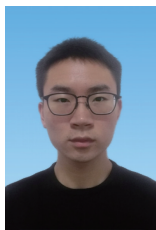


文章编号:1672-3813(2020)03-0070-08;DOI:10.13306/j.1672-3813.2020.03.007

# 社交媒体中表情符号的使用行为及成因分析

刘 飞,王 浩,许小可

(大连民族大学信息与通信工程学院,辽宁 大连 116600)



**摘要:**为了探究社交媒体中表情符号的使用现象及其成因,分析了新浪微博“昆山反杀案”话题下的 1 800 958 条微博中的表情使用情况。首先对表情使用频次进行统计分析,研究群体中表情的重复使用现象。然后对高频表情以及微博文本进行情感分类,分析个体用户表情使用的多样性。研究表明:微博中存在大量表情符号且出现频率呈长尾分布并遵循齐夫定律;高频表情的演变可以反映出事件舆情;个体用户习惯使用 2-3 个相同表情或情感相近的不同表情。用户使用的表情符号往往与其表达的主题相关且受从众心理影响,而多表情连用现象通常是为了加强所表达的情感。

**关键词:**表情符号;事件舆情;社交媒体;情感表达

**中图分类号:** TB3

**文献标识码:** A

## Usage Behavior and Cause of Emoji in Social Media

LIU Fei, WANG Hao, XU Xiaoke

(College of Information and Communication Engineering, Dalian Minzu University, Dalian 116600, China)

**Abstract:** In order to explore the usage behavior and cause of emojis on social media, we analyzed the use of emojis in 1 800 958 microblogs under the topic of "Kunshan Case" on Sina Weibo. First, we analysis the frequency of emoji to study the phenomenon of repeated usage of emoji in the group, and then we classify popular emojis and micro-blog texts, we analyze the diversity of emoji usage of individual users. The result shows that: There are a lot of emojis in Weibo and the frequency of emojis is long-tailed and follow Zipf's Law; The evolution of popular emojis can reflect the public opinion of the event; Individual users are used to using 2~3 same emojis or different emojis with similar emotions. The emojis used by users are often related to the topics they express and are influenced by the psychology of herds, and the phenomenon of co-occurrence emojis is usually to strengthen the emotions expressed.

**Key words:** emoji; public opinion; social media; emotional expression

## 0 引言

表情符号(图文字,Emoji)的形式发源于上世纪 90 年代的日本,它是日常生活中各个方面的二维视觉体现,满足了网络用户在文本对话中肢体语言和面部表情的需要。Emoji 在 2009 年正式加入统一编码系统后广受欢迎,几乎应用于所有的社交媒体平台中。emoji 引入 iOS 不到半年时间,在 Instagram 中的使用率从 0% 快速增

收稿日期:2020-03-30;修回日期:2020-06-11

基金项目:国家自然科学基金(61773091,61603073)、辽宁省重点研发计划指导计划项目(2018104016)、辽宁省“兴辽英才”计划项目(XLYC1807106)、辽宁省高等学校创新人才支持计划(LR2016070)

作者简介:刘飞(1994-),男,山西吕梁人,硕士研究生,主要研究方向为社交网络上信息传播。

通讯作者:许小可(1979-),男,辽宁庄河人,博士,教授,主要研究方向为网络科学和社交网络大数据。

长到 20%,目前约 40%的帖子中含有 emoji<sup>[1]</sup>。2015 年牛津词典将😄 选入“年度词汇”,表明表情的使用更加日常化。表情符号在线上交流中不仅可以用作情绪的表达(如😄,😂或😁),还可以装饰信息内容(如🌿,🍷或🍷),或者代替语句中的词语(如🍷,🍷或🍷)。Riordan 等发现情绪表达类的面部表情得到了广泛研究,而非面部表情则很少,非面部表情符号同样可以传递情感并消除信息歧义<sup>[2]</sup>。Emoji 就是网络上的肢体语言,在面对面交流的时候,人们会结合一个人的语调、表情、动作等非语言信息来领会对方的意图,而这些重要信息在网络通讯中都被抹去了,emoji 在一定程度上弥补了这种损失,让沟通更顺畅、更高效。Tauch 等研究表明,表情符号起到了放大消息的作用,只有在某些情况下,它才充当消息的修饰符<sup>[3]</sup>。

