

【网络营销】

在线商品评论感知真实性对产品销量的影响研究

王 强 张 文 李 健 马振中

【摘 要】随着电子商务的飞速发展,在线商品评论成为影响消费者购买决策和产品销量的重要因素。然而,消费者对在线商品评论的依赖导致在线商品虚假评论的不断涌现,电商平台和商家通过操纵评论进行恶性竞争,在损害消费者和商家相关利益的同时也扰乱了电子商务营商环境。本文以在线商品评论的文本数据为主要研究对象,基于说服力知识理论探究评论感知真实性对产品销量的影响。一方面,本文结合数据分析和实证模型探究评论感知真实性对消费者决策的影响。另一方面,本文通过文本数据分析,探究影响在线商品评论感知真实性的评论文本表现形式。本文构建系统广义矩估计模型对在线商品评论感知真实性对消费者决策的影响进行实证检验。同时,本文构建 fractional logit 模型探究影响在线商品评论感知真实性的评论文本表现形式。研究表明:在线商品评论的感知真实性通过调节消费者对评论信息的处理过程从而影响产品销量。评论的参考性、语境嵌入、内容细节和论点结构化是影响在线商品评论感知真实性的主要表现形式。研究结果为商家和平台有效治理在线商品虚假评论提供管理启示。

【关键词】在线商品评论;文本数据分析;感知真实性;fractional logit;系统广义矩估计

【作者简介】王强,北京工业大学经济与管理学院博士研究生,研究方向:电子商务大数据分析,E-mail:wangq-
iang@emails.bjut.edu.cn;张文,北京工业大学经济与管理学院教授,博士,研究方向:商务智能,E-mail:zhan-
gwen@bjut.edu.cn;李健,北京工业大学经济与管理学院教授,博士,研究方向:供应链金融,E-mail:lijiansem@
bjut.edu.cn(北京 100124);马振中,温莎大学奥德特商学院教授,博士,研究方向:跨文化研究,E-mail:maz@
uwindsor.ca(加拿大 温莎 N9E 4Z4)。

【原文出处】《计量经济学报》(京),2023.2.513~530

【基金项目】国家自然科学基金(72174018,71932002);北京市教委社科计划重点项目(SZ202110005001);北京自然科学基金(9222001)。

1 引言

在线商品评论作为消费者在线购物的主要信息来源,是消费者在线购买决策的重要支持。一项公开的市场调查表明,超过 86%的消费者在线购物时会参考已发表的评论,并且 80%的消费者表示他们的购买决策会受到评论中其他消费者观点的影响(张文等(2022),Wang et al.(2022))。对于商家而言,在线商品评论能够提升产品销量并为其带来巨大利润。已有研究表明,在线商品评论评级每提高 1 分,便能为商家提升 5%~9% 的营业收入(Luca and Zervas(2016))。在线商品评论潜在的巨大商业价值

导致虚假评论的泛滥,例如,亚马逊电子产品中的在线评论超过 60%是虚假的(Zhang et al.(2019)),国内京东、淘宝等电商平台上也存在大量的在线商品虚假评论。海量的在线商品虚假评论给消费者、商家和电商平台带来了巨大的经济损失(Zhang et al.(2019))。据统计,在线商品虚假评论造成美国消费者每年 125 美元的损失,亚马逊每年需要花费超过 500 万美元用于打击在线商品虚假评论(Trustpilot(2020))。我国监管部门和电商平台每年也投入了巨大的人力物力用于打击在线商品虚假评论。由此,评论操纵行为和虚假评论对电子商务发展的重要影响引起了

工业界和学术界的广泛关注。

现有的研究主要集中于在线商品虚假评论的动机(Wu et al.(2020))、影响(Dellarocas(2006), He et al.(2022))、识别(Kumar et al.(2018, 2019), Wang et al.(2018))和管理问题(Parker and Van Alstyne(2018), Pu et al.(2022))。本文聚焦于在线商品虚假评论引发的消费者对在线商品评论的感知真实性对消费者信息处理过程及其购买决策的影响。相比于现有研究,本文的主要创新点在于以下两个方面。首先,本文借助于说服力知识理论,从信息处理过程视角考察消费者感知真实性对于消费者决策的影响。现有研究在虚假评论影响方面,大多利用调查问卷从消费者信任角度考察其对于消费者购买决策的影响。由于在线商品评论感知真实性的不可观测性,现有研究较少从信息处理过程角度考察消费者感知真实性对其购买决策的影响。其次,本文从评论文本微观语言线索和宏观语言风格的视角考察影响消费者对于在线商品评论真实性感知的表现形式。现有针对在线商品虚假评论深度分析的研究大多利用自然语言处理技术进行文本特征(如词法搭配和句法规则等)抽取,进而借助机器学习等相关技术识别在线商品虚假评论(Zhang et al.(2016))。由于机器学习的黑箱特点(李建平等(2022),余乐安(2022))以及评论文本的个性化情感特点,使得决策者很难理解机器学习方法识别在线商品虚假评论的可解释性因果关系。进而,如果直接应用机器学习进行虚假评论识别,那么在实际的评论文本特征分析中将会造成缺乏一定可解释性和说服力。由此,本文提出两个研究问题:1)消费者对在线商品评论的真实性感知如何影响消费者购买决策?2)评论文本的哪些表现形式会影响在线商品评论感知真实性?

为了更好地辨别在线商品虚假评论并深入理解评论欺诈如何改变消费者决策行为,首先,本文以在线商品评论的文本数据为主要研究对象,基于说服力知识理论和文本回归方法(洪永森和汪寿阳(2020, 2021))探究在线商品评论感知真实性对消费者决策的影响。本文从消费者对在线评论真实性感知的角度出发,构建广义矩估计模型对在线商品评论感知真实性对消费者决策的影响进行实证检验。其次,本文针对收集到的在线商品评论进行深层次文本数据分析,从微观层面和宏观层面提炼在线商品评论的相关特征,并构建 fractional logit 模型探究影响在线商品评论感知真实性的文本表现形式。本文研究

结果证实了在线商品评论的感知真实性通过调节消费者对评论信息的处理过程从而影响消费者决策。评论内容的参考性、语境嵌入、内容细节和论点结构化是影响在线商品评论感知真实性的主要评论文本表现形式。

