

RTB 广告中的市场细分粒度选择问题研究*

秦蕊^{1,2}, 袁勇^{1,2}, 李娟娟^{1,2}

(1. 中国科学院自动化研究所 复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190; 2. 青岛智能产业技术研究院, 青岛 266109)

摘要: 实时竞价(Real Time Bidding, RTB)是基于互联网和大数据而产生的一种精准营销模式,通过购买目标受众,实现了广告的精准营销。广告需求方平台(Demand Side Platform, DSP)位于 RTB 广告整个产业链的需求端,其目标市场细分策略是 RTB 广告实现精准营销的重要前提。本文对 DSP 的市场细分策略进行初步探索,基于数学规划方法建立市场细分粒度选择模型,并设计实验对模型进行评估。实验结果表明:市场细分粒度对 RTB 广告营销效果有重要影响,在一定细分范围内,市场细分粒度的增加可以有效提升 RTB 广告的效果。

关键词: 实时竞价; 广告需求方平台; 市场细分; 精准营销; 数学规划

实时竞价(Real Time Bidding, RTB)广告是基于互联网大数据而产生的一种新兴广告模式,也是未来互联网广告发展的主流趋势。实时竞价广告具有实时、精准、高效等特性,实现了目标受众的购买,并将互联网广告推进到了“目标人群购买”的新时代。

在 RTB 整个产业链中,需求方平台(Demand Side Platform, DSP)位于广告展示的需求端,是 RTB 广告投放过程中的核心环节。DSP 代表广大广告主的利益,并帮助广告主精准地购买目标受众,从而最大化收益。

在 RTB 广告过程中,投标算法设计和目标市场细分策略是 DSP 面临的重要决策难题。目前,现有文献中针对 DSP 的研究主要集中在投标算法方面,如 Ghosh 等人^[1]针对获胜价格公开的完全信息场景和仅获胜广告主可以获得胜出价格分布的部分可观测场景进行研究,提出了适用于这两种场景的离线投标算法,Zhang & Zhang^[2]基于平均获胜投标价的分布提出了一个 learn-then-bid 投标算法,Li & Guan^[3]基于预测的胜出率和胜出价格并针对不同的优化目标设计了离线投标算法,Zhang 等人^[4]基于点击率设计了一类离线投标算法。除这些离线算法之外,Chen 等人^[5]基于估价提出了一类可以对投标价进行动态调整的在线投标算法。然而,这些文献在设计投标算法时,均未考虑 DSP 的目标市场细分策略对广告主投标行为与决策的影响。

目标市场细分是 RTB 广告实现精准营销的重要前提和基础,因此,最优目标市场细分粒度的确定就成为 DSP 面临的最重要的决策难题。市场细分程度决定了目标人群定位的精准性、目标市场的竞争激烈程度、以及广告主对每次曝光请求的心理估价。当市场细分程度较低时,参与每个曝光请求的广告主数量较多,竞争激烈程度较高,广告的精准性较低,广告主的心理估价也较低。随着市场细分程度的逐步增加,参与每个展示请求的广告主数量减少,从而降低了竞争激烈程度,此时广告的精准性不断提高,使得广告主的心理估价也逐渐提高。因此,研究 RTB 市场细分策略、确定最优的市场细分粒度,对于广告主广告投放效果的提升具有重要意义。

本文主要针对 RTB 广告中的目标市场细分问题进行初步探索,基于数学规划建立 DSP 的最优市场细分粒度选择模型,并设计模型的求解算法。为了验证模型的有效性,我们设计数值实验对模型进行验证与评估。实验结果表明:在一定细分范围内,市场细分粒度的增加可以在一定程度上提高 DSP 中所有广告主的总收益和单位费用的收益,从而提高 RTB 广告的营销效果。

本文剩余部分的安排如下:第 1 节建立 DSP 市场细分粒度选择模型并设计模型的求解算法,第 2 节通过数值实验验证模型的有效性,最后一节给出本文的结论。

* 基金项目:国家自然科学基金(71472174,71102117,71232006,61533019,61233001)、复杂系统管理与控制国家重点实验室青年人才基金(Y3S9021F36, Y3S9021F2K)。

