Brutsaisons und zu jeder der im 1,5 km Umfeld des Brutplatzes befindlichen WEA wurde unter Anwendung des „RKR-Modells“ das Vogelschlagrisiko berechnet – analog zur Vorgehensweise beschrieben in Kapitel 2.6. Die realen WEA-Metriken wurden allerdings rechnerisch ignoriert, stattdessen wurden für alle Szenarien die Maße einer modernen WEA verwendet, nämlich ein Rotordurchmesser von 140 Metern,

ein KBW von $12,5^\circ$, eine maximale Rotorblatttiefe von 4,15 m, eine mittlere Rotorblatttiefe von 2,69 m und eine gemäß Formel (vgl. Kapitel 2.4.6) abgeleitete WEA-Drehgeschwindigkeit unter Annahme einer konstanten Windstärke von 5 m/s auf Nabenhöhe. Zudem wurden Kollisionsrisikoberechnungen für untere Rotordurchläufe von 30, 60 und 90 m durchgeführt. Es sei angemerkt, dass bei zukünftigen WEA die Rotordurchmesser eher 170 m betragen und die berechneten Kollisionsrisiken entsprechend höher liegen würden. Verglichen zu einem Rotordurchmesser von 140 m vergrößert sich die Fläche der Rotorscheibe auf das etwa 1,5-fache. Um mit zunehmender Länge der Rotorblätter auch deren zunehmende Tiefe zu berücksichtigen, müsste mit einem weiteren Faktor multipliziert werden, um schlussendlich die Vergrößerung des Risikovolumens zu erhalten. Das Kollisionsrisiko vergrößert sich i. d. R. aber in deutlich geringerem Maße als das Risikovolumen, da größere Rotoren oft überwiegend höhere Luftbereiche überstreichen, die weniger intensiv durch den Rotmilan genutzt werden.

Ergebnisse und Diskussion

Insgesamt wurden in den Daten 135 verschiedene reale Jahr-WEA-Brutplatz-Kombinationen untersucht, deren Abstand zum betreffenden bekannten Rotmilanbrutplatz weniger als 1.500 Meter betrug. Die unterschiedlichen Distanzen sind in Abbildung 23 gezeigt.

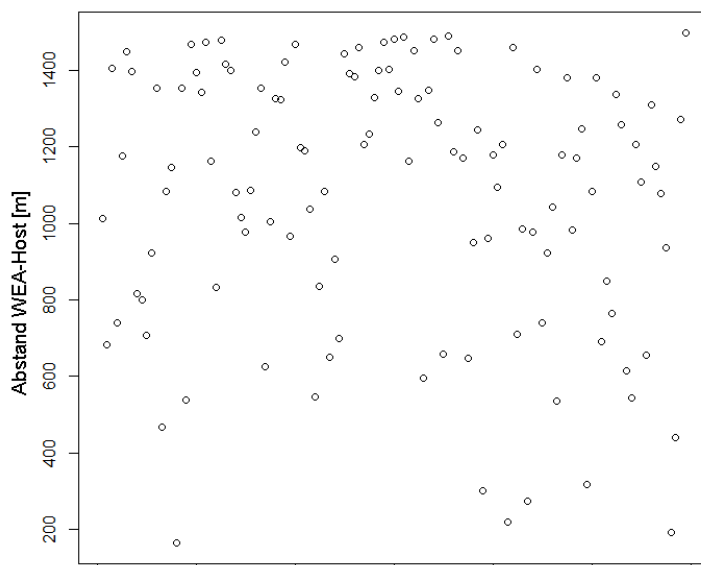


Abbildung 23: Visualisierung der Abstände (y-Achse) zwischen den verschiedenen untersuchten WEA-Brutplatz-Kombinationen im 1.500 m Umfeld der Brutplätze. Einheit: Meter. Die x-Achse repräsentiert die verschiedenen o. g. Kombinationen und ist daher einheitenlos.

Die Ergebnisse (geschätzte Kollisionsrisiken pro Individuum und Saison in Abhängigkeit von der Höhe des unteren Rotordurchlaufs und der Distanz zwischen Brutplatz und WEA) finden sich in Abbildung 24 A. Farbige Punkte zeigen die Rechenergebnisse der Einzelfallbetrachtungen (der spezifischen WEA-Brutplatz-Kombinationen) an, farbige Linien hingegen die geglätteten Mittelwert-Kurven (mittels GAM-Technik mit Tweedie-Zufallsverteilung – Kokonendji et al., 2004 – und einer optimalen Anzahl an Knoten, die mittels generalisierter Kreuzvalidierung

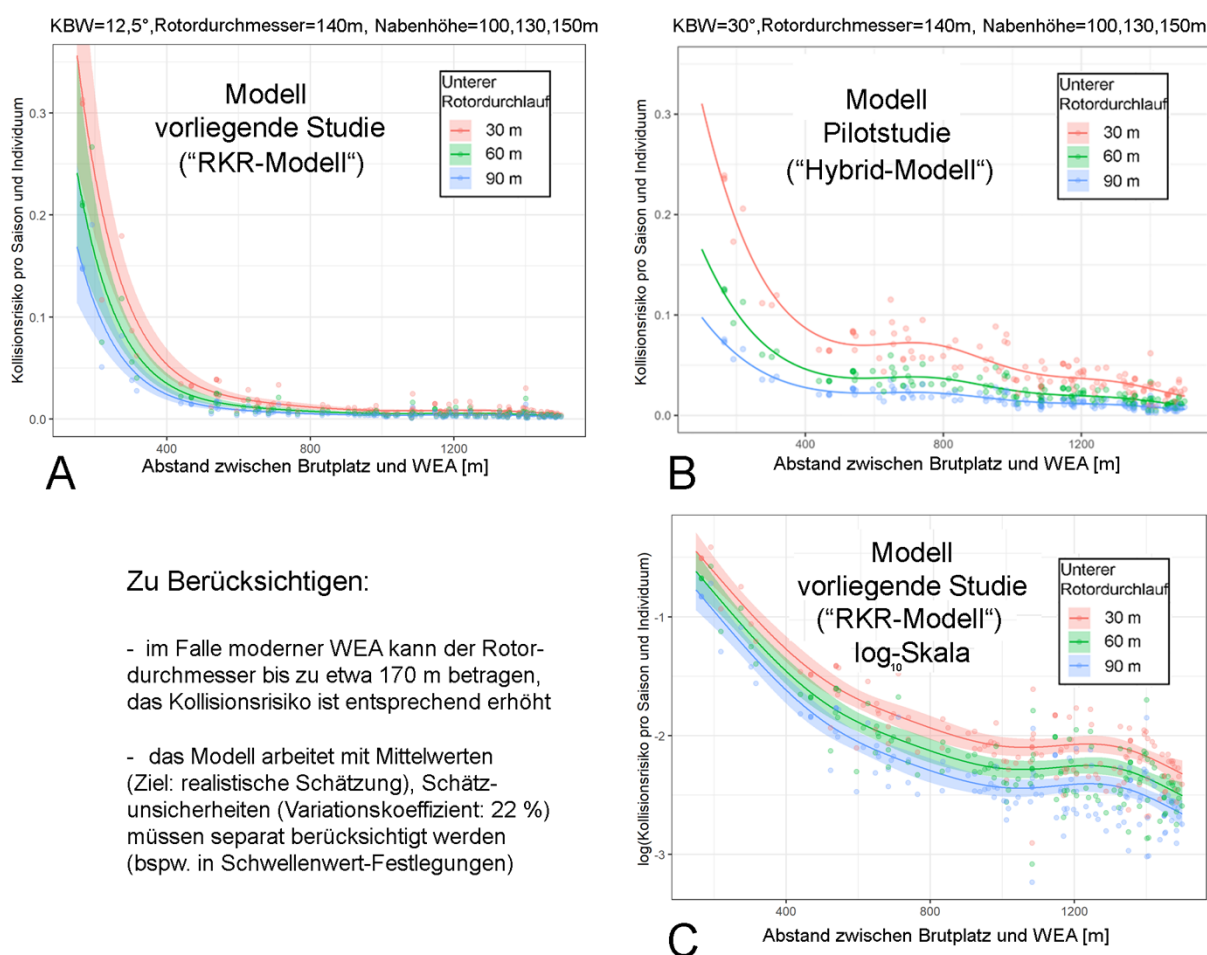
(Wood, 2017) bestimmt wurde). Diese Auswertung ist einer nahezu analogen Auswertung aus dem Jahre 2023 gegenübergestellt (Abbildung 24 B), die mit der Vorläuferversion des „RKR-Modells“ („Hybrid-Modell“ – eine hinsichtlich der Habitatvariablen bereits leicht verbesserte Version des in Mercker et al. (2023) publizierten Modells) für ARSU GmbH im Auftrag des BMWK bereits durchgeführt wurde.

Wie erwartet, hängt in beiden Fällen das prognostizierte Kollisionsrisiko stark sowohl von der Distanz zwischen Brutplatz und WEA als auch von der Höhe des unteren Rotordurchlaufs ab. Ein zusätzlicher deutlicher Effekt des lokalen Habitats zeigt sich über eine distinkte Streuung der Einzelwerte bei ähnlichen Abstandsklassen. Auch demonstrieren die Analysen die ausgesprochene Robustheit des „RKR-Modell“-Ansatzes, da die Größenordnungen trotz der vielfältigen Verbesserungen/Änderungen im Modell im Wesentlichen erhalten blieben (für weitere Nachweise dieser generellen Robustheit vgl. auch Kapitel 2.6). Zudem legt dies erneut nahe, dass sämtliche Validierungen, die bereits in Mercker et al. (2023) durchgeführt wurden, weiterhin ihre Gültigkeit haben.