2 文献回顾与述评

2.1 在线商品虚假评论

在线商品虚假评论是对相关产品或服务不切实际的描述,通过影响其他消费者购买决策的行为,进而促进或抑制相关产品的销售。在线评论操纵是导致在线商品虚假评论产生的主要原因,在线评论操纵者即发布在线商品虚假评论的主体,主要包括消费者、商家和平台。已有的研究主要从在线商品虚假评论的发布动机、影响及其识别方法三个方面展开相关研究。在线商品虚假评论的发布动机方面,利益动机是在线评论操纵者发布虚假评论的主要动机。消费者会为了获得商家的现金及红包奖励发布虚假评论,商家和平台也会为了获得竞争优势雇佣水军发布虚假评论。此外,消费者也会因为一些心理需求发布虚假评论,例如帮助他人、地位提升、社交等。在线商品虚假评论的影响方面,虚假评论的存在严重损害了消费者、商家、平台等利益相关者。Cao(2020)的研究揭示了虚假评论对商家的威胁,尽管虚假评论并不能够给商家带来持续性的获利,但虚假评论导致的“囚徒困境”迫使商家卷入操纵在线评论的恶性竞争中。此外,在线商品虚假评论降低了电商平台的声誉,平台管理者需要花费大量财力和人力管理和识别这些虚假评论。对于在线商品虚假评论的识别方法,已有的研究主要借助机器学习的技术有效识别虚假评论。这些机器学习的相关技术将识别虚假评论任务转化为分类问题,通过训练有效的分类器来实现对虚假评论的准确识别(Zhang et al.(2021))。一些基于网络模型和图模型的方法也被广泛应用在虚假评论的识别中。例如,Wang et al.(2012)借助评论内容、评论者行为等相关特征构建评论者、评论内容和评论对象之间的复杂网络模型识别虚假评论。

2.2 在线商品评论感知真实性

在线商品评论感知真实性指消费者对已读在线评论的信任程度,这是消费者根据自身经验对评论真实性的主观判断(Huang and Liang(2021))。评论操纵和在线评论欺诈导致消费者对那些试图误导他们

的在线评论变得格外谨慎,虚假评论的存在导致消费者会对评论持怀疑态度,而不是选择完全接受并相信在线评论中的观点和信息。由此可见,在线商品虚假评论的出现使得消费者对在线评论的感知真实性发生改变。消费者在阅读评论时,会基于自身经验对在线评论感知真实性做出判断,而不是完全相信在线评论。由于消费者自身所具备经验和知识的不同,消费者对于同一条在线评论感知真实性的判断可能存在差异。现有的研究表明在线商品虚假评论导致消费者对在线商品评论真实性感知的变化会显著影响消费者对商品的购买意愿。评论感知真实性对评论的采用有调节作用,即高度可信的评论更有可能被消费者采用来帮助他们进行决策。Zhang et al.(2020)验证了评论感知真实性对消费者购买行为的影响。当某一条评论使消费者感知被欺骗时,他们会忽略该评论并努力寻求真实的评论信息以辅助其决策行为。如果某一商品多条评论均让消费者感知到被欺骗,此时会引发消费者的抵触和厌恶情绪并选择不购买该商品。然而,从信息处理的角度来看,无法根据现有的文献深入了解评论感知真实性如何通过影响消费者对在线评论的信息处理过程对消费者的决策行为及产品销量产生影响。研究者在探究在线商品评论感知真实性对消费者决策影响的同时还探究了影响消费者对在线商品评论真实性感知的主要因素。这些因素可以归纳为两类:评论文本因素和非文本因素(Huang and Liang(2021))。其中,评论文本因素主要包括评论的文本特征,例如评论可读性、评论长度、评论情感等。评论非文本因素是评论文本外的特征,包括评分、评论有用性、商家回复等。

3 理论框架和研究假设

说服性知识理论(persuasion knowledge theory)指出在评论信息的传播过程中消费者不仅是信息的被动接受者,也是信息的主动处理者(Friestad and Wright(1994))。消费者长期阅读带有说服性内容的虚假评论,他们逐渐积累了分析真实评论和虚假评论的知识,这被称为说服性知识。拥有说服性知识的消费者会对浏览的在线评论信息进行分析 and 处

理,通过自身积累的说服性知识试图分析评论信息中的说服性内容。本文借助说服性知识理论,从消费者对在线评论感知真实性的角度出发,探究在线评论感知真实性对消费者决策的影响。消费者自身所具备的说服性知识形成了他们对在线评论的真实性感知,进而改变了消费者对在线评论信息的处理过程,包括对评论效价和评论情感的处理。此外,由于消费者对在线商品评论的感知真实性涉及消费者对在线评论内容的分析,本文从评论文本表现形式上探究影响消费者对在线商品评论真实性感知的因素。本文参考 Ansari and Gupta(2021)的研究,基于言语行为理论(speech act theory)从微观和宏观两个不同的层次探究影响评论感知真实性的文本特征。该研究基于言语行为理论开发了一个理论框架用于解释语言风格(在单词和结构层面)是如何影响消费者对在线评论的欺骗性感知。具体而言,本文从参考性(referencing)(Wang and Karimi(2019))和语境嵌入(contextual embedding)(Ludwig et al.(2016))这两个微观层面,探究影响消费者对在线商品评论真实性感知的评论语言线索(用词);从细节(detailing)(DePaulo et al.(2003))和论点结构化(argument structuring)(Ansari and Gupta(2021))两个宏观层面,探究影响消费者对在线商品评论真实性感知的评论语言风格(结构)。表 1 显示了对于影响评论感知真实性的评论文本表现形式的解释。

根据说服性知识理论,消费者的说服性知识在长期内是不活跃的,当他们意识到信息中包含说服性意图时就会被激活。在线商品虚假评论引发消费者对评论欺诈的担忧,消费者说服性知识的激活不仅会增加消费者对评论欺诈的感知,而且会导致心理上的不适和购买意向的降低。消费者在阅读在线评论搜寻有用信息时,会根据自身积累的说服性知识形成对在线商品评论的感知真实性,在线商品虚假评论引起消费者对在线评论感知真实性的变化,改变了消费者对在线评论信息的处理过程,包括启发式处理(heuristic processing)和系统化处理(systematic processing)(Chaiken et al.(1989)),进而对消费者决

表 1影响评论感知真实性的评论文本表现形式

评论文本表现形式	释义
参考性	评论中涉及评论者和被评论对象信息的描述
语境嵌入	评论中对情景和语境相关时间和空间线索的描述
细节	评论中对产品或服务细节的描述
论点结构化	评论内容的一致性和连贯性

策产生影响。本文基于说服性知识理论,探讨在线商品评论感知真实性如何影响消费者对在线商品评论的启发式处理和系统化处理,从而影响他们的购买决策。在线商品评论感知真实性对消费者决策影响的理论框架如图1所示。

1) 评论感知真实性对在线评论启发式处理的影响

启发式处理是消费者对信息的无意识反应,消费者不需要对信息进行理性分析而是自动获取,评论效价是消费者对评论进行启发式处理的直观信息(Wang et al.(2021))。评论效价是反映消费者对产品质量和产品价值的一个重要指标,高的评论效价表明产品被评论者高度认可。由于在线商品评论存在信息过载,消费者需要花费大量时间和精力在评论中获取有用信息,而虚假评论的大量出现加剧了这一现象。面对评论信息过载问题,消费者会通过一些直观的数据快速获取有用信息,而评论效价作为反映产品质量的重要指标,会引起消费者的首要关注。消费者在线购物时往往会先查看产品的评论效价,并形成他们对产品的初步印象。消费者通过浏览评论效价后对相关产品做出初步评论,这一过程主要涉及消费者对评论信息的启发式处理。以前的大量研究已经证实了在线购物环境中在线评论效价对书籍、电影、电子产品和酒店等产品销售的正向影响(Eslami and Ghasemaghaei(2018), Li et al.(2019))。

