心理科学进展 2027, Vol. 35, No. 2, 360–377 https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2027.0360
Advances in Psychological Science https://cstr.cn/32111.14.2027.0360

·研究构想(Conceptual Framework)·

推荐解释线索如何影响消费者在线多阶段行为：信息加工视角的整合框架*

段 珅 张子涵

(中南财经政法大学工商管理学院, 武汉 430073)

摘 要 算法推荐已成为电商平台影响消费者决策的重要信息环境, 但既有研究侧重算法类型、准确性及转化效果, 较少考察推荐解释线索对消费者信息加工与多阶段决策的影响。本文聚焦前端的相似用户型与产品属性型解释线索, 将其视为具有不同心理含义的信息线索, 而非后台算法类型: 前者强调相似他人行为, 后者强调产品属性匹配, 并构建购前搜索—购中选择—购后反馈框架。购前, 产品属性型线索通过降低感知产品差异促进目标导向型搜索; 相似用户型线索通过提高感知产品差异促进探索型搜索。购中, 相似用户型线索借助社会证明降低感知产品不确定性, 提高选择不熟悉产品的可能性, 增强选择信心并提升决策效率。购后, 相似用户型线索形成的推荐来源表征通过增强产品社会联结感, 提高反馈努力与质量, 并可能在后续评价触点中被重新激活。本文揭示推荐解释线索通过差异化信息加工机制影响消费者在线多阶段行为, 为推荐解释设计与消费者信息加工研究提供整合框架。

关键词 推荐解释线索, 消费者在线多阶段行为, 信息加工, 购前搜索, 购中选择, 购后反馈

分类号 B849: F713.555

1 研究背景和问题提出

随着数字经济与平台经济的发展, 电商平台已成为消费者获取产品信息、比较备选方案并完成购买决策的重要场景。商品数量扩张、产品属性复杂化和用户评论增长, 使消费者在线购物时面临更高的信息负载。过多信息和过大选择集会增加消费者的信息加工压力, 并影响其选择质量与决策信心(Chernev et al., 2015; Jacoby et al., 1974)。消费者不仅需要在购前阶段形成搜索方向和考虑集, 也需要在购中阶段降低选择不确定性并完成购买, 还需要在购后阶段将消费体验转化为评分、评论和口碑反馈。因此, 如何降低消费者在线决策过程中的信息加工成本、提升决策质量并促进有效反馈, 已成为电商平台优化推荐系统和改善消费体验的重要议题(Häubl & Trifts, 2000; Lemon & Verhoef, 2016)。

针对这一现实问题, 电商平台广泛使用推荐系统提升供需匹配效率。推荐系统能够基于消费者浏览、搜索、购买和评价等数据生成个性化推荐结果, 帮助消费者更快发现潜在感兴趣的商品(Ansari et al., 2000; Bodapati, 2008)。然而, 从消费者行为视角看, 推荐系统产生影响的关键并不只是后台算法本身。对于绝大多数消费者而言, 推荐算法的底层模型和计算逻辑具有黑箱属性, 消费者既难以直接观察, 也难以理解其具体运作逻辑(Pasquale, 2015)。因此, 消费者真正能够直接接触并用于判断推荐价值的往往是平台前端呈现的推荐解释理由。例如, “与您偏好相似的用户还浏览或比较了该商品”以及“该商品与您正在浏览的商品在关键属性上相似”等解释性文案, 会分别突出相似他人的行为证据和产品之间的属性匹配证据, 进而影响消费者对推荐结果相关性、可信

收稿日期: 2026-01-25

* 国家自然科学基金青年项目(72402234), 教育部人文社会科学基金青年项目(24YJC630040), 北京市社会科学基金重点项目(22GLA010)。

通信作者: 张子涵, E-mail: 13366955116@163.com

度和有用性的判断。已有研究将帮助用户理解推荐结果、促进推荐接受作为推荐解释的重要目标(Tintarev & Masthoff, 2015), 实验也发现, 对推荐过程的可理解性感知会影响人们对算法推荐的接受(Yeomans et al., 2019); 实验研究发现, 在研究者固定推荐产品列表、仅操纵推荐解释标签的识别条件下, 消费者的点击和推荐接受仍会发生变化(Gai & Klesse, 2019)。需要指出的是, 该结果反映的是前端解释线索的实验识别效应, 并不意味着真实平台中的不同推荐依据必然产生相同的推荐结果。此外, 偏好型推荐解释能够提升消费者对推荐系统的可理解性、信任感和接受程度(Marchand & Marx, 2020)。国内研究也发现, 突出用户相似性或产品相似性的推荐解释线索会差异化影响消费者点击意愿(王永贵, 刘冬梅, 2024)。由此可见, 推荐解释线索是连接后台推荐算法与消费者决策反应的重要界面。

推荐算法工具属于后台技术层面, 主要回答平台如何计算推荐结果, 其核心功能是生成推荐候选集; 而推荐解释线索则属于前端沟通层面, 主要回答平台如何向消费者解释推荐结果, 其核心功能是帮助消费者理解推荐结果的来源、依据和价值。本文关注的并不是不同推荐算法在技术准确性上的差异, 而是消费者可感知的推荐解释线索如何影响其在线决策行为。这一概念区分也意味着, 本文并不将基于用户推荐和基于产品推荐视为推荐算法的完整技术分类。事实上, 推荐系统在技术层面还包括协同过滤、基于内容推荐、混合推荐、矩阵分解和深度学习推荐等多种形式(Lops et al., 2011; Schafer et al., 2007)。尤其在用户行为数据稀疏、新品较多或冷启动情境下, 基于内容推荐和混合推荐具有重要价值(Lops et al., 2011; Schein et al., 2002)。本文聚焦的是电商平台中两类具有清晰心理差异且消费者能够直接感知的推荐解释线索: 相似用户型推荐解释线索和产品属性型推荐解释线索。前者突出与目标消费者偏好相似的其他用户所表现出的浏览、比较或选择行为, 后者突出候选产品与消费者当前关注产品或需求之间的属性、功能或类别匹配。

推荐解释线索之所以值得关注, 是因为它并不只是推荐结果旁边的辅助性说明, 而是消费者在线购物过程中理解推荐价值、分配注意资源和形成后续行为的重要线索。消费者在线购买并不是一次性决策, 而是包含购前信息搜索、购中选择决策和购后评价反馈的连续过程。顾客旅程研究强调, 消费者体验贯穿购买前、购买中和购买后多个接触点(Lemon & Verhoef, 2016); 更为重要的是, Lee 和 Hosanagar (2021)进一步发现, 推荐系统对产品浏览、浏览后转化和最终转化的影响并不相同, 说明推荐系统的作用具有明显阶段性。在购前信息搜索阶段, 消费者面对大量备选商品, 需要判断推荐结果是否值得点击, 以及是否有助于扩展或收敛搜索范围。此时, 推荐解释线索可能影响消费者对推荐结果相关性和探索价值的判断, 进而影响其搜索路径和考虑集形成。在购中选择决策阶段, 消费者需要在有限信息基础上评估产品适配性并降低选择风险。此时, 推荐解释线索可能影响消费者对推荐结果可信度、诊断性和不确定性的判断, 进而影响其选择信心和购买决策。在购后评价反馈阶段, 消费者评论不仅是购买后的行为结果, 也是后续消费者信息搜索和平台推荐优化的重要输入。在线评论会影响产品销售和消费者决策(Zhu & Zhang, 2010), 消费者口碑表达也受到信息分享、社会联结和说服等动机驱动(Berger, 2014)。因此, 推荐解释线索的影响可能跨越消费者从搜索、选择到反馈的完整在线决策过程, 但这并不意味着消费者需要在每个阶段重复接触同一解释线索。购前和购中阶段的作用主要来自消费者在搜索页、商品详情页、商品比较页、购物车或结算前页面对解释线索的即时接触; 购后阶段的作用则主要表现为前期解释线索所形成的推荐来源表征在购买和使用后的延续, 并可能在订单确认或评价邀请等触点中被再次激活。

基于上述不足, 本文从消费者多阶段决策视角出发, 探讨推荐解释线索如何影响消费者在线行为。具体而言, 本文将消费者在线决策过程划分为购前信息搜索、购中选择决策和购后评价反馈三个阶段, 重点考察相似用户型和产品属性型两类推荐解释线索如何分别影响消费者的搜索行为、选择行为和反馈行为, 并进一步区分解释线索的即时影响、跨阶段延续及评价触点再激活。通过回答上述问题, 本文旨在将推荐系统研究从后台算法工具推进到消费者可感知的前端解释线索, 并将行为结果从单一点击或购买拓展到购前、购中和购后的连续决策过程, 从而为平台优

化推荐解释、降低消费者信息负载和提升消费体验提供理论依据与实践启示。

2 国内外研究现状及进展分析

2.1 推荐解释线索的概念、类型与边界

早期推荐系统研究主要围绕推荐准确性、购买概率预测和销售表现展开。Ansari 等(2000)指出, 互联网推荐系统可以综合利用个人偏好、他人偏好、专家评价、商品特征和个体特征等信息生成推荐; Bodapati (2008)进一步从购买数据出发, 讨论推荐行动如何改变消费者购买行为; Fleder 和 Hosanagar (2009)则发现, 推荐系统不仅影响个体选择, 也可能改变平台销售多样性。这些研究奠定了推荐系统在营销领域的价值基础, 但其关注点主要是推荐系统如何生成推荐以及推荐是否有效等问题, 较少解释消费者如何理解推荐理由, 以及推荐理由如何进一步影响消费者的信息加工和行为反应。

