基于ChatGPT的高校突发事件网络舆情情感分析研究*

江长斌[1]　陈子涵[1]　黄英辉[1]　王丹丹[2]　何珂[1]
（1. 武汉理工大学管理学院，武汉 430070；2. 香港浸会大学传理学院，香港 999077）

摘要：探索生成式人工智能在高校突发舆情事件管理中的应用，旨在推动高校网络舆情管理技术的创新，也为生成式人工智能在社会治理领域的应用探索提供新的视角。融合提示工程与上下文学习，构建基于生成式人工智能的情感分析框架，并以ChatGPT为核心模型展开研究。以“北京某大学女博士实名举报博导性骚扰”事件为研究案例，采用网络爬虫获取微博平台数据，结合信息生命周期理论划分舆情演化阶段。通过少样本学习策略筛选10条高质量标注示例，引导ChatGPT情感分析模型实现情感分类，并挖掘多阶段负向情感关键词以揭示演化规律。研究发现该事件舆情呈现质疑、愤怒、反思、理性四阶段特征，负向情感占比从发生期的48.3%攀升至爆发期峰值58.5%，随后逐步回落至消退期的40.4%，呈现先升后降的演化趋势。研究表明，ChatGPT情感分析整体性能优于TF-IDF-SVM与CNN-BiLSTM-Attention等传统基线方法，其模型整体准确率较传统基线模型分别提升5.87个百分点和1.56个百分点，且在隐喻与反讽等复杂语境下负向情感分类表现更优。

关键词：生成式人工智能；ChatGPT；上下文学习；提示工程；高校突发事件；网络舆情；情感演化
中图分类号：G647；G206.3　DOI：10.3772/j.issn.1673-2286.2025.06.006
引文格式：江长斌，陈子涵，黄英辉，等. 基于ChatGPT的高校突发事件网络舆情情感分析研究[J]. 数字图书馆论坛，2025，21（6）：53-62.

近年来，互联网技术的快速发展推动中国网民规模持续增长。第55次《中国互联网络发展状况统计报告》显示，截至2024年12月，我国网络用户规模已达11.08亿人，互联网普及率高达78.6%[1]。互联网的普及不仅显著提升了信息传播的速度与广度，也深刻改变了社会舆论生态的生成与演化机制。在这一背景下，高校作为高层次人才培养核心阵地，其网络舆情动态既关乎校园稳定，亦是社会舆论生态的重要组成部分。特别是在突发事件情境下，高校网络舆情往往呈现出传播速度快、影响范围广和情感倾向多元且演化复杂等特征。网络空间中积聚的各类情感，尤其是愤怒、失望等占据主导的负面情感，易加速舆情的发酵升级，并通过情绪共振形成强力舆论压力场，导致公众认知碎片化与对立化，对高校声誉及社会形象造成难以逆转的伤害。因此，精准识别舆情情感分布与演化轨迹，系统分析其深层动因，对高校预警风险、制定干预策略及维护校园社会和谐具有关键意义。当前研究多聚焦舆情传播机制与应对策略，而针对突发事件中情感分析的探索仍显不足。突发事件中的网络舆情本质上是公众情绪的集中释放，因此，深入研究高校突发事件中的网络舆情情感分布和演化规律，不仅具有重要的理论价值，更是新时代高校治理能力现代化建设的迫切需求。

生成式人工智能（Generative Artificial Intelligence，GAI）的快速发展为舆情情感分析提供了新的工具与

收稿日期：2025-05-12
*本研究得到国家社会科学基金项目“大数据视域下‘隐性’政治舆情演化规律及治理路径研究”（编号：19BSH013）资助。

方法。以ChatGPT为代表的大语言模型，凭借其强大的语义理解与少样本学习能力，能够从有限标注数据中推断复杂情感规则，可有效处理情感分析任务。本文围绕生成式人工智能实现高校舆情复杂语义环境下的情感分析，拟解决以下关键问题。①技术可行性：ChatGPT等生成式人工智能能否有效应对高校网络舆情文本中学术术语与网络俚语并存、隐喻与反讽表达频现的复杂语义挑战，实现比传统方法更精准的情感倾向识别。②方法创新性：如何有效融合提示工程与上下文学习等少样本学习策略，构建适用于高校突发事件场景的生成式人工智能情感分析框架，降低对大规模标注数据的依赖。③应用价值挖掘：基于ChatGPT等生成式人工智能的情感分析方法，能否更精准地揭示高校突发事件网络舆情情感分布特征（尤其是作为舆情发酵核心驱动力的负面情感分布特征）及其动态演化规律，为分阶段干预提供理论依据。通过细致剖析微博平台上网民情感波动的规律，旨在揭示情感表达的多样性与动态演变趋势。这一研究不仅能够拓宽高校网络舆情研究的视野，还能为生成式人工智能技术在舆情分析领域的应用探索出一条创新路径。

