

# Regalmanagement mit Hilfe Evolutionärer Algorithmen

Ein Ansatz zur Optimierung der Warenplatzierung unter Berücksichtigung preis- und sortimentspolitischer Interdependenzen

Von Stephan Zielke

Für Handelsbetriebe, die ihre Waren auf zunehmend wachsenden Verkaufsflächen in Selbstbedienung anbieten, ist das Regalmanagement von großer Bedeutung. Häufig werden in der Praxis verwendete Verfahren der Komplexität des Regalmanagements jedoch nicht gerecht. Dies betrifft Verbundeffekte zwischen Platzierungseinheiten, Interdependenzen zwischen verschiedenen Zielgrößen und Wechselwirkungen zwischen Warenplatzierung, Preis- und Sortimentspolitik. Werden diese Effekte berücksichtigt, erscheinen die klassischen analytischen Verfahren zur Regaloptimierung allenfalls bedingt geeignet. Eine Alternative stellen Evolutionäre Algorithmen dar, die sich in anderen Bereichen bereits auch bei hoch komplexen Optimierungsproblemen bewährt haben.

## 1. Regalmanagement als komplexes Entscheidungsproblem

Viele Handelsbetriebe bieten ihre Waren auf zunehmend wachsenden Verkaufsflächen in Selbstbedienung an (Müller-Hagedorn/Preißner 1999). Häufig geht mit der Flächenexpansion auch eine Ausweitung der Sortimente einher, sodass die Frage aufkommt, wie einzelne Sortimentsteile zu platzieren sind und welche Raumkapazitäten ihnen zugeteilt werden sollen.



Dr. Stephan Zielke war wissenschaftlicher Mitarbeiter am Seminar für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre, Handel und Distribution an der Universität zu Köln, heute Berater bei SIMON ♦ KUCHER & PARTNERS, Bonn, E-Mail: Stephan.Zielke@epost.de.

Während das **Flächenmanagement** die Aufteilung der Verkaufsfläche auf unterschiedliche Warenbereiche zum Gegenstand hat, umfasst das Regalmanagement die Platzierung einzelner Sortimentseinheiten im Regal (Zielke 2002). Die Begrifflichkeiten lassen sich aber auch weiter fassen, indem neben Platzierungsproblemen auch preis- und sortimentspolitische Entscheidungen als Gegenstand des **Regalmanagements** angesehen werden. In dieser weiten Sichtweise umfasst das Regalmanagement wesentliche Aktionsbereiche des Warengruppen- oder Category-Managements (Müller-Hagedorn/Zielke 2002).

Ein zentrales Problem des Regalmanagements stellt die Frage dar, wie Regalkapazitäten auf einzelne Warengruppen und Artikel zu verteilen sind. In der Praxis werden hierzu spezielle Software-Tools, so genannte Spacemanagement-Systeme, eingesetzt. Häufig arbeiten Spacemanagement-Systeme mit relativ einfachen Algorithmen, indem sie Raumkapazitäten proportional zu bestimmten Erfolgsindikatoren zuteilen. Bei diesen Erfolgsindikatoren kann es sich um realisierte Deckungsbeiträge, Umsätze oder Absatzmengen handeln. In modernen Spacemanagement-Systemen können die historischen Erfolgsindikatoren zusätzlich um erwartete Marktentwicklungen, Wirkungen geplanter Verkaufsförderungsaktionen oder Frontstückprioritäten bereinigt werden. Diese müssen allerdings zuvor manuell in das Software-Tool eingegeben werden (Möhlenbruch/Meier 1993; Günther/Mattmüller 1993; Kunz 1994; Zielke 1999).

Die relativ einfache Struktur vieler Spacemanagement-Systeme lässt es zunächst nicht so erscheinen, als handle es sich bei der Zuteilung von Regalkapazitäten um ein komplexes Entscheidungsproblem. Dies wird erst deutlich, wenn man sich die unterschiedlichen Interdependenzen vergegenwärtigt, die es bei Aufteilung der Regalfläche zu berücksichtigen gilt:

- (1) Die erste Interdependenz betrifft Verbundeffekte zwischen einzelnen Warengruppen. So bewirkt die erhöhte Flächenzuweisung zu einer Warengruppe, dass sie von Plankäufern schneller gefunden und von potenziellen Impulsäufern mit einer höheren Wahrscheinlichkeit wahrgenommen wird. Ein schnelles Auffinden der Warengruppe reduziert aber auch die Aufenthaltsdauer der Kunden innerhalb der Abteilung, sodass die Wahrscheinlichkeit sinkt, dass andere Warengruppen wahrgenommen und eventuell ungeplant gekauft werden.

- (2) Das zweite Interdependenzproblem beinhaltet Zielkonflikte hinsichtlich der Fristigkeit der Regaloptimierung. So kann sich das Regalmanagement entweder an dem unmittelbar zu erzielenden Deckungsbeitrag orientieren oder kurzfristige Deckungsbeitrags einbußen in Kauf nehmen, um den Unternehmenserfolg durch Kundenorientierung langfristig zu sichern. Kurzfristige Ziele werden beispielsweise verfolgt, wenn Händler mit einer Mischkalkulation arbeiten, indem sie häufig gesuchte Eckartikel besonders günstig kalkulieren, aber die Suchzeiten nach diesen Artikeln durch eine ungünstige Platzierung gezielt verlängern. Hierdurch werden Laufwege und die Verweildauer im Verkaufsraum erhöht, damit höher kalkulierte Artikel mit einer größeren Wahrscheinlichkeit wahrgenommen und gekauft werden. Insbesondere wenn Kunden Wert auf kurze Suchzeiten und Laufwege legen, kann dies jedoch zu Unzufriedenheit und abnehmender Kundenbindung führen.
- (3) Das dritte Interdependenzproblem besteht in der Abstimmung der Platzierungspolitik mit anderen Marketinginstrumenten, insbesondere der Preis- und Sortimentspolitik. So entscheiden beispielsweise die Sortimentsattraktivität und das Preisniveau innerhalb einer Warengruppe darüber, inwieweit erhöhte Flächenzuweisungen zu dieser Warengruppe mit Umsatzsteigerungen verbunden sind. Darüber hinaus bestimmt die Kalkulation, wie förderungswürdig einzelne Warengruppen sind. Abstimmungsbedarf zwischen Warenplatzierung und Sortimentspolitik ergibt sich schließlich auch aus der Tatsache, dass die einer Warengruppe zugeteilte Regalfläche die Sortimentstiefe innerhalb der Warengruppe beschränken kann.

Die Literatur bietet nur teilweise Ansatzpunkte, um die angesprochenen Interdependenzprobleme zu lösen (ein detaillierter Literaturüberblick findet sich bei Zielke 2002). Üblich ist, Verbundeffekte zwischen einzelnen Platzierungseinheiten durch **Kreuzelastizitäten** zu berücksichtigen (Corstjens/Doyle 1981 und 1983; Bultez/Naert 1988; Bultez et al. 1989; Borin/Farris 1995; Borin/Farris/Freeland 1994; Urban 1998; Yang/Chen 1999). Es gibt aber auch Autoren, die bewusst auf die Verwendung von Kreuzelastizitäten verzichten, da sie es als unpraktikabel ansehen, diese zu bestimmen und in ihrem Optimierungskalkül zu berücksichtigen (Hansen/Heinsbroek 1979; Zufryden 1986).

Die Verflechtungen der Warenplatzierung mit anderen Marketinginstrumenten wurden in der Literatur insbesondere im Hinblick auf die **Sortimentspolitik** berücksichtigt. Dies ist insofern einfach, als dass eine Sortimentseinheit, der durch ein Optimierungsmodell keine Regalfläche zugeteilt wird, als nicht gelistet behandelt werden kann (z. B. bei Hansen/Heinsbroek 1979). Damit stellt sich jedoch das Problem, wie mit der Tatsache zu verfahren ist, dass Kunden bei Nichtverfügbarkeit eines Artikels auf andere Artikel ausweichen. Ebenso stellt sich die Frage, welche Substitutionseffekte bzw. -wahr-

scheinlichkeiten aus einer Erweiterung der Sortimentstiefe resultieren. Ein weiteres Problem ergibt sich, wenn multiplikative Responsefunktionen mit Kreuzelastizitäten verwendet werden (z. B. bei Corstjens/Doyle 1981 und 1983). Dann nimmt der Absatz einer Sortimentseinheit nämlich automatisch den Wert Null an, wenn irgendeiner anderen Sortimentseinheit keine Regalfläche zugeteilt wurde. Eine pragmatische Lösung dieses Problems findet sich bei Borin/Farris (1995) und Borin/Farris/Freeland (1994). Auch Urban (1998) integriert sortimentspolitische und darüber hinaus auch bestellpolitische Entscheidungen in sein Platzierungsmodell. Ansätze, die auch **preispolitische Entscheidungen** in das Optimierungskalkül einbeziehen, sind dagegen rar. Hier kann nur auf einen Ansatz von Wieland (1977; 1979) verwiesen werden, der allerdings ein noch sehr rudimentäres Responsemodell verwendet, das auf diskreten Funktionen basiert, die mit Hilfe von Managerschätzungen ermittelt wurden.

Interdependenzen zwischen unterschiedlichen Zielgrößen, beispielsweise zwischen **Suchzeit pro Kunde** und **Regaldeckungsbeitrag**, sind dagegen in bisherigen Optimierungsansätzen gänzlich vernachlässigt worden. Das birgt die Gefahr, dass der Regaldeckungsbeitrag unter Umständen nur kurzfristig gesteigert werden kann, weil wichtige Kundenwünsche bei der Platzierung unberücksichtigt bleiben. Dies kann zu Unzufriedenheit und langfristig zu abnehmender Kundenbindung führen (siehe z. B. Zielke 2002). Insbesondere in Branchen des Einzelhandels, in denen vorwiegend Versorgungskäufe getätigt werden, kommt dem schnellen Auffinden der Artikel aus Kundensicht unter Umständen eine wichtige Rolle zu. Zudem ist das Platzierungswissen von Kunden häufig nur gering (Sommer/Aitkens 1982; Esch/Billen 1996). In diesen Fällen erscheint es geraten, bei einer Deckungsbeitragsoptimierung zumindest auch die Konsequenzen für den Suchaufwand der Kunden abzuschätzen. Wurden im Sortiment einzelnen Kategorien unterschiedliche Rollen zugewiesen (siehe hierzu auch ECR Europe 1997), können für das Regalmanagement auch rollenspezifische Zielgrößen herangezogen werden. Dies kann bei Profilierungskategorien die erwartete Suchzeit pro Kunde, bei Pflicht- und Ergänzungskategorien der Deckungsbeitrag und bei Impulskategorien der Absatz oder Umsatz im Regal sein.

