

实时竞价广告研究述评

袁勇^{1,2} 曾大军¹ 李娟娟^{1,2} 秦蕊^{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, 山东 青岛 266109)

摘要 实时竞价(Real-Time Bidding, RTB)是大数据和计算广告技术相互融合而产生的精准广告投放与售卖模式, 实现了互联网广告市场由购买“媒体”和“广告位”到购买“目标人群”的模式演进。本文介绍了新兴 RTB 市场的发展现状、关键参与者和投放流程, 并在文献分析的基础上重点讨论了投标行为分析与投放策略优化、广告库存定价与渠道分配、商业模式与交易机制设计以及市场细分与投放效果分析等领域的热点问题。最后总结了 RTB 市场实践中亟待研究跟进的若干问题。

关键词 实时竞价, 计算广告学, 互联网广告, 大数据

中图分类号 C931.6

1 引言

互联网广告是现代企业营销战略的重要组成部分, 也是近年来新兴电子商务和互联网经济领域的前沿研究课题。与广播电视和报刊杂志等传统渠道相比, 互联网广告具有用户覆盖率高、传播速度快、形式多样化和效果可度量等显著优势, 因而成为中小企业进行市场营销和品牌推广的最佳渠道^[1]。自1994年美国《连线》杂志网络版的首个横幅广告成功投放以来, 互联网与广告一直相伴走过高速发展的21年, 共同支撑起互联网经济系统整体市场规模的半壁江山, 并衍生出搜索引擎广告、品牌展示广告、视频广告、富媒体广告等多样化的广告形式^[2]。

“精准定位目标受众”和“动态优化资源配置”是互联网广告市场在投放技术和售卖模式两方面持续创新的源动力和终极目标。其中, 精准性是衡量广告投放效果的重要指标, 是通过分析海量网民群体的人口统计学、地理、行为和社会关系等多维特征、在每次广告曝光 (Impression) 的粒度上精准识别对广告内容最感兴趣的网民个体的能力。精准广告将不再是无用信息, 而是能够实际产生价值、提升用户体验的知识。资源配置能力则是衡量广告市场效率的重要指标, 其目的是动态和实时地匹配广告市场中的供给方 (发布商) 与需求方 (广告主)、并将最好的广告资源以最合理的价格分配给最合适的广告主。

传统互联网广告市场通常采用离线固定价格谈判和包时段计费模式来售卖广告位、并且面向全网流量不加区分地展示广告, 因此很难实现精准受众定位和动态优化定价^[1]。然而,

*基金项目: 国家自然科学基金项目 (71472174, 71102117, 71232006, 61533019, 61233001)、国家杰出青年科学基金 (71025001)。

通信作者: 袁勇, 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, 副研究员, E-mail: yong.yuan@ia.ac.cn。

互联网广告潜在市场规模巨大,其规模体量和受众覆盖率远超报纸、杂志和广播等传统媒体。如何通过商业模式和投放技术创新来实现海量互联网广告资源的精准投放与优化定价,已经成为互联网广告市场发展所亟待解决的现实问题和新兴的计算广告学(Computational Advertising)的热点研究问题。

实时竞价(Real-Time Bidding, RTB)为传统互联网广告的投放技术和售卖模式带来了颠覆性变革,并深度延展了计算广告学的研究范畴^[3]。RTB是近年来计算广告学领域的最新发展趋势,是继广告网络和搜索引擎关键字竞价之后的第三种典型的互联网广告模式。如图1所示,RTB广告的基本原理与投放流程可以简单举例说明:某网民A是经常浏览各大汽车网站的汽车爱好者。RTB市场中的数据管理平台(Data Management Platform, DMP)通过分析网民A的Cookie数据,能够辨识出A的行为特征、兴趣爱好和购物倾向等要素。当某天A打开新浪体育页面时,在其输入网址并按回车键的瞬间将触发一次实时竞价过程:发布者(新浪)通过与其合作的供应端平台(Supply Side Platform, SSP)将A的cookie信息发送给广告交易平台(Ad Exchange, AdX),并由AdX转发给所有接入的需求端平台(Demand Side Platform, DSP)。DSP查询DMP后得知网民A是汽车爱好者,就迅速通知福特、比亚迪和丰田等广告主。这些广告主将亲自或委托DSP针对新浪体育页面的空白广告位展开竞价。如果最终福特在竞价中获胜,则其广告将通过AdX和SSP投放到新浪体育并展示给网民A。以上包括目标受众识别、竞价和广告投放在内的全部过程将在浏览器缓冲的10至100毫秒内完成,因而称为“实时竞价”^[4]。

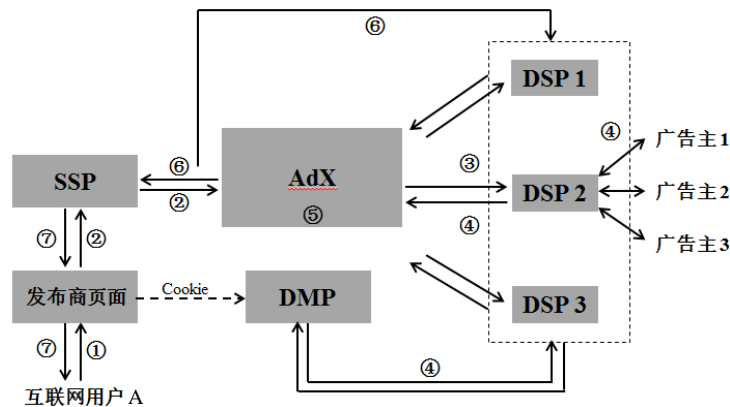


图 1. RTB 广告的投放流程

由此可见,RTB广告带来的变革主要体现在如下两方面:

投放技术变革: 大数据分析技术驱动的程序化购买(Programmatic Buying)模式。传统的包断广告位并对全网流量不加区分地投放广告的模式,转变为基于网民行为大数据分析、以及在每次曝光粒度上精准辨识和定位目标受众的程序化购买与自动投放模式。该变革充分利用并体现出技术与数据在互联网广告市场中的巨大价值,大幅提升了广告投放的精准性和效果。

售卖模式变革: 基于实时竞价的动态定价模式。传统的按时段和固定价格计费模式转变为基于目标受众特征的实时竞价模式,其优势在于能够更好地实现广告资源的动态定价与优化配置。换言之,即在每次曝光粒度上实现将最好的广告位资源以最合理的价格分配给最合适的广告主。

RTB是大数据与计算广告技术的深度融合。借助计算广告和大数据分析技术,RTB系统

能够针对每一次曝光实时地识别和分析触发该曝光的目标受众的特征与兴趣,并相应地投放最匹配的广告。因此,RTB实现了互联网广告由购买“媒体”和“广告位”到购买“目标人群”的模式演进,大幅提高了广告投放的精准性。换言之,大数据使得精准衡量每个广告曝光的潜在价值成为可能,从而促使广告资源售卖模式由“大规模批发”演进为“个性化零售”,真正实现了技术和数据驱动精准营销。例如,国内某数字营销企业利用其RTB架构和大数据分析算法,能够实时处理和分析5.7亿人群的Cookie数据,并对每个Cookie采用3155个人群标签进行描述和识别。该企业每日对接30亿页面曝光量,并根据每次曝光的Cookie精准识别出其背后的互联网用户特征,通过实时竞价算法、在50毫秒内完成最优化广告投放,使得广告效率和效果都得到超过50%的提升²。由此可见,正是大数据使得以人群定向和实时竞价为核心的RTB广告模式更为精准、高效和可控,并将成为未来互联网广告售卖模式的主流趋势。