1 相关研究

1.1 基于生成式人工智能的网络舆情研究

当前以生成式人工智能为方法或工具的网络舆情相关研究尚处探索阶段。刘君等[2]聚焦高校场景，探讨ChatGPT等技术在舆情管理中的价值，提出借由ChatGPT分析舆情趋势，构建动态舆情应对方案，将其作为辅助舆情研判与策略制定的工具。Qu等[3]通过ChatGPT模拟不同国家和人群的公众舆论，比较模型输出与实际调查结果的差异，指出当前大语言模型的代表性不足可能加剧政策制定中的不平等，呼吁通过改进数据和算法设计减少偏差，确保模型在全球范围内的公平应用。丁晓蔚等[4]设计基于不同身份的提示词，驱动ChatGPT预测热门话题或事件演化为重大舆情的可能性，构建起基于生成式人工智能的舆情研判机制。邵雷等[5]鉴于生成式人工智能使作为社交媒体舆情传播核心的社交机器人具有更加强大的舆论操纵能力，提出知识图谱增强生成式人工智能检索输出能力的理论框架，为借助该技术开展舆情识别、推演治理策略提供方法路径。此外，Sedlmeir等[6]从技术适配角度出发，尝试用密码学应对生成式人工智能普及带来的虚假信息问题，且将生成式人工智能用于舆情管理的定性与理论研究。张涛甫[7]则立足宏观治理，提出打造人工智能社会行动体系，借由个体、技术与社会结构关系优化，助力社会舆论生态治理智能化，从应用生态层面为生成式人工智能参与舆情治理提供思路。现有成果偏重理论推演与治理框架的规范性探讨，缺乏对生成式人工智能技术治理效能的量化验证，导致管理者难以评估技术工具的落地价值。

1.2 网络舆情情感分析

网络舆情情感分析旨在系统性地识别、提取、量化并理解在线文本表达的情感倾向、强度及其演化规律，其核心任务涵盖情感识别（判断有无情感）、情感分类（倾向性分析）、强度量化及演化追踪。情感识别是情感分析的基础环节，主要解决“是否有情感”的问题；而情感分类则是其最核心的任务，旨在解决“是什么情感”的问题。当前，支撑这些任务的主流技术主要包括情感词典、机器学习、深度学习以及多模态融合等方法。安璐等[8]引入情感词、表情符号等多元信息，对主题情感进行细粒度划分和强度计算，实现了主题与情感的协同演化分析。基于规则/词典的方法依赖词典完备性，对复杂语义（如隐喻、反讽）处理能力有限。韩小伟等[9]采用TF-IDF与SVM组合模型对舆情文本进行分类，结果表明该方法在中性情感识别中存在偏差，对隐喻文本识别效果不佳。Wang等[10]基于渐进式机器学习范式提出了方面级情感识别的方法，但该方法在复杂语义消歧方面的性能仍有待验证。而深度学习方法因其强大的特征学习能力，成为当前情感分析（尤其是情感分类）的主流技术。王虎等[11]提出的CNN-BiLSTM-Attention组合模型能有效捕捉文本长距离依赖和上下文信息，提升情感分类性能。Talaat[12]提出了基于BERT、BiLSTM和双向门控循环单元的深度学习情感分析模型。范涛等[13]提出基于图卷积神经网络和依存句法分析的网民负面情感分析模型，提升模型的负面情感分析能力。针对包含图文等多元信息的舆情，张继东等[14]融合BiLSTM（文本）和VGG16（图像）提取的特征进行情感分类。Mai等[15]提出了时序卷积多模态LSTM方法来构建舆情情感分析模型。王晰巍等[16]基于ResNet34架构建立视觉情感识别模型，提升图像情

感分类精度。

现有网络舆情情感识别与分类方法存在以下局限：①传统情感识别模型高度依赖人工标注数据集，但高校突发事件因低频高异质特性面临标注数据稀缺，致使模型跨场景迁移能力不足且成本较高；②现有模型对学术术语与网络俚语共存的复杂语义场域解析不足，关键性能指标未达预期。因此，本文围绕生成式人工智能能否实现高校舆情复杂语义环境下的精准情感识别这一核心问题，提出了基于ChatGPT的高校突发事件网络舆情情感分析框架和情感分析模型，探索微博平台网民的情感演化规律，以期为高校管理者提供精准的情感反馈，并为建立科学化的舆情响应机制提供理论与方法支撑。

2　研究框架

本文构建高校突发事件网络舆情情感分析研究框架（见图1），借助在自然语言处理任务中展现出卓越性能的ChatGPT大模型，对高校突发网络舆情事件的评论数据进行精细化处理和情感分类分析。首先，采集微博平台的评论数据，完成数据清洗、时间筛选和层级划分；其次，通过融合提示工程与上下文学习，构建包含输入组件、任务目标、输出格式要求以及人工标注的演示示例（作为上下文学习样本）的提示词，引导ChatGPT进行评论数据的情感倾向判断；最后，结合时间维度分析舆情情感的动态演化趋势，探究不同阶段的情感差异及演化趋势。

