

基于决策树的网络舆情涌现风险识别研究*

李望来 黄章学 沈惠璋 杨瀚喆

(上海交通大学 安泰经济与管理学院, 上海 200030)

摘 要 本文运用耗散结构理论,以网络舆情对应复杂系统的涌现,提炼出描述其涌现风险级别的结果变量,以网络舆情演化的影响因素对应复杂系统涌现条件,提炼出用于识别舆情涌现风险的预测变量,由此构建了网络舆情历史案例库。然后基于预测变量的时间顺序,改进决策树算法,从案例库中归纳得到涌现规则,可用于识别舆情涌现风险的级别。相较于其他算法,本文既能准确预测舆情潜在的影响力,也能掌握其原因,指导具体的管理实践。

关键词 网络舆情,耗散结构理论,决策树,涌现风险识别

中图分类号 C931

1 引言

随着互联网技术的发展与普及,民众发表言论、传播观点的主要场所逐渐由线下向线上转移。中国互联网络信息中心(China Internet Network Information Center, CNNIC)发布的第52次《中国互联网络发展状况统计报告》显示,截至2023年6月,我国网民规模达10.79亿人,互联网普及率达76.4%。越来越多的民众开始习惯于以互联网为渠道,对现实社会中存在的各种现象、问题发表观点。网民言论不仅反映了民众对某一社会事件、社会现象的态度,还可能蕴含了深层次的社会问题。如果矛盾积累到一定程度,就有可能形成网络舆情。在网络舆情的演化与传播中,可能存在的谣言、虚假信息等,会在互联网平台中以更快的速度、更大的范围传播,造成一定的社会危害和社会风险。如果能够把握网络舆情的演化趋势,分析其引发原因,准确地识别事件的影响力,就有助于及时采取有效的引导策略,避免网络舆情的负面影响。

纵观网络舆情的整个演化过程,从孕育、发展直到平息,都发生在一个有生命周期和复杂过程的系统中,即网络社会系统。根据钱学森、戴汝为等前辈的观点,社会系统包含了国家、地区、公司、家庭等各个层次的多个子系统,子系统之间有着复杂的相互作用关系,并且有大量人为的因素,因此社会系统属于复杂系统^[1]。通过演绎与类比,网络社会系统是社会系统在网络空间中的映射与延伸^[2],网络社会也具有与现实社会相似的特征,因此也属于复杂系统,具有复杂系统的性质。涌现是一个系统科学概念,是指复杂系统通过演化产生了一种不能通过简单地“叠加”而获得的整体性。网络舆情的涌现可以看成网络社会系统演化的结果。目前有学者从复杂系统、系统科学的视角,也验证了网络舆情具备自组织特征^[3]等复杂系统性质。

网络舆情涌现风险识别是一个复杂的社会科学问题。由于网络社会系统的复杂性,网络舆情的涌现并不是单一因素引发的,而是涉及多个条件的组合,如事件本身的属性、信息的传播等,要找到一

* 基金项目:国家社科基金重点项目(20AZD059)。

通信作者:沈惠璋,上海交通大学安泰经济与管理学院,教授, E-mail: hzshen@sjtu.edu.cn。

种像物理学定律一样、绝对严格的因果关系是有难度的。但是,如果能够以较高的准确率识别当前潜在的网络舆情涌现风险,那么也具有重要的学术价值,更对社会稳定和人民安居乐业具有重要的实际应用价值。

本文运用系统科学的理论、决策树的方法构建网络舆情涌现风险识别模型。以系统科学的耗散结构理论作为大前提,把网络社会系统视作一个复杂系统,对网络舆情的演化过程、涌现机理进行演绎与类比,构建网络舆情历史案例库,其中包括了多种类型、不同影响力的网络舆情,具有典型性和代表性。然后改进了经典决策树算法,再运用这一算法对案例库进行数据挖掘,归纳发现演化过程中的共性,可用于网络舆情涌现风险的预测。

2 研究现状

随着信息技术的发展,机器学习、统计等方法在多个领域得到了广泛应用,其中包括预测、预警研究。在舆情演化的风险预警领域,这些方法也得到了研究与实践。

一部分学者以过去的舆情热度数据为基础,对未来舆情可能达到的热度水平进行预测。灰色预测模型^[4,5]是较为常见的预测算法。祁凯和彭程^[6],章留斌等^[7]基于均值灰色模型(even grey model, EGM)预测事件的舆情数据。Su等^[8]改进了灰色预测模型,使用季节和趋势分解(seasonal and trend decomposition using LOESS^①, STL)将网络舆情序列分解为趋势序列、季节序列和残差序列,再分别运用灰色修正指数模型、季节性修正指数灰色伯努利模型与自回归积分滑动平均模型进行预测。连芷萱等^[9]则尝试将多种预测算法的结果结合,形成组合模型,预测舆情热度,并在此基础上计算实时舆情衍生系数,确定其预警等级;邓春林等^[10]结合灰色预测与加权马尔可夫,构建了灰色-加权马尔可夫模型。这些研究都取得了一定的预测效果,但通常聚焦于舆情热度数据的时间序列属性,而忽视了舆情背后的社会问题、主要矛盾、管理应对措施、传播过程中有无意见领袖、谣言等多种因素相互作用的影响,因此模型无法完全反映网络舆情涌现的主要原因。