评论感知真实性改变了消费者对在线评论信息的启发式处理,消费者会根据对评论感知真实性的判断,考虑是否相信评论效价。对评论效价的理性分析导致消费者面对评论效价相关信息时由启发式处理向系统化处理转变。当消费者对在线评论有较高的真实性感知时,他们会信任评论效价。反之,当消费者对在线评论真实性感知较差时,他们不信任评论效价并认为这些评论很有可能是被商家恶意操

纵。因此,消费者对在线评论的真实性感知会影响他们对在线评论信息的启发式处理,评论效价对消费者决策的影响受到消费者对评论真实性感知的调节。基于此,本文提出以下假设:

假设1 在线商品评论感知真实性调节消费者对在线评论的启发式处理过程。具体而言,评论感知真实性在评论效价和消费者决策之间能够发挥正向调节作用。

2) 评论感知真实性对在线评论系统化处理的影响

系统化处理涉及对信息的理性分析,消费者需要花费时间和精力处理信息(Ruiz-Mafe et al.(2018))。评论情感是消费者对评论进行系统化处理的主要信息,为消费者对在线评论的系统化处理提供了有用的信息线索。考虑到评论操纵和消费者的说服性知识,以前的研究已经检验了评论情感和产品销售之间的倒U型关系(Zhang et al.(2020))。评论情感是反映产品质量和产品价值的重要指标,积极的评论倾向于传达关于产品质量的有利信息,具有积极情感的评论将增加消费者对相关产品的好感,并导致消费者购买意向的增强。然而,当消费者收到说服性信息时,他们会利用说服性知识来抵御信息,减少受骗的可能性。因此,当过多积极情感的评论激活消费者的说服性知识时,评论情感可能对产品销售产生负面影响。最近的研究也证明了过度评论情感表达的负面作用,例如 Zhuang et al.(2018)发现,过高积极情感的在线评论会引起消费者对评论操纵的担忧,评论情感达到一定程度后会对产品销售产生负面影响。

评论感知真实性改变了消费者对评论情感信息的系统化处理。随着在线商品评论感知真实性的提升,消费者越来越信任在线评论并接受在线评论是客观的。因此,他们在处理评论情感信息时,能够激

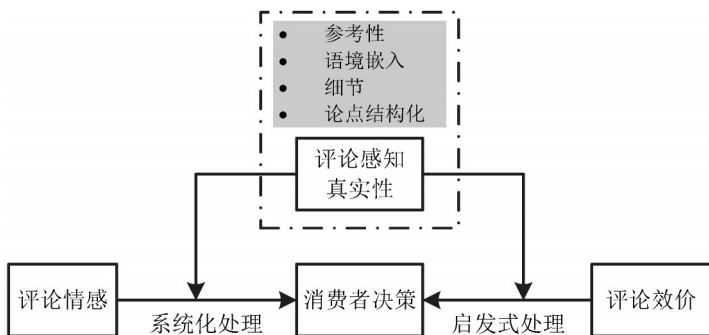


图1 在线商品评论感知真实性对消费者决策影响的理论框架

活消费者说服力知识的评论情感阈值将被提高,较少的评论情感的增加不会激活消费者的说服力知识,因为消费者对阅读的评论信息有一种积极的信任态度。对于消极评论情感下的产品,消费者相信评论中的负面描述并有低的购买意愿(Utz et al. (2012)),而对于积极评论情感的产品,由于当消费者对在线评论较高的真实性感知,积极评论促使他们拥有更高的购买意愿。因此,消费者对在线评论的真实性感知会影响他们对在线评论情感信息的系统化处理,评论情感对消费者决策的影响受到评论感知真实性的调节。基于此,本文提出以下假设:

假设 2 在线商品评论感知真实性调节消费者对在线评论的系统化处理过程。具体而言,评论感知真实性在评论情感和消费者决策之间能够发挥正向调节作用。

4 研究方法

4.1 数据收集

本文使用网络爬虫程序从 2020 年 7 月到 2020 年 12 月收集了亚马逊 160 种产品的相关数据。具体而言,数据包含了 160 种产品的销售数据和评论数据,产品类别包括手机、相机、跑鞋、书籍等等。产品的销售数据包括产品销售排名、价格、物流服务等,产品的评论数据包括评论量、评论效价、评论内容等,所有产品的数据都是按周收集。收集的产品及评论相关数据如表 2 所示。

本文使用人工标注获取消费者对部分在线商品评论的真实性感知。随机选择 3600 条在线商品评论并均分为 120 组。每组评论分配给 5 位标注者,标注者对评论感知真实性进行标注(使用李克特 5 点量表,并赋值为 0~1 分)。为了防止标注者的个人偏见导致标注者结果的偏差,每位标注者最多同时对两组评论进行标注。最终每条评论感知真实性

得分为 5 位标注者评分的平均值,消费者对在线商品评论感知真实性的标注结果如表 3 所示。每位标注者对评论感知真实性和所有评论的感知真实性得分均值均小于 0.7 分,在线商品评论操纵和虚假评论确实导致了消费者对在线商品评论的不信任。

表 3 消费者对在线商品评论感知真实性的标注结果

类别	均值	标准差	最小值	最大值
标注者(N=300)	0.66	0.08	0.06	0.89
评论(N=3600)	0.69	0.05	0.15	0.83

4.2 变量测量

1)在线商品评论感知真实性

本文使用人工标注结合深度学习的方法估计消费者对在线评论的真实性感知。首先将原始评论文本 R 表示为一个数组 C。其次,将 C 映射到未知结果 V 的预测值 V'上。其中,V 表示在线评论感知真实性的实际值,V'是 V 的预测值,V'由一般基于机器学习或数学模型计算得到。在模型的选择上,本文使用基于注意力机制的双向长短期记忆模型(attentionbased bidirectional long short-term memory, AB-BiLSTM)预测消费者对在线商品评论的真实性感知。AB-BiLSTM 模型包括五个部分:输入层、嵌入层、BiLSTM 层、注意层和输出层。输入层是评论中的句子。嵌入层将每个单词映射为低维的单词向量。BiLSTM 层使用 BiLSTM 来获得词向量的高层次特征。注意层为每个词向量的不同权重向量,并通过权重相乘将词级向量合并为句子级向量。输出层是在线商品评论感知真实性。AB-BiLSTM 模型的结构如下页图 2 所示。

本文根据在线商品评论感知真实性的人工标注结果训练 AB-BiLSTM 模型,并利用训练好的模型来自动预测未标注在线评论感知真实性。嵌入层使用 Word2Vec 对所有在线评论进行词嵌入,并将词嵌入

