

基于ELM的B站在线教学视频中用户弹幕行为分析

林士龙¹, 路亭^{2,3*}, 乐承毅¹

(1. 华东交通大学 经济管理学院, 江西 南昌 330013; 2. 首都师范大学 教育学院, 北京 100089; 3. 南昌工程学院 人文与艺术学院, 江西 南昌 330099)

摘要:探究在线教学视频中用户弹幕评论行为的影响因素,可以为弹幕视频网站优化相关功能促进用户交互行为提供参考,从而改善用户在线学习体验.基于精细加工可能性模型(ELM),采用层次回归分析法,归纳在线教学视频中用户弹幕评论行为双重路径的影响因素,并抓取B站的980条英语教学视频数据,提出假设并结合数据进行验证.层次回归结果表明,在中心路径下,视频的传播效果对用户的弹幕评论行为产生显著正向影响;边缘路径中的信源吸引力和视频作者贡献度对弹幕评论行为分别产生显著正向和负向影响.研究提出了相关建议,希望为弹幕视频网站运营商理解用户交互行为、改善服务提供参考.

关键词:在线教学视频;ELM;弹幕评论行为;影响因素;B站

DOI:10.13603/j.cnki.51-1621/z.2024.02.008

中图分类号:G434 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1785(2024)02-0044-08

0 引言

近年来,随着互联网技术的发展和普及,在线学习已经成为一种重要的学习方式. CNNIC发布的《中国互联网络发展状况统计报告》指出,从2015年12月到2022年6月,我国在线教育用户规模从1.10亿增长到3.77亿^[1]. 在线视频教学是在线教育的一种重要方式,在线视频具有内容充实、直观性、趣味性等优点,已经成为在线教育最受欢迎的媒介之一^[1-2].

弹幕评论是在线教学视频中用户进行实时交互行为的重要途径,它提供了一种与视频时间线同步的新型交互方法,促进了用户之间的互动^[3]. 目前,已有研究表明弹幕对在线教学视频有着很大的应用潜力^[4-5],在线教学视频中,弹幕能促进用户之间的交互,很好地缓解了学习者在线学习时孤独、持续性不足的问题. 但是,目前很少有研究具体地深入探讨视频网站用户在教学视频中进行弹幕评论行为的影

响因素,对在线教学视频中用户的弹幕行为特征了解不足.

ELM(elaboration likelihood model)广泛适用于信息处理行为研究中^[6],在传播学、图书情报学的应用也很广泛,该模型旨在从中心路径和边缘路径来解释用户行为态度的改变,很好地适用于信息传播中用户行为的研究.

基于此研究背景,本文采用B站英语教学视频的相关数据,以ELM为理论框架,采用多元层次回归分析法探究在线教学视频中用户弹幕评论行为双重路径的影响因素,并期望为弹幕视频网站优化服务功能提供建议.

1 文献综述

1.1 在线教学中的交互行为研究

随着在线教育的普及,如何为在线学习用户提供高质量的在线教育、让学习者拥有更佳的学习效

收稿日期:2023-04-19

基金项目:国家自然科学基金项目(72161013);江西省高校人文社会科学基金项目(JC22243)

作者简介:林士龙(2000—),男,安徽六安人,华东交通大学硕士研究生,研究方向:互联网用户信息行为

*通信作者:路亭(1988—),女,安徽铜陵人,南昌工程学院讲师,首都师范大学博士研究生,研究方向:教育理论与实践

果是学者们密切关注的问题. 教学交互是在线学习中最重要要素^[7],是影响在线教育学习效果的关键因素^[8]. 在线教育是远程教育的实践形式,远程教育教与学时空分离的本质决定了教与学的再度整合是在线教育的关键,而教学交互是教与学再度整合的关键^[9]. 20世纪80年代末,Moore^[10]提出了三种核心交互类型,即学习者—内容交互,学习者—教师交互和学习者—学习者交互. 当前,在线教学中基于传统评论、学习社区的师生交互、生生交互并不完善,很难满足学生的学习需求^[11]. 由于在线教育自身属性的缺陷,师生之间的交互不易提升. 根据等效交互原理,通过提升学生之间的交互得到更满意的教学体验成为更优的选择^[12]. 生生交互不仅对学习效果具有显著影响^[13],还可以引导在线学习网络的良性发展,发挥过滤信息、促进寻径、策展的作用^[14].