针对上述问题,也有一部分学者考虑了网络舆情演化的发展过程、影响因素等,构建了一套具体的指标体系,用于动态地对舆情风险进行评级与预警。根据确定指标权重方法的不同,相关研究可以分为主观与客观两类。主观方法包括层次分析法与网络分析法等。Chen等^[11],陈培友和郭靖^[12]分别运用层次分析法与网络分析法确定指标权重向量,然后根据模糊集合理论建立模糊评价矩阵,最后计算得到舆情级别的综合评价值。客观方法包括投影法、聚类、支持向量机、贝叶斯网络模型等。黄星和刘樑^[13]用加速遗传算法优化投影指标函数,得到各指标的最优权重,然后使用Logistic(逻辑斯谛)曲线对指标加权和与预警等级进行拟合,得到突发事件网络舆情风险预警等级判定模型。杨柳等^[14],龚艳^[15]均计算了舆情各个阶段数据的关联度,并进行K-means聚类分析,将舆情的不同发展阶段分为多个预警级别。袁媛^[16]以“刚果埃博拉病毒”为例,用主成分分析约简舆情指标,然后利用约简后的每日舆情数据构建基于支持向量机的舆情风险预测模型。李玥琪等^[17]构建了基于贝叶斯网络的突发事件社交媒体网络舆情风险识别及预警模型。但目前鲜有研究基于复杂系统、系统科学的理论构建舆情涌现风险的识别与预警模型。

正如前文所说,网络舆情的整个演化过程都发生在网络社会这个复杂系统中。既然是复杂系统,网络舆情的演化发展过程就具备复杂性,其涌现涉及多个条件之间的复杂组合。那么,系统科学的理论与方法论,就可以提供一个更为全面、系统的视角来研究舆情涌现风险的预警。其中,诺贝尔奖得主普利

① LOESS, locally estimated scatterplot smoothing, 局部散点平滑估计。

高津提出的耗散结构理论揭示了复杂系统涌现的机理，非线性、远离平衡态、开放、涨落是导致涌现的关键因素^[18]。非线性，是指复杂系统中各个元素之间存在的相互作用关系是非线性的；远离平衡态，是指复杂系统内可测的物理性质极不均匀的状态；开放，是指系统同外界进行着物质与能量的交换，维持系统涌现的状态；涨落，则是指偶然的、杂乱无章的、随机的干扰。根据耗散结构理论，一个远离平衡态的复杂系统，当发生随机的涨落时，非线性作用使涨落放大，越过临界点后发生相变，即涌现。耗散结构理论也被用于解释多种自然和社会现象。例如，沈惠璋^[19]探索了社会系统中的非线性、远离平衡态、开放、涨落等要素，用耗散结构理论剖析了这些要素对群体行为涌现的影响。

本文在现有研究成果的基础上，运用系统科学的耗散结构理论，以网络舆情对应复杂系统的涌现，以网络舆情演化发展的影响因素对应复杂系统涌现条件，从而改进舆情涌现风险预警的指标体系，构建网络舆情案例库，并运用机器学习的决策树算法挖掘网络舆情涌现规则，进而构建了网络舆情涌现风险识别模型。该模型在预测时既可以预测得到舆情的影响力级别，也可以体现指标体系中各变量的取值及相互之间的组合关系，揭示引发网络舆情涌现的主要原因、主要矛盾等，有助于相关部门进行舆情管理。

3 研究设计

3.1 基于耗散结构理论的网络舆情分析

网络舆情是网民群体对社会中某一问题、事件所表达的信念、态度、意见和情绪等表现的总和。基于耗散结构理论进行演绎，在网络社会系统中，网络舆情对应了其涌现，而网络社会系统的非线性作用是描述了舆情参与个体、群体之间的交互行为等方面，如不同个体、群体之间的辩论、争执；网络社会系统的远离平衡态是描述了系统状态（包括网民心理、意识层面等）方面的不平衡，如潜在的矛盾、积攒的负面情绪等；开放是描述了网络舆情的演化过程中信息的传播、新信息的输入；涨落则对应了引发舆情的某条信息或某一导火索事件。具体的对应关系如表 1 所示。

表 1 耗散结构在物理系统与网络社会系统的对应关系

	物理系统	网络社会系统
非线性	内部不同元素之间存在非线性的相互作用	不同的个体和群体之间的辩论、争执以及各种立场、思想等的冲突与对立
远离平衡态	系统处于远离平衡的状态	社会矛盾激烈，各种心理、意识、思想层面的矛盾不断积累等
开放	系统同外界进行着物质与能量的交换	网民群体之间的以及网民群体与现实社会和自然环境之间的能量、物质与信息交换，如信息传播、新信息输入
涨落	偶然的、无规则的、随机的干扰	某条信息或某个导火索事件
涌现	物理系统状态发生相变	网络舆情暴发

本文以系统科学的耗散结构理论作为大前提，把网络社会系统视作一个复杂系统，对网络舆情的演化过程、涌现机理进行演绎与类比。网络社会系统中的非线性、远离平衡态、开放、涨落根据一定的规律进行相互作用，就能像物理系统一样产生涌现，形成网络舆情。

