

Nachfragesteuerung im Online-Lebensmittelhandel

Der Online-Lebensmittelhandel ist ein innovatives Geschäftsmodell, das sich durch geringe Margen und einen kostenintensiven Lieferservice auszeichnet. Daher sind effiziente Lieferpläne für die Wettbewerbsfähigkeit entscheidend. In Literatur und Praxis werden vier Mechanismen zur Nachfragesteuerung unterschieden, um Einfluss auf das vom Kunden gewählte Belieferungszeitfenster zu nehmen und dadurch möglichst gewinnmaximale Lieferpläne zu generieren. Dieser Beitrag stellt diese Mechanismen vor und geht auf wesentliche Aspekte bei der Umsetzung ein.



Prof. Dr. Robert Klein

ist Inhaber des Lehrstuhls für Analytics & Optimization an der Universität Augsburg. Bevorzugte Forschungsgebiete: Operations Research, Customer Choice Modeling, Pricing & Revenue Management, Urban Logistics.



Jochen Mackert, M.Sc.,

ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Analytics & Optimization an der Universität Augsburg. Bevorzugte Forschungsgebiete: Revenue Management im E-Fulfilment, Last Mile Logistics, Dynamic Programming, Mixed-Integer Programming.



Prof. Dr. Claudius Steinhardt

ist Inhaber der Professur für ABWL, insbes. Business Analytics & Management Science an der Universität der Bundeswehr München. Bevorzugte Forschungsgebiete: Revenue Management, Pricing, Advanced Analytics, Customer Choice Modeling, Logistik.

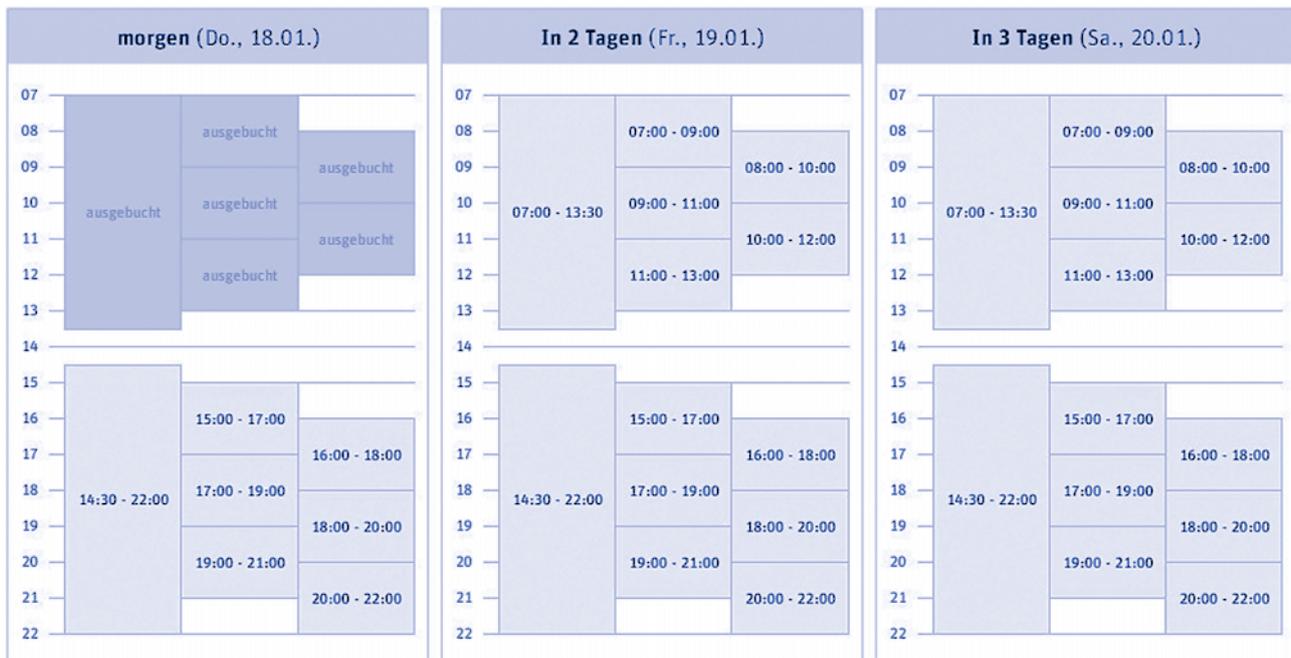
Summary: E-grocery is an innovative business model characterized by thin profit margins and a costly delivery service. Thus, efficient delivery schedules are crucial to remain competitive. To nudge the customer towards choosing a delivery time slot so that profit-maximizing delivery schedules are obtained, there are four demand management concepts prevalent in literature and practice. These concepts as well as essential aspects of their application are the scope of this article.

