



Fachbereich 7
Biologie, Geo- und Umweltwissenschaften

– Studiengang Diplom-Landschaftsökologie –

DIPLOMARBEIT

Habitatmodelle zur Prognose der Vorkommen phytophager Insekten in Mosaikzyklen

vorgelegt von: Barbara Strauß

Betreuernder Gutachter: Dr. Robert Biedermann
Zweiter Gutachter: Prof. Dr. Michael Kleyer

Oldenburg, März 2002

Vorbemerkung

Viele Menschen haben mich über ein Jahr hinweg unterstützt und dazu beigetragen, dass meine Diplomarbeit ohne größere Pannen und Nervenzusammenbrüche fertig werden konnte. Ein großes Dankeschön an alle!

Ohne Robert Biedermann und seine konstruktive, unkomplizierte Betreuung hätte ich die Arbeit kaum so schnell zum Abschluss bringen können. Immer, wenn ich Hilfe brauchte, hat er die Zeit dafür gefunden, meist sofort und auf der Stelle. Prof. M. Kleyer hat sich bereit erklärt, als Zweitgutachter zu fungieren.

Boris Schröder hat es immer wieder geschafft, mich vor den Abgründen der Statistik zu retten. Mit all seinen Tipps und Tricks konnte er die Auswertung sehr erleichtern und in vielen Punkten verbessern.

Richard Vink hat das bisweilen unumgängliche Programmieren übernommen und mir so geholfen, meine Modelle in flächendeckende Habitatemgnungskarten umzusetzen.

Die logistische Unterstützung durch Birgit Binzenhöfer und Bernhard Reiser vor Ort hat die Geländearbeit um Vieles erleichtert. Durch ihre Hilfe hatte ich einen schönen Sommer im Untersuchungsgebiet.

Kerstin Höhfeld hat mich während der Freilandsaison bei jedem Durchhänger motiviert. Ihr sowie Gabi Schönherr danke ich für die kritische Durchsicht der Arbeit, die viele Anregungen und Diskussionen.

Die vorliegende Diplomarbeit ist eingebunden in das vom BMBF geförderte MOSAIK-Projekt.

Inhalt

I	Einleitung	1
II	Material & Methoden	3
1	Untersuchungsgebiet	3
1.1	Geographie.....	3
1.2	Geologie & Boden.....	4
1.3	Klima.....	5
1.4	Vegetation & Nutzung.....	5
2	Untersuchte Arten	7
2.1	<i>Coenonympha arcana</i>	7
2.2	<i>Lepyrinia coleoptrata</i>	8
2.3	<i>Neophilaenus campestris</i>	9
3	Datengrundlage	9
3.1	Probeflächen.....	9
3.2	Inzidenz- und Häufigkeitserfassung	10
3.2.1	<i>Coenonympha arcana</i>	10
3.2.2	<i>Lepyrinia coleoptrata</i>	11
3.2.3	<i>Neophilaenus campestris</i>	11
3.3	Habitatparameter	11
3.3.1	Probeflächenparameter	11
3.3.2	Umgebungsparameter.....	12
4	Auswertung Inzidenz: Habitatmodelle.....	13
4.1	Logistische Regression	13
4.1.1	Die Regressionsgleichung	13
4.1.2	Interpretation	14
4.1.3	Signifikanz & Variablenauswahl	14
4.2	Modellbewertung	15
4.2.1	Modellkalibrierung	16
4.2.2	Modelldiskriminierung	16
4.2.3	Modellvergleich	18
4.3	Variablenauswahl	18
4.3.1	Univariate Analyse	19
4.3.2	Korrelationen zwischen Variablen	20
4.4	Modellbildung.....	20
4.5	Modellvalidierung.....	21
4.6	Modellinterpretation.....	21
4.7	Verletzung von Modellannahmen	22
4.7.1	Abhängigkeit der Umgebungsvariablen.....	22
4.7.2	Räumliche Autokorrelation	22
5	Auswertung der Häufigkeitsdaten	23
5.1	Häufigkeit & Habitatqualität	23
5.2	Einfluss von Habitatparametern auf die Häufigkeit.....	23
IV	Ergebnisse	24
1	<i>Coenonympha arcana</i>.....	24
1.1	Inzidenz: Univariate Analyse.....	24
1.1.1	Inzidenz, Reduktion des Datensatzes	24
1.1.2	Probeflächenparameter	24
1.1.3	Umgebungsvariablen	27
1.2	Inzidenz: Multivariate Modelle	29

1.2.1	Modelle aus den Probeflächenparametern (M 1)	29
1.2.2	Modelle aus Probeflächen- und Umgebungsparametern (M 2).....	31
1.2.3	Modelle zur flächendeckenden Prognose (M 3).....	33
1.3	Häufigkeiten.....	35
1.3.1	Zusammenhang zwischen Habitatqualität und Häufigkeit.....	35
1.3.2	Abhängigkeit der Häufigkeit von einzelnen Parametern	36
2	<i>Lepyronia coleoptrata</i>.....	37
2.1	Inzidenz: Univariate Analyse.....	37
2.1.1	Inzidenz, Reduktion des Datensatzes	37
2.1.2	Probeflächenparameter.....	38
2.1.3	Umgebungsparameter.....	40
2.2	Inzidenz: Multivariate Modelle	41
2.2.1	Modelle aus den Probeflächenparametern (M 1)	41
2.2.2	Modelle aus Probeflächen- und Umgebungsparametern (M 2).....	44
2.2.3	Modelle zur flächendeckenden Prognose (M 3).....	46
2.3	Häufigkeiten.....	48
2.3.1	Zusammenhang zwischen Habitatqualität und Häufigkeit.....	49
2.3.2	Abhängigkeit der Häufigkeit von einzelnen Parametern	50
3	<i>Neophilaenus campestris</i>.....	51
3.1	Inzidenz: Univariate Analyse.....	51
3.1.1	Inzidenz, Reduktion des Datensatzes	51
3.1.2	Probeflächenparameter.....	51
3.1.3	Umgebungsparameter.....	53
3.2	Inzidenz: Multivariate Modelle	53
3.2.1	Modelle aus den Probeflächenparametern (M 1)	53
3.2.2	Modelle aus Probeflächen- und Umgebungsparametern (M 2).....	54
3.2.3	Modelle zur flächendeckenden Prognose (M 3).....	55
4	Verletzung von Modellannahmen	56
4.1	Abhängigkeit der Umgebungsvariablen.....	56
4.2	Räumliche Autokorrelation	57
IV	Diskussion.....	58
1	Diskussion der Methoden	58
1.1	Probeflächendesign.....	58
1.2	Inzidenz- und Häufigkeitserfassung.....	59
1.3	Unabhängige Variablen	60
1.4	Auswertung	62
1.5	Untersuchungsmaßstab	64
2	Diskussion der Ergebnisse.....	66
2.1	Ökologische Interpretation	66
2.1.1	<i>Coenonympha arcania</i>	66
2.1.1.1	Inzidenz: Univariate Modelle.....	66
2.1.1.2	Inzidenz: Multivariate Modelle	69
2.1.1.3	Häufigkeit	72
2.1.2	<i>Lepyronia coleoptrata</i>	73
2.1.2.1	Inzidenz: Univariate Modelle.....	73
2.1.2.2	Inzidenz: Multivariate Modelle	75
2.1.2.3	Häufigkeit	77
2.1.3	<i>Neophilaenus campestris</i>	78
2.1.3.1	Inzidenz: Univariate Modelle.....	78
2.1.3.2	Inzidenz: Multivariate Modelle	79
2.2	Modellgüte.....	80
2.2.1	Modellkalibrierung	80
2.2.2	Modelldiskriminierung.....	81
2.2.3	AIC	83

2.2.4 Robustheit der Modelle	83
V Ausblick	85
VI Zusammenfassung.....	86
VII Literatur	88
Verzeichnis der Anhänge & Karten.....	A-1
Anhang.....	A-1 – A-17
Karten	

I Einleitung

Extensiv genutzte Offenlandbiotope sind heute nur noch durch kosten- und zeitintensive Pflege zu erhalten (Kleyer 1999). Im MOSAIK-Projekt sollen zwei alternative, weniger aufwändige Management-Verfahren erprobt werden: permanente Standweide mit geringer Besatzdichte sowie zyklische, massive Eingriffe in die Vegetationsdecke (Kleyer et al. 2001). Beide Verfahren führen zu einem Nebeneinander unterschiedlicher Sukzessionsstadien und somit zu einer mosaikartigen Ausprägung der Landschaft. Nur ein räumlich und zeitlich veränderlicher Teil der Landschaft ist für die typischen Arten noch geeignet. Eine zentrale Fragestellung des Projekts besteht darin, zu klären, ob unter diesen alternativen Managementverfahren ein erhöhtes Aussterberisiko für die typische Flora und Fauna besteht (Biedermann & Schröder 2001).

Zur Abschätzung des Aussterberisikos für Tierarten sind detaillierte Informationen sowohl zu Populationsbiologie und Mobilität als auch zu den Habitatansprüchen erforderlich. Die Klärung der spezifischen Habitatansprüche bildet dabei die Voraussetzung aller weiteren Analysen (Biedermann 1997). Exemplarisch werden im Rahmen des MOSAIK-Projekts mehrere Tagfalter- und Heuschreckenarten untersucht, die für unterschiedliche Sukzessionsstadien typisch sind.

Grundlage der Quantifizierung von Habitatansprüchen ist das Erstellen von Habitatmodellen. Habitatmodelle dienen nach Morrison (1998) mehreren Zielen. Diese sind u. a.

- Bildung von Hypothesen über einzelne Arten bzw. Systeme.
- Entwicklung eines Verständnisses darüber, welche Faktoren Verteilung und Häufigkeit beeinflussen.
- Formalisierung dieses Verständnisses.
- Vorhersage zukünftiger Verteilung bzw. Häufigkeit.

Habitatmodelle decken also auf, bei welcher Kombination verschiedener Ressourcen die ökologische Nische einer Art liegt. Mittels solcher Modelle kann die Habitatemignung der durch die Pflegevarianten entstehenden Sukzessionsmuster vorhergesagt werden.

In den letzten Jahren wurden für zahlreiche Tierarten Habitatmodelle entwickelt, Beispiele finden sich etwa bei Manel et al. (1999b), Schröder (2000) oder Verner et al. (1986).

Konkretes Ziel dieser Diplomarbeit ist es, Habitatmodelle für den Tagfalter *Coenonympha arcania* und, in Anlehnung an die Projektidee, für die beiden Schaumzikadenarten *Lepyronea coleoptrata* und *Neophilaenus campestris* zu entwickeln. Dazu erfasse ich auf Probeflächen sowohl die Anwesenheit der Arten als auch verschiedene Habitatparameter. Auf Grundlage dieser Daten erstelle ich mit dem statistischen Verfahren der logistischen Regression Modelle zur Vorhersage der Vorkommenswahrscheinlichkeit (= Habitatqualität). Dadurch versuche ich, sowohl die spezifischen Habitatansprüche der Arten zu klären, als auch zu einer flächendeckenden Beurteilung der Habitatqualität im Untersuchungsgebiet zu gelangen. Des weiteren gehe ich der Frage nach, welchen Einfluss die Habitatqualität auf die Häufigkeit bzw. Dichte der untersuchten Arten hat.

Grundlegende Annahme dieser Arbeit ist, dass die Verteilung der Arten von verschiedenen Habitatparametern abhängt. Für die eher stenöken Arten *C. arcania* und *N. campestris* ist dabei ein engeres Spektrum zu erwarten als für die euryöke *L. coleoptrata*.

Der Kenntnisstand über die untersuchten Arten bzw. Gruppen ist unterschiedlich. Für zahlreiche Tagfalterarten liegen bereits Habitatmodelle vor, z. B. von Cowley et al. (2000), Dennis & Eales (1999) sowie Thomas et al. (2001). *C. arcania* jedoch ist eine wenig untersuchte Art. Spezielle Untersuchungen wurden kaum durchgeführt, wenngleich es eine Vielzahl qualitativer Aussagen zu den Lebensraumansprüchen gibt (Ebert & Rennwald 1991, Feldmann 1999, Schweizerischer Bund für Naturschutz 1991, Weidemann 1995). Hermann & Steiner (2000) schätzen die Kenntnis über entscheidende Parameter als mittel ein. Zikaden sind im Hinblick auf eine quantitative Analyse der Habitatansprüche bislang nahezu nicht bearbeitet. Lediglich Biedermann (1997) erstellte für drei Zikadenarten Habitatmodelle, darunter auch eine Schaumzikade.

II Material & Methoden

1 Untersuchungsgebiet

1.1 Geographie

Das im Landkreis Hassberge (Nordwest-Bayern, Regierungsbezirk Unterfranken) (Abb. II-1) gelegene Untersuchungsgebiet umfasst den Hassbergtrauf zwischen Zeil und Königsberg. Die Hassberge bilden eine naturräumliche Einheit im Naturraum Fränkisches Keuper-Liasland (Elsner 1994) und sind als Naturpark ausgewiesen (Naturpark Haßberge 1983). Das Untersuchungsgebiet schließt das Naturschutzgebiet „Hohe Wann ein“, ist 21 km² groß und weist Höhen zwischen 238 und 388 m über NN auf. Innerhalb des Untersuchungsgebiets liegen die Gemeinden Prappach, Sechsthal und Krum (Karte 1).



Abb. II-1: Lage des Untersuchungsgebiets nördlich des Mains zwischen Schweinfurt und Bamberg.
Aus: Cornelsen (1992).

Mehrere deutlich getrennte Einheiten gliedern das Untersuchungsgebiet (Elsner 1994). Im Osten steigt zunächst die **Hassberg-Vorstufe** (Vortrauf) steil bis zu 150 m aus der östlich vorgelagerten Gäulandschaft (Grabfeldgau) an. Kleine Hohe Wann (348 m ü. NN) und Hohe Wann (388 m) sind die markantesten Erhebungen dieser Vorstufe, nach Norden folgen Rappberg, Altenberg und Löhlein. Nördlich von Prappach zieht sich, ausgehend vom Regelberg, ein weiterer, der Vorstufe noch vorgelagerter Höhenzug nach Süden (Karte 1). Der Vortrauf ist durch das **Tal des Krumbachs** von der Hauptstufe des Hassberg-Traufs abgetrennt. Der Steilanstieg des **Haupttraufs** ist durch mehrere vom Krumbach abgehende Seitentäler gegliedert. An diese Steilstufen schließen hochgelegene **Plateaus** an, z. B. die Rücken von Kapellenberg (366 m), Schleifberg (351 m), Kohlplatte (371 m) und Burgstall (361 m).

Das Untersuchungsgebiet ist deutlich reliefiert. Die steilsten Hänge weisen eine Neigung von etwa 30° auf.

1.2 Geologie & Boden

Geologisch gehören die Hassberge zum fränkischen Schichtstufenland. Dieses wird vorwiegend von den Schichten des Keupers gebildet, den jüngsten Ablagerungen der Trias (Bayerisches Geologisches Landesamt 1998). Der häufige Wechsel der Ablagerungsbedingungen zur Zeit des Keupers von marinen bis hin zu terrestrischen Bedingungen führte zu stark heterogenen Gesteinsserien. Gips und Tonstein treten ebenso auf wie Sandstein. Diese Wechsellaagerung von leicht verwitternden, tonig-mergeligen und harten, verwitterungsresistenten Sandsteinschichten bedingt zusammen mit einer leichten Neigung der Schichten nach Südost den typischen Schichtstufenaufbau (Rutte 1981, Wittmann 1966).

Am Hassbergtrauf finden sich die Schichten des Mittleren Keupers. Dieser wird in den überwiegend tonigen Gipskeuper und den mehr sandigen Sandsteinkeuper unterteilt (Elsner 1994). Die ältesten Schichten des Gipskeupers im Untersuchungsgebiet, die **Myophorien-schichten** mit der harten Bleiglanzbank, bilden das flachwellige Hassbervorland. Die schluffigen Tonmergel der **Estherienschichten** bilden die steilen Hänge der Vorstufe. Dass der daran anschließende **Schilfsandstein** härter ist, lässt sich an der deutlich ausgeprägten Verebnungsfläche der Vorstufe und an der Stufenleiste im Steilanstieg der Hauptstufe erkennen. Die jüngsten Schichten des Gipskeupers, die **Lehrbergschichten**, bestehen wiederum aus weichem, tonigen Material. Zusammen mit der ältesten Schicht des Sandsteinkeupers, der Lettenfazies des **Blasensandsteins**, bilden sie den Steilanstieg der Hauptstufe. An der Vorstufe findet sich Blasensandstein dagegen nur auf der Hohen Wann, die Lehrbergschichten auch an der Kleinen Hohen Wann und am Rauchberg. Der **Coburger Sandstein** erzeugt als weiterer Stufenbildner die Verebnungsflächen, die im Osten an den Hassbergtrauf anschließen (Elsner 1994, Mariolakos 1969). Somit wird das Gebiet also geprägt durch drei Steilanstiege ausbildende Schichten und drei Stufenbildner, welche relativ ausgedehnte, nur schwach geneigte Verebnungsflächen erzeugen.

Pleistozäne Ablagerungen finden sich in Form von Flugsand und Lösslehm. Bis zu drei Meter mächtige Flugsanddecken sind vor allem im südwestlichen Teil des Untersuchungsgebiets anzutreffen, also westlich und südlich der Hohen Wann. Lösslehm wurde hauptsächlich an den ostexponierten Hängen der Hassberg-Vorstufe abgelagert (Elsner 1994, Mariolakos 1969).

Je nach Ausgangsgestein bildeten sich unterschiedliche Bodentypen. **Tonsteine** und **Letten** ließen schwere Böden entstehen, die von starken Quellungs- und Schrumpfungsvorgängen geprägt sind. Teilweise weist das Ausgangsmaterial einen relativ hohen Carbonatgehalt auf, z. B. die Myophorien- und Estherienschichten mit 15 – 25%. Die Schiefertone der Lehrbergschichten und des Blasensandsteins sind dagegen nur schwach karbonathaltig bis karbonatfrei (Wittmann 1966). Je nach Ton- und Karbonatgehalt entstanden neutrale bis schwach saure Braunerden, Pelosol-Braunerden oder Pelosole, wobei letztere oft oberflächlich entkalkt sind. Wo Weinbau betrieben wurde, bildeten sich Rigosole (Elsner 1994).

Dort, wo **Sandstein** ansteht, finden sich dagegen schwach bis mäßig saure Braunerden bzw. Parabraunerden, die teilweise Podsolierungserscheinungen aufweisen. Auf skelettreichen Hangschuttdecken können auch Regosole ausgebildet sein (Elsner 1994). Auf den **Löss-lehmdecken** entstanden ebenfalls Braunerden, die jedoch im Gegensatz zu denen über Sandstein eine guten Basensättigung aufweisen.

1.3 Klima

Großklimatisch liegen die Hassberge in einem Übergangsbereich zwischen ozeanisch und kontinental geprägtem Klima (Elsner 1994). Das Untersuchungsgebiet liegt im Klimagebiet Mittelfranken (Bayerischer Klimaforschungsverbund 1996). Der Hassbergtrauf erhebt sich deutlich aus dem Maintal bzw. dem westlich vorgelagerten Grabfeldgau und weist somit auch höhere Niederschläge als diese Gebiete auf. Der mittlere Jahresniederschlag an der Wetterstation Köslau bei Königsberg liegt zwischen 650 und 700 mm, die mittlere Jahres temperatur zwischen 7 und 8°C (Bayerische Landesanstalt für Bodenkultur und Pflanzenbau 2001). Die Vegetationsperiode dauert 150 bis 160 Tage (Elsner 1994).

1.4 Vegetation & Nutzung

Die heutige Nutzung hängt stark von der Hangneigung ab. **Flache Lagen** werden überwiegend ackerbaulich genutzt, wenngleich die Ackerzahlen meist sehr niedrig sind: 30 bis 36 auf tonigem Substrat, 25 bis 35 auf Sandstein (Elsner 1994). Lediglich die über Lösslehm ent standenen Braunerden stellen gute Ackerböden dar. Ihnen werden Ackerzahlen von 61 bis 74 zugeordnet. Die ackerbaulich nutzbaren Verebnungsflächen haben einen relativ großen Anteil am Untersuchungsgebiet. So sind denn auch 35% der Gesamtfläche Äcker, die damit die häufigste Nutzungsform darstellen (Karte 2, Tab. II-1). Hierzu kommen noch 10% Ackerbrachen.

In den **steilen Hanglagen** wird vereinzelt Weinbau betrieben (0.3% der Gesamtfläche). Vor allem die nordexponierten Anstiege der Lehrbergsschichten und des Blasensandsteins sind häufig bewaldet. Ein Großteil der stark geneigten Flächen wird jedoch als Grünland bzw. Streuobstwiesen genutzt oder liegt brach und verbuscht.

In Abhängigkeit von der Nutzung entstanden verschiedene Vegetationstypen. Diese wurden für das MOSAIK-Projekt anhand eines Biotoptypenschlüssels kartiert (Eibich 2001). Im Rahmen der Diplomarbeit untersuchte ich 9 verschiedene Biotoptypen (Tab. II-1), die im Folgenden kurz charakterisiert werden sollen.

Die **Äcker** (A, 35%) weisen, wie bereits erwähnt, größtenteils schlechte Bonitäten auf, häufig sind es Grenzertragsflächen. Sie werden überwiegend als Getreide-, Mais- und Rapsäcker genutzt, auch Hackfrüchte und Öl-Lein werden angebaut. Die Stickstoffversorgung ist nicht übermäßig hoch, es findet sich eine relativ hohe Zahl von Ackerwildkräutern (Eibich 2001). Viele der Grenzertragsböden sind stillgelegt, was sich in der hohen Zahl von **Ackerbrachen** (AB, 10 %) ausdrückt, die überwiegend langjährig aus der Nutzung genommen sind.

Grünland macht 18% der Fläche aus, wobei vier Typen unterschieden werden: Fettwiese, Fettwiese mit Magerkeitszeigern, trockene Extensivwiese und Magerrasen. Bei den **Fettwiesen** (Gf) handelt es sich um artenarme, hochwüchsige, von produktiven Grassorten dominierte Bestände. Sie machen 5% der Gesamtfläche aus. In aller Regel erfolgt eine mehrmalige Nutzung, entweder in Form zwei- bis dreimaliger Mahd oder als Mähweide. Die **Fettwiesen mit Magerkeitszeigern** (Gfm, 5%) werden ebenfalls von Intensivzeigern beherrscht. An vereinzelt eingestreuten Kennarten der Salbei-Glatthaferwiesen lässt sich jedoch noch erkennen, dass es sich um aufgedüngte, ursprünglich sehr viel artenreichere Extensivwiesen handelt.

Tab. II-1: Flächenanteile der einzelnen Biotop- bzw. Nutzungstypen. Biototypen mit fett gedrucktem Kürzel in der Arbeit untersucht. Berechnet auf Grundlage von Eibich (2001).

Biototyp	Kürzel	ha	%
Acker	A	736	35
Ackerbrache	AB	219	10
- Ackerbrache einjährig	- AB1	71	3
- Ackerbrache mehrjährig., mesotroph. Arten	- AB2m	53	3
- Ackerbrache mehrjährig., thermophil. Arten	- AB2t	95	5
Grünland		386	18
- Fettwiese, fett	- Gf	107	5
- Fettwiese, mit Magerkeitszeigern	- Gfm	99	5
- Extensivwiese, trocken	- Et	126	6
- Trespen-Halbtrockenrasen	- Mb	54	3
Saum, thermophil	S	17	1
Hecke, Gebüsch, Feldgehölz (thermophil o. mesotroph)	H	115	5
Wald	W	462	22
Versiegelte Flächen		110	5
Sonstiges		64	3
Gesamt		2109	100

Unter den Biototyp „Extensivwiese trocken“ (Et, 6%) fällt ein weites Spektrum ungedüngter Wiesen und Weiden. Gegenüber den Fettwiesen sind sie durch einen deutlichen Rückgang bzw. das Fehlen von Intensivzeigern wie Wiesen-Fuchsschwanz (*Alopecurus pratensis*) oder Wiesen-Bärenklau (*Heracleum sphondylium*) abgegrenzt. Oft sind sie kraut- und blütenreich und sehr „bunt“ im Erscheinungsbild, z. B. durch Wiesen-Salbei (*Salvia pratensis*), Knolligen Hahnenfuß (*Ranunculus bulbosus*) oder Margerite (*Leucanthemum ircutianum*). Auch von Glatthafer dominierte Bestände werden jedoch hierher gestellt. Der Biototyp „Extensivwiese trocken“ ist nicht immer ganz leicht von den Magerrasen abzugrenzen, die hier als Halbtrockenrasen ausgebildet sind. In ehemaligen Weinbergslagen finden sich häufig Streuobstwiesen, auch wenn deren Zahl in den letzten Jahrzehnten durch Flurbereinigung stark abnahm. Die Extensivwiesen werden ein- bis zweimal gemäht, beweidet oder als Mähweide genutzt. Dieser Biototyp ist meist auf schlecht zu bewirtschaftende Lagen beschränkt (Eibich 2001).

Halbtrockenrasen (Mb, 3%) finden sich ausschließlich in sonnigen, trockenen Lagen, also meist an den süd- oder südwestexponierten Steilanstiegen (Karte 2). Abhängig von der Nutzung (Standweide, Triebweide oder Mahd) weisen die Magerrasen unterschiedliche Artenzusammensetzungen auf. Charakteristisch auf gemähten Flächen ist meist Aufrechte Trespe (*Bromus erectus*), die teilweise Reinbestände ausbilden kann. Pflanzensoziologisch sind diese Flächen zu den Trespen-Halbtrockenrasen (*Mesobrometum*) zu stellen. Auf über lange Zeit als Triebweide genutzten Fläche wird *Bromus erectus* dagegen zurückgedrängt. Auf basenreichen Standorten bilden sich dann Enzian-Schillergras-Rasen (*Gentiano-Koelerietum pyramidatae*), wie sie um den Schafhof westlich der Hohen Wann zu finden sind (Elsner 1994).

Auf sehr flachgründigen Standorten und solchen mit Flugsanddecken sind die Magerrasen sehr niedrigwüchsig und therophytenreich ausgebildet. Die Flächen werden in der Regel einmal und oft sehr spät gemäht, meist in Form einer Pflegemahd ohne wirtschaftliche Nutzung. Teilweise findet auch Beweidung statt, entweder als Standweide mit Rindern, Pferden bzw. Schafen oder als Triebweide mit Schafen. Viele Flächen liegen jedoch brach oder wer-

den nur unregelmäßig genutzt. Diese Bereiche sind mehr oder weniger stark verbuscht und/oder versaut, d. h. Kennarten der thermophilen Säume sind bereits stark vertreten. Auch sehr spät genutzte Magerrasen können flächig versauen.

Thermophile Säume (S) sind an den gleichen Standorten anzutreffen wie Magerrasen. Sie bilden häufig den Übergang zwischen Gebüschen und Halbtrockenrasen, können jedoch auch flächig ausgebildet sein (Karte 2). Letzteres tritt vor allem in aufgelassenen Weinbergen und nicht mehr gepflegten bzw. sehr spät gemähten Halbtrockenrasen auf. Oft sind die Flächen stark verbuscht. Ohne gelegentliche Mahd bzw. Entbuschung entwickeln sich die Säume weiter zu flächigen thermophilen Gebüschen. Mit 1% bedecken sie nur einen geringen Teil der Gesamtfläche. Im Weiteren werden thermophile Säume vereinfachend als „Säume“ bezeichnet.

Zum Biotoptyp **Gebüsch** (H, 5%) zählen sowohl lineare Hecken als auch flächige Gebüsche und Feldgehölze. Flächige Gebüsche haben eine weitgehend geschlossene, 2 – 3 m hohe Strauchschicht. Sie können aus meso- oder thermophilen Arten zusammengesetzt sein. Oft sind sie eng mit Säumen oder Magerrasen verzahnt. Das Gleiche gilt für Hecken, die im Untersuchungsgebiet noch weitverbreitet sind und das Landschaftsbild stark prägen (Karte 2). In den Hecken finden sich meist auch zahlreiche Obstbäume. Als **Wald** (W) gelten alle Baumbestände, die größer als 1 ha sind.

2 Untersuchte Arten

2.1 *Coenonympha arcania*

Das Weißbindige Wiesenvögelchen (*Coenonympha arcania*), auch als Perlgrasfalter bezeichnet, ist eine von sechs in Deutschland vorkommenden *Coenonympha*-Arten. Durch die silberne Randbinde sind die Falter im Feld leicht zu erkennen (Abb. II-2). Die Gattung gehört zur Familie der *Satyridae*, deren Raupen an Gräsern fressen. *Coenonympha arcania* ist weit verbreitet von Mittel-Spanien über ganz Mitteleuropa, im Norden bis nach Südschweden, östlich bis zum Ural (Tolman & Lewington 1997).



Abb. II-2: Das Weißbindige Wiesenvögelchen *Coenonympha arcania*. Foto: Mario Maier.

Die Art bildet eine Generation aus. Als Flugzeit geben Feldmann et al. (1999) Ende Mai bis Anfang August an, Weidemann (1995) Mitte Juni bis Juli. Im Untersuchungsgebiet flogen die

Falter im Jahr 2001 nach eigenen Beobachtungen etwa von Ende Mai bis Mitte Juli, die Hauptflugzeit lag im Juni.

Das Weißbindige Wiesenvögelchen erreicht eine Größe von 14 bis 20 mm (Vorderkante Vorderflügel). Die Eier werden an Gräser geklebt. Den Raupen dienen verschiedene Grasarten als Nahrung. Bink (1992) und Weidemann (1995) nennen Fiederzwenke (*Brachypodium pinnatum*) und Schafschwingel (*Festuca ovina*), der Schweizerische Bund für Naturschutz (1991) Gräser der Gattungen *Poa* und *Melica*. Die Larven scheinen Magergräser zu bevorzugen.

Es überwintern die halb erwachsenen L4-Raupen (Feldmann et al. 1999). Als Imaginallebensräume werden in der Literatur buschreiche Halbtrockenrasen, trockene Säume und verlaumende Glatthaferwiesen, Streuobstwiesen und Hecken beschrieben (Ebert & Rennwald 1991, Feldmann et al. 1999). Auch Waldmäntel, Schneisen, Lichtungen, Schlagfluren und lichte Wälder werden genannt, ebenso verbuschende Weinberge und Steinbrüche. Nach Ebert & Rennwald (1991) entfernt sich *C. arcana* nur selten mehr als 10 m von Gebüschen, die den Männchen als Revieransitze dienen.

In Bayern ist die Art noch relativ weit verbreitet (Bayerisches Landesamt für Umweltschutz 2001) und gilt nicht als gefährdet. Bundesweit steht sie jedoch auf der Vorwarnliste, in einigen Bundesländern wird sie auch in der Roten Liste geführt, meist in Kategorie 3 (Binot 1998). Insgesamt erfuhr die früher „gemeine“ Art in den letzten Jahren einen starken Bestandesrückgang (Ebert & Rennwald 1991). Die Ursache dafür im Rückgang von Saumbiotopen durch Flurbereinigung bzw. Düngung und häufigere Mahd liegen (Feldmann et al. 1999). Im Untersuchungsgebiet ist die *C. arcana* mit hoher Stetigkeit anwesend (Hermann & Steiner 2000).

2.2 *Lepyronia coleoptrata*

Lepyronia coleoptrata (Abb. II-3) gehört zur Familie *Cercopidae* (Schaumzikaden) und zur Unterfamilie *Aphrophorinae*, deren Larven oberirdisch an Pflanzenstängeln saugen (Remane & Wachmann 1993). In der Westpaläarktis ist sie die einzige Art der Gattung. Nach Remane & Wachmann (1993) ist *L. coleoptrata* in Europa weit verbreitet, vor allem nach Süden hin. Nach Nordwesten hin wird sie dagegen seltener (fehlt in GB), im Norden reicht sie bis Mittelschweden (Ossiannilsson 1981).

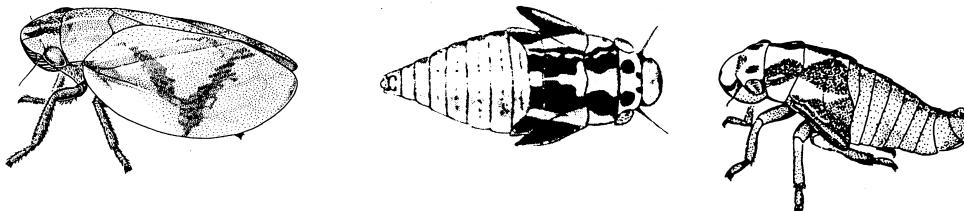


Abb. II-3: Imago (links) und Larven (Mitte, rechts) von *Lepyronia coleoptrata*. Aus: Hamilton (1982).

Die Tiere sind 5 – 7 mm lang und an ihrer „aufgeblasenen“ Form gut zu erkennen. Die dunkle Flügelzeichnung weist nur eine geringe Variabilität auf. *L. coleoptrata* ist eine univoltine Art, die nach Remane & Wachmann (1993) als Ei überwintert. Die Adulten treten von Juni

bis September auf. Die Art ist eurytop und euryök, nach Schiemenz (1988) lebt sie sowohl in Trockenrasen als auch auf Sumpfwiesen. Von *L. coleoptrata* habe ich sowohl Larven als auch Imagines untersucht.

2.3 *Neophilaenus campestris*

Wie *L. coleoptrata* gehört auch *Neophilaenus campestris* zur Familie *Cercopidae* und zur Unterfamilie *Aphrophorinae*. Die Gattung *Neophilaenus* ist die artenreichste *Aphrophorinae*-Gattung in Mitteleuropa. *N. campestris* ist eine westpaläarktische, in Europa (auch GB) weitverbreitete Art, vor allem im Mittelmeergebiet. In Skandinavien fehlt sie weitgehend (Remane & Wachmann 1993). Die Tiere weisen Länge von 3.5 – 6 mm auf und sind sehr schlank (Abb. II-4), die Zeichnung ist variabel. Die Art ist univoltin und überwintert als Ei (Ossiannilsson 1981).

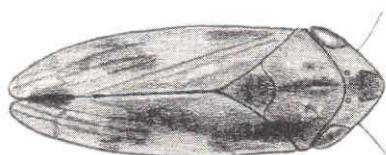


Abb. II-4: *Neophilaenus campestris*. Aus: Ossiannilsson (1981)

Wie auch die Larven der anderen *Neophilaenus*-Arten saugen die polyphagen Larven von *N. campestris* bevorzugt an Gräsern, Seggen und Binsen, also an monokotylen Pflanzen (Ossiannilsson 1981). Die Imagines steigen nach Remane & Wachmann (1993) beim Vertrocknen der krautigen Vegetation im Sommer auch in die Baum- und Strauchsicht auf.

Die Art ist xerothermophil (Schiemenz 1988) und somit in Mitteleuropa an warme, trockenen Standorte wie Trockenrasen und Sanddünen gebunden (Ossiannilsson 1981, Remane & Wachmann 1993). Bei *N. campestris* habe ich ausschließlich die Imagines bearbeitet.

3 Datengrundlage

3.1 Probeflächen

Ziel dieser Diplomarbeit ist, die für das Vorkommen von *Coenonympha arcania*, *Lepyrinia coleoptrata* und *Neophilaenus campestris* relevanten Habitatparameter zu bestimmen und in Habitatmodellen zu beschreiben. Die dafür notwendige Datengrundlage sind Habitatparameter als unabhängige Variablen sowie Anwesenheit bzw. Häufigkeit der Arten als abhängige Variablen. Diese Daten habe ich auf 139 Probeflächen erhoben. Diese waren bereits im Sommer 2000 für alle im Rahmen des MOSAIK-Projekts untersuchten Tierarten eingerichtet worden, so dass ich auf die vorhandenen Flächen zurückgreifen konnte.

Hier soll kurz beschrieben werden, wie die Probeflächen ausgewählt wurden. Näheres ist bei Binzenhöfer (2001) nachzulesen. Die Auswahl erfolgte „random-stratified“. Das Gebiet wurde auf Grundlage einer Biotoptypenkartierung aus dem Jahr 1991 stratifiziert, und zwar in 9 Biotoptypen und in „sonstige Flächen“, in denen keine Probeflächen liegen sollten. In

jedem dieser 9 Straten wurden mindestens 7 Zufallspunkte verteilt, die einen Eckpunkt der Probeflächen darstellten. Biotoptypen, in denen die im Projekt untersuchten Arten mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht vorkommen, wurden nur mit wenigen Probeflächen untersucht. Besonders stark beprobt wurden dagegen Biotoptypen, auf denen die Arten nur auf einem Teil der Flächen zu erwarten sind, da neben dem Biotoptyp noch weitere Parameter eine entscheidende Rolle spielen (Binzenhöfer 2001). Die Verteilung der Probeflächen auf die einzelnen Biotoptypen ist in Tab. II-2 aufgeschlüsselt. Die Lage der Flächen ist Karte 2 zu entnehmen.

Tab. II-2: Anzahl Probeflächen je Biotopty.

Biotopty	Kürzel	C. arcana	Schaumzikaden
Acker	A	7	7
Ackerbrache	AB	7	7
Fettwiese	Gf	8	10
Fettwiese mit Magerkeitszeigern	Gfm	19	17
Extensivwiese	Et	43	43
Magerrasen	Mb	24	26
Saum	S	11	9
Gebüsch/Hecke	H	6	6
Wald	W	14	14
Summe		139	139

Die Probeflächen für *C. arcana* sind 30 x 30 m groß. Die Eckpunkte sind mit Erdnägeln markiert, welche mit einem Metalldetektor aufgefunden werden können. Im Jahr 2000 war im Rahmen des MOSAIK-Projekts eine Detaillkartierung der Probeflächen durchgeführt worden, bei der eventuell weitere auf der Fläche auftretende Biotoptypen sowie Bäume, Sträucher, Gebüsche und Hecken im Maßstab 1: 500 aufgenommen wurden.

Für die Erfassung der Schaumzikaden verwendete ich eine 5 x 5 m große Teilfläche der Schmetterlingsflächen. Diese legte ich in eine beliebige Ecke der großen Fläche. In jedem Fall wählte ich eine homogene Fläche, die nicht etwa von einem Fahrtweg oder einer deutlichen Nutzungsgrenze durchschnitten wurde. Die Biotoptypen dieser kleinen Flächen wichen teilweise von dem der Gesamtfläche ab, so dass sich für die Schaumzikaden-Flächen die in Tab. II-2 (rechte Spalte) dargestellte Verteilung auf die Biotoptypen ergibt.

3.2 Inzidenz- und Häufigkeitserfassung

3.2.1 *Coenonympha arcana*

Die Anwesenheit von *Coenonympha arcana* erfasste ich über die Imagines. Präimaginalstadien (Eier, Raupen) eignen sich bei dieser Art nicht als Nachweismethode, da sie nur mit sehr großem Aufwand zu finden sind (Hermann 1998). Die Erfassung der Imagines erfolgte zur Hauptflugzeit im Juni, alle Flächen bearbeitete ich zwischen 13. und 27. Juni. Um die Ergebnisse der Flächen vergleichbar zu machen, führte ich Begehungen nur an Tagen mit guten Wetterbedingungen durch. Das bedeutete im Einzelnen: Temperatur mindestens 17 °C, Wind maximal Stärke 4, mindestens während einem Drittel der Untersuchungszeit Sonnenschein. Diese Bedingungen wurden in Anlehnung an Hermann (1999) festgelegt. Hermann (1999) nennt die Zeit zwischen 10 und 17 Uhr als ideal für Begehungen. An sehr warmen

Tagen dehnte ich diesen Zeitraum aus auf die Zeit von ca. 9 bis 19 Uhr, da sonst nicht alle Flächen zu bearbeiten gewesen wären.

Jede Fläche ging ich zwei Mal hintereinander in engen Schleifen (Abstand ca. 5 m) langsam ab. Dies nahm insgesamt etwa 12 bis 15 Minuten in Anspruch. Während der Begehung zählte ich jedes gesichtete Individuum innerhalb des jeweiligen Korridors. Ähnlich gingen Cowley et al. (2001) vor, die allerdings Transekte und keine Flächen begingen sowie an mehreren Terminen erfassten. Anschließend nahm ich eine Einteilung in vier Häufigkeitsklassen vor (Tab. II-3). Sah ich während der Begehung kein Individuum, so zählt dies als Nullnachweis.

Tab. II-3: Häufigkeitsklassen für *C. arcania*.

Häufigkeitsklasse	Sichtungen
0	0
1	1
2	2-5
3	6-10
4	>10

3.2.2 *Lepyronia coleoptrata*

Die Erfassung der **Larven** von *L. coleoptrata* führte ich in den ersten beiden Juni-Dekaden durch. Dazu markierte ich die 5 x 5 m großen Probeflächen mit Schnüren und steckte innerhalb der jeweiligen Fläche 1 m breite Bahnen ab. Innerhalb dieser Bahnen suchte ich dann die gesamte Vegetation nach Schaumballen ab. Die Schaumballen überprüfte ich auf Larven. Lag die Larven-Zahl in der ersten 1 m-Bahn über 50 Individuen, so zählte ich nur noch die letzte Bahn (also insgesamt 2/5 der Fläche) und rechnete das Ergebnis auf die Fläche hoch. Andernfalls wäre der Zeitaufwand sehr hoch gewesen, da teilweise viele Hundert Tiere auf einer Fläche waren.

Die **Imagines** von *L. coleoptrata* erfassste ich vom 15. bis 25. Juli. Mit einem Streifnetz käischerte ich die gesamte 5 x 5 m Fläche drei Mal hintereinander ab, für jeden Durchgang ca. 50 Doppelschläge. Nach jedem Durchgang ermittelte ich die ungefähre Anzahl von Individuen im Netz.

3.2.3 *Neophilaenus campestris*

Bei *Neophilaenus campestris* erfolgte keine Erfassung der Larven. Die Erfassung der Imagines führte ich zusammen mit der von *Lepyronia coleoptrata* mit der gleichen, oben beschriebenen Methode durch.

3.3 Habitatparameter

3.3.1 Probeflächenparameter

Für alle Probeflächen erhob ich neben der bereits vorliegenden Information zum Biotoptyp Variablen bezüglich Sonneneinstrahlung, Nutzung, Sukzession, Grenzstrukturen und Vegetationsstruktur (Tab. II-4). Wo möglich, wählte ich ein metrisches Messniveau, wobei die in 10%-Klassen geschätzten Deckungsgrade der Vegetationsschichten hier als metrisch betrachtet werden. Die vor allem für die Grünlandbereiche relevanten, detaillierten Informatio-

nen zur Nutzung reduziere ich für die Auswertung auf die beiden Parameter „Zeitpunkt der 1. Nutzung“ und „Nutzungsart“. In Anhang 1 sind die Ausprägungen aller kategorialen Variablen im Einzelnen dargestellt.

Tab. II-4: Auf den Probeflächen erfasste Habitatparameter.

Variable	Skalenniveau	Einheit (Kategorien im Einzelnen s. Anhang 1)
Biototyp		
Biototyp	kategorial	9 Kategorien
Sonneneinstrahlung		
Neigung	metrisch	Grad
Exposition	kategorial	8 Kategorien
Sinus Exp.	metrisch	Sinus der Exposition
Cosinus Exp.	metrisch	Cosinus der Exposition
Beschattung	ordinal	Kategorien (3 Arcania, 5 Schaumzikaden)
Nutzung		
Nutzungsart	kategorial	6 Kategorien
Zeitpunkt 1. Nutzung	kategorial	5 Kategorien
Sukzession		
Verbuschung %	metrisch	% (nur Verbuschung außerhalb geschlossener Hecken)
Verbuschung Höhe	metrisch	Meter
Versaumung	binär	ja/nein
Grenzstrukturen, Heterogenität (nur C. arcana)		
Hecke Länge	metrisch	Meter (auch Hecken bis 2.5 m von Fläche entfernt)
Hecke Höhe	metrisch	Meter (auch Hecken bis 2.5 m von Fläche entfernt)
Hecke Flächenanteil	metrisch	%
Wald Länge	metrisch	Meter (auch Wald bis 2.5 m von Fläche entfernt)
Wald Flächenanteil	metrisch	%
Vegetationsstruktur		
Baumschicht Deckung (BS%)	metrisch	%
Baumschicht Höhe	metrisch	Meter
Strauchsicht Deckung	metrisch	%
Strauchsicht Höhe	metrisch	Meter
Krautschicht Deckung (KS%)	metrisch	% (vor 1. Nutzung, für Schaumzikaden auch im Juli)
Krautschicht Höhe	metrisch	Meter (vor 1. Nutzung, für Schaumzikaden auch im Juli)
Obergräser Höhe	metrisch	Meter (vor 1. Nutzung, für Schaumzikaden auch im Juli)
Moosschicht Deckung (MS%)	metrisch	%
Offenboden %	metrisch	% (vor 1. Nutzung, für Schaumzikaden auch im Juli)

Als **versaumt** gelten Flächen, in denen Saumarten wie *Viola hirta*, *Fragaria viridis*, *Silene nutans* oder *Geranium sanguineum* einen hohen Anteil besitzen. Der **Verbuschungsgrad** bezieht sich nur auf jenen Teil der Probefläche, welcher nicht ohnehin Bestandteil von Gebüschen bzw. Hecken ist. Bei der **Heckenlänge** gehen auch solche Hecken ein, die bis zu 2.5 m von der Probefläche entfernt sind, das Gleiche gilt für die Waldlänge. Alle Grenzstruktur-Parameter konnte ich der im Jahr 2000 durchgeführten Detailkartierung der Probeflächen entnehmen. Die **Strukturangaben** zu Krautschicht und Offenboden beziehen sich grundsätzlich auf einen Zeitpunkt vor der 1. Nutzung. Dies gilt auch für Flächen, die zum Erfassungszeitpunkt bereits gemäht oder beweidet war. Bei den Schaumzikaden liegen durch die zweimalige Begehung auch Angaben für den Zustand im Juli vor.

3.3.2 Umgebungsparameter

Es ist zu vermuten, dass das Vorkommen einer Art nicht nur von der Qualität der mehr oder minder punktförmigen Probeflächen abhängt, sondern auch von der Qualität der Umgebung beeinflusst wird. Daher werden neben den auf den Probeflächen erhobenen Parametern („Probeflächenparameter“) auch Umgebungsvariablen in die Auswertung einbezogen.

Die einzige Variable, die derzeit flächendeckend zur Verfügung steht, ist die Biototypenkarre von Eibich (2001). Aus dieser kann abgeleitet werden, welche Biototypen sich in einem

bestimmten Umkreis der Probeflächen befinden. Aus dieser Information lassen sich Umgebungsvariablen wie „Anteil geeigneter Flächen im Umkreis von 100 m“ ableiten.

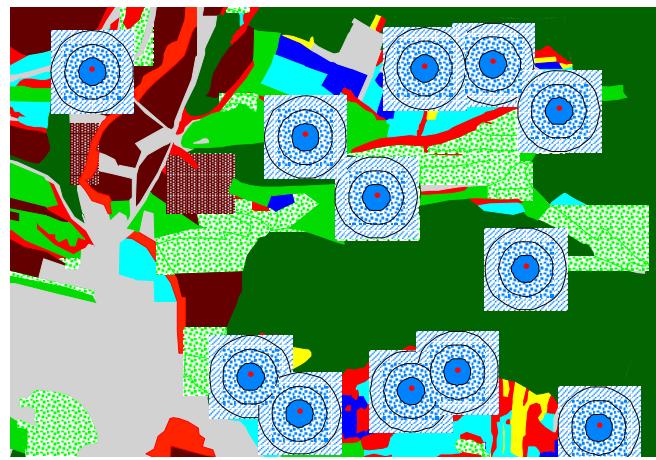


Abb. II-5: Ableitung von Umgebungsvariablen: Kreise unterschiedlichen Durchmessers um die Probeflächenmittelpunkte werden mit der Biotoptypenkarte verschnitten.

Um die Probeflächenmittelpunkte werden Kreise unterschiedlichen Durchmessers zwischen 50 m und 500 m gebildet und im GIS mit der Biotoptypenkarte verschnitten. Größere Durchmesser sind nicht möglich, da die Kreise dann über das kartierte Gebiet hinausreichen würden. Ein geringes Überstehen von wenigen Prozent, wie es bei den größeren Durchmessern für einige Flächen unvermeidlich ist, wird toleriert und nicht weiter berücksichtigt.

4 Auswertung Inzidenz: Habitatmodelle

4.1 Logistische Regression

4.1.1 Die Regressionsgleichung

Aus den erhobenen Habitatfaktoren und den Präsenz-Absenz-Daten erstelle ich mittels statistischer Methoden Habitatmodelle. Als Verfahren kommen für diesen Zweck Diskriminanzanalyse und logistische Regression in Frage. In dieser Arbeit wird ausschließlich die logistische Regression verwendet. Zum einen ermöglicht nur sie auch eine Auswertung kategorialer Variablen (Capen et al. 1986, Kleyer et al. 1999/2000). Zum anderen sprechen weitere Gründe wie bessere Klassifizierungsergebnisse und robustere Modelle für die Bevorzugung dieser Methode (Block et al. 1998). Zudem lassen sich die Koeffizienten leicht interpretieren (Brennan et al. 1986, Hosmer & Lemeshow 2000). Insgesamt hat die logistische Regression als nicht-parametrische, nicht-lineare Alternative zur Diskriminanzanalyse in den letzten Jahren an Bedeutung gewonnen (Morrison et al. 1998, Peeters & Gardeniers 1998).

Die logistische Regression untersucht die Beziehung zwischen unabhängigen Variablen (hier die Habitatfaktoren) und einer dichotomen abhängigen Variable (hier das Vorkommen der Art). Diese Beziehung wird in der Regressionsgleichung ausgedrückt (Gl. 1).

$$P(y=1) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)}} \quad (1)$$

mit

$P(y=1)$	Wahrscheinlichkeit eines Vorkommens (= Wahrscheinlichkeit, dass abhängige Variable 1 ist)
β_0	Konstante
x_k	unabhängige Variable
β_k	Koeffizient der unabhängigen Variablen

Für eine einzelne Variable beschreibt diese Gleichung eine s-förmige (sigmoide) Kurve mit den Extremwerten 0 (0% Vorkommen) und 1 (100% Vorkommen). An der y-Achse lässt sich also die Vorkommenswahrscheinlichkeit ablesen. Um einen unimodalen Zusammenhang zu beschreiben, der Kurve also eine glockenförmige Gestalt zu verleihen, muss die jeweilige Variable x auch als quadrierter Term (x^2) in das Modell einbezogen werden (Schröder 2000).

4.1.2 Interpretation

Aus der Größe des **Regressionskoeffizienten β** lässt sich erkennen, in welche Richtung der Einfluss einer Variablen x geht. Ist β positiv, so bedeuten höhere Werte für x eine höhere Vorkommenswahrscheinlichkeit, der Zusammenhang zwischen Variable und Vorkommen ist positiv. Ein β mit negativem Vorzeichen lässt dagegen bei steigendem x die Vorkommenswahrscheinlichkeit sinken, der Zusammenhang ist negativ.

