

# Bestimmung der optimalen räumlichen Anbauallokation von gentechnisch verändertem Raps – erste Ergebnisse<sup>1</sup>

Determining the optimal spatial allocation for cropping genetically modified oilseed rape – preliminary results

Jörg MÜLLER-SCHEESSEL und Gunnar BREUSTEDT

## Zusammenfassung

Es wird ein Modellierungsansatz zur Bestimmung der ökonomisch optimalen Anbauallokation von gentechnisch verändertem Raps im Raum vorgestellt, der in weiterführenden Studien zur Bewertung unterschiedlicher Haftungsregeln von Auskreuzungsschäden dienen soll. An dieser Stelle wird geprüft, ob mithilfe eines evolutionären Optimierungsalgorithmus, dem sog. genetischen Algorithmus, eine räumlich optimale Anbauallokation bestimmt werden kann. Obwohl das globale Optimum nicht immer gefunden wird, zeigen die Ergebnisse die prinzipielle Eignung des noch zu verbessernden genetischen Algorithmus. **Schlagnworte:** Genetischer Algorithmus, räumliche externe Effekte, gentechnisch veränderte Pflanzen

## Summary

We present a spatial model to maximize the profit of cropping by allocating genetically modified and conventional oilseed rape on different fields in a common landscape. The model will be used in further studies to evaluate different liability rules of out-crossing damages due to pollen dispersion. In this paper we test whether the applied genetic algorithm is able to optimize the spatial allocation. Although the global optimum is not always found the common algorithm seems to be appropriate after some modification.

---

<sup>1</sup> Dieser Beitrag bezieht sich auf den Vortrag „Ökonomische Bewertung politischer-Regelungen zum Anbau von gentechnisch verändertem Raps“.

**Keywords:** Genetic algorithms, spatial external effects, genetically modified oilseed rape

## 1. Einleitung

Der Anbau von gentechnisch veränderten (GV-) Pflanzen bringt verschiedene externe Effekte mit sich, u. a. die Auskreuzung in artgleiche konventionelle Pflanzenbestände durch Pollenflug und Bestäubung. Die von Auskreuzung betroffenen Erzeugnisse können bei Überschreitung der GV-Kennzeichnungsschwelle u. U. nur noch zu einem geringeren Preis abgesetzt werden. Wenn beide Felder unterschiedlichen Landwirten gehören, dann handelt es sich um einen externen Effekt. Durch diesen externen Effekt stellt die Anbauentscheidung für GV- oder konventionellen Raps sowohl im Modell als auch in der Realität eine komplexe interdependente Entscheidung dar, da die relative Vorzüglichkeit einer angebauten Frucht von der gleichzeitigen Anbauentscheidung eines Nachbarn abhängen kann<sup>2</sup>.

In diesem Beitrag wird der Modellierungsansatz vorgestellt, der zur Abbildung dieser komplexen Entscheidung verwendet wird. Hierzu dient ein Simulationsmodell mit einer Kombination dreier Modelle: einem Landschaftsmodell, einem biophysikalischen Modell und einem ökonomischen Modell. Eine Optimierung der Anbaustruktur soll mittels der Anwendung eines genetischen Algorithmus erreicht werden. Um zu testen, ob dieser genetische Algorithmus eine optimale räumliche Anbaustruktur finden kann, wird ein stark vereinfachtes Landschaftsmodell verwendet, für das die optimale Struktur bekannt ist. Hieran wird die Güte des verwendeten genetischen Algorithmus gemessen.

Dieser Artikel ist folgendermaßen strukturiert. Es folgt ein kurzer Literaturüberblick zur Problematik des GV-Anbaus unter Berücksichtigung externer Effekte. Anschließend wird die eigene Modellstruktur und der verwendete genetische Algorithmus erläutert. In Kapitel 4 folgen die Ergebnisse der Testläufe. In Kapitel 5 werden die Schlussfolge-

---

<sup>2</sup> Ob die relative Vorzüglichkeit des GV- oder des konventionellen Rapses reduziert wird, ist eine Frage der Haftungsregel, auf die in diesem Beitrag nicht näher eingegangen werden soll.

rungen gezogen sowie ein Ausblick auf weitere Arbeiten in diesem Projekt gegeben.