RTB广告自诞生以来便呈现出井喷式的增长态势。国际市场上,Google、Yahoo!、Microsoft、Facebook和Twitter等知名企业都迅速布局、相继推出RTB相关平台与服务。数据显示:2011年,北美市场已有88%的广告主使用RTB模式采购广告媒体。2017年,RTB广告市场规模将达到84.9亿美元,占数字展示年广告支出的29%;美国市场上,2013年美国广告主的RTB广告预算超过33.6亿美元,远高于2012年的20亿美元和2011年的10亿美元。中国RTB市场起源于2011年,淘宝率先推出基于RTB的TANX广告交易平台并随后重启“阿里妈妈”品牌。2012年被称为“中国RTB广告元年”,国际汽车品牌沃尔沃在中国投放了RTB广告第一单,国内RTB市场正式拉开序幕。沃尔沃的RTB广告点击率高达0.6%,是行业平均水平的12倍。谷歌虽然主体已退出中国,但仍然积极在中国布局RTB广告,并于2012年推出DoubleClick广告交易平台。目前,百度、阿里巴巴、腾讯、新浪等互联网巨头均已推出RTB平台(详见表1)。

表 1. RTB 相关的 IT 企业及其平台

角色	企业(平台或产品名)	
DSP	国内	百度(鸿媒体、网盟推广)、淘宝(直通车、钻展、网销宝)、腾讯(腾果)、品友互动(品友大算盘)、悠易互通(悠选@iR)、传漾科技、爱点击(XMO)、好耶、盟博受众、亿玛、易传媒、随视传媒、亿动广告传媒(优道)、聚胜万合(聚效)、华扬联众、艾维岳动、璧合网络、互动通、晶赞科技、派择网络(ChoiceDSP)、派瑞威行、随视传媒、泰一指尚、新数网络(AdWise)、亿赞普、传合网络(AdBank)、派悦科技(PureGetTM)、智子云(ZhiziYun DSP)、智云众、平方广告、有道智选、浪淘金、银橙传媒、摸象互动、奥鹰、木瓜移动、新数广告、卓杭、力美科技、MicroAd、BiddingX
	国际	Google(AdWords、DBM)、Efficient frontier、PocketMath、Brandscreen、Turn、Dataxu、Invite Media、Mediamath、Xplusone、AppNexus
AdX	国内	百度(BES)、淘宝(TANX)、腾讯(TAE)、新浪(SAX)、秒针系统、盛大(AA)、传漾科技、盟博受众、芒果
	国际	Google(Doubleclick)、Yahoo!(RightMedia)、Microsoft(AdECN)、Facebook(FBX)、Twitter、Samsung(AdHub)、Mobclix
SSP	国内	百度(广告管家)、淘宝(TANX SSP)、腾讯、易传媒、传漾科技、好耶(mediamax)、盟博受众、亿玛、互动通、芒果、力美科技、艾德思奇、多盟、果合、MicroAd、Adplace、OpenX

² <http://roll.sohu.com/20120810/n350355891.shtml>

	国际	Google (AdMeld)、AppNexus、inMobi、AdMob
DMP	国内	百度、淘宝、腾讯、秒针系统、传漾科技、盟博受众、亿玛、易传媒、随视传媒、智子云、百分点、精硕科技
	国际	Google、Bluekai、Acxiom、UMA

RTB不仅代表着互联网广告的创新实践和未来发展趋势，同时也体现了新兴电子商务应用的绝大多数特征和关键科学问题，从新的管理视角极大地丰富和发展了计算广告学、在线竞价和网络营销等研究领域。目前，新兴的RTB广告市场尚处于产业实践领先而理论研究相对滞后的状态，但学术界已经体现出极大的研究兴趣，并在市场参与者行为分析、交易机制评估与优化、数据驱动的RTB广告收益管理等领域开展了大量探索性的研究工作^[3,5,6]。RTB研究的积极跟进将为RTB商业模式及其市场“生态系统”的健康、高效运行和持续盈利提供有力保障。

本文剩余部分的结构安排如下：第2节简要阐述RTB广告的关键市场参与者与投放流程；第3节分析RTB领域的相关文献，并总结国内外研究动态；第4节介绍RTB市场实践中亟待研究跟进的若干问题。第5节对本文内容进行总结。

2 RTB 广告模式概述

RTB带来的不仅是广告投放技术的发展和受众定位精度的提高，更是互联网广告商业模式和产业链的深刻变革。本节将简要介绍RTB市场的关键角色和广告投放流程。

2.1 RTB 市场的关键参与者

RTB模式促使互联网广告产业链在资源供需两端（发布商和广告主）之间按照功能持续细分。按照产业链的衔接关系，RTB市场的关键参与者现阶段包括广告主、需求端平台、广告交易平台、供应端平台、数据管理平台和发布商。

各参与者的基本功能如下：

① 广告主：RTB广告资源（曝光及潜在目标受众）的购买方。广告主根据其营销目标、市场受众特征以及推广预算等因素针对每一次曝光进行竞价，出价最高者将有机会获得该曝光。

② 需求端平台（DSP）：辅助广告主实现广告管理和投放策略优化的综合性代理平台。DSP通常借助其庞大的人群数据库、先进的人群定向技术以及强大的实时竞价算法与架构，帮助广告主以更为简单、便捷和统一的方式实时购买广告交易平台AdX中最优化匹配的广告曝光。

③ 广告交易平台（AdX）：类似于证券交易所，是针对每次曝光进行供需匹配和实时竞价的广告交易市场。AdX通过标准传输协议在发布商、SSP、DSP以及广告主之间传递广告需求与竞价信息，最终实现广告主与目标受众的精准对接，因此在RTB生态系统中占据主导地位。

④ 供应端平台（SSP）：辅助发布商实现其媒体网站的广告库存管理和最优定价的媒体服务平台。SSP允许发布商管理其广告的投放渠道和库存资源、设置广告库存的保留价等。

