

# 社交媒体舆论事件的情感趋同研究 ——基于细粒度情感的实证分析

刘昊

(四川外国语大学新闻传播学院,重庆 400031)

**摘要:** 社交媒体舆论事件中用户大量的情感显现成为一种普遍现象,情感在舆论事件传播特别是网络传播的过程中发挥了重要的作用。选择长生生物“假疫苗”事件作为案例,采集事件相关微博223903条和微博账号166739个,进行三级细粒度情感分析。研究发现微博信息传播的两个主要渠道评论和转发中均存在情感相关性,但情感传递的关系是一种弱关系。对比微博评论,微博转发过程中情感相关性的特征更明显,且对于更细粒度的情感测量,这种相关性更显著。在同级别情感中“慌”“惧”和负向情感在传播的过程中相关性最明显。不同情感在社交媒体平台传播的过程中快速迭代,迅速达到稳定状态,即产生情感趋同的结果。

**关键词:** 情感词典;情感传播;情感分析;舆论事件

中图分类号:2063 文献标识码:A 文章编号:1673-4793(2022)01-0037-08

## Research on sentimental convergence about public opinions events presented by social media ——empirical analysis based on fine-grained sentiment

LIU Hao

(School of Journalism and Communication Sichuan International Studies University, Chongqing 400000, China)

**Abstract:** The frequent sentimental disclosure of users in public opinion events based on social media has become a common phenomenon, and emotion plays an important role in the process of disseminating public opinion events, especially on platform of the Internet. The "fake vaccine" event of Changsheng Biology was selected as the case, and 223903 micro-blog posts related to the event and 166739 micro-blog accounts were crawled for three level fine-grained sentiment analysis. It is found that there is a sentimental correlation between the two main channels of comment and retweet to disseminate the micro-blog posts, But the relationship of sentimental transmission is weak. Compared with Weibo commenting, the characteristics of emotional relevance in Weibo forwarding process are more obvious. And the more fine-grained sentiment is measured, the correlation is more significant. Investigating the same level of sentiments, panic, fear and negative emotions are most relevant in the transmission. In the same level of emotion, "flu", "fear" and negative emotion are most relevant in the process of communication. Different kinds of emotions quickly iterate on social media platform, and fleetly reach a stable state. In other words, the result of sentimental convergence is formed.

**Keywords:** sentimental dictionary; sentimental communication; sentimental analysis; public opinion events

## 1 引言

近年来互联网尤其移动互联网的快速普及,微信、微博等社交媒体平台成为人们日常社交、获取新闻资讯、传播热点事件的重要渠道。以新浪微博为例,2018年底月活跃用户共4.62亿,日活跃用户达到2亿。新浪微博日均文字发布量1.3亿,日均视频直播发布量超过150万条,日均回答问题数超过5万条(微博数据中心,2018)。互联网用户依托社交媒体平台的关注和好友关系镶嵌在虚拟网络上。社交媒体满足用户对信息的多元需求,突破地域限制,通过转发、点赞、评论,二次传播用户观点或情感。研究发现网民个体之间信息传播,带有明显的情绪宣泄性质,传播者的情绪越强,其信息传播意愿越高(赖胜强,唐雪梅,2016)。社交媒体舆论事件的研究显示,用户的情感信息和意见要么影响了事件的走向,要么对事件的发展方向起决定性作用。因此传统情感社会的研究不但应引申到网络空间,更应该对社交媒体情感现象和问题重点关照。本文选择2018年的长生生物“假疫苗”事件作为研究案例,该事件被多家媒体报道并在社交媒体大量传播,成为社会关注的舆论事件。“假疫苗”事件中有大量的情感显现,在社交媒体上用户关于事件的互动频繁,特别是情感的互动有大量的行为数据用于研究。同时“假疫苗”事件影响特别巨大,具备涉及生存安全问题、道德底线突破、公众反映强烈等舆论热点事件的一般特征。因此“假疫苗”事件个案的研究不但能够对案例本身有较深的情感探讨,更能透过个案窥一斑而知全豹,发现舆论事件在社交媒体平台情感传播的一般规律。

