

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.20231031.102

推荐算法驱动内容平台价值创造的机理： 相关还是因果？

江积海^{1,2}, 周彩虹¹, 王烽权³

(1. 重庆大学 经济与工商管理学院, 重庆 400030; 2. 重庆大学 工商管理与经济发展研究中心, 重庆 400030;
3. 重庆工商大学 工商管理学院, 重庆 400067)

摘要: 本文遵循“动因→机理→价值”研究主线, 基于相关型和因果型两类典型推荐算法, 以抖音和网飞为双案例研究对象, 归纳出推荐算法驱动内容平台发展的价值动因, 剖析不同价值动因驱动价值创造的机理, 由此提出推荐算法驱动内容平台价值创造的理论框架。研究发现: 相关型推荐算法主导的内容平台价值动因是“人以群分”和“物以类聚”, 通过产生学习效应与范围经济, 创造“流量”价值; 因果型推荐算法主导的内容平台价值动因是“人尽其才”和“物尽其用”, 通过产生复利效应和速度经济, 创造“留量”价值。本文丰富了算法驱动商业模式价值创造的研究, 对于进一步探索智能化商业模式有启发意义。

关键词: 商业模式; 内容平台; 推荐算法; 价值创造

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2025)02-0003-17

一、引言

信息技术进步和用户需求变化驱动着互联网内容^①分发方式的变革。在初级互联网阶段, 编辑主导分发; 在社交媒体时代, 社交主导分发; 在移动互联网时代, 推荐算法主导的内容分发已占据互联网信息总量约70%, 实现了从“人找内容”到“内容找人”的变革。然而, “算法乱象”不容忽视, 如平台过度追求留存率, 导致低质内容推荐和重复推荐, 加剧“信息茧房”效应(廖觅燕等, 2023)。算法的推荐结果不仅体现平台的价值主张, 更深刻反映平台的匹配策略, 并直接影响用户体验。因此, 理解内容平台的价值创造机理, 关键在于剖析其推荐算法逻辑。推荐算法依

收稿日期: 2023-06-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(72272019); 教育部人文社会科学研究项目(22XJA630002); 中央高校基本科研业务费项目(2024CDJSKPT16); 2024年重庆市教育委员会人文社会科学研究重点项目(24SKGH127)。

作者简介: 江积海(1975—), 男, 重庆大学经济与工商管理学院/工商管理与经济发展研究中心教授;
周彩虹(1993—), 女, 重庆大学经济与工商管理学院博士研究生(通信作者, 2430608358@qq.com);
王烽权(1992—), 男, 重庆工商大学工商管理学院讲师。

① “内容”指的是广义的内容, 包含视频、图文、音频等内容类别。

据匹配逻辑的差异,可分为相关型推荐算法和因果型推荐算法^①(Leskovec等,2020;Pearl,2000):前者注重挖掘用户之间的关联关系,强调推荐效率和短期准确性;后者注重挖掘用户与内容的因果关系,强调长期稳定性和解释性。在实践中,两者的价值创造机理差异明显,推荐目标存在冲突。因此,有必要从推荐算法的匹配逻辑出发,揭示内容平台的价值创造机理。

在学界,用户与产品/服务的有效匹配被视为平台企业竞争力的重要来源(Park等,2012)。围绕价值创造,学者们聚焦于两大核心议题:(1)价值动因,即推荐算法为何能创造价值。一方面,推荐算法创新商业模式价值主张,提供数据驱动与个性化的价值主张为用户创造价值;另一方面,推荐算法重构用户画像,使企业精准洞察用户,从而提供持续改进的产品与服务(Chen等,2012;肖静华等,2020)。少量研究探讨了推荐算法对商业模式匹配的重构作用(王烽权等,2020),但刻画得比较笼统。(2)价值创造机理,即推荐算法如何创造价值。现有文献指出,推荐算法通过激活用户端数据网络效应(Li等,2022)和供给端数据网络效应(Lee和Hosanagar,2019),促进价值创造;算法胜任力影响用户的短期使用价值(Wang等,2015),算法可信力则关乎用户的长期使用价值(Ma等,2022)。这些研究侧重于推荐算法的技术特性,对于推荐算法如何嵌入平台商业模式并驱动价值创造,则语焉不详。

总之,推荐算法深刻影响内容平台的价值创造,但已有研究很少从平台匹配视角展开分析,且对算法推荐逻辑关注不足,尚未明确揭示推荐算法与内容平台价值创造的关系。因此,本文采用双案例研究方法,以抖音和网飞(Netflix)为研究对象,结合算法推荐逻辑,从平台匹配视角探讨推荐算法驱动内容平台价值创造的动因及其机理,并提出相应的理论框架。

二、文献综述

(一)推荐算法及应用分类

已有学者对推荐算法展开多方面的研究,概念界定方面,Adomavicius和Tuzhilin(2005)从资源利用视角出发,指出推荐算法擅长挖掘和发挥数据资源的潜在价值,以实现推荐的高效性、准确性和个性化;孙鲁平等(2016)从功能视角出发,强调推荐算法作为信息过滤工具,对用户需求预测、市场洞察和产品创新具有重要的决策支持作用;Burke(2002)从流程视角出发,认为推荐算法是从海量数据中生成推荐列表的技术,包括收集数据、提取特征、构建推荐模型和生成推荐结果等步骤。其中,资源视角强调推荐算法对企业的赋能,功能视角注重算法的工具性价值,而流程视角关注应用过程。

在推荐算法分类方面,文献主要沿用Adomavicius和Tuzhilin(2005)提出的框架,分为基于协同过滤的推荐、基于内容的推荐、混合推荐三大类别。然而,此类技术导向的分类难以充分反映推荐算法的商业属性。因此,本文综合已有研究(Leskovec等,2020;Pearl,2000),从平台匹配视角出发,将推荐算法分为基于外部性要素的相关型推荐算法,和基于内部性要素的因果型推荐算法。不同于统计学中的相关关系和因果关系,相关型推荐算法注重挖掘用户之间的关联关系,强调推荐效率和短期准确性;因果型推荐算法注重挖掘用户与内容的因果关系,重视推荐的长期稳定性和解释性。

(二)推荐算法驱动价值创造的动因

Amit和Zott(2001)聚焦于电子商务的发展,提出新颖性、效率性、锁定和互补性作为商业模式价值创造的核心动因。相较于传统信息技术,推荐算法因其个性化和自适应等独特属性(于蒙等,2022),已成为企业获取竞争优势的关键资源(Park等,2012)。当前,关于推荐算法驱

^①不同于统计学中的相关关系和因果关系,推荐算法中的相关关系主要指用户/物品与被推荐对象之间的关联关系,如啤酒和尿不湿的组合推荐;因果关系注重发掘用户行为背后用户属性/物品属性原因。

动价值创造动因的研究主要聚焦于两大维度:首先,推荐算法通过重塑价值主张促进价值创造。具体而言,智能产品(王欣等,2021)、智能互联产品(曹鑫等,2022)、预测性产品(Puntoni等,2021)以及成长品(肖静华等,2020)等概念,被用来描绘算法驱动下的新型产品形态及特征。这类产品不仅展现出高度的需求响应敏捷性,以提供实时性价值主张(Akter等,2020; Oestreicher-Singer等,2013),而且擅长创建虚拟产品连通网络,进而拓展连接性价值主张的边界(Berman和Katona,2020)。其次,推荐算法通过重构用户画像促进价值创造。一方面,用户和推荐算法的互动趋于实时化,这有助于多维度和精准地刻画用户(Chen等,2012;肖静华等,2020),相关数据还可进一步支持产品的个性化设计(Mariani和Nambisan,2021);另一方面,推荐算法能够捕获用户场景信息,满足其场景化需求,从而增强用户使用意愿(江积海,2019; Agrawal等,2018;Breibach和Maglio,2020;朱国玮等,2021)。此外,少数研究关注商业模式匹配性,指出推荐算法促使供需匹配从“千人一面”向“一人千面”转变(王烽权等,2020)。