随着推荐系统在电商平台中的广泛应用, 研究者开始关注推荐解释在消费者接受推荐过程中的作用。Herlocker 等(2000)较早指出, 推荐系统往往具有黑箱属性, 而解释界面能够提升系统透明度, 并帮助用户判断何时信任推荐结果, 相关研究也强调了解释透明性和信息呈现方式的重要性(Gedikli et al., 2014; Sinha & Swearingen, 2002; Xiao & Benbasat, 2007)。Tintarev 和 Masthoff (2015)进一步系统总结了推荐解释的设计与评价标准, 指出解释可以服务于透明性、说服力、信任、有效性、满意度和可控性等目标。Marchand 和 Marx (2020)则从消费者偏好表达出发, 发现偏好型解释能够提高自动化产品推荐的可理解性, 并缓解错误推荐对消费者信任、接受和满意度的损害。由此可见, 推荐解释并非推荐结果的附属信息, 而是连接算法输出与消费者心理加工的重要界面。

需要明确的是, 推荐算法工具与推荐解释线索属于两个不同层面(两者差异见表 1)。推荐算法工具是平台后台用于生成推荐候选集的技术方法, 包括协同过滤、基于内容推荐、混合推荐、矩阵分解和深度学习推荐等, 其核心功能是根据用户、商品和情境数据预测消费者可能感兴趣的产品。尤其在用户行为数据稀疏、新品较多或冷启动情境下, 基于内容推荐和混合推荐具有重要价值(Lops et al., 2011; Schein et al., 2002)。推荐解释线索是平台在前端突出呈现、用于向消费者说明“为什么推荐该商品”的信息。它可以通过语言标签、界面文案或视觉提示突出推荐所依据的相似用户行为、产品属性关系、个人历史或群体流行度等证据来源。与后台推荐算法工具不同, 推荐解释线索本身不承担候选产品生成, 但也不是可以任意附加于任何推荐结果之上的标签。解释内容应当具有相应的数据或产品关系基础, 并与平台实际使用的推荐依据保持一致。例如, “与您偏好相似的用户还浏览或比较了该商品”突出相似他人的行为证据, 而“该商品与您正在浏览的商品在关键属性上相似”则突出产品之间的属性或功能匹配。由此, 推荐解释线索本质上是一种面向消费者的信息沟通策略, 其作用在于帮助消费者理解推荐结果的来源、依据和价值, 并进一步影响消费者对推荐信息的相关性、可信度和有用性的判断(Herlocker et al., 2000; Tintarev & Masthoff, 2015)。

表 1 推荐算法工具与推荐解释线索的概念区分

比较维度	推荐算法工具	推荐解释线索
所属层面	后台技术层	前端呈现层
核心问题	推荐系统如何生成和排序候选产品	平台突出什么证据来说明推荐理由
典型形式	协同过滤、内容推荐、混合推荐、矩阵分解、深度学习推荐	“相似用户也购买” “与该商品相似”
消费者是否直接感知	通常不可直接感知	可直接感知
与推荐结果的关系	直接参与候选产品生成与排序	解释推荐依据; 真实平台中通常与推荐结果共同变化
本文定位	控制因素	核心自变量
识别策略	不直接比较算法准确性	固定候选产品及产品关系, 仅操纵具有客观依据的解释证据来源

注: 该表由作者团队自行整理

真实平台中, 不同推荐依据可能同时改变推荐结果及其解释方式。因此, 本文并不主张两类解释线索天然对应完全相同的推荐结果。为了识别前端解释线索的独立作用, 本文在研究设计中固定候选产品、价格、属性、销量和评价等信息, 仅操纵界面中突出呈现的解释证据来源。该处理是一种因果识别策略, 而不是对平台真实推荐生成过程的描述。

近年营销研究对基于用户和基于产品的推荐解释线索进行了直接检验。Gai 和 Klesse (2019)将推荐解释区分为基于用户的框架和基于产品的框架, 并证明在推荐结果保持一致的情况下, 仅改变推荐解释标签, 就会影响消费者点击行为。具体而言, 相似用户型推荐解释线索强调与目标消费者偏好相似的其他用户所表现出的浏览、比较或选择行为, 使消费者将推荐理解为来自相似他人的经验和社会参照; 产品属性型推荐解释线索强调候选产品与消费者当前关注产品或需求之间的属性、功能或类别关系, 使消费者将推荐理解为来自产品关系和属性诊断信息。国内研究也得到相近结论。王永贵和刘冬梅(2024)基于社会影响理论发现, 相比突出产品相似性的解释框架, 突出用户相似性的解释框架更容易提升消费者感知产品匹配性, 进而增强点击意愿, 但这一效应受到产品类型和推荐数量的调节。杨炳成等(2025)研究揭示了算法推荐解释线索对消费者采纳意愿的影响具有匹配效应, 即对于体验购买, 消费者更愿意采纳基于用户(vs.产品)的算法推荐解释线索; 对于实物购买, 消费者更愿意采纳基于产品(vs.用户)的算法推荐解释线索。这些研究说明, 推荐解释线索并非简单的界面标签, 而是智能营销情境中能够影响消费者理解和接受推荐信息的重要前端线索。

推荐解释可以依据不同的信息来源进行设计, 本文并不试图将全部解释方式归入两个类别。相似用户型推荐解释线索的必要条件是明确出现与目标消费者具有偏好相似性的其他用户, 并以这些用户的浏览、比较或选择行为说明推荐理由。个人历史型解释虽然也使用用户数据, 但其信息来源是目标消费者自身, 不包含相似他人的社会参照; 总体流行度型解释反映全部用户的总体选择比例, 也不必然意味着这些用户与目标消费者具有相似性。由于个人历史、总体流行度和相似用户信息分别突出自我相关性、群体受欢迎程度和社会相似性, 可能激活不同的心理机制, 本文仅将明确包含“相似用户”信息的解释纳入相似用户型推荐解释线索, 各类解释线索的边界与例句见表 2。

相似用户型推荐解释线索也不必然对应互补品, 其所对应的产品关系取决于解释中使用的用户行为类型。当解释依据是共同购买行为时, 推荐结果更可能表现为互补品; 当解释依据是共同浏览、共同比较或比较后的最终选择时, 推荐结果也可以表现为同品类替代品。类似地, 产品属

表 2　推荐解释线索的类型边界与典型例句

解释类型	核心定义	典型例句	是否纳入本文
相似用户型	依据与目标消费者偏好相似的其他用户的行为解释推荐	“与您偏好相似的用户还浏览了该商品” “与您偏好相似的用户在比较后更多选择了 A”	是
产品属性型	依据产品属性、功能、类别或需求匹配解释推荐	“该商品与您正在浏览的商品在关键属性上相似” “A 与您关注的使用需求最匹配”	是
个人历史型	依据目标消费者自身的浏览或购买历史解释推荐	“根据您过去的购买记录为您推荐”	否
总体流行度型	依据全部用户的选择比例或总体受欢迎程度解释推荐	“85%的用户最终选择了 A”	否
相似群体比例型	依据相似用户群体的选择比例解释推荐	“与您偏好相似的用户中, 85%最终选择了 A”	是
专家或情境型	依据专家、地区、天气或平台筛选解释推荐	“专家推荐” “根据您所在地区推荐”	否

注: 本文聚焦相似用户型与产品属性型两类具有清晰心理差异的推荐解释线索。相似群体比例型可视为相似用户型线索的量化呈现; 个人历史型、总体流行度型以及专家或情境型解释不纳入本文的核心比较。

性型线索既可以突出同品类产品之间的属性相似性，也可以突出主产品与配件之间的功能适配性。为避免解释线索与产品关系混淆，本文主研究在同品类替代品集合中比较相似用户的浏览、比较或最终选择线索与产品属性匹配线索；共同购买情境仅用于互补品条件下的补充分析。

2.2 推荐解释线索对信息加工的差异性影响

从消费者行为视角看，推荐解释线索之所以能够影响消费者决策，是因为它改变了消费者对推荐信息的加工方式。构造性选择理论认为，消费者偏好并非总是预先稳定存在，而会受到任务目标、信息呈现方式和认知资源的影响(Bettman et al., 1998)。在线推荐情境中的解释标签，正是一种能够引导消费者注意、推断和判断的信息线索。已有研究显示，推荐解释的类型会影响用户对推荐系统的透明性、有效性和满意度评价(Gedikli et al., 2014; Nunes & Jannach, 2017)，个性化和社会化推荐解释也会影响用户对推荐来源的信任(Kunkel et al., 2019)。由此可见，推荐解释线索并不是简单的界面文案，而是能够改变消费者信息加工方向的重要线索。因此，在候选产品及其他产品信息保持一致的研究识别条件下，推荐解释所突出证据来源的差异仍可能引导消费者形成不同的信息加工方向，并进一步影响其后续决策行为。

2.2.1 推荐解释线索类型对信息一致性感知的影响

相似用户型推荐解释线索通常以“与您偏好相似的用户还浏览了该商品”“与您偏好相似的用户还收藏或比较了这些商品”等方式呈现推荐理由。浏览、收藏和比较行为可以发生在消费者对多个同类产品进行选择的过程中，因此不会预设同一消费者购买多个品牌或型号的同类产品。由于用户偏好通常具有异质性、情境性和动态性，相似用户型线索容易使消费者将推荐信息感知为多元个体偏好来源的结果。推荐多样性研究表明，用户偏好推荐线索可能引发更丰富的选择联想，并影响推荐结果或销售结果的多样性(Fleder & Hosanagar, 2009; Lee & Hosanagar, 2019; Ziegler et al., 2005)。此外，结合基于用户与基于物品方法的推荐研究也指出，用户偏好信息能够拓展推荐多样性和个性化程度(Wang & Yin, 2013)。在消费者感知层面，这意味着相似用户型线索更容易激活相似用户偏好以及个性化匹配等心理线索，使消费者认为推荐信息来源更加开放和多样，从而导致其对于推荐产品信息的一致性感知相对较弱。相比之下，产品属性型推荐解释线索通常以“与该商品相似”以及“相似商品推荐”等方式呈现推荐理由。这类解释会将消费者的注意力引向商品之间的属性、类别或使用场景相似性，使消费者更容易把同一推荐列表理解为围绕目标商品展开的相似选择集合。这种产品属性型推荐解释主要通过物品之间的相似性关系说明推荐理由，其逻辑具有较强的直观性和可解释性(Linden et al., 2003; Sarwar et al., 2001)。因此，当同一推荐列表被解释为“与该商品相似”时，消费者更可能关注推荐商品之间的共同属性和类别连贯性，从而形成更高的信息一致性感知。