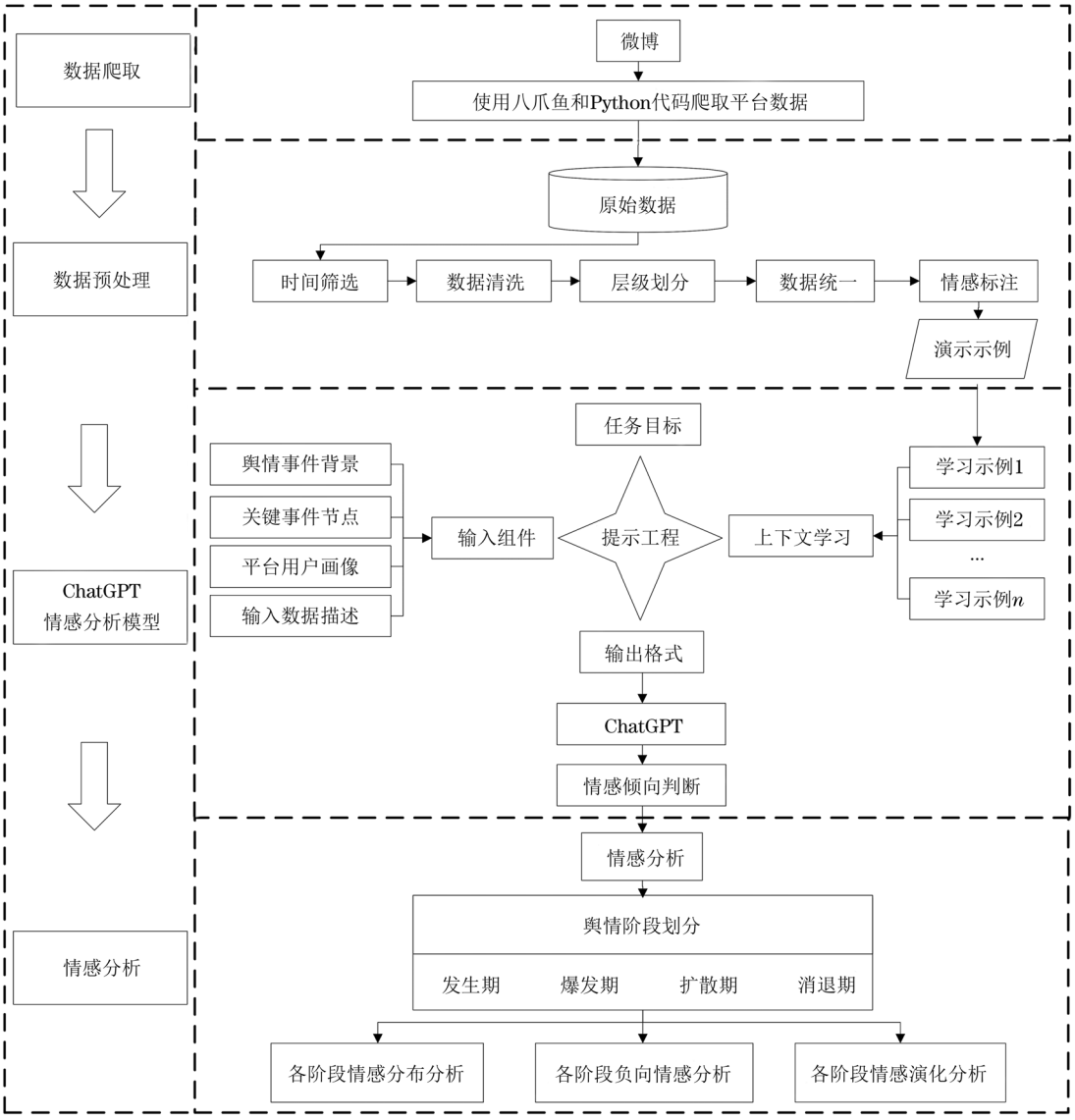

图1　研究框架

3 ChatGPT情感分析模型设计

3.1 提示工程

因大语言模型参数规模和算力需求较大，直接对大语言模型进行微调非常困难且成本较高，为了克服这一挑战，当前越来越多的研究和应用开始关注提示工程。提示工程也称提示学习，是一种基于预训练语言模型的新兴方法，通过设计合适的提示函数，将下游任务直接转化为大语言模型的条件生成问题[17]。其目标是在无须大规模微调模型参数的情况下，通过引导模型内置知识来完成特定任务。传统监督学习方法通过输入数据和对应标签的数据集，训练一个条件概率模型来学习模型参数，而提示工程通过学习模拟概率直接预测目标值，从而有效降低对大规模标注数据的需求。为了完成特定任务，提示工程引入了一个回答槽并定义了所有可能答案的集合，以约束任务输出的空间[18]。以情感分析任务为例，提示工程具体步骤如下。

（1）提示构建。输入x经过提示函数$f_{\text{prompt}}(x)$添加上下文提示和槽位Z，得到提示化输入x'。例如，在情感分析任务中，输入“这部电影很好”通过提示函数转化为“这段话的情感是：[MASK]”。具体公式如式（1）所示。

$$x' = f_{\text{prompt}}(x) \tag{1}$$

（2）答案填充。定义填充函数$f_{\text{fill}}(x',z)$，将可能的答案$z \in Z$填充到提示输入的槽位Z中，得到完整的任务输入形式x''。例如，对应可能的情感分类答案Z={正向，中性，负向}，填充函数可将“正向”填充至x'的[MASK]位置。具体公式如式（2）所示。

$$x'' = f_{\text{fill}}(x',z) \tag{2}$$

（3）最优答案搜索。计算条件概率$P\left(f_{\text{fill}}(x',z);\theta\right)$，并利用搜索函数$\hat{z}$选取最大概率的答案，$\theta$为生成参数。例如，在情感分析任务中，通过搜索函数$\hat{z}$得到最符合任务语义的答案“正向”。具体公式如式（3）所示。

$$\hat{z} = \text{search}_{z \in Z} P\left(f_{\text{fill}}(x',z);\theta\right) \tag{3}$$

3.2 上下文学习

上下文学习是一种基于大语言模型的新型学习方式，通过任务相关的上下文示例，模型无须显式地更新参数便能够理解任务并生成相应的输出[19]。上下文学习的核心在于利用模型的预训练能力，通过在输入中嵌入自然语言形式的任务描述和示例，引导模型完成新的任务。根据示例数量的不同，上下文学习可以进一步分为零样本学习和少样本学习。零样本学习不依赖任务示例，仅通过任务描述即可指导模型完成任务；少样本学习则通过提供多个任务示例，增强模型对任务的理解，从而显著提升模型性能[20]。相关研究表明，少样本学习比零样本学习能够为模型提供更有意义的参考。例如，Yang等[21]在使用ChatGPT进行多模态情感分析实证研究时发现，零样本学习在多模态实体情感分析任务中的性能较为有限，而少样本学习通过提供相关且有价值的示例，能够显著提高模型的准确性，展现了更强的任务适应能力。

