

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2021.04.004

在线用户点赞与评论行为的产生机理差异研究^①

——以医疗健康类企业微信公众号为例

金晓玲¹, 周中允^{2*}, 尹梦杰¹, 于晓宇¹

(1. 上海大学管理学院, 上海 200444; 2. 同济大学经济与管理学院, 上海 200092)

摘要: 很多企业或组织利用移动社交媒体服务平台(如微信公众号)发布内容来吸引用户参与互动(点赞、评论等)以达到宣传和营销目的,而用户不同互动行为的影响机制及其差异尚无明确结论。基于精细加工可能性模型和用户互动参与的相关理论文献,本文以医疗健康类企业微信公众号为研究情景,从中心路径(信息质量)和边缘路径(来源可信度和情绪因素)出发,探究用户对健康信息点赞和评论互动行为意向的影响机制及其差异。为了验证所提模型和假设,本文采用大规模在线情景问卷调研方法收集数据并进行实证检验,结果显示:1)信息质量、来源可信度对用户点赞意向的影响显著强于评论意向;2)信息负情绪性对评论意向影响不显著而对点赞意向的影响负向显著;3)信息正情绪性与来源可信度对两种用户互动行为意向的影响均显著强于信息质量。研究结论丰富了在线信息互动行为的相关理论,为移动社交媒体运营商在发布信息方面提供实践指导。

关键词: 互动行为; 点赞; 评论; 精细加工可能性模型; 移动社交媒体; 企业微信公众号

中图分类号: F713.55 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2021)04-0054-15

0 引言

移动社交媒体是一种在线参与,分享意见与传播信息的网络平台。社交媒体帮助企业实现与用户的低成本沟通,并逐步成为其关键营销渠道。其中在中国最广为使用的是由微信推出的、以方便企业向用户传达资讯或服务交互为目的的“微信公众号”服务平台。然而,随着大量企业和个人入驻,用户接收到大量同质化信息,企业赢得用户关注的难度增大。因此,大部分企业倾向于采用吸引眼球的内容设计(常被称为“标题党”),这种做法短期内利于增加公众号的流量,但却难以长期维持。真正有价值的营销方式,不仅需要获得用户的关注,更需要获得用户深层次的参与,如点赞、评论等互动行为^[1]。

越来越多的研究表明,移动社交媒体的点赞与评论功能为用户提供了表达评价企业品牌的渠道,这种低成本而有意义的互动为不同行业的企业品牌带来了吸引力,为树立品牌形象创造了满意的效果,从而带来积极的经济回报,并逐渐成为最积极、最有效的营销工具之一^[2]。点赞(like)是一种表示对浏览信息认同、享受或感兴趣的行为;评论(comment)是一种用户通过发布文字或表情等信息来表达相同或相反观点或态度的行为。点赞与评论代表了用户参与社会互动的不同意愿水平。前者通过点击按钮实现操作,属于低参与水平的互动行为(low level of engagement)^[1];而后者则需要适当地组织信息并解释观点来回应浏览信息,属于高参与水平的互动行为(high level of engagement)^[1]。点赞和评论的影响因素与作用机制

① 收稿日期: 2018-11-15; 修订日期: 2020-07-10。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71872112; 71871162; 71772117); 上海高校特聘教授(东方学者)岗位资助项目(TP2018016); 上海市教育委员会科研创新计划(人文社会科学重大项目)(2019-01-07-00-09-E00078)。

通讯作者: 周中允(1984—), 男, 山东聊城人, 博士, 副教授, 博士生导师。Email: philzhou@tongji.edu.cn

可能存在差异.首先,这两种互动行为的参与动机存在差异,用户参与点赞主要是出于享受主义,而参与评论主要是出于功利主义^[3];其次,先前研究证实以语言符号衡量的评论与以非语言符号衡量的点赞相比,可更清晰地表达出用户的感受、想法与观点^[4].最后,先前研究表明,用户通过点击“点赞”按钮参与信息互动,这一互动没有被公开,因此只建立了其与信息间的个人关系,而用户通过评论参与信息互动,评论内容被大多数人看到,对公众具有一定的启发性^[5,6].目前,学术界对企业移动社交媒体中用户互动行为的研究有限,主要关注以下三个方面,一是主要针对微博^[7,8]或 Facebook 平台^[1,9,10],而较少对微信公众号的用户互动行为进行研究.但微信公众号作为相对封闭的社交媒体平台,在受众群体、互动方式、功能设计等方面都与微博、Facebook 等显著不同.这些独特性使得现有基于 Facebook、微博等社交媒体的研究成果可能并不适用于本研究.二是多针对整体互动行为^[11]或某一具体互动行为,如点赞等^[1,9],而未考虑促进用户不同互动行为的影响因素可能存在差异.三是仅从信息类型方面对点赞与评论进行区分(如 Kim 等研究发现照片、视频等刺激感官因素的广告信息对点赞影响较大而对评论影响较小),并没有对同一类型信息的内容特征与情绪因素进行深入考究^[1].

为弥补当前研究不足,将首先概念化区分两种重要但又不同的用户互动行为(点赞与评论);其次,本文将基于精细加工可能性模型(elaboration likelihood model, ELM),结合既有相关研究,从三种影响信息处理的不同因素(信息质量、来源可信度与情绪因素)探究社交媒体中用户的互动行为意向(点赞意向和评论意向)的影响因素及其差异.研究结论将拓展现有的在线用户互动行为研究,发展 ELM 等信息说服相关理论,并为社交媒体运营商在发布信息方面提供实践指导.

1 理论背景

1.1 用户对在线信息的互动行为

本研究聚焦点赞和评论两种不同参与水平的行为意向,原因如下:首先,所研究的微信公众号

平台只能显示每篇文章的点赞和评论情况,这会影响用户对文章的评估、态度和行为等.其次,已有研究表明,点赞行为主要通过点击按钮向他人传递简单意义,是一种低水平参与行为(low level of engagement)^[12];而评论行为则通过文字来传递用户需要表达的丰富意义,是一种高水平参与行为(high level of engagement)^[1,13].因此,点赞与评论可能代表了用户参与社会互动的不同意愿水平,考虑两者影响因素区别更有意义.

2009年,社交平台 Facebook 首次引入“点赞”功能,并将其定义为“用户与所关注的东西相联系并给予积极反馈的方式”^[14].目前,关于点赞动机的研究多为诠释性研究,少数为实证研究.例如, Lee 等通过使用与满足理论从社交媒体 Facebook 的点赞功能入手,发现愉悦和人际关系对点赞行为有着重要影响^[10].相比“点赞”,评论的相关研究较为丰富.现有相关研究可分为两类:一类是在线评论的信息特征(如评论数量、评论内容、评论质量与评论有用性等^[15-17])对其他用户行为影响的研究;例如,付东普和王刊良基于社会关系理论探究在线购物网站的在线评论有用性影响因素,发现评论回报、评论深度、评论评分等均显著影响在线评论有用性^[15].另一类则是关于用户参与在线评论意向的影响因素研究^[18,19],如 Tsagkias 等用表面特征、累积特征、文本特征、语义特征和真实世界特征来预测在线新闻信息的用户评论数量^[19].

与新闻、突发事件、品牌等非专业信息不同,健康信息为科普类信息,有着一定的科学性与专业性,对来源可信度与信息质量有着更高的要求.本研究重点考虑健康信息特征(信息质量、来源可信度与情绪因素)对用户互动行为的影响.此外,以往在线信息互动行为的研究多针对单一互动行为^[10],如点赞、评论等;或将其作为整体变量展开研究^[1,8,11].而本文则考虑以点赞和评论两个变量来衡量用户的互动行为,并试图通过探究相同影响因素对两种行为的影响差异来深入了解和区分两种互动行为.

