

基于辟谣微博的互动及热门评论情感倾向的辟谣效果研究^{*}

——以新冠疫情相关辟谣微博为例

李宗敏 张 琪 杜鑫雨

(四川大学商学院 成都 610065)

摘 要:[目的/意义]增强社交媒体平台上的辟谣效果可以为辟谣提供新的思路,加快辟谣过程,减轻谣言的危害。[方法/过程]提出了辟谣效果指数(REI)。搜集2020年1月1日至2020年4月20日由“微博辟谣”转发的辟谣信息,应用自然语言处理(NLP)方法,以提取辟谣微博的文本特征,分析辟谣微博文本、热门评论的情感倾向。采用人工标注法验证了REI对辟谣效果评价的有效性,并探索REI与辟谣微博的内容特征与背景特征之间的关系,建立了四种回归模型,基于综合拟合表现最优的XGBoost回归模型,利用SHapley Additive exPlanations(SHAP)对回归结果进行可视化和分析。[结果/结论]基于分析结果,为不同辟谣情景(如辟谣者的影响力、话题热度等)提出了如何组织辟谣信息以增强辟谣效果的决策建议,REI也可应用于其他社交媒体平台。

关键词:新浪微博;辟谣效果;辟谣影响因素;情感分析;自然语言处理;机器学习

中图分类号:G206; G358 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-1965(2020)11-0090-06
引用格式:李宗敏,张 琪,杜鑫雨. 基于辟谣微博的互动及热门评论情感倾向的辟谣效果研究[J]. 情报杂志,2020, 39(11): 90-95, 110.
DOI:10. 3969/j. issn. 1002-1965. 2020. 11. 014

Research on Rumor-refutation Effectiveness Based on the Interactions and Popular Comments' Emotional Tendencies of the Rumor-refuting Microblogs: Taking Rumor-refuting Microblogs Related with COVID-2019 as an Example

Li Zongmin Zhang Qi Du Xinyu

(Business School, Sichuan University, Chengdu 610065)

Abstract: [Purpose/Significance] Enhancing social media rumor refutation effectiveness can shed light on the rumor refutation, speed up the rumor-refuting process, and lessen the harm of rumors. [Method/Process] This paper first proposes a rumor-refutation effectiveness index (REI). We collected the rumor-refuting microblogs forwarded by "Weibo Refutes Rumor" from January 1, 2020 to April 20, 2020. To extract the text characteristics and analyze the sentiment of these rumor-refuting microblogs and popular comments, Natural Language Processing (NLP) approaches were applied. Human annotations were applied to verify the effectiveness of the REI. To explore the relationship between the REI and the content and contextual factors of the rumor-refuting microblogs, four regression models were established. Based on XGBoostRegressor with the best overall fitting performance, SHapley Additive exPlanations (SHAP) was used to visualize and analyze the regression results. [Result/Conclusion] Decision making suggestions on how to organize rumor-refuting messages under different situations such as rumor-refuting microblog author's influence and heat of topics were proposed. The REI can also be applied in oth-

收稿日期:2020-06-23 修回日期:2020-09-03
基金项目:国家社会科学基金重大招标项目“大数据背景下城市灾难事件社会舆情治理研究”(编号:17ZDA286);四川大学商学院2019年中央高校基本科研业务费项目“基于机器学习和自然语言处理的网络谣言群体预测研究”(编号:2019自研-商学C01);成都哲学社会科学规划项目“基于大数据分析的成都网络谣言精准治理研究”(编号:2019L40)。
作者简介:李宗敏(ORCID:0000-0002-6000-0171),女,1987年生,博士,副教授,硕士生导师,研究方向:数据驱动的决策、舆情分析;张 琪(ORCID:0000-0001-7312-9073),女,1998年生,硕士研究生,研究方向:不确定决策、舆情分析;杜鑫雨(ORCID:0000-0002-1265-3186),女,1998年生,硕士研究生,研究方向:决策分析、舆情分析。

er social media platforms.