3.2 基于耗散结构理论的网络舆情案例库构建

案例库是构建风险识别模型的前提,其中存储了大量已发生过的网络舆情案例,每个案例都有描述其演化、发展、影响力等方面的变量。本文拟从中挖掘得到这些变量之间的相互作用关系,构建定量的风险识别模型,预测这些变量在何种组合下会导致网络舆情的涌现。

“知微事见”是一款互联网热点舆情事件平台,其数据被广泛运用于舆情传播、社交媒体相关研究^[20]。基于“知微事见”提供的案例,本文选择其中与社会问题相关、涉及民众利益或资源的案例,这些案例涵盖了民生问题、弱势群体权益保障、严重违法犯罪案件、企业产品质量曝光、突发灾害和事故等方面,最终选择了从2018年到2023年期间发生的213条网络舆情案例。为了尽可能保证过程的完整与真实性、数据的可靠性,本文采用多渠道的信息采集与比较方法采集了各案例的相关数据,既包括“知微事见”提供的统计数据,如事件的持续时间、媒体参与情况、传播数据等信息,也包括相关的新闻报道、网民发言等原始数据。

在上述数据的基础上,以耗散结构理论为指导,提取出舆情演化过程中符合表1定义的非线性、远离平衡态、开放、涨落、涌现要素,并量化成变量来描述这些要素,最终建立网络舆情的规范化案例库。量化的变量在因果关系上分为两类,一类是预测变量,属于网络舆情从孕育到发生、发展过程中的条件、状态、应对措施等网络舆情涌现的原因,即对应了复杂系统涌现的条件;另一类是结果变量,用于描述网络舆情的规模、影响力等,即对应了复杂系统涌现。规范化的案例库可以应用于后续的数据挖掘,从而归纳得到网络舆情涌现规则。

接下来,分别阐述案例库中的预测变量与结果变量是如何提炼、如何量化的。

预测变量要符合非线性、远离平衡态、开放、涨落等的定义,同时满足可观测、可控制的性质,这样才可以用于后续的网络舆情涌现风险识别。其中,涨落是偶然的、无规则的、随机的干扰,对于涨落的预测与控制意义不大,而且每个舆情案例的涨落都不一样、难以用一个统一的方式表示。例如,每天网络上都会生成很多新信息,某条信息就是一个涨落,并不是所有新信息都会引发网络舆情,只有当网络社会系统的非线性、远离平衡态、开放都达到一定的临界点时,某次随机的涨落才会恰巧导致网络舆情的涌现。因此,本文就从非线性、远离平衡态、开放这三个方面入手,根据表1的具体内涵与对应关系,结合实际案例进行归纳,提炼出了与这三个系统涌现条件相对应的、总计11个预测变量。网民参与目的、事件回应等变量,主要描述了不同的个体、群体、组织之间的交互行为,对应了非线性;而矛盾激烈程度、网民情绪倾向等变量,描述了系统状态如网民心理、意识层面等方面的不平衡,对应了远离平衡态;重要媒体参与情况、有无意见领袖等变量描述了信息、能量及其传播,对应了开放。其中,某些变量与涌现条件的对应关系可能并不直观,需要综合考虑其现实意义、明确其在舆情演化中起到的作用,最终判断它对应于哪一个涌现条件。例如,“同期事件影响”反映了网民群体对于当前这一事件的关注度是否被其他事件分散,从而降低关注度,这主要是对系统状态不平衡的描述,因此将其归于“远离平衡态”。

复杂系统涌现条件与预测变量的对应关系、变量意义与取值范围如表2所示。在具体提炼与量化的过程中,我们充分参考现有文献对这些变量的定义与标准,但其中也有一些变量如“矛盾激烈程度”,目前没有绝对统一的标准,因此高、中、低的取值是相对的,要基于现实案例进行比较和完善。如果事件A反映了社会层面的问题,涉及大部分人的利益,而事件B只是一些日常琐事,如个人之间的矛盾纠纷、利益纠纷,只有少数网民在看热闹,那么事件A的矛盾激烈程度必然比事件B高。在这样的反复对比、检验中,最终确定了每个变量具体的、可操作的取值标准,如表3所示。

表 2 系统涌现条件与预测变量的对应关系、变量意义与取值范围

系统涌现条件	预测变量名称	变量意义	取值范围
非线性	网民参与目的	网民群体参与网络舆情的目的	追责、宣泄
	事件回应	个人、公关部门或事件处置部门对网民群体主要诉求做出回应	积极解决问题、消极反应、激化矛盾
	网民反馈	网民群体对事件回应的看法	信任、一般、不信任
远离平衡态	矛盾激烈程度	事件蕴含的网民群体诉求强度	高、中、低
	网民情绪倾向	网民群体主要表达的情绪、态度倾向	负面、正面
	同期事件影响	同一时期内的其他事件对该事件热度有无影响	有、无
	事件相关方	网民主要讨论的、关注的、与事件高度相关的人或组织	有关管理部门、其他组织或个人
开放	重要媒体参与情况	参与报道的主流媒体数量	高、中、低
	有无意见领袖	有无关键意见领袖参与舆情信息的传播	有、无
	有无谣言	有无虚假信息、不实言论等传播	有、无
	有无反转	网民群体对事实的认知与态度有无显著的转变	有、无