总之,现有研究主要聚焦于推荐算法如何重塑商业模式的价值要素,并开始关注商业模式要素间的匹配关系;然而,对价值动因的刻画较笼统,尚未深入剖析推荐算法的匹配逻辑。

(三)推荐算法驱动价值创造的机理

推荐算法驱动价值创造的过程机理是当前文献研究的焦点,主要聚焦于数据网络效应与算法性能两个方面。依据数据网络效应理论,平台从用户数据中学习得越多,用户对平台的感知价值越高(Gregory等,2021)。在此基础上,供给端数据网络注重交易范围的扩展和交易效率的提升,在相应的产品网络中,各类产品从网络中汲取价值并做出贡献,进而对其他产品的销售产生影响(Oestreicher-Singer等,2013)。优化产品网络布局,不仅能够提升长尾产品曝光度,还能有效提高小众商品的浏览量,促进市场的多元化发展(Oestreicher-Singer和Sundararajan,2012;Lee和Hosanagar,2019)。而用户端数据网络侧重于拓展交易空间,相应的用户网络涵盖传入与传出网络、共同浏览与共同购买网络(Lin等,2017)。推荐算法在此发挥关键作用,通过产生用户网络的数量效应与组合效应(Hosanagar等,2014),拓展用户选择的广度和深度,从而增强用户的群体感知价值(Li等,2022;Hennig-Thurau等,2012)。

在推荐算法性能方面,算法的功能性价值与算法胜任力密切相关(Fleder和Hosanagar,2007)。基于内容的推荐算法通过提高功能预期和信任感,提升用户体验;协同过滤推荐算法则通过降低预期成本,增强用户使用意愿(Wang等,2015)。此外,算法的情感性价值多与算法可信力相关联,受到用户主观判断和算法结果影响。用户较高的算法意识有利于增进人与算法的互动(Shin等,2022),引发算法想象,进而影响用户对算法的态度(黄小莉和周懿瑾,2023)。因此,准确且透明的推荐能够促进用户信任,提高算法性能(Shin,2020),而“贪婪”的推荐策略可能导致信息狭窄和过载,增加用户疲惫(Ma等,2022)。

(四)研究评述

尽管关于推荐算法如何驱动内容平台价值创造的研究颇为丰富,但仍存在两个不足之处:一是较少关注推荐算法在内容平台中的匹配作用;二是缺乏从推荐算法的内在逻辑出发,剖析其对价值创造的贡献。鉴于此,本文拟从平台匹配视角出发,揭示推荐算法驱动内容平台价值创造的动因及其机理。

三、研究设计

(一)研究方法

本文使用案例研究方法,理由如下:第一,推荐算法驱动内容平台价值创造属于管理实践中的新现象,归纳式案例研究擅长从质性数据中创建理论观点,解释新现象(Eisenhardt和

Graebner, 2007)。第二,揭示内容平台价值创造的新动因及其与价值结果的关系,需清晰解释“how”和“why”问题,这是定量分析难以得到的结果(Yin, 2014)。

(二)案例选择

本研究选择抖音和网飞两大视频平台作为研究对象,依据如下。(1)视频内容的典型代表性:视频相对图文更易理解,已占据内容生态的半壁江山。(2)内容推荐逻辑的差异化特色:两家企业在推荐算法上展现出显著差异。抖音主要采纳协同过滤推荐算法,其推荐机制基于用户与内容之间的外部性共现关系构建协同过滤矩阵,呈现典型的相关性特征;而网飞则侧重于矩阵分解推荐算法,深入挖掘影响用户选择的关键兴趣点或内容属性,具有鲜明的因果性特征。(3)二者在企业特征、内容类别、内容分发等多个维度总体较相似,却在不同推荐逻辑下实现价值创造。两者代表性特征描述见表1。

表1 样本企业代表性描述

异同	维度	样本企业	
		抖音	网飞
共性	企业特征	创立于2016年,短视频内容平台	创立于1997年,长视频内容平台
	内容类别	15秒到1分钟的短视频为主	电视剧、电影、纪录片等长视频
	内容分发方式	个性化推荐算法为主	个性化推荐算法为主
差异	推荐特征	相关关系主导	因果关系主导
	人与内容的匹配逻辑	以用户数据为核心,根据用户—用户、内容—内容的关联展开推荐	以内容数据为核心,根据用户决策原因展开推荐
	盈利方式	广告收入、直播电商、本地生活……	用户订阅付费

资料来源:根据官方信息和相关调研数据(截至2022年9月)整理。

抖音成立于2016年,由字节跳动公司运营,主要依靠第三方广告费用获取收入,截至2022年3月,抖音MAU(月活跃用户数)为6.88亿,是国内用户量最大的短视频平台。网飞成立于1997年,起步于美国一家DVD租赁公司,2007年起提供线上视频服务,依靠订阅费用获取收入,已占据美国30%以上的长视频市场,在150多个国家和地区拥有超2亿订阅会员,是目前全球最大的流媒体公司。

(三)资料收集

本文使用多来源数据,包括二手资料和实地观察,以保证研究的信度与效度。关于网飞,首先,检索网飞推荐算法相关的文章,并溯源至Netflix Research网站,收集其算法工程师演讲视频、PPT、博客文章及研究论文;其次,收集公司年度财务报告、业绩电话会议记录、高层讲话记录资料等;再次,收集网飞内部撰写的书籍及行业研究报告;最后,购买网飞账号,体验观影服务(约60天),记录每次登录的推荐结果的变化。关于抖音,首先,检索抖音推荐算法相关资料,溯源至抖音公布的推荐算法信息,例如其算法工程师的演讲、互联网信息服务算法备案系统中的信息;其次,从巨量引擎平台获取抖音盈利方式、营销活动、用户画像和研究报告等;再次,获取抖音高管的公开访谈与演讲、书籍,以及推荐系统相关的书籍资料;最后,在抖音平台观看视频并购物(持续使用约60天),记录推荐页面特征。本文作者从2020年8月开始收集资料,到2022年9月已无新证据发现,认为达到理论饱和,停止了资料收集。文字资料共计25.12万字。

(四)数据分析过程

遵循实证主义案例研究的规范性分析步骤,将数据分析过程分为构念化、框架化和理论化三个阶段(苏敬勤等,2023)。

构念化是衔接企业实践和管理理论的桥梁。研究团队首先对各类现象化的资料进行归类标记,如表2所示。成员分两组编码构念,其中,部分构念最初设计时仅为一个概括,如相关型推

荐算法,后发现该构念还应细分,则会讨论和修正,例如将相关型推荐算法细化为“人以群分”和“物以类聚”。在此基础上,展开组内和组间讨论,验证彼此编码的准确性和一致性,最终形成图1所示的编码结果。框架化是解释抽象构念之间逻辑关系的关键。针对两家企业推荐算法特征和价值结果,设想构念间的关系并提出命题,形成初步框架。随后以演绎逻辑论证命题,按照从结果到原因、从现象到解释,以及从事实到假说的程序推理,以问题导向获得最佳解释。研究追问“相关型推荐算法中‘人以群分’的价值动因如何创造价值?”等问题,按照“提出问题—迭代回答—最佳解答”得出构念框架。理论化是案例研究的重要目的。该阶段需迭代“构念→框架→理论”关系,增强独特现象的理论可解释性。同时,参考相关理论比较推荐算法嵌入商业模式匹配,价值动因和价值创造机理的变化。由此,研究比较和印证数据与理论、新框架与现有理论,明晰理论框架的合理性和创新性,最终形成理论化结果。

表2 案例资料标记

资料类型	抖音	网飞	标记
高管公开访谈记录	张一鸣《财经》《对话》的专访	里德·哈斯廷斯《大西洋月刊》(The Atlantic)的专访	DF; NF
抖音和网飞官方发布的算法技术	算法工程师曹欢欢的演讲	Netflix Research平台、Netflix Technology Blog	DG; NG
书籍著作	《张一鸣让字节跳动的创业哲学》 《推荐系统实践》	《不拘一格》《复盘网飞》	DS; NS
其他互联网渠道	微信公众号推文、贴吧、知乎、微博等	微信公众号推文、贴吧、知乎、微博等	DH; NH
行业研究报告	万得、国泰安等金融数据库券商机构研究报告,抖音巨量引擎分析报告	《流媒体行业报告》	DY; NY
研究组成员切身观察和体验获取的信息	记录使用抖音观看短视频、分享、互动、购物等体验	记录使用网飞观影的体验	DQ; NQ
公司财报	暂无	财报数据	NC