⑤ 数据管理平台（DMP）：通过采集和分析互联网用户及其行为大数据、辅助DSP和SSP实现精准目标受众识别与定向投放的数据管理平台。

⑥ 发布商：即参与实时竞价的媒体网站。在RTB竞价中胜出的广告主，其广告将展示

在发布商的广告位上。

2.2 RTB 广告的投放流程

RTB广告的典型投放流程如图1所示，整个流程通常要求在10-100毫秒内完成^[7]。

① 互联网用户访问某发布商网站的页面，触发一次曝光机会。

② 如果该页面上有一个或多个广告位，且发布商希望采用RTB方式销售这些广告位，则通过SSP将广告位信息、用户相关信息和预设的保留价发送给AdX。

③ AdX收到SSP发送的广告请求信息后，向接入该AdX的DSP发送该广告请求中的广告位、用户和保留价信息。

④ 每个DSP收到AdX的广告请求信息后，解析广告请求包含的用户cookie、查询DMP后获得相关用户信息（如地理位置、性别、年龄、兴趣、意图、网络行为等），选择相匹配的广告主参与竞价，并将获胜的广告主及其广告发送给AdX。超过特定时间限制后，AdX将默认该DSP放弃此次竞价。

⑤ AdX根据预设的竞价机制，从DSP返回的所有广告中确定获胜广告及价格。如果最高出价低于发布商的保留价，则此次RTB竞价失败、广告位将留空或分配给其它非RTB渠道；否则出价最高的广告主获得该曝光。

⑥ AdX将竞价结果返回给各个DSP，同时将获胜广告主的广告返回给SSP。

⑦ SSP将该广告展示在发布商网站的相应广告位，用户浏览页面就可看到该广告。

3 RTB 研究述评

RTB作为互联网广告市场最具代表性的大数据营销模式，在诞生之初即引起学术界的广泛研究兴趣，成为新兴电子商务和计算广告学领域的最新前沿课题。本节将首先分析RTB领域的研究文献，并在此基础上总结RTB模式的热点问题以及研究动态。

3.1 文献分析

借鉴现有研究常用的文献检索方法^[8]，本文选择国内CNKI中文期刊全文数据库作为中文文献数据源，选择Google学术搜索、ISI Web of Knowledge和EI Village数据库作为英文文献数据源。文献检索年限设定为2005年至2014年。为保证文献检索的准确性，选择“实时竞价、程序化购买、广告交易、Real time bidding、RTB、Ad Exchange, Programmatic Buying”及其各种变形作为中英文检索词，检索篇名和关键词中含有这些检索词的文献。经过认真阅读并筛选检索到的文献，过滤掉明显不相关的文献之后，共获得英文文献42篇，中文文献58篇。需要说明的是，绝大多数中文文献是一般报道性的杂志文章，仅有3篇介绍性质的学术期刊文献^[9-11]。因此，本文选择最终筛选出的42篇英文文献（含2篇综述性文章^[3, 6]）作为研究对象。

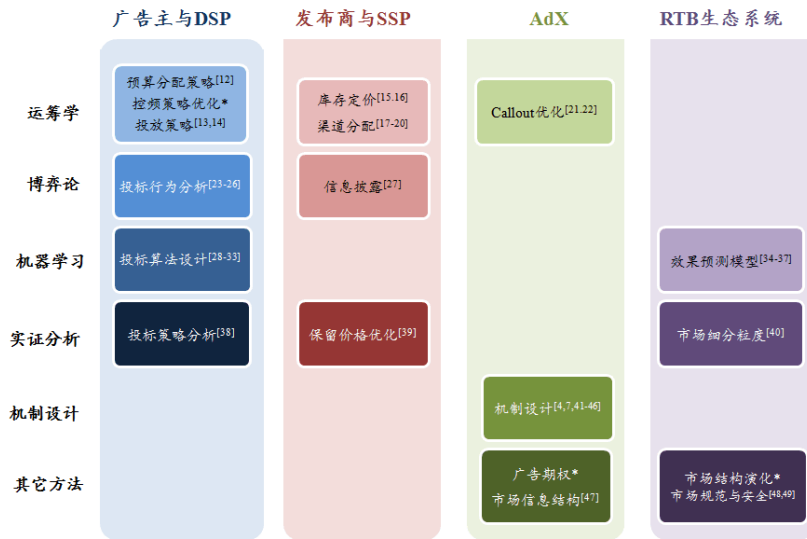


图 2. RTB 热点研究问题³

如图2所示，本节从文献数量、研究问题和研究对象三个角度对RTB领域的研究现状给出整体态势研判：首先，从文献数量角度来看，作为兴起于2008年并于2011年在国内出现的新兴市场，RTB研究现阶段呈现出“零散、不成体系”的显著特征，每个研究问题仅有少数几篇相关文献。与国际RTB研究加速发展的态势相比，国内学术期刊中的RTB研究基本上仍处于空白状态，且呈现出明显的“学术研究滞后于市场实践”的发展态势。其次，从研究问题角度来看，尽管RTB被广泛认为是目前极具代表性的大数据营销模式，但现有文献较少研究更为偏重于信息科学研究范畴且在业界已经相对成熟的大数据精准定位与投放技术（即投放技术变革），而是重点关注大数据和实时竞价市场环境带来的具有RTB特色的行为、策略、机制和结构等要素的新型管理问题（即售卖模式变革）。最后，从研究对象角度来看，RTB研究现阶段完全由市场实践驱动。由于RTB市场首先形成AdX，随后DSP逐渐兴起，直至近年来逐渐分化出SSP等角色。与此相对应地，学术研究热点也主要聚焦于面向AdX的机制设计研究和面向DSP的投放行为与策略研究，面向整体市场生态系统的研究成果尚不多见。

3.2 热点问题与研究进展

近年来，研究者已经开始深入研究影响RTB市场健康运行的管理问题，并在微观层面的投标行为分析与投放策略优化、广告库存定价与最优渠道分配、中观层面的市场商业模式与交易机制设计、以及宏观层面的市场细分与投放效果分析等领域初步形成了若干热点研究问题。如图2所示，本节将逐一梳理这些研究问题及其研究现状。

3.2.1 投标行为分析与投放策略优化（面向广告主与DSP）

广告主与DSP共同构成RTB市场中广告资源(即广告位和曝光)的需求方，通过实时投标和竞价购买每一次广告曝光及其背后的目标受众。现有研究文献的基本思路是运用博弈均衡分析方法研究广告主和DSP的微观个体投标行为，并运用机器学习方法研究广告主的投放策略并辅助设计DSP平台的投标算法。

RTB市场中，广告主必须实时确定每次曝光的投标价。本质上，RTB竞价是以DSP为中

³需要说明的是，图2中带有“*”的研究问题在RTB实践中尚未得到研究重视，将在第4节详细介绍。

间代理的两阶段竞价过程：广告主需要首先在第一阶段赢得其DSP组织的内部竞价，然后在第二阶段赢得AdX组织的DSP之间的竞价，才能最终获得广告曝光机会^[7]。广告主在这种带有中间代理的双层转售（resale）竞价体系中的投标行为及其均衡具有较高的研究价值，能够辅助预测RTB广告价格和市场稳定性^[25]。为此，Feldman等^[24,26]研究了广告主通过中间代理DSP从AdX购买广告曝光的实时竞价过程中的均衡行为和激励机制，指出多层竞价将产生广告主和DSP在特定区间内随机选择投标价的新特性。为进一步确定该投标区间，Santiago等^[23]在精炼贝叶斯均衡（Perfect Bayesian Equilibrium）的基础上，结合平均场近似（Mean Field Approximation）和随机Fluid近似（Stochastic Fluid Approximation）两种方法、提出了流体平均场均衡（Fluid Mean Filed Equilibrium, FMFE）投标策略来指导预算受限的广告主的竞争性投标行为。

