

Szenarien der künftigen Verbreitung des Hirschkäfers in Hessen: welchen Einfluss hat der Klimawandel?

Scenarios of the future distribution of the stag beetle in Hesse:
What is the impact of climate change?

Johanna Steger, Christian Geske, Jannis Gottwald,
Roland Brandl, Thomas Nauss und Stefan Hotes

Zusammenfassung

Der Hirschkäfer (*Lucanus cervus* L. 1758) – einer der auffälligsten Käfer Europas – gilt in Deutschland als stark gefährdet. Grund dafür sind schwindende geeignete Lebensräume, die geprägt von starkem Totholz oftmals an sonnenexponierten Waldrändern oder Parkanlagen liegen. Als wechselwarme Tierart könnte der Hirschkäfer direkt von einer Klimaerwärmung profitieren und sein Verbreitungsgebiet ausdehnen. Die in diesem Beitrag vorgestellte Studie zielt darauf ab, das Verbreitungsgebiet des Hirschkäfers in Hessen zu modellieren und anhand prognostizierter Szenarien des Klimawandels in die Zukunft zu projizieren. Die Vorhersagen der verschiedenen Szenarien des Klimawandels sind aber „grobskalig“; daher stellt sich die Frage, ob derartige Daten auch für regionale Zwecke sinnvolle Aussagen ermöglichen. Unsere Analyse zeigt, dass die Nutzung grobskaliger Klimavariablen erlaubt, die Wahrscheinlichkeiten des Vorkommens von Hirschkäfern regional einzuschätzen. Die Modelle zeigen zudem, dass der Klimawandel für das Vorkommen des Hirschkäfers in Hessen wenig Einfluss haben wird, wenngleich sich die Lebensräume im „schlimmsten“ Klimaszenario etwas nach Nordwesten verschieben werden.

Klimawandel – Hirschkäfer – *Lucanus cervus* – Hessen – Maxent-Algorithmus – Modellierung – regionale Verbreitung

Abstract

The stag beetle (*Lucanus cervus* L. 1758), one of the most visually striking beetles in Europe, is considered highly endangered in Germany. This is due to declining suitable habitats, which are characterised by the presence of strong deadwood and often located at sun-exposed forest edges or parks. As a species that is ectotherm, it could benefit from global warming and expand its range. The present study aims to model the distribution area of the stag beetle in the German state of Hesse and to forecast future distribution with climate change scenarios. However, the predictions of the various climate change scenarios are coarse-scale, and the question arises whether such data provides meaningful information for regional purposes. Our analysis has shown that the use of coarse-scale climate variables allows a regional prediction of the occurrence probabilities of stag beetles. The models also show that climate change will have little influence on the occurrence of the stag beetle in Hesse, although habitats will shift northwest in the 'worst' climate scenario.

Climate change – Stag beetle – *Lucanus cervus* – Hesse – Maxent algorithm – Modelling – Regional distribution

Manuskripteinreichung: 1.2.2019, Annahme: 17.12.2019

DOI: 10.17433/3.2020.50153783.111-117

1 Einführung

Der Klimawandel hat vielfältige Konsequenzen für die Verbreitung von Arten (Streitberger et al. 2016; Brasseur et al. 2017). Der fortschreitende Anstieg der Temperatur und die Veränderungen der Niederschlagsregime werden in Mitteleuropa voraussichtlich zu Verschiebungen der Verbreitungsgebiete überwiegend in nord- bzw. nordöstlicher Richtung führen. Es sind aber auch kleinräumige Verschiebungen entlang von Höhengradienten der Mittel- und Hochgebirge zu erwarten (Müller et al. 2009; Essl, Rabitsch 2013).

Für die Planung von Naturschutzmaßnahmen angesichts des prognostizierten Klimawandels ist es wichtig, künftige potenzielle Verbreitungsgebiete von Arten zu identifizieren und in das Flächenmanagement zu integrieren. Aussagen zur regionalen Verschiebung der Verbreitungsgebiete sind dabei von großer Bedeutung, da die meisten Naturschutzmaßnahmen auf solchen Skalen geplant und durchgeführt werden. Für die Abschätzung künftiger Verbreitungs-

gebiete unter dem erwarteten Klimawandel in Abhängigkeit denkbarer technischer, wirtschaftlicher und politischer Entwicklungen können z. B. die Klimawandelszenarien herangezogen werden, die im 5. Sachstandsbericht des Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) entwickelt wurden. Erstmals berücksichtigt dieser vier Klimawandelszenarien – die „Repräsentativen Konzentrationspfade“ (RCP) – mit Interaktionen zwischen natürlichen und anthropogen bedingten Klimaprozessen (Moss et al. 2010). Dabei spiegelt RCP 2.6 das Best-Case-Szenario mit sehr strengen Maßnahmen zur Minderung der Treibhausgase wider, während RCP 8.5 ein Worst-Case-Szenario mit sehr hohen Treibhausgasemissionen ist. Dazwischen liegen die Szenarien RCP 4.5 als moderates Szenario und RCP 6.0 mit hohen Treibhausgasemissionen (IPCC 2014). Es stellt sich aber die Frage, inwieweit solche Szenarien des Klimawandels auch für regionale Aussagen hilfreich sein können.

Zur Modellierung möglicher Verschiebungen von Arealen stehen verschiedene Methoden zur Verfügung. Bei allen Methoden

