

# **Suchmaschinenwerbung – Ein Instrument für individualisiertes Marketing**

**Unveröffentlichtes Manuskript, Juni 2010**

**Autor: Prof. Dr. Constantin Lange (Europafachhochschule Fresenius)**

## **1. Einleitung**

Der Gebrauch von Web-Suchmaschinen wie Google nimmt kontinuierlich zu. Allein in Deutschland werden pro Monat mehr als drei Milliarden Suchanfragen auf Google abgeschickt. Neben der wachsenden Nutzung ist auch die wirtschaftliche Bedeutung von Suchmaschinenwerbung in Deutschland in den letzten Jahren signifikant gewachsen. Kein anderer Werbeträger in Deutschland erzielt so hohe Werbeumsätze wie Google. Während die klassischen Medien darüber hinaus auch noch mit sinkenden Einnahmen zu kämpfen haben, steigen die Ausgaben für Onlinewerbung und insbesondere Suchmaschinenwerbung weiter an.

Suchmaschinenanfragen sind in der Regel kurz und beinhalten präzise und oft umfassende Informationen über die Präferenzen des suchenden Nutzers. Dies versetzt Suchmaschinenbetreiber in die einzigartige Lage, Werbung sehr genau auf die zum Ausstrahlungszeitpunkt relevanten Bedürfnisse der Nutzer zu individualisieren.

Im deutschen Sprachraum ist bis auf wenige Ausnahmen (Skiera et al. 2008; Olbrich/Schultz 2008) bis heute nur wenig Forschungsarbeit in diesen neuen Medienzweig geflossen. In der angelsächsischen Fachliteratur existiert hingegen inzwischen eine Vielzahl von wissenschaftlichen Beiträgen zu ökonomischen Fragen des Suchmaschinenmarketings (siehe weiter unten). Allerdings ist die praktische und normative Relevanz dieser Forschungen nicht immer direkt offensichtlich.

Der vorliegende Beitrag versucht eine Brücke zwischen den existierenden Forschungsarbeiten und der Praxis des Suchmaschinenmarketings zu schlagen. Zu diesem Zweck werden nach einer einführenden Beschreibung der Funktionsweise des Suchmaschinenmarketings die Ergebnisse der ökonomischen Forschungen zu diesem Thema vorgestellt und um praxisrelevante Darstellungen erweitert.

## 2. Zur Funktionsweise von Suchmaschinenwerbung

Suchmaschinenwerbung wird auch als Sponsored Web Search, Sponsored Links, Adwords, Paid Search oder Keyword Advertising bezeichnet. Die mit Abstand bedeutendste Online-Suchmaschine für den deutschen Markt ist mit einem Marktanteil von rund 90% Google. Das Konsortium Yahoo-Bing kommt aktuell lediglich auf knapp 5% der Suchanfragen.

Werbekunden buchen bei Suchmaschinen Suchbegriffe (Keywords).<sup>1</sup> Immer wenn von einem Internetnutzer nach einem der gebuchten Begriffe gesucht wird, erscheint die vier- bis fünfzeilige Anzeige des Werbekunden oberhalb oder rechts von den redaktionellen Suchergebnissen im Bereich der Anzeigen (Abbildung 1).

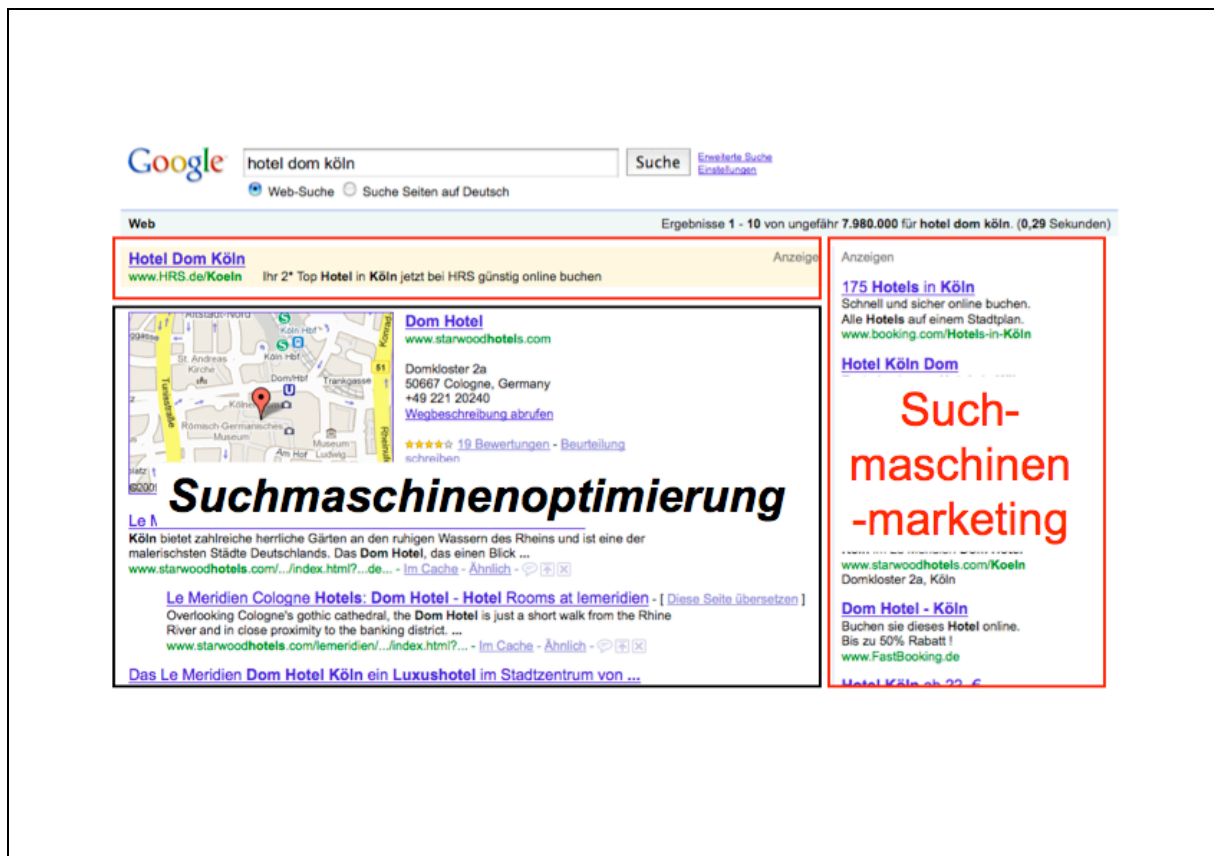


Abbildung 1: Google Suchergebnisse unterteilen sich in Anzeigen (rot umrandet) und redaktionelle Ergebnisse (schwarz umrandet)

<sup>1</sup> Zu den verschiedenen Zuordnungsmechanismen von gebuchten Suchbegriffen und den Suchanfragen der Nutzer, insbesondere bei Suchanfragen mit mehreren Begriffen, siehe Abschnitt 4.2.3.

In den klassischen Medien wird Werbung in der Regel auf Basis des Tausender-Kontakt-Preises (Zahlung pro Sichtkontakt) verkauft. Dies war auch die vorherrschende Preisbemessung zu Anfang der Vermarktung von Internetwerbung in den frühen neunziger Jahren. Die technischen Möglichkeiten des Internets gestatten jedoch ein verfeinertes Modell. Beim sogenannten Cost-per-Click Modell, bezahlen Werbekunden erst dann, wenn ein Nutzer auf ihr Werbemittel klickt. Dieses Verfahren wurde im Jahre 1997 von Yahoo (damals noch GoTo) eingeführt. Zur Ermittlung des Klick-Preises verwendete Yahoo eine offene Erstpreisauktion. Jeder Werbekunde hinterlegte ein Gebot, welches seiner Zahlungsbereitschaft für einen Klick bei dem betreffenden Keyword entsprach. Werbekunden konnten nun genau definieren, bei welchen Anfragen sie eingeblendet werden wollten. Es war nun auch möglich mit kleineren Tagesbudgets zu werben, da jeder Klick einzeln abgerechnet wurde. Schließlich ersparte sich Yahoo durch diesen Mechanismus hohe Kosten für eine eigene oder ausgelagerte Vertriebsorganisation, da Kunden mit wenigen Klicks selbst Kampagnen einstellen können.