Beim direkten Vergleich der in Abbildung 24 A vs. B dargestellten Abhängigkeiten ist allerdings zu berücksichtigen, dass die Berechnungen für ARSU GmbH im Auftrag des BMWK (Abbildung 24 B) mittels „Hybrid-Modell“ einen stärkeren KBW (30°) zugrunde legten als die Berechnungen mit dem „RKR-Modell“ (Abbildung 24 linke Seite: hier KBW $12,5^\circ$ – vgl. auch Diskussionen in Kapitel 2.4.6). Dies führt zu etwas niedriger geschätzten Kollisionsrisiken im „Hybrid-Modell“ – im Mittel sichtbar bei Prognosen, die den Bereich > 500 m Distanz zum Brutplatz betreffen. Für den Nahbereich prognostiziert das „Hybrid-Modell“ jedoch hingegen in der Tendenz niedrigere Kollisionsrisiken als das „RKR-Modell“. Einer der Hauptgründe dafür könnte sein, dass im „Hybrid-Modell“ die Nutzungsintensität in Abhängigkeit vom Brutplatz noch nicht optimal mittels Regressions-Splines dargestellt werden konnte (insbesondere im Nahbereich des Brutplatzes), sodass dort eine Unterschätzung der prognostizierten Nutzungsintensität stattgefunden haben dürfte (auch in Abbildung 10 exemplarisch zu sehen). Zudem könnte die im „RKR-Modell“ differenzierter betrachtete Höhenverteilung (die sich ja u. a. deutlich mit der Distanz zum Brutplatz ändert) eine Rolle bei den beobachteten Differenzen spielen.

Eine sichtbare qualitative Differenz zwischen den Prognosen beider Modelle ist ein leichter „Hügel“ im mittleren Kollisionsrisiko bei betrachteten Konstellationen mit etwa 700 m Distanz zum Brutplatz im Kontext der Prognosen des „Hybrid-Modells“, welcher bei den Berechnungen mit dem „RKR-Modell“ nicht mehr sichtbar wird. Wir schreiben dies der Tatsache zu, dass im „Hybrid-Modell“ die Habitateffekte und die Nutzungsintensität in der Abhängigkeit vom Brutplatz separat abgeschätzt wurden und dadurch nicht sauber voneinander differenziert werden konnten. Dies kann bspw. dazu geführt haben, dass, wenn bevorzugte Habitate regelmäßig in etwa 700 m Distanz zum Brutplatz vorlagen, sich diese sowohl im Habitatnutzungsmodell als auch in der Nutzungsintensität in Abhängigkeit von der Distanz zum Brutplatz niederschlugen. Dies führte wiederum zu überproportionalen Habitatnutzungsprognosen dieser Habitate.

Anhand der Ergebnisse in Abbildung 24 wird aber auch deutlich sichtbar, dass sich die berechneten einzelnen Kollisionsrisiken (farbige Punkte) für einen spezifischen Abstand und eine spezifische Höhe des unteren Rotordurchlaufs trotzdem um ein Vielfaches unterscheiden können, was z. B. den lokalen horizontalen und vertikalen Effekt des Habitats an WEA und/oder Brutplatz reflektiert, in komplexem Zusammenspiel WEA-spezifischer Maßen (die hier bis auf den unteren Rotordurchlauf – konstant gesetzt wurden). Auch wird deutlich, dass selbst bei Abständen von mehr als einem Kilometer zwischen WEA und Brutplatz die Kollisionsrisiken bei entsprechend attraktivem Habitat trotzdem noch regelmäßig (wenn auch selten) bei mehreren Prozent liegen können. Eine Übertragbarkeit der Mittelwertkurven auf spezifische Konstellationen ist – wie oben erwähnt – aufgrund dieser starken lokalen Effekte i. d. R. nicht gegeben.



Zu Berücksichtigen:

- im Falle moderner WEA kann der Rotordurchmesser bis zu etwa 170 m betragen, das Kollisionsrisiko ist entsprechend erhöht
- das Modell arbeitet mit Mittelwerten (Ziel: realistische Schätzung), Schätzunsicherheiten (Variationskoeffizient: 22 %) müssen separat berücksichtigt werden (bspw. in Schwellenwert-Festlegungen)

Abbildung 24: Grafische Darstellung der mittels aktuellem „RKR-Modell“ (A) vs. einer Vorgängerversion ((B) – „Hybrid-Modell“ – basierend auf Mercker et al., 2023) berechneten Kollisionsrisiken pro Individuum und Brutsaison (y-Achse) in Abhängigkeit von der Distanz zwischen Brutplatz und WEA (x-Achse) sowie in Abhängigkeit von der Höhe des unteren Rotordurchlaufs (Farbe). Farbige Punkte: Rechenergebnisse der Einzelberechnungen (spezifische WEA-Brutplatz-Kombinationen); farbige Linien: geglättete Kurven (mittels GAM-Technik). Farblich schattierte Bereiche: 95% Konfidenzbänder. Die Grafik (B) stammt aus einem Gutachten für ARSU GmbH im Auftrag des BMWK (2023). (C) Analoge Darstellung wie unter (A), jedoch mit logarithmiertem Kollisionsrisiko (Logarithmus zur Basis 10 – y-Achse).

2.9. Vorschläge zur Anwendung des „RKR-Modells“ für die Praxis

Das „RKR-Modell“ nutzt moderne statistische Verfahren und wurde unter Verwendung von umfangreichen Telemetriedaten des Rotmilans und einer Vielzahl an digital vorliegenden Landnutzungsdaten sowie Daten zu bestehenden WEA entwickelt. Es erreicht – wie auf vielfache Weise mittels Validierung in Mercker et al. (2023) und der vorliegenden Studie gezeigt – eine sehr hohe Zuverlässigkeit bei den Prognosen.

Anwendung

Für die Anwendung werden im Feld erhobene Brutplatzstandorte und flächendeckend vorliegende, kostenfrei verfügbare Landnutzungsdaten genutzt, um die Raumnutzung und das Kollisionsrisiko zu ermitteln; somit kann sich in Genehmigungsverfahren sowie in strategischen und wissenschaftlichen Fragestellungen der erforderliche Prüfaufwand und damit -zeitraum für die Datenerhebung (über die Brutplatzerfassung hinaus), den Prozess der Modellberechnung und der Berichterstellung deutlich reduzieren. Das Prüfverfahren ist zudem transparent und liefert reproduzierbare Ergebnisse.

Umsetzung

Gemäß § 74 Absatz 6 BNatSchG sowie des inzwischen vorliegenden Prüfberichts (Bundestag Drucksache 20/9830 v. 15.12.2023) soll die „probabilistische Methode“ gemeinsam mit bzw. als ergänzende Methode zur HPA (Reichenbach et al., 2023b) eingesetzt werden. Für die Genehmigungspraxis bedeutet das, dass Gutachterbüros das Anwenden des „RKR-Modells“ beherrschen müssen und die Behörden in der Lage sein müssen, das Ergebnis zu prüfen; Grundvoraussetzung dafür ist die Nachvollziehbarkeit der Berechnungen und somit das transparente Darstellen der Methodik in Form einer Berechnungsvorschrift (präsentiert im Arbeitspaket 2 – nicht Bestandteil dieses Dokuments).

Zudem müssen Vereinbarungen/Setzungen der sog. Schwellenwerte seitens des Gesetzgebers vorgenommen werden.

Im Fokus der weiteren Entwicklung des „RKR-Modells“ für eine Anwendung in der Praxis sollte darüber hinaus die Anpassung des Modells an die Daten weiterer Arten stehen. Weißstorch und Seeadler sind hierbei die nächstfolgenden Arten, deren Eignung einerseits durch eine hohe Anzahl schon vorliegender GPS-Daten gegeben ist; die hohe Eignung dieser beiden Arten zudem auch von anderen Autoren ähnlich eingeschätzt wird (Wulfert et al., 2023); für die Artengruppe der Weihen (Rohr-, Wiesen- und Kornweihe, welche untereinander ähnlich im Flugverhalten sind) liegen für die Wiesenweihe Daten vor, eine Erweiterung der Datenbasis wäre aber wünschenswert (Wulfert et al., 2023). Weiterhin wird angenommen, dass die Anwendung des „RKR-Modells“ für weitere Arten wie Fischadler, Schreiadler, Schwarzmilan und Wespenbussard sehr wahrscheinlich möglich ist, aber einerseits müssen weitere Daten akquiriert und je Art Modell-Anpassungen vorgenommen werden.

Unseres Erachtens sind diese genannten Arten, für welche auch eine HPA belastbare Ergebnisse liefern kann (Reichenbach et al. 2023b, dort Tab. 1), für eine Integration im „RKR-Modell“ gut geeignet.

Ein geeigneter methodischer Rahmen, der vergleichbare Standards sicherstellt, wird durch die

Veröffentlichung der Berechnungsvorschriften gewährleistet (vgl. Arbeitspaket 2 – nicht Bestandteil dieses Dokuments). Während die Entwicklung des „RKR-Modells“ bzw. die Parametrisierung der Berechnungsvorschriften eine hohe Anzahl von GPS, Kamera- und LFR-Daten verschiedener Projekte benötigt wird, werden für die Anwendung nebst aktuellen Daten zu WEA und Brutplätzen nur noch derzeit kostenfrei verfügbare Landnutzungsdaten benötigt

Es wird empfohlen, Schulungen für die Gutachterbüros und die prüfenden Behörden zur Anwendung und zur Beurteilung der Ergebnisse des „RKR-Modells“ anzubieten. Das kann, wenn Klarheit über die Einführung der Methode vorliegt, sofort oder nach Festlegung / Publikation der noch festzulegenden Signifikanzschwelle geschehen.

Auf jeden Fall ist ein hohes Maß an Standardisierung bzgl. der Anwendung dieser Methode in der Praxis unbedingt erforderlich. Für die Naturschutz- und Genehmigungsbehörden ist es unerlässlich, dass die Methode und deren Anwendung nachvollziehbar ist bzw. von Gutachterbüros vorgelegte Ergebnisse überprüfbar sind, so dass rechtmäßige, einer gerichtlichen Überprüfung standhaltende Genehmigungen erteilt werden können.

Kosten für weitere Arten und für Aktualisierungen

Der erforderliche Zeitaufwand bzw. die Kosten sollten somit bei der weiteren Ausarbeitung von Berechnungsvorschriften für zusätzliche Arten, ergänzend zum Rotmilan, zuerst auf Weißstorch, Seeadler, Fischadler und Schwarzmilan priorisiert werden, gefolgt von den Weihen, dem Wespenbussard und ggf. dem Schreiadler. Wir gehen in einer Schätzung bzgl. Zeitaufwand und Kosten von 3 Monaten bzw. 40.000 € je Art aus. Dabei werden die Arten sukzessive freigegeben und es muss nicht auf die Fertigstellung aller Arten gewartet werden. Hierbei können voraussichtlich jeweils mehrere Arten gleichzeitig bearbeitet werden, sodass über das parallele Akquirieren der Daten und Anpassung der Modelle der Zeitaufwand bzgl. der Bearbeitung mehrerer Arten minimiert werden kann.