## 2 文献综述与研究假设

现有的社交媒体舆论研究普遍将情感视为一个重要的影响因素。情感通常是指与人们的社会需要有关的体验,在意识的控制下,对稳定的态度体验和行为反应,有稳定性、持久性、内隐性、深刻性等特征(王有智,欧阳仑,2003)。社交媒体不但是公众表达情绪、发泄情绪的途径;同时也是媒体动员公众参与并增强事件的社会影响力的手段(焦德武,2014)。比如在反腐议题的微博讨论中,情绪化表达,特别是低唤醒度的负面情绪表达最为显著(周莉,王子宇,胡珀,2018)。在群体中,每种感情和行动都有传染性、人群或者大众的情绪成为人群

中个体成员的情绪(古斯塔夫·勒庞)。在社交媒体发布的内容中,关心、歉意和抱怨会产生典型情感影响(Suin Kim, JinYeong Bak, Alice Oh, 2012)。文本内容中包含的情感信息会对文本的被转发、被关注的程度产生影响,情感信息影响信息接受者对信息本身的关注(纪雪梅,王芳,2015)。从传播研究的视角来看,传播是指传受之间通过信息共享建立共同意识的过程。情感基于接受者社会经历和文化背景中介作用,决定信息接收者的态度和意见。情感会显著影响用户的传播行为,进而影响舆论的形成。由传播的定义推及情感传播的定义,即基于情感流动的传受之间建立共同情感的过程,即情感趋同的过程。人际情绪的分享和情绪社会分享均会促进情感趋同效应的产生(孙俊才,卢家楣,2007; Strongman, Kenneth T, 2003)。群体情感传播会发生循环效应,经过反复循环加强后,群体内某种情感会在群体之间逐渐达到同质化(Eliot R. Smith, Frederica R. Conrey, 2007)。文本或视频是否包含情感信息或是否能唤醒情感信息会影响到其是否更易被分享(徐翔,2017)。不同类型的情感,比如愤怒、恐慌、悲情,在群体聚合速度存在显著差异(杨国斌,2009; Christopher K. Hsee, Elaine Hatfield, John G. Carlson, 1990; Lars Kai Hansen, Adam Arvidsson, Finn Arup Nielsen, Elanor Colleoni, Michael Etter, 2011)。因此研究中有必要对不同情感加以区分。现有的社交媒体舆论的研究,情感是一个重要聚焦点且成果丰富。但对社交媒体情感趋同缺乏实证的分析,且在情感更细的分类下情感趋同的研究仍待拓展。鉴于此,本文以情感细粒度测量作为研究工具,以新浪微博作为社交媒体平台研究对象进行情感趋同现象研究的扩展。

情感实证研究的难点在于情感的分类和测量,情感的分类实证研究多停留在正负层面。情感的分类有“七情说”分类、6类分类、8类分类和18类分类(林传鼎,2006; Ekman P, 1993)。除以上一维的分类方式,情感有多维度的分类方式。基于文本符号的情感测量大多通过机器学习(Picard R W, Picard R, 1997)或情感词典(王勇,吕学强,姬连春,肖诗斌,2014)实现。考虑研究的可对比性和可执行性,选择大连理工情感词本体库作为工具(徐琳宏,林鸿飞,潘宇,任惠,陈建美,2008),将情感分为三个等级分类(见表1)。社交媒体平台文本是用户情感表露的符号和载体,评论与转发是社交媒体信息传播的通道,情感传播的过程与

情感趋同的结果自然可以通过文本的观测得以检验。基于可以测量情感细粒度的级别,结合文献讨论,论文提出如下研究假设:

研究假设1 同级同分类微博文本情感强度与微博评论情感强度正相关。

研究假设1.1 微博文本情感强度与微博评论情感强度正相关。

研究假设1.2 同类情感微博文本一级分类情感强度与微博评论一级分类情感强度正相关。

研究假设1.3 同类情感微博文本二级分类情感强度与微博评论二级分类情感强度正相关。

研究假设1.4 同类情感微博文本三级分类情感强度与微博评论三级分类情感强度正相关。

研究假设2 同级同分类微博文本情感强度与转发配文本情感强度正相关。

研究假设2.1 微博文本情感强度与微博转发配文本情感强度正相关。

研究假设2.2 同类情感微博文本一级分类情感强度与微博转发配文本一级分类情感强度正相关。

研究假设2.3 同类情感微博文本二级分类情感强度与微博转发配文本二级分类情感强度正相关。

研究假设2.4 同类情感微博文本三级分类情感强度与微博转发配文本三级分类情感强度正相关。

研究假设3 情感博弈过程中社交媒体舆论事件的各级情感结构会趋于稳定。

### 3 数据提取与清洗

新浪微博数据采集选择火狐浏览器6.0编写脚本实现,时间范围为2018年7月15日0点至2018年8月9日24点,每隔两个小时采集一次数据。微博内容的提取使用关键词检索,主要关键词包括“假疫苗”“毒疫苗”“问题疫苗”“长生生物”“狂犬疫苗”“武汉生物”“问题疫苗”“高俊芳”等词。使用关键词交叉组合筛选目标事件相关微博。在数据清洗剔除错误和重复数据后共计得到有效微博223903条和微博账号166739个,并采集了微博账号公开的属性标签。数据入库前对采集的账号数据进行了匿名化脱敏处理。使用采集的数据绘制以天为单位微博数量时序图与“假疫苗”百度指数波动曲线类似,两者数据能够交叉印证,数据质量可靠。

### 4 核心概念测量

情感强度既是核心概念也是研究的基础工具。考虑研究的可比性和词库的成熟性,选择大连理工大学林鸿飞教授的中文情感词汇本体库,使用词典标注的方式进行情感的计算。为提升情感计算的准确度。在基础情感词典的基础上,引入程度副词词典、连词词典、否定词词典用于处理情感词的强化或弱化、情感文本的反向。情感计算分为词语级、句子级和语篇级。情感强度三级测量分类汇总,低级情感强度分类汇总后得到上一级情感强度。

#### 4.1 词语情感强度

$$E(w) = \frac{S(w) \times P(w) \times w(da)}{\max(w(da)) \times \max(S(w))} \quad (1)$$

公式(1)是词语情感强度的计算,依据情感词典查出情感的强度和正负极性。考虑程度副词的权重,并对程度副词和情感强度进行min-max映射。 $E(w)$ 是单个情感词的情感强度。 $S(w)$ 是情感词在情感词表中的强度值。 $P(w)$ 是情感词的情感极性。 $P(w)$ 的取值存在四种情况,情感词是中性词 $P(w)=0$ ,情感词是褒义词 $P(w)=1$ ,情感词是贬义词 $P(w)=-1$ ,情感词是褒贬两性词 $P(w)=0$ 。 $w(da)$ 为程度副词权重(徐琳宏,林鸿飞,杨志豪,2007;蔺璜,郭姝慧,2003;陈国兰,2016)。

#### 4.2 句子情感强度

$$E(s) = \frac{\sum_{i=1}^n E(w) \times (-1)^m \times W(s) \times W(na)}{\max(W(s))} \quad (2)$$

公式(2)是将句子中的情感词,按情感强度,对否

表1 情感三级分类表

一级分类	二级分类	三级分类	一级分类	二级分类	三级分类
正向	乐	快乐	负向	哀	思
正向	乐	安心	负向	惧	慌
正向	好	尊敬	负向	惧	恐惧
正向	好	赞扬	负向	惧	羞
正向	好	相信	负向	恶	烦闷
正向	好	喜爱	负向	恶	憎恶
正向	好	祝愿	负向	恶	贬责
负向	怒	愤怒	负向	恶	妒忌
负向	哀	悲伤	负向	恶	怀疑
负向	哀	失望	负向	惊	惊奇
负向	哀	疚			