Bei jeder einzelnen Suchanfrage wurde und wird weiterhin in Echtzeit eine Auktion unter den Werbekunden durchgeführt, die Gebote für den betreffenden Begriff abgegeben haben. Ziel der Auktion ist die Ermittlung der Position, an der die Anzeige der Werbekunden eingeblendet wird. Die Anzeigenposition, von oben in der Mitte bis rechts unten, hat direkte Auswirkungen auf die zu erwartende Klickzahl. Während Anzeigen an der Position 1 eine Click-thru-Rate – Anteil der Klicks pro Sichtkontakt – von 6% erzielen können, liegen die Click-thru-Raten auf Positionen 8 bis 11 rechts unten bei unter 1%. Zwar steigen mit sinkender (besserer) Anzeigenposition die Kosten pro Klick, aber die erwartete Klickzahl steigt ebenfalls, so dass der Höher-Bietende in Summe mehr Klicks erhält.

Yahoo ordnete die Suchbegriffe anfangs entsprechend der Höhe der Gebote. Jeder Kunde zahlte bei Klick auf seine Anzeige den von ihm gebotenen Wert. Die Einfachheit dieses Modells führte zu einem rasanten Wachstum. Allerdings war der verwendete Auktionsmechanismus noch unvollkommen (Edelmann et al. 2006: 246). Im Februar 2002 führte Google ein eigenes Auktionssystem ein, das auf einer verdeckten Zweitpreisauktion (Generalized Second Price Auction - GSP) basierte. Jeder Werbekunde zahlte bei einem Klick auf seine Anzeige nur noch einen Preis, der dem Gebot des direkt unter ihm stehenden Bieters entsprach.

Nunmehr wird dieses Verfahren mit kleinen Variationen auch von Yahoo verwendet, wobei beide Suchmaschinen inzwischen die Position der Anzeigen auf Basis der erwarteten Umsätze bestimmen (Ranking by Revenue – RBR). Für jeden Bieter wird für jeden Suchbegriff das Produkt aus seinem Gebot  $g$  und dem sogenannten Qualitätsfaktor  $q$  seines Suchbegriffes gebildet. Der Qualitätsfaktor berücksichtigt Faktoren wie die erwartete positionsunabhängige Click-thru-Rate der Anzeige (Haupteinflussgröße), die Qualität des Anzeigentextes und die Qualität der Landingpage (Ladedauer, Inhaltlicher Zusammenhang mit Keyword und Anzeigentexten). Die genaue Definition des Qualitätsfaktors wird aber nicht explizit offengelegt<sup>2</sup>. Der Bieter mit dem höchsten Produkt erhält die Anzeigenposition eins und so weiter. Der an Position  $i$  gezahlte Preis  $p_i$  errechnet sich aus dem Gebot des nächstplatzierten und dem Quotienten der Qualitätsfaktoren der beiden Bieter (Varian 2006: 1174).



Ein hoher Qualitätsfaktor reduziert folglich bei gleicher Anzeigenposition den gezahlten Preis.

### 3. Überlegungen zur Gestaltung des Preisbildungsmechanismus

Die rasche Entwicklung der Preismechanismen der Suchmaschinenanbieter basiert auch auf neueren Forschungsergebnissen zum Auktionsdesign. Sie zeigt, dass die beiden großen Anbieter Google<sup>4</sup> und Yahoo neue Erkenntnisse in ihr wirtschaftliches Kalkül mit einbeziehen. Es lässt durchaus die Vermutung zu, dass es sich bei dem derzeit verwendeten Mechanismus möglicherweise auch noch nicht um den endgültigen Mechanismus handelt, da inzwischen neuere Forschungsergebnisse vorliegen, die weiterentwickelte Modelle vorschlagen.

---

<sup>2</sup> Der von Google Adwords angezeigte Quality Score der einzelnen Suchbegriffe stimmt offensichtlich nicht mit dem für die Berechnung der Anzeigenposition verwendeten Qualitätsfaktor überein.

<sup>4</sup> Google hat eine Reihe von eigenen Mitarbeitern, die aktiv an Forschungen zum Auktionsdesign arbeiten (z.B. Varian, Aggarwal, Even-Dar, Feldman, Muthukrishnan).

Grundlagenarbeiten zur ökonomischen Beurteilung von Suchmaschinenwerbeauktionen finden sich in den Arbeiten von Vickrey (1961) über Zweitpreisauktionen bei denen die Teilnehmer verschlossene Gebote für ein Produkt abgeben, welches dann an den Bieter mit dem höchsten Gebot zum Preis des zweithöchsten Gebotes verkauft wird. Weitere Basisarbeiten wurden von Demange et al (1985) mit dem Konzept der „Matching Markets“ geliefert. Für jede Einheit eines Produktes bilden sich hier spezifische Anbieter-Nachfrager Paare<sup>5</sup> so wie dies auch bei der Auktion von Anzeigenplätzen auf Suchmaschinen der Fall ist, sofern man jede Anzeigenposition als eigenständiges Produkt definiert.

Kernfrage der neueren Arbeiten zum Suchmaschinenmarketing ist die Konfiguration des Auktionsmechanismus aus Sicht des Suchmaschinenbetreibers. Hierbei stehen im wesentlichen zwei Fragen im Vordergrund: (1) Ist die Auktion so gestaltet, dass ein natürlicher Anreiz der Bieter besteht, ihre tatsächlichen Zahlungsbereitschaften offen zu legen oder bietet das Auktionsverfahren Raum für taktische Gebote (z.B. um seinen Wettbewerber zu schädigen)? Die (2) zweite Frage ist, ob der Auktionsmechanismus stabile Ergebnisse liefert, so dass es dominante Strategien gibt, die zu Nash-Gleichgewichten führen. Dies wird dann erreicht, wenn jeder Bieter sich am Ende an einer Anzeigenposition befindet, bei der er weder eine niedrigere, teure Position, noch eine günstigere, höhere Position anstrebt.

Brandt et al. (2005) und Edelman/Ostrovsky (2005) zeigen, dass Zweitpreisauktionen unter dem Gesichtspunkt der Umsatzmaximierung für den Suchmaschinenbetreiber vorteilhafter sind als Erstpreisauktionen. Borgs et al. (2005), Abrams et al. (2006) und Metha et al. (2007) untersuchen weiterführend den in der Praxis relevanteren Fall von Bietern, die Ihre Gebote unter Einhaltung einer Budgetgrenze abgeben. Der eingesetzte Auktionsmechanismus wird zu einem Allokationsmechanismus, der bestrebt ist, die zu verteilenden Produkteinheiten umsatzmaximal auf die Bieter zu verteilen. Keiner der von Ihnen vorgeschlagenen Mechanismen kann jedoch den Umsatz erzielen, der möglich wäre, wenn der Verkäufer im Vorhinein die Zahlungsbereitschaften der Bieter kennen würde.

Edelman et al. (2006) demonstrieren, dass das von Suchmaschinen verwendete generalisierte Zweitpreisauktionsverfahren (GSP) nicht zu denselben Ergebnissen führt wie der generalisierte Vickrey-Clark-Groves (VCG) Mechanismus. Während der geklickte

---

<sup>5</sup> Im ursprünglichen Untersuchungsbeispiel wird der Markt für Arbeitsstellen betrachtet.

<sup>7</sup> Dieses Verfahren erscheint aus praktischer Sicht allerdings relativ schwierig umsetzbar zu sein.