作者简介:秦蕊(1983-),女(汉族),河北唐山,工程师,E-mail: rui.qin@ia.ac.cn;袁勇(1980-),男(汉族),山东淄博,副研究员;李娟娟(1986-),女(汉族),江苏南通,工程师

1 DSP 的目标市场细分策略

1.1 问题描述

RTB 广告使广告市场实现了无限精准细分, DSP 可以通过设计人群分类体系和属性标签, 按照人口统计学特征、兴趣爱好和购买倾向等多个维度将网民群体细分为大量的利基市场 (niche market), 并相应地投放最优匹配的广告。

在 RTB 广告中, 市场细分程度决定了广告的精確性、竞争激烈程度、广告主对每次曝光请求的

心理估价。一方面, 市场细分有助于提高广告投放的精確性和广告主的心理估价 (Value), 但另一方面, 市场细分也会不可避免地降低市场竞争的激烈程度, 这就引发了市场的精確细分粒度与市场竞争激烈程度之间的矛盾。

通常情况下, DSP 的用户层次呈现出如图 1 所示的结构特征: 自顶端向下细分程度逐渐增大, 每个标签所对应的用户数量逐渐减少, 从而广告主的目标人群定位也越来越精確。对于 DSP 来讲, 每一层对应着一个市场细分粒度。

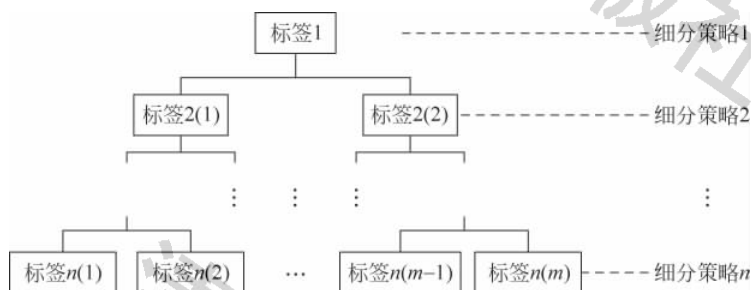


图 1 DSP 用户的层次结构

因此, DSP 面临着如下决策难题: 在所有可供选择的市場细分粒度中选择一个最优的市場细分粒度, 从而最大化 DSP 上所有广告主的总收益。

1.2 模型建立

考虑只有一个 DSP 的情况, 即在该 DSP 上获胜的广告主将获得广告曝光。设市场中存在 M 种可供选择的市場细分粒度, 记为 $L = \{1, 2, \dots, M\}$, 每一种市場细分粒度对应 DSP 的一种市場细分策略, 则 DSP 有 M 种可供选择的市場细分策略。记 DSP 所代理的广告主集合为 $U = \{1, 2, \dots, N\}$, 对应每个广告主的总预算集合为 $B = \{B_1, B_2, \dots, B_N\}$, 某一时段所有的曝光供给为 $Q = \{1, 2, \dots, S\}$, 曝光 $j \in Q$ 的保留价为 ρ_j 。

在每一种市場细分粒度 $l \in L$ 下, 广告主 $i \in U$ 和曝光请求 $j \in Q$ 的匹配概率记为 $\sigma_l(i, j) \in \{0, 1\}$, 其中 $\sigma_l(i, j) = 0$ 表示二者不匹配, $\sigma_l(i, j) = 1$ 表示二者匹配。匹配概率表示广告主参与投标的概率, 只有当 $\sigma_l(i, j) = 1$, 且剩余预算高于投标价时, 广告主才参与投标。广告主 $i \in U$ 在市場细分粒度 l 下对曝光请求 j 的心理估价函数为 $v_i(l, j)$, 并且根据 Vickrey 机制的均衡特性, 假设广告主对广告曝光的投标价等于其心理估价。

在市場细分粒度 l 下, 曝光请求 j 到来时, 每个广告主的剩余预算为

$$b_{l,i}(j) = b_{l,i}(j-1) \times c_{l,i}(j-1), \quad j = 1, 2, \dots, S, \quad (1)$$

