

Verbreitungsbestimmende Faktoren und Habitataignung für den Rotmilan *Milvus milvus* in Deutschland

Jakob Katzenberger

Katzenberger, J. 2019: Modelling distribution and habitat suitability for the Red Kite *Milvus milvus* in Germany. Vogelwelt 139: 117–128.

The distribution of the Red Kite in Germany is relatively well known from complete atlas surveys. It is however much less clear which environmental factors control the distribution of the species. In this article, more than 6000 nest sites from a nationwide Red Kite survey were used to study the main factors determining distribution with a species distribution model and using high-resolution environmental variables (climate, habitat structure and diversity, land use). Adding to previous work, data on the intensity of agriculture (livestock stocking) as well as protection-status and potential for human disturbance were also considered. To account for spatial autocorrelation in the distribution data, a hierarchical model was used which corrects the estimates of the model parameters using random effects (“Gaussian random fields”). The distribution model showed a very good predictive accuracy (AUC = 0.89) and explained 64.6 % of the variability in the data, of which more than half was attributable to the environmental variables. Local occurrence of the Red Kite was strongly influenced by agricultural use and habitat diversity, but also by human disturbance. A high proportion of grassland in the surroundings, but also arable fields paired with woody margins (groves, hedges etc.) leading to higher landscape diversity increased the probability of a Red Kite nest being present. In addition, the results showed for the first time a substantial negative effect of agricultural intensification on the occurrence of the Red Kite, measured by the density of livestock farming. To support breeding Red Kites, the use of rodenticides and other pesticides should therefore be avoided as far as possible and fertiliser inputs should be reduced. A model prediction of habitat suitability showed that suitable breeding habitats for the Red Kite are available throughout Germany and thus confirms the need of a spatially comprehensive approach for protection. The actual distribution of the Red Kite, however, also deviates in some areas from the prediction based on habitat characteristics. Distribution centres of the Red Kite can be found in the north-eastern lowlands of Germany as well as in the western and south-western low mountain ranges. A better understanding of the factors that influence the occurrence of the Red Kite can be used in particular for conservation efforts aiming to improve breeding habitats but also for spatial protection measures.

Key words: Red Kite *Milvus milvus*, nest-site selection, habitat suitability, potential distribution, field survey, spatial autocorrelation, hierarchical model, Gaussian random fields

1. Einleitung

Die Verbreitung des Rotmilans *Milvus milvus* in Deutschland ist gut bekannt und wurde letztmalig für den Atlas Deutscher Brutvogelarten von 2005–2009 flächendeckend erhoben (GEDEON *et al.* 2014). Das Brutareal der Art umfasst hauptsächlich das Nordostdeutsche Tiefland und die nördliche und zentrale Mittelgebirgsregion, mit einer deutlichen Verbreitungsgrenze im Nordwestdeutschen Tiefland (WELLMANN 2013, GEDEON *et al.* 2014). Etwas abgesetzt von diesem Hauptverbreitungsgebiet ist außerdem die Schwäbische Alb und das westliche Alpenvorland besiedelt. Hauptsächlich in den Jahren 2011–2012 wurden im Rahmen einer bundesweiten Rotmilan-Erfassung erneut weite Bereiche des Verbreitungsgebiets kartiert und dabei über 6000 Horststandorte der Art erfasst (GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019). Die tatsächliche

Verbreitung des Rotmilans in Deutschland ist daher umfassend beschrieben – allerdings ist bisher nur in Ansätzen klar, welche Einflussgrößen dieses Verbreitungsbild steuern. Im Rahmen dieser Arbeit werden die bei der bundesweiten Rotmilan-Erfassung erhobenen Verbreitungsdaten (GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019) genutzt, um mittels eines Artverbreitungsmodells anhand von Umweltvariablen (Klima, Habitatstruktur und -vielfalt, Landnutzung) die wesentlichen verbreitungsbestimmenden Faktoren zu ermitteln.

Für den Rotmilan liegt durch die Arbeit von HEUCK *et al.* (2013) bereits ein Verbreitungsmodell für Deutschland vor, welches hochauflösende Klima- und Landnutzungsvariablen verwendet. Allerdings sind in der von HEUCK *et al.* (2013) für die Modellierung verwendeten Stichprobe der Rotmilan-Präsenzdaten die Verbrei-

tungsschwerpunkte der Art in Sachsen-Anhalt und Baden-Württemberg erheblich unterrepräsentiert (s. GEDEON *et al.* 2014, GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019). Bei der Selektion wichtiger Einflussgrößen in ihren Modellen verzichteten HEUCK *et al.* (2013) außerdem aufgrund des enormen Berechnungsaufwands auf die Korrektur einer signifikanten räumlichen Korrelationsstruktur in den Modellresiduen, was die Annahme der Unabhängigkeit verletzt und so aus methodischer Sicht die Robustheit ihrer Ergebnisse beeinträchtigt (DORMANN *et al.* 2007). Mit den Daten aus der letzten bundesweiten Rotmilan-Erfassung liegt mittlerweile eine deutlich größere Stichprobe vor, welche die Verbreitungsschwerpunkte der Art nahezu vollständig abdeckt. Außerdem sind die statistischen Methoden zur Berücksichtigung räumlicher Autokorrelation fortgeschritten und erlauben mittels hierarchischer Modelle eine robustere Variablenselektion (LATIMER *et al.* 2009, ANDERSON & WARD 2018). Aufbauend auf der Herangehensweise von HEUCK *et al.* (2013) wird daher im Weiteren ein aktualisiertes Artverbreitungsmodell für den Rotmilan in Deutschland erarbeitet.

Das Ziel der Untersuchung ist es, die wichtigsten Einflussgrößen zu identifizieren, welche die Rotmilan-Verbreitung bundesweit bestimmen und daraus Modellvorhersagen der Habitateignung abzuleiten. Ein besseres Verständnis von Faktoren, die wesentlich das Vorkommen der Art beeinflussen, kann insbesondere für konkrete Schutzbemühungen zur Habitatverbesserung wichtig sein. Großräumige Modellvorhersagen können außerdem genutzt werden, um die wichtigsten Räume für Schutzmaßnahmen zu identifizieren oder für die Vermeidung von mortalitätsverstärkenden Faktoren (z. B. Windenergieanlagen; HEUCK *et al.* 2019, NAGEL *et al.* 2019). Auch die Unterschiede zwischen einer möglichen und der tatsächlichen Verbreitung sind von Interesse, da solche Diskrepanzen möglicherweise helfen, weitere wichtige Fragestellungen oder Forschungsbedarf zu identifizieren.

2. Material und Methoden

2.1 Rotmilan-Verbreitungsdaten

Als Rotmilan-Präsenzdaten wurden die im Rahmen der bundesweiten Erfassung aus 2010–2014 (68 % aus 2011–2012) gemeldeten, punktgenau als besetzt verorteten Horststandorte ($n = 6349$) auf vollständig erfassten TK25-Quadranten (TK25Q) verwendet (GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019). Die Präsenzdaten wurden in QGIS v. 3.4.3 (QGIS DEVELOPMENT TEAM 2019) mit einer gleichen Anzahl von zufällig gezogenen Punktstichproben (Pseudo-Absenzen) auf vollständig kartierten TK25Q komplementiert (Abb. 1), welche mind. 1,7 km von erfassten Horsten entfernt lagen (Median der Distanz zum nächsten Nachbar aller Präsenzen). Bei der zufälligen Ziehung der Pseudo-Absenzen wurde der gleiche Prozentsatz von Punkten in den naturräumlichen Großlandschaften Deutschlands (BfN 2008) implementiert, wie er in den Präsenzdaten vorlag. Die Präsenzen und Pseudo-Absenzen

wurden mit einem Radius von 1 km gepuffert, um das Umfeld der Standorte für die weitere Analyse zu definieren (HEUCK *et al.* 2013).