Die Ausführungen machen deutlich, dass die angesprochenen Interdependenzprobleme in der Literatur nur zum Teil hinreichend behandelt wurden. Um die Interdependenzen zu berücksichtigen, muss zunächst ein geeignetes **Responsemodell** entwickelt werden, das die Wirkung der Platzierungsparameter auf die verwendeten Zielgrößen abbildet. Anstatt der häufig verwendeten multiplikativen Responsefunktion soll hierzu ein Ansatz gewählt werden, bei dem Platzierungseffekte formal durch inhaltlich begründete Überlegungen in einzelne Komponenten zerlegt werden (Abschnitt 2). Anschließend stellt sich die Frage, wie auf der Basis des entwickelten Responsemodells unterschiedliche Zielgrößen optimiert werden kön-

nen. Da das Responsemodell eine Vielzahl von Interdependenzen berücksichtigt, erscheinen die klassischen analytischen Optimierungsverfahren hierzu ungeeignet. Demgegenüber haben sich naturadaptive Verfahren bereits für verschiedene komplexe Optimierungsprobleme bewährt. Deshalb soll im Folgenden auch ein solches naturadaptives Verfahren herangezogen werden, um die Aktionsparameter des Regalmanagements optimal zu bestimmen (Abschnitt 3).

## 2. Ein Responsemodell zur Erklärung von Platzierungseffekten

Es gilt also zunächst ein Responsemodell zu entwickeln, das den im vorangegangenen Abschnitt aufgezeigten Interdependenzen Rechnung trägt. Hierzu soll zunächst ein Grundmodell dargestellt werden, das Interdependenzen zwischen den Marketinginstrumenten noch unberücksichtigt lässt. In einem zweiten Schritt werden dann preis- und sortimentspolitische Aktionsparameter in das Modell integriert.

### 2.1. Der Zusammenhang von Platzierung und Absatz

Der Zusammenhang von Platzierung und Absatz (Platzierungseffekt) einer Warengruppe kann in eine von der Platzierung unabhängige Komponente und eine durch die Platzierung beeinflussbare Komponente zerlegt werden. Die von der Platzierung **unabhängige Komponente** ergibt sich aus den Plankäufen innerhalb der Warengruppe. Die Anzahl der Plankäufe ergibt sich aus der Anzahl von Kunden, die Artikel in der Warengruppe suchen, multipliziert mit der Anzahl von Artikeln, die ein Plankäufer durchschnittlich zu kaufen beabsichtigt, und der Quote, mit der die Kaufabsichten realisiert werden. Die durch die Platzierung **beeinflussbare Komponente** entsteht durch ungeplante Käufe, die während der Suche nach anderen Artikeln ausgelöst werden. So ergibt sich der zusätzliche Absatz einer Warengruppe A, der während der Suche nach Artikeln der Warengruppe k ausgelöst wurde, aus folgenden Komponenten:

- der Anzahl der Kunden, die Artikel in Warengruppe k suchen,
- der Wahrscheinlichkeit, dass Warengruppe A während der Suche nach Artikeln der Warengruppe k wahrgenommen wird,
- dem Anteil der Kunden, die für Artikel der Warengruppe A eine Kaufabsicht entwickeln, nachdem sie diese während der Suche nach Artikeln der Warengruppe k wahrgenommen haben,
- der Anzahl von Artikeln, die ein „Spontankäufer“ durchschnittlich zu kaufen beabsichtigt, und
- die Quote, mit der die Kaufabsichten realisiert werden.

Formal können die Zusammenhänge entsprechend Gleichung 1 dargestellt werden:

$$(1) \quad x_A = x_A^{S*} * q_A * I_A + \sum_{k=1}^K x_k^{S*} * WP_{Ak} * a_{Ak} * r_{Ak} * I_A,$$

wobei

$x_A$  = Absatz von Warengruppe A,

$x_k^{S*}$  = Anzahl der Kunden, die Artikel in Warengruppe k ( $k=1, \dots, A, \dots, K$ ) suchen,

$q_A$  = Durchschnittliche Anzahl von Artikeln, die ein potenzieller Plankäufer in Warengruppe A zu kaufen beabsichtigt,

$I_A$  = Anteil der Kunden mit Kaufabsicht in Warengruppe A, die ihre Kaufabsichten realisieren,

$WP_{Ak}$  = Wahrscheinlichkeit, dass Warengruppe A bei der Suche nach Artikeln der Warengruppe k ( $k=1, \dots, A, \dots, K$ ) wahrgenommen wird,

$a_{Ak}$  = Anteil der Kunden, die für Artikel der Warengruppe A eine Kaufabsicht entwickeln, nachdem sie diese Warengruppe während der Suche nach Artikeln der Warengruppe k ( $k=1, \dots, A, \dots, K$ ) wahrgenommen haben (Impulsbereitschaft),

$r_{Ak}$  = Durchschnittliche Anzahl von Artikeln, die ein potenzieller „Spontankäufer“ – in Abhängigkeit der zuvor gesuchten Warengruppe k ( $k=1, \dots, A, \dots, K$ ) – in Warengruppe A zu kaufen beabsichtigt.

Wie in Gleichung 1 zu erkennen ist, bestimmt die Wahrnehmungswahrscheinlichkeit (WP) direkt den Absatz. Die Wahrnehmungswahrscheinlichkeit einer Warengruppe A während der Suche nach Artikeln einer Warengruppe k ist wiederum von der Dauer der Suche (Suchzeit SZ nach k) und von der Platzierungsgüte von A (operationalisiert durch die Suchzeit SZ nach A) abhängig. Darüber hinaus kann auch die Distanz zwischen A und k einen Einfluss auf die Wahrnehmungswahrscheinlichkeit haben. Die Suchzeit (SZ) einer Warengruppe ist wiederum von ihrer Platzierung, beispielsweise ihrer Sichtfläche (SF), abhängig (vgl. Abb. 1).

Der Zusammenhang zwischen Sichtfläche und Suchzeit bzw. die Wirkung von Suchzeiten auf die Wahrnehmungswahrscheinlichkeiten von Platzierungseinheiten wurde von Zielke (2002) empirisch nachgewiesen und für ein Schreibwarenregal mit Hilfe von Regressionsanalysen dargestellt. Die Wirkung der Wahrnehmungswahrscheinlichkeiten auf den Absatz ergibt sich dagegen durch logische lineare Verknüpfung verschiedener Größen, wie dies in Gleichung 1 dargestellt ist. Diese Größen lassen sich theoretisch mit Hilfe statistischer Verfahren wie Regressionsanalyse oder Neuronalen Netzen bestimmen (Zielke 2002). In der Praxis dürfte es sich jedoch auch als praktikabel erweisen, einzelne Parameter mit Hilfe marktforschungsgestützter Expertenbefragungen zu bestimmen. Die sich auf Basis dieser geschätzten Größen ergebenden Platzierungseffekte lassen sich simulieren und anhand real beobachteter Platzierungseffekte auf Plausibilität hin überprüfen.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das hier vorgestellte Grundmodell zwei der drei Interdependenzpro-

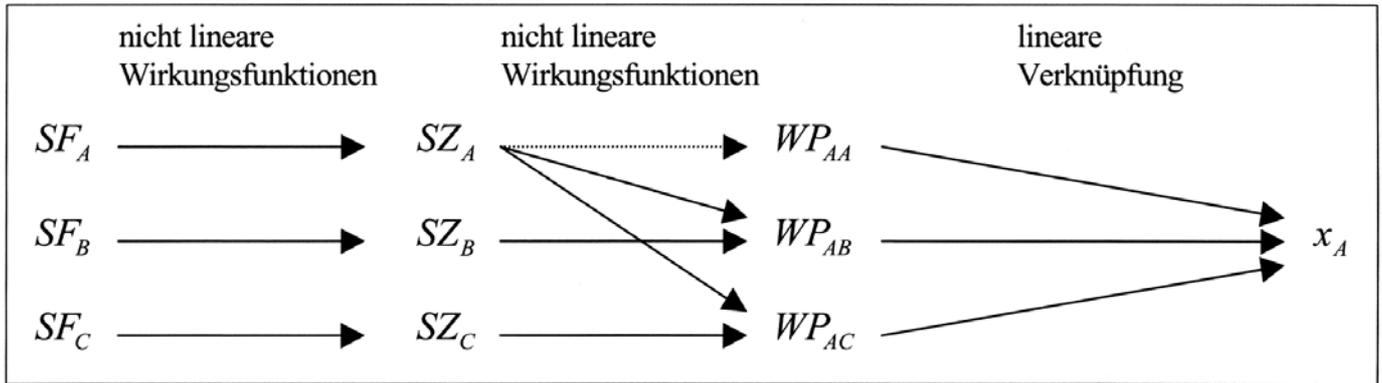


Abb. 1: Die Grobstruktur von Platzierungseffekten

bleme berücksichtigt. Verbundeffekten zwischen Warengruppen (Interdependenzproblem 1) wird Rechnung getragen, indem zusätzliche Käufe innerhalb einer Warengruppe durch die Suche nach Artikeln anderer Warengruppen ausgelöst werden können. Im Hinblick auf die Interdependenz zwischen den Zielgrößen (Interdependenzproblem 3) lässt sich für jede Platzierungsvariante neben dem Absatz die durchschnittliche Suchzeit pro Suchkauf und mit Hilfe zusätzlicher Kosteninformationen auch der Regaldeckungsbeitrag bestimmen. Es steht aber noch die Frage aus, wie die Abstimmung der Warenplatzierung mit anderen Marketinginstrumenten berücksichtigt werden kann (Interdependenzproblem 2).