随着表情符号的使用越来越多,人们有必要关注它的使用特征及差异。Illendula 等发现推特中存在大量表情符号共现现象,并以此构建了表情共现网络<sup>[4]</sup>。用户对某些表情使用频率较高, Lu 等发现😄是全球许多国家用户最为喜欢的表情,使用频率达到总表情使用数的 15%,而第二位❤️的则下降至 6%,用户使用的表情类别和频率为识别和理解不同文化提供了宝贵信息<sup>[5]</sup>。Oleszkiewicz 等进一步观察表情符号使用模式和个性之间的关系,发现外向性、亲和性和情绪稳定性与表情的总体数量呈线性正相关关系<sup>[6]</sup>。虽然 emoji 表情符号多为生活中真实场景或常见情绪的简单视觉体现,但用户对 emoji 的理解和使用往往会因为文化差异、年龄差异和受教育背景差异等有所不同,不同社交平台上的表情符号呈现也有所不同<sup>[7]</sup>。Cho 等研究表明,使用表情符号而不是词语可能会在线上交流中引入歧义,因为表情符号的含义是不确定的,受语境和文化背景的影响。然而,也正是这种不确定性和可塑性,使得表情符号迅速在全球社交媒体流行<sup>[8]</sup>。尽管对于表情符号所起的作用及意义还有待进一步研究,但目前对表情符号的研究已经覆盖了很多领域,包括人类对表情符号的情绪感知<sup>[9]</sup>,表情符号对人际关系的影响<sup>[10]</sup>以及表情符号对在线教育和医疗健康的影响<sup>[11-12]</sup>。此外,对表情符号的使用行为研究有助于学者们更充分地进行自然语言处理,也可以帮助开发人员进行用户画像和用户分类,更准确地推断用户的状态、心情和喜好,从而提供个性化服务,优化用户体验<sup>[13-14]</sup>。

微博是一个基于用户间简短实时信息共享的广播式社交媒体,其中的博文大多以短文本的形式出现。同其他主流社交媒体一样,微博中的表情使用现象也非常普遍,包括 emoji 以及许多第三方的表情包。很多用户喜欢在同一条微博中使用多个表情来表达自己的情绪或强调博文中的某些词句。鉴于表情符号在社交媒体中的使用日益增加,网络用户的表情使用偏好和表情在表达中起到的作用值得进一步研究。本研究首先统计了微博中不同表情的使用频次,得出了微博量和表情使用随事件发展的演变情况,之后分析了用户在单条微博中关联使用多个表情的偏好。在此基础上,依据表情符号所表达的情感对微博中的高频表情进行分类,统计了不同类别表情的连用情况以及不同情感文本中的表情连用现象。最后探究了群体高频表情的出现以及个体表情关联使用现象的成因。

## 1 表情重复使用现象统计分析

### 1.1 数据描述和简单统计

此次研究通过新浪微博平台采集了 2018 年 8 月 27 日到 9 月 2 日“昆山反杀案”话题下的相关微博,覆盖了从事件发生初期到审判结果公示,再到舆论趋于平静这 3 个阶段,历时 8 天。数据包含了该话题下的微博内容、转发关系以及用户的基本信息,涉及了 1 183 171 位用户的 1 800 958 条微博。这些微博中含有 297 197 个表情,含表情率达 11%。在含有表情的 144 263 条微博中,有 28.3%的微博有表情连用现象。在这些有表情连用现象的微博中,38%的微博内容为纯表情,即除了表情外没有任何文本内容。有 103 822 条微博中出现了“文本+表情”的组合使用,其中 25 326 条(24.4%)有单表情连用现象。