注:本表根据大连理工中文情感词汇本体说明文档V1.0整理而成。

定词进行情感取反,对不同的句型、感叹句、反问句进行句型权重 min-max 标准化引入。 $E(s)$ 是句子的情感强度。 $E(w)$ 是单个情感词情感强度。 $n$ 是句子情感词的数量。 $m$ 是句子否定词出现的次数。 $W(s)$ 情感词句型结构权重,处理感叹、反问等情况,疑问句  $W(s)$ 值

为-1,感叹句以一个感叹号结尾  $W(s)$ 值为1.5,感叹句以多个感叹号结尾  $W(s)$ 值为2,反问句  $W(s)$ 值为-1.5(刘玉娇,琚生根,伍少梅,苏翀,2015)。 $W(na)$ 是否定词权重,存在否定词其值是0.8,否则其值是1(张成功,刘培玉,朱振方,方明,2012)。

### 4.3 段落情感强度

$$E(p) = \sum_{i=1}^n E(s) \quad (3)$$

公式(3)是对句子情感强度累加后得到段落情感强度。 $E(p)$ 是段落情感强度。 $E(s)$ 是句子的情感强度。 $n$ 是段落中句子的个数。

$$\text{乐强度} = \frac{\sum \text{快乐强度} + \sum \text{安心强度}}{\text{用户微博参与次数}} \quad (4)$$

$$\text{好强度} = \frac{\sum \text{尊敬强度} + \sum \text{赞扬强度} + \sum \text{相信强度} + \sum \text{喜爱强度} + \sum \text{祝愿强度}}{\text{用户微博参与次数}} \quad (5)$$

$$\text{怒强度} = \frac{\sum \text{愤怒强度}}{\text{用户微博参与次数}} \quad (6)$$

$$\text{哀强度} = \frac{\sum \text{悲伤强度} + \sum \text{失望强度} + \sum \text{疚强度} + \sum \text{思强度}}{\text{用户微博参与次数}} \quad (7)$$

$$\text{惧强度} = \frac{\sum \text{慌强度} + \sum \text{恐惧强度} + \sum \text{羞强度}}{\text{用户微博参与次数}} \quad (8)$$

$$\text{恶强度} = \frac{\sum \text{烦闷强度} + \sum \text{憎恶强度} + \sum \text{贬责强度} + \sum \text{妒忌强度} + \sum \text{怀疑强度}}{\text{用户微博参与次数}} \quad (9)$$

$$\text{惊强度} = \frac{\sum \text{惊奇强度}}{\text{用户微博参与次数}} \quad (10)$$

$$\text{正向情感强度} = \sum \text{乐强度} + \sum \text{好强度} \quad (11)$$

$$\text{负向情感强度} = \sum \text{怒强度} + \sum \text{哀强度} + \sum \text{惧强度} + \sum \text{恶强度} + \sum \text{惊强度} \quad (12)$$

