

跨搜索引擎关键字竞价广告预算分配策略

杨彦武,王飞跃,曾大军,秦蕊,李娟娟,张杰

中国科学院复杂系统与智能科学重点实验室,北京 100190

摘要 广告预算分配是关键字竞价推广活动中必须解决的首要问题。合理的预算分配方案能够“自上而下”地优化推广活动,从而在激烈的竞争中占得先机。本文提出了一个针对关键字竞价推广整个生命周期的三层次跨搜索引擎预算分配框架,并分别从横向(跨搜索引擎)和纵向(时序)制定广告预算的分配与调整优化策略。进而,收集整理了实际关键字竞价推广活动的日志数据,设计了相应的关键字竞价预算分配实验场景,对文中提出的预算分配框架和相应模型进行实验评估和验证。结果表明,本文提出的预算分配框架和相应策略模型可以在很大程度上提高实际关键字竞价推广活动中预算分配效率,使广告主在同一固定预算的情况下获取更高的收益。

关键词 预算分配;关键字竞价;竞价广告;策略优化;搜索引擎

中图分类号 F062.5

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2011.04.01

On Optimal Budget Allocation for Keyword Auctions Across Search Engines

YANG Yanwu, WANG Feiyue, ZENG Dajun, QIN Rui, LI Juanjuan, ZHANG Jie

Key Laboratory of Complex System and Intelligence Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

Abstract The budget allocation is one of the primary issues for advertisers when conducting Sponsored Search Auction (SSA) campaigns. A successful budget allocation strategy can improve the effectiveness of the SSA campaign management, thus helping the advertiser prevail in the fierce competition of online marketing. A multi-level framework is proposed in this paper for budget allocation in the context of SSA campaign management focusing on cross-market issues in the entire life-cycle of SSA campaigns. Based on this framework, a set of optimization strategies are designed from two points of views, namely across several search advertising markets and over time during the marketing campaign life cycle. Furthermore, logs are collected from real SSA campaigns to validate the proposed budget allocation framework and strategies. Experimental results show that the framework and identified strategies for budget allocation across search advertising markets can help advertisers improve advertising performance (e.g., volume of clicks) by 10% or even more.

Keywords budget allocation; keyword auction; bidding advertisement; strategy optimization; search engine

0 引言

关键字竞价广告是搜索引擎营销领域的新型长尾广告模式,是最具代表性的新兴电子商务盈利模式之一。近几年来,Google、Yahoo和百度等主流搜索引擎分别推出AdWords&AdSense、Yahoo Search Marketing和凤巢等服务,以关键字竞价的方式销售其搜索结果页面的广告位。随着搜索引擎营销普及程度的提高,关键字竞价广告主的数量激增。在搜索引擎营销过程中,广告主需要同时在几个关

键字竞价推广系统上进行竞价推广活动,也就是跨搜索引擎竞价推广,使得其推广活动可以最大限度地满足推广目标。

近年来,随着关键字广告的兴起,大量的研究工作开始注重于对关键字广告优化策略的研究^[1-3]。目前,关键字竞价研究主要集中在竞价机制的设计^[4-5],以及对现有机制的均衡分析方面^[6-7]。关键字竞价机制的复杂性、不完全信息特征及广告主心理与行为的难以预测性,导致纳什均衡状态稳定性的多样化。因此,关键字竞价广告的投标策略难以制定^[8]。

收稿日期:2010-12-28;修回日期:2011-01-15

基金项目:国家自然科学基金项目(70890084,71071152,60921061,60875049);国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2006AA010106);中国科学院百人计划项目(2F07C01)

作者简介:杨彦武,副研究员,研究方向为社会计算与信息检索、在线竞价策略优化等,电子信箱:yanwu.yang@ia.ac.cn

广告预算分配是关键字竞价推广活动中必须解决的首要问题。合理的预算分配能够“自上而下”地优化推广,从而在激烈的竞争中占得先机。然而,关键字竞价广告的预算分配具有多层次、多时间粒度、强耦合性和高度动态性等特征,这使得广告主难以精准而高效地分配广告预算。

从关键字竞价市场机制的本质上来说,投标策略、关键字投资组合策略和预算分配策略三者之间相互影响,无形中增加了每一种策略优化问题的复杂性^[9]。关键字竞价广告的投放需要同时优化广告预算、关键字投标价、投资组合和广告投放目标 4 个相互高度依赖的策略才能达到整体广告策略的最优化。为了实现协同最优化,研究者已经尝试将关键字投标价和广告预算分配策略两个参数相结合。例如,将关键字竞价过程视为动态竞争性博弈过程,并将其描述为一个在线多选择背包问题,从而提出了一个称之为“平衡投标策略”的贪心投标策略,使得在预算受限时获得最大广告效果。该策略在最大化广告主自身收益的同时,减低竞争对手的收益^[10-11]。在预算受限的前提下,所有关键字采用简单的双投标统一策略能够获得 $1-1/e$ 的最优竞争率^[4,12]。

