

Algorithmenbasiertes Pricing

Michael Schleusener

Die ist ein Vorabdruck (Preprint) des gleichnamigen Beitrags, der in dem Buch „Marketing Analytics“, herausgegeben von Marion Halfmann und Katharina Schüller, im Springer Gabler Verlag im Jahr 2021 veröffentlicht werden wird.

Zusammenfassung

Das algorithmenbasierte Pricing ist auf dem Vormarsch – dank der Vielzahl an Daten zum Kundenverhalten, die vor allem online verfügbar sind. Algorithmen werden immer besser darin, auf Basis dieser Daten zum einen Preisbereitschaften abzuschätzen und zum anderen Preisentscheidungen vollautomatisiert durchzuführen. Dabei lässt sich Dynamic Pricing mit unterschiedlichen Preisen im Zeitablauf vom personalisierten Pricing mit seinen individuellen Preisen abgrenzen. Auf Kundenseite und aus verbraucherpolitischer Sicht ergeben sich neue Fragen und Anforderungen an algorithmische Preisentscheidungen. Vor diesem Hintergrund stellen sich zahlreiche Herausforderungen an das Pricing-Management, die vom zielführenden Einsatz dieser Methoden bis zur Sicherstellung der gesellschaftlichen Akzeptanz reichen.

1 Marketing Analytics zur automatisierten Preisgestaltung

1.1 Chancen und Herausforderungen

Algorithmen zur datenbasierten Preissetzung bieten sich insbesondere für den Handel an, der in der Regel über sein gesamtes Sortiment mehrere Tausend Preisentscheidungen zu fällen hat. Je nach Produkt(kategorie) sind unterschiedlich preissensible Kundengruppen zu bedienen. Auch die Wettbewerbsintensität unterscheidet sich über die Produkte hinweg. Während überall erhältliche Markenartikel stärker im Wettbewerb stehen, können Eigenmarken des Handels typischerweise autonom bepreist werden. Gleichzeitig sind mögliche Substitutionsbeziehungen zwischen den Produkten zu beachten. Die Produkte können unterschiedliche Rollen im Kaufprozess des Kunden und im Hinblick auf seinen Warenkorb einnehmen.

Die einfache Verfügbarkeit sowohl von Nutzer- als auch Wettbewerbsdaten im Internet legt nahe, diese Daten zur Preisbildung einzusetzen, zumal entsprechende Entscheidungsunterstützungssysteme existieren und einfach für Händler zugänglich sind. Dazu kommt, dass insbesondere online Preisänderungen ohne Kosten möglich sind. Dies führt dazu, dass auch kleinere Preisänderungen umgesetzt werden können. Die Händler können sehr schnell auf Preisänderungen der Wettbewerber reagieren, was an sich schon zu häufigeren Preisänderungen führen kann; anzumerken ist dabei, dass derzeit doch der größte Teil der Preise über die Zeit konstant bleibt (vgl. Reinartz et al. 2018). Grundsätzlich können unterschiedlichen Kunden auch unterschiedliche Preise angeboten werden. Mit der Ausweitung der verfügbaren Tracking-Daten von Internetnutzern bietet es sich an, auch auf der Ebene der einzelnen Person weiter zu differenzieren. Voraussetzung für eine solche Praxis ist, dass die Kunden sich hinsichtlich ihrer Preisbereitschaft unterscheiden.

Auch interaktive Mechanismen zur Preisfindung können einfach implementiert werden. Neben vielfältigen Formen an Auktionen mit Privatkunden und Unternehmen stehen die automatisch abgewickelten Versteigerungen beispielsweise von Werbeplätzen, die heute den größten Teil der Online-Auktionen ausmachen.

Bei stationären Anbietern bzw. Omnichannel-Anbietern entstehen bei Einsatz von elektronischen Preisauszeichnungen (Electronic Shelf Labels) ebenfalls geringe Kosten bei Preisänderungen. Vor Ort erfasste Daten und die Nutzung von kanalübergreifenden Kundenbindungsprogrammen lassen auch hier eine verstärkte Nutzung von Algorithmen zur dynamischen und auch personalisierten Preissetzung zu.

Ökonomischer Hintergrund ist die Idee der bestmöglichen Abschöpfung unterschiedlicher Zahlungsbereitschaften der Konsumenten. Voraussetzung ist, dass die Konsumenten tatsächlich unterschiedliche Zahlungsbereitschaften aufweisen, d.h. dem angebotenen Produkt oder der angebotenen Dienstleistung einen unterschiedlichen Nutzen zuordnen. Weiterhin muss sichergestellt werden, dass Kunden nicht in der Lage sind, günstigere Preise unterhalb ihrer Preisbereitschaft wahrzunehmen. Daraus ergibt sich eine Preisdifferenzierung ersten Grades, bei der die Preise immer genau auf Höhe der Zahlungsbereitschaft eines Kunden gesetzt werden und somit die gesamte Konsumentenrente abgeschöpft wird (s. Abb. 1).

