

# Soft Computing zur Modellierung von anthropogenen Populationsstörungen

Jens Finke<sup>1</sup>

## Zusammenfassung

Die natürliche Umwelt ist in immer größeren Ausmaßen menschlichen Einflüssen ausgesetzt, deren Auswirkungen auf die Flora und Fauna in weiten Teilen unbekannt oder unklar sind. Aktuelle Beispiele sind der weitere Straßenausbau und die zunehmende Installation von Windkraftanlagen. Bei der Modellierung derartiger anthropogener Störungen und ihren Auswirkungen auf Populationen, ist insbesondere die bisher ungenügende Datenlage problematisch. Zudem sind einige Daten prinzipiell schwer empirisch zu erheben. Der Einsatz von Soft Computing Methoden erlaubt die Modellierung auf der Basis von unsicheren Informationen und ermöglicht eine qualitative Bewertung unterschiedlicher Handlungsszenarien. Dadurch können trotz vager Informationen, Auswirkungen besser abgeschätzt und mögliche Gefahrenschwerpunkte frühzeitig erkannt werden.

## 1 Einleitung

Für die Modellierung von Störungen und deren Einflüsse auf die Dynamik einer Tierpopulation, stehen eine Vielzahl an Methoden zur Verfügung. Traditionelle Ansätze basieren meistens auf stochastischen Prozessen oder auf statistischen Zeitreihenanalysen. Häufig ist dabei Unsicherheit in den zugrunde liegenden Daten problematisch. Ursache ist zum einen, wie bei allen ökologischen Systemen, die Komplexität der Wirkungszusammenhänge insgesamt. Zum anderen dient die Modellierung von Populationsstörungen häufig als Grundlage für die Planung neuer Eingriffe. Daraus ergibt sich, dass konkrete Daten für ein derartiges Untersuchungsgebiet nicht verfügbar sind, weil die Störung noch nicht auf das Ökosystem wirkt. Zwangsläufig müssen Informationen aus ähnlich strukturierten Projekten herangezogen oder eine Quantifizierung mit Hilfe von Expertenschätzungen vorgenommen werden. Ergebnis-

---

<sup>1</sup> Carl von Ossietzky Universität Oldenburg, Uhlhornsweg 84, Umweltinformatik, D-26111 Oldenburg; Tel.: +49 441 798 2751, Fax.: +49 441 798 2756; E-Mail: jens.finke@informatik.uni-oldenburg.de

se, die aus Simulationen mit unsicheren Informationen resultieren, müssen anschließend einer entsprechenden Interpretation unterzogen werden, die die Unsicherheiten in den Eingabedaten berücksichtigt.

Ein anderer Ansatz ist, das Modell so zu formulieren, dass Unsicherheiten in den Daten explizit berücksichtigt und qualitative Ergebnisse erzeugt werden, die den Genauigkeiten der Daten angemessen sind. Dieses Paper beschreibt, wie Soft Computing Methoden bei der Formulierung solcher ökologischer Modelle eingesetzt werden können und zeigt anhand eines Beispiels aus dem Bereich anthropogener Störungen konkrete Anwendungsmöglichkeiten.

## 2 Soft Computing

Der Begriff Soft Computing bezeichnet eine Menge von Verfahren und Methoden, die alle die Eigenschaft haben, unsichere oder unpräzise Informationen verarbeiten zu können. Bei den traditionellen „Hard Computing“ Methoden kann z.B. einer Variablen nur genau der Wert 2,0 zugewiesen werden. Es ist nicht möglich, einer Variablen den Wert „ungefähr 2.0“ zuzuweisen und diese unscharfe Information weiter zu verarbeiten. Dies wird mit Soft Computing Methoden möglich. Die Menge der zur Verfügung stehenden Methoden umfasst dabei unter anderem Fuzzy-Logik, neuronale Netze, Evidenztheorie, genetische Algorithmen und mehrwertige Logiken. Viele dieser Methoden sind bereits in den 1970er Jahren im Zuge der „Künstlichen Intelligenz“ (KI) entwickelt worden, die versucht menschliche Intelligenz im Computer nachzubilden. Die Verwendung der KI-Methoden für das Soft Computing ist ein logischer Schritt, da bei menschlichen Denkprozessen tagtäglich unscharfe Informationen verarbeitet werden und daraus Schlüsse bzw. Handlungen abgeleitet werden müssen.