Stichwörter: Online-Lebensmittelhandel, Attended Home Delivery, Nachfragesteuerung, Kundenwahlverhalten, Tourenplanung

1. Einleitung und Problembeschreibung

Der Online-Lebensmittelhandel, bei dem Kunden die über das Internet bestellte Ware an der Haustüre in einem zuvor mit den Lieferanten abgestimmten Lieferzeitfenster in Empfang nehmen (engl. **Attended Home Delivery**), erfährt in den letzten Jahren weltweit einen unvergleichlichen Boom. Eine im Vergleich zum Jahr 2015 doppelte Wachstumsrate von 30 % im Jahr 2017 lässt einen weltweiten Gesamtumsatz von über 140 Milliarden Euro bis ins Jahr 2025 erwarten (vgl. *Kantar Worldpanel*, 2017).

Wie schwierig es allerdings ist, in diesem Geschäftsfeld trotz immer größer werdender Marktanteile profitabel zu sein, zeigt die jüngste Geschäftsaufgabe von Kaufland im Dezember 2017. Neben allgemein geringen Gewinnmargen im Lebensmittelhandel sowie immer größerem Wettbewerb durch Marktteilnehmer wie *Amazon Fresh* zwang v. a. der



Quelle: www.rewe.de

Abb. 1: Auswahl an Lieferzeitfenster (am Beispiel des Online-Lebensmittelhandels von Rewe)

kostenintensive **Lieferservice** Kaufland zur Aufgabe des Lieferdienstes. Daraus lässt sich eine effiziente Planung und Durchführung des Lieferservice als einen der entscheidenden und vom Serviceanbieter direkt beeinflussbaren Erfolgsfaktoren ableiten.

Um Möglichkeiten zur Gestaltung eines effizienten Lieferservice auszumachen, betrachten wir den Bestellprozess eines Online-Lebensmittelhändlers über dessen Website: Für gewöhnlich muss ein Kunde zur Prüfung der Serviceverfügbarkeit zunächst seine Postleitzahl eingeben. Ist der Lieferservice verfügbar, loggt sich der Kunde vor oder nach Auswahl der Lebensmittel in seinen Account ein. Hier sind weitere Informationen wie z. B. die Adresse oder die bevorzugte Zahlungsmethode des Kunden hinterlegt. Danach werden dem Kunden die zur Wahl stehenden Liefertage mit dazugehörigen Lieferzeitfenstern angezeigt (vgl. Abb. 1), von denen er eines auswählen kann. Für die Belieferung können Liefergebühren in Abhängigkeit des ausgewählten Zeitfensters anfallen. Nach erfolgter Auswahl bestätigt der Kunde seine Bestellung und schließt diese durch die Bezahlung ab. Einige Zeit vor dem betreffenden Liefertag, z. B. zwölf Stunden davor, werden keine Lieferzeitfenster mehr angeboten (in Abb. 1 ist dies für die erste Hälfte des Liefertages Do., 18.01., der Fall) und der Händler plant die Liefertouren seiner Lieferfahrzeuge zur Belieferung der für diesen Liefertag eingegangenen Bestellungen.

Implementiert man den beschriebenen Bestellprozess unter der Annahme, dass allen potenziellen Kunden alle zur Verfügung stehenden Lieferzeitfenster angeboten werden und die Kunden ihr jeweils bevorzugtes Zeitfenster wählen,

zeigt das folgende Ausgangsbeispiel, wie leicht ineffiziente **Liefertouren** resultieren können.

Dazu nehmen wir vereinfachend einen Lebensmittelhändler an, der seinen Liefertag in $s \in \mathcal{S} = \{1, 2, 3\}$ gleichgroße, nicht überlappende **Zeitfenster** mit der Länge $l_s = 1$ Stunde einteilt, die seine Kunden beliebig als Lieferzeitfenster wählen können. Für die Belieferung fällt in allen Zeitfenstern eine Liefergebühr von 3 Euro an. Dem Händler steht ein Fahrzeug $v \in \mathcal{V} = \{1\}$ mit der Lieferkapazität Q zur Belieferung der Kunden zur Verfügung. Vereinfachend nehmen wir an, dass Q kapazitätsmäßig die Belieferung von 6 Kunden erlaubt. Die Lieferregion ist in $a \in \mathcal{A} = \{1, 2\}$ **Liefergebiete** (z. B. Postleitzahlgebiete) unterteilt, in denen die Bestellungen ausgeliefert werden müssen. Grundsätzlich startet und endet jedes Fahrzeug $v \in \mathcal{V}$ seine Liefertour am Depot des Händlers und fährt mit einer durchschnittlichen Geschwindigkeit von 30 Kilometern pro Stunde. Für die Belieferung eines Kunden wird eine Servicezeit von 20 Minuten veranschlagt. Wir unterstellen nun, dass es 5 Kunden $k \in \mathcal{K} = \{a, b, c, d, e\}$ gibt, die jeweils in einem der beiden Liefergebiete wohnen. Wir nehmen zunächst an, deren genauen Wohnort (vgl. Abb. 2) sowie die **Lieferzeitfensterpräferenzen** zu kennen (vgl. z. B. Campbell und Savelsbergh 2005). Diese Präferenzen der Lieferzeitfenster werden analog zu Schulnoten durch Präferenzlisten (Rankings) aller Zeitfenster $s \in \mathcal{S} \cup \{0\}$ dargestellt, wobei 0 die Nichtkauf-Alternative repräsentiert (vgl. z. B. Klein et al. 2019): Entscheidet sich der Kunde für die Alternative 0, wählt er kein Lieferzeitfenster und verlässt die Website ohne eine Bestellung zu tätigen. Wird einem Kunden also eine Menge $\mathcal{S}_0 = \mathcal{S} \cup \{0\}$ mit $\mathcal{S} \subseteq \mathcal{S}$ angeboten, so ent-