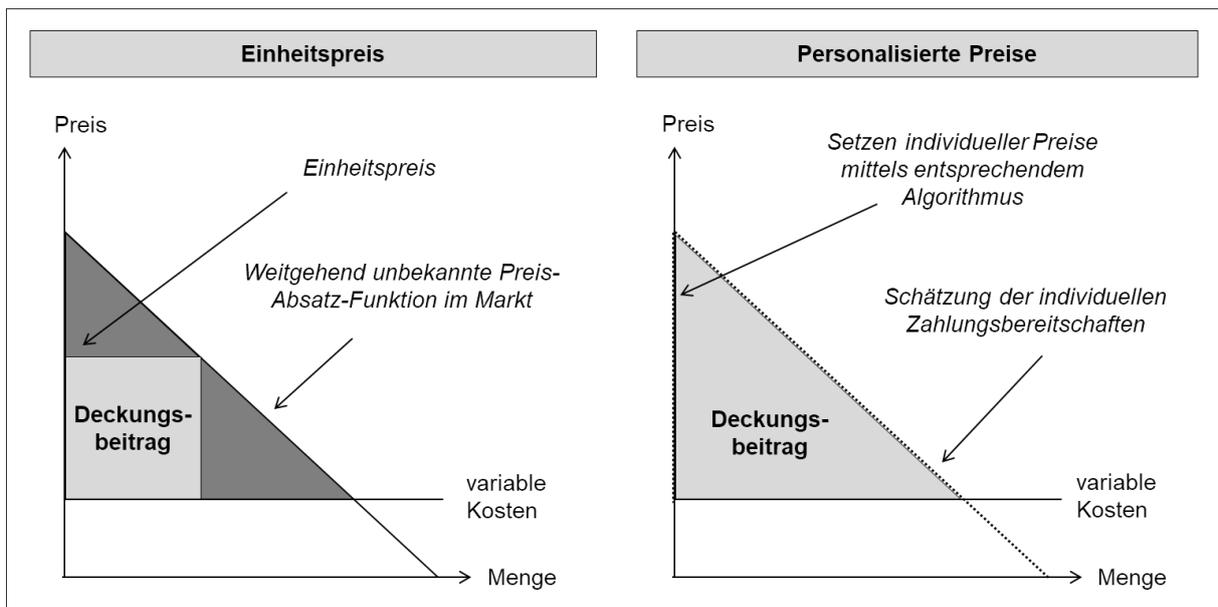


Abb. 1: Vom Einheitspreis zum personalisierten Preis

Treiber dieser Entwicklungen sind die Verfügbarkeit von Daten (wie beispielsweise Tracking-Daten der Kundenaktivitäten im eigenen Online-Shop und auch 3rd-Party-Daten, s. Beitrag von Korth/Zaharia in diesem Band) und die einfache Nutzung von softwarebasierten Algorithmen auf Unternehmensseite, wobei eine merkbare Umsetzung noch aussteht (vgl. Verbraucherzentrale Brandenburg e. V. 2018). Aus Sicht von Kunden und insbesondere Verbraucherschützern trifft sie auf Skepsis aus rechtlichen und auch aus Fairness-Gesichtspunkten. Kritische Stimmen in der Öffentlichkeit befürchten, dass einige Verbrauchergruppen bei der Anwendung automatisierter bzw. algorithmischer Preisbildung mehr bezahlen müssten. Auch die Politik hat sich des Themas angenommen und werden in einer EU Richtlinie bestimmte Transparenzpflichten für Unternehmen, die automatisierte Preisbildung nutzen, festgelegt. Ein weiterer Kritikpunkt ist die entweder den Kunden verborgene oder aber von diesen nicht explizit freigegebene Nutzung persönlicher Daten zur Preisbildung. Übersehen wird bei dieser öffentlichen Diskussion regelmäßig, dass eine Preisdifferenzierung immer auch dazu führt, Konsumenten mit geringerer Preisbereitschaft die Nutzung von Angeboten überhaupt erst zu ermöglichen. Vor diesem Hintergrund ist es zunächst notwendig, die verschiedenen Formen der automatisierten Preisbildung zu systematisieren.

1.2 Systematisierung algorithmischer Preisbildung

Unter dem Stichwort Dynamic Pricing werden heute häufig alle Preisänderungen zusammengefasst, die in einem engen zeitlichen Zusammenhang stehen. Dabei kann es sich sowohl um Anpassungen im Zeitverlauf als auch um Preisanpassungen aufgrund von persönlichen Merkmalen handeln (Spann/Skiera 2020). Dabei sind Veränderungen von Preisen im Zeitablauf altbekannt, sei es aufgrund einer veränderten Wettbewerbssituation, dem Abverkauf von Saisonartikeln oder im Rahmen des Revenue Managements. Grundsätzlich handelt es sich hier um vom Unternehmen vorab festgelegte Preise (posted-price) und nicht um interaktiv bestimmte Preise. Bei diesen scheint es wenig Sinn zu machen, von dynamischer Preissetzung zu sprechen, da die Aushandlung basierend auf der individuellen Preisbereitschaft ja gerade der konstitutive Faktor einer interaktiven Preisbildung ist. Weiterhin bezieht sich der Begriff der Preisdifferenzierung nur auf Preise für ein und denselben Artikel oder eine trotz Preisunterschieden identische Dienstleistung, ansonsten wäre von Produktdifferenzierung zu sprechen. In den folgenden Ausführungen sollen die Arten der hier diskutierten Preisdifferenzierung nach dynamischer und personalisierter Preisdifferenzierung

unterteilt werden, wobei weiterhin nach dem Auslöser für die jeweilige Preissetzung unterschieden werden soll (s. Abb. 2).

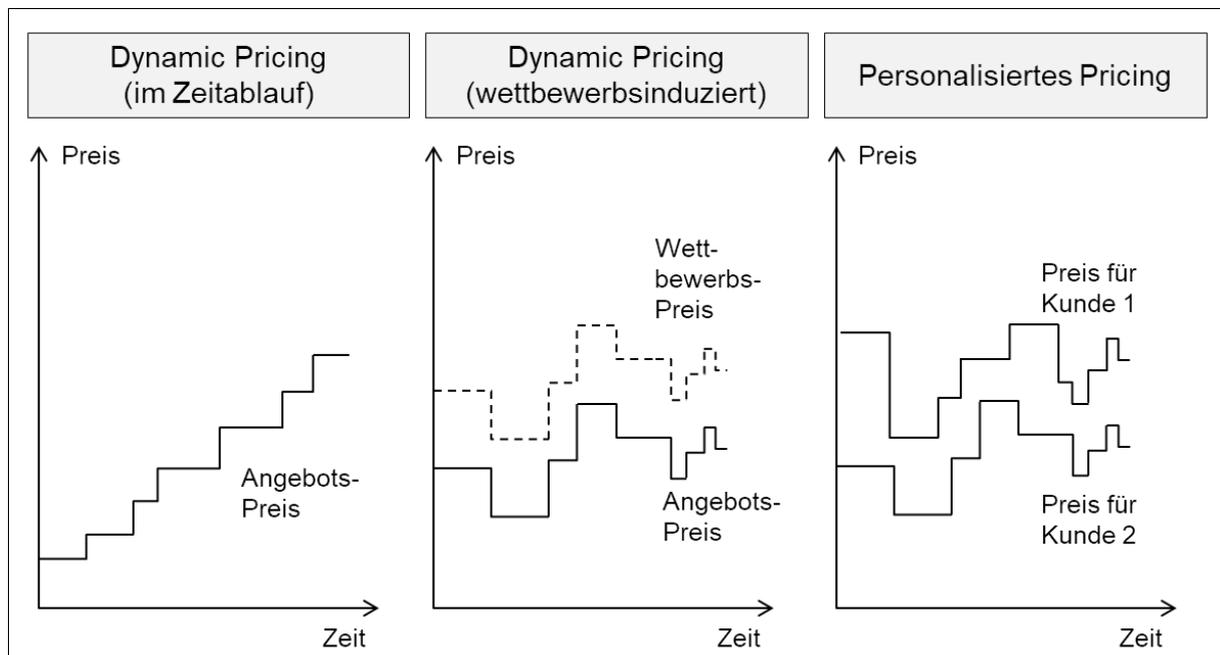


Abb. 2: Systematisierung der hier diskutierten Preisdifferenzierung

Für die weitere Diskussion erscheint es sinnvoll, dynamische Preise ausschließlich als Preisänderungen im Zeitablauf zu diskutieren. Diese können einerseits manuell herbeigeführt, andererseits auch über Algorithmen automatisch berechnet werden. Dabei ist nach den Gründen für Preisänderungen zu unterscheiden. Ein typischer unternehmensbezogener beziehungsweise dem Produkt immanenter Grund sind Preisänderungen in Abhängigkeit vom verfügbaren Lagerbestand, des Einstandspreises, der Abverkaufsrate oder der fortschreitenden Saisonzeit.