2.2 Umweltvariablen

Um die Standorte und das Horstumfeld zu charakterisieren, wurden hochauflösende, bundesweite Rasterkarten von relevanten Umweltvariablen mit dem Stand von 2010–2013 verwendet (Tab. 1). Als mögliche Einflussgrößen wurden betrachtet: elf Landnutzungsklassen (Anteil versch. Waldtypen, Acker, Grünland, dörfliche Siedlungen, Feuchtgebiete und Gehölze; aus GEDEON *et al.* 2014, aktualisiert auf Stand 2012), Klima (langjähriges Mittel der Niederschlagshöhe und der Temperatur in den Monaten März–Mai, DWD 2019), sowie aus IÖR (2019) der Anteil Schutzgebiete mit hoher Schutzkategorie (Nationalpark, Naturschutzgebiet, NATURA2000-Gebiet) an der Gebietsfläche, die Randliniendichte von Gehölzen, Baumreihe, Hecken und Wäldern bezogen auf die Gebietsfläche, die Reliefvielfalt, der Anteil Grünlandfläche an der Gebietsfläche, der Anteil Ackerfläche an der Gebietsfläche und die Verkehrsnetzlänge (Straßen und Feldwege). Um die landwirtschaftliche Nutzungsintensität zu berücksichtigen, wurde außerdem die Großvieheinheitenbesatzdichte herangezogen (DESTATIS 2019), welche mit Düngungsintensität, aber auch mit Antibiotika- und Rodentizid-Einsatz, in der Landwirtschaft korreliert (WALLMANN *et al.* 2017, WENZ & ZIEBARTH 2017, JACOB *et al.* 2018, LÓPEZ-PEREA *et al.* 2019). Da für den Rotmilan Kleinsäuger einen wesentlichen Bestandteil der Nahrung ausmachen können, wurde überdies die Eignung des Bodens für Wühlmauspopulationen als mögliche Einflussgröße berücksichtigt. Studien an der Feldmaus *Microtus arvalis* zeigen, dass insbesondere Schwarzerden mit hohem Humusgehalt, guter Durchwurzelbarkeit, hohem Luftanteil sowie guter Wasserleitfähigkeit und fehlender Grundwasserbeeinflussung Gradationen begünstigen (BLANK *et al.* 2011). Die Kleinsäugereignung wurde daher als Index aus der Summe der acht Basisindikatoren für Ackerbauliches Ertragspotential, der Luftkapazität des Wurzelraums sowie der Grundwasserbeeinflussung des Bodens (geringere Werte als positiv gewertet) berechnet (BGR 2019). Da landwirtschaftlich profitable Böden, mit hohem Ertragspotential, möglicherweise ebenfalls intensive landwirtschaftliche Nutzung anzeigen, ist die Variable Kleinsäugereignung zusätzlich auch vor diesem Hintergrund zu betrachten. Sofern Daten aus mehreren Quellen vorlagen (z. B. Acker und Grünlandanteil) wurde der aktuellste Stand aus IÖR (2019) verwendet. Die Rasterdaten wurden mit QGIS bearbeitet und auf eine identische Auflösung von 100 x 100 m vereinheitlicht. Die kategoriale Variable Landnutzungsklasse (LU) wurde für den jeweiligen Punktstandort extrahiert, während alle weiteren Variablen als Mittelwert aus dem 1 km Radius um den Standort berechnet wurden. Alle Umweltvariablen wurden auf erhöhte Korrelationen miteinander geprüft. Wegen starker Korrelation mit der Randliniendichte von Gehölzen ($r > 0,54$) wurde die Variable Shannon-Diversität der Landschaft nicht weiter in die Auswertung einbezogen. Ebenso wurde die Geländehöhe wegen starker Korrelationen mit Temperatur und Niederschlag ($r > 0,65$) nicht weiter berücksichtigt. Für die statistische Modellierung wurden alle Umweltvariablen durch z-Standardisierung vergleichbar gemacht, die kontinuierlichen Variablen können daher

Tab. 1: Umweltvariablen, die zur Modellierung der Rotmilan-Verbreitung verwendet wurden. Alle Variablen (bis auf Landnutzungs-kategorie am Standort) wurden als Mittelwert im 1 km Radius um den Standort berechnet. Spalte „Mittel“ zeigt den Mittelwert aller Präsenzen und Pseudoabsenzen, womit bei Bedarf die standardisierten Modellergebnisse rücktransformiert werden können. SD = Standardabweichung. – *Environmental variables used for modelling Red Kite distribution. All variables except land use class were calculated as the mean within a 1 km radius around the presence/pseudo-absence location. Column ‘mean’ shows mean and std. dev. (SD) of all locations for back-transformation of scaled predictor variables.*

Variable	Auflösung – resolution	Stand – Year	Einheit – unit	Mittel – mean (SD)	Bemerkung – comments	Quelle – source
Landnutzungs-kategorie am Standort (LU) – <i>land use class at location</i>	25 m	2012			Zusammengefasst zu 11 Klassen: Acker (Referenzkategorie), Grünland, Laubwald, Nadelwald, Mischwald, Feuchtgebiet, Sukzessionswald (z. B. Windwurf), Siedlung gering versiegelt, Siedlung mäßig-stark versiegelt, Laubgehölze, Andere. Mit CORINE Änderungslayer auf 2012 aktualisiert – <i>11 classes: arable, grassland, deciduous forest, coniferous forest, mixed forest, wetland, successional/disturbed forest, discontinuous urban fabric, continuous urban fabric, groves, other</i>	GEDEON <i>et al.</i> (2014)
Dörfliche Siedlung – <i>villages</i>	25 m	2012	ha	7,18 (12,4)	gering versiegelte Siedlungsfläche – <i>discontinuous urban fabric</i>	GEDEON <i>et al.</i> (2014)
Niederschlag – <i>precipitation</i>	1 km	1981–2010	mm	181 (54,6)	Vieljähriges Mittel Niederschlagshöhe Frühjahr, Monate März-Mai – <i>mean of months March-May</i>	DWD (2019)
Temperatur – <i>temperature</i>	1 km	1981–2010	°C	8,5 (8,53)	Vieljähriges Mittel Lufttemperatur Frühjahr, Monate März-Mai – <i>mean of months March-May</i>	DWD (2019)
Anteil Schutzgebiete – <i>protected area</i>	100 m	2012	%	17,4 (29)	Gebiete „Natur- und Artenschutz“ an Gebietsfläche: Nationalparke, Naturschutzgebiete, FFH-Gebiete und Vogelschutzgebiete – <i>national parks, „Naturschutzgebiet“ protected areas, NATURA2000 areas</i>	IÖR (2019)
Randliniendichte Gehölze – <i>woody margins</i>	100 m	2012	km/km ²	3,64 (2,01)	Gehölzdominierte Ökotonndichte: Randliniendichte von Gehölz- und Waldrändern, Baumreihen und Hecken, bezogen auf die Gebietsfläche – <i>density of woody margins/ecotones e.g. forest, groves, hedges (length per surface)</i>	IÖR (2019)
Relieftvielfalt – <i>relief diversity</i>	100 m	2012		1,01 (0,014)	Verhältnis zwischen realer Oberfläche und der ebenen Fläche einer Gebietseinheit – <i>actual surface area divided by plane surface area</i>	IÖR (2019)
Anteil Grünlandfläche an Gebietsfläche – <i>proportion grassland</i>	100 m	2012	%	17,6 (16,6)		IÖR (2019)
Anteil Ackerfläche an Gebietsfläche – <i>proportion arable fields</i>	100 m	2012	%	39,9 (28,4)		IÖR (2019)
Verkehrsnetz-dichte in Gebietsfläche – <i>road density</i>	100 m	2012	km/km ²	3,11 (2,08)	Gesamtlänge des Verkehrsnetzes für den Kraftverkehr (Straßen sowie Hauptwirtschaftswege) – <i>length of road network (streets & larger agric. roads) per surface</i>	IÖR (2019)

Variable	Auflösung – resolution	Stand – Year	Einheit – unit	Mittel – mean (SD)	Bemerkung – comments	Quelle – source
Landwirtschaftliche Großviehhaltung – large livestock units	5 km	2010	pro 100 ha	87,5 (48)	Großvieheinheiten je 100 Hektar landwirtschaftlich genutzter Fläche (Großvieheinheitenbesatzdichte) – large livestock units (cattle, pigs etc.) per 100 ha agric. area	DESTATIS (2019)
Kleinsäugereignung – small mammal suitability	200 m	2013		2,97 (2,56)	Summierter Index aus: 8 Basisindikatoren für Ackerbauliches Ertragspotential, der Luftkapazität im effektiven Wurzelraum, der Grundwasserbeeinflussung des Bodens – index of relevant soil characteristics	BGR (2019)

in ihrer Effektstärke direkt verglichen werden (SCHIELZETH 2010). Um bundesweite Vorhersagen mit den abgeleiteten Modellen rechnerisch zu ermöglichen, wurden die 100 x 100 m Raster der Umweltvariablen anhand von Mittelwerten auf ein 1 x 1 km Raster reduziert (ausschließlich für die modellbasierte Vorhersage).

2.3 Statistische Auswertung

Der Gesamtdatensatz wurde für die weitere Auswertung zufällig in einen 80 % Trainingsdatensatz und einen 20 % Testdatensatz aufgeteilt, stratifiziert nach den naturräumlichen Großeinheiten. Für die statistische Auswertung wurde ein generalisiertes lineares gemischtes Modell (GLMM) mit einer binomialen Fehlerverteilung (logit-Linkfunktion) verwendet. Um die räumliche Korrelation der Modell-Residuen zu berücksichtigen, kam ein hierarchisches Modell zum Einsatz, das anhand von zufälligen Effekten („Gaussian random fields“, GRF), die Autokorrelation der Daten ableitet und anhand dieser die Schätzungen der Modellparameter korrigiert (LATIMER *et al.* 2009, ANDERSON & WARD 2018). Das Modell wurde mit dem Paket sdmTMB (ANDERSON 2019) in R v.3.5.2 (R CORE TEAM 2018) berechnet. Die Anzahl von Knotenpunkten (GRF, um die räumliche Korrelation zu schätzen) sollte für ähnliche Daten mindestens 100–400 betragen (LATIMER *et al.* 2009). Eine optimale Anzahl von 1175 Knotenpunkten wurde durch eine schrittweise Validierung mit dem maximalen Modell an Trainings- und Testdatensatz bestimmt (100–1500 Knotenpunkte, Schrittweite 25). Die Validierung wurde mit dem AUC (FIELDING & BELL 1997) vorgenommen. Das abgeleitete Muster der räumlichen Korrelation wurde daher nur soweit verkompliziert, wie dies gleichzeitig die Vorhersagekraft des Modells erhöhte. Zur Bestimmung der Autokorrelation in den Modellresiduen wurde Moran's I mit dem Paket spdep (BIVAND & WONG 2018) berechnet.

