



内容带货对免费知识分享行为的溢出效应

齐托托¹, 王天梅²

1 首都经济贸易大学 工商管理学院, 北京 100071

2 中央财经大学 信息学院, 北京 100081

摘要: 知识分享平台推出内容带货形式, 试图打造免费与付费相融合的全新知识分享场景。免费知识分享是知识分享平台持续发展的根基, 而内容带货的出现是否对原有免费知识分享行为产生非预期影响值得探究。虽然已有研究探究了知乎 Live 和付费咨询型经济激励策略对免费知识分享行为的非预期影响, 但内容带货作为知识分享平台中的新型经济激励策略, 如何影响知识生产者的免费知识分享行为尚未可知。

利用知乎推出好物推荐策略的准自然实验, 基于动机拥挤理论, 探究内容带货对知识生产者免费知识分享的数量和努力程度的溢出效应, 以及考察内容带货对不同声誉的知识生产者的异质性影响。采用文本分析法对回答内容进行细粒度挖掘, 将回答内容的文本长度、主题多样性、回答与问题文本的相关性以及三者的均值作为免费知识分享努力程度的测量指标。采用倾向得分匹配和双重差分法检验研究模型和假设。采用实际经济激励效应检验、平行趋势检验、避免极端值的影响、更换倾向得分匹配方法和安慰剂检验验证结果的稳健性。

研究表明, 内容带货对知识生产者免费知识分享的数量和努力程度产生正向溢出效应, 表现为回答数量增加、回答文本更长、回答主题更多样以及回答与问题文本的相关性更强; 内容带货对低声誉知识生产者免费知识分享的数量和努力程度产生的正向溢出效应比高声誉知识生产者更强, 稳健性检验结果表明该结论成立。

研究结果为知识分享平台采用内容带货策略提供了理论依据, 避免了平台管理者低估内容带货为平台运营带来的总体效益; 同时, 有助于平台管理者针对异质性知识生产者实施差异化管理策略, 进一步发挥内容带货的积极溢出作用。因此, 研究结果对于知识分享平台完善商业化转型模式, 打造免费与付费和谐共存的知识分享生态具有重要决策参考价值。

关键词: 内容带货; 好物推荐; 免费知识分享; 动机拥挤理论; 溢出效应

中图分类号: F272.3 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1672-0334.2024.01.001

文章编号: 1672-0334(2024)01-0001-14

引言

内容带货最早在电商平台得到推广, 如淘宝直播等^[1-3]。知乎于2019年9月推出好物推荐策略, 首次

将内容带货引入知识分享平台。内容带货的出现打破了平台原有纯免费知识分享的运营模式, 同时为知识生产者带来了可观的经济收益^[4-5]。鉴于免费知

收稿日期: 2022-07-27 **修返日期:** 2023-11-11

基金项目: 国家自然科学基金(72072194, 72402146); 首都经济贸易大学新入职青年教师科研启动基金(XRZ2024011)

作者简介: 齐托托, 经济学博士, 首都经济贸易大学工商管理学院讲师, 研究方向为知识付费和消费者行为等, 代表性学术成果为“在线评论对知识付费产品购买决策的影响研究——卖家回复的调节作用”, 发表在2022年第2期《南开管理评论》, E-mail: qituotuo@cueb.edu.cn

王天梅, 经济学博士, 中央财经大学信息学院教授, 研究方向为知识付费和在线定制等, 代表性学术成果为“The spillover effects of different monetary incentive levels on health experts' free knowledge contribution behavior”, 发表在2021年第6期《Internet Research》, E-mail: wangtianmei@cufe.edu.cn

识分享是保持用户忠诚度的根基和维持平台生存发展的依托^[6-7],探究内容带货对知识生产者原有免费知识分享行为的溢出效应十分重要。

溢出效应是指一项策略除对实施对象产生直接影响外,还对其他对象产生意料之外的影响^[8-10]。由于内容带货策略偏享乐性,已有研究采用的理论无法涵盖新型经济激励策略产生溢出效应的所有作用路径。动机拥挤理论认为,外部干预会对用户动机产生挤入或挤出作用。该理论有助于阐释策略实施结果偏离预期的原因,全面解释内容带货策略的溢出成因。因此,本研究采用动机拥挤理论探究内容带货对免费知识分享产生何种溢出效应。

除了探究内容带货策略的溢出结果外,还有必要分析其对不同声誉水平知识生产者的溢出影响是否存在差异。一方面,内容带货策略制定了关于知识生产者等级的准入门槛。等级越高,声誉水平越高^[11]。因此,探究声誉的调节机制有助于平台管理者调整内容带货的准入门槛。另一方面,声誉水平影响内容带货策略的实施结果^[12-13],进而改变知识生产者的免费知识分享行为。因此,探究声誉的调节机制有助于平台管理者制定针对个体异质性的管理措施。因此,本研究旨在探讨内容带货如何影响不同声誉水平生产者的免费知识分享行为。

1 相关研究评述

1.1 经济激励策略对免费知识分享行为的影响

知识分享平台的经济激励策略一直受到学者们的广泛关注。已有研究主要以谷歌问答和 Mahalo 问答等平台为研究情景,聚焦于探究经济激励策略对直接干预的免费知识分享行为的影响^[14-16]。近几年,随着知识付费的演化和发展,知识分享平台中的新型经济激励策略相继涌现,如实时直播的知乎 Live、短语音问答的付费咨询以及附商品链接的好物推荐等。鉴于新型经济激励策略与原始的免费知识分享行为并行存在,学者开始探究新型经济激励策略对非直接干预的免费知识分享行为的溢出效应。已有研究发现,以知乎 Live 为代表和以付费咨询为代表的经济激励策略均对免费知识分享的数量产生溢出影响^[17-18]。付费咨询除对免费知识分享的数量产生影响外,还有助于提升知识生产者免费知识分享的努力程度^[19]。WANG et al.^[20]进一步探究了知乎 Live 对免费知识分享的数量和质量的溢出效应是否在短期和长期存在差异。QI et al.^[8]不仅区分了长短期的影响,还讨论了知乎 Live 和付费咨询的经济激励水平对免费知识分享的数量和质量的溢出效应。

综上所述,已有关于经济激励对免费知识分享行为影响的研究得到了丰富的结论,但仍然存在不足之处。一是已有研究仅分析了以知乎 Live 和付费咨询为代表的经济激励策略对免费知识分享行为的溢出效应,忽视了内容带货型的经济激励策略。二是虽然已有研究采用不同理论解释了经济激励策略影响免费知识分享行为的作用路径,但鉴于动机拥挤

理论提供了外部干预影响内部动机的关键机理,本研究认为动机拥挤理论能够更好地阐释溢出效应的发生机制。

1.2 动机拥挤理论在知识分享领域的应用研究

动机拥挤理论最早由 FREY et al.^[21]于 1997 年正式提出,是指外部干预可能对个体从事某项任务的内部动机产生挤入或挤出作用,从而增强或削弱其行动意愿。该理论通过阐述外部干预对内部动机的作用机制,为策略的实施结果偏离预期的现象提供了有力解释。

外部干预挤入内部动机主要归因于自我决定加强和自尊加强两个心理机制^[22]。其中,自我决定加强是指当用户认为外部干预和自我主观意愿相符时,其心理感知到的决策控制点从外部向内部转移,从而将行为更多地归因于自我决定,而非外部干预^[23-24]。用户自我决定的需求通过自我决定加强机制得到满足。自尊加强是指当外部干预支持用户实施具有主观意愿的行为时,原本兴趣驱动、追求挑战、利他主义等内部动机得到进一步认可^[25]。相反,当用户认为外部干预对其自我决定具有控制性,或原有内部动机不被认可时,自我决定和自尊感受损,外部干预将挤出内部动机。