Die **odd ratio** gibt an, wie sich das Chancenverhältnis ändert, wenn die unabhängige Variable um eine Einheit zunimmt. Sie gibt also Auskunft über die Wirkstärke einer Variablen (Hosmer & Lemeshow 2000). Erhöht sich beispielsweise die Wahrscheinlichkeit eines Vorkommens von 25:75 in Biotoptyp A auf 80:20 in Biotoptyp B, so bedeutet dies eine odd ratio von $[(80:20)/(25:75)] = 12$. Das Chancenverhältnis verzweiflfacht sich. Odd ratios zwischen 0 und 1 stehen für einen negativen Zusammenhang zwischen abhängiger und unabhängiger Variable, Werte über 1 für einen positiven. Bei unimodalen Zusammenhängen ist die Interpretation dagegen nicht so einfach möglich. Da der Koeffizient des quadrierten Terms in aller Regel sehr kleine Werte annimmt, gibt hier die odd ratio der unquadrierten Variable Aufschluss über die Wirkstärke. Allerdings kehrt sich die Wirkrichtung am Scheitelpunkt der Kurve um.

Zusammen mit den odd ratios kann ihr 95%-Vertrauensbereich ausgegeben werden, der jedoch nach Hosmer & Lemeshow (2000) schief verteilt ist. Wichtig ist, dass für odd ratios < 1 auch beide Grenzen des Vertrauensintervalls unter eins liegen, bei odd ratios > 1 über eins (Backhaus et al. 2000).

4.1.3 Signifikanz & Variablenauswahl

Die Schätzung der Regressionskoeffizienten erfolgt über die Maximierung einer Likelihood Funktion. Diese und alle anderen Berechnungen führe ich mit SPSS durch. Ob ein so gebildetes Modell signifikant ist, also besser zwischen Vorkommen und Nichtvorkommen trennen kann als der Zufall, wird über den Likelihood-Ratio-Test (LR-Test) bestimmt. Dabei wird der LogLikelihood-Wert des Modells mit dem eines Nullmodells verglichen. Die Teststatistik ist χ^2 -verteilt mit k Freiheitsgraden (k = Anzahl der unabhängigen Variablen).

Die Wald-Statistik gibt Aufschluss darüber, ob der Koeffizient für eine Variable signifikant von Null verschieden ist. Besonders bei großen Werten für β tendiert die Wald-Statistik jedoch zu zu kleinen Werten (Norušis 1997). Dann wird die Nullhypothese „der Koeffizient ist nicht von 0 verschieden“ fälschlicherweise nicht abgelehnt. Deshalb verwende ich in dieser Arbeit die Wald-Statistik nicht als Signifikanz-Kriterium, sondern ausschließlich die LR-Statistik.

Werden multivariate Modelle mit schrittweisen Verfahren gebildet, so kommt ebenfalls die LR-Statistik zum Tragen. Beim vorwärts schrittweisen Verfahren werden so lange Variablen in das Modell aufgenommen, wie sich das Gesamtmodell dadurch signifikant verbessert. Beim rückwärts schrittweisen Verfahren werden dagegen zuerst alle Variablen in das Modell eingebunden und dann nach und nach entfernt, so lange, wie sich keine signifikante Verschlechterung des Gesamtmodells ergibt.

Entscheidend ist hierbei natürlich, welches Signifikanzniveau verwendet wird. Hosmer & Lemeshow (2000) schlagen 0.15 bis 0.20 oder sogar noch weniger konservativ vor. Pearce & Ferrier (2000b) kommen dagegen in vergleichenden Untersuchungen mit verschiedenen Signifikanzniveaus zu dem Schluss, dass ein konservatives Niveau für p von 0.05 zu besseren Modellen führt, während weniger konservative Niveaus eher ein Overfitting nach sich ziehen. In dieser Arbeit verwende ich, ebenso wie z. B. Schröder (2000), ein Signifikanzniveau p_{in} von 0.05 für die Aufnahme und ein p_{out} von 0.10 für den Ausschluss von Variablen.

Für die Variablenaufnahme kommt in dieser Arbeit das rückwärts schrittweise Verfahren zur Anwendung. Pearce & Ferrier (2000b) erhalten zwar für die vorwärts schrittweisen Verfahren bessere Ergebnisse, allerdings wurde in deren Studie keine Vorauswahl der Variablen getroffen. Bei der überschaubaren Zahl der hier bearbeiteten Arten ist jedoch eine ausführliche Betrachtung der einzelnen Variablen möglich (vgl. 4.3). Dadurch ist es unwahrscheinlich, durch das rückwärts schrittweise Verfahren Variablen aufzunehmen, die biologisch unsinnig sind. Außerdem ermöglicht dieses Verfahren die Berücksichtigung von Variablen, die für sich alleine keine signifikante Verbesserung des Gesamtmodells bringen, in Verbindung mit anderen Variablen jedoch gute Modelle liefern (Pearce & Ferrier 2000b).

4.2 Modellbewertung

Die Signifikanz eines Modells sagt noch nichts über die Modellgüte („goodness of fit“) aus, also darüber, wie gut das Modell die abhängige Variable auch tatsächlich beschreibt. Dies ist nur mit einer Modellbewertung festzustellen, für die verschiedene Gütekriterien herangezogen werden können. Die **Modellkalibrierung** beurteilt die Übereinstimmung zwischen den beobachteten und den vorhergesagten Werten. Idealerweise liegen die vorhergesagten Werte nahe an 0 (bei beobachteter Absenz) bzw. 1 (bei Präsenz). Die **Modeldiskriminierung** gibt dagegen Auskunft über die Trennschärfe des Modells. Diese meint die Fähigkeit des Modells, Fälle der richtigen Gruppe (Vorkommen/Nichtvorkommen) zuzuweisen.

Um die Modellgüte zu beurteilen, sollten immer sowohl Kalibrierung als auch Diskriminierung berücksichtigt (Hosmer & Lemeshow 2000) und mehrere Kriterien herangezogen werden (Manel et al. 1999b). Ein **Modellvergleich** schließlich liefert bei konkurrierenden Modellen eine Entscheidungshilfe dafür, welches Modell zu bevorzugen ist. Die Übersicht in

Tab. II-5 zeigt alle in dieser Arbeit verwendeten Gütekriterien, die im Folgenden näher erläutert werden.

4.2.1 Modellkalibrierung

Von verschiedenen möglichen Bestimmtheitsmaßen wird hier wie bei Schröder (2000) das R^2 nach Nagelkerke verwendet (R^2_N), in das die Likelihood-Werte von Nullmodell und Modell sowie die Fallzahl einfließen. Es errechnet sich nach Gleichung 2 (Backhaus et al. 2000).

$$R^2_N = \frac{1 - \left[\frac{L(\text{Nullmodell})}{L(\text{Modell})} \right]^{2/n}}{1 - [L(\text{Nullmodell})]^{2/n}} \quad (2)$$

R^2_N liegt zwischen 0 und 1 und ist ein Maß dafür, wieviel Varianz der abhängigen Variablen durch die unabhängigen Variablen erklärt wird (Backhaus et al. 2000). Auf der Ebene univariater Modelle erlaubt es einen Vergleich der Erklärungsgehalte einzelner Variablen.

4.2.2 Modelldiskriminierung

Bei der Modelldiskriminierung lässt sich unterscheiden zwischen Maßen, die schwellenwertunabhängig sind und solchen, die vom Schwellenwert abhängen. Als Schwellenwert wird diejenige Vorkommenswahrscheinlichkeit bezeichnet, bei der die Grenze zwischen Vorkommen und Nichtvorkommen gezogen wird.

Sollen mit Modellen auch Vorhersagen getroffen werden, sind schwellenwertabhängige Maße unabdingbar (Manel et al. 2001). Schließlich muss in diesem Fall beurteilt werden, wie gut die vom Modell gelieferten Vorhersagen sind. Bei Vorhersagen interessiert primär die Gruppenzugehörigkeit, ob also die untersuchte Art bei einer bestimmten Parameterkombination zu finden ist oder nicht.

Tab. II-5: Zur Modellbewertung herangezogenen Gütekriterien und ihre Bedeutung.

Maß	Werte	Bedeutung
R^2_N	zwischen 0 und 1	je größer desto besser; Maß für die durch das Modell erklärte Varianz; Vergleich univariater Modelle
AUC	zwischen 0 und 1	je größer, desto besser; Werte bis 0.5 sind nicht besser als ein Nullmodell > 0.7 akzeptable, > 0.8 gute, > 0.9 sehr gute Diskriminierung
Cohen's Kap-pa	zwischen -1 und 1	< 0.1 keine, > 0.1 schwache, > 0.4 deutliche, > 0.6 starke, > 0.8 fast vollständige Übereinstimmung zwischen Beobachtung und Prognose
% korrekt	zwischen 0 und 100	je größer, desto besser
Sensitivität	zwischen 0 und 100	je größer, desto besser
Spezifität	zwischen 0 und 100	je größer, desto besser
AIC	relativer Wert, nur für Vergleich zwischen Modellen	je kleiner, desto besser

Das am einfachsten zu ermittelnde und auch anschaulichste Maß ist der **Anteil korrekter Prognosen**. Dieser lässt sich leicht aus der Klassifikationsmatrix (Abb. II-6) berechnen (Tab. II-6). Gleichzeitig ist er jedoch ein zwar weitverbreitetes, aber ungeeignetes Maß, da er stark vom Anteil der Vorkommen (Prävalenz) abhängt (Manel et al. 2001). Bei Datensätzen mit hoher bzw. niedriger Prävalenz können leicht hohe Anteile korrekter Prognosen erhalten werden, indem einfach vielen oder gar allen Fällen ein Vorkommen bzw. Nichtvorkommen zugewiesen wird. Dies drückt sich dann in einer einseitig hohen Sensitivität (Anteil korrekter

Vorkommensprognosen) bzw. einer hohen Spezifität (Anteil korrekter Nichtvorkommensprognosen) aus und sagt nichts über die tatsächliche Güte. Bei einer Prävalenz um die 50% stellt sich dieses Problem allerdings weniger. Bei den in meiner Arbeit vorgestellten Modellen gebe ich den Anteil korrekter Prognosen zusammen mit Sensitivität und Spezifität zwar an, erachte ihn jedoch nicht als entscheidendes Kriterium.

		Beobachtung		Zeilen- summe
		0	1	
Prognose	0	a	b	a+b
	1	c	d	c+d
Spalten- summe		a+c	b+d	a+b+c+d = n

Abb. II-6: Klassifikationsmatrix.

Ein sehr viel besseres und deshalb hier verwendetes Maß ist der Konkordanzindex **Cohen's Kappa**, da es die Prävalenz miteinbezieht. Dadurch erlaubt es ein Urteil darüber, ob das Modell tatsächlich besser als der Zufall klassifiziert (Fielding & Bell 1997). Kappa lässt sich ebenfalls aus der Klassifikationsmatrix sowie deren Randsummen berechnen (Tab. II-6). Dabei wird die sich aus dem Modell ergebende Anzahl korrekter Prognosen und Nichtprognosen („übereinstimmende Urteile“ = Konkordanz) derjenigen Anzahl „übereinstimmender Urteile“ gegenübergestellt, die rein zufällig aus den Randsummen zu erwarten wäre (Bortz et al. 2000). Die erwarteten Häufigkeiten für Vorkommen bzw. Nichtvorkommen ergeben sich jeweils aus $\frac{\text{Zeilensumme} \cdot \text{Spaltensumme}}{n}$. Kappa nimmt Werte an zwischen -1 (maximale Diskordanz = Nichtübereinstimmung) und +1 (maximale Konkordanz, alle Modellprognosen stimmen mit den Beobachtungen überein). Ab 0.4 spricht man von deutlicher, ab 0.6 von starker Übereinstimmung (Sachs 1999).

Tab. II-6: Aus der Korrelationsmatrix abgeleitete Gütemaße.

Gütemaß	Berechnung aus der Klassifikationsmatrix
Anteil korrekter Prognosen	(a+d) / n
Kappa	$[2(ad - bc)] / [(a+c)(c+d)+(a+b)(b+d)]$
Sensitivität	a / (a+c)
Spezifität	d / (b+d)

Die Anteile korrekter Vorhersagen hängen stark vom gewählten **Schwellenwert** (P) ab. Für jeden möglichen Schwellenwert zwischen 0 und 1 ergibt sich eine spezifische Kombination aus Sensitivität (Anteil korrekter Vorkommensprognosen) und Spezifität (Anteil korrekter Nichtvorkommensprognosen). Es gibt verschiedene Möglichkeiten, den Schwellenwert festzulegen, z. B.:

- a-priori Festlegung einer bestimmten Vorkommenswahrscheinlichkeit, z. B. 0.5;
- Vorkommenswahrscheinlichkeit, bei der Sensitivität und Spezifität möglichst gleich groß sind (P_{fair});
- Vorkommenswahrscheinlichkeit, bei der der Anteil korrekter Prognosen am höchsten liegt (P_{opt});
- Vorkommenswahrscheinlichkeit, bei der Kappa am größten ist (P_{kappa}).

Eine a-priori Festlegung bedeutet wohl meist eine schlechtere Vorhersage der Gruppenzugehörigkeit, als sie das Modell erlauben würde. Besonders bei hoher oder niedriger Prävalenz produziert die logistische Regression nämlich Werte, die in Richtung der größeren Gruppe verzerrt sind (Fielding & Bell 1997, Pearce & Ferrier 2000a). P_{opt} ist vor allem bei hoher oder niedriger Prävalenz kritisch. Letztlich muss es aber auch vom Ziel der Vorhersage abhängen, welcher Schwellenwert gewählt wird (Fielding & Bell 1997, Schröder 2000). Sollen etwa Lebensräume seltener Arten bestimmt werden, so wird der Schwerpunkt eher auf einer hohen Spezifität liegen. In dieser Arbeit verwende ich P_{Kappa} als „best improvement over chance“ (Fielding & Bell 1997).

Unabhängig vom Schwellenwert und den damit behafteten Problemen ist die Fläche unter der receiver-operating-characteristic-Kurve (= ROC-Kurve). Sie wird als **AUC** (area under curve) bezeichnet. Als Gütemaß wird sie von zahlreichen Autoren empfohlen (z. B. Hosmer & Lemeshow 2000, Manel et al. 2001, Schröder 2000). Dabei wird in einem Streudiagramm für jeden möglichen Trennwert die Sensitivität gegen 1-Spezifität aufgetragen. Ein Modell ist um so besser, je größer die Fläche unter dieser ROC-Kurve ist, je näher die Kurve also am linken und oberen Rand des Diagramms verläuft. Bei Werten über 0.7 kann von einer akzeptablen Modelldiskriminierung ausgegangen werden, zwischen 0.8 und 0.9 ist die Diskriminierung gut und bei Werten > 0.9 sehr gut (Hosmer & Lemeshow 2000). Zusätzlich zum AUC-Wert gebe ich die Unter- und Obergrenze des 95%-Konfidenzintervalls an. Wenn die Untergrenze unter 0.5 liegt, kann nicht mehr davon ausgegangen werden, dass das Modell besser als der Zufall diskriminiert.

4.2.3 Modellvergleich

Das **Akaike Information Criterion (AIC)** ermöglicht zwar keine direkte Beurteilung der Modellgüte, dafür aber einen Vergleich verschiedener Modelle für die gleiche abhängige Variable und die Auswahl des am besten angepassten Modells (Buckland et al. 1997). Auch Augustin et al. (2001) oder Buckland & Elston (1993) verwenden AIC zur Modellselektion.

Das AIC berechnet sich nach Gleichung 3 aus dem Likelihood-Wert des Modells und der in das Modell eingehenden Anzahl von Parametern (Buckland et al. 1997).

$$AIC = -2LL + 2p \quad (3)$$

$$AIC_c = AIC + 2 \frac{p(p+1)}{n-p-1} \quad (4)$$

mit

p = Anzahl Regressionskoeffizienten + Anzahl Konstanten (= 1) + Anzahl Varianzparameter (= 1)

n = Anzahl der Beobachtungen

$2LL$ = $2 * \text{LogLikelihood}$

AIC nimmt für dasjenige Modell den kleinsten Wert an, das den besten Kompromiss darstellt zwischen Modellanpassung und Parameterzahl. Für kleine Stichproben ($n/p < 40$), wie sie in meiner Arbeit fast ausschließlich auftreten, verwende ich AIC_c nach Gl. 4 (Buckland et al. 1997).

4.3 Variabenauswahl

Vor der Erstellung multivariater Modelle ist es zunächst empfehlenswert, unter den vorhandenen Variablen eine Auswahl zu treffen (Hosmer & Lemeshow 2000). Das umfasst die

sorgfältige univariate Analyse jeder Variablen sowie eine Überprüfung der Korrelationen zwischen den Variablen. Alle Variablen betrachte ich untransformiert, da sonst die Interpretierbarkeit erschwert wird (Morrison et al. 1998).

4.3.1 Univariate Analyse

Die univariate Analyse der einzelnen Variablen dient dazu, den Zusammenhang zwischen der jeweiligen unabhängigen Variable und dem Artvorkommen (abhängige Variable) zu überprüfen. Dazu sind mehrere Schritte erforderlich:

- visuelle Inspektion (Häufigkeitstabelle für kategoriale & ordinale Variablen, smoothed scatterplot für metrische Variablen)
- Signifikanzprüfung (LR-Test)
- Überprüfung der Koeffizienten auf ökologische Plausibilität

Eine **visuelle Inspektion** der Variablen hilft dabei, eventuelle Probleme wie z. B. Ausreißer oder sehr schiefe Verteilungen rasch zu erkennen. Für **kategoriale und ordinale Variablen** geschieht dies über die Erstellung von Häufigkeitstabellen. Für jede Kategorie wird die Häufigkeit von Vorkommen und Nichtvorkommen in einer Tabelle dargestellt. Besonderes Augenmerk ist dabei auf das Auftreten sogenannter Nullzellen zu legen. Dies sind Kategorien, in denen es überhaupt keine Vorkommen oder keine Nichtvorkommen gibt. Solche Nullzellen führen zu problematisch hohen Standardfehlern der Koeffizienten und sollten nach Möglichkeit vermieden werden, etwa durch das Zusammenfassen mehrerer Kategorien oder durch völliges Streichen der entsprechenden Fälle (Hosmer & Lemeshow 2000).

Metrische Variablen können am einfachsten mit einem Scatterplot inspiziert werden, in dem die Inzidenzen gegen die Variable aufgetragen werden und dann eine Trendlinie durch die Punkte gelegt wird. Hosmer & Lemeshow (2000) empfehlen hierfür lokal gewichtete Mittelwerte („lowess“) mit einer Bandbreite von 80. Diese Trendlinie gibt schon erste Anhaltspunkte für Stärke und Art des Zusammenhangs. Besitzt die Kurve glockenförmige Gestalt, liegt vermutlich ein unimodaler Zusammenhang vor und auch die quadrierte Variable muss in das Modell miteingehen. Einzelne Extremwerte können den Verlauf der Kurve und somit auch Regressionskoeffizienten und Signifikanz stark beeinflussen. Jongman et al. (1995) empfehlen in einem solchen Fall, den kleinsten und größten Wert wegzulassen und die univariate Analyse erneut durchzuführen. Ändert sich das Ergebnis stark, ist ein Datenpunkt eventuell aus der Analyse zu nehmen. In Fällen, in denen große oder kleine Ausprägungen der Variablen kaum auftreten und einzelne Punkte dann ebenfalls einen ungerechtfertigt hohen Einfluss auf den Kurvenverlauf nehmen, kodiere ich die Variable binär um und teste dann erst auf Signifikanz.

Nach dieser qualitativen Betrachtung der Variablen und eventuellen Umkodierungen berechne ich mit Hilfe der logistischen Regression univariate Modelle (bei unimodalen Zusammenhängen unter Berücksichtigung des quadratischen Terms) und teste diese mit Hilfe des **LR-Tests auf Signifikanz**. Nur Variablen, die ein Mindestmaß an Zusammenhang erkennen lassen, sollten weiter berücksichtigt werden. In meiner Arbeit verwende ich nur Variablen mit $p < 0.2$. Hosmer & Lemeshow (2000) schlagen zwar 0.25 vor, doch Pearce & Ferrier (2000b) zeigen, dass konservativere Signifikanzniveaus zu eher besseren und robusteren Modellen führen.

Sind die univariaten Modelle erstellt, erfolgt eine **Plausibilitätsprüfung** des gefundenen Zusammenhangs. Generell sind bei korrelativen Methoden wie der logistischen Regression rein korrelative von kausalen Zusammenhängen oft schwer zu unterscheiden (Manel et al. 1999a, Morrison et al. 1998). In der Regel ist es nicht möglich, den Nachweis der Kausalität zu erbringen, da zumindest zu den hier untersuchten Arten keine Laborwerte vorliegen. Möglich ist aber ein Vergleich mit Literaturangaben (Kleyer et al. 1999/2000) und eigenen Beobachtungen bezüglich der Lebensraumansprüche sowie eine kritische Berücksichtigung der Erfassungsbedingungen. Eine 100%ige Sicherheit, keine Scheinzusammenhänge zu berücksichtigen, bietet diese Vorgehen jedoch nicht.

4.3.2 Korrelationen zwischen Variablen

Werden unabhängige Variablen in ein Modell aufgenommen, die miteinander korreliert sind, so führt dies zu abnorm hohen Koeffizienten und Standardfehlern (Neter et al. 1989). Bei den in dieser Arbeit verwendeten schrittweisen Verfahren zur Variablenaufnahme ist zwar die Gefahr, dass stark korrelierte Variablen in das gleiche Modell aufgenommen werden, nicht so hoch. Dennoch scheint es sinnvoll, alle signifikanten Variablen auf Kollinearität zu prüfen. Für alle metrischen Variablen ermittle ich den bivariaten Rangkorrelationskoeffizienten nach Spearman (r_s). Es gibt keinen verlässlichen Richtwert dafür, ab welchem Grenzwert für r_s von zwei korrelierten Variablen nur eine berücksichtigt werden sollte. Fielding & Haworth (1995) nennen 0.7, was jedoch sehr weit gefasst scheint. In dieser Arbeit ziehe ich die Grenze bei $r_s = 0.5$.

Auch kategoriale Variablen können untereinander bzw. mit metrischen Variablen korreliert sein. Korrelationen kategorialer Variablen untereinander können mit dem Chi-Quadrat-Test aufgedeckt werden (Janssen & Laatz 1999). Dieser liefert jedoch keine Auskunft über die Stärke eines signifikanten Zusammenhangs, bietet also wenig Hilfestellung, ob Variablen ausgeschlossen werden sollten. Zudem sind bei mehr als zwei Kategorien pro Variable die erwarteten Häufigkeiten oft < 5 , was keine verlässlichen Ergebnisse zulässt. Eine sinnvolle und aussagekräftige Überprüfung der Korrelationen kategorialer Variablen scheint daher schwierig, auch in anderen Arbeiten wird sie nicht durchgeführt (z. B. Schröder 2000).

4.4 Modellbildung

Nach der Variablenauswahl bleibt ein Set von Variablen übrig, die zumindest moderate, plausible Zusammenhänge zum Vorkommen der Arten zeigen. Aus diesem Variablenset bilde ich in 3 Modellbildungsprozessen verschiedene Arten von Modellen (M 1/M 2/M 3):

- Modelle aus Probeflächenparametern (M 1).
- Modelle aus Probeflächenparametern unter Einbeziehung von Umgebungsvariablen (M 2).
- Modelle zur Prognose der Vorkommenswahrscheinlichkeit für die Gesamtfläche (M 3).

Die Variablenaufnahme erfolgt dabei jeweils schrittweise rückwärts (vgl. 1.1.3). Alle Modelle werden einer Bewertung nach den in 4.2 dargestellten Gütemaßen unterzogen.

Zuerst verwende ich nur einfach zu erhebende, dann zusätzlich immer aufwändigere Variablen, um **Modelle aus den Probeflächenparametern** zu erstellen (M 1-Modelle). Anschlie-

ßend prüfe ich, ob das beste aus den Probeflächenparametern gebildete Modell durch die **Hinzunahme von Umgebungsvariablen** weiter verbessert bzw. ob aus allen relevanten Probeflächen- und Umgebungsvariablen zusammen eventuell ein noch besseres Modell gebildet werden kann (M 2-Modelle). Ein weiteres Ziel ist es, die Punktdaten in die Fläche zu bringen. Dazu ist die Bildung von Modellen erforderlich, die auf die **Gesamtfläche** übertragbar sind (M 3-Modelle). Solche Modelle können nur flächendeckend verfügbare Daten berücksichtigen. Dies ist neben den Umgebungsvariablen derzeit nur der Biotoptyp. Da im weiteren Projektverlauf jedoch auch ein digitales Höhenmodell vorliegen wird, teste ich zusätzlich, ob die daraus ableitbaren Parameter (Neigung, Exposition) noch eine Modellverbesserung bringen würden. Aus diesen Modellen kann eine Karte mit Vorkommenswahrscheinlichkeiten bzw. Habitatemgnung für das gesamte Untersuchungsgebiet erstellt werden. Solch flächendeckende Aussagen sind für den weiteren Projektverlauf unabdingbar, zudem liefern sie Informationen darüber, wie gut die Landschaft insgesamt für die untersuchten Arten geeignet ist und wo Verbreitungsschwerpunkte liegen.

4.5 Modellvalidierung

Mit statistischen Verfahren gebildete Modelle sind immer optimal an den zugrunde liegenden Datensatz angepasst. Die Modellbewertung liefert dadurch zu optimistische Werte für die Modellgüte (Schröder 2000). Eine realistischere Beurteilung der Güte erhält man nur, indem man das Modell auf unabhängige Testdaten anwendet. Die Klassifikationsergebnisse für diese Daten geben dann Aufschluss über die tatsächliche Güte.

Ideal wäre ein Satz mit unabhängigen Felddaten (Daten aus anderen Jahren oder anderen Gebieten). Dieser steht mir jedoch im Rahmen der Diplomarbeit nicht zu Verfügung; der vorhandene Datensatz ist zu klein, um einen Teil der Daten ausschließlich zur Validierung zu verwenden.

Eine Alternative stellen verschiedene sogenannte Resampling-Methoden dar (Verbyla & Littaitis 1989). Ich führe eine 10fache Kreuzvalidierung durch, da diese im Vergleich zu Prozeduren wie Jackknife oder Bootstrap mit relativ geringem Aufwand verbunden ist.

Dazu wird der Datensatz zufällig in 10 gleich große Gruppen aufgeteilt. Im ersten Schritt werden dann auf Grundlage der ersten 9 Gruppen die Modell-Koeffizienten geschätzt und für die 10. Gruppe mit Hilfe dieses Modells eine Vorhersage getroffen. Dieser Prozess wird 10 Mal wiederholt, wobei jedesmal eine andere Gruppe bei der Modellberechnung unberücksichtigt bleibt und dann als unabhängige Testgruppe dient. So gelingt für jeden Fall eine quasi unabhängige Vorhersage. Die so erhaltenen Vorkommenswahrscheinlichkeiten ziehe ich dann zur Beurteilung der tatsächlichen Modellgüte heran.

4.6 Modellinterpretation

Als letzter Schritt der Modellbildung ist schließlich eine Interpretation der multivariaten Modelle erforderlich. Graphische Darstellungen der Modelle (Responsoberflächen, Konturkarten) erleichtern das Erkennen der im Modell ausgedrückten Zusammenhänge. Mit den zur Verfügung stehenden Informationen über die Biologie der Arten versuche ich, die Kausalität so gut wie möglich abzusichern.

4.7 Verletzung von Modellannahmen

4.7.1 Abhangigkeit der Umgebungsvariablen

Eine Grundannahme der (logistischen) Regression ist die Unabhangigkeit der Beobachtungen. Diesbezuglich stellt die Ableitung der Umgebungsvariablen ein Problem dar. Je groer der Umkreis um die Probeflachen ist, desto starker berlappen sich die Kreise benachbarter Flachen. Die Umgebungsvariablen solcher Flachen hneln sich dann relativ stark, die Variablen sind nicht mehr unabhangig. Die Hinzunahme eines weiteren Probepunktes bringt also keinen ganzen zusatzlichen Freiheitsgrad. Die Frage ist, inwieweit diese Tatsache die gebildeten Modelle verfalscht bzw. verzerrt. Um dies abzuschatzen, wende ich bei der Bildung univariater Modelle mit den Umgebungsvariablen eine Fallgewichtung an. Nicht berlappende Umgebungen gehen mit dem Gewicht 1 ein. Bei berlappenden Flachen verringert sich das Gewicht um die Halfe der berlappung. Uber schneiden sich also die Umgebungen zweier Probeflachen um 30% und sind 70% berschneidungsfrei, so gehen diese Flachen mit einem Gewicht von $0.15 + 0.70 = 0.85$ in die Regression ein (Abb. II-7). Das Gewicht der einzelnen Flachen berechne ich mit dem in Anhang 6 dargestellten Programm.

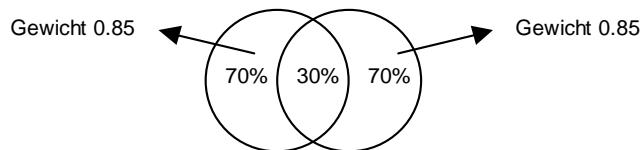


Abb. II-7: Schematische Darstellung der Gewichtung von Umgebungsvariablen bei berlappenden Kreisen.

Fur die einzelnen Variablen vergleiche ich dann die Modelle mit und ohne Gewichtung anhand ihrer R^2_N -Werte. Unterscheiden sich diese nicht deutlich voneinander, lsst das darauf schlieen, dass die berlappung keinen gravierenden Einfluss hat.

4.7.2 Raumliche Autokorrelation

Ein grundsatzliches Problem bei raumlichen Daten stellt die positive raumliche Autokorrelation der abhangigen Variablen dar. Nach Smith (1994) bedeutet das Vorkommen einer Art an einem Ort meist, dass die Vorkommenswahrscheinlichkeit in der Umgebung erhoht ist. Auch dies stellt eine Verletzung der Unabhangigkeit der Falle dar. Die Probeflachen im Untersuchungsgebiet liegen teilweise sehr nahe zusammen, so dass von Autokorrelation zwischen den Flachen ausgegangen werden kann. In dieser Arbeit ist es also raumliche Autokorrelation im Datensatz unvermeidbar. Eine Moglichkeit, mit diesem Problem umzugehen, ist die Einbeziehung der Autokorrelation in das Modell (Guisan & Zimmermann 2000). Dieser Ansatz soll hier jedoch nicht weiter verfolgt werden.

Ich versuche lediglich, zumindest grob Auskunft daruber zu gewinnen, wie stark der Einfluss der Autokorrelation auf die Modelle ist. Dazu ermittle ich fur alle Paare von Probeflachen die Abstande und die Information, ob die Flachen hinsichtlich der Vorkommen bereinstimmen, ob die Art also auf beiden Flachen an- bzw. abwesend ist. Anschlieend fuhre ich einen Kruskal-Wallis-Test durch, um zu prufen, ob nah zusammenliegende Flachen signifi-

kant häufiger übereinstimmen als weit entfernte. Schließlich ermittle ich noch mit Hilfe der logistischen Regression die Stärke des eventuell vorhandenen Zusammenhangs.

5 Auswertung der Häufigkeitsdaten

Auswertungen bezüglich der Häufigkeit können für *C. arcania* (Häufigkeitsklassen) und *L. coleoptrata*-Larven (absolute Anzahl) vorgenommen werden.

5.1 Häufigkeit & Habitatqualität

Die logistische Regression erstellt Modelle, welche Vorkommenswahrscheinlichkeiten liefern. Diese Vorkommenswahrscheinlichkeiten können als Habitatqualität interpretiert werden (Kleyer et al. 1999/2000). Der Schluss liegt nahe, dass hohe Habitatqualität auch hohe Dichten ermöglicht, dass also Habitatqualität und Dichte positiv miteinander korreliert sind. Ob eine solche signifikante Korrelation vorliegt, prüfe ich mit der Rangkorrelation nach Spearman, die ich nur für die Fälle mit Vorkommen berechne.

5.2 Einfluss von Habitatparametern auf die Häufigkeit

Für eine Bildung multinomialer logistischer Modelle reicht die Anzahl der Fälle mit Vorkommen nicht aus. Deshalb prüfe ich lediglich, ob ein Zusammenhang zwischen den einzelnen Variablen und der Häufigkeit besteht. Da die Häufigkeiten ordinalskaliert (*C. arcania*) bzw. nicht normalverteilt (*L. coleoptrata*-Larven) sind, kommen nur nicht-parametrische Tests in Frage.

Um festzustellen, ob Häufigkeit und metrische Variablen korreliert sind, verwende ich den Rangkorrelationskoeffizienten nach Spearman. Dieser gibt Auskunft über Signifikanz, Stärke und Richtung des Zusammenhangs.

Bei kategorialen Variablen verwende ich den Kruskal-Wallis-Test, eine Erweiterung des Mann-Whitney U-Tests auf k unabhängige Stichproben. Dieser Test prüft, ob sich die Häufigkeiten zwischen den Kategorien einer Variablen signifikant unterscheiden. Dabei wird nicht der absolute Wert der Häufigkeit betrachtet, sondern der aus einer nach Häufigkeit aufsteigenden Sortierung hervorgegangene „Rang“ des Wertes (Janssen & Laatz 1999). Aus dem Ergebnis lässt sich ablesen, ob eine Variable signifikanten Einfluss auf die Häufigkeit hat. Aus den mittleren Rängen lässt sich die Wirkungsrichtung der Variablen ablesen, ob also hohe Werte der Variablen tendenziell mit geringen oder mit hohen Häufigkeiten einhergehen.

III Ergebnisse

1 *Coenonympha arcania*

1.1 Inzidenz: Univariate Analyse

1.1.1 Inzidenz, Reduktion des Datensatzes

12 der 139 Probeflächen konnten nicht untersucht werden, so dass Daten zu 127 Flächen vorliegen. Ein Blick auf die Häufigkeitstabelle für die einzelnen Biotoptypen (Tab. III-1) zeigt deutlich, dass *C. arcania* bestimmte Lebensräume meidet. Weder auf Wald- noch auf Ackerflächen konnte die Art nachgewiesen werden. Um die Modelle möglichst trennscharf zu machen, werden daher alle Wälder und Äcker von der weiteren Auswertung und Modellbildung ausgeschlossen. Der Modellformel wird ein Term vorangestellt, der solche Flächen mit einer Vorkommenswahrscheinlichkeit von 0% belegt.

Tab. III-1: Inzidenz in den einzelnen Biotoptypen, Reduktion des Datensatzes und Zusammenfassung von Kategorien. Nullzellen in den Originaldaten hervorgehoben.

Biotoptyp	0	1	Biotoptyp	0	1
Acker (A)	7		AB	6	1
Ackerbrache (AB)	6	1	Et	20	23
Extensivwiese (Et)	20	23	Gf	6	2
Fettwiese (Gfm)	6	2	Gfm	16	3
Fettwiese mit Magerkeitsz. (Gfm)	16	3	Mb/S/H	11	30
Hecke (H)		6			
Magerrasen (Mb)	11	13			
Saum (S)		11			
Wald (W)	14				

Nach Reduktion des Datensatzes verbleiben 106 Flächen in der weiteren Auswertung. Auf 59 dieser Flächen war die Art anwesend, auf 47 abwesend, die Inzidenz liegt also bei 56%.

1.1.2 Probeflächenparameter

In den Biotoptypen „Hecke“ und „Saum“ habe ich ausschließlich Vorkommen beobachtet (Tab. III-1). Um Nullzellen und die damit verbundenen Probleme zu vermeiden, fasse ich die drei ohnehin oft kleinräumig verzahnten Biotoptypen Magerrasen, Säume und Hecken zu einer Kategorie zusammen. Über die Variablen „Heckenanteil“ und „Versaumung“ bleibt ein Teil der so verlorengehenden Information erhalten. Es bleibt jedoch festzuhalten, dass Säume und Hecken Lebensräume mit sehr hoher Vorkommenswahrscheinlichkeit darstellen.

Die Variable „Deckung Baumschicht“ weist nur wenige Werte größer Null auf. Deswegen erscheint es gegeben, sie binär umzukodieren in „Baumschicht vorhanden/nicht vorhanden“. Die höchste Beschattungsklasse tritt nur einmal auf, daher reduziere ich auf zwei Kategorien (völlig unbeschattet/teilweise beschattet). Auf die Verwendung der Variablen „Exposition“ (in 8 Klassen) verzichte ich zu Gunsten der metrischen Variablen „Sinus“ und „Cosinus“ der Exposition, da einige der Kategorien kaum Werte aufweisen und metrische Variab-

len aufgrund des geringeren Verbrauchs von Freiheitsgraden günstiger sind. Die Variablen „Wald Länge“ und „Wald Prozent“ können wegen der geringen Zahl von Werten >0 (nur 6 bzw. 3 Fälle) nicht ausgewertet werden. Für eine sinnvolle Auswertung der Variable „Nutzart“ ist die Datengrundlage nicht ausreichend, da es nur eine geringe Zahl von Flächen gibt, die anders als durch Mahd genutzt werden (s. V.1.4).

Alle Variablen weisen eine zumindest moderate Beziehung zum Vorkommen von *C. arcania* auf ($p < 0.2$). Die Variablen sind jedoch teilweise stark miteinander korreliert ($r_s > 0.5$), so dass eine ganze Reihe von der weiteren Betrachtung ausgeschlossen wird: Länge und Höhe der Hecken, Höhe Verbuschung, Höhe Baumschicht, Höhe Strauchsicht, Deckung Strauchsicht, Höhe Obergräser und Höhe Krautschicht. Somit verbleiben 12 Variablen in der weiteren Analyse. Ihre Signifikanzen, das R^2 nach Nagelkerke sowie die odd ratios sind in Tab. III-2 dargestellt, graphisch veranschaulicht sind die Zusammenhänge in Abb. III-1.

Tab. III-2: Signifikanzen und odd ratios der für die Modellbildung berücksichtigten Variablen.

Variable	p	R^2_N	Kategorie/Einheit	odd ratio (e^β)
Biototyp				
Biototyp	<0.0001	0.25	AB	Bezugskategorie
			Gf	2.0
			Gfm	1.2
			Et	8.2
			Mb/S/H	15.0
Sonneneinstrahlung				
Neigung	<0.0001	0.23	Grad	2.1 (pro 5 Grad)
Sinus Exposition	0.011	0.08		0.7 (pro 0.5)
Cosinus Exposition	0.194	0.02		0.8 (pro 0.5)
Beschattung	0.038	0.05	unbeschattet teilweise beschattet	Bezugskategorie 2.4
Nutzung				
Zeitpunkt 1. Nutzung	<0.0001	0.41	bis 15.6. bis 15.7. bis 15.8. nach 15.8. nie/unregelmäßig	Bezugskategorie 4.3 10.2 55.0 30.3
Sukzession				
Verbuschung %	<0.0001	0.29	Prozent	5.0 (pro 5%)
Versaumung	<0.0001	0.21	nicht vorhanden vorhanden	Bezugskategorie 8.5
Grenzstrukturen, Heterogenität				
Hecke %	<0.0001	0.31	%	13.5 (pro 10%)
Vegetationsstruktur				
BS_vorh	0.003	0.10	nicht vorhanden vorhanden	Bezugskategorie 3.6
Krautschicht %	0.001	0.07	Prozent	0.8 (pro 10%)
Moosschicht %	0.059	0.04	Prozent	4.1 (pro 10%)

Den mit Abstand höchsten Erklärungsgehalt hat dabei der **Zeitpunkt der 1. Nutzung** mit einem R^2_N von 0.41. Am günstigsten wirkt sich demzufolge eine späte erste Nutzung nach dem 15. August aus, die das Chancenverhältnis gegenüber einer frühen Nutzung vor dem 15. Juni um das 55fache erhöht. Etwas ungünstiger wirkt sich die Nicht-Nutzung aus, deutlich schlechter liegen die „mittleren“ Zeitpunkte. Der **Biototyp** weist mit R^2_N 0.25 ebenfalls einen recht hohen Erklärungsgehalt auf. Hier hat die Kategorie Magerrasen/Saum/Hecke die höchsten Vorkommenswahrscheinlichkeiten.

Von den Parametern, welche die **Sonneneinstrahlung** beeinflussen, liegt der Erklärungsgehalt der Neigung am höchsten. Je stärker geneigt desto günstiger für *C. arcania*. Pro 5 Grad verdoppelt sich das Chancenverhältnis, wobei diese Aussage auf den untersuchten Bereich

bis etwa 30° beschränkt bleiben muss. Für die Exposition gilt, dass südliche und westliche Lagen mit höherer Wahrscheinlichkeit besiedelt sind. Teilweise beschattete Flächen sind günstiger als unbeschattete.

Ein starker Zusammenhang mit dem Vorkommen von *C. arcania* zeigt sich auch bei den **Sukzessions- und Grenzstrukturparametern** mit R^2_N -Werten um 0.3. Hier wirken sich stärkere Verbuschung, Versaumung und ein höherer Heckenanteil jeweils positiv auf das Vorkommen aus, bereits bei geringen Werten erhöht sich die Vorkommenswahrscheinlichkeit stark. Einen vergleichsweise schwachen Einfluss besitzt dagegen die **Vegetationsstruktur**. R^2_N erreicht hier keine Werte über 0.1. Das Vorhandensein einer Baumschicht (untersuchter Bereich bis 25%) wirkt positiv auf das Vorkommen, ebenso eine möglichst dichte Moosschicht. Eine dichte Krautschicht dagegen wirkt sich negativ aus.

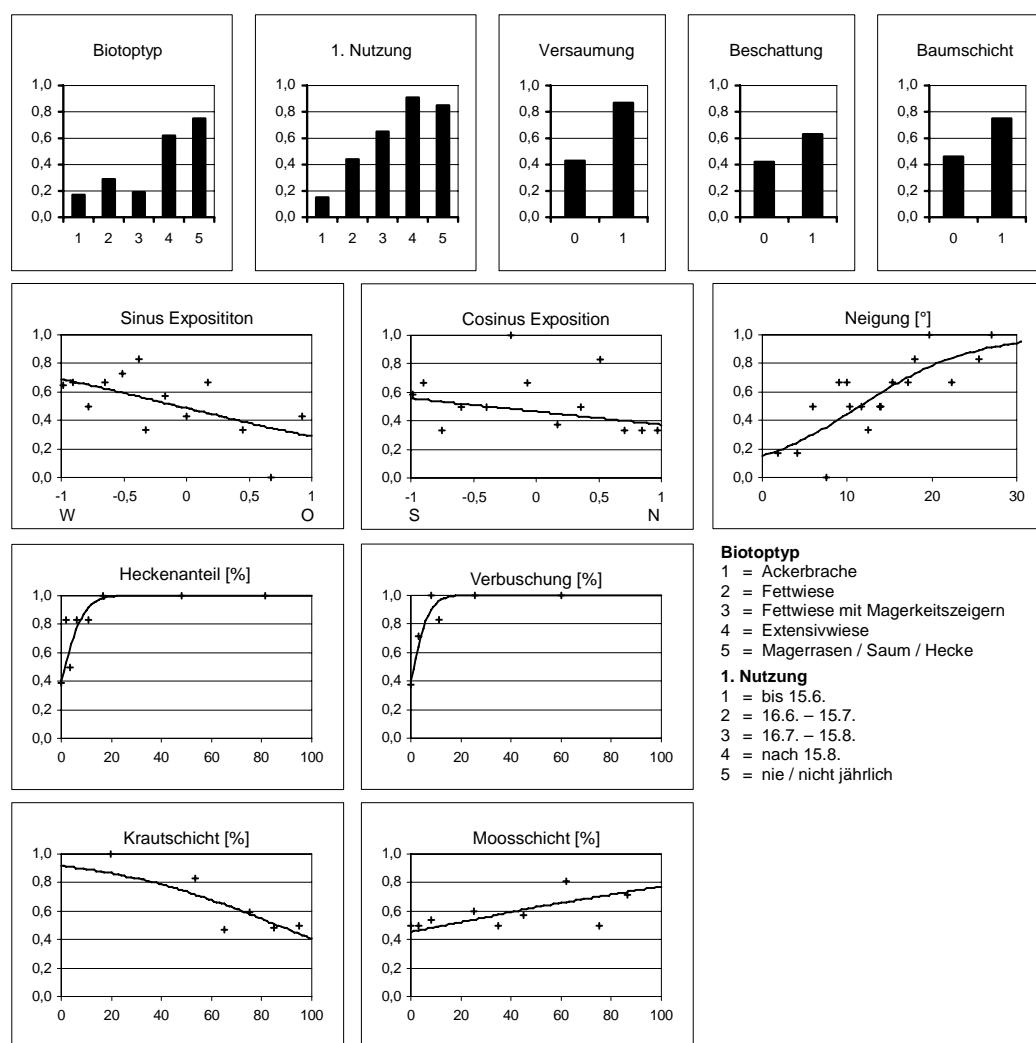


Abb. III-1: Univariate Modelle. +: Beobachtungen (metrische Variablen), jeweils mindestens 6 Werte gemittelt. Auf der y-Achse die Vorkommenswahrscheinlichkeit.

Von den genannten Variablen weisen „Prozent Heckenanteil“ und „Verbuschung“ untereinander eine relativ starke Korrelation von 0.52 auf. Da jedoch beide Variablen einen hohen Erklärungsgehalt besitzen, werden sie weiterhin betrachtet. Modelle, in die beide Variablen

zugleich eingehen, sind jedoch mit Vorbehalt zu bewerten. Die signifikanten Korrelationen der übrigen Variablen liegen alle deutlich unter 0.5 (Tab. III-3).

Tab. III-3: Bivariate Rangkorrelationskoeffizienten nach Spearman (dargestellt nur $p < 0.05$) zwischen den auf metrischem Niveau erhobenen, in den Modellbildungsprozess einbezogenen Variablen.

	Hecke %	Verbuschung %	Neigung	Sinus	Cosinus	Moosschicht %
Verbuschung %	0,520 ***					
Neigung	0,347***	0,420***				
Sinus						
Cosinus	-0,254**					
Moosschicht %			0,333***			
Krautschicht %	-0,334***	-0,313**	-0,378***		0,325**	

/*: $p < 0.05 / < 0.001$

1.1.3 Umgebungsvariablen

Betrachtet man die Prozentanteile der einzelnen Biotoptypen in der Umgebung zunächst univariat als eigenständige Variablen, so wird vor allem eines deutlich: der Einfluss der umgebenden Biotoptypen auf das Vorkommen ist erheblich. Lediglich der Prozentanteil Wald ist nicht signifikant. Hohe Anteile von Acker (A), Ackerbrachen (AB), Fettwiesen (Gf) und Fettwiesen mit Magerkeitszeigern (Gfm) vermindern die Vorkommenswahrscheinlichkeit, Hecken (H) und Säume (S) wirken sich positiv aus, Magerrasen (Mb) und Extensivwiesen (Et) zeigen einen unimodalen Verlauf (Tab. III-4).

Tab. III-4: Wirkrichtung der umgebenden Biotoptypen (univariat)

Variable	Wirkrichtung
A	↓
AB	↓
Gf	↓
Gfm	↓
Et	↓↑
Mb	↓↑
S	↑
H	↑
W	—

↑ je größer Flächenanteil, desto höher Vorkommenswahrscheinlichkeit

↓ je größer Flächenanteil, desto geringer Vorkommenswahrscheinlichkeit

↓↑ unimodaler Zusammenhang

— kein signifikanter Zusammenhang ($p > 0.05$)

Da die Prozentanteile der Biotoptypen nicht voneinander unabhängig sind, können sie nicht als einzelne Variablen in ein multivariates Modell eingehen. Für eine nähere Betrachtung und Auswertung werden daher aus den Anteilen der einzelnen Biotoptypen die in Tab. III-5 dargestellten, zusammenfassenden Umgebungsvariablen abgeleitet und getestet.

Tab. III-5: Ableitung zusammenfassender Umgebungsvariablen.

Abgeleitete Variable	Berechnung	Kürzel
Anteil sehr gut geeigneter Biotoptypen	S + H	SH
Anteil mittel geeigneter Biotoptypen	Et + Mb	MbEt
Anteil geeigneter Biotoptypen	Et + Mb + S + H	geeig
Anteil sehr gut geeigneter Flächen an geeigneter Fläche	(S + H) / geeig	AnSH
Anteil Saum an geeigneter Fläche	S / geeig	AnS
Anteil Hecke an geeigneter Fläche	H / geeig	AnH

Diese Variablen erweisen sich alle über die verschiedenen Radien hinweg als signifikant ($p < 0.05$), zum größten Teil sogar als hochsignifikant ($p < 0.001$). Der Erklärungsgehalt der

einzelnen Variablen ist insgesamt sehr hoch, teilweise werden R^2_N -Werte über 0.4 erreicht, und zwar von AnH bei Radius 25 m (= AnH25), AnS25 und SH25 (Abb. III-2). Insgesamt sinkt R^2_N mit zunehmendem Radius, die weitere Umgebung zeigt also einen zunehmend schwächeren Einfluss auf das Vorkommen. Eine Ausnahme bildet hierbei allerdings MbEt (Anteil Magerrasen + Extensivwiese). Diese Variable weist bei einem Radius von 100 m das beste Resultat auf.

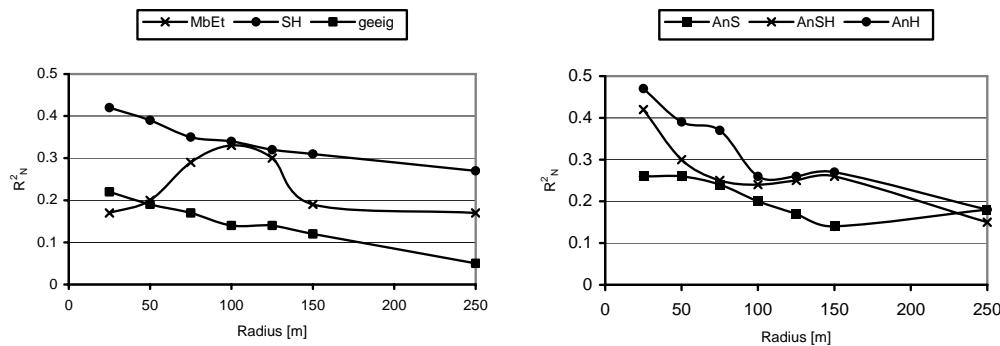


Abb. III-2: R^2_N der abgeleiteten Umgebungsvariablen bei verschiedenen Radien.

Die Prozentanteile der einzelnen Variablen weisen zwischen den Radien eine starke Korrelation auf, so dass es nicht zulässig ist, mehr als einen Radius pro Variable zu verwenden. Grundsätzlich sind die meisten dieser Variablen nicht unabhängig voneinander. Falls beispielsweise MbEt 100% erreicht, kann der Anteil von Saum und Hecke (SH) nur Null sein. Werden mehrere Variablen in ein Modell eingebracht, ist dies daher allenfalls zulässig, wenn die Variablen von möglichst unterschiedlich großen Radien stammen. Mehr als zwei Variablen zu berücksichtigen scheint kaum vertretbar.

Als beste Kombination zweier Variablen erscheint unter diesem Gesichtspunkt AnH25 und MbEt100, die untereinander nur mäßig korreliert sind ($r_s = -0.32$). Diese beiden Variablen beziehe ich daher in den multivariaten Modellbildungsprozess ein. Beide Variablen zeigen einen glockenförmigen Verlauf (Abb. III-3). Für AnH25 steigt die Kurve sehr steil an, in einem weiten Bereich von ca. 20% bis 80% liegt die Vorkommenswahrscheinlichkeit bei 100%. Hinsichtlich MbEt100 ermöglicht ein Wert zwischen 20% und 50% die höchsten Vorkommenswahrscheinlichkeiten.