表 2 收集的产品及评论相关数据

相关数据类型	描述	变量符号
销量	产品的销量排名	Log(sales_rank)
评论效价	产品的评论评分	Rating
评论情感	根据评论文本内容计算的评论情感强度	Sentiment
评论感知真实性	根据评论文本内容计算的评论感知真实性	Credibility
价格	产品的价格	Price
评论量	产品的评论总量	Review volume
被认证购买比率	产品所有评论中被认证购买的评论占比	Verified
物流评分	产品的物流评分	Logistics
产品上架周数	产品自发布以来的累计周数	Weeks

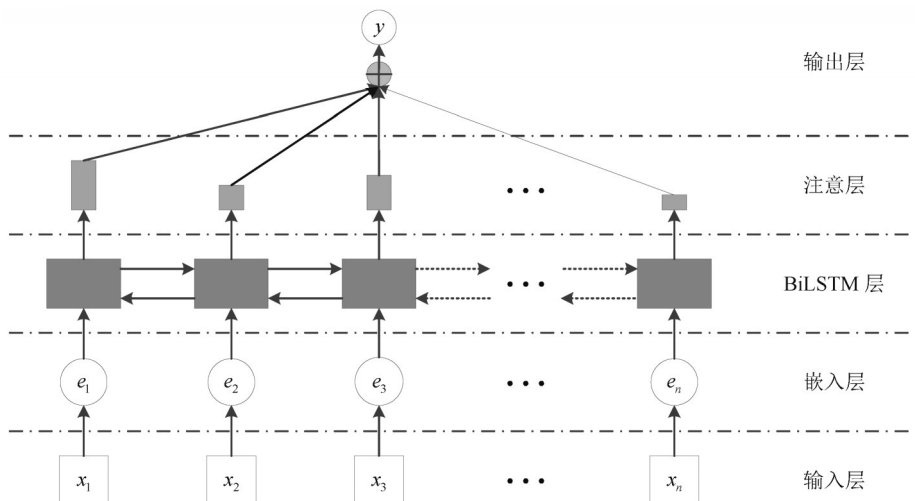


图2 AB-BiLSTM模型结构

的长度和迭代次数分别设置为 200 和 8。BiLSTM 层的神经元数量被设定为 256,序列的最大长度被设定为 200,批量大小和 Dropout 比率分别设置为 128 和 0.3。在这种设置下,所提出的在线评论感知真实性预测模型产生了最佳性能,基于 AB-BiLSTM 的预测模型的均方误差(MSE)为 0.46。为了确保预测模型的准确性,本文通过评论二次标注对模型展开进一步的验证。在未标注的在线商品评论中随机选择 100 条在线评论,每条评论被分配给 10 个不同的注释者进行标注。分别计算每条评论的 10 位标注者给出的感知真实性得分的平均值,并将其作为实际值来计算 100 条抽样在线评论的均方误差。计算结果显示,重新标注的评论感知真实性的均方误差与所提出的预测模型的均方误差结果一致。因此,使用基于 AB-BiLSTM 的预测模型来预测在线商品评论感知真实性是可靠的。

2)在线商品评论情感

本文根据斯坦福情感树(Stanford sentiment tree-bank, SST)计算在线评论的情感强度。首先,通过评论中的句号、问号等句尾结束标点将每一条在线评论分为若干句子。其次,使用 SST 对这些句子的情感强度进行分类,分类为极度负面、负面、中立、正向和极度正向 5 个情感强度,并赋值为 1~5 分。最后根据所有句子的情感强度分类结果计算每条评论的情感强度,评论 r_i 的情感强度由公式 1 计算。其中, $\text{Sentiment}(s_j)$ 代表了句子 s_j 的情感强度,数值越大代表句子情感越积极正向, s_j 为评论 r_i 中的句子, r_i 中的句子总数为 n 。

$$\text{Sentiment}(s_i) = \frac{\sum_{j=1}^N \text{Sentiment}(s_j)}{n} \quad (1)$$

3)评论文本表现形式

为了探究影响在线商品评论感知真实性的评论文本表现形式,本文使用基于词语计量的文本分析工具 LIWC(linguistic inquiry and word count)(McKenna et al.(1998))分析文本的语言特征,包括参考性、语境嵌入、细节和论点结构化。其中,参考性指在语言表述中能够提供所涉实体(Wang and Karimi(2019)),在线商品评论中的参考性指评论内容的表述涵盖评论者。人称代词是在线商品评论中提供参考性的主要语言线索,当评论内容包含人称代词这一参考性信息时,消费者会产生和评论者类似的感受,消费者也更加愿意相信这些评论。相反,如果评论内容缺乏人称代词,消费者在浏览和阅读在线评论时便无法建立与评论者之间的联系,引起消费者对评论真实性的怀疑。语境嵌入是语言表述中对时间和空间的上下文信息的描述(Ludwig et al.(2016)),在线商品评论中的语境嵌入指在线商品评论文本中出现与时间和空间上下文词语的比率。相比于真实评论的描述,虚假评论发布者通过想象对商品进行评论,评论内容是虚构或偏离实际,因此评论者对时间和地点的描述通常是不足的。细节指内容描述的具体性(DePaulo et al.(2003)),在线商品评论的细节指评论中对产品和购物体验具体信息的描述。细节和信息丰富度是可以有效衡量虚假评论的指标,虚假评论的内容包含更少信息量和细节信息。论点结构化是指语言表述的一致性和连贯性(Ansari and Gupta(2021)),

感知过程信息(如听觉、视觉、味觉、嗅觉和触觉等)是反映在线商品评论论点结构化的主要指标,评论中包含感知过程信息越多,评论中语言表述越连贯。相关评论文本表现形式的测量如表 4 所示。

5 数据分析与结果

5.1 模型构建

本文使用系统广义矩估计模型验证消费者对在线评论真实性感知对产品销量的影响。本文重点探究在线商品评论感知真实性对评论效价、评论情感和产品销售之间关系的调节作用。本文采用 Baron and Kenny(1986)的调节分析框架验证调节作用。首先,构建一个包含解释变量和被解释变量的回归模型,考察解释变量对被解释变量的主要影响。为此,本文以评论效价和评论情感为解释变量构建方程(2)。其次,将解释变量和调节变量之间的交互项纳入回归方程,考察交互项对被解释变量是否有显著影响。因此,本文在方程(2)的基础上加入评论感知真实性作为调节变量,构建方程(3)来检验假设 1 和假设 2。

$$\text{Log}(\text{sales_rank}_{ji})=\alpha+\rho\text{Log}(\text{sales_rank}_{ji-1})+\beta_1\text{Rating}_{ji}+\beta_2\text{Sentiment}_{ji}+\beta_3\text{Sentiment}^2_{ji}+\beta_4\text{Credibility}_{ji}+\gamma z_{ji}+\zeta_j+\mu_{ji}\tag{2}$$

$$\text{Log}(\text{sales_rank}_{ji})=\alpha+\rho\text{Log}(\text{sales_rank}_{ji-1})+\beta_1\text{Rating}_{ji}+\beta_2\text{Sentiment}_{ji}+\beta_3\text{Sentiment}^2_{ji}+\beta_4\text{Credibility}_{ji}+\gamma z_{ji}+\zeta_j+\mu z_{ji}+\beta_5\text{Sentiment}_{ji}\times\text{Credibility}_{ji}+\beta_6\text{Sentiment}^2_{ji}\times\text{Credibility}_{ji}+\beta_7\text{Rating}_{ji}\times\text{Credibility}_{ji}+\gamma z_{ji}+\zeta_j+\mu_{ji}\tag{3}$$