表 3 预测变量的取值标准

预测变量名称	取值标准
网民参与目的	如果网民群体的主要目的是追究相关组织或个人的责任，则取值为追责；如果网民群体的主要目的是发泄自身情绪、表达对该事件的态度，则取值为宣泄
事件回应	如果回应了网民群体主要诉求并解决主要问题，则取值为积极解决问题；如果没有回应网民群体主要诉求、回避主要问题，则取值为消极反应；如果无视网民群体主要诉求，做出伤害公众感情等负面行为，则取值为激化矛盾
网民反馈	在舆情演化过程中，如果网民群体相信、支持事件回应，则取值为信任；如果网民群体明显质疑、反对事件回应，则取值为不信任；其他情况下，则取值为一般
矛盾激烈程度	如果相关话题与事件涉及大多数人的切身利益或资源，引发社会广泛关注和诉求，则取值为高；如果相关话题与事件涉及一部分人的利益或资源，一部分网民群体关注和诉求，则取值为中；如果相关话题与事件仅有少数网民关注，如个人纠纷、道德素质问题等日常琐事，则取值为低
网民情绪倾向	如果网民群体对该事件持负面的情绪和态度，如愤怒、恐慌、悲伤等，则取值为负面；如果网民群体对该事件持正面的情绪和态度，如赞许、欣赏、喜悦等，则取值为正面
同期事件影响	如果同时期存在其他热度更高的事件，可能分散网民关注度，掩盖当前事件的热度，则取值为有；反之，则取值为无
事件相关方	在舆情演化的过程中，如果网民主要讨论的、关注的、与事件高度相关的人或组织是与事件相关的管理部门，如地方法院、公安局、消防队等，则取值为有关管理部门；反之，如果是企业、普通个人等，则取值为其他组织或个人
重要媒体参与情况	如果有 120 家及以上媒体参与事件报道，则取值为高；如果 51 家到 119 家媒体参与事件报道，则取值为中；如果小于等于 50 家媒体参与事件报道，则取值为低
有无意见领袖	如果有大 V ^① 、名人等意见领袖针对该事件发声，则取值为有；反之，取值为无
有无谣言	如果有虚假信息、不实言论、断章取义等，则取值为有；反之，取值为无
有无反转	如果网民群体对事实的认知与态度有显著的转变，则取值为有；反之，取值为无

网络舆情涌现，就说明有一定数量的网民群体参与事件的相关讨论，表达自身的态度、情绪和诉求。此时，该事件在网络上传播了一定的范围，具有一定的影响力。结果变量则是用来描述网络舆情的影响力，即涌现的结果。现有研究关于网络舆情影响力的评估主要运用舆情热度、舆情强度、舆情规模、网民反应

① 在微博等社交媒体平台获得个人认证，拥有众多粉丝的用户。

等指标。例如，杨柳等^[21]考虑了舆情发布者影响力、舆情热度、舆情强度、舆情扩散度。王青等^[22]考虑了舆情热度、舆情内容强度、舆情生长状态、受众倾向。兰月新^[23]考虑了网民反应、信息特性、事态扩散。综上，本文选择最大整体舆论场占比、持续时间、峰值传播速度来评估网络舆情影响力，具体量化方法如表 4 所示，这些数据由“知微事见”平台统计得到。

表 4 影响力评估指标的量化方法

影响力评估指标	量化方法
最大整体舆论场占比	该指标是指整体舆论场占比的最大值。整体舆论场占比由该事件的热度除以当前所有在更新事件的热度得到；而热度描述了在单位时间内该事件在各个网络平台发布的每条信息的渠道影响力的加和，受到微博账号的粉丝数、活跃度、互动量或微信文章的阅读数、点赞数或网络媒体的平均访问量和媒体权威指数等指标影响
持续时间	该指标是指事件从开始到平息经历的总时间，以小时为单位，包括了以下过程：某一信息作为涨落引发了网民讨论，在非线性、远离平衡态、开放要素的作用下舆情涌现了；没有新的信息出现和传播的情况下，网民不再讨论这一事件
峰值传播速度	该指标是指在事件传播期间最高的每小时传播量，传播量则是指一段时间内在微博、微信和其他网络媒体等网络平台上发布了多少条相关信息

对上述三个指标进行加权求和，就能够较为全面、客观地反映事件影响力的构成。熵权法是一种基于信息熵的客观赋权方法^[24]，广泛应用于多属性决策问题中。具体做法是，对于每一项指标，用信息熵来判断这个指标的离散程度，其信息熵值越小，指标的离散程度越大，就对该指标赋予更高权重，使其对综合评价的影响越大。

本文使用熵权法计算得到了每个案例的影响力得分，得分越高则代表影响力越大。然后根据影响力得分从高到低排序划定几个区间，得到影响力的等级。网络舆情的影响力分级没有统一的标准，有部分研究基于专家评定将事件分为五个等级^[25,26]，另一部分研究参照突发公共事件的分类标准将网络舆情分为四个等级^[27,28]。本文选择把影响力得分从高到低划分为五个区间，即对应了案例的五个等级，5 为影响力最高的级别，该类事件相关的话题数多、网民的讨论与发言量高，甚至可能是全网传播与讨论，而 1 为影响力最低的级别，该类事件只在小范围传播、仅有极少部分人讨论。