## **2. Bisherige ökonomische Studien zum Anbau gentechnisch veränderter Pflanzen**

Es gibt bislang wenige Studien, die die Schäden, die durch Auskreuzung entstehen können, explizit als Determinante zur Veränderung der räumlichen Anbaustruktur verwenden.

BOCK et al. (2002) zeigen, dass ein deutlicher Vorteil für große Betriebe in der GV-Rapsproduktion liegt, ermitteln die wirtschaftlichen Schäden aber nur einzelbetrieblich und nicht eingebunden in die räumlichen Nachbarschaftsverhältnisse.

BECKMANN und WESSELER (2005) sehen mittels eines theoretischen Ansatzes und der Anwendung des Coase-Theorems eine hohe Wahrscheinlichkeit für räumliche Agglomerationen des Anbaus von GV- und artgleichen nicht GV-Pflanzen, unter der Annahme, dass Absprachen niedrige Transaktionskosten verursachen. Sie bleiben mit ihren Analysen allerdings rein theoretisch.

Absprachen sind auch das zentrale Thema von FURTAN et al. (2005). Sie ermitteln empirisch eine positive Rentabilität für GV-freie Anbaueregionen mit Pufferzonen für ökologisch produzierende Landwirte in Kanada, vernachlässigen dabei aber die Landwirte, die GV-Pflanzen anbauen wollen.

Sämtliche Studien haben zwar räumlichen Bezug, vernachlässigen aber die explizite Optimierung der Anbauallokation. Dieses jedoch ist zentraler Gegenstand dieses Beitrages.

## **3. Methodische Vorgehensweise**

### **3.1 Modellüberblick**

PARKER et al. (2003) und BERGER (2004) empfehlen für die Integration verschiedener Modelle mit unterschiedlichen räumlichen Ebenen ein Zellularmodell als Landschaftsmodell zu verwenden, dass die gemeinsame Schnittstelle der anderen Modelle darstellt. Weiterhin propagieren die Autoren zur Abbildung ökonomischer Entscheidungen, wie in diesem Modell auch, die Anwendung agentenbasierter Modelle. Wir folgen den Autoren in der Anwendung von Zellularmodellen als ge-

meinsamer Kommunikations- und Schnittstelle der übrigen Modelle, reduzieren das ökonomische Modell aber auf einen Agenten, der die ökonomischen Entscheidungen für die gesamte Fläche trifft.

Im Folgenden werden die drei Modellkomponenten und ihre Integration näher erläutert.

### 3.2 Das Landschaftsmodell

Um die Übersichtlichkeit für diesen Anwendungstest zu gewährleisten, wird ein stark vereinfachtes Zellularmodell verwendet. Es besteht aus 81 quadratischen 1 ha großen homogenen Feldern in quadratischer Anordnung. Je Feld ist eine von drei Nutzungen möglich: GV-Raps, konventioneller Raps oder eine alternative Frucht. Die Landschaft ist ein Torus, d. h. es gibt keine Eck- oder Kanteneffekte, weil die Felder am westlichen Rand auf der Landschaft die Felder am östlichen Rand zum Nachbarn haben. Gleiches gilt für die horizontal liegenden Außenfelder. Da bei der Anwendung eines sozialen Planers ein realitätsfernes Ergebnis in Form einer räumlichen Konzentration der jeweiligen Rapsart zu erwarten ist, wird die Landschaft in neun gleich große Regionen unterteilt, in denen jeweils ein gewisser Rapsanteil erzwungen wird.

### 3.3 Das biophysikalische Modell

Das biophysikalische Modell erhält die Auskreuzungsdaten von einem an den Ökologiezentren der Universitäten Kiel und Bremen erstellten individuenbasierten Simulationsmodell, in dem der Flug und die Befruchtung einzelner Rapspollen simuliert wird (vgl. MIDDELHOFF, 2002). Das hier für diese Anwendung deutlich reduzierte integrierte biophysikalische Modell berechnet anhand der Parameter Lage und Entfernung der einzelnen GV- und konventionellen Rapsfelder, wie hoch die absolute Auskreuzung in den konventionellen Feldern ist. Diese Information wird dann an das ökonomische Modell weitergegeben, dass daraus den Schaden auf den konventionellen Rapsfeldern berechnet. Ein Vergleich verschiedener biophysikalischer Auskreuzungsmodelle ist in MÜLLER-SCHEEßEL (2008, 156 f.) zu finden.

