



社交媒体情绪对信息行为的影响： 基于两类灾害事件的比较研究

裘江南, 葛一迪

大连理工大学 经济管理学院, 辽宁 大连 116024

摘要:近年来灾害事件频发,以微博为代表的社交媒体会传播一些灾害信息,如果不能及时治理,将衍生次生网络舆情危机,因此了解社交媒体中灾害信息的传播规律成为应急管理部门需要密切关注的问题。已有研究证实了一般情景下情绪文本促进发布、转发和评论等信息行为的产生并加速信息传播,但尚未厘清灾害事件中的上述影响关系。此外,已有研究只关注单一灾害事件,忽视了不同灾害事件的差异性,缺乏对灾害事件的比较性研究。

针对上述研究现状和现实需求,聚焦自然灾害和事故灾害两类典型灾害事件,收集新浪微博中相关文本数据。将情绪概念从情绪效价和情绪唤醒两个维度展开,将信息行为根据行为属性进行划分,利用多元调节回归分析方法,分析灾害事件中社交媒体情绪对信息行为的影响。在此基础上,比较上述影响在两类灾害事件中的差异性。

研究结果表明,从不同视角证实灾害事件中社交媒体情绪对信息行为有显著正向影响,并发现该影响强度呈现一定的规律性,与情绪维度和行为属性均相关。此外,在自然灾害中社交媒体用户的行为表现比在事故灾害中更为乐观,具体体现为自然灾害事件中信息行为受到积极情绪的影响更强,而事故灾害事件中信息行为受到消极情绪的影响更强。

在理论层面,通过比较分析两类典型灾害事件中信息传播规律,发现了灾害事件中社交媒体信息传播规律,丰富了社交媒体情绪和信息传播相关研究在灾害领域的研究成果。在实践层面,通过利用大量真实的中国情景下社交媒体文本内容,客观地揭示了现实世界中情绪影响下的灾害信息传播规律,应急管理部门可以合理利用上述影响规律,实时监测社交媒体中的情绪信息,并防控网络舆情危机的产生。

关键词:灾害事件;社交媒体;情绪;信息行为;多元调节回归

中图分类号:G203

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1672-0334.2020.01.001

文章编号:1672-0334(2020)01-0003-13

引言

近年来灾害事件频发,从席卷南方的低温冰冻灾害到震惊全国的八宝煤矿瓦斯爆炸事故,从震撼川陕陇的汶川地震到损失惨重的黄岛爆炸,一次次灾害事件的爆发给人民群众的生命财产安全带来了巨大的威胁。随着Web 2.0时代的到来,灾害信息在

社交媒体平台迅速传播,进一步放大了灾害事件的影响。一方面,社交媒体文本通常具有弱信息、强情绪的特征^[1],使用户情绪通过与情中的情绪表达得以外化,并由此催生大量与信息传播相关的发布、转发和评论等信息行为。如果不及时疏导,将导致群体情绪极化进而造成次生网络舆情危机;另一方面,

收稿日期:2019-08-22 **修返日期:**2019-12-19

基金项目:国家自然科学基金(71573030,71533001);辽宁省社会科学规划基金(L19BGL001);中央高校基本科研业务费(DUT20RW207)

作者简介:裘江南,工学博士,大连理工大学经济管理学院教授,研究方向为应急管理和大数据分析等,代表性学术成果为“Modeling method of cascading crisis events based on merging Bayesian network”,发表在2014年第62卷《Decision Support Systems》,E-mail:qiujn@dlut.edu.cn

葛一迪,大连理工大学经济管理学院硕士研究生,研究方向为数据挖掘等,代表性学术成果为“Beyond negative and positive: exploring the effects of emotions in social media during the stock market crash”,发表在2020年第4期《Information Processing & Management》,E-mail:gyidi0627@163.com

社交媒体作为一种人工设计的系统,难以对平台传播的有关灾害事件网络舆情信息进行恢复和调整,即使用户个人信息行为不具有攻击性,当大量信息行为在平台中进行累积和交互时,便会产生难以预测和控制的系统性风险^[2]。因此,社交媒体中的灾害信息传播需要外界的适当干预,以维持其健康平稳发展。现阶段,社交媒体作为政府应对突发事件的新的治理工具,以其信息的迅速、透明、参与度广等特点在灾害发生的各阶段发挥着重要作用^[3]。有别于国外Twitter和Facebook等平台,以新浪微博为代表的中国社交媒体平台对舆情的管控手段更为多样化,这也对舆情治理提出了更高的要求。因此,在中国社交媒体环境下,如何对灾害事件中的网络信息行为进行合理的干预,成为应急管理部门亟须解决的问题^[4]。

已有关于社交媒体信息行为的研究证实,社交媒体的情绪文本是促进产生信息行为并加速信息传播的主要诱因^[5]。灾害事件特有的突发属性将导致信息传播更易受到情绪的影响^[6],但已有研究尚未厘清灾害事件中情绪与信息行为的影响关系和影响效果。此外,不同灾害事件致灾的责任主体不同,用户的信息行为也不同,这势必导致自然灾害和事故灾害的信息传播具有差异性。由自然因素导致的自然灾害事件和由人为失误造成的事故灾害事件在本质上有明显差别^[3],而已有研究多对灾害事件的类型不做区分或是仅关注单一事件,缺乏对不同灾害事件的比较性研究。

因此,考虑到现实的管理需求以及已有研究现状,本研究通过整合相关情绪理论,构建情绪与信息行为的理论框架,聚焦于自然灾害和事故灾害两类典型的灾害事件^[7],采集中国最大的社交媒体——新浪微博中相关文本数据进行分析,利用多元调节回归分析方法,比较研究中国情景下两类典型灾害事件中社交媒体情绪对信息行为的影响规律,以期为应急管理部门提供合理防范网络舆情危机的政策建议。

1 相关研究评述

社交媒体迅速发展,学者们开始关注情绪与信息行为之间的密切关系,并催生了近年来就社交媒体情绪与信息行为之间影响规律的广泛研究。这些研究绝大多数基于认知情绪理论^[8],该理论认为情绪是相关刺激或者事件认知评价的结果^[9],并强调情绪对行为产生的重要影响^[10],这为研究情绪对行为的影响搭建了良好的理论框架。徐颖等^[11]基于认知情绪理论,构建情绪和认知两条作用路径,分别探究企业微博内容呈现特性对信息传播的不同作用,为企业提供有效的信息发布指导;金晓玲等^[12]利用认知情绪理论,构建微博中的情绪对冲动分享行为的影响模型,研究发现无论是积极情绪还是消极情绪都促进突发事件中的冲动分享行为,并证实了认知情绪理论在中国情景下的适用性。

随着研究的不断深入,学者们发现情绪概念中更多的信息特征对信息行为产生影响,其中情绪强度或情绪唤醒是学者们关注的重点。STIEGLITZ et al.^[15]分析Twitter中的博文信息,证实包含情绪信息的文本内容比中性的文本更容易被分享;CHOI et al.^[13]进一步证实Twitter中高强度的积极信息比低强度的积极信息更容易被分享,并且用户在分享积极和消极事件后会增强相应的积极和消极效应;BERGER et al.^[14]证实广告和视频等在线网络信息的传播受到积极情绪的影响,认为在分析信息传播时仅考虑情绪效价维度是不全面的,这种具有传染性的信息传播往往受到生理唤醒的影响,进而证实具有高唤醒特征的情绪其内容更容易进行信息传播。可见,在对网络信息传播的研究中,对情绪的分析已经从单一的情绪效价维度(积极情绪和消极情绪)向多情绪维度转换,尤其开始关注情绪唤醒特征或情绪强度在信息传播中的重要作用。上述研究多是针对一般情景下信息传播的探究,WAKEFIELD et al.^[15]证实在特定事件中,兴奋与用户的热情相互作用,促进社交媒体的使用。然而,尚未厘清灾害事件中社交媒体的情绪对信息行为的影响。

