

基于深度学习的灾害事件社交媒体情感分析

刘 烯, 颜 焱

(应急管理大学(筹)华北科技学院校区, 北京 101601)

摘要: 传统BERT模型在处理复杂社交媒体文本时,存在局部语义依赖建模不充分、多模态信息融合能力不足等问题。为此,构建一种融合图注意力网络(GAT)与Transformer的新型情感分析模型(BERT-GAT-Transformer),通过增强文本语义关联建模与长距离依赖捕捉能力,提升灾害事件相关文本的情感分类精度,为应急决策提供数据驱动的技术支持。首先,通过BERT编码层捕获文本双向语义,利用GAT动态构建词语关系图以增强局部上下文依赖;其次,通过Transformer的全局自注意力机制优化长距离序列特征。实验表明,在针对短文本时,BERT-GAT的准确率为81.7%、F1值为81.6%,略差于BERT-GAT-Transformer模型;在针对长文本时,BERT-GAT-Transformer模型的准确率为84.6%、F1值为85.1%,相较于基准模型BERT、BERT-GAT更优秀,能准确分析数据中的情感,为情报研究者提供了社交媒体情感分析的有效方法和模型依据。

关键词: 情感分析;BERT;图注意力网络(GAT);Transformer;社交媒体;灾害事件

DOI: 10.11907/rjtk.251293

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)002-0021-07

扫描二维码阅读全文:



Deep Learning-Based Sentiment Analysis of Disaster Events on Social Media

LIU Xi, YAN Ye

(North China Institute of Science and Technology Campus, University of Emergency Management (Preparatory), Beijing 101601, China)

Abstract: When traditional BERT models deal with complex social media texts, there are some problems such as insufficient local semantic dependency modeling and insufficient multimodal information fusion capability. To this end, a new emotion analysis model (BERT-GAT-Transformer) that combines the Graph Attention Network (GAT) and Transformer is constructed. By enhancing the ability of text semantic association modeling and long-distance dependency capture, the emotion classification accuracy of disaster event related texts is improved, and data driven technical support is provided for emergency decision-making. First, we capture the bidirectional semantics of text through BERT coding layer, and use GAT to dynamically construct word relationship graph to enhance local context dependence; Secondly, the features of long distance sequences are optimized through Transformer's global self attention mechanism. The experiment shows that the BERT-GAT accuracy is 81.7% and F1 value is 81.6% for short text, which is slightly worse than the BERT-GAT-Transformer model; For long texts, the accuracy of BERT-GAT-Transformer model is 84.6% and F1 value is 85.1%, which is better than the benchmark models BERT and BERT-GAT. It can accurately analyze the emotions in data, providing an effective method and model basis for social media emotion analysis for intelligence researchers.

Key Words: sentiment analysis; BERT; graph attention network(GAT); Transformer; social media; disaster events

0 引言

根据2024年应急管理部发布的全国自然灾害基本情况可知,我国自然灾害以洪涝和地质灾害、台风、风雹、低

温冷冻和雪灾为主,干旱、地震、森林草原火灾、沙尘暴等灾害也有不同程度发生^[1]。截至2024年12月31日,据地方应急管理部门报告可知,各种自然灾害造成全国9 413万人次不同程度受灾,因灾死亡失踪856人,紧急转移安置364.5万人次;倒塌房屋6.4万间,损坏房屋83.2万间;农

收稿日期:2025-04-23

基金项目:国家社会科学基金重大项目(23&ZD142);国家级新文科研究与改革实践项目(2021070027)

作者简介:刘烯(2000-),男,应急管理大学(筹)华北科技学院校区硕士研究生,研究方向为应急信息化;颜焱(1969-),男,博士,应急管理大学(筹)华北科技学院校区安全与社会发展研究所教授,研究方向为安全社会学、应急社会学、社会结构、社会建设与治理研究。

作物受灾面积 1 008.9 万公顷;直接经济损失 4 011.1 亿元^[1]。

自然灾害通常会带来严重的破坏,不仅会造成人员伤亡和财产损失,还可能引发恐慌,影响社会稳定。颜焯^[2]指出,应急文化通过风险感知、社会化传播和集体共识等机制发挥作用,其内在构成包含物质环境、制度规范、行为表现和理念价值 4 个层次。社交媒体作为现代风险传播的重要载体,其信息交互特征与社会心理场效应高度契合,即公众情绪通过网络集群产生共振性扩散,可形成具有辐射效应的应急心理场域^[3]。因此,分析社交媒体网民对自然灾害的讨论和情绪表达可预测潜在风险,帮助政府更好地了解公众反应,及时采取措施,减少负面影响,维护社会秩序。

近年来,随着社会和互联网的快速发展,社交媒体迅速崛起,成为人们获取信息和表达情感的重要平台。据 2025 年中国互联网络信息中心(CNNIC)发布的第 55 次《中国互联网络发展状况统计报告》可知,网民规模从 1997 年的 62 万人增长至 2024 年的 11.08 亿人,互联网普及率升至 78.6%^[4]。社交网络虽让工作和生活更方便,但也成了突发事件的传播工具,传播速度更快、范围更广,甚至可能引发网民们的情感波动和风险。