$$\text{情感强度} = \sum \text{正向情感强度} + \sum \text{负向情感强度} \quad (13)$$

### 4.4 二级情感强度分类汇总

公式(4)–(10)实现三级情感强度向二级情感强度的汇总,计算方法按三级情感分类层级关系,逐层累加,累加结果除以用户微博参与次数以剔除用户参与频次对强度的影响。

### 4.5 一级情感强度分类汇总

公式(11)–(13)实现二级情感强度向一级情感强度的汇总,计算方法按三级情感分类层级关系,层层累加。最终正向情感强度与负向情感强度的累加,得到总的情感强度值。

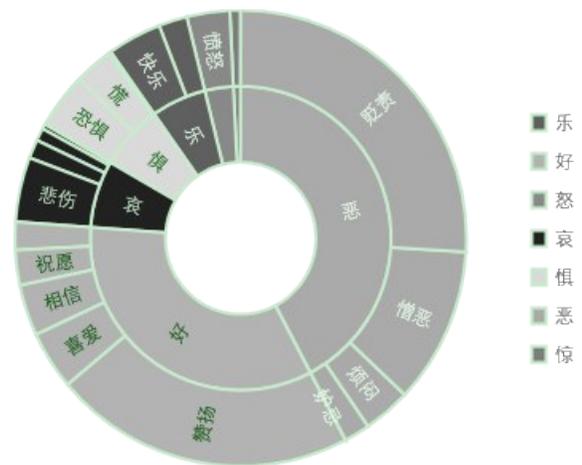


图1 “假疫苗”事件二级、三级情感强度分布旭日图



即三级情感分类的考察,三级情感分类中的主导性情感在微博文本和微博评论之间呈现弱相关关系,且越是主导性情感其相关性系数越高。

## 5.2 转发情感相关性检验

表5“假疫苗”事件微博文本与转发配文本一级情感相关性分析表

	微博正向情感	微博负向情感	微博情感强度
	转发配文本正向情感	转发配文本负向情感	转发配文本情感强度
Pearson 相关性	0.274**	0.342**	0.327**
显著性(双尾)	0.000	0.000	0.000
N	1901	1901	1901

从采集的数据集中,筛选微博转发量在30以上的微博,共计2220条。以筛选的微博为目标页面,以转发量的再转发量排序,提取前20条转发,将转发配文本构造转发配文本变量,剔除错误数据和异常值,最终得到可供分析微博转发文本样本1901个,计算三级分类情感强度并分类汇总。使用SPSS对微博文本一级情感强度变量和微博转发文本一级情感变量进行相关性分析(结果见表5)。

从表5中可以看出微博情感强度与转发配文本情感强度之间呈正相关关系,假设2.1被接受。一级情感分类:微博正向情感强度与转发配文本正向情感强度之间、微博负向情感强度与转发配文本负向情感强度之间均成正相关关系,假设2.2被接受,且负向情感的相关性比正向情感要高。

使用SPSS对微博文本二级情感强度变量和微博转发文本二级情感变量进行相关性分析(结果见表6)。

从表6可以看出微博本文和微博转发配文本的二级情感分类,七个二级情感分类均正相关关系,其中“惧”“怒”“恶”相关性系数较高,相关性较强,假设2.3被接受。

使用前文同样的方式筛选主要的三级情感,使用spss对筛选后的微博文本三级情感强度变量和微博转发配文本三级情感变量进行相关性分析(结果见表7)。从表7中可以看出,主要的三级情感分类均呈现正相关关系,且相关系数普遍高于0.3,假设2.4被接受。其中情感“慌”的相关性系数最高,达到0.545,为三级情感中相关系数最高的一个,其次为“快乐”“贬责”“恐惧”。

表6“假疫苗”事件微博文本与转发配文本二级情感相关性分析表

	微博乐	微博好	微博怒	微博哀	微博惧	微博恶	微博惊
	转发配文本乐	转发配文本好	转发配文本怒	转发配文本哀	转发配文本惧	转发配文本恶	转发配文本惊
Pearson 相关性	0.180**	0.307**	0.370**	0.220**	0.423**	0.326**	0.115**
显著性(双尾)	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
N	1901	1901	1901	1901	1901	1901	1901

表7“假疫苗”事件微博文本与转发配文本三级情感相关性分析表

	微博快乐	微博赞扬	微博相信	微博喜爱	微博愤怒	微博悲伤	微博慌	微博恐惧	微博烦闷	微博憎恶	微博贬责
	转发配文本快乐	转发配文本赞扬	转发配文本相信	转发配文本喜爱	转发配文本愤怒	转发配文本悲伤	转发配文本慌	转发配文本恐惧	转发配文本烦闷	转发配文本憎恶	转发配文本贬责
Pearson 相关性	0.373**	0.236**	0.315**	0.308**	0.370**	0.233**	0.545**	0.324**	0.287**	0.302**	0.335**
显著性(双尾)	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
N	1901	1901	1901	1901	1901	1901	1901	1901	1901	1901	1901