1.2 在线教学视频中用户弹幕行为研究

弹幕交互作为学习者之间交互的两种主要沟通方式之一^[15],具有即时、匿名、情境化等特点. 在线教学视频中用户的弹幕交互行为研究已受到图书情报学、教育学等领域诸多学者的关注. 譬如,He等^[16]将弹幕评论与传统评论相比较,研究弹幕评论的独特特征. 杨贺晴等^[17]基于用户弹幕行为分析,探究弹幕功能的价值,提出优化高校图书馆自主学习服务的途径. 陈忆金等^[5]利用日语和编程学习视频中的弹幕数据,对用户的互动行为进行了研究. 张婧婧等^[18]通过分析B站在线教育视频数据,发现弹幕有利于促进用户之间的交流. Chen等^[19]通过焦点小组的方法研究弹幕视频用户行为动机, Zhang等^[20]通过实验发现在在线教学视频中发送与学习内容相关的弹幕有利于提升学生的社交临场感、学习满意度和学习效果.

已有的弹幕评论行为研究大多借鉴了传播学的理论,例如媒体同步性理论^[21]、互动仪式链理论^[22]和使用与满足理论^[23],还有社会认知理论^[24]的应用,而ELM作为信息处理中重要的理论模型却较少涉及弹幕行为的研究中.

1.3 精细加工可能性模型(ELM)的相关研究

精细加工可能性模型(ELM)也称双路径模型,由Cacioppo和Petty提出,该理论阐述了中枢路径和边缘路径对人们行为态度改变的双路径影响机制,以及态度的改变如何影响最终行为的发生^[25]. 在中心路径下,人们具有较强的动机和能力,

个人行为态度的改变经过了深入的思考. 在边缘路径下,人们常常没有能力或者不愿意耗费更多资源和精力对信息分析,只是对所接收的信息进行大致判断. ELM为信息行为相关研究提供了一个有效的框架模型,在很多信息行为研究中得到了广泛的运用. 例如,尹艺霖^[26]根据ELM模型提出假设,发现医院微信公众号的信息传播更容易受到边缘路径的影响. 陈明红等^[27]以ELM为理论框架,从中心路径和边缘路径上归纳弹幕视频播放量的影响因素并进行检验. 从信息处理与采纳视角看,用户的弹幕评论行为也需要个人经过理性思考,选择最佳的信息处理路径,因此,本文通过ELM来探究用户弹幕评论行为的影响因素.

1.4 文献述评

通过回顾上述文献研究发现,弹幕交互的应用广泛,有望解决在线学习用户持续性低、辍学率高、交流互动不足等问题. 目前,用户弹幕行为的研究视角聚焦于在线教育互动、弹幕功能的价值、弹幕用户的使用动机等方面,并且多数研究将弹幕行为加入一个更广泛的概念进行研究,例如弹幕用户的交互行为^[5]、从众信息评论行为^[28]等,较少把目光放在具体的弹幕行为的实证研究上. ELM在信息传播领域应用较为广泛,较好地适用于用户弹幕行为影响因素研究. 因此,本文基于ELM理论框架,构建用户弹幕评论行为影响因素模型,建立相关假设并根据B站具体客观数据进行实证分析,探究影响用户弹幕评论行为的因素,为提升在线学习交互水平、优化在线教学服务提供依据.

2 理论与假设

2.1 ELM理论

ELM在研究消费者信息处理方面是最有影响力的理论模型,在信息传播、消费者行为等方面有着广泛应用^[29]. ELM可以用来解释人们通过中心路径和边缘路径对信息进行处理从而做出决策行为的具体过程^[30]. 在中心路径下,人们对信息的处理更加精细,有动机和能力对信息内容进行深入思考;在边缘路径下,人们缺乏足够的动机和能力对信息内容进行深入思考,只是对简单的信息线索有一个大致判断. 基于该理论模型,可以对用户的弹幕评论行为有一个更加全面、细致的研究,不仅从中心路径和边缘路径分析视频弹幕评论行为的影响因素,而且也注意到调节变量的影响,从而探究用户的弹幕行

为规律,为本研究提供了一个有效的理论框架.

2.2 中心路径

在 ELM 中,中心路径和边缘路径主要通过信息处理的深度区分,中心路径对信息的处理较严密,用户的理性因素对应中心路径^[31].当用户处于中心路径时,用户更加注重与信息内容相关的详细线索,如信息内容的观点、信息质量、信息价值等^[32].用户需要对视频内容进行更加深度的信息处理才能形成相应的认知,从而做出弹幕评论、转发、点赞等行为.本研究中将视频传播效果作为中心路径影响用户的弹幕评论行为.

视频的内容、用户的交互行为等都会影响视频的传播,已有研究认为,弹幕评论和点赞、转发以及传统评论类似,都是社交行为^[33].视频传播范围越广泛,被越多人关注,那么在视频中进行弹幕评论的用户也会越多,因此,提出如下假设:

H1:视频传播效果对视频弹幕评论行为具有显著正向影响.