由于RTB市场的实时性，广告主通常难以针对每一次曝光机会实时地确定投标价，因而大多委托DSP来针对海量曝光机会参与竞价。因此，投标算法设计成为DSP企业最为关注的研究问题：DSP需要在给定的预算约束下，设计最优投标算法来针对每个曝光选择最合适的广告并确定其投标价，以达到最大化广告效果（曝光、点击或转化量）的目的^[32]。现有研究大多基于历史获胜投标价（winning bid）^[13]、预估的获胜投标价^[46]和预估点击率^[38]等要素来设计DSP投标算法。由于投标决策通常在10-100毫秒内实时完成，所以大多数投标算法都由离线优化策略和简单执行离线策略的在线投标算法两部分组成。例如，为确定最优的离线投标算法，Ghosh等^[29]采用统计机器学习方法研究了外部投标价分布未知的情况下，如何用给定的目标预算获得给定数量的广告曝光，该算法适用于完全信息场景（获胜投标价会公开宣布）和部分可观察场景（只有获胜者可以观察到投标价信息）；Lang等^[31]针对投标价分布预测可能存在错误的情况研究了DSP的最优投标策略；同时，为满足RTB市场的高度实时性和动态性需求，Chen等^[33]将在线投标决策问题建模为预算受限的收益最大化问题，并采用对偶线性规划等运筹学方法设计了能够支持细粒度曝光估价和基于估价的投标价动态调整的RTB在线投标算法，该算法能够保证达到同等情况下最优离线算法的性能。市场实践中，Perlich等^[30]则提出一种结合第二价格竞价理论和监督式学习算法的投标策略，并已经实际应用于美国DSP平台Media6Degrees；

为进一步优化DSP在线投标算法，RTB产业链各环节的相关企业与机构也通过网络竞赛的方式促进投标策略的开放式设计与创新。国际系统仿真竞赛Trading Agent Competition继搜索关键字竞价仿真之后，已经推出针对RTB投标决策支持的仿真竞赛^[28]。国内DSP企业“品友互动”和第三方检测机构“秒针系统”分别推出各自的“RTB广告算法设计大赛”，鼓励参赛队伍设计最优投标算法、在固定预算的条件下最大化广告主获得的点击和转化数⁴。

【研究述评】DSP是RTB市场较早出现的细分角色，因此其投标策略设计是RTB研究和行业关注的重点。然而，现有投标算法大多是DSP基于历史数据学习得到的“通用”优化算法、注重DSP自身整体收益最大化，而欠缺对于①广告主群体内部的行为模式异质性与多样性；②广告主群体和代理DSP之间的委托代理行为模式与激励机制；和③DSP在实时竞价博弈中的行为模式及其稳定均衡状态三方面的研究。行为模式是投标算法设计的重要输入和影响因素，不同行为模式将会产生完全不同的投标价格。例如，相对于效果广告主而言，品牌广告主更倾向于采取竞争性投标行为、以较高投标价获得尽可能多的曝光以最大化其品牌感知度。而DSP在具有委托代理性质的实时竞价博弈中的行为模式则是造成匹配欺诈和逆向选择等

⁴ <http://contest.ipinyou.com/>, <http://www.miaozhen.com/2013/CACC2013.html>.

问题的根源。因此，RTB竞价行为模式的博弈均衡分析值得深入研究。

此外，预算分配也是广告主必须解决的重要问题。投放RTB广告过程中，广告主需要在多个投放渠道、DSP平台和广告计划上按照不同的时间粒度（中长期、短期和实时）合理地分配预算，以有效地规避竞争、最大化广告效果。然而，预算分配在传统广告网络和搜索关键字竞价领域均已有了成熟的研究体系，目前尚未形成明确定义且有RTB特色的研究问题。因此，现有文献中除Lee等^[12]提出一种能够平稳消耗预算且实现转化效果最大化的在线算法外，鲜见RTB广告领域的预算分配研究。

3.2.2.广告库存定价与渠道分配（面向发布商与 SSP）

发布商与SSP是RTB广告资源的供应方。现有文献的思路是采用运筹学方法，主要研究微观层面上的广告库存（Inventory）定价和宏观层面上的跨渠道库存分配。

广告库存定价是发布商在广告资源售卖过程中的重要决策。RTB竞价过程中，发布商与SSP需要为每次曝光设定保留价并提交给AdX，该价格是发布商愿意出售该曝光的最低心理价位。设置过高的保留价将增加该曝光因无人中标而不能售出的风险；而过低的保留价则无法保障发布商在RTB市场的整体收益。与传统广告模式相比，RTB广告库存定价问题面临着高频（海量曝光）、实时和高度不确定性的复杂决策环境^[39]。为部分解决不确定性问题，Najafi-Asadolahi等^[16]研究了曝光和点击行为存在不确定性时，发布商的最优广告库存定价策略。该研究将库存定价问题阐述为一个排队系统，其中广告位相当于服务渠道，该渠道中每个服务的服务速率与服务实际数量成反比。在此基础上，通过导出关于广告主数量的稳态概率的封闭解确定了广告位数量、信息传输速率、点击请求的数量等参数对最优定价的影响。为部分解决动态实时决策问题，Radovanovic等^[15]则提出了基于拉格朗日松弛的广告库存动态定价算法，该算法能够通过反复将价格向梯度方向调整来使发布商获得最大收益。

发布商和SSP在售卖广告库存资源时通常同时采用在线（如RTB、搜索引擎、广告网络等）和离线合同谈判多种渠道。早期市场上，发布商大多以广告网络和离线谈判为主来售卖优质广告资源，而采用RTB渠道来售卖剩余广告资源。由于RTB渠道中广告每次曝光的平均收益一般高于其他渠道，如果发布商将更多优质广告库存分配给RTB渠道，虽然会获得更高的短期收益，但势必会流失其他渠道所积累的优质广告客户，从而威胁到发布商的长期稳定收益。随着近年来RTB逐渐成为发布商广告库存的主要售卖渠道，如何实时地预测各种渠道的价格并据此在多个渠道间合理分配广告库存，以最大化发布商和SSP的收益，已经成为需要研究解决的重要课题^[18,19]。现有研究中，Balseiro等^[20]将库存分配问题阐述为随机控制问题，并设计了在线广告分配的一种有效策略。Walsh等^[17]则扩展了渠道的涵义，认为不同细分市场也可以作为渠道，并提出基于运筹学方法来自动提取与合并渠道。这种方法能够动态地减少渠道的数量，使得广告库存优化在计算上更简易。