已有研究采用动机拥挤理论,探究了经济激励策略对知识生产者的知识分享意愿与行为的直接影响^[26-29]。已有研究认为,经济激励策略通过挤入或挤出知识生产者的内部动机对知识分享行为产生直接影响^[26-27],并且经济激励策略对不同活跃度和不同助人愉悦感的知识生产者的知识分享行为存在差异化的拥挤影响^[27-29]。

本研究认为,动机拥挤理论的应用研究仍存在以下着力点,内容带货与已有关于知乎 Live 和付费咨询的研究相比,既有共同点,也有高享乐感的独特性。动机拥挤理论提供了外部干预通过挤入或挤出用户动机进而产生溢出效应的逻辑解释,适合全面分析内容带货产生溢出效应的系列内在作用路径。

2 理论分析和研究假设

2.1 内容带货对免费知识分享行为的溢出效应分析

本研究基于动机拥挤理论,预期内容带货对知识生产者免费知识分享行为产生积极的溢出效应。首先,自我决定加强不是内容带货的溢出成因。内容带货策略与免费知识分享行为并行存在。平台未将内容带货的经济收益直接用于激励免费知识分享行为,不存在内容带货对知识生产者免费知识分享行为的控制作用。因此,知识生产者分享免费知识的自我主观意愿未受到内容带货策略这一外部干预的影响,自我决定没有被削弱或增强。其次,自尊加强属于内容带货的关键溢出成因。如果外部干预使知识生产者认为自我能力得到赏识,其自尊感就会加强。知识生产者参与内容带货可以获得经济收益和平台中其他用户的赞赏,这在一定程度上是对其知识生产能力的认可,从而内容带货通过挤入自我效

能感增强了免费知识分享行为。

内容带货作为外部干预除了通过自尊加强机制挤入内部动机外,还可以挤入知识生产者的互惠动机、自我营销动机和助人愉悦感。一是内容带货的经济激励策略使知识生产者产生负疚感,从而挤入互惠动机,促使知识生产者通过免费分享知识回馈他人^[17,30]。二是内容带货的经济激励策略可以挤入自我营销动机,促使知识生产者通过免费知识分享提高个人影响力^[31]。三是知识生产者通过推荐自己喜欢的产品帮助其他用户高效选品,该分享过程比较轻松、愉快,从而内容带货也可以通过挤入助人愉悦感增强免费知识分享行为。

本研究参考已有研究,一方面,预期内容带货的经济激励策略提高知识生产者免费知识分享的数量。例如,HSIEH et al.^[16]基于Mahalo问答平台实证发现,以付费问答为代表的经济激励策略正向影响知识生产者回答的数量。KUANG et al.^[17]和WANG et al.^[20]基于知乎平台研究发现,以知乎Live为代表的经济激励策略积极影响免费知识分享的数量。另一方面,预期内容带货的经济激励策略增强知识生产者免费知识分享的努力程度。例如,CHEN et al.^[15]和REGNER^[32]以谷歌问答平台为情景,HSIEH et al.^[16]以Mahalo问答平台为情景进行研究,结果均发现付费问答的经济激励策略增强了知识生产者回答的努力程度。因此,本研究提出假设。

H₁ 内容带货对知识生产者免费知识分享的数量具有正向溢出效应。

H₂ 内容带货对知识生产者免费知识分享的努力程度具有正向溢出效应。

2.2 溢出效应的异质性分析

内容带货对不同声誉的知识生产者内部动机的挤入程度存在差异,进而导致溢出效应有所不同。首先,在知识分享平台引入内容带货前,与高声誉知识生产者相比,低声誉知识生产者尚未从原有的免费知识分享中获得较高的自我效能感和助人愉悦感,其内部动机进一步提升的空间相对较大。因此,内容带货挤入低声誉知识生产者自我效能感和助人愉悦感的程度更大,导致其免费知识分享的数量更多、努力程度更强。其次,从自我认知视角出发,低声誉知识生产者认为自己的专业能力和平台影响力弱于高声誉知识生产者。低声誉知识生产者在获得内容带货带来的经济收益后,会认为自己获得了与自身能力不匹配的收益,其负疚感增强。从而,内容带货对低声誉知识生产者互惠动机的挤入程度更大,导致其免费知识分享的数量和努力程度提高。最后,与高声誉知识生产者相比,低声誉知识生产者对用户的吸引力较低,更加亟需提升自身影响力。因此,内容带货对低声誉知识生产者营销动机的挤入程度更强,进而导致其免费知识分享的数量更多、努力程度更强。因此,本研究提出假设。

H₃ 相比于高声誉知识生产者,内容带货对低声誉知识生产者免费知识分享的数量正向溢出效应

更强。

H₄ 相比于高声誉知识生产者,内容带货对低声誉知识生产者免费知识分享努力程度的正向溢出效应更强。

3 研究方法

3.1 数据收集

本研究运用Python在知乎平台中获取621位采纳好物推荐和18240位未采纳好物推荐的知识生产者的基本信息和行为数据。知识生产者的基本信息主要包括性别(*Gen*)、是否为优秀回答者(*Exc*)、赞同数(*App*)、感谢数(*Ths*)、收藏数(*Col*)、公共编辑数(*Pub*)、专业认可(*Rec*)、关注人数(*Fol*)、粉丝数(*Fer*)、是否接受私信(*Msg*)和是否为知乎众裁官(*Ref*)。知识生产者的行为数据涵盖2019年1月至2020年6月的免费回答行为的动态信息,包括回答数量、回答文本、回答的点赞数和回答时间,本研究构建了18861位知识生产者的周度面板数据。

3.2 变量定义和测量方法

3.2.1 因变量

(1) 免费知识分享的数量。本研究采用免费回答问题的数量测量免费知识分享的数量(*Qty*)。

(2) 免费知识分享的努力程度。参考PU et al.^[33]和易明等^[34]研究,本研究采用文本长度(*Len*)、主题多样性(*Div*)、回答与问题文本的相关性(*Rel*)和平均努力程度(*Avg*)测量免费知识分享的努力程度。其中,采用免费回答的字数测量文本长度,采用免费回答的信息熵测量主题多样性。若回答文本 k 有 n 个主题向量 $\langle T_{k1}, T_{k2}, \dots, T_{kn} \rangle$,则信息熵为 $-\sum_{n=1}^n T_{kn} \log T_{kn}$ 。

采用Word2Vec方法测量回答与问题文本的相关性。采用文本长度、主题多样性、回答与问题文本的相关性的标准化指标的平均值测量免费知识分享的平均努力程度。

3.2.2 自变量

(1) 处理组虚拟变量。处理组虚拟变量(*Tre*)用于区分知识生产者是否采纳好物推荐。采纳好物推荐的知识生产者处理组取值为1,否则取值为0。

(2) 时间虚拟变量。选择时间虚拟变量(*Pos*)用于区分知识生产者采纳好物推荐前后的两个时期,知识生产者采纳好物推荐后的时间取值为1,否则取值为0。

3.2.3 调节变量

知识生产者声誉(*Rep*)主要取决于其在平台中的个人地位。本研究参考已有研究关于知识生产者声誉的测量方式^[11],采用知识生产者的粉丝数测量知识生产者声誉。一是采取粉丝数的均值作为高声誉组和低声誉组的分组依据,得到虚拟变量 $Rep1$ 。若粉丝数大于等于均值,为高声誉知识生产者,否则为低声誉知识生产者。二是采取75%分位数作为高声誉组和低声誉组的分组依据,将粉丝数转换为虚拟变量 $Rep2$ 。若粉丝数大于等于75%分位数,为高声

誉知识生产者, 否则为低声誉知识生产者。

3.2.4 控制变量

(1) 社会激励。鉴于社会激励 (*Soc*) 影响知识生产者的免费知识分享行为^[35], 本研究对其进行控制。社会激励采用上一周中免费回答的平均点赞数测量。

(2) 注册时长。由于注册时长 (*Ten*) 影响知识生产者的免费知识分享行为^[36], 本研究将其作为控制变量。注册时长采用自知识生产者第一次发布动态起至2020年6月的时间间隔测量。