除了信息领域的相关研究,心理学领域也证实了在具有突发性和威胁性的事件情景中,反映生理刺激的情绪唤醒维度对个体认知和行为产生重要影响^[8]。RUSSELL^[16]提出的情绪维度理论表明,情绪的效价和唤醒维度能够体现情绪概念间的绝大部分方差变异。效价是对愉悦-不愉悦(积极-消极)情绪极性的体验^[17],而唤醒是对活力或能量等情绪强度的感受^[18]。该理论加入唤醒维度,能够有效解释实际应用中复杂多样的情绪现象^[19],尤其是对理解灾害情景具有重要意义。有学者提出基于情绪维度的网络舆情分析模型^[20],认为网络舆情信息所表征和内隐的情感数据是其发生、发展和消亡的重要演变信号,通过构建网络舆情信息的情感维度模型,实现了提高舆情分析、监测和预警的效率和精度的目的。然而,已有灾害事件网络舆情研究中,考虑情绪唤醒维度的影响仍不多见,大多只考虑情绪效价中的积极情绪和消极情绪对信息行为的作用^[6]。鉴于灾害事件的突发属性,我们不仅应该关注情绪效价维度体现的信息价值,也应考虑情绪中蕴含的关于信息紧急性和重要程度的含义对信息传播的影响^[21]。因此,在对灾害事件的信息传播分析中引入情绪唤醒维度是有必要的。

此外,已有灾害学的相关研究大部分都集中在线下灾后资源配置^[22]和科学决策^[23]等方面,对线上利用社交媒体进行灾害管理的研究仍然处在起步阶段。已有线上研究多针对单一灾害事件各阶段的发展、演化和传播等展开^[24],关注灾害事件中用户使用主体^[25]、使用模式^[26]、灾情感知^[27]的变化以及灾后线上工作的开展^[28],但缺乏对不同类型灾害事件的比较性分析^[7]。刘宏波等^[3]从灾害事件的不同阶段的关注热度这一角度切入,发现自然灾害中有关

灾害现场及过程、同类灾害搜索和灾后反思是主要关注点,而在事故灾害中,除死亡人数和事故过程等,对事故原因和责任追究成为关注热点。JIN et al.^[29]认为焦躁是所有灾害事件的主导情绪,针对不同类型的灾害事件会产生相应的二级情绪。上述研究从关注度或者情绪变化等方面发现不同灾害事件中的差异性表现,但是对各类灾害事件中情绪影响下的不同信息行为表现仍缺乏系统科学的解释,本研究就该问题展开进一步的讨论。

2 理论分析和研究假设

为清晰刻画灾害事件中社交媒体情绪对信息行为的影响,本研究在已有研究的基础上,整合情绪相关理论中的认知情绪理论和情绪维度理论,构建概念模型并将其应用于中国社交媒体情景中,见图1。认知情绪理论^[8]强调情绪对行为的影响作用。情绪维度理论认为,情绪概念由效价和唤醒两个正交维度共同构成^[16],情绪效价是对愉悦-不愉悦(积极-消极)的情绪极性的体验,体现了人们对信息价值的判断^[17];情绪唤醒是对活力或能量等情绪强度的感受,反映了人们对信息紧急性和重要程度的判断^[18]。相对于传统的将情绪进行二分类(积极和消极)或多分类(相互独立的多种基本情绪)^[24]的方法,情绪维度理论从情绪的二维空间展开,能够提供更完整的情绪空间视角,揭示更为细化的灾害事件中情绪对信息行为的影响规律。图1展示了在RUSSELL^[16]和DONG et al.^[30]的研究中,利用情绪维度理论划分的几种基本情绪在二维空间中的位置。

在概念模型中,首先,延续已有研究中的理论基础^[11],即利用认知情绪理论构建情绪-行为的整体研究框架。其次,引入情绪维度理论,将情绪概念从情绪效价和情绪唤醒两个维度展开,详细探究社交媒体灾害事件的情绪对信息行为的影响,并将上述

概念模型应用于中国情景中。此外,本研究将社交媒体中常见的发布、转发和评论行为根据信息行为属性划分为内容整合行为和 content 创造行为两类。转发行为反映用户对某种内容的认可,对观点和内容具有收敛和整合作用,因此属于内容整合行为;发布行为和评论行为需要用户编辑内容表达观点和意见,因此属于内容创造行为。

2.1 效价维度下的情绪对信息行为的影响

从情绪效价维度看,虽然灾害事件中用户群体多处于消极状态,但整体信息环境仍呈现为积极情绪与消极情绪共同作用的状态^[31],并且不同效价的情绪对信息行为的影响可能存在差异。首先,用户通过感知、记忆、分析、沉思等方式产生对事物的评价。其次,不同的评价结果产生不同效价的情绪,进而影响行为模式^[8]。冉晓斌等^[32]证实社交网络用户使用行为受到同伴活跃度的影响,当周围环境被激活时,会促进个体的活跃信息行为。这一现象说明,一方面,由负面评价催生的消极情绪产生强烈的情绪反应,通过激烈的信息行为扩大事件的消极影响^[33]并形成聚集效应^[6];另一方面,由正面评价产生的积极情绪也通过情绪感染机制影响群体,从而产生信息行为^[34]。由此可见,灾害事件中不论积极情绪还是消极情绪,都对信息行为产生促进作用。

特别地,积极情绪和消极情绪对于不同信息行为的影响强度存在差异。有研究证实积极情绪能够反映出积极的信息价值^[17],并促进群体合作性行为^[35];而消极情绪反映的是消极的信息价值^[17],并促进群体冲突性行为^[35]。在社交媒体信息行为中,转发行为作为一种内容整合行为,体现了用户对其他观点的认可,是一种合作性行为,因此受到积极情绪的影响更强;由于发布和评论行为在内容创造过程中会出现更多的观点碰撞和冲突现象,因此受到消极情绪的影响更强。基于上述分析,本研究提出假设。

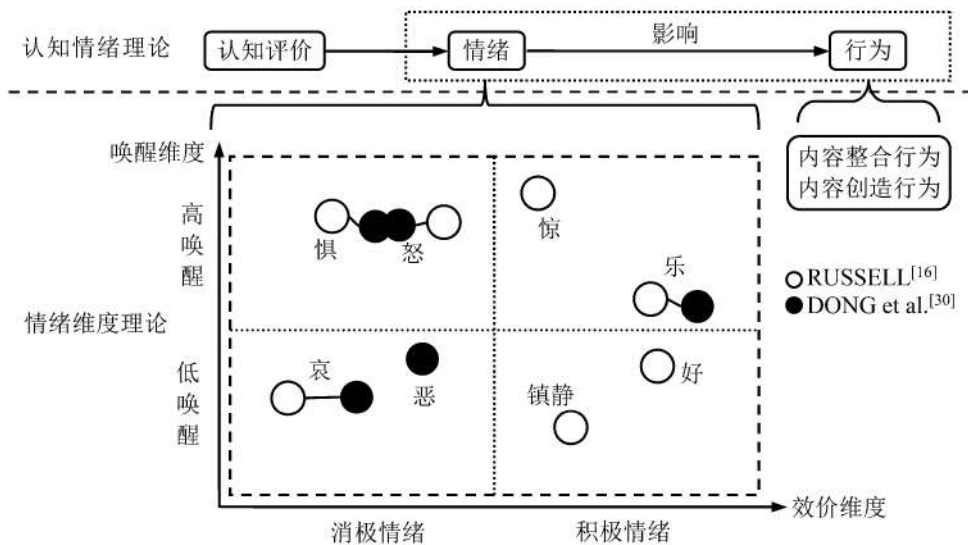


图1 整合情绪相关理论的概念模型

Figure 1 Conceptual Model by Integrating Emotion-related Theory

H_{1a} 积极情绪正向影响信息行为,并对内容整合行为的影响更强;

H_{1b} 消极情绪正向影响信息行为,并对内容创造行为的影响更强。

2.2 唤醒维度下的情绪对信息行为的影响

唤醒维度测量神经系统的活跃状态^[16],是人类受到刺激大脑皮层被激活之后的本能生理反应,强刺激下产生强生理唤醒进而产生高唤醒情绪,反之产生低唤醒情绪^[9]。因此,从情绪唤醒维度看,灾害事件中产生严重的生命财产损失,刺激用户产生强烈的生理唤醒,容易产生高唤醒情绪。然而,出于对事件本身和受灾群众等话题的关注,也产生诸如悲伤、担心、镇静这类低唤醒情绪。有研究表明,情绪的唤醒程度对信息行为有明显促进作用,尤其是包含生气和畏惧等高唤醒情绪的内容被转发的可能性比普通文本内容分别高出34%和30%^[14]。类似地,灾害事件中,用户神经系统在高度活跃状态下产生的高唤醒情绪也促进用户产生信息行为。另外,用户受到弱刺激产生低唤醒情绪,激发用户产生涉及自身和事件的思考和共鸣,一定程度上也促进信息行为^[36]。

