

产品质量信号对付费搜索广告点击率的影响研究*

——基于信号传递理论

• 翁莉佳 韩 炜

(西南政法大学商学院 重庆 401120)

【摘要】 数字化营销背景下, 付费搜索广告作为电商商家获取流量的核心渠道, 其点击率持续走低的问题严重制约营销效率。现有研究多聚焦广告信号, 而忽视了产品信号及各类信号间的交互作用, 难以完整刻画消费者的点击决策逻辑, 因此厘清各类质量信号的作用机制及交互规律, 具有重要的理论与实践意义。本文基于信号传递理论, 以淘宝日用品类目下排名前60位商家85天的竞价广告数据为样本, 构建固定效应模型, 系统检验产品信号(产品相对价格、历史销量)与广告信号(产品与搜索相关性、广告排名)及其交互作用对付费搜索广告点击率的影响, 并通过异质性、内生性及稳健性检验保障结论可靠性。研究发现, 产品相对价格与点击率负相关, 高相对价格会增加消费者的认知负荷、加剧其决策不确定性, 进而抑制点击意愿; 产品历史销量与点击率正相关, 其高观察性特征能有效降低消费者的决策成本、强化信任感知。在信号交互作用方面, 产品与搜索相关性会强化两类产品信号的作用: 与产品相对价格形成信号叠加效应, 进一步加大消费者认知负荷; 与历史销量形成信号互补效应, 有效验证销量的真实性。而广告排名仅弱化产品相对价格的负向影响, 其与产品历史销量形成信号冗余, 导致调节效应不显著。本文完善了基于信号来源的质量信号分类框架, 揭示了产品信号的核心作用及广告信号的差异化调节逻辑, 丰富了信号传递理论在付费搜索广告领域的应用。基于研究结论, 电商商家应差异化运营产品信号、优化展示策略, 根据产品信号属性匹配广告策略以发挥信号协同效应; 同时理性看待广告排名价值、避免盲目竞价, 从而实现营销资源高效配置, 为优化付费搜索广告策略、提升广告效果提供实践参考。

【关键词】 付费搜索广告 产品信号 广告信号 产品相对价格 产品历史销量

中图分类号: F270

文献标识码: A

* 基金项目: 重庆市哲学社会科学规划项目“直播商务快速关系的动态演化与作用结果研究”(项目批准号: 2021BS086); 国家自然科学基金重点项目“创业网络对新创企业发展的作用及影响机理”(项目批准号: 72032007); 教育部人文社会科学研究一般项目“数字化驱动下企业二元创新的机会、实施与平衡研究”(项目批准号: 22XJC630004)。

通讯作者: 翁莉佳, E-mail: weng_ljia@163.com。

1. 引言

数字化营销时代, 付费搜索广告凭借对用户需求的精准匹配, 成为企业触达消费者、实现营收增长的核心营销手段。然而, 近年来其行业发展却不容乐观, 2020—2023 年电商平台付费搜索广告的平均点击率(click-through rate, CTR)下滑至 2.5%以下, 其中知名电商平台亚马逊的商品推广平均点击率仅为 0.34%(亚马逊和沃尔玛 CPC 报告, 2023)。为了在激烈的市场竞争中争夺消费者注意力、提升广告点击效果, 企业和平台通过丰富广告页面中的质量信号来辅助消费者决策, 但不同的信号其属性存在差异。企业侧重传递与产品质量直接相关的信号, 如产品价格、产品历史销量等; 平台则提供与产品质量间接相关的信号, 如关键词相关性、广告排名等。不同信号的作用效果不同: 一方面, 精准的信息呈现可显著提高广告点击率, 如亚马逊平台中, 展示产品销量信息的广告, 比不展示产品销量信息的广告点击率高出 48%(JungleScout, 2023); 另一方面, 繁杂的信息加重了消费者的认知负荷, 削弱了其点击与处理信息的意愿, 最终导致极低的广告点击率。因此, 厘清不同来源(产品或平台)质量信号的作用机制及影响边界, 优化广告信息资源配置以提升点击效果, 已成为付费搜索广告主亟待解决的关键议题。

尽管付费搜索广告的点击率优化问题持续受到学界关注, 但现有研究在厘清不同质量信号的作用机制及影响上仍存在局限性。首先, 既有研究多聚焦于平台传递的广告信号, 如广告排名(Chen and He, 2011; Im et al., 2016)、关键词相关性等(翁莉佳等, 2022; Du et al., 2017; Rutz and Bucklin, 2011), 忽略了产品自身传递的质量信号(如产品相对价格和产品质量历史销量)的影响, 难以完整解释消费者的点击决策差异。鉴于此, 需要将两类信号纳入统一分析框架, 才能形成对消费者点击决策的完整结论。其次, 以往研究常将各类信号混淆为同质化信号(Wells et al., 2011), 未深入剖析不同信号的属性及作用机制和作用效果差异。不同类型质量信号的来源(产品或平台)及信息处理规律(观察性和诊断性)不同, 因此其作用路径、机制及效果也不同。鉴于此, 需要区分不同类型质量信号的作用机制及影响差异。最后, 现有研究忽略了不同类型质量信号的交互作用, 尤其未明确与产品质量间接相关的广告信号(如产品与搜索相关性、广告排名)如何差异化调节产品相对价格、产品历史销量等产品信号对点击率的影响, 导致难以厘清广告信号对产品信号作用的调节边界与影响差异。因此, 需要进一步探索各类质量信号的交互作用。

综上所述, 本文提出如下研究问题: 第一, 付费搜索广告中的产品信号与广告信号属性有何差异? 第二, 产品信号(产品相对价格、产品历史销量)如何以及为何影响广告点击率? 其作用机制及影响效果有何差异? 第三, 产品信号与广告信号(产品与搜索相关性、广告排名)存在怎样的交互作用? 其对广告点击率产生何种影响?

基于上述讨论, 本文采用 BERT 模型预标注与双盲人工校验相结合的混合方法对淘宝网相关数据进行清洗和分类, 并构建固定效应模型对数据进行建模分析, 探索付费搜索广告的产品信号对广告点击率的影响, 以及广告信号的调节效应。研究发现, 产品相对价格与广告点击率呈负相关关系, 产品历史销量与广告点击率呈正相关关系。产品与搜索相关性强化了产品相对价格和产品质量历史销量

信号的作用,广告排名则弱化了产品相对价格对广告点击率的负向影响。本文不仅在理论上完善了质量信号的分类框架,揭示了产品信号对广告点击率的核心作用路径,解析了广告信号与产品信号的交互影响,也在实践上为电商商家优化广告策略、提升广告效果提供了实践参考和借鉴。

2. 理论背景

2.1 信号传递理论

信号传递理论已在金融(Benarizi et al., 1997)、管理(Certo, 2003)及市场营销(Kirmani and Rao, 2000; Rao and Monroe, 1988)等多学科中得到广泛应用,为理解买卖双方在购前阶段对有限信息的处理行为提供理论框架。从消费者视角来看,信号传递理论主要用于理解消费者在面临有限产品信息时,如何借助信号评估产品质量(Kirmani and Rao, 2000)。从卖方视角来看,信号可由卖方使用,用以传递产品相关信息,以帮助消费者基于产品可观测的特征有效推断产品质量。因此,有效的质量信号需满足两个关键特征:一是可观察性,指消费者无须投入过多认知资源,仅通过简单启发式加工即可完成对产品质量的初步推断。二是可诊断性,指消费者需投入大量认知资源,通过信息对比或多维度信息整合才能形成对产品质量的推断(Erdem and Swait, 1998)。

在电子商务情境下,学者们已围绕品牌(Erdem and Swait, 1998)、声誉(Chu and Chu, 1994)、价格(Dawar and Parker, 1994)、保修承诺(Boulding and Kirmani, 1993)、广告支出(Aiken and Boush, 2006)、店铺环境(Baker et al., 1994)等信号展开研究,探索其对消费者在线信任、风险感知和购买意愿的影响(Aiken and Boush, 2006)。但现有研究存在局限:一方面,现有研究多将各类信号同质化处理,未基于信号的本质属性(如来源、内容、与产品的关联度)区分差异(Wells et al., 2011),导致相关研究无法识别不同信号的作用机制及影响;另一方面,缺乏对不同信号间交互作用的系统性探索,因此,难以厘清不同信号作用的调节边界与影响差异。本质上,不同信号在来源、信息内容、与产品的相关性等多个方面存在差异,导致其对消费者决策的影响路径与效果不同。尤其是在电子商务场景中,消费者的时间和认知资源有限,他们不倾向于精细思考,因此更依赖于与产品相关且易于识别和处理的信号线索(Richardson et al., 1994)。基于此,本文针对付费搜索广告情境,基于信号来源(产品或平台)将质量信号区分为两类。一类是产品信号,由产品自身传递且与产品质量直接相关;另一类是广告信号,由平台传递、与产品质量间接相关(Rao and Monroe, 1989; Wells et al., 2011)。在此分类基础上,本文进一步探索两类信号的属性特征差异,以及其交互作用对付费搜索广告点击率的影响。