Um die Aktualität des „RKR-Modells“ zu gewährleisten und neuen Daten und Forschungsergebnissen Rechnung zu tragen, wird empfohlen, das Modell anhand der zusätzlichen Daten in regelmäßigen Abständen zu aktualisieren. Ein Zeitintervall von ca. 2 bis 3 Jahren erscheint hier angebracht, wobei die Aktualisierung je Art ca. 15.000 € kosten könnte. Bei bspw. sieben Arten ergäben sich dadurch Kosten von ca. 35.000 bis 50.000 € pro Jahr für regelmäßige Aktualisierung/die Pflege der Berechnungsvorschriften.

3. Ausblick und weiterführende Betrachtungen

3.1. Bewirtschaftungsereignisse im Kontext des „RKR-Modells“

Der positive Effekt von Bewirtschaftungsereignissen (wie Mahd und Umbruch) auf die örtlich-zeitliche Raumnutzung von Rotmilanen wurde kürzlich im Kontext eines BfN-F+E-Vorhabens umfangreich untersucht und quantifiziert (Mammen et al., 2023). Zusammenfassend zeigte sich für den Rotmilan, dass bei solchen Ereignissen eine 12-fach erhöhte Nutzung durch die Brutvögel am Tage des Ereignisses festzustellen war. Diese nahm zwar nach dem ersten Tag wieder ab, bis zu 3-5 Tage nach dem Ereignis wurde – je nach Ausgangsnutzung – jedoch noch

eine signifikant erhöhte Nutzung gemessen (Mammen et al., 2023). Wurden über Raumnutzungsanalysen sämtliche (auch „externe“ bzw. nichtbrütende) Vögel in die Analysen mit einbezogen, lag die Erhöhung der Nutzungsintensität sogar bei einem Faktor von 25-30.

Die „Abschaltung bei landwirtschaftlichen Bewirtschaftungsereignissen“ ist eine Schutzmaßnahme gemäß § 45b Anlage 1 Abschnitt 2 BNatSchG.

Im Kontext des „RKR-Modells“ ergeben sich zwei Fragestellungen:

1. Inwiefern finden sich diese Effekte bereits in den Parametern des „RKR-Modells“ reflektiert und werden korrekt bei den prognostizierten Kollisionsrisiken berücksichtigt?
2. Kann man den örtlich-zeitlich begrenzten Effekt eines Bewirtschaftungsereignisses auf das Kollisionsrisiko eines Brutindividuums berechnen bzw. wie stark ist das Gewicht/der Anteil solcher temporären Ereignisse am prognostizierten Gesamtrisiko eines Brutvogels einer Saison? Hieraus ließe sich wiederum ableiten, wie entscheidend entsprechende Abschaltvorgaben bzgl. der betrachteten Brutvögel sind.

Zu (1) muss bedacht werden, dass im Zuge der Abschätzung der Parameter für das Habitatnutzungsmodell nicht explizit berücksichtigt werden konnte, ob bzw. wann auf Flächen ein Bewirtschaftungsereignis stattgefunden hat. Dies hatte praktische Gründe: Bewirtschaftungsereignisse sind temporäre Ereignisse, deren genaues Datum basierend auf Remote-Sensing-Daten oft nicht genau bestimmbar ist (Mammen et al., 2023). Daher findet sich die eigentlich zeitlich stark begrenzte Attraktivität solcher Ereignisse zwar in den Regressionskoeffizienten des Modells wieder, jedoch als Veränderung der mittleren Attraktivität entsprechender Landnutzungen (reflektiert in Regressionsparametern) betrachtet über eine gesamte Saison. Hier gilt jedoch zu beachten, dass zwar (zeitlich begrenzte) Anlockungseffekte durch die Bewirtschaftungsereignisse entstehen, diese aber gleichzeitig implizieren, dass die Nutzung derjenigen Flächen, die zu diesem Zeitpunkt nicht bewirtschaftet werden, entsprechend sinkt. Zusammenfassend wird der Effekt dieser Ereignisse korrekt vom „RKR-Modell“ berücksichtigt (wenn es um prognostizierte mittlere Kollisionsrisiken einer Saison geht), jedoch nicht in der örtlichen und zeitlichen Auflösung, in der diese Effekte in der Realität existieren. Zudem heben sich die o. g. antagonistischen Effekte über eine Saison gemittelt vermutlich überwiegend (bezogen auf landwirtschaftlich genutzte Flächen) auf.

Zu (2) sei angemerkt, dass es das „RKR-Modell“ prinzipiell erlaubt, die Attraktion von einzelnen definierten Flächen zeitlich begrenzt zu ändern und mit diesen veränderten Eingangsdaten die Effekte von spezifischen Bewirtschaftungsereignissen auf das Kollisionsrisiko einer Saison zu quantifizieren. Da diese Betrachtungen nicht Bestandteil des Auftrags waren, wurden sie jedoch noch nicht in standardisierter Form von uns etabliert. Es kann an dieser Stelle aber eine überschlägige mathematische Betrachtung vorgenommen werden, um einzuschätzen, in welchen Größenordnungen die Effekte liegen.

Gehen wir von einer Fläche aus, auf der eine im Folgenden betrachtete WEA steht und auf der Bewirtschaftungsereignisse stattfinden können. Ohne solche Bewirtschaftungsereignisse existiert hier eine mittlere Nutzungsintensität von X Minuten pro Tag und Individuum. Dies bedeutet, dass die aufsummierte Nutzung über eine Saison (etwa 7 Monate = 213,5 Tage) bei

$X \cdot 213,5$ Minuten liegt – angenommen es gibt kein Bewirtschaftungsereignis.

Fände ein Bewirtschaftungsereignis (wie Mahd von Grünland) statt, so ist nach Mammen et al. (2023) am Tag 0 (dem Tag der Mahd) eine 12-fach erhöhte Nutzung durch lokale Brutvögel zu beobachten, am Tag 1 noch eine 4-fach erhöhte Nutzung und am Tag 2 eine 2-fach erhöhte Nutzung. Daraus ergibt sich also für die Aufenthaltszeit der Saison mit einem einzigen Bewirtschaftungsereignis: $X \cdot (213,5 - 3,0)$ [Zeitraum ohne Wirkung des Bewirtschaftungsereignisses] + $X \cdot 12 + X \cdot 4 + X \cdot 2$ [Zeitraum mit Wirkung des Bewirtschaftungsereignisses] = $X \cdot 228,5$ Minuten. Dies ist – verglichen zum Vogelschlagrisiko ohne Bewirtschaftungsereignis – eine Erhöhung um den Faktor $(228,5/213,5) = 1,07$, ergo um 7 %. Diese Betrachtung bezieht sich wie o. g. auf den Fall, dass das Bewirtschaftungsereignis direkt auf der Fläche mit der betrachteten WEA stattfindet (also eine Art worst-case Betrachtung) und die 7 % beziehen sich auf die relative Erhöhung des Kollisionsrisikos eines Brutvogels ausschließlich an der spezifischen betrachteten WEA und aufsummiert über eine Saison. Findet das Bewirtschaftungsereignis nicht direkt an, sondern in einiger Entfernung zur WEA statt, ist mit einer entsprechenden (u. U. deutlichen) Reduktion des Risikos zu rechnen. Es sei angemerkt, dass es hier um die relative Änderung des Kollisionsrisikos an einer betrachteten WEA im Zuge von Bewirtschaftungsereignissen in räumlicher Nähe zu dieser WEA geht und daher bspw. die Entfernung zum Brutplatz oder WEA-spezifische Maße (die das absolute Risiko beeinflussen) somit keine Rolle spielen. Auch liegen den oben dargestellten Betrachtungen viele starke Vereinfachungen zugrunde; so werden potenzielle saisonale Änderungen in der Attraktionsstärke bspw. nicht berücksichtigt.

Davon unabhängig ist die Frage zu beurteilen, wie stark ein Bewirtschaftungsereignis die gesamte Raumnutzung im Homorange eines Rotmilans beeinflussen, also bspw. eine Lenkwirkung haben kann. Auch dieser Effekt scheint nicht sehr ausgeprägt zu sein: Mammen et al. (2023) ermittelt für Brutvögel am Tage der Mahd nur 15 % der Flugdauer über diesen Flächen (jedoch in ausgeprägterer Form für Nichtbrüter).

Somit nimmt ein einzelnes Bewirtschaftungsereignis eine eher untergeordnete Stellung beim anteiligen Kollisionsrisiko eines Brutindividuums an einer WEA innerhalb einer Brutsaison ein, nämlich maximal etwa 7 % bzgl. der spezifischen betrachteten WEA. Dies gilt aber nicht unbedingt für die kumulativen Effekte: Im regelmäßig angeflogenen Umfeld des Brutplatzes kann es innerhalb einer Saison zu einer Vielzahl an Bewirtschaftungsereignissen auf WEA-nahen Flächen kommen, die in der Summe (ohne Abschaltvorgaben) zu einem deutlich erhöhten Kollisionsrisiko führen können.

Zudem sei deutlich herausgestellt, dass sich diese o. g. Ausführungen auf das jeweilig betrachtete Brutindividuum beziehen – resultierend aus der aktuellen naturschutzrechtlichen Perspektive (§ 45b BNatSchG). Die Attraktionswirkung von Bewirtschaftungsereignissen (und damit auch das Kollisionsrisiko) wirkt sich jedoch in hohem Maße auf weitere Vogelindividuen und -arten aus: neben den o. g. „externen“ Rotmilanen (vgl. Mammen et al., 2023) ziehen diese Ereignisse i. d. R. auch noch weitere kollisionsgefährdete Arten an (z. B. Weißstorch, weitere Greifvogelarten), sodass Abschaltungen bei Bewirtschaftungsereignissen einen Bei-

trag zur Vermeidung von Kollisionen leisten können, der weit über das o. g. für das Brutindividuum quantifizierte Maß hinausgeht. Es kann somit im Rahmen der Priorisierung von Maßnahmen (bei Berücksichtigung der Zumutbarkeit nach Anlage 2 BNatSchG) durch die genehmigenden Behörden durchaus den Ausschlag geben, bei der Auswahl der Schutzmaßnahme eben diese zu bevorzugen.

