

Fuzzy Logik und klassische Statistik – ein kombiniertes Habitatsignungsmodell für *Conocephalus dorsalis* (LATREILLE, 1804) (Orthoptera: Tettigoniidae)

Boris Schröder

Synopsis

Fuzzy logic and classical statistics – a combined habitat-suitability-model for *Conocephalus dorsalis* (LATREILLE, 1804) (Orthoptera: Tettigoniidae)

A habitat-suitability-model for target species has been developed for the assessment of management measures in fens. The presented model allows to predict the occurrence of *Conocephalus dorsalis* (Saltatoria), a typical wetland grasshopper. In respect to uncertainty of ecological expert knowledge and vagueness of ecological data the model is represented by a rule-based expert system resorting to fuzzy logic. It is based on results of classical discriminant analysis. Combination with the fuzzy logic procedure leads to an improvement of prediction accuracy.

This paper shows not only the model approach, combining classical statistics with fuzzy logic, but also first results for one target species in fens of the Drömling and Rhinluch areas (Northern Germany).

Habitatsignungsmodell, Fuzzy Logik, Conocephalus dorsalis (Saltatoria), Kurzflügelige Schwertschrecke, Niedermoore, Drömling

Habitat-Suitability-Model, Fuzzy Logic, Discriminant Analysis, Conocephalus dorsalis (Saltatoria), fen, Drömling

1 Einführung

Das BMBF-Verbundprojekt »Ökosystemmanagement für Niedermoore« hat zum Ziel, Managementmaßnahmen zur Renaturierung von Niedermoorflächen zu entwickeln und zu bewerten. Die Analyse und Prognose der Auswirkungen der Maßnahmen sowie deren Simulation erfolgt über ein Zielartenkollektiv. Um für die Naturschutzpraxis den Erfassungsaufwand von Zielarten zu minimieren, werden Habitatsignungsmodelle (HOVESTADT & al. 1994; PEARSALL & al. 1986) entwickelt. Sie schätzen auf der Grundlage einfach zu erhebender (a-)biotischer Schlüsselfaktoren die Habitatqualität der Biotope ab. So werden Kenntnisse über Habitatpräferenzen und -bindungen der Zielarten dazu benutzt, die Eignung der Habitats zur Charakterisierung der Biotopqualität

und zur Biotopbewertung aus tierökologischer Sicht heranzuziehen. Auf Grundlage der entwickelten Modelle können in Verbindung mit populationsdynamischen Modellen Managementszenarien flächentauglich simuliert und ihre Auswirkungen prognostiziert und beurteilt werden (MÜHLENBERG & al. 1991; RICHTER & al. 1997).

Das Habitatsignungsmodell wird als regelbasiertes Expertensystem realisiert. Grundlage hierfür sind zum einen Methoden der klassischen Statistik (Diskriminanzanalyse, KRZANOWSKI 1988), zum anderen neue Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI), die Unsicherheit im Wissen und Unschärfe der Daten berücksichtigenden (Fuzzy Logik, BÖHME 1993). Einen Modellansatz vorzustellen, der beide Verfahren miteinander verbindet, ist Ziel dieses Artikels.

2 Fragestellungen – Ziel

Ziel der Modellierung ist die Prognose des Vorkommens der Zielart *Conocephalus dorsalis* in Biotopen des Drömlings auf der Grundlage von Schlüsselfaktoren. Hierbei wird untersucht, inwieweit die Koinzidenz von Vorkommen (Präsenz-Absenz-Daten) und Schlüsselfaktorausprägung zur Habitatsignungsbewertung und Vorkommensprognose genutzt werden kann und welche Verbesserung sich gegenüber dem klassischen Verfahren der Diskriminanzanalyse durch die Anwendung der Fuzzy-Logik erzielen lassen. Abschließend stellt sich die Frage, ob und inwiefern Habitatsignungsmodelle, die für ein bestimmtes Untersuchungsgebiet entwickelt wurden, auf ein anderes Niedermoorgebiet übertragbar sind.