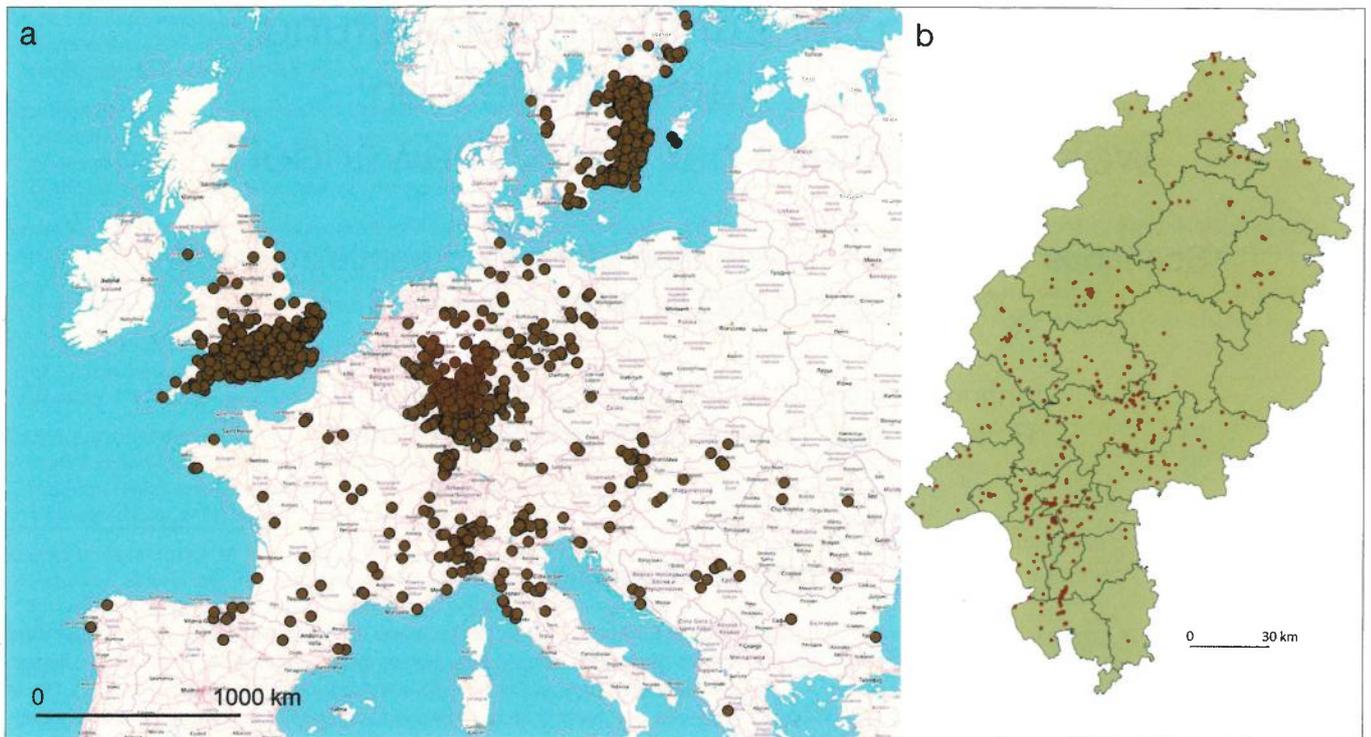


Abb. 1: (a) Fundorte des Hirschkäfers in Europa aus Global Biodiversity Information Facility (GBIF 2018a, b) und (b) Fundorte adulter Hirschkäfer in Hessen aus der NATIS-Datenbank des Hessischen Landesamtes für Naturschutz, Umwelt und Geologie.

Fig. 1: (a) Stag beetle sightings in Europe, as collated by the Global Biodiversity Information Facility (GBIF 2018a, b), and (b) adult stag beetle sightings in Hesse, as collated by the NATIS database of the Hessian State Office for Nature Conservation, Environment and Geology.

werden im ersten Arbeitsschritt bekannte Fundpunkte von Arten mit den am Fundpunkt vorherrschenden Umweltbedingungen verknüpft. Anschließend wird durch die Ermittlung von Gebieten mit ähnlichen Umweltbedingungen die potenzielle geographische Verbreitung bestimmt. Mithilfe von Szenarien zu Entwicklungstrends für diese Umweltbedingungen kann das zukünftige Areal abgeschätzt werden (Guisan, Thuiller 2005; Elith, Leathwick 2009; Brasseur et al. 2017). Eine grundsätzliche Herausforderung für die Modellierung von Verbreitungsmustern ist die Tatsache, dass oft nur die Anwesenheit einer Art zweifelsfrei festgestellt werden kann, das Fehlen dagegen kaum sicher nachweisbar ist. Für die Analyse von Datensätzen, die nur Informationen zur Anwesenheit von Arten enthalten, sind Methoden wie der Maximum-Entropy-Algorithmus (Maxent-Algorithmus) geeignet.

Der Hirschkäfer (*Lucanus cervus* L. 1758) als wechselwarme Tierart, die als Larve an Totholz und Böden gebunden ist, könnte durch den Temperaturanstieg sowie Änderungen der Menge und saisonalen Verteilung von Niederschlägen im Zuge des Klimawandels betroffen sein. In der in diesem Beitrag vorgestellten Studie haben wir Nachweise des Hirschkäfers in Hessen aus bürgerwissenschaftlichen Erfassungen (Geske, Jünemann 2013) und globalen Datenbanken verwendet, um die potenzielle zukünftige Verbreitung des Hirschkäfers in Hessen unter den vier genannten Szenarien des Klimawandels abzuschätzen.

2 Material und Methoden

2.1 Verbreitung und Habitatsprüche des Hirschkäfers

Das Verbreitungsgebiet des Hirschkäfers erstreckt sich über große Teile Mitteleuropas (Abb. 1a) (Klausnitzer, Sprecher-Uebersax 2008; GBIF 2018a) und ist an das Vorkommen von Laubholz gebunden.

Über 15 Laubbaumarten sind als Eiablageort bekannt (Rink, Sinsch 2008). Der Zersetzungsgrad scheint dabei wichtiger zu sein als die Baumart (Rink 2006). Die Siedlungsdichte ist meist niedrig (Geske et al. 2017; GBIF 2018b). In Deutschland kommt der Hirschkäfer überwiegend im Tiefland vor. Fundpunkte der Art liegen überwiegend an Waldrändern sowie in Ortslagen mit Baumbeständen (Rink 2006; Rink, Sinsch 2006; Thomaes et al. 2008a; Harvey et al. 2011; Smith 2011). Verbreitungslücken des Hirschkäfers sind mit ungünstiger Exposition, ungeeigneten Bodentypen und einem geringen Totholzanteil erklärt worden (Percy et al. 2000; Thomaes et al. 2008b).

Die Klimaerwärmung kann unterschiedliche Folgen für den Hirschkäfer haben: Nach Thomas et al. (2011) könnte die Art vom Klimawandel profitieren und ihr Verbreitungsgebiet ausdehnen. Rink, Sinsch (2011) gehen dagegen davon aus, dass steigende Temperaturen die Art negativ beeinflussen. Verhaltensänderungen zur Regulation der Körpertemperatur könnten auf Kosten der Zeit für Nahrungssuche, Paarung und Eiablage gehen (vgl. Tini et al. 2017). Die Folge sei oftmals ein schnelles Ablegen der Eier an ungeeigneten Orten und ein erhöhtes Risiko für das lokale Aussterben von Hirschkäferpopulationen (ebd.).