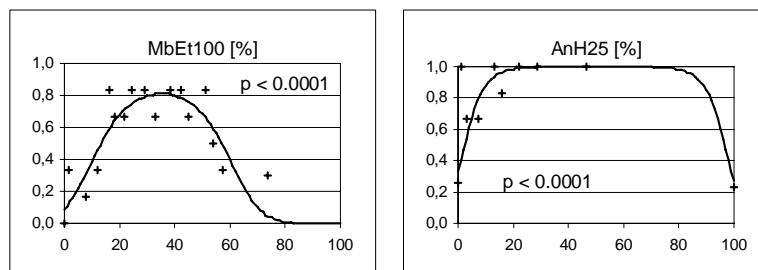


Abb. III-3: Univariate Modelle der in die Modellbildung einbezogenen Umgebungsvariablen. Auf der y-Achse die Vorkommenswahrscheinlichkeiten. +: Beobachtungen, mindestens 6 Werte gemittelt.

1.2 Inzidenz: Multivariate Modelle

1.2.1 Modelle aus den Probeflächenparametern (M 1)

In sechs Schritten werden nach und nach alle relevanten Probeflächenparameter zur Modellbildung verwendet. Zunächst mit vergleichsweise geringem Erfassungsaufwand erfassbare Parameter (Biotoptyp, Neigung, Exposition), dann aufwändiger bis hin zu den Vegetationsstrukturparametern. Aus dem jeweils zur Verfügung stehenden Variablenpool wählt das schrittweise rückwärts vorgehende Verfahren die Variablen aus und bildet so sechs verschiedene Modelle (Tab. III-6). Alle Gütekriterien verbessern sich dabei von Schritt zu Schritt. Bei einer Überprüfung des vorläufigen Endmodells zeigt sich, dass der Regressionskoeffizient für „Deckung Krautschicht“ gegenüber dem univariaten Modell sein Vorzeichen geändert hat. Diese Variable muss daher aus dem Modell entfernt werden, so dass Modell 1-7 das beste aus den Probeflächenparametern zu bildende Modell darstellt.

Tab. III-6: Modellbildungsprozess mit den Probeflächenparametern. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, ➔: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 1-1	+ Biotoptyp	0.25	0.73 [0.63 0.83]	0.40	0.29	71.7 89.8 48.9	136
M 1-2	+ Neigung, Sinus, Cosinus ➔ Neigung, Sinus	0.29	0.76 [0.67 0.85]	0.42	0.57	70.8 67.8 74.5	129
M 1-3	+ Nutzzeit ➔ Biotoptyp, Nutzzeit	0.53	0.86 [0.79 0.93]	0.60	0.46	80.2 84.8 74.5	115
M 1-4	+ Hecke% ➔ Biotoptyp, Nutzzeit, Hecke%	0.59	0.89 [0.83 0.95]	0.66	0.46	83.0 79.7 87.2	109
M 1-5	+ Verbuschung%, Versaumung, Beschattung ➔ Nutzzeit, Biotoptyp, Hecke%, Beschattung	0.61	0.91 [0.85 0.96]	0.69	0.47	84.9 88.1 80.9	107
M 1-6	+ KS%, MS%, BS_vorh ➔ Nutzzeit, Biotoptyp, Hecke%, KS%, BS_vorh	0.68	0.92 [0.88 0.97]	0.72	0.50	85.9 84.8 87.2	101
M 1-7	- KS% ➔ Nutzzeit, Biotoptyp, Hecke%, BS_vorh	0.66 ¹	0.92 [0.87 0.97]	0.74	0.59	86.8 84.8 89.4	101
	Kreuzvalidierung Modell M 1-7	0.66 ¹	0.85 [0.77 0.92]	0.64	0.53	82.1 83.1 80.9	-

¹ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrundeliegenden Modellen
Modelle im Einzelnen s. Anhang 2

Im Modellbildungsprozess zeigt sich, dass letztendlich vor allem die Parameter zum Tragen kommen, welche schon auf Ebene der univariaten Modelle ein hohes R²_N aufzuweisen hatten (Hecke%, Nutzzeit, Biotoptyp). Von den relativ stark korrelierten Variablen „Hecke%“ und „Verbuschung“ wählt das schrittweise Verfahren nur „Hecke%“ aus. Die Sonneneinstrahlungs-Variablen bilden zwar ein etwas besseres Modell als der Biotoptyp alleine (Modell 1-2 vs. 1-1), können aber nach Aufnahme der „starken“ Variable „Zeitpunkt der 1. Nutzung“ keine zusätzliche Erklärung mehr liefern. Ab Modell 1-3 sind sie daher nicht mehr zu finden. Von den Variablen mit niedrigem R²_N findet sich lediglich „Baumschicht vorhanden“ im Endmodell.

Das beste Modell (M 1-7) weist mit seinem hohen R²_N von 0.66 auf eine gute Modellkalibrierung hin. Auch AIC_c ist mit 101 niedriger als bei den anderen Modellen. Der AUC-Wert von 0.92 bedeutet eine sehr gute Diskriminierung, die sich auch in einem hohen Kappa (0.74)

und knapp 87% korrekten Vorhersagen ausdrückt. Dass diese Beurteilung wohl etwas zu optimistisch ist, zeigt sich nach der Kreuzvalidierung. Der Wert für R^2_N bleibt zwar gleich, AUC sinkt jedoch auf 0.85, Kappa auf 0.64 und der Anteil korrekter Prognosen auf 82%. Dies stellt eine realistischere Beurteilung des Modells dar. Auch diese realistischeren Gütemaße sprechen jedoch noch für ein sehr gutes Modell, die relativ geringe Abnahme durch die Kreuzvalidierung für seine Robustheit.

Das Modell ist in Abb. III-4 visualisiert. In den Säulendiagrammen ist die Vorkommenswahrscheinlichkeit (z-Achse) in Abhängigkeit von Biotoptyp (x-Achse) und Zeitpunkt der 1.Nutzung (y-Achse) dargestellt. In der oberen Reihe sind die Werte für „Baumschicht nicht vorhanden“, in der unteren Reihe für „Baumschicht vorhanden“ abgebildet. Die Darstellung erfolgt für 3 verschiedene Heckenanteile (0%, 10%, 25%, von links nach rechts).

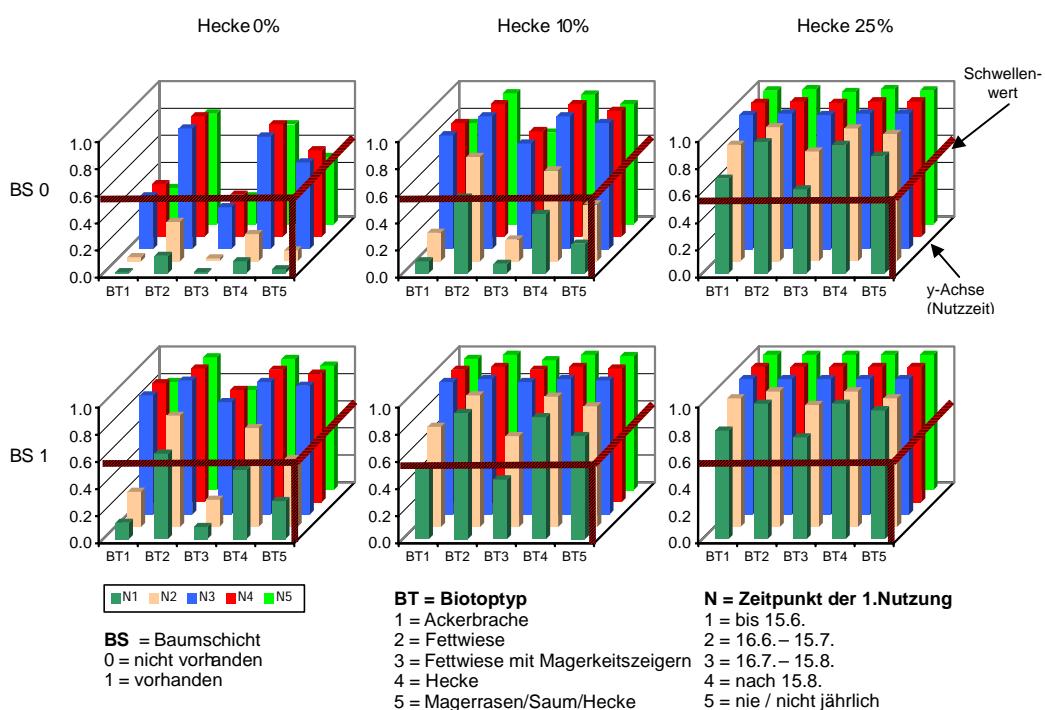


Abb. III-4: Bestes Modell aus den Probeflächenparametern (M 1-7). x-Achse jeweils Biotoptyp, y-Achse Zeitpunkt der 1.Nutzung, z-Achse Vorkommenswahrscheinlichkeit.

Deutlich wird der stark positive Einfluss des Heckanteils auf das Vorkommen. Schon bei einem Heckenanteil von 25% liegt die prognostizierte Vorkommenswahrscheinlichkeit unabhängig von der Ausprägung aller anderen Faktoren deutlich über dem Schwellenwert $P_{Kap-pa} = 0.59$. Negativ auf das Vorkommen von *C. arcania* wirkt sich dagegen das Fehlen sowohl von Hecke als auch von Baumschicht aus (Teildiagramm links oben). Nur bei Nutzung nach dem 15. Juli werden hier für die Biotoptypen Fettwiese, Extensivwiese und Mb/S/H Vorkommen prognostiziert. Etwas überraschend und sicherlich diskussionsbedürftig sind die hohen Vorkommenswahrscheinlichkeiten für den Biotoptyp Fettwiese.

1.2.2 Modelle aus Probeflächen- und Umgebungsparametern (M 2)

Wird ein Modell gebildet, in das die Variablen aus Modell 1-7 und die beiden Umgebungsvariablen eingehen, so nimmt das Verfahren „schrittweise rückwärts“ die Umgebungsvariablen hinzu, während „Biototyp“ und „Hecke%“ wegfallen. Dieses Modell (M 2-1) besitzt eine ähnliche Güte wie Modell 1-7 (Tab. III-7). Allerdings verbraucht es durch den Wegfall der kategorialen Variablen „Biototyp“ weniger Freiheitsgrade und zeichnet sich somit durch ein niedrigeres AIC_c von 92 aus.

Tab. III-7: Modellbildungsprozess unter Einbeziehung der Umgebungsvariablen. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 1-7	bestes Modell aus Probeflächenparametern: Nutzzeit, Biototyp, Hecke%, BS_vorh	0.66	0.92 [0.87 0.97]	0.74	0.59	86.8 84.8 89.4	101
M 2-1	+ MbEt100(+^2), AnH25(+^2) → MbEt100(+^2), AnH25(+^2), Nutzzeit, BS_vorh	0.70	0.94 [0.90 0.98]	0.74	0.72	86.8 79.7 95.7	92
	Kreuzvalidierung M 2-1	0.71 ¹	0.88 [0.82 0.94]	0.63	0.32	82.1 89.8 72.3	-
M 2-2	wie M 2-1, aber Nutzzeit 2 Kateg. → MbEt100(+^2), AnH25(+^2), Nutzzeit2, BS_vorh	0.70	0.94 [0.90 0.98]	0.74	0.70	86.8 81.4 93.6	85
	Kreuzvalidierung M 2-2	0.70 ¹	0.90 [0.84 0.96]	0.66	0.63	83.0 81.4 85.1	-

{+^2} = quadrierter Term wird berücksichtigt
gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrundeliegenden Modellen
Modelle im Einzelnen s. Anhang 2

Die Hinzunahme der übrigen relevanten Probeflächenparameter führt dazu, dass auch noch Versaumung und Verbuschung aufgenommen werden. Allerdings ändert sich für die Variable Versaumung das Vorzeichen des Koeffizienten, so dass sie nicht im Modell verbleiben kann. Dieses Modell ist daher nicht in Tab. III-7 dargestellt. Nach Entfernung von Versaumung werden die gleichen Variablen wie für Modell 2-1 ausgewählt. In der Kreuzvalidierung verschlechtern sich die Gütwerte für M 2-2 etwas – AUC auf 0.88, Kappa auf 0.63 – sind aber nach wie vor in einem guten Bereich (Tab. III-1).

Bei Betrachtung der Regressionskoeffizienten für die Nutzung fällt auf, dass die Koeffizienten für die beiden frühen Nutzungstermine fast identisch sind (Anhang 2). Das Gleiche gilt für die beiden späten Termine und Nullnutzung. Es scheint daher möglich, den Nutzungspunkt auf zwei Kategorien zu reduzieren: bis 15. Juli und nach 15. Juli. Das resultierende Modell M 2-2 hat fast identische Gütekriterien. Durch den Wegfall von drei Kategorien verbraucht es allerdings weniger Freiheitsgrade, was sich in einem deutlich niedrigen AIC_c von 85 ausdrückt. In der Kreuzvalidierung erweist es sich als noch robuster als M 2-1. Modell 2-2 wird somit als das bestmögliche Modell betrachtet, dass für *C. arcania* aus den zur Verfügung stehenden Variablen gebildet werden kann.

In Abb. III-5 ist das Modell visualisiert. In jedem Teildiagramm ist die Vorkommenswahrscheinlichkeit gegen AnH25 und MbEt100, also gegen die beiden Umgebungsvariablen, aufgetragen. In den Teildiagrammen 1 u. 3 sind die Vorkommenswahrscheinlichkeiten bei „nicht vorhandener Baumschicht“, in 2 u. 4 bei „vorhandener Baumschicht“ dargestellt. Die Zeilen bilden die unterschiedliche ersten Nutzungspunkte ab, Teildiagramme 1 u. 2 „bis 15. Juli“, 3 u. 4 „nach 15. Juli“. In A erfolgt die Darstellung als dreidimensionale Trendober-

fläche, in B als zweidimensionaler Konturplot, in dem die Vorkommenswahrscheinlichkeit farblich kenntlich gemacht wird.

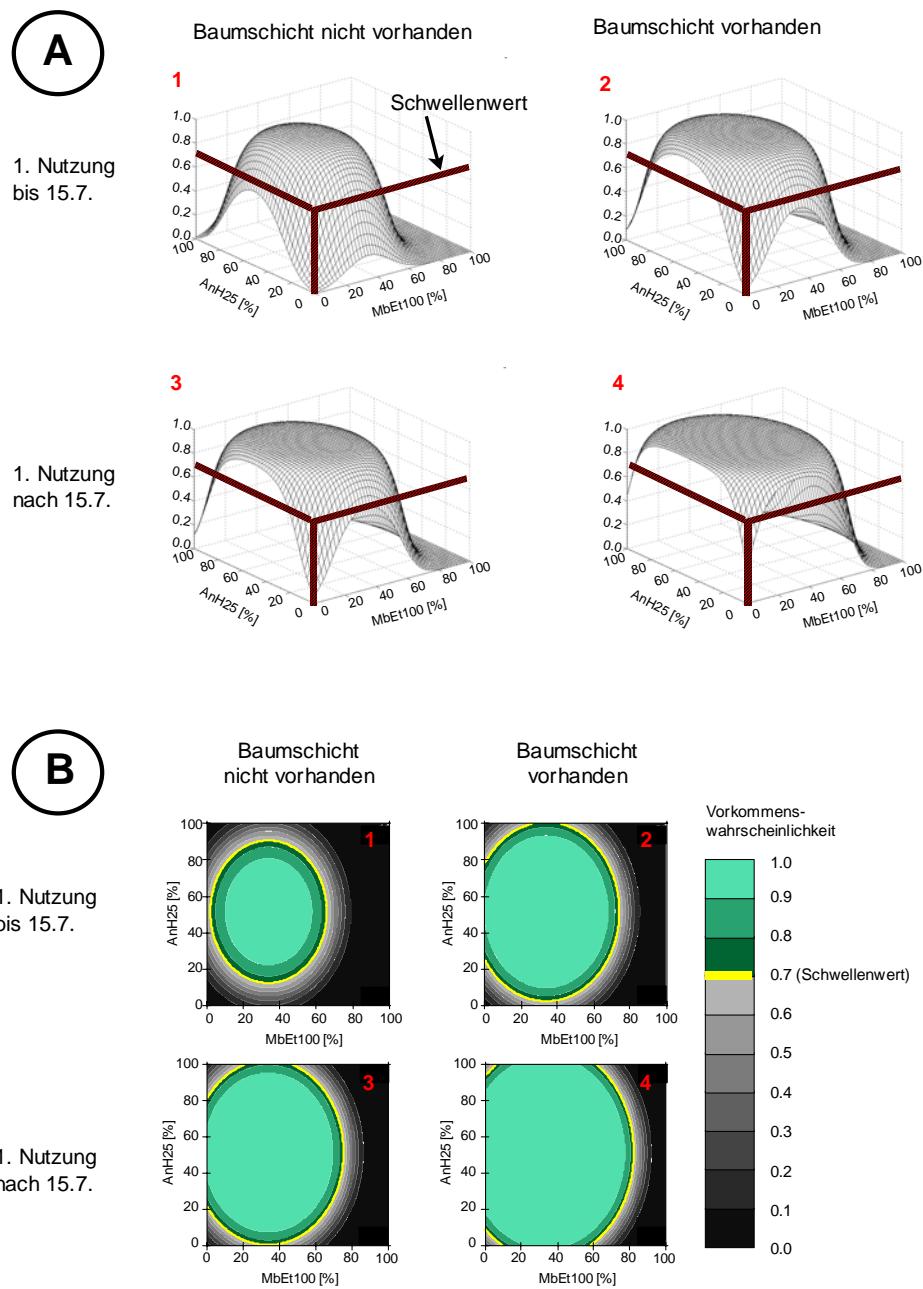


Abb. III-5: Bestes Modell für *C. arcania* aus Probeflächenparametern und Umgebungsvariablen (M 2-2). A: 3-dimensionale Darstellung, auf der z-Achse jeweils die Vorkommenswahrscheinlichkeit. B: 2-dimensionale Darstellung, Wahrscheinlichkeit farblich gekennzeichnet. In jedem Teildiagramm Vorkommenswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit der beiden Umgebungsvariablen. 1 u.2 ohne Baumschicht, 2 u. 4 mit Baumschicht. 1 u.2 frühe 1. Nutzung, 3 u.4 späte.

Aus Abb. III-5 lässt sich gut die Wirkung einer späten Nutzung und einer vorhandenen Baumschicht erkennen: im Diagramm rechts unten ist der Bereich mit Vorkommenswahrscheinlichkeiten über dem Schwellenwert am größten. Es wird deutlich, dass insgesamt eine recht weite Spanne von AnH und MbEt günstig ist. Vor allem bei AnH steigen die Vorkommenswahrscheinlichkeiten schon bei geringen Werten steil an und fallen erst bei sehr hohen Werten wieder ab. Höhere MbEt-Werte wirken sich dagegen negativer aus, nach

rechts streicht die Oberfläche etwas langgezogener aus, wobei bei späterem Nutzungszeitpunkt auch dieser Abfall steiler wird und sich zu hohen Prozentwerten hin verschiebt.

Der Optimalbereich hinsichtlich der Umgebung liegt also bei früher Nutzung und ohne Baumschicht bei etwa 20 – 80% für AnH25 (Anteil Hecke an geeigneter Fläche) und bei 10 – 60% für MbEt (Anteil Magerrasen + Extensivwiese). Bei günstigerer, also später erster Nutzung und vorhandener Baumschicht wird dieser Bereich noch breiter.

1.2.3 Modelle zur flächendeckenden Prognose (M 3)

Die derzeit für das Untersuchungsgebiet flächig verfügbaren Variablen sind Biototyp und Umgebungsparameter. Aus diesen finden nur die beiden Umgebungsvariablen Eingang in ein Modell (Tab. III-8). Dieses Modell 3-1 liegt vor allem bei R^2_N niedriger als die beiden bislang dargestellten. Dennoch erreicht es hier noch 0.59, AUC ist mit 0.9 ebenfalls hoch, ebenso Kappa mit 0.68. 84% der Fälle werden richtig klassifiziert. Der AIC_c ist mit 97 sogar niedriger als bei fast allen vorangegangenen Modellen, woran die „Schlankheit“ des Modells maßgeblich beteiligt ist. Nach der Kreuzvalidierung verschlechtern sich die Gütekriterien kaum, was für ein sehr robustes Modell spricht.

Tab. III-8: Modellbildungsprozess für Modelle zur flächendeckenden Prognose. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R^2_N	AUC	Kappa	P_{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC_c
M 3-1	+ MbEt100(+^2), AnH25(+^2) → MbEt100(+^2), AnH25(+^2)	0.59	0.90 [0.84 0.96]	0.68	0.57	84.0 79.7 89.4	97
M 3-1	+ Biototyp → wie M 3-1						
	Kreuzvalidierung M 3-1	0.59	0.87 [0.80 0.94]	0.62	0.50	81.1 83.1 78.7	-
M 3-2	+ Neigung, Sinus, Cosinus → MbEt100(+^2), AnH25(+^2), Neigung	0.63	0.91 [0.86 0.97]	0.69	0.50	85.9 88.1 80.9	94
	Kreuzvalidierung M 3-2	0.63 ¹	0.88 [0.82 0.95]	0.67	0.47	84.0 88.1 78.7	-

(+^2) = quadrierter Term wird berücksichtigt
1 gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrundeliegenden Modellen
Modelle im Einzelnen s. Anhang 2

Wird in Zukunft ein digitales Geländemodell verfügbar sein, aus dem Neigung und Exposition gewonnen werden können, so bringt die Aufnahme der Neigung eine leichte Modellverbesserung (Tab. III-8). Bemerkenswert an diesem Modell ist vor allem die äußerst geringe Verschlechterung der Güte-Werte nach der Kreuzvalidierung. Da es in Ermangelung der Neigungsdaten in dieser Arbeit nicht zur Anwendung kommen kann, möchte ich hier von einer genaueren Betrachtung absehen und statt dessen auf das für die flächendeckende Prognose tatsächlich verwendbare Modell zurückkommen.

In Abb. III-6 ist die Vorkommenswahrscheinlichkeit für dieses Modell (M 3-2) gegen die beiden Variablen aufgetragen. Auffallend ist der sehr große Bereich mit hohen Vorkommenswahrscheinlichkeiten. Lediglich im Bereich sehr niedriger oder sehr hoher Werte für MbEt und gleichzeitig niedriger Werte für AnH werden keine bzw. weniger wahrscheinliche Vorkommen prognostiziert. Durch den steilen Anstieg der Kurve trennt das Modell scharf in Bereiche sehr niedriger und solche sehr hoher Vorkommenswahrscheinlichkeit.

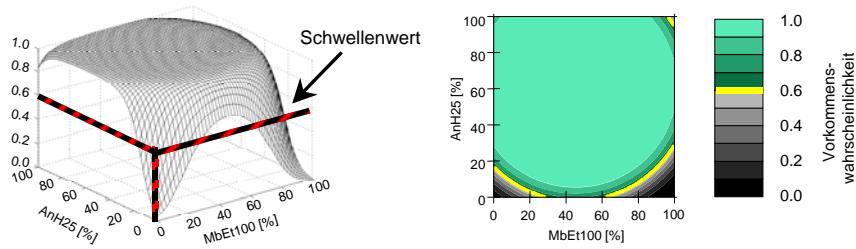


Abb. III-6: Modell zur flächendeckenden Prognose (M 3-1). Links Responseoberfläche, rechts Konturplot.

Auf Grundlage dieses Modells und der Biotoptypenkarte kann eine Habitateignungskarte mit Vorkommenswahrscheinlichkeiten für das gesamte Untersuchungsgebiet erstellt werden (Karte 3). Der Programm-Code, den ich zur Berechnung dieser Karte verwendete, ist Anhang 7 zu entnehmen.

Der Schwellenwert P_{κ} , der zwischen Vorkommen und Nichtvorkommen trennt, liegt für dieses Modell bei 57%. Alle Bereiche, die eine Vorkommenswahrscheinlichkeit zwischen 0% und 56% haben, sind auf der Karte rot dargestellt, Flächen mit höheren Werten grün. Die Probeflächen sind über die Habitateignungskarte gelegt und im Fall einer Übereinstimmung zwischen Beobachtung und Modell mit einem gelben Punkt gekennzeichnet, bei Nicht-Übereinstimmung mit einem roten. So ist ein visueller Abgleich zwischen Beobachtung und Modell möglich.

Insgesamt sind etwa 78% der Fläche für die Art ungeeignet, 70% haben eine Wahrscheinlichkeit von 0% (Abb. III-7). Auf 18% der Fläche werden Vorkommen prognostiziert, auf 15% sogar mit einer Wahrscheinlichkeit von über 80%. Für 4% der Fläche kann keine Aussage getroffen werden, da es sich um nicht untersuchte Biotoptypen handelt. Die Flächen mit hoher Vorkommenswahrscheinlichkeit sind im Wesentlichen auf die Steilanstiege im Bereich des Hassbergtraufs sowie des Vortraufs beschränkt.

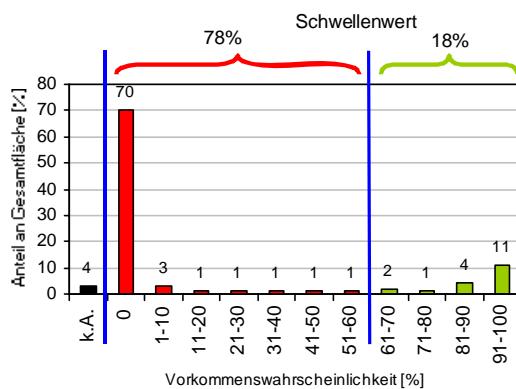


Abb. III-7: Anteile der von Modell 3-1 prognostizierten Vorkommenswahrscheinlichkeiten an der Gesamtfläche.

1.3 Häufigkeiten

44% der Flächen mit Vorkommen fallen in die Abundanzklasse 2. Die Häufigkeitsklassen 1 und 3 treten etwa gleich oft auf, Klasse 4 ist mit 15% der Fälle am seltensten vertreten (Tab. III-9).

Tab. III-9: Verteilung der Vorkommen von *C. arcania* auf die 4 Häufigkeitsklassen.

Häufigkeitsklasse	Anzahl Flächen	Prozent
1	13	22
2	26	44
3	11	19
4	9	15
Gesamt	59	100

1.3.1 Zusammenhang zwischen Habitatqualität und Häufigkeit

Sowohl das beste Modell aus den Probeflächenparametern (M 1-7) als auch das insgesamt beste Modell (M 2-2) weisen einen signifikanten Zusammenhang zwischen Habitatqualität und Häufigkeitsklasse auf, nicht dagegen das nur aus den Umgebungsparametern gebildete Modell 3-1 (Tab. III-10).

Tab. III-10: Bivariater Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman für den Zusammenhang zwischen vom Modell vorhergesagter Habitatqualität und beobachteter Abundanzklasse (nur für Flächen mit tatsächlich beobachteten Vorkommen).

Modell	r_s	p
M 1-7 (Probeflächenparameter)	0.326	0.012
M 2-2 (Probeflächenparameter + Umgebung)	0.371	0.004
M 3-1 (flächendeckende Prognose: nur Umgebung)	0.248	0.058

In Abb. III-8 ist graphisch dargestellt, bei welchen von Modell 2-2 vorhergesagten Vorkommenswahrscheinlichkeiten welche Häufigkeitsklasse beobachtet wurde. Zur Vervollständigung sind auch die beobachteten Nichtvorkommen aufgetragen. Bei einer Vorkommenswahrscheinlichkeit > 0.70 , also über dem Schwellenwert, liegen nur 3 Nichtvorkommen. Das Modell liefert somit nur drei falsche Prognosen für ein Nichtvorkommen.

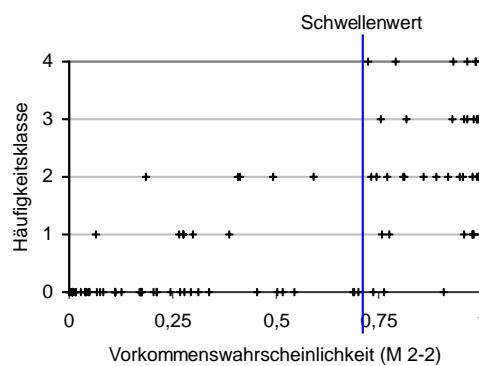


Abb. III-8: Häufigkeitsklasse vs. Vorkommenswahrscheinlichkeit des besten Modells (M 2-1).

Einzelexemplare (Häufigkeitsklasse 1) sind bei niedrigen Vorkommenswahrscheinlichkeiten ebenso häufig zu finden wie bei hohen. Häufigkeitsklasse 2 tritt überwiegend bei höheren Vorkommenswahrscheinlichkeiten auf, die beiden Klassen mit den höchsten Individuenzahlen ausschließlich über dem Schwellenwert. Der festgestellte signifikante Zusammenhang lässt sich also aus der Graphik nachvollziehen. Dies spricht auch für die Güte des besten Modells: Flächen mit hohen Individuenzahlen werden vom Modell immer richtig als Vorkommen klassifiziert, zumindest für den hier betrachteten Datensatz.

1.3.2 Abhängigkeit der Häufigkeit von einzelnen Parametern

Der Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman zeigt, dass bei einer Reihe metrischer Variablen ein signifikanter Zusammenhang zur Häufigkeit besteht. Dies gilt sowohl für die Probeländer- als auch für die Umgebungsparameter, bei letzteren sowohl für die Anteile einzelner Biotoptypen als auch für abgeleitete Variablen (Tab. III-11). Bei den Umgebungsparametern scheint allerdings nur die nähere Umgebung (25 bis 50 m) eine Rolle zu spielen. Die Richtung des Zusammenhangs ist dabei jeweils die gleiche wie auch bei den Präsenz-/Absenz Daten. Dies unterstreicht den oben aufgezeigten positiven Zusammenhang zwischen Habitatqualität und Häufigkeit. Allerdings ist die Stärke des Zusammenhangs relativ gering, die Werte für r_s liegen zwischen 0.28 und 0.39.

Tab. III-11: Signifikante Zusammenhänge zwischen Häufigkeit von *C. arcania* und Ausprägung einzelner Variablen. Bivariater Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman (r_s) für metrische Variablen, Kruskal-Wallis-Test für kategoriale Variablen.

Variable	p	r_s	Mittlerer Rang der Kategorien (in Klammern Anzahl Fälle)
1. Metrische Variablen			
a) Probeländerparameter			
Verbuschung	0.003	0.38	—
Beschattung	0.002	0.39	—
Neigung	0.030	0.28	—
b) Umgebungsparameter			
S25	0.009	0.34	—
S50	0.033	0.28	—
Geei25	0.010	0.33	—
Geei50	0.019	0.31	—
SH25	0.018	0.31	—
SH50	0.026	0.29	—
AnS25	0.009	0.34	—
AnS50	0.030	0.28	—
2. Kategoriale Variablen			
Biotoptyp	0.031	—	AB 7 (1), Gf 17 (2), Gfm 14 (3), Et 27 (23), Mb/H/S 36 (30)
Versaumung	<0.0001	—	VS0 22 (33), VS1 40 (26)
Baumschicht vorhanden	0.017	—	BS0 25 (32), BS1 36 (27)

Von den kategorialen Variablen weisen „Biotoptyp“, „Versaumung“ und „Baumschicht vorhanden“ einen signifikanten Zusammenhang zur Häufigkeit auf (Kruscal-Wallis-Test). Alle diese Variablen spielen bereits bei den Inzidenzmodellen eine wichtige Rolle, die Wirkrichtung ist hier jeweils die gleiche (Tab. III-11). In den schlecht geeigneten Biotoptypen gab es allerdings kaum Vorkommen, so dass die Datengrundlage für eine verlässliche Auswertung der Häufigkeiten hier kaum ausreicht.

2 *Lepyronia coleoptrata*

2.1 Inzidenz: Univariate Analyse

2.1.1 Inzidenz, Reduktion des Datensatzes

Bei der Untersuchung der Larven konnte ich vier Flächen nicht beproben, so dass hier Daten zu 135 Flächen vorliegen. Die Imagines konnte ich dagegen auf allen Flächen erfassen. Auf sieben Flächen, auf denen ich keine Larven angetroffen habe, waren Adulste anwesend. Umgekehrt habe ich in 17 Fällen Larven, aber keine Adulsten mehr nachgewiesen (Tab. III-12).

Tab. III-12: Vergleich der Inzidenzen von Larven und Adulten bei *L. coleoptrata*.

Larve n	Imagines	
	0	1
	0	82
		7
1	17	29
k. A.	3	1

Ebenso wie bei *C. arcuaria* erweisen sich auch bei *L. coleoptrata* Äcker und Wälder als für die **Larven** ungeeignete Lebensräume, das Gleiche gilt bei dieser Art auch noch für Hecken (Tab. III-13). Flächen mit diesen drei Biotoptypen werden daher von der weiteren Analyse ausgeschlossen. Auch die **Adulten** kommen in Wäldern und Hecken sicher nicht vor, was zum Ausschluss dieser Kategorien führt (Tab. III-13).

Tab. III-13: *L. coleoptrata*: Inzidenz, Reduktion des Datensatzes u. Zusammenfassung von Biotoptypen. Nullzellen in den Originaldaten hervorgehoben. Links Larven, rechts Imagines.

Larven			Imagines		
Biotoptyp	0	1	Biotoptyp	0	1
A	7		A	6	1
AB	3	4	AB	3	4
Et	15	27	Et	24	19
Gf	8	1	Gf	10	
Gfm	10	5	Gfm	13	4
H	6		H	6	
Mb	17	9	Mb	18	8
S	9		S	8	1
W	14		W	14	

So verbleiben nach Reduktion des Datensatzes bei den Larven 108, bei den Adulten 119 Flächen für die weitere Auswertung. Hierbei haben die Larven eine Inzidenz von 43%, die Adulten von 31% (Tab. III-14).

Tab. III-14: Inzidenzen von *L. coleoptrata* für die im weiteren verwendeten Daten.

	Larven		Imagines	
	Anzahl Flächen	%	Anzahl Flächen	%
0	62	57	82	69
1	46	43	37	31
Summe	108	100	119	100

2.1.2 Probeflächenparameter

Magerrasen und Säume vereinige ich bei den Larven zu einer Kategorie, da Säume gar keine Vorkommen aufweisen. Bei den Imagines fasse ich Acker und Fettwiese zusammen, da es hier insgesamt nur ein Vorkommen gibt (Tab. III-14). Die Variable Offenboden wird wegen der geringen Zahl von Werten > 0 binär kodiert (Offenboden vorhanden/nicht vorhanden).

Larven

Bei den Larven weisen nur 9 Variablen einen Zusammenhang mit $p < 0.2$ zu den Vorkommen auf. Untereinander sind diese Variablen nicht stark korreliert und können somit alle weiter berücksichtigt werden. Die Variablen mit ihren R^2_N -Werten, Signifikanzen und odd ratios sind in Tab. III-15 aufgelistet und in Abb. III-9 graphisch dargestellt.

Tab. III-15: Signifikanzen, R^2_N und odd ratios der zur Modellbildung verwendeten Variablen. Links Larven, rechts Imagines.

Variable	Larven				Imagines			
	p	R^2_N	Kategorie bzw. Einheit	odd ratio (e^β)	p	R^2_N	Kategorie bzw. Einheit	odd ratio (e^β)
Biototyp								
Biototyp	0.001	0.20	Gf AB Gfm Et Mb/S	Bezugskat. 10.6 4.0 14.4 2.8	0.013	0.16	Gf/A AB Gfm Et Mb S	Bezugskat. 21.3 4.9 12.7 7.1 2.0
Sonneneinstrahlung								
Neigung (+^2)	0.040	0.08	Grad	1.29/0.99	0.024	0.09	Grad	1.4/0.99
Sinus Exp. (+^2)	0.057	0.07		0.75/2.75				
Cosinus Exp. (+^2)	0.085	0.06		0.97/0.30	0.197	0.04		0.80/0.36
Nutzung								
Zeitpunkt 1. Nutzung	0.002	0.19	bis 15.6. bis 15.7. bis 15.8. nach 15.8. „nie“ (brach)	Bezugskat. 5.2 9.7 2.4 13.2	0.060	0.10	bis 15.6. bis 15.7. bis 15.8. nach 15.8. „nie“ (brach)	Bezugskat. 1.4 1.9 3.2 10.5
Sukzession								
Verbuschung%	0.026	0.06	%	(pro 5%)	0.007	0.09		0.30 (pro 5%)
Versaumung	0.030	0.06	nicht vorhanden vorhanden	Bezugskat. 0.3				
Vegetationsstruktur								
Offenboden vorh.	0.055	0.05	nicht vorhanden vorhanden	Bezugskat. 0.18				
MS% (+^2)	0.017	0.10	%	0.9/1.0	0.017	0.10	%	0.9/1.0
KS_Juli%					0.014	0.07	%	1.3 (pro 10%)

Den höchsten Erklärungsgehalt besitzen „Biototyp“ und „Zeitpunkt der 1. Nutzung“ mit einem R^2_N von 0.20 bzw. 0.19. Beim Biotyp haben Ackerbrache und Extensivwiese die höchsten Vorkommenswahrscheinlichkeiten (um 60%). Fettwiese mit Magerkeitszeigern nimmt eine Zwischenstellung ein, Magerrasen/Saum schneidet kaum besser ab als die un-

günstigste Kategorie Fettwiese. Hinsichtlich der 1. Nutzung ist ein früher Termin besonders ungünstig für *L. coleoptrata*. Demgegenüber weisen nicht genutzte Flächen ein 13-mal höheres Chancenverhältnis auf. Eine späte 1. Nutzung ist für die Art zwar günstiger als eine sehr frühe, aber schlechter als „Mitte Juni und Mitte August“ oder Nullnutzung.

Die übrigen Variablen haben nur relativ geringe Erklärungsgehalte (R^2_N 0.1 und kleiner). Hiervon weisen Versaumung, Offenboden und Verbuschung einen negativen Zusammenhang auf: Versaumung vermindert die Vorkommenswahrscheinlichkeit von 47% auf 21%, Offenboden von 45 auf 13%. Die Kurven für Moosschicht und Neigung zeigen einen unimodalen Verlauf: 40% Deckung für die Moosschicht und 10-15° Neigung sind am günstigsten für *L. coleoptrata*. Aus dem Kurvenverlauf für Sinus und Cosinus der Exposition lässt sich erkennen, dass tendenziell westliche und östliche Lagen bevorzugt werden.

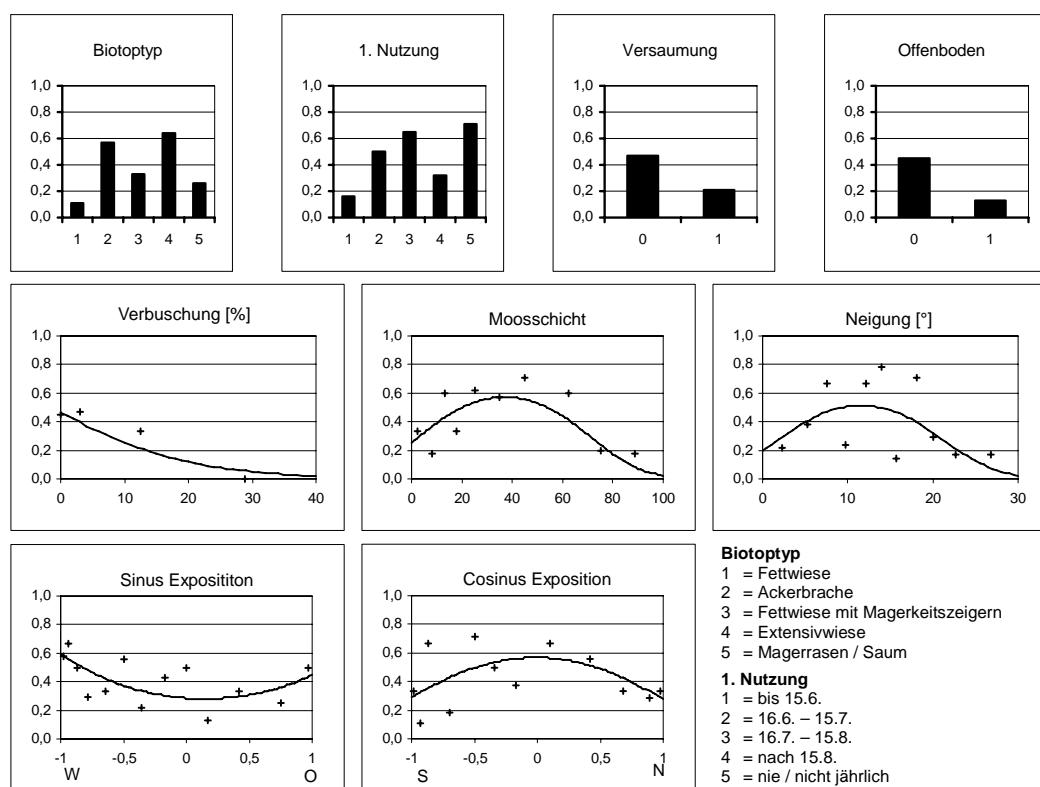


Abb. III-9: Univariate Modelle Larven. Auf der y-Achse die Vorkommenswahrscheinlichkeit. Metrische Variablen: Beobachtungen als + dargestellt, pro Punkt mindestens 6 Werte gemittelt.

Imagines

Die univariate Analyse für die Adulten ergibt lediglich für 7 Variablen einen Zusammenhang mit $p < 0.2$ (Tab. III-15, Abb. III-10). Gegenüber den Larven fallen „Vresaumung“, „Offenboden“ und „Sinus Exposition“ weg, „Deckung Krautschicht (Juli)“ kommt dagegen hinzu. Sämtliche Variablen weisen relativ kleine R^2_N -Werte auf. Den höchsten Erklärungsgehalt besitzt der Biotyp mit $R^2_N = 0.16$, die anderen Variablen liegen bei 0.1 und kleiner. Die Wirkungsrichtung der Variablen ist die gleiche wie bei den Larven. Eine Ausnahme bildet lediglich die Nutzung, bei der hier ein kontinuierlicher Anstieg der Vorkommenswahrscheinlichkeit von frühen zu späten ersten Nutzungszeitpunkten bis hin zur Nullnutzung zu

beobachten ist. Die neu hinzugekommene Variable „Deckung Krautschicht (Juli)“ weist einen positiven Zusammenhang auf, d. h. je höher die Deckung, desto größer auch die Vorkommenswahrscheinlichkeit.

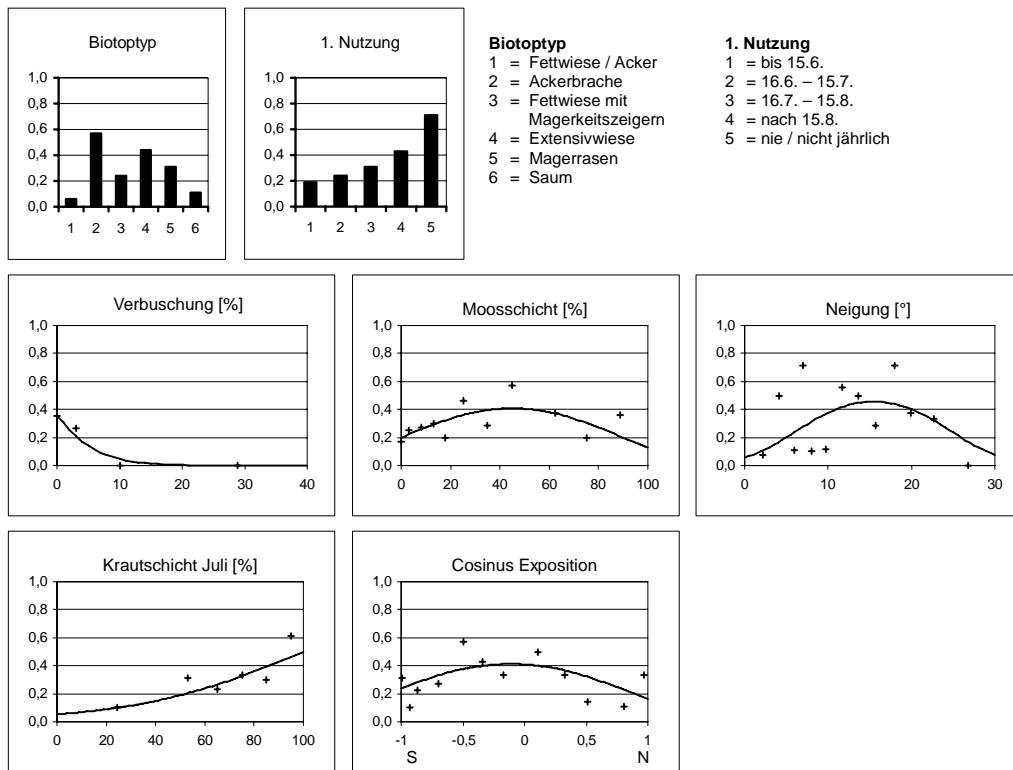


Abb. III-10: Univariate Modelle Imagines. Auf der y-Achse jeweils die Vorkommenswahrscheinlichkeit. Metrische Variablen: Beobachtungen als + dargestellt, pro Punkt mindestens 6 Werte gemittelt.

2.1.3 Umgebungsparameter

Im Gegensatz zu *C. arcania* ist bei *L. coleoptrata* kaum ein Zusammenhang zwischen dem Vorkommen und den umgebenden Biototypen nachzuweisen. Dies gilt sowohl für die Biototypen einzeln betrachtet als auch für die zusammenfassende Variable „geeignete Fläche“, die sich aus den Flächenanteilen von Extensivwiese und mehrjähriger Ackerbrache zusammensetzt.

Larven

Bei den Larven ist lediglich Magerrasen im 95% Konfidenzintervall signifikant, Extensivwiese und „Anteil geeigneter Fläche“ (= mehrjährige Ackerbrache + Extensivwiese) haben Signifikanzwerte unter 0.2. Bei Mb und Ab2Et scheint eine binäre Umkodierung in </> 40% sinnvoll. Dadurch verbessern sich die Werte für R^2_N etwas, bleiben aber insgesamt sehr niedrig und immer unter 0.1 (Abb. III-11 A). Als beste Umgebungsvariablen erscheinen „Mb50 (binär)“ und „geei100 (binär)“, die mit $p = 0.011$ bzw. 0.012 beide signifikant sind.

Übersteigt der Anteil an Magerrasen im Umkreis von 50 m einen Wert von 40%, so sinkt die Vorkommenswahrscheinlichkeit von 48% auf 17% (Abb. III-11 B). Finden sich dagegen im Umkreis von 100 m mindestens 40% geeignete Fläche, so steigt die Wahrscheinlichkeit,

Larven anzutreffen, von 37% auf 68% (Abb. III-11 C). Von diesen beiden Variablen wird bei der weiteren Modellbildung jedoch nur Mb50 berücksichtigt, da mehrjährige Ackerbrache, die ja in die Variable „geeignete Fläche“ einfließt, kaum in der Umgebung der Probeflächen zu finden ist und die Aussage zur Wirkung nur durch wenige Daten zustande kommt.

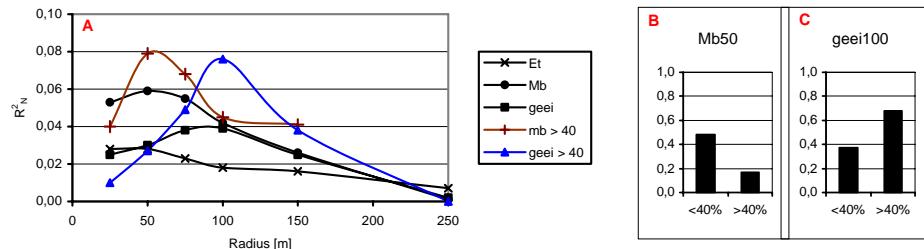


Abb. III-11: Umgebungsvariablen Larven. A: R^2_N über verschiedene Radien, B & C: Variablen mit dem stärksten Einfluss.

Imagines

Die Imagines zeigen hinsichtlich der umgebenden Biotoptypen ein ähnliches Bild wie die Larven: starke Abhängigkeiten sind nicht zu erkennen. Lediglich Magerrasen und Anteil geeignete Fläche lassen einen zumindest moderaten Zusammenhang vermuten ($p < 0.2$). Wiederum bringt eine binäre Umkodierung eine teilweise Verbesserung, wobei hier bei Magerrasen ein Trennwert von 30% die besten Ergebnisse bringt (Abb. III-12, links). Für die weitere Modellbildung scheint nur Mb75 (binär) geeignet. Die Wirkrichtung dieser Variablen ist die gleiche wie bei den Larven (Abb. III-12, rechts), die Signifikanz beträgt 0.006.

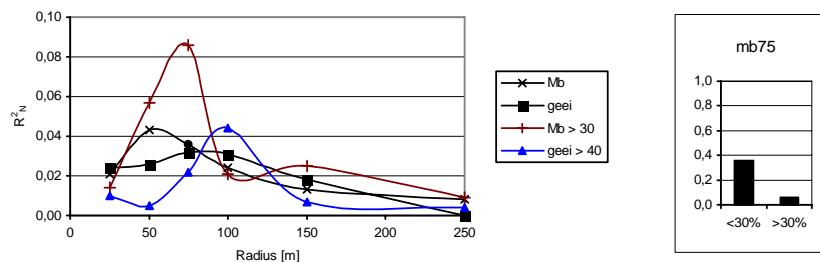


Abb. III-12: Umgebungsvariablen Imagines. Links R^2_N über verschiedene Radien, rechts die Variable mit dem stärksten Einfluss.

2.2 Inzidenz: Multivariate Modelle

2.2.1 Modelle aus den Probeflächenparametern (M 1)

Larven

In 5 Schritten werden immer mehr Variablen zur Modellbildung zur Verfügung gestellt, zunächst nur der Biotoptyp, dann zunehmend aufwändiger zu erfassende bis hin zu den Vege-

tationsstrukturparametern. Das schrittweise rückwärts vorgehende Verfahren bildet daraus 5 verschiedene Modelle, die zunehmend komplexer werden. Alle Gütekriterien verbessern sich von Modell zu Modell (Tab. III-16).

Modell 1-5 kann als bestes Modell aus den Probeflächenparametern betrachtet werden. Im Vergleich zu den Modellen für *C. arcana* liegen die Gütemaße deutlich niedriger. Mit Werten für R^2_N von 0.43, AUC von 0.83, Kappa von 0.61 und einem Anteil korrekter Prognosen von knapp 81% liegt aber dennoch ein gut kalibriertes und diskriminierendes Modell vor. Allerdings zeigt sich in der Kreuzvalidierung, dass diese Gütemaße deutlich zu optimistisch sind und das Modell insgesamt nicht sehr robust ist.