Eine Quantifizierung dieses über das Brutindividuum hinausgehenden Effektes könnte mittels modifiziertem „RKR-Modell“ darüber erfolgen, dass artspezifische Kollisionsrisiken ohne Brutplatzbezug (d. h., nur abhängig vom Habitat sowie den Dimensionen und der Höhe/unterer Rotordurchlauf der WEA) berechnet werden.

3.2. Quantifizierung weiterer Schutz- bzw. Minderungsmaßnahmen

Mit dem vorliegenden „RKR-Modell“ können die Effekte folgender Schutz- bzw. Minderungsmaßnahmen (vgl. Mammen et al., 2023) auf das Kollisionsrisiko bereits teilweise abgebildet/quantifiziert werden, wie im Folgenden skizziert.

Änderung der statischen WEA-Parameter. Der Effekt einer Änderung der Nabhöhe, der Rotorblattlängen und damit auch der Höhe des unteren Rotordurchlaufs kann untersucht werden.

Änderung der dynamischen WEA-Parameter. Der Einfluss einer geänderten Rotordrehzahl zu bestimmten Zeitpunkten der Brutsaison (maximale zeitliche Auflösung: 1 Stunde) kann untersucht werden. Gleiches gilt für zeitweise Abschaltungen (bestimmte Tageszeiten, bestimmte Monate), wobei hier sowohl die tageszeitliche Phänologie der Vögel als auch eine jahreszeitliche Phänologie der Windgeschwindigkeit (bzw. der WEA-Umdrehungsgeschwindigkeit) berücksichtigt werden kann. Die jahreszeitliche Phänologie der Vögel, die zudem noch in hohem Maße vom Geschlecht abhängen kann, wird jedoch im aktuellen „RKR-Modell“ nicht berücksichtigt. Mit anderen Worten: Es wird stark vereinfacht davon ausgegangen, dass die Summe an Flugstunden pro Tag und Brutvogel (sowie der Verlauf der tageszeitlichen Aktivität) unverändert im Verlaufe der Brutsaison ist. Diese Vereinfachung hat u. E. nur dann relevante (potenziell verzerrende) Auswirkungen auf das prognostizierte Kollisionsrisiko pro Brutsaison, wenn der Einfluss saisonaler Abschaltungen betrachtet werden soll; so ist die „Phänologiebedingte Abschaltung“ eine Schutzmaßnahme gemäß § 45b Anlage 1 Abschnitt 2 BNatSchG.

Zudem sei hier angemerkt, dass (basierend auf verschiedenen weiterführenden Analysen und Diskussionen im Kontext der UAG) darauf verzichtet wird, für die Standard-Berechnungen der saisonalen Kollisionsrisiken mittels „RKR-Modell“ die örtlich-zeitlich variierenden Windverhältnisse zu berücksichtigen. Stattdessen wird konstant eine mittlere Windgeschwindigkeit von 5 m/s auf Nabhöhe angenommen. Vergleichende Berechnungen unter Berücksichtigung der lokalen (und zudem zeitlich variierenden) Windverhältnisse (basierend auf dem Copernicus ERA5-Datensatz) lieferten ganz ähnliche Größenordnungen des Kollisionsrisikos bei vergleichsweise deutlich gesteigener Komplexität der Berechnung und benötigten Daten.

An diese Stelle sei angemerkt, dass im „RKR-Modell“ (analog zu Band, 2012, und vielen weiteren damit verwandten Arbeiten) eine WEA-Drehgeschwindigkeit von 0 (oder nahe 0) immer

noch ein berechnetes Kollisionsrisiko deutlich ungleich 0 bewirkt und sich das Kollisionsrisiko bei einer sehr langsam drehenden WEA vs. einer mit durchschnittlicher Geschwindigkeit drehender WEA etwa verdoppelt (vgl. z. B. Fig. 6 in Band, 2012). Dem liegt die (probabilistisch fundierte) Annahme zugrunde, dass Vögel prinzipiell auch an WEA mit stehenden Rotorblättern kollidieren können (wenn auch mit vermindertem Risiko gegenüber drehenden WEA) (vgl. z. B. Blary et al., 2023; Drewitt und Langston, 2008; Huso und Dalthorp, 2023; Smales et al., 2013, sowie jüngste Ergebnisse aus dem LIFE Eurokite-Projekt (noch unpubliziert)) – ein Sachverhalt der bereits hinreichend aus dem Kontext von Vogelschlag an Freileitungen bekannt ist (Liesenjohann et al., 2019; Mercker, 2021).

Eine weitere Reduktion des Vogelschlagrisikos (gegenüber einer stehenden oder trudelnden WEA) könnte dadurch erreicht werden, dass die Rotorblätter in „Y-Stellung“ fixiert werden, d. h., in einer Stellung, in der eines der Rotorblätter in Flucht mit dem WEA-Mast gebracht und arretiert wird. Es kommen folgende Effekte zum Tragen:

- das untere Rotorblatt kann vermutlich deutlich besser wahrgenommen werden, da es in einer Flucht mit dem bis zum Boden reichenden (deutlich breiterem) Mast liegt.
- Dadurch reduziert sich das Vogelschlagrisiko überwiegend auf die in der oberen Hälfte der Rotorscheibe befindlichen Rotorblätter. Die Raumnutzung ist – jedenfalls beim Rotmilan – in der oberen Hälfte i. d. R. deutlich geringer verglichen zur unteren Hälfte.
- Dadurch, dass die Rotorblätter fixiert sind und nicht trudeln (was immer noch einer Blattspitzengeschwindigkeit von 30 bis 50 km/h entspricht), ist die Position dieser Elemente für die Vögel vermutlich besser wahrnehmbar bzw. vorhersehbar.

Überschlägig schätzen wir, dass die Reduktion des Risikos gegenüber einer im Normalmodus betriebenen WEA (exemplarisch betrachtet für den Rotmilan) bei etwa 90 % („Y-Stellung“) statt 50 % („Trudelmodus“) liegen könnte. Es sei jedoch herausgestellt, dass umfangreichere Betrachtungen und Auswertungen notwendig sind, um diese Größenordnungen empirisch gesichert festzustellen. Es soll nicht unerwähnt sein, dass die Hersteller / Betreiber durch das Arretieren von Rotorblättern sowohl einen höheren Aufwand als auch einen höheren Verschleiß der WEA annehmen.

Bewirtschaftungsereignisse. Dieser Aspekt kann im Kontext des „RKR-Modells“ prinzipiell rechnerisch betrachtet werden, wurde aber im vorliegenden Projekt noch nicht auf standardisierte Art und Weise etabliert. Zwar liefert das derzeitige Modell die Grundlage für die Betrachtung von Bewirtschaftungsereignissen, diese wurden aber noch nicht ausgearbeitet, da sie nicht Bestandteil des vorliegenden Auftrags waren und der knappe zeitliche Rahmen keine Ausarbeitung ermöglichte (vgl. Kapitel 3.1 für weitere Ausführungen und Abschätzungen von Größenordnungen).

Ablenkflächen und/oder Mastfußvegetation. „Anlage von attraktiven Ausweichnahrungsha-

bitaten“ und „Senkung der Attraktivität von Habitaten im Mastfußbereich“ sind Schutzmaßnahmen gemäß § 45b Anlage 1 Abschnitt 2 BNatSchG.

Sind geplante Ablenkflächen oder Form und Größe des betrachteten Mastfußbereichs bekannt und damit assoziierte Attraktionsstärken gegeben (vgl. z. B. Mammen et al., 2023), kann im „RKR-Modell“ deren Effekt auf das Kollisionsrisiko quantifiziert werden. Auch hier liefert das „RKR-Modell“ die Grundlage für solche Betrachtungen, diese wurden aber noch nicht ausgearbeitet, da sie nicht Bestandteil des vorliegenden Auftrags waren. Handelt es sich bei der Nutzungsänderung der Flächen allerdings um solche, die sich mit den vom Modell verwendeten Landnutzungsvariablen (sowohl in örtlicher Auflösung als auch inhaltlich) adäquat abbilden lassen, so würde die rechnerische Betrachtung im Kontext des „RKR-Modells“ (sofern sie die gesamte Brutsaison betrifft) nur bedeuten, dass die Landnutzungs-Eingangsdaten entsprechend angepasst werden. Es ist hier davon auszugehen, dass die Stärke des Effektes in hohem Maße von der Kombination aus Flächengröße, Distanz zum Brutplatz und auch umliegender Landschaftsstruktur abhängt.

3.3. Intraspezifische Interaktionen

Für den Rotmilan wurde ein gewisses Maß an intraspezifischer Konkurrenz/Territorialität beschrieben (Dobler, 1990; Gelpke und Stübing, 2010; Ortlieb, 1989), welche wiederum die Raumnutzung beeinflussen kann. Entsprechende vertiefende Analysen wurden im Rahmen des vorliegenden Projektes nicht durchgeführt, da die Datengrundlage zu ausreichenden dicht aneinander liegenden Brutplätzen aus identischen Jahren u. E. derzeit nicht ausreichend für eine solide Quantifizierung ist. Im Kontext der derzeit stark zunehmenden Anzahl an GPS-besenderten Brutvögeln dürfte sich diese Situation aber in den kommenden Jahren anders darstellen, sodass dieser Sachverhalt bei einer Überarbeitung des Modells (bspw. in 2 der 3 Jahren) mit berücksichtigt werden sollte. Ähnliches gilt u. U. für interspezifische Interaktionen, die allerdings als deutlich schwächer für diese Art angenommen werden (Dobler, 1990; Gelpke und Stübing, 2010).