## 2.2. Die Integration preis- und sortimentspolitischer Interdependenzen

Auch wenn dies nicht auf den ersten Blick erkennbar ist, erfasst Gleichung 1 preis- und sortimentspolitische Interdependenzen mit der Warenplatzierung. Die Interdependenzen ergeben sich aus dem Anteil von Kunden, die ihre Kaufabsichten innerhalb der Warengruppe realisieren (Parameter  $l$ ). Der Anteil hängt davon ab, wie viele potenzielle Kunden innerhalb der Warengruppe bereit sind, für mindestens einen der gelisteten Artikel den verlangten Preis zu bezahlen. Dieser Kundenanteil kann auf verschiedene Weise ermittelt werden:

- (1) Erstens kann eine Stichprobe von Kunden direkt nach den Zahlungsbereitschaften für die einzelnen Artikel befragt werden. Nimmt man an, dass in der Zahlungsbereitschaft auch die Attraktivität der einzelnen Artikel zum Ausdruck kommt, kann man ein Nutzenmodell unterstellen, bei dem die Kunden jeweils den Artikel mit der höchsten Zahlungsbereitschaft auswählen, soweit der verlangte Preis die Zahlungsbereitschaft nicht übersteigt. Ist dies für keinen der Artikel der Fall, wird die Kaufabsicht nicht realisiert. Ein solches Modell hat in einer Untersuchung von *McIntyre* und *Miller* (1999) gute Prognoseergebnisse geliefert.
- (2) Die zweite Möglichkeit besteht darin, das Entscheidungsverhalten der Kunden auf der Basis von Conjoint-Analysen zu ermitteln. Hierbei werden für eine Warengruppe Teilnutzen der einzelnen Merkmalsausprägungen einschließlich des Preises ermittelt. Aus

den Teilnutzen lassen sich mit einer Nutzenfunktion Gesamtnutzenwerte für die einzelnen Artikel bestimmen. Indem unterstellt wird, dass die Kunden jeweils den Artikel mit dem höchsten Gesamtnutzenwert wählen, lassen sich für beliebige Sortimentszusammenstellungen und Preisvariationen Marktanteile der einzelnen Artikel innerhalb der Warengruppe, ebenso wie der Anteil der Nichtkäufer, bestimmen (siehe zur Conjoint-Analyse z. B. *Backhaus et al.* 2000).

Mit Hilfe dieser Informationen lässt sich die gemeinsame Wirkung der Warenplatzierung, Preis- und Sortimentspolitik auf den Absatz, Umsatz oder Deckungsbeitrag einer Warengruppe darstellen [1].

Wie die Ausführungen dieses Abschnitts gezeigt haben, lassen sich durch formale Zerlegung der Platzierungseffekte die zu Beginn des Beitrags angesprochenen Interdependenzprobleme in einem Responsemodell berücksichtigen. Das vorgeschlagene Modell wird noch einmal durch *Abb. 2* skizziert. Es wird deutlich, dass das Responsemodell Interdependenzen zwischen verschiedenen Warengruppen, Interdependenzen zwischen verschiedenen absatzpolitischen Instrumenten und Interdependenzen zwischen verschiedenen Zielgrößen berücksichtigen kann. Die Interdependenzen zwischen den Zielgrößen können dabei deshalb berücksichtigt werden, weil die Platzierungsgüte über die Suchzeit (SZ) operationalisiert wird, sodass die Suchzeit eine Größe in der Wirkungskette des Responsemodells darstellt.

## 3. Die Optimierung des Regalmanagements mit Hilfe eines Evolutionären Algorithmus

Nachdem das Responsemodell entwickelt ist, soll nun gezeigt werden, wie das Regalmanagement auf der Basis dieses Modells optimiert werden kann. Als Zielgrößen sollen dabei Suchzeit pro Kunde, Absatz und Deckungsbeitrag herangezogen werden.

In der Literatur kommen bei der Ermittlung optimaler Platzierungslösungen verschiedene Verfahren zum Einsatz. Häufig werden diese Verfahren in die Kategorien kennzahlenorientierte Verfahren, marginalanalytische Verfahren, Methoden der mathematischen Programmierung und heuristische Verfahren eingeordnet (*Barth* 1975; *Müller* 1982;

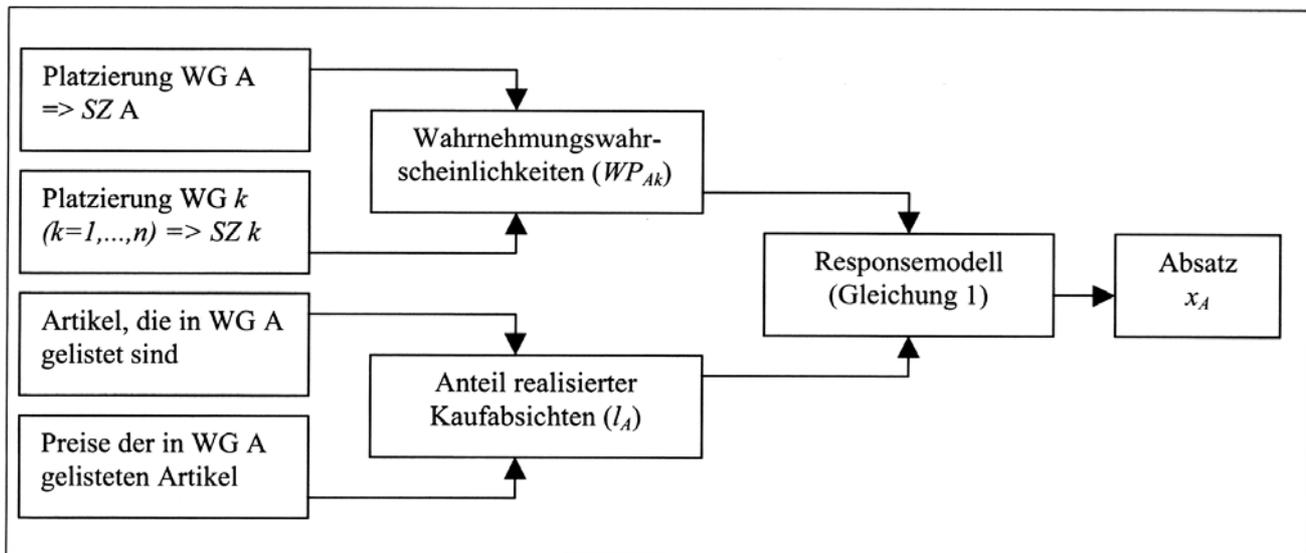


Abb. 2: Die Grobstruktur des Responsemodells

Höller 1987; Heidel 1990; Müller-Hagedorn 1998). Alternativ ist auch eine Unterteilung in Daumenregeln, analytische, enumerative und hybride Verfahren üblich geworden (Zielke 2002; Müller-Hagedorn 2002).

Die meisten Ansätze aus der Literatur bedienen sich entweder der mathematischen Programmierung oder der Marginalanalyse, die auch als analytische Verfahren bezeichnet werden können. Bei Anwendungen mit analytischen Verfahren lässt sich jedoch beobachten, dass die zu Grunde liegenden Responsemodelle das Optimierungsproblem entweder unzulässig vereinfachen, oder das Optimierungsproblem wird so komplex, dass Zweifel an der praktischen Einsetzbarkeit der Verfahren bestehen. So sind insbesondere zu den Modellen von Corstjens/Doyle (1981) und Bultez/Naert (1988; 1989) Zweifel bezüglich der praktischen Einsetzbarkeit geäußert worden (siehe die Kritik bei Zufryden 1986; Wartenberg/Gaul/Decker 1997).

In einigen jüngeren Beiträgen findet sich deshalb eine Abkehr von den klassischen analytischen Verfahren zu Gunsten enumerativer Ansätze, bei denen ausgehend von einer Startlösung nach bestimmten Regeln zufallsgesteuert neue Lösungen ermittelt werden, die jeweils auf ihren Zielerreichungsgrad hin überprüft werden (Borin/Farris 1995; Borin/Farris/Freeland 1994; Urban 1998). Bei den Regeln zur Erzeugung neuer Lösungen handelt es sich um Suchheuristiken, die sich an natürliche Optimierungsprozesse, wie z. B. die biologische Evolution, anlehnen. Im Gegensatz zu den analytischen Verfahren wird die optimale Lösung nicht „berechnet“, sondern „gefunden“. Diese Verfahren haben den Vorteil, dass sie auch sehr komplexe Optimierungsprobleme in angemessener Zeit lösen können. Sie sollen deshalb auch für das diesem Beitrag zu Grunde liegende Optimierungsproblem zur Anwendung kommen.

### 3.1. Funktionsprinzipien und Varianten Evolutionärer Algorithmen

Evolutionäre Algorithmen sind naturadaptive Optimierungsverfahren, die sich die Prinzipien der biologischen

Evolution zu Nutze machen. Ausgehend von einer (häufig zufällig initialisierten) Startmenge zulässiger Lösungen werden über eine größere Anzahl von Iterationen so lange neue Generationen von Lösungen erzeugt, bis ein vorher festgelegtes Terminierungskriterium erreicht ist (vgl. zu den Grundzügen Nissen/Biethahn 1995; Greb/Erkens/Kopfer 1998; Bäck/Schütz 2001; im Detail Nissen 1994 und 1997; Bäck 1996).