3 Zielart – Untersuchungsgebiete – Datenerhebung

3.1 *Conocephalus dorsalis* (LATREILLE, 1804) – Kurzflügelige Schwertschrecke

Die hygrophile und relativ standortstetige Laubheuschrecke gilt aufgrund ihrer Stenökologie als gute Indikatorart für Feuchtgebiete (KLEINERT 1992). Ihre enge Habitatbindung beruht auf der Eiablage in hygrophile markhaltige Pflanzen wie *Juncus spec.*, *Carex spec.*,

Typha spec. u. a. (INGRISCH 1979). Auf Grundlage des (aut-)ökologischen Wissens über *C. dorsalis* wurden diejenigen Parameter für die Untersuchung ausgewählt, die eine Bedeutung für die Habitatwahl dieser Art haben, wie z. B.: Vegetationshöhe, Mahdereignis, Vorkommen und Bedeckungsgrade der potentiellen Eiablagepflanzen, bzw. Pflanzen, die ein bestimmtes Mikroklima anzeigen und/oder geeignete Deckungsmöglichkeiten bieten, Flächennutzung und Biotoptyp. Diese Schlüsselfaktoren beschreibt z. B. HELMS 1997.

3.2 Untersuchungsgebiete

Als Datengrundlage stehen die Freilandhebungen von 1995 (s. HELMS 1997) aus dem Drömling, vergleichbare Projektdaten aus dem Rhinluch sowie das Expertenwissen der Projektmitarbeiter(innen) zur Verfügung. Der Drömling ist ein flachgründiges, saures Versumpfungsmoor unter submaritimen Klimaverhältnissen, ca. 40 km nordöstlich von Braunschweig gelegen; das Rhinluch ein flach- bis mitteltiefgründiges, kalkhaltiges, eutrophes Versumpfungsmoor unter kontinentalen Klimaverhältnissen, ca. 50 km nordwestlich von Berlin.

4 Methoden der Habitategnissmodellierung

4.1 Warum Fuzzy Logik?

Jede Datenaufnahme im Gelände ist mit Ungenauigkeiten und Unsicherheit behaftet. Da im Freiland nur selten scharfe Grenzen zu beobachten und alle Umweltvariablen stochastisch zu interpretieren sind, werden häufig Durchschnittswerte erhoben und finden Klassifizierungen in nicht klar abgrenzbare Klassen statt. Gerade in der ökologischen Forschung bestehen oftmals und vielerorts Unsicherheiten bzgl. funktionaler Zusammenhänge im Ökosystem. Lange Beobachtungsreihen zur Präzisierung unseres Wissens stehen aus Kostengründen nur selten zur Verfügung, so daß eine weiteres Problem der Interpretation und Auswertung freilandökologischer Daten in ihrer Unvollständigkeit bzw. der Verknüpfung von Daten unterschiedlicher Qualität liegt (SALSKI 1992).

Diese Überlegungen legen es nahe, neue Methoden in der Ökosystemmodellierung zu etablieren. Hier bieten sich Methoden an, die – aus der KI (Künstliche Intelligenz) stammend – explizit einen adäquaten Umgang mit unsicherem Wissen und unscharfen Daten zum Ziel haben und schon auf technische Systeme erfolgreich angewandt wurden (RICHTER & al. 1997; SALSKI & al. 1996).

4.2 Was ist Fuzzy Logik?

Die Theorie der Fuzzy Logik basiert auf unscharfen Mengen (*fuzzy sets*), die eine Erweiterung der klassischen scharfen Mengentheorie darstellen (ZADEH 1965; 1968). In der klassischen Mengentheorie läßt sich ein Element x einer scharfen Menge M entweder exakt zuordnen oder nicht. Bei Fuzzy-Mengen hingegen kann die Zugehörigkeitsfunktion sämtliche Werte des Intervalls $[0,1]$ annehmen. D.h.: das Element x kann gleichzeitig verschiedenen Fuzzy-Mengen mit unterschiedlichen Erfüllungsgraden angehören. Linguistische Variablen mit unscharfen, verbal umschriebenen Ausprägungen (Attributen) werden als solche Fuzzy-Mengen dargestellt. Entsprechend der klassischen Aussagenlogik können auch für diese Mengen »wenn-dann«-Regeln formuliert werden. Das zu modellierende System wird so durch ein Ensemble von Regeln beschrieben, mit dessen Hilfe aus den Eingangsdaten auf die Ausgangsgröße(n) geschlossen wird. Im einfachsten Fall besteht ein Fuzzy-Modell also aus einer Eingangs- und einer Ausgangsgröße, beide dargestellt als Fuzzy-Mengen, die über einen Regelknoten miteinander verbunden sind (s. beispielhaft Abb. 1 und Tab. 1).