Werbekunde beim GSP Modell das Gebot des unter ihm stehenden Bieters bezahlt, sieht der VCG Mechanismus vor, dass er nur die von ihm verursachten Externalitäten gegenüber den anderen Bietern zahlt. Der ursprüngliche VCG-Mechanismus könnte aus theoretischer Sicht sogar vorteilhafter sein, da er die Anreize für strategische Gebote eliminieren würde, während die Angabe der tatsächlichen Zahlungsbereitschaften bei GSP keine dominante Strategie ist. Trotzdem verwenden sowohl Google als auch Yahoo weiterhin das GSP Verfahren. Dies mag unter anderem auch daran liegen, dass VCG erstens schwer zu erklären ist, bei VCG die gezahlten Beträge in der Einführungsphase niedriger sind und auch die langfristigen Umsatzauswirkungen für die Suchmaschinenbetreiber unsicher sind. Aggarwal et al. (2006) und Lahaie (2006) erweitern diese Arbeiten. Sie vergleichen die Anordnungsverfahren der Anzeigen der Bieter in den Werbeplätzen gemäß dem rank-by-bid (RBB) und dem rank-by-revenue (RBR) Verfahren. Lahaie et al. (2007) schlagen vor, einen Mittelweg zwischen RBB und RBR zu wählen (was Google inzwischen auch tut). Aggarwal et al. (2006) empfehlen unter Verweis auf die Defizite der existierenden Zweitpreisverfahren in Bezug auf die Offenlegung der echten Zahlungsbereitschaft der Bieter eine Methode der „gestaffelten Auktion“, bei dem für den Werbekunden der Preis dergestalt berechnet wird, dass er für Klicks, die er auch auf unteren Positionen erhalten hätte, die Preise der unteren Positionen zahlt und er für seine Position den höheren Preis nur für die zusätzlich erhaltenen Klicks zahlt<sup>7</sup>.

Borgs et al. (2007) untersuchen das schon von Asdemir (2006) erwähnte Phänomen von im Zeitablauf sinkenden und steigenden Klickpreisen (Cycling) und regen an, kleine zufällige „Störungen“ in die verwendeten Auktionsmechanismen einzubauen, um so Cyclingeffekte zu reduzieren. Mahidan/Tomak (2007) diskutieren eine Weiterentwicklung der Abrechnungsmethoden von Pay-per-Click hin zu Pay-per-Action Abrechnungsverfahren. Goel/Munagala (2009) beschreiben ein hybrides Auktionsverfahren, welches es Werbetreibenden erlaubt, entweder auf PPC oder auf TKP Basis Gebote abzugeben. Kunden ohne Click-thru-Historie könnten so in die Lage versetzt werden über TKP Gebote schnell gute Anzeigenpositionen zu erhalten. Weitere Forschungen konzentrieren sich auf den Zusammenhang zwischen Umsatzmaximierung und Zufriedenheit der Nutzer. Richardson et al. (2007) entwickeln ein Modell zur Vorhersage von Click-thru-Raten von Anzeigen, mit dem Ziel sowohl die Zufriedenheit der Suchmaschinennutzer als auch die Umsätze der Suchmaschinenbetreiber zu steigern. Zhu et al. (2009) entwickeln ein Anzeigenrankingverfahren, welches die Umsätze der Suchmaschinen und die

Nutzerzufriedenheit maximiert. Sculley et al. (2009) regen an, „Bounce Rates“ – den Prozentsatz von Nutzern, die nach einem Klick auf eine Webseite diese sofort wieder verlassen, zu berücksichtigen.

Die in der US-amerikanischen Literatur dargestellten Modelle zum Auktionsdesign und zu Gebotsstrategien sind abstrakt und ohne tiefere mathematische Vorkenntnisse oft nur schwer zu durchdringen. Wir entwickeln daher im Folgenden ein graphisches Modell, anhand dessen Beobachtungen im Suchmaschinenmarketing dargestellt und erläutert werden können.

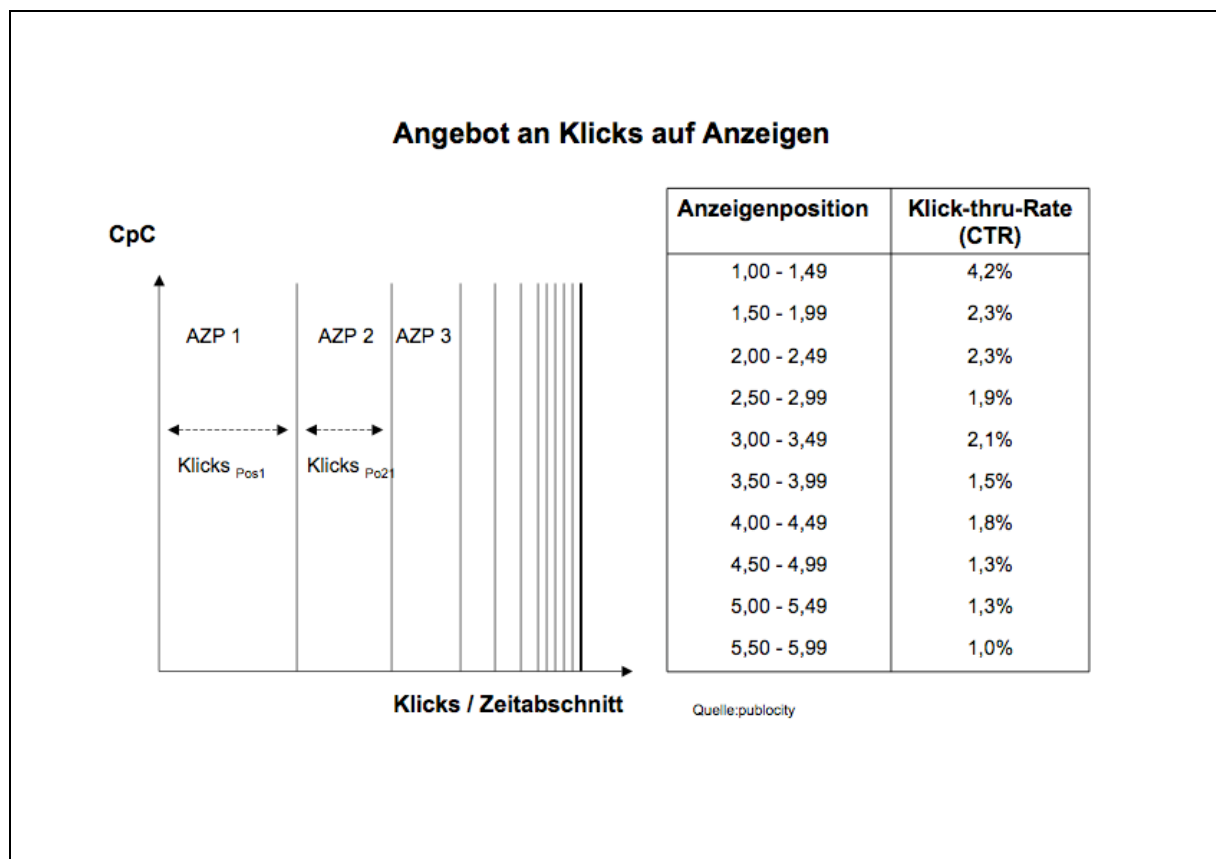


Abbildung 2: Angebotskurve für Klicks in Suchmaschinen

Die Darstellung der Angebotskurve für Klicks auf Anzeigen (Abbildung 2) erfolgt als Darstellung der Angebotskurven für die von Google vergebenen Anzeigenplätze. Die Angebotsmenge ist dabei unabhängig von dem gebotenen CpC. Sie leitet sich aus der Anzahl der Suchanfragen der Nutzer nach dem jeweiligen Suchbegriff und der für die jeweilige Anzeigenposition durchschnittlichen Click-thru-Rate ab. Das Suchverhalten der Google Nutzer ist unabhängig von der Höhe des von den werbetreibenden Unternehmen Preis für die Werbung. Die Angebotskurven sind als „aggregiertes“ Strahlenbündel dargestellt, wobei die mögliche Menge an Klicks pro Anzeigenposition mit steigender Anzeigenposition abnimmt.

Dies entspricht der Beobachtung, dass die Click-thru-Raten mit steigenden Anzeigenpositionen abnehmen (Abbildung 2 rechts). Bei Suchbegriffen mit hohen Suchvolumina sind die Abstände zwischen den einzelnen Angebotsstrahlen größer, da die Gesamtsumme der möglichen Klicks höher ist.