四、案例发现

为清晰展示研究结果,本研究首先阐述推荐算法嵌入内容平台形成的价值动因及其价值创造机理(如图2所示),考虑推荐算法匹配逻辑与数据基础差异,归纳编码四种价值动因。以抖音为代表的短视频内容平台主要使用相关型推荐算法,价值动因为“人以群分”和“物以类聚”,推荐上注重“用户—用户”和“内容—内容”相关性,擅长将用户使用经验规模化推广,主要通过范围经济和学习效应,创造“流量”价值。与之不同,以网飞为代表的长视频内容平台主要使用基于因果关系的推荐算法,价值动因为“人尽其才”和“物尽其用”,侧重挖掘用户和内容的因果关系,有利于产生速度经济和复利效应,创造“留量”价值。

(一)相关型推荐算法及价值创造机理分析

抖音推荐算法通过分析“用户—用户”“内容—内容”间的关联性,构建以相关关系为核心的推荐系统,体现“人以群分”与“物以类聚”的价值动因。下文分别探讨这两种价值动因及其创造机理。

1. “人以群分”的归纳及其价值创造分析

(1)“人以群分”的编码与归纳

抖音使用基于用户的协同过滤推荐算法^①,具有典型的相关性特征,基于用户行为和标签数据,计算用户兴趣相似性和画像相似性,用以个性化推荐(如表3所示)。一方面,抖音记录用

^①基于用户的协同过滤推荐算法,两个用户观看行为等重合度越高,用户的相似度就越高,一般使用余弦相似度计算用户之间的相似度,由此为用户从相似人群喜欢的内容中为用户推荐内容。

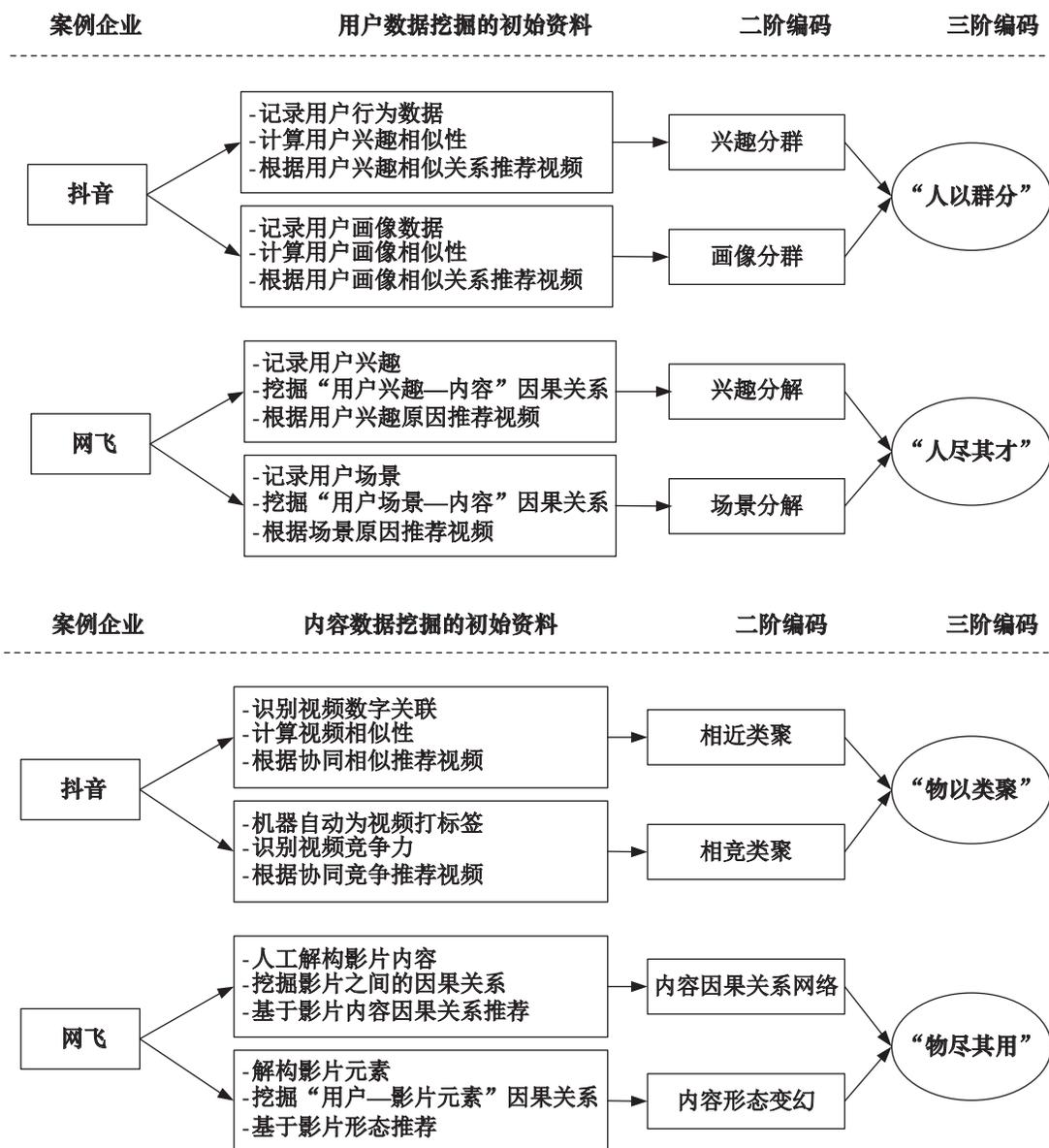


图1 本文编码过程示例

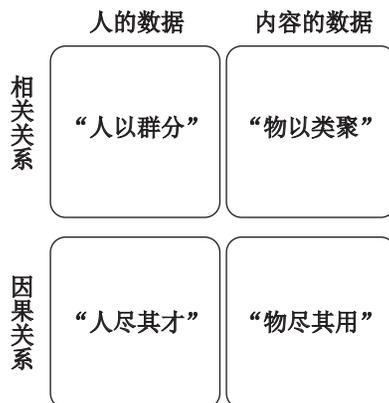


图2 推荐算法重构内容平台匹配的示意图

户行为数据,如观看、点赞、转发数据,使用余弦相似度等计算出用户兴趣相似性,产生多个用户兴趣圈层,根据圈层用户选择推荐视频;另一方面,抖音记录与用户画像相关的数据,如年龄段、位置、活跃时段等计算出用户画像相似性,形成大量用户画像群,根据画像相似群体的选择推荐视频。此算法被归纳为“人以群分”推荐逻辑:若用户A与用户B在视频喜好或画像特征上重合,则视为相似群体,相互推荐喜好内容(刘强,2021)。

表3 “人以群分”价值动因编码

一阶编码	二阶编码	三阶编码
①记录用户行为数据。抖音记录用户行为数据:who(用户标识)、which(上滑、观看、点赞、评价……)、what(内容交互)(DF)。②计算用户兴趣相似性。使用皮尔逊相关系数、cosine相似度等算出;1000多个兴趣群、300多个特色价值兴趣群、22个兴趣圈层,如新新青年圈细分为爱宠一族、轰趴一族等(DY;DG)。③根据用户兴趣相似关系推荐视频。抖音采用基于用户兴趣的协同过滤推荐算法,其推荐机制为,根据用户行为数据,识别兴趣相似的用户群体,为目标用户推荐群体内其他用户喜欢的内容(DH;DS)	兴趣分群	“人以群分”
①记录用户画像数据。使用大量标签刻画用户画像,涉及年龄段、地域、活跃度、消费能力、消费习惯……(DG)。②计算用户画像相似性。抖音根据用户标签数据,产生1000多种用户画像类别,如腔调型男的典型特征是二三线城市、高端科技爱好者……(DG)。③根据用户画像相似关系推荐视频。抖音使用基于用户画像的协同过滤推荐算法,其核心在于通过用户画像数据计算出相似用户群体,并向这些同类画像的用户推送他们所偏好的视频内容。例如,常在深夜时段活跃的用户,被归类为“熬夜党”,推荐情感共鸣类视频;同时,对于地理位置相距不超过50公里的用户,将其识别为同城或附近好友,为他们推送其附近好友所关注的内容(DH)	画像分群	