特别地,高唤醒情绪和低唤醒情绪对于不同信息行为的影响强度存在差异。具体而言,高唤醒情绪下用户对信息的处理通常存在认知偏差,此时用户忽视对内容的真实性和客观性的分析,相信主观判断进而产生盲从行为^[37]。在社交媒体信息行为中,转发行为具有耗时少、可操作性强的特点。因此,转发行为是用户在高唤醒情绪下,面对观点相似的信息内容,更易选择的一类从众的信息行为。相反地,低唤醒情绪下用户在信息处理时更为理性,更易形成新的观点和态度,因此产生更多的内容创造的发布和评论行为。基于上述分析,本研究提出假设。

H_{2a} 高唤醒情绪正向影响信息行为,并对内容整合行为的影响更强;

H_{2b} 低唤醒情绪正向影响信息行为,并对内容创造行为的影响更强。

2.3 灾害事件类型的调节作用

自然灾害和事故灾害是目前灾害事件的主要类型^[7],并且造成两类灾害事件的责任主体有显著的差异。自然灾害属于天灾,其发生往往是非均匀分布的。例如,某些地区由于地理位置因素更容易受到海啸或地震等的影响而频繁发生自然灾害。事故灾害则为人祸,其发生往往是由于人为的故意或是过失操作行为。认知情绪理论关注认知评价这一要素对情绪和行为的影响,将事件的责任主体当做参与评价的部分信息来源,责任主体包括内群体、外群体和外部环境等^[8]。不同的责任主体导致不同的情绪和行为,因此该理论可以用来解释社交媒体中不同类型灾害事件的行为差异现象。

一方面,不同责任主体导致在不同灾害类型事件中用户观点的收敛速度不同。具体表现为,自然

灾害事件的收敛速度快于事故灾害事件^[38]。HOUSTON et al.^[24]利用框架理论证实社交媒体用户在自然灾害事件中意见观点收敛速度更快,最终聚焦到与地域相关的内容;而事故灾害事件是社会层次的灾害事件,在事件发生后人们对造成损失的责任相关主体进行追责,但由于事故灾害事件的自身属性往往很难对某个个体进行责任追究,因此对救援、善后、事故真相等方面的不确定导致用户的猜测和假想,相关内容难以迅速整合。

心理学的相关研究通过实验的方式证实,情绪的不同效价影响群体行为的收敛性,积极情绪下群体行为更容易达成观点收敛,消极情绪下群体行为更容易产生分歧^[35]。由此可见,从情绪的效价角度看,自然灾害中意见观点的迅速收敛这一现象,是由于自然灾害事件中的信息行为受到积极情绪的影响更强导致的;事故灾害中观点收敛速度缓慢这一现象,则是由于信息行为受到消极情绪的影响更强导致的。基于上述分析,本研究提出假设。

H_{3a} 自然灾害事件中积极情绪对信息行为的影响更强;

H_{3b} 事故灾害事件中消极情绪对信息行为的影响更强。

另一方面,不同责任主体导致在不同灾害类型事件中的用户关注问题不同^[1]。从情绪唤醒的角度看,自然灾害事件中用户更关注有关生命消逝、健康受损、物质匮乏的生存渴求和忧患意识等问题^[38],产生悲伤、担心、镇静这类低唤醒情绪对信息行为产生显著影响。因此,自然灾害中这类低唤醒情绪与信息行为之间的关系更强。在事故灾害中由于信息不透明和事态发展违背了受众的心理预期等诸多因素引发了公众的集体质疑,产生较多数量的不实信息^[38],这些不实信息产生更多的高唤醒情绪^[39],进而对信息行为产生显著影响。因此,事故灾害事件中高唤醒情绪对信息行为的影响更强。基于上述分析,本研究提出假设。

H_{4a} 事故灾害事件中的高唤醒情绪对信息行为的影响更强;

H_{4b} 自然灾害事件中的低唤醒情绪对信息行为的影响更强。

体现本研究假设关系的研究模型见图2。

3 研究设计

3.1 样本选择和数据来源

在基于中文文本的社交网络中,新浪微博是现有的最大的社交网络平台,自2009年诞生至今已积累大量的活跃用户、文本信息和可供观测的信息行为的数据。考虑到中国的新浪微博平台对舆情监管的特殊性,为减少对网络舆情的外界干预对数据完整性的影响,数据爬取工作均在灾害事件发生的临近期间完成。

在案例选择上,遵循如下原则:①为了保证数据的一致性,案例研究数据均来自于新浪微博。②为

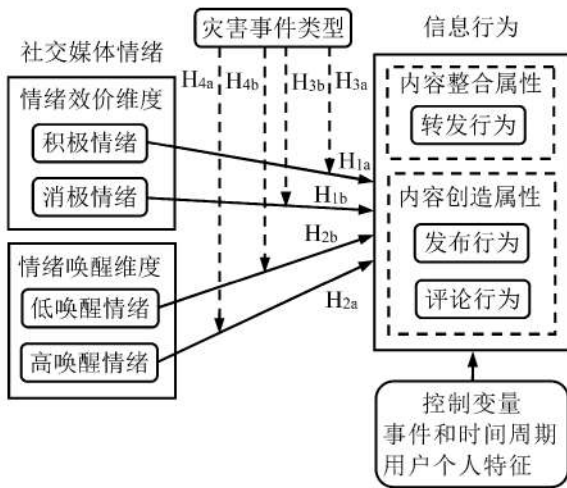


图2 研究模型

Figure 2 Research Model

减少研究案例的差异性,在案例选择上保证社会影响基本一致的灾害事件。由于微博发布量反映了用户对事件的关注程度^[40],因此在案例选择上尽量保证微博发布量的量级一致,以保证不同灾害事件中公众舆情的影响基本一致。③为了保证案例的典型性,依据已有研究对灾害事件的分类^[7],选取自然灾害和事故灾害两类灾害事件进行研究。经过筛选,最终选择用户关注度较高的2015年10月4日广东顺德龙卷风作为自然灾害的代表案例,选择2013年11月22日黄岛爆炸事件作为事故灾害的代表案例,并将灾害事件类型设为虚拟变量,自然灾害取值为0,事故灾害取值为1。

微博数据的抓取过程如下:①在灾害事件发生后,利用新浪微博的高级搜索功能,通过设定“广东顺德龙卷风”和“黄岛爆炸”作为关键词搜索相关内容。②利用网络爬虫技术对相关微博文本进行爬取,根据各事件的发展趋势抓取微博信息,并根据微博数增长率的方差,当微博数增长率较平稳的维持在下4分位时,认定其处于衰退期,则结束采样。③最终得到2015年10月6日的自然灾害相关微博17 426条和2013年11月24日的事事故灾害相关微博22 849条。

数据处理过程如下:①根据数据特征将4小时作为一个时间窗口。②按照时间顺序将各微博归入相应的时间窗口,并进行去噪处理,即去除重复和不相关的微博内容,剔除异常值,并统计各时间窗口内的微博发布总数、转发总数、评论总数。本研究没有研究点赞和收藏等信息行为,主要考虑两点原因,一方面,这些信息行为不创造微博内容,对灾害事件的信息环境的影响有限;另一方面,经过数据统计后发现,这些信息行为的数量较少,尤其是收藏行为,导致严重的数据稀疏问题。

利用大连理工大学林鸿飞团队构建的情感词典^[41],对微博文本进行情感分析,计算出各时间窗口内7类情绪的情绪值。至此每个时间窗口得到一

个10维向量,包括发布数、转发数、评论数、哀、惊、怒、恶、好、乐、惧。根据已有研究^[30],利用上述情绪数据计算消极情绪、积极情绪、高唤醒情绪和低唤醒情绪的值。

此外,考虑到其他因素也会影响信息行为,为避免由于遗漏变量引起的异方差等问题造成估计偏差,本研究设置两组控制变量。第1组变量从事件和时间周期层面出发,考虑到灾害事件周期内的不同时段中用户的信息行为不同,依据微博发布数量的波动幅度将灾害事件分为潜伏期、爆发期、蔓延期和恢复期^[22]。同时,每一个自然日内的不同时间段用户的信息行为不同。因此,将事件周期和时间周期作为控制变量。第2组变量从用户层面出发,考虑发布微博的用户个人特征,包括性别比例、大V(微博认证用户)数量、粉丝数量、过往发帖量^[5]等。