Während Fuzzy-Mengen die Unschärfe der Eingangsdaten berücksichtigen, kann die Unsicherheit in den Regeln durch Gewichtungsfaktoren zwischen 0 und 1 modelliert werden. Es stehen verschiedene Methoden zur Verfügung die unscharfe Ergebnismenge zu defuzzifizieren, d.h. einen scharfen Zahlenwert als Ergebnis zu erhalten (BÖHME 1993; TRANSFERTECH 1996). Expertenwissen kann durch die Auswahl und Gestaltung der linguistischen Variablen und Zugehörigkeitsfunktionen der Attribute, die Formulierung der Regeln und ihrer Sicherheit sowie die Struktur der Verknüpfungen in die Modellierung eingehen.

4.3 Verfahrensweise bei der Entwicklung der Habitategnissmodelle

Während Fuzzy-Systeme sämtliche Datenqualitäten verarbeiten können, sofern es möglich ist, diese formal-quantitativ in Form von Fuzzy-Mengen darzustellen, bietet sich für die hauptsächlich in ordinaler Qualität erhobenen Daten die Diskriminanzanalyse mit Multinomialregel als klassisches statistisches Verfahren an (KRZANOWSKI 1988). Mittels dieses Verfahrens werden aus den relativen Häufigkeiten von Vorkommen und Nichtvorkommen in Abhängigkeit von Schlüsselfaktoren Regeln zur Vorkommensprognose abgeleitet (vgl. HELMS 1997). Die relativen Häufigkeiten werden als bedingte Wahrscheinlichkeiten für Vorkommen und Nichtvorkommen der Zielart interpretiert (vgl. DEICHSEL & TRAMPISCH 1985).

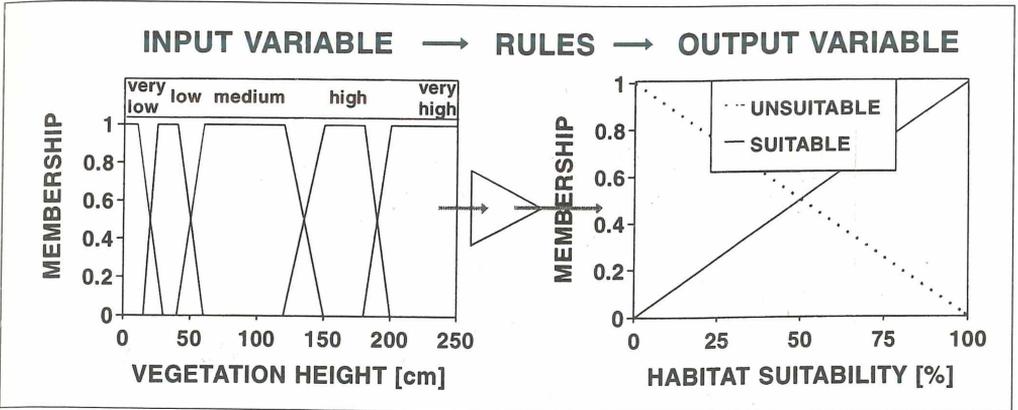


Abb. 1
 Beispielhaftes Schema eines einfachen Fuzzy-Habitat-eignungsmodells, das den Schlüsselfaktor »Vegetationshöhe« berücksichtigt.

Fig. 1
 Exemplary diagram for a simple fuzzy habitat-suitability-model regarding to the key factor »vegetation height«.

Tab. 1
 Regelknoten zur Verknüpfung der Eingangsgröße »Vegetationshöhenklasse« mit der Ausgangsgröße »Eignung bzgl. der Vegetationshöhe«.

Table 1
 Ensemble of rules connecting the input variable »class of vegetation height« with the output variable »habitat suitability regarding to vegetation height«.

Regel Nr.	Prämisse WENN ...	Konklusion DANN ...	
	... Vegetationshöhenklasse =	... Eignung bzgl. Vegetationshöhe =	mit Gewichtungsfaktor
1	1 (0 – 10 cm)	schlecht	1
2	2 (11 – 20 cm)	schlecht	0.9
3	3 (21 – 40 cm)	schlecht	0.6
4	4 (41 – 60 cm)	schlecht	0.35
5	5 (61 – 100 cm)	schlecht	0.35
6	6 (101 – 150 cm)	schlecht	0.2
7	7 (151 – 200 cm)	schlecht	0.45
8	8 (> 200 cm)	schlecht	1
9	2	gut	0.1
10	3	gut	0.4
11	4	gut	0.65
12	5	gut	0.65
13	6	gut	0.8
14	7	gut	0.55

Abb. 2 zeigt beispielhaft die Ergebnisse, welche für den Schlüsselfaktor »Vegetationshöhe« erhalten werden. Sie dienen als Ausgangspunkt für die Entwicklung der Fuzzy-Modelle.