scheidet er sich für die Alternative $s \in \mathcal{S}_0$ mit der „besten“ Schulnote, z. B. 1. Tab. 1 enthält die angenommenen Präferenzlisten der verschiedenen Kunden $k \in \mathcal{K}$.

| Ranking | s = 0 | s = 1 | s = 2 | s = 3 |
|---------|-------|-------|-------|-------|
| Kunde a | 4 | 1 | 3 | 2 |
| Kunde b | 4 | 3 | 2 | 1 |
| Kunde c | 4 | 1 | 3 | 2 |
| Kunde d | 4 | 2 | 1 | 3 |
| Kunde e | 3 | 4 | 2 | 1 |

Tab. 1: Zeitfensterrankings bei Angebot aller Zeitfenster

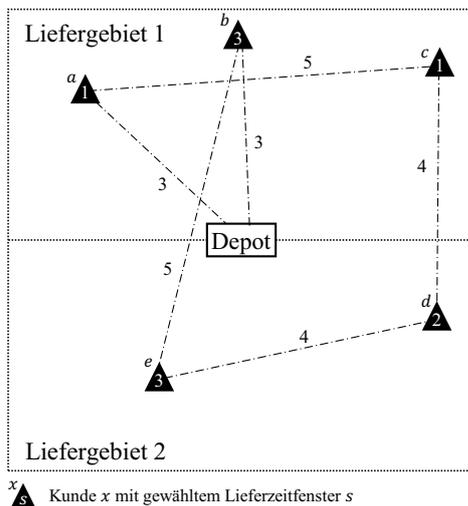


Abb. 2: Liefertour bei Angebot aller Zeitfenster

Abb. 2 illustriert die Lieferregion mit den beiden Liefergebieten sowie den 5 Kunden (schwarze Dreiecke), die jeweils das gemäß Tab. 1 bevorzugte Zeitfenster gewählt haben. Die gestrichelte Linie veranschaulicht die optimale, d. h. die kürzeste Liefertour des Fahrzeuges mit entsprechenden Entfernungen für die von den Kunden gewählten Zeitfenstern. Hieraus ergibt sich eine Gesamtlänge von $L_1 = 24$ km. Bsp. 1 zeigt anschaulich, wie die Zeitfensterwahl der Kunden die Lieferroute beeinflusst und wie hieraus weite Entfernungen resultieren können (z. B. in Zeitfenster 1 oder Zeitfenster 3). Die Idee der **Nachfragesteuerung** besteht daher darin, die Kunden im Vorfeld so in ihrer Zeitfensterauswahl zu beeinflussen, dass eine möglichst effiziente Liefertour entsteht. Hierfür werden in Literatur und Praxis im Kontext des Online-Lebensmittelhandels verschiedene Mechanismen zur Nachfragesteuerung vorgeschlagen, die im folgenden Kapitel erläutert werden.

2. Mechanismen zur Nachfragesteuerung

Tab. 2 liefert eine Übersicht über die vier in Literatur und Praxis vorherrschenden Mechanismen zur Nachfragesteuerung im Online-Lebensmittelhandel. Bei der **Zeitfenster-Allokation** wird die Verfügbarkeit der Zeitfenster variiert, aus denen (bestimmte) Kunden wählen können. Die Liefergebühren in den einzelnen Zeitfenstern sind hierbei konstant vorgegeben (im Ausgangsbeispiel wurden drei Euro angenommen). Bei der **Zeitfenster-Bepreisung** werden hingegen die Liefergebühren variiert, welche Kunden für die Belieferung in den einzelnen Zeitfenstern bezahlen müssen. Dabei werden immer alle Zeitfenster angeboten.

Statische bzw. **dynamische** Mechanismen unterscheiden sich in der Auswahl der Kunden, für welche die jeweilige Entscheidung getroffen wird. Bei den statischen Mechanismen wird eine Entscheidung für jedes Liefergebiet einmalig getroffen und ist daher für alle Kunden, die aus diesem Liefergebiet bestellen, bindend. Bei den dynamischen Mechanismen wird für jeden Kunden eine individuelle Entscheidung im Rahmen des Bestellvorgangs getroffen.

| | Zeitfenster-Allokation | Zeitfenster-Bepreisung |
|-----------|--------------------------------|-------------------------------|
| Statisch | <i>Differentiated Slotting</i> | <i>Differentiated Pricing</i> |
| Dynamisch | <i>Dynamic Slotting</i> | <i>Dynamic Pricing</i> |

Tab. 2: Mechanismen zur Nachfragesteuerung im Online-Lebensmittelhandel

In den folgenden Beispielen werden die einzelnen Mechanismen ausgehend von unserem Ausgangsbeispiel illustriert und gezeigt, wie diese zu einer effizienteren Liefertour führen können.