每个等级对应的案例数量如表 5 所示。本案例库中，不同影响力的案例分布合理。根据此案例库进行数据挖掘，得到的结论在特定环境和相当一段时间内具有一般性。

表 5 影响力等级对应的案例数量

影响力等级	1	2	3	4	5
案例数量/个	55	49	47	31	31

4 基于决策树的数据挖掘

4.1 基于预测变量顺序的决策树

运用机器学习方法可以从案例库中归纳发现非线性、远离平衡态、开放等预测变量之间是以什么样的逻辑组合在一起导致网络舆情涌现。常见的机器学习算法包括了决策树、支持向量机、Logistic 回归、

神经网络等。其中，决策树算法是满足我们要求的。相较于神经网络等算法，决策树算法的优势在于其可以得到可识别、可解释的规则，对于每一个预测结果都可以给出其预测依据、推理链条。因此，本文使用决策树算法对案例库进行数据挖掘，能够得到可用于舆论引导、应急管理的网络舆情涌现规则。

决策树算法的关键在于如何选择当前节点的预测变量。经典决策树算法，如 ID3（iterative dichotomiser 3，叠代二叉树 3 代）算法以信息增益（information gain）作为选择预测变量的指标，CART（classification and regression tree，分类与回归树）算法以基尼系数（Gini coefficient）作为选择预测变量的指标，等等，其研究目的通常是为了提高叶子节点的纯度、通过比较一些统计指标的大小来决定变量的顺序。也有一些学者为了使决策树的结构更为简洁，提高决策判断效率，就根据变量可取值的个数确定决策树中变量的顺序^[29]。

上述算法的研究目的都与本文不符，并不适用于本文。在一些场景中，预测变量的产生是有时间顺序的，就是说进行预测时，所采集到的数据和数据产生的时间有关。在网络舆情演化、发展的过程中，各个预测变量正是依次发生并起作用的。如果采用现有的决策树算法，就可能在具体的管理实践中出现舆情已经形成，但因为某些变量取值未确定而仍然无法预测其风险，即无法统一进行“实时采集、实时监测”。

因此，本文引入预测变量的时间先后顺序来改进决策树算法。通过对案例库中的案例进行分析，根据其案例文本中对完整演化过程的描述，分析预测变量在何时发生并起作用，确定变量之间的先后顺序。例如，在舆情还未形成的孕育期，“矛盾激烈程度”“网民情绪倾向”“网民参与目的”等变量的取值可能已经确定了，而“事件回应”则可能是要等事件发展到一定阶段后才会发生且起作用的，在预测与决策的过程中，前者的取值必须先于后者的取值。最终本文归纳得到了案例库中常见的预测变量的先后顺序，如表 6 所示。

表 6 预测变量顺序

顺序	预测变量
1	矛盾激烈程度
2	网民情绪倾向
3	网民参与目的
4	同期事件影响
5	事件相关方
6	事件回应
7	网民反馈
8	有无谣言
9	重要媒体参与情况
10	有无意见领袖
11	有无反转

基于预测变量的时间顺序，改进了经典决策树算法，下文将称其为改进决策树算法，具体过程如下：

（1）令 $i=1$ ，即当前预测变量的次序，此时决策树只有一个根节点。

（2）依次按照预测变量顺序，使用第 i 个预测变量分割当前分支（或根节点）中的案例，进一步生成各分支，对每一分支中的案例类别进行判断。

- (3) 针对当前分支,如果 $i < 11$,且分支的案例中有两种及以上不同的类别,则 $i = i + 1$,回到(2)。
- (4) 针对当前分支,如果 $i < 11$,且分支的所有案例均为同一类别,则形成叶子节点,叶子节点的取值为这些案例的类别,无须再对该分支的案例进行划分;如果 $i = 11$,则分支形成叶子节点,叶子节点的取值为这些案例中占多数的类别,无须再对该分支的案例进行划分。
- (5) 当所有案例都不需要再划分、都归入了某一叶子节点时,就形成了最终的决策树。在决策树中,从根节点到叶子节点的每一条路径都代表了一条分类规则。

为了避免出现过拟合的情况,本文进一步采用5折交叉验证对决策树的预测效果进行验证。 K 折交叉验证法是一种评估机器学习模型准确性和稳健性的重要方法,是指将数据集均匀划分为 K 份,随机抽取其中1份作为测试集,其余 $K-1$ 份作为训练集,进行多次训练和验证,并综合多次训练的效果取平均值作为模型效果的评估。

为了提高算法预测能力与泛化能力,在预测时,如果案例不满足改进决策树的任意一条规则,则从决策树根节点出发,该案例依据各节点的规则匹配对应分支,若没有符合匹配规则的分支可以使用,改进决策树会统计其余分支包含的训练案例数,并选择案例数最多的分支作为当前案例的近似匹配。