2.2 Modellierung

2.2.1 Datengrundlage

In Hessen können künftig im Zuge des Klimawandels klimatische Bedingungen entstehen, die denen in anderen Teilen des heutigen Verbreitungsgebiets der Art entsprechen. Daher wurden als Grundlage für die Modellierung Fundpunkte aus dem gesamten Verbreitungsgebiet, das sich vom nördlichen Mittelmeerraum bis Südsandinavien erstreckt (Harvey et al. 2011; Campanaro et al. 2016) verwendet. Für den Hirschkäfer sind in Europa 34 972 Fundpunkte

Tab.: Bioklimatische Variablen der CHELSA-Datenbank und die ins Modell eingeflossenen Variablen. Für die 19 Klimavariablen sind jeweils das derzeitige Minimum und Maximum sowie die Mittelwerte der 4 Klimawandelszenarien (RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0, RCP 8.5) angegeben.

Table: Bioclimatic variables of the CHELSA database and the variables used in the model. For each of the 19 climate variables, the current minimum and maximum and the mean values of the 4 climate change scenarios (RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0, RCP 8.5) are shown.

Variable	Name	Einheit	Minimum aktuell	Maximum aktuell	Mittelwert RCP 2.6	Mittelwert RCP 4.5	Mittelwert RCP 6.0	Mittelwert RCP 8.5	Einfluss im Modell
Jahresdurchschnittstemperatur	bio01	°C	5,3	11,0	9,9	10,2	10,8	11,0	–
Tagestemperaturspanne	bio02	°C	6,6	7,2	9,3	9,8	11,0	11,3	–
Isothermalität	bio03	°C	27,7	29,0	3,3	3,5	3,8	3,7	–
Saisonalität der Temperatur	bio04	°C	5,8	6,6	6,6	6,4	6,3	6,8	54,0 %
Maximaltemperatur des wärmsten Monats	bio05	°C	18,3	24,8	24,2	24,4	24,1	26,9	–
Minimaltemperatur des kältesten Monats	bio06	°C	-6,1	-0,4	-3,2	-3,3	-4,8	-3,4	9,3 %
Jahrestemperaturspanne	bio07	°C	23,1	25,8	27,5	27,8	28,8	30,3	–
Durchschnittstemperatur des feuchtesten Quartals	bio08	°C	-2,1	19,5	13,2	14,2	16,2	12,1	–
Durchschnittstemperatur des trockensten Quartals	bio09	°C	-2,7	12,2	4,6	7,5	9,5	11,2	–
Durchschnittstemperatur des wärmsten Quartals	bio10	°C	13,8	20,0	19,1	19,1	19,3	20,7	8,3 %
Durchschnittstemperatur des kältesten Quartals	bio11	°C	-3,0	2,5	1,3	1,6	2,6	1,7	–
Jahresniederschlag	bio12	mm	466	1485	768,3	794,5	814,2	794,1	–
Niederschlag im feuchtesten Monat	bio13	mm	48	163	84,1	89,8	92,2	82,1	–
Niederschlag im trockensten Monat	bio14	mm	29	97	48,4	49,3	49,3	50,9	–
Saisonalität der Niederschläge	bio15	mm	8	24	14,7	18,3	18,5	13,3	1,6 %
Niederschlag im feuchtesten Quartal	bio16	mm	144	465	231,3	252,4	266,6	235,1	6,1 %
Niederschlag im trockensten Quartal	bio17	mm	91	303	155,4	154,8	159,4	160,0	–
Niederschlag im wärmsten Quartal	bio18	mm	139	367	195,9	194,7	232,2	216,0	20,7 %
Niederschlag im kältesten Quartal	bio19	mm	97	371	164,3	187,6	180,9	189,5	–

registriert (GBIF 2018a) (Abb. 1a), die aufgrund von Unterschieden in der Beobachtungsintensität regional sehr unterschiedlich verteilt sind. Die räumlichen Muster der Fundpunkte geben also nicht unbedingt tatsächliche regionale Unterschiede in der Häufigkeit des Hirschkäfers wieder. Um bei der Modellierung Regionen mit einer hohen Dichte von Fundpunkten nicht unverhältnismäßig hoch zu gewichten, wurden die Vorkommensdaten räumlich gefiltert (Soberón, Nakamura 2009; Kramer-Schadt et al. 2013). Bei der Filterung wurde ein Mindestabstand von 5 000 m zugrunde gelegt. Damit verblieben 1 648 Fundorte als Basis für die Modellierung. Für den Vergleich der Umweltbedingungen an diesen Fundpunkten des Hirschkäfers mit der Bandbreite existierender Umweltbedingungen in Europa wurden 8 000 Hintergrundpunkte über ganz Europa zufällig generiert (Phillips, Dudík 2008). 19 verschiedene Variablen, die das Klima an den Fund- und Hintergrundpunkten charakterisieren, wurden der CHELSA-Datenbank entnommen (Tab.) (Karger et al. 2017). Die bioklimatischen Variablen (bio01 bis bio19) dieser Datenbank liegen in einer räumlichen Auflösung von 30 Bogensekunden (ca. 900 m) vor; sie basieren auf monatlichen Mittelwerten für Temperatur und Niederschläge im Zeitraum 1979–2013, die mithilfe eines globalen atmosphärischen Zirkulationsmodells für die Landflächen der Erde abgeleitet wurden. Die Variablen berücksichtigen auch den Einfluss der Topographie auf die Niederschläge.

2.2.2 Modelleinstellungen

Die Erstellung des Modells erfolgte in Anlehnung an die Methodik von Gottwald et al. (2017). Die 19 Klimavariablen an den Fund- und Hintergrundpunkten wurden in sogenannte „features“ überführt, die unterschiedlichen Annahmen über den Einfluss der Variablen auf das Vorkommen des Hirschkäfers entsprechen; dazu gehören lineare und nicht-lineare Verfahren. Bei Berücksichtigung der verschiedenen transformierten Klimavariablen in einem Modell steigt dessen Komplexität. Da ein wesentliches Ziel der Modellierung die Modellvereinfachung ist, wurde eine schrittweise Einbeziehung der feature classes durchgeführt und die Kombination mit der besten

Leistung gewählt; so konnte die Komplexität des Modells aufgrund verschiedener feature classes berücksichtigt werden. Insgesamt wurden 64 Kombinationen überprüft. Die Güte der Modelle – d. h. die beste Kombination aus unkorrelierten Variablen, Regularisierungsmultiplikatoren (Radosavljevic, Anderson 2014) und zulässigen feature classes – wurde durch eine 10-fache Kreuzvalidierung mit einer zufälligen Aufteilung des Datensatzes in 50 % Trainingsdaten und 50 % Testdaten bewertet. Die Kreuzvalidierung wurde angewandt, um die Stabilität des Modells unter Beachtung möglicher Änderungen der vorhandenen Fundpunkte zu schätzen.