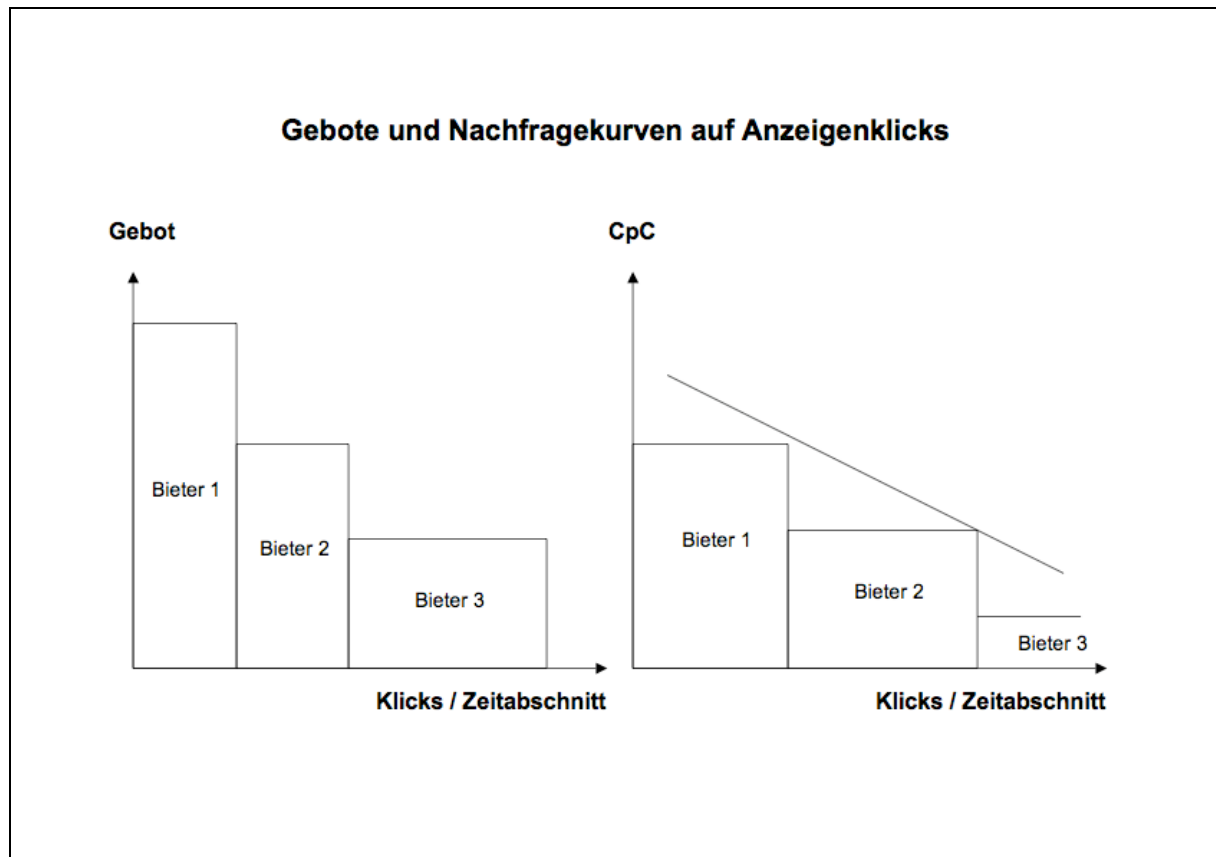


Abbildung 3: Nachfragekurvenbildung für einen Suchbegriff im Suchmaschinenmarketing

Die Nachfrage nach Klicks auf Anzeigen wird vom Wettbewerb um den jeweiligen Suchbegriff bestimmt. Sowohl die Anzahl der Bieter, als auch die Zahlungsbereitschaft der Werbetreibenden für diesen Suchbegriff sind ausschlaggebend für den Verlauf der Nachfragekurve. Die Nachfragekurve entspricht den in absteigender Reihenfolge sortierten Zahlungsbereitschaften der Kunden für gegebene Mengeneinheiten (Abbildung 3 links) an Klicks auf ihre Anzeige, korrigiert um den Mechanismus der Zweitpreisauktion (Abbildung 3 rechts). Die Flächen der Rechtecke entsprechen dem vom Bieter vorgegebenen Budget für den Zeitabschnitt. Eine Erhöhung der Gebote eines Kunden führt zu einer Rechtsdrehung der Nachfragekurve nach oben, wobei der höher bietende Nachfrager den Platz mit seinen links von ihm angeordneten Wettbewerbern tauscht. Eine Budgeterhöhung eines Bieters führt in der Regel zu einer Linksdrehung der Nachfragekurve nach. Allerdings muss berücksichtigt werden, dass jeder Werbekunde zeitgleich immer nur eine Anzeigenposition belegen kann.

Verteilen sich die Anzeigeneinblendungen und Anzeigenklicks eines Werbekunden im betrachteten Zeitabschnitt über mehrere Anzeigenpositionen, so kann die Summe der prozentualen Anteile, die er an den möglichen Klicks seiner Anzeigenpositionen erhält 100% nicht übersteigen (Abbildung 4)<sup>8</sup>. Bieter 2 und Bieter 3 in Abbildung 4 können Ihr Budget nicht ausschöpfen, da die angebotenen Klickzahlen auf den von ihnen belegten Anzeigenpositionen nicht ausreichen.

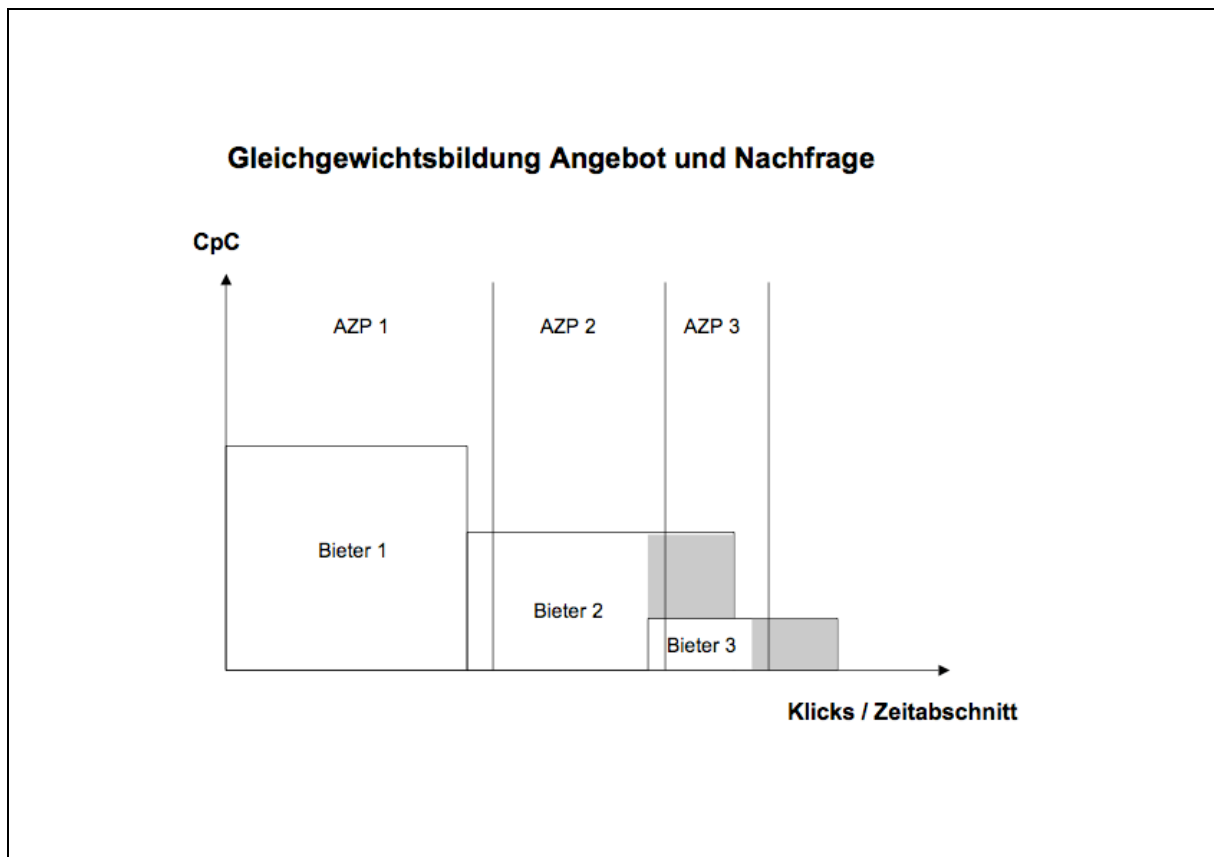


Abbildung 4: Gleichgewichtsbildung und Budgetunterausschöpfung

Beispielhaft wollen wir dieses Modell auf das Phänomen von saisonalen Schwankungen bei Suchanfragen anwenden. Diese lassen sich für den Begriff „Hochseilgarten“ beobachten (Abbildung 5 links). Es ist nachvollziehbar, dass in den Sommermonaten mehr Menschen einen Ausflug in einen solchen Kletterpark im Wald machen und sich vorher im Internet über mögliche Anbieter informieren. Mit Einsetzen des Herbstes und im Winter gehen die Suchanfragen signifikant zurück und steigen dann ab Ostern wieder kontinuierlich bis in den Sommer. In unserem Modell entspricht der Suchanfragerückgang in den Herbstmonaten einer

<sup>8</sup> In Ausnahmefällen kann es auch zu höheren Werten kommen, da bei einer Suchanfrage theoretisch auch zwei Anzeigen angeklickt werden können. Dies passiert, wenn der Nutzer nach dem Besuch der ersten Anzeige wieder über die „Zurück-Taste“ auf die Suchergebnisseite zurückkehrt und eine zweite Anzeige anklickt.