情感分析作为自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)领域的热门问题,主要用于舆情分析、政策意见挖掘、产品分析、电影推荐等领域^[5]。由此可知,情感分析对现代化信息应用十分重要。随着深度学习技术的快速发展,情感分析领域进展迅速,尤其是基于 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)的情感分析模型在许多领域表现出色^[6]。BERT 是一种基于 Transformer 编码器的深度神经网络模型,具有强大的可微调属性,能有效提升文本分类效果,BERT 模型及变体在各大领域都有广泛应用^[7]。熊磊^[8]提出基于 BERT 的中药材治疗胃病的命名实体识别。白文清等^[9]提出基于 BERT-Prototypical 模型的小样本科技文献分类方法。然而,社交媒体数据的复杂性及情感信息的多样性使情感分析面临一定的挑战。

随着 5G 等技术的发展、用户行为的变化、社交媒体对视觉内容的需求增加等原因,微博平台中图片数据的发展规模显著扩大。BERT 主要用于处理文本数据,通过预训练模型在大量的文本语料库上学习语言特征,核心能力是理解和生成自然语言,但无法直接分析图像数据的情感。因此,本文在 BERT 模型的基础上结合图注意力网络(Graph Attention Network, GAT)模型,提出 BERT-GAT-Transformer 情感分析模型。其中,GAT 模型通过图结构灵活地整合这些异构信息注意力机制,以优化各模态之间的权重分配,可同时处理不同模态(如文本、语音、图像等)的特征,并将其映射到统一的语义空间,避免了传统方法中复杂的特征对齐或转换步骤。

1 相关研究

1.1 技术路径的体系化创新

当前,动态语义建模与静态结构分析深度协同,基于方面的情感分析(Aspect Based Sentiment Analysis, ABSA)研究已突破传统注意力机制的局限性,转向动态—静态特征的多层次融合。尹文晓等^[10]针对方面级情感分析中方面词与观点词关系建模不准确的问题,提出一种融合动态语义及静态结构特征的模型。首先,动态调整权重适配器捕获上下文中的动态语义特征;其次,结合依存图注意力模块和成分图注意力模块提取句子的静态结构特征;最后,融合两类特征进行情感极性预测。段文杰等^[11]针对现有方面级情感分析模型未能充分融合情感知识、概念知识及句法依赖类型的问题,提出一种多层次知识增强模型。通过 3 个方面进行知识增强:①利用 SenticNet 情感词典和句法依赖类型构建情感—句法增强的邻接矩阵,通过图卷积网络(Graph Convolution Network, GCN)提取特定方面的表征;②结合 Microsoft 概念图谱对方面词进行概念增强;③采用交互注意力机制优化上下文特征,并与方面特征进行融合。

传统微调方法在低资源场景下的局限性催生了提示学习技术的革新。刘锦行等^[12]针对传统微调方法与下游任务目标不一致的问题,提出基于多提示学习的方面类别情感分析模型。通过多样化设计提示模板和答案工程,结合自回归预训练模型生成多视角预测结果,并集成不同模板的分类结果以提升鲁棒性。章巍等^[13]提出 SynPrompt 模型,将句法知识融入提示微调框架,以增强细粒度情感分析中对显式和隐式情感的捕捉。通过构建句法路径增强的提示模板,将传统分类任务转化为掩码预测问题,并结合数据提升小样本场景下的性能。

在跨领域迁移与低资源适应技术中,领域适应性成为近年的研究焦点,主要技术路径包括:

(1)在伪数据生成与过滤方面。陈舸等^[14]针对跨领域属性级情感分析中的领域适应性和标注数据稀缺问题,提出一种基于预训练模型(T5)和数据增强的端到端方法。首先,利用 T5 模型生成目标领域的伪标签,结合源领域情感极性构建伪标注数据;其次,通过 GPT 生成符合目标领域语言风格的自然文本,增强数据多样性;最后,设计过滤策略剔除低质量的生成样本,提升数据可靠性。

(2)在小语种资源建设方面。公确多杰等^[15]针对藏文情感分析中缺乏公开情感词典和上下文深度学习模型的问题,提出一种融合情感词典与改进 BERT-BiGRU 模型的情感分类方法。

(3)在 LPIDA 模型的域不变特征学习方面。刘涛等^[16]针对跨领域方面情感分析中标注成本高和模型复杂的问题,提出一种名为 LPIDA 的新型模型。首先,向 BERT 模型

的中间层插入可学习的“后提示”向量,以学习源域和目标域之间的域不变特征;其次,结合词级域分类器实现实例适应,使模型更关注目标域的词汇。

(4)在隐式情感解析的技术突破方面。丛眸等^[17]针对隐式情感语句情感词少、语义复杂的问题,提出结合 RoBERTa 预训练模型、BiGRU 和注意力池化的方法。模型引入外部事实信息作为辅助特征,利用 RoBERTa 进行全局语义交互,通过 BiGRU 捕捉局部上下文特征,并基于注意力池化加权关键信息。