1.2 精细加工可能性模型(elaboration likelihood model, ELM)

为了深入理解个体用户如何受到信息影响而产生信息互动行为,采用精细加工可能性模型

(ELM)的理论视角. 精细加工可能性模型起源于广告学,由 Petty 和 Cacioppo^[20]首次提出. ELM 认为,信息通过中心路径(central route)与边缘路径(peripheral route)影响受众的态度和行为.前者是指受众仔细评估信息内容质量改变态度或行为,而后者是指受众依赖与信息内容相关情境因素改变态度或行为^[20].

先前的大量研究已证实中心路径与边缘路径会对信息接收者认知产生显著影响,并验证了 ELM 在信息影响领域适用性.其中 Sussman 和 Siegal^[21]的研究将 ELM 模型应用到了在线信息传播,认为受众的信息采纳意愿受到中心路径(信息质量)与边缘路径(来源可信度)的影响. Cheung 等^[22]的研究扩展了 ELM 模型,进一步考虑到信息质量和来源可信度包含着不同的指标,并对受众信息采纳意愿产生不同影响.本文将基于该研究成果,以医疗健康类微信公众号为例,将信息质量作为中心路径、来源可信度作为边缘路径,研究个体不同信息互动行为意向的影响因素.

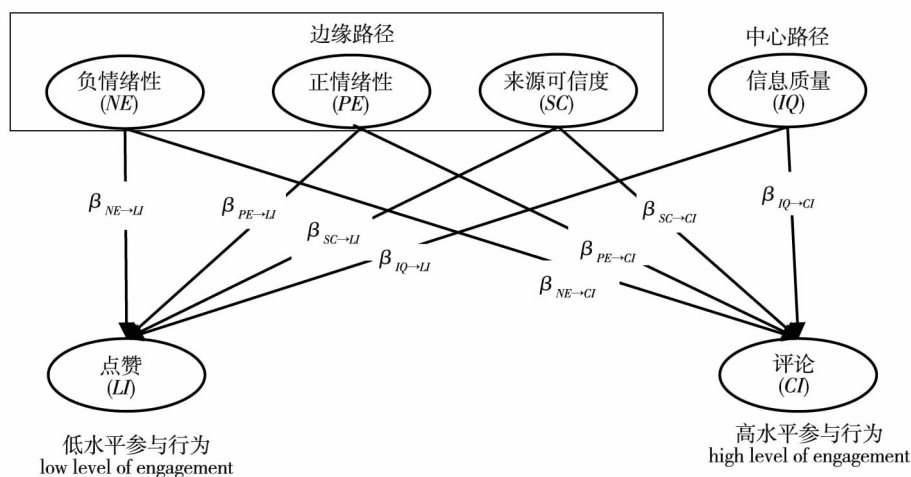
现有的 ELM 相关研究并没有关注情绪在信息处理过程中的影响作用.情绪调节(emotion regulation)是人们如何处理他们自身情绪,以及如何体验和表达情绪的过程^[23].情绪调节的需求会激发人们对引起情绪的内容做出反应^[24].含有情

绪性的健康信息可能会刺激用户对文章表达情感反应,用户会更可能参与点赞或评论等互动行为^[25].一些研究者发现,含有正情绪性的内容更容易被传播^[25];另一些学者则认为,自我提升心理会促使用户传播含有负情绪性的信息^[26].这些研究结果尽管不一致,但都发现情绪因素确实会影响信息处理.根据 ELM 模型中心路径和边缘路径的概念,本文将情绪因素作为信息处理边缘路径中的因素,并将其分为正情绪性和负情绪性,以探究不同效价的情绪因素在影响作用的差异.

综上,本文将在以往关于 ELM 的研究基础上考虑情绪因素的影响,即从中心路径(信息质量)、边缘路径(来源可信度和情绪因素)出发,探究健康类企业社交媒体服务平台中用户点赞和评论两种互动行为意向差异.

2 研究模型与假设

以 ELM 模型为整体框架,从用户处理健康信息的中心路径(信息质量)和边缘路径(来源可信度和正情绪性、负情绪性)来考虑点赞意向和评论意向的差异,同时行为意向是实际行为的决定因素^[21].研究假设聚焦各个信息特征对于点赞意向和评论意向的影响差异.研究模型如图 1 所示.



$$H1, H2, H3, H4: \beta_{IQ \rightarrow LI} > \beta_{IQ \rightarrow CI}, \beta_{SC \rightarrow LI} > \beta_{SC \rightarrow CI} > \beta_{PE \rightarrow LI} < \beta_{PE \rightarrow CI}, \beta_{NE \rightarrow LI} < \beta_{NE \rightarrow CI}$$

图 1 研究模型

Fig. 1 Research model

2.1 信息质量

信息质量是指用户对信息的披露完整性程度、正确性程度、排版质量的主观感知^[27]。依据ELM,信息质量是影响接收者处理信息的重要因素之一,当信息接收者感知到较高的信息质量时,会更有可能认为信息有用从而产生信息互动行为。过往的研究证明,信息质量对信息互动行为(点赞和评论)有显著正向影响。例如,Chang等^[28]基于ELM理论研究社交媒体背景下,说服力信息对受众的点赞与分享行为的影响,发现信息质量对受众的信息互动行为(点赞)有着积极正向影响;张艳辉等^[29]的研究基于信息采纳理论、以淘宝网为例,发现以有效评论数、中差评、上传图片衡量的信息质量显著正向影响在线评论。

然而,信息质量对点赞意向和评论意向的影响可能存在差异。点赞表示了对浏览信息的赞赏、认可和同意^[1]。先前的研究表明,用户对较高质量的信息会更可能表示认可、从而参与点赞^[30];但用户参与评论,是出于自我展示的功利主义动机,会对信息内容发表认同或否定的看法,树立有趣或知识渊博的形象^[31],受信息质量影响较小。因此信息质量对于点赞意向影响可能大于其对评论意向影响。由此,本文提出如下假设:

H1 与评论意向相比,信息质量对点赞意向的影响更大。

2.2 来源可信度

来源可信度是指信息接收者对提供专业知识或可信、有能力和值得信任的信息创造者的看法,反映信息创造者的专业性与可靠性,与信息内容是否可靠无关^[22]。ELM指出,来源可信度是对接收者处理信息产生影响的另一个重要因素。较高来源可信度的信息通常被认为是有用和可靠的,更会得到传播^[32]。在社交媒体中,当用户感知到信息是由值得信赖的专家提供时,他们倾向于认为这些信息是有用和可信的^[22],这与读者认为授权报纸刊登的新闻更有价值和更有说服力的方式非常相似。既有研究发现,来源可信度对信息互动行为(点赞和评论)有显著正向影响。例如,Nekmat等^[32]的研究发现在社交媒体中,来源可信度对用户参与连接式的集体活动(点赞与评论)有着积极的正向影响。

然而,来源可信度对于点赞意向和评论意向

的影响存在差异。点赞一般意味着用户对信息的认同,大多数关于说服力沟通的研究都普遍认为高度可信的来源更有说服力,并更会得到用户对信息的认可^[33];而评论则是内容贡献行为,用户参与评论出于自我展示的功利主义动机,发布态度与观点^[34],受信息来源可信度影响较小。由此,本文提出如下假设:

H2 与评论意向相比,来源可信度对点赞意向的影响更大。

2.3 情绪

信息的情绪性指的是信息内容所引发的情感。研究表明,信息的情绪性可加深发布者和接收者之间的社会联系,增加共同体验,提高凝聚力^[7,24]。先前研究表明,情绪性的健康信息可能会刺激用户对内容的情感反应,因而更易触发点赞或评论等互动行为^[25]。

情绪性的信息可能会产生情绪刺激,从而扩展用户的参与水平^[35]。点赞与评论两种互动行为的参与水平不同:用户在点赞只需浏览内容,并点击一下按钮,参与水平较低;而评论则需要耗费时间组织语言回应信息,参与水平较高。在情绪刺激的作用下,用户不断扩展参与水平,更可能参与评论这一互动行为。

含有正情绪性的信息内容,可能会刺激用户的情绪,进而促使用户发表评论以帮助他人、产生互惠关系或提高声誉^[25];含有负情绪性的信息内容,可能激发用户个体的防御反应,促使用户更加系统地处理信息,即促进用户的参与水平,用户更可能参与评论表达个人状态与看法^[36]。因此本研究认为,正情绪性与负情绪性对于点赞意向的影响可能都小于其对评论意向的影响。由此,假设如下:

H3 与评论意向相比,正情绪性对点赞意向的影响较小。

H4 与评论意向相比,负情绪性对点赞意向的影响较小。

3 研究设计

3.1 量表开发与数据收集

本研究采用大规模情景问卷调研方法(sce-

nario-based survey) 收集数据来检验提出的模型与假设. 在本研究中, 情景 (scenario) 指的是模拟用户在微信公众号接收和阅读健康信息的情景. 本研究采用该调查方法, 主要是因为微信注重保护用户隐私, 很难获得用户相关信息; 同时, 本研究重点关注用户对信息影响的感知. 此外, 大规模情景问卷调研方法一方面可以通过提供情景细节来提高决策情景的真实性, 有效提高所收集数据的质量^[37], 另一方面可捕捉到被调查对象对情景反映的实际感知和行为意图^[38]. “好大夫在线”是广受欢迎的医疗健康类微信公众号, 该平台日常推送丰富的医疗健康类文章, 且这些医疗健康类文章的作者大多数是来自医院与其他医疗组织的医生. 本研究基于医疗健康类微信公众号“好大夫在线”于2015年9月至11月发布的真实帖子, 设计了问卷调查所需的研究情景(如图2所示), 因问卷星的“情景随机”功能存在容量限制, 最终采用的情景总数为159.

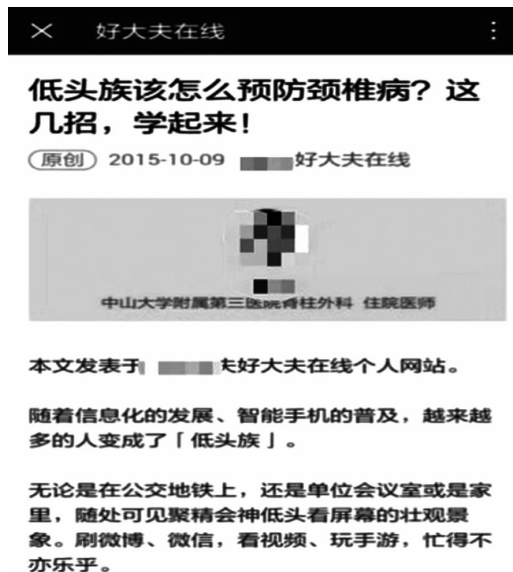


图2 “好大夫在线”微信公众平台推送文章示例

Fig.2 “HaoDaiFu” WeChat public platform article push example

问卷和测量量表的设计基于假设模型和先前文献研究的分析基础(采用5点里克特量表), 以确保这些指标的有效性, 并根据医疗健康类微信公众号的研究背景进行改编. 参考 Wixom 和 Todd^[27] 及 Setia 等^[39] 的研究, 使用3个题项测量

被调查对象感知到的信息质量; 参考 Wu 和 Shaffer^[40] 的研究, 使用4个题项测量被调查对象感知到的来源可信度; 参考 Berger 及 Milkman^[25] 与 Berger^[31] 的研究, 使用4个题项测量被调查对象感知到的信息内容的正情绪性; 参考 Berger^[31] 及 Laros 与 Steenkamp^[41] 的研究, 使用4个题项测量被调查对象感知到的信息内容的负情绪性; 参考 Stamm 和 Dube^[42] 的研究, 使用2个题项测量被调查对象的专业度. 本研究共包含14个变量, 问卷变量、测量题项及来源见附录中的附表1.

在正式发放问卷前, 邀请30名大学生对问卷进行预先测试, 并根据反馈意见来调整与修正问卷. 通过近年来较为流行的数据收集平台——在线众包网站^[43] (猪八戒网) 邀请微信用户填写问卷, 并借助问卷星平台的“情景随机”功能, 将问卷调查对象随机分配到不同的研究情景中. 在为期约两周的调查中, 共收集到1 083份无重复IP的答卷. 同时, 利用问卷中的“2+2=?”问题^[44], 剔除36份没有认真填写的答卷, 最终保留1 047份有效问卷, 每个帖子5个~10个有效回答(平均7人有效回答).

3.2 数据检验

为保证后续研究结果的可靠性, 本文分别利用单因素方差分析法 (one-way ANOVAs)、波动分析 (wave analysis) 对评分者间信度、无应答偏差 (non-response bias)^[37] 进行检验, 用 Harman 单因素检验 (Harman One-factor Test) 及共同方法潜因子法 (Common Method Factor) 等方法对共同方法偏差进行检验. 结果显示, 本研究量表评分者间信度可接受, 且不存在无明显的无应答偏差和共同方法偏差. 最后, 对样本的人口统计学特征和微信使用情况作描述性统计分析, 其中女性占51.385%, 男性占48.615%, 大多数受访者是学士或以上学历, 大约96.0%的人使用微信超过6个月, 92.3%的人每周至少使用一次微信, 结果如表1所示. 与微信用户分布特征^[45] 相比, 样本具有一定的代表性.

表 1 样本人口统计学特征

Table 1 Descriptive statistics results of the sample

	指标	人数	占比/%		指标	人数	占比/%
性别	男	509	48.615	使用时间	3 个月以下	19	1.815
	女	538	51.385		3 个月~6 个月	23	2.197
年龄	≤20	37	3.534		6 个月~12 个月	98	9.360
	21~30	551	52.627		1 年~2 年	267	25.501
	31~40	359	34.288		2 年以上	640	61.127
	41~50	77	7.354		使用频率	很少	64
	≥51	23	2.197	一月一次		16	1.528
教育程度	初中	8	0.764	一周一次		110	10.506
	高中	54	5.158	一天一次		349	33.333
	大学本科	852	81.375	一天多次		508	48.520
	硕士研究生	129	12.321				
	博士研究生	4	0.382				

4 实证研究结果

4.1 结构方程模型分析

1) 测量模型分析

本研究采用 Cronbach's Alpha (CA)、组合信度 (composite reliability, CR)、平均方差提取值 (average variance extracted, AVE) 以及因子载荷分别作为信度和效度的检验指标,结果如附录中的附表 2~附表 5 所示. 首先,删除了因子载荷较小的指标之后,总样本和分样本各变量的 CA、CR 和 AVE 满足分别大于 0.70、0.70 和 0.50 的标准. 因此,各变量与其测量指标具有良好的信度. 其次,总样本和分样本各变量的因子载荷绝大多数大于 0.70. 因此,各变量与其测量指标具有良好的聚合效度.