### 1.2 群体表情的分布规律

Emoji 相较于其他网络表情来说,是一套较为完善的表情系统,但很少有人会去了解或使用整套表情。为了了解微博用户的表情使用偏好以及众多表情的使用情况,本文统计了数据中每个不同表情的使用频次,如图 1 所示。图中可以发现,表情的使用频次呈双峰分布,且在横坐标 100 附近出现了明显的拐点,表明在 2 898 个不同表情中,用户使用较多的表情,即高频表情,仅有 100 个左右,其余表情的使用次数较少。分析发现,这 100 个高频表情皆为微博平台自带的表情(见表 2),而大量第三方表情包的使用量显著少于微博自带表情,因而出现了两套不同的“表情系统”及其各自的高频表情。此外,微博用户对其中 10 个左右的表情有明显的使用偏好,其中使用最多的 3 个表情为👍,👍和👍,占表情总使用量的 28%,可见大多用户对该事件持支持鼓励的态度。

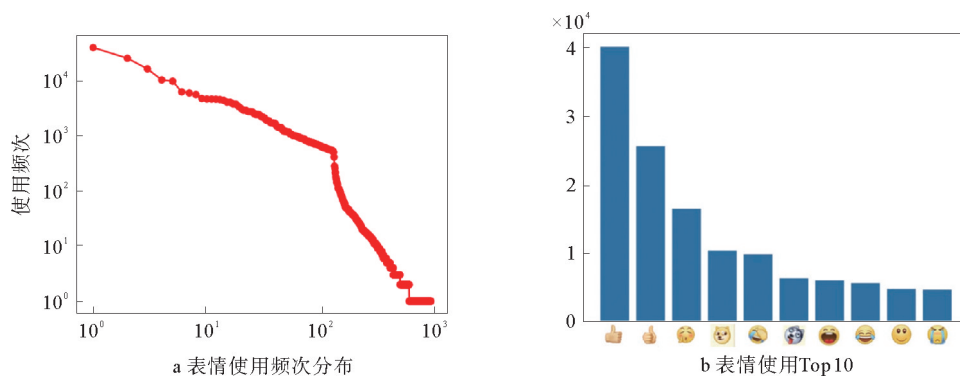


图 1 表情使用频次分布以及使用量前十的表情  
 Fig.1 Frequency distribution of emojis and top 10 emojis

话题微博下的表情符号使用频次存在差异,这种差异类似于文章中词频差异。很多社会科学分布现象都符合齐夫定律的设定,如单词的出现频率、网页的访问频率和城市人口等。尤其在语言系统中,齐夫定律在字符或单词的等级和使用频率之间建立联系,不仅适用于语料全体,也适用于单独一篇文章。表情符号作为一种特殊的语言符号,其使用频次及规律值得我们深入研究。本文对话题微博数据中的表情符号进行统计分析,用  $f$  表示表情使用频次,  $r$  表示根据  $f$  降序排列的表情等级序号,如频次最高的表情符号等级为 1,频次次之的表情符号等级为 2。表情等级和频次的乘积呈现为一个常数,这里的常数并非恒量,而是围绕一个中心值上下波动。由于频次  $f$  和等级  $r$  的数值相差较大,因此对  $f$  与  $r$  值分别取对数并求积,计算结果如表 1 所示。可以看出,频次  $f$  与表情等级  $r$  的乘积较为平稳,基本围绕一个常数上下波动,而从图 1a 也可已看出,前 100 个表情的频次和等级对数关系基本呈一条直线,符合齐夫分布规律的设定,可见,高频表情的频次分布呈现出较为明显的齐夫分布规律。