接下来通过准确率、精确率、召回率以及F1值来评估。准确率是指分类模型所有判断正确的结果占总样本的比重。而由于案例结果有5个类别 $c_1, c_2, \dots, c_5$,每一类都有其对应的精确率、召回率以及F1值,那么模型整体的精确率、召回率与F1值则是基于多个类别的指标值进行平均得到的,具体包括微平均、宏平均与加权平均。每次检验时,上述指标均是由Python的Scikit-Learn^[30]机器学习包提供的函数计算得到,交叉检验后最终取5次检验的算术平均。

除了改进决策树算法以外,本文还使用了Scikit-Learn包中实现的ID3算法、CART算法,同样还基于PyTorch框架设计实现多隐层前馈神经网络的深度学习算法,对案例库进行数据挖掘,比较其预测效果。不同算法的预测效果如表7所示。

表 7 多种算法预测效果评价表

评估指标		改进决策树	ID3	CART	深度学习
准确率		91.1%	84.9%	84.0%	86.4%
微平均	精确率	91.1%	84.9%	84.0%	86.4%
	召回率	91.1%	84.9%	84.0%	86.4%
	F1 值	91.1%	84.9%	84.0%	86.4%
宏平均	精确率	90.1%	84.0%	82.4%	85.6%
	召回率	90.9%	85.0%	84.0%	86.2%
	F1 值	89.9%	83.1%	81.9%	84.8%
加权平均	精确率	92.7%	87.9%	86.5%	88.3%
	召回率	91.1%	84.9%	84.0%	86.4%
	F1 值	91.4%	85.0%	84.2%	86.4%

相比于其他几种常见的分类算法,改进决策树算法在网络舆情数据挖掘的表现显然更加优异,各项评估指标都高于其他算法。由此可见,相比于采用信息熵、基尼系数等指标决定预测变量,本模型综合考虑变量的现实意义、发生并起作用的时间顺序,可以更好地反映复杂系统中非线性、远离平衡态、开放之间的组合关系,体现了舆情演化的真实情况。

4.2 涌现规则的预测应用

相比于深度学习的黑箱算法,决策树的优势在于它是白箱,可以得到显式的涌现规则。在 5 折交叉检验中,每次检验都可以得到一棵决策树,但决策树之间可能存在互相矛盾的规则,也可能某一条规则只在某一棵决策树中出现过、具有偶然性。因此,为了保证自洽性、避免偶然性,本文对 5 棵决策树取交集,生成 1 棵新的决策树。最终的决策树中包含了 27 条规则,如图 1 所示。