Stauchung der Angebotsstrahlen. Das Angebot an möglichen Klicks pro Anzeigenposition sinkt ab. Die Einnahmen der Suchmaschine sinken ab. Es ist Wettbewerbern nun nicht mehr möglich bei gleichem Gebot und gleicher Anzeigenposition ihr Tagesbudget zu verschalten. Um dies zu erreichen müssen die Gebote erhöht werden, was zu einer Verbesserung der Anzeigenposition führt (Abbildung 5 rechts).

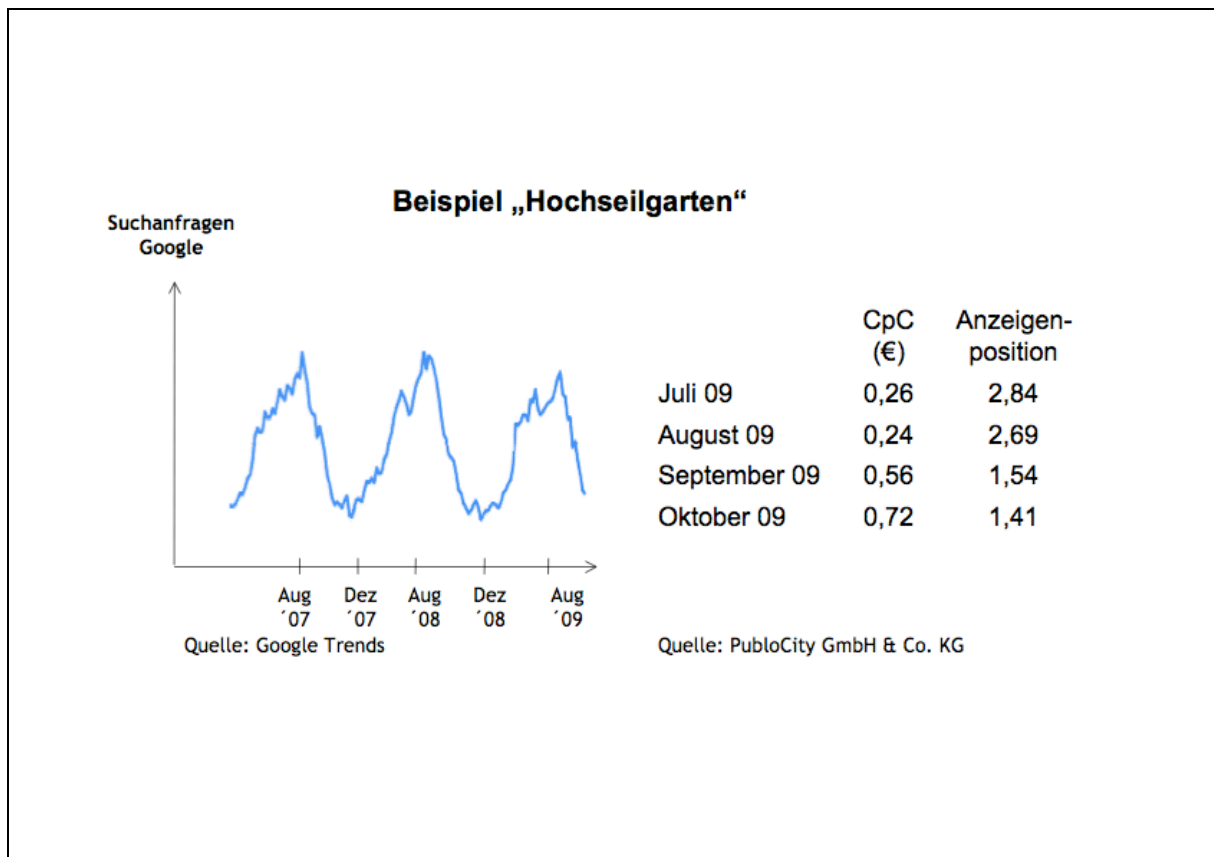


Abbildung 5: Saisonale Schwankungen bei Suchanfragen und resultierende Preisveränderungen bei konstantem Ausgabenniveau

#### 4. Strategien für Suchmaschinenwerbekampagnen

Neben dem optimalen Preismechanismusdesign aus Anbietersicht, ist die zweite ökonomisch wesentliche Frage, wie ein werbetreibender Kunde seine Werbeziele bestmöglich im Suchwortmarketing realisieren kann. Ausgehend von verschiedenen möglichen Zielsetzungen der Werbetreibenden diskutieren wir im Folgenden die wesentlichen Stellparameter und Strategie zur Kampagnenoptimierung.

##### 4.1. Zielsetzungen von Werbetreibenden

Nicht jeder Werbekunde verfolgt im Suchmaschinenmarketing die gleichen Zielsetzungen. Zwar kommen Auerbach et al. (2008) basierend auf von Yahoo für die Jahre 2002 und 2003 veröffentlichten Daten zu dem Schluss, dass ein Großteil der Werbetreibenden wahrscheinlich tatsächlich einer Strategie zur Maximierung des Return-on-Investment (ROI) folgt, allerdings gibt es auch bei einer ROI Maximierung divergierende Vorgehensweisen und es existieren auch Anbieter die Ziele wie zum Beispiel „Immer an Position Eins stehen“ verfolgen. Generell lassen sich die Ziele einer der nachfolgend beschriebenen vier Kategorien zuordnen, wobei selbstverständlich teilweise auch mehrere Zielsetzungen parallel verfolgt werden können.

Die einfache **Displayoptimierung (1)** entspricht dem Optimierungsverhalten von Werbekunden in klassischen Medien. Die Kontaktkosten (TKP) sollen einen gegebenen Wert nicht überschreiten, das Kampagnenbudget soll eingehalten werden und die Attraktivität des Umfeldes (hier die Anzeigenposition) soll einer bestimmten Vorgabe entsprechen. Hier ist es im Grunde Ziel des Anbieters so selten wie möglich tatsächlich geklickt zu werden. Da unterschiedliche Suchbegriffe unterschiedliche Click-thru-Raten aufweisen, besteht letztendlich die Strategie darin, diejenigen Suchbegriffe, die eine niedrige CTR aufweisen zu fördern und für diejenigen Suchbegriffe, die relativ häufig geklickt werden, weniger auszugeben.

Die **Klickoptimierung (2)** verfolgt das Ziel bei einem vorgegebenen Budget eine maximale Anzahl an Klicks zu generieren. Dieses Verfahren unterstellt, dass jeder Klick für den Werbetreibenden den gleichen Wert besitzt. Daher ist die Optimierungsstrategie für Klicks letztendlich trivial. Ziel der simplifizierten Klickoptimierung ist die Generierung einer maximalen Anzahl von Klicks für ein gegebenes Tagesbudget. Dies ist erreichbar, indem der Bieter sein Einheitsgebot für alle von ihm belegten Suchbegriffe solange absenkt, bis sein Budget erst um 24Uhr aufgebraucht ist (Feldmann et al. 2007). Die Strategie kann so formuliert werden, dass der Bieter versucht tatsächlich 100% der auf seinen Positionen angebotenen Klicks zu abzudecken. Abbildung 6 zeigt, dass Bieter 1 durch Absenken seines Gebotes hinter Bieter 2 rutscht. Da Bieter 2 die Klicks an Position 1 nicht ausschöpft erhält Bieter 1 auch weiterhin Klicks auf Position 1 und weitere Klicks auf Position 2. Die Summe seiner Klicks steigt.