表 1 齐夫定律统计数据  
 Tab.1 Statistics of Zipf's law

$r$	$f$	$r \cdot f$	$\log(r)$	$\log(f)$	$\log(r) \cdot \log(f)$
1	40 080	40 080	0	10.598 632	0
2	25 608	51 216	0.693 147	10.150 660	7.035 901
3	16 459	49 377	1.098 612	9.708 627	10.666 017
4	10 358	41 432	1.386 294	9.245 514	12.817 004
5	9 815	49 075	1.609 437	9.191 667	14.793 417
6	6 293	37 758	1.791 759	8.747 193	15.672 866
7	6 006	42 042	1.945 910	8.700 514	16.930 418
8	5 606	44 848	2.079 441	8.631 592	17.948 892
9	4 773	42 957	2.197 224	8.470 730	18.612 096
10	4 659	46 590	2.302 585	8.446 556	19.448 914
11	4 647	51 117	2.397 895	8.443 977	20.247 772
12	4 620	55 440	2.484 906	8.438 149	20.968 015
13	4 564	59 332	2.564 949	8.425 954	21.612 147
14	4 433	62 062	2.639 057	8.396 831	22.159 720
15	4 108	61 620	2.708 050	8.320 691	22.532 850
16	4 091	65 456	2.772 588	8.316 544	23.058 358
17	3 802	64 634	2.833 213	8.243 282	23.354 978
18	3 759	67 662	2.890 371	8.231 908	23.793 275
19	3 414	64 866	2.944 438	8.135 639	23.954 895
20	3 130	62 600	2.995 732	8.048 788	24.112 014
21	2 921	61 341	3.044 522	7.979 681	24.294 318
22	2 903	63 866	3.091 042	7.973 499	24.646 426
23	2 770	63 710	3.135 494	7.926 602	24.853 816

特定话题下的微博表情使用量呈长尾分布,特定微博下的转发微博中也同样如此。本文选取了转发量最大的 6 条原创微博,分别统计了其转发微博中的表情使用情况,如图 2 所示。转发量较多的原创微博多为官方媒体发起的对事件看法的投票或对事件进展的实时报道,如“杀人者是否正当防卫”的投票以及事件结果“于海明的行为属于正当防卫,不负刑事责任”的公示。不同的人对同一条微博内容会有不同的看法,从图 2 横坐标可以看出这些微博的转发微博中出现了近百种甚至多达四百多种不同的表情。大量使用的少量表情则代表了大多数群众对该微博该事件的态度和看法是一致的。