【研究述评】SSP是RTB市场中最后细分出的角色，其运作模式在国内外市场均尚未达到标准和规范化，因此鲜见针对RTB市场的发布商收益优化研究。与传统研究相比，RTB市场的SSP定价与渠道协调决策具有两点新特征：从定价方式来讲，传统包断广告位的市场定价方式已经转变为RTB模式下的基于每次曝光的程序化定价方式，因此其决策粒度更细、不确定因素更多；从渠道协调来讲，由于SSP一般需要首先满足离线投放渠道后再将剩余广告库存分配到RTB渠道，因此其决策优化需要同时考虑离线渠道容量的“硬”约束和在线广告主与目标人群的匹配度这一“软”约束。由此可见，SSP定价与渠道协调决策极具研究挑战性、迫切需要研究跟进。

3.2.3 商业模式与交易机制设计（面向 AdX）

AdX的运作机理类似于股票交易市场，其在RTB市场中桥接广告资源的供需双方，通过竞价方式实时匹配海量广告主和发布者^[4,7,46]。现有研究主要采用机制设计和博弈分析等理论与方法，致力于为AdX设计更为合理的竞价机制。

AdX竞价本质上是单物品多边竞价。经典竞价理论已经证明其最优机制是第二价格密封竞价（即Vickrey竞价，出价最高者中标但以第二高价成交）、并且投标者的最优策略均为诚实地投自己的心理价格^[50]。因此，大多数AdX均采用Vickery竞价机制。然而，由于RTB市场存在AdX--DSP和DSP--广告主两阶段竞价过程，导致DSP没有动机将其广告主的全部投标价（特别是第二高价）透露给AdX，从而无法实现AdX收益最大化^[3]。为解决DSP这一信息隐藏问题，Google的DoubleClick平台采用了可选第二价格（Optional Second Price, OSP）竞价机制，其中DSP需要向AdX同时提交其广告主的第一和第二高价。研究表明OSP机制能够有效激励DSP真实地报告其第二高价、降低信息隐藏问题给AdX带来的收益损失^[44]。除Vickrey和OSP等实际应用的机制外，研究者还从理论上提出一种固定价格与竞价相结合的BIN-TAC机制，即广告主可以选择以排他性高价直接获得曝光（Buy-It-Now或BIN，如果多个广告主同时接受BIN价格，则以第二价格拍卖的方式确定获胜的广告主）；否则，广告曝光随机分配给出价最高的前 d ($d>1$)个广告主（Take-A-Chance, TAC）。研究表明，BIN-TAC机制能够有效提高AdX的收益^[42]。

RTB竞价过程中，AdX在收到发布者或SSP的曝光请求后，需要根据与曝光相关的信息（如广告位大小、用户Cookie及其兴趣特征等）选择向合适的DSP发送竞价请求。由于AdX需要处理海量曝光请求，而DSP由于带宽资源限制或用户特征不匹配等原因不必针对每次曝光进行竞价，因此如何设计在线算法为每次曝光选择最合适的DSP以最大化市场效率或AdX收益是需要深入研究的热点问题（称为Callout优化问题）。现有文献已经初步研究了Callout优化问题，将其建模为存在资源限制的在线决策问题、并设计了具有线性时间复杂度的DSP选择算法。该算法能够保证达到任何满足约束条件的算法所能获得的预期最大市场效率的 $1-1/e$ ^[22]。Kevin等^[21]则研究了AdX系统中面向整个投放流程的实时广告伺服（ad serving）问题，将广告伺服任务建模为受限的路径优化问题，并设计算法来计算RTB产业链上的最优广告投放路径，该算法已实际应用于Yahoo! RightMedia平台。

在RTB双层转售竞价体系中，DSP不仅是面向AdX的投标人（bidder）、同时也是面向广告主的拍卖商（auctioneer），因此面向DSP的机制设计也得到了部分研究者的关注。Lampros等^[41]基于高度简化的单AdX市场模型，分析了DSP采用第一价格封标机制以及Vickrey拍卖的两个变种机制时的均衡收益与市场效率问题；然而更接近实际的多AdX市场模型尚待深入研究。此外，DSP可以在RTB双层转售竞价体系中通过多种支付方式实现套利。例如国内某DSP平台虽采用CPM方式从AdX购买广告曝光，但提供CPM和CPC两种方式将曝光转售给广告主。市场实践表明，绝大多数广告主会选择采用CPC方式以规避风险。Ruggiero等^[43]从理论上研究了这种套利问题，设计了激励相容的有效机制以促使DSP真实地透露曝光的预估点击率，从而能够进一步规范广告主在CPM和CPC两种支付方式下的投标行为。

【研究述评】竞价机制是RTB生态系统的核心要素，对于市场的整体有效性、稳定性和盈利性都有重要意义。现阶段，主流AdX和DSP大多采用仅对单层竞价而言是最优的Vickrey机制，其关键在于新兴的RTB双层转售竞价体系的均衡特征与内在机理尚不明确，而且缺乏行之有效的交易机制评估方法与指标体系，难以从理论上定性与定量相结合地评价新机制。

因此，RTB市场仍然存在较大的交易机制创新空间。例如，是否存在其它机制更为适合该双层转售竞价体系？如果两阶段采用不同竞价机制会呈现出何种均衡特性？如何解决该双层体系在实践中出现的投标价隐藏问题？如何设计AdX与DSP、SSP等角色之间的最优收益共享机制等^[12]。

3.2.4 市场细分与投放效果分析(面向 RTB 生态系统)

目标受众精准定位以及广告效果衡量是RTB生态系统的市场参与方最关心的问题，其中目标受众定位的精准程度取决于市场细分程度，而广告投放效果则是关系到RTB市场可持续发展的根本问题。现有研究主要基于实证分析与预测模型来探讨RTB广告的投放效果，以及市场细分粒度对广告主目标受众的影响。

首先，基于大数据的人群识别与目标受众定位是保障RTB广告模式精准性的关键要素。DSP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^[40]。这种市场细分虽然有助于提高广告投放的精准性和广告主的心理估价（Value），但不可避免地会降低市场竞争激烈程度^[51,52]。实证数据显示：采用RTB精准定位技术后，微软旗下的AdECN广告交易平台的绝大多数广告曝光只能匹配到1-3个广告主参与竞争，而其中匹配到1个广告主的广告曝光只能以最低保留价（可能为零）成交，因此大幅降低了DSP和AdX的收益、直接导致其没有动机采用大数据分析技术来精准识别目标受众^[42]。现有研究已经表明传统展示广告的平均价格将随着市场细分程度的增加呈现出先升后降的趋势^[42]，而RTB市场是否也存在该趋势尚不明确。因此，确定最优的市场细分粒度具有较高的研究价值与实践指导意义。

其次，效果难以准确衡量是传统展示广告的固有缺陷。相比传统展示广告来说，虽然RTB广告更为精准、实际投放效果也大幅提高，但仍然缺乏有效方法实现广告效果预测。为此，Yuan等^[37]通过实证研究发现RTB广告的曝光、点击和转化等效果指标均呈现出明显的时间周期性特征，因此适用于时间依赖的预测模型。Azimi等^[34]通过实证研究确定了影响RTB广告CTR的43个视觉特征，并提出基于广告多媒体特征的CTR预测模型，该模型特别适合新广告的效果预测^[35]。Romer等则提出了用户点击RTB广告后的转化率预测模型^[36]。