Die Güte des Modells wurde mithilfe von drei Methoden evaluiert (vgl. Tab. A im Online-Zusatzmaterial unter https://online.natur-und-landschaft.de/zusatz/3_2020_A_Steger):

1. mit der **area under the curve (AUC)**, deren Wert als diejenige Wahrscheinlichkeit interpretiert werden kann, mit der ein zufällig gewählter Fundpunkt höher eingestuft wird als ein zufällig gewählter Hintergrundpunkt (Fielding, Bell 1997);
2. mittels des **Boyce-Index**, der angibt, inwieweit sich die Modellvorhersagen von einer zufälligen Verteilung von Punkten unterscheiden (Boyce et al. 2002; Pearce, Boyce 2006);
3. durch das **korrigierte Akaike Informationskriterium (AICc)**, das die Anzahl der Parameter „strafend“ berücksichtigt, damit komplexe Modelle mit vielen Parametern nicht bevorzugt werden (Warren et al. 2014).

Schließlich wurde das Modell ausgewählt, das weniger Parameter als die 19 Klimavariablen nutzt und somit das geringste AICc aufweist und die höchste durchschnittliche AUC hat. Die relative Bedeutung jeder in das Modell eingeflossenen Klimavariablen wurde mit der im Maxent-Programm implementierten Jackknife-Methode bewertet (Phillips et al. 2006). Dieser Test bezieht sich darauf, eine Beobachtung (in diesem Fall eine Klimavariablen) aus dem Datensatz auszulassen, das Modell neu zu starten und den Einfluss der ausgelassenen Beobachtung zu quantifizieren.

Als Format für die Ausgabe wurde „logistic“ gewählt, das als Indikator für die relative Wahrscheinlichkeit des Vorkommens gilt und somit leicht zu interpretieren und zu visualisieren ist (Phillips et al. 2009; Merow et al. 2013). Das beste Verbreitungsmodell wurde mithilfe der Klimawandelszenarien im Zeitraum 2041 – 2060 in die Zukunft projiziert. Die Berechnung wurde mit einer angepassten Version des R-Pakets „MaxentVariableSelection“ durchgeführt (Jueterbock et al. 2016). Die Darstellung der Ergebnisse erfolgte mit dem Geographischen Informationssystem QGIS 3.2® „Bonn“. Um die Habitataignung insgesamt zu beurteilen, wurden alle Gebiete Hessens als „geeignet“ eingestuft, die innerhalb der „minimal predicted area“ (minimal vorhergesagte Fläche, MPA) lagen. Die MPA ist die Fläche, die durch Berücksichtigung aller Pixel mit Vorhersagen oberhalb eines Wahrscheinlichkeitswerts noch 90 % der Fundpunkte umfasst (Engler et al. 2004).

3 Ergebnisse

Das „beste“ Modell enthält sechs Klimavariablen (vgl. Tab., S. 113, sowie Abb. A im Onlinezusatzmaterial unter https://online.natur-und-landschaft.de/zusatz/3_2020_A_Steger):

- Saisonalität der Temperatur (bio04),
- Niederschlag im wärmsten Quartal (bio18),
- Minimaltemperatur des kältesten Monats (bio06),
- Niederschlag im feuchtesten Quartal (bio16),
- Durchschnittstemperatur des wärmsten Quartals (bio10) sowie
- Saisonalität der Niederschläge (bio15).

Die Kennzahlen zur Qualität dieses Modells waren gut: Mit einer durchschnittlichen AUC von 0,884 wertete das Modell Fundpunkte höher als Zufallspunkte (vgl. Abb. B im Online-Zusatzmaterial). Der Boyce-Index lag mit 0,98 nahe am theoretischen Maximum. Gebiete in Hessen, in denen 90 % der derzeitigen Fundpunkte lagen, hatten eine vorhergesagte Wahrscheinlichkeit des Vorkommens von 46 % (vgl. Abb. C im Online-Zusatzmaterial). Die Wirkungskurven der Variablen zeigten, dass bei steigender Saisonalität der Temperatur (bio04), d. h. starken Temperaturschwankungen im Jahresverlauf, die Wahrscheinlichkeit des Vorkommens sinkt (vgl. Abb. D im Online-Zusatzmaterial).

Die Modellierung ergab, dass der Hirschkäfer unter allen Klimawandelszenarien mit hoher Wahrscheinlichkeit in den meisten Regionen Hessens verbreitet sein wird (Abb. 2). Die vorhergesagten Wahrscheinlichkeiten des Vorkommens blieben relativ konstant und schwankten je nach Szenario im Maximum zwischen 69 % und 73 % (Abb. 3). Verglichen mit der vorhergesagten aktuellen Wahrscheinlichkeit des Vorkommens wird eine Besiedelung der hessischen Mittelgebirge Vogelsberg, Rhön, Odenwald, Taunus und der Ausläufer des Rothaargebirges weniger wahrscheinlich sein.