2.1. Differentiated Slotting

Beim **Differentiated Slotting**, einem statischen Mechanismus, wird in jedem Liefergebiet nur eine Auswahl der Zeitfenster angeboten. Diese Auswahl steht dann allen Kunden, die in diesem Liefergebiet wohnen, während des Bestellvorganges zur Verfügung. Auf Basis der zunächst als bekannt vorausgesetzten Präferenzlisten der Kunden (s. Tab. 1) lässt sich z. B. das Angebot an Zeitfenstern in Liefergebiet 1 von $\{1, 2\}$ und in Liefergebiet 2 von $\{2, 3\}$ festlegen. Tab. 3 enthält die zugehörigen Präferenzlisten für die nun wählbaren Lieferzeitfenster.

Durch die Änderung der Auswahl an wählbaren Zeitfenstern kann sich Kunde b nun nicht mehr für sein bevorzugtes Zeitfenster $s=3$ entscheiden und wählt das Zeitfenster, das in seiner persönlichen Präferenzliste als nächstes folgt, also $s=2$. Durch die Steuerung dieses Kunden hat man erreicht, dass die langen Distanzen zwischen Kunde c und d sowie

| Ranking | s = 0 | s = 1 | s = 2 | s = 3 |
|---------|-------|--------------|-------|--------------|
| Kunde a | 4 | 1 | 3 | 2 |
| Kunde b | 4 | 3 | 2 | 1 |
| Kunde c | 4 | 1 | 3 | 2 |
| Kunde d | 4 | 2 | 1 | 3 |
| Kunde e | 3 | 4 | 2 | 1 |

Tab. 3: Zeitfensterrankings durch Differentiated Slotting

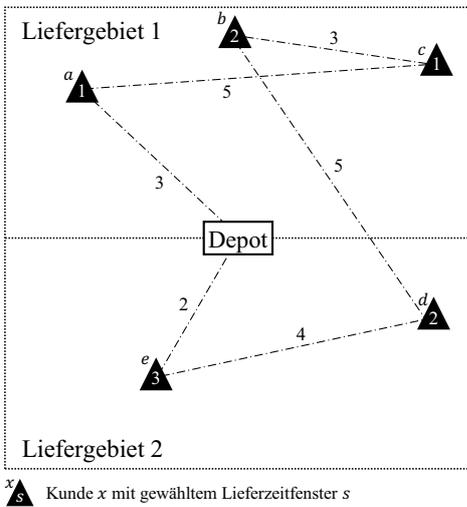


Abb. 3: Lieferroute resultierend aus Differentiated Slotting

zwischen e und b durch die Distanz zwischen Kunde b und d ersetzt werden. Die resultierende Lieferroute ist in *Abb. 3* illustriert. Die Gesamtlänge konnte von $L_1 = 24$ km auf $L_2 = 22$ km reduziert werden, was eine Fahrzeit- und somit auch Kostenersparnis zur Folge hat.

2.2. Differentiated Pricing

Im Vergleich zum Differentiated Slotting werden beim **Differentiated Pricing** zwar in jedem Liefergebiet alle Zeitfenster angeboten, allerdings wird für jedes Liefergebiet über die Höhe der Liefergebühren für die einzelnen Zeitfenster entschieden. Diese Gebühren gelten dann für alle Kunden, die in einem Liefergebiet wohnen. Für unser Beispiel nehmen wir vereinfachend an, dass wir die Präferenz für ein Zeitfenster $s \in \mathcal{S}$ durch Erhöhung der Liefergebühren um einen Euro um eine Position in der Präferenzliste verschlechtern. Erhöhen wir also etwa im Ausgangsbeispiel die Liefergebühr für $s = 3$ in Liefergebiet 1 um einen Euro auf 4 Euro, ergeben sich für die Kunden *a, b, c* aus Liefergebiet 1 die in *Tab. 4* gegebenen neuen Präferenzlisten, wobei die Änderungen zu *Tab. 1* hervorgehoben sind.

raus ergibt sich eine **Zeitfensterwahl** und resultierende Lieferroute wie in *Abb. 3* und somit in diesem vereinfachten Beispiel dieselbe Lieferroute wie durch Differentiated Slotting.

| Ranking | s = 0 | s = 1 | s = 2 | s = 3 |
|---------|-------|-------|----------|----------|
| Kunde a | 4 | 1 | 2 | 3 |
| Kunde b | 4 | 3 | 1 | 2 |
| Kunde c | 4 | 1 | 2 | 3 |