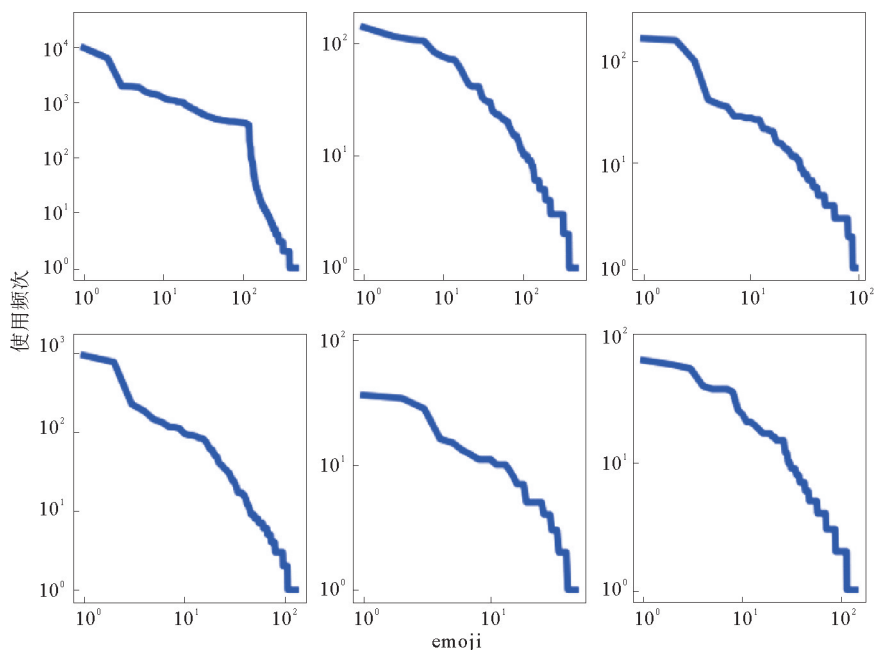


图 2 特定微博下的表情使用频次分布

Fig.2 Frequency distribution of emojis in certain tweets

### 1.3 高频表情在事件舆情中的演变

为了解表情符号在舆情表达中的作用以及二者之间的相互影响,本文统计了从事发到结束期间每一天的微博数和表情使用情况,得到了总使用量较多且具有代表性的 10 个表情随时间发展的热度变化。图 3 显示,除 8 月 30 日外,表情数及微博表情使用率总体上是随微博数的趋势变化的,随着微博数量暴增,表情使用率也随之增长。从图 4 可以看出,昆山反杀案是一起历时较短并具有转折性的事件,在事件发酵初期,图中表情使用量较少,说明网民对这件事的关注度较低。使用的👀🙄等表情较多,多表现出一种围观和反讽的吃瓜心态。在 8 月 29 日迎来了微博数的第一次爆发式增长,随着事件的进展,更多的人开始发声,也得到了更多用户的关注,👍👍👍等表

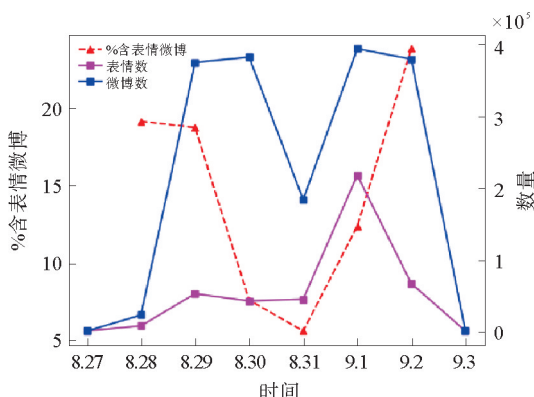


图 3 微博数及表情使用情况随时间演变图

Fig.3 The evolution of tweets and emoji usage

👍	240	1 570	2 646	2 715	48 944	9 281
🙄	80	848	493	587	14 326	2 964
👀	46	286	185	173	3 843	877
❤️	24	225	315	299	3 795	1 368
👍	220	1 465	1 826	1 742	23 367	6 784
🗣️	51	466	1 246	9 463	4 694	1 192
😂	431	2 365	1 419	1 385	1 959	1 052
🤔	768	5 578	3 736	2 443	3 361	3 160
🙄	233	2 373	1 538	1 393	1 797	1 027
🙄	1 066	3 959	2 480	2 060	4 797	1 773
	8.28	8.29	8.30	8.31	9.1	9.2

图 4 表情热度随时间演变图

Fig.4 The evolution of popular emojis



在此基础上,统计了微博中连用表情的情感极性情况。显示在 43 584 次单表情连用中,积极表情连用占 69.8%,中性表情占 15.2%,消极表情占 12.1%,其他表情占 2.8%。本文截取了数据中出现频次最高的 10 种单表情连用现象和多表情组合使用现象,如表 3 所示。在单表情连用中,绝大多数为积极表情的连用,如👍、👏和😄等,这些表情的大量连用表现出用户强烈的积极情感。在多表情组合使用中,用户习惯连用情感极性相近的表情来加深自己所表达的情感。情感极性比较强的表情,连用现象以及重复使用现象更为普遍,但出现频次远低于单表情连用的情况,体现出表情使用的多样性和随机性。不同于单表情或单表情连用,两个或者多个不同表情的组合使用往往表达了多种复杂的情感。如😞和😡的组合使用表达出了该用户的悲伤和愤怒;👍和😏的组合使用表达该用户在称赞的同时还带有一丝滑稽;😏和😐的组合使用则表达出该用户的不屑和疑惑。当然,还有很多表意相近的表情的组合使用,如👍和👏、😏和😐以及👍和👏。