本研究用到的变量及定义见表1,各变量原始数据描述性统计结果见表2。由表2可知,从情绪效价角度,在两类事件中均表现为消极情绪的均值大于积极情绪;从情绪唤醒角度,两类事件中则均表现为低唤醒情绪的均值高于高唤醒情绪。对于3种信息行为,自然灾害事件中的转发行为最多,事故灾害事件中的发布行为最多。这说明在自然灾害事件中人们使用微博更侧重信息的传播,因而大量使用转发功能;在事故灾害中,人们利用微博发表自己的观点和

表1 变量定义

Table 1 Definition of Variables

变量名称	符号	定义
灾害事件类型	<i>Typ</i>	虚拟变量,自然灾害取值为0,事故灾害取值为1
消极情绪	<i>Neg</i>	哀、惊、怒、恶、惧
积极情绪	<i>Pos</i>	好、乐
高唤醒情绪	<i>Hig</i>	惊、怒、惧、乐
低唤醒情绪	<i>Low</i>	哀、好、恶
发布行为	<i>Twe</i>	微博发布数量
转发行为	<i>Ret</i>	微博转发数量
评论行为	<i>Com</i>	微博评论数量
事件周期	<i>Per</i>	潜伏期、爆发期、蔓延期、恢复期
时间周期	<i>Tim</i>	将一个自然日分为6个时间段
性别比例	<i>SR</i>	男性用户在全部用户中的占比
大V数量	<i>BV</i>	微博认证用户
粉丝数量	<i>Fan</i>	时间窗口内发帖用户粉丝数量的均值
过往发帖量	<i>Num</i>	时间窗口内发帖用户过往发帖量均值

意见,进而使用相对较多的是发布功能。为避免由于数据各变量单位差异引起的估计偏差,对各变量进行z-score标准化处理。表3给出变量之间的相关系数,自变量之间的相关系数存在个别较高的现象,但

是在实验设计中并未将高度相关的自变量纳入同一方程中,能够保证变量之间相关系数小于0.700。此外,控制变量与自变量和控制变量之间的相关系数均小于0.600。

表2 变量描述性统计结果
Table 2 Results for Descriptive Statistics for Variables

变量	自然灾害				事故灾害			
	最小值	最大值	均值	方差	最小值	最大值	均值	方差
<i>Neg</i>	0	433	55.063	85.290	77	3 102	925.845	864.860
<i>Pos</i>	0	586	46.625	106.349	3	1 054	273.466	273.030
<i>Hig</i>	0	272	31.406	52.222	28	1 448	373.638	326.058
<i>Low</i>	0	909	107.438	174.038	51	3 081	825.672	827.892
<i>Twe</i>	1	130	16.531	26.862	3	242	58.155	64.493
<i>Ret</i>	0	617	65.875	144.537	0	7	0.655	1.396
<i>Com</i>	0	454	61.844	112.457	0	7	0.586	1.170
<i>Per</i>	1	4	2.914	0.864	1	4	2.719	0.813
<i>Tim</i>	1	6	3.431	1.708	1	6	3.375	1.755
<i>SR</i>	0	1	0.645	0.350	0.516	0.865	0.636	0.078
<i>BV</i>	0	247	14.845	47.202	5	228	89.250	72.222
<i>Fan</i>	0	5 188 999	258 019.800	746 915.800	3 487	656 085	100 185.500	144 454.900
<i>Num</i>	0	77 361	9 084.845	12 683.630	4 517	21 398	8 207.375	3 237.252

表3 相关系数
Table 3 Correlation Coefficients

变量	<i>Typ</i>	<i>Neg</i>	<i>Pos</i>	<i>Hig</i>	<i>Low</i>	<i>Twe</i>	<i>Ret</i>	<i>Com</i>	<i>Per</i>	<i>Tim</i>	<i>SR</i>	<i>BV</i>	<i>Fan</i>	<i>Num</i>
<i>Typ</i>	1													
<i>Neg</i>	0	1												
<i>Pos</i>	0	0.678***	1											
<i>Hig</i>	0	0.918***	0.878***	1										
<i>Low</i>	0	0.901***	0.865***	0.624***	1									
<i>Twe</i>	0	0.623***	0.403***	0.523***	0.542***	1								
<i>Ret</i>	0	0.692***	0.679***	0.516***	0.631***	0.835***	1							
<i>Com</i>	0	0.432***	0.385***	0.316***	0.437***	0.832***	0.875***	1						
<i>Per</i>	-0.101	-0.530***	-0.480***	-0.563***	-0.522***	-0.591***	-0.391***	-0.448***	1					
<i>Tim</i>	-0.016	-0.304**	-0.288**	-0.259**	-0.291**	-0.249**	-0.231**	-0.213**	0.078	1				
<i>SR</i>	-0.015	-0.026	-0.041	0.039	-0.034	0.006	-0.014	0.004	-0.074	0.073	1			
<i>BV</i>	0.001	0.365***	0.246**	0.355***	0.318**	0.403***	0.235**	0.267**	-0.352***	-0.151	-0.065	1		
<i>Fan</i>	-0.003	-0.003	0.029	-0.005	0.004	0.020	0.003	-0.003	0.057	-0.071	-0.001	0.098	1	
<i>Num</i>	-0.001	0.075	0.071	0.144	0.073	0.122*	0.064	0.054	-0.088	-0.009	0.257**	0.017	0.180*	1

注:***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。

3.2 实验设计

①为了探究不同灾害事件类型的差异,本研究采用多元调节回归分析方法^[42],引入灾害事件类型作为调节变量,并将其设置为虚拟变量,用以检验其调节作用。②将转发、发布、评论3种信息行为作为因变量,分别联立情绪效价维度和情绪唤醒维度与3种信息行为的方程组。考虑到模型中的情绪变量与行为变量之间的相互影响导致一定内生性,因此使用三阶段最小二乘法^[43]进行参数估计,该方法是对两阶段最小二乘法的进一步推广,其利用完全信息对联立方程组同时进行估计,能够有效解决多方程组参数估计并伴随数据中存在内生性的问题。

实验主要分3步,以效价维度下的情绪对信息行为的影响为例,令

$$Beh = [Twe, Ret, Com]^T \quad (1)$$

其中, Beh 为3种信息行为。

第1步(M1),仅加入控制变量,检验控制变量与信息行为之间的关系。第2步(M2),在控制变量基础上,加入自变量效价情绪和调节变量灾害事件类型,一并作为主效应,检验积极情绪和消极情绪对信息行为的影响。第3步(M3),在第2步的基础上,加入自变量与调节变量的交互项,探究调节变量的调节作用是否显著,如通过显著性检验,说明灾害事件类型在效价情绪与信息行为的关系中起调节作用。具体步骤为

$$M1: Beh = \alpha_0 + \alpha_1 Con + \sigma_1 \quad (2)$$

$$M2: Beh = \alpha_0 + \alpha_1 Con + \alpha_2 Neg + \alpha_3 Pos + \alpha_4 Typ + \sigma_2 \quad (3)$$

$$M3: Beh = \alpha_0 + \alpha_1 Con + \alpha_2 Neg + \alpha_3 Pos + \alpha_4 Typ + c_1 Neg \cdot Typ + c_2 Pos \cdot Typ + \sigma_3 \quad (4)$$

其中, Con 为控制变量; α_0 为截距项; $\alpha_1 \sim \alpha_4$ 为相应变量的估计参数; c_1 和 c_2 为交互项的估计参数; $\sigma_1 \sim \sigma_3$ 为随机误差项,满足 $(0,1)$ 正态分布。

类似地,建立情绪唤醒维度对信息行为的影响的表达式,具体步骤为

$$M1: Beh = \beta_0 + \beta_1 Con + \varepsilon_1 \quad (5)$$

$$M2: Beh = \beta_0 + \beta_1 Con + \beta_2 Hig + \beta_3 Low + \beta_4 Typ + \varepsilon_2 \quad (6)$$

$$M3: Beh = \beta_0 + \beta_1 Con + \beta_2 Hig + \beta_3 Low + \beta_4 Typ + c_3 Hig \cdot Typ + c_4 Low \cdot Typ + \varepsilon_3 \quad (7)$$

其中, β_0 为截距项; $\beta_1 \sim \beta_4$ 为相应变量的估计参数; c_3 和 c_4 为交互项的估计参数; $\varepsilon_1 \sim \varepsilon_3$ 为随机误差项,满足 $(0,1)$ 正态分布。