由此提出命题1,基于相关关系的推荐算法具有“人以群分”价值动因,根据兴趣分群和画像分群推荐贴近用户兴趣和场景的内容,满足用户一站式观看需求,促进价值创造。

(2)“人以群分”的价值创造机理

结合案例与理论,本文对命题1展开论述。学习效应理论强调经验累积对价值创造的促进作用,推荐算法作为学习主体,通过增加推荐次数快速积累学习经验,提升推荐效果,进而驱动价值创造。首先,抖音的协同过滤推荐算法,基于用户兴趣计算相似群体,规模化推广观看经验,实现流量精准转化。其全域兴趣电商模式,通过内容激发消费兴趣,形成“兴趣—需求—购买”闭环,驱动业务增长。如表4所示,抖音在电商领域取得GMV破亿商家众多、用户购买总量庞大、直播场次与内容互动量显著等成果。在此过程中,算法根据反馈数据自动向兴趣相似群体推荐商品,实现交易量“滚雪球”式增长。其次,抖音还运用基于用户画像的协同过滤推荐算法,根据人口属性与使用场景计算相似群体,促使观看经验在用户画像维度上推广,助力流量多渠道转化。如表4,抖音通过策划并实施多项电商节点营销活动,成功吸引大量用户参与,实现显著的交易增长。此外,对用户画像的准确洞察还使抖音在本地生活业务上取得突破,如沪上阿姨抖音团购案例及与饿了么的合作战略。

由此,抖音基于相关关系的推荐算法因“人以群分”,将用户的观看经验进行大规模推广,满足用户个性化需求,助力平台流量多渠道、精准转化。

2. “物以类聚”的归纳及其价值创造分析

(1)“物以类聚”的编码与归纳

抖音使用基于物品的协同过滤推荐算法^①以及信息流漏斗推荐算法,计算内容相关关系,

^①基于内容的协同过滤推荐算法,同时观看两个内容的用户越多,则两个内容的相似度越高,一般使用基于余弦相似度计算内容之间的相似度,由此寻找到与用户喜欢的内容存在高度相似性的内容予以推荐。

实现内容个性化分发(如表5所示)。一方面,基于内容的协同过滤算法根据视频受众分布计算视频相似关系,形成相近类聚,具有协同合作特征,推荐逻辑为“若视频A与视频B被相同群体观看,则两视频存在相近关系,故可向喜欢视频A的用户推荐视频B”(刘强,2021);另一方面,信息流漏斗推荐算法根据群体选择结果计算视频竞争力,形成相竞类聚,甄别高竞争力视频。本文将抖音基于内容相关关系的算法推荐逻辑归纳编码为“物以类聚”。

表4 “人以群分”对价值创造的影响

价值创造	部分引用例证
兴趣分群与价值创造	①开创全域兴趣电商。抖音提出全域兴趣电商,全域兴趣电商=短视频带货+直播带货+抖音商城+搜索=兴趣电商+货架电商,兴趣电商=个性化用户兴趣匹配×海量用户需求,个性化推荐算法将用户的兴趣标签和商品的特征标签进行智能匹配,以内容激发用户兴趣和购买意愿(DH)。②促进直播电商发展。个性化推荐算法助力打造“短视频前置‘种草’+直播阵地销量爆发”购物模式;抖音每月超900万场直播内容,全年售卖超100亿件商品,GMV破亿的商家累计860个(DG)
画像分群与价值创造	①电商节点营销。2021年2月至2022年1月,共落地9个平台级节点营销活动,如三八节、55潮购节、818新潮好物节等。直播总时长达2亿小时,单场直播交易破百万元的直播间约4.4万个。55潮流购物季围绕“潮、范、型、爆”,全方位覆盖年轻人心仪好物,直播总时长为2282万小时,看播人次141亿,累计订单量23483万元(DG)。②同城流量变现。2021年以来,抖音加速布局本地生活,基于POI(point of interest)功能,可根据地理位置获取本地生活服务,涉及团购券、餐厅榜单、游玩住宿等板块(DQ)。2021年初抖音本地生活服务业务GMV目标为200亿元,2022年这一目标已提升至400亿元(DH);2022年8月,抖音与饿了么达成战略合作,打造“短视频+外卖”即看、即点、即达的本地生活新体验(DG)

表5 “物以类聚”价值动因编码

一阶编码	二阶编码	三阶编码
①识别视频数字关联。抖音记录视频被哪些用户观看、点赞、分享等,使视频之间形成基于用户行为的数字关联(DH,DQ)。②计算视频相似性。若多个用户都喜欢m视频和n视频,则认为两视频具有相似性。③根据协同相似推荐视频。使用基于内容的协同过滤算法,遵循“用户喜欢的内容—存在关联的内容群体—内容推荐”推荐内容。例如,用户关注董宇辉账号,算法基于“关注了该账号的用户还关注以下账号”推荐理由,为用户推荐俞敏洪、东方甄选等账号(DH,DQ)	相近类聚	“物以类聚”
①机器自动为视频打标签。抖音使用机器学习来识别内容,从文字描述、清晰度、视频时长、风险信息、音乐标题等维度打标签,标签类别有:颜值类(美女、帅哥、萌娃……)、技艺(舞蹈、画画、程序员……)、生活类(动物、情感……)、兴趣类(汽车、影视……)等(DG)。②识别视频竞争力。使用信息流漏斗推荐算法识别视频竞争力。根据视频标签分发给对应标签的用户群,首次分配达到300左右播放量则进入二次曝光,……,八次曝光能达700万~1100万播放量(DG,DH)。③根据协同竞争推荐视频。基于用户协同选择,约1%内容进入精品趋势池,不断衍生优质内容与账号,如董宇辉、刘畊宏、疯狂小杨哥……(DH,DY)	相竞类聚	

由此提出命题2,基于相关关系的推荐算法具有“物以类聚”价值动因,根据内容相近类聚和相竞类聚为用户提供多样、优质视频内容,拓宽用户选择范围,提高用户使用价值。

(2)“物以类聚”的价值创造机理

结合案例和理论,本文对命题2展开论述。范围经济理论揭示用户从同一产品中获取的相关功能越多,感知价值越高。相关型推荐算法的“物以类聚”推荐策略,利用内容相关关系拓展匹配空间、增强匹配质量,形成基于算法的范围经济。具体而言,首先,基于内容的协同过滤算法根据视频受众特征,识别存在相似关联的内容类别,并予以推荐分发,由此产生范围经济。例

如,抖音为用户提供多样化价值(娱乐、学习、兴趣探索等),以提升用户使用频次与时长,促进用户增长。抖音广告收入与用户活跃度紧密相关,人均单日使用时长达87.5分钟,DAU已破6亿,相应的广告收入约2500亿元。其次,信息流漏斗推荐算法通过用户反馈快速调整分发,形成“物竞天择”机制,促进优秀创作者涌现,强化“用户—创作者—平台”连接,高效转化流量。用户与达人的强联结关系,直接提升用户在抖音的使用频次与互动量,抖音主站月活跃用户数为6.75亿,占短视频市场三成以上。此外,抖音个性化推荐算法还助力社会价值创造,如扶贫、非遗传播等。可见,抖音相竞类聚的推荐促使优质内容展现,为用户、企业和社会创造价值(参见表6)。

表6 “物以类聚”对价值创造的影响

价值创造	部分引用例证
相近类聚与价值创造	①促进用户规模扩大。抖音平台内容能覆盖大多数用户群体,从3岁小朋友到90岁老人都能使用,已拥有超6亿活跃用户,成为国民级APP(DH, DQ)。②促进用户持续使用。《抖音2021研究报告》指出抖音人均单日使用时长达87.5分钟,DAU即日活跃用户数量已突破4亿(DH)。③提升广告收入。抖音广告收入(年)=DAU×人均单日使用时长×每分钟播放视频次数×Adload×CPM×365。字节跳动2021年的广告收入约为2500亿元(约70%源于抖音),《2021中国互联网广告数据报告》显示,2021年字节跳动在国内互联网广告市场份额达21%,超越腾讯和百度,仅次于阿里巴巴(DH)
相竞类聚与价值创造	①提升用户黏性。很多用户会准点在刘畊宏直播间运动,其单场点赞曾突破亿,用户观看量达5000万,提升了用户对抖音的使用频次与互动(DQ)。截至2022年5月,抖音主站月活跃用户为6.75亿,抖音极速版月活跃用户为2.18亿(DH)。②促进直播变现。网红根据粉丝画像高效带货,如刘畊宏妻子王婉霏在直播间带货某运动服饰,销量破千万。以搞笑剧情走红的疯狂小杨哥180天卖出3.36亿元商品(DH, DY)。③助力城市扶贫和文旅扶贫。“山里DOU有好风光”的项目帮助贫困地区推广旅游产业,抖音成为展现家乡美好景色象的平台,四川稻城、贵州荔波、河南栾川等借抖音走红(DH, DY)。④助力非遗文化传播。2021年10位非遗传承人在抖音做电商年入百万(DH, DY);熔铜壁画电商负责人说:“过去说破嘴皮子大家也不知道我们在干吗,现在一条视频就可以”;在浙江东阳,抖音电商带动非遗相关就业超5000人(DH)