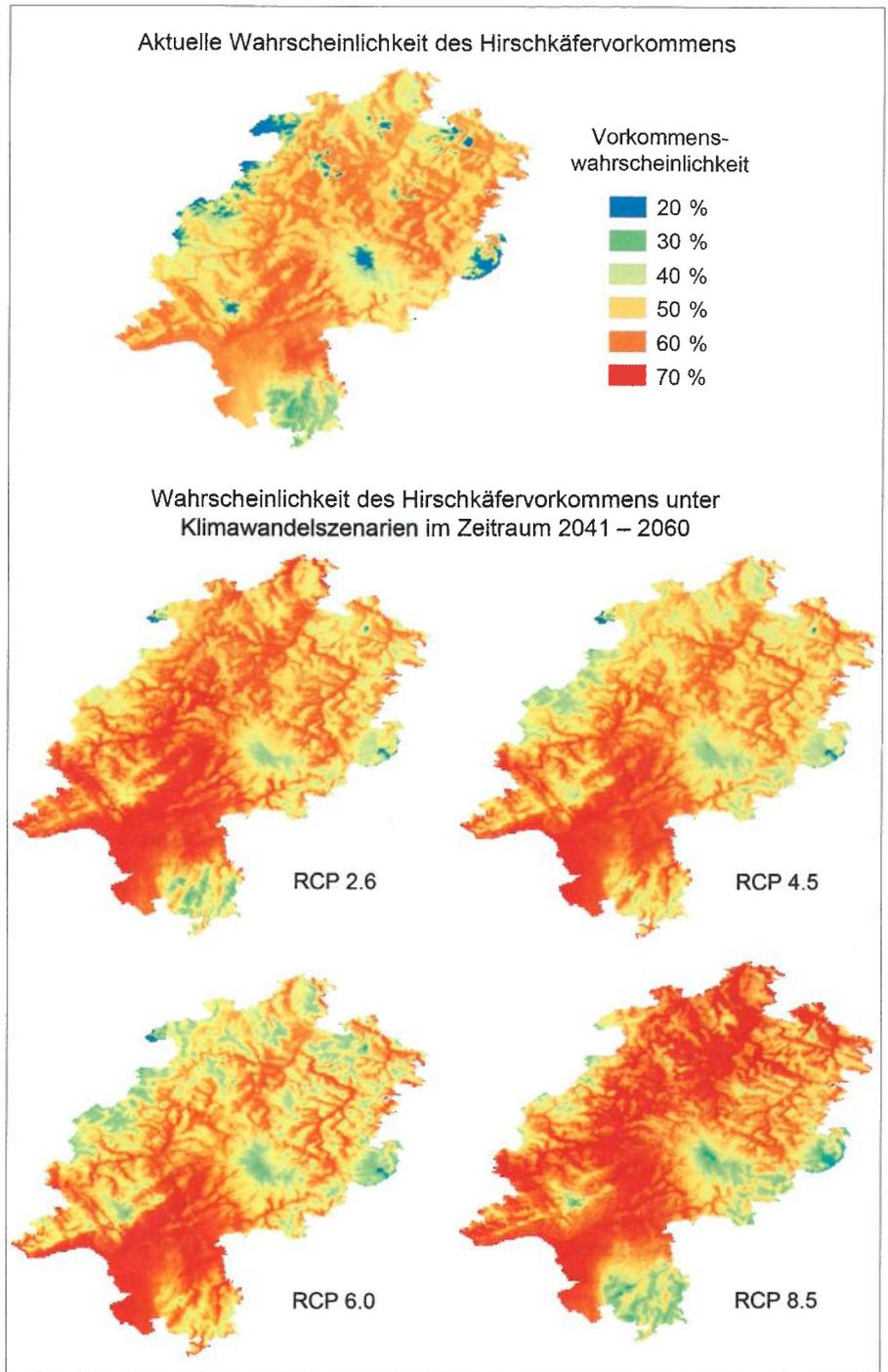


Abb. 2: Karte zur Vorhersage der Wahrscheinlichkeit des Hirschkäfervorkommens anhand der aktuellen Klimasituation und den Vorhersagen unter Klimawandelszenarien im Zeitraum 2041–2060.

Fig. 2: Map of the current occurrence probability of the stag beetle in Hesse under the current climate and according to predictions under climate change scenarios in the period 2041 to 2060.

Die klimatischen Bedingungen in diesen Gebieten entsprechen in Zukunft nicht mehr unbedingt den klimatischen Präferenzen des Hirschkäfers.

Der Anteil an geeigneten Gebieten in Szenario RCP 2.6 und RCP 8.5 nahm im Vergleich zur aktuellen Wahrscheinlichkeit des Vorkommens zu, in Szenario RCP 4.5 blieb er annähernd gleich und lediglich in Szenario RCP 6.0 nahm er leicht ab (vgl. Abb. E im Online-Zusatzmaterial). Die geeigneten Gebiete werden in Szenario RCP 4.5 und RCP 6.0 stärker fragmentiert sein als in den anderen beiden Szenarien. In den Szenarien RCP 2.6 und RCP 8.5 wird

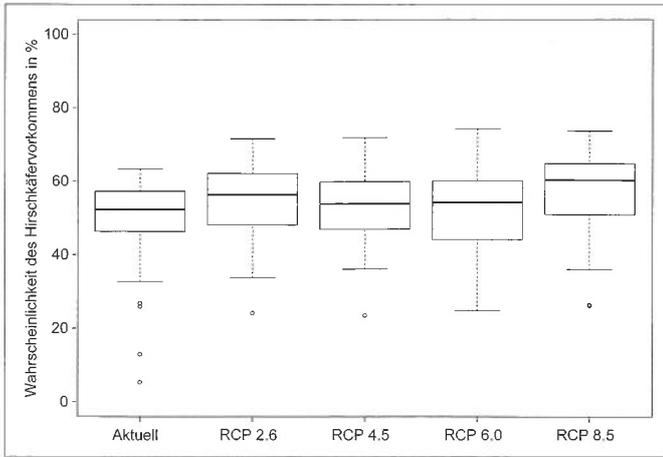


Abb. 3: Boxplots der vorhergesagten aktuellen Wahrscheinlichkeit des Hirschkäfervorkommens und der Wahrscheinlichkeit des Vorkommens in den einzelnen Klimawandelszenarien (RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0, RCP 8.5) im Zeitraum 2041–2060. Die schwarze horizontale Linie zeigt den jeweiligen Median, die Enden der Boxen zeigen die unteren und oberen Quantile. Die weiteren Linien sind jeweils die höchsten und niedrigsten Werte, die Kreise zeigen die Ausreißer nach unten.

Fig. 3: Boxplots of stag beetle occurrence probabilities at present and for each climate change scenario (RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0, RCP 8.5) in the period 2041 to 2060. The black horizontal line shows the median, the ends of the boxes show the lower and upper quantiles. The other lines are the highest and lowest values, the circles show the outliers.

der Hirschkäfer jedoch auch in den Höhenlagen noch geeignete Habitate finden. Das Hauptverbreitungsgebiet wird im Worst-Case-Szenario RCP 8.5 weiter im Norden Hessens liegen.

4 Diskussion

Die unterschiedlichen Vorkommenswahrscheinlichkeiten in den vier Klimawandelszenarien deuten auf komplexe Zusammenhänge zwischen möglichen Klimaänderungen und dem Vorkommen des Hirschkäfers hin. Die prognostizierten Temperaturen für Hessen steigen in den jeweiligen Szenarien an und sind im Worst-Case-

Szenario RCP 8.5 im Mittel 2,0 °C höher als zum jetzigen Zeitpunkt (Abb. 4a). Wenn allein die mittlere Jahrestemperatur der ausschlaggebende Faktor für das Vorkommen des Hirschkäfers wäre, würde man erwarten, dass über die vier Szenarien hinweg ein einheitlicher Trend auftreten sollte. Dies ist aber nicht der Fall. Die Schwankungen der Temperatur im Jahresverlauf (Abb. 4b) haben nach dem Ergebnis der Modellierung einen wichtigen Einfluss; sie erklären den Befund, dass die Anteile an geeigneten Habitaten in den Szenarien RCP 4.5 und RCP 6.0 mit weniger schwankenden Temperaturen niedriger sind als in RCP 2.6 und RCP 8.5, bei denen die Saisonalität im Temperaturverlauf höher ist (Abb. 3).