【研究述评】 RTB是新兴市场和商业模式，现有文献大多聚焦于微观层面的行为机理、机制设计与决策分析研究，而鲜见宏观层面的市场结构研究，特别是市场规范与安全性方面的研究^[48,49]。现阶段，RTB市场正处于产业转型期，已经相对成熟的以广告网络（Ad Network）为中心的传统产业链被打破，新兴RTB平台大量涌现。这势必会造成传统广告网络市场与新兴RTB市场的渠道冲突与市场份额竞争，从而增加互联网广告市场管理决策的难度与收益不确定性。尽管国内传统广告网络企业已经呈现出转型为DSP以迎接RTB模式的趋势，并涌现出极具中国特色的DSPAN（DSP + Ad Network）过渡模式；但由于传统市场上广告网络通常掌握着市场供需双方的广告资源和定价权，而如果转型为DSP（仅为广告主提供服务），则不仅丧失了长期积累的媒体端客户资源，并且直接面对AdX和SSP等新兴参与者的竞争，因此DSPAN企业通常更重视其广告网络业务。这种市场转型期所带来的市场结构竞争与渠道冲突蕴含着丰富的、具有RTB特色的科学问题，值得进一步深入研究。

4 未来研究展望

虽然近年来RTB在互联网营销市场上迅猛发展，但是作为一种新兴电子商务盈利模式，RTB模式在市场繁荣的表象背后不可避免地存在若干问题和困惑，迫切需要学术攻关以解决现有问题，并通过研究创新来引领市场和产业的发展。本节将概述RTB市场亟待研究跟进的若干问题。

4.1 市场结构及其演化规律

市场结构对于RTB生态系统的稳定与可持续发展起着至关重要的作用。由于RTB市场的产业链更长、参与者和细分角色众多、且上下游的行业分工相对模糊，导致RTB市场结构持续发展和演化。主要体现在目前大多数RTB企业都身兼多个市场角色，国内IT知名企业（如百度、阿里巴巴旗下淘宝、腾讯）在RTB市场的所有角色均有相应的平台和服务（见表1）。率先涉足RTB领域的国内某企业不仅作为AdX为其他DSP提供流量导入服务，同时其本身也是一个DSP，因此“既做裁判员又是运动员”、其自身流量在与其他DSP竞价过程中势必存在不公平优势。从产业实践角度来讲，如果企业在RTB市场中身兼多个角色能够显著提高其收益，则势必导致市场结构的整合重组。例如，如果同时身兼AdX和DSP能够获益，则RTB市场必将出现两者的整合。因此，理清市场结构及其演化规律是研究DSP、SSP、AdX甚至整个RTB广告生态系统相关问题的重要基础，而研究和确定最优且稳定的RTB市场结构具有较高的市场指导意义。

4.2 市场信息结构

RTB广告投放过程中，通过目标受众cookie数据分析而获得的网民特征信息将沿着“发布者→SSP→AdX→DSP→广告主”的方向流动，而投标价和广告信息则反向流动。对于参与者而言，信息传递是有成本的^[53]，该成本会对信息披露程度和最终成交价格产生影响^[27]，进而影响广告曝光的售卖和参与者收益。此外，由于各参与者之间存在内在的竞争关系，导致信息在流动过程中可能会被特定参与者刻意隐藏甚至篡改^[47]。例如，DSP和广告主之间存在信息不对称问题^[16]：DSP作为代理商拥有信息优势（如目标受众特征和媒体网站质量等），其投标决策总是尽可能实现自身利益最大化而不会始终维护广告主群体的利益。如果DSP隐藏媒体网站的质量信息，则会造成高质量媒体网站逐渐退出RTB市场的逆向选择问题，其直接后果是原本开放运营的RTB市场将涌现出大量私有AdX平台（如新浪SAX平台）^[27,54]。私有AdX平台的广告仅投放在特定的媒体网站上，目的之一即是避免DSP隐藏媒体网站质量信息导致的逆向选择问题。如果AdX和DSP隐藏或篡改网民特征，将会导致把广告投放给实际并不相关的目标受众，即匹配欺诈问题；而如果DSP隐藏部分广告主的投标价（投标价隐藏问题）则会降低广告展示的成交价格，从而损害AdX的收益^[3]。这些由信息结构而导致的问题严重影响了RTB市场的良性发展，迫切需要研究解决。

4.3 广告期权

广告期权是RTB市场的新生商业模式，其相关研究与RTB竞价机制设计、参与者行为分析以及收益管理等问题密切相关。广告期权模式的诞生有其内在的必然性：RTB市场的程序化购买模式虽然极大地提高了广告售卖的精准性与实时性，但随之而来的广告曝光的高度随机性和RTB价格的高度波动性也为广告主和发布者带来了巨大的收益风险。对广告主而言，

因为事先不能获知未来曝光的准确价格信息，价格波动将为其制定营销策略和准备广告预算造成不确定性。对发布商而言，未来价格和供求关系的不确定性则影响到其对收益的评估。借鉴金融衍生品的思想，RTB研究中已经出现针对曝光和目标人群的广告期权交易模式^[13,55-57]，其基本思路是广告主预先支付一定的期权价，当广告的实际效果出现后，可以在多种支付方式（如CPM、CPC和CPA等）中选择一种以保证其支付成本最低。广告期权是极有发展前景的新兴商业模式，但目前在RTB市场实践中仍处于探索阶段，迫切需要理论研究以引导和促进该模式的发展。

4.4 控频策略优化

控频是广告主和DSP的重要决策。控频策略与投标策略、预算分配策略相互影响与制约，都是RTB广告投放策略的重要组成部分。由于过少地向特定用户展示广告达不到品牌感知效果，而过多展示则会浪费广告预算，因此必须针对特定的目标受众实时地确定最优的展示频次范围（即控频）。现有研究中，Buchbinder等人^[58]分析了两类竞争比（即在线算法性能与离线最优算法性能之比）为3/4的贪心算法，并基于原始-对偶算法设计了最大化整体收益且竞争比接近1-1/e的在线控频算法；Zinkevich^[59]提出一种简单加权算法来解决有保障的广告投放（Guaranteed Delivery）中的控频策略优化问题；James等^[60]结合遗传算法和马尔科夫决策过程提出一种GA-MDP算法，致力于优化不同细分市场的频次控制策略并最大化长期收益和CTR。然而，现有控频策略研究主要面向早期包断广告位的投放模式，其频次控制粒度针对的是每个广告位；而RTB模式的控制粒度则细化到每个曝光及其背后的目标人群。RTB实践表明：随着对同一设备和Cookie展示同一广告的次数增长，该广告的有效千次展示成本（effective Cost-Per-Mille，有效千次展示成本）呈指数趋势降低⁵。国内外DSP企业都非常重视广告的频次控制策略研究，以实时地优化同一设备和Cookie在特定时间段内的广告展现次数。因此RTB环境下的面向特定目标人群的控频策略是全新的科学问题。