由此,抖音基于相关关系的推荐算法因“物以类聚”,为用户提供优质内容及一站式观看体验,提升用户使用时长与频次,增强用户黏性,促进创造价值。

(二)因果型推荐算法及价值创造机理分析

与抖音不同,网飞主要面向偏好相对稳定的长视频受众,推荐算法注重挖掘“用户—内容”因果关系,形成因果关系主导的推荐,具有“人尽其才”和“物尽其用”价值动因,以下将分析两种价值动因及价值创造机理。

1. “物尽其用”的归纳及其价值创造分析

(1)“物尽其用”的编码与归纳

网飞拥有众多影片,如何充分发挥影片资源的价值?网飞在深度解构影片基础上,挖掘“影片—用户”因果关系以实现个性化推荐(见表7)。影片内容方面,从显性和隐性视角为影片内容打标签,使用基于内容的推荐算法^①、基于内容特征的因果图模型等分析影片因果关系,创建内容因果关系网络用于推荐。影片形态方面,网飞解构与重组海报、预告片、内容标签等,形成可变的影片形态,用监督学习算法挖掘用户观影原因,以贴近用户偏好。本文将网飞基于内容因果关系的推荐编码为“物尽其用”,推荐逻辑为:用户喜欢A影片以及S类型影片,且用户基于X原因喜欢A影片,B影片具有X特征,故选择以S形态为用户推荐B影片。

^①基于内容的推荐算法,主要使用内容自身的特征(如影片的导演、演员、拍摄地、主角特点等),根据余弦相似性或者欧式距离来计算内容之间的相似度,由此为用户推荐内容。由于用户喜欢具有某些特征的影片,算法会推荐具有这些特征的影片。

表7 “物尽其用”价值动因编码

一阶编码	二阶编码	三阶编码
①人工解构影片内容。网飞聘请专业人士根据《Netflix量子论》从上千个维度给影片打标签。每部影片包含约500个标签:如显性的故事情节、主角职业、教育水平、人格类型、家庭环境……隐性的观影感受、价值取向、道德水平、结局的社会接受度……(NH,NG)。②挖掘影片间的因果关系。使用基于影片内容特征的因果图模型、概率因果模型、因果深度神经网络等预测不同影片的因果关系;根据影片解构数据计算影片相似性,产生70 000多种影片微流派,如黑暗电影就包含120多种子流派(NH,NG)。③基于影片内容因果关系推荐影片。算法推荐与用户喜欢的影片具有存在内容相似性的影片。例如笔者观看并收藏《时尚的未来》,再次登录时推荐了《室内设计大师赛》,理由为“与《时尚的未来》相似的影片”“匹配度为98%”“女性、幽默、独立”(NQ)	内容因果关系网络	“物尽其用”
①解构影片元素。网飞使用图像识别算法从视频中抽取图像帧,为每部影片生成约18张海报;使用AVA视频处理算法识别精彩片段,为每部影片生成约5种预告片;使用智能技术压缩画面信息,降低背景性元素像素,增强人物等重要元素像素(NG,NQ)。②挖掘“用户—影片元素”因果关系。使用A/B测试方法优化推荐算法,挖掘哪些元素吸引用户……网飞发现偏爱喜剧的会员更易被《善意猎人》只有男主滑稽表情的海报吸引;海报包含三个及以上人时,点击率下降(NH)。③基于影片形态推荐影片。使用多种监督学习算法根据用户发射的“信号”,从上百种影片元素组合的形态中筛选最匹配的呈现形态(NG,NQ)。同样是《善意猎人》,喜欢喜剧影片的用户会看到男主滑稽表情的海报,配以“滑稽、口无遮拦、黑色幽默”的理由;《纸牌屋》在亚洲地区的预告片强调悬疑和情感元素,在欧美更注重展现政治阴谋(NH)	内容形态变幻	

由此提出命题3,基于因果关系的推荐算法具有“物尽其用”价值动因,根据内容因果关系网络与内容形态变幻为用户提供精准、快速的推荐,缩短用户决策时间,降低交易成本,增加用户观看频次与时长,促进价值创造。

(2)“物尽其用”的价值创造机理

结合案例与理论,本文对命题3展开论述。速度经济理论强调服务效率对用户感知价值的影响,鉴于时间资源的稀缺性和不可再生性,提升匹配效率有利于增加用户时间价值。网飞采用因果型推荐算法,挖掘用户决策原因,提供精准推荐以及个性化内容形态,从而提升服务效率,促进产生速度经济效应。具体而言,首先,网飞通过影片内容分解,构建内容因果关系网络,实现“一叶知秋”推荐效果,解决数据稀疏及新账号冷启动问题。如表8,依据用户选择的“种子影片”,从多维度计算因果关系,快速推荐相似影片,降低观影时间成本,增强用户感知价值,促进用户增长。网飞用户从2010年的2150万增至2022年的2.2亿,市值突破2000亿美元。其次,网飞利用影片元素数据,生成多种表现形态,快速呈现个性化海报、预告片、元数据等关键信息,使用户快速决策。如《善意猎人》针对浪漫片爱好者,展示男女主同框海报及“浪漫、异性相吸、迷人”等推荐理由。这种“内容形态变换”策略通过吸引用户注意力,提升内容点播率。网飞A/B测试显示,个性化海报使影片点播率提升4倍,影片利用率显著提高。尽管2010—2020年,网飞影片数量从7285部降至5838部,仍能满足用户需求,实现订阅用户数增长。

由此,网飞基于因果关系的推荐算法因“物尽其用”,有利于提升内容点播率以及用户观影便利性,降低用户的交易成本,促进价值创造。

2. “人尽其才”的归纳及其价值创造分析

(1)“人尽其才”的编码与归纳

网飞会员数量庞大,如何发挥用户数据资源实现个性化推荐?网飞通过因果型推荐算法挖掘用户行为原因,实现个性化推荐(见表9)。在用户兴趣方面,根据用户行为数据,使用矩阵分

解推荐算法^①,挖掘用户显性和隐性兴趣点,提供“影片+兴趣理由”推荐;在用户场景方面,网飞根据场景相关数据,使用Contextual Bandit 推荐算法^②,识别用户观看的场景原因,提供“影片+场景理由”推荐。此推荐策略被归纳为“人尽其才”,推荐逻辑为:若用户具有兴趣A/处于场景B下,则为用户推荐具有特征A的影片/符合场景B的影片。

表8 “物尽其用”对价值创造的影响

价值创造	部分引用例证
内容因果关系网络与价值创造	①促进扩大用户规模。新用户登录时只需在6行影片中选择感兴趣的3部影片,算法即可从不同维度召回与之相似的影片集合,以精准多样的影片吸引用户观看;2022年,网飞用户数量超2亿,市值突破2000亿美元(NG,NQ)。②提升推荐速度。网飞创建的影片内容相似网络能在不同用户群体间重复使用,极大降低算法在线计算时间开销,当系统识别出用户喜爱某些影片,即迅速召回与之相似的影片予以推荐(NH,NQ)
内容形态变幻与价值创造	①提升影片点击率。用户常缺乏耐心深入了解影片,平均仅花1.8秒决定是否点击,在不了解影片时常根据海报来决策(NF);A/B测试显示,个性化海报使影片点击率提升4倍(NG)。②提高影片点击速度。网飞在用户登录的5秒内呈现个性化的推荐主页,包含约40行不同主题,每个主题约70部影片;用户平均会在登录主页的90秒内点击一部影片(NQ)