3.4. Gewöhnungs- bzw. Lerneffekte

Es wird unter Fachleuten diskutiert, ob es einen möglichen Gewöhnungs- bzw. Lerneffekt gibt, in dem Sinne, dass die Individuen eines Brutplatzes benachbarte WEA oder Windparks „kennen“ und entsprechend besser „berücksichtigen“ – bspw. durch ein effektiveres Ausweichverhalten. Dafür spricht, dass Kollisionsopfer an WEA häufig nicht die Individuen des Brutpaars sind, sondern umherstreifende Nicht-Brüter (für Seeadler s. Grünkorn & Nehls 2013 in Hötger et al., 2013). Somit bestände die Möglichkeit, dass das Kollisionsrisiko an brutplatznahen, gut bekannten WEA niedriger ausfällt, als es die relative Aufenthaltszeit vermuten ließe. Auslöser für diese Diskussion sind die u. a. im Kapitel 2.6 erwähnten Vogelschlagdaten aus dem LIFE Eurokite-Projekt, bei denen bisher keine Kollisionen von brütenden Rotmilanen im Nahbereich des Brutplatzes festgestellt wurden (Zwischenergebnisse dieser Studie wurden beim “14th EOU Congress 2023” in Lund und bei der “7th Conference on Wind Energy and Wildlife Impacts (CWW 2023)” präsentiert, eine entsprechende Publikation ist derzeit in Vorbereitung). Hier

sei allerdings angemerkt, dass die Gesamtstichprobe der im 10 km-Umfeld des Brutplatzes an WEA kollidierten Brutvögel mit $N=2$ noch ausgesprochen klein ist (s. Kap. 2.6).

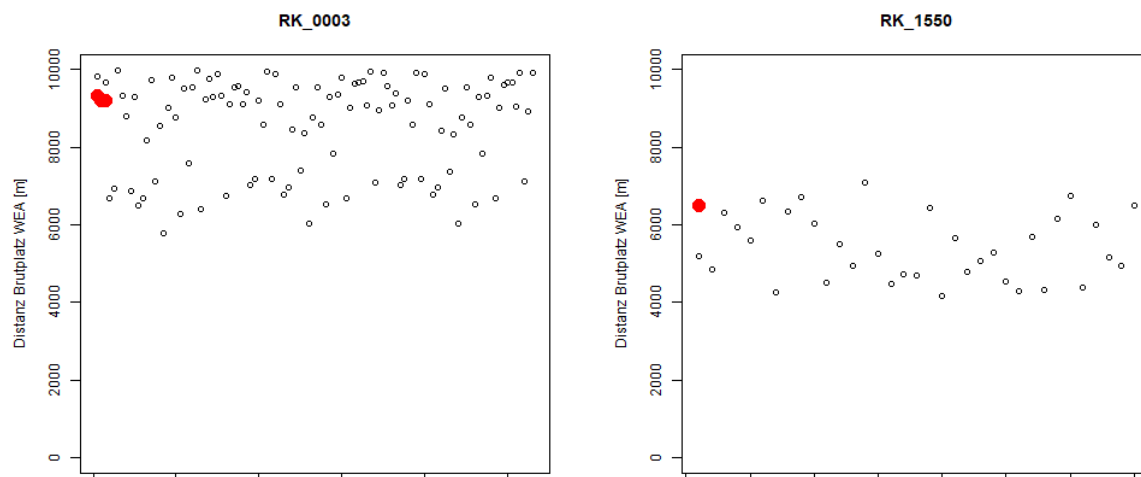


Abbildung 25: Abstände zwischen WEA und Brutplatz zu allen einzelnen WEA-Jahres-Kombinationen beider im Rahmen des LIFE Eurokite-Projektes im 10 km-Homerange und während der Brutzeit kollidierten Rotmilanbrutvögel. Rote Punkte beziehen sich auf Jahres-WEA-Kombinationen, an denen im letzten erfassten Jahr die Kollision stattfand (zu RK_0003 gibt es Senderdaten aus 3 Saisons, zu RK_1550 Senderdaten aus nur einer Saison). Die x-Achse repräsentiert die WEA-Saison-ID und ist daher einheitenlos.

Hieraus ist derzeit, wie ebenfalls erläutert, eine diesbezügliche empirisch gut begründete Analyse noch nicht möglich. Zudem gab es in diesen beiden Fällen keine WEA im Bereich < 4.000 m zum Brutplatz (vgl.), was aufgrund mangelnder Streuung in den relevanten Distanzen zusätzlich entsprechende Analysen verhindert (für die generelle Darstellung gemittelter Kollisionsrisiken in Abhängigkeit von der Distanz zum Brutplatz vgl. Abbildung 24).

Die Tatsache, dass es im Rahmen der betrachteten Brutsaisons bisher zu keiner Kollision im Nahbereich um den Horst gekommen ist, steht prinzipiell im Einklang mit dem „RKR-Modell“, welches bzgl. der o. g. analysierten (realen) Daten ein anteiliges Kollisionsrisiko von 26,8 % für den 500 m-Nahbereich prognostiziert (sowie 38,4 % für den 1.200 m-Radius und 64,8 % für den 3.500 m-Radius). Wie bereits oben erwähnt, steigt zwar das durch das „RKR-Modell“ prognostizierte Kollisionsrisiko in hohem Maße mit abnehmender Distanz zum Brutplatz an, jedoch finden sich zum einen brutplatznahe WEA aufgrund der damit assoziierten genehmigungsrechtlichen Probleme selten in den realen Daten (ergo kann es hier seltener zu Kollisionen gekommen sein), zum anderen steigt die Anzahl der WEA mit zunehmendem Abstand zum Brutplatz approximativ quadratisch an und entsprechende Risiken akkumulieren. Es sei jedoch deutlich herausgestellt, dass die o. g. Prozentwerte in hohem Maße davon abhängen, wo und in welcher Zahl in den exemplarisch betrachteten Homerages genau WEA platziert waren/sind. Aus diesem Grund sind diese Zahlen nicht ohne Weiteres zu verallgemeinern – insbesondere nicht bezüglich möglicher zukünftiger Ausbauszenarien.

Im Kontext zukünftiger möglicher Anpassungen des „RKR-Modells“ sollten Erkenntnisse (bzw. die entsprechende Datengrundlage) zu möglichen Gewöhnungseffekten aufmerksam verfolgt

werden. Die Datendichte zu telemetrierten adulten Groß- und Greifvögeln und Vogelschlagopfern wird in den kommenden Jahren weiter ansteigen, sodass diesbezüglich voraussichtlich statistisch valide Analysen möglich sein werden.

3.5. Erweiterte Anwendungen des „RKR-Modell“-Konzeptes

Das „RKR-Modell“ in seiner präsentierten Form ist spezifisch auf die Fragestellung des konstellationsspezifischen Kollisionsrisikos pro Brutindividuum und Brutsaison, somit auf eine spezifisch betrachtete WEA-Brutplatz-Kombination, zugeschnitten und optimiert. Derzeit ist angestrebt, das „RKR-Modell“ in Genehmigungsverfahren für Windenergievorhaben entweder in Ergänzung zur HPA oder ausschließlich einzusetzen (s. Kap. 2.9).

Brutsaison vs. gesamtes Jahr

Für den Rotmilan wird das Kollisionsrisiko für eine Brutsaison ermittelt; das würde auch für die weiteren avisierten Arten (Schwarzmilan, Weißstorch, Fisch- und Schreiadler, Wespenbusard) gelten. Im Fall des Seeadlers, der sowohl ganzjährig anwesend ist als auch eine ganzjährige Brutplatzbindung zeigt, wenn auch mit unterschiedlicher Stärke innerhalb vs. außerhalb der Brutzeit, kann es sinnvoll sein, das Kollisionsrisiko über das gesamte Jahr zu ermitteln.

Die generelle Struktur der Methodik erlaubt es jedoch, durch verschiedene mögliche Anpassungen, die Methode auf weitere Fragestellungen anzuwenden (vgl. auch Wulfert et al., 2023, für eine Reihe von Vorschlägen). Dies betrifft die folgenden Fragestellungen:

Vergleich unterschiedlicher Planungsszenarien

Auf Genehmigungsebene können ohne größere Modifikationen des Modells vergleichende Betrachtungen auch ohne eine Bezugnahme zu Schwellenwerten durchgeführt werden, so z. B. im Kontext von Repoweringvorhaben oder aber durch rechnerische Vergleiche unterschiedlicher Szenarien (verschiedene Standorte, variierende Höhen des unteren Rotordurchlaufs, verschiedene Schutzmaßnahmen, Bewirtschaftungsereignisse, usw. (Wulfert et al., 2023));

Anwendung des RKR-Modells auf strategischer bzw. vorgelagerter Planungsebene

Auf strategischer Ebene, also der vorgelagerten Planungsebene, hat das „RKR-Modell“ (bzw. dessen Modifikationen) viele verschiedene potenzielle Anwendungsgebiete, wie z. B.

- Die Ergänzung bzw. Operationalisierung der Habitatpotenzialanalysen (HPAs) (Reichenbach et al., 2023; Wulfert et al., 2023), die sich direkt aus den Prognosen des im Rahmen der vorliegenden Studie optimierten Habitatnutzungsmodells ergibt;
- Die Erstellung von regionalen Konfliktrisikokarten oder die Verifizierung bzw. Anpassung von Dichtezentren (Wulfert et al., 2023), bei welcher modellierte Brutwahrscheinlichkeiten (Geißler et al., 2023) mit der vom „RKR-Modell“ prognostizierten Raumnutzung kombiniert werden können, um auf verschiedenen örtlichen Skalen ein verlässliches Bild der Aufenthaltswahrscheinlichkeit der Brutvögel in der Landschaft zu erhalten;

- Für beliebige regionale Szenarien aus WEA und Brutplatzlokalisationen können mittels „RKR-Modell“ die Kollisionsrisiken für (lokale) Populationen berechnet und verglichen werden (Wulfert et al., 2023);

Anwendung auf Nicht-Brüter

Wie in Kap. 3.4 schon ausgeführt, kann das Modell neben der bisherigen Betrachtung der artenschutzrechtlich relevanten Brutvögel dahingehend angepasst werden, dass auch Kollisionsrisiken für Nichtbrüter (während der Brutsaison) oder für Vögel/Flüge außerhalb der Brutsaison quantifiziert werden. Dass diesbezüglich eine hohe artenschutzfachliche Relevanz für den Rotmilan vorliegt, zeigen bspw. die Analysen des Attraktionseffektes von Bewirtschaftungsereignissen (Mammen et al., 2023) oder die Analyse der Kadaverfunde von WEA-Schlagopfern (Grünkorn & Nehls 2013 in Hötker et al., 2013; Langgemach et al., 2023) sowie die Ergebnisse des LIFE Eurokite Projektes (2024 – Publikation in Vorbereitung). Technisch gesehen könnte hier im Kontext des „RKR-Modells“ der Brutbezug vernachlässigt (indem entsprechende Variablen konstant gesetzt werden) und stattdessen die Raumnutzung in der Fläche vorhergesagt werden, die dann wiederum mit lokalen Vogeldichten parametrisiert werden kann (Mercker & TNL, Publikation mit exemplarischer Anwendung in Vorbereitung).