区分效度的检验通常由以下两个指标进行衡量:(1)各变量之间的相关系数小于该变量本身 AVE 的算术平方根,如附录中的附表 2 和附表 3 所示;(2)交叉因子载荷中,各变量的指标在其所度量的变量上的因子载荷大于在其他变量上的因子载荷,如附录中的附表 4 和附表 5 所示. 因此,本研究的各变量之间具备良好的区分效度.

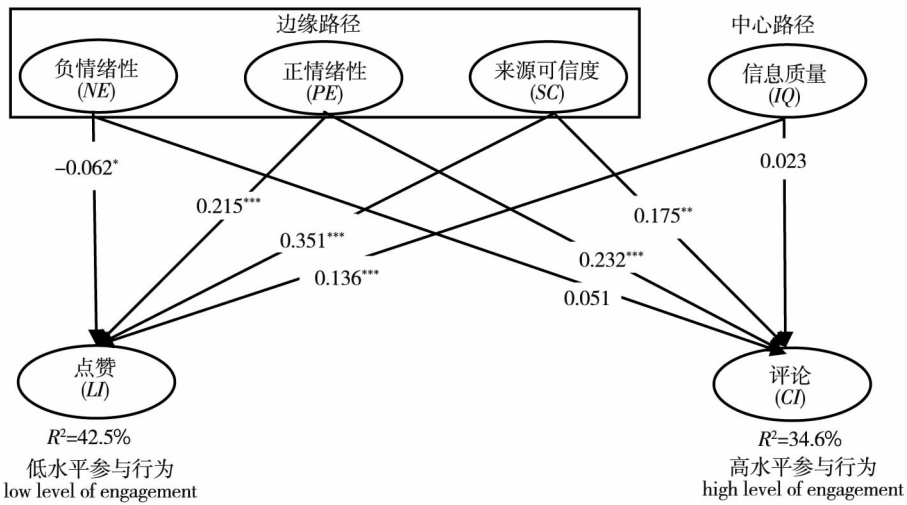
2) 结构模型分析

利用 SmartPLS 2.0 对结构模型进行检验,标准路径系数及其显著性如图 3 所示. 对于点赞意

向,信息质量 ($\beta_{IQ \rightarrow LI} = 0.136, p < 0.001$)、来源可信度 ($\beta_{SC \rightarrow LI} = 0.351, p < 0.001$) 和正情绪性 ($\beta_{PE \rightarrow LI} = 0.215, p < 0.001$) 均有显著正向影响,负情绪性 ($\beta_{NE \rightarrow LI} = -0.062, p < 0.05$) 有显著负向影响;所有自变量共同解释了点赞意向 42.5% 的方差变动. 对于评论意向,来源可信度 ($\beta_{SC \rightarrow CI} = 0.175, p < 0.01$) 和正情绪性 ($\beta_{PE \rightarrow CI} = 0.232, p < 0.001$) 均有显著正向影响,而信息质量 ($\beta_{IQ \rightarrow CI} = 0.023, p > 0.05$) 和负情绪性 ($\beta_{NE \rightarrow CI} = 0.051, p > 0.05$) 无显著影响;所有自变量共同解释了评论意向 34.6% 的方差变动.

4.2 路径比较分析

本文采用 Cohen 等^[46]的路径比较方法和 Li 等^[47]中同一自变量对不同因变量影响差异效应的分析方法来检验假设,结果表明(见表 2),健康信息的信息质量对用户点赞意向的影响比评论意向的影响大,并且此差异在统计意义上显著,因此假设 H1 得到验证;健康信息的来源可信度对用户点赞意向的影响比评论意向的影响大,并且此差异在统计意义上显著,因此假设 H2 得到验证;健康信息的正情绪性对用户点赞意向的影响比评论意向的影响小,但是此差异在统计意义上不显著,因此假设 H3 未得到验证;健康信息的负情绪性对用户点赞意向的影响比评论意向的影响大(负情绪性对点赞意向显著负向影响而对评论意向没有影响),并且此差异在统计意义上显著,因此假设 H4 未得到验证.



注: * $P < 0.05$, ** $P < 0.01$, *** $P < 0.01$

图3 总样本结构模型检验

Fig.3 SEM research results of the research model

表2 路径比较结果

Table 2 Results of hypothesis tests

自变量	路径系数	结果	结论
<i>IQ</i>	$\beta_{IQ \rightarrow LI}$ VS. $\beta_{IQ \rightarrow CI} = 0.136$ *** VS. 0.023	0.128 *	H1: $\beta_{IQ \rightarrow LI} > \beta_{IQ \rightarrow CI}$
<i>SC</i>	$\beta_{SC \rightarrow LI}$ VS. $\beta_{SC \rightarrow CI} = 0.351$ *** VS. 0.175 **	0.173 **	H2: $\beta_{SC \rightarrow LI} > \beta_{SC \rightarrow CI}$
<i>PE</i>	$\beta_{PE \rightarrow LI}$ VS. $\beta_{PE \rightarrow CI} = 0.215$ *** VS. 0.232 ***	-0.089	H3: $\beta_{PE \rightarrow LI} < \beta_{PE \rightarrow CI}$
<i>NE</i>	$\beta_{NE \rightarrow LI}$ VS. $\beta_{NE \rightarrow CI} = -0.062$ * VS. 0.051	-0.098 ***	H4: $ \beta_{NE \rightarrow LI} > \beta_{NE \rightarrow CI}$

注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$, 单侧检验.

为进一步分析不同自变量对同一互动行为意向的影响差异,本文进行了事后分析(post-hoc analysis).具体采用Cohen等^[46]的路径比较方法和Li等^[47]的附录中操作程序.如式(1)所示,计算 t 值以检验路径差异的显著性

$$t = \frac{\beta_i - \beta_j}{\sqrt{\frac{1 - R_y^2}{n - k - 1} \left(\frac{sd_y^2}{sd_i^2} \times r^{ii} + \frac{sd_y^2}{sd_j^2} \times r^{jj} - 2 \frac{sd_y^2}{sd_i \times sd_j} \times \frac{r^{ij}}{\sqrt{r^{ii} \times r^{jj}}} \right)}} \quad (1)$$

其中 β_i 为自变量 i 的路径系数, sd_i 为变量 i 的标

准差, r^{ij} 为相关系数矩阵的逆矩阵中的对应元素, R_y^2 为对因变量 y 的可释方差, n 为样本量, k 为所有自变量的个数.

结果表明(见表3),对于用户对健康信息的点赞意向和评论意向,信息质量和来源可信度的影响差异均显著,且来源可信度的影响大于信息质量;而正情绪性和负情绪性的影响差异也均显著,且正情绪性的影响大于负情绪性的影响.

表3 不同自变量对相同互动行为的影响差异

Table 3 Differential effects of different independent variables on the same dependent variable

	路径系数	结果	结论
点赞(LI)	$\beta_{IQ \rightarrow LI}$ VS. $\beta_{SC \rightarrow LI} = 0.136$ *** VS. 0.351 ***	$t = -3.807$ ***	$\beta_{IQ \rightarrow LI} < \beta_{SC \rightarrow LI}$
	$\beta_{PE \rightarrow LI}$ VS. $\beta_{NE \rightarrow LI} = 0.215$ *** VS. -0.062 *	$t = 5.723$ ***	$\beta_{NE \rightarrow LI} < \beta_{PE \rightarrow LI}$
评论(CI)	$\beta_{IQ \rightarrow CI}$ VS. $\beta_{SC \rightarrow CI} = 0.023$ VS. 0.175 **	$t = -2.483$ ***	$\beta_{IQ \rightarrow CI} < \beta_{SC \rightarrow CI}$
	$\beta_{PE \rightarrow CI}$ VS. $\beta_{NE \rightarrow CI} = 0.232$ *** VS. 0.051	$t = 4.261$ ***	$\beta_{NE \rightarrow CI} < \beta_{PE \rightarrow CI}$

注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$, 单侧检验.