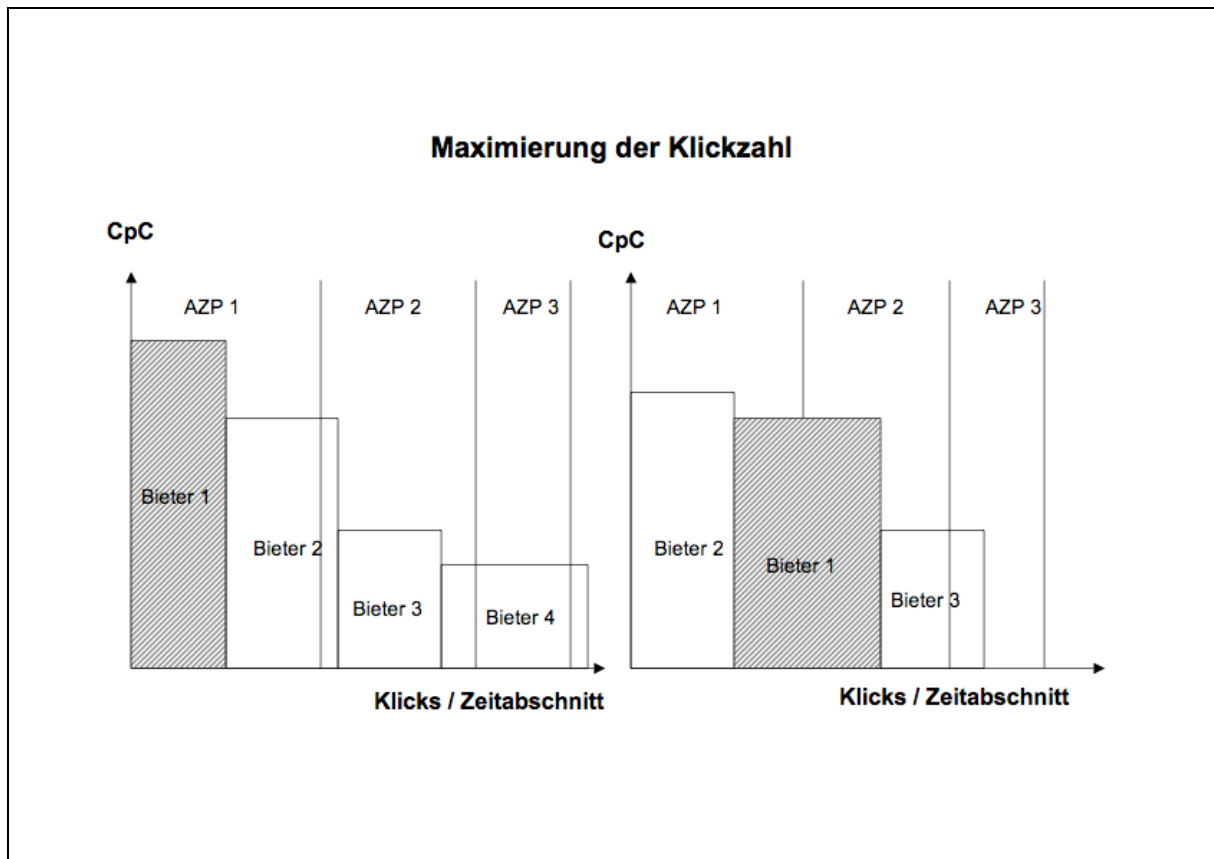


Abbildung 6: Klickoptimierung und Problem der 100% Ausschöpfung von Anzeigenpositionen

Die **Kontaktoptimierung (3)** ist betriebswirtschaftlich interessanter. Sofern die Nebenbedingung einer Budgetobergrenze eingehalten werden soll, muss der Werbekunde für jeden Suchbegriff die pro Begriff resultierenden Kontakte messen und hieraus einen Wert pro Klick herleiten. Die Lead-thru-Raten<sup>9</sup> können je nach Suchbegriff, aber auch je nach Anzeigetext und Webseite signifikant schwanken. Die Gebote für die einzelnen Suchbegriffe müssen daher mit den relativen Werten pro Klick gewichtet werden. Parallel dazu muss das Gesamtgebotsniveau über alle Suchbegriffe angepasst werden, um im Tagesablauf eine optimale Budgetausschöpfung zu gewährleisten.

Die komplexeste Aufgabe stellt die **Gewinnoptimierung (4)** dar. Es wird – von allen Verfahren am realitätsnahesten - angenommen, dass die pro Kontakt erzielten Gewinne variieren. Ähnlich wie bei der Kontaktoptimierung müssen für jeden Suchbegriffe die individuellen Kontaktgewinne ermittelt und auf dieser Basis die CpC Gebote bestimmt werden. Zielsetzung ist, die Differenz aus Einnahmen und Klickausgaben zu maximieren.

<sup>9</sup> Anteil der Klicks, die zu einer Kontaktanfrage führen

## 4.2. Parameter zur Steuerung von Suchmaschinenwerbung

Werbekunden verfügen über mehrere Stellgrößen mittels derer sie die Ausrichtung und Leistung Ihrer Kampagne beeinflussen können. Wir wollen im Folgenden die vier wesentlichen Stellgrößen – Budgetverteilung, Gebote, Suchworte, Anzeigentexte & Landingpages – näher betrachten.

### 4.2.1. Budgetverteilung

In der Regel verfügen Werbekunden nur über ein nach oben begrenztes Onlinewerbebudget, welches sie auf verschiedenen Plattformen für verschiedene Produkte oder Zielgruppen verteilen können. Dies kann sinnvoll sein, da zum Beispiel die Klickpreise bei Yahoo / Bing in der Regel unter dem Niveau von Google.

	<b>Google</b>	<b>Yahoo</b>
Durchschnittliche Anzeigenposition	1,8	1,3
Displays	1976	134
Klicks	9	2
Gebot	11	10,3
CpC	6,89	2,42

Tabelle 1: Vergleich der Leistungswerte Google vs. Yahoo für den Suchbegriff „Rente“ vom 22.10.2009 – 27.10.2009

Allerdings ist die von Yahoo / Bing lieferbare Klickzahl deutlich niedriger als das Angebot von Google, so dass eine reine Belegung von Yahoo nicht ausreicht. Der Werbekunde muss also geschickt sein Budget zwischen den beiden Plattformen so verteilen, dass der Grenznutzen (ROI) in allen Kampagnen auf demselben Niveau liegt. Zu diesem Zwecke werden einzelne Kampagnen angelegt, denen jeweils ein dediziertes spezifisches Budget zugeordnet wird. Will der Werbekunde aber seine Zielfunktion über alle Kampagnen hinweg optimieren, so muss er unweigerlich Geld zwischen den einzelnen Kampagnen umallokieren, sobald ihm klar wird, dass die Kampagnen unterschiedlich gut performen.

### 4.2.2. Gebote für Suchbegriffe

Die Optimierung der Gebote für die einzelnen Suchbegriffe einer Kampagne ist neben der Budgetverteilung der analytische Kern der Optimierung. Die Herausforderung besteht für den werbetreibenden Kunden darin, gleichzeitig oft mehrere hundert Suchbegriffe „im Blick zu behalten“. Er muss über alle Begriffe hinweg analysieren, wie diese funktionieren und fundierte Entscheidungen über zukünftige Gebote treffen. Dies stellt eine höchst komplexe Optimierungsaufgabe dar, deren Lösung ohne systematisierte Computerunterstützung nicht möglich ist.