3.3 模型设计

为避免自选择问题带来的偏差影响, 采用倾向得分匹配方法为处理组寻找匹配的对照组。匹配前处理组为采纳好物推荐的知识生产者, 对照组为全部未采纳好物推荐的知识生产者。匹配变量为知识生产者的个人特征变量集, 包括性别、是否为优秀回答者、赞同数、感谢数、收藏数、公共编辑数、专业认可、关注人数、粉丝数、是否接受私信和是否为知乎众裁官。运用倾向得分匹配模型计算不同知识生产者的倾向性匹配得分, 采用卡尺内最近邻匹配方法匹配处理组和对照组。倾向得分匹配模型为

$$P(Tre = 1)_i = \alpha + \sum_{j=1}^{11} \beta_j Cha_j + \varepsilon_i \quad (1)$$

其中, i 为知识生产者; j 为不同的匹配变量; α 为截距项; β_j 为待估系数; Cha_j 为匹配变量; ε_i 为随机误差项。

匹配后处理组仍为采纳好物推荐的知识生产者, 对照组则为与处理组中知识生产者个人特征相似且未采纳好物推荐的知识生产者。采用匹配样本检验与未采纳好物推荐的知识生产者相比, 采纳好物推荐的知识生产者免费知识分享的数量和努力程度是否存在显著变化。双重差分模型为

$$Y_{i,t} = \delta_0 + \delta_1 Tre_i \cdot Pos_t + \delta_2 Con_{i,t-1} + D_i + D_t + \mu_{i,t} \quad (2)$$

其中, i 为知识生产者; t 为时间; δ_0 为截距项; $\delta_1 \sim \delta_2$ 为待估系数; $Y_{i,t}$ 为测量免费知识分享的数量和免费知识分享的努力程度的被解释变量; Tre_i 为处理组虚拟变量, 若知识生产者采纳好物推荐则为处理组, 否则为对照组; $Tre_i \cdot Pos_t$ 为处理组虚拟变量和采纳时间虚拟变量的交互项; $Con_{i,t-1}$ 为控制变量, 包括 *Soc* 和 *Ten*; D_i 为个体固定效应; D_t 为时间固定效应; $\mu_{i,t}$ 为随机误差项; 为控制潜在的序列相关和异方差问题, 采用以个体聚类的稳健标准误; δ_1 是本研究重点关注的系数, 测量内容带货对免费知识分享行为的溢出效应。

在(2)式中分别加入 $Rep1_i$ 、 $Rep2_i$ 与 $Tre_i \cdot Pos_t$ 的交互项, 构建含有调节变量的双重差分模型, 即

$$Y_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 Tre_i \cdot Pos_t + \gamma_2 Tre_i \cdot Pos_t \cdot Rep1_i + \gamma_3 Con_{i,t-1} + D_i + D_t + \nu_{i,t} \quad (3)$$

$$Y_{i,t} = \lambda_0 + \lambda_1 Tre_i \cdot Pos_t + \lambda_2 Tre_i \cdot Pos_t \cdot Rep2_i + \lambda_3 Con_{i,t-1} + D_i + D_t + \omega_{i,t} \quad (4)$$

其中, γ_0 、 λ_0 为截距项; $\gamma_1 \sim \gamma_3$ 、 $\lambda_1 \sim \lambda_3$ 为待估系数; γ_2 、 λ_2 是本研究重点关注的系数, 测量知识生产者声誉的调节效应。

4 实证结果和分析

4.1 描述性统计

表1给出主要变量的描述性统计结果, 知识生产者每周平均免费回答1.769个问题, 回答的平均文本长度为304.032字。免费知识分享的数量标准差为4.758, 文本长度的标准差为755.335, 社会激励的标准差为1674.568, 注册时长的标准差为754.898, 表明不同知识生产者的免费知识分享的数量、文本长度、社会激励和注册时长存在较大差距。本研究采用取

表1 描述性统计结果
Table 1 Results of Descriptive Statistics

变量	均值	标准差	中值	最小值	最大值
<i>Qty</i>	1.769	4.758	0	0	267
<i>Len</i>	304.032	755.335	0	0	54670
<i>Div</i>	0.699	0.887	0	0	3.401
<i>Rel</i>	0.296	0.370	0	0	1
<i>Avg</i>	0	0.870	-0.663	-0.663	24.639
<i>Tre</i>	0.555	0.497	1	0	1
<i>Rep1</i>	0.234	0.423	0	0	1
<i>Rep2</i>	0.251	0.434	0	0	1
<i>Soc</i>	162.312	1674.568	0	0	158444
<i>Ten</i>	1076.858	754.898	992	0	3427

表2 平衡性检验结果
Table 2 Results of Balance Test

变量	匹配前后	均值		标准偏差 (%)	偏差降低 比率(%)	t 检验	
		处理组	对照组			t 值	$p > t $
Gen	匹配前	0.251	0.419	-25.200	88.500	-5.820	0
	匹配后	0.250	0.269	-2.900		-0.540	0.587
Exc	匹配前	0.034	0.052	-9.100	56.100	-2.040	0.042
	匹配后	0.034	0.026	4		0.830	0.404
App	匹配前	66.236	32.516	18.600	92.800	5.740	0
	匹配后	59.533	61.976	-1.400		-0.240	0.807
Ths	匹配前	16.136	5.605	23.300	91.400	8.910	0
	匹配后	13.429	12.525	2		0.440	0.661
Col	匹配前	68.762	22.362	23.900	88.200	9.580	0
	匹配后	56.947	51.457	2.800		0.600	0.551
Pub	匹配前	72.330	123.700	-3.600	96.600	-0.640	0.525
	匹配后	72.420	70.690	0.100		0.170	0.865
Rec	匹配前	1.498	0.887	6.900	44.300	2.330	0.020
	匹配后	1.498	1.158	3.800		0.700	0.482
Fol	匹配前	153.300	175.600	-6.100	79.900	-1.290	0.196
	匹配后	153.200	157.700	-1.200		-0.250	0.800
Fer	匹配前	26.610	23.677	2.600	47.900	0.520	0.606
	匹配后	25.538	27.067	-1.400		-0.390	0.696
Msg	匹配前	0.989	0.968	14.100	84.200	2.880	0.004
	匹配后	0.989	0.985	2.200		0.500	0.615
Ref	匹配前	0.412	0.153	59.900	96.300	17.340	0
	匹配后	0.411	0.421	-2.200		-0.350	0.730

自然对数的方式,对方差较大的变量进行线性变换处理。通过该方式压缩变量量纲,控制离群值的潜在影响,使回归结果更加稳健。

4.2 倾向得分匹配结果分析

倾向得分匹配的前提条件是满足平衡性假设,即匹配后处理组和对照组的特征变量不存在显著差异。本研究采用一对一卡尺内最近邻匹配方法匹配处理组和对照组,平衡性检验结果见表2。由表2可知,匹配后处理组和对照组性别的均值分别为0.250和0.269,差值较小,且标准偏差绝对值为2.900%。匹配后其他特征变量的标准偏差绝对值均小于5%,表明本研究选取的匹配方法合理。此外,匹配后性别t检验的p值为0.587,表明匹配后处理组和对照组的性

别不存在显著差异。匹配后其他特征变量t检验的p值均大于0.100,表明其他特征变量均不存在显著的组间差异,在一定程度上解决了样本选择的内生性问题,最终得到具有可比性的处理组和对照组。整体样本符合平衡性检验,保证了回归结果的可靠性。

4.3 预假设检验

DAI et al.^[37]和DENG et al.^[38]在双重差分回归前对数据进行了无模型检验。预假设检验分析了在策略冲击前后处理组和对照组之间因变量的差异变化,有助于初步判断研究假设是否得到验证,为下一步进行精确性回归进行铺垫。因此,本研究采取预假设检验方式。