其中 $b_{l,i}(0) = B_i, c_{l,i}(j-1)$ 表示市場粒度 l 下广告

主 i 需要为曝光请求 $j-1$ 支付的费用, 未获得曝光时该值为 0。

因此, 针对市場细分粒度 $l \in L$, 曝光请求 $j \in Q$, 在该 DSP 上参与投标的广告主集合为

$$U(l, j) = \{i \mid i \in U, \sigma_l(i, j) = 1, b_{l,i}(j) > v_i(l, j)\}, \quad (2)$$

获胜的广告主记为

$$i_o(l, j) = \operatorname{argmax}_{i \in U(l, j)} v_i(l, j), \quad (3)$$

即参与投标的广告主集合 $U(l, j)$ 中投标价最高的那个广告主。 $U(l, j)$ 中投标价次高的广告主为

$$i'(l, j) = \operatorname{argmax}_{i \in U(l, j)/i_o(l, j)} v_i(l, j), \quad (4)$$

其投标价为 $v_{i'(l, j)}(l, j)$ 。根据 GSP 机制的特性, 投标价最高的广告主获胜, 并且当次高投标价大于保留价时, 其需要的费用为次高投标价, 否则为保留价。因此, 在该次投标中, 广告主 $i_o(l, j)$ 获胜, 其曝光费用为

$$c_{l,i_o}(j) = \max\{v_{i'(l, j)}(l, j), \rho\}. \quad (5)$$

假设曝光给广告主带来的收益等于广告主对曝光的心理估价, 则曝光 j 给广告主 $i_o(l, j)$ 带来的收益为 $v_{i_o(l, j)}(l, j)$, 该收益即为市場细分粒度 l 下曝光 j 为 DSP 上所有广告主带来的总收益 $r(l, j)$, 因此

$$r(l, j) = v_{i_o(l, j)}(l, j). \quad (6)$$

因此, 在市場细分粒度 l 下, 所有曝光 $Q = \{1, 2, \dots, M\}$ 给该 DSP 上广告主带来的总收益为

$$g(l) = \sum_{j \in Q} r(l, j). \quad (7)$$

DSP 的目标是在所有可供选择的市場细分粒度 $L = \{1, 2, \dots, M\}$ 中选择一个最优的市場细分粒

度,使得所有广告主的总收益最大,即

$$\max_{l \in L} g(l). \quad (8)$$

求解该模型,即得最优的市场细分粒度 l^* ,对应的最优收益为 $g(l^*)$ 。

1.3 求解算法

为了求解上一节所建立的模型,我们给出如下求解算法。

算法 1(最优市场细分粒度选择算法):

第 1 步: 针对每一种市场细分粒度 $l \in L$,按如下过程计算每一个曝光请求 $j \in Q$ 给 DSP 上所有广告主带来的收益 $r(l, j)$:

(1) 针对每一个 $i \in U$,计算 $\sigma_l(i, j)$ 。

(2) 根据公式(2),计算参与投标的广告主集合 $U(l, j)$ 。

(3) 按照公式(3)~(5),计算获胜广告主及其展示费用。

(4) 根据公式(1)更新各广告主的剩余预算

$b_{l,i}(j)$; 根据公式(6)计算收益 $r(l, j)$

第 2 步: 根据公式(7)计算所有曝光给 DSP 上广告主带来的总收益 $g(l)$ 。

第 3 步: 计算 $\{g(l) | l \in L\}$ 中的最大值,对应的细分粒度记为 l^* 。

第 4 步: 返回最优解 l^* 和最优值 $g(l^*)$ 。

2 实验分析

本节将设计相关数值实验场景,对本文所提出的模型进行验证,从而为 DSP 提供决策支持。

2.1 实验设计

设 DSP 上某一时段的曝光供给总量为 $S = 1000000$,其流量所对应的用户层次结构如图 2 所示,其中 a1、a2、b1、b2 四种类型的用户比例为 1:1:1:1,且均匀分布在整个时间段中。每个曝光请求的保留价为常数 $\rho = 2.00$ 元/千次展示。