其中,Log(sales_rank_{ji})为被解释变量,表示 t 时刻第 i 个商品在亚马逊上销量排名的对数值,Log(sales_rank_{ji-1})

为被解释变量的滞后项。Credibility_{ji} 表示 t 时刻消费者对第 i 个商品下评论的感知真实性。Rating_{ji} 为 t 时刻第 i 个商品的评论效价。Sentiment_{ji} 为 t 时刻第 i 个商品下评论的情感强度。z_{ji} 为控制变量,包括 t 时刻第 i 个商品的价格、评论量、评论被认证购买比率、物流评分、以及产品上架周数。ζ_j 为未观察到的个体固定效应,μ_{ji} 为误差项。

消费者在网上购物时不会阅读所有的评论,他们只关注少量评论,这些被消费者阅读和浏览的评论影响了产品销售。因此,本文在计算评论感知真实性和评论情感时只是选择了排名靠前的 50 条评论、最近发布的 50 条评论和负面评论来衡量评论感知真实性和评论情感,而不是所有评论。之前的研究证明亚马逊的产品销售排名和实际销售之间存在幂律函数关系,产品销售排名可以准确地反映在线商品真实销量(Gu et al.(2012), Li et al.(2019))。因此,本文采取类似的方法,使用产品在亚马逊的销售排名表示产品销量,并使用产品销量排名的对数为被解释变量。表 5 详细展示了各变量的描述性统计结果。

5.2 模型估计结果

1)评论感知真实性对产品销量的影响

表 6(见下页)显示了评论感知真实性对产品销量影响的模型回归结果。模型 1 只包含控制变量,模型 2 检验解释变量对被解释变量的主效应。在模型 3 中,加入了评论情感的平方项来测试评论情感和产品销量之间的倒 U 型关系。回归结果显示,评价效价与产品销售业绩显著相关(β=0.144, p<0.001)。

表 4 评论文本表现形式的测量

变量	测量	变量符号
参考性	评论中人称代词的比率	Referencing
语境嵌入	评论中时间及空间类型词的比率	Contextual
细节	评论中细节词的比率	Detailing
论点结构化	评论中感知过程词的比率	Argument

表 5 消费者对在线商品评论感知真实性的标注结果

变量	变量符号	均值	标准差	最小值	最大值
销量	Log(sales_rank)	3.73	0.76	1.79	5.22
评论效价	Rating	4.80	0.03	4.7	4.9
评论情感	Sentiment	3.30	0.29	2.7	3.76
评论感知真实性	Credibility	0.68	0.07	0.12	0.85
价格	Price	226.27	78.18	198	243
评论量	Review volume	62.08	69.46	9	327
被认证购买比率	Verified	80.34	6.37	74.28	97.48
物流评分	Logistics	4.50	0.01	3	6
产品上架周数	Weeks	207.16	27.58	8	388

表 6 评论感知真实性对产品销量影响的模型回归结果

变量	模型 1	模型 2	模型 3
Rating		0.240***	0.144***
Sentiment		0.888***	0.400***
Sentiment ²		-0.007***	-0.064***
Credibility		0.305***	0.506***
Credibility*Sentiment			0.001**
Credibility*Sentiment ²			-0.138***
Credibility*Rating			0.096***
Price	-0.261**	-0.499***	-0.377***
Review volume	0.412***	0.046***	0.597***
Verified	0.394***	0.205***	0.203***
Logistics	0.428***	0.190***	0.132***
Weeks	0.289**	0.277***	0.127***

注:*** $p<0.001$,** $p<0.01$,* $p<0.05$ 。

评论效价的提高可以提高产品的销售,评论效价代表评论者对产品的认可度,消费者会优先选择评论效价高的产品。此外,采用 Carnahan(2010)的方法来检验评论情绪强度与产品销量是否存在倒 U 型关系。首先,计算评论情感和评论情感平方项的系数和显著性。回归结果显示,评论情感的系数显著为正($\beta=0.400$, $p<0.001$),评论情感平方项的系数显著为负($\beta=-0.064$, $p<0.001$)。其次,计算回归曲线的两个端点的斜率,当评论情感取最小值时,曲线的斜率为正,而当评论情感取最大值时,曲线的斜率为负。此外,曲线两端点的斜率的绝对值都小于 0.05,符合曲线两端点的斜率是陡峭的要求。最后,曲线拐点的计算结果显示,当曲线的斜率为 0 时,曲线的

拐点在评论情感的取值范围内。因此,评论情感与产品的销售业绩倒 U 型关系得到了验证。

模型 3 在模型 2 的基础上增加了评论感知真实性和评论效价的交互项,以检验评论感知真实性的调节效应。在模型 3 中,评论感知真实性与评论效价的交互项系数显著且大于 0,说明消费者对在线评论的真实性感知对评论效价和产品销量有正向调节作用。为了更清楚地展示评论真实性感知的调节作用,图 3 根据模型 3 的回归结果展示了评论感知真实性对评论效价与产品销量之间关系的调节作用,其中高评论感知真实性和低评论感知真实性由评论感知真实性平均值分别加上和减去一个标准差得到。在高评论感知真实性下,评论效价对产品销量影响的斜率更大,说明随着消费者对在线评论真实性感知的增加,评论效价对产品销量的正向影响也在提升,假设 1 得到了验证。

2)评论感知真实性对评论情感和产品销量的调节作用

为了验证评论感知真实性对评论情感和产品销量的调节作用,模型 3 加入了评论感知真实性和评论情感之间的交互项、评论感知真实性和评论情感平方项之间的交互项。回归结果显示,评论感知真实性和评论情感之间交互项的系数为 0.415,在 1% 的水平上显著。评论感知真实性和评论情感平方项之间的交互项系数为-0.153,在 5% 的水平上显著。结果表明,消费者对在线评论的真实性感知在评论情感和产品销量之间具有显著的调节作用。参考 Haans(2016)提出的研究方法,本文分析评论感知真