Weiteres

Das Grundkonzept sowie wesentliche, bereits bestimmte Elemente des „RKR-Modells“ lassen sich analog auf weitere Fragestellungen des Einflusses anthropogener Nutzung auf Brutvögel oder Nichtbrüter quantifizieren, wie z. B. das Kollisionsrisiko an Freileitungen (Mercker & TNL, Publikation mit exemplarischer Anwendung in Vorbereitung) sowie Scheuch-, Attraktions- oder Kollisionseffekte an Schienen, Straßen oder Solarparks.

4. Zusammenfassung

Im Rahmen des Arbeitspaketes 1 dieses Vorhabens wurde das „Hybrid-Modell“, dessen generelle Tauglichkeit im Rahmen der Pilotstudie Probabilistik (Mercker et al., 2023) demonstriert wurde, in vielen entscheidenden Punkten verbessert und für den Rotmilan vorerst finalisiert, was zum „Raumnutzungs-Kollisionsrisikomodell“ („RKR-Modell“) führte. Die Verbesserungen betrafen u. a. die deutlich verbesserte Prognose der Habitatnutzung, die Betrachtung der Flughöhenverteilung in Abhängigkeit von verschiedenen Habitaten und der Distanz zum Brutplatz, die methodisch verbesserte und statistisch validere Bestimmung der Micro-avoidance, die realistischere (und plausibilisierte) Setzung verschiedener WEA-Parameter, sowie die detaillierte Berücksichtigung von Windverhältnissen auf verschiedene Aspekte des Kollisionsrisikos (wie z. B. auf die Flugaktivität).

Der Effekt dieser Veränderungen wurde an vielen unterschiedlichen Stellen im direkten Vergleich zu realen Landnutzungs- und Kollisionsdaten demonstriert. Zudem wurde gezeigt, dass die prognostizierte Habitatnutzung in hohem Maße unabhängig vom Geschlecht der Vögel, von der großräumigen Region und den in dieser Studie für die Analysen verwendeten Daten sind.

Es wurden reale und hypothetische Beispielrechnungen durchgeführt, die helfen sollen, eine Vorstellung von der Größenordnung des Kollisions- bzw. Tötungsrisikos der Individuen eines Rotmilan-Brutpaares zu erhalten. Es wurde gezeigt, dass die mittleren Größenordnungen der prognostizierten Kollisionsrisiken verglichen zum Vorläufer-Modell („Hybrid-Modell“ – Mercker et al., 2023) weitestgehend erhalten bleiben, was von einer hohen generellen Robustheit des „Hybrid/RKR-Modell“-Ansatzes zeugt. Gleichzeitig wird aber an vielen unterschiedlichen Stellen demonstriert, dass sich die Prognosen für spezifische lokale Konstellationen durch das überarbeitete Modell deutlich verbessert haben.

In der finalen Ausarbeitung, und insbesondere unter Berücksichtigung der umfangreichen themenbezogenen Beratungen und Abstimmungen mit den Mitgliedern sowohl der Unterarbeitsgruppe (UAG) „Probabilistik“ als auch der projekt-begleitenden Arbeitsgruppe (PAG), wird das „RKR-Modell“ für geeignet gehalten, im Rahmen von Genehmigungsverfahren von Windenergieplanungen als Methode zur Berechnung/Schätzung des individuellen Tötungsrisikos von Brutvögeln des Rotmilans angewendet zu werden. Eine Umsetzung, wie im BNatSchG vorgesehen, in Ergänzung zur HPA oder als alleinige Methode, ist möglich; diese ist durch die Veröffentlichung der Berechnungsvorschrift (nicht Bestandteil dieses Dokuments) gewährleistet. Wenn der Prozess der Schwellenwertsetzung abgeschlossen ist, sollten sowohl Betreiber, Gutachterbüros, genehmigende Behörden und Verbände in der Lage sein, das „RKR-Modell“ einzusetzen sowie die Ergebnisse zu bewerten und zu prüfen. Eine periodische Fortentwicklung des „RKR-Modells“ entsprechend der wachsenden Datenbasis sowie eine Anpassung zur Berücksichtigung weiterer kollisionsgefährdeter Brutvogelarten wird empfohlen. Zudem werden

Vorschläge gemacht, das „RKR-Modell“ auch für weitere Aspekte fortzuentwickeln, wie z. B. die strategische regionale Planung.

Durch die präzise Identifikation von risikoarmen Flächen können sowohl neue Gebiete für die Windenergie genutzt als auch der Ausbau erneuerbarer Energien zielgerichteter und umweltschonender gestaltet werden; die Planung wird effizienter und es kann durch fundierte Prognosen und durchdachte Standortwahl eine nachhaltige und konfliktarme Entwicklung der Windenergie ermöglicht werden.

5. Danksagung

Wir möchten uns herzlich bedanken bei den Mitgliedern der Unterarbeitsgruppe 2 „Probabilistik“ und der projektbegleitenden Arbeitsgruppe, welche uns stets hilfreich für die Beantwortung von Fragen zur Verfügung standen bzw. eigene Kommentare und Anmerkungen zu unserer Arbeit gemacht haben.

Die Unterarbeitsgruppe 2 setzt sich zusammen aus Vertreterinnen und Vertretern des Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz, des Bundesamtes für Naturschutz, der Fachagentur Windenergie an Land, des Kompetenzzentrums Naturschutz und Energiewende, der Länder Baden-Württemberg, Bayern, Brandenburg, Hessen, Nordrhein-Westfalen, Sachsen, Sachsen-Anhalt sowie Vertreterinnen und Vertreter der Naturschutzverbände und Energieverbände als Mitglieder. Ferner standen als Fachexpertinnen und Fachexperten Herr Dr. Bergen (ecoda), Frau Brahm (Reg. Mittelfranken, Bayern), Herr Dr. Fiedler (Max-Planck-Institut für Verhaltensbiologie), Herr Greule (oekofo), Frau Dr. Korner-Nievergelt (Oikostat) und Frau Siemers (FD Naturschutz Landkreis Nienburg) für die fachliche Begleitung dieser Studie zur Verfügung. Die Finanzierung der Studie erfolgte durch das Bundesamt für Naturschutz mit Mitteln des BMUV unter dem Förderkennzeichen 3523 15 2300.

Die erfolgreiche Etablierung des „Hybrid-Modells“ und deren Finalisierung in Form des „RKR“-Modells wäre nicht möglich gewesen ohne die Vielzahl an Personen und Institutionen, die uns für dieses Projekt empirische Daten zur Verfügung gestellt haben. Wir möchten uns daher herzlich für die konstruktive Zusammenarbeit mit all den Personen und Institutionen bedanken, welche Tracking, Kamera-, LRF- und Radardaten zur Verfügung gestellt haben und damit diese einmalige Datenbasis möglich gemacht haben.

Bzgl. GPS-Bewegungsdaten zu unterschiedlichen Vogelarten bedanken wir uns herzlich (alphabetisch geordnet) bei BIOPLAN GbR (C. Heuck et al.), BioConsult SH (B. Grajetzky, F. Schulze), der Bundesarbeitsgruppe für Greifvogelschutz (B.U. Meyburg), dem Dachverband Deutscher Avifaunisten (DDA – J. Katzenberger, i.A. Bundesamt für Naturschutz), FÖA Landschaftsplanung GmbH (N. Böhm, R. Uhl – i.A. Bundesamt für Naturschutz), dem Hessischen Ministerium für Wirtschaft, Energie, Verkehr und Wohnen (HMWEVW) (I. Otto), dem Leibniz Institut for Zoo und Wildlife Research (LIZW – O. Krone), dem Max-Planck-Institut für Verhaltensbiologie sowie dem LUBW Landesamt für Umwelt (i.A. des Landes Baden-Württemberg) (W. Fiedler),

dem Michael Otto Institut im NABU Bergenhusen (K.-M. Thomsen), dem Norwegian Institute for Nature Research (R. May), dem Technischen Büro Raab sowie dem LIFE Eurokite Projekt (<https://www.life-eurokite.eu>), den frei zugänglichen Daten aus der Publikation (Santos et al., 2022), dem Stg Boomtop (J. van Diermen), der Vogelwarte Neschwitz (W. Nachtigall), sowie dem Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung (ZSW – F. Musiol).

Bzgl. LRF-, Kamera- und/oder Radardaten bedanken wir uns herzlich (alphabetisch geordnet) bei BioConsult SH (B. Grajetzky, F. Schulze), dem Hessischen Ministerium für Wirtschaft, Energie, Verkehr und Wohnen (HMWEVW) (I. Otto), der planungsgruppe grün GmbH (T. Sander), der WestfalenWIND GmbH (L. Schnatbaum), der WestWind Projektierungs GmbH (L. Langeleh) sowie dem Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung (ZSW – F. Musiol) bzw. dem Projekt „NatForWinSent“ (i.A. Bundesamt für Naturschutz).

Bzgl. Vogelflug- und Kadaverdaten möchten wir uns herzlich für alle an dem PROGRESS-Projekt beteiligten Institutionen und Personen bedanken (alphabetisch geordnet), nämlich ARSU GmbH (M. Reichenbach, S. Jung, H. Timmermann), BioConsult SH (T. Grünkorn, J. von Rönn – letztgenannter jetzt Schweizerische Vogelwarte), sowie IFAÖ.

