位置拍卖、移动端互联网平台与社会福利*

——理论机制与经验证据

蔡祖国 李世杰

内容提要：互联网平台位置拍卖行为能否有助于社会福利提升，是业界、学界共同关注的问题，但鲜有文献探讨移动端互联网平台位置拍卖行为如何影响社会福利。本文结合消费者搜索效率与搜索成本理论，构建移动端互联网平台优化位置拍卖市场的理论模型，探究移动端互联网平台位置拍卖行为对消费者福利与销售商流量的影响机制；并结合国内大型电商平台的消费者数据，讨论移动端互联网平台位置拍卖行为如何实现三方共赢。研究发现：在位置拍卖行为情形下，不同类型搜索结果的穿插式排序整体上提升消费者福利，契合互联网平台企业追求利润的内在激励，但抑制了销售商竞标付费搜索结果列表的动态位置；而互联网平台设计不同类型搜索结果的成列排序，可以激励销售商持续参与位置拍卖，从而形成稳定的移动端网络平台位置拍卖市场——自然搜索结果列表依据销售收入排序，能够筛选出增加平台利润的优质销售商；付费搜索结果列表则依据消费者需求排序，可以帮助参与位置拍卖的销售商精准获知消费者需求，实现收益最大化。

关键词：移动端互联网平台 位置拍卖 社会福利 消费者福利

一、问题的提出

近年来，包括传统电商平台等在内的互联网平台，在移动端市场实施位置拍卖行为、投放广告来吸引消费者点击搜索结果链接。当消费者在平台移动终端中输入商品关键词，会见到第一个后缀“广告”字样的搜索结果，向下滑动搜索结果列表陆续会见到更多带有“广告”字样的搜索结果。这些带有“广告”字样的搜索结果就是移动端互联网平台通过既定拍卖规则面向销售商拍卖的付费搜索结果。相应地，完全由平台算法直接给出的搜索结果，即为自然搜索结果。移动端市场上，付费搜索结果与自然搜索结果往往采取彼此穿插、交替呈现（即固定位置+动态位置）的排序设计，使得付费搜索结果具有较高动态性，能更好地契合消费者偏好，有助于销售商获取消费者点击率或购买率。但由于移动端互联网市场发展时间较短，平台位置拍卖行为对社会福利影响机理及其实施效果尚未得到充分讨论。

既有研究文献主要考察电脑(PC)端互联网平台位置拍卖行为对消费者福利、销售商流量及平台利润的影响效果。通常来说，在PC端互联网平台位置拍卖实践中，付费搜索结果列表与自然搜索结果列表均采取单独排序，付费搜索结果列表占据搜索结果页面的顶部位置或优先位置(Chu et al., 2020)。在付费搜索结果列表占据排序位置优势情形下，相比自然搜索结果，付费搜索结果仅能获得较低的消费者点击率，呈现出社会福利抑制效应(Blake et al., 2015)。而占据较高排序位置的付费搜索结果，因降低了消费者搜索成本而在获取消费者点击率上占有整体性优势，但因诱导消费者购买低质量商品而损害了消费者福利(Xu et al., 2012)。不过，也有学者指出，互联网平台位置拍卖

* 蔡祖国，海南大学国际商学院，邮政编码：570228，电子信箱：caizuguo@yeah.net；李世杰（通讯作者），南开大学经济学院，邮政编码：300073，电子信箱：lshijie@foxmail.com。本研究是国家自然科学基金青年科学项目(72303049)、国家自然科学基金地区科学项目(71963012)的阶段性成果。作者感谢匿名审稿专家的宝贵建议。当然，文责自负。

行为借助付费搜索结果高的排序位置,精准定位消费者偏好,降低消费者广告厌恶偏好,提升付费搜索结果的消费者点击率或购买率,促进消费者福利、销售商流量及平台利润的三方利益一致性(Goldfarb, 2014)。显然,互联网平台位置拍卖行为,在移动端市场与PC端市场之间存在明显差异——移动端市场动态位置穿插于自然搜索结果之中,不能辨析排序优势或劣势,无法与固定位置一起形成整体排序优势。

既有文献对移动端市场的互联网平台位置拍卖行为的学理性讨论不多。虽有学者基于搜索效率理论提出过移动端市场排序特征适配假说,并借助实验研究等方法,探讨移动端市场的付费搜索结果列表对消费者购买意愿的影响,认为互联网平台在移动端市场依托排序算法优势,设置不连续付费搜索结果列表来提升消费者购买意愿,增加销售商流量(Lambrech et al., 2018),但目前尚未形成可以有效指导实证分析及政策实践的学理模型。本文沿着消费者搜索效率与搜索成本的理论脉络,尝试分析移动端的互联网平台位置拍卖行为对消费者福利、销售商流量及平台利润的影响机理,探讨平台位置拍卖行为如何实现消费者、销售商与平台三方利益一致性,并进一步借助产业实践数据检验理论假说。

消费者搜索理论是互联网平台实施位置拍卖行为的理论基础。不论是在移动端还是在PC端,消费者均会采取一定规则来搜索商品信息。显然,搜索方式推动互联网平台筛选销售商并采取契合消费者偏好的排序策略,并影响消费者的搜索效率(Athey & Ellison, 2011),这为互联网平台实施位置拍卖行为奠定排序规则基础。在消费者受搜索成本约束,以及搜索条目呈现数量所限,销售商为了让商品尽快进入消费者搜索视野及消费决策样本而努力争取优先位置,这使得优先排序位置具有激烈的竞争属性,同样也是互联网平台实施位置拍卖行为的市场规则基础(Agarwal et al., 2011)。而在手机移动端市场,互联网平台向消费者反馈的搜索结果页面更狭窄、商品排序更紧密,以至于搜索结果均需要采取列表式排序(蔡祖国和李世杰, 2022);互联网平台借助信息技术优势,实现付费搜索结果列表的动态实时更新,以扩大吸引消费者注意力,进而提升付费搜索结果列表的消费者点击率或购买率(Dinerstein et al., 2018)。正是由于互联网平台设置了动态位置策略,让后续较低位置的付费搜索结果在获取消费者点击率或购买率方面不具优势,这意味着移动端“彼此穿插、交替呈现”的排序设计可能存在原生缺陷。事实上,不论移动端抑或PC端,互联网平台对位置拍卖行为的关注焦点均为付费搜索结果能否同时提升销售商流量、消费者福利及平台利润,实现三方利益一致性。既有研究基于样本数据的实证结论认为,PC端互联网平台所用的“彼此独立”的排序设计,并不能给销售商带来更高收益,反而显著地提升了销售商的投标成本(Blake et al., 2015);理由是堆叠在一起并形成独立列表的付费搜索结果,更易引起消费者对广告的厌恶,致使其绕开付费搜索结果列表,直接进入自然搜索结果列表(Simonov et al., 2018)。于是,互联网平台设计在移动端市场植入位置拍卖行为伊始,便摒弃“彼此独立”的排序设计,而采用“彼此穿插、交替呈现”的排序设计(Martins et al., 2019)。不过,迄今在移动端“彼此穿插、交替呈现”的排序设计下,互联网平台位置拍卖行为能否实现三方利益一致性以及其作用机制问题,学界尚无充分讨论,这为本文的研究预留了空间。

本文通过梳理消费者搜索理论的相关研究文献,总结提炼了消费者搜索理论的两个主要理论分支,沿着不同分支的理论脉络,探讨了移动端互联网平台位置拍卖行为影响社会福利的理论机制,进而提出相应理论假说,并进行实证检验。相较于既有研究,本文可能的边际贡献在于:厘清了移动端互联网平台位置行为影响社会福利的理论机制,即移动端互联网平台为消费者设计“固定付费位置+动态付费位置”的付费搜索结果列表,以动态迭代方式增强固定付费位置汲取消费者点击率的能力,进而提升付费搜索结果列表获取消费者点击率的整体性优势,激励销售商竞标固定付费位置;但同时内生地削弱了动态付费位置汲取消费者点击率的能力,使得占据动态付费位置的销

售商和移动端互联网平台、消费者三方利益呈现非一致性,抑制销售商竞标动态付费位置的激励,从而推动移动端互联网平台采取策略性行为间接激励销售商参与位置拍卖活动。具体而言,本文研究需要回答并解决三个问题:

第一,穿插式排序设计能否整体上凸显付费搜索结果列表获取消费者注意力的优势?本文研究结论显示,不具有整体性排序优势的穿插式排序设计可以推动付费位置呈现获取消费者注意力的优势,这一优势源自互联网平台对付费搜索结果列表动态优化。既有研究文献仅关注静态视角下销售商因参与位置拍卖活动而占据的优先位置能否形成渠道效应优势;当付费搜索结果列表没有整体性优先位置时,本文研究发现,动态优化能为付费位置带来渠道效应优势。