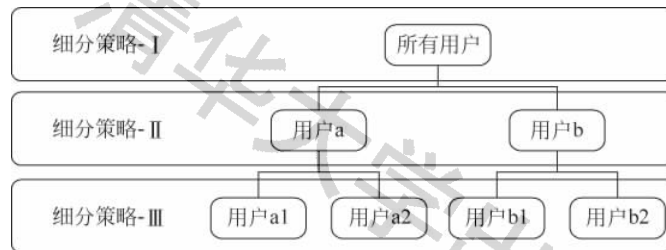


图 2 DSP 的用户层次结构及其对应的细分策略

根据用户的层次结构,DSP 有三种市场细分策略可供选择:

(1) 细分策略-I: 市场粒度不细分

(2) 细分策略-II: 将市场粒度细分为 a 和 b 两类。

(3) 细分策略-III: 将市场粒度细分为 a1、a2、b1、b2 四类。

该 DSP 平台中包含 8 个广告主,每个广告主的每千次展示出价(CPM)等于广告主对曝光的心理估价。在三种细分策略下,各广告主的目标受众、CPM 出价以及总预算如表 1 所示。

DSP 的目标是在这三种细分策略中选取一个最优的细分策略,使得所有广告主的总收益最大。

表 1 8 个广告主在三种细分策略下的目标受众、CPM 出价及总预算

广告主	细分策略-I	细分策略-II		细分策略-III		总预算
	CPM 出价	目标受众	CPM 出价	目标受众	CPM 出价	
A	7.49	a	14.99	a1	19.99	1500
B	6.99	b	13.99	b1	18.99	1300
C	5.99	a	11.99	a2	16.99	1000
D	5.29	b	10.49	b2	15.99	800
E	4.49	a	8.99	a1	12.99	700

续表

广告主	细分策略-I	细分策略-II		细分策略-III		总预算
	CPM 出价	目标受众	CPM 出价	目标受众	CPM 出价	
F	3.99	b	7.49	b1	11.99	600
G	2.99	a	5.49	a2	9.99	500
H	2.29	b	4.49	b2	7.99	200

2.2 实验结果与分析

利用上一节所提出的模型与算法,可以得出三种细分策略下,该 DSP 上所有广告主的总收益、单位费用的收益和总展示量,如图 3~图 5 所示。

由图 3~图 5,可以得出以下结论:

(1) 三种细分策略下,DSP 上所有广告主的总收益分别为 6085.96、9398.85 和 13406.52,单位费用的收益分别为 1.1306、1.4747 和 2.3718。因此,细分策略-II 和细分策略-III 中 DSP 上所有广告主的总收益和单位费用的收益均明显高于细分策略-I,这表明市场细分可以在一定意义上提高 DSP 广告的效果。