### 3.4 Das ökonomische Modell

Die Anbauentscheidung für die Gesamtheit aller Einzelflächen wird zentral von einem Agenten mit folgender Zielfunktion getroffen:

$$\begin{aligned} \text{Max } & \sum_{i=1}^n DB_i + \sum_{j=1}^m DB_j + \sum_{k=1}^l DB_k - \sum_{j=1}^m S_j(y_j, \Delta P_{kR}^{GVR}, G_i, G_j, E_i^j, K) \quad (1) \\ \text{s.t. } & \frac{\sum_{i=1}^n G_i}{\sum_{j=1}^m G_j + \sum_{i=1}^n G_i} \leq \alpha ; \frac{\sum_{i=1}^n G_i + \sum_{j=1}^m G_j}{\sum_{j=1}^m G_j + \sum_{i=1}^n G_i + \sum_{k=1}^l G_k} \leq \beta ; m+n+l=81 \end{aligned}$$

mit:

DB : Deckungsbeitrag

i = 1...n: Felder mit GV-Raps

j = 1...m: Felder mit konventionellem Raps

k = 1...l: Felder mit alternativer Nutzung

S: Schaden durch Auskreuzung

y: Ertrag

$\Delta P_{kR}^{GVR}$ : Preisunterschied zwischen GV- und konventionellem Raps

G: Größe des Feldes

E: Entfernung zwischen ein- und auskreuzenden Feldern j und i

K: Kennzeichnungsschwellenwert

Gemäß Gleichung (1) wird das Maximum der Summe der Deckungsbeiträge unter Berücksichtigung von Auskreuzungsschäden gesucht. Die Auskreuzungsschäden sind eine Funktion der Größe der beteiligten Felder, des Kennzeichnungsschwellenwertes, der Entfernung der Felder untereinander, des Preisunterschiedes zwischen konventionellem und gentechnisch verändertem Raps und des Ertrages des konventionellen Rapses. Zu optimierende Parameter sind die Anzahl der Felder mit den jeweiligen Nutzungen sowie die räumliche Anordnung der Felder. Die erste Nebenbedingung sagt aus, dass der Anteil von GV-Rapsflächen an der gesamten Rapsfläche den Parameter  $\alpha$  nicht überschreiten darf. Weiterhin darf der Rapsanteil an der gesamten Nutzung auf dieser Landschaft nicht größer sein als  $\beta$ . Zudem müssen alle Felder genutzt werden.

Die Vorgabe, dass nur ein Agent die Anbauentscheidung trifft, impliziert einen sozialen Planer, der die Anbauentscheidung für alle beteiligten Felder auf dieser Landschaft trifft. Folglich werden mit dieser Annahme die bestmöglichen Anbauallokationen berechnet.

### 3.5 Genetischer Algorithmus und Modellintegration

Die Modellierung der in der Einleitung beschriebenen komplexen Entscheidungssituation und des großen Suchraumes – bei 81 Feldern und drei Nutzungen immerhin  $81^3 = 531.441$  mögliche Lösungen<sup>3</sup> – legen die Verwendung eines genetischen Algorithmus nahe (vgl. GERDES et al, 2004, 63), gerade in Hinblick auf die spätere Anwendung auf eine ungleich größere und heterogene Landschaft.

Genetische Algorithmen stellen ein numerisches Suchverfahren dar, das den Prinzipien der natürlichen Evolution folgt. Ursprünglich gehen sie auf HOLLAND (1975) und GOLDBERG (1989) zurück. Im Folgenden wird ihre Anwendung in diesem Projekt beschrieben.