2.3 边缘路径

在大多数关于 ELM 的研究中,边缘路径主要是指与信息相关的外部线索,它对应着用户的感性认知因素,如信息来源可信度、用户群体认可度等^[26].在边缘路径下,用户仅仅需要耗费较少的努力,凭借容易获得的线索就可以做出简单的决策^[31].在 B 站中,对于视频作者的相关信息,用户对其感知更为直观,信息处理较为简单.本研究将信源吸引力、视频作者贡献度这两个与视频发布者相关的信息作为边缘路径.

史伟^[34]发现在微博平台中,粉丝量较少的账号发布的微博被其他用户转发的难度较大.并且,Suh 等^[35]也发现 Twitter 中推文转发量与发布者的粉丝量具有显著的正相关关系.发布者的粉丝越多,吸引力越大,越会被更多人关注,可能会有更多人进行弹幕评论行为,则可以提出如下假设:

H2:信息来源吸引力对弹幕评论行为具有显著正向影响.

发布者对平台的贡献性可以从其获得赞同程度来体现,例如发布者所发布的内容获赞总数^[36].刘银萍等^[37]通过构建社交网络信息可信度评价模型评价网络数据可信度,认为发布者对网络平台的贡献程度可以引起用户的信任和认可,而信任可以促进用户的弹幕评论行为^[24],因此可以提出如下假

设:

H3:视频作者贡献度对弹幕评论行为具有显著正向影响.

2.4 调节变量

在 ELM 中,中心路径和边缘路径的选择不仅与用户的动机和能力有关,还受到调节变量的影响^[27],本研究选取视频播放量和视频标题句式作为调节变量.

(1)视频播放量的调节作用.视频本身的一些特征是影响用户弹幕评论行为的根本因素^[33].在 B 站中,视频播放量与视频信息特征,例如点赞量、转发量以及作者粉丝数等都有关系^[27],视频播放量越高,可能会有越多的人参与视频的互动行为,所以可以提出如下假设:

Ha1:视频播放量正向调节视频传播效果对弹幕评论行为的影响;

Ha2:视频播放量正向调节信源吸引力对弹幕评论行为的影响;

Ha3:视频播放量正向调节作者贡献度对弹幕评论行为的影响.

(2)视频标题句式的调节作用.B 站视频标题的句式主要可以分为陈述句、疑问句和感叹句.方婧等^[38]发现微信公众号中热门的标题大部分是疑问句;薛调^[39]在探究图书馆微信公众号信息传播效果中指出感叹号和问号都具有强烈的感情色彩,更容易吸引用户的注意.视频标题属性主要影响信息的传播效果,所以可以提出如下假设:

Hb1:视频标题的句式正向调节视频传播效果对弹幕评论行为的影响.

根据 ELM 理论框架,充分考虑弹幕视频的独特特征,总结出弹幕评论行为的影响因素,并提出相关假设.由此提出研究模型,如图 1 所示.

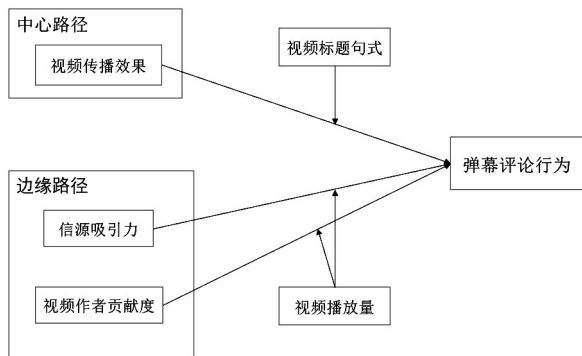


图 1 理论研究模型

3 数据获取及处理

3.1 数据获取

本研究以 B 站英语教学视频信息为对象,在 B 站首页以“英语教学”为关键字搜索,选取其中的 980 个视频.利用 Python 语言在 Vscode 编辑器上爬取这些视频自发布以来至 2022 年 4 月 12 日内产生的视频信息以及视频作者信息,并将采集的视频信息进行缺失值等处理,爬取的样本视频上传时间最早为 2011 年 6 月 17 日,最晚为 2022 年 4 月 11 日.

为方便数据存储及处理,把采集的数据存储进 Excel 表中,建立数据信息表,包括视频信息和作者信息.爬取的具体数据字段如表 1 所示.

表 1 数据信息表

信息类型	具体数据字段
视频信息	视频 id, aid 号, 视频标题, 视频描述, 视频上传日期和时间, 播放量, 弹幕数量, 评论量, 投币量, 转发量, 点赞量, 视频时长
作者信息	作者 id, 视频 bv 号, up 主姓名, 作者粉丝数, 作者获赞数

3.2 变量测量及处理

3.2.1 因变量测量

本研究的因变量为弹幕评论行为. Xu 等^[40]在网络传播研究中将文章转发量作为信息共享的评价指标;方婧等^[38]在信息传播研究中用微信公众号文章的阅读量作为信息热度的衡量标准.根据以上文献研究以及弹幕视频实际情况,本研究用视频弹幕数量表示弹幕评论行为.