Weiterhin kann die Nachfrageentwicklung zu Preisänderungen führen. Im einfachsten Fall kann beispielsweise eine kurzfristig hohe Nachfrage zu einer Preiserhöhung führen. Auf Basis von Daten über die historische Nachfrageentwicklung können Algorithmen unter Berücksichtigung der noch zu erwartenden Nachfrager und deren Preisbereitschaft und vor dem Hintergrund knapper Kapazitäten zu einer Maximierung des Gesamtdeckungsbeitrags eingesetzt werden. In diesen Fällen müssen Prognosen oder zumindest Verteilungsannahmen über die zukünftigen Nachfrager und ihre Zahlungsbereitschaft und die ihnen zuzuordnenden Kaufzeitpunkte gemacht werden.

Auch die Orientierung an Wettbewerbspreisen kann zu einer Vielzahl an kurzfristigen Preisänderungen führen. So lassen sich insbesondere online verfügbare Preise von Wettbewerbsangeboten recht einfach auslesen oder bei entsprechenden Dienstleistern erwerben. Diese können dann im Zusammenhang mit weiteren, vom Preismanagement definierten Bedingungen wie beispielsweise der gewünschten Wettbewerbspositionierung genutzt werden, um die eigenen Preise in einem optimalen Abstand zu setzen.

Unabhängig oder auch in Kombination mit der dynamischen Dimension können Preise bei entsprechender Datenverfügbarkeit durch Algorithmen auch personalisiert werden. Dabei wird versucht, die Zahlungsbereitschaft der Konsumenten unter Berücksichtigung der Wettbewerbssituation abzuschöpfen. Damit ergeben sich für jeden Kunden unterschiedliche Preise.

Es werden auch alle drei Dimensionen kombiniert eingesetzt. Die Rahmenbedingungen sind dabei immer vom Management festzulegen, beispielsweise die akzeptierte Häufigkeit von Preisänderungen in einem bestimmten Zeitraum.

Im Folgenden soll dieser dargestellten Unterteilung Rechnung getragen werden, indem zunächst Preisänderungen durch Algorithmen im Zeitablauf und anschließend personalisierte Preise untersucht werden.

2 Dynamische Preise im Zeitverlauf

2.1 Nachfrageorientierte Preise

Bei einer sehr einfachen Form von Preisveränderungen folgt die Preisänderung der Nachfrage. Bei hoher Nachfrage erhöhen sich die Preise, bei geringer Nachfrage werden diese gesenkt. Gibt es beispielsweise bei Tankstellen vor Feiertagen oder bei Ferienbeginn eine erhöhte Nachfrage, dann können auch die Preise erhöht werden.

Bereits in den siebziger Jahren des vergangenen Jahrhunderts begannen Fluggesellschaften damit, Algorithmen zur Preisbildung einzusetzen, das so genannte Revenue Management (vgl. für einen guten Überblick Kimes/Wirtz 2015). In Abhängigkeit vom Buchungszeitpunkt werden den Kunden unterschiedliche Preise für den gleichen Flug angeboten. Dahinter steckt der Ansatz, für einen bestimmten Flug unterschiedlich große Kontingente an Tickets zu unterschiedlichen Preisen anzubieten; diese Kontingente (typischerweise rund ein Dutzend) stehen dann im vorher vor dem Hintergrund historischer Buchungsverläufe (d.h. einer entsprechenden Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ankunft weiterer Nachfolger folgend) festgelegten Umfang zum Verkauf zur Verfügung. Insbesondere dem Prognosemodell kommt dabei eine große Bedeutung zu. Ist ein Kontingent zu einem bestimmten Preis verkauft, dann gelangt das Kontingent mit dem nächsthöheren Preis in den Verkauf. Letztlich ist somit nicht die Preisdifferenzierung der Ausgangspunkt, sondern eine Art der Kapazitätssteuerung. Voraussetzungen für eine erfolgreiche Anwendung sind die Notwendigkeit zur Vorausbuchung, kurzfristig fixe Kapazitäten, die bei Nichtnutzung wertlos werden und unterschiedliche Zahlungsbereitschaften der Nachfrager zu unterschiedlichen Buchungszeitpunkten. Typischerweise ist dies in Dienstleistungsbranchen der Fall, so dass Revenue Management beispielsweise auch in Hotels, Restaurants und in der Logistik eingesetzt wird. Gerade bei Hotels kommt gleichzeitig den Wettbewerbspreisen eine hohe Bedeutung zu, während Airlines häufig einen größeren Teil ihrer Strecken als Monopolisten bedienen. Algorithmisches Pricing zeichnet sich hier dadurch aus, dass aggregierte Nachfragefunktionen geschätzt werden. Diese Verfahren werden heute jedoch verfeinert, indem der Fokus sich auf den Einzelkunden verlagert und versucht wird, die Preise anhand weiterer Merkmale zu personalisieren – damit verlagert sich das Pricing von den rein dynamischen Preisen zu den personalisierten Preisen.

Auf Konsumgütermärkten lassen sich solche Techniken nur bedingt einsetzen. Häufig sind dort Güter und Kapazitäten nicht knapp, sondern können nachbestellt werden. Weiterhin unterscheiden sich die Preisbereitschaften insbesondere bei Verbrauchsgütern nur bedingt nach dem Kaufzeitpunkt. Dennoch gibt es ähnliche zumindest teilweise Problemfelder, die im Folgenden weiter ausgeführt werden.

Ein typischer Anwendungsfall für dynamisches Pricing ist das Markdown Pricing beispielsweise in der Modebranche – das zeigt auch die zwei Seiten der Medaille bei variablen Kapazitäten, wie sie typischerweise bei Händlern zu finden sind. So kann sich ein Händler auf die Beschaffungs- bzw. Einkaufsseite fokussieren und versuchen, sein Inventory Management zu optimieren; der Preis wird dann als von außen vorgegebene Größe betrachtet (bzw. häufig in Form einer Zuschlagskalkulation in Abhängigkeit vom Einkaufspreis gesetzt). Passen Preis und eingekaufte Menge nicht zusammen, dann

wird die überschüssige Kapazität im sogenannten Markdown-Pricing verkauft. So werden jedes Jahr mehr als eine Billion Dollar in Markdown-Pricing investiert, indem Preisabschläge nach einfachen Heuristiken, Erfahrungswissen und Bauchgefühl festgelegt werden (vgl. auch im folgenden Seara et al. 2020, S. 1). Mit der Nutzung von Pricing-Algorithmen lassen sich in diesem Bereich deutliche Gewinnsteigerungen realisieren. Dazu werden im ersten Schritt die Verkaufsverläufe der aktuellen SKUs analysiert und mit denen gematched, die in der Vergangenheit beobachtet werden konnten. Anschließend werden Gruppen von SKUs mit ähnlichen Mustern zusammengefasst. Darauf aufbauend kann in einem zweiten Schritt ein Nachfragemodell entwickelt werden, das weitere Marketingaktivitäten als Einflussfaktoren berücksichtigt und Hinweise auf die zu erwartenden Preiselastizitäten gibt. Im dritten Schritt wird das Modell angewendet, in Abhängigkeit der realen Abverkaufsdaten ein passendes Szenario ausgewählt und in Preisentscheidungen umgesetzt.