5 结论

随着AdX、DSP和SSP等平台的强势崛起，RTB广告已经成为继广告网络和搜索引擎关键字竞价之后的第三种典型的互联网市场模态、以及计算广告学领域的新兴研究热点。RTB广告通过网民群体大数据分析和实时竞价，实现了互联网广告市场中海量曝光资源的精准供需匹配和价值最大化，未来有望成为互联网广告甚至是数字媒体的统一和标准售卖模式。然而，与蓬勃发展的RTB商业应用相比较，RTB基础理论研究仍处于起步阶段，仅局限于DSP投标策略、发布商收益优化管理和AdX竞价机制设计等微观层面的初步探索，许多更为宏观且对RTB产业发展至关重要的科学问题亟待研究跟进。面向新兴RTB广告所带来的研究机遇，本文针对RTB广告的商业模式和热点研究问题进行了梳理，以为未来研究提供有益的启发与借鉴。

⁵ <http://wenku.baidu.com/view/3231488602d276a200292e0c.html>

参考文献

- [1] Zeff R L, Aronson B. Advertising on the Internet[M]. USA: John Wiley & Sons, Inc, 1999.
- [2] Li H, Leckenby J D. Internet advertising formats and effectiveness[J]. An Invited Chapter for Thorson and Schumann, 2004: 76-88.
- [3] Muthukrishnan S. Ad exchanges: Research issues[J]. Internet and Network Economics, 2009: 1-12.
- [4] Preston R M. The design of advertising exchanges[J]. Review of Industrial Organization, 2011, 39(3): 169-185.
- [5] 周傲英, 周敏奇, 方学方. 计算广告: 以数据为核心的Web应用[J]. 计算机学报, 2011, 34(10): 1805-1819.
- [6] Yuan S, Abidin A Z, Sloan M, et al. Internet advertising: An interplay among advertisers, Online publishers, Ad exchanges and web users[J]. ArXiv Preprint ArXiv:1206.1754, 2012.
- [7] Muthukrishnan S. AdX: A model for ad exchanges[J]. ACM SIGecom Exchanges, 2009, 8(2): 9.
- [8] 夏火松, 李静雯. 国内外电子商务成功因素研究述[J]. 信息科学, 2013, 11: 1-12.
- [9] 徐瞳. 基于RTB平台的定向消人群属性分析[J]. 中南大学学报(人文社会科学版), 2013, S4: 26-30.
- [10] 肖鸿江, 孙国华. 基于实时竞价的网络广告投放流程设计[J]. 信息技术, 2013, 07: 130-132.
- [11] 罗雄伟. RTB广告的运作特点及其未来发展隐忧[J]. 中国传媒科技, 2013, 12: 37-39.
- [12] Lee K C, Jalali A, Dasdan A. Real time bid optimization with smooth budget delivery in online advertising[C]. Proc 7th International Workshop on Data Mining for Online Advertising, Chicago, IL, United States: ACM Press, 2013: 1-13.
- [13] Li X, Guan D. Programmatic buying bidding strategies with win rate and winning price estimation in real time mobile advertising[C]. Proc 18th Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Tainan, Taiwan, 2014: 447-460.
- [14] Zhang C. zhangc@cs.cmu.edu zhangc@cs.cmu.edu Bid optimization for real time b International Conference on Management Science & Engineering, Helsinki, Finland: IEEE Press, 2014: 33-42.
- [15] Radovanovic A, Heavlin W D. Risk-aware revenue maximization in display advertising[C]. Proc 21st International World Wide Web Conference, Lyon, France: ACM Press, 2012: 91-100.
- [16] Najafi-Asadolahi S, Fridgeirsdottir K. Cost-per-click pricing for display advertising[J]. Manufacturing & Service Operations Management, 2014, 16(4): 482-497.
- [17] Walsh W E, Boutilier C, Sandholm T, et al. Automated channel abstraction for advertising auctions[C]. Proc 24th National Conference on Artificial Intelligence, Atlanta, Georgia, USA: ACM Press, 2010: 887-894.
- [18] Mostagir M. Optimal delivery in display advertising[C]. Proc 48th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing, Allerton, IL: IEEE Press, 2010: 577-583.
- [19] Chen Y J. Optimal dynamic auctions for display advertising[J]. Available at SSRN 2216361, 2013.
- [20] Balseiro S R, Feldman J, Mirrokni V, et al. Yield optimization of display advertising with ad exchange[J]. Management Science, 2014, 60(12): 2886-2907.
- [21] Lang K, Delgado J, Jiang D, et al. Efficient online ad serving in a display advertising exchange[C]. Proc 4th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Hong Kong, ACM Press, 2011: 307-316.
- [22] Chakraborty T, Even-Dar E, Guha S, et al. Selective call out and real time bidding[J]. Internet and Network Economics, 2010: 145-157.
- [23] Balseiro S R, Besbes O, Weintraub G Y. Auctions for online display advertising exchanges: Approximations and design[C]. Proc 14th ACM Conference on Electronic Commerce, Philadelphia, PA: ACM Press, 2013: 53-54.

- [24] Feldman J, Mirrokni V, Muthukrishnan S, et al. Auctions with intermediaries[C]. Proc 11th ACM Conference on Electronic Commerce. Harvard University, Massachusetts: ACM Press, 2010: 23-32.
- [25] Cui Y, Zhang R, Li W, et al., Bid landscape forecasting in online ad exchange marketplace[C]. Proc 17th ACM Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Diego, California, USA: ACM Press, 2011: 265-273.
- [26] Ghosh A, McAfee P, Papineni K, et al., Bidding for representative allocations for display advertising[J]. Internet and Network Economics, 2009, 5929: 208-219.
- [27] Li J, Yuan Y, Qin R. Information disclosure in real-time bidding advertising markets[C]. Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatic, Qingdao, China: IEEE Press, 2014: 139-143.
- [28] Schain M, Mansour Y. Ad exchange—Proposal for a new trading agent competition game[J]. Agent-Mediated Electronic Commerce, Designing Trading Strategies and Mechanisms for Electronic Markets, Lecture Notes in Business Information Processing, 2013, 136: 133-145.
- [29] Ghosh A, Rubinstein B I P, Vassilvitskii S, et al. Adaptive bidding for display advertising[C]. Proc 18th International Conference on World Wide Web, Madrid, Spain: ACM Press, 2009: 251-260.
- [30] Perlich C, Dalessandro B, Hook R, et al. Bid optimization and inventory scoring in targeted online advertising[C]. Proc 18th ACM Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Beijing, China: ACM, 2012: 804-812.
- [31] Lang K J, Moseley B, Vassilvitskii S. Handling forecast errors while bidding for display advertising[C]. Proc 21st Annual Conference on World Wide Web, Lyon, France: ACM Press, 2012: 371-380.
- [32] Balakrishnan R, Bhatt R P. Real-time bid optimization for group-buying ads[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2014, 5(4): article 62(1-21).
- [33] 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: 1307-1315.
- [34] Azimi J, Zhang R, Zhou Y, et al. The impact of visual appearance on user response in online display advertising[C]. Proc 21st Annual Conference on World Wide Web, Lyon, France: ACM Press, 2012: 457-458.
- [35] Cheng H, Zwol R, Azimi J, et al. Multimedia features for click prediction of new ads in display advertising[C]. Proc 18th ACM Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Beijing, China: ACM Press, 2012: 777-785.
- [36] Romer R, Haibin C, Eren M. Post-click conversion modeling and analysis for non-guaranteed delivery display advertising[C]. Proc 5th ACM International Conference on Web Search and Data Mining, Seattle, Washington, USA: ACM Press, 2012: 293-302.
- [37] Yuan S, Wang J, Zhao X. Real-time bidding for online advertising: Measurement and analysis[C]. Proc 7th International Workshop on Data Mining for Online Advertising, Chicago, IL, United states: ACM Press, 2013: article 3(1-8).
- [38] Zhang W, Yuan W, Wang W, Shen X. Real-time bidding benchmarking with iPinYou dataset[R]. UCL Technical Report, London, UK, July 23, 2014.
- [39] Yuan S, Wang J, Chen B, et al. An empirical study of reserve price optimisation in real-time bidding[C]. Proc 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, USA: ACM Press, 2014: 1897-1906.
- [40] Lahaie S, Parkes D C, Pennock D M. An expressive auction design for online display advertising[C]. Proc 23rd AAAI Conference on Artificial Intelligence, Chicago, Illinois, USA : AAAI Press, 2008: 108-113.
- [41] Stavrogiannis L C, Gerding E H, Polukarov M. Auction mechanisms for demand-side intermediaries in online