Die räumlichen Anbauallokationen werden durch Chromosomen codiert. Dabei entspricht jedes Gen auf dem Chromosom dem Anbau auf einem Feld. Folglich wird eine ganzzahlige Codierung mit den möglichen Ausprägungen 0, 1, 2 verwendet. Die Länge der Strategie (Chromosom) entspricht folglich der Anzahl der Felder. In jeder Generation eines genetischen Algorithmus, also der Abfolge von Strategiebildung über Strategiebewertung bis Vermehrung, wird eine Population mit 250 Strategien gebildet. Um die genannten Restriktionen des ökonomischen Modells einzuhalten, erfolgt diese initiale Strategieerzeugung in der ersten Generation nicht rein zufällig. 80 v. H. der initialen Strategien werden so erzeugt, dass sie mit einer hohen Wahrscheinlichkeit die Restriktionen einhalten. Nach der Strategieerzeugung müssen die Strategien bewertet werden, damit gemäß der Evolution die besten Strategien identifiziert und in die nachfolgende Population übernommen werden können. Hierzu wird jede einzelne Strategie einem Modelldurchlauf unterzogen: Die auf der Strategie kodierte Nutzung wird an das Landschaftsmodell gegeben. Somit erhält jedes Gen eine räumliche Zuordnung. Auf diesem Landschaftsmodell berechnet anschließend das biophysikalische Modell die Auskreuzungshöhe für jedes konventionelle Rapsfeld und hinterlegt diesen Wert im Landschaftsmodell. Abschließend summiert das ökonomische Modell die Deckungsbeiträge und subtrahiert die erzeugten Schäden. Dieser ökonom-

---

<sup>3</sup> Bei Verwendung eines genetischen Algorithmus gehören Strategien, die die Restriktionen der Gleichung 1 nicht erfüllen, zum Suchraum – sie werden nach der Bewertung jedoch aussortiert.

mische Wert ist die Fitness, die jeder Strategie zugeordnet wird. Wenn die Restriktionen des ökonomischen Modells nicht eingehalten werden, greift eine Penalty-Funktion und senkt den Fitnesswert deutlich ab.

Nachdem alle Strategien auf diese Weise bewertet wurden, wird für die nächste Generation eine neue Population gebildet. Hierfür werden die 20 v. H. fittesten Strategien unverändert übernommen, aus diesen Strategien werden zudem neue Strategien mittels Cross-Over gebildet: Es werden zufällig zwei der unveränderten fitten Strategien ausgewählt, beide am gleichen Punkt getrennt und der Strategieteil, der diesem Trennungspunkt folgt, getauscht, so dass zwei Nachkommen dieser Paarung folgen. Diese mittels Cross-Over erzeugten Strategien können mutieren, indem mit einer Wahrscheinlichkeit von  $1/82$  ein Gen geändert wird.

In dieser Anwendung werden 100 Generationen gerechnet, dieser Wert ist zwar gering, aber für dieses Problem und die relativ kleine Landschaft angemessen, wie später gezeigt wird.

Der Suchalgorithmus läuft solange, bis eine vorher definierte Anzahl an Generationen berechnet ist. Idealerweise ist die Strategie mit der höchsten Fitness in der letzten Generation ein optimales Ergebnis gemäß Gleichung 1. Unter Konvergenzbetrachtungen wird der Wert der jeweils fittesten Strategie von Generation zu Generation beobachtet – fluktuiert dieser Wert stark, ist die Konvergenz schlecht, nähert er sich einem bestimmten Wert an, zeigt der genetische Algorithmus eine hohe Konvergenz. Idealerweise ist dieser angenäherte Wert ein globales Optimum, ansonsten spricht man von unerwünschter vorzeitiger Konvergenz.

Um die Stabilität der letzten Lösung zu bestimmen, werden für jedes Szenario 20 Durchläufe dieses genetischen Algorithmus gerechnet.

Bezogen auf den Suchraum von 531.441 möglichen Lösungen werden in einem Durchlauf des genetischen Algorithmus 100 Generationen mit je 250 Strategien, also 25.000 Strategien, und somit knapp 5 v. H. aller Lösungen geprüft.

### 3.6 Modellannahmen

Simuliert wird eine Gunstregion des Rapsanbaus mit einem Deckungsbeitrag für konventionellen Raps von 375 €/ha und einem Ertrag von 4 t/ha und für GV-Raps ohne Berücksichtigung von Haftungsfällen 400 €/ha. Alternative Früchte müssen auf mindestens  $2/3$  der Fläche

angebaut werden und erzeugen einen Deckungsbeitrag von 300 €/ha. Weiterhin unterstellen wir, dass eine Preisdifferenz zwischen GV- und konventionellen Raps von 10 €/t besteht.