3.2.2 自变量测量

(1) 视频传播效果. 宁海林等^[41]将视频点赞量、评论量、下载量以及转发量进行加权处理,并将其加权处理后的综合指数作为视频传播效果的衡量指标;杨达森等^[42]将点赞量、评论量以及转发量加权处理并进行具体的权重赋值.本研究参考上述文献研究,将点赞量、评论量、转发量进行加权处理作为衡量视频传播效果的综合指标:点赞量占 0.3,评论量占 0.3,转发量占 0.4.

(2) 信源吸引力. 尹艺霖^[26]在微信推文传播效果的研究中将来源吸引力定义为微信公众号的粉丝数,因此本研究将信源吸引力定义为视频作者粉丝数.

(3) 视频作者贡献度. 在 B 站中,视频作者获赞数的来源主要是所发布作品的总获赞量,视频发布

者对视频网站的贡献程度可以体现在视频作者的获赞数上^[36].因此本研究用作者获赞数表示视频作者贡献度.

3.2.3 调节变量测量

(1) 视频播放量. 通过视频中的播放数量来具体测量.

(2) 视频标题句式. 通过判断视频标题是否含有“?”或“!”来测量.

由于视频的点赞量、评论量、转发量、播放量、弹幕数量以及视频作者粉丝量和获赞量服从偏态分布,为了方便接下来的研究,对以上指标均进行了自然对数变换并对数据进行了缺失值等处理,如表 2 所示.

表 2 变量描述及处理

变量	定义	处理方式
弹幕评论行为	视频弹幕数量	\ln 弹幕数量
传播效果	点赞量、评论量、转发量加权处理后的综合指标	$0.3 * \ln$ 点赞量 + $0.3 * \ln$ 评论量 + $0.4 * \ln$ 转发量
信源吸引力	作者粉丝量	\ln 粉丝量
作者贡献度	作者获赞量	\ln 获赞量
视频播放量	视频播放数量	\ln 播放量
视频标题句式	视频标题是否含有“!”或“?”	1 代表标题中含有“!”或“?”, 0 则代表不含有

4 数据分析

4.1 描述性统计分析

为了更加直观地了解所收集的信息,对各个变量的原始数据进行描述性统计分析(见表 3).各个变量的最值之间均有显著差异,可能是由视频类型、视频质量等多个因素引起的.并且,变量的偏度明显大于 0,说明它们的具体数据值呈偏态分布,因此对原始数据进行自然对数变换是合理的,可以将偏态分布转换为正态分布.

4.2 相关性和多重共线性检验

本文采用 Pearson 方法分析自变量之间的相关性,对变量的相关性检验结果如表 4 所示,可知部分变量之间的相关系数绝对值大于 0.5,所以变量之间并不是完全独立的,可能会存在多重共线性问题,所以接下来有必要进行多重共线性检验.

表 3 描述性统计结果

变量名(单位)	最大值	最小值	均值	标准差	偏度
转发量(次)	89 217	1	1 506.32	4 528.67	10.25
点赞量(次)	232 396	0	6 176.96	17 454.85	7.75
评论量(次)	6 244	0	397.01	702.73	4.43
播放量(次)	4 773 389	1 838	187 787.03	410 956.10	6.43
视频作者粉丝量(个)	11 124 740	13	489 505.51	905 636.49	4.25
视频作者获赞量(次)	204 795 257	24	1 135 429.85	6 960 646.30	25.98
弹幕数量(个)	90 647	293	2 139.45	6 024.09	8.02

表 4 变量的相关性检验

变量	1	2	3	4	5
1 传播效果	1				
2 信源吸引力	0.094**	1			
3 作者贡献度	0.067*	0.925**	1		
4 视频播放量	0.881**	0.100**	0.069*	1	
5 标题句式	0.162**	0.011	0.017	0.108*	1

注：* 和 ** 分别表示 $P < 0.05$ 和 $P < 0.01$ 。下同。

为了更好地揭示出中心路径、边缘路径和调节变量对弹幕评论行为的影响，分别将传播效果、信源吸引力、作者贡献度作为解释变量，以视频播放量、标题句式为调节变量，逐步增加解释变量和调节变量之间的交互作用项，运用层次回归的方法对其分析。为了得到各个模型中自变量间多重共线性情况，在检验之前对变量进行标准化处理，然后再计算各个变量的方差膨胀系数 (variance inflation factor, VIF)，各个模型中变量的 VIF 值如表 5 所示，其 VIF 值都在 10 以下，说明每个模型中自变量之间的多重共线性并不严重。