Bei einem Evolutionären Algorithmus werden also ausgehend von einer Lösungsmenge  $t$  über verschiedene Operatoren neue Lösungsgenerationen  $t+n$  erzeugt. Die Operatoren werden wie in der biologischen Evolutionstheorie als Selektion, Mutation und Crossover bezeichnet. Die **Selektion** ist ein Prozess, bei dem Lösungen einer der Generation  $t$  zur Reproduktion von Lösungen der Generation  $t+1$  ausgewählt werden. Die Reproduktionsfähigkeit wird durch den Zielfunktionswert einer Lösung bestimmt und als Fitness bezeichnet. Die Reproduktion selbst erfolgt durch Mutation und Crossover. Beim **Crossover** werden nach bestimmten Regeln Merkmale (= Erbinformationen) zwischen zwei Lösungen ausgetauscht. **Mutationen** sind dagegen zufällige Änderungen von Merkmalen einer Lösung. Neben den durch Crossover und Mutation entstandenen Nachkommen einer Generation  $t$ , können auch die selektierten Lösungen der Generation  $t$  Bestandteil der Generation  $t+1$  sein. Aus den Lösungen der Generation  $t+1$  wird durch Selektion, Crossover und Mutation die Generation  $t+2$  erzeugt. Es werden so lange neue Generationen erzeugt, bis eine akzeptable Lösung gefunden wurde, bis eine vorher festgelegte Anzahl von Iterationen durchgeführt wurde oder bis eine vorher festgelegte Zahl von Generationen zu keinen Verbesserungen des Zielfunktionswerts mehr geführt hat.

Es gibt verschiedene Grundströmungen Evolutionärer Algorithmen, die Nissen (1994) sehr ausführlich darstellt. Zu diesen Grundströmungen zählen Genetische Algorithmen (Holland 1975 und 1992; De Jong 1975; Goldberg 1989), Evolutionsstrategien (Rechenberg 1973

und 1994; Schwefel 1977 und 1995) und die Evolutionäre Programmierung (Fogel/Owens/Walsh 1966; Fogel 1995). Die Einteilung in die Grundströmungen basiert allerdings auf historischen Entwicklungslinien, sodass durchaus auch Mischformen zwischen den einzelnen Ansätzen denkbar sind. Den bekanntesten Ansatz stellen die Genetischen Algorithmen dar.

Genetische Algorithmen gehen auf Arbeiten von Holland (1975; 1992) zurück und stellen die Urform Evolutionärer Algorithmen dar. Sie sind am engsten an die biologische Evolutionstheorie angelehnt und nach Nissen (1997, S. 33) auch die dominierende Hauptströmung Evolutionärer Algorithmen. Er beschreibt die Grundstruktur Genetischer Algorithmen durch fünf Schritte:

- (1) In der Initialisierungsphase wird auf stochastischem Wege eine Ausgangspopulation von Lösungen erzeugt, deren „phänotypische“ Merkmale (z. B. die zugeteilten Regalkapazitäten) „genotypisch“ durch Binärvariablen codiert sind. Der Genotyp einer Lösung besteht mithin aus einem Vektor, der ausschließlich aus Binärvariablen besteht. Die Startpopulation besteht in der Regel aus 30 bis 500 Startlösungen. Die Startpopulation bildet die erste Elterngeneration.
- (2) Die Startlösungen werden anhand einer Fitnessfunktion bewertet. Die Fitnessfunktion gibt in der Regel den Zielfunktionswert einer Lösung (z. B. die Suchzeit, den Umsatz oder Deckungsbeitrag) an. Um den Zielfunktionswert zu bestimmen, muss der Genotyp der Lösung dekodiert werden.
- (3) In der Selektionsphase werden Lösungen der Elterngeneration für die Rekombination ausgewählt. Die Selektionswahrscheinlichkeit (Auswahlwahrscheinlichkeit) entspricht dabei in der Regel der relativen Fitness einer Lösung, d. h. dem Quotienten aus der Fitness einer Lösung und der Summe der Fitnesswerte aller Lösungen einer Generation. Unter Berücksichtigung dieser Selektionswahrscheinlichkeiten werden durch „Ziehen mit Zurücklegen“ so lange Lösungen der Elterngeneration ausgewählt, bis eine vorher festgelegte Anzahl von Elternlösungen zur Verfügung steht. Da „mit Zurücklegen“ gezogen wird, kann eine Elternlösung hierbei auch mehrfach selektiert werden. Die selektierten Lösungen werden auch als „mating pool“ bezeichnet.

(4) In der Rekombinationsphase werden die Lösungen im „mating pool“ zufallsgesteuert durch „Ziehen ohne Zurücklegen“ gepaart. Aus den so bestimmten Elternpaaren werden dann durch Crossover und Mutation die Lösungen der Folgegeneration bestimmt. Beim Crossover werden Teile der Genotypvektoren zufallsgesteuert vertauscht, wobei durch die stochastischen Elemente einerseits festgelegt werden kann, ob ein Crossover erfolgt, und andererseits, welche Teile des Genotypvektors ausgetauscht werden. Bei der Mutation ändern einzelne Binärvariablen im Genotypvektor mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit ihren Wert. Die in der Rekombinationsphase entstandenen Lösungen können anschließend anhand ihrer Fitness bewertet werden.

- (5) Ist das vorher festgelegte Terminierungskriterium erreicht, bricht der Optimierungsprozess ab. Ansonsten bilden die durch Rekombination entstandenen Lösungen eine neue Elterngeneration, auf deren Basis die beschriebenen Prozessstufen drei bis fünf erneut durchlaufen werden können.

Ein besonderes Problem bei Anwendung Genetischer Algorithmen stellt die Wahl geeigneter Crossover- und Mutationswahrscheinlichkeiten dar. Häufig wird das Crossover als zentraler Suchoperator verwendet, während die Mutationswahrscheinlichkeiten nur sehr gering sind. Die oben beschriebene Grundstruktur Genetischer Algorithmen kann in vielfältiger Weise modifiziert werden (Nissen 1997, S. 43–85). Beispielsweise können Lösungen auch durch reelle Zahlen in Gleitkommadarstellung codiert werden, die Selektion kann deterministisch erfolgen (so genannte Elite-Selektion) und auch beim Crossover existieren zahlreiche Varianten.

Neben Genetischen Algorithmen stellen „Evolutionstrategien“ eine andere Variante Evolutionärer Algorithmen dar. Evolutionstrategien gehen auf Arbeiten von Rechenberg (1973) und Schwefel (1977) zurück. Sie unterscheiden sich von Genetischen Algorithmen vor allem dadurch, dass der Vektor einer Lösung a) aus reellen Entscheidungsvariablen und b) aus Strategieparametern, so genannten Mutationsschrittweiten, besteht, die einen Einfluss auf das Ausmaß der Mutation der Entscheidungsvariablen haben. Das Ausmaß von Mutationen wird somit durch den Algorithmus selbst adaptiv eingestellt. In Abb. 3 sind weitere Unterschiede

	Genetische Algorithmen	Evolutionstrategien
<b>Codierung</b>	Binär	Reell (in Gleitkommadarstellung)
<b>Optimierung</b>	Zielfunktion	Zielfunktion und Strategieparameter
<b>Mutation</b>	Untergeordnete Bedeutung	Steuerung durch Strategieparameter
<b>Crossover</b>	Hohe Bedeutung	Hohe Bedeutung
<b>Selektion</b>	Stochastisch	Deterministisch

Abb. 3: Gegenüberstellung von Genetischen Algorithmen und Evolutionstrategien

zwischen Genetischen Algorithmen und Evolutionsstrategien dargestellt.

### 3.2. Ein Beispiel zur Anwendung Evolutionärer Algorithmen bei der Regaloptimierung

Nachdem die Funktionsweise Evolutionärer Algorithmen erläutert wurde, soll nun gezeigt werden, wie das Verfahren bei der Regaloptimierung zum Einsatz kommen kann. Als Entscheidungsparameter werden dabei die einer Warengruppe zugeteilten Facings (Frontstücke), Listingentscheidungen und Artikelpreise berücksichtigt. Das Verfahren soll am Beispiel eines Regals mit 10.000 Quadratcentimetern Regalfläche dargestellt werden, in dem 9 Warengruppen zu platzieren sind. Innerhalb jeder Warengruppe können bis zu vier Artikel gelistet werden, die alle jeweils eine einheitliche Sichtfläche von 100 Quadratcentimetern pro Facing beanspruchen. Die Regalfläche reicht also für 100 Facings a 100 Quadratcentimeter aus, die auf die 9 Warengruppen zu verteilen sind.

Die einzelnen Artikel können zu Preisen zwischen € 0,09 und € 5,99 kalkuliert werden, wobei jeweils eine Endung auf 9 Cents vorgegeben ist. Bei den Artikelpreisen handelt es sich im Beispiel also um diskrete Alternativen. Dies erscheint auf Grund der Tatsache plausibel, dass Händler in der Praxis häufig Gebrauch von so genannten Schwellenpreisen machen, von denen sie sich besondere preispsychologische Wirkungen erhoffen (siehe hierzu auch Müller-Hagedorn/Zielke 1998 sowie den Literaturüberblick bei Gedenk/Sattler 1999).

#### 3.2.1. Die Bestimmung der Zielfunktionsparameter

Die Zielfunktionswerte für eine bestimmte Platzierungs-, Preis- und Sortimentspolitik lassen sich mithilfe der in Gleichung 1 dargestellten Nachfragefunktion ermitteln. Hierzu müssen verschiedene Parameter bekannt sein, für die die folgenden Werte angenommen wurden (im realen Anwendungsfall müsste die Nachfragefunktion empirisch oder durch marktforschungsgestützte Expertenschätzungen bestimmt werden):

- Für die Anzahl der Kunden  $x^{S*}$ , die Käufe in den einzelnen Warengruppen geplant haben, wurden Werte

zwischen 250 und 500 festgelegt. Die durchschnittliche Anzahl von Artikeln  $q$ , die ein potenzieller Plankäufer in einer Warengruppe zu kaufen beabsichtigt, beträgt in allen Warengruppen eins.

- Die Impulsbereitschaften  $a$ , gewichtet mit der durchschnittlichen Anzahl von Artikeln  $r$ , die ein potenzieller Spontankäufer zu kaufen beabsichtigt, bewegen sich im Bereich zwischen 0,25 und 2,0.
- Der Parameter  $l$  gibt den Anteil der Kunden mit Kaufabsicht in einer Warengruppe an, die ihre Kaufabsichten realisieren. Die Höhe dieses Anteils hängt einerseits von der Sortiments- und Preispolitik, andererseits von den Zahlungsbereitschaften der Kunden für die einzelnen Artikel ab. Die Zahlungsbereitschaften (= Reservationspreise) wurden für 100 potenzielle Kunden zufällig initialisiert, wobei die Zufallszahlen für die Zahlungsbereitschaften der einzelnen Artikel einer Warengruppe um unterschiedlich hohe Preise normalverteilt waren [2]. Für eine bestimmte Sortiments- und Preispolitik lässt sich auf Basis der Zahlungsbereitschaften ermitteln, welcher Anteil der Kunden bereit ist, Kaufabsichten zu realisieren. Gleichzeitig lässt sich auch berechnen, wie sich die Käufe innerhalb einer Warengruppe auf die einzelnen Artikel aufteilen.
- Die Wirkung der Platzierungsalternativen auf Suchzeiten und Wahrnehmungswahrscheinlichkeiten lässt sich durch die bei Zielke (2002) empirisch ermittelten Wirkungsfunktionen abbilden.