Die festen Effekte im Modell (Einflüsse der Umweltvariablen) wurden, sofern fachlich plausibel, mit zweifachen Interaktionen sowie mit quadratischen Effekten (mögliche nichtlineare Zusammenhänge) spezifiziert. Die Selektion der festen Effekte im Modell erfolgte schrittweise rückwärts, ausgehend von einem maximalen Modell, anhand des 95 % Konfidenzintervalls (95 % CI). Wenn das 95 % CI einer Prädiktorvariable mit Null (kein Effekt) überlappte, wurde der entsprechende Effekt entfernt. Prädiktorvariablen die gegebenenfalls durch weitere Interaktionen oder quadratische Effekte im Modell vertreten waren, wurden nicht

entfernt. Die Validierung der Modellvorhersagen anhand des selektierten Modells wurde mit dem AUC im Paket pROC (ROBIN *et al.* 2011) vorgenommen, während zur Berechnung der erklärten Variabilität Nagelkerkes R^2 mit Paket modEvA (BARBOSA *et al.* 2016) verwendet wurde (HEUCK *et al.* 2013). Um einen optimalen Schwellenwert für eine binäre Klassifikation (Präsenz/Absenz) zu bestimmen, wurde das Maximum der true skill statistic (TSS) angewandt (ALLOUCHE *et al.* 2006, SOMODI *et al.* 2017).

Um die festen Effekte im Modell zu visualisieren und die Effektstärke besser interpretieren zu können, wurden Modellvorhersagen als marginale Effekte berechnet. Hierbei wurden alle anderen festen Effekte im Modell auf ihrem Mittelwert gehalten und eine identische Skala für die Antwortvariable verwendet. Die Modellvorhersagen erfolgten nur innerhalb der tatsächlich vorliegenden Spannweite des betrachteten Effekts.

3. Ergebnisse

3.1 Modellvalidierung

Das finale GLMM, das die Rotmilan Verbreitung mittels Umweltvariablen (feste Effekte, Tab. 2) sowie des räumlichen Korrelationsmusters (zufällige Effekte/GRF, Abb. 1) modelliert, zeigte eine sehr gute Vorhersagequalität, da in 89 % der Fälle richtig zwischen Präsenz und Pseudo-Absenz unterschieden werden konnte (AUC = 0,89; TSS = 0,62 mit Präsenz-Schwellenwert 0,55). Die erklärte Variabilität für dieses Modell lag bei 64,6 %. Die Vorhersagen eines auf die festen Effekte beschränkten Modells (korrigiert für räumliche Korrelation) zeigten eine gute Qualität (AUC = 0,79; TSS = 0,46 mit Präsenz-Schwellenwert 0,3). Die Verringerung der Vorhersagequalität wurde hauptsächlich durch eine um 0,13 verringerte Sensitivität ausgelöst (verringerte Rate der korrekt als Präsenz eingestuften Fälle). Die erklärte Variabilität des auf die festen Effekte beschränkten Modells lag bei 35,9 %.

Ein einfaches GLM ohne räumliche Korrektur zeigte eine starke Autokorrelation der Residuen (Moran's I nächster Nachbar: 0,32; $p < 0,001$), während das verwendete GLMM keine Autokorrelation der Residuen zeigte (Moran's I nächster Nachbar: -0,001; $p = 0,53$).

Tab. 2: Feste Effekte des verwendeten binomialen Modells der Rotmilan-Verbreitung (korrigiert für räumliche Autokorrelation). Werte größer Null zeigen einen positiven Effekt, Werte kleiner Null einen negativen Effekt auf die Brutplatzwahl. Die Effektstärken sind in der logit-Skala angegeben und für die kontinuierlichen Parameter direkt vergleichbar (z-standardisiert). LU = Landnutzungsklasse am Standort (Referenzkategorie Acker), CI = Konfidenzintervall. Nichtlineare Effekte werden durch den quadrierten Term wiedergegeben, Interaktionen zweier Parameter sind mit x gekennzeichnet. Siehe Tab. 1 für ausführliche Beschreibungen der Parameter. – *Fixed effect estimates (logit scale, corrected for spatial autocorrelation) for the parameters in the binomial Red Kite distribution model. Values greater null show a positive effect and values less than null a negative effect on nest-site selection. Effect size of the continuous variables is directly comparable due to scaling. LU = land use class. Non-linear effects are reflected by the quadratic terms, interactions are shown by x. See Tab. 1 for details on the model parameters.*

Parameter	Schätzung- estimate	Std. Fehler – std. error	min. 95 % CI	max. 95 % CI
(Intercept)	-1,82	0,26	-2,33	-1,31
Ackeranteil – <i>prop. arable</i>	0,92	0,07	0,78	1,07
Randlinien Gehölze – <i>woody margins</i>	0,26	0,05	0,16	0,36
Grünlandanteil – <i>prop. grassland</i>	0,89	0,07	0,76	1,02
Großvieheinheiten – <i>large livestock units</i>	-0,15	0,05	-0,24	-0,06
Kleinsäugereignung – <i>small mammal suit.</i>	-0,07	0,06	-0,19	0,06
Temperatur – <i>temperature</i>	0,13	0,08	-0,03	0,28
Relieftvielfalt – <i>relief diversity</i>	-0,18	0,05	-0,28	-0,07
Schutzgebietsanteil – <i>protected areas</i>	0,20	0,04	0,12	0,28
Dörfliche Siedlung – <i>villages</i>	0,00	0,07	-0,12	0,13
Verkehrsnetzdicke – <i>road density</i>	-0,15	0,07	-0,28	-0,02
LU: Feuchtgebiet – <i>wetland</i>	1,89	0,74	0,43	3,35
LU: Sukzessionswald – <i>succ. forest</i>	1,98	0,39	1,22	2,74
LU: Grünland – <i>grassland</i>	1,09	0,10	0,89	1,28
LU: geringe (dörf.) Siedlung – <i>village</i>	0,01	0,29	-0,56	0,58
LU: dichte Siedlung – <i>urban</i>	-0,33	0,20	-0,71	0,05
LU: Laubwald – <i>decid. forest</i>	3,32	0,13	3,06	3,58
LU: Nadelwald – <i>conif. forest</i>	2,43	0,13	2,18	2,67
LU: Mischwald – <i>mixed forest</i>	3,08	0,10	2,87	3,28
LU: Laubgehölz – <i>groves</i>	1,18	0,18	0,81	1,54
LU: Andere – <i>other</i>	0,68	0,23	0,23	1,13
Ackeranteil ² – <i>prop. arable²</i>	-0,60	0,06	-0,71	-0,48
Randlinien Gehölze ² – <i>woody margins²</i>	-0,11	0,03	-0,16	-0,06
Grünlandanteil ² – <i>prop. grassland²</i>	-0,34	0,03	-0,41	-0,27
Temperatur ² – <i>temperature²</i>	-0,10	0,03	-0,16	-0,03
Ackeranteil x Randlinien Gehölze – <i>prop. arable x woody margins</i>	0,15	0,06	0,04	0,27
Ackeranteil x Grünlandanteil – <i>prop. arable x prop. grassland</i>	-0,72	0,07	-0,86	-0,57
Randlinien Gehölze x Kleinsäugereignung – <i>woody margins x small mammal suit.</i>	0,17	0,05	0,07	0,27
Dörfliche Siedlung x Verkehrsnetzdicke – <i>villages x road density</i>	-0,24	0,04	-0,32	-0,17
Grünlandanteil x Dörfliche Siedlung – <i>prop. grassland x villages</i>	-0,30	0,06	-0,41	-0,18
Ackeranteil x Dörfliche Siedlung – <i>prop. arable x villages</i>	-0,30	0,07	-0,43	-0,17
Ackeranteil x Verkehrsnetzdicke – <i>prop. arable x road density</i>	-0,21	0,06	-0,32	-0,10
Großvieheinheiten x Verkehrsnetzdicke – <i>large livestock units x road density</i>	-0,14	0,05	-0,23	-0,05
Randlinien Gehölze x Grünlandanteil – <i>woody margins x prop. grassland</i>	0,15	0,04	0,07	0,23

3.2 Verbreitungsbestimmende Faktoren

Die wesentlichen Umweltvariablen, die das Rotmilan-Vorkommen in dem vorliegenden Datensatz bestimmten, waren die Landnutzungsklasse am unmittelbaren Horststandort, sowie lineare aber auch nichtlineare Zusammenhänge mit der landwirtschaftlichen Nutzung, der Landschaftsstruktur und menschlicher Beeinträchtigung im Horstumfeld (Tab. 2). Topographie (Relieftiefe), Klima (Temperatur) und Bodentyp (Kleinsäugereignung) zeigten zwar ebenfalls einen Einfluss auf die Rotmilan-Verbreitung, allerdings war dieser von geringerer Bedeutung (Tab. 2).