Der Grundgedanke beim Einsatz von Soft Computing zur ökologischen Modellierung ist, dass Unsicherheiten in den Daten nicht ignoriert, sondern explizit im Modell berücksichtigt bzw. behandelt werden. Dies ist insbesondere dann sinnvoll, wenn lediglich vage Informationen für eine Modellierung zur Verfügung stehen.

Aus der Menge der oben genannten Methoden werden im Folgenden die Techniken Fuzzy-Logik und Evidenztheorie kurz näher erläutert, um die mathematischen Grundzüge zu verdeutlichen. Beide Techniken finden bereits Anwendung in anderen Gebieten der ökologischen Modellierung [Foody 1996, Günther 1998, Barros et. al.

2000, Kaloudis et. al. 2005].

## 2.1 Fuzzy-Logik

Der prinzipielle mathematische Ansatz von Fuzzy-Logik ist, die zweiwertige Mengenlogik zu verallgemeinern. Das heißt, ein Element ist nicht nur entweder ganz in einer Menge enthalten oder gar nicht enthalten, sondern kann auch nur zu einem gewissen Grad Teil einer Menge sein [Buckley, Eslami 2002]. Jedem Element  $x$  aus dem Universum  $X$ , über das die Menge definiert ist, wird über eine so genannte Zugehörigkeitsfunktion  $\mu(x)$  ein Wert aus dem Intervall  $[0,1]$  zugeordnet. Im Prinzip ist die Funktion  $\mu(x)$  dabei frei wählbar. In der Praxis werden allerdings hauptsächlich Dreiecks-, Trapez-, sigmoidale oder Gaussfunktionen verwendet, da sie einfacher handzuhaben sind als beliebige Funktionen. Ein Fuzzy-Set  $A$  besteht somit aus einem Universum  $X$  über dem es definiert ist und einer Funktion  $\mu_A(x)$ , das für jedes  $x$  den Grad der Zugehörigkeit im Intervall  $[0,1]$  angibt.

Linguistischen Variablen stellen ein weiteres Kernkonzept der Fuzzy-Logik dar. Eine Menge von Fuzzy-Sets wird zu einer linguistischen Variable zusammengefasst, wodurch sich eine Eigenschaft mit Hilfe natürlicher Sprache beschreiben lässt. Jedes Fuzzy-Set stellt dabei eine Ausprägung der Eigenschaft dar. In Abbildung 1 ist dies am Beispiel der linguistischen Variablen „Geschwindigkeit“ dargestellt. Die drei Fuzzy-Sets geben für jede Geschwindigkeit an, zu welchem Grad sie einer der Ausprägungen angehören. So würde man z.B. 50 km/h zu 0.4 als „langsam“ bezeichnen und zu 0.6 als „zügig“. Das Verfahren, einem konkreten, scharfen Wert ein Fuzzy-Set zuzuordnen, nennt man Fuzzifikation.

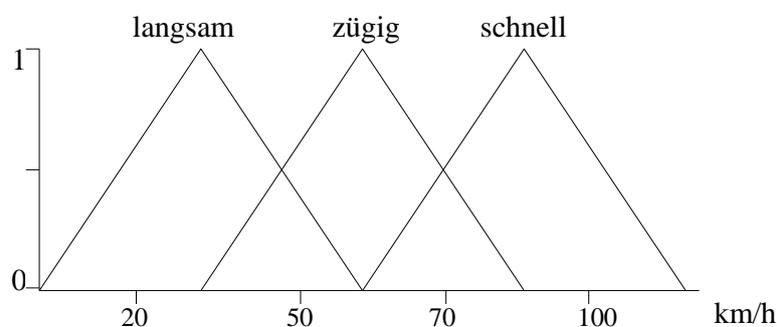


Abbildung 1: Definition der linguistischen Variablen Geschwindigkeit

Mit einer überschaubaren Anzahl von WENN-DANN-Regeln lässt sich eine Menge linguistischer Eingangsvariablen auf einfache Weise in Werte von linguistischen

Ausgangsvariablen übersetzen. Sind z.B. die linguistischen Variablen „Geschwindigkeit“ und „Lärm“ definiert, kann die folgende Regel den Zusammenhang erklären: „WENN Geschwindigkeit = schnell DANN Lärm = laut“. Mit Hilfe eines regelbasierten Fuzzy-Systems lassen sich auf diese Weise komplexe, auch nicht nichtlineare, Prozesse durch natürliche Sprache beschreiben. Im Verhältnis zum Zugehörigkeitsgrad des Eingangswerts zum Antecedent der Regel, trägt das Ergebnis einer einzelnen Regel zum Gesamtergebnis bei. Durch t-Normen und t-Conormen können mehrere Fuzzy-Sets logisch miteinander Verknüpft werden. Am häufigsten werden dazu die min-Funktion für AND-Verknüpfungen und die max-Funktion für OR-Verknüpfungen verwendet.