Möchte man diese Informationen direkt in ein Fuzzy-Modell übertragen, so bieten sich zwei Möglichkeiten an: zum einen können die relativen Häufigkeiten aus der Diskriminanzanalyse als Stützstellen

die Form zweier als Fuzzy-Mengen dargestellten Habitateignungskurven »Habitateignung = gut«, bzw. »schlecht« determinieren, wie das in Abb. 3 gezeigt ist.

Zum anderen ist aber auch die folgende Formulierung möglich, in dem die relativen Häufigkeiten als Sicherheitsfaktoren in den Regelknoten eines einfachen Fuzzy-Modells übernommen werden (vgl. Abb. 1). Dieses Modell beinhaltet dann die scharfe

Abb. 2
Ergebnis der Diskriminanzanalyse für den Schlüssel-faktor »Vegetationshöhe«: bedingte Wahrscheinlichkeiten des (Nicht-)Vorkommens von *Conocephalus dorsalis* in Abhängigkeit von der Vegetationshöhe und daraus abgeleitete Regeln.

Fig. 2
Results of the discriminace analysis regarding to the habitat factor »vegetation height«. Shown are conditional probabilities for presence/absence of *Conocephalus dorsalis* in dependence on vegetation height as well as the derived rules.

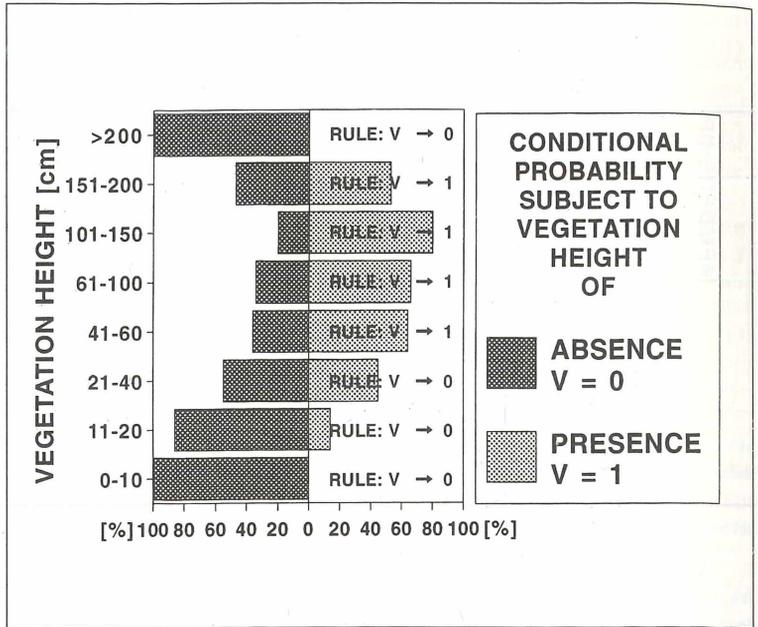
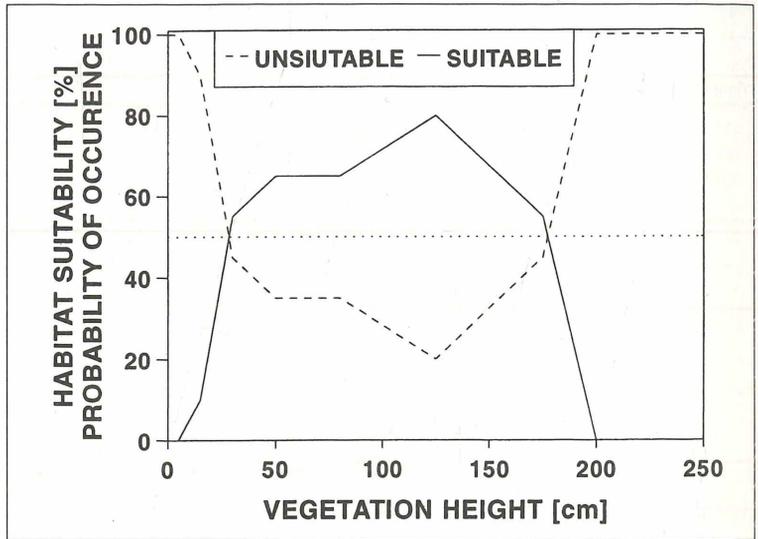


Abb. 3
Habitateignungskurve als Fuzzy-Menge mit den Attributen »gut« und »schlecht«.