4 实证结果和分析

4.1 主效应1:效价维度的情绪对信息行为的影响

表4给出效价维度的积极情绪和消极情绪对信息行为的影响结果。由表4可知,在3种信息行为的M2列中,情绪对发布行为的解释性最强,调整的 $R^2 =$

0.915,对转发行为和评论行为的解释能力相当。拟合优度均在0.600左右。借鉴SHEHATA^[44]的方法,其恩格尔LM-ARCH检验结果不能拒绝原假设,说明模型不存在严重的异方差。同时各模型的 VIF 值均小于10,说明模型不存在严重的多重共线性。

将3种信息行为的M2列进行比较可发现,除积极情绪对评论行为的影响不显著外,积极情绪和消极情绪对3种信息行为均产生显著正向影响,并且影响强度呈现一定规律性,具体分析如下。

积极情绪对发布行为和转发行为有显著正向影响,但对评论行为的影响不显著。一方面,由于积极情绪具有促进合作性群体行为^[35]的效果,因此积极情绪下用户产生内容整合行为的倾向更强,而产生表达差异性观点的内容创造行为的意愿相对较弱;另一方面,与发布行为相比,评论行为更是一种非原始的、二次加工的内容创造属性的信息行为,在灾害事件中积极情绪用户更倾向于主动表达祈福和祝福类信息,以实现社会参与的目的,而评论行为不仅耗费时间成本,而且产生的个人影响有限^[45]。因此,评论行为受到积极情绪的影响为正但不显著。此外,研究发现积极情绪对内容整合属性的转发行为的估计系数为0.477,大于其对发布行为和评论行为的估计系数。综上, H_{1a} 得到验证。

消极情绪对3种信息行为均有显著的正向影响。值得关注的是,消极情绪对内容整合属性的转发行为的影响边际显著。但由于消极情绪具有促进冲突性群体行为的效果^[35],而转发行为作为一种内容整合属性的信息行为,因此受到消极情绪的影响不稳定,并受其他因素的影响。此外,消极情绪对内容创作属性的发布行为的估计系数为0.645,对评论行为的估计系数为0.696,均大于对转发行为的估计系数。综上, H_{1b} 得到验证。

因此, H_{1a} 和 H_{1b} 均得到验证,说明在灾害事件中,社交媒体的积极情绪和消极情绪对信息行为都有促进作用,并且积极情绪对内容整合行为的影响作用强,消极情绪对内容创造行为的影响作用强,该结果从情绪效价维度证实了情绪-行为影响框架在社交媒体真实灾害场景中的适用性。

4.2 主效应2:唤醒维度的情绪对信息行为的影响

表5给出唤醒维度的高唤醒情绪和低唤醒情绪对信息行为的影响结果。由表5可知,在3种信息行为的M2列中,情绪对发布行为解释性最强,调整的 $R^2 = 0.923$,对转发行为和评论行为的解释能力相当。拟合优度均在0.600左右,并且各模型通过异方差和共线性检验。

将3种信息行为的M2列进行比较可发现,高唤醒情绪和低唤醒情绪对3种信息行为均有正向影响,并且影响强度呈现一定规律性,具体分析如下。

高唤醒情绪对转发行为和发布行为均有显著正向影响,但对评论行为的影响不显著。这是由于在灾害事件中具有高生理冲动的赞扬和愤怒等情绪的作用下,用户更倾向于通过迅速转发或者表达原创

表4 情绪效价维度与信息行为
Table 4 Emotion Valence and Information Behavior

变量	内容整合行为			内容创造行为					
	转发行为			发布行为			评论行为		
	M1	M2	M3	M1	M2	M3	M1	M2	M3
<i>Neg</i>		0.335*	0.241		0.645***	0.598***		0.696***	0.613**
		(1.650)	(1.200)		(6.700)	(6.282)		(3.123)	(2.800)
<i>Pos</i>		0.477**	0.748***		0.238***	0.372***		0.001	0.253
		(2.492)	(3.400)		(2.624)	(3.582)		(0.010)	(1.062)
<i>Typ</i>		0.005	0.260		-0.021	0.104		-0.017	0.230
		(0.030)	(1.533)		(-0.332)	(1.300)		(-0.121)	(1.247)
<i>Neg · Typ</i>			0.130**			0.064**			0.128**
			(2.360)			(2.447)			(2.132)
<i>Pos · Typ</i>			-0.386**			-0.186**			-0.465**
			(-2.390)			(-2.437)			(-2.640)
<i>Per</i>	-0.110	0.003	0.011	-0.103**	0.021	0.024	-0.096*	0.001	0.005
	(-1.981)	(0.079)	(0.291)	(-2.189)	(1.100)	(1.347)	(-1.780)	(0.032)	(0.111)
<i>Tim</i>	-0.403***	0.022	0.079	-0.589***	-0.127**	-0.098**	-0.466***	-0.101	-0.060
	(-3.381)	(0.241)	(0.829)	(-5.850)	(-2.871)	(-2.180)	(-4.000)	(-0.981)	(-0.580)
<i>SR</i>	-0.105	0.051	0.083	-0.092	0.056	0.072	-0.041	0.062	0.091
	(-0.302)	(0.212)	(0.360)	(-0.321)	(0.492)	(0.660)	(-0.120)	(0.239)	(0.359)
<i>BV</i>	0.082	0.005	0.021	1.945**	0.075**	0.084**	0.100	-0.017	-0.015
	(0.802)	(0.061)	(0.291)	(2.252)	(2.109)	(2.391)	(1)	(-0.200)	(-0.188)
<i>Fan</i>	-0.006	-0.012	0.003	0.003	0.009	0.165	-0.005	0.009	0.018
	(-0.063)	(-0.170)	(0.048)	(0.030)	(0.281)	(0.531)	(-0.051)	(0.118)	(0.251)
<i>Num</i>	0.039	0.005	0.010	0.079	0.040	0.042	0.019	-0.012	-0.007
	(0.391)	(0.081)	(0.140)	(0.941)	(1.239)	(1.349)	(0.200)	(-0.160)	(-0.091)
恩格尔 LM-ARCH 检验	0.970	0.276	0.176	0.292	0.951	0.935	0.801	0.793	0.780
<i>VIF</i>	1.110	2.990	4.290	1.110	2.990	4.290	1.110	2.990	4.290
调整的 R^2	0.201	0.622	0.645	0.430	0.915	0.921	0.241	0.543	0.579

注:括号内数据为z值,下同。

观点发表意见,而产生二次内容创造、耗费时间成本且个人影响相对有限^[45]的评论行为的意愿相对较小,因此评论行为受到高唤醒的影响为正但不显著。此外,高唤醒情绪对内容整合属性的转发行为的估计系数为0.690,大于其对发布行为和评论行为的估计系数。综上, H_{2a} 得到验证。

低唤醒情绪对3种信息行为均有显著的正向影响,其对内容创作属性的发布行为的估计系数为0.732,大于其对评论行为和转发行为的估计系数。综上, H_{2b} 得到验证。

因此, H_{2a} 和 H_{2b} 均得到验证,说明在灾害事件中,社交媒体的高唤醒情绪和低唤醒情绪对信息行为都有促进作用,并且高唤醒情绪对内容整合行为为促进

作用更强,低唤醒情绪对内容创造行为促进作用更强,该结果从情绪唤醒维度证实情绪-行为影响框架在社交媒体真实灾害场景中的适用性。

4.3 调节效应:灾害事件类型的调节作用

由表4可知,自变量与调节变量的交互项系数均通过显著性检验,表明灾害事件类型显著调节积极情绪和消极情绪对3种信息行为的影响,即灾害事件类型抑制积极情绪对信息行为的促进作用,加强消极情绪对信息行为的促进作用。因此, H_{3a} 和 H_{3b} 均得到验证。