第二,穿插式排序设计引致的渠道效应优势是全局性还是局部性?所谓全局性优势,是所有参与位置拍卖活动的销售商均能够得到渠道效应优势,局部性优势则仅在有限排序位置才能得到渠道效应优势。既有研究认为,付费位置的劣势是全局性;所有销售商参与位置拍卖活动,获取最优排序位置的原因在于,如果不参与位置博弈活动,最终因排序位置无限靠后而被市场淘汰(Agarwal et al., 2011)。本文研究表明,这一优势具有局部性。动态迭代后占据靠后位置的动态付费位置因搜索成本更高而丧失争取消费者点击率乃至进入消费者视野的优势。

第三,穿插式排序设计的局部优势是如何做到吸引潜在销售商?本文研究发现,互联网平台在自然搜索结果列表采用销售商收入的排序依据,筛选能汲取销售收入的销售商;在付费搜索结果列表采用销量的排序依据,契合消费者偏好,鼓励靠后位置的销售商提升产品质量增强消费者偏好,以获取更优的付费位置。既有文献尚未发现有关于该作用机制的学理性讨论。

本文研究认为,移动端互联网平台设置不同搜索结果列表的排序依据,即付费搜索结果列表设置契合消费者偏好的销量排序依据,自然搜索结果列表设置契合互联网平台利润的销售收入排序依据,借此间接激励销售商先依托自然搜索结果列表排序特征,提升获取销售收入的能力、提高销售利润;而后借助所获取的销售利润提高投标金额参与位置拍卖活动,依据付费搜索结果列表排序特征竞标固定付费位置。即便是销售商采取真实投标策略且其投标金额不足以获取唯一固定付费位置,也能因移动端互联网平台对不同搜索结果列表所采取的排序依据差异,在动态付费位置上,获取与自身消费者偏好相适配的销量,或在靠后的自然位置上获取与自身能力相适配的销售收入。这也印证了实践中移动端互联网平台位置拍卖市场快速增长的内驱力。

二、理论假说与模型建构

本文对前期的文献梳理后发现,消费者搜索理论主要存在两个理论分支,即消费者搜索效率理论与消费者搜索成本理论。两个分支的理论假设存在明显差异。搜索成本理论的主要假设为:对于不同位置的商品A与商品B,消费者由商品A搜索至商品B需要支付搜索成本,并且搜索成本有一定计算规则及其分布特征。相应地,学者讨论在不同计算规则及其分布特征下,消费者最优搜索结果的形成机理及其对销售商竞争的影响机理;主要结论包括:可计算且可累加的搜索成本将推动消费者检视优先位置的商品,使得处于优先位置的销售商获得更高水平的消费者需求(Choi et al., 2018; Armstrong, 2017)。具体到平台经济,互联网平台以拍卖方式向销售商出售搜索结果列表的优先位置;销售商则采取提高投标金额、提升信息质量等策略性行为提高排序位置,以期获得更高水平的消费者需求。其中,平台定价策略选择发挥重要辅助作用(李世杰, 2023; 刘诚等, 2023)。而搜索效率理论的主要假设为:搜索方式是实现消费者搜索均衡的重要影响因素,推动销售商采取不同排序策略迎合消费者偏好。相应地,既有文献讨论不同搜索方式对销售商流量的影响。例如,同样是付费搜索结果列表独立排序且处于搜索结果页面顶部位置的情景,当消费者采取顺序检索方式,则不同位置的销售商获取的消费者点击率,随着付费位置降低呈现指数函数下降(Agarwal et al.,

2011);当消费者采取随机检索方式,不同付费位置的销售商获取消费者点击率同销售商信息相似性呈显著正向关联,即消费者沿着销售商信息相似度顺序依次进行检索(Jeziorski & Segal, 2015)。

不难发现,两个理论分支的研究焦点并不相同。消费者搜索效率理论关注消费者福利(即消费者福利效应),消费者搜索成本理论则聚焦销售商参与位置拍卖所获取的收益(即销售商流量效应)。不过,消费者搜索效率理论与消费者搜索成本理论可以相互补充、相辅相成。因此,本文沿着消费者搜索效率和搜索成本两个理论分支的研究脉络,讨论移动端互联网平台位置拍卖行为的消费者福利效应和销售商流量效应,并结合移动端互联网平台位置拍卖行为的产业实践,尝试理论建模并进行实证检验,据此考察移动端互联网平台位置拍卖行为的社会福利效应。

(一)消费者搜索效率理论下位置拍卖行为的消费者福利效应

消费者搜索效率理论主要研究销售商如何针对消费者采取的搜索方式来提高搜索效率。例如,以同伴效应为内核的消费者搜索,推动互联网平台通过定位消费者同伴地理位置构建消费者社会网络,间接向消费者推荐其同伴已购买的商品,快速获取消费者点击率或购买率(Zubcsek et al., 2017)。当消费者直接在互联网平台上进行商品搜索时,其搜索方式及对搜索效率的影响是焦点问题。例如,De los Santos et al.(2012)采用消费者互联网图书购买记录的样本数据,通过不同搜索方式下商品排序特征进行证实或证伪,发现消费者互联网商品的搜索方式更接近于两阶段搜索,互联网平台第一阶段反馈的决策样本呈现价格丰富性。Koulayev(2014)基于消费者互联网酒店搜索记录的样本数据实证发现,消费者互联网差异化商品的搜索方式应当是顺序检索,互联网平台反馈的搜索结果列表是按商品可得性降序排列。显然,选择契合消费者偏好的排序设计,便可提升消费者搜索效率,进而提升消费者福利;具体到移动端互联网平台,付费搜索结果列表较自然搜索结果列表具有两点优势:第一,付费搜索结果与自然搜索结果均采用列表式排序,削弱付费搜索结果特别是固定位置付费搜索结果的广告身份特征,推动消费者将固定位置的付费搜索结果与自然搜索结果等同视之并采取无间隔的顺序检索,从而使固定位置付费搜索结果依托最高排序位置最优获取消费者注意力(汪敏达等,2022)。不仅如此,移动端市场付费搜索结果既可以向消费者强调销售商排序位置优势,又可推荐消费者阅读广告文本内容,推动消费者沿着广告文本内容去理解、总结及归纳商品的信息,从而提高商品的消费者点击率或购买率(Nagpal & Petersen, 2021)。基于消费者“离开再进入”的搜索习惯,互联网平台通常会在消费者重复搜索时,将过往点击的搜索结果设置为付费搜索结果,试图增强付费搜索结果的原生性,使得本由自然搜索结果承接的消费者注意力转移至付费搜索结果,提高付费搜索结果获取消费者点击率或购买率。第二,搜索结果列表具有无限加载功能,消费者持续(终止)搜索,搜索结果持续(终止)呈现,使得付费搜索结果具有动态性(黄敏学和张皓,2019)。移动端互联网平台借助大数据、云计算及数字孪生等信息技术,依据消费者顺序搜索且快速阅读的行为特征,实时计算消费者期望获取的商品或服务信息,实现边记录当前消费者的行为数据,边抓取消费者商品信息检索需求及购物需求,进而契合消费者搜索意愿,从而提升付费搜索结果获取消费者注意力的效果(Martins et al., 2019)。互联网平台可凭借所掌握的消费者检索大数据,采用“固定位置+动态位置”排序设计,绕开监管部门对搜索广告数量上限的规制政策,增加移动端搜索广告供给。据此,提出理论假说1:

理论假说1:在移动端互联网平台上,付费搜索结果列表较之自然搜索结果列表,能获取更高的消费者点击率及购买率。

进一步地,本文尝试探讨理论假说1的内在作用机制,即移动端互联网平台的搜索结果列表的第1个排序位置为固定付费位置,较之搜索结果列表的其他任一排序位置,都有着更高的消费者点击率,即 $\gamma_1 > \gamma_e (e \geq 2)$ 且 e 为正整数,其中 γ 为消费者点击率。相应地,在固定付费位置的消费者点击率优势推动下,移动端互联网平台的付费搜索结果列表的平均消费者点击率,要高于自然搜索结