Tab. 4: Zeitfensterrankings durch Differentiated Pricing

2.3. Dynamic Slotting

Die Ineffizienz im Ausgangsbeispiel durch die weite Strecke zwischen den Kunden *a* und *c* kann durch statische Mechanismen nicht aufgelöst werden, da die beiden Kunden dieselben Zeitfensterrankings besitzen. Beim **Dynamic Slotting** kann nun für jeden Kunden individuell eine Entscheidung über die angebotenen Zeitfenster getroffen werden.

| Ranking | s = 0 | s = 1 | s = 2 | s = 3 |
|---------|-------|--------------|--------------|--------------|
| Kunde a | 4 | 1 | 3 | 2 |
| Kunde b | 4 | 3 | 2 | 1 |
| Kunde c | 4 | 1 | 3 | 2 |
| Kunde d | 4 | 2 | 1 | 3 |
| Kunde e | 3 | 4 | 2 | 1 |

Tab. 5: Zeitfensterrankings durch Dynamic Slotting

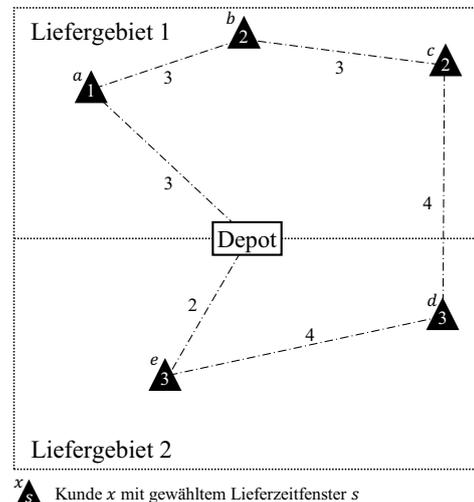


Abb. 4: Lieferroute resultierend aus Dynamic Slotting

Zur Erläuterung wird hierzu die Bestellreihenfolge a, e, b, d, c unterstellt. Tab. 5 zeigt die jeweilige Auswahl an Zeitfenstern, die jedem Kunden auf Basis der unterstellten Bestellreihenfolge angeboten wurde. Abb. 4 illustriert die zugehörige Lieferroute. Die Gesamtlänge kann, im Vergleich zur Steuerung mit den statischen Mechanismen, auf $L_3 = 19$ km reduziert werden. Dies liegt vor allem daran, dass Kunde c zur Wahl eines zu dem von Kunden a gewählten benachbarten Zeitfensters bewegt werden konnte.

2.4. Dynamic Pricing

Wie beim Differentiated Pricing werden beim **Dynamic Pricing** jedem Kunden alle verfügbaren Zeitfenster angeboten, allerdings mit kundenspezifischen **Liefergebühren** für die einzelnen Zeitfenster. Nehmen wir die Möglichkeit zur Einflussnahme auf die Präferenzlisten der Kunden wie beim Differentiated Pricing an und unterstellen die Bestellreihenfolge wie beim Dynamic Slotting (a, e, b, d, c), bieten wir zunächst Kunde a und e alle Zeitfenster zum Ausgangspreis von 3 Euro an. Erhöhen wir für Kunde b die Liefergebühr für $s = 3$, so entscheidet er sich für $s = 2$. Bieten wir Kunde d (c) $s = 2$ ($s = 1$) für 5 Euro und $s = 1$ ($s = 3$) für 4 Euro an, so entscheidet sich Kunde d (c) für $s = 3$ ($s = 2$). Tab. 6 gibt die durch die Preissetzung veränderten Präferenzlisten an. Im Beispiel ergibt sich so dieselbe Lieferroute wie beim Dynamic Slotting aus Abb. 4.

| Ranking | $s = 0$ | $s = 1$ | $s = 2$ | $s = 3$ |
|---------|---------|---------|---------|---------|
| Kunde a | 4 | 1 | 3 | 2 |
| Kunde b | 4 | 3 | 1 | 2 |
| Kunde c | 4 | 3 | 1 | 2 |
| Kunde d | 4 | 2 | 3 | 1 |
| Kunde e | 3 | 4 | 2 | 1 |

Tab. 6: Zeitfensterrankings durch Differentiated Pricing

3. Aspekte bei der Entscheidungsunterstützung

In den bisherigen Beispielen wurden die zentralen Informationen, auf Basis derer die entsprechenden Entscheidungen der vorgestellten Mechanismen zur Nachfragesteuerung getroffen werden, vereinfachend als bekannt vorausgesetzt. Neben dem exakt vorhersehbaren Wahlverhalten der Kunden und der Kenntnis über deren genauen Wohnort können aufgrund der Beispielgröße die Auswirkung einer Entscheidung auf die Liefertour „durch Hinschauen“ sofort bestimmt werden. In der Realität sind diese Informationen allerdings nicht bzw. nur unzureichend im Moment der Entscheidung vorhanden. Bei den stati-

schen Mechanismen werden die Entscheidungen getroffen, bevor der erste Kunde eine Bestellung tätigt, und bei den dynamischen Ansätzen sind lediglich Informationen über die Kunden sicher bekannt, die vor dem Kunden, für den die Entscheidung getroffen werden soll, bestellt haben. Daher werden nachfolgend einige Aspekte vorgestellt, die im Kontext der verschiedenen Mechanismen in Literatur und Praxis diskutiert werden, um vielversprechende Entscheidungen gemäß der Zielsetzung (meist **Gewinnmaximierung**) zu treffen.