Key words: Sina Weibo; rumor refutation effectiveness; rumor-refutation influencing factors; sentiment analysis; natural language processing; machine learning

0 引言

随着智能手机和移动设备的广泛普及,人们能够随时随地查看在线新闻并在社交媒体平台上更新信息。国内最大的微博平台新浪微博 2019 年的月活跃用户达 5.16 亿,日活跃用户达 2.22 亿。不同于传统媒体自上而下的生产方式,微博平台上人人可以发声,由于缺乏传统媒体把关人的角色,海量用户生成的内容真假难辨,因此微博等社交媒体为谣言提供了生存空间。突发危机事件爆发时,网络谣言更是乘隙大行其道。例如 2020 年 1 月以来,新型冠状病毒疫情蔓延,网络上谣言也爆发涌现,引发公众恐慌、愤懑,激化社会矛盾,威胁社会稳定。

为应对谣言的潜在风险,制定相关的辟谣策略至关重要。目前主要有两种辟谣方法,即阻止谣言扩散和传播真相以澄清谣言^[1]。由于互联网的开放性,阻止谣言扩散愈发困难,如果缺乏适当的社会支持,直接封锁谣言信息可能会产生逆火效应^[2]。

已有的关于辟谣的研究主要侧重于以下几类:a. 对个案的研究,如唐雪梅和赖胜强^[3]以太伏中学事件为例,分析政府的辟谣策略;b. 从心理学角度,分析不同辟谣措施对降低谣言传播意愿^[4]、阻断谣言快速传播的效果^[5];c. 从新闻传播学、管理学角度出发对传播辟谣信息提出一些方向性建议^[6]。然而,目前还没有关于新冠疫情相关辟谣微博的研究,且仍然缺乏对辟谣效果评价的方法。因此,以新冠疫情相关辟谣微博为例,基于传播真相以澄清谣言的角度,本文首先提出辟谣效果指数(REI)以解决社交媒体评价辟谣效果的难点,旨在通过适当地组织辟谣信息的组成部分(例如辟谣文本的长度、是否带有视频或图片等)以提高社交媒体辟谣效果,为辟谣策略提供新的思路。

1 关键问题描述

1.1 辟谣效果如何评价 2013 年 8 月在北京市互联网信息办公室和首都互联网协会牵头下,北京地区网站联合辟谣平台成立,标志着我国谣言治理工作建设进入全新时代。如今,全国的、行业的、地方政府以及互联网企业发起的辟谣平台已经非常多,但治理网络谣言无疑具有艰巨性和复杂性,大范围的谣言依旧大行其道,甚至重复出现、愈演愈烈,并没有因为辟谣而减少,谣言造成的影响反而更深远。除了网络快速发展等客观因素,很大程度是因为对于辟谣效果缺乏

科学评价,没有把握住提升辟谣效果的关键因素。

本文从辟谣微博的互动及热门评论情感倾向的角度来研究辟谣效果评价,是因为当个体面对不确定信息时,个体认为大多数人的行为和观点是合理的,因此会做出适当的行为或表达相似的观点^[7]。在微博平台上,某条微博的转发数、评论数及点赞数相当于其他用户对该微博信息的真实性进行背书,从而影响个体的行为^[8]。应综合考虑辟谣微博传播的数量和质量,提出辟谣效果指数,以解决评估难点。

1.2 辟谣效果如何增强 为增强辟谣效果,应识别出对辟谣效果有显著影响的辟谣微博内容或背景特征。在社交媒体平台上,辟谣微博包含不同的内容和背景特征。例如,有的辟谣微博只包含文本;有的可能除文本外,附有图片、视频或者链接。此外,辟谣微博具有不同的表达方式,有的语言风格更加积极,而有的偏向中立或者消极,辟谣微博的作者的影响力也不尽相同。通过适当地组织对辟谣效果有显著影响的辟谣微博内容或背景因素,可以增强辟谣效果。

2 辟谣效果指数(REI)

2.1 辟谣效果指数(REI)描述 为评价辟谣微博的辟谣效果,本文提出了辟谣效果指数(REI)。REI 由辟谣微博的互动数(即转发数、评论数、点赞数)及热门评论情感倾向综合构成。考虑这些因素的原因如下:

a. 转发数。微博的转发数越高,其信息的可信度和用户共享意图都更强^[8]。本文假设,如果用户转发了辟谣微博,那么该用户是确信辟谣信息的。

b. 点赞数。点赞数表明用户对微博的喜爱和认可。以新浪微博为例,如果用户给某条微博点“赞”,那么该微博会以“他/她喜欢的微博”的形式出现在该用户主页上,用户的关注者在浏览用户主页时可以看到这条微博。因此,辟谣微博的点赞数越多,辟谣信息传播的可能性就越高。

c. 热门评论情感倾向。热门评论是一些用户为自己赞同的评论点赞,获得点赞最多的评论可以居于该条博文评论区榜首,便于被更多人看到。此时微博的热门评论在一定程度上反映着民众的看法,带有个人的情感,具有一定的情感倾向性^[9]。本文认为,热门评论对看到这条微博的其他用户的情感态度有引导的作用,如果热门评论的情感积极概率越高,那么评论区中越有可能形成良好的反馈;反之,其他用户对辟谣信息