Einen ersten „Automated Agent“ beschreiben Kitts/Leblanc (2004), bei dem das Gebotsproblem als Allokationsproblem formuliert wird und individuellen Keywörtern tageszeitenabhängige Bids zuordnet werden. Rusmevichintong/Williamson (2006) entwickeln ein Optimierungsmodell bei dem in Abhängigkeit von der Budgethöhe des Bieters jeweils nur für diejenigen „besten“ Keywörter, die mit einem gegebenen Budget finanziert werden können, Gebote abgegeben werden. Dies entspricht der Formulierung des klassischen „Rucksackproblems“ aus dem Bereich der Operations Research. Özluk/Cholette (2007), Muthukrishnan et al. (2007) und Zhou et al. (2008) erweitern diese Modelle und entwickeln einfache Algorithmen für Werbetreibende, die ihr Budget auf eine Vielzahl von Suchbegriffen, die jeweils unterschiedliche Umsätze für den Werbetreibenden generieren, allokalieren wollen.

In der Praxis existieren verschiedene grundlegende Verfahren. Beim „**Portfolio Bidding**“ wird nur ein Gesamtziel pro Kampagne festgelegt. Alle Suchbegriffe bekommen dasselbe Gebot. Wenn das Kampagnenziel über- bzw. untererfüllt wird, wird das Standardgebot angepasst. Diese Vorgehensweise unterstellt (etwas realitätsfremd), dass alle Suchbegriffe den gleichen Klickwert für den Werbekunden haben bzw. dass eine Subvention von schlechteren Begriffen durch erfolgreiche Begriffe akzeptabel ist.

In der „**Regelbasierten Optimierung**“ werden Gebote auf Basis der Zielvorgaben (bidding rules) für jedes einzelne Keyword formuliert. Beispielsweise könnte ein Kunde, der pro Klick einen Umsatz von € 2 erzielt, das Ziel verfolgen eine Marge von 85% pro Klick zu erzielen. Hieraus ergäbe sich ein Gebot von € 0,3 pro Klick. Dieses Verfahren ist allerdings insofern kritisch zu betrachten, als dass die Informationen über Umsatz pro Klick und die erwartete Klickzahl meist nicht vorliegen. Außerdem führt dieser Ansatz nicht zu einer Gewinnmaximierung.

Das genaueste Verfahren ist das sogenannte „**Positionsoptimierungsverfahren**“. Hierbei wird für jeden Suchbegriff die effizienzoptimale Gebotshöhe und damit Anzeigenposition ermittelt. Uns sind zwei grundsätzliche Untervarianten dieses Verfahren bekannt.

- **Deterministische Verfahren:** Hierbei werden in einem ersten Schritt für jeden Suchbegriff die Klickpreise und die Click-thru-Raten für jede Anzeigenposition geschätzt. In einem zweiten Schritt wird bestimmt, wie die Gebote für die einzelnen Suchbegriffe eingestellt werden müssen, um für die Gesamtkampagne die optimale Zielerreichung zu realisieren. Hierzu können verschiedene Verfahren aus dem Operations Research, der Portfoliotheorie oder anderen Ansätzen zum Einsatz kommen. Aus praktischer Sicht problematisch ist jedoch, dass weder der CpC noch die CTR pro Anzeigenposition ex ante bekannt sind.
- **Regelkreisverfahren:** Regelkreisverfahren setzen im Gegensatz zu den oben beschriebenen deterministischen Verfahren auf eine kontinuierliche Messung des Kampagnenerfolges, dem Beitrag der einzelnen Suchbegriffe und Anzeigentexte und eine anschließende Regelung der Kampagneneinstellungen. Die wesentlichen Stellparameter sind die Verteilung der Budgets unter den einzelnen Kampagnen sowie die Höhe der Gebote für die Klickpreise die im Trial & Error Verfahren kontinuierlich verändert werden. Diese Strategie der kleinen Schritte erscheint vor dem Hintergrund der Komplexität der Optimierungsaufgabenstellung, der hohen Anzahl unbekannter Parameter und der Häufigkeit des Eintretens unerwarteter exogener Schocks derzeit die robusteste Vorgehensweise zu sein.

#### **4.2.3. Auswahl der Suchbegriffe**

Suchbegriffoptimierung beschäftigt sich mit zwei Fragestellungen: Welche Suchbegriffe sollen eingesetzt werden und in welcher Form sollen diese Suchbegriffe geschaltet werden? Unter der Form der Suchbegriffschaltung verstehen wir den Grad der geforderten Übereinstimmung des gebuchten Begriffes mit der vom Nutzer eingegebenen Suchanfrage.

Es ist interessant zu beobachten, dass Suchbegriffe, die auf den ersten Blick ähnlich sind, letztendlich deutlich unterschiedliche Effizienzen aufweisen. Die nachfolgende Tabelle zeigt

vier ausgewählte Suchbegriffe für das Produkt „Dauerhafte Haarentfernung über IPL Technologie“.

Suchbegriff	Anzeigenposition	CpC (€)	LTR
Haarentfernung	6,36	0,92	0,0 %
Haarentfernung Köln	5,28	1,52	10,5 %
Dauerhafte Haarentfernung	6,34	0,89	2,2 %
Dauerhafte Haarentfernung Köln	5,15	1,83	4,5 %

Tabelle 2: Unterschiedliche Suchbegriffe und Preise innerhalb einer Branche;  
Quelle: publoCity 1.9.-28.10.2009

Es zeigt sich, dass die Klickpreise für Suchbegriffe mit lokalem Bezug höher sind. Allerdings sind die Lead Through Raten bei diesen Begriffen ohne Bezug signifikant höher, so dass die resultierenden Kosten pro Kontakt niedriger sind. Abishek/Hosaganar (2007) weisen darauf hin, dass es aus Sicht des Werbekunden sinnvoll sein kann, neben Kernsuchbegriffen auch semantisch ähnliche, weniger oft gesuchte Begriffe zu belegen, da diese oftmals weniger umkämpft und damit günstiger sind. Fuxman et al. (2008) schlagen ein Verfahren auf Basis des Konzeptes der „Weisheit der Vielen“ vor, um neue sinnverwandte Suchbegriffe zu ermitteln. Wu et al. (2009) beschreiben alternativ „Active Learning“ als Methode zur Erweiterung des Suchbegriffspektrums.

Die Auswahl der Form des Suchbegriffes bestimmt wesentlich bei welchen Suchanfragen die Anzeige des Werbekunden eingeblendet wird. Google arbeitet mit vier Typen von sogenannten „Match Types“: Beim (1) „Exact Match“ werden Anzeigen nur eingeblendet, wenn ein Nutzer exakt die definierte Suchbegriffsequenz eingibt. Beim (2) „Phrase Match“ werden Anzeigen eingeblendet, wenn die Suchbegriffsequenz in der Suchanfrage des Nutzers vorkommt. Beim (3) „Broad Match“ erscheinen die Anzeigen, wenn der Suchbegriff oder diesem verwandte Suchphrasen eingegeben wurden. Es liegt hierbei im Ermessensspielraum von Google zu entscheiden, wie nah der Grad der Verwandtschaft definiert ist. Schließlich (4) bietet Google die Möglichkeit „Ausschließende Keywörter“ zu definieren. Es bietet sich an, diese in Kombination mit „Broad Match“ einzusetzen, da ausgeschlossene Keywörter eine eventuelle Anzeigeneinblendung über Broad Match unterbinden. Es ist auch möglich, ausschließende Suchbegriffe in einen Phrasematch einzubinden. Es entsteht der sogenannte „Embedded Match“, der dazu führt, dass der betreffende Suchbegriff ausgeschlossen wird, wenn nach ihm alleine gesucht wird. Wird er aber im Rahmen des beschriebenen Phrasematch gesucht, so wird die Anzeige angezeigt. Unterschiedliche Match-Typen erfordern

unterschiedliche Optimierungssysteme. Dar et al. (2009) zum Beispiel untersuchen Algorithmen zum Bietverhalten von Werbetreibenden speziell bei Broad Match Auktionen. Insgesamt besteht aber zu diesem Thema weiterer Forschungsbedarf.