表3 处理组和对照组之间因变量的均值比较
Table 3 Mean Comparisons of Dependent Variables between Treated and Control Group

变量	研究对象	组别	策略冲击时期		双重差分		声誉差分
			之前	之后	一次差分	二次差分	
Qty	全样本	处理组	1.379	2.583	1.205	0.536	- 0.501
		对照组	0.962	1.631	0.669		
	高声誉	处理组	3.009	3.560	0.551	0.266	
		对照组	1.649	1.934	0.285		
	低声誉	处理组	0.724	2.290	1.566	0.767	
		对照组	0.732	1.531	0.799		
Len	全样本	处理组	254.455	417.259	162.804	87.084	8.212
		对照组	199.058	274.778	75.721		
	高声誉	处理组	558.495	737.686	179.191	115.683	
		对照组	526.227	589.735	63.508		
	低声誉	处理组	132.333	321.025	188.692	107.471	
		对照组	89.291	170.513	81.221		
Div	全样本	处理组	0.541	0.863	0.322	0.059	- 0.055
		对照组	0.504	0.766	0.263		
	高声誉	处理组	0.956	1.169	0.214	0.046	
		对照组	0.857	1.025	0.168		
	低声誉	处理组	0.374	0.770	0.396	0.101	
		对照组	0.385	0.681	0.296		
Rel	全样本	处理组	0.234	0.375	0.140	0.037	- 0.036
		对照组	0.208	0.311	0.103		
	高声誉	处理组	0.427	0.514	0.087	0.023	
		对照组	0.366	0.430	0.064		
	低声誉	处理组	0.157	0.333	0.176	0.059	
		对照组	0.155	0.272	0.117		
Avg	全样本	处理组	- 0.136	0.183	0.319	0.094	- 0.049
		对照组	- 0.198	0.027	0.225		
	高声誉	处理组	0.327	0.565	0.238	0.089	
		对照组	0.221	0.369	0.148		
	低声誉	处理组	- 0.323	0.068	0.390	0.138	
		对照组	- 0.339	- 0.087	0.252		

知乎于2019年9月推出好物推荐策略。因此,本研究将2019年9月作为划分策略冲击前后时期的分界点。本研究计算了匹配后全样本、高声誉和低声

誉知识生产者中处理组和对照组在策略冲击前后的因变量均值及均值差异,处理组和对照组之间因变量的均值比较结果见表3。选用知识生产者粉丝数

表4 内容带货对免费知识分享行为的溢出结果
Table 4 Results for Spillover Effects of Content Marketing on Free Knowledge Sharing Behavior

变量	<i>Qty</i> (1)	<i>Len</i> (2)	<i>Div</i> (3)	<i>Rel</i> (4)	<i>Avg</i> (5)
<i>Tre · Pos</i>	0.205*** (6.350)	0.662*** (7.338)	0.131*** (5.249)	0.075*** (6.891)	0.162*** (6.369)
<i>Soc</i>	0.080*** (22.118)	0.295*** (22.328)	0.077*** (21.025)	0.034*** (22.147)	0.078*** (19.851)
<i>Ten</i>	-0.058*** (-3.073)	-0.086* (-1.715)	-0.046*** (-3.166)	-0.015** (-2.324)	-0.023* (-1.649)
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	0.812*** (6.548)	2.502*** (7.593)	0.895*** (9.344)	0.342*** (8.357)	0.037 (0.408)
R^2	0.512	0.423	0.354	0.398	0.374
F 值	176.439***	182.731***	155.793***	177.506***	144.012***

注: 样本量为56434; 括号内数据为t统计量, ***为在1%水平上显著, **为在5%水平上显著, *为在10%水平上显著, 下同。

的75%分位数作为确定高低声誉的标准。对于全样本, 处理组与对照组之间免费知识分享的数量差值为0.536, 文本长度的差值为87.084, 主题多样性的差值为0.059, 回答与问题文本的相关性的差值为0.037, 平均努力程度的差值为0.094, 表明免费知识分享的数量和努力程度随着时间的推移而正向增加, H_1 和 H_2 得到初步验证。高声誉知识生产者的免费知识分享的数量比低声誉知识生产者低0.501, H_3 得到初步验证。相较, 高声誉知识生产者回答的主题多样性比低声誉知识生产者低0.055, 回答与问题文本的相关性低0.036, 平均努力程度低0.049, 而文本长度比低声誉知识生产者高8.212, H_4 得到部分验证。

4.4 内容带货对免费知识分享行为的溢出效应结果分析

内容带货对知识生产者免费知识分享的数量和努力程度的回归结果见表4。所有模型的 F 值均在1%水平上显著, 表明回归方程显著。由表4的(1)列~(5)列可知, 控制变量中 Soc 系数显著为正, 表明社会激励积极影响免费知识分享的数量和努力程度; Ten 系数显著为负, 表明注册时长负向影响免费知识分享的数量和努力程度, 即知识生产者使用平台的时间越久, 越容易产生厌倦反应, 从而减少免费知识分享的数量, 降低免费知识分享的努力程度。由(1)列可知, $Tre \cdot Pos$ 系数为0.205, 在1%水平上显著为正, 表明内容带货显著正向影响知识生产者免费知识分享的数量。由(2)列~(4)列可知, $Tre \cdot Pos$ 系数分别为0.662、0.131、0.075, 均在1%水平上显著为正, 表明内容带货提高了知识生产者回答的文本长度、主题多样性和回答与问题文本的相关性。由(5)列

可知, $Tre \cdot Pos$ 系数为0.162, 在1%水平上显著为正, 再次表明内容带货提高了知识生产者免费知识分享的努力程度。因此, 内容带货不仅提高了知识生产者免费知识分享的数量, 还增强了免费知识分享的努力程度, H_1 和 H_2 得到验证。

4.5 溢出效应的异质性分析结果

内容带货对不同声誉的知识生产者免费知识分享的数量和努力程度的溢出结果见表5。由(1)列可知, $Tre \cdot Pos \cdot Rep1$ 系数为-0.347, $Tre \cdot Pos \cdot Rep2$ 系数为-0.391, 均在1%的水平上显著为负, 表明知识生产者的声誉显著削弱了内容带货与免费知识分享的数量之间的关系。由(2)列~(4)列可知, $Tre \cdot Pos \cdot Rep1$ 和 $Tre \cdot Pos \cdot Rep2$ 的系数均在1%的水平上显著为负, 说明相较于高声誉知识生产者, 内容带货对低声誉知识生产者回答的文本长度、主题多样性和回答与问题文本的相关性的正向溢出效应更强。由(5)列可知, $Tre \cdot Pos \cdot Rep1$ 系数为-0.221, $Tre \cdot Pos \cdot Rep2$ 系数为-0.237, 均在1%水平上显著为负, 再次表明知识生产者的声誉显著削弱了内容带货与免费知识分享的努力程度之间的作用关系。因此, 低声誉知识生产者免费知识分享的数量和努力程度比高声誉知识生产者更易受到内容带货的正向溢出效应, H_3 和 H_4 得到验证。

5 稳健性检验

5.1 实际经济激励效应检验

不同知识生产者推荐好物频率不同, 并且知识生产者采纳内容带货策略不等于获得实际经济收益。因此需要通过进一步分析内容带货的实际经济效应验证结果的可靠性。分析实际经济激励效应的关键

表5 知识生产者声誉的异质性结果
Table 5 Heterogeneous Results of the Knowledge Producers' Reputation