Neben der Saisonalität des Temperaturverlaufs hat im Modell auch die Menge der Sommerniederschläge einen Einfluss auf Hirschkäfervorkommen. Dies könnte mit der geringen Überschwemmungstoleranz zusammenhängen (Rink, Sinsch 2008). Hohe Regenmengen zwischen Februar und Mai verzögern den Aktivitätsbeginn der Hirschkäfer (Méndez et al. 2017). Winter mit vielen Frosttagen haben ebenfalls einen negativen Einfluss auf das Vorkommen der Hirschkäfer als Folge einer verminderten Überlebensrate der Larven im Boden kurz vor der Verpuppung (Rink, Sinsch 2008). Die geringe Frosttoleranz zeigt ebenfalls die Auswertung der Fundpunkte in Hessen aus der Datenbank des Hessischen Landesamtes für Naturschutz, Umwelt und Geologie in Wiesbaden. Diese Fundorte liegen überwiegend über dem Mittel der Minimaltemperaturen des kältesten Monats von -2,2 °C. In Hessen wurden die meisten adulten Hirschkäfer bei Temperaturen über 18 °C beobachtet.

Das hier entwickelte Modell für die mögliche zukünftige Verteilung von Hirschkäfervorkommen in Hessen nutzt ausschließlich klimatische Variablen. Es besteht eine erhebliche Unsicherheit in den Klimavorhersagen. Trotz dieser Einschränkung erlauben solche Abschätzungen, die für regionale Belange recht grobskalig sind, sinnvolle Aussagen. Insgesamt zeigt das vorliegende Verbreitungsmodell, dass Klimaänderungen auf regionaler Ebene geringen Einfluss auf die Verbreitung des Hirschkäfers haben werden. Vor allem die Tatsache, dass Laubbäume, an die der Hirschkäfer überwiegend gebunden ist, weniger von einer Klimaänderung betroffen sein werden als beispielsweise die Fichte (*Picea abies*), zeigt, dass Hessen als laubholzdominiertes Bundesland auch in Zukunft Lebensraum für Hirschkäfer sein wird. Daher ist es wichtig, sich künftig auf die Erhaltung der derzeitigen Lebensräume zu konzentrieren, da diese auch in Zukunft von Hirschkäfern besiedelt sein werden. Die Erhaltung starken Totholzes, das relativ konstante Feuchtigkeits- und Temperaturbedingungen aufweist, kann Habitatkontinuität für Hirschkäferlarven sicherstellen und die Folgen einer Klimaänderung abpuffern (vgl. Müller et al. 2015).

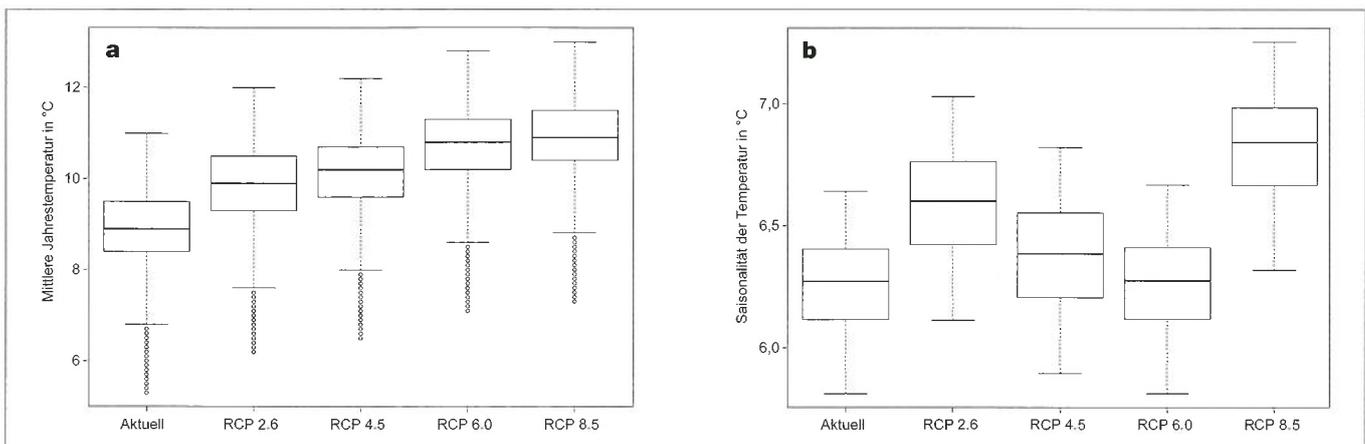


Abb. 4: (a) Boxplots mit der aktuellen Jahresmitteltemperatur und der prognostizierten Jahresmitteltemperatur in den einzelnen Klimawandelszenarien (RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0, RCP 8.5) und (b) Boxplots mit der aktuellen Saisonalität der Temperatur und der Temperatursaisonalität in den einzelnen Klimawandelszenarien. Erläuterungen zu den Boxplots s. Abb. 3.

Fig. 4: (a) Boxplots with the current annual mean temperature and the forecast annual mean temperature in the climate change scenarios (RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0, RCP 8.5) and (b) boxplots with the current seasonality of the temperature and the temperature seasonality for each climate change scenario. For explanations of the boxplots see Fig. 3.

5 Weiterer Forschungsbedarf

Die räumlichen Muster der Wahrscheinlichkeit der Hirschkäfer-vorkommen in Hessen unter den vier Klimawandelszenarien bedürfen weiterer Überprüfung. Die räumliche Auflösung der Klimawandelprognosen, insbesondere entlang der Höhengradienten in den Mittelgebirgen, schränkt die Aussagefähigkeit des Verbreitungsmodells für den Hirschkäfer ein. Hier sind weitere Entwicklungen räumlich und zeitlich hochaufgelöster Extrapolationen von Klimavariablen notwendig, um die Frage der möglichen Höhenverbreitung der Art in Hessen genauer untersuchen zu können. Darüber hinaus sollte geprüft werden, inwieweit die Aussage, dass Insektenarten innerhalb ihres Verbreitungsgebiets unterschiedliche Klimanischen besetzen (Homburg et al. 2014), auf den Hirschkäfer zu übertragen ist. Die Auswirkungen der Saisonalität des Temperaturverlaufs und der Niederschlagsmengen, die sich im Modell als besonders wichtig gezeigt haben, sollten durch Experimente in Klimakammern weiter geprüft werden. Weiterhin sollten in Verbreitungsmodellen auch Informationen zur räumlichen Verteilung von Alt- und Totholz sowie Bodenart und Bodenfeuchte hinzugezogen werden. Diese sind wesentliche Charakteristika des Habitats der Hirschkäferlarven. Darüber hinaus sind Topographie, Waldstrukturen und das Vorkommen bestimmter Baumarten wichtige Variablen für die Modellierung der Verbreitung des Hirschkäfers.