Um neben dem Absatz auch Deckungsbeiträge der Platzierungseinheiten berechnen zu können, wurden in den einzelnen Warengruppen unterschiedliche entscheidungsrelevante Kosten unterstellt. Diese wurden für die Warengruppen 1 bis 4 relativ hoch, für die Warengruppen 5 bis 8 relativ niedrig und für Warengruppe 9 auf mittlerem Niveau festgelegt [3]. Abb. 4 gibt einen Überblick, inwieweit die einzelnen Parameter bei den Warengruppen variiert wurden.

#### 3.2.2. Die Auswahl des Optimierungsalgorithmus

Nachdem die für die Zielfunktion erforderlichen Parameter festgelegt sind, kann für jede beliebige Platzierungs-

Warengruppe (WG)	Plankäufer ( $x^{S*}$ )	Impulsbereitschaft ( $a$ ) gewichtet mit $r$	Entscheidungsrelevante Kosten
1	500	2	Hoch
2	500	0,25	Hoch
3	250	2	Hoch
4	250	0,25	Hoch
5	500	2	Niedrig
6	500	0,25	Niedrig
7	250	2	Niedrig
8	250	0,25	Niedrig
9	375	1	Mittel

Abb. 4: Zielfunktionsparameter in den 9 Warengruppen

Preis- und Sortimentspolitik ein Zielfunktionswert, sprich Deckungsbeitrag, Umsatz oder Suchzeit pro Kunde, berechnet werden. In einem zweiten Schritt geht es nun um die Frage, wie die Zielfunktionswerte optimiert werden können. Hierzu soll auf einen einfachen Evolutionären Algorithmus zurückgegriffen werden, der wie folgt strukturiert ist:

- Auswahl einer Startpopulation von Lösungen (Lösungsgeneration 1),
- Entwicklung neuer Lösungsgenerationen durch Selektion, Mutation und Crossover,
- Abbruch des Optimierungsprozesses bei Erreichen eines festgelegten Terminierungskriteriums.

Für die Optimierung muss zunächst eine Startpopulation von Lösungen ausgewählt werden. Im folgenden Beispiel wurde die Startpopulation aus 150 Lösungen gebildet, von denen jede durch einen Lösungsvektor dargestellt werden kann. In dem Lösungsvektor sind die Ausprägungen der Aktionsparameter, hier die Platzierungs-, Preis- und Sortimentspolitik, repräsentiert.

Ausgehend von der Startpopulation, die auch als Lösungsgeneration 1 bezeichnet werden kann, lassen sich mit Hilfe von Selektion, Mutation und Crossover neue Lösungsgenerationen entwickeln. Die Selektion erfolgt deterministisch, indem jeweils nur die dreißig besten Lösungen einer Generation ausgewählt werden, um die 150 Lösungen der Folgegeneration zu erzeugen. Alternativ wäre auch eine stochastische Selektion denkbar, bei der Lösungen auf der Basis von Selektionswahrscheinlichkeiten ausgewählt werden, die von den jeweiligen Zielfunktionswerten abhängen. Im Anschluss an den Selektionsprozess werden auf Basis der ausgewählten Lösungen einer Generation  $t$  neue Lösungen der Folgegeneration  $t+1$  wie folgt erzeugt:

- Die 30 besten Lösungen der Generation  $t$  werden in die nächste Generation  $t+1$  übernommen. Dieser Vorgang soll als Klone bezeichnet werden. Hierdurch wird sichergestellt, dass die besten bisher gefundenen Lösungen nicht wieder verloren gehen.
- Die 30 besten Lösungen der Generation  $t$  werden zu 60 neuen Lösungen der Generation  $t+1$  durch Crossover rekombiniert. Crossover erfolgen, indem zwischen je zwei zur Rekombination ausgewählten Lösungen mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit Elemente des Lösungsvektors ausgetauscht werden. Die Lösungen werden dabei auf Basis der Rangfolge ihrer Zielfunktionswerte gepaart, d. h. Crossover finden jeweils zwischen Lösungen mit benachbarten Rängen statt. Alternativ wäre aber auch eine stochastische Paarung denkbar gewesen, die zu einer stärkeren Durchmischung der Lösungen geführt hätte.
- Die 30 besten Lösungen der Generation  $t$  werden zu 60 neuen Lösungen der Generation  $t+1$  mutiert. Die Mutation wird durchgeführt, indem einzelne Elemente eines Lösungsvektors mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit zufällig neu initialisiert werden.

Als Terminierungskriterium wird je nach Optimierungsproblem eine bestimmte Anzahl von Generationen festgelegt. Während der Optimierung sollte die Crossover- und Mutationswahrscheinlichkeit schrittweise reduziert werden, damit zu Beginn des Prozesses Sprünge zwischen lokalen Gipfeln der Zielfunktion ermöglicht werden und zum Ende des Iterationsprozesses eine exakte Annäherung an das Optimum gewährleistet ist.

Der beschriebene Algorithmus ist einfacher Natur und stellt eine Mischform zwischen den idealtypischen Varianten Evolutionärer Algorithmen dar. So sind beispielsweise im Unterschied zu idealtypischen Genetischen Algorithmen die Lösungsvektoren nicht binär, sondern durch die konkreten Ausprägungen der Entscheidungsvariablen codiert und die Selektion erfolgt nicht stochastisch, sondern auf deterministischem Wege. Auch die schrittweise Reduktion der Mutations- und Crossoverwahrscheinlichkeiten ist bei Evolutionären Algorithmen nicht selbstverständlich, beim Simulated Annealing, einem anderen naturadaptiven Optimierungsverfahren, jedoch in anderer Form gängig (Eglese 1990). Inwiefern der oben dargestellte Algorithmus gegenüber anderen Varianten Evolutionärer Algorithmen Vor- oder Nachteile aufweist, soll in diesem Beitrag nicht geklärt werden, da das Anwendungspotenzial Evolutionärer Algorithmen hier im Vordergrund stehen soll. Abb. 5 fasst den hier beschriebenen Algorithmus noch einmal in einem Ablaufdiagramm zusammen.

### 3.2.3. Ergebnisse der Optimierung für unterschiedliche Zielgrößen

Nachdem die Zielfunktion spezifiziert und der Algorithmus bestimmt ist, kann der Optimierungsprozess gestartet werden. Da für das Regalmanagement je nach Rolle der Kategorie und strategischer Positionierung des Handelsunternehmens unterschiedliche Zielgrößen relevant sein können, soll der Algorithmus für drei verschiedene Zielkonstellationen angewendet werden:

- (1) Simultane Optimierung der Warenplatzierung, Preis- und Sortimentspolitik hinsichtlich des Regaldeckungsbeitrags.
- (2) Simultane Optimierung der Warenplatzierung, Preis- und Sortimentspolitik hinsichtlich des Regalumsatzes.
- (3) Simultane Optimierung der Preis- und Sortimentspolitik im Hinblick auf den Deckungsbeitrag; anschließend Optimierung der Warenplatzierung im Hinblick auf möglichst kurze Suchzeiten pro Kunde.

Um die Optimierung durchzuführen, wurde mit dem Programm Microsoft Excel ein entsprechendes Makro programmiert. Die Rechenzeiten des Programms betragen wenige Sekunden pro Iteration, hängen aber natürlich in starkem Maße von dem verwendeten Rechner ab. Zudem hat die Effizienz der Programmierung einen Einfluss auf die Rechenzeiten.