3.1. Kundenwahlverhalten

Die Wahl der Lieferzeitfenster der Kunden hat, wie im Ausgangsbeispiel illustriert, einen entscheidenden Einfluss auf die resultierende Lieferroute. Da zum Zeitpunkt der Entscheidung über das Zeitfensterangebot (Slotting) oder die Liefergebühren (Pricing) unklar ist, welcher zukünftige Kunde sich für welches Zeitfenster entscheiden wird, müssen Erwartungen bzgl. des Wahlverhaltens der Kunden bei der Entscheidungsfindung einbezogen werden.

Während wir für die Beispiele vereinfachend statische Präferenzlisten angenommen haben, ist das in der wissenschaftlichen Literatur in diesem Zusammenhang am meisten verwendete Modell zur Abbildung von **Kundenwahlverhalten** das **multinomiale Logit (MNL) Modell**. Es geht davon aus, dass Kunden mit jeder Wahlalternative $s \in \mathcal{S} \cup \{0\}$ (hier: Zeitfenster) einen bestimmten Nutzen U_s verbinden und rational entscheiden, d. h. die Alternative wählen, die den größten Nutzen stiftet. Bei dem auf der Random Utility Theorie basierenden MNL Modell ist der Nutzen U_s als Zufallsvariable $U_s = u_s + \varepsilon_s$ definiert, wobei u_s ein deterministischer Teil und ε_s ein stochastischer Teil des Nutzens U_s ist. Der deterministische Teil u_s wird auf Grundlage beobachtbarer Attribute \mathbf{x}_s einer Alternative s als lineare Funktion der Form $u_s := \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_s$ definiert, wobei der Vektor $\boldsymbol{\beta}$ Nutzenparameter enthält, mit denen die Attribute \mathbf{x}_s gewichtet werden. Dieser beobachtbare, deterministische Teil des Nutzens ist direkt, z. B. über die Liefergebühren, beeinflussbar. Die Teile des Nutzens, die aufgrund z. B. individueller Vorlieben oder unvollständiger Informationen nicht beobachtbar sind, werden durch die stochastische Zufallsvariable ε_s abgebildet, welche im Falle des MNL Modells unabhängig und identisch Gumbel-verteilt sind. Daraus ergibt sich für das MNL Modell die Wahrscheinlichkeit, dass sich ein Kunde für Alternative $s \in \mathcal{S}_0$ entscheidet, wie folgt:

$$P_s = \frac{e^{u_s}}{\sum_{t \in \mathcal{S}_0} e^{u_t}}. \quad (1)$$

Bei der Anwendung des MNL Modells geht man davon aus, dass das Wahlverhalten der gesamten Kundenpopulation

mit dem Vektor β beschrieben werden kann. Eine ebenfalls häufig angewendete Generalisierung ist das Finite-Mixture MNL Modell, bei dem ein Kunde einem vordefinierten Segment angehört (z. B. Studenten, Berufstätige, Rentner). In diesem Fall gibt es für jedes Segment einen eigenen β -Vektor, wodurch unterschiedliches Wahlverhalten der Segmente abgebildet werden kann. In Gönsch et al. (2008a, 2008b) finden sich weitere Details zum MNL Modell sowie Erläuterungen zur empirischen Bestimmung (Schätzung) des β -Vektors.

3.2. Approximation der Lieferroute und -kosten

Um eine sinnvolle Entscheidung bzgl. des Zeitfensterangebotes oder der Liefergebühren treffen zu können, müssen die Auswirkungen der resultierenden Zeitfensterauswahl der Kunden auf die finale Lieferroute betrachtet werden (vgl. Ausgangsbeispiel). Hierbei ergeben sich zwei Herausforderungen: Zum einen ist der genaue Wohnort und die Zeitfensterauswahl der zukünftigen Kunden bei der Entscheidungsfindung, im Gegensatz zu unserem Beispiel, nicht bekannt. Daher ist es u. a. nicht möglich, die exakten Auswirkungen der Zeitfensterauswahl der Kunden auf die endgültige Lieferroute (bzw. bei mehreren Lieferfahrzeugen die Liefer Routen) zu bestimmen. Zum anderen ist das zu Grunde liegende **Vehicle Routing Problem with Time Windows** (VRPTW) zur Bestimmung der optimalen Lieferroute NP-schwer. Das bedeutet, dass eine optimale Lieferroute für realistische Problemgrößen nicht exakt ermittelt werden kann, selbst wenn der Wohnort und die Zeitfensterauswahl der Kunden bekannt wären. Deshalb müssen die Lieferroute sowie die daraus resultierenden Kosten approximativ bestimmt werden.