6 Literatur

- Boyce M., Vernier P.R. et al. (2002): Evaluating resource selection functions. *Ecological Modelling* 157(2–3): 281–300. DOI: 10.1016/S0304-3800(02)00200-4
- Brasseur G., Jacob D., Schuck-Zöllner S. (Hrsg.) (2017): Klimawandel in Deutschland. Entwicklung, Folgen, Risiken und Perspektiven. Springer Spektrum. Berlin: 348 S.
- Campanaro A., Zapponi L. et al. (2016): A European monitoring protocol for the stag beetle, a saproxylic flagship species. *Insect Conservation and Diversity* 9(6): 574–584. DOI: 10.1111/icad.12194
- Elith J., Leathwick J.R. (2009): Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics* 40(1): 677–697. DOI: 10.1146/annurev.ecolsys.110308.120159
- Engler R., Guisan A., Rechsteiner L. (2004): An improved approach for predicting the distribution of rare and endangered species from occurrence and pseudo-absence data. *Journal of Applied Ecology* 41(2): 263–274. DOI: 10.1111/j.0021-8901.2004.00881.x
- Essl F., Rabitsch W. (2013): Biodiversität und Klimawandel. Auswirkungen und Handlungsoptionen für den Naturschutz in Mitteleuropa. Springer Spektrum. Berlin: 458 S.
- Fielding A.H., Bell J.F. (1997): A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental Conservation* 24(1): 38–49. DOI: 10.1017/S0376892997000088
- GBIF/Global Biodiversity Information Facility (2018a): GBIF Occurrence Download. *Lucanus cervus* Europe. GBIF.org. <https://doi.org/10.15468/dl.jxiqb8> (aufgerufen am 28.2.2018).
- GBIF/Global Biodiversity Information Facility (2018b): GBIF Occurrence Download. *Lucanus cervus* Germany. <https://doi.org/10.15468/dl.m8cr7x> (aufgerufen am 22.3.2018).
- Geske C., Jünemann M. (2013): Das Hirschkäferbeobachtungsnetz in Hessen. Ehrenamtliche Datensammlung und Öffentlichkeitsarbeit für eine FFH-Art. *Natur und Landschaft* 88(11): 453–459.
- Geske C., Jünemann M., Möller L. (2017): Der Hirschkäfer in Hessen. Hessisches Landesamt für Naturschutz, Umwelt und Geologie. Wiesbaden: 23 S.
- Gottwald J., Appelhans T. et al. (2017): High-resolution MaxEnt modelling of habitat suitability for maternity colonies of the barbastelle bat *Barbastella barbastellus* (SCHREBER, 1774) in Rhineland-Palatinate, Germany. *Acta Chiropterologica* 19(2): 389–398. DOI: 10.3161/15081109ACC2017.19.2.015
- Guisan A., Thuiller W. (2005): Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology Letters* 8(9): 993–1009. DOI: 10.1111/j.1461-0248.2005.00792.x
- Harvey D., Gange A. et al. (2011): Bionomics and distribution of the stag beetle, *Lucanus cervus* (L.) across Europe. *Insect Conservation and Diversity* 4(1): 23–38. DOI: 10.1111/j.1752-4598.2010.00107.x
- Homburg K., Brandt P. et al. (2014): Evolutionarily significant units in a flightless ground beetle show different climate niches and high extinction risk due to climate change. *Journal of Insect Conservation* 18(5): 781–790. DOI: 10.1007/s10841-014-9685-x
- IPCC/Intergovernmental Panel on Climate Change (Hrsg.) (2014): Climate change 2014. Synthesis report. Contribution of working groups I, II and III to the fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. IPCC. Geneva: 169 S.
- Jueterbock A., Smolina I. et al. (2016): The fate of the Arctic seaweed *Fucus distichus* under climate change: an ecological niche modeling approach. *Ecology and Evolution* 6(6): 1712–1724. DOI: 10.1002/ece3.2001
- Karger D.N., Conrad O. et al. (2017): Climatologies at high resolution for the earth's land surface areas. *Scientific Data* 4: 170122. DOI: 10.1038/sdata.2017.122
- Klausnitzer B., Sprecher-Uebersax E. (2008): Die Hirschkäfer oder Schröter. Lucanidae. Westarp Verlag. Hohenwarsleben: 161 S.
- Kramer-Schadt S., Niedballa J. et al. (2013): The importance of correcting for sampling bias in MaxEnt species distribution models. *Diversity and Distributions* 19(11): 1366–1379. DOI: 10.1111/ddi.12096
- Méndez M., de Jaime C., Alcántara M.A. (2017): Habitat description and inter-annual variation in abundance and phenology of the endangered beetle *Lucanus cervus* L. (Coleoptera) using citizen science monitoring. *Journal of Insect Conservation* 21(5–6): 907–915. DOI: 10.1007/s10841-017-0030-z
- Merow C., Smith M.J., Silander J.A. (2013): A practical guide to MaxEnt for modeling species' distributions. What it does, and why inputs and settings matter. *Ecography* 36(10): 1058–1069. DOI: 10.1111/j.1600-0587.2013.07872.x
- Moss R.H., Edmonds J.A. et al. (2010): The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature* 463(7282): 747–756. DOI: 10.1038/nature08823
- Müller J., Bässler C. et al. (2009): Molluscs and climate warming in a low mountain range national park. *Malacologia* 51(1): 89–109. DOI: 10.4002/040.051.0106
- Müller J., Brustel H. et al. (2015): Increasing temperature may compensate for lower amounts of dead wood in driving richness of saproxylic beetles. *Ecography* 38(5): 499–509. DOI: 10.1111/ecog.00908
- Pearce J., Boyce M. (2006): Modelling distribution and abundance with presence-only data. *Journal of Applied Ecology* 43(3): 405–412. DOI: 10.1111/j.1365-2664.2005.01112.x
- Percy C., Bassford G., Keeble V. (2000): Findings of the 1998 national stag beetle survey. People's Trust for Endangered Species. London: 55 S.
- Phillips S.J., Anderson R.P., Schapire R.E. (2006): Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling* 190(3–4): 231–259. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026
- Phillips S.J., Dudík M. (2008): Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography* 31(2): 161–175. DOI: 10.1111/j.0906-7590.2008.5203.x
- Phillips S.J., Dudík M. et al. (2009): Sample selection bias and presence-only distribution models: implications for background and pseudo-absence data. *Ecological Applications* 19(1): 181–197.
- Radosavljevic A., Anderson R.P. (2014): Making better Maxent models of species distributions: complexity, overfitting and evaluation. *Journal of Biogeography* 41. DOI: 10.1111/jbi.12227
- Rink M. (2006): Der Hirschkäfer *Lucanus cervus* in der Kulturlandschaft. Ausbreitungsverhalten, Habitatnutzung und Reproduktionsbiologie im Flusstal. Dissertation. Universität Koblenz-Landau: 155 S.