3.3 情感分析模型

本文基于ChatGPT构建了一个融合上下文学习和提示工程的情感分析模型，用于实现高校突发事件网络舆情评论的情感分类。该模型通过提示工程为情感分析任务提供清晰的结构化输入，并利用上下文学习从示例中推断情感分类规则，从而提升分析的准确性和灵活性。模型主要包含4个核心部分：任务目标、输入组件、上下文学习和输出格式。

（1）任务目标。任务目标是模型的核心，明确规定模型需要完成的情感分类任务。所提模型的任务目标为：根据输入评论内容和上下文信息，对每条评论的情感倾向进行分类。情感分类包括正向、中性和负向3种类别，分别用0、1、2表示。任务目标要求模型能够结合评论的层级关系，尤其是在包含隐喻、讽刺和幽默等的复杂语境下，充分理解评论语境并作出准确判断，确保分类结果的合理性。

（2）输入组件。输入组件为任务提供必要的背景信息和数据描述，以帮助模型准确理解任务场景。输入组件主要包括舆情事件背景、关键事件节点、平台用户画像、输入数据描述4个部分，具体含义如表1所示。

（3）上下文学习。上下文学习通过提供任务相关的标注示例，辅助模型理解复杂情感表达。少样本学习作为上下文学习的核心策略，通过提供少量标注样本（通常为示例），使模型更准确地把握任务目标与输出格式要求，从而提升模型输出稳定性及其在情感分类任务中的准确率。然而，少样本学习的性能受多重因素影响（如示例的选择、格式、顺序等[22]），存在不稳定性风

表1　输入组件含义

输入组件	含义
舆情事件背景	提供舆情事件的整体背景信息，使模型能了解社会舆情的发生与整体情境
关键事件节点	罗列舆情事件发展中的重要时间节点及其具体内容，帮助模型识别评论内容与事件发展阶段的关联
平台用户画像	描述微博平台的用户行为特征，帮助模型理解微博用户行为偏好
输入数据描述	说明评论数据的结构内容，使模型能够基于数据的语义层级关系进行分析

险。为此，采用少样本学习策略构建上下文学习框架。相关研究表明，模型性能通常在提供约10条演示示例时达到最优，过多示例可能引入噪声，降低预测准确率[21]（演示示例情感标注规则见表2）。示例筛选包含3个关键步骤：①基于SnowNLP情感分析库对原始语料进行预处理，剔除置信度低于0.6的低置信度样本；②依据情感极性实施分层随机抽样，确保每个情感类别至少保留3个具有高度表征性的典型样本；③应用最大边际相关性算法从候选集中筛选出语义多样性排名前10的示例。这种递进式筛选机制可有效实现示例质量控制和语义空间覆盖的优化，为模型的情感分类任务提供可靠的上下文学习基础。

表2　情感标注规则

情感类别	判定标准
正向	含明确褒义词或祝福/支持性表达，无隐含负面语义
中性	陈述事实、提出疑问或包含矛盾语义
负向	含显性贬义词或隐喻/讽刺性批评

（4）输出格式。输出格式是模型结果的最终呈现形式，用于提供结构化的情感分类结果，便于后续分析与应用。具体包括评论ID、评论内容、情感分类（正向、中性、负向）和情感值（分别用0、1、2表示）。输出格式的设计确保结果直观明了，便于将情感分类结果与舆情事件背景、评论层级等信息关联，为后续情感演化分析提供可靠的数据支持。

4　实证分析

为验证基于ChatGPT的情感分析模型在高校突发事件网络舆情分析中的应用价值，从数据收集与处理、社交媒体平台数据分析及情感演化趋势分析等方面展开系统性实证研究。通过将微博平台的评论数据作为研究对象，构建多阶段、多维度的分析框架，全面探讨社交媒体平台舆情特征与情感动态变化，为舆情管理提供理论依据与实操指导。

4.1　数据预处理与提示词设计

4.1.1　数据收集

微博作为中国用户规模庞大的社交媒体平台，具有高频互动和信息传播速度快等特点。与传统媒体相比，微博用户的情感表达更加即时、直接和情绪化，这使得微博成为分析社会舆情和情感倾向的重要数据来源。因此，选择微博作为数据采集平台，以2024年7月21日22:55（事件首次曝光时间）至8月30日22:00（舆情热度衰减至基线水平）为数据采集窗口，使用八爪鱼爬虫工具抓取微博平台中“北京某大学女博士实名举报博导性骚扰”事件相关的博文和评论，采集了约11 961条与该事件相关的博文和评论数据。

4.1.2　数据处理

数据预处理通过数据清洗、去噪和层级划分等环节确保数据质量和模型性能。首先，基于时效性保留2024年7月21—26日博文及评论数据；其次，删除重复项、处理缺失值、清除网址与特殊表情等噪声；再次，构建评论层级体系（一级评论及其关联二、三级评论）以增强上下文情感判断，经上述处理最终保留了5 163条有效评论；最后，基于少样本学习策略，为避免示例过多引入噪声，降低模型预测准确率，筛选10条微博评论作为情感标注示例输入ChatGPT（见表3）。

4.1.3　提示词设计

设计了融合提示工程与上下文学习的ChatGPT情感分析模型提示词示例（见图2）。从任务目标定义、输入组件构建、上下文学习示例整合、输出格式规范4个维度，系统引导ChatGPT完成情感分析任务。在输入组件构建方面，通过分析高校突发事件网络舆情特征和梳理事件发展轨迹，提取出具有标志性意义的关键节点。相关研究表明，高校突发事件网络舆情呈现周期性，通过识别关键节点可划分阶段以指导精准应对[23]。