图3给出效价维度的积极情绪和消极情绪对信息行为的影响在两类灾害事件中的差异。从图3可以看出,在自然灾害中,积极情绪对信息行为的正向

表5 情绪唤醒维度与信息行为
Table 5 Emotion Arousal and Information Behavior

变量	内容整合行为			内容创造行为					
	转发行为			发布行为			评论行为		
	M1	M2	M3	M1	M2	M3	M1	M2	M3
<i>Hig</i>		0.690*** (4.782)	0.505** (2.540)		0.163** (2.260)	0.268*** (2.700)		0.253 (1.482)	0.402** (2.123)
<i>Low</i>		0.226* (1.753)	0.270* (1.911)		0.732*** (10.500)	0.724*** (10.281)		0.479** (2.890)	0.439** (2.611)
<i>Typ</i>		0.019 (0.146)	0.039 (0.321)		-0.017 (-0.280)	-0.011 (-0.182)		-0.011 (-0.080)	-0.020 (-0.129)
<i>Hig · Typ</i>			-0.123 (-1.460)			0.062 (1.462)			0.156 (1.552)
<i>Low · Typ</i>			0.027 (1.421)			-0.014 (-1.481)			-0.035 (-1.541)
<i>Per</i>	-0.110 (-1.981)	0.005 (0.011)	0.004 (0.110)	-0.103** (-2.189)	0.014 (0.842)	0.016 (0.892)	-0.096* (-1.780)	-0.002 (-0.051)	-0.004 (-0.091)
<i>Tim</i>	-0.403*** (-3.381)	0.109 (1.200)	0.078 (0.831)	-0.589*** (-5.850)	-0.102** (-2.371)	-0.073 (-1.538)	-0.466*** (-4.000)	-0.064 (-0.617)	-0.009 (-0.080)
<i>SR</i>	-0.105 (-0.302)	-0.066 (-0.300)	-0.040 (-0.189)	-0.092 (-0.321)	0.045 (0.412)	0.033 (0.310)	-0.041 (-0.120)	0.048 (0.180)	0.016 (0.062)
<i>BV</i>	0.082 (0.802)	-0.051 (-0.782)	-0.023 (-0.340)	1.945** (2.252)	0.084** (2.588)	0.073** (2.191)	0.100 (1.000)	0.005 (0.069)	-0.027 (-0.346)
<i>Fan</i>	-0.006 (-0.063)	0.012 (0.211)	0.011 (0.181)	0.003 (0.030)	0.010 (0.340)	0.016 (0.530)	-0.005 (-0.051)	0.004 (0.054)	0.010 (0.150)
<i>Num</i>	0.039 (0.391)	-0.040 (-0.640)	-0.046 (-0.742)	0.079 (0.941)	0.031 (0.991)	0.033 (1.061)	0.019 (0.200)	-0.027 (-0.363)	-0.021 (-0.280)
恩格尔 LM-ARCH 检验	0.970	0.200	0.174	0.292	0.946	0.906	0.801	0.782	0.760
<i>VIF</i>	1.110	2.220	6.670	1.110	2.220	6.670	1.110	2.220	6.670
调整的 <i>R</i> ²	0.201	0.689	0.700	0.430	0.923	0.925	0.241	0.561	0.572

影响更强,表现为图3(a)、图3(b)和图3(c)中自然灾害的斜率更大。在事故灾害中,消极情绪对信息行为的正向影响更强,表现为图3(d)、图3(e)和图3(f)中事故灾害的斜率更大。因此, H_{3a} 和 H_{3b} 进一步得到验证。说明在社交媒体的灾害信息传播过程中,用户的信息行为对不同类型灾害事件的反应存在差异。自然灾害由于是天灾,用户的信息行为往往更乐观,因此受到积极情绪的影响更强;事故灾害作为人祸,用户的态度往往更为严苛,信息行为受到消极情绪的影响更强。

由表5可知,自变量与调节变量的交互项系数均不显著,表明情绪唤醒维度下,灾害事件类型在高唤醒情绪和低唤醒情绪与3种信息行为之间不存在调节作用, H_{4a} 和 H_{4b} 未得到验证。该现象的产生是由情

绪唤醒的本身特征所决定的,在情绪的两个维度中,情绪唤醒要先于情绪效价产生,即情绪唤醒是更为原始的对生理刺激的应激反应,而情绪效价则是个体进行判断后的结果。由于灾害事件具有明显突发性和威胁性特点,因此这种原始性的情绪生理唤醒特征对信息行为的影响在不同类型灾害事件中是无差异的。因此,不论是哪类事件类型,情绪唤醒对信息行为的影响趋于一致。

5 结论

5.1 研究结果

本研究利用新浪微博的文本数据,通过整合情绪相关理论,比较分析两类型灾害事件下社交媒体情绪对信息行为的影响,得到以下研究成果。

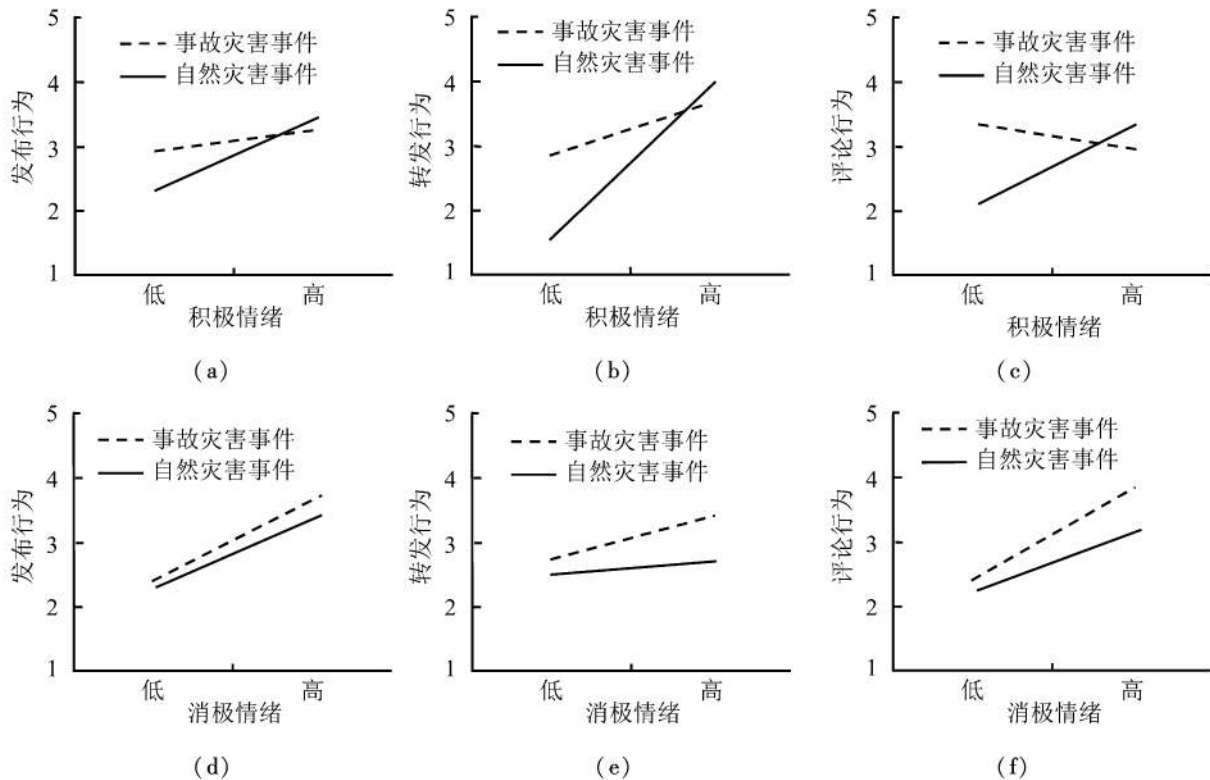


图3 灾害事件类型在情绪效价对信息行为影响中的调节作用

Figure 3 Moderating Effect of Disaster Types on the Relationship between Emotional Valence and Information Behavior

(1) 本研究从情绪的效价和唤醒维度证实灾害事件中社交媒体情绪对信息行为有正向影响。效价维度的积极情绪和消极情绪对信息行为有正向影响,积极情绪对内容整合行为的影响更强,消极情绪对内容创造行为的影响更强。这一研究结论与STIEGLITZ et al.^[5]的研究结论一致。唤醒维度的高唤醒情绪和低唤醒情绪对信息行为有正向影响,高唤醒情绪对内容整合行为的影响更强,低唤醒情绪对内容创造行为的影响更强。该结论进一步支持了CHOI et al.^[13]的观点。

(2) 本研究发现,社交媒体情绪对信息行为的影响强度呈现一定规律性,这种规律性与情绪特征和行为属性有关。积极情绪和高唤醒情绪使用户更容易产生认同式的转发行为,消极情绪和低唤醒情绪使用户更加客观、积极地思考,并产生表达自己态度和观点的发布行为和评论行为。与发布行为和评论行为相比,转发行为耗时更少,传播速度更快,一旦引发大规模的转发行为将使舆论变得不可控。因此,在灾害事件中要尤其关注积极情绪和高唤醒情绪。