2.2 产品信号对消费者决策的影响研究

产品信号指由产品自身传递且与产品质量直接相关的信号,包括产品相对价格和产品质量历史销量。

2.2.1 产品相对价格对消费者决策的影响

产品价格是消费者推断产品质量的重要线索之一(Zhang et al., 2021), 它是产品质量的直接线索(Rao and Monroe, 1989), 对广告效果的影响具有复杂性。消费者根据观察到的价格更新对产品质量的期望值(Wathiew and Bertini, 2007)。一方面, 消费者存在“高价即高质量”的认知关联(Rao and Monroe, 1989); 另一方面, 消费者会以参考价格(如同类产品均价)为基准判断价格公平性, 若产品价格超出消费者心理预期, 可能引发不公平感, 因此产生负向影响(Rondan and Martin, 2011)。尤其是当产品相对价格较高时, 消费者可能质疑产品质量不能匹配其支付溢价(Keller, 1993), 导致其效用损失风险增强, 进一步加剧决策不确定性。因此, 产品价格对广告效果的影响尚未形成一致结论(Rao and Monroe, 1988), 而多信号共存的广告场景进一步增强了其复杂性。Dodds 和 Grewal(1991)研究发现, 当价格与其他产品信息同时呈现时, 价格对质量判断的主导效应会被削弱。因此, 在付费搜索广告情境下, 产品相对价格如何影响广告效果, 与其他信号的交互作用如何, 仍需进一步探讨。

2.2.2 产品历史销量对消费者决策的影响研究

除了价格信息外, 产品历史销量也对消费者决策产生显著影响。消费者的决策并非完全独立的个人选择, 而是受到社会影响的结果。当面临产品不确定性时, 消费者往往会参考他人的看法和经验, 以降低决策风险(Bikhchandani et al., 1998)。产品历史销量反映了其他消费者的购买行为和偏好, 是群体智慧的体现。通过做出与他人相似的选择, 消费者能够节约认知资源, 降低决策风险, 因此产品历史销量为个体消费者提供了可信的参考依据(Liu et al., 2017)。产品历史销量信号能够提高消费者对广告的注意力, 增强他们的信息记忆, 并激发积极的情绪反应, 从而积极影响消费者的行为。例如, Yu 等人(2015)在研究红酒销售行业时发现, 预售商品的销量占总商品数量的比例能够很好地反映商品的质量。预售销量越高的商品, 其质量相对越高。因此, 产品历史销量对消费者决策具有积极影响。

2.3 广告信号对消费者决策的影响研究

在付费搜索广告情境中, 广告主通过产品与搜索相关性、广告排名信号来传递质量信息。

2.3.1 产品与搜索相关性对消费者决策的影响研究

付费搜索广告中, 产品与搜索相关性会影响广告效果。以往研究通过划分关键词类型来探索产品与搜索相关性的影响。一类是类目关键词, 指采用产品类目的竞价关键词, 其覆盖范围广、搜索流量高, 但与产品的属性关联度低, 难以精准匹配消费者的需求, 因此降低广告的直接点击率与转化率(Lu and Zhao, 2014); 另一类是具体关键词, 指能反映产品具体属性的关键词, 其与产品的属性关联度高, 能精准响应消费者的需求, 更易促进消费者点击广告并购买(Dhar and Ghose, 2010)。

Rutz 和 Bucklin(2011)进一步证实, 与产品不同关联度的关键词在促进消费者点击及购买效果上存在显著差异。因此, 产品与搜索相关性对广告效果具有重要影响, 但其作用效果仍需进一步探讨。尤其是在多信号共存的付费搜索广告场景中, 产品与搜索相关性的效果可能受其他信号(如产品信号)的影响, 其交互作用的边界仍需进一步探讨。

2.3.2 广告排名对消费者决策的影响研究

在付费搜索广告情境中, 广告排名是重要的质量信号, 其对消费者决策的影响已得到学界较多关注, 相关研究主要探索了广告排名的影响因素及其对消费者行为的影响。

从广告排名的影响因素来看, 关键词的竞价是影响广告排名的最主要因素, 竞价价格越高, 广告排名越靠前(Ghose and Yang, 2009)。Arbatskaya(2007)评估了在赞助搜索拍卖中广告主提交的竞价, 发现他们的竞价随广告排名呈指数级衰减。Chen 等(2009)提出了广告主的最优竞价设计和策略。这些针对顶级广告排名的关键词竞价战背后的原理是, 广告排名是一个可靠的质量信号(Brunel and Nelson, 2003; Chen and He, 2011), 即广告排名越显著, 意味着广告产品的质量也越好(Animesh et al., 2011)。因此, 高质量的广告主通过提高关键词竞价来获取顶级广告位置, 他们预期更多用户点击广告, 从而区隔低质量商家(Blake et al., 2014)。

从对消费者行为的影响来看, 广告排名的差异导致消费者的注意力分配与点击行为存在差异。由于注意力和认知资源有限, 消费者的网络搜索深度很浅, 搜索查询有限。Johnson 等(2004)指出, 很少有搜索者会查看超过两个的搜索结果信息。类似地, Brynjolfsson 等(2010)发现, 只有 9%的用户会查看第一页以外的产品信息。因此, 消费者对不同广告位置的反应也不同(Rutz and Bucklin, 2011), 广告排名越靠前, 广告受关注度也越高, 导致广告点击率越高。Feng 等(2007)指出, 点击率随广告排名呈指数级下降, 排名靠前的几个广告位置获得大部分点击。类似地, Im 等(2016)研究也指出, 排名第一的广告吸引了 70%的流量。其他研究也得出了类似的结论, 即位于顶部位置的广告获得最高点击率, 点击率随广告排名下降而下降(Agarwal et al., 2011; Ghose and Yang, 2009; Rutz and Bucklin, 2011)。

3. 研究假设

综上所述, 本文基于付费搜索广告情境, 借助信号传递理论, 探索产品信号对广告点击率的直接影响, 以及广告信号对产品相对价格和产品历史销量与广告点击率关系的调节作用。本文的研究框架如图 1 所示。

产品相对价格指某一产品的价格与其所属品类产品均价的比值, 是产品自身传递的、与产品质量直接相关的高诊断性产品信号——消费者需投入较多认知资源才能完成产品质量推断。具体而言, 产品相对价格与产品质量存在较高的不确定性(Rao and Monroe, 1988), 高相对价格既可能对应高质量产品, 也可能源于品牌溢价、渠道成本转嫁等非质量因素(Keller, 1993), 导致消费者无法通过观

察形成直观判断, 而需通过多线索验证才能确认质量, 这一过程会显著降低其信息处理流畅性。在付费搜索广告情境中, 由于时间和认知资源限制, 消费者倾向于节约认知负荷的决策 (Kahneman, 2003)。产品相对价格越高, 引发的认知资源消耗越多, 越容易抑制消费者的信息处理流畅性和点击意愿, 进而降低广告点击率。据此, 本文提出如下假设:

H1: 在付费搜索广告中, 产品相对价格与广告点击率呈负相关关系, 即产品相对价格越高, 广告点击率越低。

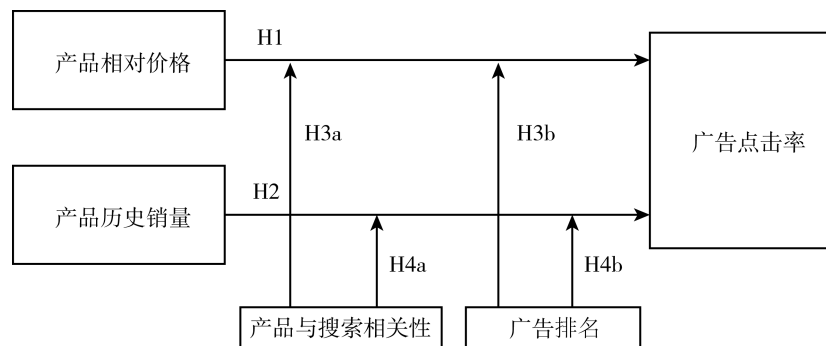


图 1 研究框架

产品历史销量指某一产品在特定市场或时间段内(如过去 30 天)的累计销售数量, 是产品自身传递的、与质量直接相关的高观察性产品信号——消费者无须进行复杂的认知加工, 仅通过低认知资源即可迅速推断产品质量。在长期消费实践中, 消费者形成“高销量-群体认可”的稳定认知。高销量意味着产品经大量用户使用验证, 其质量可靠性获群体认证, 因此消费者可依据“多数即正确”的启发式判断迅速形成对产品质量的推断, 而无须投入额外的认知资源进行复杂加工 (Banerjee, 1992)。在付费搜索广告“快速筛选”的场景下, 高观察性特征显著降低了消费者的认知负荷, 提升了信息处理的流畅性 (Schwarz, 2004), 从而增强了广告点击意愿。据此, 本文提出如下假设:

H2: 在付费搜索广告中, 产品历史销量与广告点击率呈正相关关系, 即产品历史销量越高, 广告点击率越高。

产品与搜索相关性指产品信息与消费者搜索关键词的语义匹配度, 是平台传递的、与产品质量间接相关的高诊断性广告信号——广告主通过竞价优化关键词与消费者搜索意图的匹配度, 将产品置于与搜索词直接相关的竞争场景中, 本质是传递产品质量可匹配消费者需求的信号 (Ghose and Yang, 2009)。由于广告主可能采取策略性匹配行为(如模糊化产品描述)以最大化广告触达 (Du et al., 2017), 因此, 消费者在处理产品与搜索相关性信号时, 需投入额外的认知资源以验证其可靠性, 即判断产品功能、属性等内在信息是否与其搜索意图真实匹配。当高诊断性的“产品与搜索相关性”信号与同样高诊断性的“产品相对价格”信号同时出现时, 易形成信号叠加效应。消费者需同时处理“价格-质量”关联推断, 并验证产品与搜索相关性信号的可靠性(既定产品是否符合消费者搜索意图), 导致双重高认知负荷叠加, 显著降低信息处理流畅性。鉴于消费者具有节约认知资源的偏好,

他们更倾向于规避高认知资源消耗的选项(Kahneman, 2003)。因此,产品与搜索相关性越高,越强化消费者对高认知负荷的感知,导致消费者越不愿意点击广告,从而放大了产品相对价格对点击率的负向影响。

广告排名指付费搜索广告在搜索结果展示页面的位置排序,是平台传递的、与产品质量间接相关的高观察性广告信号——消费者基于长期消费实践中形成的“高排名-高可信度”的启发式认知(Animesh et al., 2011),通过低观察成本迅速完成对产品质量的推断,而无须复杂的认知加工与深度信息处理。当广告排名(高观察性)与产品相对价格(高诊断性)信号同时出现时,易形成信号互补效应。平台对广告位置的排序机制不仅取决于广告主的竞价水平,还综合考量产品的历史表现与质量指标(如用户评价、转化率等),这种机制使高排名广告能有效区隔低质量商家(Blake et al., 2014),进而降低消费者对“价格-质量”关联的不确定性感知,减少产品相对价格信号的认知负荷与诊断成本,提升信息处理流畅性,最终弱化产品相对价格对广告点击率的负向影响。基于上述讨论,本文提出如下假设:

H3a: 在付费搜索广告中,产品与搜索相关性强化产品相对价格与广告点击率的负向关系,即产品与搜索相关性越高,产品相对价格对广告点击率的负向影响越强。

H3b: 在付费搜索广告中,广告排名弱化产品相对价格与广告点击率的负向关系,即广告排名越高,产品相对价格对广告点击率的负向影响越弱。

产品与搜索相关性是平台传递的高诊断性信号,与具有高观察性的产品历史销量信号在认知属性上形成互补效应。当产品与搜索相关性较高时,意味着产品信息与消费者需求高度匹配,这为产品历史销量信号提供了可信的解释依据——消费者能够将高历史销量合理归因于产品与市场需求的真实匹配,而非偶然因素(如低价)。这种信号间的协同,构建了内在一致的质量判断线索,使消费者能够以较低的认知负荷快速形成质量认知,从而提升信息处理流畅性。因此,产品与搜索相关性强化了产品历史销量对广告点击率的正向影响。

广告排名与产品历史销量都是高观察性信号,在消费者决策中易形成信号冗余效应。广告排名通过“高位置-高可信度”的启发式认知路径降低质量不确定性(Animesh et al., 2011),产品历史销量则通过“高销量-群体认可”的认知关联促进消费者的产品质量推断(Banerjee, 1992),本质上都是通过简化认知加工来辅助决策,因此未能形成差异化的质量推断依据。具体而言,当产品呈现高历史销量时,消费者基于群体智慧已形成足够的质量信任,此时广告排名的提升仅增加产品曝光度,难以进一步强化既有的质量认知;反之,当产品历史销量较低时,仅靠广告排名难以缓解群体认可度缺失导致的质量线索不足,因此难以有效消除消费者的质量不确定性感知。由于广告排名和产品历史销量信号在认知机制上高度同质,其叠加使用不能产生互补性的诊断价值,因此广告排名对产品历史销量与点击率关系的调节效应不显著。据此,本文提出如下假设:

H4a: 在付费搜索广告中,产品与搜索相关性强化产品历史销量与广告点击率的关系,即产品与搜索相关性越高,产品历史销量对广告点击率的正向影响越强。

H4b: 在付费搜索广告中,广告排名对产品历史销量与广告点击率的关系无显著调节效应,即广告排名高低不会显著改变产品历史销量对广告点击率的正向影响。

基于上述讨论, 图 2 总结了不同产品质量信号对广告点击率的影响。

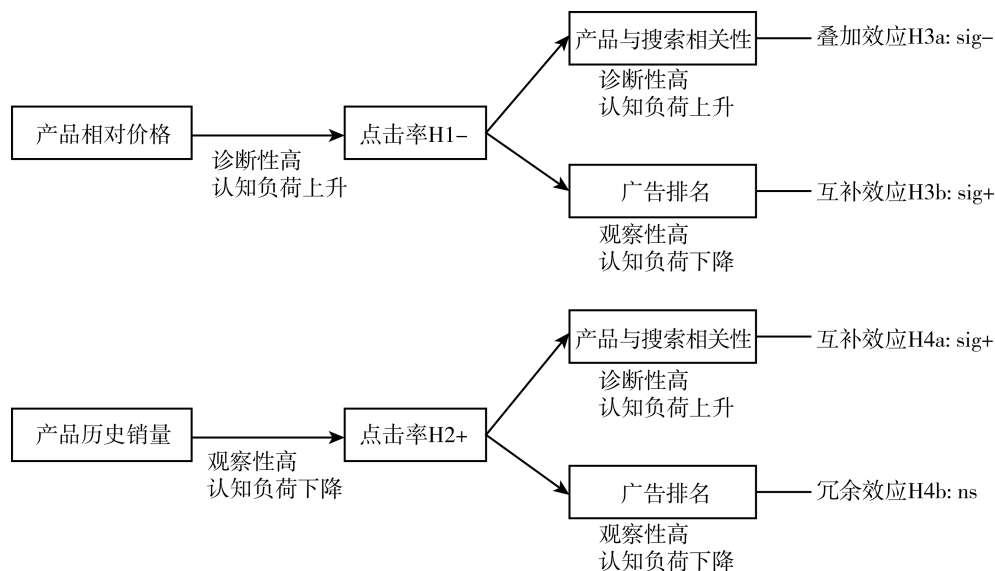


图 2 不同质量信号的影响

4. 研究设计

4.1 数据收集和处理

本文的研究数据来源于为淘宝提供服务的第三方平台。淘宝作为中国领先的在线电子商务平台, 涵盖 B2C/C2C 等电商主要商业模式, 其数据规律能有效反映市场规律。付费搜索广告是淘宝最主要的广告形式之一, 它允许商家自主选取关键词并通过关键词竞价获取广告展示机会。这种模式简化了消费者的搜索活动, 其竞价算法和广告展示规则也成为行业标准。具体来说, 商家根据经营需求每天对多个关键词进行竞价投放, 平台依据商家的实时竞价动态调整广告在搜索结果列表中的位置排序。当消费者使用关键词搜索产品时, 淘宝会在搜索结果页面展示相关广告, 并在广告产品框右下角标注“广告”标志。这种“商家竞价关键词-平台匹配排序-消费者看到广告”的模式为本文的研究提供了理想场景。

由于合作的数据量要求, 对方提供了 2017 年 12 月 6 日至 2018 年 2 月 28 日(共 85 天)淘宝日用品类目下排名前 60 位的商家竞价广告数据。我们选择该数据的原因在于: (1) 该日用品类目覆盖日常消费品相关商品, 包含多个细分品类, 且每日交易量庞大, 为精准刻画特定时间段内的用户行为提供了充足的数据基础; (2) 作为消费者日常高频使用的物品, 日用品受到市场高度关注, 其数据包含丰富的产品质量信号, 如产品相对价格、历史销量数据等动态指标, 且这些信号数据每日更新,

与广告指标数据的滞后性形成时间序列关联,为分析变量间的因果关系提供了良好条件。

本研究利用数据处理工具对原始数据集进行匹配、筛选、编码、建模和分析。原始数据集涵盖 60 个商家(包括小米、华为、九阳、费雪等)85 天共 157248 条观察记录。删除价格为 0 或极高正值等异常值以及缺失的观察样本后,最终获得 124644 条有效观察记录,包括共计 4554 个关键词和 2112 个产品信息。这些商家的产品类别多样,为验证本文的假设提供了合适的研究样本。

4.2 变量定义与测量

4.2.1 被解释变量

广告点击率是衡量付费搜索广告效果的核心指标,本文将广告点击率作为被解释变量,用于评估付费搜索广告效果。其计算公式为:广告点击率=广告总点击次数÷广告总曝光次数(Ghose and Yang, 2009)。