表 5 多重共线性检验结果

模型	因变量:弹幕评论行为				
	M1	M2	M3	M4	M5
传播效果	1.102	4.464	4.482	4.479	1.298
信源吸引力	6.955	7.027	6.981	7.015	6.971
作者贡献度	6.924	6.959	6.939	6.960	6.932
视频播放量	—	4.504	4.477	4.476	—
视频播放量 * 传播效果	—	1.050	—	—	—
视频播放量 * 信源吸引力	—	—	1.033	—	—
视频播放量 * 作者贡献度	—	—	—	1.021	—
标题句式	—	—	—	—	1.080
标题句式 * 传播效果	—	—	—	—	1.359

4.3 主效应分析

层次回归结果如表 6 所示，传播效果、信源吸引力、作者贡献度的系数分别为 0.569、0.333、-0.198， P 值均小于 0.01，说明传播效果作为中心路径，与弹幕评论行为有正相关关系，假设 H1 得到验证；2 个边缘路径对弹幕数量的影响则不同，信源吸引力与弹幕评论行为存在正相关关系，作者贡献度与弹幕评论行为存在负相关关系。综上所述，H2 得到验证，H3 未得到验证。

表 6 层次回归分析结果

模型	因变量:弹幕评论行为				
	M1	M2	M3	M4	M5
传播效果	0.569**	0.300**	0.292**	0.297**	0.556**
信源吸引力	0.333**	0.248**	0.306**	0.301**	0.318**
作者贡献度	-0.198**	-0.141*	-0.181**	-0.173**	-0.186**
视频播放量	—	0.254**	0.300**	0.303	—
视频播放量 * 传播效果	—	0.210**	—	—	—
视频播放量 * 信源吸引力	—	—	0.092**	—	—
视频播放量 * 作者贡献度	—	—	—	0.062*	—
标题句式	—	—	—	—	-0.317**
标题句式 * 传播效果	—	—	—	—	0.161*
R^2	0.372	0.475	0.400	0.396	0.390
调整 R^2	0.370	0.472	0.397	0.392	0.387
F 值	192.116	175.592	129.260	127.079	124.251

4.4 调节效应分析

为了进一步探究视频播放量的调节效应以及影响关系,制作调节效应图(见图 2).由图 2 可以看出,在高播放量情况下传播效果对弹幕评论行为的影响大于低播放量情况下传播效果对弹幕评论行为的影响,这说明了播放量的增加会增强传播效果对弹幕评论行为的正向影响.由图 3 可以得到,低播放量条件下信源吸引力对弹幕评论行为的影响低于高播放量条件下信源吸引力对弹幕评论行为的影响,说明播放量的增加会促进信源吸引力对弹幕评论行为的促进作用.

综上所述,可以得到假设检验的结果如表 7 所示.7 个假设中有 2 个假设不成立,其余的 5 个假设均得以支持.H3、Ha3 分别讨论了作者贡献度与弹幕评论行为的关系、视频播放量对作者贡献度与弹幕评论行为间关系的调节作用,结果显示这两项假设均不成立,作者贡献度与弹幕评论行为存在负相关关系,与原假设相反.根据陈明红等^[27]的研究,可能视频作品总获赞量高的作者,视频作品越多,视频

质量就会越低,从而会负向影响用户的弹幕评论行为,所以 Ha3 中调节作用假设也不成立.

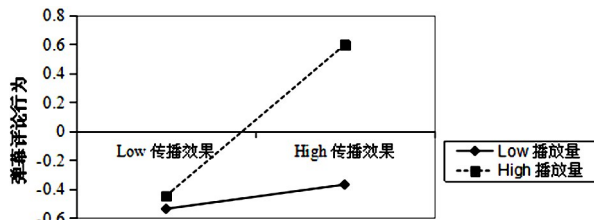


图 2 视频播放量对传播效果与弹幕评论行为间关系的正向调节效应

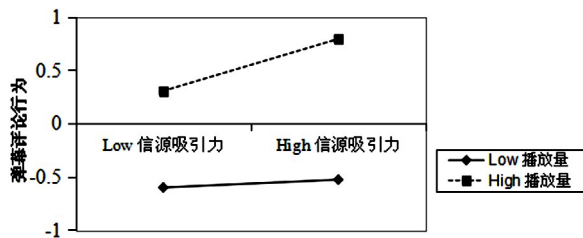


图 3 视频播放量对信源吸引力与弹幕评论行为间关系的正向调节效应

表 7 假设检验结果

假设	描述	β 值	P 值	结论
H1	视频传播效果对视频弹幕评论行为具有显著正向影响	0.569	**	支持
H2	信息来源吸引力对弹幕评论行为有显著的正向影响	0.333	**	支持
H3	视频作者贡献度对弹幕评论行为有显著的正向影响	-0.198	**	不支持
Ha1	视频播放量正向调节视频传播效果对于弹幕评论行为的影响	0.210	**	支持
Ha2	视频播放量正向调节信源吸引力对于弹幕评论行为的影响	0.092	**	支持
Ha3	视频播放量正向调节作者贡献度对于弹幕评论行为的影响	0.062	*	不支持
Hb1	视频标题句式正向调节视频传播效果对于弹幕评论行为的影响	0.161	*	支持

5 结论与讨论

5.1 结论

本文基于 ELM 理论框架,采用层次回归法探究了教学视频弹幕评论行为的影响因素,得出以下结论:

(1)视频传播效果能够显著促进用户的弹幕评论行为.本文以点赞量、评论量以及转发量综合衡量视频的传播效果,点赞、评论以及转发等交互行为可能会促进用户在线学习过程中的学习体验,与用户的弹幕评论行为互相促进.