Tab. III-16: Larven. Modellbildungsprozess mit den Probeflächenparametern. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R^2_N	AUC	Kappa	P_{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 1-1	+ Biotyp	0.20	0.72 [0.62 0.81]	0.38	0.34	69.4 67.4 71.0	142
M 1-2	+ Neigung (+^2), Sinus (+^2), Cosinus (+^2)						
	→ Biotyp, Neigung (+^2)	0.24	0.75 [0.66 0.84]	0.44	0.57	73.2 63.0 80.7	144
M 1-3	+ Nutzzeit						
	→ Biotyp, Nutzzeit	0.32	0.78 [0.69 0.87]	0.49	0.25	73.2 95.7 57.4	141
M 1-4	+ Versaumung, Offenböden_vorh						
	→ Biotyp, Nutzzeit, Versaumung	0.34	0.79 [0.70 0.87]	0.52	0.38	75.9 82.6 71.0	140
M 1-5	+ MS% (+^2)						
	→ Biotyp, Nutzzeit, Versaumung, MS% (+^2)	0.42	0.83 [0.76 0.91]	0.61	0.36	80.6 87.0 75.8	137
Kreuzvalidierung M 1-5		0.43 ¹	0.69 [0.58 0.79]	0.42	0.37	71.3 69.6 72.6	-

(+^2) = quadrierter Term wird berücksichtigt

¹ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen

Modelle im Einzelnen s. Anhang 3

In M 1-5 fließen die Variablen „Biotyp“, „Zeitpunkt der 1. Nutzung“, „Vresaumung“ und „Mooschicht% (einfach sowie quadriert)“ ein. In Abb. III-13 ist dieses beste Modell aus den Probeflächenparametern graphisch dargestellt, wobei für die Variable Mooschicht nur 3 Deckungsgrade exemplarisch abgebildet sind: 0%, 40% und 80%.

Der negative Einfluss einer hohen Mooschicht-Deckung wird deutlich: bei 80% geht die Vorkommenswahrscheinlichkeit unabhängig von allen anderen Parametern gegen Null. Geringe Mooschicht-Deckungen vermindern zwar ebenfalls die Vorkommenswahrscheinlichkeit, aber nicht so drastisch. Hier werden zumindest für unversaumte Flächen noch einige Vorkommen prognostiziert, besonders auf Extensivwiesen und Ackerbrachen bei nicht zu früher Nutzung. Am günstigsten für die Larven von *L. coleoptrata* ist eine Mooschicht-Deckung von 40%. Hier werden auch in den versauerten Flächen häufig Vorkommenswahrscheinlichkeiten über dem Schwellenwert von 0.36 prognostiziert. Den ungünstigsten Biotyp stellt „Fettwiese“ dar, hier gibt es nur bei MS 40% und „1. Nutzung 16. Juli – 15. August“ Vorkommen. Gut zu erkennen ist auch, dass eben dieser Nutzungstermin (blaue Säulen) oder aber keine Nutzung (hellgrüne Säulen) die höchsten Vorkommenswahrscheinlichkeiten ermöglichen.

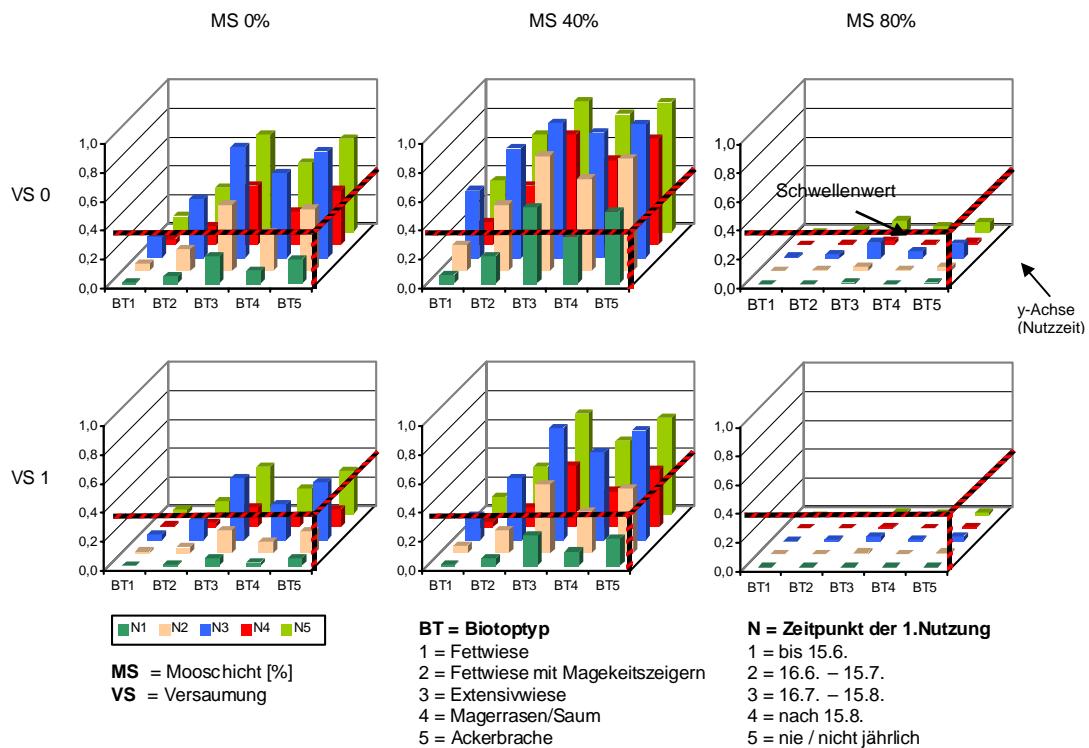


Abb. III-13: Larven. bestes Modell aus den Probeflächenparametern (M 1-5). In den Teildiagrammen x-Achse jeweils Biototyp, y-Achse Zeitpunkt 1. Nutzung, z-Achse Vorkommenswahrscheinlichkeit. Zeile oben „ohne“, unten „mit Versaumung“, Spalten unterschiedliche Moosschicht Deckungen.

Imagines

Wie bei den Larven werden für die Imagines zunehmend komplexe Modelle aus den Probeflächenparametern gebildet. In 4 Schritten entstehen drei verschiedene Modelle (Tab. III-17).

Tab. III-17: Imagines: Modellbildung aus den Probeflächenparametern. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 1-1	+ Biototyp	0.16	0.70 [0.60 0.80]	0.27	0.31	65.6 62.2 67.1	148
M 1-2	+ Sinus (+^2), Cosinus (+^2), Neigung (+^2) → Biototyp, Neigung (+^2)	0.24	0.76 [0.67 0.85]	0.41	0.44	76.5 48.7 89.0	145
M 1-2	+ Nutzzeit → wie M 1-2						
M 1-3	+ MS%, KSJuli% → Biototyp, Neigung (+^2), KSJuli%	0.33	0.84 [0.74 0.91]	0.49	0.49	79.8 54.1 91.5	138
Kreuzvalidierung M 1-3		0.34 ¹	0.76 [0.67 0.86]	0.42	0.40	74.8 62.2 80.5	-

^{^2} = quadrierter Term

¹ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen
Modelle im Einzelnen s. Anhang 4

Modell 1-3 als bestes Modell aus den Probeflächenparametern erreicht zwar einen relativ hohen AUC-Wert, aber R²_N und Kappa bleiben niedrig. Das Modell erweist sich in der Kreuzvalidierung als relativ robust, stellt aber insgesamt kein sehr gutes Modell dar. Vor allem die Sensitivität, also der Anteil korrekter Vorkommensprognosen, ist nur gering (54%).

Es fließen 3 Variablen ein, und zwar „Biototyp“ „Neigung (einfach und quadriert)“ sowie „Deckung Krautschicht (Juli)“. Mit Ausnahme des Biototyps sind dies also andere Variablen als bei den Larven.

M 1-3 ist in Abb. III-23 dargestellt. Unabhängig von Neigung und Deckung der Krautschicht belegt dieses Modell den Biototyp „Ackerbrache“ immer mit hohen Vorkommenswahrscheinlichkeiten über dem Schwellenwert. „Acker/Fettwiese“ und „Saum“ erreichen immer nur geringe Vorkommenswahrscheinlichkeiten. „Extensivwiese trocken“ liegt bei hoher Krautschicht-Deckung und mittlerer Neigung über dem Schwellenwert von 0.49, „Magerrasen“ und „Fettwiese mit Magerkeitszeigern“ unter diesen Bedingungen knapp darunter.

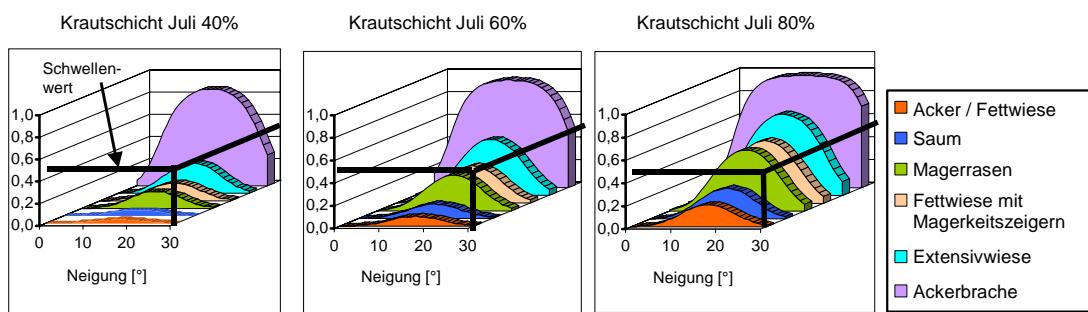


Abb. III-14: Imagines. Bestes Modell aus den Probeflächenparameter (M 1-3). Auf der y-Achse jeweils die Vorkommenswahrscheinlichkeit.

2.2.2 Modelle aus Probeflächen- und Umgebungsparametern (M 2)

Larven

Bezieht man Mb50 (binär) als Umgebungsvariable in das beste Modell aus den Probeflächenparametern ein, so fällt die Variable Biototyp weg. Das resultierende Modell ist hinsichtlich der Güte vergleichbar mit dem besten Modell aus den Probeflächenparametern (Tab. III-18).

Tab. III-18: Larven. Modellbildung unter Einbeziehung der Umgebungsvariablen. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, ➔: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _C
M 1-5	bestes M 1-Modell: Biototyp, Nutzzeit, Versäumung, MS% (+^2)	0.42	0.83 [0.76 0.91]	0.61	0.36	80.6 87.0 75.8	137
M 2-1	+ Mb50 ➔ Nutzzeit, Versäumung, MS% (+^2), Mb50	0.40	0.83 [0.75 0.91]	0.57	0.49	78.7 76.0 80.7	132
M 2-2	+ alle relevanten Probefl.param. ➔ Nutzzeit, Versäumung, MS% (+^2), Offenboden_vorh, Mb50 Kreuzvalidierung M 2-2	0.58 0.44 ¹	0.84 [0.77 0.92] 0.72 [0.62 0.87]	0.58 0.43	0.51 0.52	79.6 73.9 83.9 72.2 65.2 77.4	131 -

(+^2) = quadrierter Term wird berücksichtigt

¹ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen

Modelle im Einzelnen s. Anhang 3

Wird nochmals aus allen relevanten Probeflächenparametern und der Umgebungsvariable schrittweise rückwärts ein Modell gebildet, so findet zusätzlich die Variable „Offenboden“ Eingang. Dieses Modell stellt hinsichtlich aller Gütekriterien eine zumindest leichte Verbesserung dar (Tab. III-18).

Aus Abb. III-15, in der M 2-2 dargestellt ist, wird deutlich, dass bei einem Magerrasenanteil > 40% im Radius 50 m die Vorkommenswahrscheinlichkeiten stark absinken (Teildiagramme C u. D). Nur wenn kein Offenboden vorhanden ist, werden für nicht genutzte Flächen (lila Band) bis zu einer Moosschichtdeckung von ca. 70% Vorkommen prognostiziert. Ähnliches gilt für den Fall „Magerrasen < 40%, Offenboden > 1%“ (B). Ohne Offenboden und ohne ungünstige Umgebung dagegen erreichen mit Ausnahme des frühesten auch alle anderen 1. Nutzungszeitpunkte Prognosen über dem Schwellenwert von 0.51, zumindest wenn die Moosschicht nicht zu hohe Deckungen aufweist (A).

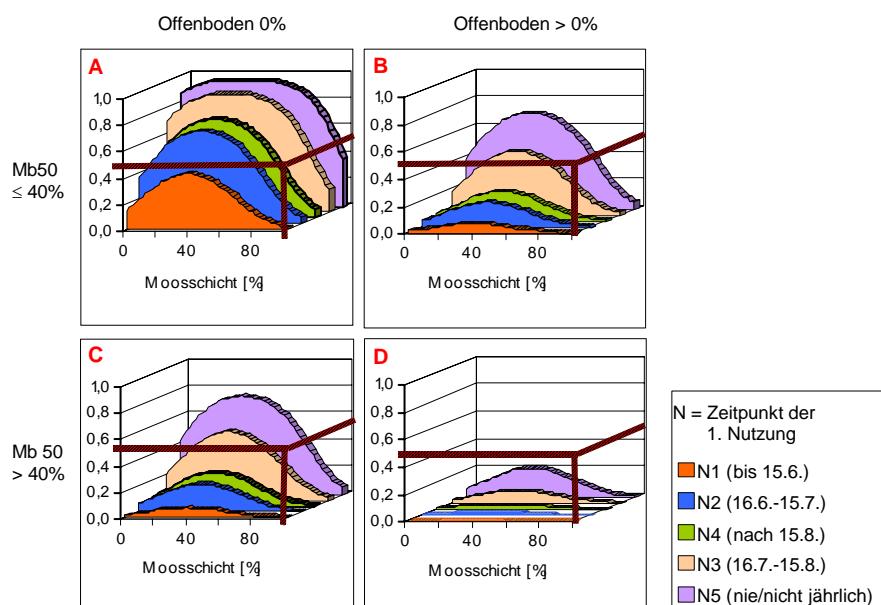


Abb. III-15: Larven. Bestes Modell aus Probeflächen- und Umgebungsparametern (M 2-2). x-Achse „Deckung Moosschicht“, y-Achse „1. Nutzung“, z-Achse Vorkommenswahrscheinlichkeit. A u. C „ohne“, B u. D „mit Offenboden“. Magerrasen im Radius 50 m < 40% (A u. B) bzw. > 40% (C u. D)

Imagines

Das beste Modell aus den Probeflächenparametern wird auch bei den Imagines durch die Aufnahme der Umgebungsvariable verbessert, R^2_N steigt deutlich an, AIC_c sinkt. Kappa bleibt dagegen fast gleich, ebenso AUC. Die Koeffizienten sind sehr ähnlich wie in M 1-3, weswegen auf eine graphische Darstellung verzichtet wird. Wenn Mb75 nicht über 30% liegt, sehen die Kurven fast identisch aus wie in Abb. III-14, die Vorkommenswahrscheinlichkeiten liegen minimal höher. Wenn der Magerrasenanteil im Radius 75 m dagegen über 30% steigt, so kann lediglich der Biotoptyp Ackerbrache noch Vorkommenswahrscheinlichkeiten über dem Schwellenwert erreichen.

Tab. III-19: Modellbildung unter Einbeziehung der Umgebungsvariablen. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 1-3	bestes Modell aus Probeflächenparameter: Biototyp, Neigung (+^2), KSJuli%	0.33	0.84 [0.74 0.91]	0.49	0.49	79.8 54.1 91.5	138
M 2-1	+ Mb75>30 → Biototyp, Neigung (+^2), KSJuli%, Mb75>30 Kreuzvalidierung Modell 2-1	0.42 0.43 ¹	0.86 [0.78 0.93] 0.79 [0.69 0.88]	0.54 0.48	0.48 0.57	81.5 59.5 91.5 79.8 51.4 92.7	130 -

(+^2) = quadrierter Term wird berücksichtigt
 ↓ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen
 Modelle im Einzelnen s. Anhang 4

2.2.3 Modelle zur flächendeckenden Prognose (M 3)

Larven

Von den für die Larven relevanten Parametern sind derzeit der Biototyp und die Umgebungsvariable Mb50 flächig verfügbar. Beide werden vom schrittweisen Verfahren in ein Modell aufgenommen (Tab. III-20). Die Güte des resultierenden Modells ist im Vergleich zu den beiden zuvor beschriebenen deutlich schlechter. Besonders R²_N liegt mit 0.25 sehr niedrig, AIC_c deutlich höher als zuvor. AUC und Kappa liegen dagegen noch im akzeptablen Bereich. In der Kreuzvalidierung erweist sich das Modell als robust.

Tab. III-20: Larven. Modellbildung zur flächendeckenden Prognose. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 3-1	+ Biototyp, Mb50 → Biototyp, Mb50	0.25	0.76 [0.66 0.85]	0.43	0.40	72.2 65.2 77.4	140
	Kreuzvalidierung M 3-1	0.26 ¹	0.67 [0.57 0.78]	0.43	0.46	72.2 65.2 77.4	-
M 3-2	+ Neigung (+^2), Sinus (+^2), Cosinus (+^2) → Biotyp, Mb50, Neigung (+^2)	0.29	0.79 [0.71 0.88]	0.55	0.43	77.8 80.4 75.8	141
	Kreuzvalidierung M 3-2	0.29 ¹	0.72 [0.62 0.82]	0.43	0.47	72.2 67.4 75.8	-

(+^2) = quadrierter Term wird berücksichtigt
 ↓ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen
 Modelle im Einzelnen s. Anhang 3

Bei Vorliegen des digitalen Höhenmodells kann auch noch die Neigung miteinbezogen werden (M 3-2), was vor allem Kappa verbessert. Dieser Effekt wird allerdings in der Kreuzvalidierung nicht bestätigt, so dass insgesamt M 3-2 allenfalls geringfügig besser als M 3-1 erscheint, zumal AIC_c nicht niedriger ist.

In M 3-1 zeigt sich die schon bekannte Rangfolge zwischen den Biototypen, Extensivwiese und Ackerbrache haben die höchste Vorkommenswahrscheinlichkeit, Fettwiese die niedrigste (Abb. III-16). Bei über 40% Magerrasenanteil im Radius von 50 m reduziert sich die Vorkommenswahrscheinlichkeit jeweils um mehr als die Hälfte. Das Modell kann nur 10 verschiedene Werte annehmen (zwei für jeden Biototyp), von denen lediglich drei den Schwellenwert von 40 erreichen: Ackerbrache, Extensivwiese und Magerrasen/Saum, jeweils mit „Mb50 < 40%“.

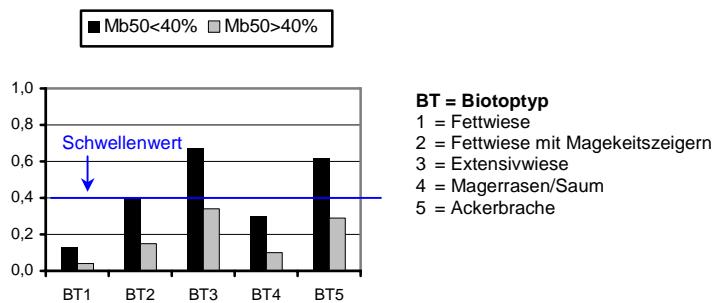


Abb. III-16: Modell zur flächendeckenden Prognose (M 3-1) für die Larven. Vorkommenswahrscheinlichkeit (y-Achse) in Abhängigkeit von Biotoptyp und Magerrasenanteil im Radius 50 m.

Dieses Modell 3-1 lässt sich auf die Gesamtfläche übertragen (Programm-Code zur Berechnung s. Anhang 7). Daraus entsteht eine flächendeckende Habitateignungskarte mit Vorkommenswahrscheinlichkeiten (Karte 4). 68% der Fläche werden schon vor der eigentlichen Berechnung auf 0% gesetzt (alle Flächen mit Biotoptyp Wald, Hecke und Acker). Für 8% wird eine Vorkommenswahrscheinlichkeit zwischen 4% und 34% prognostiziert, 5% erreichen gerade den Schwellenwert von 40, weitere 16% liegen über 60% Vorkommenswahrscheinlichkeit (Abb. III-17).

Ein Großteil der Flächen mit prognostizierten Vorkommen sind Ackerbrachen, aber auch an den Anstiegen der Vorstufe mit ihren Extensivwiesen finden sich zahlreiche kleinere Flächen mit hohen Vorkommenswahrscheinlichkeiten, besonders nördlich von Prappach. Für die Hauptstufe mit ihrem hohen Anteil an Magerrasen prognostiziert das Modell dagegen überwiegend geringe Vorkommenswahrscheinlichkeiten (Karte 4).

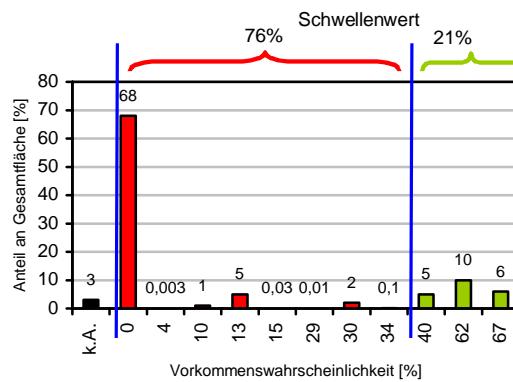


Abb. III-17: Habitateignung des gesamten Untersuchungsgebietes: Prozentuale Anteile der von Modell 3-1 prognostizierten Vorkommenswahrscheinlichkeiten an der gesamten Fläche.

Imagines

Das Modell zur flächendeckenden Prognose für die Adulten (M 3-1) weist noch etwas schlechtere Qualität auf als das für die Larven, vor allem Kappa liegt nur noch im Bereich schwacher Übereinstimmung zwischen Beobachtung und Vorhersage.

Das Modell (Abb. III-18) ähnelt stark dem für die Larven. Auch hier liegen Flächen mit „ungeeigneter“ Umgebung immer unter dem Schwellenwert, unabhängig vom Biotoptyp. Aber

auch bei wenig Magerrasen im Radius 75 m erreichen nur Extensivwiese und Ackerbrache Vorkommenswahrscheinlichkeiten über dem Schwellenwert von 0.39. Für dieses Modell erstelle ich keine Karte. Zum einen ist die Modellgüte schlecht, zum anderen unterscheidet sich das Ergebnis nur in dem Punkt vom Larven-Modell, dass hier für Fettwiesen mit Magerkeitszeigern keine Vorkommen prognostiziert werden.

Tab. III-21: Imagines. Modellbildung zur flächendeckenden Prognose. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _C
M 3-1	+ Biotopty, Mb75>30 → Biotopty, MB75>30	0.24	0.75 [0.66 0.84]	0.33	0.39	69.8 62.2 73.2	143
	Kreuzvalidierung M 3-1	0.25 ¹	0.68 [0.58 0.78]	0.33	0.43	69.8 62.2 73.2	
M-3-2	+ Neigung (+^2) → Biotopty, Mb75>30, Neigung (+^2)	0.33	0.81 [0.73 0.89]	0.51	0.49	79.8 59.5 89.0	138
	Kreuzvalidierung Modell M 3-2	0.34 ¹	0.74 [0.68 0.84]	0.41	0.50	75.6 54.1 85.4	

{+^2} = quadrierter Term wird berücksichtigt
gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen
Modelle im Einzelnen s. Anhang 4

Die Aufnahme der Variablen Neigung kann das Modell deutlich verbessern (Tab. III-21), hier handelt es sich um ein Modell, dessen Übertragung auf die Gesamtfläche eher lohnenswert erscheint, wenn die Neigung flächendeckend verfügbar ist.

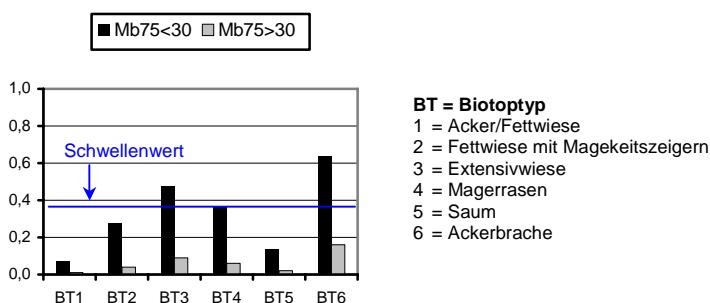


Abb. III-18: Modell zur flächendeckenden Prognose (M 3-1) für die Adulten.

2.3 Häufigkeiten

Eine Auswertung der ermittelten Häufigkeiten erfolgt nur für die Larven, nicht für die Adul-ten. Rechnet man die ermittelten Häufigkeiten der Larven auf Individuen pro m² um, so ergeben sich Werte zwischen 0.04 und 58 Larven/m². Auf der Mehrzahl der Flächen (32) liegt die Dichte unter 1/m². 6 Flächen erreichen Werte zwischen 1/m² und 10/m², 7 Flächen zwischen 10/m² und 20/m². Eine einzige Fläche ist mit knapp 60 Tieren pro m² erheblich dichter besiedelt als die übrigen, der Mittelwert liegt bei gut 4 Individuen pro m². Die Mehrzahl der Dichten liegt also in einem niedrigen Bereich (Abb. III-19).

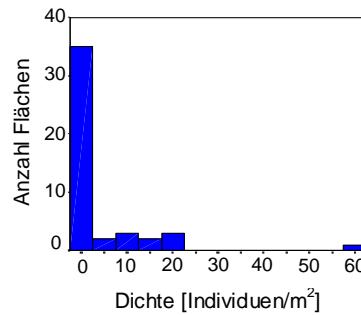


Abb. III-19: Histogramm der Dichten für *L. coleoptrata*-Larven.

2.3.1 Zusammenhang zwischen Habitatqualität und Häufigkeit

Sowohl das beste Modell aus den Probeflächenparametern (M 1-5) als auch die beiden mit der Umgebungsvariablen gebildeten Modelle sind signifikant mit der Larven-Häufigkeit korreliert (Tab. III-22). M 2-1 weist einen geringfügig stärkeren Zusammenhang auf als das beste Modell M 2-2, insgesamt ist der Korrelationskoeffizient jedoch relativ niedrig (0.3 – 0.4). Das zur flächendeckenden Prognose verwendete Modell zeigt keinen signifikanten Zusammenhang.

Tab. III-22: Bivariater Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman (r_s) für den Zusammenhang zwischen vom Modell vorhergesagter Habitatqualität und beobachteter Larven-Häufigkeit.

Modell	r_s	p
M 1-5 (bestes aus Probeflächenparametern)	0.298	0.045
M 2-1 (M 1-5 + Umgebung)	0.408	0.005
M 2-2 (alle Probeflächenparameter + Umgebung)	0.391	0.007
M 3-1 (flächendeckende Prognose)	0.084	0.579

In Abb. III-20 sind die beobachteten Häufigkeiten bzw. Nichtvorkommen gegen die vom besten Modell prognostizierte Vorkommenswahrscheinlichkeit aufgetragen. Anders als bei *C. aranaria* liegt eine ganze Reihe beobachteter Nichtvorkommen jenseits des Schwellenwerts von 0.51, 84% der Nichtvorkommen finden sich jedoch korrekterweise links von P_{Kappa} .

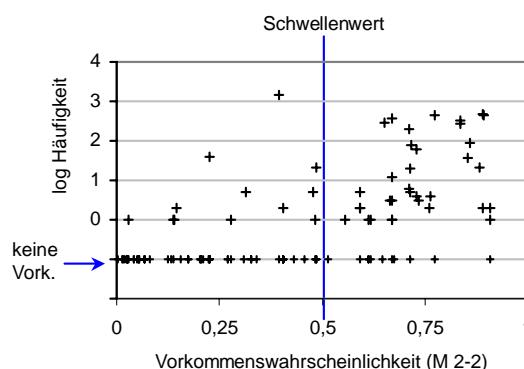


Abb. III-20: Larven-Häufigkeit (logarithmiert) vs. Vorkommenswahrscheinlichkeit des besten Modells (M 2-2). Ganz unten sind die Nicht-Vorkommen aufgetragen.

Die falsch klassifizierten Vorkommen haben mit drei Ausnahmen Häufigkeiten unter 10 Individuen (= log 1). Die Mehrzahl der individuenreicher Flächen werden vom Modell also korrekt als Vorkommen prognostiziert. Die Fläche mit der höchsten Dichte liegt allerdings unter dem Schwellenwert.

Bei geringen Häufigkeiten produziert das Modell sehr viele falsche Vorhersagen. Für die Vorhersage hoher Dichten ist es dagegen besser geeignet als für die Vorhersage von Vorkommen überhaupt, liefert jedoch auch hier falsche Prognosen.

2.3.2 Abhängigkeit der Häufigkeit von einzelnen Parametern

Betrachtet man den Zusammenhang zwischen einzelnen Variablen und Häufigkeit, so zeigt sich, dass keine einzige metrische Probeflächenvariable eine signifikante Korrelation aufweist. Signifikant sind dagegen einige Umgebungsvariablen, und zwar „Anteil Magerrasen“, „mehrjährige Ackerbrache thermophil“ und „Fettwiese“ (Tab. III-23). „Ackerbrache“ und „Magerrasen“ sind jeweils über mehrere Runden signifikant, „Ackerbrache“ tendenziell bei größeren. Der Zusammenhang ist wie schon in der logistischen Regression positiv für „Anteil Ackerbrache“ und negativ für „Anteil Magerrasen“. Die zuvor nicht als bedeutsam aufgetretene Variable Fettwiese zeigt eine positive Korrelation.

Tab. III-23: Zusammenhänge zwischen Häufigkeiten von *L. coleoptrata*-Larven und der Ausprägung einzelner Variablen. Für metrische Variablen bivariater Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman, nur Darstellung der signifikanten Variablen; Kruskal-Wallis-Test für kategoriale Variablen.

Variable	p	r _s
1. Metrische Variablen		
MB25	0.013	-0.37
Mb50	0.019	-0.35
Mb75	0.038	-0.31
AB2t100	0.034	0.31
AB2t150	0.007	0.39
AB2t250	0.042	0.30
Gf75	0.004	0.31
2. Kategoriale Variablen		
Biototyp	0.121	-
1. Nutzung	0.141	-
Nutzart	0.326	-

Der Kruskal-Wallis-Test ergibt für keine der kategorialen Variablen ein signifikantes Ergebnis. Bei drei Variablen lässt sich jedoch zumindest eine Tendenz erkennen – mehr Werte in den einzelnen Kategorien wären hier erforderlich, um zu einer sichereren Aussage zu gelangen (Tab. III-24). Beim Biototyp hat „Ackerbrache“ den mit Abstand höchsten mittleren Rang, also die höchsten Häufigkeiten. „Fettwiese/Fettwiese mit Magerkeitszeigern“ liegt am niedrigsten, „Extensivwiese“ und „Magerrasen dazwischen“. Hier spiegelt sich also im Wesentlichen das Ergebnis der logistischen Regression wider. Ähnliches gilt für den Zeitpunkt der 1. Nutzung. Auch hier erreicht wieder „keine Nutzung“ den höchsten Wert, dicht gefolgt von „Nutzung zwischen 16. Juli und 15. August“. Am schlechtesten schneiden die frühen Nutzungstermine ab. Hinsichtlich der Nutzungsart scheint sich Beweidung tendenziell negativ auf die Häufigkeit auszuwirken, allerdings schneiden Mähweiden nicht schlechter ab als ausschließlich gemähte Flächen.

Tab. III-24: Kruscal-Wallis-Test, mittlere Ränge der Kategorien.

Biototyp			1. Nutzung			Nutzart		
Kategorie	N	Rang	Kategorie	N	Rang	Kategorie	N	Rang
AB	4	38	bis 15.6.	4	15	Mahd/Mulch	26	24
Gf/Gfm	6	18	16.6.-15.7.	17	19	Mähweide	6	24
Et	27	23	16.7.-15.8.	13	29	nur Beweidung	9	17
Mb	9	23	nach 15.8.	7	24	keine Nutzung	5	30
			keine Nutzung	5	30			

3 *Neophilaenus campestris*

3.1 Inzidenz: Univariate Analyse

3.1.1 Inzidenz, Reduktion des Datensatzes

Für *N. campestris* liegen Daten zu allen 139 Flächen vor. Wie auch *L. coleoptrata* kommt die Art in Wäldern und Hecken sicher nicht vor, so dass diese Flächen von der weiteren Analyse ausgeschlossen werden (Tab. III-25). Die Inzidenz auf den verbleibenden 119 Flächen ist mit 27% (32 Vorkommen, 87 Nichtvorkommen) deutlich niedriger als bei den anderen untersuchten Arten.

Tab. III-25: Inzidenz in den einzelnen Biototypen, Reduktion des Datensatzes und Zusammenfassung von Kategorien.

Biototyp	0	1	Biototyp	0	1
Acker	6	1	intensiv (A, AB, Gf, Gfm)	3	4
Ackerbrache	3	4	extensiv (Et, Mb, S)	15	27
Extensivwiese	30	13			
Fettwiese .	9	1			
Fettwiese mit Magerkeitsz.	15	2			
Magerrasen	16	10			
Saum	8	1			
Hecke	6				
Wald	14				

3.1.2 Probeflächenparameter

Der geringe Anteil von Vorkommen führt zu gravierenden Problemen bei vielen Variablen. Bei kategorialen Variablen finden sich in den einzelnen Kategorien oft nur sehr wenige Fälle, so dass ein einziges Vorkommen bereits erheblichen Einfluss auf den Regressionskoeffizienten hat. Oft sind auch zwischen mehreren Kategorien keinerlei Unterschiede festzustellen. Um zu sinnvollen und statistisch signifikanten Zusammenhängen zu gelangen, ist daher eine starke Reduktion der Variablen und eine teilweise Umwandlung der metrischen Variablen in binäre unvermeidbar. Für den Biototyp bedeutet das eine Zusammenfassung in nur 2 Kategorien: auf der einen Seite die eher „intensiven“, nährstoffreicher Typen Acker, Ackerbrache, Fettwiese und Fettwiese mit Magerkeitszeigern, auf der anderen die eher „extensiven“, nährstoffärmeren Typen Extensivwiese, Magerrasen und Saum (Tab. III-25).

Dennoch zeigen nur sieben Variablen einen zumindest moderaten Zusammenhang zu den Vorkommen. Für all diese Variablen sind die R^2_N -Werte relative niedrig, ihr Erklärungsgehalt bleibt also gering (Tab. III-26).

Tab. III-26: Signifikante Variablen mit p, R^2_N und odd ratios.

Variable	p	R^2_N	Kategorie bzw. Einheit	odd ratio (e^b)
Biototyp & Nutzung				
Biototyp	0.013	0.07	1 (A, AB, Gf, Gfm) 2 (Et, Mb, S)	Bezugskat. 3.7
Nutzart	0.036	0.05	1 (MA, MU, WS, MW) 2 (WH, 0)	Bezugskat. 3.0
Sonneneinstrahlung				
Beschattung	0.001	0.12	0 (unbeschattet) 1 (teilweise beschattet)	Bezugskat. 0.2
Vegetationsstruktur				
Krautschicht Deckung	0.009	0.08	< 90% > 90%	Bezugskat. 2.5
Krautschicht Höhe	0.130	0.03	> 0.4 m < 0.4 m	Bezugskat. 5.4
Interaktionsterme				
Biototyp x Nutzart	0.047	0.11	1 (BT 1, Nutzart 1) 2 (BT 2, Nutzart 1) 4 (BT 2, Nutzart 2)	Bezugskat. 3.0 6.8
Biototyp x versäumt	0.056	0.10	1 (BT 1, Vers. 0) 2 (BT 2, Vers. 0) 3 (BT 2, Vers. 1)	Bezugskat. 4.3 1.6

Insgesamt ist zu erkennen, dass die Art eher magere, stark besonnte Lebensräume bevorzugt, die entweder gar nicht oder als Hudeweide genutzt werden und nicht von zu hoher (<40cm) oder zu dichter (<90%) Vegetation bedeckt sind. Als Variablen mir vergleichsweise hohem Erklärungsgehalt erweisen sich die Produkte (= Interaktionsterme) aus Biototyp und Nutzart sowie Biotyp und Versäumung. Hier zeigt sich nochmals die Bevorzugung der mageren, extensiv genutzten Flächen, aber auch eine Meidung versäumter Standorte (Abb. III-21).

Ein Einfluss von Neigung und Exposition ist überhaupt nicht zu erkennen, ebensowenig scheint der Zeitpunkt der Nutzung eine Rolle zu spielen.

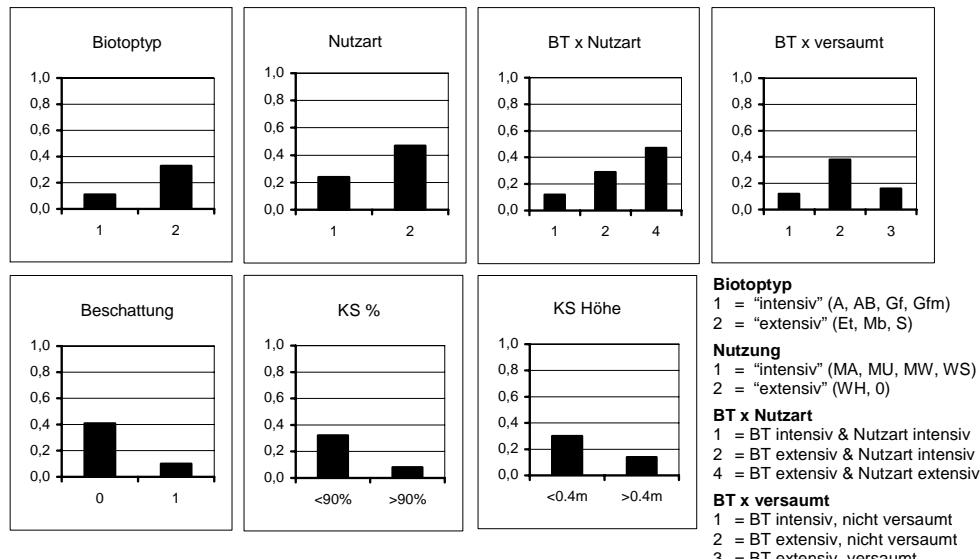


Abb. III-21: Univariate Modelle. Auf der y-Achse jeweils die Vorkommenswahrscheinlichkeit.

3.1.3 Umgebungsparameter

Auch bei den Umgebungsvariablen ist die geringe Inzidenz ein Problem, da wenige Punkte, die weit rechts auf der x-Achse liegen, die Regressionskurve stark beeinflussen können.

Mehrjährige Ackerbrache und Magerrasen zeigen einen positiven Einfluss, liegen allerdings nur für die Räden 100 m und 150 m im Signifikanzbereich $p < 0.2$. Das Gleiche gilt für die zusammenfassenden Variablen „Anteil sehr gut geeigneter Fläche“ ($AB2 + Mb$) und „Anteil geeigneter Fläche“ ($AB2 + Mb + Et$). Als einzige Variable liegt „Anteil sehr gut geeigneter Fläche“ im Radius 150 m bei $p < 0.05$. Diese Variable wird daher als Umgebungsvariable für die weitere Modellbildung verwendet, auch wenn R^2_N mit nur 0.05 sehr niedrig liegt.

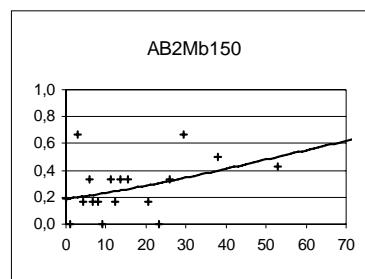


Abb. III-22: Umgebungsvariable „Anteil sehr gut geeigneter Fläche im Radius 150 m“. Beobachtungen als + dargestellt, pro Punkt mindestens 6 Werte gemittelt. Auf der y-Achse die Vorkommenswahrscheinlichkeit.

3.2 Inzidenz: Multivariate Modelle

3.2.1 Modelle aus den Probeflächenparametern (M 1)

In 4 Schritten werden nach und nach alle relevanten Variablen zur Modellbildung zur Verfügung gestellt. Daraus bildet das schrittweise rückwärts vorgehende Verfahren 4 verschiedene Modelle (Tab. III-27).

Tab. III-27: Modellbildung aus den Probeflächenparametern. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R^2_N	AUC	Kappa	P_{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 1-1	+ BT x Nutz	0.10	0.65 [0.54 0.76]	0.19	0.29	72.3 28.1 88.5	138
M 1-2	+ Besch_vorh → BT x Nutz, Besch_vorh	0.20	0.74 [0.63 0.84]	0.37	0.23	70.6 75.0 69.0	132
M 1-3	+ BT x vers → Besch_vorh, BT x vers	0.22	0.75 [0.65 0.84]	0.38	0.25	73.1 65.6 75.9	131
M 1-4	+ KS<90%, KS<0.4m → Besch_vorh, BT x vers, KS<90%	0.25	0.76 [0.66 0.86]	0.41	0.27	76.5 59.4 82.8	130
Kreuzvalidierung M 1-4		0.25 ¹	0.68 [0.57 0.79]	0.41	0.33	76.5 59.4 82.8	-

¹ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen
Modelle im Einzelnen s. Anhang 5

Im Modellbildungsprozess zeigt sich, dass der Interaktionsterm aus Biotoptyp und Nutzart zugunsten des Terms aus Biotoptyp und Versaumung aus dem Modell ausscheidet. Von den

beiden Vegetationsstrukturparametern geht nur die Höhe der Krautschicht ein, die univariat einen schwächeren Zusammenhang zeigt als die Deckung.

Die Modellgüte verbessert sich von Modell zu Modell. Auch das beste Modell aus den Probeflächenparametern bleibt jedoch schwach, R^2_N mit nur 0.25 sehr niedrig. Auch AUC mit 0.76 und Kappa mit 0.41 deuten auf eine nur geringe Güte hin. In der Kreuzvalidierung erweist sich M 1-4 jedoch als robust, die Gütemaße nehmen nicht (R^2_N , Kappa) bzw. wenig (AUC) ab.

In dieses beste Modell aus den Probeflächenparametern (M 1-4) fließen 3 Variablen ein: „Beschattung“, „Höhe Krautschicht“ und der Interaktionsterm aus „Biotoptyp“ und „Versaumung“. Dieses Modell ist in Abb. III-23 visualisiert. Es zeigt sich, dass nur 2 Parameterkombinationen eine Vorkommenswahrscheinlichkeit über dem Schwellenwert von 0.27 erreichen. Dies ist „Biotoptyp extensiv und nicht versaut“ und „ohne Beschattung“, sowohl bei Krautschicht < 0.4 m als auch bei KS > 0.4 m. Bei einer Krautschicht-Höhe unter 40 cm wird dabei die mit Abstand höchste Vorkommenswahrscheinlichkeit für dieses Modell erreicht. Die Beschattung zeigt in dem Modell einen starken Effekt, im rechten Diagramm bleiben sämtliche Vorkommenswahrscheinlichkeiten deutlich unter dem Schwellenwert. Des Weiteren zeigt sich, dass zwischen „Biotoptyp intensiv, nicht versaut“ und „Biotoptyp extensiv, versaut“ in der Vorkommenswahrscheinlichkeit kaum Unterschiede bestehen.

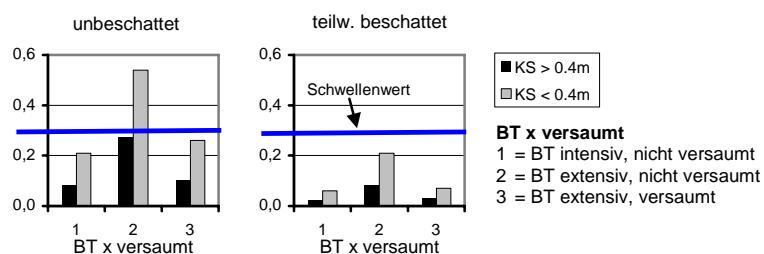


Abb. III-23: Bestes Modell aus den Probeflächenparametern.

3.2.2 Modelle aus Probeflächen- und Umgebungsparametern (M 2)

Bei Einbeziehung der Umgebungsvariable (AB2Mb150 = mehrjährige Ackerbrache + Magerrasen im Radius 150 m) in M 1-4 wird die Variable „Höhe der Krautschicht“ entfernt. Auch bei Einbeziehung aller relevanten Probeflächenparameter wählt das schrittweise Verfahren keine weiteren Variablen aus (Tab. III-28).

Das resultierende Modell 2-1 stellt hinsichtlich aller Gütekriterien eine leichte Verbesserung dar und weist auch den geringsten AIC_c -Wert aller Modelle auf. Allerdings bleibt auch hier die Aussagekraft beschränkt, da die Gütemaße keine hohen Werte erreichen. Lediglich AUC liegt bei 0.8, also gerade noch im Bereich „guter“ Modellkalibrierung. In der Kreuzvalidierung erweist sich das Modell als sehr robust.

Tab. III-28: Modellbildung unter Einbeziehung der Umgebung. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, →: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 1-4	bestes Modell aus Probeflächenparameter: Besch_vorh, BT x vers, KS<90%	0.25	0.76 [0.66 0.86]	0.41	0.27	76.5 59.4 82.8	130
M 2-1	+ AB2Mb150 → Besch_vorh, BT x vers, AB2Mb150	0.27	0.80 [0.70 0.89]	0.46	0.25	74.8 81.3 72.4	127
	Kreuzvalidierung M 3-1	0.27 ¹	0.76 [0.65 0.86]	0.43	0.26	74.0 78.1 72.4	-
M 2-1	+ alle relevanten Probeflächenparameter → wie M 2-1						

¹ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen
Modelle im Einzelnen s. Anhang 5

Aus Abb. III-24 lässt sich erkennen, dass die Beschattung, wie schon im vorigen Modell, einen starken Einfluss erhält, die beschatteten Flächen erreichen deutlich niedrigere Vorkommenswahrscheinlichkeiten als die unbeschatteten. Wie schon zuvor unterscheidet sich auch hier „Biototyp intensiv, unversaumt“ kaum von „Biototyp extensiv, versaut“. „Ohne Beschattung“ liegen diese Flächen jeweils ab 35% sehr guter Umgebung über dem Schwellenwert von 0.25, „mit Beschattung“ erreichen sie solch hohe Werte nicht, unabhängig von der Umgebung. Extensive, unversaumte Flächen liegen „ohne Beschattung“ immer über dem Schwellenwert, bei Beschattung ist hierfür ein Anteil von mindestens 40% sehr gut geeigneter Umgebung notwendig.

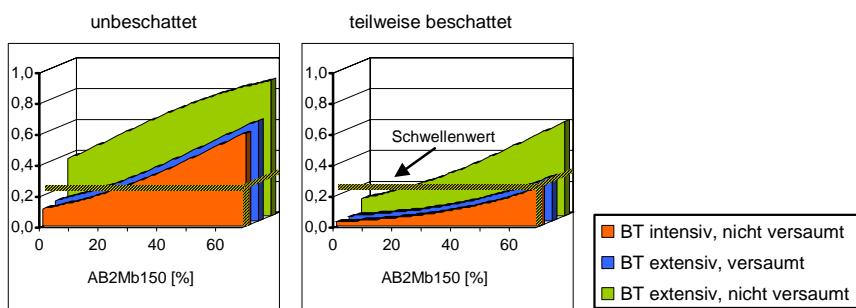


Abb. III-24: Bestes Modell für *N. campestris* aus Probeflächen- u. Umgebungsparametern. Auf der y-Achse die Vorkommenswahrscheinlichkeit. Links „ohne Beschattung“, rechts „mit Beschattung“.

3.2.3 Modelle zur flächendeckenden Prognose (M 3)

Da Neigung und Exposition keinen Zusammenhang zu den Vorkommen von *N. campestris* zeigen, bleiben für die flächendeckende Prognose nur Biototyp (in diesem Fall lediglich auf 5 Kategorien reduziert, s. Anhang 5) und Umgebungsvariable. Das schrittweise Verfahren nimmt beide in das Modell zur flächendeckenden Prognose auf. Das resultierende Modell 3-1 zeichnet sich durch sehr geringe Güte aus, die es nur wenig besser als ein Nullmodell erscheinen lassen. Besonders die Sensitivität, also der Anteil korrekter Prognosen, erreicht nur 31%, aber auch R²_N ist mit 0.11 schwach (Tab. III-29). Es lässt sich also aus den flächig vorliegenden Daten kein hinreichend gutes Modell zur flächendeckenden Prognose für *N. cam-*

pestris erstellen. Eine Karte mit Vorkommenswahrscheinlichkeiten für die Gesamtfläche wird daher nicht berechnet, auf eine graphische Darstellung des Modells wird verzichtet.

Tab. III-29: Modelle zur flächendeckenden Prognose. +: Variable wird zum Variablenpool hinzugefügt, ➔: Variable wird vom Verfahren in das Modell aufgenommen.

Modell	Variablen	R ² _N	AUC	Kappa	P _{Kappa}	% Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
M 3-1	+ Biototyp, AB2Mb150						
	➔ Biotyp, AB2Mb150	0.11	0.68 [0.57 0.78]	0.27	0.39	75.6 31.3 92.0	136
	Kreuzvalidierung M 3-1	0.12 ¹	0.64 [0.52 0.75]	0.26	0.36	71.4 43.8 81.6	

¹ gemittelt aus den 10 der Kreuzvalidierung zugrunde liegenden Modellen
Modelle im Einzelnen s. Anhang 5

4 Verletzung von Modellannahmen

4.1 Abhängigkeit der Umgebungsvariablen

Für *C. arcania* habe ich für sämtliche signifikanten Biotoptypen und daraus abgeleitete Variablen für jeden der 7 betrachteten Radien eine Gewichtung der Fälle durchgeführt (vgl. III.4.6.2). Probeflächen, deren Umgebungs-Kreise sich stark überschneiden, erhalten demnach weniger Gewicht. Mit dieser Gewichtung errechne ich R²_N für alle univariaten Modelle und vergleiche sie mit den ungewichteten Werten. Einige Ergebnisse sind in Abb. III-25 dargestellt. Sie stehen stellvertretend für ein durchweg ähnliches Bild: die Gewichtung führt in aller Regel zu etwas schlechteren Ergebnissen, wobei die Unterschiede bei zunehmendem Radius (und dadurch zunehmender Überlappung) größer werden. Die Differenz beträgt jedoch selten mehr als 0.05. Bei den beiden zur Modellbildung herangezogenen Umgebungsvariablen ist gar kein (AnH25) bzw. ein minimaler Unterschied von 0.01 (MbEt100) festzustellen.

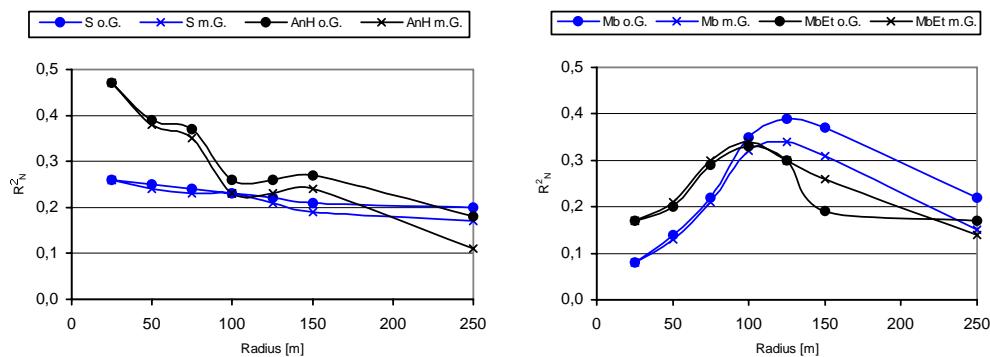


Abb. III-25: C. arcania: R²_N verschiedener Umgebungsvariablen über mehrere Radien, jeweils ohne (o.G.) und mit (m.G.) Gewichtung der Überschneidung mit benachbarten Kreisen.