果列表的平均消费者点击率,即 $\frac{\sum_{R_i=1}^K \gamma_{R_i}}{K} > \frac{\sum_{R_i=1}^M \gamma_{R_i}}{M}$ 。其中, γ_{R_i} 为付费搜索结果的消费者点击率,如 $\gamma_{R_i=2}$ 表示第二个付费搜索结果(即第一个动态付费位置)的消费者点击率; γ_{R_i} 为自然搜索结果的消费者点击率,如 $\gamma_{R_i=1}$ 表示第 1 个自然搜索结果(即搜索结果列表第 2 个排序位置)的消费者点击率; K 为付费搜索结果列表的长度, M 为自然搜索结果列表长度,并且由于移动端搜索结果列表具有无限加载功能, K 与 M 均为非固定常数。但付费搜索结果列表是以穿插式排序的方式呈现在搜索结果页面,即除第 1 个排序位置为固定排序位置外,其他排序位置均为动态排序位置,且所有动态付费位置情况表现为:若干个自然搜索结果先出现,一个动态付费位置而后出现。因而,剔除固定付费位置后,在仅有动态付费位置情形下,平均消费者点击率要低于自然搜索结果列表的平均消费者点击率,即 $\frac{\sum_{R_i=2}^K \gamma_{R_i}}{K-1} < \frac{\sum_{R_i=1}^M \gamma_{R_i}}{M}$;相应地,销售商参与位置拍卖的激励在于固定付费位置获取消费者点击率的巨大优势。

(二)消费者搜索成本理论下位置拍卖行为的销售商流量效应

消费者搜索成本理论主要讨论搜索成本如何通过影响消费者决策来影响商品排序。Weitzman (1979)较早考察了最优搜索规则——终止搜索规则与购买规则如何影响消费者搜索结果的存在性与唯一性,认为搜索成本对消费者获取最优搜索结果有着重要影响,并将搜索成本纳入消费者效用函数、构建相适配的理论模型,解释消费者按照一定搜索规则获取最优搜索结果。后续研究文献指出,由于搜索成本的可加性与累计性,排序位置靠后的商品给消费者带来更低的搜索效用,获取更少消费者注意力;销售商于是采取竞争较高排序位置、设置更低价格,抵消搜索成本在商品获取消费者需求方面的负面影响(Armstrong, 2017)。特别是在搜索不确定性的情形下,搜索成本通过影响消费者决策使得销售商集体制定较高均衡价格,这虽然损害了消费者福利,但是也激励消费者进行信息鉴别(邵小快和郑捷, 2024)。具体到移动端互联网平台的付费搜索结果列表,动态付费位置的平均消费者点击率显著低于自然位置的平均消费者点击率,即 $\frac{\sum_{R_i=2}^K \gamma_{R_i}}{K-1} < \frac{\sum_{R_i=1}^M \gamma_{R_i}}{M}$ 。Weitzman

(1979)进一步提出最优搜索规则——终止搜索规则与购买规则共同发挥了关键作用。第一,当移动端互联网平台将消费者偏好契合度高的销售商置于固定付费位置,且自然搜索结果列表按平台算法排序销售商时,消费者购买效用较高的商品聚集在搜索结果列表的靠前位置。相应地消费者需要检视的商品的数量更容易达到上限,即消费者容易在搜索结果列表的靠前位置上形成一个样本,其样本最大效用高于剩余商品的预期效用,进而阻止消费者向下滑动搜索结果列表,从而终止搜索。并且由于购买效用最高的商品亦在样本之中,当最高购买效用高于外部效用,消费者可以选择购买,反之可以选择不购买(Choi et al., 2018)。第二,搜索成本的可计算性及其累加性存在双面效应。一方面,消费者可在搜索结果列表的靠前位置形成最大效用的更少的样本,这促进消费者搜索更多的剩余商品,使得动态搜索结果列表加载更多商品,并进入消费者的搜索结果列表。另外,累加起来的搜索成本,在给定商品固有效用的前提下,使得搜索结果列表靠后位置的商品获得更低的消费者购买效用,进而削弱消费者支付意愿,从而降低商品链接的消费者点击概率。需要指出的是:由于检视行为与点击行为并非等同性质,靠后位置的商品出现消费者视野并被检视,并非表示商品链接被消费者点击。相反,由于消费者支付意愿下降,消费者点击、购买的概率均下降。相应地,处于搜索结果列表的靠后位置的动态付费位置,将随着支付意愿下降而获取更低的消费者点击率。据此,提出理论假说 2:

理论假说 2:在移动端互联网平台上,动态付费位置的平均消费者点击率低于自然位置的平均消费者点击率。

(三)消费者福利效应与销售商流量效应的数理逻辑分析

1. 模型的理论假设

首先,本文设定付费搜索结果列表与自然搜索结果列表的优化起点为两者的消费者点击率相等,即 $\gamma_1^s = \gamma_1^o$,其中 γ_1^s 为初始阶段付费搜索结果列表的消费者点击率且从初始阶段开始主动优化, γ_1^o 为初始阶段自然搜索结果列表的消费者点击率且从第二阶段开始被动优化,即 $\gamma_2^s = \gamma_2^o(\gamma_2^s)$,一阶导数 $\gamma_2^{o'} < 0$,表明付费搜索结果列表第二阶段优化效果越显著,则自然搜索结果列表第二阶段被动优化的效果越糟糕,势必造成 $\gamma_2^s < \gamma_1^o$ 的被动优化结果。其次,本文设定自然(付费)搜索结果列表优化效果沿着交叉路径的传递效应,随着传递层级增加逐渐减弱且传递效果的极限值为0。最后,本文设定消费者任一阶段均依据成本-收益的规则实施搜索及其购买决策行为,并参考Armstrong et al.(2009)的研究,提出消费者搜索成本的公式:

$$\int_{a_i}^{u_{\max}} (u - a_i) dF(u) = s_i \tag{1}$$

其中, a_i 反映的是消费者搜索至商品*i*处对剩余商品固有效用的期望值; u 为商品的固有效用在闭区间 $[u_{\min}, u_{\max}]$ 的累计分布函数 $F(u)$; s_i 为商品*i*搜索成本。并且(1)式表明,当商品搜索成本 s_i 上升,则消费者对剩余商品固有效用的期望值 a_i 下降;当商品搜索成本 s_i 下降,则消费者对剩余商品固有效用的期望值 a_i 上升。

进一步地,消费者在商品*i*处终止搜索的条件:

$$u_i - p_i \geq a_i - p_{-i} \tag{2}$$

其中, p_i 为商品*i*的真实价格; p_{-i} 为剩余商品的预期价格。结合Choi et al.(2018)的研究结论——消费者对剩余商品的预期净效用是商品降序排列的依据,即较高排序位置的商品预期净效用高于较低排序位置,即若排序位置 m, n ,存在 $m < n$,则 $a_m - p_{-m} > a_n - p_{-n}$ 。相应地,(2)式显示,消费者剩余商品固有效用的期望值 a_i 越高则终止搜索的可能性越低;反之亦然。结合(1)式、(2)式,可推导得到引理1:

引理1:若已被检视的商品的搜索成本越高,则消费者终止搜索的可能性越高;若已被检视的商品的搜索成本越低,则消费者持续搜索的可能性越高。

在购买行为方面,消费者购买商品*i*的效用为 $U_i = u_i - p_i - \sum_{j=1}^N s_j$,其中, $\sum_{j=1}^N s_j$ 表示消费者搜索了*N*个商品,且 $N \geq i$ 表明消费者顺序检索至少搜索到第*i*个商品才能实施购买行为。相应地,消费者搜索第*N*个商品且商品*i*实施购买行为满足如下效用:

$$\begin{cases} u_N - p_N \geq a_N - p_{-N} \\ U_i > \max_{j \in \{1, \dots, i-1, i+1, \dots, N\}} \{U_j, 0\} \end{cases} \tag{3}$$

(3)式表明:即便商品占据最高排序位置,也只能享受最早被纳入决策样本的优先性,由于缺乏对照商品样本,消费者不能做出立即购买决策;在仅考虑搜索成本的情况下,当商品进入消费者搜索结果列表后,所有已被消费者检视的商品均享有同等购买概率——已被消费者纳入决策样本的商品需要支付的搜索成本是相等的。对上述理论假设,本文将开展数理模型分析。