的真实性也会存疑。

信息论中对信息量的描述^[10]:一个事件包含信息量的大小与该信息发生的概率有关,发生概率小的事件所包含的信息量大,发生概率大的事件包含的信息量小,事件*i*的信息量的计算公式为: $H = -\log_2 P_i$ 。

类比于信息量的计算,REI 的计算公式为:

$$REI = -\log_2 \frac{1}{r + c * p + l + 1}$$

(1)

其中,*r* 代表转发数,*c* 代表评论数,*p* 代表热门评论的加权平均情感积极概率(热门评论的权重为其获

得的点赞数),*l* 代表点赞数,1 代表辟谣信息发布者。假设共有(*r* + *c* * *p* + *l* + 1) 人相信辟谣微博*m*,则*m*由辟谣信息发布者发布的概率为 $\frac{1}{r + c * p + l + 1}$ 。当(*r* + *c* * *p* + *l*) = 0 时,REI = 0,即此时,除辟谣信息发布者外,没有人相信*m*,*m*的辟谣效果为 0。

2.2 REI 的可能影响因素 如图 1 所示,本文考虑了 REI 的两方面可能影响因素,即辟谣微博的内容特征和背景特征。

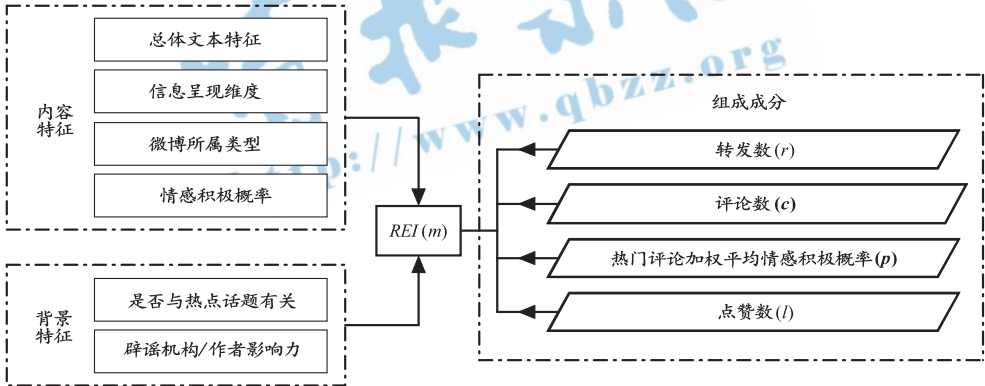


图 1 REI 的可能影响因素及组成成分

2.2.1 内容特征 a. 辟谣微博的总体文本特征。总体文本特征包括文本的长度,名词、动词、形容词、副词、问号、感叹号的数量(分别表示为 num_words、num_n、num_v、num_adj、num_adv、num_? 和 num_!)。

b. 信息呈现维度是评估信息质量的关键因素之一^[11]。图片、链接和视频都是丰富信息呈现维度的因素(分别表示为 num_figure、link 和 video)。

c. 辟谣微博所属类型(表示为 category i)。社交媒体平台上包含了用户生成的各种内容。研究表明,不同类型的信息受到的关注程度也不同^[12]。

d. 辟谣微博的情感倾向(即情感积极概率,表示为 positive_prob)。辟谣微博中包含的情绪可能会影响用户的转发行为^[13]。信息中情感表达的程度有助于提高信息的生动性。