Den stärksten Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit eines Rotmilan-Vorkommens zeigten nichtlineare Effekte des Anteils von Grünland sowie des Anteils von Acker im Horstumfeld (Tab. 2, Abb. 2A+C). Die Anteile von Acker und von Grünland zeigten zusätzlich eine starke Interaktion miteinander, wodurch die Effektstärke vom jeweils anderen Parameter abhängig war (Tab. 2, Abb. 2B). Die Effektstärke des Grünland- und des Ackeranteils interagierte außerdem positiv mit der Randliniendichte von Hecken und Gehölzen, welche ebenfalls einen bedeutenden nichtlinearen Zusammenhang mit der Rotmilan-Präsenz zeigte (Tab. 2, Abb. 2D+E). Durch eine höhere Bodeneignung für Kleinsäuger wurde der positive Effekt der Randliniendichte von Hecken und Gehölzen noch verstärkt, allerdings zeigte die Kleinsäugereignung ansonsten einen uneinheitlichen Effekt (Tab. 2).

Der Zusammenhang zwischen Rotmilan-Vorkommen und der Fläche an dörflicher Siedlung im Horstumfeld hing entscheidend einerseits von den Anteilen an Grünland bzw. Acker und andererseits von der Verkehrsnetzdicke ab (Tab. 2). So zeigte eine größere

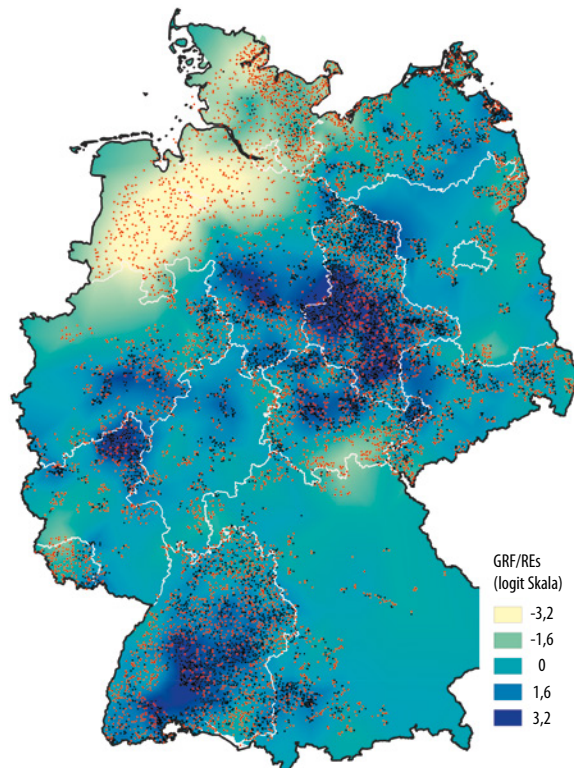
Fläche von dörflichen Siedlungen bei geringen Anteilen von Acker oder Grünland im Horstumfeld einen positiven Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit einer Rotmilanbrut, jedoch bei höheren Grünland- oder Ackeranteilen einen negativen Effekt (Tab. 2, Abb. 2F). Der Siedlungseffekt war insbesondere auch dann negativ, wenn eine hohe Verkehrsnetzdicke im Horstumfeld vorlag (Abb. 3D).

Die Verkehrsnetzdicke zeigte auch insgesamt einen deutlich negativen Einfluss auf die Rotmilan-Präsenz, ebenso wie die Anzahl der landwirtschaftlichen Großvieheinheiten (Tab. 2, Abb. 3A–B). Diese beiden Parameter interagierten ebenfalls miteinander, wodurch der negative Effekt der Verkehrsnetzdicke deutlich stärker bei einer hohen Besatzdicke von Großvieheinheiten im Horstumfeld ausgeprägt war (Abb. 3C).

Einen deutlich positiven Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit einer Rotmilanbrut zeigte die Ausweisung als Schutzgebiet mit hohem Schutzstatus (Nationalpark, Naturschutzgebiet, NATURA2000-Gebiet), während eine erhöhte Relieftiefe einen negativen Zusammenhang aufwies (Tab. 2, Abb. 4A–B). Von den Klimavariablen zeigte nur die Temperatur einen klaren Effekt auf die Rotmilanverbreitung (Tab. 2, Abb. 4C), während die Niederschlagsmenge keinen einheitlichen Effekt zeigte und deshalb aus dem endgültigen Modell entfernt wurde.

Die Landnutzungsklasse am Horststandort zeigte die höchste Wahrscheinlichkeit eines Rotmilan-Vorkommens für die verschiedenen Waldtypen sowie für Gehölze, aber auch in Feuchtgebieten oder Grünland

Abb. 1: Abgeleitetes räumliches Korrelationsmuster (logit-Skala) der Modellresiduen, das als zufälliger Effekt (GRF) im Modell verwendet wurde. Schwarze Punkte zeigen Rotmilan Präsenzen, rote Punkte zeigen Pseudo-Absenzen auf vollständig erfassten TK25-Quadranten aus 2010–2014 (GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019). Unter Berücksichtigung der lokalen Umweltvariablen zeigen positive GRF-Werte ein höheres Rotmilan-Vorkommen als erwartet und negative Werte eine geringeres Rotmilan-Vorkommen als als anhand der Umweltvariablen erwartet. Die Wahrscheinlichkeit eines lokalen Rotmilan-Vorkommens berechnet sich durch Addition der Umweltvariablen (feste Effekte) und der zufälligen Effekte (GRF) vor Ort sowie einer darauf folgenden Rücktransformation aus der logit-Skala (bedingt durch die binomiale Fehlverteilung des Modells). – *Spatial correlation structure in the model residuals (logit scale) that was included as random effects (GRFs) in the model. Black points show Red Kite presences, red points show pseudo-absences based on fully surveyed quadrants from 2010–2014 (GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019). Positive GRF values show a higher Red Kite presence, negative values a lower Red Kite presence than expected from the environmental variables. The probability of presence is calculated by adding local fixed and random effects and then back-transforming from the logit scale (binomial error distribution).*



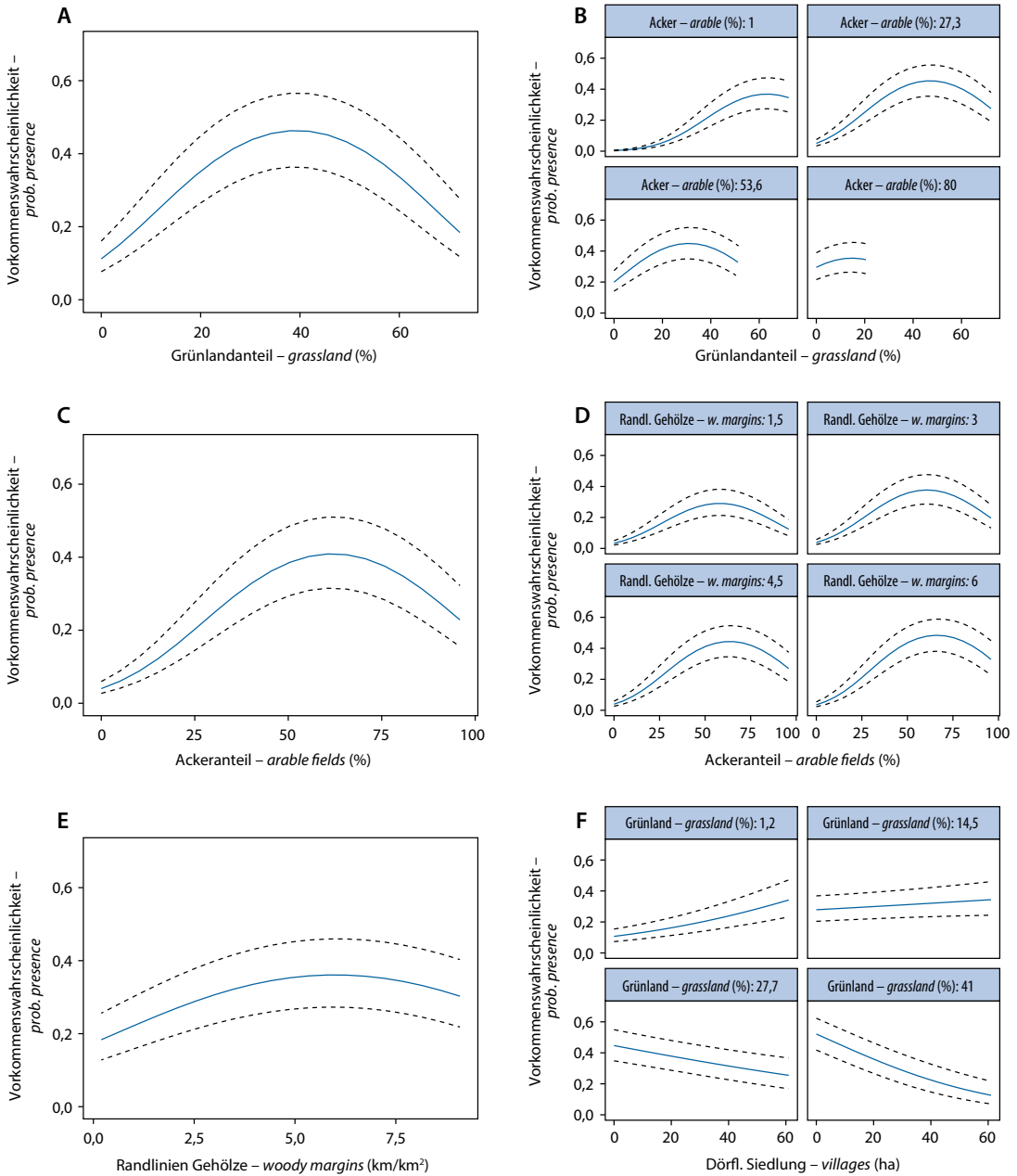


Abb. 2: Effekte von Acker- und Grünlandanteil, Randliniendichte von Gehölzen und Interaktion mit dörflicher Siedlung im 1 km Radius auf die Wahrscheinlichkeit einer Rotmilanbrut im verwendeten Modell. Gestrichelte Linien zeigen einen Standardfehler um den Mittelwert, siehe Tab. 1 für ausführliche Beschreibungen der Umweltvariablen. – *Marginal effect plots for prop. arable fields, prop. grassland and woody margins and interaction with villages on the probability of a Red Kite presence. Dashed lines show one std. error around the mean, see Tab. 1 for details on the model predictors.*