表9 “人尽其才”价值动因编码

一阶编码	二阶编码	三阶编码
①记录用户兴趣。网飞记录用户兴趣数据:人口统计(性别、年龄、地域……),用户行为(点击、观看、鼠标停留的位置、评价……)(NH)。②挖掘“用户—内容”因果关系。建立“用户—内容”矩阵,挖掘用户隐性和显性兴趣点;用户可能不承认喜欢肥皂剧,但用一晚上看完了《金妮与乔治娅》(NG)。③根据兴趣原因推荐视频。使用基于矩阵分解推荐算法,当用户表现出喜欢观看《女子监狱》《难道不浪漫》“信号”时,算法可挖掘的兴趣点有:黑色幽默、离奇、女性题材等,据此推荐影片《玩命三姐妹》《两大无猜》(NQ);用户每次登录页面是不一样的,逐渐覆盖更多兴趣点(NG)	兴趣分解	“人尽其才”
①记录用户场景。网飞记录用户场景数据:时间场景如登录的时间点、所处的季节、天气、白天或黑夜……;空间场景如用户所处的国家、区域、城市、登录的设备类型、使用的网络……(NG)。②挖掘“用户场景—内容”因果关系。挖掘出不同场景(如就餐、出差、居家放松、度假、熬夜、通勤……)与用户选择的因果关系,例如用户更倾向于在周五晚上观看综艺节目(NG)。③根据场景原因推荐视频。使用Context Bandit 推荐算法,根据用户历史观看数据,以及当下场景,预测并推荐可能观看的影片。如总统大选时推荐政治剧相关内容;在日本旅行时推荐本土特色的动漫内容;节假日推荐值得“周末最搭的电视剧”“深夜观影”等(NH,NQ)	场景分解	

由此提出命题4:基于因果关系的推荐具有“人尽其才”价值动因,通过用户兴趣分解和场景分解,挖掘用户行为原因,提供精准化、场景化的内容推荐及透明的推荐理由,促进价值创造。

(2)“人尽其才”的价值创造机理

本文结合案例与理论,对命题4加以论述。网飞采用订阅式商业模式,价值创造逻辑为复利效应,价值交换体现长期契约的多次交互。其因果型推荐算法中的“人尽其才”推荐策略,能够在解析用户行为动因基础上实现推荐与优化的互动循环,产生复利效应。具体而言,首先,在挖

①矩阵分解算法将“用户—内容”矩阵分解为“用户—兴趣点”×“兴趣点—内容”的形式。进而训练出“用户—兴趣点—内容”的用户推荐模型。用户u对内容i的感兴趣程度可表示为: $\hat{r}_{u,i} = p_u^T q_i = \sum_{k=1}^K p_{u,k} q_{i,k}$ 。算法找到最优参数p和q,进而最小化预测的用户兴趣与用户组真实兴趣之间的误差,即: $Min(\sum_{(u,i) \in k} (r_{u,i} - \hat{r}_{u,i})^2 + \lambda(\|p_u\|^2 + \|q_i\|^2))$ 。

②Context Bandit推荐算法旨在预测出用户在C场景下的t时刻,观看视频i的概率P,然后筛选P值靠前的一些影片推荐给用户。P值计算如下: $P(w_t = i|U,C) = \frac{e^{w_i U}}{\sum_{j \in V} e^{w_j U}}$ 。

掘用户兴趣数据进行推荐方面,网飞运用矩阵分解算法,精准捕捉用户个性化偏好,从而增强用户黏性并提升内容竞争力。通过深入解析“用户兴趣—内容”之间的因果关系,结合用户反馈进行持续迭代优化,网飞构建正向循环的推荐机制,即“观看越多,理解越深;推荐越准,观看更多”。如表10,这不仅显著提升用户的观影体验和忠诚度,还为企业带来持续增长的订阅用户和高续订率。同时,对用户偏好的精准识别也为网飞内容创作提供有力支持,使其推出《纸牌屋》等爆款作品。

表 10 “人尽其才”对价值创造的影响

价值创造	部分引用例证
兴趣分解与价值创造	①促进用户持续订阅。Netflix数据科学家指出用户每月观看至少15小时,取消订阅的可能性会降低75%,每月观看时间小于5小时,有95%可能性取消订阅。”(NF);网飞续订率超90%(NC)。②促进内容精准创作。面向不同兴趣群体精准制作影片,创作《纸牌屋》《女子监狱》《奇怪物语》等爆款(NH,NG,NQ)。在决定是否拍摄《纸牌屋》时,网飞发现该剧能覆盖喜欢观看英国版《纸牌屋》的美国受众,前景乐观,便斥巨资跳过试播买下两季版权,后该剧风靡全球,开播当季新增用户达到300万,订阅费用几乎覆盖影片拍摄成本(NG,NC)
场景分解与价值创造	①提升用户推荐接受率。网飞根据用户所处场景提供个性化的“推荐内容+推荐理由”,促进用户点击观看,用户观看内容约80%源自推荐,Netflix估算个性化推荐系统每年节省的业务费用可达10亿美元(NC,NQ)。②促进产品场景化创新。挖掘用户场景以创新产品:像素自适应功能可根据网络情况智能调整画质,解决网络不佳场景下的观看需求;Netflix-party功能可边看边聊,满足异地观影互动;计算机屏幕翻转90度的功能满足躺着观影;“音频描述”适用不便观影场景;“智慧下载”功能会在网速较好时自动缓存喜欢的影片;使用卡通人物替代影片名称以方便儿童观影选择……(NG,NQ)。③提升使用频次。到2020年一季度,网飞1.83亿的全球用户中,非活跃账号不到总数的0.5%(NG)

其次,在结合用户场景数据进行推荐方面,网飞通过运用Context Bandit等推荐算法,计算用户观影的场景原因,据此提供“内容+场景理由”个性化推荐。这种推荐方式不仅满足用户的场景化需求,增强用户对推荐的认同感和信任感,还促进用户点击和观看行为,为推荐系统的持续优化提供有效的数据支持。如表10,网飞用户观看的内容中约80%源自算法推荐,个性化推荐系统每年为网飞节省约10亿美元。此外,网飞还基于用户特定观影场景,推出场景化产品和服务,如Netflix-party、音频描述、智慧下载等,这些创新不仅提升了用户的感知价值和使用频次,也进一步巩固网飞的市场地位。2020年一季度,网飞全球1.83亿用户中,非活跃账号占比不足0.5%。

由此,网飞基于因果关系的推荐算法因“人尽其才”,持续优化推荐结果、精准创新产品与服务,从多个维度提升用户感知价值。

五、讨 论

本文旨在探讨推荐算法驱动内容平台价值创造的动因及其机理,选取抖音和网飞作为双案例研究对象,遵循“价值动因→价值创造机理→价值结果”研究主线,构建推荐算法驱动内容平台价值创造机理的理论框架(如图3所示)。简而言之,内容平台采取的推荐算法类型,在很大程度上塑造其商业模式的“用户—内容”匹配特征,进而形成不同的价值动因与价值创造机理,产生差异化价值结果。

(一)相关型推荐算法及其价值创造机理分析

相关型推荐算法遵循“人以群分”和“物以类聚”的匹配逻辑,利用平台用户规模优势驱动价值创造。其平台价值创造主要体现在两个方面:其一,基于用户相关关系,识别需求相似群体,精准推广使用经验,迭代提升推荐准确性,促进价值创造;其二,基于内容相关关系,识别内