Fig. 3
Habitat-suitability-curve represented as a fuzzy set with two attributes: »suitable« and »unsuitable«.



Einganggröße »Vegetationshöhenklasse«, die über den in Tab. 1 dargestellten Regelknoten mit der un-scharfen Ausgangsgröße »Habitateignung bzgl. der Vegetationshöhe« verknüpft ist.

Nach diesem Schema können für alle mittels Diskriminanzanalyse untersuchten Schlüsselfaktoren Fuzzy-Modelle entwickelt werden. Sie liefern nach Defuzzifizierung dieselben Prognosen wie das klassische Verfahren, berücksichtigen aber zusätzlich die Sicherheit der einzelnen Aussagen. Zudem können

durch sinnvolles Zusammenfassen die aus der Diskriminanzanalyse übernommenen, bis hierher scharfen Klassen der Eingangsgrößen in Fuzzy-Mengen transformiert werden (s. Abb. 1 links).

In einem weiteren Schritt kann eine gemeinsame Berücksichtigung mehrerer Habitatfaktoren erfolgen. Hierzu werden die Ausgangsgrößen der Einzelfaktormodelle (»Habitateignung bzgl. eines Schlüsselfaktors«, s.o. das Beispiel für die Vegetationshöhe) über Regelknoten nach dem Schema in Tab. 2 (beispielhaft für

Tab. 2
Regelknoten zur Verknüpfung dreier Einzelfaktormodelle.

Table 2
Ensemble of rules connecting three different fuzzy models for single habitat factors.

Regel Nr.	Prämisse ... Vegetationshöhe =	WENN ... Mahd =	»Eignung bzgl.«... ... Nutzung =	Konklusion DANN Habitategnung =
1	gut	gut	gut	gut
2	gut	gut	schlecht	eher gut
3	gut	schlecht	gut	eher gut
4	schlecht	gut	gut	eher gut
5	schlecht	schlecht	gut	eher schlecht
6	schlecht	gut	schlecht	eher schlecht
7	gut	schlecht	schlecht	eher schlecht
8	schlecht	schlecht	schlecht	schlecht

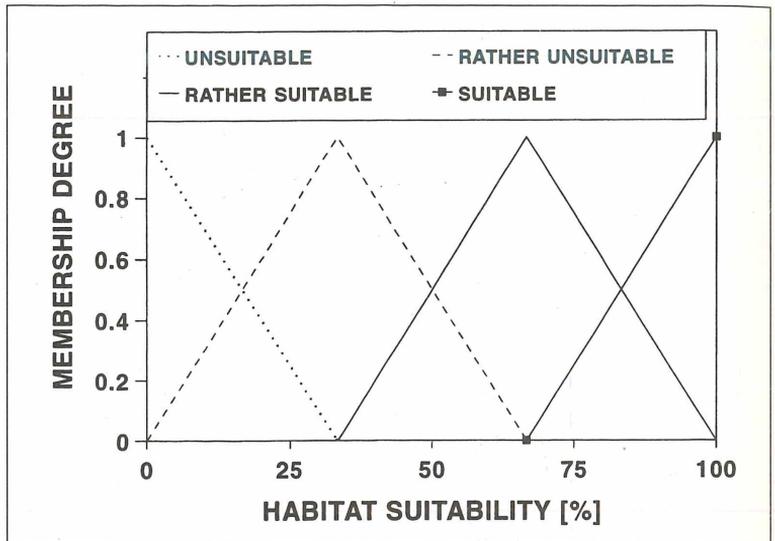
Tab. 3
Ergebnisse für Faktorkombinationen im Methodenvergleich.

Table 3
Results for combinations of key factors in comparison of the methods applied.