lag die Wahrscheinlichkeit eines Nistplatzes höher als für die Referenzkategorie Acker (Tab. 2). Auf Siedlungsflächen hingegen zeigte sich kein statistischer Unterschied in der Wahrscheinlichkeit einer Brut im Vergleich zur Referenzkategorie Acker (Tab. 2).

3.3 Modellvorhersagen

Die Modellvorhersage der Habitateignung für den Rotmilan (Wahrscheinlichkeit des Vorkommens aus-

schließlich anhand der festen Effekte) zeigte, dass grundsätzlich in ganz Deutschland geeignetes Bruthabitat für die Art vorhanden ist (Abb. 5). Nur in dicht vom Menschen besiedelten Ballungsräumen, großen geschlossenen Waldgebieten und Gebieten mit sehr hoher Reliefvielfalt wurde die Wahrscheinlichkeit einer Brut als sehr gering eingeschätzt (Abb. 5). Unter der Annahme des optimalen Schwellenwerts (0,3) zur Klassifizierung in Präsenz/Absenz anhand dieses Modells

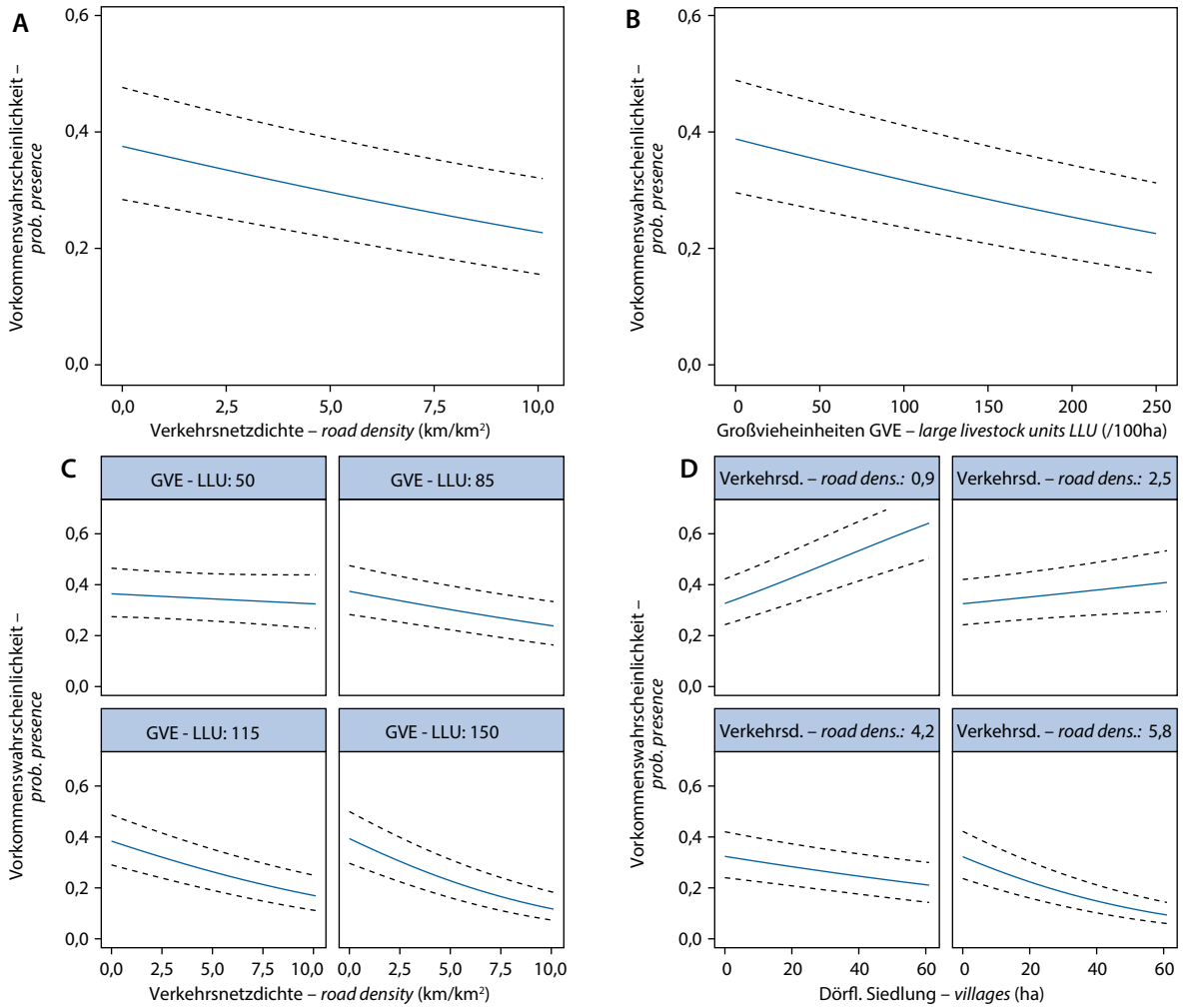


Abb. 3: Effekte von Verkehrsnetzdicke, Großvieheinheiten (GVE) und Interaktion mit dörflicher Siedlung im 1 km Radius auf die Wahrscheinlichkeit einer Rotmilanbrut im verwendeten Modell. Gestrichelte Linien zeigen einen Standardfehler um den Mittelwert, siehe Tab. 1 für ausführliche Beschreibungen der Umweltvariablen. – *Marginal effect plots for road density, large livestock units (LLU) and interaction with villages on the probability of a Red Kite presence. Dashed lines show one std. error around the mean, see Tab. 1 for details on the model predictors.*

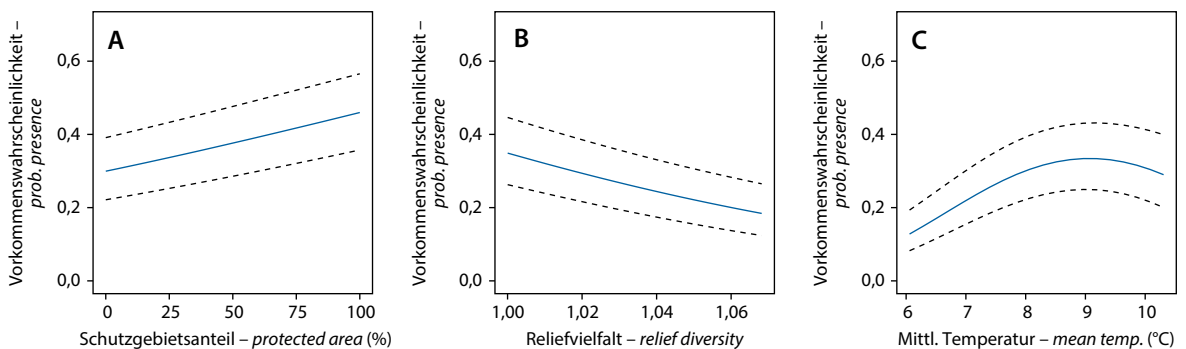
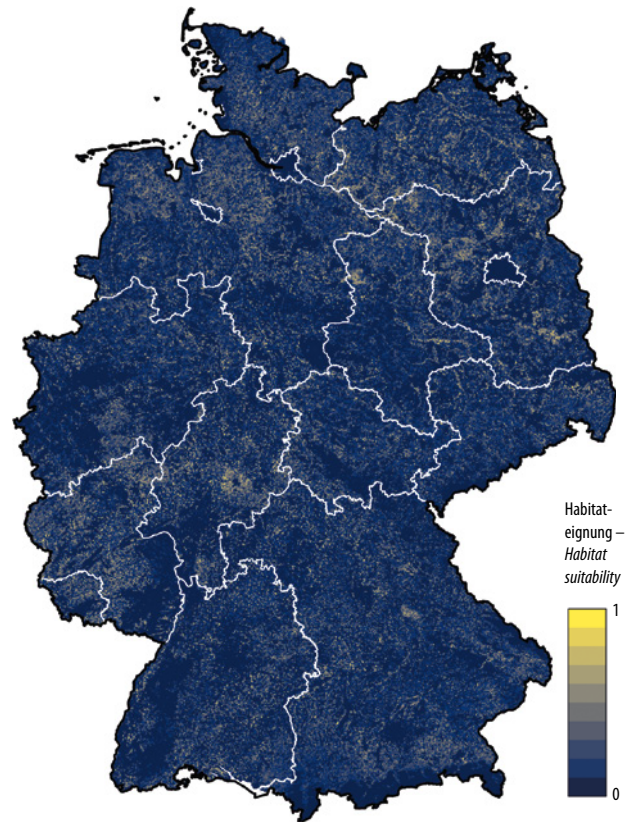