2.2.2 推荐解释线索类型对信息确定性感知的影响

相似用户型推荐解释线索通过突出与目标消费者偏好相似的其他用户所表现出的浏览、比较或选择行为，使消费者将推荐理由理解为来自相似他人的经验和社会证明(Bu et al., 2016; Ha & Lee, 2017)。相似用户行为与情境信息可用于个性化推荐(Xu et al., 2019)。在消费者感知层面，相似他人的浏览、比较或选择行为可提供社会参照，帮助消费者判断产品适用性，因而可能降低不确定性感知。当消费者看到“与您偏好相似的用户在比较后更多选择了 A”等信息时，可以借助相似他人的判断推断产品的适用性，从而降低对推荐产品的不确定性感知。

相比之下，产品属性型推荐解释线索突出候选产品与消费者当前关注产品或需求之间的属性、功能或类别匹配(Huang et al., 2007)。该线索能够帮助消费者判断产品之间是否相似或是否符合需求，但较少提供相似他人的选择经验和社会验证信息，因此其降低产品不确定性的作用相对有限(Xu et al., 2020)。

2.2.3 推荐解释线索类型对推荐信息社交性感知的影响

社交性感知是指消费者在接触推荐信息时，感知该信息是否包含他人偏好、群体选择、用户互动或社会联结等社会性线索(Lu et al., 2016)。需要强调的是，并非所有使用用户数据的推荐解释都会产生相同的社交性感知。个人历史型解释主要激活消费者对自身既有偏好的回忆，总体流行度型解释主要提供产品受欢迎程度信息；只有明

确提及与目标消费者具有偏好相似性的其他用户时, 解释线索才更可能同时激活社会参照、共同偏好和潜在社会联结。相似用户型推荐解释线索明确提及“与目标消费者偏好相似的其他用户”, 使消费者更容易感知自己与这些用户之间存在共同偏好或隐性联系, 并将推荐产品理解为被相似群体共同选择或认可的对象。相关研究发现, 在线消费者之间的知识交流能够提升感知价值并影响忠诚意向(Gruen et al., 2006); 在社会商务情境中, 互动、推荐和反馈等特征与感知价值及再购买意愿正向相关, 感知价值在其中发挥中介作用(Guo & Li, 2022)。这些结果为社会性信息影响价值感知和行为意愿提供了相关证据。因此, 相似用户型推荐解释线索更容易激活消费者对他人偏好、群体认可和社会联结的感知, 从而提升其对推荐信息的社交性感知。相比之下, 产品属性型推荐解释线索主要突出推荐对象之间的属性、功能或类别相似性(Papadimitriou et al., 2012), 使消费者更容易将推荐信息理解为围绕当前关注产品或需求形成的属性匹配信息, 而较少感知到他人选择、群体偏好或用户互动的存在。由于这类解释弱化了用户连接和社会参照线索, 消费者较难从中感知到明显的人际互动或群体认可信号, 其对推荐信息的社交性感知也相对较低。图 1 汇总了推荐解释线索对信息加工的差异性影响。

综上, 在候选产品及其他信息保持一致的研究识别条件下, 推荐解释所突出证据来源的差异会改变消费者对推荐信息的主观加工方向。产品属性型线索突出产品属性、功能和类别关系, 更容易提升信息一致性感知; 相似用户型线索突出相似他人的浏览、比较和选择行为, 更容易提供社会证明并提升信息确定性感知, 同时激活推荐信息中的社会参照和潜在联结。上述信息加工差异分别为购前搜索、购中选择和购后评价反馈提供心理基础。

2.3　推荐解释线索与消费者在线多阶段行为

2.3.1　购前搜索行为

在购前信息搜索阶段, 相关研究主要关注推荐系统如何影响消费者的信息搜索、商品浏览和考虑集形成。购前搜索阶段的解释线索主要出现在平台首页、搜索结果页、类目页和商品详情页, 其作用是帮助消费者发现商品并扩展或收敛考虑集。Häubl 和 Trifts (2000)发现, 在线决策辅助工具能够改善消费者的考虑集质量并提高决策效率, 说明平台提供的推荐和比较工具会改变消费者早期信息搜索过程。Senecal 和 Nantel (2004)也表明, 在线产品推荐会影响消费者的产品选择, 且推荐来源会改变消费者对推荐信息的接受程度。随着个性化推荐的发展, 研究进一步发现, 推荐系统能够通过降低信息搜索成本、提高匹配效率和引导注意力来影响消费者浏览路径和点击行为(Xiao & Benbasat, 2007)。在推荐解释线索研究中, Gai 和 Klesse (2019)发现, 即使推荐结果保持一致,

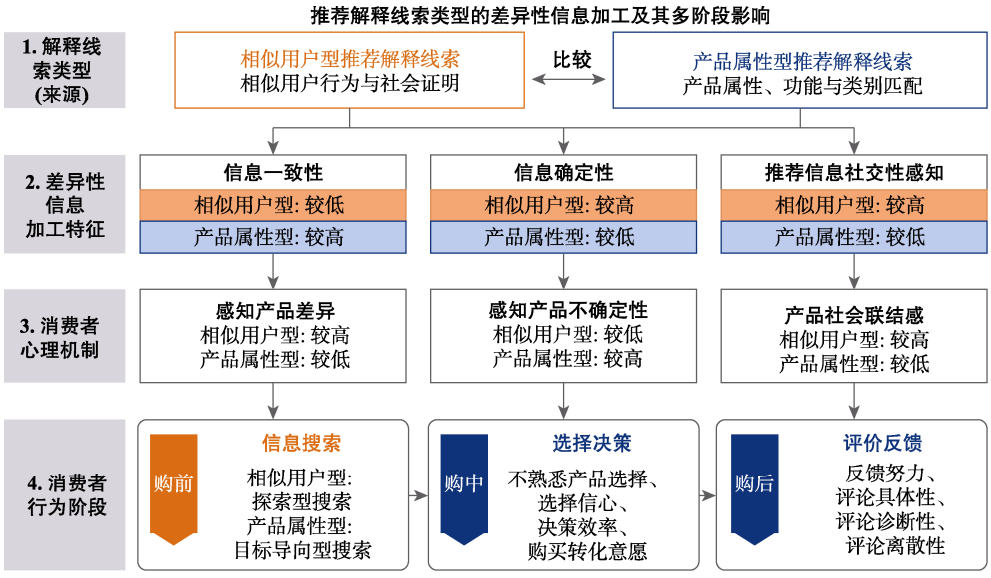


图 1　推荐解释线索对信息加工的差异性影响

仅改变推荐解释线索，也会影响消费者搜索点击率；而王永贵和刘冬梅(2024)也发现，突出用户相似性或产品相似性的推荐解释线索会影响消费者的搜索点击意愿。由此可见，购前阶段的研究已经表明，推荐系统及其解释方式能够影响消费者是否注意、点击和进一步搜索推荐商品。

2.3.2 购中选择行为

在购中选择决策阶段，已有研究更多关注推荐系统如何影响消费者选择质量、购买意愿和转化行为。购中选择阶段并不意味着消费者已经离开推荐环境，而是其决策任务已经由广泛搜索转向候选集内的比较和最终选择。此时，解释线索可以出现在商品比较页、详情页的备选比较模块、购物车页或结算前确认页。例如，平台可以呈现“与您偏好相似的用户在比较后更多选择了 A”，也可以呈现“A 与您关注的关键属性最匹配”。前者突出相似他人的比较与选择经验，后者突出候选产品与消费者需求之间的属性匹配。早期在线决策辅助研究指出，平台推荐工具可以通过减少搜索成本和增强产品比较便利性，提高消费者决策效率(Häubl & Trifts, 2000)。Bodapati (2008)从购买数据出发，讨论推荐行动如何改变消费者购买概率，说明推荐系统不仅影响浏览，也会影响最终购买。Lee 和 Hosanagar (2021)进一步基于大型电商随机现场实验发现，推荐系统对产品浏览、浏览后转化和最终转化的作用并不相同，并且这种作用会受到产品属性和评论信息的调节。这一研究说明，推荐系统在购中阶段的影响并非单纯延续购前点击效应，而是与消费者对产品属性、评论质量和选择风险的判断有关。推荐解释研究也显示，解释能够影响用户对推荐系统的信任、透明性和满意度(Gedikli et al., 2014; Tintarev & Masthoff, 2015)，偏好型推荐解释还能够缓解错误推荐对消费者信任和接受的损害(Marchand & Marx, 2020)。这些研究共同表明，推荐解释线索可能通过影响消费者对推荐信息可信度、诊断性和确定性的判断，进一步作用于购中选择过程。

2.3.3 购后反馈行为

在购后评价反馈阶段，相关研究主要集中于在线评论、电子口碑和消费者反馈行为。在线评论不仅是消费者购买后的行为结果，也是后续消费者信息搜索和平台推荐优化的重要输入。需要进一步区分的是，购后阶段可能包括订单完成后的关联商品推荐和购买后的评价反馈两类行为。前者关注消费者是否继续购买其他商品，后者关注消费者如何将产品使用体验转化为评价信息。本文购后阶段的核心结果变量是评价反馈努力与反馈质量，而不是消费者在支付后是否继续购买其他推荐商品。Zhu 和 Zhang (2010)发现，在线评论会影响产品销售，且这种影响受到产品和消费者特征调节。Hennig-Thurau 等(2004)指出，消费者在意见平台上发布电子口碑，往往受到社会互动、帮助他人、经济激励和自我提升等多重动机驱动。Berger (2014)进一步总结了口碑传播研究，指出消费者分享信息既可能服务于说服他人，也可能服务于社会联结和自我呈现。近年来，评论写作研究还发现，外部激励会改变评论内容的情绪表达和评论写作体验(Woolley & Sharif, 2021)。这些研究说明，购后评价反馈不是简单的购买后附属行为，而是消费者将自身体验转化为可被他人使用的信息的过程。不过，相比购前点击和购中购买，现有研究较少直接讨论推荐解释线索如何影响消费者购后反馈意愿、评论努力和评论诊断性。