此外,考虑个人特征调节作用,有助于协调不一致的发现,为所研究的行为意向提供更全面解

释^[48].用户专业度(即用户是否具备相关的专业知识),是研究信息传播和信息影响最重要的个

人特征变量之一,掌握专业知识较多则有对信息进行深入的加工和处理. ELM 理论认为;当用户专业度较高时,会仔细评估信息内容质量做出改变态度或行为的决定,而当用户专业度较低时,则会依赖与信息内容相关的情境因素做出改变态度或行为的决定^[20]. 因此,用户专业度可能会调节信息质量、来源可信度、正情绪性与负情绪性对点赞意向和评论意向的影响;对这些调节作用进行分析有助于加深对相关影响机制的理解.

通过事后分析的方式,采用分组对比的方法^[49],对用户专业度(UE)的调节作用进行探究. 首先,按照用户专业度的中位数 3.5,将总样本分为高 UE(UE ≥ 3.5)和低 UE(UE < 3.5)两组;然后,确认测量模型在两组分样本中的有效性和对等性;最后,采用 Sia 等^[49]中的方法对两组子样本数据分析得到的路径系数进行比较,如式

(2)和式(3)所示

$$S_{spooled} = \sqrt{\left\{ \left[\frac{(N_1 - 1)^2}{N_1 + N_2 - 2} \right] \times SE_1^2 \right\} + \left\{ \left[\frac{(N_2 - 1)^2}{N_1 + N_2 - 2} \right] \times SE_2^2 \right\}} \quad (2)$$

$$t_{spooled} = \frac{(PC_1 - PC_2)}{S_{spooled} \times \sqrt{\frac{1}{N_1} + \frac{1}{N_2}}} \quad (3)$$

其中 $S_{spooled}$ 为联合方差估计, $t_{spooled}$ 为自由度为 $(N_1 + N_2 - 2)$ 的 t 统计量, N_i 为分样本组 i 的样本量, SE_i 为分样本组 i 的结构模型中的路径的标准误, PC_i 为分样本组 i 的结构模型中的路径系数.

比较结果如表 4 所示. 结果表明,用户专业度对于健康信息的正情绪性对用户点赞意向的影响有着负向调节作用. 而用户专业度对健康信息的信息质量、来源可信度、负情绪性对于用户点赞意向与评论意向的影响并没有调节作用.

表 4 用户专业度的调节作用

Table 4 The moderation of user expertise

路径	$t_{spooled}$	路径系数	
		高 UE (N=576)	低 UE (N=471)
$IQ \rightarrow LI$	1.264	0.200 ***	0.082
$SC \rightarrow LI$	-0.057	0.332 ***	0.336 ***
$PE \rightarrow LI$	-4.977 ***	0.051	0.368 ***
$NE \rightarrow LI$	-0.150	-0.063 *	-0.056
$IQ \rightarrow CI$	0.106	0.049	0.040
$SC \rightarrow CI$	0.624	0.257 ***	0.205 **
$PE \rightarrow CI$	-1.684	0.197 ***	0.323 ***
$NE \rightarrow CI$	-0.063	0.049	0.053

注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$, 单侧检验.

5 讨论

本研究旨在建立一个理论框架来解释用户如何受到信息影响从而产生信息互动行为. 通过将 ELM 理论扩展到医疗健康类微信公众号研究背景,从健康信息的信息质量、来源可信度以及情绪(正情绪性和负情绪性)三个方面,探究用户受到信息影响产生的互动行为意向(点赞和评论)间

的差异. 研究结论如下:

首先,路径比较的研究结果表明,点赞意向和评论意向的影响因素和发生机制有着显著差异. 点赞表示用户对所浏览信息的采纳认同,与评论意向相比,健康信息的信息质量、来源可信度的影响较强;而评论则强调互动与交流,与点赞意向相比,健康信息的信息质量影响较弱且不显著、来源可信度影响较弱,但健康信息的正情绪性(统计不显著)影响较强. 这表明点赞是一种基于认同

和采纳的互动行为,而评论需要感性因素诱发的互动行为。

其次,健康信息的负情绪性对评论意向的影响不显著,而对点赞意向的影响负向显著。这可能是因为用户出于自我展示的功利主义动机参与评论,通过明确陈述态度与观点,期望对公众起到一定的启发性,树立有趣或知识渊博的自我形象,可能基本不受含有负情绪性信息的影响;点赞表示用户对信息的认同,用户倾向于认同含有正情绪性的信息,而含有负情绪性的信息较少得到用户的认同,因此信息的负情绪性可能会降低用户的点赞意向。

最后,根据事后分析结果,发现边缘路径(正情绪性与来源可信度)对用户互动行为意向(点赞意向与评论意向)的影响均显著强于中心路径(信息质量)的影响。可能的解释是,与新闻、品牌、UGC 等信息相比,健康信息为科普类信息,含有一定的医学知识与专业术语,一般应用在日常疾病预防与治疗等情况,对信息质量和来源可信度有着更高的要求;而绝大多数用户是非医护人员,缺乏医疗健康方面的专业背景,往往更加依赖边缘线索对健康信息进行处理,忽视了对信息质量的判断;同时,在网络环境下,健康谣言频发,也一定程度上降低了用户对信息质量判断的信心。因此,用户处理健康信息并产生互动行为时受到边缘线索的影响更大。此外,事后分析结果也发现,用户专业度显著负向调节健康信息的正情绪性对用户点赞意向的影响。随着用户专业度的提高,正情绪性对用户点赞意向的正向影响逐渐减弱。可能的解释是,用户专业度越高,越不依赖于边缘路径(正情绪性)进行信息处理,因此其因为健康信息的正情绪性而点赞的可能性就越小。

6 结束语

6.1 理论意义

本文的理论意义有如下三点:

首先,现有关于移动社交媒体中用户互动行为的研究绝大多数仅针对单一行为(如点赞、评

论等)^[10],或将其作为整体变量^[1, 8, 11],而缺乏考虑促进用户不同互动行为的影响因素存在差异。本研究同时考虑社交媒体用户的点赞意向和评论意向,并通过情绪(正情绪性与负情绪性)、信息质量、来源可信度来深入研究导致两种互动行为意向的影响机制。研究结果表明,健康信息的信息质量与来源可信度对用户点赞意向的影响显著强于评论意向;这些结果拓展了关于在线用户互动行为差异化的研究。

其次,现有基于 ELM 模型的研究主要考虑信息质量、来源可信度等,或者根据 ELM 简单地将影响因素分为的内容与来源。以往研究证实,在社交媒体情境下,情绪因素的重要性不可忽视^[7],因此本研究将情绪因素纳入 ELM 的整体框架,并根据效价维度对情绪进行细分,区分不同效价情绪的影响效果。以往研究关于正情绪性与负情绪性的影响存在不一致的发现^[25, 26];本研究的结果表明,在健康信息背景下,正情绪性对用户点赞与评论均是显著正向影响且大于负情绪性的影响;这一结果发展了 ELM 信息说服理论以及情绪因素影响的相关研究。

最后,现有在线信息的互动行为的实证研究,绝大多数以新闻、突发事件、品牌等非专业信息为研究对象^[19, 50],很少有文献关注用户对健康信息的互动行为。与这些类型信息相比,医疗健康信息的科学性与专业性更强,大多数用户为非医护人员,并不具备可直接评判信息内容质量的能力,因此用户处理这类信息时侧重点可能不同。结果表明,考虑健康信息的特点,正情绪性与来源可信度对用户互动行为意向(点赞意向与评论意向)的影响显著强于信息质量的影响;这一发现不同于以往关于非专业信息的研究结论^[21, 27],从而拓展了学术界对用户健康信息互动行为影响机制的认识,在科普等专业类信息传播的研究方面具有重要的理论意义。

6.2 实践意义

本研究可为社交媒体运营商撰写和表达信息的方式提供一些指导与建议。社交媒体运营商可根据自身需求对用户不同的互动行为进行区分,

有针对性地促进点赞与评论.为了吸引用户点赞,社交媒体运营商发布信息时保证信息本身的正确性与科学性,更应注重表明信息的来源,提供作者的信息(如职称、职业、或得到认可的机构);而评论除了需要评估信息质量与来源可信度等理性因素,更需感性因素的诱发——如情绪渲染(特别是正情绪性与负情绪性)——以使信息内容富有感染力,从而促使用户进行评论.