## 5.3 情感传播趋同性检验

以天为时间单位计算三级情感分类21种情感类型的情感强度占比。绘制三级情感分类情感占比时序图如图2所示、二级情感分类情感占比时序图如图3所示和一级情感分类情感占比时序图如图4所示。时间轴范围为7月15日至7月30日,该时间段为“假疫苗”事件热点时间段。

图2显示,三级情感分布中7月15日,“赞扬”最高占比51%，“恐惧”和“贬责”分别占比18%和15%，其

他情感均匀分布,在7月16日至7月20日之间,各种情感占比波动巨大,“赞扬”快速下跌拉升、“贬责”极速上涨后回调,“憎恶”和“怀疑”在地位高振幅波动。7月20日后各种三级情感占比趋于稳定,时间序列折线平稳,“贬责”为主导情感维持在25%左右,“赞扬”在情感占比第二,维持在20%左右,“憎恶”在情感占比中位列第三,稳定在10%左右,一直持续到7月28日,小幅波动后趋于稳定。

图3显示,二级情感的波动规律与三级情感相似,其中主导性情感是“恶”和“好”,七种二级情感在7月15日

至7月18日进行力量博弈后,主要情感趋同于“恶”和“好”。7月19日开始“恶”情感占比基本稳定在45%，“好”情感占比稳定在33%，仅在7月22日有小幅的波动。

图4显示一级情感分类中的负向情感在7月15日当天即开始快速攀升,并于7月17日攀升至63%，并与负向情感折线发生了第一次交叉,其后负向情感在7月18日回落至49%，正向情感上升至51%，两种情感占比折

线发生第二次交叉,正负情感讲过两次力量博弈后,负向情感占据上风,在7月20日,负向情感占比稳定在62%，正向情感占比稳定在38%，分别做小幅波动。

从不同情感层级占比的时序图来,事件情感随着事件的发展,各种情感与观点经过社交媒体的传播和讨论后,最终主流情感和其情感占比会趋于稳定。基于此认为情感传播存在趋同性现象,假设3被接受。