然而,目前这些关键字广告预算策略优化方面的研究还只是停留在实验室的初步工作阶段,且大多针对关键字层次上的最优分配问题展开研究,尚未发现针对整个竞价推广生命周期的预算分配与调整方面的工作成果和论文,并且大多数预算分配相关的研究并未考虑策略的计算复杂性,也缺乏相关的实验环境与方法对其策略进行验证与评估。由于各搜索引擎提供的关键字竞价广告服务在组织形式和竞价机制上各不相同,跨搜索引擎也成为预算策略研究必须考虑的一个因素。另外,目前尚无相关研究涉及广告计划和搜索引擎层次的最优预算分配问题。

针对以上问题,本文着眼于关键字竞价推广活动的整个生命周期,提出了一个跨搜索引擎关键字竞价广告预算分配框架,解决关键字竞价推广活动整个生命周期中的预算分配与调整决策问题,并分别从横向(跨搜索引擎)和纵向(时序)设计预算分配最优化策略。

1 关键字竞价广告预算分配框架

关键字竞价是一个实时而且连续的过程。在整个关键字搜索竞价推广生命周期中,根据时间上的粒度不同,存在三个层次的预算分配与调整决策过程。

(1) 面向竞价推广系统的横向预算分配

在关键字竞价推广活动开始之前,在总的关键字搜索竞价推广预算给定的情况下,广告主首先要确定在不同搜索引擎竞价推广系统中的预算分配,同时也要考虑到竞争者和搜索引擎推广市场现状。

(2) 分时段预算分配

在关键字竞价推广活动中,为了确保不浪费预算和预算使用效率,广告主需要确定在不同搜索引擎竞价推广系统中的分时段预算(比如日预算),并根据实际情况(例如前一

段的点击率和转化率)进行一定程度的粗调。

(3) 实时预算调整

在某一现行时段内,广告主需要针对该时段内相关关键字竞价广告效能指标(如点击率或者转化率)对本时段中的预算余额进行实时微调。比如,如果一个广告主发现某一关键字目前的转化率比较高,在预算可能被很快消耗完的情况下,可以尝试增加该时段的预算。

广告主在开展搜索竞价推广的整个生命周期中必须根据推广活动的目标和动态变化的环境确定关键字竞价广告的预算在不同搜索引擎推广系统上的分配,以此保证其推广效果的最优化。本文针对关键字搜索竞价推广活动的整个生命周期建立了一个多层次预算分配与调整框架模型(图 1),并针对 3 个不同时间粒度的预算分配问题,设计了 3 个不同层次、闭环反馈的预算分配策略。这 3 个不同时间粒度层次上的预算分配策略分别对应于竞价推广活动中 3 个抽象粒度的实体单元(竞价推广系统/账户、广告计划、关键字)。

本文分别从横向(跨搜索引擎)和纵向(时序)两个角度研究预算分配过程中存在的问题,并设计了相应的预算分配优化策略。表 1 给出了预算分配与调整优化策略中主要用到的符号。

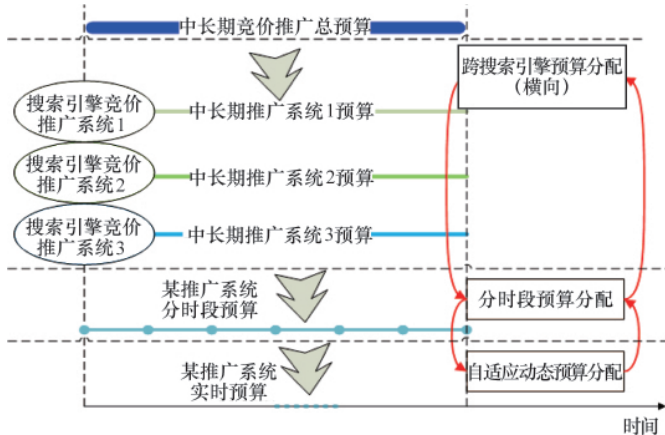


图 1 跨搜索引擎关键字竞价预算分配框架 (以 3 个竞价推广系统为例)

Fig. 1 Framework of budget allocation for keyword auction across search engines (with three markets as an example)

2 横向预算分配优化

广告主往往会同时选择在多个搜索引擎竞价系统中进行推广活动。因此,跨搜索引擎的横向预算分配成为困扰广告主的第一个预算分配问题。关键字竞价的横向(跨搜索引擎)预算分配过程可以分为两个阶段:推广活动开始之前的初始横向预算分配和推广活动进行过程中的预算调整。具体来说,在关键字竞价推广活动开始之前,广告主需要在一定的、可获得的信息(如通过关键字研究得到历史推广效果)的基础上进行初始横向预算分配;在推广活动中,广告主需要根据前期推广效果对预算分配进行相应的调整。本文提出的