Abb. 4: Effekte von Schutzgebietsanteil, Reliefvielfalt und Temperatur im 1 km Radius auf die Wahrscheinlichkeit einer Rotmilanbrut im verwendeten Modell. Gestrichelte Linien zeigen einen Standardfehler um den Mittelwert, siehe Tab. 1 für ausführliche Beschreibungen der Umweltvariablen. – *Marginal effect plots for protected area coverage, relief diversity and temperature on the probability of a Red Kite presence. Dashed lines show one std. error around the mean, see Tab. 1 for details on the model predictors.*

Abb. 5: Modellvorhersage der Habitateignung für den Rotmilan in Deutschland auf einem 1 x 1 km Raster. Die Habitateignung wurde als Vorkommenswahrscheinlichkeit ausschließlich anhand der Umweltvariablen (festen Effekte) im Modell berechnet. – *Model prediction of Red Kite habitat suitability in Germany on a 1 x 1 km raster. Habitat suitability was calculated as the probability of presence based only on the fixed effects in the model.*

wurden 14,7 % der 1 x 1 km Rasterzellen Deutschlands als potenziell durch den Rotmilan besiedelt eingestuft. Insbesondere im Nordwesten und im Südosten des Landes liegen demnach ebenfalls gute Habitatstrukturen für den Rotmilan vor (Abb. 5), die aber bisher in weiten Teilen nicht besiedelt sind (Abb. 1).

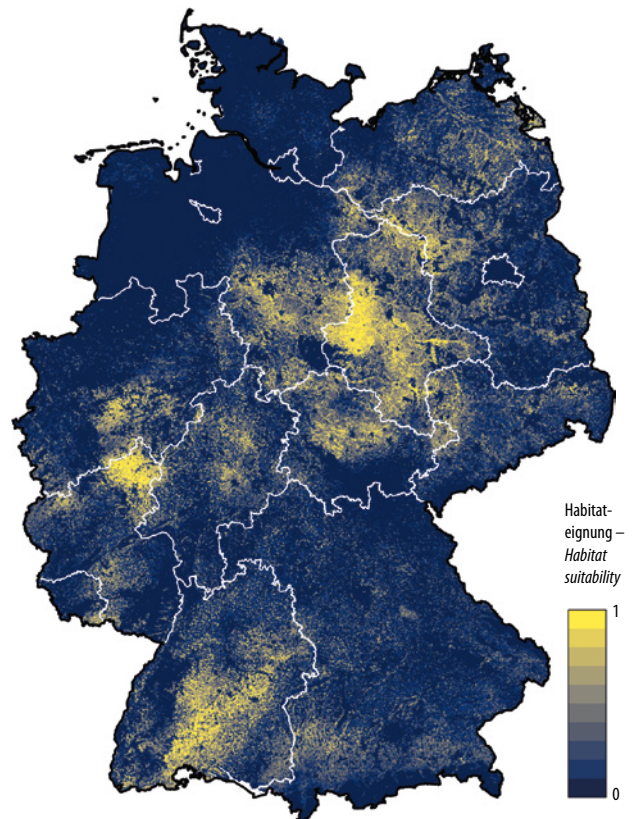
Die Modellvorhersage der Rotmilan-Vorkommenswahrscheinlichkeit mit dem Stand 2010–2014 (berücksichtigt zusätzlich die räumliche Korrelationsstruktur) zeigte daher deutlich, dass die Schwerpunkte der Verbreitung im Nordostdeutschen Tiefland sowie den Westlichen und Südwestlichen Mittelgebirgen lagen (Abb. 6). Insbesondere das Nordöstliche Harzvorland, der Westerwald, die Elbtalniederung, die Schwäbische Alb, das Thüringer Becken und das Mecklenburg-Brandenburgische Platten- und Hügelland zeigten auf der Ebene der naturräumlichen Haupteinheitengruppen eine konstant hohe Vorkommenswahrscheinlichkeit für Rotmilane.



4. Diskussion

Die Ergebnisse der Verbreitungsmodellierung zeigen deutlich, dass das Vorkommen des Rotmilans in Deutschland wesentlich durch die landwirtschaftliche Nutzung und die Habitatvielfalt, welche in engem Zusammenhang mit der Nahrungsverfügbarkeit stehen, sowie durch menschliche Störung und Beeinträchtigung beeinflusst wird (Abb. 2–4). Sowohl hohe Grünlandanteile im Nestumfeld, aber auch weitläufige Ackerlandschaften, gepaart mit Gehölzen, Hecken und anderen Randstrukturen welche die Landschaftsvielfalt erhöhen, vergrößern die Wahrscheinlichkeit einer Rotmilan-Brut (Abb. 2). Der positive Effekt von Grünland auf den Rotmilan ist bekannt und vielfach belegt, ebenso wie positive Zusammenhänge mit der Landschaftsvielfalt (s. HEUCK *et al.* 2013). Die bisherigen Arbeiten konnten allerdings nicht die ebenso hohe Bedeutung von Ackerflächen und deren Interaktion mit Grünland nachweisen (Abb. 2),

Abb. 6: Modellvorhersage der Rotmilan-Vorkommenswahrscheinlichkeit 2010–2014 in Deutschland auf einem 1 x 1 km Raster. Dargestellt ist die kombinierte Vorhersage der Umweltvariablen (feste Effekte) und des räumlichen Korrelationsmusters (zufällige Effekte/GRE, s. Abb. 1) im Modell. – *Model prediction of Red Kite breeding probability 2010–2014 in Germany on a 1 x 1 km raster. Breeding probability is based on the combination of the fixed and random effects (GRE, Fig. 1) in the model.*



woraus sich ergibt, dass das Nestumfeld für Rotmilane im Idealfall durchaus beide Landnutzungstypen sowie eine hohe Anzahl von Randstrukturen enthält. Zusätzlich belegen die Modellergebnisse erstmalig einen nachweislich negativen Effekt der landwirtschaftlichen Intensivierung, gemessen an der Dichte der Großviehhaltung, auf das Vorkommen des Rotmilans (Abb. 3). In Gebieten mit hoher Viehdichte hat vermutlich ebenfalls der Verlust von Landschaftsvielfalt durch eine Uniformierung der Landnutzung und Monokulturanbau negative Auswirkungen. Zusätzlich verringern stark erhöhte Düngereinträge die Biodiversität (ISBELL *et al.* 2013), was möglicherweise indirekt auch die Nahrungsverfügbarkeit für Greifvögel verschlechtert, während die vermehrte Verwendung von Rodentiziden nicht nur die Zielarten (Kleinsäuger), sondern durch sekundäre Vergiftung auch Beutegreifer wie den Rotmilan beeinträchtigt (z. B. BERNY & GAILLET 2008, JACOB *et al.* 2018, LÓPEZ-PÉREA *et al.* 2019). Um Rotmilanbruten zu fördern, sollte daher weitestgehend auf den Einsatz von Rodentiziden und anderen Pestiziden verzichtet, sowie hohe Düngereinträge vermieden werden.

Wesentliche Beeinträchtigungen für das Rotmilanvorkommen stellen Störungen durch den Menschen dar, die in den Modellergebnissen wahrscheinlich durch den negativen Effekt der Verkehrsnetzichte im Nestumfeld, insbesondere im Zusammenspiel mit einem gleichzeitig erhöhten Siedlungsanteil, abgebildet wurden (Abb. 3). Straßen werden zwar auch von Rotmilanen zur Nahrungssuche genutzt, allerdings ist die Bedeutung der dort aufgenommenen Nahrung insgesamt gering (ORROS & FELLOWES 2015). Zusätzlich wirkte sich eine hohe Verkehrsnetzichte, und so wahrscheinlich auch die damit verbundenen Störungen, besonders negativ in landwirtschaftlich sehr intensiv genutzten Gebieten aus (unter hoher Großviehdichte, Abb. 3). Da eine bessere Habitatqualität in Schutzgebieten zumindest teilweise bereits durch die festen Effekte im Modell berücksichtigt wird, lässt sich der deutlich positive Effekt von Schutzgebieten mit hohem Schutzstatus (Abb. 4) wahrscheinlich auch durch einen geringeren Einfluss von Störungen erklären. Dass Siedlungsflächen einen negativen Effekt auf die Wahrscheinlichkeit einer Rotmilanbrut haben können, zeigten bereits HEUCK *et al.* (2013). Störungen durch den Menschen entstehen sowohl unbeabsichtigt durch Freizeitnutzung, aber auch durch unsachgemäße Forstarbeiten oder Unterhaltung von Baumbeständen während der Brutzeit (BEZZEL 2010). Hinzu kommt die bewusste, illegale Verfolgung von Rotmilanen, aber auch die unspezifische Nachstellung auf Greifvogelarten generell (HIRSCHFELD *et al.* 2017). Allerdings belegt die vorliegende Auswertung zusätzlich, dass dörfliche Siedlungen auch eine positive Wirkung auf Rotmilane haben können – sofern im Nestumfeld sonst eine geringe Verkehrsnetzichte vorliegt und auch die Acker- und Grünlandanteile eher gering ausgeprägt sind (Abb. 2–3). Dies liegt vermutlich daran, dass Rotmilane menschliche Siedlungen auch wesentlich zum Nahrungserwerb nut-

zen (WALZ 2014, NICOLAI *et al.* 2017, BISCHOFBERGER *et al.* 2019), teilweise sogar bewusst vom Menschen gefüttert werden (ORROS & FELLOWES 2015, CEREGHETTI *et al.* 2019). Generell wird vermehrt eine Rückkehr von vielen ehemals stark bejagten Greifvogelarten in den Siedlungsraum beobachtet (MARTÍNEZ-ABRAÍN *et al.* 2019), es könnte daher auch beim Rotmilan der Fall sein, dass, durch eine Verhaltensänderung von einzelnen Individuen, der ländliche Siedlungsraum zunehmend an Bedeutung für die gesamte Population gewinnt.