2.2.2 背景特征 a. 热门话题(表示为 hot topic)。社交媒体上的热门话题通常是一些突发的公共事件和重要信息,这些信息可能引起公众的共鸣和激烈讨论^[14]。因此本文假设,如果辟谣微博与当前热门话题有关,则它可以引起更多的关注,触发更多的互动。

b. 辟谣微博作者的影响力(表示为 author's influ-

ence)。作者的影响力对其发布信息的可信度有很重要的影响,例如,与普通用户发布的微博相比,新闻站点发布的微博更易被用户转发^[15]。

3 方法与分析

3.1 数据搜集和处理 新浪微博是中国最受欢迎的社交媒体平台之一。自 2020 年 1 月新冠疫情以来,网络谣言爆发涌现,“微博辟谣”是新浪微博的官方辟谣账号,其转发的辟谣信息均为官方认证信息,本文使用八爪鱼采集器采集了 2020 年 1 月 1 日至 2020 年 4 月 20 日由“微博辟谣”转发的新冠疫情相关辟谣微博的原文及其转发数、点赞数、评论数、热门评论、热门评论获得的点赞数、作者的发博数、作者的粉丝数、辟谣微博附加的图片数、是否包含链接或视频等信息。共采集到由 713 个辟谣者发布的 1 903 条新冠疫情相关辟谣微博,除了 127 条没有评论的辟谣微博和 101 条关闭评论区的辟谣微博,其余辟谣微博都采集了热门评论区第一页的评论及其获得的点赞数(若评论不足一页则采集全部评论信息),共计 15 739 条热门评论。如表 1 所示,根据辟谣微博的文本内容,本文划分了 8 种辟谣微博类型。

表 1 辟谣微博类型及对应数量

类型编码	辟谣微博所属类别	条数	总转发数	总评论数	总点赞数	总热评数
category 1	个人防护与食品安全类	202	53 940	49 807	933 184	1 597
category2	疫情防控与人身安全类	219	52 463	24 273	263 680	1 517
category3	交通管控与出行安全类	182	1 234 199	20 152	203 875	1 487

续表 1 辟谣微博类型及对应数量

类型编码	辟谣微博所属类别	条数	总转发数	总评论数	总点赞数	总热评数
category4	武汉疫情防控状态类	68	66 045	354 192	3 009 804	760
category5	升学考试与学期安排类	206	53 307	92 939	811 968	2211
category6	城市封城与复工返乡类	100	22 121	19 979	322 063	928
category 7	警方通报处理造谣者类	448	284 659	70 451	581 930	3 176
category8	辟谣新增病例类	478	299 204	214 638	3 175 392	3 987

情感分析是将文本转换为 0~1 之间的数值,数值越接近于 1,则文本情感倾向越积极,而数值越接近于 0,则文本情感倾向越消极。百度 AipNLP^[16]是最先进的中文文本分析技术之一,可以将文本内容转换为对应的情感积极概率。本文应用百度 AipNLP 计算辟谣微博文本的情感积极概率以及热门评论的情感积极概率。基于公式(1),可以计算出辟谣微博对应的 REI 值。

辟谣微博作者的影响力由其粉丝数和发博数两部分构成。粉丝数(记为变量 1)在一定程度上可以表明微博用户的受关注程度,而发博数(记为变量 2)则可以反映该用户的活跃程度。首先对数据进行 max-min 标准化,然后利用熵权法求两者的权重。计算过程如下:

$$e_j = - \frac{1}{\ln t} \sum_{u=1}^t p_{uj} \ln p_{uj}, p_{uj} = \frac{z_{uj}}{\sum_{u=1}^t z_{uj}} \quad (2)$$

其中 e_j 代表变量 j 的信息熵, $j=1,2$, z_{uj} 代表第 u 个辟谣微博作者的第 j 个变量的值, t 代表的是辟谣微博作者的总数。进而,两个变量的权重可利用如下公式计算得到:

$$w_j = \frac{1 - e_j}{\sum_{j=1}^2 (1 - e_j)} \quad (3)$$

其中 w_j 代表第 j 个变量的权重, $j=1,2$ 。经计算可得 $w_1=76.3\%$, $w_2=23.7\%$ 。因此,辟谣微博作者的影响力的计算公式为 $76.3\% \times \text{max-min}$ 标准化的粉丝数 $+23.7\% \times \text{max-min}$ 标准化的发博数。

本文搜集了辟谣微博对应的话题信息,曾出现在微博热搜榜^[17]上的话题为热门话题,其 hot topic 值为 1,反之为 0。

3.2 基于人工标注的 REI 验证 为了验证 REI 的有效性,我们邀请了成都市互联网信息办公室的 3 位专家对本文搜集到的 1 903 条辟谣微博的辟谣效果进行人工标注。3 位专家都是网络安全方面的专家,主要从事网络安全审查、辟谣信息传播引导方面的工作,且已具有两年以上工作经验。专家直接浏览辟谣微博及其转发数、点赞数、热门评论,对辟谣效果的判断是基于对辟谣微博的互动与热门评论情感倾向的主观感知,与 REI 的评价出发点一致。专家评价分为“不好”