表 1 符号汇总

Table 1 Summary of notations

符号	定义
$C_{k,j}$	推广系统 SEAS- j 上第 k 组关键字产生的总点击量
$P_{k,j}$	推广系统 SEAS- j 上第 k 组关键字的平均点击价格
T_i	第 i 个时间段, $i=0,1,2,\dots,n$
$B(T_i)$	在时间段 T_i 分配到两个推广系统中的总预算, $i=0,1,2,\dots,n$
λ_j	广告主在推广系统 SEAS- j 上获得点击量的比例, $j=1,2$
β_j	广告主在推广系统 SEAS- j 上获得的点击量变化比例, $j=1,2$
B_i	第 i 个时段广告计划的预算
c_i	第 i 个时段关键字的平均点击价格
$d_i(t)$	第 i 个时段中 $[t,t+1]$ 时间单元的潜在点击量
$p_i(t)$	第 i 个时段中 $[t,t+1]$ 时间单元广告的有效点击率
$v_i(t)$	第 i 个时段中 $[t,t+1]$ 时间单元获得的实际点击量
n	整个时期的总时段数
B_0	整个时期的总预算
q_i	第 i 个时段单位费用所产生的点击数, $i=1,2,\dots,n$
x_i	第 i 个时段的预算, $i=1,2,\dots,n$
\tilde{d}_i	第 i 个时段的模糊最优预算, $i=1,2,\dots,n$
p_i	第 i 个时段的有效点击率, $i=1,2,\dots,n$
I_i^+	第 i 个时段超出最优预算的部分, $i=1,2,\dots,n$
I_i^-	第 i 个时段少于最优预算的部分, $i=1,2,\dots,n$

横向预算分配与调整策略中暂时不考虑其他竞争者的预算分配策略和搜索引擎市场容量。

假设广告主只在两个关键字竞价系统上进行推广活动。设某一时间段 $T_i(i=0,1,2,\dots,n)$ 的总预算为 $B(T_i)$, 通过一定的分配策略, 分配到竞价推广系统 SEAS-1 的预算为 $B_1(T_i)$, 分配到竞价推广系统 SEAS-2 的预算为 $B_2(T_i)$ 。关键字竞价广告横向预算分配过程可由图 2 表示。本文建立的横向预算

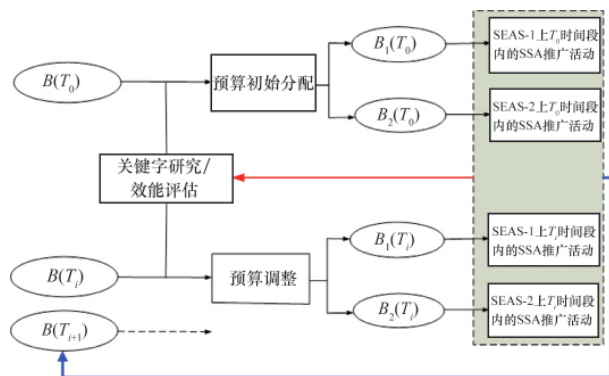


图 2 关键字竞价广告横向预算分配

Fig. 2 The first step of budget allocation for keyword auction across search engines

分配模型易于扩展并可用于多个搜索引擎的预算分配问题。

2.1 横向预算初始分配优化策略

设分配到两个竞价推广系统上的总预算为 $B(T_0)$ (以下简记为 B)。对于搜索广告计划来说, 竞价关键字可以根据一定的原则 (如关键字的语义相关程度) 进行分组。同一组关键字可以互相替代, 其每次点击成本差别不大。设在推广系统 SEAS- j 上第 k 组关键字的平均点击价格记为 $P_{k,j}$, 点击量为 $C_{k,j}$ 。由于不同关键字组的点击量差别较大, 可认为 $C_{k,j}$ 是一个随机变量, 期望值为 $E(C_{k,j}) = \bar{C}_{k,j}$ 。

由于预算有限, 广告主不能获得这些关键字所能产生的全部点击, 即 $B \leq \sum_j \sum_k \bar{C}_{k,j} \cdot P_{k,j}$ 。设 $\lambda_j(j=1,2)$ 为广告主在竞价推广系统 SEAS- j 上获得点击量的比例, 则总收益为

$$\sum_j \sum_k \lambda_j \bar{C}_{k,j} \cdot P_{k,j}$$

因此, 广告主在两个竞价推广系统上的横向预算初始分配问题可以表示为

$$\begin{aligned} \max & \sum_j \sum_k \lambda_j \bar{C}_{k,j} \\ \text{st} & \sum_j \sum_k \lambda_j \bar{C}_{k,j} \cdot P_{k,j} \leq B \\ & 0 \leq \lambda_j \leq 1 \end{aligned} \quad (1)$$

2.2 横向预算调整优化策略

在推广活动进行过程中, 广告主需要依据前期的推广效果对横向预算进行调整。一般情况下竞价推广过程包含了 T_1 到 T_m 的多个时间段。对于某一时间段 $T_i(i=1,2,\dots,m)$ 的预算调整策略需要参考在 T_{i-1} 时间段内的广告推广效果。