Gerechnet werden insgesamt  $2 \times 7$  Szenarien. Die sieben bezieht sich auf die Parametrisierung des Anteils des GV-Rapses an der angebauten Rapsfläche, also die Variation des Parameters  $\alpha$  in Gleichung 1. Die zwei bezieht sich auf die Höhe des Kennzeichnungsschwellenwertes: in einem ersten 7er- Szenariosatz wird der übliche Kennzeichnungsschwellenwert von 0,9 v. H. GV-Bestandteile in konventioneller Ernte simuliert. Da hierbei viele optimale Anbauallokationen möglich sind, wird die Anzahl optimaler Lösungen in einem weiteren Szenariodurchlauf auf 0,15 v. H. herabgesetzt. Hierfür werden erneut sieben Szenarien gerechnet. Hiermit soll der genetische Algorithmus gefordert werden und zeigen, ob unter schwierigen Bedingungen optimale Lösungen gefunden werden können.

## 4. Ergebnisse

### 4.1 Optimallösungen

#### **Hoher Kennzeichnungsschwellenwert**

*Für einen Kennzeichnungsschwellenwert von 0,9 v. H. errechnet der genetische Algorithmus in den verschiedenen Durchläufen die in Tabelle 1 gezeigten Ergebnisse. Diese Ergebnisse sind nicht die Mittelwerte über alle Durchläufe, sondern stellen das jeweils beste Ergebnis aus allen Durchläufen dar. In Spalte 1 ist die parametrisierte GV-Obergrenze auf der gesamten Landschaft  $\alpha$  zu sehen, danach folgt der simulierte Zielfunktionswert gemäß Gleichung 1. Der in Spalte 3 folgende simulierte GV-Rapsanteil zeigt, dass der maximal mögliche Anteil aus Spalte 1 ausgeschöpft wird, weil ein zusätzliches Feld mit GV-Raps zu einer Überschreitung des Anteils führen würde. Der simulierte konventionelle Rapsanteil fällt im gleichen Maße wie der GV-Rapsanteil ansteigt. Es wird in jeder Lösung der maximale Rapsanteil von 1/3 erreicht, zudem kann der soziale Planer auf dieser Landschaft den Anbau so organisieren, dass keine Schäden entstehen.*



Tab. 1: Zielfunktionswert (ZF) und Anbauanteile von GV-Raps und konventionellem Raps einer optimierten Anbaustruktur bei einem Kennzeichnungsschwellenwert von 0,9 v. H.

<b>Erlaubter GV-Anteil</b>	<b>Simul. ZF-Wert</b>	<b>Simul. GV-Anteil</b>	<b>Simul. konv. Anteil</b>	<b>Simul. Schaden</b>	<b>Optimal-lösung</b>
Max. 0%	26.325	0,0 %	100,0 %	0	✓
Max. 30%	26.525	29,7 %	70,5 %	0	✓
Max. 45%	26.625	44,4 %	55,5 %	0	✓
Max. 60%	26.725	59,4 %	40,8 %	0	✓
Max. 75%	26.825	74,1 %	25,8 %	0	✓
Max. 90%	26.925	88,8 %	11,1 %	0	✓
Max. 100%	27.000	100,0 %	0,0 %	0	✓

Anmerkungen: In jedem Szenario wurde der maximale Rapsanteil von 33,3 % erreicht. Alle Angaben in €, wenn nicht anders angegeben.

Quelle: eigene Berechnungen

Aufgrund der Deckungsbeitragsrelationen ( $DBGV > DBKR > DBalt$ ), der Ausschöpfung der Obergrenzen gemäß dieser Relationen (siehe Tab. 1) und des Fehlens von Auskreuzungsschäden kann sicher gefolgert werden, dass es sich bei allen Ergebnissen um optimale Lösungen handelt. Der genetische Algorithmus liefert – wie gewünscht – ein globales Optimum.