“一般”和“好”三个等级。该 1 903 条辟谣微博的 REI 取值范围为 $[1.0000,21.1108]$,因此,对应考虑 REI 的 3 个子区间为 $[1.0000,7.0000]$, $(7.0000,14.0000]$ 和 $(14.0000,21.1108]$ 。

利用 SPSS 22.0 对专家标注和 REI 的 3 个子区间进行卡方检验,在 95% 的置信水平下,两者存在显著相关性(p 值均为 0.0000)。一致性检验可判断两种方法评价的一致性,3 位专家的人工标注与 REI 子区间之间的 Kappa 值分别为 0.876、0.826 和 0.873, p 值均为 0.0000,故在 95% 的置信水平下,可认为由 REI 评估和人工标注的辟谣微博的辟谣效果是一致的,且一致性较好。因此,利用本文提出的 REI 评估辟谣微博的辟谣效果是有效的。

3.3 建立回归模型 为探索 REI 与其可能的影响因素之间的关系,本文以 REI 为因变量,内容特征和背景特征为自变量建立了 4 个回归模型,包括传统的线性回归模型和机器学习领域的 3 种回归模型,即支持向量回归模型(SVR)、extreme Gradient Boosting 回归模型(XGBoostRegressor)和 Light Gradient Boosting Machine 回归模型(LGBMRegressor)。机器学习领域的 3 种回归模型选取理由如下:

SVR 具有优秀的非线性表达能力和多层特征学习能力,通过非线性映射将低维空间中线性不可分的样本点映射到高维线性可分的特征空间中,再对其进行线性回归^[18],可为分析特征以及交互上的多样层次关系提供支持。

XGBoostRegressor 和 LGBMRegressor 是基于梯度提升的决策树算法,在此算法中,决策树具有先后关联,当前预测以上一轮的预测误差为基础,利用各轮预测误差迭代构建模型,可提升预测的准确性^[19]。

本文采用平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)和相关系数(R^2)评价建立的回归模型的性能,这 3 个评价指标的定义如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y_n - \hat{y}_n| \quad (4)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2 \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2}{\sum_{n=1}^N (y_n - \bar{y}_n)^2} \quad (6)$$

其中, y_n 、 \hat{y}_n 和 \bar{y}_n 分别代表 REI 的实际值、预测值和平均值。MAE 和 MSE 测量的是预测值与实际值之间的误差,数值越小越好, R^2 描述的是模型拟合数据的能力, R^2 越接近于 1, 则模型的拟合优度越好。

表 2 回归模型在训练集和测试集上的表现

方法	训练集(80%)			测试集(20%)		
	MAE	MSE	R^2	MAE	MSE	R^2
线性回归模型	1.3871	3.9089	0.6379	1.4447	3.7579	0.6729
SVR	0.7072	0.5403	0.9369	2.5144	11.0382	0.0391
XGBoostRegressor	<u>0.9045</u>	<u>0.7116</u>	<u>0.8943</u>	1.3793	<u>3.6300</u>	<u>0.6840</u>
LGBMRegressor	1.1654	2.1658	0.7470	1.3888	3.4429	0.7003

以 80% 的数据作为训练集,20% 的数据作为测试集,基于相同的训练集和测试集,4 种回归模型的拟合效果如表 2 所示,其中加粗的数值为最优值,加下划线的为排名第 2 的值。

3.4 讨论及建议 本节讨论基于综合拟合表现最优的 XGBoostRegressor 的回归结果,并提出实用的增强新冠疫情相关辟谣微博 REI 的建议。

SHapley Additive exPlanations (SHAP) 可以解释任何机器学习模型的输出。对于每个预测样本,模型都产生一个预测值,SHAP value 就是该样本中每个特征所分配到的数值^[20]。图 2 显示了对于 REI,不同特征的重要性程度,由 hot topic 到 category 1,重要性程度依次递减,SHAP value 显示了每个特征对模型输出的影响分布,深色代表特征值高,浅色代表特征值低,对模型输出的影响可忽略不计的特征将被省略^[21]。因此,对于排名前 10 位的特征可以初步得出以下的结论:

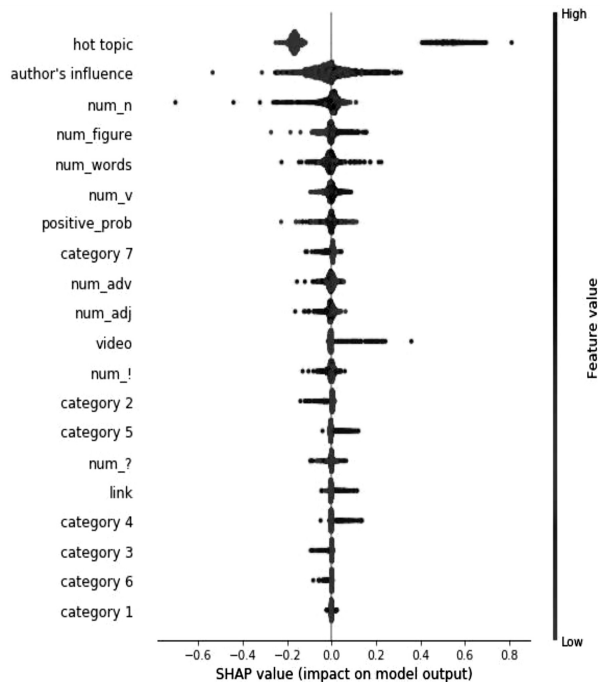


图 2 不同特征对 REI 的影响

a. Hot topic 与 author's influence 对 REI 有积极的影响;b. Num_n 与 REI 具有负相关的关系;c. Num_figure 与 num_v 对 REI 有积极的影响;d. Num_words 和 positive_prob 应在一个适当的范围内;e. Category 7 (警方通报处理造谣者类)辟谣微博的 REI 值较低;f. Num_adv 与 num_adj 应在一个适当的范围内,当它们数量过多时,对 REI 有消极的影响。

为了进一步理解单个特征对模型输出的影响,可以将该特征的 SHAP value 与数据集中所有样本的该特征值进行比较,单一特征值垂直方向上的分布表示与其他特征的交互作用^[21]。

图 3 表示随着特征 num_n、num_v、positive_prob 和 author's influence 的变化预测 REI 的变化,单一特征值垂直方向上的分布表示与 hot topic 的交互作用。当 num_n 超过 125 时,不论辟谣微博是否与热门话题有关,都会对 REI 产生负面的影响,对于不包含热门话题的辟谣微博,辟谣文本中的名词数量不超过 75 时 REI 较好。Num_v 与 REI 呈现出近似倒 U 型的关系,当辟谣文本中的动词数量小于 10 时,与热门话题有关的辟谣微博 REI 较差,不包含热门话题的辟谣微博动词数量在 50 ~ 85 的范围较好。当 positive_prob 小于 0.2 时,与 REI 不具有明显的关系,当 positive_prob 大于 0.8 时,无论辟谣微博是否与热门话题有关,其 REI 值有下降趋势。对于与热门话题有关的辟谣微博,positive_prob 的适宜范围为 0.2 ~ 0.8,而不包含热门话题的辟谣微博则为 0.5 ~ 0.8。热门话题可增强影响力较小(0.0 ~ 0.05)的作者对 REI 的正面影响,作者的影响力对于不包含热门话题的辟谣微博的 REI 积极影响更大。

图 4 表示随着特征 num_figure、video 和 link 的变化预测 REI 的变化,单一特征值垂直方向上的分布表示与 hot topic 的交互作用。当辟谣微博附加图片、视频和链接时,对不包含热门话题的辟谣微博的 REI 的增强效果更加明显。

基于上述分析,本文提出以下决策建议以提高新冠疫情相关辟谣微博的 REI:

a. 尽量丰富辟谣微博的信息呈现维度。当辟谣微博不包含热门话题时,附加图片、链接或者视频都能显著地提升 REI。如果辟谣微博包含视频,那么可以在文本中适当地使用感叹句或者问句,进一步引起用户的关注。

b. 注意辟谣微博文本的字数以及名词和形容词的数量。社交媒体上有海量的信息,用户已经习惯即时阅读和碎片化阅读。超过 150 字的文本可能会导致用户阅读疲劳。应关注辟谣的核心问题,以便使用户快速理解辟谣微博的主要内容。