Das gleiche Verfahren wende ich auch für die näher betrachteten Umgebungsvariablen bei den **Schaumzikaden** an. Hier ist der Einfluss der Umgebung insgesamt sehr viel geringer (R^2_N immer unter 0.1). Der Einfluss der Gewichtung ist nicht gravierend, nur bei den Adul-ten von *L. coleoptrata* lässt sich doch ein deutlicher Rückgang von R^2_N feststellen (Tab. III-30).

Tab. III-30: Schaumzikaden: Vergleich der R^2_N -Werte der verwendeten Umgebungsvariablen mit und ohne Gewichtung der Umgebungs-Überschneidung.

Art	Variable	R^2_N ohne Gewichtung	R^2_N mit Gewichtung
<i>L. coleoptrata</i> Larven	Mb50 (</> 40%)	0.079	0.073
<i>L. coleoptrata</i> Larven	AB2Et100 (</> 40%)	0.076	0.067
<i>L. coleoptrata</i> Adulte	Mb75 (</> 30%)	0.090	0.077
<i>N. campestris</i>	AbMb150	0.049	0.048

4.2 Räumliche Autokorrelation

Die Vermutung, dass dicht zusammenliegende Flächen sich in ihren Vorkommen bzw. Nichtvorkommen ähnlicher sind als weiter entfernte, bestätigt sich bei ***C. arcania***. Der Kruskal-Wallis-Test liefert ein hoch signifikantes ($p < 0.0001$) Ergebnis. Bei Flächenpaaren, die bis zu 100 m voneinander entfernt liegen, zeigen mit höherer Wahrscheinlichkeit beide Flächen ein Vorkommen bzw. Nichtvorkommen, als bei solchen, die einen Abstand von 100 bis 250 m aufweisen. Diese wiederum weisen eine stärkere Übereinstimmung auf als Flächenpaare mit noch größerem Abstand. Die logistische Regression bringt allerdings kein signifikantes Ergebnis, was auf einen sehr geringen Einfluss der Variable „Entfernung“ auf die Übereinstimmung der Flächen schließen lässt.

Bei den Larven von ***L. coleoptrata*** ist der Kruskal-Wallis-Test nicht signifikant. Ein signifikantes Ergebnis liefert dagegen die logistische Regression, doch ist der Zusammenhang hier zum einen sehr schwach, vor allem aber geht er in die „falsche Richtung“. Flächen mit größerem Abstand stimmen stärker überein. Das Gleiche gilt auch für die Imagines. Auch hier ist also von keiner erheblichen Verzerrung der Modelle durch die räumliche Autokorrelation auszugehen. Dies trifft auch für ***N. campestris*** zu, auch wenn hier beide Tests signifikant sind. Der Kruskal-Wallis-Test deutet jedoch darauf hin, dass es keinen gerichteten Zusammenhang gibt (größte Übereinstimmung bei mittleren Entfernungen). Koeffizient und R^2_N der logistischen Regression sind so klein (0.0001 bzw. 0.006), dass allenfalls ein marginaler Einfluss zu erwarten ist.

IV Diskussion

1 Diskussion der Methoden

1.1 Probeflächendesign

Das Probeflächendesign war durch das MOSAIK-Projekt vorgegeben und somit von mir nicht mehr zu beeinflussen, erwies sich jedoch in einigen Punkten als problematisch. So lagen 21 Probeflächen in dichten Wäldern bzw. auf Äckern, auf Flächen also, die für die untersuchten Arten nicht als Habitat zu erwarten waren. Dies hätte in einer Voruntersuchung abgesichert werden können, um so die Stichprobenzahl auf den als Habitat relevanten Flächen zu erhöhen.

Als ungünstig stellte sich auch die stark ungleichmäßige Beprobung der einzelnen Biotoptypen heraus. Guisan & Zimmermann (2000) empfehlen, bei einer **Stratifizierung** die gleiche Anzahl von Probeflächen pro Stratum zu beproben. In meinem Datensatz jedoch liegen für einige Biotoptypen weniger als zehn, für die Kategorie Hecke sogar nur sechs Werte vor. Ein einziges Vorkommen mehr oder weniger für solche Biotoptypen zeigt dann bereits einen enormen Effekt. So kann es leicht zu Scheinkorrelationen kommen. Dies tritt z. B. bei *C. arcana* auf. In Modellen mit der Variablen „Biotoptyp“ erreicht die Kategorie „Fettwiese“ höhere Vorkommenswahrscheinlichkeiten als „Fettwiese mit Magerkeitszeigern“, was mit den Habitatansprüchen der Art nicht übereinstimmt (vgl. 2.1.1).

Bei den Schaumzikaden ist besonders problematisch, dass die für beide Arten offenbar hoch attraktiven Ackerbrachen nur mit sieben Flächen vertreten sind, bei denen auch nicht weiter zwischen ein- und mehrjährigen Brachen unterschieden wird. Diese Unterscheidung wäre aber wesentlich, da wohl nur die mehrjährigen Brachen als Lebensraum geeignet sind. Besonders Modelle mit kategorialen Variablen müssen also sorgfältig auf ihren ökologischen Sinn geprüft werden, besonders, wenn mehrere solche Variablen in ein Modell aufgenommen haben oder die Variablen viele Kategorien besitzen.

Insgesamt ist die Stichprobe mit 106 auswertbaren Flächen für *C. arcana* und geringfügig mehr bei den Schaumzikaden als relativ klein anzusehen, mehr Werte würden hinsichtlich mancher Parameter zu verlässlicheren Ergebnissen führen. Pearce & Ferrier (2000b) kamen in vergleichenden Untersuchungen zu dem Schluss, dass die **Stichprobengröße** 250 möglichst nicht unterschreiten sollte. Für eine multivariate Auswertung der Dichten wäre eine sehr viel höhere Zahl von Flächen mit Vorkommen notwendig. Da in diesem Fall nur Flächen mit Nachweisen interessieren, wäre es günstiger, gezielt Probeflächen nur für die Dichtountersuchungen auf Flächen mit hohen Vorkommenswahrscheinlichkeiten zu legen. Da diese jedoch erst nach der Modellbildung bekannt sind, wäre hierfür eine zweite Freilandsaison nötig.

Die Problematik der **räumlichen Autokorrelation** umfassend zu bearbeiten, geht weit über den Rahmen dieser Arbeit hinaus. Letztlich scheint sie keinen gravierenden Einfluss auf die

hier erstellten Modelle zu besitzen. Dennoch liegen einige der Probeflächen zu dicht zusammen, ein Mindestabstand bei der zufälligen Verteilung hätte eingehalten werden müssen. Guisan & Zimmermann (2000) empfehlen sogar eine vorherige Untersuchung der räumlichen Autokorrelation, um diesen Mindestabstand ermitteln zu können. Betrachtet man die räumliche Autokorrelation mehr als Chance denn als Problem, wäre möglicherweise eine weitere Modellverbesserung durch Einbeziehung der räumlichen Struktur zu erreichen (Legendre 1993). Dies ist vor allem sinnvoll, wenn innerhalb eines Gebietes verbesserte Vorhersagen getroffen werden sollen (Augustin et al. 1996, Fielding & Bell 1997). Um jedoch allgemeine Zusammenhänge zu quantifizieren oder die Modelle auf andere Regionen zu übertragen, empfehlen Fielding & Bell (1997), die Autokorrelation nicht zu berücksichtigen.

Insgesamt scheint sich anzudeuten, dass der Einfluss der Autokorrelation auf die hier erstellten Modelle gering ist, so dass ein Einbeziehen vermutlich nicht zu wesentlich veränderten Modellen führen würde. Bei *C. arcana* liefert der Kruskal-Wallis-Test Hinweise darauf, dass sich Flächen bis zu einem Abstand von 250 m hinsichtlich der Vorkommen ähnlicher sind als solche, die weiter entfernt sind, während dies für die Schaumzikaden nicht zutrifft. Möglicherweise liegen für die weniger mobilen Schaumzikaden die Probeflächen ohnehin in einer Entfernung, bei der räumliche Autokorrelation nur noch eine geringe Rolle spielt.

Bei den immobilen Schaumzikaden-Larven war die **Größe der Probeflächen** von 5 x 5 m sicherlich ausreichend, Whittaker & Tribe (1998) untersuchten lediglich 5 m². Fraglich ist jedoch, ob dies auch für die 30 x 30 m großen Schmetterlings-Flächen gilt. Sicherlich wird mit einer Fläche von 900 m² lediglich ein kleiner Teil des Aktionsraumes eines Individuums abgedeckt. Höhfeld (2002) zeigte, dass die Tiere einen deutlich größeren Aktionsradius haben, der im Mittel bei etwas 100 bis 150 m liegt.

1.2 Inzidenz- und Häufigkeitserfassung

Wird, wie bei *C. arcana*, die Inzidenz nur in einem Teil des Aktionsraumes erhoben, so besteht die Möglichkeit, dass zum Zeitpunkt der Erfassung gerade keine Individuen auf der Probefläche anwesend sind. Bei geringen Dichten können sich die wenigen Individuen so bewegen, dass sie außerhalb des Gesichtsfeldes bleiben. Auch regungslos auf Bäumen oder Gebüschen sitzende Tiere sind kaum zu sehen. Zwar habe ich versucht, dem durch eine Verweildauer von 15 Minuten und zweimaliges Absuchen der gesamten Fläche Rechnung zu tragen. Dennoch kann ein sicherer Nachweis der Abwesenheit nicht erbracht werden. Generell muss Präsenz/Absenz als artspezifische Kenngröße vereinbart werden (Kleyer et al. 1999/2000). Es kann nie mit absoluter Sicherheit von einem Nullnachweis auf ein tatsächlich ungeeignetes Habitat geschlossen werden (Capen et al. 1986). Offenkundig wurde dies etwa bei einer Probefläche, auf der wenige Tage nach der Erfassung *C. arcana* sehr wohl anwesend war. Insgesamt dürfte der Anteil solcher Flächen allerdings relativ gering sein. Probeflächen, die vom Modell eine hohe Vorkommenswahrscheinlichkeit zugewiesen bekommen, auf denen aber die Art nicht beobachtet wurde, könnten zumindest teilweise solche „Erfassungsfehler“ – und nicht unbedingt „Modellfehler“ – darstellen.

Bei Betrachtung der Häufigkeitsdaten von *C. arcana* ist zu berücksichtigen, dass ich die Häufigkeit nur ein einziges Mal erfasst habe. Hier handelt es sich vermutlich in noch viel stärkerem Maße um Momentaufnahmen als bei der Präsenz/Absenz. Allerdings sind die Häufig-

keitsklassen relativ grob, so dass die tatsächliche Individuenzahl doch deutlich schwanken kann, ohne dass die Fläche einer anderen Klasse zugeordnet wird. Hier wäre es nötig, zu untersuchen, ob und in welchem Maße die Häufigkeiten im Laufe des Tages und zwischen Tagen schwanken.

Bei *L. coleoptrata* unterschieden sich die Inzidenzen von Larven und Adulten deutlich: 24 Flächen stimmten hinsichtlich Präsenz bzw. Absenz nicht überein. Bei 17 dieser Flächen konnte ich zwar Larven, aber keine Adulten nachweisen. Es ist jedoch anzunehmen, dass auf Flächen, auf denen Larven leben, später auch Adulte anwesend sind. Wie sollten die Eier sonst auf die Fläche gelangen? Es scheint, dass Imagines sehr viel schwieriger nachzuweisen sind als Larven. Besonders bei niedrigen Dichten ist die Chance gering, eines der wenigen Tiere mit dem Streifnetz zu erfassen. Dies gilt auch für frisch gemähte Flächen. Die Vegetation ist dann so kurz, dass die Tiere sich vermutlich sehr dicht über dem Boden aufhalten und kaum zu käschern sind. Auch verbuschte Flächen vereiteln jeden Versuch eines gründlichen Abstreifens.

Die immobilen Larven mit ihren deutlich sichtbaren Schaumballen sind dagegen sehr gut zu erkennen. Hier ist von präzisen Daten auszugehen. So verwundert es nicht, dass in anderen Arbeiten über Schaumzikaden oft die Larven quantitativ erfasst werden (Peck 1999, Whittaker 1965, Whittaker & Tribe 1998). Peck (1999) verwendet zwar Streifnetzfänge sogar zur Ermittlung exakter Anzahlen, schränkt aber stark die Tageszeit ein, da die Anzahl „streifbarer“ Individuen im Tagesverlauf offensichtlich stark schwankt. Ich vertrete die Ansicht, dass die Imagines-Daten für die Schaumzikaden wenig verlässlich und zur Auswertung von Dichten ungeeignet sind. Für *L. coleoptrata* bedeutet das, dass die für die Larven erstellten Modelle wohl sehr viel genauer sind und besser die Habitatansprüche der Art aufzeigen. Hier kann es auch kaum vorkommen, dass Individuen in ungeeigneten Habitaten auftreten, was bei den Adulten durch Ausbreitung möglich ist.

Von *N. campestris* liegen nur Daten zu den Imagines vor. Dies bedeutet also vermutlich eine nicht optimale Datengrundlage, was bei der Betrachtung aller Modelle immer berücksichtigt werden muss. Eine Erfassung der Larven oder eventuell auch Käschern der Adulten an mehreren Terminen hätte zu verlässlicheren Ergebnissen geführt.

Fraglich ist, warum bei *L. coleoptrata* auf sieben Flächen Adulte, aber keine Larven gefunden wurden. Zumindest im Fall der Ackerfläche (Lein-Acker) kann wohl mit hoher Sicherheit von Einwanderung ausgegangen werden. Dies kann auch für die anderen Flächen gelten. Bei drei relativ spät erfassten Magerrasen-Flächen wäre es jedoch ebenso möglich, dass die Larven auf diesen warmen Flächen zum Zeitpunkt der Erfassung schon zu Imagines entwickelt waren. In diesem Fall wären Magerrasen für die Art vielleicht etwas günstiger, als sich dies im Modell der Larven darstellt.

1.3 Unabhängige Variablen

Obwohl ich eine Vielzahl von Habitatparametern erhoben habe, besteht die Möglichkeit, dass sich entscheidende Faktoren nicht unter den erfassten befinden. Hinzu kommt, dass die 900 m² großen Tagfalter-Flächen in aller Regel nicht homogen waren. Vor allem die Angaben zur Vegetationsstruktur stellen somit einen Mittelwert dar, der häufig nicht die Bandbrei-

te einer Fläche repräsentiert. Tagfalter reagieren aber auf subtile Unterschiede in den Ressourcen, wie Dennis & Eales (1999) feststellen. Auch das Vorkommen von Schaumzikaden hängt stark vom Mikroklima ab (Biedermann 1997). Messungen der Habitatparameter auf solch feinem Niveau habe ich jedoch nicht durchgeführt. Sollten diese Effekte stärker sein als die der erhobenen Parameter, muss es zwangsläufig zu unscharfen Modellen kommen.

Bei *C. arcania* kommt hinzu, dass ich nur die mobilen Adulten erfasst habe, die sich nicht ausschließlich an Orten aufhalten, die auch geeignete Larvallebensräume darstellen. Dieses Problem tritt jedoch bei sehr mobilen Tagfalterarten stärker auf (Cowley et al. 2000). Die von Weidemann (1995) als eher standorttreue eingestufte *C. arcania* ist davon vermutlich in nicht so starkem Maß betroffen. Thomas et al. (2001) betonen, dass es bei den meisten Insektenarten gerade die Larvenstadien sind, welche die Habitatqualität bestimmen. Die Ressourcen für die Adulten wirken demnach selten limitierend. Die sehr aufwändige Erfassung der Raupen von *C. arcania* stellt jedoch vermutlich kein praktikables Vorgehen dar (Hermann 1998). Dennoch wäre es wünschenswert, für die Raupen wichtige Parameter (Futterpflanzen, Mikroklima) mit in die Erfassung einzubeziehen. Dazu müsste jedoch mehr zu den Ansprüchen der Raupen bekannt sein.

Wenig Einfluss dürfte dagegen die fehlende Erfassung von Saugpflanzen haben. Zwar wurde für viele Schmetterlingsarten gezeigt, dass Saugpflanzen entscheidend sind für das Vorkommen. Für *C. arcania* jedoch scheint die Verteilung von Nektar nicht von Bedeutung zu sein (Loertscher et al. 1995), die Art wird nur selten beim Blütenbesuch beobachtet und kann bis zu 10 Tage nur von Wasser leben (Bink 1992).

In allen Modellen werden Flächengröße und Isolation nicht als Faktoren berücksichtigt. Thomas et al. (1992) stellen jedoch einen großen Einfluss eben dieser Faktoren auf das Vorkommen bzw. Nichtvorkommen einiger Tagfalterarten fest, Biedermann (1997) fand das Gleiche für die Schaumzikade *Neophilaenus albipennis*. In einer vergleichenden Untersuchung zum Einfluss von Habitatqualität, Flächengröße und Isolation auf das Vorkommen dreier Tagfalter kommen Thomas et al. (2001) jedoch zu dem Schluss, dass letztlich doch die Habitatqualität den besten Prädiktor darstellt, gefolgt von Isolation, welche die Vorhersage aber nur wenig verbessert; die Flächengröße zeigt nur einen geringen Einfluss.

Das Hauptziel dieser Arbeit ist es, die Habitatqualität zu bestimmen. Ob die Arten an einem bestimmten Ort auch tatsächlich vorkommen, wird jedoch nicht nur von der Habitatqualität, sondern auch von populationsbiologischen Faktoren (Populationsgröße und -dynamik, Dispersal) mitbestimmt. Dies gilt besonders bei sich änderndem Nutzungsregime und raumzeitlich veränderlicher Umgebung, wie dies im MOSAIK-Projekt angestrebt wird. Anspruchsvolle Modelle berücksichtigen diese Faktoren, eventuell sogar die räumliche Entwicklung (frühere Vorkommen in der Nachbarschaft etc.) (Buckland & Elston 1993). Dazu sind getrennte Untersuchungen nötig, wie sie für *C. arcania* bereits durchgeführt wurden (Höhfeld 2002).

Die hier erstellten Habitatmodelle könnten also möglicherweise durch das Einbeziehen von Isolation und/oder Flächengröße sowie populationsbiologischer Faktoren weiter in ihrer Vorhersagequalität der Vorkommen verbessert werden. Ohne diese Faktoren wird jedoch die Habitatqualität zuverlässiger bestimmt. Flächen mit hoher Vorkommenswahrscheinlichkeit ohne beobachtete Vorkommen können dann als nicht besetzte Flächen interpretiert werden,

wobei die Ursache hierfür z. B. in Isolation liegen könnte. Eventuell ist es auch sinnvoll, unterschiedliche Modelle für Habitatqualität und tatsächliche Anwesenheit zu erstellen (Buckland & Elston 1993).

Die Betrachtung der Umgebung bringt das Problem mit sich, dass die einzelnen Umgebungsparameter nie wirklich voneinander unabhängig sind. Die Bildung zusammenfassender Variablen kann dieses Problem zwar mildern, aber nicht umgehen. Eventuell wäre es sinnvoller, für jeden Radius einen einzigen Wert abzuleiten, der die Zusammensetzung der umgebenden Biotoptypen charakterisiert. Dies könnte etwa über einen durchschnittlichen Anwesenheits- oder Eignungswert für jeden Biotoptyp geschehen, der dann mit dem Flächenanteil des jeweiligen Typs multipliziert wird. Die Summe dieser Produkte bildet dann die Habitatqualität der Umgebung ab. Ähnlich gingen Cowley et al. (2000) vor, die aus Häufigkeitzählungen eine mittlere Häufigkeit für verschiedene Biotoptypen ableiteten. Daraus berechneten sie für jede betrachtete Rasterzelle einen „Rasterzellen-Dichte-Index“, der die Anteile der Biotoptypen der jeweiligen Rasterzelle widerspiegelt. Diesen Index verwendeten sie als erklärende Variable in der logistischen Regression. Allerdings fehlt in der vorliegenden Untersuchung die Datengrundlage zur Ableitung eines ähnlichen Index.

Auch die Verwendung eines einzigen Umgebungs-Wertes würde jedoch nicht das Problem der Überschneidung von Umgebungs-Kreisen benachbarter Probeflächen lösen. Dies wäre nur durch größere Mindestabstände der Flächen möglich. Letztlich scheint diese Verletzung der Unabhängigkeit jedoch nicht zu deutlich erhöhten Gütwerten zu führen, so dass auch bei geringen Abständen die Einbeziehung der Umgebung sinnvoll erscheint.

Generell ist davon auszugehen, dass viele der gemessenen Parameter indirekte Faktoren darstellen. Diese ersetzen zwar oft sehr gut eine Kombination verschiedener Ressourcen, sind aber unter Umständen geographisch beschränkt (Guisan & Zimmermann 2000), die biologische Bedeutung ist zum Teil schwierig zu interpretieren (Morrison et al. 1998).

1.4 Auswertung

Logistische Regression als verwendete Methode der Modellerstellung gilt allgemein als robust (Morrison et al. 1998). Manel et al. (1999) warnen jedoch, dass mit diesem Verfahren erstellte Modelle auch zufällig gut angepasst aussehen können und die Methode etwas anfällig ist für „zufällige“ Signifikanzen.

Die statistische Auswertung wird durch die insgesamt etwas **kleine Stichprobe** (vgl. 1.1) erschwert. Die von Guisan & Zimmermann (2000) empfohlene maximale Zahl von nicht mehr als $m/10$ Variablen in einem Modell wird dadurch häufig überschritten (m = Fälle mit Präsenz bzw. Absenz, hiervon der kleinere Wert). Die von Morrison et al. (1998) empfohlene minimale Stichprobengröße von 20 + 5 bis 10 pro erklärender Variable wird jedoch für fast alle Modelle erreicht. Eine statistische Auswertung des Datensatzes ist also problemlos durchführbar, etwas mehr Fälle wären aber wünschenswert.

Bei *C. arania* musste aufgrund korrelierter Variablen eine ganze Reihe eigentlich signifikanter Parameter von der Analyse ausgeschlossen werden. Eine Reduktion von Variablen könnte jedoch auch durch **Hauptkomponentenanalyse** erreicht werden, wie dies z. B. Buckland & Elston (1993) oder Manel et al. (1999) durchführten. Die ökologische Interpretierbarkeit der

Modelle, die ja eigentlich bei der logistischen Regression besonders günstig ist, wird dadurch jedoch deutlich erschwert. Möglicherweise wäre aber so eine bessere Modellgüte zu erreichen gewesen.

Bei den **kategorialen Variablen** mit mehr als 2 Kategorien führt der relativ kleine Stichprobenumfang dazu, dass in manchen Kategorien fast gar keine Beobachtungen oder aber ausschließlich Vorkommen bzw. Nichtvorkommen auftreten. Da dies zu untolerierbar hohen Standardfehlern der Koeffizienten führt, müssen in vielen Fällen Kategorien zusammengefasst werden. Die notwendige Zusammenfassung von Kategorien, besonders beim Biotoptyp, kann tatsächlich vorhandene Unterschiede zwischen solchen Kategorien verwischen. Zudem werden so Biotoptypen, in denen die Art immer vorkommt und die somit eigentlich sehr gut zwischen Vorkommen und Nichtvorkommen trennen können, mit weniger trennscharfen Kategorien vermischt. Ökologisch ist das nicht unbedingt sinnvoll, statistisch aber nicht anders möglich. Bei einer großen Zahl von Beobachtungen wäre zu erwarten, dass auch auf für die Art gut geeigneten Biotoptypen eine kleine Zahl von Nichtvorkommen auftritt, die Kategorien könnten dann getrennt bleiben. Alternativ könnten solche Flächen auch aus der Modellberechnung ausgeklammert werden, wenn für einen bestimmten Biotoptyp wirklich ausschließlich Vorkommen zu erwarten sind. Die entsprechenden Biotoptypen könnten dann der Modellformel als Term vorangestellt werden, der die Flächen automatisch mit Vorkommen belegt. Analog habe ich das für die sicheren Nichtvorkommen in völlig ungeeigneten Habitaten durchgeführt.

Eine Auswertung der Variable Nutzart ist praktisch unmöglich. Die überwiegende Zahl der Flächen wird gemäßigt, für die übrigen Nutzarten verbleiben kaum noch Werte, die Kategorie 0 (= keine Nutzung) ist zudem deckungsgleich mit der Kategorie 5 beim Nutzungszeitpunkt (nie/nicht jährlich). Da die Nutzungstypen sehr ungleiche Anteile an der Gesamtfläche haben, hätte hierauf bei der Stratifizierung Rücksicht genommen werden müssen. Möglich wäre es auch, in weiteren Untersuchungen gezielt unterschiedliche Nutzungsarten zu beprobieren. Zur Erstellung räumlich übertragbarer Modelle wäre es wichtig herauszufinden, ob die Art der Nutzung das Vorkommen der untersuchten Arten beeinflusst. Dies ist mit dem vorliegenden Datensatz nicht sicher auszuwerten.

Wünschenswert wäre es, für alle Modelle immer einen Fehler anzugeben und in der graphischen Darstellung ein 95%-**Konfidenzintervall** einzustecken. Die Berechnung des Konfidenzintervalls ist aus der Kovarianzmatrix möglich (Hosmer & Lemeshow 2000, Morrison et al. 1998). SPSS kann zwar Kovarianzmatrizen ausgeben, diese dann aber nicht automatisch in Konfidenzintervalle umsetzen. Bereits bei univariaten Modellen ist dann ein Maß an „Handarbeit“ notwendig, das dieses Vorgehen unpraktikabel macht. Ein nicht unwesentlicher Teil der Information über die Qualität der Modelle geht somit leider verloren.

Für die **Auswertung der Häufigkeiten** werden nur Flächen mit Nachweisen berücksichtigt, deshalb ist der Datensatz deutlich kleiner als für die Erstellung der Habitatmodelle. Daher ist es nicht überraschend, dass vor allem bei den kategorialen Variablen kaum signifikante Zusammenhänge festzustellen sind. Ohnehin muss die Aussagekraft der univariaten Auswertung mittels Rangkorrelationskoeffizienten bzw. Kruskal-Wallis-Test beschränkt bleiben. Eine räumliche Modellierung der Individuenzahlen bzw. Dichten wäre wünschenswert (Augustin et al. 1996), z. B. über Poisson-Regression oder multinomiale logistische Regression.

Da hierfür jedoch nur die Flächen mit Vorkommen verwendet werden, wäre dann ein anderes Probeflächendesign (Probeflächen nur in Flächen mit Vorkommen) oder aber ein deutlich größerer Stichprobenumfang erforderlich (vgl. 1.1).

1.5 Untersuchungsmaßstab

Einen erheblichen Einfluss auf die Ergebnisse hat der Untersuchungsmaßstab, also die Größe der betrachteten Rasterzellen (= Probeflächen). Grundsätzlich gilt: je größer die Rasterzellen gewählt werden, desto größer wird auch die Wahrscheinlichkeit eines Nachweises. Im Extremfall, dass das gesamte Untersuchungsgebiet nur einer einzigen Rasterzelle zugehörig wäre, hätten alle drei betrachteten Arten dort ein Vorkommen. Verbreitungsatlanzen basieren in der Regel auf solch groben Maßstäben. Bei der Klärung der spezifischen Habitatansprüche einer Art hilft jedoch ein solches Vorgehen kaum weiter. Cowley et al. (2001) untersuchen in einer Studie an Tagfaltern fünf verschiedene Maßstäbe: lokal, regional, national, europäisch und global. Auf lokaler Ebene werden 50 m-Raster betrachtet. Der Maßstab meiner Arbeit ist in Anlehnung daran als lokal zu bezeichnen, die Probeflächen sind mehr Punkte als Flächen. Zur Erstellung von Habitatmodellen ist dies vermutlich der richtige Ansatz.

Auch die Betrachtung zu kleiner Flächen bringt jedoch Probleme mit sich, da hierbei nicht der Tatsache Rechnung getragen wird, dass sich der Lebensraum eines Individuums in aller Regel nicht auf einen Punkt beschränkt und die Qualität eines Punktes auch von der Qualität der Umgebung abhängt. Welche Größe sollte nun gewählt werden? Diese hängt immer von der untersuchten Art und ihren Ansprüchen an die Habitatgröße ab – für Luchse ist ein anderer Maßstab nötig als für Schaumzikaden. Laymond & Barret (1986) nennen als Faustregel $\frac{1}{4}$ der normalen home-range eines Individuums, wobei sie für sehr heterogene Landschaften sowie stark spezialisierte Arten eine feinere Auflösung fordern. Wie groß das Habitat eines Individuum tatsächlich ist, dazu fehlen für die drei untersuchten Arten verlässliche Angaben. Insgesamt kann man vermuten, dass etwas größere Probeflächen angemessen gewesen wären, vor allem für *C. arcania*. Unter dem Gesichtspunkt, dass besonders die Steilstufen des Haupt- und Vortraufs äußerst kleinräumig und heterogen strukturiert sind, sind 900 m² allerdings eine sinnvolle Größe.

Bei Einbeziehung der Umgebung wird der Untersuchungsmaßstab größer. Bei größeren Radien werden hier Bereiche erreicht, die bei Cowley et al. (2001) in die Kategorie „regional“ fallen (500 m-Grid). Allerdings betrachte ich in dieser Arbeit das Vorkommen auch bei Berücksichtigung der Umgebung nur für die 30 x 30 m bzw. 5 x 5 m großen Probeflächen. Üblicherweise werden jedoch bei größerer Auflösung größere Flächen komplett hinsichtlich Vorkommen/Nichtvorkommen untersucht. Das hier gewählte Vorgehen hat demgegenüber den Vorteil, dass nicht automatisch ein größeres Gebiet komplett mit „Vorkommen“ belegt wird, obwohl mehr oder weniger große Bereiche davon ungeeignet sind. Werden neben den Umgebungsvariablen auch „Punktdaten“ im Modell berücksichtigt, so können innerhalb insgesamt geeigneter, größerer Gebiete präzise die für eine Art tatsächlich wertvollen Bereiche abgegrenzt werden. Es wird also die Qualität des Punktes berücksichtigt und dennoch der größere Kontext nicht vernachlässigt. Gerade für heterogene Landschaften eignet sich dieses Vorgehen, weil hier keine starren Grenzen großer Rasterzellen gezogen werden, sondern

Vorhersagen für kleinere Zellen getroffen werden und sich so besser kleinen Strukturen wie z. B. Hecken anpassen können.

Auch bei dieser Kombination aus Punkt und Fläche bleibt jedoch die Frage nach der richtigen Größe des Punktes (also der Probefläche). Sie kann dann sicherlich kleiner sein, als oben angesprochen, sollte aber keinesfalls „möglichst klein“ gewählt werden. Für *C. aranaria* ist zu vermuten, dass die für die flächendeckende Vorhersage der Habitateignung gewählte Auflösung von 2.5 m zu fein ist. So kleinräumig reagiert ein Falter mit seinem großen Aktionsradius wohl kaum. Bei den Schaumzikaden ist eine solch hohe Auflösung dagegen eher angemessen.

Doch auch hier stellt sich das Problem, dass eine Genauigkeit vorgetäuscht wird, die nicht erreicht werden kann, da die Datengrundlage für die unabhängigen Variablen meist einen größeren Fehler aufweisen wird. Bei einer Biotoptypenkartierung im Maßstab 1:5000, wie sie für das Untersuchungsgebiet vorliegt, ist sicherlich mit einer Ungenauigkeit von 10 m (entspricht 2 mm auf der Karte) zu rechnen. Auf jeden Fall ist es fragwürdig, die Habitateignung mit höherer Auflösung vorherzusagen, als die Anwesenheit erhoben wurde (Buckland & Elston 1993). Genau dies ist jedoch bei den beiden erstellten Habitateignungskarten mit ihrer 2.5-m-Auflösung der Fall.

Allerdings ist zumindest eine hohe Auflösung der Input-Karte erforderlich. Zum einen gehen sonst die schmalen linearen Strukturen verloren, zum anderen sind sonst die „Kreise“ zur Ableitung der Umgebungsvariablen besonders bei kleineren Radien nicht kreisförmig, überhaupt wären kleine Radien wie die verwendeten 25 oder 50 m nur noch wenig sinnvoll. Eine geringere Auflösung der Output-Karte wäre trotzdem möglich und auch angemessen, eventuell in 10 m Rastern, die sowohl der kleinräumigen Struktur als auch der Kartiergenauigkeit gerecht würden. Zu bedenken ist jedoch auch, dass bei grober Auflösung die Areale mit Vorkommen immer größer werden, also überschätzt werden (He & Gaston 2000). Würde etwa das gesamte Untersuchungsgebiet einer Vorhersageeinheit entsprechen, hätte *C. aranaria* eine Verbreitung auf einer Fläche von 21 km². Tatsächlich findet sie jedoch vermutlich auf weniger als einem Fünftel der Fläche geeigneten Lebensraum.

Es gilt also, einen Kompromiss zu finden zwischen zu geringer Auflösung, die Zusammenhänge verwischt und geeignete Flächen überschätzt, und zu hoher Auflösung, welche dem Verhalten der Organismen sowie der Auflösung unabhängiger Daten nicht gerecht wird. Für die Datenerhebung scheint dies zufriedenstellend verwirklicht, die Auflösung der Habitateignungskarten dagegen ist zu hoch. Hier wäre es eventuell auch sinnvoll, verschiedene Auflösungen zu testen und die Ergebnisse zu vergleichen.

2 Diskussion der Ergebnisse

2.1 Ökologische Interpretation

2.1.1 *Coenonympha arcania*

2.1.1.1 Inzidenz: Univariate Modelle

Probeflächenparameter

Die univariaten Verläufe der zwölf für die Modellbildung berücksichtigten Variablen spiegeln weitgehend die Angaben aus der Literatur wider. Beim **Biototyp** lässt sich eine klare Bevorzugung von Extensivwiesen, Magerrasen, Säumen und Hecken erkennen, was genau den Literaturangaben entspricht: Ebert & Rennwald (1991) nennen als Habitat „mageres, relativ trockenes Arrhenatherion“, höherwüchsige Magerrasen, thermophile Säume, Gebüsche sowie Vorwaldstadien und Waldränder. Vermutlich kommen nur hier die von den Raupen bevorzugten, mageren Gräser vor. Beim Biototyp Hecken wäre noch der Frage nachzugehen, ob eventuell thermophile Hecken bevorzugt werden. Für die Untersuchung wurden thermophile und mesotrophe Hecken nicht getrennt betrachtet.

Die Annahme einer Vorkommenswahrscheinlichkeit von Null für Äcker und in Wäldern wird ebenfalls durch die Literatur gestützt. Äcker finden sich in keiner Quelle als Lebensraum. Wälder könnten dagegen sehr wohl besiedelt werden, allerdings nur sehr lichte Wälder oder aber Schneisen, Lichtungen und Schlagfluren (Settele et al. 1999). Solche Habitate wurden nicht beprobt. Für sie gelten die hier erstellen Modelle mit der vorgeschalteten Regel „Wald = Vorkommenswahrscheinlichkeit 0“ jedoch folglich nicht.

Ebert & Rennwald (1991) vermuten, dass die Art empfindlich auf Mahd reagiert, Feldmann et al. (1999) beobachteten *C. arcania* in Bereichen „wo das Gras [...] nicht oder nur sehr selten gemäht wird“. Dies deckt sich mit dem Ergebnis, dass späte **erste Nutzungszeitpunkte** nach dem 15.Juli bzw. keine oder unregelmäßige Nutzung sehr viel höhere Vorkommenswahrscheinlichkeiten bedingen. Eine Ursache hierfür dürfte wohl sein, dass die Falter während ihrer Flugzeit im Juni keine strukturarmen Flächen mit niedriger Vegetation aufsuchen. Niedrigwüchsige Vegetation wird nach Ebert & Rennwald (1991) eher gemieden, eventuell werden die Eier nur in ausreichend hoher Vegetation abgelegt. Zum anderen verhindert frühe Mahd die Versaumung der Flächen, die einer Etablierung förderlich ist (siehe unten). Zudem bedeutet frühe Nutzung in der Regel auch nährstoffreichere Biototypen, in denen die als Larvenfutterpflanzen wichtigen Magergräser nicht vorkommen. In diesem Zusammenhang wären weitergehende Untersuchungen zur Art der Nutzung wichtig, die hier aufgrund der zu geringen Datengrundlage nicht möglich sind. Nach Bink (1992) bevorzugen die Falter extensiv beweidete Flächen. Höhfeld (2002) konnte allerdings auf unterschiedlich genutzten Flächen, die von ihrer sonstigen Struktur her grundsätzlich für die Art geeignet waren, keine Unterschiede in der Falterdichte ausmachen.

Die **Versaumung** ist ein indirektes Maß für die Nutzungsintensität und oft auch für die Entfernung zu Grenzstrukturen wie Gebüschen- und Waldrändern. Versaumte Flächen werden

nicht jährlich oder spät genutzt, es handelt sich um die bevorzugten Biototypen, oft sind es kleinräumig strukturierte Flächen mit einem Mosaik aus Magerrasen, Säumen und Hecken. Offensichtlich wirken sich die Faktoren, die zu einer Versaumung der Vegetation führen, günstig für die Falter aus. Generell begünstigt Versaumung die nach Hermann (mündl. Mitteilung) bevorzugte Raupenfutterpflanze *Brachypodium pinnatum*. Auch Ebert & Rennwald (1991) geben „versaumende“ Flächen als Lebensraum an, Höhfeld (2002) fand in Säumen die höchsten Aktivitätsdichten.

Eine leichte **Beschattung** sowie das Vorhandensein einer **Baumschicht** wirken sich positiv aus, ein Zusammenhang, den auch Höhfeld (2002) feststellte. Nun ist nicht anzunehmen, dass diese Art „warmtrockener Lagen“ (Feldmann et al. 1999) auf Schatten angewiesen ist. Vielmehr benötigen zumindest die Männchen Büsche oder Hecken als Revieransitze und zum Sonnen (Ebert & Rennwald (1991) und eigene Beobachtungen). Darauf dürfte auch der positive Einfluss von zunehmendem **Heckenanteil** und **Verbuschung** zurückzuführen sein, der sich auf den von Höhfeld (2002) untersuchten Flächen ebenfalls zeigte. Zudem befinden sich Bäume und Hecken in der Regel auch auf eher extensiv genutzten, versaumenden Flächen. Eine intensive landwirtschaftliche Nutzung ist bei vielen Hindernissen kaum möglich.

Daraus sollte allerdings nicht der Schluss gezogen werden, eine flächendeckende Sukzession zu Gebüschen wäre für *C. arcana* besonders förderlich. Laut Schweizerischer Bund für Naturschutz (1991) stellt eine zu starke Verbuschung nicht mehr genutzter Flächen sogar eine der Ursachen für den Rückgang der Art dar. So ist es wohl mehr der Übergangsbereich zwischen Hecken und Offenland, die Grenzvegetation, die besonders günstig ist (Bink 1992). Nach Bink (1992) sowie Feldmann et al. (1999) trifft dies auch für Waldränder zu. Da es in dieser Untersuchung kaum Flächen gab, die Wald – Offenland Grenzlinien aufwiesen, kann dies hier nicht bestätigt werden. Ein gezieltes Beproben von Grenzstrukturen würde hier Aufschluss geben. Cowley et al. (2000) untersuchten Waldränder sogar als eigenständigen Biototyp.

Ein weiterer Grund für die Bevorzugung von Standorten mit Grenzstrukturen könnte darin liegen, dass hier das Mikroklima für die Larvalentwicklung günstiger ist. Bink (1992) gibt an, dass *C. arcana* auf ein ausgeglichenes Mikroklima angewiesen ist. Auch finden sich in diesem Grenzbereich oft die günstigen, nicht genutzten Säume mit hoher Vegetation und Magergräsern. Ich konnte allerdings nicht bestätigen, dass sich die adulten Falter „nur ausnahmsweise weiter als 10 m vom Gebüsch“ entfernen, wie dies Ebert & Rennwald (1991) angeben.

In den Ergebnissen für **Neigung** und **Exposition** spiegelt sich eine deutliche Bevorzugung relativ steiler Hänge und eine schwächere Präferenz südwest-exponierter Lagen wider. Dies ist für eine Art warmtrockener Lagen auch so zu erwarten. Etwas überraschend ist, dass der Zusammenhang zur Südexposition nicht stärker ist. Dies könnte darin begründet sein, dass die Anstiege des Haupt- und Vortraufs eher südwest- bis westexponiert sind. Die bevorzugten Lebensräume befinden sich an diesen Hängen, wodurch auch die West-Präferenz zu stande kommen dürfte. Die Art ist allerdings keineswegs auf stark geneigte Flächen beschränkt. Es scheint es eher so zu sein, dass die flachen Lagen meist intensiv genutzt werden und somit als Habitat ausscheiden. Es gibt jedoch auch einige wenige magere, extensiv genutzte und reich strukturierte Flächen, die kaum geneigt sind. Hier ist *C. arcana* ebenso zu

finden. Die Neigung dürfte somit eher ein indirektes Maß für Vegetation und Nutzung darstellen.

Die **Vegetationsstruktur** hat insgesamt einen überraschend schwachen Einfluss. Möglicherweise war der Maßstab der Erfassung zu grob, da es vermutlich mehr die Larven sind, die auf die Vegetationsstruktur und das dadurch erzeugte Mikroklima empfindlich reagieren (Thomas et al. 2001). Die Bevorzugung eher lockerer Vegetation bestätigt die Angaben in Bink (1992) und steht wohl auch in Zusammenhang mit der Vorliebe für extensive, magere, trockene Lebensräume, deren Vegetationsdecke tendenziell eher schütter ist. Genau diese Biotoptypen haben häufig eine stark ausgebildete Moosschicht, so dass der positive Zusammenhang von Vorkommen und Deckung der Moosschicht folgerichtig ist. Ob Kraut- und Moosschicht eher indirekt wirken, also mehr ein Maß für günstige Biotoptypen mit den richtigen Raupenfutterpflanzen darstellen, oder ob eine mehr direkte Wirkung auf das Mikroklima besteht oder aber eine Kombination aus beidem, ist nicht sicher zu sagen.

Umgebungsvariablen

Nach Cowley et al. (2000) hat das Habitat einen starken Einfluss auf Überleben und Reproduktion. Folglich sollte die Zusammensetzung des Habitats, also die Landschaftsstruktur, einen Einfluss auf die Verteilung der Art zeigen. Bei *C. arcania* trifft dies offensichtlich zu. Aus dem starken Einfluss der Umgebungsvariablen wird zudem deutlich, dass die Probeflächen wohl nur einen Ausschnitt des Aktions- und Lebensraumes darstellen, der nicht unabhängig von der Beschaffenheit der Umgebung ist.

Die Biotoptypen, welche schon auf Ebene der Probeflächen ausschließlich Vorkommen zeigten (Säume, Hecken), erhöhen auch in der Umgebung die Vorkommenswahrscheinlichkeit. Die Typen mit geringer Vorkommenswahrscheinlichkeit auf den Probeflächen (Ackerbrachen, Fettwiesen, Fettwiesen mit Magerkeitszeigern) zeigen erwartungsgemäß einen negativen Einfluss. Der unimodale Verlauf für Magerrasen und Extensivwiese ist mit den bereits diskutierten Habitatansprüchen gut zu erklären. Hier handelt es sich um Biotoptypen, bei denen das Vorkommen vermutlich von weiteren Faktoren abhängt. Generell sind solche Flächen geeignet, aber wohl nur, wenn sich auch die für die Art so bedeutsamen Grenzstrukturen (Hecken, Bäume, Säume) darin befinden. Ausschließlich mageres Grünland dürfte zu strukturarm sein.

Auch bei grundsätzlich geeigneten Biotoptypen scheint also die Zusammensetzung dieser „geeigneten Fläche“ nicht gleichgültig zu sein. Dies zeigt sich gut bei der zusammenfassenden Umgebungsvariable „Anteil Hecke an geeigneter Fläche“. Auch diese Variable zeigt einen unimodalen Verlauf. Wenn sich die geeignete Fläche auf Hecken beschränkt, aber kein geeignetes Offenland (mageres Grünland bzw. Säume) vorhanden sind, so ist dies für *C. arcania* vermutlich nicht ausreichend. Wenn umgekehrt nur solche Offenland-Biotoptypen, aber kein Gebüsch die geeignete Fläche ausmachen, so wirkt sich dies wohl ebenfalls negativ auf die Vorkommenswahrscheinlichkeit aus. Am unimodalen Verlauf der Kurven für die beiden in den Modellbildungsprozess einbezogenen abgeleiteten Umgebungsvariablen („Magerrasen + Extensivwiese“ sowie „Anteil Hecke an geeigneter Fläche“) zeigt sich also die Bevorzugung mosaikartig strukturierter Landschaft, wie dies auch von Bink (1992) beschrieben wird.

Insgesamt hat die nähere Umgebung einen stärkeren Einfluss als die weitere, obwohl R^2_N auch für den größten Radius von 250 m, der immerhin eine Fläche von fast 20 ha einschließt, für einige Variablen noch hohe Werte erreicht. Die Fang-/ Wiederfang-Untersuchungen von Höhfeld (2002) ergaben, dass sich die Mehrzahl der Individuen kaum mehr als 100 bis 150 m bewegt. Bink (1992) gibt als Flächenbedarf 4 ha an, was einem Radius von ca. 110 m entspricht. Es wäre also anzunehmen, dass in diesem Umkreis die Umgebung den größten Einfluss hat. Tatsächlich scheint der Einfluss der Umgebung jedoch in zwei Komponenten zu zerfallen. Auf der einen Seite steht die unmittelbare Umgebung. Hier scheint der „Heckenanteil an geeigneter Fläche“ eine überragende Rolle zu spielen. Für die weitere Umgebung bis 150 m ist dagegen wohl mehr von Bedeutung, dass die betrachtete Fläche in einen geeigneten Kontext eingebunden ist, die Umgebung also aus einem mittleren Anteil mageren Grünlands besteht, das durch Säume und Hecken strukturiert wird. Innerhalb eines geeigneten Gebietes scheint das kleinräumige Vorkommen also von Strukturen wie Hecken maßgeblich beeinflusst zu werden.

2.1.1.2 Inzidenz: Multivariate Modelle

Das beste **Modell aus den Probeflächenparametern** (M 1-7) weist hinsichtlich der ökologischen Interpretation einige Schwächen auf. So erhält der Biotoptyp Fettwiese die höchste Vorkommenswahrscheinlichkeit aller Biotoptypen. Dies kommt vermutlich dadurch zustande, dass von den vier Variablen im Modell drei kategorial sind. Die Verwendung vieler Kategorien schlägt sich auch in den teilweise hohen Standardfehlern der Regressionskoeffizienten nieder (Anhang 2.2). Für die drei kategorialen Variablen ergeben sich 50 verschiedene Kombinationen, von denen 19 jedoch nicht im Datensatz vorkommen. Werden für solche Kombinationen dann wenig sinnvolle Werte geschätzt, fällt das in der Modellbewertung nicht auf: es gibt für diese Kombinationen keine Beobachtungen, die falsch klassifiziert werden könnten.

Früh genutzte Flächen ohne Hecke und Baumschicht haben korrekterweise immer eine niedrige Vorkommenswahrscheinlichkeit unter dem Schwellenwert, unabhängig vom Biotoptyp. Dass hier die Fettwiese etwas höher liegt als die anderen Typen, macht sich folglich nicht durch falsche Prognosen bemerkbar, zumal nur wenige Fettwiesen im Datensatz vorhanden sind. Spät genutzte Fettwiesen existieren nicht, so dass die hierfür prognostizierten sehr hohen Vorkommenswahrscheinlichkeiten in der Realität gar nicht auftreten können. Analoges gilt auch für Ackerbrachen und Fettwiesen mit Magerkeitszeigern, besonders auch für hohe Heckenanteile und für „Baumschicht vorhanden“, was bei diesen Biotoptypen im Untersuchungsgebiet nicht auftritt.

Im Grunde müsste das Modell also beschränkt bleiben auf die Kombinationen von Variablen, die tatsächlich beobachtet wurden. Für andere Kombinationen ist eine Aussage nicht zulässig. Es kann mit hoher Wahrscheinlichkeit davon ausgegangen werden, dass manche Kombinationen gar nicht auftreten können. Beispielsweise werden Flächen mit hohem Heckenanteil und einer Baumschicht kaum Fettwiesen mit der dazu nötigen intensiven Bewirtschaftung sein. Solche Faktorenkombinationen wären allenfalls denkbar, wenn intensive Flächen aus der Bewirtschaftung genommen werden und einige Jahre brauchen, um auszu-

hagern. Ob das Modell mit der Vorhersage einer hohen Vorkommenswahrscheinlichkeit für diesen Fall richtig liegt, kann nicht beurteilt werden.

Dennoch bleibt das Modell in seiner Kernaussage sinnvoll: Flächen mit später Nutzung (nach dem 15. Juli), viel Heckenanteil und/oder einer vorhandenen Baumschicht haben hohe Vorkommenswahrscheinlichkeiten. Dies deckt sich durchaus mit der in der Literatur beschriebenen Präferenz für Grenzstrukturen und extensiv genutzte Flächen.

Die beiden **Modelle aus Probeflächen- und Umgebungsvariablen** haben ohne den Biotoptyp eine kategoriale Variable weniger, wodurch die Probleme des obigen Modells an Bedeutung verlieren.

Bei Modell 2-1 ist fraglich, warum der Nutzungszeitpunkt 16. Juli – 15. August die höchsten Vorkommenswahrscheinlichkeiten erhält, höher auch als Nutzung nach dem 15. August bzw. Nullnutzung. Im unimodalen Modell schien dieser Zeitpunkt für *C. arcana* ungünstiger zu sein als die letztgenannten. So, wie sich dieses Modell darstellt, scheint es jedoch hinsichtlich der Nutzung eine deutliche Grenze zu geben zwischen Terminen bis 15. Juli und solchen danach bzw. einer Nullnutzung. Innerhalb dieser beiden Gruppen sind die Unterschiede nur klein. Ökologisch ist dies nicht unsinnig. Entscheidend ist vermutlich, dass zur Flugzeit die Vegetation hoch steht und die Nutzung das Aufkommen von Magergräsern ermöglicht. Beides ist wohl bei Nutzung nach dem 15. Juli bzw. Nullnutzung gewährleistet. Die im unimodalen Modell festgestellten Unterschiede wären dann mehr durch die kleine Stichprobe bedingt oder aber dadurch, dass späte Nutzungszeitpunkte fast immer auch mit den präferierten Biotoptypen gekoppelt sind. Der Nutzungszeitpunkt wäre somit ein indirektes Maß für den Biotoptyp und würde in seinen feineren Abstufungen besser ausgedrückt durch die beiden Umgebungsvariablen. In diesem Fall wäre es sinnvoller, die Nutzzeit auf zwei Kategorien zu reduzieren, so wie dies in Modell 2-2 realisiert ist.