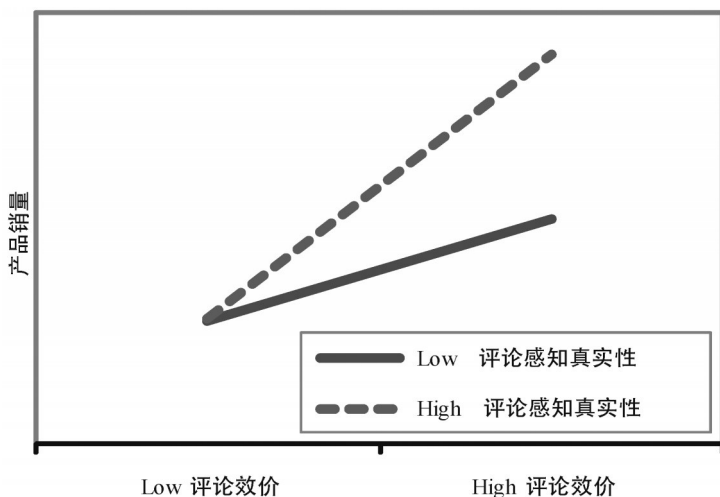


图 3 在线商品评论感知真实性对评论效价和产品销量的调节作用

实性导致评论情感与产品销量关系曲线形状和转折点的变化。图 4 根据模型 3 的回归结果展示了评论感知真实性对评论情感与产品销量之间关系的调节作用。图 4 显示,当消费者对在线评论的真实性感知增加时,评论情感强度和产品销售量的倒 U 型曲线更加陡峭,评论情感强度与产品销量之间的曲线拐点向右移动,曲线的拐点从 Q2 移到 Q1。换言之,消费者对在线评论的高真实性感知可以增强消费者对在线评论的信任,消费者对在线评论的高真实性感知可以增加产品销量,假设 2 得到了验证。

3)在线商品评论感知真实性的评论文本表现形式
本文使用 fractional logit 模型进一步探究影响在线商品评论感知真实性的评论文本表现形式。LIWC 提取的在线商品评论文本特征数据作为解释变量,包括参考性(Referencing)、语境嵌入(Contextual)、细节(Detailing)和论点结构化(Argument)。消费者对在线商品评论的真实性感知得分作为被解释变量。由于被解释变量(感知真实性)的值是介于 0 与 1 之间的小数,而 OLS 回归无法保证预测值始终处在 0~1 之间,因此无法实现无偏、有效和一致估计。因此,本文使用 fractional logit 模型构建方程(4)探究影响在线商品评论感知真实性的评论文本表现形式。其中,Credibility_i表示消费者对第 i 条评论的真实性感知,取值范围介于 0 与 1 之间。方程右侧 G(z)为 Logit 概率分布函数,保证对于预测值 Credibility_i始终介于 0 与 1 之间。z_i为控制变量,包括第 i 条评论的评论长度 Length,评论有用性 Helpfulness,是否为被认证购买 Verified(1:被认证;0:未被认证)。

Credibility_i=G(α+β₁Referencing_i+β₂Contextual_i+β₃Detailing_i+β₄Argument_i+γz_i)

(4)

在线商品评论感知真实性的评论文本表现形式的回归结果如表 7 所示。模型 4 只包括控制变量,模型 5 加入评论文本表现形式的相关变量。模型 5 的结果显示,在线评论中参考性信息的增加会提升消费者对在线评论的真实性感知(β=0.405, p<0.001)。有关欺骗性语言分析和在线商品虚假评论识别的文献指出可以通过语言文本中人称代词的使用来预测语言是否可能存在欺骗。虚假评论者和真实评论者在语言内容上存在一定的差异,虚假评论者往往缺乏真实的购物经验,他们通过想象撰写虚假评论,这就导致虚假评论缺少对所涉实体的表述,即虚假评论中很少包括人称代词。因此,在线商品虚假评论缺乏参考性信息,消费者对高参考性的在线评论的真实性感知更强。在线评论中语境嵌入的增加会提升消费者对在线评论的真实性感知(β=0.471, p<

表 7 评论感知真实性对产品销量影响的模型回归结果

变量	模型 4	模型 5
Referencing		0.405***
Contextual		0.471***
Detailing		0.518***
Argument		0.723***
Length	0.256**	0.227**
Helpfulness	0.545***	0.134**
Verified	0.237**	0.147**

注:***p<0.001,**p<0.01,*p<0.05。

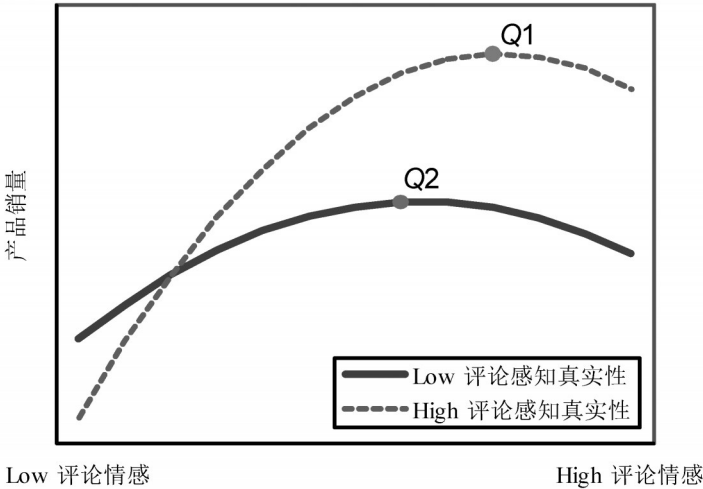


图 4 在线商品评论感知真实性对评论情感和产品销量的调节作用

0.001)。消费者在发布真实评论时会在评论内容中描写与商品或购物情景相关的上下文信息,包括在何时购买了该产品,以及对产品的使用体验及购物体验的描述。之前的研究验证了很多虚假评论的描述与产品毫不相关,当评论中缺乏与产品和购物情景相关的上下文信息时也会被识别为虚假评论。因此,在线商品虚假评论缺乏对时间和空间的上下文信息的描述,消费者对高语境嵌入的在线评论的真实性感知更强。

在线评论中细节信息的增加会提升消费者对在线评论的真实性感知($\beta=0.518, p<0.001$)。如果评论者在购买后发布真实的评论,评论语言将充满产品信息和体验信息。然而,虚假评论者通常较少的使用涉及个人的披露性的文字,使评论句子变得模糊不清。虚假评论内容包含更少的信息量,并且类似于这种简单结构的在线评论在很大可能上会被认定为虚假评论。在线评论中论点结构化的增加会提升消费者对在线评论的真实性感知($\beta=0.723, p<0.001$)。与真实评论相比,虚假评论中感知过程相关的信息较少,消费者在发布虚假评论时,他们在评论中主要表述高兴或不满的情绪,而不是在评论中描述更多关于产品或服务的感知过程细节。此外,对于捏造虚假观点的虚假评论者而言,由于没有真正体验产品或服务,他们也很难在评论中表达出更详细的感知过程信息。因此,在线商品虚假评论缺乏对感知过程信息的描述,消费者对高论点结构的在线评论的真实性感知更强。