Methode Faktorkombination	Diskriminanzanalyse	Fuzzy Logik
Vegetationshöhe & Mahd (Drömling-Modelle mit Drömling-Daten)	 28 %	 28 %
Vegetationshöhe & <i>Juncus</i> -, <i>Carex</i> -, <i>Glyceria</i> - Bedeckungsgrad	 31 %	 23 %
Vegetationshöhe, Mahd, <i>Juncus</i> -, <i>Carex</i> -, <i>Glyceria</i> - Bedeckungsgrad, Nutzung, Biotoptyp	nicht durchführbar !	 22 %
Drömling-Modell mit Rhinluch- Daten (Vegetationshöhe, <i>Juncus</i> , <i>Carex</i> , Mahd)	 33 %	 27 %
Rhinluch-Modell mit Drömling- Daten (Vegetationshöhe, <i>Juncus</i> , <i>Carex</i> , Mahd)	 38 %	 32 %
Legende Vorkommen : V = 1 Nichtvorkommen: V = 0 Prognose : P = 0 1	Vorkommens- prognose korrekt (P = V = 1)	Nichtvorkommens- prognose korrekt (P = V = 0)
Fehlerrate : (Fehler 1.&2. Art) Gesamtanzahl der Biotope	Fehler 1. Art (P = 0 ↔ V = 1)	Fehler 2. Art (P = 1 ↔ V = 0) Fehlerrate [%]

Abb. 4
Ausgangsgröße für den
Regelknoten in Tab. 2:
die linguistische Variable
»Habitateneignung« mit vier
Attributen.

Fig. 4
Output variable referring
to the rules in Tab. 2:
the linguistic variable
»habitat suitability« with
four attributes.



die Verknüpfung dreier Faktoren) zur Gesamthabitateneignung verknüpft. Die Fuzzy-Mengen der Ausgangsgröße »Habitateneignung« werden hierbei entsprechend modifiziert (vgl. Abb. 1 rechts mit Abb. 4)

5 Ergebnisse

Der Drömling-Datensatz wurde per Zufallsoperator in einen Trainingsdatensatz zur Modellentwicklung/Regelableitung und einen gleich großen Testdatensatz zur Bestimmung des Prognosefehlers geteilt. Bei der Modellübertragung vom Drömling auf das Rhinluch und umgekehrt, wurde jeweils der gesamte Datensatz eines Untersuchungsgebiets als Trainings- und der des anderen als Testdatensatz verwendet.

Die entwickelten Habitateneignungsmodelle schätzen aus der Biotopausstattung die Habitatqualität ab und prognostizieren Vorkommen bzw. Nichtvorkommen der Zielart im Biotop. Ist der defuzzifizierte Habitateneignungswert (d.h. die Vorkommenswahrscheinlichkeit) größer als 50 %, so wird ein Vorkommen im Biotop prognostiziert. Die Modellgüte wird anhand eines Vergleichs der Prognosen mit beobachteten Präsenz-Absenz-Daten gemessen. Für den unabhängigen Testdatensatz wird nach der R-Methode eine Fehlerrate bestimmt (vgl. DEICHSEL & TRAMPISCH 1985), die den Anteil falscher Vorkommens- und Nichtvorkommensprognosen berücksichtigt (s. LINDENMAYER & al. 1991). Da *C. dorsalis* ungefähr in der Hälfte der untersuchten Biotope gefunden wurde, liefert die Prognose mit einem Zufallsmodell eine Fehlerrate von ca. 50 %. Inhaltlich werden die beiden möglichen Fehler 1. und 2. Art unterschiedlich bewertet (s.u.). Ein Fehler 1. Art tritt auf, wenn für Biotope,

auf denen die Zielart vorkommt, Nichtvorkommen prognostiziert wird. Ist die Vorkommensprognose falsch, so handelt es sich um einen Fehler 2. Art.

Beide Methoden liefern aufgrund der Verfahrensweise für einzelne Faktoren dieselben Ergebnisse, nämlich Fehlerraten zwischen 30 % (Faktor Vegetationshöhe) und über 40 % (Faktor Nutzung), s. HELMS 1997. Durch die Berücksichtigung von Faktorkombinationen gelingt eine Verringerung der Fehlerraten, wie Tab. 3 zeigt. Dort sind die unterschiedlichen Ergebnisse für einige Faktorkombinationen aufgeführt, die per Multinomialregel, bzw. mit Fuzzy-Modellen erhalten wurden. Schon bei relativ einfachen Kombinationen läßt die Diskriminanzanalyse aufgrund einer zu hohen Anzahl möglicher Merkmalskombinationen für die erhobenen Daten keine sinnvollen Aussagen mehr zu (DEICHSEL & TRAMPISCH 1985). Dahingegen verringert sich die Fehlerrate der Fuzzy-Modelle für günstige Faktorkombinationen auf 22 %. Zudem zeigt sich, daß die Modelle unter Verringerung der Prognosegüte auf die jeweils anderen Untersuchungsgebiete übertragbar sind.