(3) 本研究比较两类灾害事件中社交媒体情绪对信息行为影响的差异性。研究证实用户的信息行为在自然灾害事件中更为乐观,自然灾害中积极情绪对各类信息行为的影响更强,而事故灾害中消极情绪对各类信息行为的影响更强。这一观点支持了认知情绪理论体系中ORTONY^[8]的观点,他认为事件

的责任主体影响人们的认知评价,自然灾害的责任主体多为自然环境,用户往往更多的表达对受灾地区和人民的祈祷祝福,因此积极情绪对信息行为的影响加强;而事故灾害中责任主体多为具体的人或单位,人们对责任主体的追究往往导致用户更为苛刻,由此产生大量的消极情绪,因此消极情绪对信息行为的影响加强。

5.2 理论意义和实践启示

本研究的理论意义在于,一方面,促进了情绪与信息行为的影响关系的研究向灾害领域延伸,并发现了更为细致化的影响规律。通过整合认知情绪理论和情绪维度理论,构建情绪-行为影响框架,并将情绪概念从情绪效价和情绪唤醒两个维度展开,同时将信息行为根据行为属性分为内容整合行为和内容创造行为,细粒度剖析了社交媒体灾害事件中情绪与信息行为之间的影响关系,弥补了已有研究的不足;另一方面,本研究利用微博中大量反映客观事实的实时文本数据,比较研究两类典型灾害事件在社交媒体中的信息传播规律,发现两类灾害事件中用户的信息行为受到情绪的差异性影响,填补了以往灾害研究缺少对不同灾害事件进行比较研究的空白。

鉴于上述研究结果,本研究对于管理实践有一定的启示。①应急管理部门应当充分考虑情绪对信息行为的先行作用。由于灾害事件中社交媒体情绪对信息行为产生正向影响,因此灾害事件相关主体

应当充分关注社交媒体平台中的情绪文本内容,并切实找到产生情绪文本的原因。通过发布相关灾害信息合理引导公众情绪,实现对灾害事件中信息行为的有效控制,以减轻灾害事件自身的负面影响。②应急管理部门应当结合实际需要进行情绪管理以控制信息传播的收敛速度。由于积极和高唤醒情绪对内容整合属性的转发行为影响更强,消极情绪和低唤醒情绪对内容创造属性的发布行为和评论行为影响更强,并且两类信息行为对观点有不同的收敛效果,因此可以根据管理需要,对具有相应特征的情绪进行控制,以调整灾害事件信息内容的收敛和扩散速度。既可以避免大量信息行为引起的系统性风险,又能保证舆情观点的多元化发展,最终实现微博平台的稳定运营。③应急管理部门应当针对不同灾害事件调整相应的灾害管理措施。由于社交媒体情绪在自然灾害中对微博用户的行为表现比事故灾害中更乐观,因此在对自然灾害事件网络舆情治理过程中,政府舆情管理部门可以相对减弱监管约束;而针对事故灾害则应密切关注消极情绪的传播,避免消极情绪通过信息行为扩大影响,以维持网络舆情的健康发展。

5.3 局限性和未来研究方向

本研究也存在一定的不足,需要在未来研究中进行完善。首先,考虑到用户情绪状态可能具有衰减或者增强的过程,因此探讨情绪动态波动过程对信息行为的影响规律具有研究意义。其次,在未来研究中可以进一步关注用户微博文本内容上的差异,如对一些动词、形容词、感叹词等以及使用一些具有不确定性特征的词语对信息行为的影响,同时也应考虑上述因素对点赞和收藏等其他信息行为的影响,实现对文本内容与信息行为的影响路径的深度挖掘。

参考文献:

- [1] 隋岩,李燕.论群体传播时代个人情绪的社会化传播.现代传播(中国传媒大学学报),2012(12):10-15.
SUI Yan, LI Yan. Social communication of personal feelings. *Modern Communication (Journal of Communication University of China)*, 2012(12):10-15.
- [2] HELBING D. Globally networked risks and how to respond. *Nature*, 2013, 497:51-59.
- [3] 刘宏波,翟国方.基于社交媒体信息不同灾害的社会响应特征比较研究.灾害学,2017,32(1):187-193.
LIU Hongbo, ZHAI Guofang. Comparative study of social response to the different disasters based on social media information. *Journal of Catastrophology*, 2017, 32(1):187-193.
- [4] 赵延东.社会网络在灾害治理中的作用:基于汶川地震灾区调查的研究.中国软科学,2011(8):56-64.
ZHAO Yandong. The role of social network in disaster governance: an example of Wenchuan-earthquake. *China Soft Science*, 2011(8):56-64.
- [5] STIEGLITZ S, LINH D X. Emotions and information diffusion in social media: sentiment of microblogs and sharing behavior. *Journal of Management Information Systems*, 2013, 29(4):217-248.
- [6] 刘志明,刘鲁.面向突发事件的民众负面情绪生命周期模型.管理工程学报,2013,27(1):15-21.
LIU Zhiming, LIU Lu. Public negative emotion model in emergencies based on aging theory. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2013, 27(1):15-21.
- [7] GUPTA S, STARR M K, FARAHANI R Z, et al. Disaster management from a POM perspective: mapping a new domain. *Production and Operations Management*, 2016, 25(10):1611-1637.
- [8] ORTONY A. *The cognitive structure of emotions*. Cambridge: Cambridge University Press, 1990:34-58.
- [9] ARNOLD M B. *Emotion and personality*. New York: Columbia University Press, 1960:516-519.
- [10] SCHACHTER S, SINGER J. Cognitive, social, and physiological determinants of emotional state. *Psychological Review*, 1962, 69(5):379-399.
- [11] 徐颖,郭雯君,张梦柳.企业微博内容呈现特性对信息渗透度的作用机理研究:基于情绪认知理论的研究.图书情报工作,2018,62(21):96-104.
XU Ying, GUO Wenjun, ZHANG Mengliu. Research on the mechanism of the presentation of the firm-generated content and the information permeability: based on the cognitive emotion theory. *Library and Information Service*, 2018, 62(21):96-104.
- [12] 金晓玲,房园,周中允.探究微博用户原创信息分享行为:基于冲动行为视角.情报学报,2016,35(7):739-748.
JIN Xiaoling, FANG Yuan, ZHOU Zhongyun. Understanding user-generated information sharing in microblog: based on impulsive behavior perspective. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2016, 35(7):739-748.
- [13] CHOI M, TOMA C L. Social sharing through interpersonal media: patterns and effects on emotional well-being. *Computers in Human Behavior*, 2014, 36:530-541.
- [14] BERGER J, MILKMAN K L. What makes online content viral?. *Journal of Marketing Research*, 2012, 49(2):192-205.
- [15] WAKEFIELD R, WAKEFIELD K. Social media network behavior: a study of user passion and affect. *The Journal of Strategic Information Systems*, 2016, 25(2):140-156.
- [16] RUSSELL J A. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1980, 39(6):1161-1178.
- [17] CLORE G L, STORBECK J. Affect as information about liking, efficacy, and importance // FORGAS J P. *Affect in Social Thinking and Behavior*. New York: Psychology Press, 2006:123-142.
- [18] STORBECK J, CLORE G L. Affective arousal as information: how affective arousal influences judgments, learning, and memory. *Social and Personality Psychology Compass*, 2008, 2(5):1824-1843.
- [19] HAMANN S. Mapping discrete and dimensional emotions onto