4.2.2 核心解释变量

产品相对价格是指某一产品的价格与其所属品类产品均价的比值。它反映了该产品在市场中的价格定位,是衡量产品竞争力的重要指标,也是消费者判断产品质量的重要依据。消费者在面对广告时,往往会参考产品相对价格来评估其质量水平,因此产品相对价格能够显著影响广告点击效果。产品相对价格的计算公式为:产品相对价格=产品价格÷同类目产品均价。

产品历史销量是指某一产品在特定时间段内的累计销售数量,它是衡量产品市场接受度和消费者需求的重要指标,能够显著影响广告点击效果。在本文中,产品历史销量被定义为产品在过去 30 天内的累计销量(基于淘宝平台数据)。这一定义既符合淘宝官方默认展示的规则,保证了数据的稳定性和时效性,又与消费者实际观察到的信息一致。同时,从消费者认知角度来看,30 天累计销量数据对消费者的质量感知具有显著影响,能够有效辅助消费者的决策过程。

4.2.3 调节变量

广告排名是指广告在搜索结果列表中的位置,它对广告的点击率具有重要影响。在本研究中,我们将搜索结果页面顶部的位置编码为 1,后续位置依次递增,样本中最大位置编码为 232。为了便于解释和分析,我们将产品排名值处理为 233 减去位置编码的差值,因此较高的排名值表示广告位置更接近搜索结果页面的顶部。

产品与搜索相关性是指产品信息与消费者搜索关键词之间的语义匹配度。根据广告产品信息与搜索关键词的匹配程度,本文将产品分为目标产品和相关产品。目标产品是产品信息与关键词满足类目及品牌信息匹配的产品,例如,“华为电脑”与“华为电脑 Mate 14”,两者满足类目与品牌信息匹配,因此被归类为目标产品,编码为 1;相关产品是指与搜索关键词具有相关性但类目不同的产品,例如,“手机”与“手机壳”,两者语义相关但类目不同,因此被归类为相关产品,编码为 0。为了准确分类产品与搜索相关性,本文采用 BERT 模型预标注与双盲人工校验相结合的混合方法。BERT 模

型能够并发执行, 并且在多个不同层次提取关键词语义特征, 因此能更全面反映关键词语义 (Alaparthi and Mishra, 2021)。具体来说, 首先, 我们邀请了两位市场营销学专家对部分文本进行预标注, 将其分为“目标产品”和“相关产品”。其中, 目标产品编码为 1, 满足品牌信息匹配且类目完全一致; 相关产品编码为 0, 满足关键词语义关联度 >0.7 (word2vec 余弦相似度) 且类目存在层级关联 (如手机壳与智能手机)。本文根据专家标注的训练集持续训练 BERT 模型, 使其能够对搜集到的数据进行初步分类。其次, 我们进行双盲人工校验。两位市场营销学专家提前制定了详细的编码标准和操作手册, 由两位市场营销专业本科生对 BERT 编码结果进行背对背编码校验。对于一致的编码结果, 直接确定标注; 对于不一致的编码结果, 通过讨论达成共识。最终, 经 Cohen's kappa 系数检验, 两位编码者间的信度达到 0.90, 表明编码结果具有较高的可信度。

4.2.4 控制变量

为了有效衡量广告点击率, 提高结果的准确性, 本文还加入了一些控制变量进行分析, 包括收藏量、累计评论、运费、曝光关键词数、直通车均价以及竞争度。其中, 收藏量测量产品页面中展示的产品被收藏的总数。累计评论指产品页面中展示的消费者评论总数。运费测量产品页面中展示的运费。曝光关键词数测量的是搜索关键词曝光的总数。直通车均价测量的是当日直通车广告的平均价格。竞争度测量的是同类产品的数量。表 1 对变量基本信息进行了总结。

表 1 变量基本信息

| 变量 | 变量名 | 符号 | 变量类型 |
|-------|----------|-------------|-------|
| 被解释变量 | 广告点击率 | CTR | 连续型变量 |
| 解释变量 | 产品相对价格 | Price | 连续型变量 |
| | 产品历史销量 | Sales | 连续型变量 |
| 调节变量 | 产品与搜索相关性 | Relevance | 虚拟变量 |
| | 广告排名 | Rank | 连续型变量 |
| 控制变量 | 收藏量 | Favorite | 连续型变量 |
| | 累计评论 | Comment | 连续型变量 |
| | 运费 | Shipping | 连续型变量 |
| | 曝光关键词数 | Exposure | 连续型变量 |
| | 直通车均价 | AdPrice | 连续型变量 |
| | 竞争度 | Competition | 连续型变量 |

4.3 模型设定

本文基于信号传递理论, 采用固定效应模型实证检验不同类型产品质量信号对广告点击率的影

响。在模型设定阶段, 首先通过 Hausman 检验进行模型适用性检验。Hausman 检验结果 ($p < 0.01$) 证实了固定效应模型相较于随机效应模型的估计优势。选择固定效应模型在方法论上具有以下依据: 第一, 本研究的样本包含 60 个商家 85 天的面板数据 ($N = 60, T = 85$), 时间维度较长且产品异质性显著 (例如, 商品特征、商品品类); 第二, 商家的固有特征 (如品牌信誉、服务能力等不随时间变化的因素) 可能与解释变量 (如产品相对价格) 相关, 固定效应模型适合捕捉这种内生性关系 (Hausman, 1978)。因此, 本研究采用固定效应模型对研究数据进行估计。

在模型 (1) 中, 我们探究产品相对价格和产品历史销量对广告点击率的影响。其中, 本文在模型中加入月度层面的时间固定效应 (Time) 和产品个性层面的固定效应 (ID)。

$$CTR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times Price_{i,t} + \beta_2 \times Sales_{i,t-1} + \beta_3 \times control_{i,t} + ID + Time + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

在模型 (2) 中, 除了产品相对价格和产品历史销量对广告点击率的影响以外, 还加入了产品与搜索相关性这个调节变量, 探究产品与搜索相关性的调节效应:

$$CTR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times Price_{i,t} + \beta_2 \times Sales_{i,t-1} + \beta_3 \times Relevance_{i,t} + \beta_4 \times Price_{i,t} \times Relevance_{i,t} + \beta_5 \times Sales_{i,t-1} \times Relevance_{i,t} + \beta_6 \times control_{i,t} + ID + Time + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

在模型 (3) 中, 除了产品相对价格和产品历史销量对广告点击率的影响以外, 还加入了广告排名这个调节变量, 探究广告排名的调节效应:

$$CTR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times Price_{i,t} + \beta_2 \times Sales_{i,t-1} + \beta_3 \times Rank_{i,t} + \beta_4 \times Price_{i,t} \times Rank_{i,t} + \beta_5 \times Sales_{i,t-1} \times Rank_{i,t} + \beta_6 \times control_{i,t} + ID + Time + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

在模型 (4) 中, 囊括了产品相对价格和产品历史销量对广告点击率的影响, 以及加入产品与搜索相关性、广告排名这两个调节变量, 探究总体调节效应:

$$CTR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times Price_{i,t} + \beta_2 \times Sales_{i,t-1} + \beta_3 \times Rank_{i,t} + \beta_4 \times Relevance_{i,t} + \beta_5 \times Price_{i,t} \times Relevance_{i,t} + \beta_6 \times Sales_{i,t-1} \times Relevance_{i,t} + \beta_7 \times Price_{i,t} \times Rank_{i,t} + \beta_8 \times Sales_{i,t-1} \times Rank_{i,t} + \beta_9 \times control_{i,t} + ID + Time + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

5. 实证结果与分析

5.1 描述性统计

表 2 列示了变量的描述性统计结果。结果表明, 样本数据中各变量的分布特征存在显著差异。广告点击率、产品相对价格、产品历史销量等核心变量存在较大波动, 为后续的回归分析和假设检验提供了基础。同时, 控制变量的结果有助于更好地理解数据特征, 确保研究结果的可靠性。

表 2 变量的描述性统计结果

| VarName | Obs | Mean | SD | Min | Max |
|---------|--------|-------|-------|--------|-------|
| CTR | 124644 | 0.003 | 1 | -1.665 | 2.103 |
| Price | 124644 | 0 | 0.995 | -8.880 | 17.19 |

续表

| VarName | Obs | Mean | SD | Min | Max |
|-------------|--------|--------|-------|--------|-------|
| Sales | 124644 | 0 | 1 | -0.336 | 7.855 |
| Relevance | 124644 | 0.010 | 0.995 | -1.593 | 0.628 |
| Rank | 124644 | 0.012 | 0.987 | -3.599 | 0.694 |
| Favorite | 124644 | 0 | 1.001 | -0.367 | 10.26 |
| Comment | 124644 | 0 | 1.001 | -0.386 | 11.64 |
| Shipping | 124644 | 0.001 | 1.003 | -0.129 | 17.36 |
| Exposure | 124644 | -0.001 | 0.999 | -0.710 | 8.765 |
| AdPrice | 124644 | -0.001 | 0.998 | -0.784 | 24.28 |
| Competition | 124644 | 0 | 1 | -0.745 | 16.18 |