Das Inventory/Replenishment Management kann mit einem dynamischen Preismanagement ergänzt werden. Dabei ergeben sich im Vergleich zum Revenue Management andere Herausforderungen, da das Bestandsmanagement mit zu berücksichtigen ist (vgl. auch im folgenden Elmaghraby/Keskinocak 2003). Es lassen sich folgende situative Bedingungen systematisieren (s. Abb. 3):

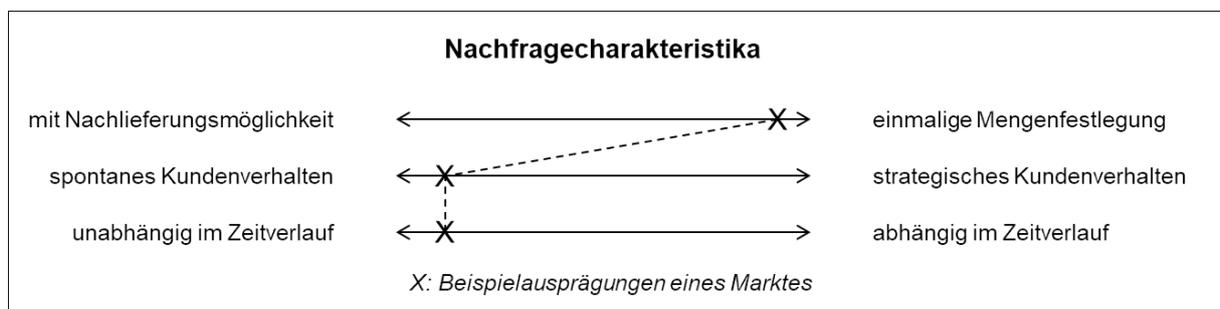


Abb. 3: Dimensionen der Nachfragecharakteristika von Märkten mit dynamischer Preisbildung

Mit/ohne Nachlieferungsmöglichkeit: Bei manchen Artikeln, typischerweise Saisonartikeln, muss die gesamte Menge einmalig am Anfang der Saison geordert werden. Dies bedingt eine andere Pricing-Strategie als wenn die Möglichkeit von Nachlieferungen gegeben ist.

Nachfrageabhängigkeiten im Zeitablauf: Bei Gebrauchsgütern wird häufig während eines Produktlebenszyklus nur eine Einheit des Produktes von jedem einzelnen Kunden gekauft; damit kann die Menge der gesamten Nachfrage als fix angesehen werden. Eine Herausforderung für das dynamische Preismanagement ergibt sich aus der Abhängigkeit der Verkäufe im Zeitablauf: der Verkauf einer Einheit zu einem bestimmten Zeitpunkt zu dem dann geltenden Preis führt zwangsläufig dazu, dass zu einem späteren Zeitpunkt mit diesem Kunden kein weiterer Umsatz gemacht werden kann. Insofern determiniert eine Preisentscheidung heute bereits die Pricing-Möglichkeiten in der Zukunft. Anders sieht dies bei Verbrauchsgütern (FMCG) aus, da bei diesen regelmäßig wieder ein neuer Bedarf entsteht und damit Preisentscheidungen heute nicht Preisentscheidungen in der Zukunft beeinflussen.

Spontan versus strategisch entscheidende Kunden: Spontan entscheidende Kunden kaufen sofort, sobald der Preis niedriger ist als ihre Zahlungsbereitschaft. Der Verkäufer muss sich keine Gedanken über die Auswirkungen zukünftiger Preissenkungen machen, da die spontan entscheidenden Kunden dann ihren Bedarf bereits gedeckt haben. Eine spätere Preissenkung hat dann keine Auswirkungen auf deren Käufe (es sei denn, sie nutzen beim Online-Kauf die Rückgabemöglichkeiten). Preisentscheidungen bei strategisch kaufenden Kunden sind wesentlich komplexer, da diese einen Kauf von der von ihnen erwarteten Preisentwicklung abhängig machen. Weiterhin kann strategisches

Verhalten auch dazu führen, dass Kunden in Erwartung weiter sinkender Preise mehr Produkte zurückschicken (vgl. Bandi et al. 2018); die dadurch entstehenden Opportunitätskosten sind dann bei der Preisentscheidung mit zu berücksichtigen.

Die aufgeführten Merkmale weisen je nach Markt unterschiedliche Kombinationen auf. So sind eine mögliche Form von Märkten solche, bei denen der Bestand fix ist und auch keine Möglichkeit der Nachlieferung besteht und keine Abhängigkeiten im Zeitablauf. Die Kunden reagieren spontan. Insofern besteht eine zentrale Herausforderung darin, die Ankunftswahrscheinlichkeiten der Kunden und deren Preisbereitschaften im Zeitablauf zu prognostizieren.

Auch auf der Managementseite gibt es eine Reihe von Entscheidungstatbeständen (s. Abb. 4).

Die Richtung der Preisänderungen ist grundsätzlich festzulegen. So kann festgelegt werden, dass Preise im Zeitablauf nur steigen können (zum Beispiel häufig bei Fluglinien). Alternativ können Preise nur sinken (beim Ausverkauf beispielsweise). Oder Preise dürfen sowohl steigen als auch sinken, also beliebig schwanken. Die Entscheidung in dieser Hinsicht hängt u.a. vom Anteil der strategisch entscheidenden Kunden und dem Management der Kundenerwartungshaltung ab.

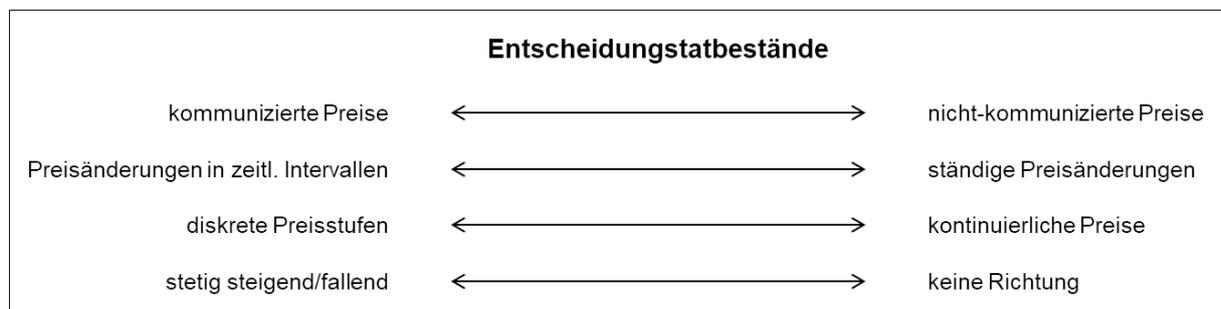


Abb.: 4: Beispielhafte Entscheidungstatbestände beim Dynamic Pricing

Weiterhin ist zu definieren, ob Preisänderungen jederzeit erfolgen können oder ob definierte Abstände zwischen den einzelnen Preisänderungen einzuhalten sind. Dies hängt sicherlich auch von der Wettbewerbsintensität ab. Längere Intervalle der Preisstabilität können sich positiv auf die Wahrnehmung der Konsumenten auswirken.