(2)信源吸引力能够显著促进用户的弹幕评论行为,而作者贡献度与弹幕评论行为存在负相关关系.视频作者拥有更多的粉丝数代表着其拥有着更多的关注者,可能会有更多的人对其发布的视频内容感兴趣,参与视频的交互行为,用户也会相信知名

度更高的作者,而一个良好的信任氛围是可以促进用户的弹幕评论行为^[24].陈明红等^[27]在关于弹幕视频播放量影响机制中得出视频作者投稿数与播放量之间是负相关关系,认为提升视频播放量的关键因素是视频质量.本研究中的弹幕评论行为影响机制与其类似,高质量的教学视频会更加促进用户的弹幕评论行为,而视频作者的总获赞数越多并不代表其发布的视频质量越高,也可能是发布的视频更多导致的.

(3)视频播放量对传播效果和信源吸引力与弹幕评论行为之间的影响关系都具有正向调节作用,并且视频标题的句式正向调节传播效果对用户弹幕评论行为的影响.播放量高的视频说明有很多人点击观看,从而可能会有更多人进行信息交流,对于在线学习视频而言,用户之间相互交流会促进用户的学习体验^[4].视频标题是疑问句或者感叹句,说明其

具有感情色彩,用户在观看视频之前往往会提前看到视频标题,具有感情色彩的视频标题往往会更加吸引用户的关注^[26]。视频标题的句式会影响视频的传播效果,进而可能会促进弹幕评论行为。

5.2 建议

基于以上分析结果,为 B 站平台提供以下改善建议:

(1)注重提高在线教学视频质量,吸引用户进行实时互动交流,从而优化用户体验。构建完备的奖励机制,激励视频作者创造高质量学习视频,加强用户在线学习时的交互意愿。例如,通过监测用户发布教学视频的点赞量、评论量、转发量等指标来评判优质视频,对于发布优质视频的用户可以颁发相关荣誉称号作为激励。弹幕视频网站要灵活运用激励机制以促进作者产出更多高质量视频,让视频作者重视“高质量”,而不是“高数量”。要以高质量的视频内容作为弹幕视频网站的核心竞争力,以高质量的内容吸引用户的实时互动,促进用户在线学习,提高用户黏性。

(2)优化推荐算法,为用户推送高质量视频。例如,建议网站通过用户画像、机器学习等方法,为需要观看学习类视频的用户优先推送优质视频,促进高质量视频作者的曝光率,帮助提升高质量视频作者的粉丝数量,让更多用户优先看到高质量视频,以此吸引更多用户的关注。

(3)优化网站的功能设计,加深用户对教学视频的第一印象。有特色的教学视频标题在一定程度上会吸引用户,使用户对视频产生兴趣,因此需要引导视频作者重视视频标题的作用。例如,在作者上传视频时可以通过智能推荐,帮助作者修改标题,提升用户观看体验,加强用户的交流学习。

5.3 理论贡献

(1)引入 ELM 理论研究在线学习用户行为,扩展了 ELM 在信息处理方面的研究视角,同时也丰富了在线学习在用户行为方面的理论研究。

(2)本文的研究结论有助于从传播学角度理解弹幕这种新型的用户互动方式。本文具体研究了用户的弹幕评论行为,从而得出用户在线学习的弹幕行为影响因素,本研究补充了在线学习的用户行为研究在这一方面的不足。

5.4 不足与展望

本文只采用了 B 站英语教学视频的相关数据,

其研究结论可能并不适用其他学科的教学视频数据,且未综合采用其他在线教育平台的数据,存在一定缺陷,未来可采集不同学科的在线教学视频以及多个在线视频平台的数据进行研究,并且本文未把视频内容及用户个人品质特征引入模型进行分析,对于弹幕评论行为影响因素考虑不够全面,后续研究可针对这方面不足进行更加全面和深入的研究。

参考文献:

- [1] 中国互联网信息中心. 第 50 次中国互联网络发展状况统计报告 [EB/OL]. (2022-08-31) [2023-01-15]. <http://www.cninic.net.cn/NMediaFile/2022/0926/MAIN1664183425619U2MS433V3V.pdf>.
- [2] 刘述,单举芝. 在线学习平台视频教学交互环境现状与未来发展 [J]. 中国电化教育,2019(3):104-109.
- [3] 高沛伦. 弹幕视频特性与受众互动行为探析 [J]. 传播与版权,2018(11):113-114.
- [4] 李海峰,王伟. 弹幕视频:在线视频互动学习新取向 [J]. 现代教育技术,2015,25(6):12-17.
- [5] 陈忆金,卓林错,赵一鸣. 学习类视频弹幕用户的交互行为研究 [J]. 图书馆论坛,2021,41(9):95-101.
- [6] SHI J, HU P, LAI K K, et al. Determinants of users' information dissemination behavior on social networking sites: an elaboration likelihood model perspective [J]. Internet Research,2018,28(5):393-418.
- [7] 王志军,陈丽. 国际远程教育教学交互理论研究脉络及新进展 [J]. 开放教育研究,2015,21(2):30-39.
- [8] BETTINGER E, LIU J, LOEB S. Connections matter: how interactive peers affect students in online college courses [J]. Journal of Policy Analysis and Management,2016,35(4):932-954.
- [9] 陈丽. 远程学习中的教学交互 [D]. 北京:北京师范大学,2003.
- [10] MOORE M G. Three types of interaction [J]. The American Journal of Distance Education,1989,3(2):1-7.
- [11] 杨晓宏,周效章. 我国在线教育现状考察与发展趋向研究:基于网易公开课等 16 个在线教育平台的分析 [J]. 电化教育研究,2017(8):63-69.
- [12] 张文兰,陈力行,孙梦洋. 弹幕交互为大学生在线学习带来了什么?——基于扎根理论的质性分析 [J]. 现代远程教育,2022(5):12-19.
- [13] SHER A. Assessing the relationship of student-instructor and student-student interaction to student learning and satisfaction in web-based online learning environment [J]. Journal of Interactive Online Learning,2009,8(2):102-120.

- [14] 徐亚倩,陈丽. 生生交互为主的在线学习复杂性规律探究 [J]. 中国远程教育,2021(10):12-18.
- [15] 杨九民,李丽,刘晓莉,等. 在线开放课程中的交互设计及其应用现状分析 [J]. 电化教育研究,2018,39(11):61-68.
- [16] HE M,GE Y,CHEN E H,et al. Exploring the emerging type of comment for online videos [J]. ACM Transactions on the Web,2017,12(1):1-33.
- [17] 杨贺晴,潘颖,王巢琛. 弹幕行为视角下的高校图书馆自主学习服务优化 [J]. 图书馆论坛,2021,41(9):87-94.
- [18] 张婧婧,杨业宏,安欣. 弹幕视频中的学习交互分析 [J]. 中国远程教育,2017(11):22-30.
- [19] CHEN Y,GAO Q,RAU P P. Understanding gratifications of watching Danmaku videos—videos with overlaid comments [C]//International Conference on CrossCultural Design. Switzerland: Springer International Publishing,2015:153-163.
- [20] ZHANG Y B,QIAN A P,PI Z L,et al. Danmaku related to video content facilitates learning [J]. Journal of Educational Technology Systems,2019,47(3):359-372.
- [21] LIU L L,SUH A,WAGNER C. Watching online videos interactively: the impact of media capabilities in Chinese danmaku video sites [J]. Chinese Journal of Communication,2017,9(3):283-303.
- [22] 魏来,王伟洁. 基于互动仪式链理论的视频网站弹幕信息情感分析:以Bilibili健康科普类视频为例 [J]. 情报理论与实践,2022,45(9):119-126.
- [23] 张帅,王文韬,周华任,等. 基于扎根理论的弹幕视频网站用户使用行为驱动因素研究 [J]. 情报理论与实践,2018,41(7):117-122.
- [24] 冯钰茹,邓小昭. 弹幕视频网站用户弹幕评论行为的影响因素研究:以Bilibili弹幕视频网站为例 [J]. 图书馆情报工作,2021(17):110-116.
- [25] ANGST C M,AGARWAL R. Adoption of electronic health records in the presence of privacy concerns: the elaboration likelihood model and individual persuasion [J]. MIS Quarterly,2009,33(2):339-370.
- [26] 尹艺霖. 基于ELM模型的医院微信公众号推文传播效果影响因素研究 [D]. 武汉:华中科技大学,2019.
- [27] 陈明红,黄嘉乐,方世深,等. 弹幕视频播放量影响因素与组态效应 [J]. 图书馆论坛,2021,41(9):1-14.
- [28] 王贇芝,王雪,查先进. 弹幕视频网站用户从众信息评论行为驱动因素探索 [J]. 信息资源管理学报,2020,10(4):60-69.
- [29] ZHOU T,LU Y B,WANG B. Examining online consumers'initial trust buildingfrom an elaboration likelihood model perspective [J]. Information Systems Frontiers,2016,18(2):265-275.
- [30] PETTY R E,WEGENER D T. Attitude change: multiple roles for persuasion variables [M]. New York: the Hand Book of Social Psychology,1998.
- [31] 郑荣,张艺源,王晓宇. ELM视角下中小企业竞争情报获取行为影响因素研究 [J]. 现代情报,2022,42(5):86-97.
- [32] 金晓玲,章甸禹,冯慧慧. 移动社交媒体中健康类信息传播效应实证研究 [J]. 情报科学,2018,36(9):129-135.
- [33] 冒羽卉. 弹幕视频网站用户信息交互行为影响因素及服务模式研究 [D]. 长春:吉林大学,2021.
- [34] 史伟. 基于内容分析的微博转发行为研究 [J]. 情报科学,2018,36(4):27-31.
- [35] SUH B,HONG L C,PIROLLO P,et al. Want to be retweeted? Large scale analytics on factors impacting retweet in Twitter network [C]//Second IEEE International Conference on Social Computing. 2010:177-184.
- [36] 李永宁,吴晔,杨濮宇,等. 内容为王:社交短视频平台的知识传播机制研究 [J]. 新闻与写作,2019(6):23-32.
- [37] 刘银萍,李光强,余容,等. 基于AHP的社交网络信息可信度评价模型构建 [J]. 情报探索,2018(9):28-34.
- [38] 方婧,陆伟. 微信公众号信息传播热度的影响因素实证研究 [J]. 情报杂志,2016,35(2):157-162.
- [39] 薛调. 高校图书馆微信公众号信息传播效果研究:基于头条文章标题的分析 [J]. 现代情报,2017,37(10):72-77.
- [40] XU W A,ZHANG C C. Sentiment, richness, authority, and relevance model of information sharing during social crises—the case of #MH370 tweets [J]. Computers in Human Behavior,2018,89:199-206.
- [41] 宁海林,羊晚成. 重大突发公共卫生事件传播效果的影响因素实证分析:以卫健类抖音政务号为例 [J]. 现代传播(中国传媒大学学报),2021,43(1):147-151.
- [42] 杨达森,李诗轩,丛颖男. 抖音阅读推广短视频传播效果影响因素研究 [J]. 图书馆学研究,2021(23):34-44.