粒子滤波^[13]算法可用于估计预算调整策略模型的参数, 如点击量。每个粒子 c 包含了两个竞价推广系统上当前和前期的各组关键字点击量估计值。假设初始粒子的规模为 M , 每一个粒子的权重为 $w_c=1/M$ 。关键字竞价推广活动不断产生有关前一时间段的广告推广效果报告 (report), 每个粒子的权重可以根据推广效果报告进行不断更新:

$$w'_c = w_c \frac{\Pr(\text{report} | c') \Pr(c' | c)}{\pi(c' | c, \text{report})}$$

并取样产生新的粒子 c' 。假设 $\pi(c' | c, \text{report})$ 满足最优分布 $\pi(c' | c, \text{report}) = \Pr(c' | c, \text{report})$, 则有 $w'_c = w_c \Pr(\text{report} | c)$ 。根据点击量的分布函数计算新权重 w' , 并对原有粒子 c 取样产生的新粒子 c' 中包含了从两个竞价推广系统上获得的点击量的估算信息 $C'_{k,1}, C'_{k,2}$ 。

采用相同的方法对单位点击价格 (CPC) 进行估算, 取样产生的新粒子中包含了 T_i 时间段中两个竞价推广系统中单位点击价格的估计 $P'_{k,1}, P'_{k,2}$ 。

利用估计的参数, T_i 时间段的横向预算调整问题可以表示为

$$\max \sum_j \sum_k (1 + \beta_j) C'_{k,j}$$

$$\text{st} \quad \sum_j \sum_k (1+\beta_j) C'_{k,j} \cdot P'_{k,j} \leq B(T_i) \quad (2)$$

$$\beta_j \geq -1$$

其中, β_j 为竞价推广系统 SEAS- j 上的点击量变化比例。

3 纵向预算分配优化

3.1 分时段预算分配优化策略

分时段预算分配主要解决关键字竞价推广活动中分配月预算和日预算(daily budget)的决策问题。分时段预算分配策略主要研究在中等时间(月/周/天)粒度上如何根据跨搜索引擎竞价推广活动中关键字广告计划的关键字需求量、查询请求的概率分布、点击概率分布、转化概率、无效点击量、每次点击费用(CPC)、每次点击收益、最高投标意愿值(value)等关键字广告效能因子给出一系列竞价推广时段的最优预算分配策略。

在一个搜索引擎中,每个关键字潜在的搜索请求是一定的。本文假设:① 当预算超过最优预算时,超出的部分全部会被用完,并且这部分预算产生的点击均是无效的;② 当预算小于最优预算时,有效点击率为常数,且会由于预算不足损失部分有效点击;③ 每个时段中平均每次点击费用保持不变。根据以往的推广经验,上述假设基本符合实际情况。

假设一定时期内在某个搜索引擎上的预算给定,下面考虑如何进行分时段预算分配。由于每一个时段的最优预算具有不确定性,可以用模糊变量表示。广告主的收益用点击量衡量。最大化收益的一个有效途径是最小化损失掉的点击量。损失的点击量包括所有时段损失的有效点击量和产生的无效点击量之和,其中第 i 个时段($i=1, 2, \dots, n$)损失的点击量由以下 3 部分组成。

(1) 当 $I_i^* = I_i = 0$ 时,损失的点击量为由 x_i 产生的无效点击,即 $q_i x_i (1-p_i)$ 。

(2) 当 $I_i^* > 0$ 时,损失的点击量为由 $x_i - I_i^*$ 和 I_i^* 产生的无效点击量之和,即 $q_i (x_i - I_i^*) (1-p_i) + q_i I_i^* = q_i x_i (1-p_i) + q_i I_i^* p_i$ 。

(3) 当 $I_i^* > 0$ 时,损失的点击量为由 x_i 产生的无效点击量和由于 I_i^* 损失的有效点击量之和,即 $q_i x_i (1-p_i) + q_i I_i^* p_i$ 。

根据以上分析,利用表 1 中的符号建立下面的两阶段模糊预算分配模型:

$$\min \quad \sum_{i=1}^n q_i x_i (1-p_i) + Q(x)$$

$$\text{st} \quad \sum_{i=1}^n x_i \leq B_0 \quad (3)$$

$$x_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n$$

其中,

$$Q(x) = E_d [Q(x, \tilde{d}(\gamma))] \quad (4)$$

$$Q(x, d(\gamma)) = \min \left[\sum_{i=1}^n q_i I_i^* p_i + \sum_{i=1}^n q_i I_i^* p_i \right]$$

$$\text{st} \quad I_i^* = [x_i - \tilde{d}_i(\gamma)] \vee 0 \quad (5)$$

$$I_i = [\tilde{d}_i(\gamma) - x_i] \vee 0 (i=1, 2, \dots, n)$$

式中,函数 $Q(x)$ 为补偿函数^[14], E 为模糊变量的期望值^[15]。

3.2 实时预算调整优化策略

实时预算调整策略将研究如何在一个时段内根据跨搜索引擎的关键字实时竞价推广效果及其参数动态调整预算。每个时段的预算初始值为分时段预算分配的结果。实时预算调整除了需要考虑竞价推广效果及其参数外,还要研究在不同搜索引擎上的关键字竞价排名的预测与联动机制。