5.2 相关性分析

表 3 为变量的相关性分析。通过表 3 可以发现, 模型中的变量之间不存在高度相关关系, 变量相关性都低于可接受多重共线性水平 5(Hairj et al., 2001)。

表 3 变量的相关性分析

| Variables | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) |
|------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|----------|-------|
| (1) ctr | 1.000 | | | | | | | | | | |
| (2) price | -0.043*** | 1.000 | | | | | | | | | |
| (3) sales | 0.112*** | -0.088*** | 1.000 | | | | | | | | |
| (4) relevance | 0.079*** | -0.014*** | -0.174*** | 1.000 | | | | | | | |
| (5) rank | 0.209*** | -0.011*** | -0.091*** | 0.577*** | 1.000 | | | | | | |
| (6) favorite | 0.062*** | -0.061*** | 0.724*** | -0.081*** | -0.084*** | 1.000 | | | | | |
| (7) comment | 0.124*** | -0.068*** | 0.748*** | -0.167*** | -0.068*** | 0.783*** | 1.000 | | | | |
| (8) shipping | -0.007*** | -0.033*** | -0.039*** | -0.001 | 0.002 | -0.036*** | -0.046*** | 1.000 | | | |
| (9) exposure | -0.045*** | -0.040*** | 0.365*** | -0.167*** | -0.147*** | 0.537*** | 0.354*** | -0.001 | 1.000 | | |
| (10) adprice | 0.324*** | -0.010*** | -0.013*** | -0.053*** | -0.060*** | -0.085*** | -0.022*** | 0.019*** | -0.112*** | 1.000 | |
| (11) competition | 0.241*** | 0.034*** | -0.002 | 0.009*** | -0.048*** | -0.018*** | 0.000 | -0.033*** | -0.033*** | 0.230*** | 1.000 |

注: *** 代表 $p < 0.01$, ** 代表 $p < 0.05$, * 代表 $p < 0.1$ 。后同。

5.3 回归结果分析

为检验产品相对价格和产品历史销量对广告点击率的作用, 本文对模型(1)进行回归检验, 结果如表 4 所示。列(1)为产品相对价格对广告点击率的影响, 回归系数为-0.044, 且通过了 1%的显著性水平检验。因此, 检验结果支持假设 H1, 即在付费搜索广告中, 产品相对价格与广告点击率呈负相关关系。产品历史销量对广告点击率的回归系数为 0.078, 且通过了 1%的显著性水平检验。检验结果支持假设 H2, 即在付费搜索广告中, 产品历史销量与广告点击率呈正相关关系。

为了估计产品与搜索相关性在产品相对价格和产品历史销量与广告点击率之间是否存在调节效应, 进行模型(2)的回归检验, 结果如列(2)所示。产品与搜索相关性对产品相对价格与广告点击率的回归系数为-0.007, 且通过了 1%的显著性水平检验。因此, 检验结果支持假设 H3a, 即在付费搜索广告中, 产品与搜索相关性强化产品相对价格与广告点击率的负向关系, 即产品与搜索相关性越高, 产品相对价格对广告点击率的负向影响越强。产品与搜索相关性对产品历史销量与广告点击率的回归系数为 0.022, 且通过了 1%的显著性水平检验。因此, 检验结果支持假设 H4a, 即在付费搜索广告中, 产品与搜索相关性强化产品历史销量与广告点击率的关系, 即产品与搜索相关性越高, 产品历史销量对广告点击率的正向影响越强。

为了估计广告排名在产品相对价格和产品历史销量与广告点击率之间是否存在调节效应, 进行模型 3 的回归检验, 结果如列(3)所示。广告排名对产品相对价格与广告点击率的回归系数为 0.011, 且通过了 1%的显著性水平检验。因此, 检验结果支持假设 H3b, 即在付费搜索广告中, 广告排名弱化产品相对价格与广告点击率的负向关系, 即广告排名越高, 产品相对价格对广告点击率的负向影响越弱。广告排名对产品历史销量与广告点击率的回归系数为 0.004, 未通过显著性水平检验。因此, 检验结果支持假设 H4b, 即在付费搜索广告中, 广告排名对产品历史销量与广告点击率的关系无显著调节效应, 即广告排名高低不会显著改变产品历史销量对广告点击率的正向影响。

表 4 回归分析结果

| Variable | CTR | | | |
|-----------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|
| | model 1 | model 2 | model 3 | Model 4 |
| Price | -0.044 *** (-16.18) | -0.045 *** (-16.64) | -0.030 *** (-12.92) | -0.045 *** (-16.77) |
| Sales | 0.078 *** (12.96) | 0.088 *** (14.25) | 0.146 *** (21.66) | 0.088 *** (14.15) |
| Price×Relevance | | -0.007 *** (-2.78) | | -0.012 *** (-4.13) |
| Sales×Relevance | | 0.022 *** (6.82) | | 0.023 *** (5.36) |

续表

| Variable | CTR | | | |
|--------------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|
| | model 1 | model 2 | model 3 | Model 4 |
| Price×Rank | | | 0.011 *** (5.15) | 0.008 *** (3.23) |
| Sales×Rank | | | 0.004 (1.26) | 0.001 (0.30) |
| Relevance | | 0.053 *** (2.77) | | 0.049 *** (2.61) |
| Rank | | | 0.240 *** (99.80) | 0.177 *** (51.76) |
| Favorite | -0.012 ** (-2.03) | -0.019 *** (-3.12) | -0.048 *** (-7.75) | -0.011 * (-1.71) |
| Comment | 0.038 *** (7.16) | 0.038 *** (7.11) | 0.100 *** (15.20) | 0.032 *** (5.91) |
| Shipping | 0.018 *** (8.68) | 0.019 *** (8.79) | -0.004 * (-1.80) | 0.019 *** (9.24) |
| Exposure | 0.011 *** (3.44) | 0.013 *** (3.98) | -0.009 ** (-2.46) | 0.004 (1.16) |
| AdPrice | 0.356 *** (50.04) | 0.356 *** (50.03) | 0.293 *** (59.64) | 0.358 *** (50.28) |
| Competition | 0.042 *** (6.98) | 0.042 *** (7.10) | 0.179 *** (71.10) | 0.053 *** (9.02) |
| Constant | 0.003 * (1.90) | 0.007 *** (3.57) | 0.012 *** (4.52) | 0.005 ** (2.56) |
| Year-month fixed effects | YES | YES | YES | YES |
| Id fixed effects | YES | YES | YES | YES |
| Observations | 124644 | 124644 | 124644 | 124644 |
| R-squared | 0.625 | 0.626 | 0.226 | 0.634 |

5.4 异质性分析

除了探讨产品相对价格和产品质量历史销量对广告点击率的整体影响外，还进行了异质性分析，以

检验这些变量在不同产品类别中的作用差异。基于本文样本数据中的类目,我们将产品划分为电子产品和非电子产品两个类别,并分别估计了这些变量对广告点击率的影响。表 5 为异质性分析结果。组间差异系数由 Chow 检验得出。

表 5 异质性分析结果(电子产品 vs. 非电子产品)

| VARIABLES | (1) | (2) |
|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| | 电子产品 | 非电子产品 |
| Price | -0.080 *** (-24.06) | -0.000 (-0.09) |
| Sales | 0.027 *** (3.71) | 0.242 *** (16.06) |
| Favorite | 0.064 *** (8.15) | 0.281 *** (7.66) |
| Comment | -0.007 (-1.08) | -0.069 *** (-3.87) |
| Shipping | 0.019 *** (8.96) | 0.018 (0.03) |
| Exposure | -0.009 ** (-2.46) | 0.060 *** (7.65) |
| AdPrice | 0.346 *** (50.97) | 0.382 *** (20.81) |
| Competition | 0.030 *** (4.39) | 0.091 *** (7.16) |
| Constant | -0.057 *** (-24.45) | 0.162 ** (2.02) |
| <i>N</i> | 92317 | 32327 |
| <i>R</i> ² | 0.629 | 0.594 |
| 组间差异系数 | -0.080(299.91) *** | |

注: Robust t-statistics in parentheses

根据异质性分析结果,在电子产品类别中,产品相对价格对广告点击率的影响显著且符合预期。较高的产品相对价格与较低的广告点击率相关,这表明消费者在选择电子产品时对价格较为敏感。这一结果与现有文献一致,即在信息较为透明的电子产品市场中,消费者更倾向于选择价格较低的产品,以降低购买风险并获得更高的性价比(Lu and Zhao, 2014)。