变量	<i>Qty</i> (1)	<i>Len</i> (2)	<i>Div</i> (3)	<i>Rel</i> (4)	<i>Avg</i> (5)
<i>Tre · Pos</i>	0.321*** (7.809)	0.993*** (9.115)	0.223*** (7.343)	0.119*** (9.011)	0.235*** (8.014)
<i>Tre · Pos · Rep1</i>	-0.347*** (-5.924)	-0.997*** (-5.979)	-0.276*** (-6.144)	-0.133*** (-6.840)	-0.221*** (-4.464)
<i>Soc</i>	0.080*** (21.879)	0.295*** (22.016)	0.077*** (20.709)	0.034*** (21.842)	0.078*** (19.635)
调节作用: <i>Rep1</i>					
<i>Ten</i>	-0.073*** (-3.839)	-0.128** (-2.536)	-0.058*** (-3.937)	-0.020*** (-3.211)	-0.032** (-2.291)
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	0.907*** (7.317)	2.776*** (8.382)	0.971*** (10.072)	0.378*** (9.230)	0.098 (1.064)
R^2	0.515	0.425	0.356	0.400	0.375
F 值	138.449***	158.983***	137.724***	154.931***	123.288***
<i>Tre · Pos</i>	0.349*** (8.324)	1.054*** (9.439)	0.245*** (7.881)	0.129*** (9.549)	0.248*** (8.265)
<i>Tre · Pos · Rep2</i>	-0.391*** (-6.779)	-1.071*** (-6.601)	-0.309*** (-7.064)	-0.147*** (-7.752)	-0.237*** (-4.943)
<i>Soc</i>	0.079*** (21.746)	0.294*** (21.905)	0.077*** (20.608)	0.034*** (21.708)	0.078*** (19.557)
调节作用: <i>Rep2</i>					
<i>Ten</i>	-0.076*** (-4.032)	-0.136*** (-2.693)	-0.061*** (-4.122)	-0.021*** (-3.408)	-0.034** (-2.411)
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	0.931*** (7.512)	2.829*** (8.534)	0.989*** (10.249)	0.387*** (9.420)	0.109 (1.186)
R^2	0.516	0.425	0.357	0.401	0.375
F 值	140.953***	162.916***	142.791***	160.825***	125.656***

注: 样本量为56434。

在于获知知识生产者的实际经济收益。由于知乎平台保护用户隐私,不披露其经济收入所得,知识生产者推荐好物后的经济收益情况无法获知。本研究通过筛选最有可能获得实际经济收益的知识生产者分析内容带货的实际经济激励效应。

知识生产者采取好物推荐策略的频率越高,推荐的商品数量越多,意味着其实际获得经济收益的可能性越大。首先,获取知识生产者推荐的商品数量。然后,对商品总量进行中位数划分,删除推荐商品数量小于中位数的知识生产者。最后,采用推荐好物频率较高的知识生产者重新分析好物推荐策略的实

际经济激励效应,表6给出考虑推荐商品数后的经济激励效应的回归结果。由(1)~(5)列可知, $Tre \cdot Pos$ 系数均在1%水平上显著为正, $Tre \cdot Pos \cdot Rep1$ 系数和 $Tre \cdot Pos \cdot Rep2$ 系数均在1%水平上显著为负,表明内容带货显著正向影响知识生产者免费知识分享的数量和努力程度,以及知识生产者的声誉显著削弱了内容带货与免费知识分享的数量和努力程度之间的关系。由回归结果可知,所有变量回归系数的符号方向和显著性均与表4和表5保持高度一致,表明回归系数的估计结果具有较高可靠性。

知识生产者的好物推荐获得点赞数越高,表明其

表 6 考虑推荐商品数后的经济激励效应

Table 6 Actual Economic Incentive Effects After Considering the Quantity of Recommended Goods

变量		<i>Qty</i> (1)	<i>Len</i> (2)	<i>Div</i> (3)	<i>Rel</i> (4)	<i>Avg</i> (5)
主要作用	<i>Tre · Pos</i>	0.332*** (7.252)	1.001*** (8.280)	0.189*** (5.694)	0.110*** (7.460)	0.242*** (7.370)
调节作用	<i>Tre · Pos</i>	0.479*** (8.407)	1.343*** (9.281)	0.285*** (7.067)	0.157*** (8.745)	0.308*** (8.059)
	<i>Rep1</i>					
	<i>Tre · Pos · Rep1</i>	-0.468*** (-5.550)	-1.089*** (-4.809)	-0.304*** (-5.148)	-0.148*** (-5.604)	-0.211*** (-3.174)
调节作用	<i>Tre · Pos</i>	0.490*** (8.546)	1.371*** (9.405)	0.293*** (7.246)	0.161*** (8.992)	0.316*** (8.187)
	<i>Rep2</i>					
	<i>Tre · Pos · Rep2</i>	-0.486*** (-5.844)	-1.137*** (-5.100)	-0.320*** (-5.486)	-0.157*** (-6.014)	-0.225*** (-3.456)

注: 样本量为 39 558; 限于篇幅, 仅列示关键变量和 N 值, 下同。

表 7 考虑推荐商品数和点赞数后的经济激励效应

Table 7 Actual Economic Incentive Effects After Considering the Quantity of Recommended Goods and Likes

变量		<i>Qty</i> (1)	<i>Len</i> (2)	<i>Div</i> (3)	<i>Rel</i> (4)	<i>Avg</i> (5)
主要作用	<i>Tre · Pos</i>	0.295*** (5.751)	0.894*** (6.677)	0.147*** (4.088)	0.095*** (5.864)	0.215*** (5.937)
调节作用	<i>Tre · Pos</i>	0.435*** (6.576)	1.217*** (7.333)	0.227*** (5.006)	0.138*** (6.844)	0.275*** (6.263)
	<i>Rep1</i>					
	<i>Tre · Pos · Rep1</i>	-0.411*** (-4.360)	-0.948*** (-3.819)	-0.234*** (-3.672)	-0.127*** (-4.397)	-0.175** (-2.446)
调节作用	<i>Tre · Pos</i>	0.420*** (6.284)	1.204*** (7.314)	0.222*** (4.928)	0.137*** (6.825)	0.272*** (6.245)
	<i>Rep2</i>					
	<i>Tre · Pos · Rep2</i>	-0.375*** (-3.996)	-0.932*** (-3.709)	-0.225*** (-3.497)	-0.126*** (-4.296)	-0.169** (-2.338)

注: 样本量为 35 806。

他用户越认同知识生产者推荐商品的价值, 因此知识生产者推荐好物越有可能被购买, 其获得经济收益的可能性越大。首先, 获取知识生产者推荐好物获得的点赞数。其次, 对点赞数进行中位数划分, 删除点赞数小于中位数的知识生产者。再次, 进一步删除推荐商品数较低的知识生产者。最后, 采用推荐好物频率较高和好物推荐获得点赞数较高的知识生产者重新分析好物推荐策略的实际经济激励效应, 表 7 给出考虑推荐商品数和点赞数后的经济激励效应的回归结果。由 (1)~(5) 列可知, *Tre · Pos* 系数显著为正, 表明内容带货显著正向影响免费知识分享的数量和努力程度。*Tre · Pos · Rep1* 系数和 *Tre · Pos · Rep2* 系数显著为负, 表明知识生产者的声誉显著负向调节内容带货与免费知识分享的数量和努力程度之间的关系。由回归结果可知, 回归结果稳健, 表明好物推荐策略的实际经济激励效应与前文结论一

致。

5.2 平行趋势检验

在策略冲击前, 处理组与对照组满足平行趋势假设是双重差分法的重要前提。本研究将 2019 年 9 月作为知识生产者受到策略冲击的时点, 进行因变量为免费知识分享的数量和努力程度的平行趋势检验。结果发现, 在受到好物推荐策略冲击前, 处理组和对照组的免费知识分享的数量和努力程度均不存在显著差异, 满足了平行趋势假设的前提。在策略冲击后, 随着知识生产者逐渐采纳好物推荐, 处理组与对照组之间免费知识分享的数量和努力程度开始出现明显的正向差异。