6. Literaturverzeichnis

- Akaike, H., 1973. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. *International Symposium on Information Theory Second Edition*, 267–281.
- Andreas, L., Samu, M., 2011. Using the negative binomial distribution to model overdispersion in ecological count data. *Ecology* 92, 1414–1421.
- Avgar, T., Potts, J.R., Lewis, M.A., Boyce, M.S., 2016. Integrated step selection analysis: bridging the gap between resource selection and animal movement 7, 619–630.
- Avoidance rates for the onshore SNH wind farm collision risk model, 2018. Scottish Natural Heritage, Inverness.
- Band, B., 2012. Using a collision risk model to assess bird collision risks for offshore wind farms (Final Report). British Trust for Ornithology (BTO), Bureau Waardenburg bv, and University of St Andrews, The Nunnery, Thetford.
- Band, W., Madders, M., Whitfield, D.P., 2007. Developing field and analytical methods to assess avian collision risk at wind farms, in: *Birds and Wind Farms: Risk Assessment and Mitigation*. Quercus, Madrid, pp. 259–275.
- Bastiani, R.A.R., Mikis D. Stasinopoulos, Gillian Z. Heller, Fernanda De, 2019. *Distributions for Modeling Location, Scale, and Shape: Using GAMLSS in R*. Chapman and Hall/CRC, New York.
- BDEW, 2021. Signifikante Erhöhung des Tötungsrisikos von Brutvögeln an Windenergieanlagen, Anwendungshilfe, Bewertungsmethode unter Heranziehung probabilistischer Ansätze.
- Bellebaum, J., Korner-Nievergelt, F., Dürr, D., Mammen, U., 2013. Wind turbine fatalities approach a level of concern in a raptor population. *Journal for Nature Conservation* 21, 394–400.
- Blary, C., Bonadonna, F., Dussauze, E., Potier, S., Besnard, A., Duriez, O., 2023. Detection of wind turbines rotary motion by birds: A matter of speed and contrast. *Conservation Science and Practice* 5, e13022.
- Bolker, B., Brooks, M., Clark, C., Geange, S., Stevens, M.H., White, J.S., 2008. Generalized linear mixed models: a practical guide for ecology and evolution. *Trends in Ecology and Evolution* 24, 127–135.
- Brooks, M.E., Kristensen, K., van Benthem, K.J., Magnusson, A., Berg, C.W., Nielsen, A., Skaug, H.J., Machler, M., Bolker, B.M., 2017. glmmTMB balances speed and flexibility among packages for Zero-inflated Generalized Linear Mixed Modeling. *The R Journal* 9, 378–400.
- Bruderer, B., Boldt, A., 2001. Flight characteristics of birds: I. radar measurements of speeds. *Ibis* 143, 178–204.
- Bruns, E., Aschwanden, J., Musiol, F., Früh, D., Kleyheeg-Hartman, J., Sprötge, M., Reichenbach, M., Reers, H., Mehrgott, H., Weiss, A., Schuster, E., 2019. KNE-Fachkonferenz Vogelschutz an Windenergieanlagen – Detektionssysteme als Chance für einen naturverträglichen Windenergieausbau? Dokumentation zur KNE-Fachkonferenz am 15. und 16. Mai 2019 in Kassel, in: Kompetenzzentrum Naturschutz und Energiewende KNE gGmbH

- (Ed.), Berlin.
- Büttner, G., 2014. CORINE Land Cover and Land Cover Change Products, in: Manakos, I., Braun, M. (Eds.), Land Use and Land Cover Mapping in Europe: Practices & Trends, Remote Sensing and Digital Image Processing. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 55–74.
- Byrne, M.E., McCoy, J.C., Hinton, J.W., Chamberlain, M.J., Collier, B.A., 2014. Using dynamic Brownian bridge movement modelling to measure temporal patterns of habitat selection. *Journal of Animal Ecology* 83, 1234–1243.
- Caneco, B., Humphries, G., Cook, A.S.C.P., Masden, E., 2022. Estimating bird collisions at offshore windfarms with stochLAB. Software <https://hidef-aerial-surveying.github.io/stochLAB/>
- Chen, P.Y., Popovich, P.M., 2002. Correlation: Parametric and nonparametric measures. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Chen, X., Cheng, J.Q., Xie, M., 2021. Divide-and-conquer methods for big data analysis. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.10771>
- Cribari-Neto, F., Zeileis, A., 2009. Beta regression in R. *Journal of Statistical Software*, 34(2), 1–24.
- Daniel, W.W., 1990. Applied Nonparametric Statistics. PWS-KENT Pub.
- de Boor, C., 1978. A Practical Guide to Splines, Part of the book series: Applied Mathematical Sciences (AMS, volume 27).
- Dobler, G., 1990. Brutbiotop und Territorialität bei Habicht (*Accipiter gentilis*) und Rotmilan (*Milvus milvus*). *J Ornithol* 131, 85–93.
- Drewitt, A.L., Langston, R.H.W., 2008. Collision Effects of Windpower Generators and Other Obstacles on Birds. *Annals of the New York Academy of Sciences* 1134, 233–266.
- Dürr, T., 2020. Vogelverluste an Windenergieanlagen in Deutschland. Staatliche Vogelwarte des Landesamtes für Umwelt Brandenburg (LfU), Nennhausen.
- Eilers, P.H.C., Marx, B.D., 1992. Generalized Linear Models with P-splines, in: Fahrmeir, L., Francis, B., Gilchrist, R., Tutz, G. (Eds.), Advances in GLIM and Statistical Modelling, Lecture Notes in Statistics. Springer, New York, NY, pp. 72–77.
- Fiedler, W., Scharf, A.K., Scacco, M., 2021. Raumnutzungs- und Flugverhalten von Rotmilanen und Wespenbussarden in Baden-Württemberg unter verschiedenen Witterungs- und Landschaftsbedingungen. Abschlussbericht an das Land Baden-Württemberg.
- Field, A., Miles, J., Field, Z., 2012. Discovering statistics using R. SAGE Publications Ltd.
- Friedman, J., Hastie, T., Tibshirani, R., Narasimhan, B., Tay, K., Simon, N., Qian, J., Yang, J., 2023. glmnet: Lasso and elastic-net regularized generalized linear models. *Astrophysics Source Code Library ascl:2308.011*.
- Früh, D., Stark, H., 2020. Endbericht Raumnutzungsanalyse Großvögel im Windpark Osterburg. Sachsen-Anhalt, Landkreis Stendal.
- Geißler, G., Jiricka-Pürerer, A., Köppel, J., Rasmussen, A., Krieger, N., Weber, N., Reichenbach, M., Steinkamp, T., Sudhaus, D., Baur, K., 2023. Schwerpunkträume zum Artenschutz in

- der Windenergieplanung – Methodische Ansätze zur planerischen Ausweisung von Flächen zur Windenergienutzung. Fachagentur Windenergie an Land.
- Gelpke, C., Stübing, S., 2010. Bestandsentwicklung und Bruterfolg von Rot- und Schwarzmilan (*Milvus milvus* u. *M. migrans*) in einem nordhessischen Untersuchungsgebiet. Vogel und Umwelt 18, 103–115.
- Grünkorn, T., Blew, J., Coppack, T., Krüger, O., Nehls, G., Potiek, A., Reichenbach, M., von Rönn, J., Timmermann, H., Weitekamp, S., 2016. Ermittlung der Kollisionsraten von (Greif-)Vögeln und Schaffung planungsbezogener Grundlagen für die Prognose und Bewertung des Kollisionsrisikos durch Windenergieanlagen (PROGRESS). Schlussbericht zum durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) im Rahmen des 6. Energieforschungsprogrammes der Bundesregierung geförderten Verbundvorhaben PROGRESS, FKZ 0325300A-D.
- Grünkorn, T., Blew, J., Krüger, O., Potiek, A., Reichenbach, M., Von Rönn, J., Timmermann, H., Weitekamp, S., Nehls, G., 2017. A large-scale multispecies assessment of avian mortality rates at land-based wind turbines in Northern Germany, in: Köppel, J. (Ed.), Wind Energy and Wildlife Interactions. Presentations from the CWW2015 Conference. Springer, pp. 43–64.
- Grünkorn, T., Welcker, J., Welcker, J., 2019. Erhebung von Grundlagendaten zur Abschätzung des Kollisionsrisikos von Uhus an Windenergieanlagen im nördlichen Schleswig-Holstein (Endbericht). Husum.
- Hartung, J., Knapp, G., Sinha, B.K., 2008. Statistical meta-analysis with applications. John Wiley & Sons. ISBN 978-0-470-29089-7.
- Hastie, T., & Tibshirani, R. J., 1990. Generalized Additive Models. London, UK: Chapman and Hall.
- Hessisches Ministerium für Umwelt, Klimaschutz, Landwirtschaft und Verbraucherschutz (HMUKLV), Hessisches Ministerium für Wirtschaft, Energie, Verkehr und Wohnen (HMWEVW), 2023. Gemeinsamer Erlass Neuregelungen zur Beschleunigung des Windenergieausbaus (u.a. Oster- und Sommerpaket, EU-NotfallVO).
- Heuck, C., Sommerhage, M., Stelbrink, P., Höfs, C., Geisler, K., Gelpke, C., Koschkar, S., 2019. Untersuchung des Flugverhaltens von Rotmilanen in Abhängigkeit von Wetter und Landnutzung unter besonderer Berücksichtigung vorhandener Windenergieanlagen im Vogelschutzgebiet Vogelsberg - Abschlussbericht.
- Hötker, H., Krone, O., Nehls, G., 2013. Greifvögel und Windkraftanlagen: Problemanalyse und Lösungsvorschläge (Schlussbericht für das Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit). Michael-Otto-Institut im NABU, Leibniz-Institut für Zoo- und Wildtierforschung, BioConsult SH, Bergenhusen, Berlin & Husum (DEU).
- Howell, D.C., 1997. Statistical methods for psychology (6th ed.). Belmont.
- Hurlbert, S. H., 1984. Pseudoreplication and the Design of Ecological Field Experiments. Ecological Monographs, 54(2), 187–211.
- Huso, M., Dalthorp, D., 2023. Reanalysis indicates little evidence of reduction in eagle mortality rate by automated curtailment of wind turbines. Journal of Applied Ecology 60, 2282–2288.