2. 模型均衡求解

互联网平台采用“穿插式排序设计”并以“固定位置+动态位置”的模式呈现付费搜索结果列表,旨在提升位置拍卖行为的实施效果,吸引潜在的销售商参与位置拍卖行为,提升互联网平台拍卖利润。其中,“固定位置+动态位置”模式有助于移动端互联网平台对搜索结果列表进行动态优化。不仅如此,在动态优化付费搜索结果列表过程中,也将动态优化自然搜索结果列表。有鉴于此,本文构造搜索结果列表优化函数,分别为:

$$\gamma_t^s = \gamma_t^s(\gamma_{t-1}^s, \gamma_{t-1}^o) \quad (4)$$

$$\gamma_t^o = \gamma_t^o(\gamma_{t-1}^s, \gamma_{t-1}^o) \quad (5)$$

(4)式与(5)式中, γ 表示消费者点击率,下脚标 $t, t-1$ 分别表示阶段 $t, t-1$,上角标 s, o 分别表示付费位置与自然位置。进一步地,本文对搜索结果列表动态优化均衡,进行求解。^①

因而,动态优化实现均衡时,不同类型排序位置的优化效果如下:

$$\frac{\partial \gamma_t^s}{\partial \gamma_1^s} = \underbrace{\frac{\partial \gamma_t^s}{\partial \gamma_{t-1}^s} \cdot \frac{\partial \gamma_{t-1}^s}{\partial \gamma_{t-2}^s} \cdot \frac{\partial \gamma_{t-2}^s}{\partial \gamma_{t-3}^s} \cdot \dots \cdot \frac{\partial \gamma_2^s}{\partial \gamma_1^s}}_{\text{付费搜索结果列表动态迭代效果}} + \underbrace{\frac{\partial \gamma_t^s}{\partial \gamma_{t-1}^o} \cdot \frac{\partial \gamma_{t-1}^o}{\partial \gamma_{t-2}^o} \cdot \frac{\partial \gamma_{t-2}^o}{\partial \gamma_{t-3}^o} \cdot \dots \cdot \frac{\partial \gamma_2^o}{\partial \gamma_1^o}}_{\text{付费搜索结果列表与自然搜索结果列表交互影响效果}} \quad (6)$$

$$\frac{\partial \gamma_t^o}{\partial \gamma_2^o} = \underbrace{\frac{\partial \gamma_t^o}{\partial \gamma_{t-1}^o} \cdot \frac{\partial \gamma_{t-1}^o}{\partial \gamma_{t-2}^o} \cdot \frac{\partial \gamma_{t-2}^o}{\partial \gamma_{t-3}^o} \cdot \dots \cdot \frac{\partial \gamma_3^o}{\partial \gamma_2^o}}_{\text{自然搜索结果列表被动地动态迭代效果}} + \underbrace{\frac{\partial \gamma_t^o}{\partial \gamma_{t-1}^s} \cdot \frac{\partial \gamma_{t-1}^s}{\partial \gamma_{t-2}^s} \cdot \frac{\partial \gamma_{t-2}^s}{\partial \gamma_{t-3}^s} \cdot \dots \cdot \frac{\partial \gamma_3^s}{\partial \gamma_2^s}}_{\text{自然搜索结果列表与付费搜索结果列表交互影响效果}} \quad (7)$$

(6)式通过考察不同类型优化效果的详细特征及消费者顺序搜索特征,证明可知:^②付费搜索结果列表的优化效果存在均衡值,即导函数 $\frac{\partial \gamma_t^s}{\partial \gamma_1^s} = 0$ 且均衡值 $\gamma_t^{s*} > \gamma_1^s$ 。(7)式中,通过考察不同类型

优化效果的详细特征及消费者顺序搜索特征,由于 $\frac{\partial \gamma_t^o}{\partial \gamma_2^o} > 0$ 且 $\gamma_t^o < \gamma_1^o$,可证明得到:自然搜索结果列表的优化效果存在极限值,且 $\lim_{t \rightarrow \infty} \gamma_t^o = \gamma_1^o$ 。故在有限阶段的条件下,付费搜索结果列表的消费者点击率高于自然搜索结果列表的消费者点击率,即 $\gamma_t^{s*} > \gamma_t^o$,为移动互联网平台动态优化的均衡结果。由此,可以得到命题1和命题2:

命题1:移动互联网平台主动优化付费搜索结果列表,其最终优化效果将是付费搜索结果列表的消费者点击率高于自然搜索结果的消费者点击率。

命题2:付费搜索结果列表的消费者点击率优势聚焦最优排序位置(固定付费位置),动态付费位置的消费者点击率仍将弱于自然搜索结果列表的消费者点击率。

(四)互联网平台设置排序依据间接激励销售商参与位置拍卖活动

理论假说2表明动态付费位置的三方利益一致性受到破坏。^③作为位置拍卖活动的主持者——移动互联网平台将采取一定措施间接激励销售商持续参与位置拍卖活动,例如提升制造商品牌的权重(Yang et al., 2014)、缩短付费搜索结果列表等,使得高质量销售商有间接激励占据较低付费位置。本文进一步探讨移动互联网平台设置排序依据间接激励销售商的理论逻辑。通常而言,自然搜索结果列表与付费搜索结果列表均可设置两种不同排序依据,形成三种不同排序依据组合。具体如下:

第一,自然搜索结果列表、付费搜索结果列表分别设置消费者偏好、销售商投标金额的排序依据。实质上看,自然搜索结果列表是按销售商获取消费者需求能力进行排序:如果销售商获取消费者需求的能力强,则其被互联网平台企业安排在搜索结果列表靠前位置,既可获取检索成本较小的消费者的首次需求,又可获取检索成本较高的消费者的反馈需求(Armstrong, 2017)。与之同时,付费搜索结果列表则采用按销售商投标金额降序排列的排序依据,能够较好地保障互联网平台优先获取位置拍卖市场的利润(Athey & Ellison, 2011)。

第二,自然搜索结果列表、付费搜索结果列表均设置销售收入为排序依据。有研究文献表明,付费搜索结果列表设置投标金额排序依据实质是选择销售收入的排序依据,其原因在于:销售商投

① 均衡求解过程参见本刊网站登载的附录1。

② 详细证明过程及命题2的证明过程参见本刊网站登载的附录2。

③ 详细数理逻辑证明过程参见本刊网站登载的附录3。

标金额源于销售收入;如果没有较高销售收入予以支持,销售商不可能给出较高的投标金额(Chu et al., 2020)。同时为了避免出现相互矛盾的情形,即自然搜索结果列表筛选得到的消费者需求水平较高的销售商,不能获得相应的销售收入,互联网平台将两种搜索结果列表设置相同的排序依据即销售收入,最大限度筛选出高效率的销售商,提升位置拍卖行为的持续性,并激励潜在销售商加入自然搜索结果列表。

第三,自然搜索结果列表、付费搜索结果列表均设置消费者需求的排序依据。本质来看,消费者偏好的排序依据就是消费者需求。进一步地,互联网平台对不同类型搜索结果列表均设置消费者需求的排序依据,可抑制销售商的价格竞争而促进质量竞争。付费搜索结果列表方面,销售商可将质量竞争策略视为投标竞争策略,互联网平台按销售商的质量排序的依据实质是按消费者需求获取能力进行降序排列(Chen & He, 2011)。自然搜索结果列表方面,互联网平台借助消费者剩余与销售商福利不同权重的排序规则,为自然搜索结果列表设置消费者需求的排序依据,实现消费者福利、销售商流量及互联网平台企业利润的三方一致性(Goldfarb, 2014)。因而,不同类型搜索结果列表的排序依据均采用消费者需求。

总结上述分析,考虑不同排序依据对销售商的激励效应,本文选择第四种排序依据,即移动端互联网平台为自然搜索结果列表设置销售收入的排序依据,为付费搜索结果列表设置消费者需求的排序依据,一方面激励销售商参与竞标动态付费位置,另一方面激励潜在销售商接入移动端互联网平台并提升汲取销售收入的能力。进一步地,提出理论假说3a和3b:

理论假说3a:移动端互联网平台为付费搜索结果列表设置消费者需求的排序依据。

理论假说3b:移动端互联网平台为自然搜索结果列表设置销售商收入的排序依据。

依据PC端互联网平台位置拍卖行为的重要启示——互联网平台采取策略性行为改进三方利益一致性,本文探索性提出理论假说3,即移动端互联网平台设置不同类型搜索结果列表的排序依据,间接激励销售商参与位置拍卖行为。实际上,理论假说1与理论假说2已经清晰地阐明了移动端互联网平台位置拍卖行为的全部实施效果,且能实现逻辑自洽。但这仍不足以凸显移动端互联网平台企业较之于传统企业或其他类平台企业的优势,特别是算法优势(肖红军, 2022)。相应地,结合互联网平台设置搜索结果排序依据的研究文献,本文进一步论证移动端互联网平台通过设置排序依据间接激励销售商的可信性与可行性。