常用的微博情感分类方法一般为基于机器学习进行情感分类<sup>[16]</sup>,以及基于微博文本情感强度的情感分类<sup>[17]</sup>。为了分析不同文本中表情使用现象的异同,本文采用大连理工大学信息检索实验室提出的七分类法<sup>[18]</sup>,将文本情绪分为“喜爱、高兴、悲伤、恐惧、厌恶、惊讶和愤怒”7 种类别,并添加了一个“中性”类用来标记没有明显情绪特征的微博文本。使用林鸿飞等人构建的大规模高质量的细粒度情感字典,可以更准确地对微博文本进行情感分类。通过对微博文本 jieba 分词,结合情感字典、程度副词字典和否定词字典与分词后的结果进行匹配,然后使用词频加权统计的方法确定每条微博的情感类别,最后统计了其文本中包含的连用表情,如表 4 所示。分析发现,连用表情现象普遍存在于不同情感的微博文本中,此话

题下的主流表情👍和👏在 8 种不同情感的语境中均有较多的连用现象。正面情感(喜爱和高兴)下😄😄等相同情感极性的表情的连用现象更多,而负面情感(悲伤、恐惧、愤怒和厌恶)下也较少出现明显表达负面情绪的表情,多连用😞和😡来表达心中的不满情绪。悲伤语境下的😞和愤怒语境下的😡则高度吻合了对应文本内容表达的情感。可见,微博文本内容和其中的表情符号所表达的情感并非完全一致,不同用户在使用表情时会出现理解上的差异。

表 3 高频连用表情

Tab.3 Top 10 co-occurrence emojis

单表情连用	出现频次	多表情组合	出现频次
👍👍👍	4 846	👏👏	131
👍👍👍	2 859	👍👍	104
😄😄😄	2 005	😞😡	90
👍👍	1 957	😏😐	57
👍👍	1 270	😞😡	40
😄😄😄	938	👍😏	38
😞😞	917	😞😡	31
😏😏😏	753	👍👏	30
😄😄😄	609	😞😡	30
😄😄	589	👍👏👍	29

表 4 不同情感文本中连用最多的 5 个表情

Tab.4 Top 5 co-occurrence same emojis in different emotional texts

排序	中性	喜爱	高兴	悲伤	恐惧	厌恶	惊讶	愤怒
1	👍	👍	👍	😞	👍	😡	😄	😡
2	👍	👍	👍	😞	👍	😄	👍	😡
3	😞	😞	😞	😏	😏	😏	😄	😡
4	😄	😏	😄	😡	😡	👍	😡	😏
5	😏	😄	😄	👍	😏	😏	👍	👍

## 2 表情重复使用现象的成因分析

### 2.1 主题相关性

微博用户使用的表情往往与其表达内容的主题相关。音乐相关的内容大概率会出现🎵,而🎬也常出现在电影相关的话题中,生日祝福中往往都会使用🎂。而本文所使用的数据中,即在“昆山反杀案”这个话题下,会出现微博用户对该事件的态度以及事件的传播过程,因此出现了大量👍、👏、😄等表情表达用户对该事件结果的肯定,😏和😐等表情表达用户的讽刺或吃瓜心态。此外,由于这次事件涉及法律和公共安全,因此也出现了大量的👏(中

国赞),表达网民的对国家相关部门对该事件处理结果的认可。👍的大量使用也通常出现在重大事件结果公示或重要通知中,可见不同话题下可能会出现不同的高频表情,体现出表情符号作为态势语在不同语义或情感表达中的作用。“态势语”一词出自语言学领域,态势语言就是指“人类以面部表情、身势动作、空间距离和服饰装束为物质材料的信息载体”<sup>[19]</sup>。在如今这个能用表情代替,就不打字的时代,表情符号这种态势语极大地满足了人们的线上交流需求,这种需求也推动了表情符号的使用和发展。

## 2.2 个体的从众心理

除了主题相关性,网络用户的从众心理也是出现高频表情的重要成因。法国社会学家塔尔德在自己的著作《模仿律》中提到“模仿是基本的社会现象,也是人类作为社会性动物的本能。”个人在外界人群行为的影响下,从知觉、判断和认识上表现出符合于公众舆论或多数人的行为方式即为模仿,它降低了人们的思考成本,也降低了决策风险。当看到别人观点的评论区下面为清一色的👍,而自己也认同或大致认同该博主的观点,那么很多用户都会有从众心理来“排好队形”,同其他用户一样评论👍。此时,👍这个表情的使用量就会随着原博文的热度升高而越来越多。当网络表情最初使用并流行开来之际,传播者通过模仿可获得社会认同感,这种模仿行为和社会认同心理是表情符号爆红的核心因素<sup>[20]</sup>。这也符合前面提到的表情符号长尾分布,尤其在特定话题或特定微博下,这种个体的从众心理是高频表情出现的重要原因。