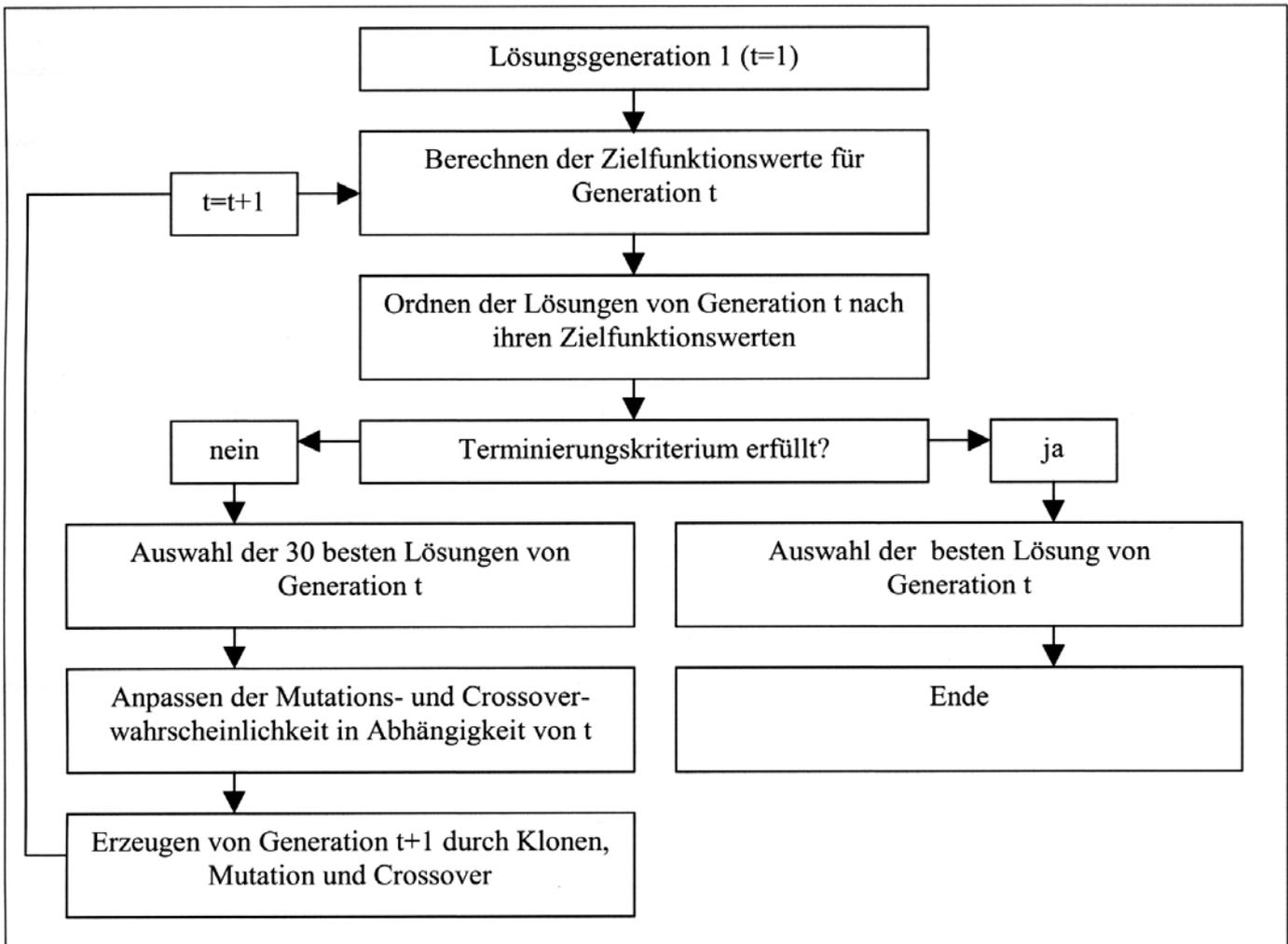


Abb. 5: Grundstruktur des verwendeten Algorithmus

Im Folgenden sollen die für die drei unterschiedlichen Zielkonstellationen ermittelten Lösungen dargestellt und interpretiert werden. Um einen Eindruck zu gewinnen, wie stark die Lösungen streuen können, wurde der Algorithmus für jede Zielkonstellation dreimal angewendet. Abb. 6 zeigt die jeweils besten gefundenen Lösungen.

Die erste Spalte in Abb. 6 zeigt zunächst die beste Lösung für die simultane Optimierung der Aktionsparameter im Hinblick auf den Deckungsbeitrag. Die zweite Spalte enthält die entsprechende Lösung mit optimalen Regalumsätzen. Insgesamt wurden zur Berechnung der beiden optimalen Lösungen je 500 Iterationen durchgeführt, wobei die Mutations- und Crossoverwahrscheinlichkeiten während der ersten 100 Iterationen schrittweise von 1 auf Null, während der zweiten 100 Iterationen von 0,2 auf Null, während der dritten 100 Iterationen von 0,1 auf Null, für die vierten 100 Iterationen von 0,05 auf Null und schließlich für die letzten 100 Iterationen von 0,025 auf Null reduziert wurden.

Die dritte Spalte von Abb. 6 zeigt das beste gefundene Ergebnis einer Minimierung der Suchzeit pro Kunde. Bevor die Platzierung hier optimiert wurde, ist die Preis- und Sortimentspolitik im Hinblick auf den Deckungsbeitrag optimiert worden, wobei von einer Gleichverteilung der Regalfläche auf die einzelnen Warengruppen ausge-

gangen wurde. Insgesamt wurden hier 700 Iterationen durchgeführt, wobei die Optimierung der Preis- und Sortimentspolitik 500 Iterationen und die anschließende Optimierung der Warenplatzierung 200 Iterationen beanspruchte. Die Mutations- und Crossoverwahrscheinlichkeiten wurden wieder schrittweise reduziert (für die Optimierung der Preis- und Sortimentspolitik wie oben, für die Optimierung der Warenplatzierung während der ersten 100 Iterationen von 1 auf Null und während der zweiten 100 Iterationen von 0,2 auf Null).

Die Ergebnisse lassen erkennen, dass die Optimierung im Hinblick auf Deckungsbeitrag und Umsatz mit deutlich längeren Suchzeiten der Kunden erkaufte wird. Andererseits bedeuten kürzere Suchzeiten aber auch Einbußen bei den Zielgrößen Deckungsbeitrag und Umsatz. Hieraus erwächst die Frage, inwieweit der durch die Suchzeitminimierung entstehende Deckungsbeitragsverlust durch einen erhöhten Kundenbindungsnutzen bzw. eine höhere Kundendurchdringung ausgeglichen werden kann. Liegen Daten vor, mit denen der Einfluss der Suchzeitreduktion auf die Kundendurchdringungsraten und damit auch auf den Kundenwert berechnet werden kann, lässt sich entscheiden, ob die sucheffiziente gegenüber der unmittelbar erfolgsorientierten Platzierung vorteilhaft ist.

		Lösung 1: Deckungsbeitrag (Zielkonstellation 1)			Lösung 2: Umsatz (Zielkonstellation 2)			Lösung 3: Suchzeit (Zielkonstellation 3)		
Waren- gruppe	Artikel	Listing [4]	Preis [5]	Facing [6]	Listing	Preis	Facing	Listing	Preis	Facing
1	1	1	5,89	11	1	4,89	17	0	4,99	14
1	2	1	5,09		1	4,99		1	5,09	
1	3	1	4,29		1	2,99		1	4,29	
1	4	1	3,69		1	3,79		1	3,69	
2	5	1	5,99	4	1	5,29	3	1	5,69	14
2	6	1	5,19		1	4,39		1	4,89	
2	7	1	3,79		1	3,09		1	3,99	
2	8	1	3,29		0	1,99		1	3,49	
3	9	1	5,89	17	1	4,99	21	1	5,89	8
3	10	1	5,19		1	4,59		1	5,19	
3	11	1	4,19		1	3,99		1	4,29	
3	12	1	3,19		1	2,99		1	3,19	
4	13	1	5,49	4	1	4,99	4	0	4,99	8
4	14	1	4,89		1	4,29		1	5,19	
4	15	1	4,89		1	5,49		1	3,89	
4	16	1	2,49		1	2,59		1	3,19	
5	17	1	5,89	23	1	5,19	18	1	5,79	14
5	18	1	4,69		1	4,59		1	4,59	
5	19	1	4,29		1	4,29		1	4,79	
5	20	1	2,59		1	2,29		1	2,69	
6	21	1	5,09	4	1	4,49	3	1	5,09	14
6	22	1	5,09		1	5,09		1	5,09	
6	23	1	4,59		1	4,59		1	4,59	
6	24	1	3,19		0	2,29		1	3,19	
7	25	1	5,59	23	1	4,99	21	1	5,59	9
7	26	1	4,59		1	4,09		1	4,69	
7	27	1	4,39		1	4,49		1	4,49	
7	28	1	2,69		1	3,79		1	3,09	
8	29	1	5,69	4	1	4,99	3	1	5,49	8
8	30	1	5,19		1	4,59		1	5,19	
8	31	1	4,39		1	3,79		1	4,39	
8	32	1	2,49		0	1,99		1	2,59	
9	33	1	5,39	10	1	4,99	10	1	5,49	11
9	34	1	4,99		1	4,89		1	5,59	
9	35	1	3,99		1	3,79		1	3,89	
9	36	1	3,89		1	3,29		1	3,29	
Deckungsbeitrag		14.824,15	Optimum		13.128,82	(-11,4%)		13.868,37	(-6,4%)	
Umsatz		29.421,91	(-7,3%)		31.745,54	Optimum		27.158,04	(-14,5%)	
Mittlere Suchzeit		4,62	(+17,9%)		4,82	(+23,0%)		3,92	Optimum	

Abb. 6: Ergebnisse der Optimierung nach unterschiedlichen Zielkriterien

Betrachtet man die optimalen Lösungsvektoren näher, lassen sich je nach verfolgter Zielkonstellation wesentliche Unterschiede beobachten, die sich auch in einfache Faustregeln für die Praxis überführen lassen. Für die Warenplatzierung lassen sich aus den Ergebnissen beispielsweise die folgenden Schlüsse ziehen:

- Soll mit Hilfe der Warenplatzierung der Deckungsbeitrag maximiert werden, sind insbesondere solchen Warengruppen Raumkapazitäten zuzuteilen, bei denen

hohe Impulskaufbereitschaften bestehen (WG 1, 3, 5, 7). Dabei sind Warengruppen mit niedrigen Einstandskosten im Verhältnis zum Absatzpreis zu bevorzugen (WG 5 und 7).

- Auch bei der Umsatzmaximierung sind Warengruppen mit hohen Impulskaufbereitschaften zu bevorzugen (WG 1, 3, 5, 7). Die Höhe der Einstandskosten im Verhältnis zum Absatzpreis hat dagegen keinen Einfluss auf die Verteilung der Raumkapazitäten.

- Soll die Suchzeit pro Kunde minimiert werden, sind weder Impulsbereitschaften noch Artikelspannen von Relevanz. Hier werden diejenigen Warengruppen bevorzugt, die besonders häufig Gegenstand von Suchkäufen sind (WG 1, 2, 5, 6).

Im Hinblick auf die Sortimentspolitik kann festgestellt werden, dass bei der gegebenen Parameterkonstellation unabhängig von den gewählten Zielgrößen häufig ein Vollsortiment angeboten wird. Dieses Ergebnis sollte allerdings nicht generalisiert werden, da bei größeren Sortimentstiefen auch negative Effekte für den Deckungsbeitrag eintreten können. Das Preisniveau ist bei Optimierung des Deckungsbeitrags etwas höher als bei der Umsatzoptimierung.