三、研究设计

(一)移动端电商平台位置拍卖行为产业实践

本文选择移动端电商平台作为研究对象,采集产业实践数据检验理论假说。在产业实践中,国内某大型移动端电商平台在其移动终端市场上,采用付费搜索与自然搜索结果交替呈现的平台设计。其中,搜索结果列表的第1个排序位置为固定付费搜索结果,即一般情形下,当消费者输入关键词进行商品搜索时,第1个排序位置的搜索结果通常为付费搜索结果。紧接着,其余付费搜索结果穿插在自然搜索结果列表中,并按照一定规律进行特定排序。以该大型电商平台为例,其付费搜索结果排序位置有两种规则:①以搜索结果列表的第7个排序位置为第2个付费位置,并按照一定间隔排序规律——(6, 6, 8, 8, 7, 7, …), 循环设置付费位置;②以搜索结果列表的第8个排序位置为第2个付费位置,并按照另一种间隔排序规律——(7, 6, 8, 8, 7, 6, …), 循环设置付费位置。

(二)计量模型

基于前述分析及理论假说,本文选择消费者点击行为与购买行为作为三方利益一致性的代理变量,实证检验理论假说1和假说2,并拟借助工具变量模型,识别销售商排序位置的内生性,考察

不同类型搜索结果列表的排序依据,实证检验理论假说 3a 和 3b。^①

首先,本文设计计量模型考察付费搜索结果列表及其实际排序位置对消费者点击决策及购买决策的影响效果,即:

$$click_{ij} = \alpha_0 + \alpha_1 Brand_j + \alpha_2 Store_j + \alpha_3 Characteristics_j + \alpha_4 Advertisement_j + \alpha_5 Rank_j + \varepsilon_j \quad (8)$$

$$purchase_{ij} = \beta_0 + \beta_1 Brand_j + \beta_2 Store_j + \beta_3 Characteristics_j + \beta_4 Advertisement_j + \beta_5 Rank_j + \epsilon_j \quad (9)$$

$$purchase_{ij}(click_{ij} = 1) = \alpha_{02} + \alpha_{12} Brand_j + \alpha_{22} Store_j + \alpha_{32} Characteristics_j + \alpha_{42} Advertisement_j + \alpha_{52} Rank_j + \vartheta_j \quad (10)$$

其中, *Brand* 表示制造商品品牌, *Store* 为销售商品品牌, *Characteristics* 表示商品参数特征, *Advertisement* 表示商品是否在付费搜索结果列表, *Rank* 表示商品排序位置。同时,计量模型(9)反映的是在不约束消费者点击行为下,付费搜索结果列表、商品排序位置将沿着消费者点击行为路径,对消费者购买行为产生显著影响;计量模型(10)考察的是在约束消费者点击行为后,付费搜索结果列表、商品排序位置对消费者购买行为的影响是否统计显著。除后文的工具变量外,本文对所有变量的样本数据来源及其特征进行整理;统计结果初步印证理论假说 1 和理论假说 2。^②

其次,本文将采用变量 $\widehat{Advertisement}$ 与变量 $\widehat{Rank}$,对变量 *Advertisement* 与变量 *Rank* 进行替换,分别构建付费搜索结果实际排序位置影响消费者点击决策的计量模型、自然搜索结果实际排序位置影响消费者点击决策的计量模型。替换变量后的计量模型如下:

$$click_{ij} = \alpha_{03} + \alpha_{13} Brand_j + \alpha_{23} Store_j + \alpha_{33} Characteristics_j + \alpha_{43} \widehat{Advertisement}_j + \varepsilon_{j3} \quad (11)$$

$$click_{ij} = \alpha_{04} + \alpha_{14} Brand_j + \alpha_{24} Store_j + \alpha_{34} Characteristics_j + \alpha_{44} \widehat{Rank}_j + \varepsilon_{j4} \quad (12)$$

最后,将计量模型(11)与(12)为作为工具变量模型的主模型,设计工具变量模型,考察不同类型搜索结果列表的排序依据。^③本文选择商品月销量 *sales* 为变量商品消费者需求 *Demand* 的代理变量,并参考 Gilchrist & Sands(2016)、李琪等(2020)的处理方法,统一测算其他 5 个工具变量及其指标(见表 1)。

表 1 工具变量测算过程及其指标说明

工具变量及其表达式	测算方法	指标选择及其表达式
商品消费者需求 <i>Demand</i>	商品月销量的原始数据	商品月销量 <i>sales</i>
商品预期消费者需求 $\widehat{Demand}$	$\widehat{Demand} = x\hat{\beta}$, 变量向量 <i>x</i> , 主要包含变量商品特征、商品的制造商品品牌及销售商品品牌	商品预期月销量 <i>sales_hat</i>
商品额外消费者需求 <i>abnormal_Demand</i>	$abnormal_Demand = Demand - \widehat{Demand}$	商品额外月销量 <i>abnormal_sales</i>
商品销售收入 <i>Income</i>	$Income = price \times Demand$	商品月销售收入 <i>income</i>
商品预期销售收入 $\widehat{Income}$	$\widehat{Income} = price \times \widehat{Demand}$	商品预期月销售收入 <i>income_hat</i>
商品额外销售收入 <i>abnormal_income</i>	$abnormal_Income = price \times abnormal_Demand$	商品额外月销售收入 <i>abnormal_income</i>

结合表 1 所示的工具变量,本文采用机器学习中 Lasso 方法,分别选择内生变量 $\widehat{Advertisement}$ 、内生变量 $\widehat{Rank}$ 的最优工具变量 $Optimal_IV_Advertisement$ 与 $Optimal_IV_Rank$,并设计如下副模型:

$$\widehat{Advertisement}_j = \pi_0 + \pi_1 Optimal_IV_Advertisement_j + \varphi_j \quad (13)$$

① 详细说明参见本刊网站登载的附录 4。另外,由于变量 $\widehat{Advertisement}$, $\widehat{Rank}$ 的“ $\widehat{\cdot}$ ”符号不能由计量软件直接输出,本文进行回归分析及汇报结果时,根据读音将 $\widehat{Advertisement}$, $\widehat{Rank}$, 分别写成 *Advertisement_hat*, *Rank_hat*, 提高行文简洁性。

② 具体参见本刊网站登载的附录 5。

③ 详细说明参见本刊网站登载的附录 6。

$$\widehat{Rank}_j = \rho_0 + \rho_1 Optimal_IV_ \widehat{Rank}_j + \omega_j \quad (14)$$

进一步地,本文结合产业实践数据,对计量模型(8)至(14)进行回归分析,实证检验理论假说1至理论假说3,验证理论研究结论的正确性与适用性。

四、位置拍卖行为的消费者福利效应与销售商流量效应

(一)搜索结果类型及其排序位置对消费者福利的影响效果

本文实证工作将依次考察消费者点击、购买决策的影响因素,并选择表征消费者福利的被解释变量。首先,对计量模型(8)进行logit回归分析,结果见表2。表2中,消费者对付费搜索结果点击概率高于自然搜索结果,证实了理论假说1,即移动端互联网平台位置拍卖行为显著地提升消费者福利。具体地,在表2的第(1)、(3)一(6)列中,虚拟变量*Advertisement*的回归系数统计显著且为正值,表明若互联网平台在相同排序位置上安排付费搜索结果,则消费者点击付费搜索结果的概率要高于自然搜索结果。深入分析可知,消费者倾向点击付费搜索结果的原因在于:互联网平台安排付费搜索结果列表并非随机事件,而是优先将最高排序位置(即第1个排序位置)设置为付费位置,有助于付费搜索结果吸纳消费者点击率。不仅如此,离散变量*Rank*的回归系数统计显著且为负值,反映了一个重要的基本事实,即随着排序位置降低,消费者点击概率下降,表明消费者确实采取顺序检索方式,进而显示商品排序在消费者搜索过程中起到引导作用。

表2 计量模型(8)的logit回归分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>
<i>Advertisement</i>	0.627*** (0.00497)		0.279*** (0.00525)	0.282*** (0.00525)	0.284*** (0.00527)	0.284*** (0.00528)
<i>Rank</i>		-0.157*** (0.000485)	-0.152*** (0.000470)	-0.152*** (0.000471)	-0.153*** (0.000475)	-0.152*** (0.000471)
商品特征	否	否	否	是	是	是
制造商品牌	否	否	否	否	是	否
销售商品牌	否	否	否	否	否	是
观测值	3379231	3379231	3379231	3372440	3360731	3345570
pseudo R ²	0.0088	0.086	0.088	0.089	0.095	0.099