Preise können offen kommuniziert werden oder aber nicht-kommuniziert sein; ein Anwendungsbeispiel wäre im personalisierten Pricing die Aussendung von personalisierten Coupons, die üblicherweise nicht öffentlich bekannt sind.

Letztlich ist festzulegen, ob ausschließlich vorab definierte Preispunkte genutzt werden (beispielsweise Nutzung von bestimmten Preisstufen und/oder Endziffern, also 24,95 und 29,95 usw.) oder jeder Preis genutzt werden kann (wie dies beispielsweise bei Benzinpreisen an Tankstellen der Fall ist).

Weitere Herausforderungen, die sich auf die optimale Formulierung von Algorithmen zur Lösung dieser Art von dynamischen Pricing-Problemen auswirken, sind die Existenz von mehreren, voneinander abhängigen Produkten oder auch die Nutzung von mehreren Vertriebskanälen mit unterschiedlich preissensiblen Nachfragern.

2.2 Wettbewerbsorientierte Preise

Dynamisch sich im Zeitverlauf ändernde Preise können auch durch die Berücksichtigung der Preise von Wettbewerbern zustande kommen. Dies gilt insbesondere online, wo teilweise geringe Suchkosten dazu führen, dass die Wechselneigung von Kunden bei Preisänderungen eines Anbieters, zu einem wichtigen Faktor für die verkaufbaren Mengen eines Onlineshops wird. Zentrale Voraussetzung für die

Berücksichtigung von Wettbewerbspreisen ist eine sinnvolle Abgrenzung des relevanten Marktes und damit der überhaupt zu berücksichtigenden Wettbewerber. Aus Sicht des Preismanagements sind diese dadurch gekennzeichnet, dass eine hohe Kreuzpreiselastizität zwischen den eigenen Angeboten und denen des betrachteten Wettbewerbers besteht. Der Einfluss des Wettbewerbspreises auf den eigenen Preis hängt also davon ab, wie sensibel die eigenen Kunden auf Preisänderungen des Wettbewerbs reagieren. Schon erste sehr simple Algorithmen zur Preissetzung haben daher dafür gesorgt, dass Unternehmen automatisiert die eigenen Preise den Wettbewerbspreisen anpassen konnten. Im Laufe der Zeit wurden die entsprechenden Algorithmen so verfeinert, dass eine Vielzahl an Parametern berücksichtigt werden können und eigenen Preismaßnahmen auf Basis von vorher festgelegten Regeln gesteuert werden können. So kann festgelegt werden, welche Wettbewerber berücksichtigt werden sollen und welche Preise dieser Wettbewerber ggf. gematcht oder unterboten werden sollen. Weiterhin ist als Zielfunktion für den Algorithmus ein Fokus auf Menge und Umsatz oder ein Fokus auf Deckungsbeitrag zu definieren. Solche Regeln sind weitgehend manuell festzulegen und beruhen auf Beobachtungen und strategischen Überlegungen des Managements.

Typischerweise erfolgt im Rahmen von Preisexperimenten eine Betrachtung von Preisen und dazu gehörenden Abverkaufszahlen, während Promotion-Bedingungen und andere Faktoren gleich bleiben (vgl. z.B. Fisher et al. 2017). Nicht direkt beobachtbar sind die verkauften Mengen der Wettbewerber, allerdings kann die Nicht-Verfügbarkeit von Ware („stockouts“) der Wettbewerber registriert werden. Auch über die realisierten Mengeneffekte können indirekt Erkenntnisse über die Absatzsituation der Wettbewerber berechnet werden.

3 Personalisierte Preise

Personalisierte Preise bedeuten, dass Preise genau in Höhe der Zahlungsbereitschaft einer bestimmten Person zu einem bestimmten Zeitpunkt gesetzt werden. Damit kann der Anbieter seinen Gewinn maximieren; es handelt sich um eine Preisdifferenzierung ersten Grades und ermöglicht die Abschöpfung der gesamten Konsumentenrente. Zentrale Voraussetzung ist natürlich die Kenntnis der individuellen Zahlungsbereitschaft. Im Wettbewerbsumfeld und bei der Durchführung von Preisvergleichen durch die Konsumenten dürften jedoch die Wettbewerbsangebote eine Umsetzung dieser Strategie verhindern. Wenn der Wettbewerbspreis unter der individuellen Zahlungsbereitschaft liegt, setzt dieser die Preisobergrenze. Trotzdem können personalisierte Preise helfen, Pricing-Ziele wie Umsatzmaximierung oder Neukundengewinnung besser umsetzen zu können.

In stationären Geschäften können die jeweiligen Käufe bereits Schlussfolgerungen über individuelle Preisbereitschaften zulassen. Beim Einsatz von Kundenbindungsprogrammen stehen natürlich mehr Datenpunkte zur Verfügung. Online können noch einfacher Daten erhoben und genutzt werden. Die Möglichkeiten hängen von den eingesetzten und vom Kunden akzeptierten Tracking-Methoden ab. Über 3rd-Party-Cookies können gegebenenfalls auch Informationen über die gesamte Customer Journey berücksichtigt werden. Noch besser sieht die Situation aus, wenn der Kunde ein Kundenkonto angelegt hat und damit auch demographische Daten genutzt werden können. Auch Käufe über eine Unternehmens-App liefern besser zuzuordnende Daten.

In Verbindung mit bereits vorhandenen Informationen über die Verteilung von bestimmten Merkmalen in der gesamten Kundschaft reichen einige wenige zusätzliche Daten aus, um im Rahmen einer Bayes'schen Statistik Abschätzungen über Kaufwahrscheinlichkeiten zu bestimmten Preisen zu machen (vgl. Rossi et al. 1996 im Kontext von Target Couponing).

Unter Wettbewerbsbedingungen rückt der Fokus stärker auf die Phase, in der Kundendaten, die zur Personalisierung notwendig sind, gewonnen werden können (vgl. dazu und im folgenden Choe et al. 2017). Tatsächlich ist die Gewinnung dieser Daten nicht kostenlos, denn die potenziellen Kunden

müssen zunächst einmal kaufen, damit auch eine formale Kundenbeziehung entsteht und diese Kunden später individuell angesprochen werden können. Dies kann zunächst niedrige Preise für diese Kunden bedeuten. Es könnte sogar einen recht erheblichen Preiswettbewerb geben, um an die entsprechenden Kundendaten zu gelangen. Insofern sind Strategien personalisierter Angebote auch vor dem wettbewerblichen Aspekt der initialen Kundengewinnung zu betrachten. Vor diesem Hintergrund könnten auch einfachere Preisstrategien, eventuell auch in Verbindung mit einer einfachen Produktdifferenzierung wieder relevant werden.