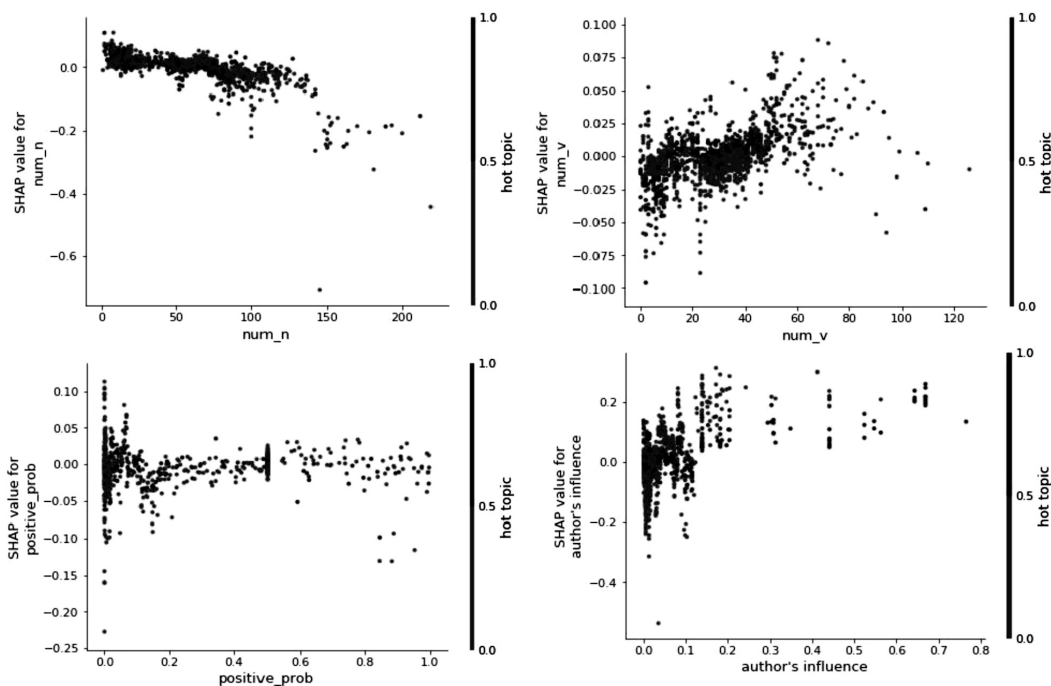


图3 num_n、num_v、positive_prob、author's influence 与 REI 的关系图

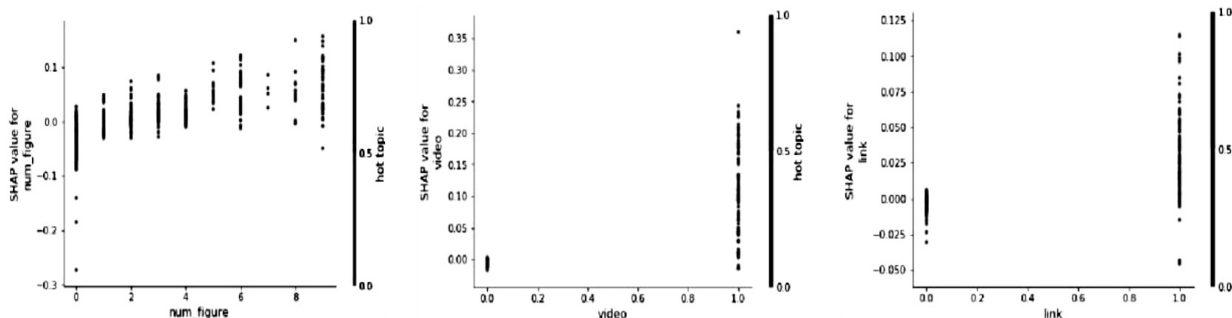


图4 num_figure、video、link 与 REI 的关系图

c. 注意辟谣微博的情感倾向。与热门话题有关的辟谣微博,其文本情感积极概率的适宜范围为 0.2 ~ 0.8,而不包含热门话题的辟谣微博则为 0.5 ~ 0.8。过于积极正面的叙述(positive_prob>0.8)对 REI 反而有消极影响。

d. 社交媒体上的热门话题通常与一些突发的公共事件或重要信息相关。为了满足公众对真相的知晓要求,有关机构或个人应尽快回应,澄清谣言以平息公众情绪。当谣言与热门话题相关时,影响力较小的用户也能在辟谣过程中发挥重要作用,影响力为 0 ~ 0.05 的作者对这类谣言辟谣时,其 REI 与影响力为 0.15 ~ 0.5 的作者相近。因此,应设计相关机制来激励此类用户继续成为网络谣言的净化者。