5.3 避免极端值的影响

为避免极端值的偏差影响, 对连续变量在 1% 分位数和 99% 分位数上进行双向缩尾处理。采用缩尾后的数据重新进行回归分析, 回归结果见表 8。所有

表 8 避免极端值影响的稳健性检验结果
Table 8 Robustness Test Results of Ruling out the Extreme Values Effects

变量		<i>Qty</i> (1)	<i>Len</i> (2)	<i>Div</i> (3)	<i>Rel</i> (4)	<i>Avg</i> (5)
主要作用	<i>Tre · Pos</i>	0.191*** (6.262)	0.656*** (7.335)	0.134*** (5.422)	0.074*** (6.860)	0.182*** (6.815)
	<i>Tre · Pos</i>	0.311*** (8.054)	0.996*** (9.155)	0.228*** (7.531)	0.119*** (9.007)	0.263*** (8.518)
调节作用	<i>Rep1</i>	-0.357*** (-6.561)	-1.012*** (-6.174)	-0.278*** (-6.308)	-0.134*** (-6.958)	-0.241*** (-4.586)
	<i>Tre · Pos · Rep1</i>	-0.357*** (-6.561)	-1.012*** (-6.174)	-0.278*** (-6.308)	-0.134*** (-6.958)	-0.241*** (-4.586)
	<i>Tre · Pos</i>	0.333*** (8.495)	1.051*** (9.464)	0.247*** (8.048)	0.128*** (9.531)	0.275*** (8.737)
	<i>Rep2</i>	-0.388*** (-7.235)	-1.079*** (-6.727)	-0.309*** (-7.163)	-0.147*** (-7.807)	-0.253*** (-4.969)

注：样本量为 56 434。

变量回归系数的符号方向和显著性均与表 4 和表 5 保持高度一致,表明回归结果稳健。

5.4 更换倾向得分匹配方法

为避免倾向得分匹配方法不同导致回归结果偏差,采用 1:5 卡尺内最近邻匹配方法匹配处理组和对照组。基于匹配后样本重新进行双重差分回归检验。所得研究结果与前文一致,表明内容带货对免费知识分享的数量和努力程度的影响效应以及知识生产者声誉的调节效应结果稳健。

5.5 虚假策略冲击时间的安慰剂检验

虚假策略冲击时间的安慰剂检验旨在考察处理组和对照组的免费知识分享趋势是否在好物推荐实施之前就已存在显著差异。本研究选择内容带货实施之前的时间区间作为分析对象,以排除内容带货对知识生产者免费知识分享行为造成的影响。鉴于内容带货不影响知识生产者在采纳好物推荐之前的行为,处理组与对照组之间的免费知识分享行为应无显著差异。本研究选取 2019 年 1 月至 2019 年 9 月的样本数据作为分析对象,并将 2019 年 6 月、2019 年 7 月和 2019 年 8 月作为引入内容带货的虚假冲击时间。结果表明,安慰剂检验的关键变量的回归系数均不显著,进一步验证结果的稳健性。

5.6 更换样本的安慰剂检验

更换样本的安慰剂检验旨在考察未受到内容带货影响的知识生产者是否存在溢出效应。从匹配后的对照组中随机分配部分知识生产者作为处理组,剩余知识生产者作为对照组。重新运行双重差分回归,结果表明,安慰剂检验的关键变量的回归系数均不显著,表明研究结果稳健。

6 结论

6.1 研究结果

知识分享平台通过推出好物推荐策略,将内容带货与原有的免费知识分享场景相融合,实现了商业

化转型,塑造了多元化的知识分享生态。鉴于知识分享平台的可持续发展严重依赖知识生产者的免费知识分享,本研究基于动机拥挤理论,提出内容带货影响知识生产者免费知识分享行为的作用路径,指出溢出效应在不同声誉的知识生产者之间存在显著差异,并采用倾向得分匹配和双重差分法进行了实证检验。

研究表明,①内容带货促使知识生产者分享更多的免费知识;②内容带货促使知识生产者更加努力地免费知识分享,具体表现为免费回答的文本长度更长、主题更多样、回答与问题文本的相关性更高;③相较于高声誉知识生产者,内容带货对低声誉知识生产者免费知识分享的数量产生了更强的正向溢出效应;④相较于高声誉知识生产者,内容带货促使低声誉知识生产者免费知识分享的努力程度更强。综上,内容带货的经济激励策略不仅对免费知识分享行为产生了非预期的促进作用,还对异质性个体产生了差异化的溢出效应。

6.2 理论贡献

(1) 本研究考察知识分享平台中内容带货的经济激励策略对知识生产者免费知识分享行为的溢出效应。虽然已有研究探讨了知识分享平台中以知乎 Live 和付费咨询为代表的经济激励策略对免费知识分享行为的溢出效应,但是内容带货作为知识分享平台的新型经济激励策略对免费知识分享行为的溢出效应尚未得到关注。因此,本研究通过探讨内容带货这一新型经济激励策略,丰富了关于知识分享平台经济激励策略的相关研究。

(2) 基于动机拥挤理论,全面阐述了内容带货对知识生产者免费知识分享行为产生溢出效应的成因。已有研究基于单个理论或结合多个理论探究了知乎 Live 和付费咨询对免费知识分享行为的影响^[8,17,20]。但由于内容带货与已有研究的策略存在异同点,已有研究采用的理论不能全面解释内容带货的溢出成

因,而动机拥挤理论提供了外部干预通过影响用户动机进而导致溢出现象的机制解释。本研究在运用动机拥挤理论分析内容带货的溢出成因时,不仅综合考虑了自我效能感、互惠动机、自我营销动机,还引入了助人愉悦感,从多条作用路径出发,更为全面地阐释了内容带货策略对免费知识分享行为产生溢出效应的驱动机制。因此,本研究拓展了动机拥挤理论的应用场景,补充了内容带货策略产生非预期效应的相关研究。

(3)通过探讨知识生产者的声誉对内容带货与免费知识分享行为之间关系的调节机制,强调了内容带货的溢出效应存在个体异质性。虽然已有研究探究了知识生产者的活跃性对经济激励与直接干预的知识分享行为之间关系的调节机制,但尚无研究探讨声誉特征是否调节经济激励与免费知识分享行为之间的溢出效应。因此,本研究结果丰富了经济激励对免费知识分享行为产生溢出效应的调节因素,构建了内容带货影响机制的理论框架。

6.3 实践贡献

研究结果有助于平台管理者正确评估内容带货为平台运营带来的总体效益,而且为平台管理者差异化管理异质性知识生产者提供了深入探讨,对于知识分享平台成功完成商业化转型具有重要启示意义。

(1)本研究揭示了内容带货对免费知识分享行为的正向溢出效应,研究结果为知识分享平台采用内容带货的经济激励策略提供了可靠支持。相较于已有研究的提问者提供奖励^[39]和平台提供奖励^[40]的经济激励策略,内容带货作为知识分享平台的新型经济激励策略具有以下优势:①与平台直接提供经济激励的模式相比,内容带货是由知识生产者通过自我创作获得佣金收入的经济激励模式。因此,知识分享平台可通过第三方覆盖成本并实现盈利,使内容带货成为平台的重要盈利手段。②与平台方或提问者提供经济激励促进知识分享的方式相比,内容带货除了通过内容变现,提升生产者的经济收益外,还充分发挥了对免费知识分享行为的激励作用,使生产者的能力得以施展。③内容带货有利于打造付费与免费相互促进的有益闭环。在这一闭环中,首先,内容带货增强知识生产者的免费知识分享行为。然后,免费知识分享行为通过提高知识生产者的曝光度和声誉水平,进一步增加知识生产者的佣金收入。最后,佣金收入作为经济激励促进免费知识分享行为。因此,内容带货具有多重积极作用,不仅打造了免费和付费和谐共存的知识分享生态,而且营造了知识生产者、知识消费者和知识分享平台三方共赢的局面。