## 2.3 重复使用以加强情感

在现代修辞学中,反复是指“为了突出某个意思,强调某种感情,特意重复某一语言部分”。诗歌中的反复又称“复沓”。它具有特殊的表现力,表现强烈的感情,强调主题、加强语气、增强旋律美,起着一唱三叹的作用。在《诗经》中,反复可以说是运用得最多最普遍的修辞法之一。反复的运用与渲染气氛、表达情感、精炼语言、意识流等有重要关联。

同文学中的反复重复现象类似,微博中的表情重复使用现象也起到了加强表达情感的作用。如前所述,微博用户所使用的表情多与其表达的情感或涉及话题相关。例如微博“这首歌🎵真是太好听了❤️”,网民可以明确感知该用户想要分享的内容和表达出来的情感。而类似的微博“这首歌🎵真是太好听了❤️❤️❤️”,用户则可以明显感受到这条微博表达的情感比上一条更加强烈。从表3也可以看出,👍、👍、👍等表情的大量连用,强烈表现出网民对此事件结果的肯定与对处理此事件的相关单位的赞扬。另一方面,同样的表情符号堆叠在一起,在视觉上更有冲击力,具有加强表意的作用。同时,表情连用现象在现实生活中也非常普遍,例如青年人在表达关心的时候,经常会使用两个👍或两个❤️的表情,又如用户经常使用三个👍来表达对人的称赞等,这一方面或与中文文本中经常使用叠词有关。

## 3 结论

本研究分析了新浪微博“昆山反杀案”话题下相关微博中的表情使用情况。通过对所有用户表情符号的统计分析,发现微博用户会使用大量不同的表情符号,但常用的表情仅有100个左右,特定话题以及特定微博下的表情符号使用频次呈长尾分布。然后,统计了高频表情随事件发展的数量变化,不同时期高频表情的变化可反映出该事件舆情的演变情况以及用户的情绪变化。此外,针对单条微博中的表情使用情况做了进一步分析,发现其中存在大量的相同表情连用现象以及不同表情的关联使用现象。通过对100个常用表情以及有表情连用现象的微博文本进行了情感分类,发现正面情感的表情符号在微博中的连用现象更多,不同情感的文本中往往有对应情感的表情连用。主题相关性往往直接决定了部分高频表情的出现,人类的从众天性也使很多网络用户倾向于模仿其他用户的表情使用行为,进一步促使特定表情符号的爆发增长。同语言文学中的反复现象类似,网络用户在单条微博中使用多个相同表情或情感相近的不同表情,往往是为了辅助表达,加强情感。对社交媒体中用户使用表情符号的分析是复杂在线社会系统中新兴的研究方向,相关研究有助于了解网络用户的表情使用、习惯,以及表情符号在社交媒体中对情绪表达的影响。

## 参考文献:

- [1] Pohl H, Domin C, Rohs M. Beyond just text: semantic emoji similarity modeling to support expressive communication[J]. ACM Transactions on Computer-Human Interaction, 2017, 24(1):1-42.
- [2] Riordan M A. The communicative role of non-face emojis: affect and disambiguation[J]. Computers in Human Behavior, 2017, 76:75-86.