为了促进用户互动行为,社交媒体运营商在发布医疗健康信息时,应保证信息表达的完整性、准确性及排版效果,但更应特别关注与信息来源有关的因素,提供可表明来源的权威性与专业性的信息,如提供职业与职称等作者信息,或真实性和专业性已得到充分认可的机构;同时,注重情绪因素的运用,与负情绪性相比应更多运用正情绪性,如撰写健康信息内容时多使用惊叹、兴奋、满足、好玩等情绪因素来进行渲染,或使用幽默与合适的隐喻,或结合流行文化、社会热点来使信息更有趣、更有吸引力.

6.3 局限与展望

本文存在一些局限性,有待未来进一步的研究.首先,仅从一个医疗健康类微信公众号“好大夫在线”采集了情景帖子,这可能对研究结论的

普遍性造成一定影响.但通过认真选择研究平台,在一定程度上避免了这种影响.“好大夫在线”是医疗健康类微信公众号中较为流行的,该平台定期推送丰富的健康科普类文章给其关注者,文章作者均为专业的医学工作者,2017年用户量增长到2 916万,与其他医疗健康类微信公众号相比差异不大.为了进一步建立研究结果的普遍性,未来需要在更广泛的背景进行深入研究.其次,评论行为可能因评论内容效价有所不同,以及不同(正情绪性或负情绪性)情绪的唤醒程度也有所不同,因此未来研究可以将用户发表评论行为进行细化,区分用户发表正面评论和负面评论的情况以及进一步考虑情绪唤醒等因素的影响.再次,本研究中的自变量(如信息质量、来源可信度等)本质上反映的是用户的主观感知,未来研究可以采用“信息质量”和“来源可信度”的客观测度,验证相关研究结论是否仍然适用,以便提升结果的一般性.最后,本研究采用大规模情景问卷调研方法收集数据,重点关注用户主观感知对其行为意向的影响,用户的行为意图是其实际行为发生的最重要的决定因素,未来研究可以结合二手数据或实验室研究进一步研究用户的点赞和评论行为以丰富本文的研究结果.

参 考 文 献:

- [1] Kim C, Yang S U. Like, comment, and share on Facebook: How each behavior differs from the other[J]. *Public Relations Review*, 2017, 43(2): 441 - 449.
- [2] Yang M, Ren Y, Adomavicius G. Understanding user-generated content and customer engagement on Facebook business pages[J]. *Information Systems Research*, 2019, 30(3): 839 - 855.
- [3] Khan M L. Social media engagement: What motivates user participation and consumption on YouTube? [J]. *Computers in Human Behavior*, 2017, (66): 236 - 247.
- [4] Larochelle C. Liking in Group Messaging: Perception Versus Meaning[C].//Matthew Bryan Spring 2017 ENC 1102.
- [5] Wallace E, Buil I, De Chernatony L. Facebook “friendship” and brand advocacy[J]. *Journal of Brand Management*, 2012, 20(2): 128 - 146.
- [6] Gummerus J, Liljander V, Weman E, et al. Customer engagement in a Facebook brand community[J]. *Management Research Review*, 2012, 35(9): 857 - 877.
- [7] 丁绪武, 吴忠, 夏志杰. 社交媒体中情绪因素对用户转发行为影响的实证研究——以新浪微博为例[J]. *现代情报*, 2014, 34(11): 147 - 155.
- Ding Xuwu, Wu Zhong, Xia Zhijie. The empirical research of sentiment factors on users' retweet behavior[J]. *Journal of*

- Modern Information, 2014, 34(11): 147 – 155. (in Chinese)
- [8] Wang X, Chen L, Shi J, et al. What makes cancer information viral on social media? [J]. Computers in Human Behavior, 2019, 93: 149 – 156.
- [9] Bapna S, Benner M J, Qiu L. Nurturing online communities: An empirical investigation [J]. MIS Quarterly, 2019, 43(2), 425 – 452.
- [10] Lee S Y, Hansen S S, Lee J K. What makes us click “like” on Facebook? Examining psychological, technological, and motivational factors on virtual endorsement [J]. Computer Communications, 2016, 73: 332 – 341.
- [11] 于李胜, 王成龙, 王艳艳. 分析师社交媒体在信息传播效率中的作用——基于分析师微博的研究 [J]. 管理科学学报, 2019, 22(7): 107 – 126.
- Yu Lisheng, Wang Chenglong, Wang Yanyan. The role of analysts’ social media in information dissemination: Evidence from analysts’ microblogs [J]. Journal of Management Sciences in China, 2019, 22(7): 107 – 126. (in Chinese)
- [12] Hayes R A, Carr C T, Wohn D Y. One click, many meanings: Interpreting paralinguistic digital affordances in social media [J]. Journal of Broadcasting & Electronic Media, 2016, 60(1): 171 – 187.
- [13] Wang N, Sun Y, Shen X L, et al. Just being there matters: Investigating the role of sense of presence in like behaviors from the perspective of symbolic interactionism [J]. Internet Research, 2018, 29(1): 60 – 81.
- [14] Developers Facebook. Like button [EB/OL]. <https://developers.facebook.com/docs/plugins/like-button>, 2009.
- [15] 付东普, 王刊良. 评论回报对在线产品评论的影响研究——社会关系视角 [J]. 管理科学学报, 2015, 18(11): 35 – 45.
- Fu Dongpu, Wang Kanliang. Effects of economic rewards on online product reviews: A perspective of social relations [J]. Journal of Management Sciences in China, 2015, 18(11): 35 – 45. (in Chinese)
- [16] 郝媛媛, 叶强, 李一军. 基于影评数据的在线评论有用性影响因素研究 [J]. 管理科学学报, 2010, 13(8): 78 – 88, 96.
- Hao Yuanyuan, Ye Qiang, Li Yijun. Research on online impact factors of customer reviews usefulness based on movie reviews data [J]. Journal of Management Sciences in China, 2010, 13(8): 78 – 88, 96. (in Chinese)
- [17] 杨铭, 祁巍, 闫相斌, 等. 在线商品评论的效用分析研究 [J]. 管理科学学报, 2012, 15(5): 65 – 75.
- Yang Ming, Qi Wei, Yan Xiangbin, et al. Utility analysis for online product review [J]. Journal of Management Sciences in China, 2012, 15(5): 65 – 75. (in Chinese)
- [18] Kim A, Dennis A R. Says who? The effects of presentation format and source rating on fake news in social media [J]. MIS Quarterly, 2019, 43(3): 1025 – 1039.
- [19] Tsagkias M, Weerkamp W, De Rijke M. Predicting the Volume of Comments on Online News Stories [C]. //Proceedings of the 18th Acm Conference on Information and Knowledge Management, 2009: 1765 – 1768.
- [20] Petty R E, Cacioppo J T. The elaboration likelihood model of persuasion [J]. Advances in Experimental Social Psychology, 1986, 19(4): 123 – 205.
- [21] Sussman S W, Siegal W S. Informational influence in organizations: An integrated approach to knowledge adoption [J]. Information Systems Research, 2003, 14(1): 47 – 65.
- [22] Cheung C M K, Lee M K O, Rabjohn N. The impact of electronic word-of-mouth: The adoption of online opinions in online customer communities [J]. Internet Research, 2008, 18(3): 229 – 247.
- [23] Gross J J. The emerging field of emotion regulation: An integrative review [J]. Review of General Psychology, 1998, 2(3): 271 – 299.
- [24] Stieglitz S, Dangxuan L. Emotions and information diffusion in social media: Sentiment of microblogs and sharing behavior [J]. Journal of Management Information Systems, 2013, 29(4): 217 – 248.
- [25] Berger J, Milkman K L. What makes online content viral? [J]. Journal of Marketing Research, 2012, 49(8): 192 – 205.