(2)本研究剖析了知识生产者的声誉是否影响经济激励的溢出效应,研究结果有助于揭示个体异质性在经济激励实施过程中的应用价值。研究结果表明,相较于高声誉知识生产者,低声誉知识生产者的免费知识分享行为更容易受到内容带货的正向溢出

效应。因此,在知识分享平台引入内容带货时,可以针对不同声誉的知识生产者采取差异化的管理措施:①知识分享平台可通过降低准入门槛允许低声誉知识生产者参与,打破已有的准入壁垒。知乎平台规定知识生产者参与好物推荐需满足平台等级不得小于三级的条件,而部分较低声誉知识生产者无法满足该申请条件。为了有效提高低声誉知识生产者参与的可能性,平台管理者可在提高内容带货监管力度、保证内容带货质量的同时适当降低准入门槛。②知识分享平台可以通过私信等功能将内容带货更多地推介给低声誉知识生产者,并鼓励其持续进行好物推荐。③知识分享平台可以加大对低声誉知识生产者带货内容的推广力度,提高其佣金收入,从而进一步增强经济激励对免费知识分享行为的正向溢出效应,形成良性闭环。

(3)研究结果不仅对知识分享平台实现商业化转型的战略目标具有指导意义,还有一定的推广价值。在其他在线社区中,经济激励策略同样影响用户的非直接干预行为。预期研究结果对于其他在线社区中存在的溢出现象仍具有较强的解释能力和较为重要的启示意义。

6.4 研究局限和展望

本研究虽然基于动机拥挤理论,探究了内容带货对知识生产者免费知识分享行为的溢出效应,但仍然存在不足之处,为进一步的研究提供了可能性。①本研究虽然采用倾向得分匹配法在一定程度上避免了自选择问题,但是尚未完全解决内生性问题。为进一步解决该问题,未来有必要采取随机实验方法重新检验研究假设和模型。②本研究虽然探究了内容带货对免费知识分享行为的溢出效应,但尚未实证检验溢出效应的内在作用路径。未来研究可以采用调查问卷或访谈等方法测量知识生产者的内部动机,窥探内容带货给知识生产者带来的心理变化。③鉴于知识分享平台仍然存在其他知识生产者行为,如提问和点赞行为等,内容带货除促进免费知识分享行为外,是否对知识生产者的其他行为产生溢出效应仍有待验证。

参考文献:

- [1] HU M Y, CHAUDHRY S S. Enhancing consumer engagement in e-commerce live streaming via relational bonds. *Internet Research*, 2020, 30(3): 1019-1041.
- [2] 韩雨彤,周季蕾,任菲. 动态视角下实时评论内容对直播电商商品销量的影响. *管理科学*, 2022, 35(1): 17-28.
HAN Yutong, ZHOU Jilei, REN Fei. A dynamic perspective on the impact of live comments content on product sales of live streaming commerce. *Journal of Management Science*, 2022, 35(1): 17-28.
- [3] 张良波,任际范,周晶晶,等. 电商直播中弹幕互动特征对销售效率的影响. *管理科学*, 2023, 36(4): 17-29.
ZHANG Liangbo, REN Jifan, ZHOU Jingjing, et al. Influence of Danmaku interaction characteristics on sales efficiency in e-commerce live-streaming. *Journal of Management Science*, 2023, 36(4): 17-29.

- [4] 苏鹭燕, 李瀛, 李文立. 用户在线知识付费影响因素研究: 基于信任和认同视角. *管理科学*, 2019, 32(4): 90–104.
SU Luyan, LI Ying, LI Wenli. Research on the influential factors of consumer's paying for online knowledge: a trust and identification perspective. *Journal of Management Science*, 2019, 32(4): 90–104.
- [5] 邢小强, 周平录. 互联网知识付费的商业模式研究. *管理评论*, 2019, 31(7): 75–85.
XING Xiaoqiang, ZHOU Pinglu. Research on e-business model of paying for the knowledge. *Management Review*, 2019, 31(7): 75–85.
- [6] GUAN T, WANG L, JIN J H, et al. Knowledge contribution behavior in online Q&A communities: an empirical investigation. *Computers in Human Behavior*, 2018, 81: 137–147.
- [7] 张洁梅, 马悦杰. 社会资本对虚拟社区用户忠诚的影响. *科研管理*, 2021, 42(3): 139–149.
ZHANG Jiemei, MA Yuejie. The influence of social capital on users' loyalty to virtual communities. *Science Research Management*, 2021, 42(3): 139–149.
- [8] QI T T, WANG T M, YAN J R. The spillover effects of different monetary incentive levels on health experts' free knowledge contribution behavior. *Internet Research*, 2021, 31(6): 2143–2166.
- [9] RESCHKE B P, AZOULAY P, STUART T E. Status spillovers: the effect of status-conferring prizes on the allocation of attention. *Administrative Science Quarterly*, 2018, 63(4): 819–847.
- [10] 王盼盼, 吴志艳, 罗继锋. 新增付费渠道对用户问诊决策的影响: 基于信号作用的解释. *管理科学*, 2021, 34(5): 53–64.
WANG Panpan, WU Zhiyan, LUO Jifeng. Impact of newly added paid channel on users' online consultation decision making: from the explanation of signaling effect. *Journal of Management Science*, 2021, 34(5): 53–64.
- [11] 齐托托, 白如玉, 王天梅. 基于信息采纳模型的知识付费行为研究: 产品类型的调节效应. *数据分析与知识发现*, 2021, 5(12): 60–73.
QI Tuotuo, BAI Ruyi, WANG Tianmei. Analyzing knowledge payment behaviors with information adoption model and product types. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2021, 5(12): 60–73.
- [12] 齐托托, 刘倩, 王天梅, 等. 知识付费产品描述语言风格的说服效应研究: 知识生产者声誉的调节作用. *南开管理评论*, 2020, 23(5): 159–170.
QI Tuotuo, LIU Qian, WANG Tianmei, et al. The persuasive effect of linguistic styles in the description of paying for knowledge product: the moderating effect of knowledge producer's reputation. *Nankai Business Review*, 2020, 23(5): 159–170.
- [13] 蔡舜, 石海荣, 傅馨, 等. 知识付费产品销量影响因素研究: 以知乎 Live 为例. *管理工程学报*, 2019, 33(3): 71–83.
CAI Shun, SHI Hairong, FU Xin, et al. Paying for knowledge in online community: an exploratory study for Zhihu Live. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2019, 33(3): 71–83.
- [14] JEON G Y, KIM Y M, CHEN Y. Re-examining price as a predictor of answer quality in an online Q&A site// *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. USA: Atlanta, 2010: 325–328.
- [15] CHEN Y, HO T H, KIM Y M. Knowledge market design: a field experiment at Google Answers. *Journal of Public Economic Theory*, 2010, 12(4): 641–664.
- [16] HSIEH G, KRAUT R E, HUDSON S E. Why pay? Exploring how financial incentives are used for question & answer// *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Atlanta: ACM, 2010: 305–314.
- [17] KUANG L N, HUANG N, HONG Y L, et al. Spillover effects of financial incentives on non-incentivized user engagement: evidence from an online knowledge exchange platform. *Journal of Management Information Systems*, 2019, 36(1): 289–320.
- [18] ZHANG X F, GUO F, XU T X, et al. What motivates physicians to share free health information on online health platforms?. *Information Processing & Management*, 2020, 57(2): 102166-1–102166-15.
- [19] 王盼盼, 吴志艳, 罗继锋. 有偿奖励对医生在线健康社区中贡献行为的影响. *系统管理学报*, 2022, 31(2): 343–352.
WANG Panpan, WU Zhiyan, LUO Jifeng. Effect of monetary incentive on physicians' contribution behavior in online healthcare community. *Journal of Systems & Management*, 2022, 31(2): 343–352.
- [20] WANG J, LI G, HUI K L. Monetary incentives and knowledge spillover: evidence from a natural experiment. *Management Science*, 2022, 68(5): 3549–3572.
- [21] FREY B S, OBERHOLZER-GEE F. The cost of price incentives: an empirical analysis of motivation crowding-out. *The American Economic Review*, 1997, 87(4): 746–755.
- [22] FREY B S, JEGEN R. Motivation crowding theory. *Journal of Economic Surveys*, 2001, 15(5): 589–611.
- [23] REHNEN L M, BARTSCH S, KULL M, et al. Exploring the impact of rewarded social media engagement in loyalty programs. *Journal of Service Management*, 2017, 28(2): 305–328.
- [24] TONG Y, WANG X W, TEO H H. Understanding the intention of information contribution to online feedback systems from social exchange and motivation crowding perspectives// *Proceedings of 40th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. Waikoloa: IEEE, 2007: 28–38.
- [25] LOURENÇO S M. Monetary incentives, feedback, and recognition-complements or substitutes? Evidence from a field experiment in a retail services company. *The Accounting Review*, 2016, 91(1): 279–297.
- [26] 金辉. 内、外生激励因素与员工知识共享: 挤出与挤入效应. *管理科学*, 2013, 26(3): 31–44.
JIN Hui. Empirical study of impacts of intrinsic and extrinsic motivations on employee knowledge sharing: crowding-out and crowding-in effect. *Journal of Management Science*, 2013, 26(3): 31–44.
- [27] GARNEFELD I, ISEKE A, KREBS A. Explicit incentives in online communities: boon or bane? *International Journal of Electronic Commerce*, 2012, 17(1): 11–38.
- [28] ZHAO L, DETLOR B, CONNELLY C E. Sharing knowledge in social Q&A sites: the unintended consequences of extrinsic motivation. *Journal of Management Information Systems*, 2016, 33(1): 70–100.
- [29] CAI Y, YANG Y Y, SHI W D. A predictive model of the knowledge-sharing intentions of social Q&A community members: a regression tree approach. *International Journal of Human-Com-*