表 8 评论感知真实性预测模型在不同均方误差下的回归模型稳健性检验结果

变量	MSE=0.46	MSE=0.48	MSE=0.50
Rating	0.144***	0.181**	0.218***
Sentiment	0.400***	0.113**	0.170***
Sentiment ²	-0.064***	-0.006**	-0.008***
Credibility	0.506***	0.682***	0.890***
Credibility*Sentiment	0.001**	0.001**	0.001**
Credibility*Sentiment ²	-0.138***	-0.013***	-0.016***
Credibility*Rating	0.096***	0.431***	0.235***
Price	-0.377***	-0.696***	-0.270***
Review volume	0.597***	0.960***	0.834***
Verified	0.203***	0.151***	0.167***
Logistics	0.132***	0.231***	0.151***
Weeks	0.127***	0.278***	0.240***

注:*** $p<0.001$,** $p<0.01$,* $p<0.05$ 。

5.3 稳健性检验

为了验证研究结果的稳健性,本文改变评论感知真实性的测量方法,以验证评论感知真实性计算模型在不同均方误差下回归模型的稳健性。通过调整模型参数来改变评论感知真实性预测模型的性能,并比较不同性能模型下评论感知真实性对回归结果的影响。表 8 显示了评论感知真实性预测模型在不同均方误差下回归模型稳健性检验结果。稳健性检验结果显示,当调整评论感知真实性计算模型的均方误差 MSE 时,回归结果与上文中得出的结果一致。因此,排除预测模型的误差对回归结果的影响,AB-BiLSTM 模型的有效性也得到了进一步验证。本文还使用以下方法进行稳健性检验:1)改变评论数量,在计算评论情感和评论感知真实性两个变量时,分别使用有用性排名和最新发布前 100、200、300、400、500 条评论计算,研究结论依旧成立。2)改变评论情感的计算方法,分别使用 TextBlob 和 VADER 方法(Lee(2022))计算评论情感,不同计算方法下的模型回归结果与前文一致。3)根据 Daryanto(2019)的建议,对模型 3 可能存在的备择模型分别检验。对于评论效价,评论效价的平方项不显著,评论效价和评论感知真实性的交叉项显著。对评论情感,评论情感的平方项显著,评论情感及其平方项与评论感知真实性的交叉项均显著,检验结果排除了虚假调节效应的可能。

6 结语

在线商品评论的真实性是在线购物环境中的重

要因素。然而,消费者对在线评论的真实性感知对消费者决策的影响仍不清楚。因此,本文通过实证研究探讨了评论属性对产品销量的影响,特别是消费者对在线评论的真实性感知。具体而言,本文使用文本回归的研究范式(李建平等(2021),余乐安等(2021)),结合数据分析和实证模型探究在线商品评论感知真实性对消费者决策的影响,通过文本数据分析探究影响在线商品评论感知真实性的评论文本表现形式。研究结果不仅可以了解消费者对在线评论的真实感知如何影响消费者决策,还揭示了影响消费者对在线商品评论真实性感知的评论文本表现形式。从理论上讲,本文系统地探讨在线评论感知真实性对产品销量的影响。尽管在线评论的真实性对销量的影响已经被很多研究验证,但对于在线评论感知真实性如何影响消费者决策知之甚少。本文进一步挖掘了影响消费者对在线商品评论真实性感知的评论文本特征,包括参考性、语境嵌入、细节和论点结构化。此外,本文还提出衡量在线评论感知真实性的新思路。消费者对在线评论的真实性感知主要受评论内容信息的影响,通过少量已标注的在线评论感知真实性,借助深度学习对在线评论感知真实性进行自动编码,这样可以克服实验和问卷调查方法在短时间内无法获得大规模数据的缺点。

从实践的角度来看,本文的研究结果不仅可以帮助商家有效治理与防范评论操纵,还可以帮助平台改善评论管理。首先,消费者在线购物中的信息获取主要来源于在线评论内容,在线商家应从参考性、语境嵌入、细节和论点结构化等评论文本特征关注消费者对在线评论的真实性感知。其次,平台在展示在线评论时应考虑优先展示感知真实性高的在线评论,改变以往单一的通过消费者有用性投票来对在线评论进行排序。商家在操纵在线评论时也会操纵在线评论的有用性,很多有用性投票多的评论是商家操纵,这些评论的情感强度过于积极或消极,很容易影响消费者的不信任,降低消费者的真实性感知。此外,消费者对在线评论的真实性感知对产品销量具有显著影响,在线商家在关注在线评论内容时需注意提升消费者对在线评论的真实性感知。因此,平台在展示在线评论尤其是前几条评论时,应严格把控评论的质量,降低评论感知真实性对产品销量的负面影响。

此外,这项研究有一些局限性。首先,本文没有考虑不同产品类型下评论感知真实性对消费者决策

的影响。之前的研究论证了不同产品类型(如体验品和搜索品)下在线商品评论对产品销量的异质性影响。因此,未来的研究应考虑更多不同产品类型的数据来进一步丰富和扩展本文的结论。其次,目前的模型没有考虑不同购物平台之间的差异和卖家营销策略对消费者决策的影响。探讨平台属性和供应商的营销策略如何影响消费者决策具有很大的研究价值。最后,本文忽略了评论自身的真实性问题。消费者对评论的真实性感知是一个主观概念,取决于消费者自身的经验和对已读评论的感受,而探究评论真实性这一客观事实对消费者决策的影响具有重大的理论和现实意义。

参考文献:

- [1]洪永森,汪寿阳,(2020). 数学、模型与经济思想[J]. 管理世界,36(10):15-27.
- [2]洪永森,汪寿阳,(2021). 大数据、机器学习与统计学:挑战与机遇[J]. 计量经济学报,1(1):17-35.
- [3]洪永森,汪寿阳,(2021). 大数据如何改变经济学研究范式?[J]. 管理世界,37(10):40-55.
- [4]李建平,王军,冯倩倩,孙晓蕾,(2021). 基于多元驱动因素的主权CDS利差预测研究[J]. 计量经济学报,1(2):62-76.
- [5]李建平,吴登生,郝俊,(2022). 技术驱动的管理科学与工程研究[J]. 中国管理科学,30(5):9-14.
- [6]余乐安,(2022). 基于人工智能的预测与决策优化理论和方法研究[J]. 管理科学,35(1):60-66.
- [7]余乐安,范常容,马月明,(2021). 基于混合多分形小波的国际油价多期预测研究[J]. 计量经济学报,1(3):612-623.
- [8]张文,王强,李健,马振中,谢锐,(2022). 在线商品虚假评论发布动机及形成机理研究[J]. 中国管理科学,30(7):176-188.
- [9]Ansari S, Gupta S,(2021). Customer Perception of the Deceptiveness of Online Product Reviews: A Speech Act Theory Perspective[J]. International Journal of Information Management, 57: 102286.
- [10]Baron R M, Kenny D A,(1986). The Moderator-Mediator Variable Distinction in Social Psychological Research: Conceptual, Strategic, and Statistical Considerations[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 51(6): 1173-1182.
- [11]Cao H,(2020). Online Review Manipulation by Asymmetrical Firms: Is a Firm's Manipulation of Online Reviews Always Detrimental to Its Competitor?[J]. Information and Management, 57(6): 103244.
- [12]Chaiken S, Liberman A, Eagly A H H,(1989). Heuristic and Systematic Information Processing within and beyond the Persuasion Context[M]//Uleman J S, Bargh J A. Unintentional Thought. New York: Guilford Press: 212-252.
- [13]Carnahan S, Agarwal R, Campbell B,(2010). The Effect of Firm Compensation Structures on the Mobility and Entrepreneurship of Extreme Performers[J]. Business, 1195: 1-43.
- [14]Daryanto A,(2019). Avoiding Spurious Moderation Ef-

fects: An Information-Theoretic Approach to Moderation Analysis[J]. *Journal of Business Research*, 103: 110-118.