Wichtig ist in dem Kontext der Personalisierung auch, ob die Händler oder die Hersteller über ihren Direktvertrieb ein personalisiertes Pricing implementieren (vgl. Jullien 2019). Bei einheitlichen Preisen sind alle Kanäle zu nutzen, doch personalisierte Preise beim Händler und einheitliche Preise im Direktvertrieb sollten den höchsten Gewinn ermöglichen. Hintergrund ist neben der reduzierten Wettbewerbssituation auch, dass Händler durch ihr breiteres Sortiment besser in der Lage sein sollten, die relevanten Daten zu erheben. Das Problem der optimalen Abstimmung der verfügbaren Vertriebskanäle ist also auch bei personalisierten Preisen zu lösen. Insofern zieht das Pricing-Problem Implikationen für die Vertriebspolitik nach sich und kann nicht isoliert von anderen Marketingmaßnahmen optimiert werden.

4 Berücksichtigung nicht-preislicher Aspekte

4.1 Preisfairness und ethische Rahmenbedingungen

Das Konstrukt Preisfairness ist im Rahmen der Pricing Forschung in den letzten Jahren zunehmend in den Fokus gerückt (vgl. Xia et al. 2006). Insbesondere dynamische und auch personalisierte Preise werden in diesem Kontext kritisch diskutiert. Zentrale Frage dabei ist, was die Konsumenten als fair betrachten. So gibt es unterschiedliche Mechanismen, die Konsumenten anwenden und dann zu dem Urteil führen, ob eine Transaktion als fair oder unfair betrachtet wird. Stehen diese Dimensionen im Konflikt mit den dynamischen bzw. personalisierten Ansätzen, so kann eine solche Preisdifferenzierung den Gesamteindruck, den ein Händler gegenüber dem Kunden vermittelt, negativ beeinflussen (vgl. Rainartz/Wiegand 2019).

Die gesellschaftliche Akzeptanz algorithmischer Preisbildung wird zunehmend auch unter ethischen Gesichtspunkten diskutiert (vgl. van der Rest et al. 2020; Gerlick/Liozu 2020). Dabei werden unter anderem Kategorien wie betrügerische Handlungen, generelle Fairness und soziale Gerechtigkeit angesprochen. Bei letzterer geht es darum, welche Konsumenten welche Daten zur Verfügung stellen und anschließend von geringen Preisen profitieren oder eben nicht. Auch die von Seele et al. (2018) vorgenommene Einteilung in Micro, Meso und Macro-Effekte wird von den Autoren als gut, schlecht oder ambivalent beurteilt. Dabei geht es im Kern der Überlegungen in der Regel um die Verteilung der Konsumentenrente. Übersehen wird regelmäßig, dass bei einer erfolgreichen Preisdifferenzierung auch diejenigen Konsumenten zum Zuge kommen, bei denen Einheitspreise über ihrer Zahlungsbereitschaft gelegen und die damit gar nicht gekauft hätten. Generell werden algorithmische Pricing-Verfahren, gerade wenn sie zu personalisierten Preisen führen, in der Gesellschaft eher kritisch wahrgenommen, was wiederum zu Rufen nach staatlicher Regulierung führen kann.

4.2 Rechtliche Aspekte

Die relevanten rechtlichen Aspekte lassen sich in die Bereiche Wettbewerbsrecht, Datenschutz und Anti-Diskriminierungsregelungen aufteilen (s. Abb. 5; vgl. Gerlick/Liozu 2020 und Tillmann/Vogt 2018).

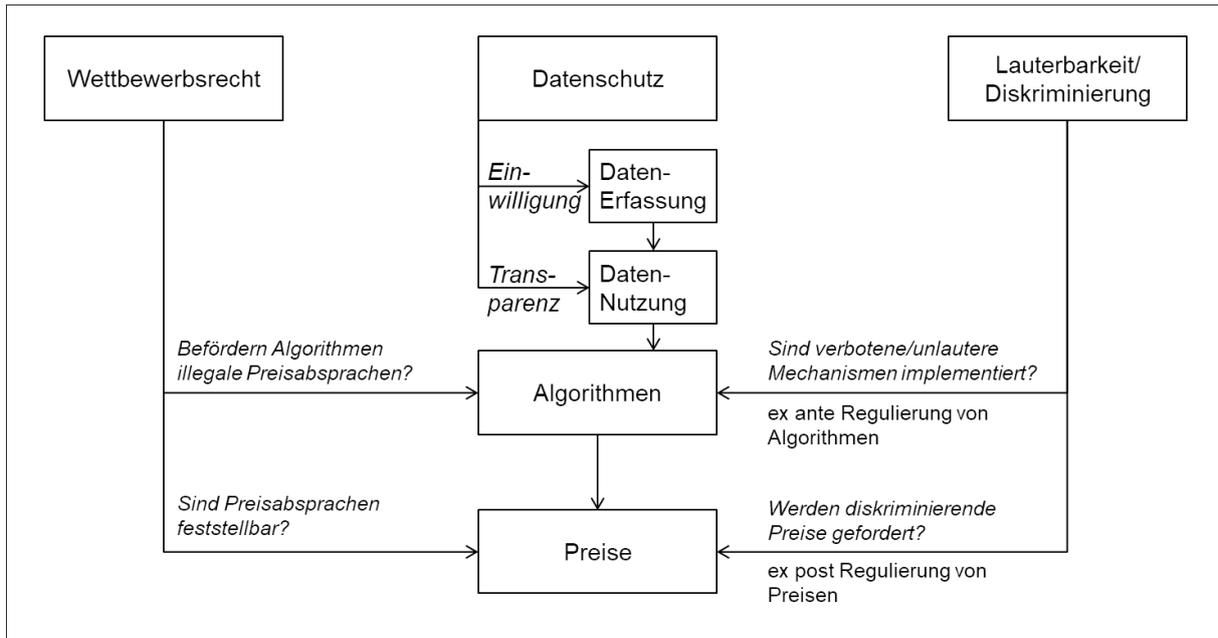


Abb. 5: Systematisierung der rechtlichen Einflussfaktoren

Bei den rechtlichen Rahmenbedingungen sind insbesondere Transparenzpflichten und auch Einschränkungen hinsichtlich der Datennutzungsmöglichkeiten der Kundendaten zu berücksichtigen. Grundsätzlich dürfen Unternehmen eine automatisierte, auf Algorithmen basierende Preissetzung einsetzen. Gleichzeitig gibt es Bestrebungen, im Sinne des Verbraucherschutzes eine solche Praxis den Konsumenten gegenüber transparent zu machen. Die Funktionsweise des Algorithmus bzw. die Art, wie ein Unternehmen seine Preise festlegt, müssen dabei dem Konsumenten nicht im Detail vorgelegt werden (Richtlinie (EU) 2019/2161 (45)). Allerdings gibt es bestimmte Merkmale, nach denen nicht diskriminiert werden darf und die sich aus den Vorschriften des Allgemeinen Gleichbehandlungsgesetzes ergeben. Aus Sicht des Pricing sollten diese Einschränkungen allerdings weniger bedeutsam sein, da die Korrelation zwischen den dort aufgeführten Merkmalen und der individuellen Preisbereitschaft vermutlich ohnehin eher gering ist.