表3　情感标注示例

情感倾向	情感标注	数据内容	标注依据
正向	0	祝愿这位女博士未来一切顺利，生活愉快	包含“祝愿”和“顺利”等明确祝福性词汇，表达对当事人的支持与积极期许，情感倾向正向
中性	1	得有证据才行，努力收集证据吧，祝你好运	前半句强调证据必要性（理性中立），陈述事实，整体未体现明确情感倾向，符合中性定义
负向	2	衣冠禽兽，害人子弟	使用“衣冠禽兽”和“害人子弟”等贬义性词汇，表达强烈谴责与愤怒情绪

一、任务目标

作为专业情感分析机器人，请你避免已有的预设判断，结合下列舆情事件背景、关键事件节点、平台用户画像、输入数据描述等输入组件，根据输入评论内容和上下文信息，对每条评论的情感倾向进行分类。情感分类包括正向、中性和负向3种类别，分别用0、1、2表示。要求模型能够结合评论的层级关系，尤其是在复杂语境下充分理解并作出准确判断，确保分类结果的合理性。

二、输入组件

1.舆情事件背景

2024年7月21日，北京某大学文学院在读博士生王某在微博发布视频，实名举报导师王某性骚扰。举报学生称自己的导师，北京某大学文学院原党委书记兼副院长、博导王某于2022年5月21日性骚扰且强制猥亵她，并要求与其发生性关系。因遭到拒绝，导师王某在其后两年多时间里对她进行打击报复，并威胁不能毕业。

2.关键事件节点

①2024-07-21 22:55——网传北京某大学女博士实名举报导师性骚扰

②2024-07-22 08:40——校方回应：高度重视，已开展调查核实

③2024-07-22 19:04——校方通报：情况属实，解除聘用关系，给予开除党籍等处分

④2024-07-22 22:20——公安通报：已依法介入调查

⑤2024-07-23 00:39——当事人回应：感谢学校从严、从速处理，接下来会安心读书

3.平台用户画像

微博的女性用户活跃度较高。年龄主要集中在20~29岁之间，占比高达69%。这部分人群对娱乐、新闻、财经的关注度比较高。微博用户画像具有多样性和广泛性，涵盖了不同年龄、性别、地域、教育背景和职业的用户。

4.输入数据描述

微博评论数据呈现多级嵌套的层级隶属结构，其Excel数据表包含评论主体、文本内容、时序特征及评论层级4个维度的元数据。评论层级采用三级分类体系，构建出树状拓扑关系：一级评论作为根节点，其直接后继的二级评论与之形成强语义关联，表现为话题延伸或直接回复；同理，三级评论作为叶节点严格隶属于父级二级评论。各层级间形成单向隶属关系链，即所有次级评论最终归属于特定一级评论。同时，同级评论节点（如一级评论间、二级评论间）在语义层面具有独立性，不存在显性的逻辑关联或话题延续性。

三、上下文学习

请你学习Excel文件（北京某大学女博士事件-学习样例）中的情感标注，体会样例中对于各类情感倾向的标注规则，充分理解复杂情感的标注，提供情感分类准确性。

四、输出格式

请输出名为（北京某大学女博士事件-情感分类结果）的Excel文件，输出格式参考学习样例，保留前4列，在Excel表格内增添一列情感倾向判断，分别用0、1、2表示情感倾向。

图2　提示词示例

因此，基于舆情特征、关键节点识别结果及热度变化趋势，将舆情周期划分为4个演化阶段。①发生期（7月21日22:55至22日09:00）：网传举报信息起点，特定圈层传播，潜在风险显现。②爆发期（7月22日09:00至19:04）：校方声明发布，热度爆发式增长，话题登热搜。③扩散期（7月22日19:04至23日00:39）：校方公布结果及处置，理性讨论为主，信息多维扩散（衍生学术规范、师德等议题）。④消退期（7月23日00:39至26日22:00）：当事人回应与警方介入，热度指数衰减，媒体关注降低，讨论趋常态。

4.2　模型性能评价

4.2.1　指标说明

通过计算精确率、准确率、召回率、F1值综合评价模型性能，其中召回率和准确率是本模型的两个关键指标。

召回率衡量的是在实际属于某一情感类别的评论中，模型能够准确预测的评论比例。对于多分类情感分析任务，针对每一个类别单独计算召回率。在舆情管理

场景下，尤其是高校突发事件的舆情分析中，负向情感评论具有较高的扩散性，可能引发广泛的公众情感波动。因此，模型需要识别出负向情感评论，以避免忽略潜在的舆情风险。召回率的计算公式如式（4）所示。

$$R_k = \frac{N_{\mathrm{TP},k}}{N_{\mathrm{TP},k} + N_{\mathrm{FN},k}} \tag{4}$$

式中：$N_{\mathrm{TP},k}$为模型正确预测为情感类别k的样本数；$N_{\mathrm{FN},k}$为模型错误预测为其他情感类别的样本数。

准确率反映模型整体预测的可靠性，体现不同情感类别间的平衡识别能力。在舆情多分类任务中，准确率的优化可避免由过度关注单一情感类别而导致的系统性偏差，从而确保模型对正向、中性情感的判别稳定性。准确率的计算公式如式（5）所示。

$$A = \frac{\sum_{k=1}^{K} N_{\mathrm{TP},k}}{N} \tag{5}$$

式中：K为情感类别总数；N为测试集样本总数。

4.2.2　模型评估

为验证ChatGPT模型在情感分析任务中的普适性，基于OpenAI Python库中的GPT-4 Turbo模型开展实验，温度参数统一设置为0.2以降低生成结果的随机性。为进一步增强结论的代表性，实验同时引入豆包Doubao-lite-32k和智谱GLM-4等大语言模型进行跨模型对比，所有生成式人工智能模型的实验参数与流程保持一致。此外，利用传统机器学习方法TF-IDF-SVM与主流深度学习方法CNN-BiLSTM-Attention作为基线模型进行对比，使用随机分层抽样方法，依据情感类别分布从原始数据中抽取20%的样本进行人工情感标注，构建包含1 032条数据的三分类测试集，其中正向、中性和负向情感比例为4∶2∶4，评估结果如表4所示。