- Katzenberger, J., 2019. Verbreitungsbestimmende Faktoren und Habitateignung für den Rotmilan *Milvus milvus* in Deutschland. *Vogelwelt* 139, 117–128.
- Kokonendji, C.C., Demetrio, C.G.B., Dossou-Gbete, S., 2004. Overdispersion and Poisson-Tweedie exponential dispersion models. *Monographie del Seminario Matematico Garcia de Galdeano* 31, 365–374.
- Korner-Nievergelt, F., Brinkmann, R., Niermann, I., Behr, O., 2013. Estimating Bat and Bird Mortality Occurring at Wind Energy Turbines from Covariates and Carcass Searches Using Mixture Models. *PLoS One* 8, 1–11.
- Korner-Nievergelt, F., Korner-Nievergelt, P., Behr, O., Niermann, I., Brinkmann, R., Hellriegel, B., 2011. A new method to determine bird and bat fatality at wind energy turbines from carcass searches. *Wildlife Biology* 17, 350–363.
- Korner-Nievergelt, F., Roth, T., von Felten, S., Guelat, J., Almasi, B., Korner-Nievergelt, P., 2015. *Bayesian Data Analysis in Ecology Using Linear Models with R, BUGS, and Stan*. Elsevier, London.
- Kranstauber, B., Kays, R., LaPoint, S.D., Wikelski, M., Safi, K., 2012. A dynamic Brownian bridge movement model to estimate utilization distributions for heterogeneous animal movement: The dynamic Brownian bridge movement model. *Journal of Animal Ecology* 81, 738–746.
- Langgemach, T., Dürr, T., Hein, U., Herold, S., Lippert, J., Sömmer, P., 2023. Verlustursachen beim Rotmilan *Milvus milvus* in Brandenburg im Laufe der letzten drei Jahrzehnte. *Die Vogelwelt* 141.
- Liesenjohann, M., Blew, J., Fronczek, S., Reichenbach, M., Bernotat, D., 2019. Artspezifische Wirksamkeiten von Vogelschutzmarkern an Freileitungen. *Methodische Grundlagen zur Einstufung der Minderungswirkung durch Vogelschutzmarker ein Fachkonventionsvorschlag*. BfN-Skripten 537.
- Mammen, U., Böhm, N., Mammen, K., Uhl, R., Arbeiter, S., Nagl, D., Resetaritz, A., Lüttmann, J., 2023. Prüfung der Wirksamkeit von Vermeidungsmaßnahmen zur Reduzierung des Tötungsrisikos von Milanen bei Windkraftanlagen (Endbericht).
- Mammen, U., Korner-Nievergelt, F., Bellebaum, J., 2010. Rotmilan und Windenergie in Brandenburg – Auswertung vorhandener Daten und Risikoabschätzung (Abschlussbericht). Landesamt für Umwelt, Gesundheit und Verbraucherschutz Brandenburg. Staatliche Vogelschutzwarte, Nennhausen.
- Mammen, U., Nicolai, J., Böhner, K., Mammen, K., Wehmann, J., Fischer, S., Dornbusch, G., 2014. Artenhilfsprogramm Rotmilan des Landes Sachsen-Anhalt (No. 5), *Berichte des Landesamtes für Umweltschutz Sachsen-Anhalt*.
- Manske, D., Grosch, L., Schmiedt, J., Mittelstädt, N., Thrän, D., 2022. Geo-Locations and System Data of Renewable Energy Installations in Germany. *Data* 7(9) 128.
- May, R., Hoel, P.L., Langston, R., Dahl, E.L., Bevanger, K., Reitan, O., Nygård, T., Pedersen, H.C., Røskoft, E., Stokke, B.G., 2010. Collision risk in white-tailed eagles. Modelling collision risk using vantage point observations in Smøla wind-power plant (No. 639), *NINA Report*.
- McFadden, D., 1974. Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. *Frontiers in econometrics*, *Frontiers in econometrics*. New York [u.a.] : Academic Press, ISBN 0-12-

- 776150-0. - 1974, p. 105-142.
- Mercker, M., 2021a. A flexible point and variance estimator to assess bird/bat fatality from carcass searches, bioRxiv. <https://doi.org/10.1101/2021.08.19.456983>
- Mercker, M., 2021b. Wirksamkeit von Vogelschutzmarkierungen an Freileitungen: Methodische Überlegungen zu Versuchsaufbau, Auswertung und Übertragbarkeit empirischer Feldstudien. Naturschutz Und Landschaftsplanung 09/2021.
- Mercker, M., Liedtke, J., Liesenjohann, T., Blew, J., 2023. Pilotstudie „Erprobung Probabilistik“: Erprobung probabilistischer Methoden hinsichtlich ihrer fachlichen Voraussetzungen mit dem Ziel der Validierung der Methode zur Ermittlung des vorhabenbezogenen Tötungsrisikos von kollisionsgefährdeten Brutvogelarten an Windenergieanlagen. Pilotstudie im Auftrag des Hessischen Ministeriums für Umwelt, Klimaschutz, Landwirtschaft und Verbraucherschutz (HMUKLV).
- Mercker, M., Schwemmer, P., Peschko, V., Enners, L., Garthe, S., 2021. Analysis of local habitat selection and large-scale attraction/avoidance based on animal tracking data: is there a single best method? Movement Ecology 9, 20.
- Ministerium für Energiewende, Klimaschutz, Umwelt und Natur des Landes Schleswig-Holstein (MEKUN) und Landesamt für Umwelt (LfU), 2024. Fachkonventionsvorschlag “Prüfrahmen Antikollisionssysteme” (Prüfrahmen AKS) - Vollzugshilfe für die Bewertung als fachlich anerkannte Schutzmaßnahme. Publikation in Vorbereitung.
- Muff, S., Signer, J., Fieberg, J., 2020. Accounting for individual-specific variation in habitat-selection studies: Efficient estimation of mixed-effects models using Bayesian or frequentist computation. Journal of Animal Ecology 89, 80–92.
- Ortlieb, R., 1989. Der Rotmilan *Milvus milvus*. Die Neue Brehm-Bücherei.
- Pennycuik, C.J., 2001. Speeds and wingbeat frequencies of migrating birds compared with calculated benchmarks. Journal of Experimental Biology 204, 3283–3294.
- Pfeiffer, T., Meyburg, B.-U., 2022. Flight altitudes and flight activities of adult Red Kites (*Milvus milvus*) in the breeding area as determined by GPS telemetry. J Ornithol 163, 867–879.
- Reichenbach, M., Greule, S., Steinkamp, T., Reers, H., Akili, J., Roselius, L., 2023a. Fachgutachten zur Ermittlung des Flugverhaltens des Rotmilans im Windparkbereich unter Einsatz von Detektionssystemen in Hessen. Erstellt im Auftrag von: Hessisches Ministerium für Wirtschaft, Energie, Verkehr und Wohnen. Auftragnehmer: ARSU GmbH.
- Reichenbach, M., Steinkamp, T., Menke, K., 2023b. Fachkonzept Habitatpotentialanalyse. Teilbericht des Projekts: Standardisierung der artenschutzfachlichen Methode im Genehmigungs- und Planungsverfahren. Oldenburg.
- Reichenbach, M., Mercker, M., Steinkamp, T., 2024. Evaluierung möglicher Anpassungen des Einsatzes von Anti-Kollisionssystemen. Publikation in Vorbereitung, im Auftrag von: KNE - Kompetenzzentrum Naturschutz und Energiewende.
- Reichenbach, M., Reers, H., Greule, S., 2021. Wie gut schützt Identiflight den Rotmilan (*Milvus milvus*)? Untersuchungen zur Wirksamkeit eines Kamerasystems zum Schutz vor Kollisionen an Windenergieanlagen (Endbericht). Oldenburg.
- Rue, H., Martino, S., Chopin, N., 2009. Approximate Bayesian inference for latent Gaussian

- models by using integrated nested Laplace approximations. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)* 71, 319–392.
- Schnell, M., Laux, D., Bernshausen, F., Leist, M., Petry, J.-T., 2021. Ermittlung von Maßnahmenflächen sowie konzeptionelle Maßnahmenplanung zur Aufwertung der Brut- und Nahrungshabitate von Rotmilan und Schwarzstorch in Hessen, unter fachlicher Begleitung von Mammen, U. & Mammen K. (Ökotop, Halle), Konzept i. A. des Hessischen Ministeriums für Wirtschaft, Energie, Verkehr und Wohnen, Wiesbaden, Hungen.
- Scottish Natural Heritage, 2010. Use of Avoidance Rates in the SNH Wind Farm Collision Risk Model. Guidance Note.
- Shi, C., Wei, B., Wei, S., Wang, W., Liu, H., Liu, J., 2021. A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm. *J Wireless Com Network* 2021, 31.
- Smales, I., Muir, S., Meredith, C., Baird, R., 2013. A description of the biosis model to assess risk of bird collisions with wind turbines. *Wildlife Society Bulletin* 37, 59–65.
- Spaar, R., 1997. Flight strategies of migrating raptors; a comparative study of interspecific variation in flight characteristics. *Ibis* 139, 523–535.
- Stasinopoulos, D.M., Rigby, R.A., 2008. Generalized Additive Models for Location Scale and Shape (GAMLSS) in R. *Journal of Statistical Software* 23, 1–46.
- Tennekes, H., 1997. Anhang: Daten ausgewählter Vögel, in: *Kolibris Und Jumbo-Jets: Die Simple Kunst des Fliegens*. Birkhäuser Verlag, pp. 157–176.
- Thompson, E., 2022. *Escape from Model Land*. Hodder & Stoughton. ISBN-13: 9781529364873.
- Tibshirani, R., 1997. The LASSO method for variable selection in the Cox model. *Stat Med* 16, 385–395.
- Tibshirani, R., 1996. Regression shrinkage and selection via the lasso. *J Royal Statisti Soci B* 58, 267–288.
- Tjørnløv, Skov, Armitage, Barker, Jørgensen, Mortensen, Uhrenholdt, 2023. Resolving Key Uncertainties of Seabird Flight and Avoidance Behaviours at Offshore Wind Farms. *Final Report for the study period 2020-2021*. Report by Danish Hydraulic Institute (DHI). Report for Vattenfall.
- Urquhart, B., Whitfield, D.P., 2016. Derivation of an avoidance rate for red kite *Milvus milvus* suitable for onshore wind farm collision risk modelling.
- Whittingham, M.J., Stephens, P.A., Bradbury, R.B., Freckleton, R.P., 2006. Why do we still use stepwise modelling in ecology and behaviour? *Journal of Animal Ecology* 75, 1182–1189.
- Wood, S., 2017. *Generalized Additive Models: An Introduction with R*. Chapman & Hall/CRC.
- Wulfert, K., Vaut, L., Blew, J., Lau, Köstermeyer, H., 2023. Einführung einer probabilistischen Methode zur Ermittlung der signifikanten Erhöhung des Tötungsrisikos - Zwischenergebnisse im Rahmen des BfN F+E-Vorhabens "Artenschutz und Windenergieausbau an Land - Neuregelung des BNatSchG." Kurzpapier -Stand: 23.06.2023.
- Zou, H., Hastie, T., 2005. Regularization and Variable Selection Via the Elastic Net. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology* 67, 301–320.