## 2.2 Evidenztheorie

Wie die Fuzzy-Logik, stellt auch die Evidenztheorie eine Verallgemeinerung eines klassischen Konzepts der Mathematik dar. In der Wahrscheinlichkeitstheorie gilt für die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses  $A$ :  $P(A) = 1 - P(\neg A)$ , d.h. Wahrscheinlichkeit und Gegenwahrscheinlichkeit hängen direkt voneinander ab. Dieser Zusammenhang ist für viele Anwendungen zu einfach. In der Evidenztheorie (nach den Erfindern auch Dempster-Shafer-Theorie genannt) werden einem Ereignis ein Belief-, ein Plausibility- und ein Doubt-Wert zugeordnet [Shafer 1976]. Der Belief-Wert  $B(A)$  beschreibt das Wissen, dass das Eintreten des Ereignisses  $A$  unterstützt. Der Doubt-Wert  $D(A)$  entspricht der Gegenwahrscheinlichkeit in der allgemeinen Wahrscheinlichkeitstheorie und quantifiziert das Wissen, das eindeutig gegen das Eintreten von  $A$  spricht. Die verbleibende Unsicherheit lässt sich aus beiden berechnen:  $U(A) = 1 - B(A) - D(A)$ . Die Plausibility  $P^*(A)$  beschreibt die Möglichkeit, dass das Ereignis  $A$  eintritt, es aber weder Hinweise gibt, die dafür, noch dagegen sprechen. Es gilt:  $P^*(A) = 1 - D(A)$  und  $P^*(A) \geq B(A)$ . In Abbildung 2 sind die Zusammenhänge grafisch dargestellt. Die allgemeinere Evidenztheorie lässt sich auf die speziellere Wahrscheinlichkeitstheorie zurückführen, wenn gilt  $P^*(A) = B(A)$ .

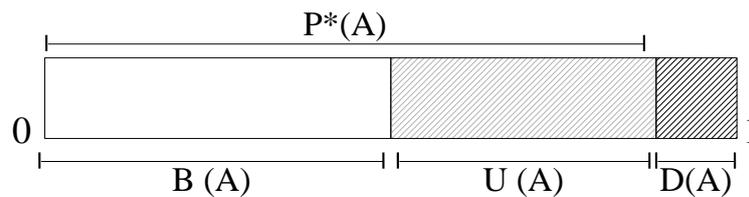


Abbildung 2: Funktionen der Evidenztheorie, nach [Günther 1998]

Hat man eine Menge von Aussagen, die mit der Evidenztheorie untersucht werden sollen, muss jeder Aussage zunächst eine initiale Wahrscheinlichkeit zugeordnet werden. Dass man zunächst kein Wissen über die Wahrscheinlichkeit des Eintretens oder nicht Eintretens des Ereignisses hat, kann mit der Plausibility ausgedrückt werden:  $B(A)=0.0$ ,  $P^*(A)=1.0$  und  $D(A) = 0.0$ . Schrittweise werden dann Evidenzen, die neue Hinweise für die Wahrscheinlichkeit der Aussage liefern, mit Hilfe der Dempster-Regel verknüpft:

- $B(A) = 1/K * (B_1(A)B_2(A) + B_1(A)U_2(A) + U_1(A)B_2(A))$
- $D(A) = 1/K * (D_1(A)D_2(A) + D_1(A)U_2(A) + U_1(A)D_2(A))$
- $P^*(A) = 1 - D(A)$
- $U(A) = P^*(A) - B(A)$

Der Faktor K bezeichnet die widersprüchlichen Kombinationen zwischen Belief und Doubt und berechnet sich durch  $K = 1 - B_1(H)D_2(H) - D_1(H)B_2(H)$ . Auf diese Weise können sukzessive Evidenzen, die einen Informationsgewinn für die Aussage A beinhalten, zu einer Gesamtwahrscheinlichkeit der Aussage A kombiniert werden. Insbesondere kann jede weitere Evidenz die Unsicherheit  $U(A)$  höchstens verringern.