- [26] De Angelis M, Bonezzi A, Peluso O A M, et al. On braggarts and gossips: Why consumers generate positive but transmit negative word of mouth[J]. *Advances in Consumer Research*, 2011, 39: 616 – 617.
- [27] Wixom B H, Todd P A. A theoretical integration of user satisfaction and technology acceptance[J]. *Information Systems Research*, 2005, 16(1): 85 – 102.
- [28] Chang Y T, Yu H, Lu H P. Persuasive messages, popularity cohesion, and message diffusion in social media marketing [J]. *Journal of Business Research*, 2015, 68(4): 777 – 782.
- [29] 张艳辉, 李宗伟, 赵诣成. 基于淘宝网评论数据的信息质量对在线评论有用性的影响[J]. *管理学报*, 2017, 14(1): 77 – 85.
- Zhang Yanhui, Li Zongwei, Zhao Yicheng. How the information quality affects the online review usefulness?: An empirical analysis based on TaoBao review data[J]. *Chinese Journal of Management*, 2017, 14(1): 77 – 85. (in Chinese)
- [30] Jin J, Yan X, Li Y, et al. How users adopt healthcare information: An empirical study of an online Q&A community[J]. *International Journal of Medical Informatics*, 2015, 86: 91 – 103.
- [31] Berger J. *Contagious: Why Things Catch On*[M]. New York: Simon & Schuster, 2016.
- [32] Nekmat E, Gower K K, Zhou S, et al. Connective-collective action on social media: Moderated mediation of cognitive elaboration and perceived source credibility on personalness of source[J]. *Communication Research*, 2015, 46(1): 62 – 87.
- [33] Goldsmith R E, Lafferty B A, Newell S J. The impact of corporate credibility and celebrity credibility on consumer reaction to advertisements and brands[J]. *Journal of Advertising*, 2000, 29(3): 43 – 54.
- [34] Gan C. Understanding WeChat users' liking behavior: An empirical study in China[J]. *Computers in Human Behavior*, 2017, (68): 30 – 39.
- [35] Smith S M, Petty R E. Message framing and persuasion: A message processing analysis[J]. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 1996, 22(3): 257 – 268.
- [36] 顾远东, 周文莉, 彭纪生. 消极情绪与员工创造力: 组织认同、职业认同的调节效应研究[J]. *管理科学学报*, 2019, 22(6): 21 – 35.
- Gu Yuandong, Zhou Wenli, Peng Jisheng. Negative affect and employee creativity: The moderating role of organizational identification and professional identification[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(6): 21 – 35. (in Chinese)
- [37] Vance A, Lowry P B, Eggett D. Increasing accountability through user-interface design artifacts: A new approach to addressing the problem of access-policy violations[J]. *MIS Quarterly*, 2015, 39(2): 345 – 366.
- [38] 韦立坚, 张 维, 熊 熊. 股市流动性踩踏危机的形成机理与应对机制[J]. *管理科学学报*, 2017, 20(3): 1 – 23.
- Wei Lijian, Zhang Wei, Xiong Xiong. The mechanism and solution for the liquidity stampede crisis in stock markets[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2017, 20(3): 1 – 23. (in Chinese)
- [39] Setia P, Venkatesh V, Joglekar S. Leveraging digital technologies: How information quality leads to localized capabilities and customer service performance[J]. *MIS Quarterly*, 2013, 37(2): 565 – 590.
- [40] Wu C, Shaffer D R. Susceptibility to persuasive appeals as a function of source credibility and prior experience with the attitude object[J]. *Journal of Personality & Social Psychology*, 1987, 52(4): 677 – 688.
- [41] Laros F J M, Steenkamp J B E M. Emotions in consumer behaviour: A hierarchical approach[J]. *Journal of Business Research*, 2005, 58(10): 1437 – 1445.
- [42] Stamm K, Dube R. The relationship of attitudinal components to trust in media[J]. *Communication Research*, 1994, 21: 105 – 123.
- [43] Steelman Z R, Hammer B I, Limayem M. Data collection in the digital age: Innovative alternatives to student samples[J]. *MIS Quarterly*, 2014, 38(2): 355 – 378.
- [44] Mason W, Suri S. Conducting behavioral research on Amazon's mechanical turk[J]. *Behavior Research Methods*, 2012,

- 44(1): 1–23.
- [45] 腾讯. 2018 微信数据报告[EB/OL]. <https://support.weixin.qq.com/cgi-bin/mmsupport-bin/getopendays>, 2018. Tencent. WeChat data report in 2018[EB/OL]. <https://support.weixin.qq.com/cgi-bin/mmsupport-bin/getopendays>, 2018. (in Chinese)
- [46] Cohen J, Cohen P, West S G, et al. Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences[M]. 3rd Ed. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates, 2003: 227–229.
- [47] Li X, Hsieh J J P A, Rai A. Motivational differences across post-acceptance information system usage behaviors: An investigation in the business intelligence systems context[J]. Information Systems Research, 2013, 24(3): 659–682.
- [48] Venkatesh V, Morris M G, Davis G B, et al. User acceptance of information technology: Toward a unified view[J]. MIS Quarterly, 2003, 27(3): 425–478.
- [49] Sia C L, Lim K H, Leung K, et al. Web strategies to promote internet shopping: Is cultural-customization needed? [J]. MIS Quarterly, 2009, 33(3): 491–512.
- [50] Huang N, Hong Y, Burtch G. Social network integration and user content generation: Evidence from natural experiments [J]. MIS Quarterly, 2017, 41(4): 1035–1058.
- [51] Milkman K L, Berger J. The science of sharing and the sharing of science[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2014, 111(Supplement_4): 13642–13649.

Understanding antecedent differences across online users' like and comment behaviors: The case of healthcare enterprise WeChat public platform

JIN Xiao-ling¹, ZHOU Zhong-yun^{2*}, YIN Meng-jie¹, YU Xiao-yu¹

1. School of Management, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

2. School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 200092, China

Abstract: More and more enterprises and organizations have been using social media service platforms (such as WeChat public platform) to promote user engagement behaviors (like, comment, etc.) for publicity and marketing. However, there is no clear understanding of the influencing factors of users' engagement behaviors and their different effects. Taking WeChat public platform as the research object and drawing upon Elaboration Likelihood Model, the paper investigates the influencing mechanisms of the central route (information quality) and the peripheral routes (source credibility and emotional factors) on user engagement behavior intention (sharing and adoption). In order to test the proposed hypotheses and research model, a large-scale scenario-based survey was conducted among users of enterprise WeChat public platform. The results show that: 1) information quality and source credibility both exert a stronger impact on like than on comment; 2) negative emotion has no impact on comment but has a significantly negative impact on like; 3) the impacts of positive emotion and source credibility on user engagement behaviors are stronger than those of information quality.