2.3.4 推荐解释线索对多阶段在线行为的影响

顾客旅程研究指出，消费者体验贯穿购买前、购买中和购买后多个接触点，企业需要从动态过程而非单一交易结果理解消费者在线行为(Lemon & Verhoef, 2016)。消费者在线购买可以被理解为一系列相互衔接的任务完成过程，包括浏览、搜索、比较、转化等阶段(Sismeiro & Bucklin, 2004)。因此，推荐系统或推荐解释线索对消费者行为的影响，也应放在这一连续决策过程中加以理解，而不宜仅从单一点击或购买结果加以判断。从跨阶段视角看，推荐解释线索的影响并非一次性的刺激反应，而可能贯穿消费者从搜索、选择到反馈的完整过程。Lee 和 Hosanagar (2021)的研究直接说明，推荐系统在产品浏览、浏览后转化和最终转化等阶段具有差异化作用。本文对购前搜索、购中选择和购后反馈的划分，主要依据消费者在不同时间承担的决策任务，而不是仅根据是否完成支付进行机械划分。购前阶段的核心任务是发现产品并扩展或收敛考虑集；购中阶段的核心任务是在已有候选产品之间进行比较、降低不确定性并形成最终选择；购后阶段的核心任务则是根据实际消费体验形成评价和反馈。因此，推荐解释线索在三个阶段中的作用形式并不

完全相同: 购前和购中阶段主要体现为解释线索的即时影响, 购后阶段则主要体现为前期线索的跨时延续或其在评价触点中的再激活。

在购中选择阶段, 消费者虽然已经形成初步考虑集, 但尚未完成最终选择, 因而仍会在商品比较页、购物车页和结算前页面接触推荐信息。例如, 现实电商系统可以在购物车中呈现“购买这些商品的顾客还购买了”“浏览这些商品的顾客最终购买了”以及“更多类似商品”等推荐标签。这些标签通过其他消费者的选择行为或商品之间的属性、功能关系, 为消费者比较候选产品、判断产品适配性和降低选择不确定性提供依据。因此, 消费者进入购中阶段后仍然可能接触推荐解释线索, 只是该线索的功能已经由扩展搜索空间转变为支持候选产品比较和最终选择。

购后阶段需要进一步区分商品推荐触点与评价反馈触点。一方面, 消费者完成支付后仍可能在支付完成页、订单确认页或订单状态页接触以刚完成订单为依据的关联推荐。例如, Adobe Commerce 支持在订单确认页呈现“购买该商品的顾客还购买了”或“更多类似商品”等推荐, Shopify 允许商家在支付完成后、进入订单状态页之前呈现购后商品推荐, 淘宝也将支付完成页面列为商品推荐的实际应用场景。这说明支付完成并不意味着消费者立即离开推荐环境。但上述推荐主要服务于关联购买, 并不是本文购后评价反馈机制成立的必要条件。

另一方面, 本文所关注的购后评价反馈并不以消费者再次接收新的商品推荐为必要条件。消费者在购前或购中阶段接触的推荐解释线索会形成对推荐来源的心理表征, 该表征可能在产品使用后继续影响其对产品与其他消费者关系的理解。如果评价邀请重现了此前的推荐依据, 平台还可能重新激活这一来源表征。例如, eBay 在购后评价提醒中强调消费者的反馈能够帮助其他买家作出判断, 京东也强调真实、有价值的评价可以为其他消费者购物提供参考。上述一般性评价邀请可体现反馈的社会贡献价值, 但不能直接证明前期推荐来源表征被重新激活。购后反馈阶段因此主要体现为前期解释线索的延迟行为结果; 只有评价触点重现此前推荐依据时, 才涉及来源表征的再激活, 而非重新推荐已购买商品。

2.4　研究现状的总体评述

总体来看, 已有研究为理解推荐系统的营销价值奠定了重要基础, 但仍存在进一步拓展空间。早期研究主要关注推荐算法如何生成更准确的推荐, 以及推荐系统如何影响点击、购买概率和销售表现, 较少讨论消费者如何理解推荐理由。近年来, 推荐解释研究开始强调解释信息在提升透明性、信任、说服力和满意度方面的作用, 说明推荐解释并非算法结果的附属说明, 而是连接算法输出与消费者信息加工的重要线索。然而, 现有研究仍存在三方面不足。第一, 现有研究尚未充分区分后台推荐依据、前端推荐解释线索和消费者实际感知的解释内容, 也未明确个人历史、总体流行度、相似用户和产品属性等不同解释线索的概念边界。第二, 已有研究在比较用户信息和产品信息时, 较少控制推荐产品之间的替代或互补关系, 导致解释证据来源效应可能与推荐产品关系效应相混淆。第三, 已有研究多关注推荐解释对点击、信任或采纳意愿的单一影响, 较少结合具体平台触点考察解释线索如何在购前搜索、购中选择和购后反馈阶段产生差异化作用, 也较少区分解释线索的即时作用、跨时延续与评价触点再激活。基于此, 本文聚焦相似用户型和产品属性型两类具有清晰心理差异的推荐解释线索, 通过固定候选产品及其产品关系识别解释证据来源的独立作用, 并将其置于“购前搜索—购中选择—购后反馈”的连续决策过程中, 分析其阶段触点、心理机制和行为结果。

3　研究构想

根据上述理论逻辑, 并参考 Lee 和 Hosanagar (2021)关于消费者跨阶段决策的研究, 本文提出三个相互衔接的研究主题。三个主题共同考察相似用户型和产品属性型推荐解释线索如何通过阶段性信息加工影响消费者行为: 购前阶段, 解释线索通过信息一致性感知影响产品差异感知, 进而影响搜索策略; 购中阶段, 解释线索通过信息确定性感知影响产品不确定性感知, 进而影响选择行为; 购后阶段, 前期解释线索所形成的推荐来源表征通过推荐信息社交性感知影响产品社会联结感, 进而影响评价反馈。三个阶段共同构成“搜索—选择—反馈”的连续行为链条, 产品使用是选择与反馈之间的必要经历。本研究的主要内容如图 2 所示。



图 2 推荐解释线索影响消费者在线多阶段行为的整合框架

3.1 阶段一: 推荐解释线索类型对消费者购前信息搜索的影响

在购前搜索阶段, 消费者需要根据平台提供的信息线索判断哪些商品值得进一步浏览、比较并纳入考虑集。产品属性型推荐解释线索通常以“与该商品相似”以及“相似商品推荐”等方式呈现推荐理由。这类解释会促使消费者将推荐列表理解为围绕目标商品展开的属性匹配集合, 从而更容易关注商品之间的类别、功能、属性或使用场景相似性(Gai & Klesse, 2019; Lops et al., 2011)。因此, 当同一推荐列表被解释为“与该商品相似”时, 消费者更可能感知这些商品属于同一问题解决集合, 产品之间差异较小, 选择目标也更明确。相反, 相似用户型推荐解释线索会将消费者的注意力引向相似他人的偏好和行为, 而非产品属性相似性。在购前搜索任务中, 这类线索更容易激活“相似用户偏好”“他人也感兴趣”和“可能存在意外发现”等心理线索。推荐多样性研究也表明, 偏好多元性和主题多样化会影响用户对推荐列表丰富性和探索价值的判断(Fleder & Hosanagar, 2009; Lee & Hosanagar, 2019; Ziegler et al., 2005)。因此, 在消费者感知层面, 相似用户型线索更容易使同一推荐列表被理解为更加开放、多元和具有探索价值的选择集合, 从而增强感知产品差异。

感知产品差异是消费者基于产品属性、质量、价值或使用场景, 对不同产品之间差异程度形成的主观判断(Okolo et al., 2015)。当消费者感知推荐商品之间差异较小时, 推荐列表更容易被归入同一类别或同一目标集合, 消费者也更容易形成明确的搜索目标。目标系统理论认为, 明确目标会收窄个体注意范围, 使其更集中地处理目标相关信息(Kopetz et al., 2012)。消费者搜索研究区分了目标导向型搜索与探索型搜索, 后者通常与信息兴趣、发现新选择和更宽泛的浏览动机相关(Bloch et al., 1986; Moe, 2003)。因此, 产品属性型

推荐解释线索通过降低感知产品差异, 更容易促使消费者采用目标导向型搜索策略, 表现为较低的搜索广度、较低的点击多样性和较集中的考虑集。相反, 当消费者感知推荐商品之间差异较大时, 推荐列表更容易被理解为包含多种潜在可能性的探索空间。此时, 消费者需要比较更多属性维度、使用场景和潜在需求, 因而更可能扩大搜索范围并点击更多不同类型的商品。此外, 较高的选择多样性虽然可能增加复杂性, 但也会促使消费者在更宽的选择空间中进行比较和筛选(Huffman & Kahn, 1998), 从而导致探索型搜索行为(Janiszewski, 1998)。因此, 相似用户型推荐解释线索通过增强感知产品差异, 更容易促使消费者采用探索型搜索策略, 表现为较高的搜索广度、较高的点击多样性和更多样化的考虑集。

命题 1-1: 相比相似用户型推荐解释线索, 产品属性型推荐解释线索更容易促使消费者形成目标导向型搜索策略, 并表现为较低的搜索广度、较低的点击多样性和较集中的考虑集; 而相似用户型推荐解释线索更容易促使消费者形成探索型搜索策略, 并表现为较高的搜索广度、较高的点击多样性和更多样化的考虑集。