模型评估结果表明，生成式人工智能模型在情感分析任务中整体性能优于传统基线模型，其中GPT-4 Turbo以81.36%的准确率表现最优，Doubao-lite-32k和GLM-4也分别达到80.20%和80.35%的较高水平；在负向情感识别中，GPT-4 Turbo的F1值（79.26%）显著高于传统模型（TF-IDF-SVM：73.02%；CNN-BiLSTM-Attention：76.70%），并略优于Doubao-lite-32k（78.55%）与GLM-4（77.30%），同时在正向/中性情感识别中取得最高F1值（88.72%/80.98%）。在所有测试的生成式人工智能模型中，GPT-4 Turbo的优异表现可归因于其更强大的上下文理解、动态语义推理能力以及少样本学习适应性。其核心优势在于：①具有先进的架构与预训练，基于Transformer的自注意力机制能更有效地捕捉长距离语义依赖和复杂语境信息（如隐喻、反讽）；②相比Doubao-lite-32k和GLM-4，GPT-4 Turbo对精心设计的提示模板结合少量演示样例的响应更为精准和稳定。这使得模型能更有效地将情感分类任务转化为自然语言生成问题，并利用领域知识（如

表4　模型评估结果

算法	情感倾向	精确率/%	召回率/%	F1值/%	准确率/%
TF-IDF-SVM	0（正向）	**93.50**	78.40	85.28	75.49
	1（中性）	68.50	72.40	70.40	
	2（负向）	78.00	69.30	73.02	
CNN-BiLSTM-Attention	0（正向）	88.10	**86.00**	87.03	79.80
	1（中性）	74.60	**83.00**	78.58	
	2（负向）	76.40	77.00	76.70	
Doubao-lite-32k	0（正向）	89.80	84.20	86.90	80.20
	1（中性）	77.50	80.00	78.72	
	2（负向）	80.30	76.90	78.55	
GLM-4	0（正向）	91.20	83.50	87.15	80.35
	1（中性）	76.40	81.80	79.00	
	2（负向）	79.10	75.60	77.30	
GPT-4 Turbo	0（正向）	92.19	85.51	**88.72**	**81.36**
	1（中性）	**79.20**	82.85	**80.98**	
	2（负向）	**80.54**	**78.01**	**79.26**	

注：加粗数据为对应情感倾向下各指标最优算法结果。

事件背景）进行深层语义解析。ChatGPT在复杂语义解析方面表现突出——能精准识别隐喻表达（如“格局小了”的负面语义）和隐式情感差异（如区分“还算可以”与“也就只能这样”），而传统模型因依赖静态词频统计或局部上下文建模易对此误判。但中文谐音（如“叫兽”）和强语境反讽（如“真是天才”）仍导致负向情感召回率偏低（78.01%），未来须通过多模态社交语境数据融合提升模型在复杂场景下的鲁棒性。

4.3 数据分析

4.3.1 各阶段情感分布

从不同舆情阶段的情感分布可以看出，在整个舆情周期中负向情感占比始终较高，但随事件发展呈阶梯式下降趋势，各阶段特征及驱动机制如下。在事件发生期（7月21日22:55至22日09:00），舆情呈现“低热态理性观望”特征，负向情感占比48.3%（中性43.9%、正向7.8%），情感波动驱动机制如下。①信息模糊性：举报单方信源未获校方回应，公众质疑事件真实性，引发负面情绪积聚。②传播圈层局限：舆情信息主要局限于相关学术社群及校园网络，尚未形成大规模社会关注和情绪共振。在事件爆发期（7月22日09:00至19:04），舆情呈现“高热态愤怒爆发”特征，负向情感占比急剧升至58.5%（中性38.2%、正向3.3%），情感波动驱动机制如下。①校方声明触发：缺乏实质内容的声明加剧公众对处理透明度的质疑。②核心矛盾激化：举报涉及师生权力不对等、性骚扰等敏感议题，博导身份诱发对于学术权力滥用与师德失范的集体愤怒。在事件扩散期（7月22日19:04至23日00:39），舆情呈现“降温态理性反思”特征，负向情感占比回落至52.6%（中性38.6%、正向8.8%），情感波动驱动机制如下。①真相明晰与问责落地：校方通报确认事实并公布处置措施，部分消解公众追责诉求。②议题深度拓展：讨论焦点由个体行为批判转向高校管理机制缺陷等制度性反思。在事件消退期（7月23日00:39至26日22:00），舆情呈现“平稳态后续关注”特征，负向情感占比大幅降至40.4%（中性41.0%、正向18.6%），情感波动驱动机制如下。①权威机构介入与信息饱和：公安机关调查提升处置公信力，当事人回应补充信息链，伴随媒体报道衰减。②舆情生命周期规律：核心节点过渡（举报→校方回应→处置→司法介入）触发公众注意力转移。

4.3.2 各阶段负向情感

负向情感是网络舆情研究中的一个重要指标，若未能及时追踪和有效应对，可能会导致高校舆情事件的爆发。为此，提取了各阶段的负向情感关键词，并生成了相应的负向情感词云图（见图3）。