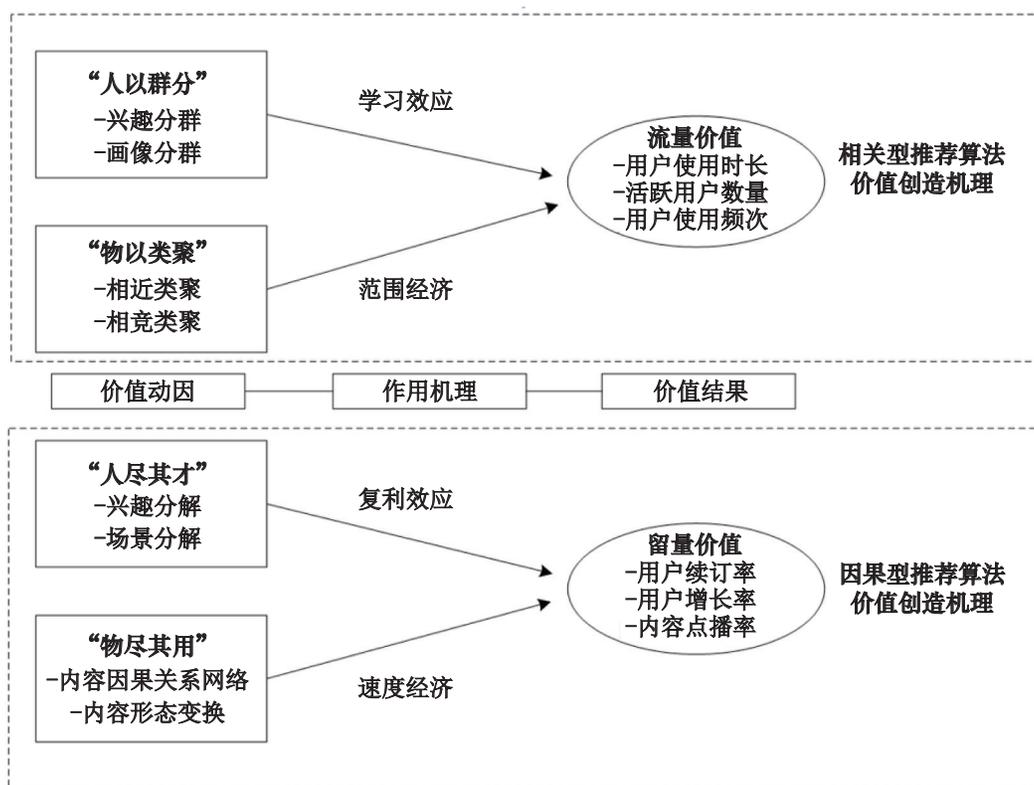


图3 推荐算法价值创造实现机理的理论框架

容相似性与竞争性,确保推荐的多样性与品质,促进价值创造。社群逻辑下平台商业模式追求连接红利,而人工智能的应用进一步释放这种连接红利(罗珉和李亮宇,2015)。随后的研究提出智能互联产品概念,兼具“新型分工”和“智能连接”双重属性:前者通过降本增效改变企业边界范围,后者通过构建大规模、跨边界且高度集成的智能化产品体系,推动企业边界扩展(曹鑫等,2022)。本文聚焦于用户数据和内容数据,分别探讨相关型推荐算法的两种价值动因,从多个理论视角揭示其价值创造机理,丰富价值创造的机理研究。

(二)因果型推荐算法及其价值创造机理分析

因果型推荐算法遵循“人尽其才”和“物尽其用”的匹配逻辑,依托平台内容优势创造价值。其价值创造主要体现在两个方面:其一,基于用户因果关系,细化推荐颗粒度与理由,增强推荐精准性和接受率,促进价值创造;其二,基于内容因果关系,创建内容因果关系网络及可变的内容形态,推动推荐高效化,降低用户时间成本与决策难度,促进价值创造。智能商业时代,数据作为新生产要素,价值显著,Gregory等(2021)提出数据网络效应,认为平台数据学习能力与用户感知价值、使用意愿以及用户数据量相互正向促进,促进价值创造。而算法融入产品创新,涉及要素解构与重组、成长性验证和多样化匹配(肖静华等,2020)。本文探讨因果型推荐算法如何运用用户数据和内容数据,驱动商业模式个性化匹配,响应“数据端”驱动的商业模式创新研究(Sorescu,2017)。

(三)相关型推荐算法和因果型推荐算法的对比

相关型推荐算法和因果型推荐算法因匹配逻辑差异,价值创造结果各有千秋,具体而言,①准确性,相关型推荐算法需大量数据资料,常受限於数据稀疏性,而因果型推荐算法擅长发掘因果关系以应对数据稀疏问题,推荐准确性更高(Bottou等,2013)。网飞用户要花数小时观

影,更看重推荐准确性。②多样性,相关型推荐算法从用户和内容相似性出发,易导致局部优化现象,推荐结果易限于特定领域(Berman和Katona,2020);因果型推荐算法关注“用户-内容”因果关系,擅长挖掘潜在兴趣点,具有推荐多样性优势(Zhang等,2021)。对网飞,多样化推荐不仅能增加用户感知价值,还能提升内容投资回报率。③可解释性,相关型推荐算法关注数据相关性,无法提供明确推荐理由;因果型推荐算法着重分析用户与内容的因果关系,可提供强解释性的推荐(Bareinboim等,2016)。网飞的推荐可解释性更为重要,直接影响用户对平台的信任感和满意度。④动态性,相关型推荐算法在数据敏感性(Adomavicius和Tuzhilin,2005)和更新策略上(Jannach等,2015)表现出更强能力,具有动态性优势。抖音的推荐动态性至关重要,因为用户要在短时间内浏览大量内容。

总之,两种推荐算法在多个层面存在差异(如表11所示)。因果型推荐算法能够揭示用户偏好与推荐内容之间的深层因果联系,适用于构建长期用户关系的环境,如电子商务、长视频及音乐平台等;相关型推荐算法具有即时性和高效性,在迅速捕获用户兴趣、提升平台流量方面优势凸显,更加契合新闻资讯、社交媒体及短视频平台等需要快速吸引用户注意的场景。

表 11 相关型推荐算法和因果型推荐算法的比较

	基于相关关系的推荐算法	基于因果关系的推荐算法
价值动因	“人以群分”“物以类聚”	“人尽其才”“物尽其用”
常用算法	协同过滤推荐算法、无监督学习算法	基于内容的推荐、基于模型的推荐、监督学习算法
价值创造机理	学习效应、范围经济	速度经济、复利效应
推荐指标	动态性上具有优势	准确性、多样性、可解释性上具有优势
价值创造结果	“流量”价值:电商、直播、团购、外卖	“留量”价值:影片高质量制作、影片利用率高、用户续订率高
适用场景	内容数量远多于用户数量、内容增长快、用户兴趣动态变化	内容数量远低于用户数量、内容增长慢、用户兴趣稳定
典型案例企业	抖音、快手、淘宝、Amazon、Twitter	网飞、樊登读书、Spotify、Stitch Fix
文献支撑	曹鑫等(2022);罗珉和李亮宇(2015);王烽权等(2020);Adomavicius和Tuzhilin(2005);Jannach等(2015)	肖静华等(2020);Gregory等(2021);Bottou等(2013);Zhang等(2021);Bareinboim等(2016)

六、结 论

(一)理论贡献

首先,本文聚焦于推荐算法在内容平台价值创造中的作用,丰富了算法驱动商业模式价值创造的研究。以往文献将算法作为外部技术因素(Wang等,2015;Ma等,2022;Sjodin等,2021),鲜有探讨算法如何融入并重塑商业模式架构。本文基于算法嵌入商业模式匹配的视角,通过网飞和抖音双案例研究,揭示推荐算法在内容平台价值创造中的动因及机理,提出推荐算法驱动内容平台价值创造的理论框架,从而弥补算法重塑商业模式架构研究的不足,并对智能化商业模式探索作出积极响应。

其次,本研究结合推荐算法在内容平台的具体应用,深入探讨商业模式价值创造动因,深化了该领域的研究。既往研究多集中于推荐算法如何创新商业模式要素(Berman和Katona,2020;肖静华等,2020),却较少关注推荐算法如何创新要素间的匹配关系。本文着重分析推荐算法对要素匹配关系的影响,依据推荐逻辑的差异,区分出相关型推荐算法和因果型推荐算法,并进一步辨析出“人以群分”“物以类聚”“人尽其才”和“物尽其用”四种核心价值动因,为人工智能背景下的商业模式创新研究提供新视角。

最后,本文结合经济学相关理论,剖析推荐算法驱动内容平台商业模式价值创造的机理,

拓展了商业模式价值创造的机理研究。现有文献主要使用数据网络效应解释推荐算法价值创造机理(Oestreicher-Singer等,2013;Lin等,2017;Hafor,2021),较少关注推荐算法的匹配属性。本文则深入探索推荐算法的匹配逻辑,运用学习效应、范围经济、速度经济以及复利效应理论,揭示“人以群分”等四种价值动因的价值创造机理,不仅为理解推荐算法在价值创造中的作用提供新颖的理论视角,而且拓宽了上述经济学理论的应用范畴。

(二)实践启示

首先,推荐算法对平台的价值主张、价值创造机理和价值结果具有直接影响。平台须全面考量其多重价值,包括长期价值、短期价值、用户价值和企业价值。此外,推荐系统的设计应兼顾商业价值、用户体验、人文关怀、正向价值观等,以确保内容平台的持续竞争力。

其次,采用相关型推荐算法的内容平台,关键在于多维度、深层次地挖掘用户与内容之间的相关关系。平台不仅要考虑用户的显性特征(如年龄、性别、地理位置等),还要深入分析其隐性特征(如兴趣偏好、浏览历史、互动行为等),以精确捕捉并提炼用户的个性化偏好信息,促进挖掘准确且多样的相关关系,优化推荐系统的效果。

最后,使用因果型推荐算法的内容平台,须重视内容的精细化拆解,充分利用AI技术提取多维内容数据,以提升内容分发的覆盖率。同时,除记录用户兴趣和场景数据外,还要创新互动方式,以获取更多元和深层次的反馈,如简化评价流程和设置多样化参与途径,促进推荐算法挖掘准确且新颖的因果关系,提升推荐系统的整体效果。