命题 1-2: 感知产品差异在推荐解释线索类型对消费者购前搜索策略的影响中起中介作用。

3.2　阶段二: 推荐解释线索类型对消费者购中选择决策的影响

在购中选择阶段, 消费者的核心任务是从候选产品中完成最终选择。这一阶段可以具体对应消费者进入商品比较页、购物车页或结算前确认页之后的决策过程。在同品类替代品选择情境中, 两组消费者看到完全相同的 A、B 两款候选产品。相似用户型条件呈现“与您偏好相似的用户在比较后更多选择了 A”; 产品属性型条件呈现“A 与您关注的关键属性最匹配”。两种解释均指向 A 产品, 并保持产品价格、属性、销量和评价信息一致, 由此识别解释证据来源的独立影响。

在线购物情境下, 消费者通常无法直接触摸、试用或完整体验产品, 因此容易面临产品质量、适配性和使用结果方面的不确定性(Dimoka et al., 2012; Xu et al., 2020)。在固定候选产品及其价格、属性、销量和评价等信息的研究条件下, 推荐解释线索在这一阶段的作用主要体现为突出不同的判断证据, 进而影响消费者对候选产品风险、适配性和可选择性的判断。相似用户型推荐解释线索会使消费者将推荐结果理解为经过相似用户偏好和行为验证的选择, 从而提供一种社会证明线索。已有研究表明, 消费者会根据他人选择、相似他人偏好和推荐来源判断产品是否值得选择(Naylor et al., 2012; Senecal & Nantel, 2004)。Gai 和 Klesse (2019)也指出, 基于用户的推荐解释不仅传递产品匹配信息, 还传递相似用户之间的品味匹配信息, 使消费者能够借助相似他人的偏好预测自己对推荐产品的喜好。因此, 在推荐内容保持一致的情况下, 相似用户型线索更容易为消费者提供相似他人已经选择或认可的确定性线索。

相比之下, 产品属性型推荐解释线索主要强调商品之间的属性或功能相似性, 能够帮助消费者理解推荐产品与目标产品之间的匹配关系。产品属性、类别和功能特征是消费者理解产品匹配的重要依据(Huang et al., 2007; Lops et al., 2011)。然而, 在购中阶段, 消费者不仅需要判断产品是否相似, 还需要判断该产品是否值得选择、是否适合自己以及购买后是否能满足预期。由于产品属性型线索主要提供属性匹配线索, 较少提供相似用户经验或社会验证信息, 因此其降低不确定性的作用相对有限。

感知产品不确定性进一步影响购中选择行为。已有研究表明, 感知风险会抑制消费者的线上购买意愿(Nepomuceno et al., 2014)。另有研究发现, 在低风险产品且群体关系较为亲近的共有消费情境中, 感知风险的降低会促进消费者选择不熟悉产品(冉雅璇 等, 2022)。这一结果虽不直接检验推荐解释, 却为风险感知与不熟悉产品选择之间的关系提供了相关证据。据此, 本文推测, 相似用户经验等外部线索若能降低推荐产品的不确定性, 可能提高消费者接受不熟悉产品的意愿。同时, 产品不确定性还会影响消费者的选择信心、决策效率和购买转化意愿。已有研究表明, 消费者先验知识和外部信息线索会影响判断质量、决策流畅性和购买意愿(Häubl & Trifts, 2000; Hong & Sternthal, 2010; Lee & Hosanagar, 2021)。因此, 当相似用户型推荐解释线索降低消费者对推荐产品的不确定性感知时, 消费者不仅更可能选择不熟悉产品, 也更可能表现出更高的选择信心、更高的决策效率和更强的购买转化意愿。

命题 2-1: 相比产品属性型推荐解释线索, 相

似用户型推荐解释线索更容易降低消费者对推荐产品的不确定性感知, 从而提高消费者选择不熟悉产品的可能性, 并表现为更高的选择信心、更高的决策效率和更强的购买转化意愿。

命题 2-2: 感知产品不确定性在推荐解释线索类型对消费者购中选择行为的影响中起中介作用。

3.3 阶段三: 推荐解释线索类型对消费者购后评价反馈的影响

在购后阶段, 消费者的核心任务是将购买和使用体验转化为评分、评论和口碑信息。消费者发布口碑常受到信息分享、帮助他人、社会联结和自我呈现等动机驱动(Berger, 2014; Hennig-Thurau et al., 2004)。消费者在购前或购中阶段接触的“与您偏好相似的用户在比较后更多选择了 A”等解释线索, 会形成关于推荐来源的心理表征。购买和使用后, 该表征可能继续影响消费者对自身消费体验与相似用户之间关系的理解。相似用户型线索使消费者将产品选择与相似他人的经验和群体选择相连接, 更容易激活“我的反馈可能帮助相似消费者”的心理联想, 从而增强产品社会联结感。社会注意研究表明, 当信息涉及他人或社会互动时, 个体更可能投入注意并进行深入加工(Capozzi & Ristic, 2018); 推荐解释研究也发现, 社会化解释能够影响用户对推荐对象的接受和加工(Sharma & Cosley, 2013)。相比之下, 产品属性型线索主要使消费者将推荐理解为产品属性、功能或需求匹配, 较少激活消费者与其他用户之间的社会关联, 因此对产品社会联结感的促进作用相对较弱。

产品社会联结感进一步影响消费者购后反馈的投入程度与信息质量。当消费者感知自己的购买体验与相似用户或后续消费者存在联系时, 评论行为不再只是个人态度表达, 而会被理解为面向他人的信息贡献。电子口碑研究表明, 消费者发布评论的重要动机包括帮助其他消费者、进行社会互动和传递消费经验(Berger, 2014; Hennig-Thurau et al., 2004)。因此, 产品社会联结感越强, 消费者越可能投入更多认知努力生成有助于他人判断的反馈。具体而言, 这种高努力反馈主要体现在三个方面: 第一, 评论具体性更高, 即评论更可能包含具体产品属性、使用场景和体验细节。原因在于, 个体为了使生成的评论更加有用, 会提供更充分的体验细节并增强内容具体性(Mudambi & Schuff, 2010; Shin et al., 2019; Srivastava & Kalro, 2019)。第二, 评论诊断性更高, 即评论更有助于后续消费者判断产品质量、适配性和购买风险。在线评论能够降低消费者信息不对称, 并通过提供诊断性信息影响后续消费者决策(Filieri, 2015; Siering et al., 2018; Zhu & Zhang, 2010)。第三, 评论离散性更高, 即评论更可能提供区别于模板化、默认化或重复性评价的新增信息(Srivastava & Kalro, 2019; Willemsen et al., 2012; Woolley & Sharif, 2021)。据此, 本文提出如下命题:

命题 3-1: 相比产品属性型推荐解释线索, 相似用户型推荐解释线索更容易增强消费者的产品社会联结感, 从而提高消费者购后反馈努力, 并表现为更高的评论具体性、更高的评论诊断性和更高的评论离散性; 相反, 产品属性型推荐解释线索对消费者购后反馈努力的促进作用相对较弱。

命题 3-2: 产品社会联结感在推荐解释线索类型对消费者购后评价反馈行为的影响中起中介作用。

3.4 推荐解释线索类型对多阶段在线行为影响的边界条件

3.4.1 购前搜索边界: 购物目标具体性

购物目标具体性是影响推荐解释线索作用于购前搜索行为的重要边界条件。目标具体性研究强调目标的明确程度(Wright & Kacmar, 1994)。在购物情境中, 购物目标具体性指消费者是否具有明确、具体的购物目标(Lee & Ariely, 2006)。当消费者尚未形成明确购物目标时, 其信息搜索通常更开放, 也更容易受到外部信息线索的影响。已有研究表明, 当个体目标较不具体时, 会更倾向于保持开放性思维, 并仔细考虑不同选择方案(Fujita et al., 2007)。当购物目标较不具体时, 产品属性型推荐解释线索通过强调产品之间的属性、功能或类别相似性, 更容易使消费者感知推荐列表具有较低的产品差异性, 从而形成目标导向型搜索, 表现为较低的搜索广度、较低的点击多样性和较集中的考虑集。相反, 相似用户型推荐解释线索通过强调相似用户偏好和他人选择, 更容易使消费者感知推荐列表具有较高的产品差异性, 从而形成探索型搜索, 表现为较高的搜索广度、较高的点击多样性和更多样化的考虑集。当消费者在搜索前已经形成具体购物目标时, 其注意力和信息加工会更多围绕既定目标展开。Lee 和

Ariely (2006)指出, 消费者购物目标越具体, 其后续搜索和判断越容易受到目标约束。具体的目标会收窄个体的信息加工范围, 使其优先关注与目标实现直接相关的信息(Kopetz et al., 2012)。因此, 当购物目标具体性较高时, 消费者更可能忽略或弱化推荐解释线索中与既定目标无关的线索, 对推荐列表中其他潜在选项的关注也会减少(Huh et al., 2016)。此时, 即使相似用户型推荐解释线索激活了探索线索, 消费者也可能因既有目标约束而维持较低的搜索广度、较低的点击多样性和较集中的考虑集。据此, 本文提出如下命题:

命题 4-1: 消费者购物目标具体性调节推荐解释线索类型对购前搜索行为的影响。当消费者购物目标较不具体时, 推荐解释线索更容易通过感知产品差异影响消费者的搜索策略、搜索广度、点击多样性和考虑集结构; 当消费者有具体的购物目标时, 消费者的信息加工受到既定目标约束, 上述效应减弱。