Die Aussagen zu den Ergebnissen gelten auch, wenn statt der besten auch die anderen beiden pro Zielkonstellation gefundenen Lösungen betrachtet werden. *Abb. 7* zeigt, wie sich für die Zielkonstellationen 1 und 3 der Deckungsbeitrag mit zunehmender Anzahl von Iterationen entwickelt hat. Die oberen drei Linienzüge stellen das Fortschreiten des Algorithmus bei simultaner Optimierung von Warenplatzierung, Preis- und Sortimentspolitik dar. Die drei unteren Linienzüge geben den Optimierungsfortschritt an, wenn während der ersten 500 Iterationen zunächst nur die Preis- und Sortimentspolitik optimiert werden. Die Abbildung zeigt, dass sich der Deckungsbeitrag bei den jeweils drei pro Zielkonstellation durchgeführten Optimierungen weitgehend ähnlich entwickelt hat. Interessant ist an den Linienzügen, dass zu Beginn des Algorithmus zunächst einige Optimierungsschritte erzielt werden, dann aber bis etwa zu Iteration 80 keine wesentliche Verbesserung des Zielkriteriums mehr erreicht werden kann. Offenbar sind die Mutations- und Crossoverwahrscheinlichkeiten in diesem Bereich zu hoch, um sich weiter an das gesuchte Optimum anzunähern. Das zeigt, welche enorme Bedeutung die Höhe dieser Wahrscheinlichkeiten für die Güte der Pro-

gnoseergebnisse haben kann. Dennoch bleibt das Verfahren trotz der offenbar nicht ganz optimalen Parameter-einstellungen robust. Weiterhin wird deutlich, dass mit zunehmendem Fortschreiten des Algorithmus nur noch kleinere Optimierungsschritte erzielt werden.

#### 4. Zusammenfassung und Ausblick

Für Evolutionäre Algorithmen ist in der Literatur ein breites Spektrum von Anwendungen dokumentiert (*Nissen* 1995). Im vorliegenden Beitrag wurde gezeigt, wie Regale mit Hilfe Evolutionärer Algorithmen optimiert werden können. Auf Grund verschiedener beim Regalmanagement zu berücksichtigender Interdependenzen können komplexe Responsemodelle entwickelt werden, bei denen die klassischen analytischen Optimierungsverfahren an ihre Grenzen stoßen. Auch wenn Evolutionäre Algorithmen im Gegensatz zu den analytischen Verfahren nicht zwangsläufig zu optimalen, sondern lediglich zu guten Lösungen führen, erscheint es sinnvoll, sie für das Regalmanagement einzusetzen. In dem dargestellten Beispiel hat der Algorithmus schon nach kurzer Laufzeit gute Lösungen gefunden, die mit fortschreitendem Algorithmus nur noch marginal verbessert wurden. Berücksichtigt man, dass die im Responsemodell verwendeten Daten und Wirkungsfunktionen eine mehr oder weniger große Fehlervarianz aufweisen können, stellt sich die Frage, inwieweit der Aufwand zur weiteren Optimierung geringfügig suboptimaler Lösungen gerechtfertigt ist. Ein weiterer Vorteil Evolutionärer Algorithmen liegt auch in der Tatsache, dass bei unterschiedlichen Durchläufen des Algorithmus mehrere gute Lösungen ermittelt werden können. Dies ermöglicht es, in die Auswahl der Lösungen weitere Kriterien einfließen zu lassen, die bisher im Responsemodell noch unberücksichtigt waren.

Gegenstand weiterer Forschungen könnte die Frage sein, wie in das vorgeschlagene Responsemodell weitere Ent-

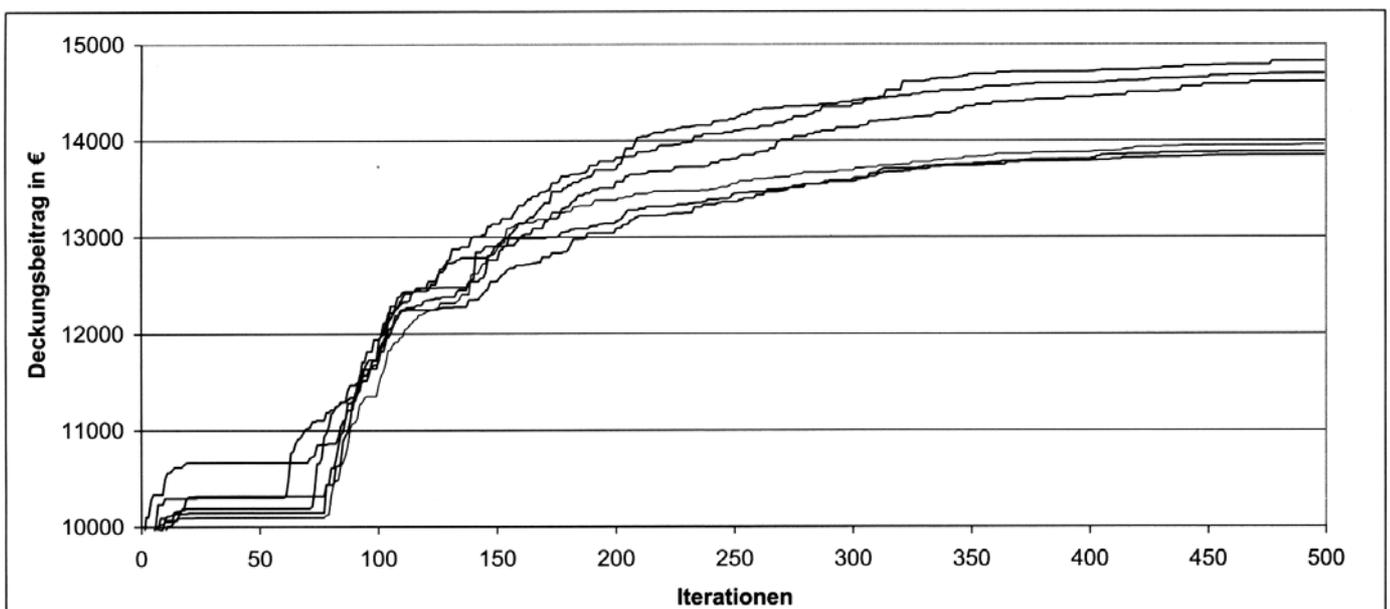


Abb. 7: Optimierungsfortschritt mit zunehmender Anzahl von Iterationen

scheidungskalküle, beispielsweise bestellpolitische Entscheidungen, integriert werden können (siehe hierzu auch Urban 1998). Weiterhin ist darauf hinzuweisen, dass mit der Zuteilung von Facings bzw. Regalraum nur ein platzierungspolitischer Aktionsparameter berücksichtigt wurde. Große Bedeutung kommt aber sicherlich auch der Frage zu, wie die Artikel und Warengruppen im Regal angeordnet werden sollen, sodass auch dieser Frage beim Regalmanagement Beachtung zu schenken ist (siehe hierzu z. B. Kinatender 1989; Mollá/Múgica/Yagüe 1998; Zielke 2001 und 2002). Auch stellt sich die Frage, inwieweit sich die aus dem Beispiel abgeleiteten Aussagen zur Performance Evolutionärer Algorithmen generalisieren lassen. Das können erst weitere Anwendungen zeigen.

Diskussionsbedarf besteht auch hinsichtlich der speziellen Ausprägung des im Beispiel verwendeten Algorithmus. Da es in dem Beispiel um das Aufzeigen grundsätzlicher Anwendungsmöglichkeiten Evolutionärer Algorithmen ging, wurde hierauf nicht in aller Tiefe eingegangen. Interessant wäre in diesem Zusammenhang auch die Diskussion von Evolutionären Algorithmen, die Mehrzielprobleme (z. B. Deckungsbeiträge, Umsätze und Suchzeiten gleichzeitig) bearbeiten und insbesondere Kompromisslösungen identifizieren können (Coello Coello/van Veldhuizen/Lamont 2002).

Von besonderem Interesse ist aber auch, inwieweit sich die hier unterbreiteten Vorschläge in der Praxis bewähren können. Das vorgeschlagene Responsemodell hat den Vorteil, dass es mit plastischen Größen arbeitet, die sich nicht nur rein formalstatistisch, sondern auch mit Hilfe marktforschungsgestützter Expertenbefragungen bestimmen lassen. Auch die Evolutionären Algorithmen stellen für die Praxis ein besseres Optimierungsinstrument als klassische analytische Verfahren dar. Der Vorteil liegt dabei neben der Einfachheit insbesondere darin, dass mehrere gute Lösungen ermittelt werden, aus denen ein Entscheider auswählen kann. Dies sichert nicht nur die Akzeptanz der Lösung durch den Entscheider, sondern auch die Berücksichtigung von Informationen, die keinen Eingang in das formale Optimierungskalkül gefunden haben.

### Anmerkungen

- [1] Das Responsemodell beschränkt sich auf die grundlegenden Aktionsparameter des Regalmanagements. Grundsätzlich ließen sich aber auch speziellere Aktionsbereiche, z. B. Regalanordnung, Zweitplatzierungen, Promotions oder Sonderaktionen berücksichtigen.
- [2] Die Zahlungsbereitschaften wurden durch Zufallszahlen bestimmt, die für Artikel 1 jeder Warengruppe um € 4,99, für Artikel 2 um € 4,49, für Artikel 3 um € 3,99 und für Artikel 4 um € 2,99 jeweils mit einer Standardabweichung von 1 normalverteilt waren.
- [3] Die Kosten wurden für die Warengruppen 1 bis 4 mit € 3,99 (Artikel 1), € 3,19 (Artikel 2), € 2,39 (Artikel 3), € 1,59 (Artikel 4), für die Warengruppen 5 bis 8 mit € 2,50 (Artikel 1), € 2,00 (Artikel 2), € 1,50 (Artikel 3), € 1,00 (Artikel 4) und für Warengruppe 9 mit € 3,24 (Artikel 1), € 2,59 (Artikel 2), € 1,94 (Artikel 3), € 1,29 (Artikel 4) festgelegt.

- [4] Die Spalte Listing gibt an, ob ein Artikel in das Sortiment aufgenommen wurde (1) oder nicht (0).
- [5] Die Spalte Preis gibt den Preis eines Artikels in € an.
- [6] Die Spalte Facing gibt die Anzahl der einer Warengruppe zugeordneten Facings an.