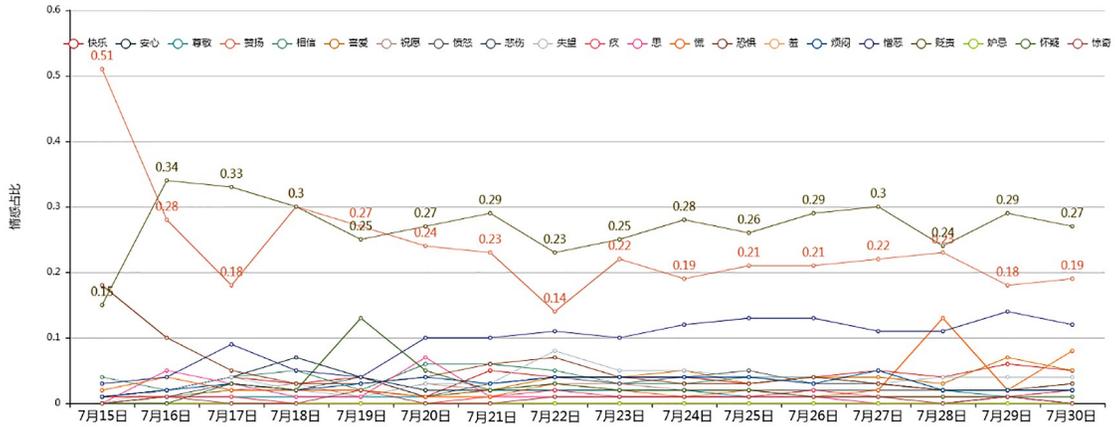


图2 “假疫苗”事件三级情感分类情感占比时序图

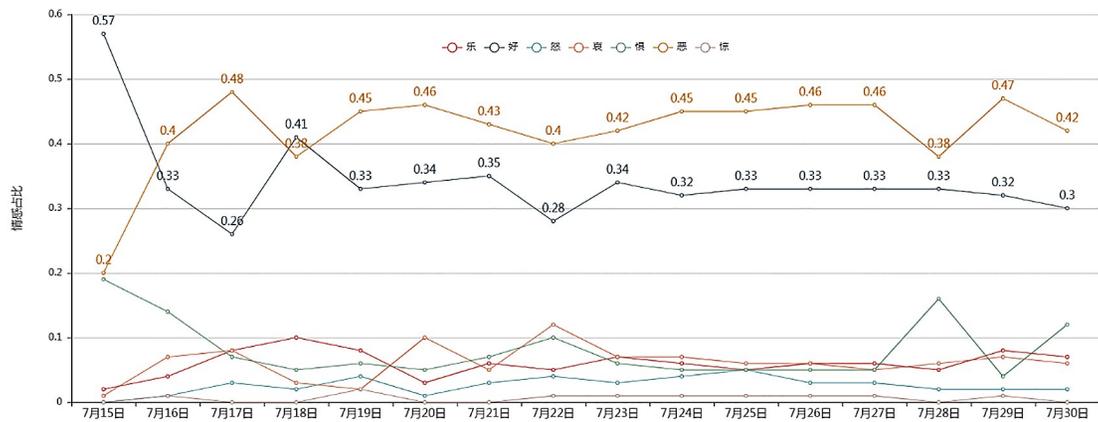


图3 “假疫苗”事件二级情感分类情感占比时序图



图4 “假疫苗”事件一级情感分类情感占比时序图

## 6 结论讨论

社交媒体舆论事件中存在多元情感的波动,情感传播以一种弱传播的形态在微博二次传播的时候普遍存在。微博传播的两个主要渠道评论和转发中均存在情感相关性,但情感传递的关系是一种弱关系。情感成为一种唤醒、激发或扭转舆论热点事件的公众态度和评价的手段。对比评论,转发过程情感相关性系数更高,情感相似性特征更明显。信息转发的过程数据显示,微博本文情感强度和微博转发配文本情感强度相关系数,一级情感分类最大值负向情感(相关系数0.342),二级情感分类最大值“惧”(相关系数0.423),三级情感分类最大值“慌”(相关系数0.545)。显然更细粒度的情感观察,微博转发过程中情感相关性的特征更明显,因此识别出细粒度的主导性情感,对社交媒体舆论事件的描述、归因及预测有重要的意义。且基于相关系数的高低可以推论在同级别情感中“慌”“惧”和负向情感最容易传播。这一点在相关的文献中得到佐证:“恐惧”“悲情”“愤怒”是舆论事件中驱动群体动员的主要情感(汤景泰,2016)。“慌”和“惧”高频词识别,发现“可怕”“恐慌”“害怕”“有毒”“恐惧”“地狱”“发慌”“紧张”“人心惶惶”“紧急”是高频词。恐慌意味着安全感被剥夺。恐惧的情感一旦生成,人往往会停止其他心理活动,专注于引发恐惧情感的事物或事件并保持持续的注意力,直到恐惧消除(威廉·麦独孤,2010)。“惧”和“慌”的传播性是最强的,且个体恐慌很容易演变成群体恐慌,进而引发群体恐慌的雪崩效应,社交媒体舆论负面情感疏导应该对其特别关注。评论和转发的过程带动情感快速迭代,不同情感经过舆论场的短期高频交互后,情感意见会趋于一致,舆论得以生成。且情感分布一旦达到稳定状态,没有充足的外部条件刺激,情感改变很难发生。因此负向情感的疏导,重在一个“快”字,情感趋同前的介入与疏导尤其重要。