Ein funktionierender Wettbewerb, der geringe Such- und Wechselkosten voraussetzt, führt zu einer hohen Bedeutung von Wettbewerbspreisen bei automatischen Pricing-Ansätzen. Die Ermittlung von individuellen Zahlungsbereitschaften bleibt ein wichtiges Ziel, die Abschöpfung dieser Zahlungsbereitschaften wird bei funktionierendem Wettbewerb jedoch nur im Kontext des wettbewerblichen Preisgefüges und bei Konsumenten mit hohen Suchkosten möglich sein. Personenbezogene Preisbildung dürfte grundsätzlich in Bezug auf UWG und BGB Normen zulässig sein, auch wenn Anpassung der gesetzlichen Grundlagen zum Schutz verletzlicher Gruppen diskutiert werden (vgl. Ebers 2018).

Algorithmische Preisbildung führt auch zu der Frage, ob Algorithmen lernen könnten, dass Preisabsprachen zu höheren Gewinnen führen (vgl. auch im folgenden Calvano et al 2019). Es lassen sich zunächst adaptive Algorithmen und lernende Algorithmen unterscheiden. Bei den adaptiven Algorithmen kann festgestellt werden, dass diese typischerweise in zwei Phasen arbeiten: zunächst erfolgt eine Lernphase und anschließend die Optimierungsphase. Dabei folgen sie den einprogrammierten Regeln, was dazu führt, dass eine Zusammenarbeit zwischen Preissetzungsalgorithmen nur dann zu erwarten ist, wenn die menschlichen Programmierer eine solche vorgesehen haben. Ein Nachweis eines solchen typischen menschlichen Verhaltens ist allerdings nicht anders als bei traditionellen Preisabsprachen, die eben auch zwischen Managern von

Unternehmen erfolgen. Selbstlernende Mechanismen wie der Q-Learning-Algorithmus verfügen nicht über eine vorgegebene Modellstruktur und werden auch nicht zunächst trainiert, sondern können direkt produktiv werden. Calvano et al. (2019) berichten, dass diese Algorithmen in einem Gefangenendilemma zu kooperativem Verhalten gebracht werden können, dies grundsätzlich also möglich wäre. Sie zeigen drei Richtungen auf, wie mit diesem Phänomen wettbewerbsrechtlich umgegangen werden könnte: erstens könnte man gar nichts tun in der Annahme, dass sich kein neues Problem entwickelt. Alternativ könnte man den Einsatz solcher Algorithmen regulieren, und zwar entweder ex ante durch Offenlegung oder ex post, wenn Wettbewerbseinschränkungen beobachtet werden können.

5 Umsetzung online und stationär

In der Praxis stehen der Umsetzung von durch Algorithmen gebildeten Preisen, die dazu noch häufig geändert werden oder auch personalisiert sind, einige Hindernisse entgegen (vgl. Schleusener 2017). Wie bereits ausgeführt dürfte es sehr schwierig werden, unterschiedliche und personalisierte Preise innerhalb eines eigenen Onlineshops anzubieten. Bei der dynamischen Preisbildung sind ebenfalls ein paar Fallstricke zu beachten. So gibt es in Deutschland die Möglichkeit, zumindest den Onlinekauf innerhalb von 14 Tagen zu widerrufen. Bei einer Preissenkung in diesem Zeitraum besteht immer die Gefahr, dass die Kunden die Waren zurückschicken und zu dem niedrigeren Preis erneut kaufen. Im stationären Einzelhandel gibt es darüber hinaus weitere Herausforderungen. So sind kurzfristige und dynamische Preisanpassungen aufgrund der dort bei manueller Preisauszeichnung durchaus vorhandenen Kosten für Preisveränderungen enge Grenzen gesetzt, es sei denn, der Händler investiert in moderne Electronic Shelf Labels. Dabei ist allerdings zu beachten, dass auch in diesem Szenario die Preisänderungen nicht untertägig erfolgen können. Zumindest während der Anwesenheit von Kunden wird sich eine Preisänderung auch aufgrund der Preisangabenverordnung kaum realisieren lassen. Etwas einfacher mag in diesem Falle eine dynamische Preissetzung bei Tankstellen beispielsweise für das Lebensmittelsortiment sein; so experimentieren einige Anbieter damit, die Preise für das Lebensmittelsortiment beispielsweise ab 22 Uhr, wenn die konkurrierenden Tankstellen schließen, automatisch anzuheben.

Personalisierte Preise im stationären Handel lassen sich mithilfe von Kundenbindungsprogrammen realisieren, wenn die Kunden jeden einzelnen Einkauf auch erfassen (wie dies beispielsweise bei Lidl Plus der Fall ist). Damit ergibt sich eine personenbezogene und recht umfassende Möglichkeit zur Analyse des Einkaufsverhaltens. Auf dieser Basis lassen sich mithilfe der Informationen über andere Kunden Wechselwahrscheinlichkeiten zwischen unterschiedlichen Produkten bei entsprechenden Preis-Incentives berechnen. Heutzutage werden solche Programme sinnvollerweise nicht auf Basis von physischen Karten, sondern vielmehr als App auf dem Smartphone implementiert. Damit ergibt sich die Möglichkeit, dem Kunden in Echtzeit Rabatte auf bestimmte Produkte anzubieten. Das Kaufverhalten lässt sich so unmittelbar beeinflussen. Aus Händlersicht dürfte eine Ausweitung der von diesen Kunden gekauften Kategorien und der Wechsel auf Produkte mit höherer Marge interessant sein; vor allem lassen sich mit zielgerichteten Coupons hohe Opportunitätskosten einsparen. Algorithmen können beispielsweise auf Basis von Bayes'schen Netzwerken die entsprechenden Kaufwahrscheinlichkeiten bei bestimmten Preisnachlässen berechnen.

Im Onlinehandel steht die eindeutige Identifizierung des jeweiligen Kunden am Anfang jeder Personalisierung von Preisen. Dabei bietet sich ähnlich wie im stationären Handel an erster Stelle die Selbstidentifikation der Kunden an. So können zumindest nach dem erfolgten Login dem jeweiligen Kundenkonto alle relevanten Informationen zugeordnet werden. Die Herausforderung besteht darin, die außerhalb des jeweiligen Websitebesuchs angefallenen Informationen ebenfalls zu erhalten und zu integrieren. Die Ausspielung und Anzeige der individualisierten Preise kann dann bei bzw. nach

vorherigem Login direkt im Onlineshop des Anbieters erfolgen. Natürlich ist ein entsprechendes Incentive notwendig, damit die Kunden sich tatsächlich auch vor einem Kauf einloggen. Eine andere Variante ist der Versand von personalisierte Rabattcodes, die jeweils nur nach einem Login eingesetzt werden können. Damit können die Konsumenten zielgerichtet zum Kauf bestimmter Produkte gebracht werden.

6 Fazit und Ausblick

Das algorithmische Pricing wird in Zukunft weiter an Bedeutung gewinnen. Dafür spricht die weiter anwachsende Menge an nutzbaren Daten sowie die Weiterentwicklung der entsprechenden Methoden.