Die Vorhersage der Habitateignung für den Rotmilan in Deutschland, die sich aus den Schätzungen der Modellparameter und den verfügbaren Daten zur Landnutzung, Klima und Topographie ergibt, zeigt eindeutig, dass prinzipiell überall in Deutschland geeignete Lebensräume für die Art vorhanden sind (Abb. 5). Daher ist auch der Schutz dieser zwar flächig verbreiteten, aber meist selten bis wenig häufig auftretenden Art, im gesamten Bundesgebiet von großer Bedeutung – da durch den hohen Anteil des Weltbestands der hier heimisch ist (BIRDLIFE INTERNATIONAL 2015, GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019), Deutschland international die höchste Verantwortung zum Schutz des Rotmilans trägt. Allerdings zeigte die vorliegende Auswertung der Rotmilan-Präsenzdaten unter Berücksichtigung der räumlichen Korrelationsstruktur, ebenso wie die Arbeit von HEUCK *et al.* (2013), dass die tatsächliche Verbreitung in Teilen deutlich von der anhand von Habitateigenschaften vorhergesagten Verbreitung abweicht (Abb. 6). Die räumliche Korrelationsstruktur der Modellresiduen (Abb. 1) zeigt in vielen Gebieten eine hohe Ähnlichkeit mit der regionalen Bestandsdichte des Rotmilans (GEDÉON *et al.* 2014, GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019). Ein wesentlicher Faktor für die festgestellte Diskrepanz des Verbreitungsmusters könnte daher eine hohe Brutplatztreue der Altvögel, aber auch geringe Ansiedlungsdistanzen zum Geburtsort bei der erstmaligen Brut sein – wie bereits von HEUCK *et al.* (2013) vermutet. Zusätzlich erscheint es plausibel, dass höhere Dichten von Artgenossen durch Nichtbrüter, auf der Suche nach einem Revier, als soziale Information über die Habitateignung wahrgenommen werden – und so eine erneute Ansiedlung gefördert wird (MATEO-TOMÁS & OLEA 2011).

Im Vergleich mit der Arbeit von HEUCK *et al.* (2013) ergeben sich wie oben beschrieben, trotz unterschiedlicher Eingangsdaten und Modellformulierungen, einige übereinstimmende Resultate – was die Übertragbarkeit und Aussagekraft der dargestellten Schlussfolgerungen weiter erhärtet. Auch die Modellgüte des vorliegenden Artverbreitungsmodells ist mit der vorherigen Arbeit vergleichbar, so lag die erklärte Variabilität insgesamt um ca. fünf Prozentpunkte höher, während die festen Effekte sogar etwa elf Prozentpunkte mehr erklärten als im Modell von HEUCK *et al.* (2013). Hingegen lag die Vorhersagegenauigkeit (AUC) des gesamten Modells hier um sieben Prozentpunkte niedriger, was sicherlich auch mit der noch deutlich feineren räumlichen Auflö-

sung (10 x 10 m) der verwendeten Landnutzungsdaten bei HEUCK *et al.* (2013) zusammenhängt. Da in der vorliegenden Studie auch zusätzlich relevante Einflussgrößen z. B. zur landwirtschaftlichen Nutzung sowie interaktive und nichtlineare Effekte in der Auswertung berücksichtigt wurden und außerdem eine statistisch robustere Variablenselektion erfolgte, konnte das Wissen über die verbreitungsbestimmenden Faktoren beim Rotmilan insgesamt weiter verbessert werden.

5. Zusammenfassung

Katzenberger, J. 2019: Verbreitungsbestimmende Faktoren und Habitataignung für den Rotmilan *Milvus milvus* in Deutschland. Vogelwelt 139: 117 – 128.

Die Verbreitung des Rotmilans in Deutschland ist durch flächendeckende Atlaskartierungen insgesamt gut bekannt. Allerdings ist bisher nur in Ansätzen klar, welche Einflussgrößen dieses Verbreitungsbild steuern. Im Rahmen dieser Arbeit wurden mehr als 6000 Horststandorte aus der bundesweiten Rotmilan-Erfassung genutzt, um mittels eines Artverbreitungsmodells anhand von hochaufgelösten Umweltvariablen (Klima, Habitatstruktur und -vielfalt, Landnutzung) die wesentlichen verbreitungsbestimmenden Faktoren zu ermitteln. Aufbauend auf vorherigen Arbeiten wurden auch Daten zur Intensität der Landwirtschaft (Großviehbesatz) sowie Schutzgebietskulisse und mögliche menschliche Störungen berücksichtigt. Um räumliche Autokorrelation der Verbreitungsdaten zu berücksichtigen, kam ein hierarchisches Modell zum Einsatz, das anhand von zufälligen Effekten („Gaussian random fields“) die Schätzungen der Modellparameter korrigiert. Das Verbreitungsmodell zeigte eine sehr gute Vorhersagequalität (AUC = 0,89) und konnte insgesamt 64,6 % der Variabilität erklären, wovon etwas mehr als die Hälfte die Umweltvariablen ausmachten. Die Ergebnisse zeigten, dass das Vorkommen des Rotmilans in Deutschland wesentlich durch die landwirtschaftliche Nutzung und die Habitatvielfalt, aber auch durch menschliche Störung und Beeinträchtigung beeinflusst wird. Sowohl hohe Grünland-

Dank. Ein großer Dank geht an alle Beteiligten die im Rahmen der bundesweiten Rotmilankartierung Daten erhoben oder bereitgestellt haben (siehe auch namentliche Danksagung in GRÜNEBERG & KARTHÄUSER 2019, gleiches Heft). Dem Bundesamt für Naturschutz danke ich für die Förderung im Rahmen des Bundesprogramms Biologische Vielfalt mit Mitteln des Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit. Für hilfreiche Anmerkungen zur Verbesserung des Manuskripts danke ich C. HEUCK, J. KAMP, E. GOTTSCHALK, S. FISCHER und C. SUDFELDT.

anteile im Nestumfeld, aber auch weitläufige Ackerlandschaften, gepaart mit Gehölzen, Hecken und anderen Randstrukturen welche die Landschaftsvielfalt erhöhen, vergrößerten die Wahrscheinlichkeit einer Rotmilan-Brut. Zusätzlich belegten die Modellergebnisse erstmalig einen nachweislich negativen Effekt der landwirtschaftlichen Intensivierung, gemessen an der Dichte der Großviehhaltung, auf das Vorkommen des Rotmilans. Um Rotmilanbruten zu fördern, sollte daher weitestgehend auf den Einsatz von Rodentiziden und anderen Pestiziden verzichtet, sowie hohe Düngereinträge vermieden werden. Die Modellvorhersage der Habitataignung für den Rotmilan zeigte, dass grundsätzlich in ganz Deutschland geeignetes Bruthabitat für die Art vorhanden ist und bekräftigt so die Bedeutung eines flächendeckenden Schutzansatzes. Die tatsächliche Verbreitung des Rotmilans weicht aber auch in einigen Gebieten von dem anhand von Habitataigenschaften vorhergesagten Vorkommen ab. So lassen sich klare Schwerpunkte der Rotmilan-Verbreitung im Nordostdeutschen Tiefland sowie den Westlichen und Südwestlichen Mittelgebirgen identifizieren. Ein besseres Verständnis der Faktoren, die wesentlich das Vorkommen des Rotmilans beeinflussen, kann insbesondere für konkrete Schutzmaßnahmen zur Habitatverbesserung aber auch für räumliche Schutzkonzepte genutzt werden.