注: *、**、***分别代表在5%、1%、1%的水平上显著。以下各表同。

其次,对计量模型(9)进行logit回归分析,可以考察在未控制消费者点击行为的情形下,搜索结果类型及其排序位置对消费者购买行为的影响(回归分析结果见表3)。

表3 计量模型(9)的logit回归分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>
<i>Advertisement</i>	0.173*** (0.0125)	0.176*** (0.0125)	0.182*** (0.0126)	0.194*** (0.0127)
<i>Rank</i>	-0.143*** (0.00121)	-0.142*** (0.00121)	-0.142*** (0.00122)	-0.141*** (0.00120)
商品特征	否	是	是	是
制造商品牌	否	否	是	否
销售商品牌	否	否	否	是

续表 3

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>
是否控制消费者点击行为	否	否	否	否
观测值	3379231	3372440	3231379	3067792
pseudo R ²	0.053	0.053	0.072	0.081

表 3 中,在未控制消费者点击行为的情形下,搜索结果类型及其排序位置对消费者购买行为均有着显著影响,也证实了理论假说 1。具体地,表 3 的第(1)–(4)列中,虚拟变量 *Advertisement* 的回归系数统计显著且为正值,表明消费者对付费搜索结果的购买概率显著高于自然搜索结果。如前所述,其中原因在于:移动互联网平台将第 1 个排序位置设定为固定付费位置。并且,消费者点击行为与消费者购买行为构成点击、购买的连续决策,只在消费者点击了搜索结果的商品链接后,方可实现对商品的购买。消费者对第 1 个排序位置的点击倾向也将传导至消费者购买行为,提升消费者购买概率。

再次,结合消费者“先有点击行为,后有购买行为”决策特征,本文控制消费者点击行为,对计量模型(10)进行 logit 回归分析,考察搜索结果类型及其排序位置对消费者购买行为的实际影响,回归结果见表 4。表 4 中,搜索结果类型及其排序位置对消费者购买行为的实际影响较弱。因而,若要探讨搜索结果类型及其排序位置对消费者行为的影响,分析位置拍卖对消费者福利影响,采用消费者点击行为作为因变量更合适。

表 4 计量模型(10)的 logit 回归分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>	<i>purchase</i>
<i>Advertisement</i>	-0.070*** (0.0137)	-0.068*** (0.0138)	-0.041** (0.0143)	-0.012 (0.0146)
<i>Rank</i>	-0.00207 (0.00123)	-0.00159 (0.00123)	-0.00209 (0.00130)	-0.00618*** (0.00133)
商品特征	否	是	是	是
制造商品品牌	否	否	是	否
销售商品品牌	否	否	否	是
是否控制消费者点击行为	是	是	是	是
观测值	242647	242289	232853	223256
pseudo R ²	0.00010	0.00030	0.034	0.050

(二)搜索结果类型及其排序位置对销售商流量的影响效果

销售商在追求付费搜索结果列表较高排序位置上,主要表现为对第 1 个固定付费位置的追求,而对其他付费位置则没有激励;销售商在追求自然搜索结果列表较高排序位置上,表现为不局限于某一特定排序位置,只要求较高排序位置即可。这一差异不利于互联网平台向销售商拍卖位置。除第 1 个付费位置(固定付费位置),消费者对动态付费位置的点击概率实际低于自然搜索结果的点击概率。具体地,本文在剔除第 1 个付费位置以后,以商品是否进入付费搜索结果列表 *Advertisement* 为自变量,以消费者是否点击搜索结果 *click* 为因变量,进行 logit 回归分析,具体结果见表 5。表 5 的第(1)–(4)列中,虚拟变量 *Advertisement* 的回归系数统计显著且为负值,表明消费者点击付费位置搜索结果剩余位置的概率,要显著低于自然搜索结果列表。^①

^① 关于销售商没有激励投标动态付费位置的进一步分析,参见本刊网站登载的附录 7。

表5 计量模型(8)的logit回归结果(不含第1个付费位置)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>
<i>Advertisement</i>	-0.0226** (0.00787)	-0.0289*** (0.00790)	-0.0247** (0.00795)	-0.0168* (0.00795)
<i>Rank</i>	-0.138*** (0.000486)	-0.138*** (0.000486)	-0.139*** (0.000490)	-0.139*** (0.000489)
商品特征	否	是	是	是
制造商品牌	否	否	是	否
销售商品牌	否	否	否	是
观测值	3197286	3192182	3178999	3160818
pseudo R ²	0.064	0.064	0.071	0.076

五、互联网平台激励销售商的作用机制分析

(一)付费搜索结果排序位置的工具变量回归结果分析

在正式进行工具变量回归分析之前,本文对可能存在的内生性问题及其解决方法进行了讨论,并给出了最优工具变量的识别结果,^①结果显示:付费搜索结果排序位置的最优工具变量为消费者需求;自然搜索结果排序位置的最优工具变量为预期销售收入。相应地,本文结合计量模型(11),以logit回归结果为基准,并以消费者需求为付费搜索结果排序位置的工具变量,进行工具变量回归分析。其中,计量模型(11)的logit回归分析结果,表明离散变量付费搜索结果的排序位置对消费者点击行为呈现抑制效应,详情见表6。

表6 计量模型(11)的logit回归分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>
<i>Advertisement_hat</i>	-0.189*** (0.00112)	-0.191*** (0.00113)	-0.192*** (0.00116)	-0.0962*** (0.000577)
商品特征	否	是	是	是
制造商品牌	否	否	是	否
销售商品牌	否	否	否	是
观测值	570926	569073	556072	531182
pseudo R ²	0.127	0.129	0.153	0.162

进一步地,计量模型(11)的工具变量回归分析结果显示,互联网平台确实采用消费者需求作为付费搜索结果列表的排序依据,具体见表7。表7的第(1)–(4)列中,工具变量消费者需求*sales*的回归系数统计显著且为负值,显示随着消费者需求上升,销售商排序位置的数值下降,则其在付费搜索结果列表中的实际排序位置上升。不仅如此,解释变量付费搜索结果排序位置*Advertisement_hat*的回归系数为统计显著且为负值,表明在考虑到付费搜索结果列表的排序依据后,付费搜索结果排序位置对消费者点击行为的抑制效应,依旧成立。因而,互联网平台对付费搜索结果列表进行排序的主要依据为消费者需求。这证实了理论假说3a。^②

① 详情参见本刊网站登载的附录8。

② 另外,本文对上述结论进行了稳健性检验,具体结果参见本刊网站登载的附录9。

表 7 计量模型(11)的工具变量回归结果(以消费者需求为最优工具变量)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>
<i>Advertisement_hat</i>	-0.175*** (0.000466)	-0.175*** (0.000360)	-0.177*** (0.000381)	-0.173*** (0.00176)
变量	<i>Advertisement_hat</i>	<i>Advertisement_hat</i>	<i>Advertisement_hat</i>	<i>Advertisement_hat</i>
<i>sales</i>	-0.0871*** (0.00271)	-0.0767*** (0.00276)	-0.0780*** (0.00321)	-0.116*** (0.00398)
$\arctan(\sqrt{\rho})$	1.130*** (0.0471)	1.301*** (0.0501)	1.309*** (0.0557)	0.845*** (0.0558)
$\ln(\sigma^2)$	1.912*** (0.00122)	1.911*** (0.00122)	1.901*** (0.00123)	1.902*** (0.00126)
商品特征	否	是	是	是
制造商品品牌	否	否	是	否
销售商品品牌	否	否	否	是
观测值	570926	569073	556072	531182

注：参数 $\arctan(\sqrt{\rho})$ 统计分析结果显著，表明工具变量具有外生性；参数 $\ln(\sigma^2)$ 统计分析结果显著，表明观测值存在异方差。以下同。

(二)自然搜索结果排序位置的工具变量回归分析结果

依据前述分析，本文对计量模型(12)进行logit回归分析，并以预期销售收入为自然搜索结果排序位置的工具变量，进行工具变量回归分析。

表 8 计量模型(12)的工具变量回归分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>	<i>click</i>
<i>Rank_hat</i>	-0.161*** (0.00120)	-0.159*** (0.00126)	-0.168*** (0.000562)	-0.138*** (0.00392)
	<i>Rank_hat</i>	<i>Rank_hat</i>	<i>Rank_hat</i>	<i>Rank_hat</i>
<i>income_hat</i>	-0.107*** (0.00311)	-0.127*** (0.00329)	-0.0484*** (0.00429)	-0.212*** (0.00603)
$\arctan(\sqrt{\rho})$	1.029*** (0.0373)	0.973*** (0.0339)	2.040*** (0.0952)	0.584*** (0.0461)
$\ln(\sigma^2)$	1.858*** (0.00118)	1.858*** (0.00117)	1.854*** (0.00117)	1.851*** (0.00116)
商品特征	否	是	是	是
制造商品品牌	否	否	是	否
销售商品品牌	否	否	否	是
观测值	2526915	2526915	2514738	2492510