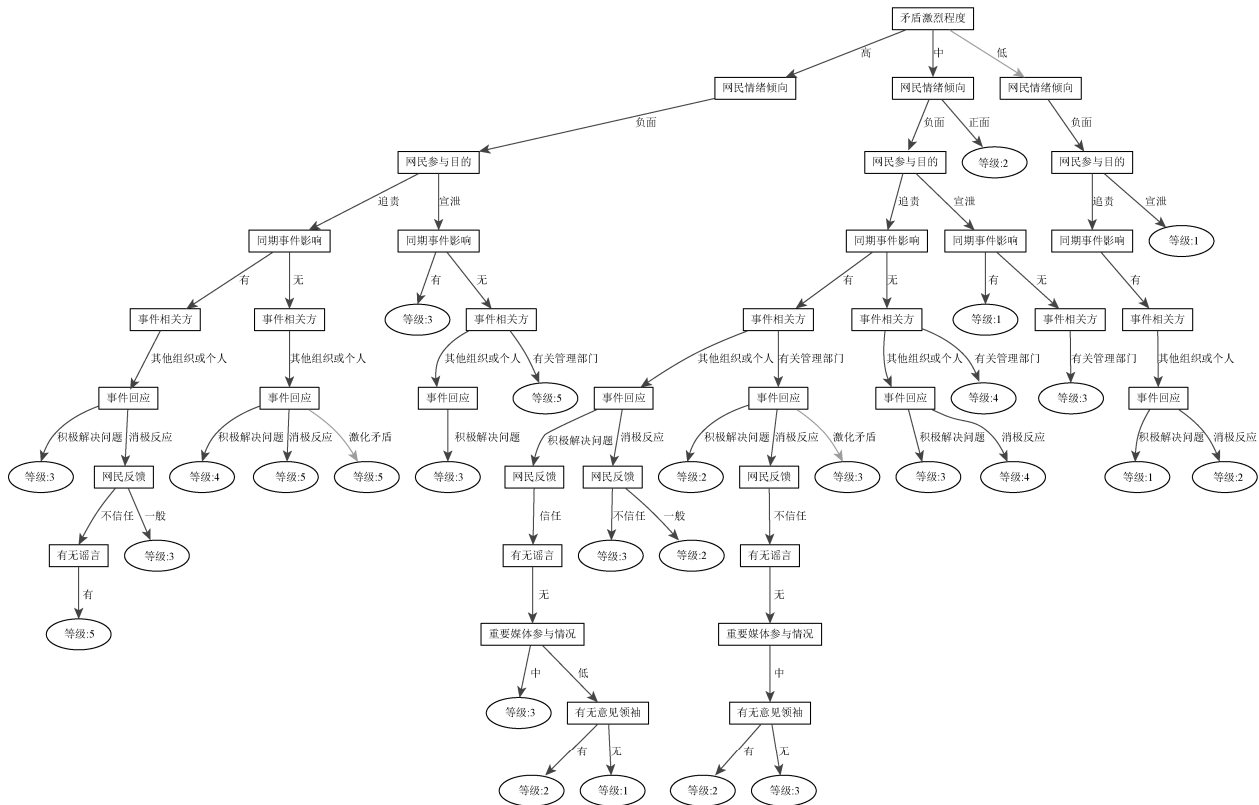


图 1 决策树

一条规则包括两个部分:预测变量取值的组合以及其对应的影响力等级。这样的规则具备可解释性,既可以预测舆情潜在的影响力,也可以知道产生这样影响力的原因,进一步指导舆论引导、应急管理的具体实践。对于具有非线性意义的变量,必须调节个体之间、群体之间的交互,例如事件回应中必须及时、积极解决问题,不能激化矛盾;对于具有远离平衡态意义的变量,必须改变其状态,例如引导网民态度从负面往正面发展;而对于具有开放意义的变量来说,需要通过阻断措施来避免给系统内部增加新的能量和信息,例如要准确识别谣言、关注意见领袖等。

接下来,基于案例库中某一典型案例,展示涌现规则在现实管理实践中的应用过程。

事件起初是有网友称,2023年4月19日,某车企的工作人员在车展时发放冰激凌,疑似区别对待中国和外国访客。网民们认为这种区别对待是对中国消费者的歧视和侮辱,引起大量民众情绪上的不满,因此矛盾激烈程度变量的取值即为高,网民情绪倾向对此则是负面的。网民们要求该企业深入调查该事件,并追究相关人员责任。同时期不存在其他事件影响该事件。

对于网民的质疑，该企业官方微博发文，称外国访客实际是员工，并表示发放冰激凌的工作人员也是刚刚踏入社会的年轻人，希望大家给她们多点宽容和空间。但是这一发文并没有回应网民群体主要诉求，言语之中甚至责怪网民不宽容工作人员，反而引发了更大的不满和更为激烈的讨论。这一回应激化了矛盾。

根据涌现规则可以得到，该案例是满足以下几个变量的取值时才涌现的，如表 8 所示。正是因为这些变量的作用，使得网络舆情涌现，风险级别为 5。如果要控制舆情的涌现，也要从控制这些变量的作用方面入手。例如，该企业应该第一时间对“区别对待”展开调查并公开具体处理措施，这是引发舆情的根本矛盾所在，同时，关于事件的回应方式也应该是积极解决问题，回应网民群体关心的主要问题、主要诉求，这样可以降低舆情的级别，使得事件向更好的方向发展，而不是避重就轻、敷衍了事。

表 8 涌现规则

矛盾激烈程度	网民情绪倾向	网民参与目的	同期事件影响	事件相关方	事件回应	等级
高	负面	追责	无	其他组织或个人	激化矛盾	5

5 结论

本文把网络舆情看作网络社会系统这一复杂系统的涌现，基于系统科学的耗散结构理论，对预测变量赋予了非线性、远离平衡态和开放的意义，构建了网络舆情案例库。根据常见的预测变量先后顺序，改进了经典决策树算法，对案例库进行数据挖掘，归纳得到网络舆情的涌现规则，然后通过规则对网络舆情进行预测，既可以准确识别潜在的影响力级别，也可以知道产生这样影响力的原因，进一步指导舆论引导、应急管理的具体实践。但本文也存在一定的局限性，例如在现实中，可能存在舆情反转导致某些预测变量会出现多次，而在决策树中仅考虑每个预测变量只出现一次。在后续的研究中，我们将关注该决策树算法是否还可以进一步改进。

参 考 文 献

[1] 钱学森, 于景元, 戴汝为. 一个科学新领域: 开放的复杂巨系统及其方法论[J]. 自然杂志, 1990, 12 (1): 3-10, 64.

[2] 戚攻. 网络社会的本质: 一种数字化社会关系结构[J]. 重庆大学学报 (社会科学版), 2003, 9 (1): 148-151.

[3] Pan J, Shen H Z. Analysis of mass incident diffusion in Weibo based on self-organization theory[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2018, 491: 835-842.

[4] Wang X Q, Qi L, Chen C, et al. Grey system theory based prediction for topic trend on Internet[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 29: 191-200.

[5] Yan S L, Su Q, Gong Z W, et al. Fractional order time-delay multivariable discrete grey model for short-term online public opinion prediction[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 197: 116691.

[6] 祁凯, 彭程. 基于 OCS-EGM 模型的网络集群行为监测及预警体系研究[J]. 情报杂志, 2019, 38 (9): 134-141, 149.

[7] 章留斌, 彭程, 钱浩然. 基于社会安全阀的地方政务发布舆情预警模型研究[J]. 情报科学, 2020, 38 (4): 101-107.

[8] Su Q, Yan S L, Wu L F, et al. Online public opinion prediction based on a novel seasonal grey decomposition and ensemble model[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 210: 118341.