然而,在非电子产品类别中,产品相对价格对广告点击率的影响变得不显著,这一结果可能与非电子产品市场的消费者行为、市场结构和信息透明度差异有关。尽管如此,产品历史销量在两个产品类别中均对广告点击率具有显著的正向影响,表明消费者在信息不对称的环境中会依赖多种信息线索来推断产品质量。通过这种异质性分析,我们能够更全面地理解不同市场环境下的消费者行为模式,并为广告主提供更精准的广告策略建议,以优化广告效果。

5.5 内生性检验

在研究解释变量(产品相对价格和产品质量)与被解释变量(广告点击率)之间的关系时,需要考虑内生性问题,因为它可能导致估计结果的偏误。内生性问题产生的原因有变量间互为因果关系、样本选择偏差或遗漏变量。

5.5.1 变量间互为因果关系的内生性分析

理论上来说,产品相对价格与广告点击率之间不存在互为因果的关系。产品相对价格是基于市场供需关系和竞争环境预先设定的,主要考虑成本、目标利润和竞争对手价格等因素,而不是基于广告点击率来定价,广告点击率是消费者对产品信息的反应,两者在形成机制上是独立的。因此,产品相对价格对广告点击率具有单向的因果影响,但广告点击率不会反过来影响产品相对价格。

同样,产品历史销量与广告点击率之间也不存在互为因果的关系。产品历史销量是过去销售行为的结果,反映了消费者对产品的接受程度和市场需求,而广告点击率是当前消费者对广告信号的反应。产品历史销量可能影响消费者对产品的信任度和购买意愿,因此影响广告点击率。但市场反馈机制和消费者行为反应机制是独立的,产品历史销量不会因为广告点击率的变化而改变,所以广告点击率不会反过来影响产品历史销量。因此,从理论上可以明确产品相对价格和产品质量与广告点击率之间不存在互为因果的关系,从而为解决内生性问题提供理论基础。

5.5.2 样本选择偏差的内生性检验——倾向得分匹配(PSM)

广告主的关键词投放策略并不是随机的,可能受到市场趋势、竞争对手行为和宏观经济环境等变化的影响,因此实证研究中可能存在样本的自选择偏差问题。为此,本文采用倾向得分匹配法缓解因样本选择偏差而造成的内生性问题。具体而言,首先,根据产品相对价格与产品质量的中位数将样本划分为两组。当产品相对价格或产品质量大于中位数时,为实验组并赋值为1;当产品相对价格或产品质量小于中位数时,为对照组并赋值为0。其次,使用1:1有放回的最邻近匹配方法对两组样本进行匹配并对匹配后的样本进行平衡性检验。平衡性检验结果显示不拒绝实验组和对照组的系数无显著差异的原假设,表明实验组和对照组的特征差异得到了较大程度的消除,匹配效果良好。最后,对匹配后样本的检验结果如表6所示,该结果说明在缓解自选择偏差问题的情况下,本文的研究结论依然稳健。

表 6 样本选择偏差的内生性检验——基于 PSM 方法

| 变 量 | 产品相对价格 | 产品历史销量 |
|--------------|-----------------------|----------------------|
| | CTR | CTR |
| Price | -0.043*** (-14.49) | -0.034*** (-9.80) |
| Sales | 0.115*** (14.22) | 0.083*** (13.80) |
| Favorite | 0.017** (2.40) | -0.020*** (-3.17) |
| Comment | 0.055*** (7.07) | 0.032*** (6.15) |
| Shipping | 0.019*** (7.90) | 0.016*** (3.83) |
| Exposure | 0.038*** (9.93) | -0.010*** (-2.70) |
| AdPrice | 0.345*** (50.14) | 0.470*** (36.42) |
| Competition | 0.051*** (8.01) | 0.052*** (7.09) |
| Constant | 0.016*** (7.08) | 0.162*** (62.96) |
| Observations | 95071 | 81547 |
| R-squared | 0.626 | 0.642 |
| F | 587.571 | 377.925 |

5.5.3 遗漏变量的内生性分析——工具变量法

本文检验产品相对价格和产品历史销量对广告点击率的作用，虽然已经控制了部分控制变量，但是仍存在一些变量因无法观测或无法度量而无法控制，如消费者心理等。基于上述情况，本文的回归结果可能存在遗漏变量的内生性问题，本文在本部分将通过工具变量法来解决这一问题。

本文选取同年度相对价格均值(除样本本身之外的)作为产品相对价格的工具变量，同理，选取产品历史销量均值(除样本本身之外的)作为产品历史销量的工具变量。合格的工具变量需要满足相关性和排他性要求，即工具变量与内生变量强相关，以及工具变量只通过内生变量影响被解释变量。如表 7 第(1)列所示，产品相对价格与工具变量(同年度产品相对价格的均值)强相关，满足相关性要求，同时该工具变量还通过了弱工具变量检验。此外，本年度产品相对价格的均值无法影响本年度

广告点击率, 因此, 该工具变量满足排他性要求。表 7 第(2)列的回归结果显示, 排除工具变量影响后的产品相对价格依然与广告点击率负相关, 与本文主假设的回归结果一致。

如表 7 第(3)列所示, 产品历史销量与工具变量(同年度产品历史销量的均值)相关, 满足工具变量相关性要求, 且该工具变量还通过了弱工具变量检验。此外, 本年度产品历史销量的均值无法影响本年度广告点击率, 该工具变量满足排他性要求。表 7 第(4)列为排除工具变量影响后产品历史销量的回归结果, 排除影响后的产品历史销量依然与广告点击率正相关, 与本文主假设的回归结果一致。

表 7 遗漏变量的内生性检验——工具变量方法

| 变量 | 一阶段 | 二阶段 | 一阶段 | 二阶段 |
|-------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | Price | CTR | Sales | CTR |
| Mean_price | 0.930*** (33.37) | | | |
| Mean_sales | | | 0.752*** (45.92) | |
| Price | | -0.105*** (-3.61) | | -0.029*** (-11.15) |
| Sales | | 0.053*** (8.79) | | 0.300*** (21.50) |
| Favorite | -0.015*** (-3.13) | -0.011* (-1.74) | 0.461*** (40.52) | -0.097*** (-10.63) |
| Comment | -0.055*** (-12.44) | 0.114*** (17.24) | 0.294*** (37.31) | 0.003 (0.39) |
| Shipping | -0.034*** (-19.24) | -0.003 (-1.29) | 0.020*** (30.40) | 0.001 (0.29) |
| Exposure | -0.007** (-2.52) | -0.066*** (-17.63) | 0.015*** (4.18) | -0.068*** (-18.28) |
| AdPrice | -0.021*** (-7.25) | 0.277*** (56.28) | 0.047*** (27.14) | 0.272*** (56.20) |
| Competition | 0.036*** (11.49) | 0.178*** (61.75) | -0.020*** (-14.05) | 0.176*** (66.75) |
| Constant | 0.000 (0.00) | 0.003 (1.22) | -0.000 (-0.02) | 0.003 (1.20) |

续表

| 变量 | 一阶段 | 二阶段 | 一阶段 | 二阶段 |
|--------------|---------|--------|---------|--------|
| Observations | 124643 | 124643 | 124643 | 124643 |
| R-squared | 0.016 | 0.152 | 0.713 | 0.134 |
| F 统计量 | 1126.96 | | 2108.88 | |

5.6 稳健性检验

5.6.1 替换被解释变量的稳健性检验

本研究参考了相关文献的稳健性检验, 将被解释变量替换成广告转化率(CR), 检验模型的稳健性, 结果如表 8 列(1)所示。广告转化率为总购买次数与广告总点击次数的比率, 也是用来衡量搜索广告性能的常用指标。除了将被解释变量替换, 其他步骤均相同, 最终结果显示变量符号无显著差别, 假设均得到验证, 说明本文的研究模型是稳健的。

5.6.2 替换核心解释变量的稳健性检验

本文将解释变量产品相对价格替换成产品原价, 将解释变量产品历史销量替换成产品单日成交量来检验模型的稳健性, 结果如表 8 列(2)所示。产品原价指产品在市场上的标价, 通常由商家设定。它是消费者在购买产品时看到的初始价格, 不包括折扣、促销或优惠。产品原价能反映消费者对产品价格的直接感知和反应。产品单日成交量指某一产品在特定一天内的销售数量。它是衡量产品在短期内市场表现的重要指标, 能够反映消费者对产品当前市场表现的感知。除了将解释变量替换, 其他步骤均相同, 最终结果显示变量符号无显著差别, 假设均得到验证, 说明本文的研究模型是稳健的。

表 8 替换解释变量和被解释变量的稳健性检验结果

| 变 量 | 替换被解释变量为 CR | 替换解释变量为产品原价和 产品单日成交量 |
|----------|---------------------|-------------------------|
| Price | -0.009** (-2.41) | -0.026*** (-6.86) |
| Sales | 0.045*** (5.99) | 0.045*** (6.11) |
| Favorite | -0.004 (-0.44) | -0.003 (-0.38) |