Betrachtet man Modell 2-2, so fällt auf, dass bei allen Faktorenkombinationen (außer bei „frühe Nutzung“ + „keine Baumschicht vorhanden“) die Fläche über dem Schwellenwert sehr groß ist, die Annahme liegt also nahe, *C. arcana* sei eine Art, die eine weite Spanne von Umweltbedingungen toleriert. Dabei ist allerdings zu berücksichtigen, dass in der realen Landschaft Flächen dominieren, wie sie in Abb. III-5, Teildiagramm 1 („1. Nutzung bis 15. Juli“, „keine Baumschicht“) und dort ganz links (wenig „Magerrasen + Extensivwiese im Radius 100 m“) repräsentiert sind. Innerhalb eines für sie günstigen Bereichs hat *C. arcana* wohl durchaus ein weites Spektrum möglicher Habitate, nur ist dieses Spektrum in einer realen Landschaft kaum vertreten. Ähnliches fanden Cowley et al. (2001) für *Coenonympha pamphilus*, die innerhalb ihres Habitats (ungedüngtes Grünland) weitverbreitet und häufig ist, im Verhältnis zum tatsächlich vorhandenen Habitatangebot aber eine enge Nische aufweist. Weiterhin fällt bei diesem Modell auf, dass die Kurvenverläufe für „frühe Nutzung“ + „Baumschicht vorhanden“ und „späte Nutzung“ + „keine Baumschicht“ fast identisch sind. Vermutlich können auch bei früher erster Nutzung in die Fläche eingestreute Strukturen Bedingungen schaffen, die den frühen Nutzungszeitpunkt kompensieren. Vielleicht sind diese Flächen (meist wohl Streuobstwiesen) weniger gedüngt, oder sie werden anders genutzt (beweidet statt gemäht, weniger kurz gemäht). Insgesamt wird in diesem Modell die Abhängigkeit der Art von einer mosaikartig strukturierten Landschaft mit Hecken, Einzelbäumen und magerem Grünland deutlich, das erst spät (nach Mitte Juli) oder gar nicht genutzt wird.

Das **Modell zur flächendeckenden Prognose** stützt sich allein auf die beiden Umgebungsvariablen. In Anbetracht der Tatsache, dass die Vorkommenswahrscheinlichkeit in einem erheblichen Maß von der Umgebung abhängt, ist dies ein zwar sehr simples, aber durchaus sinnvolles Modell. Durch die Kombination eines großen Radius (100 m) mit einem kleinen (25 m) wird zudem sicher gestellt, dass der Lebensraum zum einen großflächig geeignet ist, zum anderen im Bereich der Fläche, für welche die Vorkommenswahrscheinlichkeit geschätzt wird, kleinräumig strukturiert ist. Cowley et al. (2000) verwenden ausschließlich einen aus der Habitatzusammensetzung abgeleiteten Index, um mit logistischer Regression Modelle für eine ganze Reihe von Tagfaltern zu bilden. In vielen Fällen (z. B. bei *C. pamphilus*) können sie damit gute Ergebnisse erzielen, meist sogar bessere als mit Hilfe der Raupenfutterpflanzen. Sie folgern, dass dieser Ansatz vor allem bei vergleichsweise wenig mobilen Arten erfolgversprechend ist, die starke Habitatbindungen zeigen, sesshaft genug sind, um nicht in großem Umfang in anderen Habitaten aufzutreten, und innerhalb ihrer Habitate weitverbreitet sind. Diese Kriterien treffen auch auf *C. aranaria* zu (Bink 1992).

Noch mehr als bei Modell 2-2 überrascht bei Modell 3-1 die äußerst große Fläche über dem Schwellenwert (Abb. III-6). Doch auch hier trifft wieder zu, dass die Mehrzahl der tatsächlich ausgeprägten Faktorenkombinationen sich in der linken unteren Ecke befindet, in welcher alle relativ fetten, strukturarmen Grünlandkomplexe und Ackerbrachen angesiedelt sind. Nur 18% des gesamten Untersuchungsgebiets stellen nach Modell 3-1 geeignetes Habitat dar. Aus der Habitatemplikarte ist ersichtlich, dass die geeigneten Flächen fast ausschließlich auf die strukturreichen Anstiege beschränkt sind. Dabei stellt der Hassbergtrauf ein Gebiet dar, das insgesamt für die Art günstig ist. In anderen Regionen finden sich kleinflächig strukturierte, extensiv genutzte Bereiche in sehr viel geringerem Ausmaß. Inwieweit die Habitatemplikarte mit den tatsächlichen Vorkommen von *C. aranaria* übereinstimmt, könnte stichprobenartig validiert werden.

Insgesamt vermag die Kombination der beiden Umgebungsparameter überraschend gut die für das Vorkommen nötigen Bedingungen zu beschreiben, eine in ausreichend großem Umkreis extensiv genutzte und reich strukturierte Landschaft. Modell 3-1 ist auch ein Beispiel dafür, wie viele direkt wirkende Variablen mit gutem Erfolg durch wenige, eher indirekte Variablen wie den Biotoptyp und daraus abgeleitete Umgebungsparameter ersetzt werden können.

Aus den bislang geschilderten Zusammenhängen lässt sich ein „**Optimalhabitat**“ für *C. aranaria* ableiten. Die besten Lebensräume sind eingebunden in einen größeren Komplex (Durchmesser mindestens 200 m) aus magerem Grünland (Extensivwiesen und Magerrasen), Säumen und Hecken. Dieser Komplex sollte möglichst kleinräumig strukturiert sein, also möglichst viele Grenzstrukturen zwischen Gebüschen/Hecken und Offenlandbereichen enthalten. Der Grünland-Anteil sollte 80% nicht überschreiten, der Rest aus Säumen und Hecken bestehen. Einzelne Bäume erhöhen noch die Attraktivität. Die Flächen werden idealerweise nach Mitte Juli oder nur unregelmäßig genutzt.

Diese Ergebnisse stehen in keinem einzigen Punkt im Gegensatz zu Literaturangaben. Alle in Bink (1992), Ebert & Rennwald (1991), Schweizerischer Bund für Naturschutz (1991), Settele et al. (1999) und Weidemann (1995) verfügbaren Informationen zu Ökologie und Habitatpräferenz bestätigen die gefundenen Ergebnisse. Ob die in dieser Untersuchung erstmals

durchgeführte Quantifizierung der Wirkung einzelner Variablen in Zeit und Raum übertragbar ist, müssen dagegen weitergehende Untersuchungen zeigen.

Deutlich wird die Bedeutung einzelner Variablen. Insgesamt zeigt sich, dass die Habitat-Zusammensetzung und der „Zeitpunkt der 1. Nutzung“ Variablen sind, die einen großen Teil der Varianz erklären, so dass mit deren Hilfe ein Großteil der Flächen bezüglich ihrer Habitateignung richtig eingeordnet werden kann. Andere Variablen können nur noch wenig zusätzliche Information bringen bzw. sind oft mit den angesprochenen Parametern verknüpft. Dies gilt auch für Neigung und Exposition. Die beobachtete Tendenz zu südwestlich exponierten, steilen Lagen ist wohl auf die dort häufig anzutreffenden Hecken und Säume zurückzuführen. Dass diese Flächen weitgehend auf extreme Lagen beschränkt sind, ist Ausdruck der derzeitigen Nutzung. Ob eine tatsächliche Präferenz für ausgesprochen warme Lagen besteht, lässt sich deshalb kaum feststellen. Es gab allerdings eine Reihe von Nachweisen auf kaum geneigten Flächen. Somit dürften die angesprochenen Zusammenhänge auch dann ihre Gültigkeit bewahren, wenn etwa aufgrund geänderter Bewirtschaftungsformen magere, extensiv genutzte, strukturreiche Grünländer auch in flachen Lagen entstehen könnten. Unter diesem Gesichtspunkt wäre das flächendeckende Prognosemodell M 3-2, welches auch die Neigung miteinbezieht, nicht besser als M 3-1, das in dieser Arbeit zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung verwendet wurde.

2.1.1.3 Häufigkeit

Die Habitatzusammensetzung der Umgebung spielt auch für die Häufigkeit innerhalb einer Probefläche eine große Rolle. Interessant ist, dass hier nur die nähere Umgebung (Radius 25–50 m) einen Einfluss zu haben scheint. Vermutlich ist *C. arcania* innerhalb eines geeigneten Habitatkomplexes nicht gleichmäßig verteilt, sondern tritt kleinräumig dort in größeren Dichten auf, wo die Habitatqualität besonders günstig ist.

Für Magerrasen und Extensivwiesen lässt sich kein Einfluss auf die Häufigkeit nachweisen. Dies könnte auch dadurch bedingt sein, dass der Kurvenverlauf glockenförmig ist und so der Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman keinen signifikanten linearen Zusammenhang aufdecken kann. Dafür würde sprechen, dass der Heckenanteil, welcher bei der Vorkommenswahrscheinlichkeit ebenfalls einen unimodalen Verlauf zeigt, hier ebenfalls nicht signifikant ist. Es könnte jedoch auch sein, dass mageres Grünland nur zur Schaffung eines geeigneten Lebensraumes wichtig ist, innerhalb dessen die Häufigkeit mehr von kleinräumigen Strukturen (Hecken, Einzelbäumen, Säumen) bestimmt wird.

Der Zusammenhang zwischen Probeflächenparametern und Häufigkeit zeigt, dass eine hohe Vorkommenswahrscheinlichkeit, welche ja als hohe Habitatqualität interpretiert werden kann, mit höheren Dichten verknüpft ist. Dies muss nicht so sein (Laymond & Barret 1986), kann aber für viele Arten angenommen werden (Augustin et al. 1996) und dürfte für *C. arcania* wohl zutreffen. Dies wird noch unterstrichen durch den Zusammenhang zwischen vom besten Modell vorhergesagter Habitatqualität und beobachteter Häufigkeit. Für das beste Modell (M 2-2) ist anzunehmen, dass es die Habitatqualität am zuverlässigsten vorhersagen kann und am besten zwischen Habitaten hoher und niedriger Qualität zu trennen vermag. Tatsächlich treten höhere Dichten (Häufigkeitsklasse 3 und 4, also mehr als 5 Sichtungen) ausnahmslos bei hoher vorhergesagter Habitatqualität auf.

2.1.2 *Lepyronia coleoptrata*

2.1.2.1 Inzidenz: Univariate Modelle

Probeflächenparameter

Im Untersuchungsgebiet erreicht *L. coleoptrata* nur in zwei **Biototypen** höhere Vorkommenswahrscheinlichkeiten, nämlich auf Ackerbrachen und Extensivwiesen. Dies steht den Angaben in Ossiannilsson (1981) und Schiemenz (1988) entgegen, die Art sei eurytop und finde sich auch auf Magerrasen. Zwar sind auch auf Magerrasen Vorkommen zu verzeichnen, zu den bevorzugten Lebensräumen gehören diese jedoch am Hassbergtrauf wohl nicht. Die starke Präferenz für Ackerbrachen ist etwas überraschend. Leider wurden von diesem Biototyp nur sieben Flächen beprobt, bei denen zudem nicht zwischen ein- und mehrjährigen Brachen unterschieden wurde. Es ist jedoch anzunehmen, dass sich die Art nur auf mehrjährigen Brachen etablieren kann, da ich sie nur hier nachweisen konnte. Auch auf Äckern kann sich *L. coleoptrata* vermutlich nicht erfolgreich fortpflanzen, hier finden sich allenfalls adulte Tiere, die vermutlich von benachbarten Flächen eingewandert sind. Das Gleiche gilt für Säume. Vermutlich findet *L. coleoptrata* auch auf feuchterem Grünland günstige Lebensbedingungen. Solche Flächen wurden hier jedoch nicht untersucht.

Generell scheint die **Versaumung** der Vegetation mit dem Entstehen ungünstiger Habitatbedingungen einherzugehen. Die Ursachen hierfür liegt wohl darin, dass es die tendenziell gemiedenen Habitate „Magerrasen“ und „Saum“ sind, die in die Kategorie „Versaumung“ fallen. Somit wäre Versaumung dann nur ein anderes Maß für den Biototyp. Ähnliches dürfte auch für die **Verbuschung** zutreffen, denn verbuscht sind vorwiegend Magerrasen und Säume.

Hinsichtlich der **Sonneneinstrahlung** bevorzugt *L. coleoptrata* gemäßigte Bedingungen, also mittel geneigte Lagen mit östlicher oder westlicher Exposition. Südexponierte und stärker geneigte Flächen sind vermutlich zu trocken, aus demselben Grund werden wohl auch die warm-trockenen Biototypen gemieden. Diese Biototypen sind nicht generell ungeeignet, es wurden Vorkommen auf Magerrasen beobachtet. Möglicherweise ist der Boden aber in vielen Fällen so trocken, dass der Wasserhaushalt in den Wirtspflanzen den Ansprüchen der am Xylem saugenden Larven nicht mehr genügt, wie Biedermann (1997) dies bei *N. albipennis* vermutet. Das Vorkommen würde somit auch von Bodentyp und Bodenfeuchte beeinflusst. Ungeneigte Flächen werden im Gebiet dagegen zu intensiv bzw. zu früh genutzt, was der Art schadet; ein direkter Einfluss der fehlenden Neigung ist hier nicht zu vermuten.

Bezüglich der **ersten Nutzung** ist ein früher Termin bis Mitte Juni schlecht für die Etablierung. Die Vermutung liegt nahe, dass die Larven dann noch nicht geschlüpft sind und die Eier geschädigt werden. Da die früh genutzten Flächen oft sehr kurz (ca. 2 cm) geschnitten werden, werden die Eier möglicherweise mit dem Mähgut abtransportiert. Auch eine späte Nutzung nach der Eiablage im Herbst scheint sich negativ auf die Art auszuwirken. Der Schnitt ist bei spät genutzten Flächen zwar nicht so tief. Dennoch werden die dicht über dem Boden an die Pflanzen abgelegten Eier dann freigestellt und vertrocknen möglicherweise. Generell sind die Eier wohl am empfindlichsten gegenüber einer Nutzung der Flächen, während die Imagines am wenigsten durch Nutzung beeinträchtigt scheinen. Interessant

wäre es, verschiedene Nutzungsarten genauer zu untersuchen. Es ist denkbar, dass Beweidung sich anders auswirkt als Mahd oder Mulch, besonders auf die Larven.

Die Kurve für die **Moossschicht** verläuft ähnlich wie die der Neigung und kann ähnlich interpretiert werden. Ein kausaler Zusammenhang mit der Moossschicht kann wohl weniger vermutet werden. Vielmehr findet sich die bevorzugte mittlere Mooschicht-Deckung unter gemäßigten Nutzungs- und Wärmebedingungen. Niedrige Deckungen treten dagegen bei intensiver Nutzung auf, hohe Deckungen auf sehr trockenen Flächen mit Magerrasen oder Säumen. Auch **Offenboden** tritt vor allem auf letztgenannten auf, so dass die niedrige Vorkommenswahrscheinlichkeit auf Flächen mit offenen Bodenstellen nicht überrascht.

Das verstärkte Auftreten von Adulten bei höherer Krautschicht im Juli hat vermutlich methodische Ursachen: je höher die **Krautschicht**, desto weiter über dem Boden können sich die Tiere aufhalten und sind dann besser mit dem Käscher zu erfassen. Genauso ist die Tatsache zu beurteilen, dass der im Larven-Modell sehr günstige erste Nutzungszeitpunkt „Mitte Juli bis Mitte August“ auf das Vorkommen der Imagines einen scheinbar weniger positiven Einfluss hat. Die Erfassung der Imagines erfolgte jedoch Ende Juli, zu einem Zeitpunkt also, zu dem die Vegetation auf solchen Flächen nur wenige Zentimeter hoch war.

Umgebungsvariablen

Die Umgebung hat nur einen sehr geringen Erklärungsgehalt für das Vorkommen, sämtliche R^2_N -Werte liegen unter 0.08, während sie bei *C. arcana* bis über 0.4 reichten. Warum hat die Umgebung hier einen so viel geringeren Einfluss? Eine Ursache hierfür dürfte wohl darin liegen, dass die Habitatgröße von Schaumzikaden ungleich kleiner ist als die von *C. arcana*. Fang-Wiederfang-Experimente von Biedermann (1997) an *N. albipennis* ergaben, dass sich die Individuen innerhalb ihres Habitats kaum mehr als 10 m fortbewegen. Wenn Ähnliches für *L. coleoptrata* gilt, so dürfte die Beschaffenheit der Umgebung kaum die Habitatqualität einer Probefläche beeinflussen. Ob die Fläche jedoch auch tatsächlich besiedelt ist, hängt vermutlich durchaus von der Entfernung zum nächsten Vorkommen ab (Biedermann 1997), und diese wiederum wird sehr wohl in hohem Maße von der Qualität der Umgebung bestimmt.

Zur Fernausbreitung von Schaumzikaden gibt es kaum Untersuchungen (Peck 1999). Die Ergebnisse dieser Arbeit scheinen darauf hinzu deuten, dass ein Austausch über mehr als 200 m wohl eher die Ausnahme darstellt, denn ab dieser Entfernung ist praktisch kein Einfluss der Umgebung mehr zu erkennen. Deutlich wird, dass die Vorkommenswahrscheinlichkeit steigt, wenn sich im Radius von 100 m ein hoher Anteil ($> 40\%$) geeigneter Fläche (mehrjährige Ackerbrache, Extensivwiese) befindet. Hohe Anteile der ungünstigen Magerrasen im Radius von 50 m wirken dagegen wahrscheinlich als Barriere.

Diese Ergebnisse sind jedoch kritisch zu beurteilen. Ackerbrachen sind innerhalb den Probeflächen unterrepräsentiert, auch Flächen in der Umgebung von Ackerbrachen. Deshalb liegen nur sehr wenige Werte zu Flächen vor, die einen hohen Anteil dieses Biotoptyps in ihrer Umgebung aufweisen. Die Datengrundlage erscheint deshalb als nicht ausreichend, um die Variable „Anteil geeigneter Fläche im Radius 100 m“ zur Bildung multivariater Modelle zu verwenden zu. Die Art des Zusammenhangs scheint logisch, um ihn genauer quantifizieren zu können, wären jedoch weitere Untersuchungen notwendig.

2.1.2.2 Inzidenz: Multivariate Modelle

Im besten **Modell aus den Probeflächenparametern** hat der Biotoptyp „Magerrasen/Saum“ im Vergleich deutlich höhere Vorkommenswahrscheinlichkeiten als im univariaten Modell. Die Ursache ist hier wohl die Gleiche wie schon beim Probeflächenparameter-Modell für *C. aranaria*: drei der vier Variablen sind kategorial, viele der möglichen Kombinationen treten nicht auf. Dies zeigt sich auch in den hohen Standarfehlern der Regressionskoeffizienten (Anhang 3.2). Der Biotoptyp „Magerrasen/Saum“ hat fast durchgängig sehr hohe Moosschicht-Deckungen. Hierfür ist die prognostizierte Vorkommenswahrscheinlichkeit sehr niedrig und das Modell richtig. Mittlere Moosschichtdeckungen kommen für diesen Biotoptyp im Untersuchungsgebiet dagegen kaum vor, so dass zumindest für den vorliegenden Datensatz die hohen Prognosewerte sich nicht als unzutreffend auswirken können. Die Deckung der Moosschicht erhält im Modell einen äußerst starken Einfluss, der den von Biotoptyp und erstem Nutzungszeitpunkt überlagert. Es ist zu vermuten, dass sich mittlere Moosschicht-Dichten bei für die Art besonders günstigen Kombinationen aus Biotoptyp und Nutzung einstellen und eventuell Flächen mit geeignetem Mikroklima darstellen. Unter diesem Gesichtspunkt sind die vier im Modell befindlichen Variablen eher ungünstig gewählt, da sie vermutlich alle mehr oder weniger stark mit der Moosschicht-Deckung korreliert sind. Dies begünstigt ein „overfitting“, was sich im merklichen Abfall der Gütemaße in der Kreuzvalidierung auch zu bestätigen scheint.

Deutlich wird aus dem Modell dennoch die Meidung extremer Lebensräume, auf der „extensiv-trockenen“ wie auf der „intensiv-fetten“ Seite. Nach den Literaturangaben wäre für eine euryöke Art eher ein weiteres Spektrum zu erwarten gewesen.

Das beste Probeflächenparameter-Modell für die Imagines (M 1-3) enthält die Variable „Deckung Krautschicht Juli“. Die Signifikanz dieser Variablen hat vermutlich methodische Ursachen (s. oben). Dieses Modell ist daher aus ökologischer Sicht wenig sinnvoll. Zudem erhalten lediglich Ackerbrachen hohe Vorkommenswahrscheinlichkeiten.

Auch bei **Einbeziehen der Umgebung** und Wegfall des Biotoptyps zeigt sich im Larven-Modell 2-2 ein starker Einfluss der Moosschicht-Deckung. Dies bestärkt oben angesprochene Vermutung, dass die Deckung der Moosschicht eine „integrierende“ Variable darstellt. Ein hoher Anteil von Magerrasen in der Umgebung vermindert die Vorkommenswahrscheinlichkeit deutlich. Nur die günstigsten Flächen (keine Nutzung, mittlere Moosschicht-Deckung und kein Offenboden) haben hier noch Vorkommenswahrscheinlichkeiten über dem Schwellenwert. Sind also eigentlich geeignete Flächen in zu extreme Lebensräume eingestreut, können sich dort vermutlich keine Populationen etablieren. Einen ähnlichen Effekt wie die Umgebung zeigt auch das Auftreten von offenen Bodenstellen. Das Mikroklima ist dann vermutlich für die Entwicklung der Larven zu ungünstig, was sich bereits bei der univariaten Analyse andeutet. Aus diesem Modell ergibt sich also ein ähnliches Bild wie schon aus obigem Modell: die Art scheint gemäßigte Lebensräume mit geschlossener Vegetationsdecke in einem nicht zu trockenem Umfeld zu bevorzugen. Die erste Nutzung sollte nicht vor dem Schlüpfen der Larven erfolgen, am besten erst nach der vollständigen Larvalentwicklung.

Modell 2-1 für die Adulten stellt gegenüber dem nur aus den Probeflächenparametern gebildeten Modell kaum eine Veränderung oder Verbesserung da. Auch dieses Modell enthält die

Variable „Deckung Krautschicht Juli“, so dass die ökologische Plausibilität nicht gegeben scheint.

Das **Modell zur flächendeckenden Prognose** (M 3-1) verliert mit der Variable „Deckung der Moosschicht“ eine wichtige Einflussgröße, weswegen sich die Kalibrierung des Modells deutlich verschlechtert. Auch wenn die akzeptable Diskriminierung eine Übertragung auf die gesamte Fläche sinnvoll erscheinen lässt, ist das Modell dennoch mit Vorbehalt zu betrachten. Werte über dem Schwellenwert werden lediglich von drei Biotoptypen erreicht (Ackerbrache, Extensivwiese und Fettwiese mit Magerkeitszeigern), und nur unter der Voraussetzung, dass der Magerrasen-Anteil im Radius 50 m nicht über 40% liegt. Im Umfeld von Ackerbrachen und Fettwiesen mit Magerkeitszeigern ist wohl allenfalls in Ausnahmefällen ein derartig hoher Magerrasen-Anteil zu erwarten. Lediglich für die Extensivwiesen hat diese Variable also einen Effekt, der sich in der Unterscheidung zwischen Vorkommen und Nichtvorkommen niederschlägt.

Somit werden für alle Ackerbrachen Vorkommen prognostiziert. Für die einjährigen Brachen ist dies jedoch nicht zu erwarten. Die Stärke des Modells und die Verbesserung gegenüber einer reinen Biotoptypenkarte liegt also lediglich in der Differenzierung von Extensivwiesen. Für Magerrasen, in denen wohl eine Reihe von Vorkommen zu erwarten wäre, hilft das Modell nicht weiter. Insofern stellt die Karte zur flächendeckenden Vorkommensprognose lediglich eine leichte Veränderung gegenüber einer Biotoptypenkarte dar und kann lediglich als grober Anhaltspunkt betrachtet werden. Das Ergebnis, dass die Art etwa auf einem Fünftel der Fläche vorkommt, dürfte für das Untersuchungsgebiet dagegen durchaus realistisch sein. Landschaften, die nicht so stark von trockenen Lebensräumen geprägt sind, stellen dagegen vermutlich insgesamt günstigere Habitate dar, in denen die Art sich auf einem größeren Teil der Fläche etablieren kann. Allerdings ermöglichen solche Gebiete meist eine intensive landwirtschaftliche Nutzung, was einer Besiedlung durch *L. coleoptrata* wohl ebenfalls entgegensteht.

L. coleoptrata kann also durchaus ein breites Spektrum an Biotoptypen besiedeln. Der Biototyp ist wohl nicht das ausschlaggebende Kriterium. Entscheidende Faktoren für ein „**Optimalhabitat**“ sind wohl eher ein nicht zu trockenes, ausgeglichenes Mikroklima und Nutzung fruestens nach dem Schlüpfen der Larven. Ersteres trifft auf viele Magerrasen und Säume nicht zu. Letzteres findet sich vor allem auf Fettwiesen und Fettwiesen mit Magerkeitszeigern nicht, ebensowenig auf sehr spät genutzten Magerrasen und Säumen. In idealer Weise scheinen diese Ansprüche auf mehrjährigen Ackerbrachen verwirklicht, wo vermutlich immer von Vorkommen ausgegangen werden kann.

Das optimale Mikroklima lässt sich mit den untersuchten Parametern entweder nicht hinreichend genau beschreiben oder es sind noch weitere, nicht erfasste Faktoren entscheidend. Somit lässt sich, abgesehen vom Biototyp „Ackerbrache“, das Optimalhabitat schlechter quantifizieren als für *C. aranaria*. Da für die Art kaum Literaturangaben vorliegen, lassen sich diese Ergebnisse nicht absichern. Es wird jedoch deutlich, dass die als euryök geltende *L. coleoptrata* durchaus nicht überall vorkommt, sondern doch relativ spezifische Bedingungen braucht. Diese dürften jedoch in fast jeder realen Landschaft zumindest in Teilflächen anzutreffen sein.

2.1.2.3 Häufigkeit

Die für *L. coleoptrata* festgestellte Dichte lag im Mittel bei gut 4 Individuen pro m², mit einer Ausnahme lag sie immer unter 20/m². Whittaker & Tribe (1998) ermittelte dagegen für *N. lineatus* mittlere Dichten von über 30/m² und Maxima von weit über 100/m². Eine deutliche Verfälschung meiner Daten durch Übersehen von Individuen ist wohl auszuschließen, die Larven in ihren deutlich sichtbaren Schaumballen sind sehr gut zu erfassen. Es wäre möglich, dass *L. coleoptrata* grundsätzlich in geringeren Dichten auftritt als *N. lineatus*. Die am Hassbergtrauf gefundenen, meist sehr geringen Dichten könnten andererseits auch bedeuten, dass die Mehrzahl der untersuchten Probeflächen ungünstige Standorte darstellen, auf denen nur geringe Dichten erreicht werden können. In diesem Fall wäre nicht annähernd das mögliche Dichte-Spektrum abgedeckt.

Die Dichte wird von Ackerbrachen in der Umgebung positiv, von Magerrasen negativ beeinflusst. Dies könnte zum einen darin begründet sein, dass solche Orte generell eine hohe bzw. niedrige Habitatqualität aufweisen und entsprechend höhere bzw. niedrigere Dichten ermöglichen. Zum anderen könnte hier auch Isolation eine Rolle spielen. Auf Flächen, die isoliert von anderen Habitaten liegen, können eventuelle Verluste nicht durch Zuwanderung adulter Tiere von benachbarten Flächen ausgeglichen werden. Andererseits begünstigen vermutlich mehrjährige Ackerbrachen als meist große, zusammenhängende, gut geeignete Lebensräume eine Ausbildung stabiler Populationen mit hohen Dichten, die auch in die Umgebung ausstrahlen.

Generell scheint der Einfluss des Magerrasenanteils auf eine engere Umgebung beschränkt zu sein als der Ackerbrachenanteil. Es ist allerdings gut möglich, dass dies alleine in der Datenstruktur begründet liegt. Die Lage der Probeflächen bringt es mit sich, dass nur wenige Flächen in der näheren Umgebung einen hohen Ackerbrachenanteil aufzuweisen haben, andererseits sinkt der Magerrasenanteil in der weiteren Umgebung schnell ab, da die Magerrasen auf das schmale Band der Steilanstiege an Haupt- und Vortrauf beschränkt sind.

Überraschend ist der positive Zusammenhang zum Biotoptyp „Fettwiese“ in der Umgebung, da diese Kategorie tendenziell die geringsten Dichten aller Biotoptypen aufweist. Eine Erklärung könnte darin liegen, dass auf kleinklimatisch günstigen, also nicht zu trockenen bis feuchten Standorten höhere Dichten erreicht werden. Solche Flächen sind in der Umgebung von Fettwiese wahrscheinlicher, da diese auf trockenen Standorten nicht auftreten.

Bei „Biotoptyp“ und „Zeitpunkt der 1. Nutzung“ lässt sich kein signifikanter Zusammenhang zur Dichte nachweisen. Möglicherweise hat die Ausprägung dieser Variablen tatsächlich keinen sehr starken Einfluss auf die Dichte. Vielleicht beschränkt sich der Zusammenhang auch darauf, dass beim Biotoptyp die Kategorie „Ackerbrache“, beim Zeitpunkt der 1. Nutzung „keine Nutzung“ jeweils deutlich höherer Dichten ermöglichen als alle anderen Kategorien. Der kleine Datensatz erschwert hier die Interpretation. Ebenso ist es denkbar, dass die Dichte von anderen Faktoren gesteuert wird, wie etwa Mikroklima oder Vorkommen regional präferierter Saugpflanzen.

Insgesamt ist jedoch die Annahme bestätigt, dass eine hohe Habitatqualität hohe Dichten ermöglicht, wie der positive Zusammenhang zwischen Vorkommenswahrscheinlichkeit des besten Modells (M 2-2) und Dichte zeigt. Der Zusammenhang ist mit r_s 0.41 sogar stärker als bei *C. arcana*.

2.1.3 *Neophilaenus campestris*

2.1.3.1 Inzidenz: Univariate Modelle

Probeflächenparameter

Im Vergleich zu *C. arcana* und *L. coleoptrata* zeigen die untersuchten Variablen eine schwächeren Zusammenhang zum Vorkommen von *N. campestris*. Die univariaten Modelle der Probeflächenparameter spiegeln dennoch die Bevorzugung trocken-warmer Lebensräume wider. Geeignete Flächen sind **unbeschattet**, die **Krautschicht** sollte weder zu dicht (unter 90%) noch zu hoch (unter 0.4 m) sein. Eine solche eher lockere, niedrigwüchsige Krautschicht findet sich mit höherer Wahrscheinlichkeit in Magerrasen, Säumen und Extensivwiesen, so dass die Präferenz für diese nährstoffärmeren **Biototypen** den Erwartungen entspricht. Noch günstiger scheinen diese Biotypen zu sein, wenn sie nicht oder nur extensiv als Schaftriebweide genutzt werden. Ob Mahd oder Standweide zu einer direkten Schädigung führen oder ob Flächen, welche derzeit als Triebweide bzw. gar nicht genutzt werden, auf ohnehin günstige, da sehr magere, warme, schütter bewachsene Standorte beschränkt sind, lässt sich aus den Daten jedoch nicht erkennen. **Versaumt** sollten die extensiven Flächen allerdings nicht sein. Eventuell führt Versaumung zu einem veränderten Mikroklima, das einer erfolgreichen Larvalentwicklung entgegensteht. Eine andere Möglichkeit wäre, dass bevorzugte Saugpflanzen bei Versaumung zurückgedrängt werden.

Bei der Einteilung des Biototyps in nur zwei Kategorien wird nicht deutlich, dass auch für *N. campestris* Ackerbrachen wohl sehr günstige Lebensräume darstellen. Wie bei *L. coleoptrata* ist zu vermuten, dass dies nur für mehrjährige Brachen gilt, vielleicht auch nur für solche mit thermophilen Arten. Diese Flächen sind in der Regel voll besonnt, nicht versaut und zumindest die mehrjährigen, thermophilen Brachen sind von eher niedrigwüchsiger, nicht zu dichter Vegetation bedeckt. Es würde mit Sicherheit zu besseren Ergebnissen führen, wenn der Biototyp „Ackerbrache“ mit zu den nährstoffärmeren Biotypen genommen würde. Da Ackerbrachen aber per se kaum als nährstoffarme Standorte gelten können, würde dies einer logischen Aufteilung der Biotypen in zwei Gruppen entgegenstehen.

Ein Nachweis auf einem Lein-Acker dürfte kaum die Eignung von Äckern als Lebensraum andeuten. Vielmehr handelt es sich hier mit großer Sicherheit um Individuen, die von einer benachbarten Brache als Imagines eingewandert sind. Eventuell würden die Modelle schärfter, wenn der Biototyp Acker aus der Analyse ausgeschlossen würde, obwohl dann nicht die gesamte Spanne der Adult-Habitate abgedeckt würde.

Umgebungsvariablen

Betrachtet man die Verteilung der Inzidenzen auf die einzelnen Biotypen, so fällt auf, dass nur bei Magerrasen und Ackerbrachen (hierbei nur mehrjährige) wenigstens ein Drittel der Flächen Vorkommen aufweisen. Diese Flächen werden daher als „geeignete Fläche“ bezeichnet. Diese Umgebungsvariable ist neben ihren beiden Komponenten die einzige, die einen deutlichen Zusammenhang zu den Vorkommen zeigt. „Geeignet“ hat im Radius 150 m eine Signifikanz < 0.05. Für *N. campestris* scheint also eventuell ein etwas weiterer Umkreis relevant zu sein als für *L. coleoptrata*, möglicherweise ist die Art mobiler. Allerdings gibt es nur wenige Flächen mit höheren Anteilen geeigneter Fläche in der Umgebung (= AB2Mb) und generell nur wenige Vorkommen, so dass diese Aussage überprüft werden

müsste, bevor tatsächlich Vergleiche getroffen werden können. Auch multivariate Modelle mit dieser Variablen sollten deshalb mit Vorbehalt betrachtet werden.

2.1.3.2 Inzidenz: Multivariate Modelle

Im besten **Modell aus den Probeflächenparametern** (M 1-4) wird deutlich, dass *N. campestris* eine stenöke Art ist: nur für die Parameterkombination „Biototyp extensiv, nicht versaut“, „unbeschattet“, „Krautschicht < 0.4 m“ werden Vorkommenswahrscheinlichkeiten über dem Schwellenwert vorhergesagt. Die Schwäche dieses Modells liegt darin, dass somit für Ackerbrachen nie Vorkommen erreicht werden können. Für die Diskriminierung des vorliegenden Datensatzes spielt dies kaum eine Rolle, da es nur 7 Ackerbrachen gibt, von denen 4 ein Vorkommen haben, folglich also nur 4 Flächen falsch prognostiziert werden. Ökologisch macht das Modell in dieser Hinsicht jedoch wenig Sinn.

Dieser offensichtliche Widerspruch wird bei **Einbeziehung der Umgebungsvariable** (M 2-1) zumindest teilweise beseitigt. Ackerbrachen können hier Werte über dem Schwellenwert erreichen, zumindest wenn sie unbeschattet sind (was in der Regel der Fall ist) und im Radius 150 m mindestens 30% „mehrjährige Ackerbrache + Extensivwiese“ aufweisen. Das Gleiche gilt auch für die anderen „intensiven“ Biototypen. Für unbeschattete Extensivwiesen und Magerrasen werden unabhängig von der Umgebung immer Vorkommen vorhergesagt, was unrealistisch sein dürfte. Der negative Einfluss einer teilweisen Beschattung dürfte ebenfalls etwas zu viel Gewicht erhalten. Trotz dieser Schwächen ist dieses Modell jedoch ökologisch sehr viel sinnvoller als das nur aus den Probeflächenparametern gebildete.

Das einzige **auf die Gesamtfläche anwendbare Modell** (M 3-1) enthält mit dem Biototyp und der Umgebungsvariable zwei einflussreiche Variablen. Da hier im Gegensatz zu den anderen Modellen die Biototypen nicht so stark zusammengefasst sind, hat die Ackerbrache immer hohe Vorkommenswahrscheinlichkeiten. Dies berücksichtigt nicht, dass bei einjährigen Brachen kaum Vorkommen zu erwarten sind. Bei allen anderen Biototypen ist eine günstige Umgebung erforderlich, um hohe Vorkommenswahrscheinlichkeiten zu erreichen. Ökologisch macht dieses Modell Sinn. Die beiden berücksichtigten Variablen alleine genügen jedoch nicht, um die Vorkommen mit einer akzeptablen Genauigkeit vorherzusagen, hierfür sind weitere Variablen nötig. Deshalb erscheint es nicht angebracht, das Modell auf die Gesamtfläche zu übertragen, zumal die Regressionskoeffizienten hohe Standardfehler aufweisen (Anhang 5-4). Letzteres wird zusätzlich durch die im Vergleich zu den anderen Modellen feinere Aufteilung der Biototypen bedingt. Für eine genauere Schätzung von β wären mehr Fälle pro Kategorie nötig.

Aussagen über das „**Optimalhabitat**“ der Art lassen sich aus den erstellten Modellen nur in begrenztem Umfang ableiten. Wie auch bei *L. coleoptrata* können zumindest die Imagines von *N. campestris* ein breites Spektrum von Habitaten besiedeln, Schwerpunkte scheinen allerdings in mehrjährigen Ackerbrachen und auf Magerrasen zu liegen, wohingegen Säume bzw. versauter Habitate und zu nährstoffreiche Biototypen gemieden werden. Wichtig ist ein warmes Mikroklima, also volle Besonnung und eine nicht völlig geschlossene, nicht zu hohe Vegetation. Schaftriebweide bzw. Nullnutzung scheinen einen positiven Effekt zu zeigen, wobei Letzteres etwas im Widerspruch steht zur Präferenz nicht versauter Flächen. Ohne Nutzung kommt es über kurz oder lang zu Versaumung. In jedem Fall ist zu vermuten, dass

es noch weitere Parameter gibt, die einen erheblichen Einfluss auf das Vorkommen haben. Dies könnten etwa mikroklimatische Faktoren sein oder das Vorkommen lokal bevorzugter Saugpflanzen. Auch Isolation könnte eine wichtige Rolle spielen.

2.2 Modellgüte

Ein ökologisch sinnvolles, statistisch signifikantes Modell sagt noch wenig darüber, ob dieses Modell auch eine hohe Güte aufweist, robust ist und tatsächlich befriedigende Prognosen liefert. Eine Übersicht über die erreichten Gütwerte der jeweils besten Modelle für jeden Modellbildungsansatz und jede Art ist in Tab. IV-1 zusammengestellt.

Tab. IV-1: Beste Modelle aus den drei Modellbildungsprozessen für die untersuchten Arten im Vergleich. Untere Zeile jeweils Güte der kreuzvalidierten Modelle.

Modell	R ² _N	AUC	Kappa	%Korrekt Sens. Spez.	AIC _c
<i>Coenonympha arcania</i>					
M 1-7	0.66	0.92 [0.87 0.97]	0.74	86.8 84.8 89.4	101
	0.66	0.85 [0.77 0.92]	0.64	82.1 83.1 80.9	-
M 2-2	0.70	0.94 [0.90 0.98]	0.74	86.8 81.4 80.9	85
	0.70	0.90 [0.84 0.96]	0.66	83.0 81.4 85.1	-
M 3-1	0.59	0.90 [0.84 0.96]	0.68	84.0 79.7 89.4	97
	0.59	0.87 [0.80 0.94]	0.62	81.1 83.1 78.7	-
<i>Lepyrinia coleoptrata</i>					
M 1-5	0.42	0.83 [0.76 0.91]	0.61	80.3 87.0 75.8	137
	0.43	0.69 [0.58 0.79]	0.42	71.3 69.9 72.6	-
M 2-2	0.58	0.84 [0.77 0.92]	0.58	79.6 73.9 83.9	131
	0.44	0.72 [0.62 0.87]	0.43	72.2 65.2 77.4	-
M 3-1	0.25	0.76 [0.66 0.85]	0.43	72.2 65.2 77.4	140
	0.26	0.67 [0.57 0.78]	0.43	72.2 65.2 77.4	-
<i>Neophilaenus campestris</i>					
M 1-4	0.25	0.76 [0.66 0.85]	0.41	76.5 59.4 82.8	130
	0.25	0.67 [0.57 0.78]	0.41	76.5 59.4 82.8	-
M 2-1	0.27	0.80 [0.70 0.89]	0.46	74.8 81.3 72.4	127
	0.27	0.76 [0.65 0.86]	0.43	74.0 78.1 72.4	-
M 3-1	0.11	0.68 [0.57 0.78]	0.27	75.6 31.3 92.0	136
	0.12	0.64 [0.52 0.75]	0.26	71.4 43.8 81.6	-

2.2.1 Modellkalibrierung

Die Modellkalibrierung als Maß dafür, wie nahe die vorhergesagten Werte an den beobachteten liegen, wird in dieser Arbeit anhand des R² nach Nagelkerke bewertet. Das R²_N in der logistischen Regression erreicht nie so hohe Werte wie das Bestimmtheitsmaß in der linearen Regression (Hosmer & Lemeshow 2000), auch wenn theoretisch ein Wert von 1 auftreten könnte. Generell scheint es ein wenig verwendetes Maß zu sein, überhaupt berücksichtigen die meisten Arbeiten nur die Modelldiskriminierung.

Schröder (2000) erhält für viele Modelle R²_N Werte unter 0.5, der maximale Wert liegt bei 0.74. Vor diesem Hintergrund sind die für *C. arcania* erreichten R²_N-Werte der drei Modellbildungsansätze als hoch einzustufen. M 2-2 liegt bei 0.7, auch M 1-1 mit 0.66 und M 3-1 mit 0.59 erreichen noch hohe Werte, die Modelle sind also gut kalibriert (Tab. IV-1). Die

Modelle M 1-5 und M 2-2 für die Larven von *L. coleoptrata* weisen ebenfalls eine akzeptable Kalibrierung auf ($R^2_N = 0.42$ bzw. 0.58), während das Modell zur flächendeckenden Prognose (M 3-1) mit einem R^2_N von 0.25 nur mäßig kalibriert ist. Das Gleiche gilt für alle *N. campestris* – Modelle, deren R^2_N immer unter 0.3 liegt und für das flächendeckende Prognosemodell sogar nur 0.11 erreicht (Tab. IV-1).

2.2.2 Modelldiskriminierung

Gut kalibrierte Modelle zeigen immer auch eine gute Diskriminierung, zumindest, wenn die vorhergesagten Werte eine gewisse Spannweite aufweisen (Pearce & Ferrier 2000a). Der Zusammenhang von guter Kalibrierung und Diskriminierung ist bei den Modellen für *C. arcana* zu sehen und zeigt sich sowohl im schwellenwert-unabhängigen AUC-Wert als auch im schwellenwert-abhängigen Kappa. Umgekehrt können schlecht kalibrierte Modelle jedoch durchaus gut diskriminieren (Hosmer & Lemeshow 2000), wie dies z. B. in Modell 2-1 für *N. campestris* zu sehen ist.. Betrachtet man wie meist üblich nur die Diskriminierung, so ist unter Umständen nicht erkennbar, wenn es sich um eigentlich schlechte Modelle handelt, die den Zusammenhang zwischen Vorkommen und unabhängigen Variablen nur unzureichend beschreiben.

Alle drei Modelle für *C. arcana* haben einen **AUC**-Wert von 0.9 und größer, was für eine sehr gute Diskriminierung spricht. Auch nach der Kreuzvalidierung liegt selbst der untere Bereich des 95%-Konfidenzintervalls für M 2-2 und M 3-1 noch bei 0.84 bzw. 0.80, nur für M 1-7 knapp unter 0.80 (Tab. IV-1). Bei den von Manel et al. (2001) gebildeten 34 Modellen liegen die meisten AUC-Werte zwischen 0.7 und 0.8, nur drei über 0.9, wobei diese Modelle jedoch nicht für einzelne Arten, sondern für Familien erstellt wurden. Modelle für Heuschrecken von Schröder (2000) erreichen meist Werte zwischen 0.8 und 0.9. Die Modelle für *C. arcana* scheinen hier im oberen Bereich dessen zu liegen, was in der Habitatmodellierung möglich ist.

Die Modelle für die *L. coleoptrata* – Larven und für *N. campestris* liegen im Bereich guter (AUC 0.8 – 0.9) bis akzeptabler (AUC 0.7 – 0.8) Trennung, mit Ausnahme des flächendeckenden Prognosemodells für *N. campestris* (Tab. IV-1). Daran wird deutlich, dass sich die teilweise schlechte Kalibrierung dieser Modelle nicht so sehr auf die Trennschärfe niederschlägt. Nach der Kreuzvalidierung verschlechtern sich die unteren Grenzen des 95%-Konfidenzintervalls jedoch teilweise auf Werte unter 0.6. Sowohl für *L. coleoptrata* als auch für *N. campestris* schneiden jeweils die Modelle aus Probeflächen- und Umgebungsparametern (M 2-Modelle) hinsichtlich AUC am besten ab.

Die **Kappa**-Werte in der o. g. Untersuchung von Manel et al. (2001) überschreiten in ihrer Mehrzahl nicht 0.5, viele liegen sogar unter 0.4, der Spitzenwert beträgt 0.8. Aus den Ergebnissen von Biedermann (1997) ergeben sich bei Modellen für *Neophilaenus albipennis* Kappa-Werte zwischen 0.3 und 0.6. Bei beiden Untersuchungen wurde der Schwellenwert jedoch nicht wie in dieser Arbeit auf Kappa optimiert, so dass Kappa nicht den maximal möglichen Wert erreicht. Der Spitzenwert meiner Modelle liegt bei 0.74 (*C. arcana*-Modelle 1-7 und 2-2). Dies kann wohl als Indiz für eine sehr gute Diskriminierung betrachtet werden. Mit Ausnahme des flächendeckenden Prognosemodells für *N. campestris* erreichen jedoch auch alle

anderen Modelle Werte über 0.4 (Tab. IV-1). Auch diese Modelle können also deutlich besser als der Zufall zwischen Vorkommen- und Nichtvorkommen trennen.

Genauerer Aufschluss über die Trennschärfe der Modelle liefert der **Vergleich von prognostizierter Habitatqualität und beobachteter Häufigkeit**. Bei *C. arcania* trennt das beste Modell (M 2-2) sehr zuverlässig Nichtvorkommen von Vorkommen hoher Dichten. Generell sind für Habitatmodelle in der Regel mehr falsche Vorkommensprognosen (Art beobachtet, aber nicht vorhergesagt) zu erwarten, zumindest für nicht sessile Arten wie Tagfalter (Cowley et al. 2000). Dies wird dadurch bedingt, dass selbst standorttreue und habitatgebundene Arten wie *C. arcania* gelegentlich wandern und einzelne Individuen dann auch in „Nichthabitate“ zu beobachten sind.

Die Beobachtungen von Einzelexemplaren an Orten sehr geringer Vorkommenswahrscheinlichkeit könnten also als wandernden Individuen interpretiert werden. Hier liegt die fehlende Übereinstimmung zwischen Beobachtung und Prognose dann nicht in einem fehlerhaften Modell, sondern in einer „falschen“ Beobachtung begründet.

Falsche Nichtvommensprognosen (Art nicht beobachtet, aber vorhergesagt) treten in diesem Modell kaum auf (3 Fälle). Zumindest in einem Fall liegt auch hier das Modell richtig, denn bei anderer Gelegenheit könnten auf dieser Fläche mehrere Individuen beobachtet werden. Ein Nullnachweis ist leider nie sicher zu erbringen, es bleibt immer zu einem gewissen Grad zweifelhaft, ob ein beobachtetes Nichtvorkommen tatsächlich gleichbedeutend ist mit ungeeignetem Habitat (Capen et al. 1986). Schwächen zeigt das Modell lediglich im Bereich geringer Häufigkeiten, die sich vermutlich auf Grenzstandorten der Art befinden. Leider fallen sehr viele Beobachtungen in diese Häufigkeitsklasse. Hier hängt es wahrscheinlich von weiteren, hier nicht berücksichtigten Faktoren ab, ob sich *C. arcania* tatsächlich etablieren kann. Eventuell sind auf solchen Flächen auch nur Imagines zu beobachten, während eine erfolgreiche Fortpflanzung nicht stattfindet.

Auch für *L. coleoptrata* gilt, dass das beste Modell Vorkommen hoher Dichten mit sehr viel höherer Wahrscheinlichkeit als Vorkommen klassifiziert als solche geringer Dichten unter 10 Individuen pro 25 m². Jedoch prognostiziert das Modell auch eine Reihe hoher Vorkommenswahrscheinlichkeiten für Flächen, auf denen keine Individuen nachgewiesen werden konnten. Wandernde Individuen kommen bei den weitgehend sessilen Larven als Erklärung kaum in Frage. Auch dass die Fläche besiedelt war, also Individuen übersehen wurden, ist wenig wahrscheinlich. In diesem Fall wäre zumindest auf einigen solchen Flächen ein Nachweis von Adulten zu erwarten, der jedoch nicht erbracht werden konnte.

Die schlechtere Trennfähigkeit des besten Modells für *L. coleoptrata* im Vergleich zu dem für *C. arcania* liegt vermutlich in zwei anderen Ursachen begründet. Zum einen ist das Modell wohl grundsätzlich schlechter, da das Probeflächendesign zu einer für die Art lückenhafte Datengrundlage führt. Auch eventuell wichtige Parameter zu Mikroklima und Isolation fließen nicht ein. Diese mögen für *L. coleoptrata* eine höhere Bedeutung haben als für *C. arcania*. Zum anderen ist *L. coleoptrata* vermutlich stärker euryök als *C. arcania*, kann also eine weitere Spanne von Habitaten nutzen. Beides kann nach Peeters & Gardeniers (1998) zu „schlechten“ Modellen führen. Hinzu kommt noch, dass die Art innerhalb der für sie nutzbaren Biotoptypen nicht unbedingt weit verbreitet ist – auch hierin drückt sich wohl aus, dass weitere

Habitatparameter, die sich mehr innerhalb als zwischen verschiedenen Biotoptypen unterscheiden, für die Vorkommen ausschlaggebend sind.

Berücksichtigt man zur Beurteilung der Diskriminierung auch jene Flächen, die aufgrund ihres Biotoptyps vor Berechnung der Vorkommenswahrscheinlichkeiten mit einem Wert von Null belegt werden (z. B. Wälder), so würde sich noch eine leicht verbesserte Trennschärfe der Modelle ergeben. Diese vom Modellbildungsprozess ausgeschlossenen Flächen erhalten innerhalb des vorliegenden Datensatzes immer den richtigen Wert (0) zugewiesen, so dass die Zahl der korrekt klassifizierten Flächen bei *C. arcania* für alle Modelle um 21 Flächen zunimmt, bei *L. coleoptrata* um 27 (Larven) bzw. 22 (Imagines) und bei *N. campestris* ebenfalls um 22. Eine abschließende Bewertung der Prognosegüte ist in dieser Arbeit allerdings ohnehin nicht möglich, dies ist nur unter Bezug auf Demographie und Mobilität sinnvoll (Kleyer et al. 1999/2000).