- Rink M., Sinsch U. (2006): Habitatpräferenzen des Hirschkäfers *Lucanus cervus* (LINNAEUS 1758) in der Kulturlandschaft – eine methodenkritische Analyse. (Coleoptera: Lucanidae). *Entomologische Zeitschrift* 116(5): 228 – 234.
- Rink M., Sinsch U. (2008): Bruthabitat und Larvalentwicklung des Hirschkäfers *Lucanus cervus* (LINNAEUS 1758). (Coleoptera: Lucanidae). *Entomologische Zeitschrift* 118(5): 229 – 236.
- Rink M., Sinsch U. (2011): Warm summers negatively affect duration of activity period and condition of adult stag beetles (*Lucanus cervus*). *Insect Conservation and Diversity* 4(1): 15 – 22. DOI: 10.1111/j.1752-4598.2009.00073.x
- Smith M.N. (2011): Great Stag Hunt III. National stag beetle survey 2006 – 2007. People's Trust for Endangered Species. London: 24 S.
- Soberón J., Nakamura M. (2009): Niches and distributional areas: concepts, methods, and assumptions. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 106, Suppl. 2: 19 644 – 19 650. DOI: 10.1073/pnas.0901637106
- Streitberger M., Jedicke E., Fartmann T. (2016): Auswirkungen des rezenten Klimawandels auf die Biodiversität in Mittelgebirgen. *Naturschutz und Landschaftsplanung* 48(2): 37 – 45.
- Thomaes A., Kervyn T. et al. (2008a): Distribution of *Lucanus cervus* (Coleoptera. Lucanidae) in Belgium: surviving in a changing landscape. *Revue d'Écologie* 63: 139 – 144.
- Thomaes A., Kervyn T., Maes D. (2008b): Applying species distribution modelling for the conservation of the threatened saproxylic Stag Beetle (*Lucanus cervus*). *Biological Conservation* 141(5): 1 400 – 1 410. DOI: 10.1016/j.biocon.2008.03.018
- Thomas C.D., Hill J.K. et al. (2011): A framework for assessing threats and benefits to species responding to climate change. *Methods in Ecology and Evolution* 2(2): 125 – 142. DOI: 10.1111/j.2041-210X.2010.00065.x
- Tini M., Bardiani M. et al. (2017): A stag beetle's life. Sex-related differences in daily activity and behaviour of *Lucanus cervus* (Coleoptera: Lucanidae). *Journal of Insect Conservation* 21(5 – 6): 897 – 906. DOI: 10.1007/s10841-017-0029-5
- Warren D.L., Wright A.N. et al. (2014): Incorporating model complexity and spatial sampling bias into ecological niche models of climate change risks faced by 90 California vertebrate species of concern. *Diversity and Distributions* 20(3): 334 – 343. DOI: 10.1111/ddi.12160

M. Sc. Johanna Steger
Korrespondierende Autorin
 Philipps-Universität Marburg
 Fachbereich Biologie
 AG Allgemeine Ökologie und Tierökologie
 Karl-von-Frisch-Straße 8
 35043 Marburg
 E-Mail: johanna.steger@biologie.uni-marburg.de



Jahrgang 1992; Studium der Forstwissenschaften und Waldökologie an der Georg-August-Universität Göttingen im Masterschwerpunkt Forstbetrieb und Waldnutzung; derzeit Doktorandin der Arbeitsgruppe Allgemeine Ökologie und Tierökologie der Philipps-Universität Marburg und wissenschaftliches Mitglied im Arbeitskreis Wildbiologie an der Justus-Liebig-Universität Gießen; Dissertationsthema: Modellierung potenzieller Verbreitungsgebiete schutzbedürftiger Arten in Hessen mittels Informationen aus der Fernerkundung; Stipendiatin in der Promotionsförderung der Konrad-Adenauer-Stiftung.

Dipl.-Biol. Christian Geske
 Hessisches Landesamt für Naturschutz,
 Umwelt und Geologie
 Abteilungsleitung Naturschutz i. V.
 Netanyastraße 5
 35294 Gießen
 E-Mail: naturschutz@hlnug.hessen.de

M. Sc. Jannis Gottwald
 Philipps-Universität Marburg
 Fachbereich Geographie
 AG Umweltinformatik
 Deutschhausstraße 12
 35032 Marburg
 E-Mail: jannis.gottwald@geo.uni-marburg.de

Prof. Dr. Roland Brandl
 Philipps-Universität Marburg
 Fachbereich Biologie
 AG Allgemeine Ökologie und Tierökologie
 Karl-von-Frisch-Straße 8
 35043 Marburg
 E-Mail: brandlr@biologie.uni-marburg.de

Prof. Dr. Thomas Nauss
 Philipps-Universität Marburg
 Fachbereich Geographie
 AG Umweltinformatik
 Deutschhausstraße 12
 35032 Marburg
 E-Mail: nauss@geo.uni-marburg.de

Dr. Stefan Hotes
 Philipps-Universität Marburg
 Fachbereich Biologie
 AG Allgemeine Ökologie und Tierökologie
 Karl-von-Frisch-Straße 8
 35043 Marburg
 E-Mail: hotes@staff.uni-marburg.de

Anzeige

IN WÜRDE FALTEN

Artensterben stoppen:
 NatureLife-Spendenkonto:
 IBAN: DE 22 6005 0101 0002 2090 29
 NatureLife-International
 Stiftung für Umwelt, Bildung
 und Nachhaltigkeit
 Karlstraße 7 • 71638 Ludwigsburg
 www.naturelife-international.org

NATURELIFE-INTERNATIONAL