(2) 细分策略-III 下,DSP 上所有广告主的总收益和单位费用的收益均明显高于细分策略-II。

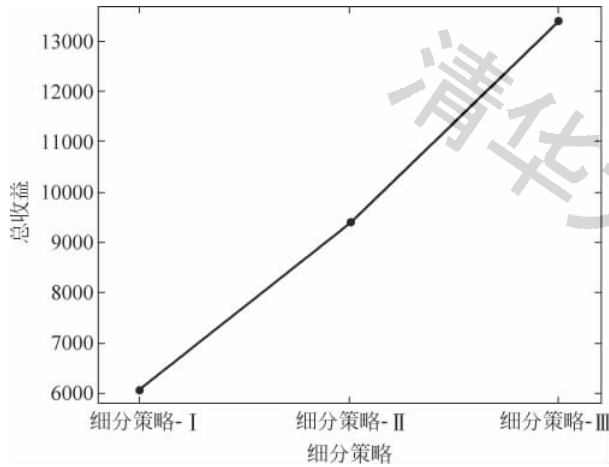


图 3 细分策略对 DSP 上所有广告主的总收益的影响

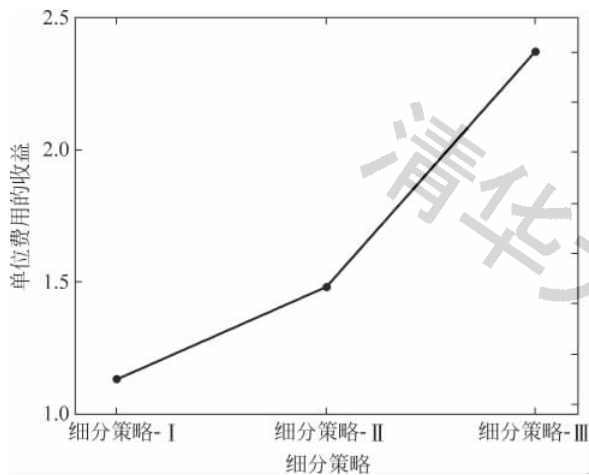


图 4 细分策略对 DSP 上所有广告主单位费用收益的影响

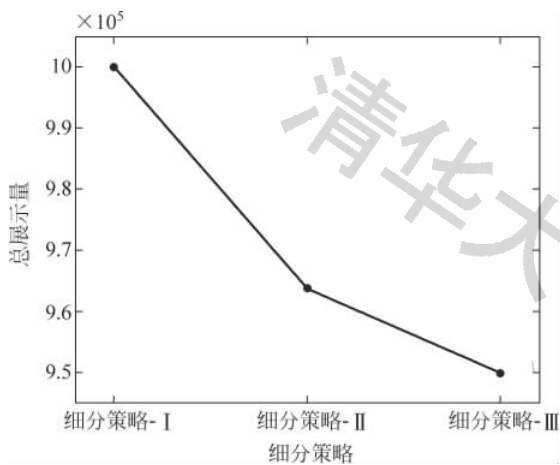


图 5 细分策略对 DSP 上所有广告主总展示量的影响

这表明在一定细分范围内,细分程度的增加有助于 DSP 广告效果的提升。

(3) 随着细分粒度的增加, DSP 上所有广告主的总展示量呈现出逐渐降低的趋势,而总收益和单位费用的收益却呈现出逐渐升高的趋势,这表明在一定细分范围内,细分粒度的增加有助于减少无效