(三)研究不足

本文采用双案例研究方法,深入剖析了推荐算法在内容平台价值创造中的动因、机理和结果,但仍有值得改进之处。首先,本文聚焦于视频内容,后续研究可扩展至音频、图文等内容形态,以揭示推荐算法在不同内容领域的价值创造过程;其次,本文重点关注推荐算法,未来可将企业文化、治理机制和合作方式等纳入分析,探索其与推荐算法之间的相互作用;最后,本文较少关注平台利益相关者的价值,未来可探讨推荐系统中不同参与主体的贡献。

主要参考文献

- [1]曹鑫,欧阳桃花,黄江明.智能互联产品重塑企业边界研究:小米案例[J].管理世界,2022,38(4):125-142.
- [2]黄小莉,周懿瑾.人机互动中的算法想象:研究评述与展望[J].外国经济与管理,2023,45(7):91-105.
- [3]江积海.商业模式创新中“逢场作戏”能创造价值吗?——场景价值的理论渊源及创造机理[J].研究与发展管理,2019,31(6):139-154.
- [4]廖觅燕,方佳明,杨晶晶,等.应对行为视角下算法推荐内容相似性对App持续使用的影响[J].南开管理评论,2023,26(3):178-190.
- [5]刘强.构建企业级推荐系统:算法、工程实现与案例分析[M].北京:机械工业出版社,2021.
- [6]罗珉,李亮宇.互联网时代的商业模式创新:价值创造视角[J].中国工业经济,2015,(1):95-107.
- [7]苏敬勤,刘静,吕禾雨.案例研究为什么能为本土管理理论作出贡献——学理基础与构建路径[J].财经问题研究,2023,(3):22-31.
- [8]孙鲁平,张丽君,汪平.网上个性化推荐研究述评与展望[J].外国经济与管理,2016,38(06):82-99.
- [9]王烽权,江积海,王若瑾.人工智能如何重构商业模式匹配性?——新电商拼多多案例研究[J].外国经济与管理,2020,42(7):48-63.
- [10]王欣,朱虹,姜帝,等.人工智能产品“协助者”与“替代者”形象对消费者评价的影响[J].南开管理评论,2021,24(6):39-49,139.
- [11]肖静华,胡杨颂,吴瑶.成长品:数据驱动的企业与用户互动创新案例研究[J].管理世界,2020,36(3):183-204.
- [12]朱国玮,高文丽,刘佳惠,等.人工智能营销:研究述评与展望[J].外国经济与管理,2021,43(7):86-96.
- [13]Adomavicius G, Tuzhilin A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and

- possible extensions[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2005, 17(6): 734-749.
- [14]Agrawal A, Gans J S, Goldfarb A. Prediction Machines: The simple economics of artificial intelligence[M]. Boston: Harvard Business Review Press, 2018.
- [15]Aker S, Michael K, Uddin M R, et al. Transforming business using digital innovations: The application of AI, blockchain, cloud and data analytics[J]. *Annals of Operations Research*, 2020, 308(1-2): 7-39.
- [16]Amit R, Zott C. Value creation in E-business[J]. *Strategic Management Journal*, 2001, 22(6-7): 493-520.
- [17]Berman R, Katona Z. Curation algorithms and filter bubbles in social networks[J]. *Marketing Science*, 2020, 39(2): 296-316.
- [18]Bottou L, Peters J, Quiñero-Candela J, et al. Counterfactual reasoning and learning systems: The example of computational advertising[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2013, 14(1): 3207-3260.
- [19]Breidbach C F, Maglio P. Accountable algorithms? The ethical implications of data-driven business models[J]. *Journal of Service Management*, 2020, 31(2): 163-185.
- [20]Burke R. Hybrid recommender systems: Survey and experiments[J]. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2002, 12(4): 331-370.
- [21]Chen H C, Chiang R H L, Storey V C. Business intelligence and analytics: From big data to big impact[J]. *MIS Quarterly*, 2012, 36(4): 1165-1188.
- [22]Eisenhardt K M, Graebner M E. Theory building from cases: Opportunities and challenges[J]. *Academy of Management Journal*, 2007, 50(1): 25-32.
- [23]Fleder D M, Hosanagar K. Recommender systems and their impact on sales diversity[C]//Proceedings of the 8th ACM Conference on Electronic Commerce. San Diego: Association for Computing Machinery, 2007.
- [24]Gregory R W, Henfridsson O, Kaganer E, et al. The role of artificial intelligence and data network effects for creating user value[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(3): 534-551.
- [25]Hennig-Thurau T, Marchand A, Marx P. Can automated group recommender systems help consumers make better choices?[J]. *Journal of Marketing*, 2012, 76(5): 89-109.
- [26]Hosanagar K, Fleder D, Lee D, et al. Will the global village fracture into tribes? Recommender systems and their effects on consumer fragmentation[J]. *Management Science*, 2014, 60(4): 805-823.
- [27]Jannach D, Lerche L, Kamehkhosh I, et al. What recommenders recommend: An analysis of recommendation biases and possible countermeasures[J]. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2015, 25(5): 427-491.
- [28]Lee D, Hosanagar K. How do recommender systems affect sales diversity? A cross-category investigation via randomized field experiment[J]. *Information Systems Research*, 2019, 30(1): 239-259.
- [29]Leskovec J, Rajaraman A, Ullman J D. Mining of massive datasets[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2020.
- [30]Li X T, Grahl J, Hinz O. How do recommender systems lead to consumer purchases? A causal mediation analysis of a field experiment[J]. *Information Systems Research*, 2022, 33(2): 620-637.
- [31]Ma X M, Sun Y Q, Guo X T, et al. Understanding users' negative responses to recommendation algorithms in short-video platforms: A perspective based on the Stressor-Strain-Outcome (SSO) framework[J]. *Electronic Markets*, 2022, 32(1): 41-58.
- [32]Oestreicher-Singer G, Sundararajan A. Recommendation networks and the long tail of electronic commerce[J]. *MIS Quarterly*, 2012, 36(1): 65-83.
- [33]Oestreicher-Singer G, Libai B, Sivan L, et al. The network value of products[J]. *Journal of Marketing*, 2013, 77(3): 1-14.
- [34]Park D H, Kim H K, Choi I Y, et al. A literature review and classification of recommender systems research[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(11): 10059-10072.
- [35]Pearl J. Models, reasoning, and inference[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2000.
- [36]Puntoni S, Reczek R W, Giesler M, et al. Consumers and artificial intelligence: An experiential perspective[J]. *Journal of Marketing*, 2021, 85(1): 131-151.
- [37]Sjödén D, Parida V, Palmié M, et al. How AI capabilities enable business model innovation: Scaling AI through co-evolutionary processes and feedback loops[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 134: 574-587.
- [38]Sorescu A. Data-driven business model innovation[J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2017, 34(5): 691-696.

[39]Wang Y Y, Luse A, Townsend A M, et al. Understanding the moderating roles of types of recommender systems and products on customer behavioral intention to use recommender systems[J]. *Information Systems and E-Business Management*, 2015, 13(4): 769-799.

Mechanisms of Recommendation Algorithms Driving the Value Creation of Content Platforms: Relevance or Causality?

Jiang Jihai^{1,2}, Zhou Caihong¹, Wang Fengquan³

(1. *School of Economics and Business Administration, Chongqing University, Chongqing 400030, China;*

2. *Research Center for Business Administration and Economic Development, Chongqing University,*

Chongqing 400030, China; 3. *School of Business Administration, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China*)

Summary: This paper follows the research thread of “motivation → mechanism → value”, and adopts a dual case study of Douyin and Netflix. It induces the value drivers of recommendation algorithms driving content platforms, and analyzes the mechanisms of value creation driven by different value drivers. Then, this paper proposes the theoretical framework for value creation driven by recommendation algorithms on content platforms. The study finds that the value drivers for content platforms using correlation-based recommendation algorithms are “people divided by groups” and “items clustered by categories”, which promote traffic value creation by generating learning effects and economies of scope; and the value drivers for content platforms using causal recommendation algorithms are “making the best use of talents” and “making the best use of things”, which enhance retention value creation through compounding effects and economies of speed. This paper enriches the research on value creation of algorithm-driven business model, and is instructive for further exploration of intelligent business model.

Key words: business model; content platforms; recommendation algorithms; value creation

(责任编辑: 宋澄宇)