- puter Interaction*, 2022, 38(4): 324–338.
- [30] JEON C, SIM J, CHO D, et al. *Non-monotonic effects of financial incentives on mobile App engagement*. SSRN, 2020: 1–58.
- [31] XU L, NIAN T T, CABRAL L. What makes geeks tick? A study of stack overflow careers. *Management Science*, 2020, 66(2): 587–604.
- [32] REGNER T. Social preferences? Google answers!. *Games and Economic Behavior*, 2014, 85: 188–209.
- [33] PU J C, LIU Y, CHEN Y, et al. What questions are you inclined to answer? Effects of hierarchy in corporate Q&A communities. *Information Systems Research*, 2022, 33(1): 244–264.
- [34] 易明, 张婷婷, 李梓奇. 多维特征下社会化问答社区答案排序研究. *图书情报工作*, 2020, 64(17): 103–113.
YI Ming, ZHANG Tingting, LI Ziqi. Research on the ranking of social Q&A community answers based on multidimensional features. *Library and Information Service*, 2020, 64(17): 103–113.
- [35] MOQRI M, MEI X W, QIU L F, et al. Effect of “following” on contributions to open source communities. *Journal of Management Information Systems*, 2018, 35(4): 1188–1217.
- [36] JIANG S, NGUYEN D K, DAI P F, et al. Monetary income as opportunity cost: exploring the negative effect on free knowledge contribution of knowledge suppliers. *Journal of Knowledge Management*, 2024, 28(2): 440–462.
- [37] DAI H, TA L, XU X. Does the new entrant eat my pie or enlarge my pie? Market entry investigation in the online-to-offline on-demand context. *Decision Support Systems*, 2023, 175. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2023.114036>.
- [38] CHEN W, GU B, YE Q, et al. Measuring and managing the externality of managerial responses to online customer reviews. *Information Systems Research*, 2019, 30(1): 81–96.
- [39] LIN F R, HUANG H Y. Why people share knowledge in virtual communities? The use of Yahoo! Kimo Knowledge + as an example. *Internet Research*, 2013, 23(2): 133–159.
- [40] HO L A, KUO T H. How system quality and incentive affect knowledge sharing. *Industrial Management & Data Systems*, 2013, 113(7): 1048–1063.

The Spillover Effect of Content Marketing on Free Knowledge Sharing Behavior

QI Tuotuo¹, WANG Tianmei²

1 College of Business Administration, Capital University of Economics and Business, Beijing 100071, China

2 School of Information, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China

Abstract: The knowledge sharing platform has launched content marketing, in an attempt to create a new knowledge sharing scenario that combines free and paid services. Free knowledge sharing is the foundation of knowledge sharing platforms' sustainable development. Therefore, it is worth pondering whether content marketing will unexpectedly affect the original free knowledge sharing behavior. While the existing literature has explored the unexpected effects of the economic incentive strategies of Zhihu Live and paid consultation on free knowledge sharing behavior, it is not yet known how content marketing as a new type of economic incentive strategy in knowledge sharing platforms affects knowledge producers' free knowledge sharing behaviors.

This study uses the quasi-natural experiment of Zhihu's launch of the “good things recommendation” strategy, based on motivation crowding theory, to explore the spillover effect of content marketing on the quantity and effort of free knowledge sharing among knowledge producers, and to examine the heterogeneous impact of content marketing on knowledge producers with different reputations. This study uses text analytics to conduct fine-grained mining on the answer content, using answer length, topic diversity, relevance of answers to questions, and the mean of the first three as metrics to measure the effort of free knowledge sharing. Adopting propensity score matching and the difference-in-difference methods to test the research model and hypothesis. Finally, the robustness of the results is verified by real economic incentive effect tests, parallel trend tests, avoidance of extremes, replacement of the propensity score matching method, and placebo tests.

The results show that content marketing has a positive spillover effect on the quantity and effort of free knowledge sharing among knowledge producers, as evidenced by an increase in the number of answers, longer answer texts, more diverse answer topics, and greater relevance of answers to questions; Compared to knowledge producers with a high reputation, content

marketing has a more substantial positive spillover effect on the quantity and effort of free knowledge sharing among knowledge producers with a low reputation. The findings still hold after a series of robustness tests.

The results provide a theoretical basis for knowledge sharing platforms to adopt content marketing, preventing platform managers from underestimating the overall benefits of content marketing. The results also help platform managers implement differentiated management strategies for heterogeneous knowledge producers, further exploiting the positive spillover effects of content marketing. Therefore, the research results have important decision-making reference value for knowledge sharing platforms improving the commercialization transformation model and creating a harmonious coexistence of free and paid knowledge sharing ecology.

Keywords: content marketing; good things recommendation; free knowledge sharing; motivation crowding theory; spillover effect

Received Date: July 27th, 2022 **Accepted Date:** November 11th, 2023

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China (72072194, 72402146) and the Start-up Research Foundation for Newly Employed Young Teachers at Capital University of Economics and Business (XRZ2024011)

Biography: QI Tuotuo, doctor in economics, is a lecturer in the College of Business Administration at Capital University of Economics and Business. Her research interests include knowledge payment and consumer behavior. Her representative paper titled “The effect of online reviews on the purchase decision of paid knowledge products: the moderating effect of seller responses” was published in the *Nankai Business Review* (Issue 2, 2022). E-mail: qituotuo@cueb.edu.cn

WANG Tianmei, doctor in economics, is a professor in the School of Information at Central University of Finance and Economics. Her research interests include knowledge payment and online customization. Her representative paper titled “The spillover effects of different monetary incentive levels on health experts’ free knowledge contribution behavior” was published in the *Internet Research* (Issue 6, 2021). E-mail: wangtianmei@cufe.edu.cn □

(责任编辑: 李祎博)