### 2.3 Zusammenfassung

Die beiden hier vorgestellten Soft Computing-Methoden, Fuzzy-Logik und Evidenztheorie, formalisieren Unsicherheiten in den Informationen auf ganz unterschiedliche Art. Allgemein stehen die Methoden des Soft Computings nicht konkurrierend gegenüber, sondern ergänzen sich und lassen sich miteinander kombinieren. Evidenztheorie und Fuzzy-Logik lassen sich verbinden, um unterschiedliche Ausprägungen von Unsicherheiten zu verarbeiten. In [Yen 1990] wird ein initialer Wahrscheinlichkeitswert durch eine Fuzzy-Menge repräsentiert. Eine Verallgemeinerung der Dempster-Regel auf Fuzzy-Mengen erlaubt die Berechnung der Belief und

Plausibility-Werte. Die Verknüpfung von z.B. Fuzzy-Systemen mit neuronalen Netzen, wird in vielen Projekten angewendet. Neuronale Netze dienen dabei z.B. der Optimierung der Regelmenge eines Fuzzy-Systems.

### 3 Anthropogene Populationsstörungen

Populationen sind einer Vielzahl von Störungen ausgesetzt, die einen direkten Einfluss auf die Größe, Fitness, Mortalität oder Fertilität der Population haben. Natürliche Störungen sind z.B. klimatische Extreme, Habitatveränderungen oder Krankheiten. In zunehmendem Maße wirken aber auch menschliche Einflüsse auf die Populationen. Der Begriff anthropogene<sup>2</sup> Störung umfasst alle vom Menschen verursachten, beeinflussten oder hergestellten Störungen, die auf eine Population, zumeist negativ, einwirken können. Besondere Beachtung haben in letzter Zeit die Auswirkungen von Windkraftanlagen [Hötker et. al. 2004] und Autoverkehr [Jaeger et. al. 2005; Baier et. al. 2006] gefunden. Gerade der zunehmende Autoverkehr hat vielschichtige Auswirkungen auf die an Straßen angrenzenden Ökosysteme und soll daher im Folgenden als Anwendungsbeispiel dienen.

#### 3.1 Autoverkehr

Es lassen sich grob vier Arten von Auswirkungen unterscheiden, die durch den Autoverkehr bzw. den Straßenbau allgemein entstehen [Forman, Sperling, 2002; Jaeger et. al. 2005; Baier et. al. 2006]:

1. Verminderung der Habitatqualität durch Lärm, Vibrationen und Schadstoffemissionen. Dies hat häufig zur Folge, dass sich der Stressfaktor für die Individuen erhöht, was wiederum ursächlich für eine verminderte Fertilität sein kann.
2. Zerschneidung von Habitaten und Habitatverbunden durch das Anlegen von Verkehrswegen. Jede Straße stellt eine künstliche Barriere dar, die den freien Zugang zu Futterplätzen und anderen Habitaten behindert. Bereits der scharfe Wechsel des Untergrundes und die breite, ungeschützte Fläche der Straße verhindert bei einigen Arten das Überqueren.

---

<sup>2</sup> griechisch anthropos = Mensch

3. Verlust von Habitaträumen durch bauliche Versiegelung von Flächen und veränderter Habitatqualität in angrenzenden Gebieten.
4. Erhöhte Mortalität durch Kollisionen mit einzelnen Fahrzeugen beim Überwinden der künstlichen Barriere Straße.

Insbesondere in den westlichen Industrieländern haben die Straßendichte und das Verkehrsaufkommen bereits ein hohes Niveau erreicht. Laut dem Statistischen Bundesamt ist der Kraftfahrzeugbestand allein in den Jahren 2003 bis 2005 um knapp eine Million Fahrzeuge auf insgesamt 54,5 Millionen gestiegen. Jedes Jahr werden über 3,2 Millionen neue Fahrzeuge zugelassen. Das außerörtliche Straßenverkehrsnetz besteht derzeit aus über 230000 Kilometern, wovon lediglich 12000 Kilometer Autobahnen darstellen. Es ist nicht abzusehen, dass sich diese Zahlen in nächster Zeit verringern werden. In vielen Publikationen wird der Verkehr daher als eine signifikante Gefährdung von Wildtierpopulationen eingeschätzt [Holzgang et. al. 2000].

Durch eine Modellierung der verschiedenen Einflüsse des Verkehrs auf eine Population, lassen sich Aussagen über das Gefährdungspotential treffen. Die Fragen sind dabei: Wie wirkt sich die Landschaftszerschneidung auf die Populationsdynamik aus? Welche Barrierewirkung besitzt ein Straßenabschnitt und mit welcher Mortalitätsrate ist dort zu rechnen? An welchen Gefährdungsschwerpunkten liegt besonderer Handlungsbedarf vor? Insbesondere für die Landschaftsplanung sind derartige Modelle im Rahmen einer Entscheidungsunterstützung hilfreich einsetzbar. Der folgende Abschnitt stellt Modellierungswerkzeuge auf der Basis von klassischen Modellierungsansätzen vor und stellt sie in Abschnitt fünf dem Soft Computing-Ansatz gegenüber.