计量模型(12)的logit回归分析结果显示，自然搜索结果排序位置对消费者点击行为具有抑制效应。^①进一步地，计量模型(12)的工具变量回归分析结果表明，互联网平台采用预期销售收入作

^① 具体结果参见本刊网站登载的附录10。

为自然搜索结果列表的排序依据,具体见表8。表8的第(1)—(4)列中,工具变量预期销售收入 *income_hat* 的回归系数统计显著且为负值,显示随着销售商预期收入上升,销售商排序位置数值下降,则其在自然搜索结果列表中的实际排序位置上升。并且,解释变量自然搜索结果排序位置 *Rank_hat* 的回归系数为统计显著且为负值,表明在考虑到自然搜索结果列表的排序依据后,自然搜索结果排序位置对消费者点击行为的抑制效应依旧成立。因而,互联网平台对自然搜索结果列表进行排序的主要依据为预期销售收入,反映了销售商在互联网平台自然搜索结果列表中以追求利润最大化为策略性目标。这证实了理论假说3b。^①

综上所述,互联网平台位置拍卖行为,通过采用混合拍卖规则——将最高排序位置设置为固定付费位置、靠后付费位置设置为动态付费位置,虽然整体性地提高了消费者福利,但是仅局部地提升销售商福利,未能直接实现消费者福利、销售商流量一致性。尽管如此,互联网平台通过调整不同类型搜索结果列表的排序依据,即付费搜索结果列表采用契合消费者偏好的排序,自然搜索结果列表采用契合平台利润排序依据,激励销售商采取以契合消费者偏好的策略参与位置拍卖行为,间接提升销售商福利。

六、研究结论与政策启示

(一)研究结论

本文以移动端电商平台为研究对象,依托消费者搜索效率与搜索成本理论,构建移动端互联网平台优化位置拍卖市场的理论模型,分析移动端互联网平台位置拍卖行为影响社会福利的理论机制,并结合消费者层面数据进行实证分析,分别考察互联网平台位置拍卖行为影响消费者福利、销售商流量及平台利润的三方利益一致性,揭示互联网平台激励销售商参与位置拍卖活动的内在机制。研究表明:移动端互联网平台位置拍卖行为在提升消费者福利、销售商流量及互联网平台利润上存在两面性,即整体上促进消费者、销售商及互联网平台的三方利益一致性,局部地削弱销售商竞标动态付费位置的激励;互联网平台企业通过调整不同类型搜索结果列表的排序依据,即付费搜索结果列表设置消费者需求的排序依据,自然搜索结果列表设置销售收入的排序依据,间接激励销售商特别是新进入互联网平台的销售商,采取适当路径参与位置拍卖活动,即结合不同类型搜索结果列表的排序依据设计,互联网平台通过先筛选实现商品销售收入的高质量销售商,使得参与竞标的销售商可汲取较高水平的利润,激励销售商提高投标金额争取最高付费位置,避免销售商借助逆向选择获取较高付费位置,一定程度上间接提升消费者福利。本文的研究还拓展了位置拍卖理论的理论内涵及其在移动端市场的产业应用场景,一定程度上促进了位置拍卖理论与平台治理理论相融合。

(二)政策启示

(1)互联网行业规制部门应当对移动端互联网平台付费搜索广告数量进行限制。互联网平台的产业规制政策要求,付费搜索广告数量不得超过搜索结果条目总数的30%。以本文的研究对象为例,互联网平台设置的付费搜索广告数量占搜索结果总数比例在12.5%—24%,虽尚未超过产业规制政策上限,却也降低了消费者对搜索结果的点击率,增加了消费者信息检索的成本。不仅如此,本文研究发现越是靠后位置的付费搜索结果,消费者点击率越低,拉低了付费搜索结果列表的整体优势,进而可能降低“固定位置+动态位置”的排序设计汲取消费者点击率的实际效果,不利于激励互联网平台改进平台设计。相应地,若互联网平台主动降低动态付费搜索结果数量,如在消费者搜索结果列表的平均长度之后不再安排动态付费搜索结果,则互联

^① 另外,本文对上述结果进行了稳健性检验,具体结果参见本刊网站登载的附录11。

网平台取得两方面收益。一则付费搜索结果列表的整体的优势将明显,销售商参与付费位置的拍卖的激励更强;另一则付费搜索结果数量的减少有助于推动消费者持续搜索,拉长消费者搜索结果列表,提升较低质量的销售商的消费者点击率或购买率,从而推动潜在销售商接入互联网平台。

(2)互联网行业规制部门应当要求互联网平台公布移动端搜索结果的排序算法,并鼓励互联网平台采用消费者注意力漏损型排序设计。移动端市场上,互联网平台通过位置拍卖行为获取较高拍卖利润,但始终对位置拍卖行为的算法严格保密,并将部分付费搜索广告包装成平台专属商品,推动销售商向消费者出售高价商品。本文研究进一步发现,为激励销售商参与位置拍卖活动,互联网平台为自然搜索结果列表设置销售收入的排序依据,为付费搜索结果列表设置消费者需求的排序依据。这一排序依据设置与互联网平台所宣称“搜索结果高度契合消费者偏好且无人干预”的结果存在本质差异。相应地,了解互联网平台究竟采取何种排序依据提升销售商参与激励,将有助于销售商及消费者更优决策,从而改善社会福利。互联网平台通过消费者注意力漏损型排序设计,能够更好地吸收消费者注意力及其由此转化而来的消费者需求,提升平台利润。

(3)互联网行业规制部门应当将现阶段平台监管的主题适度聚焦到移动端互联网平台。一般来说,互联网行业规制部门明确要加强平台企业监管,增强平台内部合规性,提升平台企业服务实体经济的能力。这一要求和举措注重平台监管的全面性与普遍性,却忽略了平台监管的针对性与关键性。实际上,随着智能手机普及,互联网平台企业纷纷将中心转移至移动端互联网平台,既研发独立的移动应用程序,又研发内嵌于其他应用程序的应用程序。这表明移动端互联网平台在消费者日常生活、销售商的经营策略及平台企业的竞争策略中更加重要。本文研究认为,互联网平台企业为其移动端应用设计了独有的排序方式,旨在增强移动端市场获取消费者需求能力,提升互联网平台吸引消费者挽留消费者的能力,从而达成巩固平台垄断势力的目的。因此,如果互联网行业规制部门不聚焦移动端互联网平台,而仅采用普适监管策略,有可能导致理论误判或产业实践的场景差异识别不足,这将造成监管的低效率甚至无效。

(4)互联网行业监管部门应当将以往的结构分析法调整为行为分析法。在过去较长时间里,互联网行业监管部门针对互联网平台巩固垄断势力损害消费者福利的事件,通常采用结构分析法,即先考察互联网平台企业所处市场的市场份额,再考察互联网平台实施策略性行为的条件及其效果,最后分析互联网平台策略性行为损害消费者福利的可能性后果。这一分析方法曾在“阿里巴巴集团二选一行为垄断案”“美团外卖平台二选一行为垄断案”及“中国知网平台垄断案”中都有使用。尽管该方法在上述规制案分析中已经取得不错的政策效果,但对于平台策略性行为特征不明显且策略性行为存在福利改善效应的规制案例,部分规则措施可能因缺乏参照对象而无从实施。本文关注到互联网平台借助位置拍卖行为巩固垄断势力的经济现象,有可能因平台过度追求利润空间而忽略中小销售商的利益诉求,弱化了销售商、消费者与平台利润的三方利益一致性。实际上,分析互联网平台内部结构及其策略性行为特征,更有利于明晰其中损害消费者福利的现象及其作用机理,包括对“大数据杀熟”等在内的系列规制案的经济效应分析需要行为分析法,针对特定策略性行为对消费者福利的损害效应,提出相应规制措施,从而逐步构建起产业场景适配性更强的规制政策体系。

参考文献

- 蔡祖国、李世杰,2022:《互联网平台“二选一”策略性行为的垄断机理研究》,《世界经济》第12期。
黄敏学、张皓,2019:《信息流广告的前沿实践及其理论阐释》,《经济管理》第4期。