Key words: engagement behavior; like; comment; elaboration likelihood model; mobile social media; enterprise WeChat public platform

附录

附表1 量表
Appendix Table 1 Scale

变量	指标	参考文献
点赞(LI)	LI. 您会对这个帖子点赞吗? (非常不可能/非常可能)	[51]
评论(CI)	CI. 您会对这个帖子发表评论吗? (非常不可能/非常可能)	[51]
信息质量(IQ)	IQ1. 一点也不完整/非常完整	[27] [39]
	IQ2. 严重错误/非常正确	
	IQ3. 排版非常不清楚/排版非常清楚	
积极情绪(PE)	PE1. 这个帖子的内容一点也不好玩/非常好玩	[25] [31]
	PE2. 这个帖子的内容一点也不令人惊叹/非常令人惊叹	
	PE3. 这个帖子的内容一点也不令人满足/非常令人满足	
	PE4. 这个帖子的内容一点也不令人兴奋/非常令人兴奋	
消极情绪(NE)	NE1. 这个帖子的内容一点也不令人生气/非常令人生气	[31] [41]
	NE2. 这个帖子的内容一点也不令人焦虑/非常令人焦虑	
	NE3. 这个帖子的内容一点也不令人悲伤/非常令人悲伤	
	NE4. 这个帖子的内容一点也不令人恐惧/非常令人恐惧	
来源可信度(SC)	SC1. 您觉得撰写该帖子的作者对内容的主题了解程度如何? (一点也不了解/非常了解)	[40]
	SC2. 您觉得多大程度上该帖子的作者是这方面领域的专家? (一点也不/非常)	
	SC3. 您觉得该帖子的作者可信程度如何? (一点也不可信/非常可信)	
	SC4. 您觉得该帖子的作者可靠程度如何? (一点也不可靠/非常可靠)	
用户专业度(UE)	UE1. 您对于这个帖子的主题有多了解? (一点也不了解/非常了解)	[42]
	UE2. 多大程度上您是这个帖子所在领域的专家? (一点也不/非常)	

附表2 总样本变量的验证性因子分析(N=1 047)

Appendix Table 2 Confirmatory factor analysis of total sample (N=1 047)

	CA	CR	AVE	IQ	SC	PE	NE	LI	CI
IQ	0.775	0.870	0.690	0.831					
SC	0.861	0.906	0.707	0.622	0.841				
PE	0.811	0.875	0.637	0.571	0.567	0.798			
NE	0.906	0.926	0.761	-0.195	-0.155	0.004	0.872		
LI	1.000	1.000	1.000	0.507	0.590	0.517	-0.131	1.000	
CI	1.000	1.000	1.000	0.375	0.456	0.484	0.021	0.505	1.000

附表3 分样本变量的验证性因子分析

Appendix Table 3 Confirmatory factor analysis of subsamples

分组	变量	CA	CR	AVE	IQ	SC	PE	NE	LI	CI
高 UE (N=576)	IQ	0.724	0.844	0.644	0.802					
	SC	0.731	0.832	0.555	0.506	0.745				
	PE	0.734	0.829	0.549	0.488	0.454	0.741			
	NE	0.908	0.934	0.779	-0.237	-0.272	-0.066	0.883		
	LI	1.000	1.000	1.000	0.408	0.474	0.304	-0.205	1.000	
	CI	1.000	1.000	1.000	0.263	0.357	0.259	-0.045	0.318	1.000
低 UE (N=471)	IQ	0.787	0.876	0.702	0.838					
	SC	0.901	0.931	0.771	0.648	0.878				
	PE	0.825	0.883	0.655	0.573	0.557	0.822			
	NE	0.900	0.890	0.676	-0.280	-0.196	-0.067	0.809		
	LI	1.000	1.000	1.000	0.527	0.606	0.606	-0.170	1.000	
	CI	1.000	1.000	1.000	0.344	0.401	0.457	-0.021	0.555	1.000

附表 4 总样本变量的因子载荷 ($N=1\ 047$)
Appendix Table 4 Factor loading of total sample ($N=1\ 047$)

	<i>IQ</i>	<i>SC</i>	<i>PE</i>	<i>NE</i>
<i>IQ1</i>	0.847	0.543	0.487	-0.166
<i>IQ2</i>	0.825	0.516	0.482	-0.131
<i>IQ3</i>	0.820	0.489	0.455	-0.189
<i>SC1</i>	0.496	0.789	0.448	-0.156
<i>SC2</i>	0.500	0.831	0.470	-0.088
<i>SC3</i>	0.550	0.871	0.487	-0.147
<i>SC4</i>	0.542	0.870	0.500	-0.132
<i>PE1</i>	0.312	0.339	0.762	0.106
<i>PE2</i>	0.498	0.479	0.825	0.057
<i>PE3</i>	0.572	0.536	0.750	-0.174
<i>PE4</i>	0.406	0.429	0.852	0.043
<i>NE1</i>	-0.208	-0.173	0.009	0.931
<i>NE2</i>	-0.092	-0.036	0.041	0.739
<i>NE3</i>	-0.138	-0.101	-0.034	0.862
<i>NE4</i>	-0.178	-0.145	0.015	0.942

附表 5 分样本变量的因子载荷
Appendix Table 5 Factor loading of sub-samples

变量	高 <i>UE</i> ($N=576$)				低 <i>UE</i> ($N=471$)			
	<i>IQ</i>	<i>SC</i>	<i>PE</i>	<i>NE</i>	<i>IQ</i>	<i>SC</i>	<i>PE</i>	<i>NE</i>
<i>IQ1</i>	0.795	0.410	0.382	-0.206	0.864	0.581	0.499	-0.226
<i>IQ3</i>	0.789	0.403	0.395	-0.122	0.831	0.542	0.484	-0.246
<i>IQ4</i>	0.822	0.405	0.397	-0.237	0.818	0.505	0.456	-0.231
<i>SC1</i>	0.356	0.694	0.310	-0.225	0.546	0.823	0.473	-0.188
<i>SC2</i>	0.343	0.695	0.320	-0.139	0.540	0.877	0.481	-0.156
<i>SC3</i>	0.426	0.805	0.349	-0.240	0.587	0.907	0.508	-0.170
<i>SC4</i>	0.376	0.779	0.374	-0.203	0.602	0.903	0.496	-0.175
<i>AMU</i>	0.210	0.184	0.676	0.092	0.294	0.338	0.759	0.036
<i>AWE</i>	0.441	0.363	0.794	0.010	0.505	0.483	0.838	-0.005
<i>CON</i>	0.470	0.433	0.722	-0.221	0.609	0.555	0.760	-0.230
<i>EXC</i>	0.283	0.301	0.767	-0.012	0.404	0.401	0.874	-0.003
<i>ANG</i>	-0.228	-0.264	-0.021	0.921	-0.287	-0.208	-0.071	0.944
<i>ANX</i>	-0.186	-0.176	-0.079	0.804	-0.057	0.014	0.092	0.579
<i>FEA</i>	-0.183	-0.215	-0.115	0.868	-0.146	-0.069	-0.014	0.794
<i>SAD</i>	-0.227	-0.275	-0.055	0.932	-0.211	-0.129	-0.003	0.921