[15]Dellarocas C.(2006). Strategic Manipulation of Internet Opinion Forums: Implications for Consumers and Firms[J]. *Management Science*, 52(10): 1577-1593.

[16]DePaulo B M, Malone B E, Lindsay J J.(2003). Cues to Deception[J]. *Psychological Bulletin*, 129(1): 74-118.

[17]Eslami S P, Ghasemaghaei M.(2018). Effects of Online Review Positiveness and Review Score Inconsistency on Sales: A Comparison by Product Involvement[J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 45: 74-80.

[18]Friestad M, Wright P.(1994). The People Persuasion Cope with Knowledge Persuasion Model: How Attempts[J]. *Journal of Consumer Research*, 21(1): 1-31.

[19]Gu B, Park J, Konana P.(2012). The Impact of External Word-of-Mouth Sources on Retailer Sales of High-Involvement Products[J]. *Information Systems Research*, 23(1): 182-196.

[20]Haans R F J, Pieters C, He Z L.(2016). Thinking about U: Theorizing and Testing U- and Inverted U-shaped Relationships in Strategy Research[J]. *Strategic Management Journal*, 37(7): 1177-1195.

[21]He S, Hollenbeck B, Proserpio D.(2022). The Market for Fake Reviews[J]. *Marketing Science*, 4(5): 1-26.

[22]Huang G, Liang H.(2021). Uncovering the Effects of Textual Features on Trustworthiness of Online Consumer Reviews: A Computational-Experimental Approach[J]. *Journal of Business Research*, 126: 1-11.

[23]Kumar N, Venugopal D, Qiu L.(2018). Detecting Review Manipulation on Online Platforms with Hierarchical Supervised Learning[J]. *Journal of Management Information Systems*, 35(1): 350-380.

[24]Kumar N, Venugopal D, Qiu L.(2019). Detecting Anomalous Online Reviewers: An Unsupervised Approach Using Mixture Models[J]. *Journal of Management Information Systems*, 36(4): 1313-1346.

[25]Lee C K H.(2022). How Guest-Host Interactions Affect Consumer Experiences in the Sharing Economy: New Evidence from a Configurational Analysis Based on Consumer Reviews[J]. *Decision Support Systems*, 152: 113634.

[26]Li X, Wu C, Mai F.(2019). The Effect of Online Reviews on Product Sales: A Joint Sentiment-Topic Analysis[J]. *Information and Management*, 56(2): 172-184.

[27]Luca M, Zervas G.(2016). Fake It Till You Make It: Reputation, Competition, and Yelp Review Fraud[J]. *Management Science*, 62(12): 3412-3427.

[28]Ludwig S, Van Laer T, De Ruyter K.(2016). Untangling a Web of Lies: Exploring Automated Detection of Deception in Computer-Mediated Communication[J]. *Journal of Management Information Systems*, 33(2): 511-541.

[29]McKenna S P, Doward L C, Davey K M.(1998). The Development and Psychometric Properties of the MSQOL: A Migraine-Specific Quality-of-Life Instrument[J]. *Clinical Drug Investigation*, 15(5): 413-423.

[30]Parker G, Van Alstyne M.(2018). Innovation, Openness, and Platform Control[J]. *Management Science*, 64(7): 3015-3032.

[31]Pu J, Nian T, Qiu L.(2022). Platform Policies and Sellers' Competition in Agency Selling in the Presence of Online Quality Misrepresentation[J]. *Journal of Management Information Systems*, 39(1): 159-186.

[32]Ruiz- Mafe C, Chatzipanagiotou K, Curras- Perez R, (2018). The Role of Emotions and Conflicting Online Reviews on Consumers' Purchase Intentions[J]. *Journal of Business Research*, 89: 336-344.

[33]Trustpilot.(2020). The Critical Role of Reviews in Internet Trust[R]. France: Trustpilot Platform.

[34]Utz S, Kerkhof P, Van Den Bos J.(2012). Consumers Rule: How Consumer Reviews Influence Perceived Trustworthiness of Online Stores[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 11(1): 49-58.

[35]Wang F, Karimi S.(2019). The Impact of First-Person Singular Pronouns on Online Review Helpfulness[J]. *Journal of Business Research*, 104: 283-294.

[36]Wang G, Xie S, Liu B.(2012). Identify Online Store Review Spammers via Social Review Graph[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 3(4): 1-21.

[37]Wang Y, Tariq S, Alvi T H.(2021). How Primary and Supplementary Reviews Affect Consumer Decision Making? Roles of Psychological and Managerial Mechanisms[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 46: 101032.

[38]Wang Q, Zhang W, Li J, Mai F, Ma Z.(2022). Effect of Online Review Sentiment on Product Sales: The Moderating Role of Review Credibility Perception[J]. *Computers in Human Behavior*, 133: 107272.

[39]Wang Z, Gu S, Xu X.(2018). GSLDA: LDA-Based Group Spamming Detection in Product Reviews[J]. *Applied Intelligence*, 48(9): 3094-3107.

[40]Wu Y, Ngai E W T, Wu P.(2020). Fake Online Reviews: Literature Review, Synthesis, and Directions for Future Research[J]. *Decision Support Systems*, 132: 113280.

[41]Zhang L, Yan Q, Zhang L.(2020). A Text Analytics Framework for Understanding the Relationships among Host Self-Description, Trust Perception and Purchase Behavior on Airbnb[J]. *Decision Support Systems*, 133.

[42]Zhuang M, Cui G, Peng L.(2018). Manufactured opinions: The Effect of Manipulating Online Product Reviews[J]. *Journal of Business Research*, 87: 24-35.

[43]Zhang W, Bu C, Yoshida T.(2016). CoSpa: A Co-Training Approach for Spam Review Identification with Support Vector Machine[J]. *Information*, 7(1).

[44]Zhang W, Wang Q, Li J, Ma Z Z, Xie R.(2022). Research on the Motivation and Formation Mechanism of Online Products Deceptive Reviews[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 30(7): 176-188.

[45]Zhang W, Wang Q, Li X.(2019). DCWord: A Novel Deep Learning Approach to Deceptive Review Identification by Word Vectors[J]. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 28(6): 731-746.

[46]Zhang W, Wang Q, Yoshida T.(2021). RP-LGMC: Rating Prediction Based on Local and Global Information with Matrix Clustering[J]. *Computers and Operations Research*, 129: 105228.