续表

| 变 量 | 替换被解释变量为 CR | 替换解释变量为产品原价和 产品单日成交量 |
|--------------|---------------------|-------------------------|
| Comment | 0.036*** (5.19) | 0.035*** (5.06) |
| Shipping | 0.006*** (2.82) | 0.006*** (2.88) |
| Exposure | -0.008** (-2.29) | -0.009*** (-2.59) |
| AdPrice | 0.058*** (18.79) | 0.058*** (18.78) |
| Competition | 0.256*** (29.81) | 0.256*** (29.81) |
| Constant | 0.000 (0.06) | 0.000 (0.06) |
| Observations | 124644 | 124644 |
| R-squared | 0.386 | 0.386 |

6. 研究结论与启示

6.1 研究结论与讨论

本文基于信号传递理论, 采用 BERT 模型预标注与双盲人工校验相结合的混合方法对淘宝网相关数据进行分类, 并构建固定效应模型进行实证检验, 探究了产品信号(产品相对价格和产品质量历史销量)对付费搜索广告点击率的直接影响, 以及广告信号(产品与搜索相关性和广告排名)的调节效应。实证分析结果发现:(1)产品相对价格与广告点击率呈负相关关系, 即产品相对价格越高, 广告点击率越低; 产品质量历史销量与广告点击率呈正相关关系, 即产品质量历史销量越高, 广告点击率越高。(2)产品与搜索相关性强化产品相对价格对广告点击率的负向影响, 即产品与搜索相关性越高, 产品相对价格对广告点击率的负向影响越强; 产品与搜索相关性强化产品质量历史销量与广告点击率的关系, 即产品与搜索相关性越高, 产品质量历史销量对广告点击率的正向影响越强。(3)广告排名弱化产品相对价格与广告点击率的负向关系, 即广告排名越高, 产品相对价格对广告点击率的负向影响越弱; 广告排名对产品质量历史销量与广告点击率的关系无显著调节效应, 即广告排名高低不会显著改变产品质量历史

销量对广告点击率的正向影响。(4)异质性分析结果表明,在电子产品类目中,产品相对价格对广告点击率有显著的负向影响,而在非电子产品类目中,产品相对价格的影响则不显著。产品历史销量信号的正向作用在全品类产品中保持稳健。

6.2 理论启示

首先,本文完善了质量信号的分类框架,明确了不同质量信号的属性特征差异与作用逻辑。既有研究聚焦于探索广告信号对广告点击率的影响,忽略了产品自身传递的产品信号的影响,因此难以完整解释消费者点击决策的形成机制。基于信号来源,本文将付费搜索广告中的质量信号分为产品信号,即由产品自身传递的、与产品质量直接相关的信号,以及广告信号,即由平台传递的、与产品质量间接相关的信号。根据信号信息的处理规律,本文进一步分析了不同信号的属性特征差异。产品历史销量和广告排名具有高观察性属性,消费者可通过启发式认知快速形成对产品质量的判断;产品相对价格和与搜索相关性具有高诊断性属性,消费者需要消耗较多认知资源才能形成对产品质量的推断。本研究构建了基于信号来源的质量信号分类框架,揭示了产品信号与广告信号的属性特征差异,为理解消费者决策提供了新的理论视角。

其次,本文揭示了产品信号作为消费者首要信息处理路径的作用机制,拓展了付费搜索广告点击率影响因素的理论框架。以往研究多聚焦于关键词相关性、广告排名等广告信号的影响,较少关注产品自身发出的信号对消费者决策的核心作用。产品相对价格(高诊断性)与产品历史销量(高观察性)是产品发出的、与产品质量直接相关的信号,构成消费者信息处理的首要路径,对广告点击率产生显著影响。具体而言,产品相对价格的高诊断性,意味着消费者需投入大量认知资源验证“价格-质量”关联,这种认知负荷会显著降低信息处理流畅性,从而抑制消费者点击意愿;而产品历史销量的高观察性,使消费者能够通过“多数即正确”的启发式判断(Banerjee, 1992)快速形成质量推断,这种低认知成本的处理模式有效促进了消费者的点击决策。本文揭示了产品信号(产品相对价格和与搜索相关性)对广告点击率的核心作用,拓展了付费搜索广告点击率影响因素的相关研究。

最后,本文探索了不同信号的交互作用对广告点击率的影响,厘清了广告信号的作用逻辑和调节边界,完善了质量信号交互作用的理论框架。既有研究对付费搜索广告质量信号的探索,或聚焦单一类型,或同质化处理不同信号,鲜少关注广告信号与产品信号的交互作用,更缺乏对两者交互逻辑的解析。本研究基于信息的处理规律(观察性/诊断性),探索了广告信号对产品信号的差异化调节效应。产品与搜索相关性(高诊断性)与产品相对价格(高诊断性)形成信号叠加效应,双重高认知负荷进一步强化产品相对价格对广告点击率的负向影响;产品与搜索相关性(高诊断性)与产品历史销量(高观察性)形成信号互补效应,通过需求匹配降低消费者认知负荷,强化产品历史销量的正向影响。广告排名(高观察性)与产品相对价格(高诊断性)形成信号互补效应,通过竞价区隔低质量商家,降低了消费者对价格-质量的不确定性感知,弱化了产品相对价格的负向影响;广告排名(高观察性)与产品历史销量(高观察性)形成冗余效应,对产品历史销量无显著影响。本文的结论厘清了产品信号与广告信号的交互边界,进一步完善了质量信号交互作用的理论框架。

6.3 管理启示

第一, 广告主需差异化运营产品信号, 并优化核心质量信号的展示策略。产品相对价格与产品历史销量作为影响广告点击率的核心产品信号, 其运营需结合信号属性差异进行有针对性的设计。对产品相对价格, 广告主需避免单纯通过高价传递质量信号, 尤其是在电子产品等价格敏感度较高的类目中, 可通过“价格锚点”(如标注价格波动情况)降低消费者的认知负荷, 缓解高价对广告点击率的负向影响。对产品历史销量, 应强化其高观察性特征, 将销量数据置于广告标题、主图旁等首要视觉区域, 借助“高销量-群体认可”的启发式认知, 快速吸引消费者关注与点击。

第二, 广告主应基于产品信号类型来匹配广告策略, 通过强化信号协同来优化广告点击效果。广告主需根据产品信号(产品相对价格、产品历史销量)的属性差异, 匹配对应的广告信号调节策略, 弱化负向影响, 强化正向作用。具体而言: 针对产品相对价格(高诊断性, 负向影响广告点击率), 应依托广告排名(高观察性广告信号)形成互补。即通过获取较高广告排名, 借助“高排名-高可信度”的认知启发, 降低消费者对高价产品的质量不确定性感知, 缓解高价格引发的高认知负荷, 进而弱化其对广告点击率的负向影响。针对产品历史销量(高观察性, 正向影响广告点击率), 应依托产品与搜索相关性(高诊断性广告信号)形成互补: 通过优化产品与搜索关键词的匹配度, 为高销量信号提供信息真实性背书, 减少消费者对销量可信度的验证成本, 进一步强化高销量对广告点击率的正向促进作用。

第三, 广告主应理性看待广告排名的营销价值, 避免盲目竞价争夺高排名。广告排名作为高观察性广告信号, 对广告点击率的提升作用存在边界, 需结合产品信号类型合理规划竞价策略: 对高价格产品, 争夺高排名具有实际价值。高排名可通过“位置信任”降低消费者对高价格产品的质量不确定性, 弱化高价格对广告点击率的负向影响, 此时适度提高竞价成本获取靠前的排名具有性价比; 对高销量产品, 不能过度追求高排名。销量信号本身已能通过低认知消耗促进点击, 高排名与销量信号易形成冗余效应, 额外的竞价成本难以显著提升广告点击率, 广告主可将竞价资源转向销量数据优化(如通过促销活动提升短期销量)或优化搜索关键词, 实现营销资源的高效配置。

6.4 研究不足与未来展望

本文存在以下不足, 有待未来进一步探索: 一是平台与模式的局限性。本研究仅基于淘宝电商平台的数据, 未来研究可以扩展到其他电商平台(如京东、拼多多等), 以探索不同平台和商业模式下的广告效果差异。二是研究方法的局限性。本研究主要采用实证分析方法, 未来可以通过实验研究进一步验证产品相对价格和产品历史销量对广告点击率的影响机制。三是本研究探索了产品相对价格和产品历史销量对广告点击率的直接影响, 以及产品与搜索相关性和广告排名的调节效应, 未来研究可以进一步探讨其他产品质量信号(如品牌声誉)对广告效果的影响, 为广告主提供更全面的广告优化策略。