#### **4 Klassische Modellierungswerkzeuge**

In Zusammenarbeit mit dem Umweltforschungszentrum Leipzig-Halle (UFZ) wurden an der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg in der Abteilung Umweltinformatik verschiedene Softwarewerkzeuge zur Modellierung und Simulation von Populationsdynamiken entwickelt. Zwei der Werkzeuge lassen sich auch für die Störungsmodellierung einsetzen: Meta-X und AniTraX.

## 4.1 Meta-X

Meta-X [Frank et. al. 2002] ist auf den Einsatz bei der Modellierung und Analyse von Habitatverbunden, so genannten Metapopulationen [Hanski 1999], ausgerichtet. Um eine breite Anwendbarkeit des Werkzeugs, insbesondere in Ausbildung und Lehre, zu ermöglichen, ist das zugrundeliegende Modell relativ abstrakt und allgemein gehalten. Das Modell wird durch eine Menge von Patches beschrieben, die jeweils Einzelhabitate des Verbundes darstellen. Jeder Patch kann entweder besiedelt oder unbesiedelt sein und besitzt eine spezifische Emigrations- und Immigrationswahrscheinlichkeit. Zwischen den Patches können Korridore definiert werden, über die ein Austausch von Individuen zwischen den Patches stattfinden kann. Auf Basis dieser Erreichbarkeitsmatrix simuliert ein stochastisches Markovmodell über die Zeit die Belegungswahrscheinlichkeiten der Patches. Aus diesen Informationen wird eine mittlere Überlebenswahrscheinlichkeit der gesamten Metapopulation errechnet.

Neben dem Anwendungsgebiet Lehre, ist Meta-X auch für die Modellierung und Simulation von Landschaftszerschneidung durch anthropogene Störungen einsetzbar. Der Bau einer Straße, der eine Teilung des Habitatverbundes zur Folge hat, lässt sich einfach durch das Entfernen der Korridore modellieren, die die Straße schneiden würde. Sie stellt somit eine totale Barriere dar, die Individuen nicht überqueren können (z.B. eingezäunte Autobahnabschnitte).

## 4.2 AniTraX

AniTraX [Finke et. al. 2003] stellt eine Ergänzung zu Meta-X dar, mit dessen Hilfe sich die Mortalitätsrate von Individuen durch Populationsstörungen abschätzen lässt. Dabei geht es auch um die Beurteilung der Durchlässigkeit des betrachteten Untersuchungsgebiets, d.h. welche Hürden müssen für die Durchquerung eines Gebiets überwunden werden und wie wahrscheinlich ist das Erreichen der jenseitigen Grenze. Das Modell erfordert in AniTraX zunächst die Definition der zu untersuchenden räumlichen Störungsgebiete. Pro Gebiet wird die Häufigkeit der Störungen erfasst (z.B. Anzahl der Kraftfahrzeuge pro Stunde). Das Verhalten einer Population wird durch die Anzahl der Kreuzungsereignisse in einem Störungsgebiet spezifiziert, inklusive der Verweildauer und Anzahl der Individuen einer Gruppe. Aus diesen Eingangsparametern wird durch eine stochastische Simulation die Mortalitätsrate pro

Störungsgebiet und für das Untersuchungsgebiet insgesamt berechnet. Einer Baukastenphilosophie folgend, können die erzielten Resultate in Meta-X zur Parameterisierung verwendet werden, um so die zusätzliche Mortalität bei der Migration von Individuen zwischen den Patches zu erfassen.

### 4.3 Bewertung

Sowohl Meta-X als auch AniTraX verwenden beide abstrakte bzw. verallgemeinernde Modelle, die für ganz unterschiedliche Fragestellungen in der Anwendungsdomäne genutzt werden können. Dadurch lassen sich grundlegende ökologische Zusammenhänge veranschaulichen und in der Lehre leicht vermitteln. Die Aufteilung in zwei getrennte Werkzeuge, ist für ein grundlegendes Verständnis sehr sinnvoll, damit z.B. zunächst die Dynamik einer Metapopulation getrennt von möglichen Störungen untersucht werden kann. Der generische Charakter der Werkzeuge erlaubt die Modellierung ganz unterschiedlicher Störungen, allerdings ist dadurch keine störungsspezifische Eingabe, Darstellung und Analyse der Modelle möglich. Die Trennung der Werkzeuge ist für die Bewertung konkreter anthropogener Störungen von Nachteil, weil sie eine integrierte Modellierung und Analyse erschwert.