- advertising exchanges[C]. Proc 13rd International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems, Paris, France: IFAAMAS Press, 2014: 1037-1044.
- [42] Mobius M, Nazerzadeh H, Lewis G, et al. Buy-it-now or Take-a-chance: A New Pricing Mechanism for Online Advertising[C]. Proc 2012 Annual Meeting of the Society for Economic Dynamics, Limassol, Cyprus, 2012: paper 443.
- [43] Cavallo R, McAfee P, Vassilvitskii S. Display advertising auctions with arbitrage[J]. Transactions in Economics and Computation, 2013, 3(3): article 15.
- [44] Mansour Y, Muthukrishnan S, Nisan N. Doubleclick ad exchange auction[J]. Arxiv Preprint ArXiv:1204.0535, 2012.
- [45] Gomes R, Mirrokni V. Optimal revenue-sharing double auctions with applications to ad exchanges[C]. Proc 23rd International Conference on World Wide Web, Seoul, South Korea: ACM Press, 2014: 19-28.
- [46] McAfee R P, Vassilvitskii S. An overview of practical exchange design[J]. Current Science, 2012, 103(9): 1056-1063.
- [47] Reisinger J, Driscoll M. Pricing externalities in real-time bidding markets[C]. Proc 24th Annual Conference on Neural Information Processing Systems: Machine Learning in Online Advertising, Hyatt Regency, Vancouver, Canada, 2010: 26-31.
- [48] Stone-Gross B, Stevens R, Zarras A, et al. Understanding fraudulent activities in online ad exchanges[C]. Proc 11st ACM Conference on Internet Measurement, Berlin, Germany: ACM Press, 2011: 279-294.
- [49] Angel S, Walfish M. Verifiable auctions for online ad exchanges[C]. Proc 5th ACM Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communication, Hong Kong, China: ACM Press, 2013: 195-206.
- [50] Myerson R B. Optimal auction design[J]. Mathematics of Operations Research, 1981, 6(1): 58-73.
- [51] Dirk B, Alessandro B. Targeting in advertising markets: Implications for offline versus online media[J]. The RAND Journal of Economics, 2011, 42(3): 417-443.
- [52] Levin J, Milgrom P. Online advertising: Heterogeneity and conflation in market design[J]. The American Economic Review, 2010, 100(2): 603-607.
- [53] Lewis G. Asymmetric information, adverse selection and online disclosure: The case of eBay motors[J]. The American Economic Review, 2011, 101(4): 1535-1546.
- [54] Harris L. Trading and exchanges: Market Microstructure for Practitioners[M]. Oxford University Press, 2002.
- [55] Wang J, Chen B. Selling futures online advertising slots via option contracts[C]. Proc 21st International Conference Companion on World Wide Web, Lyon, France: ACM Press, 2012: 627-628.
- [56] Moon Y, Kwon C. Online advertisement service pricing and an option contract[J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2011, 10(1): 38-48.
- [57] Srinivasan A, Kwon C. Operations of online advertising services and publisher's option[J]. Journal of the Operational Research Society, 2011. 63(5): 674-682.
- [58] Buchbinder N, Feldman M, Ghosh A, Naor J. Frequency capping in online advertising[J]. Journal of Scheduling, 2014, 17(4): 385-398.
- [59] Zinkevich M. Optimal online frequency capping allocation using the weight approach[J]. 2010, Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.374.2813&rep=rep1&type=pdf>.
- [60] Shanahan J, den Poel D. Determining optimal advertisement frequency capping policy via Markov decision processes to maximize click through rates[C]. Proc 24th Annual Conference on Neural Information Processing Systems: Machine Learning in Online Advertising, Hyatt Regency, Vancouver, Canada, 2010: 39-45.

A Survey on Real-Time Bidding Advertising

YUAN Yong^{1,2}, ZENG Dajun¹, LI Juanjuan^{1,2}, QIN Rui^{1,2}

¹The State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems,
Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

²Qingdao Academy of Intelligent Industries, Qingdao 266109, China)

Abstract Real-Time Bidding (RTB) is an emerging and promising business model for computational advertising in the age of Internet big data. Based on analysis of massive amounts of data generated by Internet users, RTB advertising has the potential of identifying in real-time the features and interests of target audiences of each impression, and automatically delivering advertisements via auction-based programmatic buying mechanism. RTB has significantly changed Internet advertising from the traditional way of “media buying” and “advertisement-slot buying” to “target-audience buying”, and is expected to be the standard selling model for Internet advertising in future. In this paper, we discussed the current situation of RTB market, its key participants and business processes. We also addressed several research topics including bidding behavior and strategies, yield management and optimal pricing, business model and trading mechanism design, as well as RTB market segmentation and advertising effect analysis.

Key words Real-Time bidding, Computational advertising, Internet advertising, Big data

作者简介

袁勇 (1980-), 男, 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副研究员, 研究方向包括分布式人工智能、电子商务、博弈和演化博弈论等. E-mail:

yong.yuan@ia.ac.cn。

曾大军 (1970-), 男, 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研究员、博士生导师, 研究方向包括情报与安全信息学、传染病信息学与应急管理、经济与社会计算等. E-mail: dajun.zeng@ia.ac.cn。

李娟娟 (1986-), 女, 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工程师, 研究方向为社会计算、电子商务、计算广告学等. E-mail: juanjuan.li@ia.ac.cn。

秦蕊 (1983-), 女, 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助理研究员, 研究方向为社会计算、电子商务、计算广告学等. E-mail: rui.qin@ia.ac.cn。