2.2.3 AIC

Bei allen drei Arten zeigt sich, dass die Modelle, welche Probeflächen- und Umgebungsparameter berücksichtigen (M 2-Modelle), die niedrigsten AIC-Werte aufweisen, also gegenüber den anderen Modellen zu bevorzugen sind (Tab. IV-1). Dies macht auch biologisch Sinn, da hier die Abhängigkeit der punktförmigen Probeflächen von der Umgebung miteinbezogen wird. Bei *C. arcania*, für die der Effekt der Umgebung am deutlichsten nachzuweisen war, ist der Unterschied zu den anderen Modellen auch am stärksten ausgeprägt. Statistisch sind diese Modelle günstiger, weil hier meist auf eine Reihe kategorialer Variablen verzichtet werden kann, die Modelle also „schlanker“ sind und weniger Freiheitsgrade verbrauchen.

2.2.4 Robustheit der Modelle

Auf die Modellkalibrierung (R^2_N) zeigt die Kreuzvalidierung mit einer Ausnahme praktisch keinen Einfluss, in Einzelfällen kann der Mittelwert aus den 10 Validierungen sogar um 0.01 höher liegen (Tab. IV-1). Bei Schröder (2000) zeigt sich ein ähnlicher Effekt. Die Modellverbesserung gegenüber einem Nullmodell scheint also durch die insgesamt kleine Stichprobe und die oft nur wenigen Fälle pro Kategorie in der Regel nicht unrealistisch gut bewertet zu werden.

Der **AUC**-Wert nimmt durch die Kreuzvalidierung zwischen 0.03 und 0.14 ab (Tab. IV-1). Dies liegt ebenfalls im Rahmen dessen, was Schröder (2000) fand. In der Literatur fehlen jedoch Angaben darüber, bis zu welcher Abnahme ein Modell als robust gelten kann. Bei den Modelle für *L. coleoptrata* zeigt sich eine stärkere Verschlechterung des AUC-Wertes als bei den übrigen Modellen. Hier kann wohl von einer zu starken Anpassung der Modelle an die Daten ausgegangen werden. Dies zeigt sich auch in der starken Abnahme von Kappa für die Modelle 1-5 und 2-1. **Kappa** scheint sich in der Kreuzvalidierung etwas anders als AUC zu verhalten, die Abnahme kann größer oder kleiner sein (Tab. IV-1).

Zur allgemeinen Beurteilung der Robustheit zieht man wohl besser AUC heran. Soll das Modell jedoch auch zwischen Vorkommen und Nichtvorkommen trennen, ist eine deutliche Verschlechterung des Kappa-Wertes nicht minder negativ. Insgesamt können wohl alle Modelle für *C. arcania* und *N. campestris* als robust gelten, soweit sich das durch die Kreuzvalidierung beurteilen lässt. Bei den Modellen für *L. coleoptrata* gilt dies nur für das flächendeckende

Prognosemodell, die beiden anderen Modelle scheinen zu sehr an die Daten angepasst und in ihren Gütemaßen zu optimistisch zu sein. Daraus lässt sich erkennen, dass auch schlecht kalibrierte und mäßig diskriminierende Modelle durchaus robust sein können.

Aufschlussreich wäre eventuell eine nähere Analyse der Koeffizienten der 10 bei der Kreuzvalidierung geschätzten Modelle (Capen et al. 1986), für die jeweils Mittelwerte und Standardfehler angegeben werden könnten. Dies wäre in SPSS allerdings nur sehr zeitaufwändig per Hand durchzuführen.

Die durchgeführte Kreuzvalidierung ist gut geeignet, die Stabilität der Modelle zu testen (Manel et al. 1999). Um jedoch die Vorhersagequalität zu prüfen, ist ein wirklich unabhängiger Datensatz unverzichtbar, der eine „echte“ Validierung erlaubt (Guisan & Zimmermann 2000). Auch eine Berücksichtigung der Daten von mehreren Jahren empfiehlt sich (Morrison et al. 1998). Stammen alle Daten aus einem Jahr, welches in irgendeiner Weise untypisch war (z. B. hinsichtlich Witterung), so spiegelt sich in diesen Daten nicht die „übliche“ Beziehung zwischen Organismen und Umwelt wider (Kleyer et al. 1999/2000).

V Ausblick

Die erreichte Modellgüte ist für ***C. arcania*** als sehr gut einzustufen. Eine Quantifizierung der nur qualitativ bekannten Habitatansprüche ist gelungen. Auch die Abhängigkeit der Vorkommen von der Beschaffenheit einer größeren Umgebung konnte gezeigt werden. Eine weitere Verbesserung der Prognosegüte könnte erreicht werden durch:

- Berücksichtigung von Faktoren, die für die Larvalentwicklung entscheidend sind.
- Gezielte Untersuchung von Grenzstrukturen (z. B. Waldränder).
- Untersuchungen zum Einfluss verschiedener Nutzungsarten.
- Einbeziehen von Isolation.
- Einbeziehen der räumlichen Autokorrelation, um für das Untersuchungsgebiet eine genauere Vorhersage zu erhalten.

Zur realistischen Beurteilung der Modellgüte wäre eine zeitliche und räumliche Validierung der Ergebnisse notwendig, auch eine Validierung der flächendeckenden Habitateignungskarte wäre sinnvoll.

Bei den **Schaumzikaden** haben die Ergebnisse weniger hohe Aussagekraft. Eine Quantifizierung der Habitatansprüche gelang jedoch auch hier. Bei weiteren Untersuchungen zu den Habitatansprüchen der beiden Schaumzikadenarten empfiehlt es sich, nur die Larven zu berücksichtigen, da die Ergebnisse viel verlässlicher sind. Alternativ wäre eine mehrmalige Erfassung der Adulten möglich. Dies alleine würde für ***N. campestris*** mit großer Sicherheit zu besseren Modellen führen. Für beide Arten ist eine Modellverbesserung allerdings wohl primär durch Berücksichtigung weiterer Faktoren mit höherer Auflösung zu erreichen, z. B. Mikroklima, Vorkommen präferierter Saugpflanzen oder Bodenfeuchte. Auch genauere Kenntnisse über den Einfluss verschiedener Nutzungsarten und zur Isolation könnten möglicherweise bei der Erklärung eines weiteren Teils der Varianz helfen.

Generell werden in dieser Arbeit vornehmlich Aussagen zur Habitateignung getroffen. Um tatsächliche **Vorkommensvorhersagen** hoher Qualität zu liefern, müssten populationsbiologische Faktoren einfließen. Dies gilt besonders für Vorhersagen bei sich raum-zeitlich verändernder Habitatqualität, wie sie das Ziel des MOSAIK-Projekts ist. Die Habitatqualität als Grundlage hierfür wird durch die Ergebnisse dieser Arbeit zumindest für ***C. arcania*** geliefert.

Eine aussagekräftigere und auch multivariate Auswertung und Modellierung der **Dichten** bzw. Häufigkeiten erfordert eine andere Datengrundlage, in der sich eine große Zahl von Vorkommen befindet. Eine Erhöhung der Stichprobe wäre möglich, würde aber ebenso zu einer steigenden Zahl von Nullnachweisen führen, die für diese Fragestellung nicht nötig sind. Ökonomischer wäre also eine gezielte Beprobung von Flächen unterschiedlicher Habitatqualität, bei denen eine Besiedlung mit relativ hoher Wahrscheinlichkeit (z. B. 50%) zu erwarten ist. Grundlage hierfür könnte die Habitateignungskarte darstellen, sobald eine ausreichende Qualität dieser Karte gesichert ist.

VI Zusammenfassung

Zur Erstellung eines Landschaftsmodells, wie es Ziel des MOSAIK-Projekts ist, werden quantifizierte Informationen über die Habitatansprüche von Arten oder Artengruppen benötigt. Diese Informationen können aus Habitatmodellen gewonnen werden, welche Aussagen zu Habitateignung bzw. Vorkommenswahrscheinlichkeit liefern. In der vorliegenden Arbeit wurden solche Habitatmodelle für drei phytophage Insekten mit unterschiedlichen Habitatansprüchen erstellt: den Tagfalter *Coenonympha arcania* und die beiden Schaumzikadenarten *Lepyronia coleoptrata* und *Neophilaenus campestris*.

Im Untersuchungsgebiet am Hassbergtrauf (Unterfranken) wurden auf 139 Probeflächen Inzidenz, Häufigkeit und verschiedene Habitatparameter erfasst. Dabei wurde ein weites Spektrum an Habitaten von Äckern und Ackerbrachen über unterschiedlich intensive Grünländer bis hin zu Wäldern untersucht. Informationen über die Umgebung der Probeflächen konnten aus einer flächendeckenden Biotoptypenkarte abgeleitet werden. Mit Hilfe logistischer Regression wurden univariante Zusammenhänge geprüft und multivariate Modelle zur Vorhersage der Habitateignung erstellt sowie nach Möglichkeit auf das gesamte Untersuchungsgebiet übertragen. Die Abhängigkeit der Häufigkeit bzw. Dichte von einzelnen Habitatparametern wurde mit nicht-parametrischen Tests geprüft.

Die untersuchten Arten zeigten unterschiedliche Habitatpräferenzen. *C. arcania* wies signifikante Zusammenhänge zu einer Vielzahl der untersuchten Parameter auf. Sie erwies sich als Art, die ihr Optimum in mosaikartigen Komplexen extensiver Grünländer mit kleinräumig eingestreuten Gebüschen und Säumen findet. Bei *L. coleoptrata* war der Erklärungsgehalt der erhobenen Parameter dagegen deutlich geringer, auch war nur eine schwache Abhängigkeit von der Umgebung zu erkennen. Die Art präferiert „mittlere“ Verhältnisse in Bezug auf Nutzungsintensität und Wärme und findet auf mehrjährigen Ackerbrachen einen idealen Lebensraum. *N. campestris* kommt bevorzugt in trocken-warmen, voll besonnten, nährstoffarmen, aber nicht versauerten Habitaten vor, wenngleich auch hier die untersuchten Variablen nur einen Teil der Varianz erklären können. Die Art zeigt deutlich andere Ansprüche als *L. coleoptrata*, findet aber ebenfalls auf mehrjährigen Ackerbrachen sehr gut geeignete Bedingungen. Die Dichten sowohl von *C. arcania* als auch von *L. coleoptrata* zeigten signifikante Zusammenhänge zur von den Modellen vorhergesagten Habitatqualität und auch zu einzelnen Parametern.

Die erstellten Modelle erlauben für *C. arcania* eine sehr genaue Vorhersage der Vorkommen, für *L. coleoptrata* eine mittlere und für *N. campestris* eine nur mäßige. Die schlechteren Ergebnisse für *N. campestris* haben auch methodische Ursachen, da hier nur die mit geringerer Sicherheit auffindbaren Imagines bearbeitet wurden. Das Untersuchungsdesign erlaubte für die Schaumzikaden generell nur weniger aussagekräftige Modelle, da es sich zeigte, dass gerade die präferierten Lebensräume ungenügend berücksichtigt worden waren.

Die festgestellten Zusammenhänge zwischen Vorkommen und Habitateigenschaften passen sich größtenteils gut in das bereits vorhandene Wissen über die Arten ein. Für *L. coleoptrata* ergaben sich allerdings engere Habitatansprüche, als dies für eine eurytophe Art zu erwarten gewesen wäre. So konnte in vielen Punkten bekanntes Wissen bestätigt werden. Darüber

hinaus konnten die Zusammenhänge quantifiziert sowie die Bedeutung einzelner Parameter abgeschätzt werden, was eine Erweiterung des bislang vorwiegend qualitativen Wissens bedeutet.

Die sehr guten Modelle für *C. arcana* bedürfen einer Validierung, räumlich wie zeitlich, um die tatsächliche Modellgüte realistischer beurteilen zu können. Um genauere Ergebnisse für die Schaumzikaden zu erhalten, ist ein besser auf die Arten ausgerichtetes Untersuchungsdesign sowie die Aufnahme weiterer Parameter wie Mikroklima und Isolation erforderlich. Die dichtebestimmenden Faktoren können nur dann besser abgeschätzt werden, wenn gezielt eine größere Anzahl Probeflächen mit Vorkommen untersucht wird. Dann wäre auch eine multivariate Auswertung der Dichte möglich.

Für zwei der drei untersuchten Arten konnten mit Erfolg ökologisch wie statistisch sinnvolle Habitatmodelle erstellt werden, besonders für *C. arcana* ermöglichen diese Modelle zumindest innerhalb des Datensatzes eine akkurate Vorhersage der Habitatqualität. Die Abhängigkeit der Vorkommen von bestimmten Habitatfaktoren konnte für alle drei Arten gezeigt und quantifiziert werden.

VII Literatur

- Augustin, N. H., Cummins, R. P. & French, D. D. (2001): Exploring spatial vegetation dynamics using logistic regression and a multinomial logit model. – *Journal of Applied Ecology* **38**:991-1006.
- Augustin, N. H., Mugglestone, M. A. & Buckland, S. T. (1996): An autologistic model for the spatial distribution of wildlife. – *Journal of Applied Ecology* **33**:339-347.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. & Weiber, R. (2000): Multivariate Analysemethoden - Eine anwendungsorientierte Einführung. – 9. Aufl.. Springer, Berlin.
- Bayerische Landesanstalt für Bodenkultur und Pflanzenbau (2001):
www.stmelf.bayern.de/lbp/agm/station/w109info.htm.
- Bayerisches Landesvermessungsamt [Hg.] (1998): Topographische Karte 1 : 50 000. Blatt 5928 Haßfurt. – München.
- Bayerisches Landesvermessungsamt [Hg.] (1987): Topographische Karte 1 : 25 000. Blatt 5929 Haßfurt. – München.
- Bayerischer Klimaforschungsverbund [Hg.] (1996): Klimaatlas von Bayern. – Kanzler, München.
- Bayerisches Geologisches Landesamt [Hg.] (1998): Geologische Karte von Bayern 1 : 500 000 mit Erläuterungen und farbigen Beilagen. CD-ROM. – München.
- Bayerisches Landesamt für Umweltschutz [Hg.] (2001): Artenschutzkartierung Bayern. Arbeitsatlas Tagfalter. - Augsburg.
- Biedermann, R. (1997): Populationsökologische Untersuchungen an Zikaden (Homoptera, Auchenorrhyncha): zum Einfluß von Habitatqualität, Habitatgröße und Isolation auf das Vorkommen und Überleben von Populationen. – PhD thesis, University of Mainz, Mainz.
- Biedermann, R. & Schröder, B. (2001): MOSAIK-Landschaftsmodell - Einfluß alternativer Managementverfahren auf Flora und Fauna. – Verhandlungen der Gesellschaft für Ökologie **31**:106.
- Bink, F. A. (1992): Ecologische Atlas van de Dagvlinders van Noordwest-Europa. – 2. Aufl., Harlem.
- Binot, M. [Hg.] (1998): Rote Liste gefährdeter Tiere Deutschlands. – Schriftenreihe für Landschaftspflege und Naturschutz, Heft 55.
- Binzenhöfer, B. (2001): Analyse und Extrapolation der Auswirkungen von Weide- und Feldrasbewirtschaftung auf Falterpopulationen. Zwischenbericht zum Teilprojekt UFZ1 des MOSAIK-Projektes des BMBF (unveröffentl.). – Umweltforschungszentrum Leipzig-Halle, Leipzig.
- Block, W. M., Morrison, M. L. & Scott, P. E. (1998): Development and evaluation of habitat models for herpetofauna and small mammals. – *Forest science* **44**:430-437.
- Bortz, J., Lienert, G. A. & Boehnke, K. (2000): Verteilungsfreie Methoden in der Biostatistik. – 2. Aufl., Springer, Berlin.
- Brennan, L. A., Block, W. M. & Guttiérrez, R. J. (1986): The Use of Multivariate Statistics for Developing Habitat Suitability Index Models. – In: Verner, J., Morrison, M. L. & Ralph, C. J. [Hg.]: Wildlife 2000: modeling habitat relationships of terrestrial vertebrates. – University of Wisconsin Press, Madison. 177-182.
- Buckland, S. T. & Elston, D. A. (1993): Empirical models for the spatial distribution of wildlife. – *The Journal of applied ecology* **30**:478-495.
- Buckland, S. T., Burnham, K. P. & Augustin, N. H. (1997): Model selection: an integral part of inference. – *Biometrics* **53**:603-618.
- Capen, D. E., Fenwick, J. W., Inkley, D. B. & Boynton, A. C. (1986): Multivariate models of songbird habitat in New England forests. – In: Verner, J., Morrison, M. L. & Ralph, C.

- J. [Hg.]: Wildlife 2000: modeling habitat relationships of terrestrial vertebrates. – University of Wisconsin Press, Madison. 171-177.
- Cornelsen Verlag [Hg.] (1992): Mensch und Raum. Atlas für Bayern. – Cornelsen, Berlin.
- Cowley, M. J. R., Thomas, C. D., Roy, D. B., Wilson, R. J., León-Cortés, J. L., Gutiérrez, D., Bulman, C. R., Quinn, R. M., Moss, D. & Gaston, K. J. (2001): Density–distribution relationships in British butterflies. I. The effect of mobility and spatial scale. – Journal of Animal Ecology **70**:410-425.
- Cowley, M. J. R., Thomas, C. D., Wilson, R. J., León-Cortés, J. L., Gutiérrez, D., Bulman, C. R. & Quinn, R. M. (2001): Density–distribution relationships in British butterflies. II. An assessment of mechanisms. – Journal of Animal Ecology **70**:426-441.
- Cowley, M. J. R., Wilson, R. J., León-Cortés, J. L., Gutiérrez, D., Bulman, C. R. & Thomas, C. D. (2000): Habitat-based statistical models for predicting the spatial distribution of butterflies and day-flying moths in a fragmented landscape. – Journal of Applied Ecology **37**:60-72.
- Dennis, R. L. H. & Eales, H. T. (1999): Probability of site occupancy in the large heath butterfly *Coenonympha tullia* determined from geographical and ecological data. – Biological conservation **87**:295-302.
- Ebert, G. & Rennwald, E. [Hg] (1991). Die Schmetterlinge Baden-Württembergs. Band 2. – Ulmer, Stuttgart.
- Eibich, J. (2001): Biotoptypen-Kartierung im Untersuchungsgebiet Haßberge des MOSAIK-Projektes. Studie im Rahmen des MOSAIK-Projektes des BMBF zum Management von Offenlandsystemen. Im Auftrag der Universität Oldenburg (unveröffentl.) – Oldenburg.
- Elsner, O. (1994): Geplantes Naturschutzgebiet "Südlicher Haßbergtrauf" im Landkreis Haßberge. Gutachten im Auftrag der Bezirksregierung Unterfranken. – Institut für Vegetationskunde und Landschaftsökologie, Hemhofen-Zeckern.
- Feldmann, R., Reinhardt, R. & Settele, J. (1999): Bestimmung und Kurzcharakterisierung der außeralpinen Tagfalter Deutschlands. – In: Settele, J., Feldmann, R. & Reinhardt, R. [Hg.]: Die Tagfalter Deutschlands. - Ulmer, Stuttgart. 214-229.
- 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**:38-49.
- Fielding, A. H. & Haworth, P. F. (1995): Testing the generality of bird-habitat models. – Conservation biology **9**:1466-1481.
- Guisan, A. & Zimmermann, N. E. (2000): Predictive habitat distribution models in ecology. – Ecological Modelling **135**:147-186.
- Hamilton, K. G. A. (1982): The spittlebugs of Canada. Homoptera: Cercopidae. – Ottawa.
- He, F. & Gaston, K. J. (2000): Estimating species abundance from occurrence. – The American Naturalist **156**:553-559.
- Hermann, G. (1998): Erfassung von Präimaginalstadien bei Tagfaltern. Ein notwendiger Standard für Bestandsaufnahmen zu Planungsvorhaben. – Naturschutz und Landschaftsplanung **30**:133-142.
- Hermann, G. (1999): Methoden der qualitativen Erfassung von Tagfalter. – In: Settele, J., Feldmann, R., & Reinhardt, R.. [Hg.]: Die Tagfalter Deutschlands - ein Handbuch für Freilandökologen, Umweltpolitiker und Naturschützer. – Ulmer, Stuttgart. 124-143.
- Hermann, G. & Steiner, R. (2000): Artenspektren und Stetigkeiten der Tagfalter und Widderchen in Magerrasen des Landkreises Hassberge. Studie im Rahmen des MOSAIK-Projektes des BMBF zum Management von Offenlandsystemen. Im Auftrag des Bundesforschungszentrum Leipzig-Halle (unveröffentl.). – Arbeitsgruppe für Tierökologie und Planung, Filderstadt.
- Höhfeld, K. (2002): Analyse von Populationsgröße und Habitatpräferenz bei *Coenonympha arania* L. – Diplomarbeit (unveröffentl.). Universität Münster, Fachbereich Geowissenschaften.

- Hosmer, D. W. & Lemeshow, S. (2000): Applied Logistic Regression. – 2. Aufl., Wiley, New York..
- Janssen, J. & Laatz, W. (1999): Statistische Datenanalyse mit SPSS für Windows: eine anwendungsorientierte Einführung in das Basissystem Version 8 und das Modul Exakte Tests. – 3. Aufl., Springer, Berlin.
- Jongman, R. H. G., Ter Braak, C. J. F. & van Tongeren, O. F. R. [Hg.] (1995): Data analysis in community and landscape ecology. – Cambridge University Press, Cambridge.
- Kleyer, M., Biedermann, R., Henle, K., Poethke, H.-J., Obermaier, E., Poschlod, P., Schröder, B. & Settele, J. (2001): MOSAIK - a research programme to predict the effects of alternative conservation management systems on the regional species pool of dry grasslands. – Proceedings der Jahrestagung der IALE-D 2001 in Oldenburg, 13.9.-15.9.2001:82.
- Kleyer, M., Kratz, R., Lutze, B. & Schröder, B. (1999/2000): Habitatmodelle für Tierarten: Entwicklung, Methoden und Perspektiven für die Anwendung. – Zeitschrift für Ökologie und Naturschutz **8**:177-194.
- Kleyer, M., Poschlod, P., Poethke, H. J., Martin, D., Veith, M., Henle, K. & Settele, J. (1999): Halboffene Weidelandschaft und Feldgraslandschaft als alternative Leitbilder für die Pflege von Trockenstandorten und ihre Konsequenzen für das Überleben von Flora und Fauna. Antrag für das BMBF-Projekt BEO AZ - 39808N. – Oldenburg.
- Raymond, S.A. & Barret, R.H. (1986): Developing and Testing Habitat-Capability Models: Pitfalls and Recommendations. – In: Verner, J., Morrison, M. L. & Ralph, C. J. [Hg.]: Wildlife 2000: modeling habitat relationships of terrestrial vertebrates. – University of Wisconsin Press, Madison. 87-92.
- Legendre, P. (1993): Spatial autocorrelation: trouble or new paradigm? – Ecology **74**:1659-1673.
- Loertscher, M., Erhardt, A. & Zettel, J. (1995): Microdistribution of butterflies in a mosaic-like habitat: The role of nectar sources. – Ecography **18**:15-26.
- Manel, S., Dias, J. M., Buckton, S. T. & Ormerod, S. J. (1999a): Alternative methods for predicting species distribution: an illustration with Himalayan river birds. – Journal of Applied Ecology **36**:734-747.
- Manel, S., Dias, J.-M. & Ormerod, S. J. (1999b): Comparing discriminant analysis, neural networks and logistic regression for predicting species distributions: a case study with a Himalayan river bird. – Ecological Modelling **120**:337-348.
- Manel, S., Williams, H. C. & Ormerod, S. J. (2001): Evaluating presence-absence models in ecology: the need to account for prevalence. – Journal of Applied Ecology **38**:921-931.
- Mariolakos, I. (1969): Hydrogeologische Verhältnisse im Kartenblatt Haßfurt. – Erlanger Geologische Abhandlungen **74**.
- Morrison, M. L., Marcot, B. G. & Mannan, R. W. (1998): Wildlife-habitat relationships - concepts and applications. – 2. Aufl., The University of Wisconsin Press, Madison, Wisconsin.
- Naturpark Haßberge e.V. (1983): Begleitheft zur geologischen Exkursionsroute im Naturpark Haßberge.
- Neter, J., Wasserman, W. & Kutner, M. H. (1989): Applied Linear Regression Models. – 2. Aufl., Richard D. Irwin, Inc., Burr Ridge/Boston/Sydney.
- Norušis, M. J. (1997): SPSS Professional Statistics™ 7.5. SPSS Inc. – Chicago.
- Ossiannilsson, F. (1981): The Auchenorrhyncha (Homoptera) of Fennoscandia and Denmark. Part 2: The Families Cicadidae, Cercopidae, Membracidae, and Cicadellidae (excl. Deltocenphalinae). – Scandinavian Science Press Ltd., Klampenborg, Denmark.
- Pearce, J. & Ferrier, S. (2000a): Evaluating the predictive performance of habitat models developed using logistic regression. – Ecological Modelling **133**:224-245.
- Pearce, J. & Ferrier, S. (2000b): An evaluation of alternative algorithms for fitting species distribution models using logistic regression. – Ecological Modelling **128**:127-147.

- Peck, D. C. (1999): Seasonal fluctuations and phenology of *Prosapia* spittlebugs (Homoptera: Cercopidae) in upland pastures of Costa Rica. – Annals of the Entomological Society of America **92**:372-386.
- Peeters, E. T. H. M. & Gardeniers, J. J. P. (1998): Logistic regression as a tool for defining habitat requirements of two common gammarids. – Freshwater Biology **39**:605-615.
- Remane, R. & Wachmann, E. (1993): Zikaden: kennenlernen - beobachten. – Naturbuchverlag, Augsburg.
- Rutte, E. (1981): Bayerns Erdgeschichte. Der geologische Führer durch Bayern. – Ehrenwirth, München.
- Sachs, L. (1999): Angewandte Statistik - Anwendung statistischer Methoden. – 9. Aufl. Springer, New York.
- Schiemann, H. (1988): Beiträge zur Insektenfauna der DDR: Homoptera - Auchenorrhyncha (Cicadina) (Insecta). Teil II: Überfamilie Cicadoidea excl. Typhlocybinae et Deltocephalinae. – Faun. Abh. Mus. Tierk. Dresden **16**:37-93.
- Schröder, B. (2000): Zwischen Naturschutz und Theoretischer Ökologie: Modelle zur Habitatempfindung und räumlichen Populationsdynamik für Heuschrecken im Niedermoor. – PhD-Thesis. TU Braunschweig, Braunschweig.
- Schweizerischer Bund für Naturschutz. (1991): Tagfalter und ihre Lebensräume - Arten, Gefährdung, Schutz. – 3.Aufl., Basel.
- Settele, J., Feldmann, R. & Reinhardt, R. [Hg] (1999): Die Tagfalter Deutschlands – ein Handbuch für Freilandökologen, Umweltpolitiker und Naturschützer. – Ulmer, Stuttgart.
- Smith, P. A. (1994): Autocorrelation in logistic regression modelling of species' distributions. – Global ecology and biogeography letters **4**:47-61.
- Thomas, C. D., Thomas, J. A. & Warren, M. S. (1992): Distributions of occupied and vacant butterfly habitats in fragmented landscapes. – Oecologia **92**:563-567.
- Thomas, J. A., Bourn, N. A. D., Clarke, R. T., Stewart, K. E., Simcox, D. J., Pearman, G. S., Curtis, R. & Goodger, B. (2001): The quality and isolation of habitat patches both determine where butterflies persist in fragmented landscapes. – Proceedings of the Royal Society of London/B **268**:1791-1796.
- Tolman, T. & Lewington, R. (1997): Die Tagfalter Europas und Nordwestafrikas. – Kosmos, Stuttgart.
- Verbyla, D. L. & Litaitis, J. A. (1989): Resampling methods for evaluation of classification accuracy of wildlife habitat models. – Environmental management **13**:783-787.
- Weidemann, H. J. (1995): Tagfalter beobachten, bestimmen. – 2. Aufl., Naturbuchverlag, Augsburg.
- Whittaker, J. B. (1965): The distribution and population dynamics of *Neophilaenus lineatus* (L.) and *N. exclamatorius* (Thunberg) (Hom., Cercop.) on Pennine moorland. – Journal of Animal Ecology **34**:277-297.
- Whittaker, J. B. & Tribe, N. P. (1998): Predicting numbers of insect (*Neophilaenus lineatus*: Homoptera) in a changing climate. – Journal of Animal Ecology **67**:987-991.
- Wittmann, O. (1966): Die Weinbergböden Frankens. – Bayerisches Landwirtschaftliches Jahrbuch **43**, Sonderheft 3/1966.
- Verner, J., Morrison, M. L. & Ralph, C. J. [Hg.] (1986): Wildlife 2000: modeling habitat relationships of terrestrial vertebrates. – University of Wisconsin Press, Madison. 171-177.

Verzeichnis der Anhänge & Karten

Anhang 1: Kategorien der Variablen	A-2
Anhang 2: Habitatmodelle <i>Coenonympha arcania</i>.....	A-3
1 Univariate Modelle.....	A-3
2 Multivariate Modelle aus Probeflächenparametern.....	A-4
3 Multivariate Modelle aus Probeflächen- & Umgebungsparametern.....	A-5
4 Multivariate Modelle zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung.....	A-5
Anhang 3: Habitatmodelle <i>Lepyronia coleoptrata</i> (Larven)	A-6
1 Univariate Modelle.....	A-6
2 Multivariate Modelle aus Probeflächenparametern.....	A-6
3 Multivariate Modelle aus Probeflächen- & Umgebungsparametern.....	A-7
4 Multivariate Modelle zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung.....	A-8
Anhang 4: Habitatmodelle <i>Lepyronia coleoptrata</i> (Imagines)	A-8
1 Univariate Modelle.....	A-8
2 Multivariate Modelle aus Probeflächenparametern.....	A-9
3 Multivariate Modelle aus Probeflächen- & Umgebungsparametern.....	A-10
4 Multivariate Modelle zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung.....	A-10
Anhang 5: Habitatmodelle <i>Neophilaenus campestris</i>.....	A-11
1 Univariate Modelle.....	A-11
2 Multivariate Modelle aus Probeflächenparametern.....	A-11
3 Multivariate Modelle aus Probeflächen- & Umgebungsparametern.....	A-12
4 Multivariate Modelle zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung.....	A-12
Anhang 6: Gewichtung von Umgebungsvariablen	A-13
Anhang 7: Berechnung flächendeckender Habitateignungskarten ...	A-14
1 Habitateignungskarte für <i>C. arcania</i>	A-14
2 Habitateignungskarte für <i>L. coleoptrata</i> (Larven)	A-16

Karten

- Karte 1: Übersicht und Abgrenzung des Untersuchungsgebietes
- Karte 2: Biotoptypen & Lage der Probeflächen
- Karte 3: Habitateignung für *Coenonympha arcania*
- Karte 4: Habitateignung für *Lepyronia coleoptrata*

Anhang 1: Kategorien der Variablen

Kürzel	Definition
Biototyp	
A	Acker
AB	Ackerbrache (AB2 = mehrjährig)
Gf	Fettwiese
Gfm	Fettwiese mit Magerkeitszeigern
Et	Extensivwiese trocken
Mb	Magerrasen
S	thermophiler Saum
H	Hecke/Gebüsch/Feldgehölz
W	Wald
Nutzungsart	
0	keine Nutzung
MA	Mahd
MU	Mulch
MW	Mähweide
WS	Standweide
W-H	Hudeweide
Zeitpunkt 1. Nutzung	
1	bis 15.6.
2	16.6. bis 15.7.
3	16.7. bis 15.8.
4	nach 15.8.
5	gar nicht / nicht jährlich (brach)
Beschattung	
1	völlig unbeschattet
1-2 (nur Schaumzikaden)	zwischen 1 und 2
2	teilweise beschattet
2-3 (nur Schaumzikaden)	zwischen 2 und 3
3	völlig beschattet

Anhang 2: Habitatmodelle *Coenonympha arcana*

Anmerkung: Bei allen Modellen für *C. arcana* sind Flächen mit den Biotoptypen Acker oder Wald mit einer Vorkommenswahrscheinlichkeit von Null zu belegen.

1 Univariate Modelle

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Biotoptyp			17.875	4	0.001		
AB							
Gf	0.693	1.378	0.253	1	0.615	2.000	0.134
Gfm	0.143	1.269	0.013	1	0.910	1.154	0.096
Et	2.106	1.147	3.372	1	0.066	8.213	0.868
Mb/S/H	2.708	1.155	5.500	1	0.019	14.998	1.560
Konstante	-1.609	1.095	2.158	1	0.142	0.200	
Neigung	0.151	0.038	15.628	1	0.000	1.163	1.079
Konstante	-1.735	0.526	10.904	1	0.001	0.176	
Sinus Exp.	-0.855	0.346	6.115	1	0.013	0.425	0.216
Konstante	-0.055	0.232	0.056	1	0.812	0.946	
Cosinus Exp.	-0.373	0.288	1.671	1	0.196	0.689	0.392
Konstante	0.139	0.208	0.444	1	0.505	1.149	
Beschattung							
unbeschattet							
teilweise beschattet	0.863	0.419	4.240	1	0.039	2.369	1.042
Konstante	-0.336	0.338	0.991	1	0.320	0.714	
1. Nutzung			26.102	4	0.000		
bis 15.6.							
16.6. – 15.7.	1.464	0.677	4.679	1	0.031	4.321	1.147
16.7. – 15.8.	2.324	0.718	10.481	1	0.001	10.214	2.502
nach 15.8.	4.007	0.919	18.994	1	0.000	54.999	9.072
nie / nicht regelmäßig	3.409	0.941	13.115	1	0.000	30.250	4.779
Konstante	-1.705	0.544	9.836	1	0.002	0.182	
Verbuschung%	0.321	0.107	9.029	1	0.003	1.378	1.118
Konstante	-0.406	0.245	2.761	1	0.097	0.666	
Versaumung							
nicht versaumt.							
versaumt	2.136	0.585	13.342	1	0.000	8.462	2.690
Konstante	-0.265	0.231	1.308	1	0.253	0.767	
Hecke%	0.259	0.089	8.511	1	0.004	1.295	1.089
Konstante	-0.387	0.238	2.648	1	0.104	0.679	
Baumschicht vorh.							
keine BS vorhanden							
BS vorhanden	1.270	0.454	7.846	1	0.005	3.562	1.464
Konstante	-0.172	0.240	0.513	1	0.474	0.842	
Krautschicht%	-0.028	0.014	4.270	1	0.039	0.972	0.946
Konstante	2.421	1.096	4.879	1	0.027	11.260	
Moosschicht%	0.014	0.007	3.409	1	0.065	1.014	0.999
Konstante	-0.187	0.294	0.402	1	0.526	0.830	
AnH25	0.297	0.079	14.217	1	0.000	1.346	1.153
AnH25^2	-0.003	0.001	14.737	1	0.000	0.997	0.995
Konstante	-0.693	0.292	5.646	1	0.017	0.500	
MbEt100	0.211	0.050	18.132	1	0.000	1.235	1.121
MbEt100^2	-0.003	0.001	16.515	1	0.000	0.997	0.996
Konstante	-2.265	0.698	10.545	1	0.001	0.104	

2 Multivariate Modelle aus Probeflächenparametern

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Modell 1-1							
BT (AB = Bezug)			17.875	4	0.001		
BT Gf	-2.708	1.155	5.5	1	0.019	0.067	0.007 0.641
BT Gfm	-2.015	0.913	4.872	1	0.027	0.133	0.022 0.798
BT Et	-2.565	0.737	12.103	1	0.001	0.077	0.018 0.326
BT Mb/S/H	-0.602	0.498	1.461	1	0.227	0.548	0.206 1.454
Konstante	1.099	0.365	9.052	1	0.003	3	
Modell 1-2							
Neigung	0.149	0.039	14.752	1	<0.0001	1.161	1.076 1.252
Sinus Exp.	-0.833	0.381	4.795	1	0.029	0.435	0.206 0.916
Konstante	-1.994	0.561	12.612	1	<0.0001	0.136	
Modell 1-3							
BT (AB = Bezug)			10.872	4	0.028		
BT Gf	2.886	1.687	2.924	1	0.087	17.913	0.656 489.202
BT Gfm	0.903	1.597	0.32	1	0.572	2.467	0.108 56.387
BT Et	3.223	1.447	4.963	1	0.026	25.096	1.473 427.528
BT Mb/S/H	3.279	1.437	5.204	1	0.023	26.543	1.587 443.955
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			22.212	4	<0.0001		
Nutzzeit 2	1.482	0.708	4.384	1	0.036	4.401	1.099 17.622
Nutzzeit 3	3.083	0.904	11.622	1	0.001	21.829	3.708 128.496
Nutzzeit 4	3.592	0.958	14.056	1	<0.0001	36.307	5.552 237.417
Nutzzeit 5	3.96	1.247	10.087	1	0.001	52.467	4.555 604.298
Konstante	-4.55	1.513	9.043	1	0.003	0.011	
Modell 1-4							
BT (AB = Bezug)			7.211	4	0.125		
BT Gf	2.511	1.663	2.281	1	0.131	12.319	0.474 320.45
BT Gfm	0.562	1.568	0.128	1	0.72	1.754	0.081 37.95
BT Et	2.646	1.407	3.539	1	0.06	14.097	0.895 222.038
BT Mb/S/H	2.232	1.474	2.292	1	0.13	9.316	0.518 167.535
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			17.666	4	0.001		
Nutzzeit 2	1.188	0.745	2.542	1	0.111	3.281	0.761 14.133
Nutzzeit 3	2.872	0.919	9.772	1	0.002	17.665	2.919 106.912
Nutzzeit 4	3.333	0.998	11.152	1	0.001	28.012	3.962 198.06
Nutzzeit 5	3.328	1.316	6.394	1	0.011	27.875	2.114 367.612
Hecke%	0.162	0.085	3.643	1	0.056	1.176	0.996 1.388
Konstante	-4.07	1.497	7.389	1	0.007	0.017	
Modell 1-5							
BT (AB = Bezug)			7.41725	4	0.115		
BT Gf	1.914	1.755	1.1894	1	0.275	6.7794	0.2175 211.329
BT Gfm	0.008	1.670	2.1E-05	1	0.996	1.0077	0.0382 26.5789
BT Et	2.360	1.482	2.53652	1	0.111	10.595	0.5802 193.457
BT Mb/S/H	1.693	1.584	1.1427	1	0.285	5.4373	0.2438 121.26
Nutzzeit			17.086	4	0.002		
Nutzzeit 2	1.151	0.770	2.240	1	0.134	3.1598	0.7003 14.2578
Nutzzeit 3	3.047	0.962	10.027	1	0.002	21.044	3.1927 138.703
Nutzzeit 4	3.293	1.033	10.164	1	0.001	26.933	3.5562 203.982
Nutzzeit 5	3.261	1.314	6.155	1	0.013	26.071	1.9831 342.763
Hecke %	0.130	0.074	3.093	1	0.079	1.1393	0.9852 1.31751
Beschattung vorh.	1.241	0.664	3.482	1	0.062	3.4582	0.9394 12.7299
Konstante	-4.490	1.616	7.720	1	0.005	0.0112	
Modell 1-6							
BT (AB = Bezug)			7.685	4	0.104		
BT Gf	1.794	1.873	0.918	1	0.338	6.015	0.153 236.345
BT Gfm	-0.781	1.651	0.224	1	0.636	0.458	0.018 11.646
BT Et	1.697	1.506	1.270	1	0.26	5.46	0.285 104.582
BT Mb/S/H	1.592	1.674	0.904	1	0.342	4.912	0.185 130.789
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			18.291	4	0.001		
Nutzzeit 2	0.996	0.838	1.413	1	0.235	2.708	0.524 14.002
Nutzzeit 3	4.148	1.137	13.299	1	<0.0001	63.276	6.81 587.935
Nutzzeit 4	4.044	1.202	11.330	1	0.001	57.078	5.416 601.513
Nutzzeit 5	3.775	1.595	5.600	1	0.018	43.608	1.913 994.342
Hecke %	0.228	0.092	6.223	1	0.013	1.257	1.05 1.503
Baumschicht vorh.	2.577	0.882	8.538	1	0.003	13.155	2.336 74.085
Krautschicht%	0.063	0.036	3.118	1	0.077	1.065	0.993 1.142
Konstante	-9.507	3.428	7.692	1	0.006	<0.0001	
Modell 1-7							
BT (AB = Bezug)			7.945	4	0.094		
BT Gf	2.525	1.786	1.999	1	0.157	12.491	0.377 413.714
BT Gfm	-0.355	1.594	0.049	1	0.824	0.702	0.031 15.956

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β	
BT Et	2.034	1.459	1.943	1	0.163	7.642	0.438	133.36
BT Mb/S/H	1.017	1.578	0.415	1	0.519	2.764	0.126	60.855
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			18.363	4	0.001			
Nutzzeit 2	0.949	0.811	1.370	1	0.242	2.584	0.527	12.662
Nutzzeit 3	3.932	1.088	13.068	1	<0.0001	50.993	6.05	429.829
Nutzzeit 4	3.937	1.158	11.550	1	0.001	51.262	5.293	496.427
Nutzzeit 5	3.39	1.457	5.413	1	0.02	29.657	1.706	515.521
Hecke %	0.21	0.087	5.846	1	0.016	1.234	1.041	1.463
Baumschicht vorh.	2.412	0.845	8.144	1	0.004	11.161	2.129	58.516

3 Multivariate Modelle aus Probeflächen- & Umgebungsparametern

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β	
Modell 2-1								
AnH25	0.205	0.074	7.616	1	0.006	1.227	1.061	1.42
AnH25^2	-0.002	0.001	7.244	1	0.007	0.998	0.997	0.999
MbEt100	0.21	0.078	7.155	1	0.007	1.234	1.058	1.439
MbEt100^2	-0.003	0.001	6.45	1	0.011	0.997	0.995	0.999
Baumschicht vorh.	1.789	0.738	5.872	1	0.015	5.983	1.408	25.429
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			10.515	4	0.033			
Nutzzeit 2	0.388	0.871	0.199	1	0.656	1.475	0.267	8.134
Nutzzeit 3	2.529	1.052	5.782	1	0.016	12.538	1.596	98.483
Nutzzeit 4	2.417	1.067	5.132	1	0.023	11.215	1.385	90.79
Nutzzeit 5	2.025	1.259	2.584	1	0.108	7.573	0.641	89.402
Konstante	-5.118	1.451	12.445	1	<0.0001	0.006		
Modell 2-2								
AnH25	0.206	0.072	8.237	1	0.004	1.229	1.068	1.415
AnH25^2	-0.002	0.001	7.945	1	0.005	0.998	0.997	0.999
MbEt100	0.203	0.069	8.726	1	0.003	1.225	1.071	1.401
MbEt100^2	-0.003	0.001	7.681	1	0.006	0.997	0.995	0.999
Baumschicht 1	1.811	0.71	6.508	1	0.011	6.116	1.521	24.584
Nutzzeit (binär) "nach 15.7."	2.162	0.677	10.183	1	0.001	8.688	2.303	32.779
Konstante	-4.818	1.263	14.553	1	<0.0001	0.008		

4 Multivariate Modelle zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β	
Modell 3-1								
AnH25	0.247	0.069	12.658	1	<0.0001	1.280	1.117	1.467
AnH25^2	-0.002	0.001	12.159	1	<0.0001	0.998	0.996	0.999
MbEt100	0.181	0.059	9.531	1	0.002	1.199	1.068	1.345
MbEt100^2	-0.002	0.001	8.367	1	0.004	0.998	0.996	0.999
Konstante	-3.151	0.993	10.06	1	0.002	0.043		
Modell 3-2								
AnH25	0.219	0.070	9.720	1	0.002	1.245	1.085	1.429
AnH25^2	-0.002	0.001	9.445	1	0.002	0.998	0.996	0.999
MbEt100	0.184	0.062	8.849	1	0.003	1.203	1.065	1.358
MbEt100^2	-0.002	0.001	8.427	1	0.004	0.998	0.996	0.999
Neigung	0.112	0.049	5.255	1	0.022	1.119	1.016	1.231
Konstante	-4.473	1.269	12.427	1	<0.0001	0.011		

Anhang 3: Habitatmodelle *Lepyronia coleoptrata* (Larven)

Anmerkung: Bei allen Modellen für *L. coleoptrata*-Larven sind Flächen mit den Biototypen Acker, Wald oder Hecke mit einer Vorkommenswahrscheinlichkeit von Null zu belegen.

1 Univariate Modelle

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e $^{\beta}$	95% Konf.intervall für e $^{\beta}$
Biotoptyp			15.277	4	0.004		
BT Gf (Bezug)							
BT Gfm	1.384	1.193	1.346	1	0.246	3.989	0.385
BT Et	2.665	1.107	5.789	1	0.016	14.361	1.639
BT Mb/S	1.016	1.128	0.811	1	0.368	2.762	0.303
BT AB	2.364	1.306	3.277	1	0.070	10.638	0.822
Konstante	-2.077	1.060	3.842	1	0.050	0.125	
Sinus Exp.	-0.294	0.341	0.746	1	0.388	0.745	0.382
Sinus Exp.^2	1.010	0.584	2.995	1	0.084	2.746	0.875
Konstante	-0.922	0.350	6.944	1	0.008	0.398	
Cosinus Exp.	-0.031	0.318	0.009	1	0.923	0.970	0.520
Cosinus Exp.^2	-1.199	0.565	4.497	1	0.034	0.302	0.100
Konstante	0.274	0.324	0.716	1	0.397	1.316	
Nutzzeit			13.810	4	0.008		
Nutzzeit 1 (Bezug)							
Nutzzeit 2	1.658	0.644	6.621	1	0.010	5.249	1.484
Nutzzeit 3	2.277	0.719	10.022	1	0.002	9.748	2.380
Nutzzeit 4	0.896	0.712	1.583	1	0.208	2.449	0.607
Nutzzeit 5	2.574	0.999	6.643	1	0.010	13.122	1.853
Konstante	-1.658	0.546	9.238	1	0.002	0.191	
Versaumung							
Versaumung nicht vorh. (Bezug)							
Versaumung vorh.	1.209	0.601	4.042	1	0.044	3.351	1.031
Konstante	-1.322	0.563	5.517	1	0.019	0.267	
Offenboden							
Offenboden nicht vorhanden							
Offenboden vorhanden	-1.744	1.087	2.573	1	0.109	0.175	0.021
Konstante	-0.201	0.201	0.997	1	0.318	0.818	
Moosschicht%	-0.003	0.007	0.209	1	0.648	0.997	0.984
Konstante	-0.187	0.311	0.364	1	0.546	0.829	
Verbuschung%	-0.093	0.057	2.606	1	0.106	0.911	0.814
Konstante	-0.145	0.207	0.488	1	0.485	0.865	
Mb50(binär)							
Mb50(binär) < 40% (Bezug)							
Mb50 (binär) > 40%	-1.520	0.667	5.200	1	0.023	0.219	0.059
Konstante	-0.089	0.211	0.178	1	0.673	0.915	
Ab2Et100(binär)							
Ab2Et100(binär) < 40% (Bezug)							
Ab2Et100(binär) > 40%	1.302	0.540	5.809	1	0.016	3.676	1.275
Konstante	-0.529	0.219	5.807	1	0.016	0.589	

2 Multivariate Modelle aus Probeflchenparametern

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
BT (Gf = Bezug)			12.041	4	0.017		
BT Gfm	1.389	1.205	1.329	1	0.249	4.012	0.378
BT Et	2.600	1.118	5.412	1	0.020	13.469	1.506
BT Mb/S	1.244	1.174	1.123	1	0.289	3.468	0.348
BT AB	3.008	1.412	4.537	1	0.033	20.256	1.272
Neigung	0.267	0.163	2.680	1	0.102	1.306	0.949
Neigung ²	-0.010	0.006	2.706	1	0.100	0.990	0.979
Konstante	-3.593	1.480	5.892	1	0.015	0.028	
Modell 1-3							
BT (Gf = Bezug)			11.173	4	0.025		
BT Gfm	1.077	1.263	0.727	1	0.394	2.935	0.247
BT Et	2.430	1.169	4.320	1	0.038	11.355	1.148
BT Mb/S	0.852	1.204	0.500	1	0.479	2.343	0.221
BT AB	1.969	1.394	1.995	1	0.158	7.167	0.466
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			9.905	4	0.042		
Nutzzeit 2	1.335	0.688	3.771	1	0.052	3.801	0.988
Nutzzeit 3	2.291	0.769	8.867	1	0.003	9.882	2.188
Nutzzeit 4	0.855	0.791	1.169	1	0.280	2.351	0.499
Nutzzeit 5	1.680	1.062	2.501	1	0.114	5.366	0.669
Konstante	-3.053	1.204	6.434	1	0.011	0.047	
Modell 1-4							
BT (Gf = Bezug)			7.176	4	0.127		
BT Gfm	1.054	1.273	0.685	1	0.408	2.868	0.236
BT Et	2.376	1.178	4.067	1	0.044	10.762	1.069
BT Mb/S	1.313	1.234	1.131	1	0.288	3.717	0.331
BT AB	1.830	1.411	1.683	1	0.194	6.235	0.393
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			10.865	4	0.028		
Nutzzeit 2	1.389	0.680	4.167	1	0.041	4.011	1.057
Nutzzeit 3	2.469	0.779	10.041	1	0.002	11.809	2.565
Nutzzeit 4	1.320	0.843	2.450	1	0.118	3.742	0.717
Nutzzeit 5	2.273	1.152	3.894	1	0.048	9.706	1.015
Vesamung vorh.	1.352	0.831	2.647	1	0.104	3.863	0.758
Konstante	-4.478	1.498	8.933	1	0.003	0.011	
Modell 1-5							
BT (Gf = Bezug)			7.868	4	0.097		
BT Gfm	1.314	1.348	0.950	1	0.330	3.721	0.265
BT Et	2.881	1.251	5.301	1	0.021	17.831	1.535
BT Mb/S	2.062	1.313	2.466	1	0.116	7.865	0.599
BT AB	2.755	1.518	3.294	1	0.070	15.725	0.802
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			10.805	4	0.029		
Nutzzeit 2	1.270	0.709	3.212	1	0.073	3.562	0.888
Nutzzeit 3	2.626	0.844	9.690	1	0.002	13.815	2.644
Nutzzeit 4	1.074	0.922	1.356	1	0.244	2.927	0.480
Nutzzeit 5	2.195	1.175	3.490	1	0.062	8.978	0.898
Vesamung vorh.	1.462	0.886	2.722	1	0.099	4.315	0.760
Mooschicht%	0.079	0.035	4.939	1	0.026	1.082	1.009
Mooschicht%^2	-0.001	0.000	6.362	1	0.012	0.999	0.998
Konstante	-5.785	1.706	11.497	1	0.001	0.003	

3 Multivariate Modelle aus Probeflächen- & Umgebungsparametern

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Modell 2-1							
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			14	4	0.006		
Nutzzeit 2	1.327	0.685	4	1	0.053	3.770	0.984
Nutzzeit 3	2.756	0.841	11	1	0.001	15.745	3.028
Nutzzeit 4	1.572	0.906	3	1	0.083	4.815	0.815
Nutzzeit 5	3.549	1.144	10	1	0.002	34.774	3.695
Vesamung vorh.	1.951	0.806	6	1	0.015	7.039	1.450
Mooschicht%	0.072	0.034	4	1	0.034	1.074	1.005
Mooschicht%^2	-0.001	0.000	6	1	0.018	0.999	0.998
Mb50(binär) > 40%	-2.058	0.857	6	1	0.016	0.128	0.024
Konstante	-3.919	1.054	14	1	<0.0001	0.020	
Modell 2-2							
Nutzzeit (Nutzzeit 1 = Bezug)			14	4	0.008		

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β	
Nutzzeit 2	1.176	0.697	3	1	0.091	3.241	0.827	12.701
Nutzzeit 3	2.578	0.852	9	1	0.002	13.173	2.481	69.947
Nutzzeit 4	1.429	0.922	2	1	0.121	4.173	0.685	25.431
Nutzzeit 5	3.584	1.140	10	1	0.002	36.033	3.856	336.730
Versaumung vorh.	1.949	0.824	6	1	0.018	7.025	1.396	35.354
Mooschicht%	0.076	0.034	5	1	0.028	1.079	1.008	1.154
Mooschicht%^2	-0.001	0.000	6	1	0.014	0.999	0.998	1.000
Mb50(binär) > 40%	-2.177	0.866	6	1	0.012	0.113	0.021	0.620
Offenboden vorh.	-2.389	1.569	2	1	0.128	0.092	0.004	1.988
Konstante	-3.727	1.077	12	1	0.001	0.024		

4 Multivariate Modelle zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β	
Modell 3-1								
Mb50(binär) > 40%	-1.373	0.701	3.832	1	0.050	0.253	0.064	1.002
BT (Gf = Bezug)			13.612	4	0.009			
BT Gfm	1.483	1.210	1.502	1	0.220	4.406	0.411	47.212
BT Et	2.609	1.119	5.440	1	0.020	13.586	1.517	121.697
BT Mb/S	1.021	1.139	0.803	1	0.370	2.775	0.298	25.887
BT AB	2.363	1.327	3.172	1	0.075	10.625	0.789	143.123
Konstante	-1.881	1.071	3.087	1	0.079	0.152		
Modell 3-2								
Mb50(binär) > 40%	-1.496	0.716	4.359	1	0.037	0.224	0.055	0.912
BT (Gf = Bezug)			10.804	4	0.029			
BT Gfm	1.580	1.229	1.655	1	0.198	4.857	0.437	53.964
BT Et	2.590	1.131	5.243	1	0.022	13.324	1.452	122.265
BT Mb/S	1.306	1.191	1.202	1	0.273	3.690	0.357	38.095
BT AB	3.195	1.445	4.888	1	0.027	24.407	1.437	414.487
Neigung	0.309	0.170	3.326	1	0.068	1.362	0.977	1.899
Neigung%^2	-0.011	0.006	3.232	1	0.072	0.989	0.977	1.001
Konstante	-3.699	1.522	5.906	1	0.015	0.025		

Anhang 4: Habitatmodelle *Lepyronia coleoptrata* (Imagines)

Anmerkung: Bei allen Modellen für *L. coleoptrata*-Imagines sind Flächen mit den Biotoptypen Wald oder Hecke mit einer Vorkommenswahrscheinlichkeit von Null zu belegen.