Die unbekannt Informationen über die Wohnorte der Kunden leitet man i. d. R. aus Vergangenheitsdaten ab, die als Prognose für zukünftige Bestellungen dienen. Auf Basis dieser Prognosen gibt es in der Literatur verschiedene Ansätze, die Lieferroute bzw. -kosten zu approximieren. Einer der beliebtesten Ansätze für dynamische Mechanismen ist die Anwendung der **Insertion Heuristik** für das VRPTW. Hierbei wird der Kunde, für den eine Angebotsentscheidung bzgl. der Zeitfenster oder der Liefergebühr getroffen werden soll, auf Basis eines festgelegten Kriteriums (z. B. minimale Kosten) in die Lieferroute eingefügt, um den Lieferkostenanstieg durch die Belieferung des Kunden zu ermitteln. Um **Stochastik** bzw. **Unsicherheit** der zukünftigen Kundeanfragen abzubilden, beziehen u. a. Yang et al. (2016) die prognostizierten Kunden in die Lieferroute ein, fügen den Kunden in mehrere zufällig generierte Liefer Routen ein und mitteln das Ergebnis.

Ein v. a. im Kontext der statischen Mechanismen häufig verwendeter Ansatz basiert auf dem Einsatz einer **Seed-App-**

proximation. Die grundsätzliche Idee ist hierbei folgende: Von einem „virtuellen Punkt“ (dem Seed), der für jedes Liefergebiet festgelegt wird, wird die durchschnittliche Distanz zu den prognostizierten Kunden in jedem Liefergebiet berechnet. Diese Distanz dient dann als Approximation für die Strecke, die zur Belieferung eines Kunden in dem entsprechenden Liefergebiet zurückgelegt werden muss. Die Distanzen zwischen den Liefergebieten werden durch Strecken zwischen den Seeds approximiert. Je nach Ausgestaltung der Seed-Approximation werden die Seeds für jedes Fahrzeug, Zeitfenster und Liefergebiet bestimmt (vgl. Klein et al. 2018) oder nur pro Liefergebiet gültig für alle Fahrzeuge in allen Zeitfenstern festgelegt (vgl. Agatz et al. 2011).

3.3. Kapazität und Opportunitätskosten

In Abhängigkeit vom gewählten Mechanismus zur Nachfragesteuerung ist statisch oder dynamisch zu entscheiden, welche Zeitfenster und/oder welche Preise in einem Liefergebiet anzubieten sind. Speziell im dynamischen Fall ähneln die zu treffenden Entscheidungen denen im Airline Revenue Management. Dort werden mit Hilfe von Prognosen über zukünftige Anfragen Annahme- und Ablehnungsentscheidungen für Buchungsanfragen in einer bestimmten Buchungsklasse oder Preisentscheidungen mit dem Ziel der Gewinnmaximierung getroffen. Die Entscheidung erfolgt dabei auf Basis der Bestimmung von **Opportunitätskosten** (abgekürzt: OK).

Der Begriff OK stammt aus dem Bereich der entscheidungsorientierten Betriebswirtschaftslehre und weist enge Bezüge zum wertmäßigen Kostenbegriff auf. In der Literatur zur Kostenrechnung und zum Controlling werden OK allgemein als Nutzenentgang bei der alternativen Allokation von knappen Faktoren aufgefasst. Im Fall des Attended Home Delivery kann ein solcher Nutzenentgang für jedes Zeitfenster entstehen, wenn der zukünftige Gewinn durch die Bestellung eines aktuellen Kunden verringert wird, da später eintreffende Kunden aufgrund von Lieferzeit- und Kapazitätsrestriktionen nicht mehr bedient werden können. Der aktuelle Kunde sollte in diesem Falle so gesteuert werden, dass der durch ihn erzielte Einkaufserlös mindestens die resultierenden OK, d. h. den resultierenden zukünftigen Gewinnrückgang, im gewählten Zeitfenster deckt.

Im Folgenden soll am Beispiel des Dynamic Slotting erklärt werden, wie sich OK grundsätzlich ermitteln lassen und wie sich daraus die Entscheidung über die anzubietenden Zeitfenster ableiten lassen. Zunächst wird für einen eintreffenden Kunden unter Einbezug der prognostizierten zukünftigen Nachfrage und mit Hilfe der Liefer Routen- und Kostenapproximation (§ 3.2) der zukünftige erwartete Gewinn für den Fall bestimmt, dass der Kunde abgelehnt wird. Danach

wird der Kunde in jedes zulässige Zeitfenster eingeplant und es wird erneut der zukünftige erwartete Gewinn berechnet. Ein Zeitfenster ist dabei zulässig, wenn der Kunde unter Berücksichtigung der bereits akzeptierten Kunden beliefert werden kann, ohne dass Zeitfenster- oder Kapazitätsrestriktionen verletzt werden. Die resultierenden OK entsprechen dann für jedes zulässige Zeitfenster der Differenz der beiden zukünftigen Gewinne.