的展示,从而增加所有广告主的总收益和单位费用的收益。

为了验证市场细分粒度对每个广告主收益的影响,我们给出三种细分策略下每个广告主的收益、单位费用的收益和展示量,如图 6~图 8 所示。

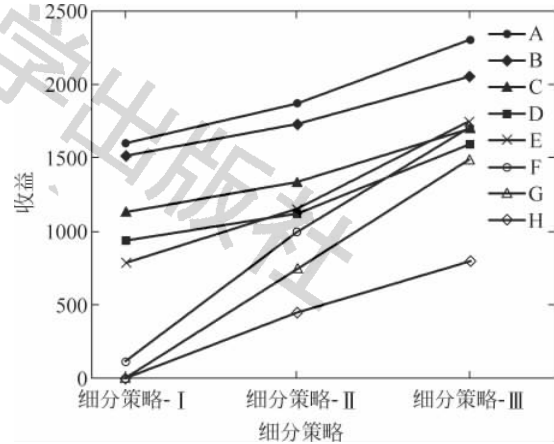


图 6 细分策略对 DSP 上各广告主收益的影响

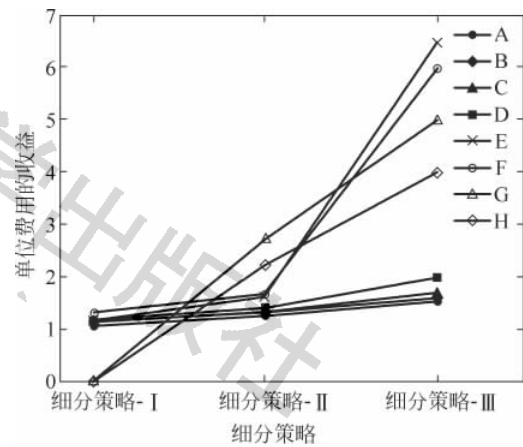


图 7 细分策略对 DSP 上各广告主单位费用的收益的影响

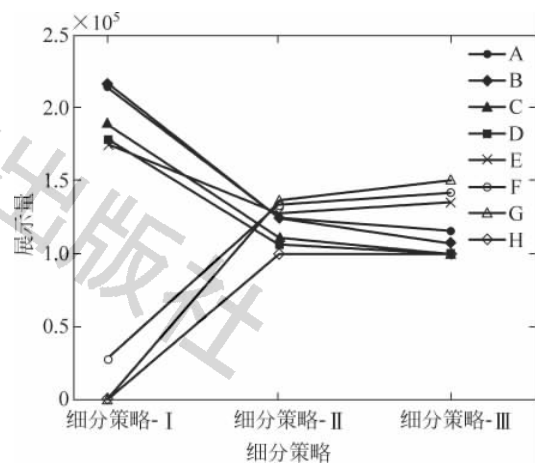


图 8 细分策略对 DSP 上各广告主展示量的影响

由图 6~图 8,可以得出以下结论:

(1) 在细分策略-II 和细分策略-III 下,每个广

告主的收益和单位费用的收益均明显高于细分策略-I。这表明市场细分对每个广告主都是有利的。

(2) 细分策略-III 下, 每个广告主的收益和单位费用的收益均明显高于细分策略-II。这表明在一定细分范围内, 细分程度的增加可以在一定程度上提高每个广告主的广告效果。

(3) 随着细分粒度的增加, 部分广告主的展示量呈现出逐渐降低的趋势, 而另一部分广告主则呈现出逐渐增加的趋势。这表明在一定细分范围内, 细分粒度的增加有助于均衡各广告主的展示量, 从而最大化所有广告主的广告效果。

2.3 管理意义

本文对 DSP 所面临的市场细分粒度选择问题进行了初步探索, 其相关研究成果对 DSP 的决策具有一定的指导意义。首先, 本文给出了 DSP 广告效果量化评估的综合指标, 即所有广告主的总收益, 该指标为 DSP 的优化策略指明了优化方向; 其次, 本文验证了市场细分粒度对 RTB 广告效果的重要影响, 并从所有广告主的总收益、所有广告主的单位收益、每个广告主的收益等多种角度分析了市场细分粒度对广告效果的影响, 从而为 DSP 的最优市场细分粒度选择决策提供了重要的决策依据。

3 结论

目标市场细分是 DSP 平台面临的重要难题, 也是 RTB 广告实现精准营销的重要前提和保证。本文基于数学规划方法建立了 DSP 平台的最优市场细分粒度选择模型, 从而帮助 DSP 在多个市场细分粒度中确定最优的市场细分粒度。最后通过数值实验对本文所提出的模型进行验证, 实验结果表明: 在一定细分范围内, 市场细分粒度的增加可以有效提高 RTB 广告的精准性和营销效果。

参考文献

- [1] Arpita G, Rubinstein B I P, Vassilvitskii S, et al. Adaptive bidding for display advertising [C]. Proc 18th International Conference on World Wide Web, Madrid, Spain, WWW Press, 2009.
- [2] Zhang C, Zhang E. Optimized bidding algorithm of real time bidding in online ads auction [C]. Proc 21th International Conference on Management Science & Engineering, Helsinki, Finland, 2014(8): 17-19.
- [3] Li X, Guan D. Programmatic buying bidding strategies with win rate and winning price estimation in real time mobile advertising [C]. Proc PAKDD 2014, Part I, LNAI 8443, 2014: 447-460
- [4] Zhang W, Yuan W, Wang W, et al. Real-time bidding benchmarking with iPinYou dataset [R], UCL Technical Report, London, UK., 2014.

- [5] Chen Y, Berkhin P, Anderson B, et al. Real-time bidding algorithms for performance-based display ad allocation [C]. Proc 17th ACM Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Diego, California, USA: ACM Press, 2011.