1 Univariate Modelle

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β	
Biotoptyp								
BT Gf/A (Bezug)			10.398	5	0.065			
BT AB	3.060	1.283	5.690	1	0.017	21.320	1.726	263.400
BT Gfm	1.593	1.178	1.828	1	0.176	4.920	0.488	49.558
BT Et	2.538	1.075	5.573	1	0.018	12.659	1.539	104.155
BT Mb	1.961	1.115	3.095	1	0.079	7.107	0.800	63.166
BT S	0.693	1.479	0.219	1	0.640	1.999	0.110	36.270
Konstante	-2.772	1.031	7.236	1	0.007	0.063		
Neigung	0.340	0.140	5.939	1	0.015	1.405	1.069	1.847
Neigung%^2	-0.011	0.005	5.175	1	0.023	0.989	0.979	0.998
Konstante	-2.801	0.879	10.155	1	0.001	0.061		

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β	
Cosinus Exp.	-0.230	0.348	0.436	1	0.509	0.795	0.402	1.572
Cosinus Exp.^2	-1.023	0.581	3.097	1	0.078	0.360	0.115	1.123
Konstante	-0.365	0.315	1.341	1	0.247	0.694		
Nutzzeit								
Nutzzeit 1 (Bezug)			8.221	4	0.084			
Nutzzeit 2	0.300	0.628	0.228	1	0.633	1.350	0.394	4.623
Nutzzeit 3	0.624	0.654	0.910	1	0.340	1.867	0.518	6.730
Nutzzeit 4	1.173	0.652	3.239	1	0.072	3.231	0.901	11.585
Nutzzeit 5	2.351	0.973	5.834	1	0.016	10.500	1.558	70.758
Konstante	-1.435	0.498	8.317	1	0.004	0.238		
Verbuschung%	-0.244	0.158	2.379	1	0.123	0.783	0.574	1.068
Konstante	-0.589	0.213	7.686	1	0.006	0.555		
Moosschicht%	0.045	0.027	2.809	1	0.094	1.046	0.992	1.102
Moosschicht%^2	0.000	0.000	2.367	1	0.124	1.000	0.999	1.000
Konstante	-1.388	0.427	10.578	1	0.001	0.250		
Krautschicht (Juli) %	0.029	0.013	5.037	1	0.025	1.030	1.004	1.056
Konstante	-2.905	0.986	8.673	1	0.003	0.055		
Mb75(binär)								
Mb75(binär) < 30% (Bezug)								
Mb75(binär) > 30%	-2.166	1.051	4.246	1	0.039	0.115	0.015	0.900
Konstante	-0.606	0.207	8.558	1	0.003	0.545		

2 Multivariate Modelle aus Probeflächenparametern

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β	
Mödell 1-1								
BT (A/Gf = Bezug)			10.398	5	0.065			
BT AB	3.060	1.283	5.690	1	0.017	21.320	1.726	263.400
BT Gfm	1.593	1.178	1.828	1	0.176	4.920	0.488	49.558
BT Et	2.538	1.075	5.573	1	0.018	12.659	1.539	104.155
BT Mb	1.961	1.115	3.095	1	0.079	7.107	0.800	63.166
BT S	0.693	1.479	0.219	1	0.640	1.999	0.110	36.270
Konstante	-2.772	1.031	7.236	1	0.007	0.063		
Modell 1-2								
BT (A/Gf = Bezug)			11.953	5	0.035			
BT AB	4.146	1.446	8.222	1	0.004	63.204	3.714	1075.513
BT Gfm	1.162	1.209	0.924	1	0.336	3.196	0.299	34.158
BT Et	2.034	1.103	3.400	1	0.065	7.646	0.880	66.446
BT Mb	1.390	1.177	1.395	1	0.238	4.016	0.400	40.340
BT S	0.362	1.691	0.046	1	0.830	1.437	0.052	39.521
Neigung	0.437	0.194	5.072	1	0.024	1.547	1.058	2.263
Neigung^2	-0.013	0.007	3.528	1	0.060	0.987	0.974	1.001
Konstante	-5.329	1.602	11.072	1	0.001	0.005		
Modell 1-3								
BT (A/Gf = Bezug)			13.926	5	0.016			
BT AB	5.223	1.625	10.333	1	0.001	185.545	7.679	4482.966
BT Gfm	1.632	1.248	1.709	1	0.191	5.114	0.443	59.070
BT Et	2.330	1.143	4.152	1	0.042	10.279	1.093	96.658
BT Mb	1.582	1.222	1.678	1	0.195	4.865	0.444	53.314
BT S	0.432	1.737	0.062	1	0.804	1.540	0.051	46.383
Neigung	0.576	0.224	6.595	1	0.010	1.779	1.146	2.761
Neigung^2	-0.017	0.008	4.660	1	0.031	0.983	0.968	0.998
Krautschicht (Juli) %	0.046	0.017	7.628	1	0.006	1.047	1.013	1.082
Konstante	-10.001	2.580	15.021	1	0.000	0.000		

3 Multivariate Modelle aus Probeflächen- & Umgebungsparametern

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Modell 2-1							
BT (A/Gf = Bezug)			13.705	5	0.018		
BT AB	5.742	1.729	11.028	1	0.001	311.723	11
BT Gfm	1.760	1.277	1.900	1	0.168	5.815	0.476
BT Et	2.338	1.162	4.047	1	0.044	10.360	1.062
BT Mb	1.732	1.257	1.896	1	0.168	5.650	0.481
BT S	0.457	1.917	0.057	1	0.812	1.579	0.037
Neigung	0.639	0.245	6.793	1	0.009	1.895	1.172
Neigung^2	-0.019	0.009	4.546	1	0.033	0.982	0.965
Krautschicht (Juli) %	0.051	0.017	8.583	1	0.003	1.052	1.017
Mb75(binär) > 30%	-2.660	1.117	5.668	1	0.017	0.070	0.008
Konstante	-10.668	2.715	15.437	1	<0.0001	0.000	

4 Multivariate Modelle zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Modell 3-1							
BT (A/Gf = Bezug)			11.959	5	0.035		
BT AB	4.508	1.502	9.006	1	0.003	90.729	4.777
BT Gfm	1.226	1.230	0.993	1	0.319	3.406	0.306
BT Et	2.030	1.115	3.314	1	0.069	7.614	0.856
BT Mb	1.511	1.200	1.585	1	0.208	4.531	0.431
BT S	0.604	1.863	0.105	1	0.746	1.830	0.048
Neigung	0.490	0.220	4.964	1	0.026	1.632	1.061
Neigung^2	-0.015	0.008	3.287	1	0.070	0.985	0.970
Mb75(binär) > 30%	-2.438	1.109	4.833	1	0.028	0.087	0.010
Konstante	-5.504	1.695	10.545	1	0.001	0.004	

Anhang 5: Habitatmodelle *Neophilaenus campestris*

Anmerkung: Bei allen Modellen für *N. campestris*-Imagines sind Flächen mit den Biototypen Wald oder Hecke mit einer Vorkommenswahrscheinlichkeit von Null zu belegen.

1 Univariate Modelle

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Biototyp binär							
BT intensiv (Bezug)							
BT extensiv	1.269	0.687	3.412	1	0.065	3.558	0.925
Konstante	-3.298	1.279	6.645	1	0.010	0.037	13.677
Nutzart binär							
Nutzart intensiv (Bezug)							
Nutzart extensiv	1.248	0.636	3.852	1	0.050	3.482	1.002
Konstante	-2.560	0.819	9.772	1	0.002	0.077	12.105
Höhe Krautschicht binär							
KS Höhe > 0.4m (Bezug)							
KS Höhe < 0.4m	1.102	0.866	1.618	1	0.203	3.010	0.551
Konstante	-2.020	0.822	6.038	1	0.014	0.133	16.439
Deckung Krautschicht binär							
KS% > 90% (Bezug)							
KS% < 90%	1.677	0.923	3.304	1	0.069	5.351	0.877
Konstante	-2.488	0.881	7.980	1	0.005	0.083	32.652
Beschattung							
Besch. nicht vorh. (Bezug)							
Besch. vorh.	-1.556	0.657	5.615	1	0.018	0.211	0.058
Konstante	-0.602	0.3	4.011	1	0.045	0.548	0.764
BT x Vers							
BT x Vers 1 (Bezug)							
BT x Vers 2	1.455	0.700	4.320	1	0.038	4.285	1.087
BT x Vers 3	0.479	0.974	0.242	1	0.623	1.615	0.240
Konstante	-2.029	0.623	10.603	1	0.001	0.131	10.885
BT x Nutzart							
BT x Nutzart 1 (Bezug)							
BT x Nutzart 2	1.029	0.713	2.084	1	0.149	2.799	0.692
BT x Nutzart 4	1.964	0.839	5.485	1	0.019	7.131	1.378
Konstante	-2.029	0.623	10.603	1	0.001	0.131	36.906
ABMB_150							
Konstante	-1.474	0.370	15.829	1	0.000	0.229	1.065

2 Multivariate Modelle aus Probeflächenparametern

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Modell 1-1							
BT x Nutzart			5.496	2	0.064		
BT x Nutzart 2	1.029	0.713	2.084	1	0.149	2.799	0.692
BT x Nutzart 3	1.964	0.839	5.485	1	0.019	7.131	1.378
Konstante	-2.029	0.623	10.603	1	0.001	0.131	36.906
Modell 1-2							
BT x Nutzart			4.725	2	0.094		
BT x Nutzart 2	1.047	0.732	2.043	1	0.153	2.848	0.678
BT x Nutzart 3	1.886	0.868	4.721	1	0.030	6.594	1.203
Beschattung vorh.	-1.513	0.672	5.067	1	0.024	0.220	0.059
Konstante	-1.566	0.648	5.840	1	0.016	0.209	0.822
Modell 1-3							
BT x Vers			4.546	2	0.103		
BT x Vers 2	1.440	0.720	4.003	1	0.045	4.221	1.030
BT x Vers 4	0.517	1.001	0.267	1	0.605	1.678	0.236
Beschattung vorh.	-1.534	0.672	5.221	1	0.022	0.216	0.058
Konstante	-1.562	0.648	5.813	1	0.016	0.210	0.804

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Modell 1-4							
BT x Vers			3.707	2	0.157		
BT x Vers 2	1.246	0.736	2.868	1	0.090	3.476	0.822
BT x Vers 4	0.231	1.020	0.051	1	0.821	1.260	0.171
Beschattung vorh.	-1.367	0.683	3.999	1	0.046	0.255	0.067
KS1_P_BI	1.182	0.975	1.470	1	0.225	3.262	0.482
Konstante	-2.456	1.042	5.553	1	0.018	0.086	

3 Multivariate Modelle aus Probeflächen- & Umgebungsparametern

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Modell 2-1							
Beschattung vorh.	-1.634	0.688	5.646	1	0.017	0.195	0.051
BT x Vers (1 = Bezug)			4.882	2	0.087		
BT x Vers 2	1.487	0.746	3.972	1	0.046	4.425	1.025
BT x Vers 4	0.295	1.048	0.079	1	0.779	1.343	0.172
AB2Mb150	0.036	0.020	3.405	1	0.065	1.037	0.998
Konstante	-2.034	0.728	7.803	1	0.005	0.131	

4 Multivariate Modelle zur flächendeckenden Prognose der Habitateignung

Variable	β	SE	Wald	df	Sig.	e^β	95% Konf.intervall für e^β
Modell 3-1							
Biotoptyp (AB = Bezug)			6.295	4	0.178		
BT A/Gf/Gfm	-2.607	1.106	5.552	1	0.018	0.074	0.008
BT Et	-1.463	0.997	2.153	1	0.142	0.232	0.033
BT Mb	-1.399	1.088	1.654	1	0.198	0.247	0.029
BT S	-2.307	1.427	2.611	1	0.106	0.100	0.006
ABMB_150	0.030	0.019	2.580	1	0.108	1.030	0.993
Konstante	0.175	0.915	0.037	1	0.848	1.192	

Anhang 6: Gewichtung von Umgebungsvariablen

Input-Datei: Text-Datei mit drei Spalten, Tab-getrennt, ohne Header; linke Spalte Punkt-ID, mittlere Spalte x-Koordinate, rechte Spalte y-Koordinate.

```

#include <stdio.h>
#include <math.h>

/* compile: cc main.c
   usage: a.out INPUTFILE CUTOFF RES

INPUTFILE contains the circle id's and their
coordinates
CUTOFF is the radius of the circles that we want
to consider in meters
RES is the resolution of the grid cells in meters */

/* the maximum number of circles in the inputfile */
#define MAXPOINTS      200

/* maximum number of circles a pixel may be
within */
#define MAXOVERLAP     15

/* so that the grid contains the circles (don't touch
this one) */
#define OFFSET         (CUTOFF+50)

/* Do not edit below here !! */

long id[MAXPOINTS];
long xc[MAXPOINTS];
long yc[MAXPOINTS];

long circleid[MAXPOINTS][MAXOVERLAP];

void main(argc,argv)
int argc;
char **argv;
{ long i,j,xp,yp,nc,c;
  long xmin,xmax,ymin,ymax;
  long nx,ny,sum;
  long rc2,dr2,dx,dy;
  long incircle[MAXOVERLAP],n;
  long CUTOFF,RES;
  double w;
  char myname[100];
  FILE *fp;

  /* read in circle coordinates and CUTOFF and
  RES */
  sscanf(argv[2],"%li",&CUTOFF);
  sscanf(argv[3],"%li",&RES);

  fp=fopen(argv[1],"r");
  i=0;
  while( fscanf(fp,"%li %li
%li",&id[i],&xc[i],&yc[i])>0 ) i++;
  fclose(fp);
  nc=i;
  printf("%li circle coordinates read\n",nc);
  printf("RES=%li\n",RES);
  printf("CUTOFF=%li\n",CUTOFF);

  /* get grid boundary */

  xmin=xmax=xc[0];
  ymax=ymin=yc[0];
  for(i=1;i<nc;i++) {
    if( xc[i]<xmin ) xmin=xc[i];
    if( xc[i]>xmax ) xmax=xc[i];
    if( yc[i]<ymin ) ymin=yc[i];
    if( yc[i]>ymax ) ymax=yc[i];
  }
  printf("boundary box=(%li %li %li
%li)\n",xmin,xmax,ymin,ymax);
  xmin-=OFFSET; xmax+=OFFSET;
  ymin-=OFFSET; ymax+=OFFSET;

  /* set resolution */

  nx=(xmax-xmin)/RES;
  ny=(ymax-ymin)/RES;
  printf("(ncols nrows npixels)=(%li %li
%li)\n",nx,ny,nx*ny);

  /* for each pixel, count to how many circles it is close to
  */

  rc2=CUTOFF*CUTOFF;
  for(i=0;i<nc;i++) {
    for(j=0;j<MAXOVERLAP;j++) circleid[i][j]=0;
  }

  for(i=0;i<nx;i++) {
    xp=xmin+i*RES;
    printf("percentage done: %.0lf\r",100.00*i/nx);
    fflush(stdout);
    for(j=0;j<ny;j++) {
      yp=ymin+j*RES;
      n=0;
      for(c=0;c<nc;c++) {
        dx=xc[c]-xp;
        dy=yc[c]-yp;
        dr2=dx*dx+dy*dy;
        if(dr2<rc2) {
          incircle[n]=c;
          n++;
        }
      }
      if(n>=MAXOVERLAP) {
        printf("ERROR: increase MAXOVERLAP\n");
        exit(1);
      }
      for(c=0;c<n;c++) {
        circleid[ incircle[c] ][n]++;
      }
    }
  }

  /* get weights and print them in a file */

  sprintf(myname,"weight%li.txt",CUTOFF);
  fp=fopen(myname,"w");
  for(i=0;i<nc;i++) {
    sum=0;
    for(j=1;j<MAXOVERLAP;j++) sum+=circleid[i][j];
    w=0.0;
    for(j=1;j<MAXOVERLAP;j++) {
      w+=1.0*circleid[i][j]/(1.0*j*sum);
    }
    fprintf(fp,"%li\t%lf\n",id[i],w);
  }
  fflush(fp);
  fclose(fp);
  printf("output has been written to %s, have a nice
day\n",myname);
}

```

Anhang 7: Berechnung flächendeckender Habitateignungskarten

1 Habitateignungskarte für *C. arcana*

Input-Karte: Ascii-Datei (aus ArcView exportiert) mit 2.5 m-Auflösung;

Pixel-Codierung der Input Karte 0-5: 0 = Acker / Wald / versiegelte Fläche; 1 = „alles andere“ (keine Aussage möglich); 2 = Hecke; 3 = Magerrasen / Extensivwiese; 4 = Saum; 5 = Fettwiese / Fettwiese mit Magerkeitszeigern / Ackerbrache

Output-Karte: Ascii-Datei (Import nach Arc-View möglich) mit Vorkommenswahrscheinlichkeit in Prozent; -1 für Pixel, für die keine Aussage getroffen werden kann (Biototptyp nicht untersucht)

```
#include <stdio.h>
#include <math.h>

/* pixel codes */

#define HEDGE    2
#define GRASS    3
#define SAUM     4
#define OTHER    5

/* radii of circles */

#define DHEDGE   25
#define DGRASS   100

/* MAXNSQ and MAXFLL need to be
sufficiently high; the program complains
if they are not */

#define MAXNSQ   3834
#define MAXFLL   1700
long sqid[MAXNSQ][MAXFLL];

/* ...and the same goes for MAXPIXELS */

#define MAXPIXELS      1200000
long pixelid[MAXPIXELS];
long w1[MAXPIXELS]; /* number of
hedge pixels within DHEDGE */
long w2[MAXPIXELS]; /* number of
grass pixels within DGRASS */
long w3[MAXPIXELS]; /* number of
saum pixels plus number of
grass pixels
within DHEDGE */
double coor[MAXPIXELS][2];

/* some other things we need */

#define PI        3.141592
long nn[9];
extern double prob();

int main()
{ long i,j,pid,ind,p,ok;
long ncols,nrows,dummy;
long nx,ny,nsq,n;
long idi,idj,id;
long s1,s2,ni,nj,k;
double dx,dy,dr2,pr;
double xll,yll,res,xc,yc;
double xrange,yrange,maxd;
double dhedge2,dgrass2;
char str1[50],str2[50];
FILE *fp,*out;

/* initialise some arrays */

maxd=DHEDGE;
if(DGRASS>maxd) maxd=DGRASS;

dgrass2=DGRASS*DGRASS;
dhedge2=DHEDGE*DHEDGE;

for(i=0;i<MAXNSQ;i++) sqid[i][0]=0;
for(i=0;i<MAXPIXELS;i++) {
    w1[i]=w2[i]=w3[i]=0;
}

/* read in header */

fp=fopen("arc_grid", "r");
fscanf(fp,"%s %li",str1,&ncols);
fscanf(fp,"%s %li",str1,&nrows);
fscanf(fp,"%s %lf",str1,&xll);
fscanf(fp,"%s %lf",str1,&yll);
fscanf(fp,"%s %lf",str1,&res);
fscanf(fp,"%s %li",str1,&dummy);

/* print raster file info */

printf("ncols=%li\n",ncols);
printf("nrows=%li\n",nrows);
printf("xll=%lf\n",xll);
printf("yll=%lf\n",yll);
printf("res=%lf\n",res);
printf("no-data=%li\n",dummy);

xrange=res*ncols; /* distance of map in x-dir */
yrange=res*nrows; /* distance of map in y-dir */
nx=ncols*res/maxd; /* number of squares in x-
dir */
ny=nrows*res/maxd; /* number of squares in y-
dir */
nsq=nx*ny; /* total number of squares */

if(nsq>MAXNSQ) {
    printf("ERROR: increase MAXNSQ to at least
%li\n",nsq);
    exit(1);
}

printf("xrange=%lf\n",xrange);
printf("yrange=%lf\n",yrange);
printf("nx=%li\n",nx);
printf("ny=%li\n",ny);
printf("nsq=%li\n",nsq);

/* initialise neighbor array */

nn[0]=1; nn[1]=-1;
nn[2]=nx;      nn[3]=-nx;
nn[4]=nx+1;    nn[5]=-nx+1;
nn[6]=nx-1;    nn[7]=-nx-1; nn[8]=0;
```

```

/* read in map */
printf("reading in data:\n");
p=0;
for(j=0;j<nrows;j++) {
    printf("%.0lf\n",100.00*j/nrows);
    fflush(stdout);
    for(i=0;i<ncols;i++) {
        fscanf(fp,"%li",&pid);
        if(pid==OTHER || pid==HEDGE ||
           pid==GRASS || pid==SAUM) {
            idj=j*nrows;
            idi=i*nx/ncols;
            id=idj*nx+idi;
            sqid[id][0]++;
            n=sqid[id][0];
            if( (n+10)>MAXFLL ) {
                printf("ERROR: increase MAXFLL to at
least %li\n",n+10);
                exit(1);
            }
            sqid[id][n]=p;
            pixelid[p]=pid;
            coor[p][0]=xll+i*res;
            coor[p][1]=yll+j*res;
            p++;
        }
        if(p>=MAXPIXELS) {
            printf("ERROR: increase MAXPIXELS to
at least %li\n",p);
            exit(1);
        }
    }
}
fclose(fp);
printf("[done]\nnumber of relevant
pixels=%li\n",p);

/* loop over all little squares */

printf("calculating hedge-grass proximity:\n");
for(s1=0;s1<nsq;s1++) {
    printf("%.0lf\n",100.00*s1/nsq);
    fflush(stdout);
    for(ni=1;ni<sqid[s1][0];ni++) {
        i=sqid[s1][ni];
        for(k=0;k<9;k++) {
            s2=s1+nn[k];
            if(s2>=0 && s2<nsq) {
                for(nj=1;nj<=sqid[s2][0];nj++) {
                    j=sqid[s2][nj];
                    if(i<j) {
                        ok=0;
                        if( pixelid[i]==HEDGE ||
                           pixelid[j]==HEDGE ) {
                            dx=coor[j][0]-coor[i][0];
                            dy=coor[j][1]-coor[i][1];
                            dr2=dx*dx+dy*dy;
                            if(dr2<dedge2) {
                                if( pixelid[j]==HEDGE) w1[i]++;
                                if( pixelid[i]==HEDGE) w1[j]++;
                            }
                            ok=1;
                        }
                        if( pixelid[i]==GRASS ||
                           pixelid[j]==GRASS ) {
                            if(ok==0) {
                                dx=coor[j][0]-coor[i][0];
                                dy=coor[j][1]-coor[i][1];
                                dr2=dx*dx+dy*dy;
                                ok=1;
                            }
                            if(dr2<dgrass2) {
                                if( pixelid[j]==GRASS) w2[i]++;
                                if( pixelid[i]==GRASS) w2[j]++;
                            }
                            if(dr2<dedge2) {
                                if( pixelid[j]==GRASS) w3[i]++;
                                if( pixelid[i]==GRASS) w3[j]++;
                            }
                        }
                    }
                }
            }
        }
    }
}

if( pixelid[j]==GRASS) w3[i]++;
if( pixelid[i]==GRASS) w3[j]++;
}

}

if( pixelid[i]==SAUM || pixelid[j]==SAUM ) {
    if(ok==0) {
        dx=coor[j][0]-coor[i][0];
        dy=coor[j][1]-coor[i][1];
        dr2=dx*dx+dy*dy;
        ok=1;
    }
    if(dr2<dedge2) {
        if( pixelid[j]==SAUM) w3[i]++;
        if( pixelid[i]==SAUM) w3[j]++;
    }
}

printf("[done]\n");

/* WRITING OF MAP BEGINS HERE */

fp=fopen("arc_grid","r");
out=fopen("prob_arc.asc","w");

/* copy header of raster file */

for(i=0;i<6;i++) {
    fscanf(fp,"%s %s",str1,str2);
    fprintf(out,"%s %s\n",str1,str2);
}

/* write pixel information */

printf("Saving map:\n");
p=0;
for(j=0;j<nrows;j++) {
    printf("%.0lf\n",100.00*j/nrows);
    fflush(stdout);
    for(i=0;i<ncols;i++) {
        fscanf(fp,"%li",&pid);
        if(pid==OTHER || pid==HEDGE || pid==GRASS ||
           pid==SAUM) {
            if( w1[p]>0 || w2[p]>0 )
                pr=prob(w1[p],w2[p],w3[p],res);
            else pr=0.0;
            p++;
            fprintf(out,"%0.0lf ",100.00*pr);
        } else if(pid==1) fprintf(out,"-1 ");
        else fprintf(out,"%li ",pid);
    }
    fprintf(out,"\n");
}
printf("[done]\n");
fclose(fp);
fclose(out);
}

/* this calculates the probabilities */

double prob(w1pix,w2pix,w3pix,res)
long w1pix,w2pix,w3pix;
double res;
{ double ph,pg,sum,temp;

sum=w1pix+w3pix;
if(sum>0.0) {
    ph=100.00*w1pix/sum;
} else ph=0.0;

pg=100.00*w2pix*res*res/(PI*DGRASS*DGRASS);
}

```

```

temp = 3.151 - 0.247*ph + 0.002*ph*ph -
0.181*pg + 0.002*pg*pg;
temp = exp(temp);
} return 1.0/(1.0+temp);
}

```

2 Habitateignungskarte für *L. coleoptrata* (Larven)

Input-Karte: Ascii-Datei (aus ArcView exportiert) mit 2.5 m-Auflösung;

Pixel-Codierung 1-7: 0 = Wald, Hecker, Acker, versiegelte Fläche; 1 = „alles andere“ (keine Aussage möglich); 2 = Fettwiese; 3 = Fettwiese mit Magerkeitszeigern; 4 = Extensivwiese; 5 = Saum; 6 = Ackerbrache; 7 = Magerrasen.

Output-Karte: Ascii-Datei (Import nach Arc-View möglich) mit Vorkommenswahrscheinlichkeit in %; -1 für Pixel, für die keine Aussage getroffen werden kann (Biototptyp nicht untersucht)

```

#include <stdio.h>
#include <math.h>

#define FILENAME "larp.asc"
#define RADIUS 50

/* MAXNSQ and MAXFLL need to be sufficiently
high; the program complains if they are not */

#define MAXNSQ 16000
#define MAXFLL 1700
long sqid[MAXNSQ][MAXFLL];

/* ...and the same goes for MAXPIXELS */

#define MAXPIXELS 1200000

long pixelid[MAXPIXELS];
double coor[MAXPIXELS][2];

/* pixel probability array */

double beta[8];

/* some other things we need */

#define PI 3.141592
#define NODATA -9999

long nn[9];

int main()
{ long i,j,ji,pid,p,nseven;
  long ncols,nrows,dummy;
  long nx,ny,nsq,n;
  long idi,idj,id;
  long s1,s2,ni,nj,k;
  double dx,dy,dr2,r2,pr,temp;
  double xl,yl,res,xc,yc,b40;
  double xrange,yrange,maxd;
  double dhedge2,dgrass2;
  char str1[50],str2[50];
  FILE *fp,*out;

  /* initialise some arrays */

  maxd=RADIUS;
  r2=RADIUS*RADIUS;
  for(i=0;i<MAXNSQ;i++) sqid[i][0]=0;
  beta[0]=0.000;
  beta[1]=0.000;
  beta[2]=0.000;
  beta[3]=1.483;
  beta[4]=2.609;
  beta[5]=1.021;
  beta[6]=2.363;
  beta[7]=1.021;

  /* read in header */

  fp=fopen(FILENAME,"r");
  fscanf(fp,"%s %li",str1,&ncols);
  fscanf(fp,"%s %li",str1,&nrows);
  fscanf(fp,"%s %lf",str1,&xll);
  fscanf(fp,"%s %lf",str1,&yll);
  fscanf(fp,"%s %lf",str1,&res);
  fscanf(fp,"%s %li",str1,&dummy);

  /* print raster file info */

  printf("ncols=%li\n",ncols);
  printf("nrows=%li\n",nrows);
  printf("xll=%lf\n",xll);
  printf("yll=%lf\n",yll);
  printf("res=%lf\n",res);
  printf("no-data=%li\n",dummy);

  xrange=res*ncols; /* distance of map in x-dir */
  yrange=res*nrows; /* distance of map in y-dir */
  nx=ncols*res/maxd; /* number of squares in x-
dir */
  ny=nrows*res/maxd; /* number of squares in y-
dir */
  nsq=nx*ny; /* total number of squares */

  if(nsq>MAXNSQ) {
    printf("ERROR: increase MAXNSQ to at least
%li\n",nsq);
    exit(1);
  }

  printf("xrange=%lf\n",xrange);
  printf("yrange=%lf\n",yrange);
  printf("nx=%li\n",nx);
  printf("ny=%li\n",ny);
  printf("nsq=%li\n",nsq);

  /* initialise neighbor array */

  nn[0]=1; nn[1]=-1;
  nn[2]=nx; nn[3]=-nx;
  nn[4]=nx+1; nn[5]=-nx+1;
  nn[6]=nx-1; nn[7]=-nx-1; nn[8]=0;

  /* read in map */
}

```

```

printf("reading in data:\n");
p=0;
for(j=0;j<nrows;j++) {
    printf("%.0lf\n",100.00*j/nrows);
    fflush(stdout);
    for(i=0;i<ncols;i++) {
        fscanf(fp,"%li",&pid);
        if( pid==7 ) {
            idj=j*ny/nrows;
            idi=i*nx/ncols;
            id=idj*nx+idi;
            sqid[id][0]++;
            n=sqid[id][0];
            if( (n+1)>MAXFLL ) {
                printf("ERROR: increase MAXFLL\n");
                exit(1);
            }
            sqid[id][n]=p;
            pixelid[p]=pid;
            coor[p][0]=xll+i*res;
            coor[p][1]=yll+nrows*res-j*res;
            p++;
            if(p>=MAXPIXELS) {
                printf("ERROR: increase MAXPIXELS\n");
                exit(1);
            }
        }
    }
}
fclose(fp);
printf("\n");

/* WRITING OF MAP BEGINS HERE */

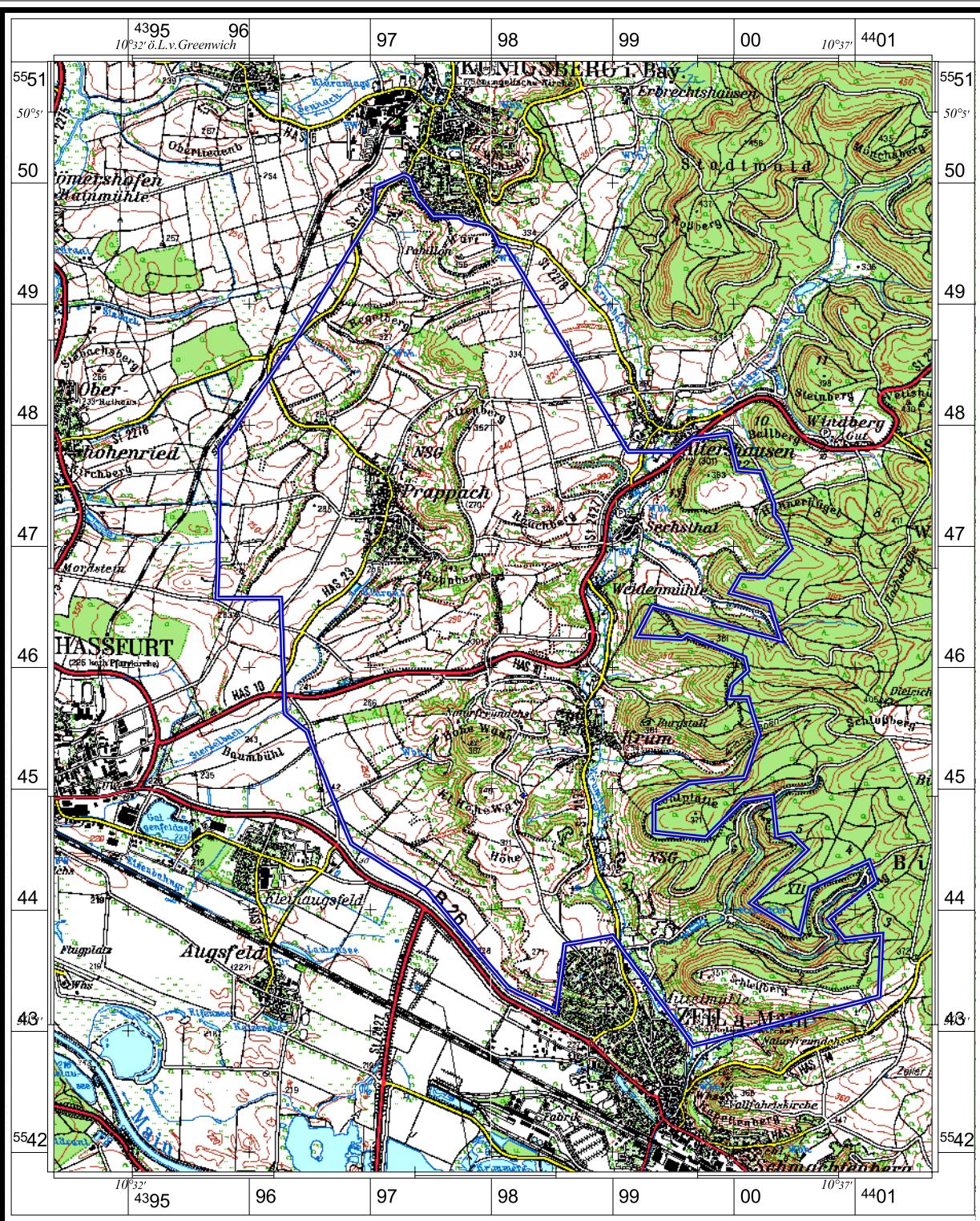
fp=fopen(FILENAME,"r");
out=fopen("prob_arc.asc","w");
/* copy header of raster file */

for(i=0;i<6;i++) {
    fscanf(fp,"%s %s",str1,str2);
    fprintf(out,"%s %s\n",str1,str2);
}

/* write pixel information */

printf("Saving map:\n");
p=0;
for(j=0;j<nrows;j++) {
    printf("%.0lf\n",100.00*j/nrows);
    fflush(stdout);
    for(i=0;i<ncols;i++) {
        fscanf(fp,"%li",&pid);
        if(pid==0) fprintf(out,"0 ");
        else if(pid==1) fprintf(out,"-1 ");
        else if(pid==NODATA) fprintf(out,"%i ",NODATA);
        else {
            idj=j*ny/nrows;
            idi=i*nx/ncols;
            id=idj*nx+idi;
            nseven=0;
            for(k=0;k<9;k++) {
                s2=id+nn[k];
                if(s2>=0 && s2<nsq) {
                    for(nj=1;nj<=sqid[s2][0];nj++) {
                        jj=sqid[s2][nj];
                        dx=coor[jjj][0]-xll-i*res;
                        dy=coor[jjj][1]-yll-nrows*res+j*res;
                        dr2=dx*dx+dy*dy;
                        if(dr2<r2) nseven++;
                    }
                }
            }
            if(pid==7) nseven-=1;
            pr=(nseven*res*res)/(PI*r2);
            if(pr<=0.40) b40=0.0;
            else b40=-1.373;
            temp=b40+beta[pid]-1.881;
            temp=exp(-1.0*temp);
            pr=100.00/(1.0+temp);
            fprintf(out,"%.0lf ",pr);
        }
    }
    fprintf(out,"\n");
}
printf("[done]\n");
fclose(fp);
fclose(out);
}

```



Karte 1

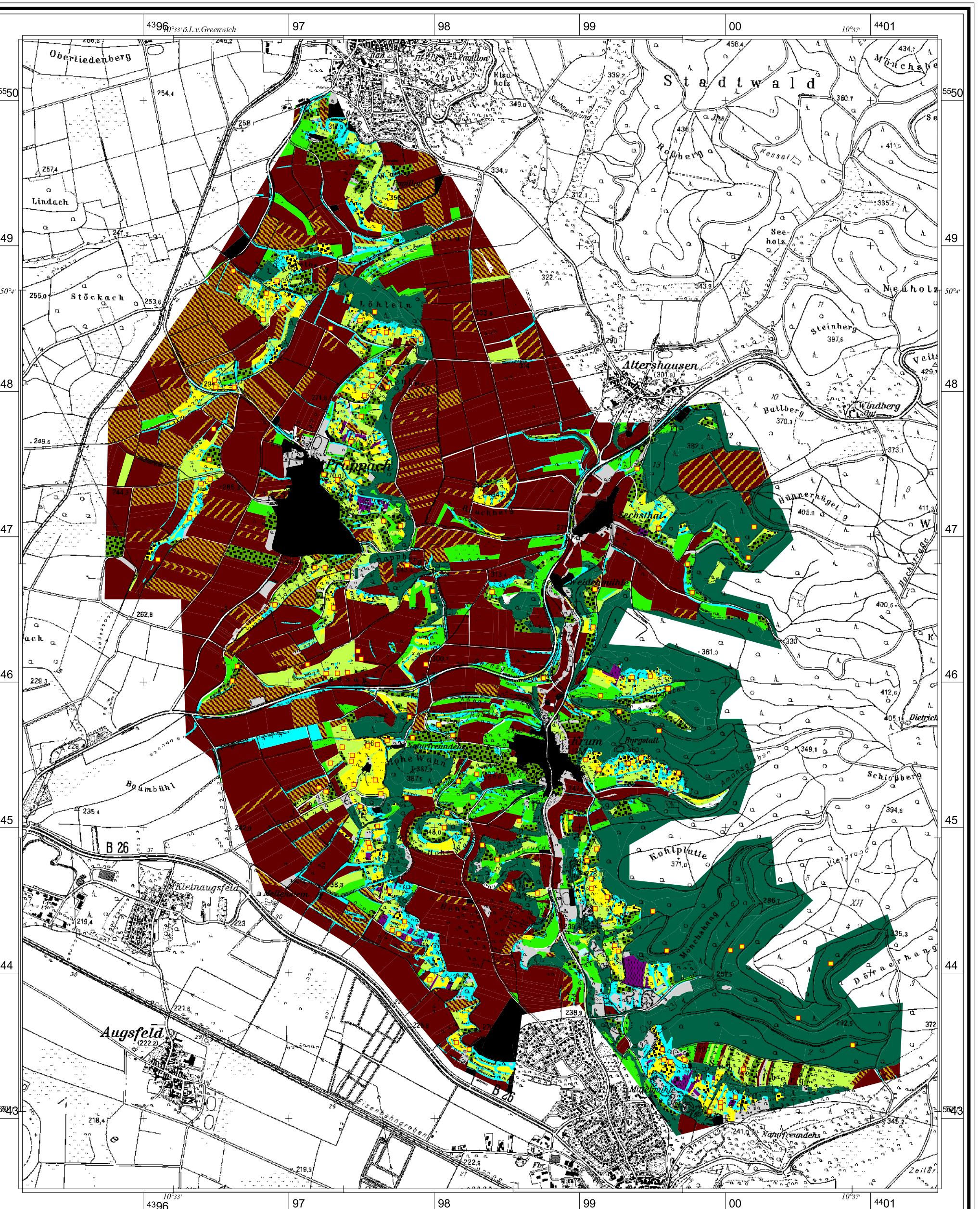
Übersicht und Abgrenzung
des Untersuchungsgebietes

Maßstab 1 : 50 000

Kartengrundlage:
TK 50, Blatt 5928

0 0.5 1 1.5 2 km





Karte 2

Biototypen & Lage der Probeflächen

Legende

- Acker
- Ackerbrache, einjährig
- Ackerbrache, mehrjährig
- Fettwiese, fett
- Fettwiese, mit Magerkeitszeigern
- Extensivwiese, trocken
- Trespen-Halbtrockenrasen
- Saum, thermophil
- Hecke/Gebüsch/Feldgehölz
- Wald
- Wiese, feucht o. wechselfeucht
- Weinberg
- Weinbergsbrache
- Versiegelte Fläche
- Sonstiges
- Probefläche

- Hecke/Gebüsch/Feldgehölz
- Wald
- Wiese, feucht o. wechselfeucht
- Weinberg
- Weinbergsbrache
- Versiegelte Fläche
- Sonstiges
- Probefläche

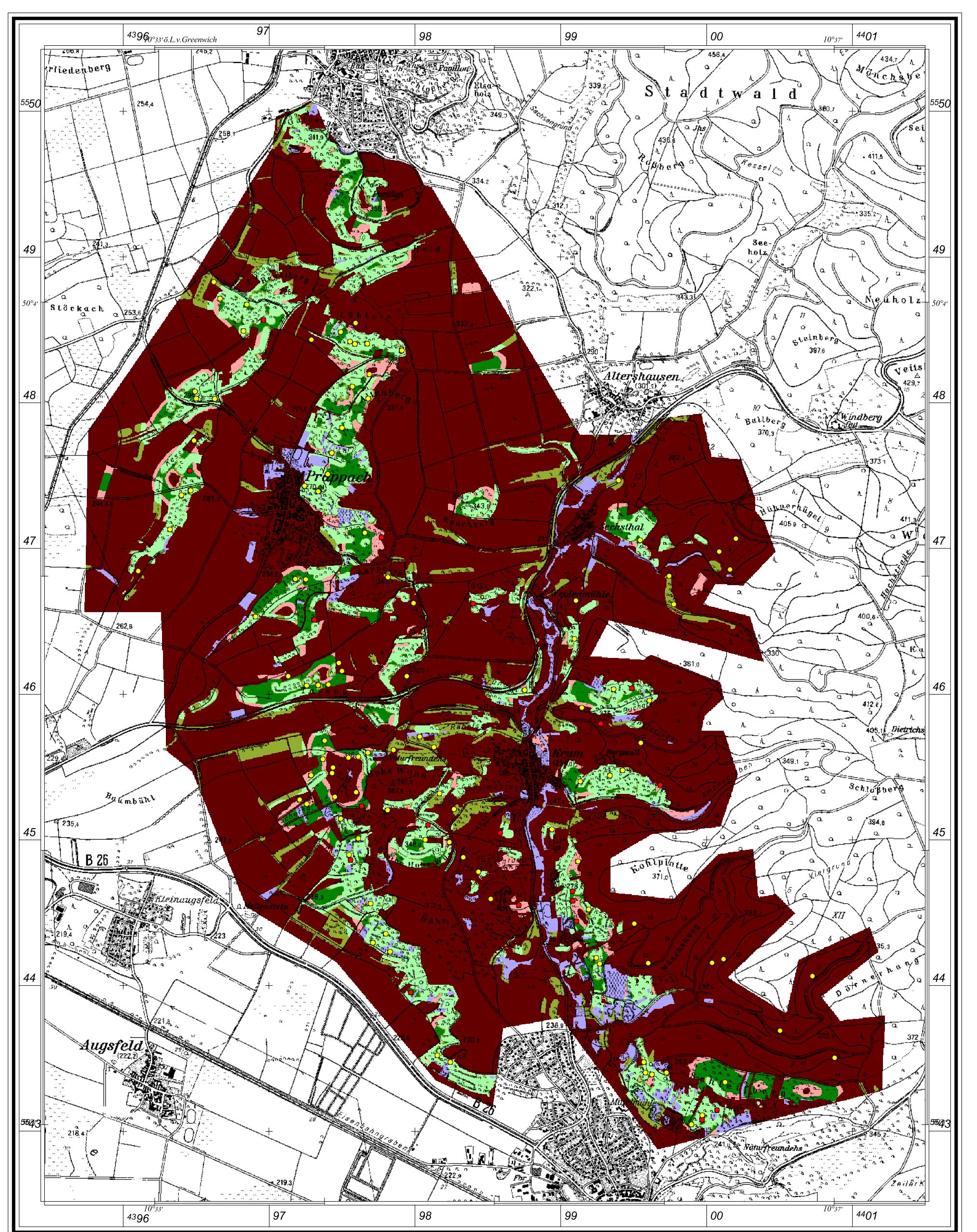
Maßstab 1 : 25 000

Kartengrundlage:

- TK 25, Blatt 5929
- Biototypenkartierung Eibach (2001)



0 250 500 750 1000 m



Karte 3

Habitateignung für
Coenonympha arcana

Vorkommenswahrscheinlichkeit [%]	
0 - 30	57 - 75
31 - 56	76 - 90
	91 - 100
keine Aussage möglich (Biototyp nicht untersucht)	

Vergleich Beobachtung/Prognose

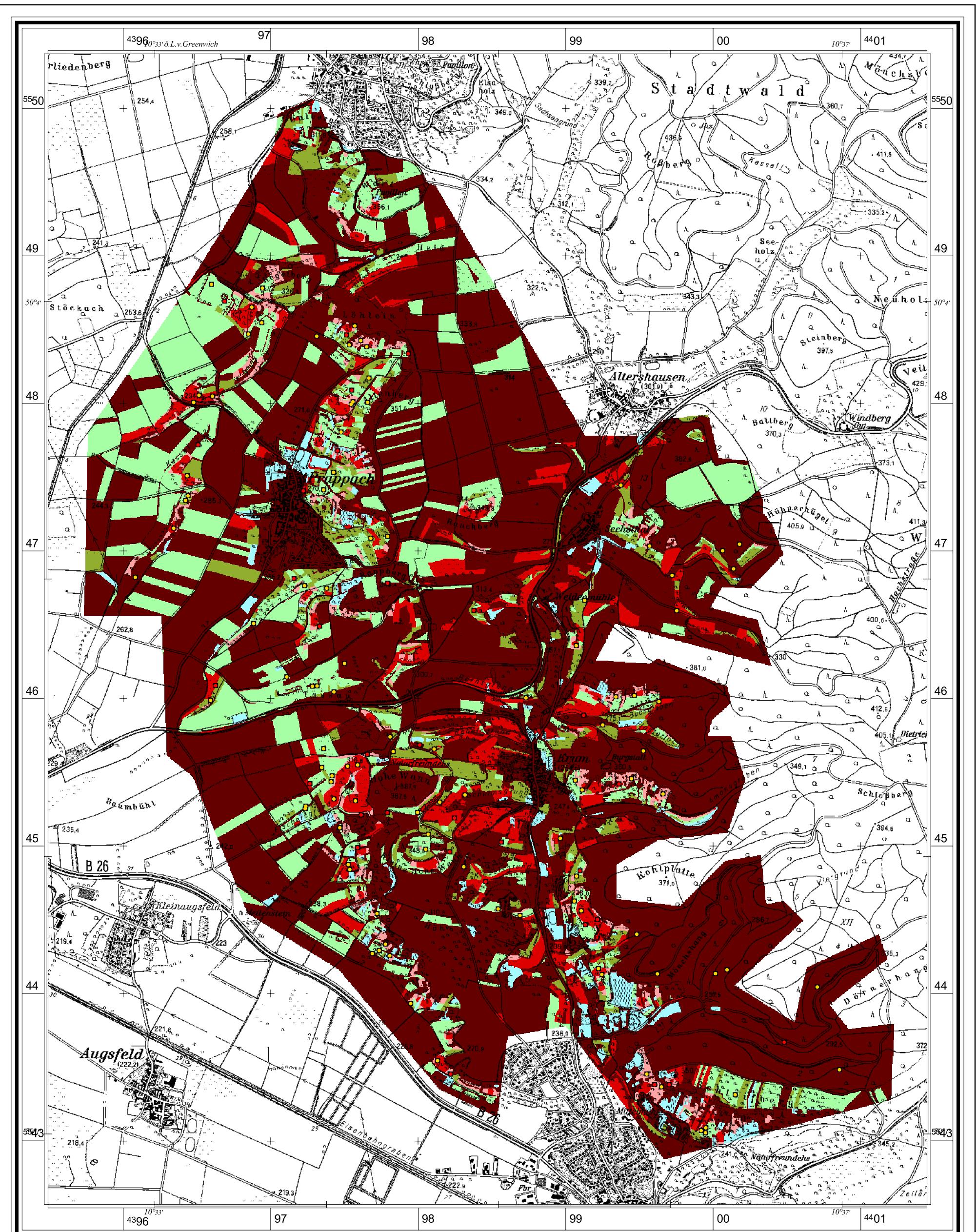
- Übereinstimmung (Yellow dot)
- keine Übereinstimmung (Red dot)

Maßstab 1 : 25 000



Kartengrundlage:
TK 25, Blatt 5929

0 250 500 750 1000 m



Karte 4

Habitateignung für
Lepyronia coleoptrata

Vorkommenswahrscheinlichkeit [%]	
■ 0	■ 40
■ 4 / 10 / 13 / 15	■ 62 / 67
■ 29 / 30 / 34	
■ keine Aussage möglich (Biotoptyp nicht untersucht)	

Vergleich Beobachtung/Prognose

- Übereinstimmung
- keine Übereinstimmung

Maßstab 1 : 25 000

Kartengrundlage:
TK 25, Blatt 5929



0 250 500 750 1000 m