3.4.2　购中选择边界: 产品知识水平

产品知识水平是影响推荐解释线索作用于购中选择行为的重要边界条件。产品知识反映消费者对某一产品类别、属性和使用经验的熟悉程度。已有研究表明, 较高产品知识的消费者更倾向于依靠自身知识结构进行判断, 而不是单纯依赖外部线索(Raju et al., 1995)。Hong 和 Sternthal (2010)也指出, 消费者先验知识会影响其信息加工策略和判断方式。因此, 当消费者产品知识水平较高时, 其具备较强的产品辨别能力和属性评估能力, 推荐解释线索所提供的相似用户偏好或产品属性匹配线索, 对其感知产品不确定性和选择行为的影响会相对减弱。相反, 当消费者产品知识较低时, 其对产品属性、质量表现和适配性的判断能力有限, 更容易依赖外部信息线索来降低不确定性。在这种情况下, 推荐解释线索会成为影响消费者购中选择的重要依据。尤其是相似用户型推荐解释线索通过强调“与您偏好相似的用户在比较后更多选择了 A”等线索, 为消费者提供相似他人选择经验和社会证明, 从而有助于降低其对推荐产品的不确定性感知。风险与不确定性研究表明, 当消费者缺乏充分知识或经验时, 外部信息线索能够降低感知风险并影响购买判断(Littler & Melanthiou, 2006; Nepomuceno et al., 2014)。因此, 对于低产品知识消费者而言, 相似用户型推荐解释线索更容易降低其感知产品不确定性, 使其更愿意选择不熟悉产品, 并表现出更高的选择信心、更高的决策效率和更强的购买转化意愿。据此, 提出如下命题:

命题 4-2: 消费者产品知识水平调节推荐解释线索类型对购中选择行为的影响。当消费者产品知识水平较低时, 推荐解释线索更容易通过感知产品不确定性影响消费者的不熟悉产品选择、选择信心、决策效率和购买转化意愿; 当消费者产品知识水平较高时, 消费者更依赖自身知识进行判断, 上述效应减弱。

3.4.3　购后反馈边界: 认知负载

认知负载是影响推荐解释线索作用于购后评价反馈行为的重要边界条件。购后评论并非简单的态度表达, 而是消费者将购买和使用体验转化为可供他人参考的信息内容。生成高质量评论需要消费者回忆使用体验、筛选相关信息、组织语言并提供具有诊断价值的内容, 因此会消耗一定认知资源。认知负载理论认为, 个体可用于信息加工的认知资源是有限的, 当任务负荷较高时, 个体更难进行深度加工和复杂信息整合(Paas et al., 2003; Sweller, 1988)。自我控制和资源消耗研究也表明, 当个体资源受限时, 会倾向于减少额外心理努力, 并依赖更省力的加工方式(Baumeister & Vohs, 2018; Hagger et al., 2010)。当消费者认知负载较高时, 其信息加工资源受限, 即使感受到与相似用户之间的社会联结, 也可能难以投入额外努力生成高质量评论。此时, 消费者更可能采用低努力反馈方式, 如简短评价、重复性表达或模板化评论, 以降低认知消耗。已有研究显示, 认知负载会削弱个体的系统性加工, 使其更依赖启发式线索或简化反应(Bodenhausen, 1990; Sweller, 1988)。

相反, 当消费者认知负载较低时, 其拥有较充足的认知资源处理推荐解释线索所激活的社会线索。此时, 相似用户型推荐解释线索更容易通过“相似用户”“他人经验”等线索增强消费者的产品社会联结感, 使其将评论行为理解为面向相似用户的信息贡献。口碑研究表明, 消费者发布评价常受到帮助他人、社会联结和自我呈现等动机驱动(Berger, 2014; Hennig-Thurau et al., 2004)。在较低认知负载条件下, 消费者更有能力将这种社会性动机转化为高努力反馈, 表现为更高的评论

具体性、评论诊断性和评论离散性。在线评论研究也表明, 评论深度、内容丰富性、论证质量和文本特征会影响评论帮助性与感知价值(Mudambi & Schuff, 2010; Siering et al., 2018; Srivastava & Kalro, 2019)。

命题 4-3: 消费者认知负载调节推荐解释线索类型对购后评价反馈行为的影响。当消费者认知负载较低时, 推荐解释线索更容易通过产品社会联结感影响消费者的反馈努力、评论具体性、评论诊断性和评论离散性; 当消费者认知负载较高时, 消费者可用于评论生成的认知资源受限, 上述效应减弱。

4 理论建构与创新

4.1 理论建构

第一, 本研究揭示了推荐解释线索(而非算法本身)在重塑消费者感知中的独立作用, 有助于理解推荐解释影响消费者决策的心理机制。早期关于算法推荐的主要研究比较了算法推荐系统的技术设计差异(Hennig-Thurau et al., 2012), 或考察其对销售等结果变量的影响(Pathak et al., 2010)。随着实践中算法推荐技术的不断进步与完善, 学术研究逐渐转向其对消费者行为的影响, 如点击率(Gai & Klesse, 2019)、支付意愿(Xu et al., 2020)以及推荐系统的可理解性、信任和接受程度(Marchand & Marx, 2020; Shin, 2021), 但对推荐解释线索在不同决策阶段的作用机制关注仍不足。本研究将消费者可感知的推荐解释线索从后台推荐技术和客观推荐依据中区分出来, 指出推荐解释线索是平台可以独立设计和管理的前端信息变量。在候选产品及其他信息保持一致的研究识别条件下, 推荐解释所突出证据来源的差异仍会通过感知产品差异、感知产品不确定性和产品社会联结感影响消费者决策。该框架进一步明确了后台推荐依据、前端解释线索和消费者心理加工三者之间的关系。

第二, 本研究将推荐解释线索的影响从单一点击或购买结果拓展到消费者在线决策的多阶段过程。借鉴 Lee 和 Hosanagar (2021)关于推荐系统在不同购买阶段作用差异的研究, 本文提出, 推荐解释线索的影响可以跨越购前搜索、购中选择和购后反馈, 但其作用形式随阶段任务变化: 购前和购中阶段主要表现为解释线索的即时加工, 购后阶段主要表现为前期推荐来源表征的延迟影响, 以及在评价触点重现此前推荐依据时的再激活。该区分使三阶段模型不再是三个并列结果变量的简单组合, 而是形成“搜索—选择—反馈”的连续行为链条, 产品使用则连接选择与反馈两个阶段。

第三, 本研究将推荐解释线索的作用机制具体化为三类与阶段任务相对应的消费者感知: 购前阶段的感知产品差异、购中阶段的感知产品不确定性和购后阶段的产品社会联结感。信息加工理论强调信息内容与加工方式对消费者判断的作用(Petty & Cacioppo, 1986); 本文进一步将这一视角用于分析前端解释线索与阶段性决策任务的关系, 说明两类线索可能通过不同心理机制影响搜索、选择和反馈行为, 从而扩展推荐解释研究对阶段性信息加工机制的理解。

从实践角度看, 平台应在提高推荐结果匹配度的同时, 重视推荐理由的表达方式, 并保证解释内容真实、可核验且与实际推荐依据一致。在购前阶段, 平台可通过产品属性型或相似用户型线索支持目标导向型或探索型搜索; 在购中阶段, 可突出属性匹配、真实评价和相似用户选择经验等诊断性信息, 帮助消费者降低不确定性; 在购后阶段, 可说明评价对其他消费者的参考价值, 以促进反馈投入。若要重新激活前期推荐来源表征, 评价提示还应明确重现此前推荐依据, 而不能仅依赖一般性的“帮助其他买家”提示。推荐解释设计由此可服务于消费者的信息加工、决策与反馈, 而不必展示复杂算法模型。

4.2 未来展望

其一, 可从静态解释转向动态解释, 考察推荐解释线索在消费者决策旅程中的自适应呈现机制。本文主要区分相似用户型与产品属性型推荐解释线索, 并讨论其在购前、购中和购后阶段的差异化作用。然而, 真实平台中的消费者决策并非线性推进, 而是可能在搜索、比较、犹豫、返回和反馈之间循环转换。未来研究可结合消费者实时行为轨迹, 探讨平台是否可以在保证解释内容与实际推荐依据一致的前提下, 根据消费者所处阶段动态调整解释线索的呈现重点。例如, 在消费者处于探索阶段时突出相似用户的浏览和比较行为, 在消费者进入选择阶段后突出相似用户的最终选择或产品属性匹配, 在购后评价阶段则

重新提示前期推荐依据及评价对其他消费者的参考价值。这一方向可进一步回应消费者旅程研究关于动态决策路径的讨论(Lee & Hosanagar, 2021; Lemon & Verhoef, 2016)。

其二, 生成式人工智能还带来推荐解释的拟人化与交互性问题。随着生成式人工智能(AI)和智能购物助手进入电商平台, 推荐解释不再只是“与您偏好相似的用户在比较后更多选择了 A”或“A 与您关注的关键属性最匹配”等固定标签, 而可能转变为自然语言对话、个性化理由生成和多轮交互式解释。这意味着推荐解释线索不仅影响消费者对产品的理解, 也可能影响消费者对平台智能体的信任、控制感和心理距离。未来研究可进一步考察生成式解释的透明度、说服性、拟人化程度和交互式追问能力如何影响消费者信息加工, 以及这些解释是否会放大或削弱感知产品差异、感知产品不确定性和产品社会联结感等机制(Longoni & Cian, 2022; Shin, 2021)。

此外, 可将研究范围从行为结果拓展到消费者福祉和平台责任层面, 考察推荐解释线索的长期影响。本文主要关注推荐解释线索对搜索策略、选择行为和购后反馈质量的影响, 但推荐解释也可能带来更深层的消费后果。例如, 相似用户型推荐解释线索可能促进探索并降低产品不确定性, 但也可能强化社会从众; 产品属性型推荐解释线索可能帮助消费者聚焦目标, 却可能限制其发现差异化产品的机会。未来研究可进一步考察不同推荐解释线索类型对消费者决策满意度、后悔、感知自主性、隐私顾虑和长期信任的影响, 并将推荐解释设计置于负责任算法和消费者保护的框架下讨论(Botti & McGill, 2006; Martin & Murphy, 2017; Milano et al., 2020)。这有助于推动推荐解释研究从提升转化效率进一步走向促进消费者理性决策和平台可持续治理。

参考文献

冉雅璇, 张谱月, 陈斯允, 项典典. (2022). 有“新”同享: 共有消费促进对不熟悉产品的选择. *心理学报*, *54*(8), 979−995. https://doi.org/10.3724/SP.J.1041.2022.00979

王永贵, 刘冬梅. (2024). 突出用户相似性还是突出产品相似性?——推荐解释框架对消费者点击意愿的影响研究. *外国经济与管理*, *46*(3), 3−17. https://doi.org/10.16538/j.cnki.fem.20230610.102

杨炳成, 吴继飞, 于洪彦, 陈建兰. (2025). 异质性购买情境下算法推荐解释框架的匹配效应研究. *南开管理评论*, *28*(2), 151−163.