- [3] Tauch C, Kanjo E. The roles of emojis in mobile phone notifications[C]// Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, 2016:1560 - 1565.
- [4] Illendula A, Yedula M R. Learning emoji embeddings using emoji co-occurrence network Graph[C]. CoRR, 2018, arXiv:1806.07785v1.
- [5] Lu X, Ai W, Liu X, et al. Learning from the ubiquitous language: an empirical analysis of emoji usage of smartphone users [C]// Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, 2016:770 - 780.
- [6] Oleszkiewicz A, Karwowski M, Pisanski K, et al. Who uses emoticons? Data from 86 702 Facebook users[J]. Personality and Individual Differences, 2017,119:289 - 295.
- [7] Miller H, Thebault-Spieker J, Chang S, et al. "Blissfully happy" or "ready to fight": varying interpretations of emoji[C]// International AAAI Conference on Web and Social Media, 2016:259 - 268.
- [8] Cho H, Ishida T. Exploring Cultural Differences in Pictogram Interpretations[M]// Ishida T. The Language Grid. Cognitive Technologies. Springer Berlin Heidelberg, 2011:133 - 148.
- [9] Wall H J, Kaye L K, Malone S A, et al. An exploration of psychological factors on emoticon usage and implications for judgement accuracy[J]. Computers in Human Behavior, 2016, 62:70 - 78.
- [10] Rodrigues D, Lopes D, Prada M, et al. A frown emoji can be worth a thousand words: Perceptions of emoji use in text messages exchanged between romantic partners[J]. Telematics and Informatics, 2017, 34(8):1532 - 1543.
- [11] Joanna C. D, Devshikha B, Patrick R. L, et al. What Sunshine is to Flowers: a Literature Review on the Use of Emoticons to Support Online Learning[M]. San Diego, CA, US: Elsevier, 2016:163 - 182.
- [12] Skiba D J. Face with tears of joy is word of the year: are emoji a sign of things to come in health care? [J]. Nursing Education Perspectives, 2016, 37(1):56 - 57.
- [13] Esposito G, Hernandez P, Van Bavel R, et al. Nudging to prevent the purchase of incompatible digital products online: An experimental study.[J]. Plos One, 2017, 12(3):e0173333.
- [14] Manganari E E, Dimara E. Enhancing the impact of online hotel reviews through the use of emoticons[J]. Behaviour & Information Technology, 2017, 36(7):674 - 686.
- [15] 刘伟朋, 陈雁翔, 孙晓. 基于表情符号的中文微博多维情感分类的研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2014, 37(7):803 - 807.  
Liu Weipeng, Chen Yanxiang, Sun Xiao. Multidimensional sentiment classification method of Chinese micro-blog based on the emotion[J]. Journal of Hefei University of Technology(Nature Science), 2014, 37(7):803 - 807.
- [16] 谢丽星, 周明, 孙茂松. 基于层次结构的多策略中文微博情感分析和特征抽取[J]. 中文信息学报, 2012, 26(1):73 - 84.  
Xie Lixing, Zhou Ming, Sun Maosong. Hierarchical structure based hybrid approach to sentiment analysis of Chinese micro blog and its feature extraction[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2012, 26(1):73 - 84.
- [17] Xin M J, Wu H X, Li W M, et al. A public opinion classification algorithm based on micro-blog text sentiment intensity: Design and implementation[J]. International Journal of Computer Network & Information Security, 2011, 3(3):48 - 54.
- [18] 徐琳宏, 林鸿飞, 潘宇, 等. 情感词汇本体的构造[J]. 情报学报, 2008, 27(2):180 - 185.  
Xu Linhong, Lin Hongfei, Pan Yu, et al. Constructing the affective lexicon ontology[J]. Journal of The China Society for Scientific and Technical Information, 2008, 27(2):180 - 185.
- [19] 李峻. 态势语言地位论[J]. 求索, 2001,(2):101 - 104.  
Li Jun. Status theory of posture language[J]. Seeker, 2001,(2):101 - 104.
- [20] 张美静. 人际传播的符号回归——网络表情符号 emoji 在社交媒体爆红的因素分析[J]. 新闻爱好者, 2015, (12):47 - 51.  
Zhang Meijing. Symbolic regression of interpersonal communication—Analysis of the factors of emoji's popularity on social media[J]. Journalism Lover, 2015, (12):47 - 51.

(责任编辑 耿金花)