设一个搜索引擎推广系统上第 i 个时段广告计划的预算为 B_i , 关键字的平均点击价格为 c_i , 并且在该时段中 $[t, t+1]$ 时间单元的潜在点击量为 $d_i(t)$, 有效点击率为 $p_i(t)$, 实际点击量为 $v_i(t)$ 。考虑第 i 个时段的目标为最大化可获得的总有效点击量, 则得到如下的实时预算调整模型:

$$\max_{v_i} \quad V = \int_0^T v_i(t) p_i(t) dt$$

$$\text{st} \quad \int_0^T v_i(t) c_i dt = B_i \quad (6)$$

$$B_i(0) = 0$$

$$B_i(T) = B_i$$

求解模型(6)即可得到最优预算调整方案,并可获得最优有效点击量。

4 实验分析和验证

4.1 数据准备

本文收集了 2008 年 9 月至 2010 年 8 月期间在两个搜索引擎竞价系统中进行的实际关键字竞价推广活动的历史日志数据,并设计了相应的预算分配实验场景,以验证本文所提出的三层预算分配与调整策略的有效性。本文对这些数据进行了不同时间粒度和空间尺度的统计和整理,同时为了便于结果的比较,对数据进行了一些必要的近似处理,从而为后面的实验提供良好的实验环境。在预算分配实验过程中,本文使用不同时间粒度(年/月/周)、不同广告主的实际推广日志数据进行了大量的独立实验。以下各选取其中的一个典型实验阐述不同预算分配策略的实验过程和结果。

4.2 横向预算分配实验

表 2 中的实验数据来源于某一广告主某时间段(30d)在两个搜索引擎竞价系统中进行的推广活动。

假设两个竞价推广系统中的点击量、单位点击价格分别服从相同的概率分布,下一阶段的点击量在原点击量基础上

表 2 某时间段(30d)某关键字竞价广告的推广报告
Table 2 Advertising reports during a certain period
(30 days) from two search engines

	竞价系统 1	竞价系统 2
点击量	1680	1670
单位点击价格/元	0.67	0.48
预算/元	1644	573

以 0.5 的概率增加或减少 10%, 单位点击价格服从以下分布:

$$\begin{cases} Pr(m(T_i)=m(T_{i-1})+0.2)=1/3 \\ Pr(m(T_i)=m(T_{i-1})-0.2)=1/3 \\ Pr(m(T_i)=m(T_{i-1}))=1/3 \end{cases}$$

通过“粒子滤波”估算得到竞价系统 1 和竞价系统 2 中的点击量分别为 1848 和 1503, 单位点击价格分别为 0.74 元和 0.41 元。将参数估计值代入模型(2), 得到最优预算分配产生的总点击量为 3800。相较于该广告主在此期间获得的点击量(3350), 本文提出的横向预算分配策略可以使点击量增加约 13.5%。

4.3 分时段预算分配实验

表 3 中的实验数据来自某一时间段(5d)某一广告主在某个搜索引擎竞价系统中的推广活动, 其中“总损失”是根据实际推广中的每日预算估算出来的有效点击量的损失。

表 3 某一时间段(5d)某一竞价广告的推广报告

Table 3 Advertising report during a certain period (5 days)

总预算/元	每日预算/元	总损失
300	60	69

根据之前的数据可以近似得出该时间段中第 i 天的单位费用获得的点击量和有效点击率分别为 $c_i=0.7, p_i=0.8 (i=1, 2, \dots, 5)$ 。假设这 5 天的最优预算是具有下面可能性分布的离散型模糊变量:

$$\tilde{d} = \begin{cases} (47, 51, 65, 62, 75), & \text{可能性为 } 0.6 \\ (40, 50, 78, 59, 73), & \text{可能性为 } 0.8 \\ (38, 58, 62, 64, 78), & \text{可能性为 } 1.0 \\ (50, 54, 68, 68, 60), & \text{可能性为 } 0.7 \end{cases}$$

根据分时段预算分配模型(3), 可以得到最优解:

$$x^*=(38, 54, 62, 64, 73)$$

对应的最优值为 51。

如表 3 所示, 该广告主在其推广活动采用的是将预算平均分配, 即每天都是分配 60 元的预算, 这种情况下损失的有效点击量大约为 69。而如果采用本文所提出的分时段预算分配策略, 则 5 天的预算应分别设置为 38, 54, 62, 64 和 73 元。在此情况下, 损失的有效点击量约为 51, 比实际少损失了 18。由此可见, 采用本文所提出的分时段预算分配策略可以降低大约 26.1% 的有效点击量的损失。