Für die Modellerstellung sind in AniTraX eine Vielzahl von unterschiedlichen, relativ detaillierten Parametern nötig. In den meisten Fällen liegen diese Daten nicht in der erforderlichen Vollständigkeit und Qualität vor oder sind nur mit hohem personellen und zeitlichen Aufwand zu erheben (z.B. stündliche Verkehrsdichte, Anzahl der Überquerungen einer Straße, Häufigkeit verschiedener Gruppengrößen). Zwangsläufig ist man hier auf Schätzung oder Interpolation der Daten angewiesen, mit erheblichen Unsicherheiten. Der in AniTraX verwendete stochastische Simulationsalgorithmus berücksichtigt diese Art der Unsicherheiten nicht, wodurch die numerischen Ergebnisse lediglich einen qualitativen Charakter haben und entsprechend interpretiert werden müssen. Für die Evaluation verschiedener Handlungsszenarien ist ein qualitativer Vergleich der Szenarien untereinander im Allgemeinen aber ausreichend.

AniTraX geht von einem linearen Zusammenhang zwischen Störungsintensität und Mortalität aus. Für die Modellierung von anthropogenen Störungen, ist darüber hinaus häufig eine nicht-lineare Barrierewirkung zu berücksichtigen. Viele Effekte lassen sich nur durch Einbeziehung einer solchen Barrierewirkung erklären. So ist die Mor-

talität auf einer vierstreifigen, stark befahrenen Autobahn sehr gering, weil die Abschreckung alleine durch den Verkehr sehr hoch ist.

Festzuhalten bleibt, dass Meta-X und AniTraX für den Einsatz in Forschung und Lehre gut geeignet sind, da sie prinzipielle Zusammenhänge verdeutlichen. Die Vielzahl an räumlich und zeitlich hoch aufgelösten Daten bei der Modellierung, sind für eine Bewertung realer Handlungsoptionen problematisch.

## 5 Soft Computing Methoden

Wie bereits in Abschnitt 2 angedeutet, ist die grundlegende Idee beim Softcomputing Unsicherheiten nicht zu ignorieren oder davon auszugehen, dass alle Daten exakt sind, sondern die vorhandene Unsicherheit in dem Modell mit auszudrücken. Dadurch werden keine quantitativen Aussagen vorgetäuscht wo lediglich qualitative Aussagen möglich sind.

Der Mangel an verfügbaren validen Daten kann durch Einbeziehung des vorhandenen Expertenwissens ausgeglichen werden. Dieses Wissen ist in der Regel lediglich eine vage, natürlich-sprachliche Beschreibung von Wirkungszusammenhängen, die aber bereits wichtige Informationen über das Verständnis des Systems beinhaltet. Der Satz aus dem vorherigen Abschnitt ist ein gutes Beispiel für das Zusammenwirken von Verkehrsaufkommen und Barrierewirkung: „...die Mortalität auf einer vierstreifigen, stark befahrenen Autobahn [ist] sehr gering, weil die Abschreckung alleine durch den Verkehr sehr hoch ist“. Ohne die Angabe von Quantifizierungen ist dieser Zusammenhang sofort verständlich. Um dieses vage Wissen für die Modellierung nutzbar zu machen, ist eine Formalisierung nötig, wofür die Fuzzy-Logik mit ihren linguistischen Variablen sehr gut geeignet ist [Shepard 2005]. Das Denkmodell, das dem Schätzen von numerischen Werten eines Experten zu Grunde liegt, lässt sich auf diese Weise formal fassen und einer Überprüfung unterziehen. Jede Regel des Fuzzy-Regelsystems betrachtet jeweils nur genau einen Aspekt des Zusammenwirkens der Einflussgrößen, wodurch sich eine schrittweise Validierung durchführen lässt.