- 李世杰, 2023:《互联网平台企业定价策略与用户获取——来自中国外卖行业的经验证据》,《经济研究》第6期。
- 刘诚、王世强、叶光亮, 2023:《平台接入、线上声誉与市场竞争格局》,《经济研究》第3期。
- 李琪、王全胜、宋培健, 2020:《自营竞争性进入对第三方绩效的影响研究——基于某大型混合零售平台的实证分析》,《管理科学学报》第2期。
- 邵小快、郑捷, 2024:《隐私偏好、差异化定价及消费者信息保护政策》,《经济研究》第2期。
- 汪敏达、李建标、陈志斌, 2022:《消费者个人信息保护与厂商广告策略的实验研究》,《中国工业经济》第4期。
- 肖红军, 2022:《算法责任:理论证成、全景画像与治理范式》,《管理世界》第4期。
- Agarwal, A., K. Hosanagar, and M. D. Smith, 2011 “Location, Location, Location: An Analysis of Profitability of Position in Online Advertising Markets”, *Journal of Marketing Research*, 48(6), 1057—1073.
- Armstrong, M., 2017, “Ordered Consumer Search”, *Journal of the European Economic Association*, 15(5), 989—1024.
- Armstrong, M., J. Vickers, and J. Zhou, 2009, “Prominence and Consumer Search”, *RAND Journal of Economics*, 40(2), 209—233.
- Athey, S., and G. Ellison, 2011, “Position Auctions with Consumer Search”, *Quarterly Journal of Economics*, 126(3), 1213—1270.
- Blake, T., C. Nosko, and S. Tadelis, 2015, “Consumer Heterogeneity and Paid Search Effectiveness: A Large-scale Field Experiment”, *Econometrica*, 83(1), 155—174.
- Chen, Y., and C. He, 2011, “Paid Placement: Advertising and Search on the Internet Paid Placement”, *Economic Journal*, 121, 309—328.
- Choi, M., A. Y. Dai, and K. Kim, 2018, “Consumer Search and Price Competition”, *Econometrica*, 86(4), 1257—1281.
- Chu, L. Y., H. Nazerzadeh, and H. Zhang, 2020, “Position Ranking and Auctions for Online Marketplaces”, *Management Science*, 66(8), 3617—3634.
- De los Santos, B., A. Hortaçsu, and M. R. Wildenbeest, 2012, “Testing Models of Consumer Search Using Data on Web Browsing and Purchasing Behavior”, *American Economic Review*, 102(6), 2955—2980.
- Dinerstein, M., L. Einav, J. Levin, and N. Sundaresan, 2018, “Consumer Price Search and Platform Design in Internet Commerce”, *American Economic Review*, 108(7), 1820—1859.
- Gilchrist, D. S., and E. G. Sands, 2016, “Something to Talk About: Social Spillovers in Movie Consumption”, *Journal of Political Economy*, 124(5), 1339—1382.
- Goldfarb, A., 2014, “What is Different About Online Advertising”, *Review of Industrial Organization*, 44(2), 115—129.
- Jeziorski, P., and I. Segal, 2015, “What Makes Them Click: Empirical Analysis of Consumer Demand for Search Advertising”, *American Economic Journal: Microeconomics*, 7(3), 24—53.
- Koulayev, S., 2014, “Search for Differentiated Product: Identification and Estimation”, *RAND Journal of Economics*, 45(3), 553—575.
- Lambrecht, A., C. Tucker, and C. Wiertz, 2018, “Advertising to Early Trend Propagators: Evidence from Twitter”, *Marketing Science*, 37(2), 177—199.
- Martins, J. C. Costa, T. Oliveira, R. Goncalves, and F. Branco, 2019, “How Smartphone Advertising Influences Consumers’ Purchase Intention”, *Journal of Business Research*, 94, 378—387.
- Nagpal, M., and J. A. Petersen, 2021, “Keyword Selection Strategies in Search Engine Optimization: How Relevant is Relevance”, *Journal of Retailing*, 97(4), 746—763.
- Simonov, A., C. Nosko, and M. J. Rao, 2018, “Competition and Crowd-out for Brand Keywords in Sponsored Search”, *Marketing Science*, 37(2), 200—215.
- Weitzman, M. L., 1979, “Optimal Search for the Best Alternative”, *Econometrica*, 47(3), 641—654.
- Xu, L., J. Chen, and A. Whinston, 2012, “Effects of the Presence of Organic List in Search Advertising”, *Information Systems Research*, 38(4), 1284—1302.
- Yang, S., S. Lu, and X. Lu, 2014, “Modeling Competition and Its impact on Paid-search Advertising”, *Marketing Science*, 33(1), 134—153.
- Zhu, Y., and K. C. Wilbur, 2011, “Hybrid Advertising Auctions”, *Marketing Science*, 30(3), 249—273.
- Zubcsek, P. P., Z. Kontona, and M. Sarvary, 2017, “Predicting Mobile Advertising Response Using Consumer Colation Networks”, *Journal of Marketing*, 81(4), 109—126.

Position Auction, Mobile Internet Platform and Social Welfare: Theoretical Mechanism and Empirical Evidence

CAI Zuguo^a and LI Shijie^b

(a: International Business School, Hainan University;

b: School of Economics, Nankai University)

Summary: More and more mobile Internet platform enterprises have implemented position auctions in recent years. They usually adopt a combination of fixed positions and dynamic positions to order the paid search result lists. Meanwhile, they integrate the organic search result lists with the paid ones, resulting in an interleaved ranking design where paid and organic search results are interspersed and alternate with each other. Previous research has pointed out that the interleaved ranking design can enhance the dynamism of paid search results, better aligns with consumer preferences, and help sellers obtain higher click-through or purchase rates, compared with the ranking design where different types of search result lists are independent of each other (i.e. the separate ranking design). However, there is little discussion on whether the interleaved ranking design can achieve the consistency of consumer welfare, seller revenues and platform profits, which constitutes the core focus of position auctions on Internet platforms. Furthermore, given the relatively recent development of the mobile Internet market, the mechanism by which platform position auctions affect social welfare and its implementation effects have not been fully discussed. Accordingly, this paper attempts to conduct in-depth analysis and systematic thinking.

Based on the search cost theory and the search efficiency theory, this paper adopts the research paradigm of “theoretical model + empirical test” to examine the impact of position auctions on mobile Internet platforms on platform profits, seller revenues and consumer welfare. We try to explore the motivations for mobile Internet platforms to implement position auctions, and then analyze the consistency of the interests among the three parties regarding position auctions. Next, we discuss the strategic choices of mobile Internet platforms to encourage sellers to participate in position auctions. Our findings show that position auctions on mobile Internet platforms can indeed improve social welfare, but this promoting effect exhibits certain limitations. Position auctions on mobile Internet platforms could only achieve the consistency of the interests among high-quality sellers, consumers and Internet platforms and boost the interests of these three parties. However, they lead to the inconsistency of the interests among low-quality sellers, consumers and Internet platforms. While benefiting consumer welfare and platform profits, they harm the interests of low-quality sellers. Details are as follows.

Firstly, the theoretical mechanism through which position behaviors on mobile Internet platforms affect social welfare is clarified. Specifically, mobile Internet platforms design paid search result lists with “fixed paid positions + dynamic paid positions” to cater to consumer preference. It continuously enhances the fixed paid positions’ ability to attract consumer click-through rates through dynamic iteration. Thereby, the overall advantage of paid search result lists in capturing consumer click-through rates is improved. This encourages sellers to bid for fixed paid positions. Accordingly, our results essentially explain the intrinsic driving force behind the rapid growth of the position auction market on mobile internet platforms.

Secondly, the ranking design of paid search result lists with “fixed paid positions + dynamic paid positions” weakens the dynamic paid positions’ ability to attract consumer click-through rates. This creates an inconsistency of interests among sellers who occupy dynamic paid positions, mobile Internet platforms and consumers. Therefore, it discourages sellers from bidding for dynamic paid positions. This pushes mobile Internet platforms to adopt strategic behaviors to indirectly encourage sellers to participate in position auctions.

Lastly, mobile Internet platforms set different ranking criteria for different search result lists. Specifically, paid search result lists use sales volume-based ranking criteria that align with consumer preferences, whereas organic search result lists use revenue-based ranking criteria that align with platform profits. It indirectly encourages sellers to enhance their ability to generate sales revenue and increase profits by leveraging the ranking characteristics of organic search result lists. Subsequently, sellers use profits gained from organic search results to improve their bids, participate in position auctions, and even bid for fixed paid positions by leveraging the ranking characteristics of paid search result lists.

Keywords: Mobile Internet Platforms; Position Auction; Social Welfare; Consumer Welfare

JEL Classification: L41, L42, K53

(责任编辑:陈小亮)(校对:曹 帅)