4.4 实时预算调整实验

表 4 的实验数据来自某日某一广告主在两个搜索引擎竞价系统上的推广活动。当日其广告的有效点击率分布如图 3 所示。

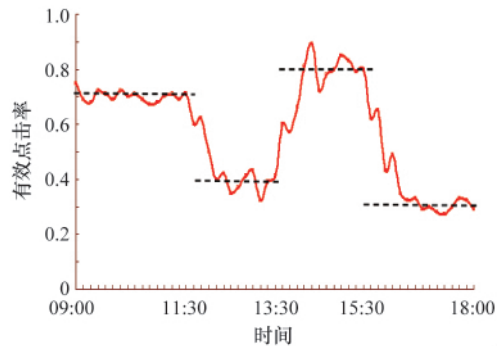
从图 3 中可以看出, 两个竞价系统中该天的有效点击率只在某几个值附近变化。具体来说, 在竞价系统 1 中, 有效点击率分布大致集中在 4 个值; 在竞价系统 2 中, 有效点击率分布大致集中在 5 个值。因此, 根据有效点击率的不同, 竞价

系统 1 的整个时间段(09:00—18:00)可分为 4 个时间区间: $T_1=[09:00, 11:30], T_2=[11:30, 13:30], T_3=[13:30, 16:00], T_4=[16:00, 18:00]$, 其对应的有效点击率分别为 $p_1=0.7, p_2=0.4, p_3=0.8, p_4=0.3$ 。根据历史推广数据可以统计得到, 这 4 个时间段对应的潜在点击量大约分别为 $d_1=20, d_2=25, d_3=12, d_4=15$ 。同样, 竞价系统 2 中的推广时间可分为 5 个时间区间: $T'_1=[09:00, 11:00], T'_2=[11:00, 13:00], T'_3=[13:00, 14:30], T'_4=[14:30, 16:30], T'_5=[16:30, 18:00]$, 对应的有效点击率分别为 $p'_1=0.8, p'_2=0.2, p'_3=0.4, p'_4=0.7, p'_5=0.3$, 其对应的潜在点击量大约分别为 $d'_1=18, d'_2=10, d'_3=15, d'_4=12, d'_5=13$ 。由表 4 可得竞价系统 1 和 2 中该天的平均点击价格分别为 1.32 元和 1.51 元。

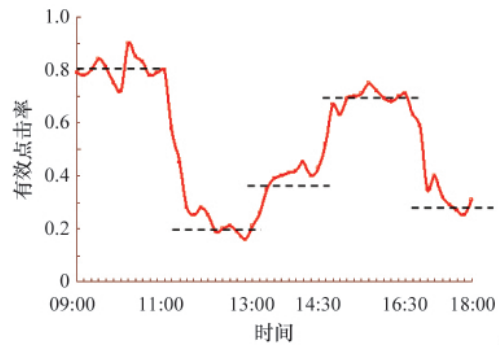
表 4 某日某一关键字竞价广告的推广报告

Table 4 Advertising report on a certain day (from two search engines)

	竞价系统 1	竞价系统 2
点击量	43	33
平均点击价格/元	1.32	1.51
推广时间	09:00—18:00	09:00—18:00
预算/元	56.79	50



(a) 竞价系统 1
(a) Search market 1



(b) 竞价系统 2
(b) Search market 2

图 3 某日某一关键字竞价广告有效点击率变化情况

Fig. 3 Pattern of effective click through rate on a certain day (from two search engines)

根据公式(6), 可以求解得出竞价系统 1 中时间区间 T_1, T_2, T_3, T_4 对应的实际点击量分别为 $v_1=20, v_2=11, v_3=12, v_4=0$ 。

因此,预算调整结果如下:① 09:00 时,设置预算为 26.40 元;② 11:30 时,设置预算为 30.92 元;③ 13:30 时,设置预算为 56.79 元。获得的有效点击量为 28。

同样,可以求解出竞价系统 2 中时间区间 $T'_1, T'_2, T'_3, T'_4, T'_5$ 对应的实际点击分别为 $v'_1=18, v'_2=0, v'_3=3, v'_4=12, v'_5=0$, 因此,预算调整结果如下:① 09:00 时,设置预算为 27.18 元;② 13:00 时,设置预算为 31.71 元;③ 14:30 时,设置预算为 50 元。获得的有效点击量为 24。

如果该天的预算不进行实时调整:09:00—18:00 竞价系统 1 中的预算设为 56.79 元,09:00—18:00 竞价系统 2 中的预算设为 50 元。则竞价系统 1 获得的有效点击量为 23(<28);竞价系统 2 中获得的有效点击量为 18(<24)。