6 Diskussion

Durch die gemeinsame Betrachtung mehrerer Schlüsselfaktoren, welche durch die Verwendung der Fuzzy-Logik und ihre hier durchgeführte Kopplung mit der Diskriminanzanalyse ermöglicht wird, ergibt sich eine Verringerung der Fehlerraten und damit eine Verbesserung der Prognosegüte. Diese ist aufgrund methodischer Grenzen (zu hohe Anzahl möglicher Merkmalskombinationen, hohe Anzahl »leerer Zellen«) mit dem klassischen Verfahren nicht bzw. nur bei

sehr einfachen Kombinationen oder mit erhöhtem Datenumfang zu erreichen.

Die Einbeziehung zusätzlicher Faktoren wie z. B. hydrologisches Regime und Nutzungsgeschichte der Flächen oder Habitatisolation würden das Modell weiter verbessern. Verbesserungen sind außerdem von der Berücksichtigung von Abundanzen zur Modellableitung und der unterschiedlichen Habitatnutzung durch Larven und Imagines sowie männliche und weibliche Tiere zu erwarten. Auch wenn hierzu mittels Fuzzy Logik modellierbares Expertenwissen vorhanden ist, werden weitere Daten zur Validierung solcher Modelle benötigt.

Bisher konnten die Modelle nur an den Daten aus zwei Untersuchungsphasen eines Jahres entwickelt und getestet werden. Im Gegensatz zur untersuchten Übertragbarkeit zwischen den beiden Niedermooren lassen sich deshalb über die zeitliche Übertragbarkeit noch keine Aussagen machen. Die Fehlerraten können z.T. durch methodische Schwächen der Transektmethode zur Zielarterfassung erklärt werden (MÜHLENBERG 1993). So ist das Vorkommen in einem Biotop einfacher und sicherer nachzuweisen, als das Nichtvorkommen. Aus diesem Grunde ist auch der Fehler 2. Art nicht so schwerwiegend, wie eine falsche Nichtvorkommensprognose (Fehler 1. Art), die eher auf Modellunzulänglichkeiten schließen läßt. Auf Kosten der Gesamtfehlerrate läßt sich eine Minimierung dieses Fehlers durchführen.

Zu betonen bleibt, daß das hier vorgestellte Modell eine Kombination aus klassischen und KI-Verfahren ist. Eine Abwägung zwischen dem erhöhten Modellierungsaufwand und der erreichten Prognoseverbesserung ist schwierig, zumal die Möglichkeiten der Fuzzy Logik noch nicht voll ausgeschöpft sind. Wenngleich in die hier vorgestellten Modelle lediglich »statistisches Wissen« einfließt, ist mit ihnen eine Struktur für die zusätzliche Einarbeitung weiteren Expertenwissens vorgegeben.

Um für den Naturschutz relevante quantitative Aussagen zu machen, wird das Habitateignungsmodell mit einem populationsdynamischen Modell verknüpft. Die Übertragung auf weitere Zielarten des Projektes ist vorgesehen. In einer räumlichen Betrachtung ist dann die Modellierung der gesamten Zielartenpopulationen möglich.

Danksagung

Zu danken ist D. Helms, R. Kratz (Drömling, TU Braunschweig), U. Stachow, E. Krüper und H. Kretschmer (Rhinluch, ZALF e.V.) für die Nutzung ihrer Daten und ihres Expertenwissens.

Diese Arbeit wurde gefördert aus Mitteln des BMBF-Verbundprojektes »Ökosystemmanagement für Niedermoore« (BEO Förderkennz. 0339559).