#### **4.2.4. Anzeigentexte und Landing Pages**

Wesentlich und teilweise sogar am wichtigsten für den Gesamterfolg sind neben der optimalen Einstellung der quantitativen Steuerungsgrößen wie Tagesbudget und Suchbegriffgebote, die ansprechende Erstellung der Anzeigentexte und der Webseite, auf die der Nutzer gelangt, sobald er auf die Anzeige geklickt hat. Diese Arbeitsschritte beinhalten weiterhin ein großes Maß an Kunstfertigkeit der ausführenden Redakteure. Neben einer optisch ansprechenden Gestaltung ist auch die Funktionalität und Zielerreichung der Webseite von hoher Relevanz. Es besteht die Möglichkeit durch statistische Testverfahren, wie zum Beispiel den von Google angebotenen Website Optimizer verschiedene Ausprägungsformen der Texte im internen Wettbewerb einzusetzen und die Ergebnisse zu vergleichen. Eine strukturierte Aufbereitung unterschiedlicher Gestaltungstypen von Webseiten und ihrer jeweiligen Zielerreichung wäre hier notwendig, um Systematiken zur Optimierung zu entwickeln.

### **5. Zusammenfassung**

Der stetig wachsenden und heute schon überragenden Bedeutung von Google und anderen Suchmaschinen für die Werbewirtschaft steht im deutschsprachigen Raum noch keine entsprechende wissenschaftliche und betriebswirtschaftliche Analyse gegenüber. Der vorliegende Beitrag führt in die Thematik ein und gibt einen Überblick über den aktuellen Stand der Forschungen und Praxisüberlegungen zu diesem Thema. Es wird ein graphisches Model beschrieben, mit dessen Hilfe unterschiedliche Fragestellungen zur Preisbildung auf dem Markt für Suchmaschinenwerbung analysiert werden können. Die alternativen Zielsetzungen von Werbekunden werden systematisiert und bestehende Optimierungsverfahren werden strukturiert analysiert. Hierbei wird deutlich, dass gerade auf dem Gebiet der Kampagnenoptimierung noch weiterer Forschungsbedarf besteht.

### **Quellen**

Abhishek, V., Hosanagar, K. (2007): Keyword generation for search engine advertising using semantic similarity between terms. IN: ICEC (2007), S. 89-94

Abrams, Z. (2006): Revenue Maximization when bidders have budgets. IN: SODA 06 (2006), S. 1074-1082

Aggarwal, G., Goel, A., Motwani, R. (2006): Truthful auctions for pricing keywords. IN: Second Workshop on Sponsored Search Auctions; ACM Electronic Commerce (2007), S. 1-7

Aggarwal, G., Muthukrishnan, S., Pal, D., Pal, M. (2009): General auction mechanism for search advertising. IN: WWW2009 (IW3C2), S. 241-250

Asdemir, K. (2006): Bidding patterns in search engine auctions. IN: Second Workshop on Sponsored Search Auctions; ACM Electronic Commerce (2006)

Auerbach, J., Galeson, J., Sundararajan, M.: An empirical analysis of return on investment maximization in sponsored search auctions. IN: ADKDD 08 (2008), S. 1-9

Borgs, C., Chayes, J., Immorlica, N., Mahdian, M., Saberi, A. (2005): Multiple unit auctions with budget constrained bidders. IN: First Workshop on Sponsored Search Auctions; ACM Electronic Commerce 05, S. 44-51

Cary, M., Das, A., Edelman, B., Giotis, I., Heimerl, K., Karlin, A., Mathieu, C. Schwarz, M. (2007): Greedy bidding strategies for keyword auctions. IN: Proceedings of the 8th ACM Conference on Electronic Commerce

Dar, E., Mirrokni, V., Muthukrishnan, S. Mansour, Y., Nadav, U. (2009): Bid optimization for broad match ad auctions. IN: WWW2009 (IW3C2), S. 231-240

Demange, G., Gale, D. (1985): The strategy structure of two-sided matching markets. IN: Econometrica Vol. 53, No. 4; S. 873-888

Edelman, B., Ostrovsky, M. (2005): Strategic bidder behavior in sponsored search auctions. IN: First Workshop on Sponsored Search Auctions, ACM Electronic Commerce 05, S. 1-51

Edelman, B., Ostrovsky, M., and Schwarz, M. (2006): Internet advertising and the generalized second price auction: Selling billions of dollars worth of keywords. IN: American Economic Review; August; S.242-259

Feldman, J., Muthukrishnan, S., Pal, M., Stein, C. (2007): Budget optimization in search-based advertising auctions. IN: ACM conference on Electronic Commerce (EC), S. 40-49

Fuxman, A., Tsaparas, P., Achan, K., Agrawal, R. (2008): Using the wisdom of crowds for keyword generation. IN: WWW2008, S. 61-70

Goel, A., Munagala, K. (2009): Hybrid keyword search auctions. IN: WWW2009 (IW3C2), S. 241-250

Kitts, B., Leblanc, B. (2004): Optimal bidding on keyword auctions. IN: Electronic Markets, Vol. 14, No. 3; S. 186-201.

Lahaie, S. (2006): An analysis of alternative slot auction designs for sponsored search. IN: Second Workshop on Sponsored Search Auctions, ACM Electronic Commerce; S. 218-227

Lahaie, S., Pennock, D. (2007): Revenue analysis of a family of ranking rules for keyword auctions. IN: ACM conference on Electronic Commerce (EC), S. 50-56

Lahaie, S., Pennock, D., Saberi, A., Vohra, R. (2007): Sponsored Search Auctions. IN: in Nisan, N., Roughgarden, T., Tardos, E., Vazirani, V. (Hrsg.): Algorithmic Game Theory. IN: Cambridge; Cambridge University Press

Mahidan, M., Tomak, K. (2007): Pay per action model for online advertising. IN: ADKDD (2007), S. 1-6

Metha, A., Saberi, A., Vazirani, U., Vazirani, V. (2007): Adwords and generalized online matching. IN: Journal of the ACM, Vol. 54, No. 5; Artikel 22

Muthukrishnan, S., Pal, M., Svitkina, Z. (2007): Stochastic models for budget optimization in search-based advertising. IN: WWW2007; May 8 – 12, 2007; Banff, Canada

Olbrich, R., Schultz, C. D., (2008): Suchmaschinenmarketing und Klickbetrug. In: Lehrstuhl für Betriebswirtschaftslehre und insb. Marketing, (Hrsg.): Univ.-Prof. Dr. Olbrich, Hagen(2008)

Özlük, O., Cholette S. (2007): Allocation expenditures across keywords in search auctions. IN: Journal of Revenue and Pricing Management; Vol. 6; S. 347 - 356, 2007, PALGRAVE Macmillan Ltd.

Richardson, M., Dominowska, E., Ragno, R. (2007): Predicting clicks: Estimating the click-through rate for new ads. IN: WWW2007, Banff, Alberta, S. 521-529

Rusmevichintong, P., Williamson, D. (2006): An adaptive algorithm for selecting profitable keywords for search-based advertising services. IN: ACM Electronic Commerce (EC), Ann Arbor, MI; S. 260-269

Sculley, D., Malkin, R., Basu, S., Bayardo, J. (2009): Predicting bounce rates in sponsored search advertisements. IN: ACM S. 1325 – 1333; KDD 09, Paris, France

Skiera, B., Gerstmeier, E., Stepanchuk, T., Rentable Wortwahl. In: Absatzwirtschaft Sonderheft 2008

Varian, H. (2007): Position Auctions. International Journal of Industrial Organization. IN: no. 25 (7); S. 1163-1178

Varian, H. (2009): Online ad auctions. IN: The American Economic Review; Draft February 2009

Vickrey, W. (1961): Counterspeculation, Auctions and Competitive Bidding; In: Journal of Finance, Vol. 16, No. 1, March, S. 8-37

Wu, H., Qiu, G., He, X., Shi, Y., Qu, M., Shen, J., Bu, J., Chen, C. (2009): Advertising keyword generation using active learning. IN: WWW2009, Madrid, Spain; S. 1095-1096

Zhou, Y., Chakrabarty, D., Lukose, R. (2008): Budget constrained bidding in keyword auctions and online knapsack problems. IN: WWW2008, ACM, Beijing, China; S. 1243-1244

Zhu, Y., Wang, G., Yang, J., Wang, D., Yan, J., Hu, J. (2009): Optimizing search engine revenue in sponsored search. IN: SIGIT 09, Boston, MA; S. 588-595

Zsolt, K., Sarvary, M. (2008): The race for sponsored links: Bidding patterns for search advertising. IN: Fontainblebleau, France