该广告主在两个竞价系统中不进行预算调整所获得的

有效点击量和进行实时调整后所获得的有效点击量如图 4 所示,预算的花费情况如图 5 所示。

从图 4 和图 5 可以看出,如果不进行实时预算调整,两个竞价系统中的预算过早地就消耗完:竞价系统 1 中的预算在获得 T_1 中的 20 个点击和 T_2 中的 23 个点击后就会用完,竞价系统 2 中的预算在获得 T'_1 中的 18 个点击和 T'_2 中的 10 个点击和 T'_3 中的 5 个点击后就会用完。由于前期有的时间区间的有效点击率较低,竞价系统 1 和竞价系统 2 在用完全部预算后所获得的有效点击量仅分别为 23 和 18。而实时调整所获得的有效点击量分别为 28 和 24,比实际推广中获得的有效点击量分别提高了 21.7% 和 33.3%。实时预算调整保证了有效点击率高的时间段获得充足的预算,减少了预算在有效点击率较低时间段的浪费,从而获得较高的有效点击量。

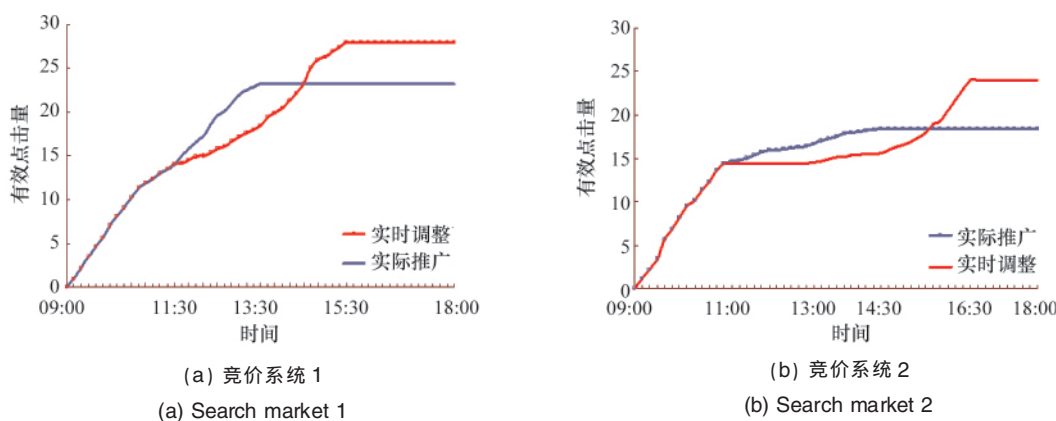


图 4 有效点击量对比(固定预算与实时调整)

Fig. 4 Effective clicks (fixed budget and flexible budget with real-time adjustment)

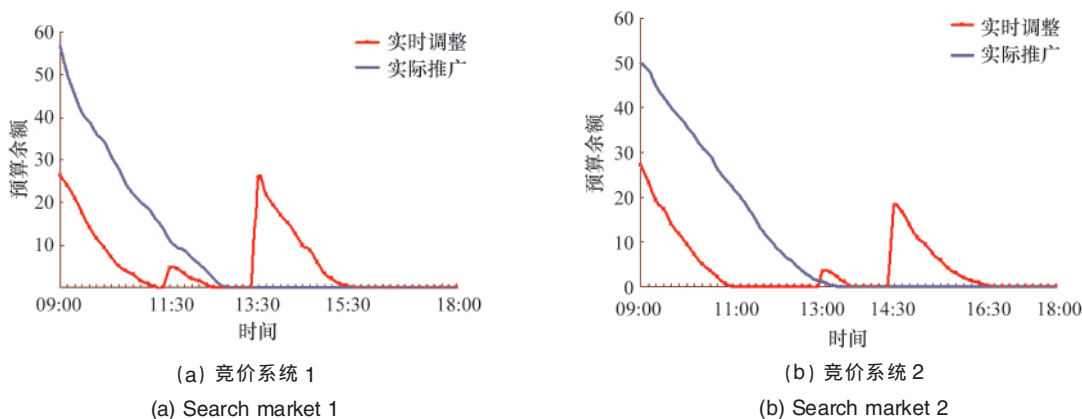


图 5 预算消耗情况对比(固定预算与实时调整)

Fig. 5 Details of expenditures (fixed budget and flexible budget with real-time adjustment)

5 结论

本文针对关键字竞价推广整个生命周期提出了一个多层次跨搜索引擎预算分配框架,并分别从横向(跨搜索引擎)和纵向(时序)两个角度研究预算分配过程中存在的问题,制定了相应的预算分配优化策略。横向预算分配过程可以分两

个阶段制定预算分配的策略:竞价活动开始之前的横向预算分配和竞价活动进行过程中的横向预算调整,并采用粒子滤波方法估计竞价活动进行过程中的预算调整模型参数。纵向预算分配过程可分为两个层次:分时段预算分配和实时预算调整。在分时段预算分配中,将每个时段的最优预算视为模