[9] 连芷萱, 连增水, 张秋波, 等. 面向突发事件的网络衍生舆情预警模型与实证研究[J]. 情报杂志, 2019, 38 (3):

- 133-140.
- [10] 邓春林, 陈荃柳, 李建奇. 基于灰色-加权马尔科夫模型的微博负面舆情热度预测研究[J]. 科技情报研究, 2023, 5 (2): 78-89.
- [11] Chen X G, Duan S, Wang L D. Research on trend prediction and evaluation of network public opinion[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2017, 29 (24): e4212.
- [12] 陈培友, 郭靖. 基于 ANP—灰色模糊的群体性突发事件舆情风险预警研究[J]. 情报探索, 2021, (7): 9-16.
- [13] 黄星, 刘樑. 突发事件网络舆情风险评价方法及应用[J]. 情报科学, 2018, 36 (4): 3-9.
- [14] 杨柳, 罗文倩, 邓春林, 等. 基于灰色关联分析的舆情分级与预警模型研究[J]. 情报科学, 2020, 38 (8): 28-34.
- [15] 龚艳. 面向公共卫生安全网络舆情预警的弱关联挖掘方法研究[J]. 情报科学, 2022, 40 (6): 19-24.
- [16] 袁媛. 面向公共安全风险防控的疫情网络舆情预警研究: 以刚果埃博拉病毒为例[J]. 情报科学, 2022, 40 (1): 44-50.
- [17] 李玥琪, 王晰巍, 王楠阿雪, 等. 突发事件下社交媒体网络舆情风险识别及预警模型研究[J]. 情报学报, 2022, 41 (10): 1085-1099.
- [18] Prigogine I, Nicolis G. Biological order, structure and instabilities[J]. Quarterly Reviews of Biophysics, 1971, 4 (2/3): 107-148.
- [19] 沈惠璋. 用系统科学原理剖析群体行为涌现机理[J]. 探索与争鸣, 2012, (10): 15-17.
- [20] Gao Y C, Liu F M, Gao L. Echo chamber effects on short video platforms[J]. Scientific Reports, 2023, 13: 6282.
- [21] 杨柳, 徐宇昭, 邓春林. 高校网络舆情风险评估及预警研究[J]. 情报科学, 2022, 40 (5): 65-72, 83.
- [22] 王青, 成颖, 巢乃鹏. 网络舆情监测及预警指标体系构建研究[J]. 图书情报工作, 2011, 55 (8): 54-57, 111.
- [23] 兰月新. 突发事件网络舆情安全评估指标体系构建[J]. 情报杂志, 2011, 30 (7): 73-76.
- [24] Kumar R, Singh S, Bilga P S, et al. Revealing the benefits of entropy weights method for multi-objective optimization in machining operations: a critical review[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2021, 10: 1471-1492.
- [25] 李玉海, 李友巍. 网络舆论风险评估体系探讨[J]. 情报杂志, 2010, 29 (6): 128-131, 185.
- [26] 王静茹, 金鑫, 黄微. 多媒体网络舆情危机监测指标体系构建研究[J]. 情报资料工作, 2017, 38 (6): 25-32.
- [27] 孙玲芳, 周加波, 林伟健, 等. 基于 BP 神经网络和遗传算法的网络舆情危机预警研究[J]. 情报杂志, 2014, 33 (11): 18-24.
- [28] 武慧娟, 张海涛, 王尽晖, 等. 基于熵权法的网络舆情预警模糊综合评价模型研究[J]. 情报科学, 2018, 36 (7): 58-61.
- [29] 杨立飞, 田银花, 刘子豪, 等. 基于活动次序决策树的业务过程合规性检查方法[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30 (8): 2872-2883.
- [30] Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, et al. Scikit-learn: machine learning in Python[J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12: 2825-2830.

Research on Emergence Risk Identification of Online Public Sentiment Based on Decision Tree

LI Wanglai, HUANG Zhangxue, SHEN Huizhang, YANG Hanzhe

(Antai College of Economics and Management, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030)

Abstract Based on the dissipative structure theory, the dependent variables are defined as the emergence of online public sentiment which corresponds to the emergence of the complex system, and the independent variables are defined as the factors influencing the evolution of online public sentiment which corresponds to the emergence conditions for the complex system, then a historical case base is constructed. Based on the temporal order of the independent variables, the decision tree algorithm is improved. Then, the emergence rules

of online public sentiment are inducted from the case base and can be used to identify the emergence risk. Comparison with other algorithms shows that our research can not only predict the potential influence of public sentiment but also show its reasons, which can further guide the specific practice of management.

Keywords Online public sentiment, Dissipative structure theory, Decision tree, Emergence risk identification

作者简介

李望来（1995—），男，上海交通大学安泰经济与管理学院博士研究生，研究方向为机器学习与数据挖掘。E-mail: lw11411@sjtu.edu.cn。

黄章学（1999—），男，上海交通大学安泰经济与管理学院硕士研究生，研究方向为机器学习与数据挖掘。E-mail: 2.7182818284@sjtu.edu.cn。

沈惠璋（1958—），男，上海交通大学安泰经济与管理学院教授、博士生导师，研究方向为机器学习与数据挖掘、群体认知与群体行为。E-mail: hzshen@sjtu.edu.cn。

杨瀚喆（2000—），男，上海交通大学安泰经济与管理学院硕士研究生，研究方向为机器学习与数据挖掘。E-mail: dhyana@sjtu.edu.cn。