Literatur

- BÖHME, G., 1993: Fuzzy-Logik. – Springer, Berlin/Heidelberg/New York: 315 S.
- DEICHSEL, G. & H. J. TRAMPISCH, 1985: Clusteranalyse und Diskriminanzanalyse. – Gustav Fischer, Stuttgart/New York: 132 S.
- HELMS, D., 1997: Die Entwicklung eines Habitateignungsmodells für *Conocephalus dorsalis* (Orthoptera: Tettigoniidae). – Jahrestagung der Gesellschaft für Ökologie 1996, Bonn.
- HOVESTADT, T., ROESER, J. & M. MÜHLENBERG, 1994: Flächenbedarf von Tierpopulationen. – Forschungszentrum Jülich, Jülich: 279 S.
- INGRISCH, S., 1979: Experimentell-ökologische Freilanduntersuchungen zur Monotopbindung der Laubheuschrecken (Orthoptera, Tettigoniidae) im Vogelsberg. – Beitr. Naturkde., Osthessen 15: 33–95.
- KLEINERT, H., 1992: Entwicklung eines Biotopbewertungskonzeptes am Beispiel der Saltatoria (Orthoptera). – Articulata 1: 1–117.
- KRZANOWSKI, W. J., 1988: Principles of Multivariate Analysis. – Clarendon Press, Oxford: 563 S.
- LINDENMAYER, D. B., CUNNINGHAM R. B., TANTON, M. T., NIX, H. A. & A. P. SMITH, 1991: The Conservation of Arboreal Marsupials in the Monatan Ash Forests of the Central Highlands of Victoria, South East Australia: III. The Habitat Requirements of Leadbeater's Possum *Gymnobelideus leadbeateri* and Models of the Diversity and Abundance of Arboreal Marsupials. – Biological Conservation 56: 295–315.
- MÜHLENBERG, M., 1993: Freilandökologie. – Quelle & Meyer, Heidelberg: 512 S.
- MÜHLENBERG, M., HOVESTADT, T. & J. RÖSER, 1991: Are There Minimal Areas for Animal Populations? – In: SEITZ, A. and V. LOESCHCKE (ed): Species Conservation: A Population-Biological Approach. – Birkhäuser, Basel/Boston/Berlin: 227–264.
- PEARSALL, S. H., DURHAM, D. & D. C. EAGAR, 1986: Evaluation methods in the United States. – In: USHER, M. B. (ed) Wildlife Conservation Evaluation. – Chapman and Hall, London/New York: 111–133.
- RICHTER, O., SÖNDGERATH, D., BELDE, M., SCHWARTZ, S. & B. SCHRÖDER, 1997: Koppung geographischer Informationssysteme (GIS) mit ökologischen Modellen für das Naturschutzmanagement. – In: KRATZ, R. & F. SUHLING (Hrsg.): Geographische Informationssysteme im Naturschutz: Forschung, Planung, Praxis. – Westarp Wissenschaften, Magdeburg: 5–29.
- SALSKI, A., 1992: Fuzzy knowledge-based models in ecological research. – Ecological Modelling 63: 103–112.
- SALSKI, A., FRÄNZLE, O. & P. KANDZIA, 1996: In-

- roduction – Fuzzy Logic in Ecological Modelling. – Ecological Modelling 85: 1–2.
- TRANSFERTECH (1996). FCM – Fuzzy Control Manager Version 1.5 Handbuch – TransferTech, Braunschweig: 205 S.
- ZADEH, L.A., 1965: Fuzzy Sets. – Information and Control 8: 338–353.
- ZADEH, L.A., 1968: Probability Measures of Fuzzy Events. – J. Math. Analysis and Appl. 10: 421–427.

Adresse

Dipl. geoökol. Boris Schröder
Institut für Geographie und Geoökologie
der Technischen Universität Braunschweig
BMBF-Verbundprojekt
»Ökosystemmanagement für Niedermoore«
Langer Kamp 19c
38106 Braunschweig
Tel. 05 31/391-56 30
Fax 05 31/391-81 70
e-mail: B.Schröder@TU-BS.DE

ZOBODAT - www.zobodat.at

Zoologisch-Botanische Datenbank/Zoological-Botanical Database

Digitale Literatur/Digital Literature

Zeitschrift/Journal: [Verhandlungen der Gesellschaft für Ökologie](#)

Jahr/Year: 1996

Band/Volume: [27_1996](#)

Autor(en)/Author(s): Schröder Boris

Artikel/Article: [Fuzzy Logik und klassische Statistik - ein kombiniertes Habitateignungsmodell für *Conocephalus dorsalis* \(LATREILLE, 1804\) \(Orthoptera: Tettigoniidae\) 219-226](#)