糊变量,建立了一个两阶段模糊预算分配模型。在实时预算调整中,根据有效点击率的变化模式制定最优的实时预算调整策略。收集了实际关键字竞价推广活动的日志数据,并设计了相应的预算分配实验场景,对文中提出的预算分配框架和相关模型进行了验证。实验结果表明,本文提出的预算分配框架及相应策略模型可以在很大程度上提高实际关键字竞价推广活动中预算分配的效率,从而使广告主在同一固定预算的情况下获取更高的收益。

参考文献 (References)

- [1] Borgs C, Chayes J, Immorlica N, *et al.* Dynamics of bid optimization in online advertisement auctions[C]. 16th International Conference on World Wide Web, Banff, Alberta, Canada, May 8—12, 2007: 531–540.
- [2] Rusmevichientong P, Williamson D P. An adaptive algorithm for selecting profitable keywords for search-based advertising services[C]. 7th ACM Conference on Electronic Commerce, Ann Arbor, Michigan, USA, June 11—15, 2006: 260–269.
- [3] Yao S, Mela C F. Sponsored search auctions: Research opportunities in marketing[J]. *Foundations and Trends in Marketing*, 2009, 3(2): 75–126.
- [4] Feldman J, Muthukrishnan J, Pál M, *et al.* Budget optimization in search-based advertising auctions[C]. 8th ACM Conference on Electronic Commerce, San Diego, California, USA, 2007: 40–49.
- [5] Feng J. Research Note—optimal mechanism for selling a set of commonly ranked objects[J]. *Marketing Science*, 2008, 27(3): 501–512.
- [6] Li L, Zeng D, Wang F. Equilibrium bidding strategy for GSP keyword auctions [C]. 19th Workshop on Information Technologies and Systems, Pheonix, Arizona, USA, Nov 24, 2009: 109–126.
- [7] Varian H R. Position auctions [J]. *International Journal of Industrial Organization*, 2007, 25(6): 1163–1178.
- [8] Wang F Y, Daniel Z, Madhusudan T. A computational framework for strategy analysis and operation management and keyword advertisement [R]. PARCS Tech Report, No 2003–03–02, Tucson, AZ: University of Arizona, 2003.
- [9] 杨彦武, 王飞跃, 曾大军. 基于 ACP 平行架构的关键字竞价计算实验 [J]. 中国计算机协会通讯, 2010, 6(8): 41–45.
Yang Yanwu, Wang Feiyue, Zeng Daniel. *Communications of the CCF*, 2010, 6(8): 41–45.
- [10] Zhou Y, Naroditskiy V. Algorithm for stochastic multiple-choice knapsack problem and application to keywords bidding [C]. 17th International Conference on World Wide Web, Beijing, China, Apr 21—25, 2008: 1175–1176.
- [11] Zhou Y, Chakrabarty D, Lukose R. Budget constrained bidding in keyword auctions and online knapsack problems [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2008, 5385: 566–576.
- [12] Feldman J, Muthukrishnan S, Nikolova F, *et al.* A truthful mechanism for offline ad slot scheduling [C]. First International Symposium on Algorithmic Game Theory, Paderborne, Germany, Apr 30—May 2, 2008: 182–193.
- [13] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, *et al.* A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian bayesian tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174–188.
- [14] Liu Y K. Fuzzy programming with recourse [J]. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness & Knowledge-Based Systems*, 2005, 13(14): 381–413.
- [15] Liu B, Liu Y K. Expected value of fuzzy variable and fuzzy expected value models [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2002, 10 (4): 445–450.

(责任编辑 代丽)

·学术动态·



“第五届中国智能计算大会(ICIC2011)”征文

由中国运筹学会主办,南京理工大学承办的“第五届中国智能计算大会(ICIC2011)”将于2011年7月27—31日在南京市召开。征文范围如下。

(1) 智能计算:遗传算法,模拟退火算法,禁忌搜索算法,进化算法,启发式算法,蚁群算法,粒子群算法,混合智能算法,免疫算法,人工智能,神经网络,机器学习,生物计算,DNA计算,量子计算,智能计算与优化,模糊逻辑,模式识别,知识发现,数据挖掘。

(2) 不确定系统:随机集,模糊集,粗糙集,可信性理论,机会理论。

(3) 不确定理论:不确定过程,不确定分析,不确定微分方程,不确定逻辑,不确定推理。

(4) 不确定规划:随机规划,模糊规划,混合规划。

(5) 应用:车辆调度问题,可靠性问题,存储问题,排序问题,选址问题,分配问题,更新问题,图象处理,电子商务,信息安全,风险分析与控制,智能加工系统,智能调度系统,智能交通系统,智能金融工程,数理金融,应用概率统计,智能信息检索,智能控制与自动化,智能通信工程等。

征文截止时间:2011年4月8日。

联系方式:南京市孝陵卫200号南京理工大学理学院(210094)沈进中,王银;电话:025-84315878;电子信箱:infcom@mail.njust.edu.cn;会议网址: <http://infcom.njust.edu.cn/conference>。