### Literaturverzeichnis

- Bäck, T. (1996): *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*, New York.
- Bäck, T./Schütz, M. (2001): *Evolutionäre Algorithmen im Data Mining*, in: Hippner, H. et al. (Hrsg.): *Handbuch Data Mining im Marketing*, Braunschweig/Wiesbaden.
- Backhaus, K./Erichson, B./Plinke, W./Weiber, R. (2000): *Multivariate Analysemethoden*, 9. Aufl., Berlin u. a.
- Barth, K. (1975): Die Warenpräsentation in Einzelhandelsunternehmen, in: *Mitteilungen des Instituts für Handelsforschung an der Universität zu Köln*, 27. Jg., Nr. 7, S. 93–97.
- Borin, N./Farris, P. (1995): A Sensitivity Analysis of Retailer Shelf Management Models, in: *Journal of Retailing*, Vol. 71, No. 2, pp. 153–171.
- Borin, N./Farris, P. W./Freeland, J. R. (1994): A Model for Determining Retail Product Category Assortment and Shelf Space Allocation, in: *Decision Sciences*, Vol. 25, No. 3, pp. 359–384.
- Bultez, A./Gijsbrechts, E./Naert, P./Vanden Abeele, P. (1989): Asymmetric Cannibalism in Retail Assortments, in: *Journal of Retailing*, Vol. 65, No. 2, pp. 153–192.
- Bultez, A./Naert, P. (1988): S.H.A.R.P.: Shelf Allocation for Retailers' Profit, in: *Marketing Science*, Vol. 7, No. 3, pp. 211–231.
- Coello Coello, C. A./van Veldhuizen, D. A./Lamont, G. B. (2002): *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*, New York.
- Corstjens, M./Doyle, P. (1981): A Model for Optimizing Retail Space Allocations, in: *Management Science*, Vol. 27, No. 7, pp. 822–833.
- Corstjens, M./Doyle, P. (1983): A Dynamic Model for Strategically Allocating Retail Space, in: *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 34, pp. 943–951.
- De Jong, K. (1975): *An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems*, Dissertation, University of Michigan, Ann Arbor.
- ECR Europe (Hrsg.) (1997): *Category Management Best Practices Report*, o. O.
- Eglese, R. W. (1990): Simulated Annealing: A Tool for Operational Research, in: *European Journal of Operational Research*, Vol. 46, No. 3, pp. 271–281.
- Esch, F.-R./Billen, P. (1996): Förderung der Mental Convenience beim Einkauf durch Cognitive Maps und kundenorientierte Produktgruppierungen, in: Trommsdorff, V. (Hrsg.): *Handelsforschung 1996/97. Positionierung des Handels*, Wiesbaden, S. 317–337.
- Fogel, D. B. (1995): *Evolutionary Computation. Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*, New York.
- Fogel, L. J./Owens, A. J./Walsh, M. J. (1966): *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*, New York.
- Gedenk, K./Sattler, H. (1999): Preisschwellen und Deckungsbeitrag? – Verschenkt der Handel große Potenziale?, in: *ZfbF*, 51. Jg., Nr. 1, S. 33–59.
- Goldberg, D. E. (1989): *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Reading.
- Greb, T./Erkens, E./Kopfer, H. (1998): Naturadaptive Ansätze zur Lösung betrieblicher Optimierungsprobleme, in: *WISU*, 27. Jg., Nr. 4, S. 444–454.
- Günther, T./Matzmüller, R. (1993): Möglichkeiten und Grenzen der Regaloptimierung im Handel, in: *Marketing ZFP*, 15. Jg., Nr. 2, S. 77–86.
- Hansen, P./Heinsbroek, H. (1979): Product Selection and Space Allocation in Supermarkets, in: *European Journal of Operational Research*, Vol. 3, No. 6, pp. 474–484.

- Heidel, B. (1990): Scannerdaten im Einzelhandelsmarketing, Wiesbaden.
- Holland, J. H. (1975): *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan, Ann Arbor.
- Holland, J. H. (1992): *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, 2<sup>nd</sup> ed., Cambridge.
- Höller, W. (1987): *Warenpräsentation. Theoretische Grundlagen und empirische Analyse im Lebensmitteleinzelhandel*, Diss. Essen.
- Kinateder, P. (1989): Optimierung von Regalbelegungsplänen in Supermärkten, in: *Marketing ZFP*, 11. Jg., Nr. 2, S. 86–92.
- Kunz, A. (1994): *Regaloptimierung im Handel. Eine kritische Analyse EDV-gestützter Verfahren*, Arbeitspapier Nr. 39 der Schriftenreihe Schwerpunkt Marketing an der Universität Augsburg, 2. Aufl., Augsburg.
- McIntyre, S. H./Miller, C. M. (1999): The Selection and Pricing of Retail Assortments: An Empirical Approach, in: *Journal of Retailing*, Vol. 75, No. 3, pp. 295–318.
- Möhlenbruch, D./Meier, C. (1993): Leistungsfähigkeit und Grenzen von Spacemanagementsystemen, in: Trommsdorff, V. (Hrsg.): *Handelsforschung 1993/94. Systeme im Handel*, Wiesbaden, S. 183–198.
- Mollá, A./Mügica, J. M./Yagüe, M. J. (1998): Category Management and Consumer Choice, in: *International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, Vol. 8, No. 2, pp. 225–241.
- Müller, H. (1982): Die Warenplatzierung als absatzpolitisches Instrument im Selbstbedienungseinzelhandel, Göttingen.
- Müller-Hagedorn, L. (1998): *Der Handel*, Stuttgart u. a.
- Müller-Hagedorn, L. (2002): *Handelsmarketing*, 3. Aufl., Stuttgart u. a.
- Müller-Hagedorn, L./Preißner, M. (1999): Die Entwicklung der Verkaufstechniken des Einzelhandels: Siegeszug der Selbstbedienung und Aufkommen der Neuen Medien, in: Dichtl, E./Lingfelder, M. (Hrsg.): *Meilensteine im Deutschen Handel. Erfolgsstrategien – gestern, heute, morgen*, Frankfurt/Main, S. 147–179.
- Müller-Hagedorn, L./Zielke, S. (1998): Das Preissetzungsverhalten von Handelsbetrieben im Zuge der Währungsumstellung auf den Euro, in: *ZfB*, 50. Jg., Nr. 10, S. 946–965.
- Müller-Hagedorn, L./Zielke, S. (2002): Category Management, in: Albers, S./Herrmann, A. (Hrsg.): *Handbuch Produktmanagement. Strategieentwicklung – Produktplanung – Organisation – Kontrolle*, 2. Aufl., Wiesbaden, S. 903–927.
- Nissen, V. (1994): *Evolutionäre Algorithmen. Darstellung, Beispiele, betriebswirtschaftliche Anwendungsmöglichkeiten*, Göttingen.
- Nissen, V. (1995): An Overview of Evolutionary Algorithms in Management Applications, in: Nissen, V./Biethahn, J. (Hrsg.): *Evolutionary Algorithms in Management Applications*, Berlin u. a., S. 44–97.
- Nissen, V. (1997): *Einführung in Evolutionäre Algorithmen. Optimierung nach dem Vorbild der Evolution*, Braunschweig/Wiesbaden.
- Nissen, V./Biethahn, J. (1995): An Introduction to Evolutionary Algorithms, in: Nissen, V./Biethahn, J. (Hrsg.): *Evolutionary Algorithms in Management Applications*, Berlin u. a., S. 3–43.
- Rechenberg, I. (1973): *Evolutionstrategie. Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*, Stuttgart.
- Rechenberg, I. (1994): *Evolutionstrategie 94*, Stuttgart.
- Schwefel, H.-P. (1977): *Numerische Optimierung von Computer-Modellen mittels Evolutionstrategie*, Basel.
- Schwefel, H.-P. (1995): *Evolution and Optimum Seeking*, New York.
- Sommer, R./Aitkens, S. (1982): Mental Mapping of Two Supermarkets, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 9, No. 2, pp. 211–215.
- Urban, T. L. (1998): An Inventory-Theoretic Approach to Product Assortment and Shelf-Space Allocation, in: *Journal of Retailing*, Vol. 74, No. 1, pp. 15–35.
- Wartenberg, F./Gaul, W./Decker, R. (1997): Computergestützte Regaloptimierung im Einzelhandel, in: *Der Markt*, 36. Jg., Nr. 3+4, S. 185–196.
- Wieland, H. J. (1977): Wenn Datenkassen Artikel platzieren ..., in: *Rationeller Handel*, 20. Jg., Nr. 3, S. 59–61.
- Wieland, H. J. (1979): Computergestützte Regalplanung – Aspekte und Möglichkeiten durch elektronische Kassensysteme, in: *Elektronische Rechenanlagen*, 21. Jg., Nr. 3, S. 147–151.
- Yang, M.-H./Chen, W.-C. (1999): A Study on Shelf Space Allocation and Management, in: *International Journal of Production Economics*, Vol. 60–61, pp. 309–317.
- Zielke, S. (1999): *Kundenorientierte Warenplatzierung*, Arbeitspapier Nr. 10 des Seminars für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre, Handel und Distribution an der Universität zu Köln, Köln.
- Zielke, S. (2001): Kundengerechte Sortimentsgliederungen am Point of Sale. Ansätze zur Erhebung kognitiver Strukturen als Richtgrößen für Warenplatzierung und Category Management, in: *Marketing ZFP*, 23. Jg., Nr. 2, S. 100–116.
- Zielke, S. (2002): *Kundenorientierte Warenplatzierung. Modelle und Methoden für das Category Management*, Stuttgart.
- Zufryden, F. S. (1986): A Dynamic Programming Approach for Product Selection and Supermarket Shelf-Space Allocation, in: *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 37, No. 4, pp. 413–422.

## Summary

Shelf management plays an important role for retailers who offer their goods in large self service stores. However programs and procedures which are used in practice do not take the complexity of shelf management problems into account. This refers to cross effects between placed products and categories, interdependencies between different objectives, and interactions between placing, price and assortment policy. To take these effects into account, the conventional analytical optimization procedures seem to be not appropriate. An alternative are evolutionary algorithms which proved to be appropriate also for highly complex optimization problems.

## Schlüsselbegriffe

Regalmanagement, Spacemanagement, Evolutionäre Algorithmen, Optimierung, Einzelhandel

## Keywords

Shelf management, space management, evolutionary algorithms, optimization, retailing