#### **Niedriger Kennzeichnungsschwellenwert**

Der oben verwendete hohe Kennzeichnungsschwellenwert führt dazu, dass es auf der Fläche eine Vielzahl von Anbauallokationen gibt, die zu einem optimalen Zielfunktionswert führen. Um diese Vielzahl optimaler Allokationen einzugrenzen, wird für weitere sieben Szenarien mit der Parametrisierung des erlaubten GV-Anteils ein deutlich niedrigerer Kennzeichnungsschwellenwert simuliert. Hierbei stellt sich heraus, dass auch unter diesen erschwerten Bedingungen die gleichen optimalen Zielfunktionswerte aus Tab. 1 ermittelt werden. Also hat der genetische Algorithmus auch hier in jedem Szenario eine optimale Allokation gefunden. Allerdings wird das optimale Ergebnis nicht in allen Durchläufen erreicht, wie das nächste Kapitel zeigen wird.

## 4.2 Konvergenzverhalten

Wie verhält sich die Optimumsfindung über die gesamten 20 Durchläufe in den beiden Szenarien mit unterschiedlichen Schwellenwerten? Um die Konvergenz, also die Annäherung an die optimale Lösung zu betrachten, wird exemplarisch für das Szenario mit bis zu 90 v. H. GV-Rapsanteil das arithmetische Mittel des Zielfunktionswert der jeweils besten Strategie in einer Generation über alle 20 Durchläufe in Abbildung 1 für beide Kennzeichnungsschwellenwerte dargestellt. Zusätzlich wird der bekannte optimale Zielfunktionswert abgetragen.

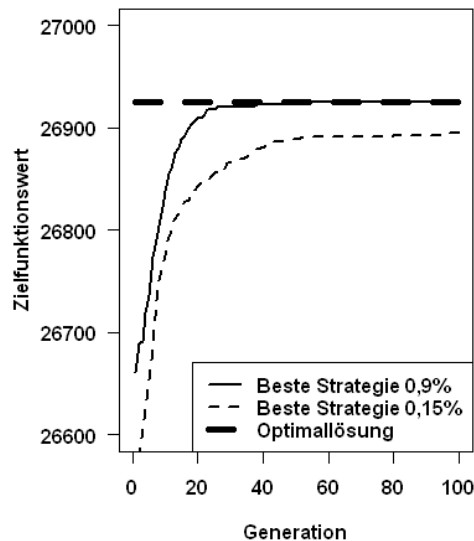


Abbildung 1: Konvergenz des genetischen Algorithmus bei Kennzeichnungsschwellenwerten von 0,9 % und 0,15 %: Arithmetisches Mittel der jeweils besten Strategie jeder Generation über alle Durchläufe.

Quelle: eigene Berechnungen

Es ist gut zu erkennen, dass das arithmetische Mittel der besten Strategie für das Szenario mit dem hohen Kennzeichnungsschwellenwert nach ca. 50 Generationen den optimalen Wert erreicht. Folglich wird in jedem der zwanzig Durchgänge sicher die Optimallösung gefunden. Hingegen verläuft die Konvergenz gegen das Optimum in den Szenarien mit dem niedrigen Kennzeichnungsschwellenwert weniger erfolgreich. Das arithmetische Mittel des Zielfunktionswertes verläuft deut-

lich unterhalb des optimalen Wertes und hat in der letzten Generation einen Wert von 26.905 €. Allerdings wird in 40 v. H. der Durchläufe der optimale Wert wieder erreicht. Der ungünstigste Durchlauf erzeugt einen Zielfunktionswert von 26.805 € und bleibt damit 120 € unter dem maximal möglichen Wert von 26.925 €. Auf den ersten Blick ein zu vernachlässigender Wert. Aber die untere Grenze der möglichen Lösungen bei Einhaltung der Restriktionen gemäß Gleichung 1 ist nicht ein Zielfunktionswert von 0, sondern die komplette Nutzung des Feldes mit der Frucht mit dem geringsten Deckungsbeitrag, weil eine Nichtnutzung der Felder nicht möglich ist. Folglich ist die untere Grenze  $81 \times 300$  €, also 24.300 €, und die Abweichung beträgt für das schlechteste Ergebnis in der letzten Generation immerhin 4 v. H. und für den Durchschnitt 0,7 v. H.