Aus betriebswirtschaftlicher Seite besteht weiterhin Forschungsbedarf bei den komplexeren Fragestellungen und Konstellationen wie strategischem Kundenverhalten und Mehrprodukt-Ansätzen. Weiterhin ist die Übersetzung der Forschungsergebnisse in entsprechende Softwarelösungen notwendig und, noch wichtiger, es sind entsprechende Anwendungskompetenzen auf Seiten des Managements zu entwickeln. Die Softwarehersteller versprechen schon heute extrem einfach zu integrierende automatisierte Pricing-Lösungen, doch eine kritische Auseinandersetzung der Nutzer in den Unternehmen mit solchen Lösungen bleibt unabdingbar. Die Managemententscheidungen wie Abgrenzung der Wettbewerber oder Festlegung der Rahmenbedingungen für die Preisentscheidungen werden auch in Zukunft nicht so einfach auf automatisierte Systeme delegierbar sein.

Gerade für eher traditionell aufgestellte Händler wird es noch schwieriger werden, um eine Professionalisierung des Pricings heranzukommen. Doch die weiter ansteigende Wettbewerbsintensität wird den Unternehmen keine Wahl lassen.

Die gesellschaftliche und verbraucherpolitische Debatte zum algorithmischen Pricing wird weitergehen und immer wieder in einzelne Gesetzesvorhaben münden. Ausgehend von Fairness-Aspekten, ethischen Überlegungen und dem gerade in Europa eine zentrale Stellung einnehmenden Datenschutz werden die Unternehmen sich weiteren Anforderungen ausgesetzt sehen.

Es ist zu erwarten, dass die Preisspreizung zunehmen wird, ohne dass dies unmittelbar offensichtlich ist. Vielmehr dürften die Preise in den Online-Shops eher das Basispreisniveau abbilden, von dem aus dann individuelle Discounts gegeben werden. Preissensible Kunden werden sich durch ihr Verhalten (regelmäßiger Login, Anmeldung zu Discount-Newslettern, Nutzung von Preissuchmaschinen usw.) offenbaren und können dann mit entsprechenden Preisreduktionen gewonnen werden. Dabei dürfte Push-Ansätzen eine größere Bedeutung zukommen, da damit ein personalisierter, niedriger Preis mit der entsprechenden Kommunikation verbunden wird; gleichzeitig ist dies ein wichtiger Baustein einer personalisierten Shopping-Umgebung. Darüber hinaus sind solche Aktionen wesentlich weniger sichtbar und damit weniger der öffentlichen Kritik ausgesetzt.

Literaturverzeichnis

Bandi, C., Moreno, A., Ngwe, D., & Xu, Z. (2018). Opportunistic Returns and Dynamic Pricing: Empirical Evidence from Online Retailing in Emerging Markets. Working Paper 19-030, Harvard Business School.

Bruno, J., Reisinger, M., & Rey, P. (2019). Personalized Pricing and Brand Distribution. Working Paper TSE - 995. Toulouse School of Economics.

- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V., & Pastorello, S. (2019). Algorithmic Pricing What Implications for Competition Policy? *Review of Industrial Organization*. <https://doi.org/10.1007/s11151-019-09689-3>.
- Choe, C., King, S., & Matsushima, N. (2019). Pricing with Cookies: Behavior-Based Price Discrimination and Spatial Competition. *Management Science, Articles in Advance*, S. 1–19. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2873>.
- Ebers, M. (2018). Beeinflussung und Manipulation von Kunden durch „Behavioral Microtargeting“: Verhaltenssteuerung durch Algorithmen aus der Sicht des Zivilrechts. *MMR* 7, S. 423-428.
- Elmaghraby, W., & Keskinocak, P. (2003). Dynamic Pricing in the Presence of Inventory Considerations: Research Overview, Current Practices, and Future Directions. *Management Science*, 49(10), 1287–1309.
- Fisher, M., Gallino, S., & Li, J. (2017). Competition-Based Dynamic Pricing in Online Retailing: A Methodology Validated with Field Experiments. *Management Science, Articles in Advance*, 1–19. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2753>.
- Gerlick, J. A., & Liozu, S. M. (2020). Ethical and legal considerations of artificial intelligence and algorithmic decision-making in personalized pricing. *Journal of Revenue and Pricing Management* 19, S. 85–98. <https://doi.org/10.1057/s41272-019-00225-2>.
- Kimes, S. E., & Wirtz, J. (2015). Revenue Management: Advanced Strategies and Tools to Enhance Firm Profitability. *Foundations and Trends in Marketing*, 8(1), 1-68. <http://dx.doi.org/10.1561/17000000037>.
- Reinartz, W., Haucap, J., Wiegand, N., & Hunold, M. (2018). Preisdifferenzierung und –dispersion im Handel. *IFH White Paper* (6), Köln.
- Reinartz, W., Wiegand, N. (2019). The Perils of Retail Price Differentiation: Why Nobody Wins When Customers Lose. *NIM Marketing Intelligence Review*, 11(1), 31-35. <https://doi.org/10.2478/nimmir-2019-0005>.
- Rossi, P. E., McCulloch, R. E., & Allenby, G. M. (1996). The Value of Purchase History Data in Target Marketing. *Marketing Science*, 15 (4), S. 321-340.
- Schleusener, M. (2017). Personalisierte Preise im Handel – Chancen und Herausforderungen. In E. Stüber, K. Hudetz (Hrsg.), *Personalisierung im Handel* (S. 71-89). Wiesbaden: SpringerGabler.
- Seara, J., Biscarini, L., Bianchi, F., Todescan, S., Callersten, J., & Doderò, L. (2020). The Advanced Analytics behind Fashion Company Markdowns. Boston Consulting Group.
- Seele, P., Dierksmeier, C., Hofstetter, R., & Schultz, M. D. (2019). Mapping the Ethicality of Algorithmic Pricing: A Review of Dynamic and Personalized Pricing. *Journal of Business Ethics*. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04371-w>.
- Spann, M., & Skiera, B. (2020). Dynamische Preisgestaltung in der digitalisierten Welt. *Schmalenbachs Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung*, 72(3), S. 321–342.
- Tillmann, T. J., Vogt, V. (2018). Personalisierte Preise – Diskriminierung 2.0? *ABIDA-Dossier* September 2018.
- van der Rest, J.-P. I., Sears, A. M., Miao, L., & Wang, L. (2020). A note on the future of personalized pricing: cause for concern. *Journal of Revenue and Pricing Management* 19, S. 113–118. <https://doi.org/10.1057/s41272-020-00234-6>.

Verbraucherzentrale Brandenburg e. V. (Hrsg.) (2018). Individuelle Preisdifferenzierung im deutschen Online-Handel. Eine Untersuchung der Verbraucherzentralen – November 2018.

Xia, L., Monroe, K. B., & Cox, J. L. (2004). The Price Is Unfair! A Conceptual Framework of Price Fairness Perceptions. *Journal of Marketing* 68(October), 1–15.