(下转第57页)

A fall detection method based on skeletal feature points

HOU Xiangjun, CHEN Yajun^{*}, SUN Chaoyue, XIAO Ci

(School of Electronic Information Engineering, China West Normal University, Nanchong, Sichuan 637009, China)

Abstract: Aiming at the problem that the accuracy of behavior detection using Spatio-Temporal Graph Convolutional Network (ST-GCN) in the existing fall detection methods needs to be improved, and the time information is not enough utilized, a fall detection method based on lightweight YOLOv3 human target detection model combined with human skeletal feature points is proposed. In this method, the AlphaPose algorithm is used to obtain the information of human skeletal feature points in real time. On the basis, combined with the improved ST-GCN model, the enhanced behavioral spatio-temporal information is extracted, so as to detect falls more accurately. The test results on the general data set and the self-built data set show that the method is effective in fall detection.

Keywords: computer vision, fall behavior detection, object detection, skeletal feature points, spatio-temporal graph convolution

(责任编辑:吕晓亚)

(上接第 51 页)

ELM-based analysis of user bullet screen behavior in Bilibili online teaching videos

LIN Shilong¹, LU Ting^{2,3*}, LE Chengyi¹

(1. School of Economics and Management, East China Jiaotong University, Nanchang, Jiangxi 330013, China;

2. College of Education, Capital Normal University, Beijing 100089, China;

3. School of Humanities and Arts, Nanchang Institute of Technology, Nanchang, Jiangxi 330099, China)

Abstract: Exploring the influencing factors of user bullet screen commenting behavior in online teaching videos can provide references for optimizing related functions of bullet screen video websites and promoting user interaction behavior, thus to improve the user experience of online learning. Based on the Elaboration Likelihood Model (ELM) and the use of the hierarchical regression analysis method, the influencing factors of the dual path of user bullet screen commenting behavior in online teaching videos were summarized, and 980 English teaching video data were collected from Bilibili, and hypotheses were proposed and validated using the data. The results of the hierarchical regression analysis showed that under the central path, the video's propagation effect had a significantly positive impact on user bullet screen commenting behavior; under the peripheral path, the attractiveness of the information source and the author's contribution to the video had a significantly positive and negative effect on bullet screen commenting behavior, respectively. Relevant suggestions were accordingly proposed for bullet screen video website operators to understand user interaction behavior and improve their services.

Keywords: online teaching videos; Elaboration Likelihood Model; bullet screen commenting behavior; influencing factors; Bilibili

(责任编辑:吕晓亚)