4 结束语

本文旨在提高社交媒体辟谣的有效性,提出的 REI 也适用于其他社交媒体平台,但本文提出的增强新冠疫情相关辟谣效果的决策建议可能对其他类型的辟谣微博不具有普适性。未来的研究将进一步分析社

交媒体平台上的辟谣者的特征。

参考文献

[1] Wen S,Jiang J,Xiang Y,et al. To shut them up or to clarify:Restraining the spread of rumors in online social networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems,2014,25(12): 3306-3316.

[2] He Z,Cai Z,Wang X. Modeling propagation dynamics and developing optimized countermeasures for rumor spreading in on-line social networks[C]// Proceedings of the IEEE 35th International Conference on Distributed Computing Systems. Columbus, OH,USA:IEEE,2015:205-214.

[3] 唐雪梅,赖胜强. 突发事件中政府对网络谣言的辟谣策略研究——以太伏中学事件为例[J]. 情报杂志,2018,37(9):95-99.

[4] 吕途,陈昊,林欢,等. 突发公共事件下网络谣言治理策略对谣言传播意愿的影响研究[J]. 情报杂志,2020,39(7): 87-93.

[5] Paek H,Hove T. Effective strategies for responding to rumors about risks:The case of radiation-contaminated food in South Korea[J]. Public Relations Review,2019,45(3):101762.

(上接第95页)

- [6] 马 超. 健康议题辟谣社群的类别构成与社群结构研究——基于多主体谣言协同治理的视角[J]. 情报杂志, 2019, 38(1): 96–105.
- [7] Cialdini R B, Trost M R. The handbook of social psychology [M]. New York: Mc Graw-Hill, 1998: 151–192.
- [8] Lee H, Oh H J. Normative mechanism of rumor dissemination on twitter [J]. Cyberpsychology Behavior & Social Networking, 2017, 20(3): 164–171.
- [9] 周丽娟, 胡雯雯, 张 焱. 微博热门评论传播机制的分析与研究[J]. 新闻研究导刊, 2017, 8(8): 89–90.
- [10] Shannon, C. E. A mathematical theory of communication [J]. Bell System Technical Journal, 1948, 27: 379–423.
- [11] Wang Y R, Strong D M. Beyond accuracy: What data quality means to data consumers [J]. Journal of Management Information Systems, 1996, 12(4): 5–33.
- [12] Wang C, Huberman B A. Long trend dynamics in social media [J]. EPJ Data Science, 2011, 1(1): 2.
- [13] Stieglitz S, Linh D X. Political communication and influence through microblogging: Can empirical analysis of sentiment in twitter messages and retweet behavior [C]// Proceedings of the 45th Hawaii International Conference on System Sciences. Washington D. C., USA: IEEE, 2012: 3500–3509.
- [14] Du Y, Yi Y, Li X, et al. Extracting and tracking hot topics of micro-blogs based on improved latent dirichlet allocation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87, 103279.
- [15] Cha M, Benevenuto F, Haddadi H, et al. The world of connections and information flow in twitter [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2011, 42: 991–998.
- [16] 百度. Baidu AipNLP [EB/OL]. [2020–04–31]. <https://pypi.org/project/baidu-aip>.
- [17] 微博. 微博热搜榜 [EB/OL]. [2020–04–29]. https://s.weibo.com/top/summary? Refer=top_hot&topnav=1&wvr=6.
- [18] 栾 梦, 孙多勇, 李占锋, 等. 基于 GRA-SVR 的恐怖风险情报预测模型——以“一带一路”为例 [J]. 情报杂志, 2020, 39(3): 36–41, 162.
- [19] 周相广, 李大伟. 应用梯度提升决策树算法预测套损 [J]. 计算机应用, 2018, 38(S2): 144–147.
- [20] Lundberg S M, Lee S I. A unified approach to interpreting model predictions [EB/OL]. [2020–05–02]. <http://papers.nips.cc/paper/7062-a-unified-approach-to-interpreting-model-predictions.pdf>.
- [21] Lunderberg S M. SHAP [EB/OL]. [2020–04–25]. <https://github.com/slundberg/shap>.

(责编/校对: 刘影梅)