Ansari, A., Essegaier, S., & Kohli, R. (2000). Internet recommendation systems. *Journal of Marketing Research*, *37*(3), 363−375. https://doi.org/10.1509/jmkr.37.3.363.18779

Baumeister, R. F., & Vohs, K. D. (2018). Strength model of self-regulation as limited resource: Assessment, controversies, update. In R. F. Baumeister (Ed.), *Self-regulation and self-control: Selected works of Roy F. Baumeister* (pp. 78−128). Routledge. https://doi.org/10.4324/9781315175775-3

Berger, J. (2014). Word of mouth and interpersonal communication: A review and directions for future research. *Journal of Consumer Psychology*, *24*(4), 586−607. https://doi.org/10.1016/j.jcps.2014.05.002

Bettman, J. R., Luce, M. F., & Payne, J. W. (1998). Constructive consumer choice processes. *Journal of Consumer Research*, *25*(3), 187−217. https://doi.org/10.1086/209535

Bloch, P. H., Sherrell, D. L., & Ridgway, N. M. (1986). Consumer search: An extended framework. *Journal of Consumer Research*, *13*(1), 119−126. https://doi.org/10.1086/209052

Bodapati, A. V. (2008). Recommendation systems with purchase data. *Journal of Marketing Research*, *45*(1), 77−93. https://doi.org/10.1509/jmkr.45.1.077

Bodenhausen, G. V. (1990). Stereotypes as judgmental heuristics: Evidence of circadian variations in discrimination. *Psychological Science*, *1*(5), 319−322. https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.1990.tb00226.x

Botti, S., & McGill, A. L. (2006). When choosing is not deciding: The effect of perceived responsibility on satisfaction. *Journal of Consumer Research*, *33*(2), 211−219. https://doi.org/10.1086/506302

Bu, J., Shen, X., Xu, B., Chen, C., He, X., & Cai, D. (2016). Improving collaborative recommendation via user-item subgroups. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *28*(9), 2363−2375. https://doi.org/10.1109/TKDE.2016.2566622

Capozzi, F., & Ristic, J. (2018). How attention gates social interactions. *Annals of the New York Academy of Sciences*, *1426*(1), 179−198. https://doi.org/10.1111/nyas.13854

Chernev, A., Böckenholt, U., & Goodman, J. (2015). Choice overload: A conceptual review and meta-analysis. *Journal of Consumer Psychology*, *25*(2), 333−358. https://doi.org/10.1016/j.jcps.2014.08.002

Dimoka, A., Hong, Y., & Pavlou, P. A. (2012). On product uncertainty in online markets: Theory and evidence. *MIS Quarterly*, *36*(2), 395−426. https://doi.org/10.2307/41703461

Filieri, R. (2015). What makes online reviews helpful? A diagnosticity-adoption framework to explain informational and normative influences in e-WOM. *Journal of Business Research*, *68*(6), 1261−1270. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.11.006

Fleder, D., & Hosanagar, K. (2009). Blockbuster culture's next

rise or fall: The impact of recommender systems on sales diversity. *Management Science*, *55*(5), 697−712. https://doi.org/10.1287/mnsc.1080.0974

Fujita, K., Gollwitzer, P. M., & Oettingen, G. (2007). Mindsets and pre-conscious open-mindedness to incidental information. *Journal of Experimental Social Psychology*, *43*(1), 48−61. https://doi.org/10.1016/j.jesp.2005.12.004

Gai, P. J., & Klesse, A.-K. (2019). Making recommendations more effective through framings: Impacts of user- versus item-based framings on recommendation click-throughs. *Journal of Marketing*, *83*(6), 61−75. https://doi.org/10.1177/0022242919873901

Gedikli, F., Jannach, D., & Ge, M. (2014). How should I explain? A comparison of different explanation types for recommender systems. *International Journal of Human-Computer Studies*, *72*(4), 367−382. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2013.12.007

Gruen, T. W., Osmonbekov, T., & Czaplewski, A. J. (2006). eWOM: The impact of customer-to-customer online know-how exchange on customer value and loyalty. *Journal of Business Research*, *59*(4), 449−456. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2005.10.004

Guo, J., & Li, L. (2022). Exploring the relationship between social commerce features and consumers' repurchase intentions: The mediating role of perceived value. *Frontiers in Psychology*, *12*, Article 775056. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.775056

Ha, T., & Lee, S. (2017). Item-network-based collaborative filtering: A personalized recommendation method based on a user's item network. *Information Processing & Management*, *53*(5), 1171−1184. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2017.05.003

Hagger, M. S., Wood, C., Stiff, C., & Chatzisarantis, N. L. D. (2010). Ego depletion and the strength model of self-control: A meta-analysis. *Psychological Bulletin*, *136*(4), 495−525. https://doi.org/10.1037/a0019486

Häubl, G., & Trifts, V. (2000). Consumer decision making in online shopping environments: The effects of interactive decision aids. *Marketing Science*, *19*(1), 4−21. https://doi.org/10.1287/mksc.19.1.4.15178

Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., & Gremler, D. D. (2004). Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: What motivates consumers to articulate themselves on the Internet? *Journal of Interactive Marketing*, *18*(1), 38−52. https://doi.org/10.1002/dir.10073

Hennig-Thurau, T., Marchand, A., & Marx, P. (2012). Can automated group recommender systems help consumers make better choices? *Journal of Marketing*, *76*(5), 89−109. https://doi.org/10.1509/jm.10.0537

Herlocker, J. L., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2000). Explaining collaborative filtering recommendations. In *Proceedings of the 2000 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work* (pp. 241−250). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/358916.358995

Hong, J., & Sternthal, B. (2010). The effects of consumer prior knowledge and processing strategies on judgments. *Journal of Marketing Research*, *47*(2), 301−311. https://doi.org/10.1509/jmkr.47.2.301

Huang, Z., Zeng, D., & Chen, H. (2007). A comparison of collaborative-filtering recommendation algorithms for e-commerce. *IEEE Intelligent Systems*, *22*(5), 68−78. https://doi.org/10.1109/MIS.2007.4338497

Huffman, C., & Kahn, B. E. (1998). Variety for sale: Mass customization or mass confusion? *Journal of Retailing*, *74*(4), 491−513. https://doi.org/10.1016/S0022-4359(99)80105-5

Huh, Y. E., Vosgerau, J., & Morewedge, C. K. (2016). Selective sensitization: Consuming a food activates a goal to consume its complements. *Journal of Marketing Research*, *53*(6), 1034−1049. https://doi.org/10.1509/jmr.12.0240

Jacoby, J., Speller, D. E., & Kohn, C. A. (1974). Brand choice behavior as a function of information load. *Journal of Marketing Research*, *11*(1), 63−69. https://doi.org/10.1177/002224377401100106

Janiszewski, C. (1998). The influence of display characteristics on visual exploratory search behavior. *Journal of Consumer Research*, *25*(3), 290−301. https://doi.org/10.1086/209540

Kopetz, C. E., Kruglanski, A. W., Arens, Z. G., Etkin, J., & Johnson, H. M. (2012). The dynamics of consumer behavior: A goal systemic perspective. *Journal of Consumer Psychology*, *22*(2), 208−223. https://doi.org/10.1016/j.jcps.2011.03.001

Kunkel, J., Donkers, T., Michael, L., Barbu, C.-M., & Ziegler, J. (2019). Let me explain: Impact of personal and impersonal explanations on trust in recommender systems. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (Article 487, pp. 1−12). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3290605.3300717

Lee, D., & Hosanagar, K. (2019). How do recommender systems affect sales diversity? A cross-category investigation via randomized field experiment. *Information Systems Research*, *30*(1), 239−259. https://doi.org/10.1287/isre.2018.0800

Lee, D., & Hosanagar, K. (2021). How do product attributes and reviews moderate the impact of recommender systems through purchase stages? *Management Science*, *67*(1), 524−546. https://doi.org/10.1287/mnsc.2019.3546

Lee, L., & Ariely, D. (2006). Shopping goals, goal concreteness, and conditional promotions. *Journal of Consumer Research*, *33*(1), 60−70. https://doi.org/10.1086/504136

Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, *80*(6), 69−96. https://doi.org/10.1509/jm.15.0420

Linden, G., Smith, B., & York, J. (2003). Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Computing*, *7*(1), 76−80. https://doi.org/10.1109/

MIC.2003.1167344

Littler, D., & Melanthiou, D. (2006). Consumer perceptions of risk and uncertainty and the implications for behaviour towards innovative retail services: The case of internet banking. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *13*(6), 431−443. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2006.02.006

Longoni, C., & Cian, L. (2022). Artificial intelligence in utilitarian vs. hedonic contexts: The "word-of-machine" effect. *Journal of Marketing*, *86*(1), 91−108. https://doi.org/10.1177/0022242920957347

Lops, P., de Gemmis, M., & Semeraro, G. (2011). Content-based recommender systems: State of the art and trends. In F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, & P. B. Kantor (Eds.), *Recommender systems handbook* (pp. 73−105). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_3