Bei der Modellierung mittels Fuzzy-Logik, sind zunächst die Einflussgrößen zu bestimmen und über welchen Wertebereich diese erfasst werden. Ausgehend davon, können entsprechende Fuzzy-Sets definiert werden, die zusammen eine gute Re-

präsentation jedes Modellparameters in Form von linguistischen Variablen ergeben. Für die Mortalität und den Barriereeffekt von Wildtieren durch den Verkehr sind die Faktoren Geschwindigkeit und Verkehrsaufkommen besonders signifikant [Forman, Sperling 2002]. Abbildung 1 zeigt ein Beispiel für die Definition des Parameters „Geschwindigkeit“ (G). Die anderen Ein- und Ausgangsgrößen „Verkehrsaufkommen“ (V), „Mortalität“ (M) und „Barriereeffekt“ (B) lassen sich auf ähnliche Weise definieren. Mit Hilfe einer entsprechenden Regelmenge lässt sich der Zusammenhang zwischen diesen Größen verbalisieren:

1. Wenn G = hoch und V = viel, dann M = gering und B = sehr hoch.
2. Wenn G = gering und V = viel, dann M = erhöht und B = normal.
3. Wenn G = sehr gering und V = sehr gering, dann M = gering und B = gering.
- ...

Ein realistisches Modell benötigt natürlich weitere Parameter, wie z.B. Straßenbreite, Mobilität der Individuen, Populationsdichte etc.

Die formale Darstellung der linguistischen Variablen als Menge von Fuzzy-Sets erlaubt die Fuzzifizierung von numerischen Eingangswerten, indem anteilig die Zugehörigkeit zu einem Fuzzy-Set bei der Auswertung der Regeln durch das Interferenzsystem berücksichtigt wird. Dies ermöglicht, je nach verfügbarer Datenlage und Datenqualität, die Verwendung sowohl von numerischen als auch von symbolischen Eingangswerten. Unsichere Informationen können so angemessen repräsentiert werden.

Bei der Evidenztheorie werden, ausgehend von einer Hypothese, verschiedene Evidenzen aggregiert, die die Hypothese entweder unterstützen oder nicht. Das Ergebnis bildet die Gesamtwahrscheinlichkeit, die im Idealfall keine Unsicherheit mehr enthält. Im Beispiel der Mortalität durch Verkehr ist die Hypothese  $H =$  „Ein Individuum überlebt Überquerung der Straße“. Da zunächst keine Informationen dafür oder dagegen sprechen, ist die initiale Wahrscheinlichkeit  $m(H) = [0.0; 1.0]$ . Das Intervall bezeichnet dabei den Bereich der Unsicherheit, d.h.  $B(H) = 0.0$ ;  $D(H) = 0.0$  (vgl. Abbildung 2). Werden z.B. Spuren auf beiden Straßenseiten gefunden, deutet es darauf hin, dass einige Individuen die Straße unversehrt überwinden können. Daher lässt sich diesem Hinweis  $H'$  die Wahrscheinlichkeit  $m(H') = [0.4; 1.0]$  zuordnen. Verknüpft man dies nach der Dempster-Shafer-Regel mit der initialen Wahrscheinlichkeit gilt

$m(H) = m(H') = [0.4; 1.0]$ . Weitere Hinweise können Totfunde am Straßenabschnitt sein ( $m(H'') = [0.0; 0.6]$ ) oder ein hohes Verkehrsaufkommen ( $m(H''') = [0.0, 0.3]$ ). Das Resultat unter Einbeziehung der Hinweise  $H''$  und  $H'''$  lautet  $m(H) = [0.11, 0.27]$ . Die anfängliche Unsicherheit konnte mit Hilfe der Evidenztheorie fast gänzlich reduziert werden.

## 6 Fazit & Ausblick

In diesem Papier wurden exemplarisch zwei Soft Computing Techniken vorgestellt, um den methodischen Ansatz bei der Modellierung ökologischer Systeme mit diesen Methoden zu verdeutlichen. Das gewählte Anwendungsgebiet, anthropogenen Störungen, ist aus zwei Gründen besonders für Soft Computing Methoden interessant. Zum einen ist für viele Störungen eine ausreichende Datengrundlage nicht vorhanden. Zum anderen sind häufig Auswirkungen von geplanten Eingriffen zu bewerten, bei denen Handlungsalternativen, beschrieben durch verschiedene Modellszenarien, relativ zueinander geordnet werden. Dazu ist eine qualitative Entscheidungsunterstützung ausreichend.