(a)发生期　(b)爆发期　(c)扩散期　(d)消退期

图3　各阶段负向情感词云图

在舆情发生期，负向情感的关键词主要有“老登”“举报”“小作文”等，显示出公众在愤怒的同时也保持理性，对事件的真实性产生怀疑。此时，负向情感主要表现为对事件真相的质疑，以及对权力结构的初步批判。在舆情爆发期，关键词“严惩”“阉割”“学阀”等频繁出现，表达了公众对事件的强烈反感、不满，以及对博导不正当行为的严厉谴责。此时，负向情感达到了顶峰，负向情感表达尤为激烈，占据主导地位。进入舆情扩散期，负向情感开始有所缓解，“监管”“机制”“盖章”等关键词的出现表明公众的讨论逐步转向理性反思。此时，关注的焦点更多地转向高校管理体制、机制等长远问题，负向情感有所减弱，但仍然存在较大的讨论空间。在舆情消退期，负向情感显著减少，关键词“毕业”“处理”“学校”等显示出公众对事件后续处理结果及当事人毕业等问题的关注。此时，公众情感逐渐趋于理性，讨论焦点转向如何完善制度与保障措施，负向情感趋于减弱，舆论逐步平息。

4.3.3 各阶段情感演化

“北京某大学女博士实名举报博导性骚扰”事件的舆情情感演化路径如图4所示，通过3条折线的动态对比，体现了情感从怀疑到愤怒，再到理性反思，最后趋于平静的过程。

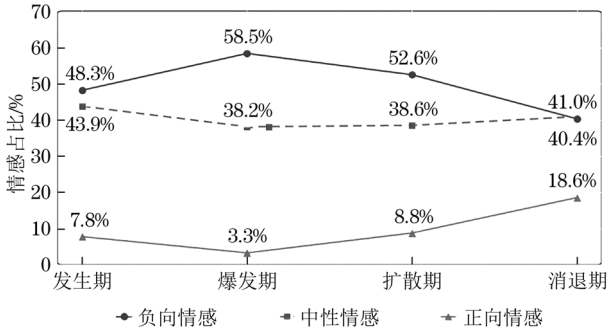

图4　各阶段情感演化趋势

在事件发生期（负向48.3%/中性43.9%/正向7.8%），公众基于有限信息形成认知框架，部分网民对事件真实性持观望态度，此时负向情感主要源于真相缺位且情感相对缓和，但已呈微弱优势，少数持续关注声浪表明事件正进入公众视野；至爆发期（负向58.5%/中性38.2%/正向3.3%），校方调查声明触发舆论剧烈反应，公众对涉事博导行为的强烈愤怒与质疑集中涌现，推动负向情感占比攀升至峰值；进入扩散期（负向52.6%/中性38.6%/正向8.8%），随着校方确认事件属实并采取处置措施，负向情感占比回落且舆论焦点由个体追责延伸至对高校管理机制及相关权益保障缺失的制度性反思，情感表达渐趋理性；消退期（负向40.4%/中性41.0%/正向18.6%）因当事人回应与公安部门介入，叠加媒体报道衰减，舆论热度显著消退，公众讨论聚焦于制度改进的后续保障，整体情感回归平稳态。

5　结语

本研究聚焦高校突发事件网络舆情，探索性地构建了基于ChatGPT（生成式人工智能的代表性模型）的融合提示工程与上下文学习的情感分析模型，并应用于高校舆情复杂语义场景下的情感分析实践。为验证模型的有效性，采用对比实验方法评估其性能。结果表明，ChatGPT模型的整体性能在情感分类任务中优于传统基线模型，GPT-4 Turbo以81.36%的准确率表现最优，具备较高的技术代表性。具体而言，相较于传统基线模型，基于ChatGPT的情感分析模型的整体准确率提升至81.36%，负向情感分类F1值达到79.26%，且在隐喻与反讽等复杂语义场景中展现出更强的适应性。

本研究的主要创新点在于：在方法层面，突破了传统模型对大规模标注数据的依赖，利用提示工程与上下文学习相结合的少样本学习策略，提升了模型在复杂语义场景（如隐喻、反讽）下的情感识别准确率，为高校舆情实时监测提供了高效低耗的技术路径；在应用层面，以“北京某大学女博士实名举报博导性骚扰”事件为典型案例进行深入分析，初步揭示了该事件舆情情感的动态演化呈现质疑、愤怒、反思、理性的四阶段迁移规律，且通过挖掘“严惩”“监管”“毕业”等负向情感关键词，进一步明确了不同阶段公众焦点的迁移路径，为高校舆情治理提供了关键语义线索，为高校管理者精准识别情感波动、制定分阶段干预策略提供了科学依据，有助于提升高校舆情应对的敏捷性与精准性。未来研究可进一步优化模型在中文复杂语境下的语义理解能力，并探索跨领域、多模态数据的融合应用，以提升模型在网络俚语与隐喻表达等特定语境下的分类准确性。

参考文献

[1] 中国互联网络信息中心. 第55次中国互联网络发展状况统计报告[EB/OL]. [2025-04-27]. https://www.cnnic.net.cn/n4/2025/0117/c88-11229.html.

[2] 刘君，王学伟. ChatGPT在高校网络舆情管理中的应用研究[J]. 今传媒，2024，32（9）：20-23.

[3] QU Y，WANG J. Performance and biases of large language models in public opinion simulation[J]. Humanities and Social Sciences Communications，2024，11：1095.

[4] 丁晓蔚，赵鑫，刘梓航，等. 舆情精准研判中的Chat GPT：“大数据、大模型、大计算”范式驱动的理论与应用探索[J]. 传媒观察，2024（3）：45-61.

[5] 邵雷，石峰. 生成式人工智能对社交机器人的影响与治理对策[J]. 情报杂志，2024，43（7）：154-163.

[6] SEDLMEIR J，RIEGER A，ROTH T，et al. Battling disinformation with cryptography[J]. Nature Machine Intelligence，2023，5（10）：1056-1057.