Lu, B., Fan, W., & Zhou, M. (2016). Social presence, trust, and social commerce purchase intention: An empirical research. *Computers in Human Behavior*, *56*, 225−237. https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.11.057

Marchand, A., & Marx, P. (2020). Automated product recommendations with preference-based explanations. *Journal of Retailing*, *96*(3), 328−343. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2020.01.001

Martin, K. D., & Murphy, P. E. (2017). The role of data privacy in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *45*(2), 135−155. https://doi.org/10.1007/s11747-016-0495-4

Milano, S., Taddeo, M., & Floridi, L. (2020). Recommender systems and their ethical challenges. *AI & Society*, *35*(4), 957−967. https://doi.org/10.1007/s00146-020-00950-y

Moe, W. W. (2003). Buying, searching, or browsing: Differentiating between online shoppers using in-store navigational clickstream. *Journal of Consumer Psychology*, *13*(1−2), 29−39. https://doi.org/10.1207/S15327663JCP13-1&2_03

Mudambi, S. M., & Schuff, D. (2010). What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon.com. *MIS Quarterly*, *34*(1), 185−200. https://doi.org/10.2307/20721420

Naylor, R. W., Lamberton, C. P., & West, P. M. (2012). Beyond the "like" button: The impact of mere virtual presence on brand evaluations and purchase intentions in social media settings. *Journal of Marketing*, *76*(6), 105−120. https://doi.org/10.1509/jm.11.0105

Nepomuceno, M. V., Laroche, M., & Richard, M.-O. (2014). How to reduce perceived risk when buying online: The interactions between intangibility, product knowledge, brand familiarity, privacy and security concerns. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *21*(4), 619−629. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2013.11.006

Nunes, I., & Jannach, D. (2017). A systematic review and taxonomy of explanations in decision support and recommender systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, *27*(3−5), 393−444. https://doi.org/10.1007/s11257-017-9195-0

Okolo, V. O., Ugonna, I. A., Obikeze, C. O., Anuforo, R., Mamman, Z. N., & Enyi, F. (2015). Assessing product differentiation and its influence on consumer purchase brand preference for selected brands of detergents in South Eastern Nigeria. *International Journal of Applied Engineering Research*, *10*(21), 42348−42356.

Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2003). Cognitive load theory and instructional design: Recent developments. *Educational Psychologist*, *38*(1), 1−4. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_1

Papadimitriou, A., Symeonidis, P., & Manolopoulos, Y. (2012). A generalized taxonomy of explanations styles for traditional and social recommender systems. *Data Mining and Knowledge Discovery*, *24*(3), 555−583. https://doi.org/10.1007/s10618-011-0215-0

Pasquale, F. (2015). *The black box society: The secret algorithms that control money and information*. Harvard University Press. https://doi.org/10.4159/harvard.9780674736061

Pathak, B., Garfinkel, R., Gopal, R. D., Venkatesan, R., & Yin, F. (2010). Empirical analysis of the impact of recommender systems on sales. *Journal of Management Information Systems*, *27*(2), 159−188. https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222270205

Petty, R. E., & Cacioppo, J. T. (1986). *Communication and persuasion: Central and peripheral routes to attitude change*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4964-1

Raju, P. S., Lonial, S. C., & Mangold, W. G. (1995). Differential effects of subjective knowledge, objective knowledge, and usage experience on decision making: An exploratory investigation. *Journal of Consumer Psychology*, *4*(2), 153−180. https://doi.org/10.1207/s15327663jcp0402_04

Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2001). Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. In *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web* (pp. 285−295). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/371920.372071

Schafer, J. B., Frankowski, D., Herlocker, J., & Sen, S. (2007). Collaborative filtering recommender systems. In P. Brusilovsky, A. Kobsa, & W. Nejdl (Eds.), *The adaptive web: Methods and strategies of web personalization* (pp. 291−324). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_9

Schein, A. I., Popescul, A., Ungar, L. H., & Pennock, D. M. (2002). Methods and metrics for cold-start recommendations. In *Proceedings of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* (pp. 253−260). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/564376.564421

Senecal, S., & Nantel, J. (2004). The influence of online product recommendations on consumers' online choices. *Journal of Retailing*, *80*(2), 159−169. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2004.04.001

Sharma, A., & Cosley, D. (2013). Do social explanations work?

Studying and modeling the effects of social explanations in recommender systems. In *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web* (pp. 1133−1144). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2488388.2488487

Shin, D. (2021). The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI. *International Journal of Human-Computer Studies*, *146*, Article 102551. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102551

Shin, S., Chung, N., Xiang, Z., & Koo, C. (2019). Assessing the impact of textual content concreteness on helpfulness in online travel reviews. *Journal of Travel Research*, *58*(4), 579−593. https://doi.org/10.1177/0047287518768456

Siering, M., Muntermann, J., & Rajagopalan, B. (2018). Explaining and predicting online review helpfulness: The role of content and reviewer-related signals. *Decision Support Systems*, *108*, 1−12. https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.01.004

Sinha, R., & Swearingen, K. (2002). The role of transparency in recommender systems. In *CHI '02 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems* (pp. 830−831). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/506443.506619

Sismeiro, C., & Bucklin, R. E. (2004). Modeling purchase behavior at an e-commerce web site: A task-completion approach. *Journal of Marketing Research*, *41*(3), 306−323. https://doi.org/10.1509/jmkr.41.3.306.35985

Srivastava, V., & Kalro, A. D. (2019). Enhancing the helpfulness of online consumer reviews: The role of latent (content) factors. *Journal of Interactive Marketing*, *48*(1), 33−50. https://doi.org/10.1016/j.intmar.2018.12.003

Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, *12*(2), 257−285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4

Tintarev, N., & Masthoff, J. (2015). Explaining recommendations: Design and evaluation. In F. Ricci, L. Rokach, & B. Shapira (Eds.), *Recommender systems handbook* (2nd ed., pp. 353−382). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_10

Wang, J., & Yin, J. (2013). Combining user-based and item-based collaborative filtering techniques to improve recommendation diversity. In *2013 6th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)* (pp. 661−665). IEEE. https://doi.org/10.1109/BMEI.2013.6747022

Willemsen, L. M., Neijens, P. C., & Bronner, F. (2012). The ironic effect of source identification on the perceived credibility of online product reviewers. *Journal of Computer-Mediated Communication*, *18*(1), 16−31. https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2012.01598.x

Woolley, K., & Sharif, M. A. (2021). Incentives increase relative positivity of review content and enjoyment of review writing. *Journal of Marketing Research*, *58*(3), 539−558. https://doi.org/10.1177/00222437211010439

Wright, P. M., & Kacmar, K. M. (1994). Goal specificity as a determinant of goal commitment and goal change. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *59*(2), 242−260. https://doi.org/10.1006/obhd.1994.1059

Xiao, B., & Benbasat, I. (2007). E-commerce product recommendation agents: Use, characteristics, and impact. *MIS Quarterly*, *31*(1), 137−209. https://doi.org/10.2307/25148784

Xu, G., Tang, Z., Ma, C., Liu, Y., & Daneshmand, M. (2019). A collaborative filtering recommendation algorithm based on user confidence and time context. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, *2019*, Article 7070487. https://doi.org/10.1155/2019/7070487

Xu, J. (David), Benbasat, I., & Cenfetelli, R. T. (2020). The relative effect of the convergence of product recommendations from various online sources. *Journal of Management Information Systems*, *37*(3), 788−819. https://doi.org/10.1080/07421222.2020.1790192

Yeomans, M., Shah, A., Mullainathan, S., & Kleinberg, J. (2019). Making sense of recommendations. *Journal of Behavioral Decision Making*, *32*(4), 403−414. https://doi.org/10.1002/bdm.2118

Zhu, F., & Zhang, X. (2010). Impact of online consumer reviews on sales: The moderating role of product and consumer characteristics. *Journal of Marketing*, *74*(2), 133−148. https://doi.org/10.1509/jm.74.2.133

Ziegler, C.-N., McNee, S. M., Konstan, J. A., & Lausen, G. (2005). Improving recommendation lists through topic diversification. In *Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web* (pp. 22−32). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/1060745.1060754

How recommendation explanation cues shape consumers' multistage online behavior: An integrative information-processing framework

DUAN Shen, ZHANG Zihan

(*School of Business Administration, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan* 430073, *China*)

Abstract: Algorithmic recommendations have become an important part of the information environment shaping consumer decisions on e-commerce platforms. However, existing research has focused primarily on algorithm types, predictive accuracy, and conversion outcomes, with less attention to how recommendation explanation cues influence consumers' information processing and decisions across multiple stages. This study examines two types of consumer-facing explanation cues—similar-user-based and product-attribute-based—as information cues with distinct psychological meanings rather than as underlying algorithm types. The former emphasizes the behavior of similar others, whereas the latter emphasizes matches between product attributes. The study develops a framework linking pre-purchase search, purchase-stage choice, and post-purchase feedback. During pre-purchase search, product-attribute-based cues encourage goal-directed search by reducing perceived product differences, while similar-user-based cues encourage exploratory search by increasing perceived product differences. During purchase-stage choice, similar-user-based cues provide social proof that reduces perceived product uncertainty, increases the likelihood of choosing unfamiliar products, strengthens choice confidence, and improves decision efficiency. After purchase, the mental representation of the recommendation source formed through similar-user-based cues increases feedback effort and quality by strengthening consumers' sense of social connection through the product. This source representation may also be reactivated at subsequent review touchpoints. By explaining how recommendation explanation cues shape consumer behavior across these stages through distinct information-processing mechanisms, this study offers an integrative framework for recommendation explanation design and research on consumer information processing.

Keywords: recommendation explanation cues, consumers' multistage online behavior, information processing, pre-purchase search, purchase-stage choice, post-purchase feedback