Basierend auf den OK lässt sich die Entscheidung über die anzubietenden Zeitfenster für den aktuellen Kunden ableiten. Dazu wird für jede zulässige Zeitfensterkombination δ_0 der erwartete Gewinn errechnet. Dieser ergibt sich aus der Summe der Produkte der Wahrscheinlichkeiten P_s mit der Differenz des Einkaufserlöses des Kunden inklusive einer eventuellen Liefergebühr und der OK für alle Zeitfenster $s \in \delta_0$. Anschließend wird die Zeitfensterkombination gewählt, welche den erwarteten Gewinn maximiert.

Die Verwendung von OK besitzt verschiedene Vorteile. Zunächst lassen sich z. B. je nach verfügbarer Rechenzeit in der Praxis unterschiedlich aufwändige Methoden zu ihrer Bestimmung bzw. Approximation einsetzen. Des Weiteren wird im Falle des Dynamic Slotting die Frage, welche Zeitfenster anzubieten sind, von der Fragestellung der Lieferrouutenplanung entkoppelt. Liegen die OK vor, lässt sich die optimale Zeitfensterkombination ermitteln. Dabei können unterschiedliche Kundenwahlmodelle zum Einsatz kommen. Auch lässt sich bei steigender Zahl an Zeitfenstern das Problem der Auswahl der bestmöglichen Zeitfensterkombination als Optimierungsmodell formulieren. Dabei entstehen häufig Modelle, wie sie aus der Sortimentsplanung bekannt sind.

Im Falle der anderen Mechanismen zur Nachfragesteuerung sind geeignete Anpassungen vorzunehmen und möglich. Im Falle eines Dynamic Pricing bestehen diese etwa darin, dass das Kundenwahlmodell um Liefergebühren zu erweitern ist.

4. Fazit

Inhalt dieses Beitrags sind gewinnmaximierende Mechanismen zur Nachfragesteuerung im Online-Lebensmittelhandel. Nach einer Einführung in die Thematik wurden anhand

eines Beispiels die vier in der wissenschaftlichen Literatur und Praxis vorhandenen Mechanismen vorgestellt und illustriert. Wie schon in anderen Gebieten – z. B. im **Airline Revenue Management** – sind die OK bei knappen Kapazitäten die entscheidende Größe, auf Grundlage derer Entscheidungen getroffen werden sollten. Von zentraler Bedeutung bei deren Bestimmung ist die gemeinsame Betrachtung von Kundenwahlverhalten und Lieferrouutenplanung, da sich diese gegenseitig bedingen.

Relevante Forschungsfragen methodischer Art ergeben sich vor allem aus der Notwendigkeit heraus, dass bei den dynamischen Mechanismen Entscheidungen in **Echtzeit** getroffen werden müssen. Vielversprechend scheint hier die approximative dynamische Optimierung zu sein, um das den dynamischen Mechanismen zugrundeliegende stochastische dynamische Programm zu approximieren und OK in Echtzeit zu bestimmen. Inhaltlich sind beispielsweise die Betrachtung von flexibel konfigurierbaren Zeitfenstern oder Herausforderungen aufgrund der zunehmend angebotenen taggleichen Lieferoptionen von Interesse.

Literatur

- Agatz, N., A. Campbell, M. Fleischmann, M. Savelsbergh. 2011. Time slot management in attended home delivery, in: *Transportation Science*, 45. Jg., Nr. 3, S. 435–449.
- Campbell, A., M. Savelsbergh. 2005. Decision support for consumer direct grocery initiatives, in: *Transportation Science*, 39. Jg., Nr. 3, S. 313–327.
- Gönsch, J., R. Klein, C. Steinhardt. 2008a. Discrete choice modelling (Teil I): Grundlagen, in: *WiSt – Wirtschaftswissenschaftliches Studium*, 37. Jg., Nr. 7, S. 356–362.
- Gönsch, J., R. Klein, C. Steinhardt. 2008b. Discrete choice modelling (Teil II): Anwendungsbezogene Aspekte, in: *WiSt – Wirtschaftswissenschaftliches Studium*, 37. Jg., Nr. 8, S. 412–418.
- Kantar Worldpanel. 2017. The future of e-commerce in FMCG, <https://www.kantarworldpanel.com/global/News/E-commerce-grocery-market-has-grown-30#>. Abgerufen am 17.01.18.
- Klein, R., J. Mackert, M. Neugebauer, C. Steinhardt. 2018. A model-based approximation of opportunity cost for dynamic pricing in attended home delivery, in: *OR Spectrum*, 40. Jg, Nr. 4, S. 969–996.
- Klein, R., M. Neugebauer, D. Ratkovitch, C. Steinhardt. 2019. Differentiated time slot pricing under routing considerations in attended home delivery. *Transportation Science*, 53. Jg, Nr. 1, S. 236–255.
- Yang, X., A. K. Strauss, C. S. M. Currie, R. Eglese. 2016. Choice-based demand management and vehicle routing in e-fulfillment, in: *Transportation Science*, 50. Jg., Nr. 2, S. 473–488.