Der Vorteil der Fuzzy-Logik zur Modellierung ökologischer Systeme ist, dass nicht-lineare Systeme auf einfache Weise formuliert und simuliert werden können. Die dazu nötigen Modelle sind in umgangssprachlicher Form darstellbar und entsprechen daher der Sprache der nicht-fachlichen Zielgruppe. Nicht-numerisches Expertenwissen kann bei der Modellierung explizit berücksichtigt werden und unsichere Parameter sind direkt als solche identifizierbar. Alle diese Punkte bewirken, dass die Modelle leichter nachzuvollziehen und vermittelbar sind, was für die Entscheidungsunterstützung eine wichtige Eigenschaft ist. Eine Hürde beim Einsatz von Fuzzy-Logik ist das Finden geeigneter Zugehörigkeitsfunktionen für die Fuzzy-Sets. Es steht außer Frage, dass qualitative Methoden nicht dazu geeignet sind numerische Verfahren zu ersetzen, sondern sie stellen lediglich ein weiteres Werkzeug dar. Die Wahl des methodischen Ansatzes sollte sich an der Fragestellung und der Verfügbarkeit geeigneter Daten orientieren.

Um Soft Computing Methoden in der ökologischen Modellierung und speziell in der Störungsmodellierung einsetzen zu können, ist der Einsatz von Softwarewerkzeugen nötig. Zukünftige Arbeiten zielen in die Richtung, ein geeignetes Softwarewerkzeug

zu Realisieren, das die Modellierung vernetzter Habitate mit Hilfe von Soft Computing Methoden unterstützt.

## 7 Literatur

- Baier, H.; Erdmann, F.; Holz, R.; Waterstraat, A. (Hrsg) (2006): Freiraum und Naturschutz – Die Wirkung von Störungen und Zerschneidungen in der Landschaft. Springer Verlag.
- Barros, L.C.; Bassanezi, R.C.; Tonelli, P.A. (2000): Fuzzy modelling in population dynamics. *Ecological Modelling* 128, 27-33.
- Buckley, J.J.; Eslami, E. (2002): An Introduction to Fuzzy Logic and Fuzzy Sets. Series on Advances in Soft Computing. Physica-Verlag.
- Finke, J.; Köster, F.; Frank, K.; Sonnenschein, M. (2003): A Software Tool for Assessing the Effect of Traffic on Wildlife Populations. In A. Gnauck, R. Heinrichs (Eds.): "The Information Society and Enlargement of the European Union" 17th International Symposium Informatics for Environmental Protection. Part 2, Metropolis-Verlag, pp. 692-699.
- Foody, G.M. (1996): Fuzzy Modelling of vegetation from remotely sensed imagery. *Ecological Modelling* 85, 3-12.
- Forman, R.T.T.; Sperling, D (2002): Road Ecology: Science and Solutions; Island Press.
- Frank, K.; Lorek, H.; Köster, F.; Sonnenschein, M.; Wissel, Ch.; Grimm, V. (2002): Meta-X - Software for Metapopulation Viability Analysis. Springer Verlag.
- Günther, O. (1998): Environmental Information Systems. Springer Verlag.
- Hanski, I. (1999): Metapopulation Ecology. Oxford Series in Ecology and Evolution, Oxford University Press.
- Holzgang, O.; Sieber, U.; Heynen, D.; von Lerber, F.; Keller, V.; Pfister, H.P. (2000): Wildtiere und Verkehr – eine kommentierte Bibliographie. Schweizerische Vogelwarte, Sempach, 72 S.
- Hötker, H.; Thomson, K.-M.; Köster, H. (2004): Auswirkung regenerativer Energiegewinnung auf die biologische Vielfalt am Beispiel der Vögel und Fledermäuse – Fakten, Wissenslücken, Anforderungen an die Forschung, ornithologische Kriterien zum Ausbau von regenerativen Energiegewinnungsformen. Endbericht, Michael-Otto-Institut im NABU.
- Jaeger, J.A.G; Bowman, J.; Brennan, J.; Fahrig, L.; Bert, D.; Bouchard, J.; Charbonneau, N.; Frank, K.; Gruber, B.; Tluk von Toschanowitz, K. (2005): Predicting when animal populations are at risk from roads: an interactive model of road avoidance behavior. In *Ecological Modelling* Bd. 185, S. 329-348.
- Kaloudis, S.; Tocatildou, A.; Lorentzos, N.A.; Sideridis, A.B.; Karteris, M (2005): Assessing Wildfire

Destruction Danger: A Decision Support System Incorporating Uncertainty. *Ecological Modelling* 181, 25-38.

Shafer, G. (1976): *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press.

Shepard, R.B. (2005): *Quantifying Environmental Impact Assments Using Fuzzy Logic*. Series on Environmental Management, Springer Verlag.

Yen, J. (1990): Generalizing the Dempster-Schafer theory to fuzzy sets. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Volume 20, Issue3, S. 559-570.