◎ 参考文献

- [1] 翁莉佳, 李小玲, 邵兵家, 等. 付费搜索广告主的关键词组合策略研究——基于语义结构与用户心理的互动机制视角[J]. 南开管理评论, 2022, 25 (4).
- [2] Agarwal, A., Hosanagar, K., Smith, M. D. Location, location, location: An analysis of profitability of position in online advertising markets[J]. *Journal of Marketing Research*, 2011, 48 (6).
- [3] Aiken, D. K., Boush, D. M. Trustmarks, objective source ratings, and implied investments in advertising: investigating online trust and the context-specific nature of internet signals[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2006, 34 (3).
- [4] Alaparathi, S., Mishra, M. BERT: A sentiment analysis odyssey[J]. *Journal of Marketing Analytics*, 2021, 9 (2).
- [5] Animesh, A., Viswanathan, S., Agarwal, R. Competing “creatively” in sponsored search markets: The effect of rank, differentiation strategy, and competition on performance[J]. *Information Systems Research*, 2011, 22 (1).
- [6] Arbatskaya, M. Ordered search[J]. *The RAND Journal of Economics*, 2007, 38 (1).
- [7] Baker, J., Grewal, D., Parasuraman, A. The influence of store environment on quality inferences and store image[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 1994, 22 (4).
- [8] Banerjee, A. V. A simple model of herd behavior[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 1992, 107 (3).
- [9] Benartzi, S., Michaely, R., Thaler, R. Do changes in dividends signal the future or the past[J]. *Journal of Finance*, 1997, 52 (3).
- [10] Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., Welch, I. Learning from the behavior of others: Conformity, fads and informational cascades[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 1998, 12 (3).
- [11] Blake, T., Nosko, C., Tadelis, S. Consumer heterogeneity and paid search effectiveness: A large-scale field experiment[J]. *Econometrica*, 2014, 83 (1).
- [12] Boulding, W., Kirmani, A. A consumer-side experimental examination of signaling theory: do consumers perceive warranties as signals of quality? [J]. *Journal of Consumer Research*, 1993, 20 (1).
- [13] Brynjolfsson, E., Dick, A., Smith, M. A nearly perfect market? [J]. *Quantitative Marketing & Economics*, 2010, 8 (1).
- [14] Certo, S. T. Influencing initial public offering investors with prestige: signaling with board structures [J]. *Academy of Management Review*, 2003, 28 (3).
- [15] Chen, J., Liu, D., Andrew, B., Whinston, A. B. Auctioning keywords in online search[J]. *Journal of Marketing*, 2009, 73 (4).
- [16] Chen, Y. M., He, C. Paid placement: Advertising and search on the Internet[J]. *Economic Journal*, 2011, 121 (556).

- [17] Chu, W., Chu, W. Signaling quality by selling through a reputable retailer: an example of renting the reputation of another agent[J]. *Marketing Science*, 1994, 13 (2).
- [18] Dawar, N., Parker, P. Marketing universals: consumers' use of brand name, price, physical appearance, and retailer reputation as signals of product quality[J]. *Journal of Marketing*, 1994, 58 (2).
- [19] Dhar, V., Ghose, A. Sponsored search and market efficiency[J]. *Information Systems Research*, 2010, 21 (4).
- [20] Dodds, W. B., Grewal, D. Effects of price, brand, and store information on buyers' product evaluations [J]. *Journal of Marketing Research*, 1991, 28 (3).
- [21] Du, X., Su, M., Zhang, X., Zheng, X. Bidding for multiple keywords in sponsored search advertising: Keyword categories and match types[J]. *Information Systems Research*, 2017, 28 (4).
- [22] Erdem, T., Swait, J. Brand equity as a signaling phenomenon[J]. *Journal of Consumer Psychology*, 1998, 7 (2).
- [23] Feng, J., Bhargava, H. K., Pennock, D. M. Implementing sponsored search in web search engines: Computational evaluation of alternative mechanisms[J]. *INFORMS Journal on Computing*, 2007, 19 (1).
- [24] Ghose, A., Yang, S. An empirical analysis of search engine advertising: Sponsored search in electronic markets[J]. *Management Science*, 2009, 55 (10).
- [25] Hair, J. F., Ringle, C. M., Sarstedt, M. PLS-SEM: Indeed a silver bullet[J]. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 2001, 19 (2).
- [26] Hausman, J. A. Specification tests in econometrics[J]. *Econometrica*, 1978, 46 (6).
- [27] Im, I., Jun, J., Oh, W., Jeong, S. Y. Deal-seeking versus brand-seeking: Search behaviors and purchase propensities in sponsored search platforms[J]. *MIS Quarterly*, 2016, 40 (1).
- [28] Johnson, E. J., Moe, W. W., Fader, P. S., et al. On the depth and dynamics of online search behavior[J]. *Management Science*, 2004, 50 (3).
- [29] Jungle Scout. 揭示头部亚马逊卖家成功背后的策略 [EB/OL]. (2023-06-06). <https://www.junglescout.cn/>.
- [30] Kahneman, D. Maps of bounded rationality: Psychology for behavioral economics [J]. *American Economic Review*, 2003, 93 (5).
- [31] Keller, K. L. Conceptualizing, measuring, and managing customer-based brand equity[J]. *Journal of Marketing*, 1993, 57 (1).
- [32] Kirmani, A., Rao, A. R. No pain, no gain: a critical review of the literature on signaling unobservable product quality[J]. *Journal of Marketing*, 2000, 64 (2).
- [33] Liu, Y., Feng, J., Liao, X. W. When online reviews meet sales volume information: Is more or accurate information always better? [J]. *Information Systems Research*, 2017, 28 (4).
- [34] Lu, X., Zhao, X. Differential effects of keyword selection in search engine advertising on direct and

- indirect sales[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2014, 30 (4).
- [35] Pacvue. 2023Q1 亚马逊 & 沃尔玛 CPC 报告[EB/OL]. (2023-04-26). <https://www.pacvue.com.cn/cpc-report/2023-q1-亚马逊沃尔玛cpc报告/>.
- [36] Rao, A. R., Monroe, K. B. The moderating effect of prior knowledge on cue utilization in product evaluations[J]. *Journal of Consumer Research*, 1988, 15 (2).
- [37] Rao, A. R., Monroe, K. B. The effect of price, brand name, and store name on buyers' perceptions of product quality: An integrative review[J]. *Journal of Marketing Research*, 1989, 26 (3).
- [38] Richardson, P. S., Dick, A. S., Jain, A. K. Extrinsic and intrinsic cue effects on perceptions of store brand quality[J]. *Journal of Marketing*, 1994, 58 (4).
- [39] Rondan, F. J., Martin, D. Moderating effects in consumers' perceptions of price unfairness[J]. *Journal of Consumer Behavior*, 2011, 10 (5).
- [40] Rutz, O. J., Bucklin, R. E. From generic to branded: A model of spillover in paid search advertising [J]. *Journal of Marketing Research*, 2011, 48 (1).
- [41] Schwarz, N. Metacognitive experiences in consumer judgment and decision making [J]. *Journal of Consumer Psychology*, 2004, 14 (4).
- [42] Wathieu, L., Bertini, M. Price as a stimulus to think: The case for willful overpricing[J]. *Marketing Science*, 2007, 26 (1).
- [43] Wells, J. D., Valacich, J. S., Hess, T. J. What signal are you sending? How website quality influences perceptions of product quality and purchase intentions[J]. *MIS Quarterly*, 2011, 35 (2).
- [44] Yu, M., Ahn, H. S., Kapuscinski, R. Rationing capacity in advance selling to signal quality [J]. *Management Science*, 2015, 61 (3).
- [45] Zhang, M. Z., Fang, E., Lee, J., Li, X. L. The effects of price rank on clicks and conversions in product list advertising on online retail platforms[J]. *Information Systems Research*, 2021, 32 (4).

The Impact of Product Quality Signals on the Click-Through Rate of Paid Search Advertising: Based on Signaling Theory

Weng Lijia Han Wei

(School of Business, Southwest University of Political Science and Law, Chongqing, 401120)

Abstract: Paid search advertising, as a core channel connecting consumers with products, determines advertising value and marketing efficiency through its click-through rate (CTR), making it a critical concern for both academia and industry. Existing research mainly focuses on the impact of advertising signals on CTR, with insufficient attention to product signals and their interactions, making it difficult to fully explain the mechanisms and effects of different quality signals. Based on signal source (product or platform), this paper categorizes quality signals in paid search advertising into product signals (product relative price and historical sales) and advertising signals (query-product relevance and ad ranking). It further explores the impact of

these two signal types and their interactions on CTR. Employing a hybrid approach that combines BERT model pre-labeling with double-blind manual verification to process data from the Taobao platform, this paper empirically examines the direct and interactive effects of these quality signals on CTR using a fixed-effects model. The findings reveal that product relative price negatively correlates with CTR, whereas product historical sales positively correlates with it. Furthermore, query-product relevance amplifies the effects of both product relative price and historical sales signals. Conversely, ad ranking attenuates the negative impact of product relative price on CTR. This research contributes by refining the classification framework for product quality signals, elucidating the primary pathways through which product signals influence CTR, and deciphering the interactive effects between advertising and product signals. The results offer practical insights for e-commerce merchants to optimally allocate resources, refine their signaling strategies, and enhance advertising performance.

Key words: Paid search advertising; Product signals; Advertising signals; Product relative price; Product historical sales

专业主编: 寿志钢