- the brain: controversies and consensus. *Trends in Cognitive Sciences*, 2012, 16(9):458-466.
- [20] 刘英杰, 黄微, 李瑞. 大数据网络环境下舆情信息情感维度模型构建研究. *情报理论与实践*, 2016, 39(4):32-35.
LIU Yingjie, HUANG Wei, LI Rui. Research on the construction of public opinion information emotional dimension model in big data network environment. *Information Studies: Theory & Application*, 2016, 39(4):32-35.
- [21] GASPAR R, PEDRO C, PANAGIOTOPOULOS P, et al. Beyond positive or negative: qualitative sentiment analysis of social media reactions to unexpected stressful events. *Computers in Human Behavior*, 2016, 56:179-191.
- [22] 陈伟珂, 花翠. 基于突发事件生命周期视角的应急物流虚拟联合体的运行模型研究. *灾害学*, 2015, 30(2):152-157.
CHEN WeiKe, HUA Cui. Research on operation models of emergency logistics virtual union based on emergency lifecycle. *Journal of Catastrophology*, 2015, 30(2):152-157.
- [23] SCHMELTZ M T, GONZÁLEZ S K, FUENTES L, et al. Lessons from hurricane Sandy: a community response in Brooklyn, New York. *Journal of Urban Health*, 2013, 90(5):799-809.
- [24] HOUSTON J B, HAWTHORNE J, PERREAULT M F, et al. Social media and disasters: a functional framework for social media use in disaster planning, response, and research. *Disasters*, 2015, 39(1):1-22.
- [25] MURALIDHARAN S, RASMUSSEN L, PATTERSON D, et al. Hope for Haiti: an analysis of Facebook and Twitter usage during the earthquake relief efforts. *Public Relations Review*, 2011, 37(2):175-177.
- [26] KAWASAKI A, BERMAN M L, GUAN W. The growing role of web-based geospatial technology in disaster response and support. *Disasters*, 2013, 37(2):201-221.
- [27] KARAMI A, SHAH V, VAEZI R, et al. *Twitter speaks: a case of national disaster situational awareness*. USA: University of South Carolina, 2019.
- [28] JAMALI M, NEJAT A, GHOSH S, et al. Social media data and post-disaster recovery. *International Journal of Information Management*, 2019, 44:25-37.
- [29] JIN Y, PANG A, CAMERON G T. Toward a publics-driven, emotion-based conceptualization in crisis communication: unearthing dominant emotions in multi-staged testing of the integrated crisis mapping (ICM) model. *Journal of Public Relations Research*, 2012, 24(3):266-298.
- [30] DONG Y H, CHEN H, QIAN W N, et al. Micro-blog social moods and Chinese stock market: the influence of emotional valence and arousal on Shanghai composite index volume. *International Journal of Embedded Systems*, 2015, 7(2):148-155.
- [31] 刘雯, 高峰, 洪凌子. 基于情感分析的灾害网络舆情研究:以雅安地震为例. *图书情报工作*, 2013, 57(20):104-110.
LIU Wen, GAO Feng, HONG Lingzi. Research on internet public opinions of disaster based on sentiment analysis: taking Ya'an earthquake as an example. *Library and Information Service*, 2013, 57(20):104-110.
- [32] 冉晓斌, 刘跃文, 姜锦虎. 社交网络活跃行为的大数据分析:网络外部性的视角. *管理科学*, 2017, 30(5):77-86.
RAN Xiaobin, LIU Yuewen, JIANG Jinhu. Big data analysis of the active behavior in social network: the perspective of network externality. *Journal of Management Science*, 2017, 30(5):77-86.
- [33] BAUMEISTER R F, BRATSLAVSKY E, FINKENAUER C, et al. Bad is stronger than good. *Review of General Psychology*, 2001, 5(4):323-370.
- [34] HATFIELD E, CACIOPPO J T, RAPSON R L. Emotional contagion. *Current Directions in Psychological Science*, 1993, 2(3):96-100.
- [35] BARSADE S G. The ripple effect: emotional contagion and its influence on group behavior. *Administrative Science Quarterly*, 2002, 47(4):644-675.
- [36] JEFFERIES L N, SMILEK D, EICH E, et al. Emotional valence and arousal interact in attentional control. *Psychological Science*, 2008, 19(3):290-295.
- [37] TVERSKY A, KAHNEMAN D. Judgment under uncertainty: heuristics and biases. *Science*, 1974, 185(4157):1124-1131.
- [38] 孙燕. 谣言风暴:灾难事件后的网络舆论危机现象研究. *新闻与传播研究*, 2011(5):52-62.
SUN Yan. Rumor storm: research on the crisis of network opinion after disasters. *Journalism & Communication*, 2011(5):52-62.
- [39] VOSOUGHI S, ROY D, ARAL S. The spread of true and false news online. *Science*, 2018, 359(6380):1146-1151.
- [40] 朱南丽, 邹平, 张永平, 等. 基于博客/微博信息量的投资者关注度测量研究:来自中国股票市场的经验数据. *经济问题探索*, 2015(2):159-166.
ZHU Nanli, ZOU Ping, ZHANG Yongping, et al. Investor attention measurement based on the number of blogs and microblogs. *Inquiry into Economic Issues*, 2015(2):159-166.
- [41] 徐琳宏, 林鸿飞, 潘宇, 等. 情感词汇本体的构造. *情报学报*, 2008, 27(2):180-185.
XU Linhong, LIN Hongfei, PAN Yu, et al. Constructing the affective lexicon ontology. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2008, 27(2):180-185.
- [42] 陈晓萍, 徐淑英, 樊景立. 组织与管理研究的实证方法. 北京:北京大学出版社, 2008:321-322.
CHEN Xiaoping, XU Shuying, FAN Jingli. *Research on organization and management: empirical studies*. Beijing: Peking University Press, 2008:321-322.
- [43] ZELLNER A, THEIL H. Three-stage least squares: simultaneous estimation of simultaneous equations. *Econometrica*, 1962, 30(1):54-78.
- [44] SHEHATA E. *LMHREG3: stata module to compute overall system heteroscedasticity tests after (3SLS-SURE) regressions*. Boston: Boston College Department of Economics, 2011.
- [45] 杨宁, 黄飞虎, 文奕, 等. 基于微博用户行为的观点传播模型. *现代图书情报技术*, 2015(12):34-41.

YANG Ning, HUANG Feihu, WEN Yi, et al. An opinion evolution model based on the behavior of micro-blog users.

New Technology of Library and Information Service, 2015 (12):34-41.

Influence of Emotions in Social Media on Information Behavior in Two Types of Typical Disasters

QIU Jiangnan, GE Yidi

School of Economics and Management, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China

Abstract: Disasters have been frequent in recent years. If the information of disaster disseminated on social media represented by Weibo cannot be managed in time, it will generate a secondary crisis of online public opinion. Therefore, the dissemination pattern of disaster information on social media has become what emergency management departments need to pay close attention to. It has been confirmed by the existing research that text with emotions can promote information behaviors (including tweet, retweet, comment, etc.) and accelerate the information dissemination. However, the above-mentioned relationship in disasters has not been clarified. Besides, existing studies only focus on one single disaster by the ignorance of differences in different types of disasters for which it is a lack of comparative studies on disasters.

With the focus on the current status of research stated above and the actual needs, this study is mainly conducted on two types of typical disasters (natural disasters and man-made disasters) by the collection of relevant text data on Sina Weibo. By dissecting emotions from two dimensions of valence and arousal and dividing information behaviors according to behavioral attributes, this study analyzes the influence of social media emotions on information behaviors in disasters using multiple moderated regression as the base for the differences of aforesaid relationships in the two types of disasters by a comparative study.

The research results have confirmed that social media emotions towards disasters have a significantly positive impact on the information behaviors from different perspectives, and found that the intensity of the influence presents a certain regularity with a relationship to both the emotional dimension and behavioral attributes. In addition, this study has also discovered that users' behaviors towards natural disasters on social media are more optimistic than they are towards man-made disasters. Specifically, information behaviors towards natural disasters are more strongly affected by positive emotions, while those in man-made disasters are much more likely to be influenced by negative emotions.

As for the theoretical implication, this study has demonstrated the dissemination pattern of disaster information on social media by comparing and analyzing two typical disaster events, which enriches the research results about social media emotions and information dissemination in the research field of disasters. As for the practical implication, this study has objectively revealed the dissemination pattern of disaster information influenced by online emotions in the real world by using a large amount of real-world Chinese social media text content, which the emergency management department can appropriately adopt to monitor social media emotions in real-time and prevent the emergence of online public opinion crisis.

Keywords: disasters; social media; emotions; information behavior; multiple moderated regression

Received Date: August 22nd, 2019 **Accepted Date:** December 19th, 2019

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China(71573030,71533001), the Social Science Planning Fund Project of Liaoning Province(L19BGL001), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(DUT20RW207)

Biography: QIU Jiangnan, doctor in engineering, is a professor in the School of Economics and Management at Dalian University of Technology. His research interests include emergency management and big data analysis. His representative paper titled "Modeling method of cascading crisis events based on merging Bayesian network" was published in the *Decision Support Systems* (Volume 62, 2014). E-mail: qiujn@dlut.edu.cn
GE Yidi is a master degree candidate in the School of Economics and Management at Dalian University of Technology. Her research interest focuses on data mining. Her representative paper titled "Beyond negative and positive: exploring the effects of emotions in social media during the stock market crash" was published in the *Information Processing & Management* (Issue 4, 2020). E-mail: gyidi0627@163.com □