## 5. Schlussfolgerungen und Ausblick

Der Test der genetischen Algorithmen verlief nur teilweise erfolgreich: Angewendet auf eine kleine homogene Landschaft konnte in den Berechnungen mit einem hohen Kennzeichnungsschwellenwert grundsätzlich ein gutes Ergebnis erzielt werden, in allen Durchläufen wurde der optimale Wert gefunden. Dieses ist ein gutes Zeichen für spätere Arbeiten, in denen eine große reale Landschaft die Komplexität der Berechnungen deutlich steigert. Ergebnisse des genetischen Algorithmus können dann nicht mehr sicher als globales Optimum identifiziert werden.

Allerdings zeigen die Berechnungen im zweiten Szenariensatz für einen geringeren Kennzeichnungsschwellenwert weiteren Optimierungsbedarf, weil die theoretische Optimallösung nicht in allen Durchläufen gefunden wird. Eine Erhöhung der Generationenanzahl kann eine Besserung bewirken, allerdings legt Abbildung 1 die Vermutung nahe, dass eine vorzeitige Konvergenz auftritt und eine weitere Annäherung an das Optimum nicht mit mehr Generationen erreicht werden kann. Folglich sind Feineinstellungen des Algorithmus notwendig. Einen ausführlichen Überblick über Möglichkeiten geben u. a. GERDES et al. (2004) und DAWID (1996). Zu nennen sind im Wesentlichen die Veränderung der Auswahl der fittesten Strategien, die Änderung des Cross-Over-Mechanismus und die Änderung der Mutationswahrscheinlichkeiten.

Neben der Anwendung des Modells auf reale Landschaften ist eine Dezentralisierung der Entscheidung so geplant, dass realitätsnah Landwirte modelliert werden können, die auf ihren Flächen die optimale Anbaustruktur bestimmen. Mit einem derart agentenbasiertem Modell sollen dann unterschiedliche Haftungsregeln und Kennzeichnungsschwellenwerte simuliert und ökonomisch bewertet werden.

### Literatur

- BECKMANN, V. and WESSELER, J. (2005): Spatial Dimension and the Coase Theorem: Implications for Co-existence of Transgenic Crops. Annual Conference of the AAEA, Providence, Rhode Island.
- BERGER, T. (2004) : Agentenbasierte Modellierung von Landnutzungsdynamiken und Politikoptionen. *Agrarwirtschaft* 53 (2), 77-87.
- BOCK, A.-K., LHEUREUX, K., LIBEAU-DULOS, M., NILSAGARD, H. and RODRIGUEZ-CEREZO, E. (2002): Scenarios for co-existence of genetically modified, conventional and organic crops. Joint research center der Europäischen Kommission.
- DAWID, H. (1996): Adaptive Learning by Genetic Algorithms. Analytical Results and Applications to Economic Models. Berlin: Springer.
- FURTAN, W.H. , GUZEL, A. and WESEEN, A.S. (2005): Landscape Clubs: Co-existence of GM and Organic Crops. XI. Kongress der EAAE, Kopenhagen, Dänemark.
- GERDES, I., KLAWONN, F. und KRUSE, R. (2004): Evolutionäre Algorithmen – Genetische Algorithmen – Strategien und Optimierungsverfahren – Beispielanwendungen. Wiesbaden: Vieweg.
- MIDDELHOFF, U., BORGMANN, P., BRAUNER, R. und FUNK, R. (2002): Die Mechanismen der Raps-Ausbreitung: Prozessgrundlagen und Individuenbasierte Modellierung. *Verhandlungen der Gesellschaft für Ökologie*, 32, 427.
- MÜLLER-SCHEEßEL, J. (2008): Ökonomische Analysen zur Anbaubereitschaft und zur rechtlichen Ausgestaltung des Anbaus gentechnisch veränderten Rapses. Kiel: Vauk.
- PARKER, D.C., MANSON, S.M., JANSSEN, M.A., HOFFMANN, M.J. and DEADMAN, P. (2003): Multi-Agent Systems for the Simulation of Land-Use and Land-Cover Change: A Review. *Annals of the Association of American Geographers* 93(2), 316-340.

### Anschrift der Verfasser

*Jörg Müller-Scheeßel, MSc.  
Dr. Gunnar Breustedt  
Institut für Agrarökonomie  
Christian-Albrechts-Universität zu Kiel  
24098 Kiel  
eMail: [jmuelle@agric-econ.uni-kiel.de](mailto:jmuelle@agric-econ.uni-kiel.de)*