6. Literatur

- ALLOUCHE, O., A. TSOAR & R. KADMON 2006: Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *J. Appl. Ecol.* 43: 1223-1232.
- ANDERSON, S. C. 2019: sdmTMB: Fit Spatio-temporal Species Distribution Models with “TMB.” In: v. 0.0.1.9. <https://github.com/pbs-assess/sdmTMB>.
- ANDERSON, S. C. & E. J. WARD 2018: Black swans in space: modelling spatiotemporal processes with extremes. *Ecolgy* 100: 1-9.
- BARBOSA, A. M., J. A. BROWN, A. JIMENEZ-VALVERDE & R. REAL 2016: modEVA: Model Evaluation and Analysis v. 1.3.2. <https://cran.r-project.org/package=modEVA>.
- BERNY, P. & J.-R. GAILLET 2008: Acute poisoning of Red Kites (*Milvus milvus*) in France: Data from the Sagir Network. *J. Wildl. Dis.* 44: 417-426.
- BEZZEL, E. 2010: Das Jahrtausend danach – Zukunft des Rotmilans (*Milvus milvus*) in der Kulturlandschaft. *Vogel und Umwelt* 18: 5-17.
- BfN 2008: Bundesamt für Naturschutz: Biogeografische Regionen und naturräumliche Haupteinheiten Deutschlands. https://www.bfn.de/fileadmin/MDB/documents/themen/natura2000/Naturraeume_Deutschlands.pdf.
- BGR 2019: Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe: Fachinformationssystem Bodenkunde. <https://produktcenter.bgr.de>.
- BIRDLIFE INTERNATIONAL 2015: Species factsheet: *Milvus milvus*. <http://datazone.birdlife.org/species/factsheet/red-kite-milvus-milvus> (abgerufen am 01.03.2016).
- BISCHOFBERGER, I., M. KAMRAD, N. WASMUND, L. SINDL, R. BAYO, J. KATZENBERGER, A. LAUX, B. MÜLLER, B. HORCHLER, F. HELMS, F. BEINING, P. MICHELS, V. STRICKER, M. KRÄMER & E. GOTTSCHALK 2019: Werden junge Rotmilane (*Milvus milvus*) satt? – Nahrungsmengen und Nahrungszusammensetzung in drei Regionen Deutschlands. *Vogelwelt* 139: 87-99.
- BIVAND, R. & D. W. S. WONG 2018: Comparing implementations of global and local indicators of spatial association. *TEST* 27: 716-748.

- BLANK, B. F., J. JACOB, A. PETRI & A. ESTHER 2011: Topography and soil properties contribute to regional outbreak risk variability of common voles (*Microtus arvalis*). *Wildl. Res.* 38: 541-550.
- CEREGHETTI, E., P. SCHERLER, J. FATTEBERT & M. U. GRÜEBLER 2019: Quantification of anthropogenic food subsidies to an avian facultative scavenger in urban and rural habitats. *Landsc. Urban Plan.* 190: 103606
- DESTATIS 2019: Statistische Ämter des Bundes und der Länder: Atlas Agrarstatistik. <https://www.atlas-agrarstatistik.nrw.de/>
- DORMANN, C. F., J. MCPHERSON, M. ARAÚJO, R. BIVAND, J. BOLLIGER, G. CARL, R. DAVIES, A. HIRZEL, W. JETZ, W. D. KISSLING, I. KÜHN, R. OHLEMÜLLER, P. PERES-NETO, B. REINEKING, B. SCHRÖDER, F. SCHURR & R. WILSON 2007: Methods to account for spatial autocorrelation in the analysis of species distributional data: a review. *Ecography* 30: 609-628.
- DWD 2019: Deutscher Wetterdienst: CDC—Climate Date Center. <ftp://ftp-cdc.dwd.de/pub/CDC/>
- FIELDING, A. H. & J. F. BELL 1997: A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environ. Conserv.* 24: 38-49.
- GEDEON, K., C. GRÜNEBERG, A. MITSCHKE, C. SUDFELDT, W. EIKHORST, S. FISCHER, M. FLADE, S. FRICK, I. GEIERSBERGER, B. KOOP, M. KRAMER, T. KRÜGER, N. ROTH, T. RYSLAVY, S. STÜBING, S. R. SUDMANN, R. STEFFENS, F. VÖKLER & K. WITT 2014: Atlas Deutscher Brutvogelarten. Stiftung Vogelmonitoring Deutschland und Dachverband Deutscher Avifaunisten, Münster.
- GRÜNEBERG, C. & J. KARTHÄUSER 2019: Verbreitung und Bestand des Rotmilans (*Milvus milvus*) in Deutschland – Ergebnisse der bundesweiten Kartierung 2010-2014. *Vogelwelt* 139: 101-116.
- HEUCK, C., R. BRANDL, J. ALBRECHT & T. K. GOTTSCHALK 2013: The potential distribution of the Red Kite in Germany. *J. Ornithol.* 154: 911-921.
- HEUCK, C., C. HERRMANN, C. LEVERS, P. J. LEITÃO, O. KRONE, R. BRANDL & J. ALBRECHT 2019: Wind turbines in high quality habitat cause disproportionate increases in collision mortality of the white-tailed eagle. *Biol. Conserv.* 236: 44-51.
- HIRSCHFELD, A., D. GEVERS & A. HEYD 2017: Illegale Greifvogelverfolgung in Deutschland 2005 – 2015: Verbreitung, Ausmaß, betroffene Arten und Strafverfolgung. *Ber Vogelschutz* 53/54: 43-62.
- IÖR 2019: Leibniz-Institut für ökologische Raumentwicklung: Monitor der Siedlungs- und Freiraumentwicklung. © GeoBasis-DE/BKG. www.ioer-monitor.de.
- ISBELL, F., P. B. REICH, D. TILMAN, S. E. HOBBIIE, S. POLASKY & S. BINDER 2013: Nutrient enrichment, biodiversity loss, and consequent declines in ecosystem productivity. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 110: 11911-11916.
- JACOB, J., A. BROLL & A. ESTHER 2018: Rückstände von als Rodentizid ausgebrachten Antikoagulanzen in wildlebenden Biota. *Umweltbundesamt Texte* 04/2018.
- LATIMER, A. M., S. BANERJEE, H. SANG, E. S. MOSHER & J. A. SILANDER 2009: Hierarchical models facilitate spatial analysis of large data sets: A case study on invasive plant species in the northeastern United States. *Ecol. Lett.* 12: 144-154.
- LÓPEZ-PEREA, J. J., P. R. CAMARERO, I. S. SÁNCHEZ-BARBUDO & R. MATEO 2019: Urbanization and cattle density are determinants in the exposure to anticoagulant rodenticides of non-target wildlife. *Environ. Pollut.* 244: 801-808.
- MARTÍNEZ-ABRAÍN, A., J. JIMÉNEZ & D. ORO 2019: Pax Romana: 'refuge abandonment' and spread of fearless behavior in a reconciling world. *Anim. Conserv.* 22: 3-13.
- MATEO-TOMÁS, P. & P. P. OLEA 2011: The importance of social information in breeding site selection increases with population size in the Eurasian Griffon Vulture *Gyps fulvus*. *Ibis* 153: 832-845.
- NAGEL, H., B. NICOLAI, U. MAMMEN, S. FISCHER & M. KOLBE 2019: Verantwortungsart Rotmilan Ermittlung von Dichtezentren des Greifvogels in Sachsen-Anhalt. *Natursch. Landschaftsplanung* 51: 14-19.
- NICOLAI, B., U. MAMMEN & M. KOLBE 2017: Long-term changes in population and habitat selection of Red Kite *Milvus milvus* of the region with the highest population density. *Vogelwelt* 137: 194-197.
- ORROS, M. E. & M. D. E. FELLOWES 2015: Widespread supplementary feeding in domestic gardens explains the return of reintroduced Red Kites *Milvus milvus* to an urban area. *Ibis* 157: 230-238.
- QGIS DEVELOPMENT TEAM 2019: QGIS Geographic Information System. <http://qgis.osgeo.org>.
- R CORE TEAM 2018: R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- ROBIN, X., N. TURCK, A. HAINARD, N. TIBERTI, F. LISACEK, J.-C. SANCHEZ & M. MÜLLER 2011: pROC: an open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics* 12: 77.
- SCHIELZETH, H. 2010: Simple means to improve the interpretability of regression coefficients. *Methods Ecol. Evol.* 1: 103-113.
- SOMODI, I., N. LEPESI & Z. BOTTA-DUKÁT 2017: Prevalence dependence in model goodness measures with special emphasis on true skill statistics. *Ecol. Evol.* 7: 863-872.
- WALLMANN, J., A. BENDER, C. BODE, L. KÖPER & T. HEBERER 2017: Abgabemengenerfassung antimikrobiell wirksamer Stoffe in Deutschland 2016. *Dtsch. Tierärzteblatt* 65: 1650-1659.
- WALZ, J. 2014: Bemerkenswerte Bestandszunahme von Rot- und Schwarzmilan (*Milvus milvus*, *M. migrans*) in den Oberen Gäuen westlich Böblingen. *Ornithol. Jahreshfte für Baden-württemb.* 30: 19-27.
- WELLMANN, L. 2013: Verbreitung, Bestand und Gefährdungssituation des Rotmilans *Milvus milvus* in Niedersachsen und Bremen 2008-2012. *Vogelkundliche Berichte aus Niedersachsen* 43: 209-240.
- WENZ, K. & N. ZIEBARTH 2017: Düngerüberschüsse aus der Landwirtschaft. In: *Der kritische Agrarbericht 2017*. ABL Verlag, Hamm, pp 199-203.