### 参考文献(References):

- [1] 陈国兰.基于情感词典与语义规则的微博情感分析[J].情报探索,2016(2),5-10.
- [2] 古斯塔夫·勒庞.乌合之众:大众心理研究(马晓佳译)[M].北京:民主与建设出版社,2018.
- [3] 纪雪梅,王芳.SNA视角下的在线社交网络情感传播研究综述[J].情报理论与实践,2015(7),139-144.
- [4] 焦德武.微博舆论中公众情绪形成与传播框架分析——以“临武瓜农之死”为例[J].江淮论坛,2014,(5),25-31.
- [5] 赖胜强,唐雪梅.信息情绪性对网络谣言传播的影响研究[J].情报杂志,2016(1),116-121.
- [6] 林传鼎.社会主义心理学中的情绪问题[J].社会心理科学,2006(1),37-62.
- [7] 蔺璜,郭姝慧.程度副词的特点范围与分类[J].山西大学学报

- (哲学社会科学版),2003(2),71-74.
- [8] 刘玉娇,琚生根,伍少梅,苏琳.基于情感字典与连词结合的中文文本情感分类[J].四川大学学报(自然科学版),2015(1),63-68.
- [9] 孙俊才,卢家楣.情绪社会分享的研究现状与发展趋势[J].心理科学进展,2007(5),816-821.
- [10] 汤景泰.情感动员与话语协同:新媒体事件中的行动逻辑[J].探索与争鸣,2016(11),51-54.
- [11] 王勇,吕学强,姬连春,肖诗斌.基于极性词典的中文微博情感分类[J].计算机应用与软件,2014(1),34-37,126.
- [12] 王有智,欧阳仑.心理学基础原理与应用[M].北京:首都经济贸易大学出版社,2003.
- [13] 威廉·麦独孤.社会心理学导论(俞国良,雷雳,张登印,译)[M].北京:北京大学出版社,2010:75-78.
- [14] 微博数据中心.2018微博用户发展报告[EB/OL].Http://Data.Weibo.Com/Report/Reportdetail?Id=423.
- [15] 徐琳宏,林鸿飞,潘宇,任惠,陈建美.情感词汇本体的构造[J].情报学报,2008(2),180-185.
- [16] 徐琳宏,林鸿飞,杨志豪.基于语义理解的文本倾向性识别机制[J].中文信息学报,2007(1),98-102.
- [17] 徐翔.新浪社会新闻传播中的“情绪偏好”效应与特征研究——基于新浪社会新闻的网络挖掘与实证分析[J].国际新闻界,2017(4),78-96.
- [18] 杨国斌.悲情与戏谑:网络事件中的情感动员[J].传播与社会研究,2009(9),39-66.
- [19] 张成功,刘培玉,朱振方,方明.一种基于极性词典的情感分析方法[J].山东大学学报(理学版),2012(3),50-53.
- [20] 周莉,王子宇,胡珀.反腐议题中的网络情绪归因及其影响因素——基于32个案例微博评论的细粒度情感分析[J].新闻与传播研究,2018(12),44-58,129.
- [21] Christopher K Hsee, Elaine Hatfield, John G Carlson.The effect of power on susceptibility to emotional contagion[J]. Cognition & Emotion,1990, 4(4),327-340.
- [22] Ekman P. Facial expression and emotion [J]. American Psychologist,1993,48(4),384—392.
- [23] Eliot R Smith, Frederica R Conrey.Agent-Based Modeling: A New Approach for Theory Building in Social Psychology[J]. Personality and social psychology review: an official journal of the Society for Personality and Social Psychology,2007, 11(1),87-104.
- [24] Lars Kai Hansen, Adam Arvidsson, Finn Arup Nielsen, Elanor Colleoni, Michael Etter. Good friends, bad news: affect and virality in Twitter [J]. Future Information Technology,2011(185),34-43.
- [25] Picard R W,Picard R. Affective computing[M]. Cambridge:MIT press,1997:12-17.
- [26] Strongman, Kenneth T. The psychology of emotion: From everyday life to theory [M]. The Atrium, Southern Gate, Chichester: John Wiley & Sons,2003:186-187.
- [27] Suin Kim, JinYeong Bak, Alice Oh.Do you feel what i feel? social aspects of emotions in twitter conversations[C]. Dublin: Proceedings of the sixth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, 2012: 495-498.

编辑:龙学锋,李树锋