[7] 张涛甫. 人工智能推动舆论生态转型及其治理进路[J]. 学术月刊，2024，56（2）：149-157.

[8] 安璐，吴林. 融合主题与情感特征的突发事件微博舆情演化分析[J]. 图书情报工作，2017，61（15）：120-129.

[9] 韩小伟，张传洋，张起超，等. 大数据背景下突发公共事件网络舆情情感演化及舆情引导策略研究[J]. 情报科学，2024，42（2）：56-63.

[10] WANG Y Y，CHEN Q，SHEN J Q，et al. Aspect-level sentiment analysis based on gradual machine learning[J]. Knowledge-Based Systems，2021，212：106509.

[11] 王虎，吴浩伟，江长斌. 聚焦热度变化、主题动态与情感趋势的微博舆情演化研究[J]. 情报杂志，2024，43（11）：144-151，128.

[12] TALAAT A S. Sentiment analysis classification system using hybrid BERT models[J]. Journal of Big Data，2023，10（1）：110.

[13] 范涛，王昊，吴鹏. 基于图卷积神经网络和依存句法分析的网民负面情感分析研究[J]. 数据分析与知识发现，2021，5（9）：97-106.

[14] 张继东，张慧迪. 融合注意力机制的多模态突发事件用户情感分析[J]. 情报理论与实践，2022，45（11）：170-177.

[15] MAI S J，XING S L，HU H F. Analyzing multimodal sentiment via acoustic- and visual-LSTM with channel-aware temporal convolution network[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio，Speech，and Language Processing，2021，29：1424-1437.

[16] 王晰巍，贾若男，韦雅楠，等. 社交网络舆情事件主题图谱构建及可视化研究：以校园突发事件话题为例[J]. 情报理论与实践，2020，43（3）：17-23.

[17] SCHICK T，SCHÜTZE H. Exploiting cloze-questions for few-shot text classification and natural language inference[C]// Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg：ACL，2021：255-269.

[18] 秦涛，杜尚恒，常元元，等. ChatGPT的工作原理、关键技术及未来发展趋势[J]. 西安交通大学学报，2024，58（1）：1-12.

[19] LI J Y，LI H，PAN Z，et al. Prompt ChatGPT in MNER：improved multimodal named entity recognition method based on auxiliary refining knowledge from ChatGPT[EB/OL]. [2025-02-05]. https://arxiv.org/abs/2305.12212.

[20] TOM B B，BENJAMIN M，NICK R，et al. Language models are few-shot learners[EB/OL]. [2025-02-05]. https://arxiv.org/abs/2005.14165.

[21] YANG L，WANG Z Z，LI Z Y，et al. An empirical study of multimodal entity-based sentiment analysis with ChatGPT：improving in-context learning via entity-aware contrastive learning[J]. Information Processing & Management，2024，61（4）：103724.

[22] LU Y，BARTOLO M，MOORE A，et al. Fantastically ordered prompts and where to find them：overcoming few-shot prompt order sensitivity[C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg：ACL，2022：8086-8098.

[23] 刘亚男，赵耀. 新媒体环境下高校网络舆情形成机制及引导策略研究[J]. 情报科学，2022，40（12）：115-119.

作者简介

江长斌，男，硕士，副教授，研究方向：网络舆情治理、数智化社会治理。
陈子涵，男，硕士研究生，通信作者，研究方向：网络舆情演化与治理，E-mail：346072@whut.edu.cn。
黄英辉，男，博士，副教授，研究方向：网络用户心理、大数据分析。
王丹丹，女，博士，博士后研究员，研究方向：社会计算、危机信息管理、健康传播。
何珂，男，硕士研究生，研究方向：网络舆情治理、生成式人工智能。

Sentiment Analysis of Network Public Opinion in University Emergencies Based on ChatGPT

JIANG ChangBin[1] CHEN ZiHan[1] HUANG YingHui[1] WANG DanDan[2] HE Ke[1]
(1. School of Management, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, P. R. China; 2. School of Communication, Hong Kong Baptist University, Hongkong 999077, P. R. China)

Abstract: Exploring the application of Generative Artificial Intelligence (GAI) in the management of public opinion emergencies in higher education institutions aims to advance innovation in network public opinion management technologies for universities while providing new perspectives for the application of GAI in social governance. This study integrates prompt engineering and context learning to construct a sentiment analysis framework based on GAI, with ChatGPT as the core model. Taking the case of a female doctoral student at a university in Beijing reporting sexual harassment by her supervisor in real name as the research subject, we collect data from the Weibo platform using web crawlers and divide the evolution stages of public opinion based on information lifecycle theory. By employing a few-shot learning strategy, 10 high-quality annotated examples are selected to guide the ChatGPT model in sentiment classification, and multi-stage negative sentiment keywords are extracted to reveal evolutionary patterns. We find that the public opinion evolution of this incident exhibits a four-stage pattern: skepticism, anger, reflection, and rationality, with the proportion of negative sentiment rising from 48.3% in the latency phase to a peak of 58.5% during the outbreak phase, followed by a gradual decline to 40.4% in the regression phase, illustrating a rise-then-fall evolutionary trajectory.The findings demonstrate that ChatGPT outperforms traditional baseline methods such as TF-IDF-SVM and CNN-BiLSTM-Attention in sentiment analysis. Specifically, the ChatGPT-based sentiment analysis model achieves overall accuracy improvements of 5.87% and 1.56%, respectively, over traditional models, while exhibiting superior performance in negative sentiment classification within complex contexts involving metaphor and irony.

Keywords: Generative Artificial Intelligence; ChatGPT; Context Learning; Prompt Engineering; University Emergency; Network Public Opinion; Emotional Evolution

（责任编辑：王玮）