(5)在多语法图神经网络的演进方面。崔旭冉等^[18]针对方面级情感分析任务,提出一种结合 BERT 预训练模型和依存句法分析的图注意力网络模型。通过 BERT 提取上下文特征,利用依存句法树构建邻接矩阵和距离矩阵,并分别输入 DepGAT、DTGAT 进行特征融合,最后通过门控机制优化分类。

(6)在句法解析器的性能依赖方面。林煌等^[19]针对传统方法依赖单一句法分析的局限性,提出一种结合 BERT 预训练模型和图注意力网络的 ABSA 模型。首先,通过 LAL-Parser 构建短语结构图和依存树图,融合多语法信息;其次,使用多层 GAT 编码节点特征捕获复杂句法关系;最后,设计交互注意力机制动态融合语义(BERT 编码)与语法特征(GAT 输出)增强情感表征。

(7)在生成数据的可信风险方面。陈舸等^[20]针对跨领域属性级情感分析中的领域适应性和标注数据稀缺问题,提出一种基于预训练模型(T5)和数据增强的端到端方法。具体为,利用 T5 模型生成目标领域的伪标签,结合源领域情感极性构建伪标注数据。

(8)在多模态标注成本方面。甘卓浩等^[21]针对多模态情感分析中视觉信息利用不足和文本情感语义缺失的问题,提出一种跨模态交互 Transformer 模型。通过图像标题生成技术弥补文本情感语义缺失,利用依存句法分析和图卷积网络捕捉方面词与观点词的长距离依赖,并结合 TOP-n 形容词—名词对分布策略来优化视觉情感特征的提取效果。

1.2 垂直场景的精细化应用

在心理健康与医疗文本分析方面。张顺香等^[22]针对抑郁症文本中极端化表达识别不足的问题,提出结合多粒度特征的 CWFD-A 模型。首先,通过 jieba 自定义词典与 RoBERTa 分别提取词语级和字符级特征,经 BiLSTM 捕获上下文依赖;其次,通过多头注意力聚焦关键情感信息;最终,融合特征输出抑郁程度分类。

在教学场景下,细粒度分析需求催生了任务特定架构。柯昌博等^[22]针对教学评价文本中多情感、多方面的分析需求,提出一种结合 BERT 和图注意力网络的细粒度情感分析模型。首先,将方面检测与情感分类作为子任务,共享 BERT 参数以增强任务关联性;其次,利用依存句法关系构建图结构,通过 GAT 强化上下文语义。

在影视评论的多模态主题—情感联合分析方面。孙长智等^[23]针对电影短评的情感分析需求提出一种结合自编码器、生成对抗网络(Generate Countermeasure Network, GAN)和隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)的深度主题自编码器模型 DTAM。通过融合自编码器的特征提取能力、GAN 的生成能力及 LDA 的主题发现功能,以更精准地分类评论中的主题并捕捉情感倾向。

在舆情演化分析方面。王迪等^[25]以东航 MU5735 坠机事件为例,利用 LDA 模型对微博评论文本进行主题聚类 and 情感分析。首先,通过 Scrapy 框架爬取数据;其次,结合 PMI 算法构建语义网络图谱;最后,采用 SnowNLP 分析网民情感演化。

2 模型设计

本文模型采用三级分层处理结构,结合 BERT 的语义编码能力、图注意力网络的局部关系建模、Transformer 的全局序列分析,形成编码—关系建模—序列优化的完整流程,如图 1 所示。模型输入为微博评论文本,输出为情感分类结果(负面/中性/正面三类),模型主要分为以下 5 层:①输入层:输入经过数据预处理的文本信息;②编码层:将原始文本转化为深度语义向量,以捕获词语的双向上下文关系;③图注意力层:构建词语关系图,动态分配注意力权重,增强局部语义依赖捕获;④序列建模层:捕获长距离依赖关系,优化序列全局表示;⑤分类输出层:将情感分为负面/中性/正面三类进行输出。

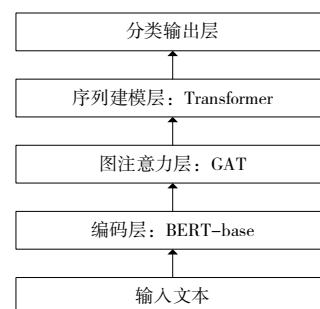


Fig. 1 BERT-GAT-Transformer model framework

图1 BERT-GAT-Transformer 模型框架

2.1 输入层

首先,将爬虫获取的以台风摩羯、洞庭湖决堤、新疆乌什县 7.1 级地震为主题的数据进行过滤,去除数据中所包含的特殊字符、超链接和乱码等与情感倾向无关的内容;其次,去除停用词等流程;最后,通过关键词(正面/中性/负面)和疑问句模式进行规则匹配,并使用 SnowNLP 进行辅助,结合统计模型的情感得分综合生成标签(0-负面,1-中性,2-正面)。

2.2 编码层

BERT 作为模型的核心语义编码模块,基于深度双向 Transformer 架构,通过预训练与微调相结合的策略,对灾

害领域文本进行上下文敏感编码。编码层结构如图2所示。

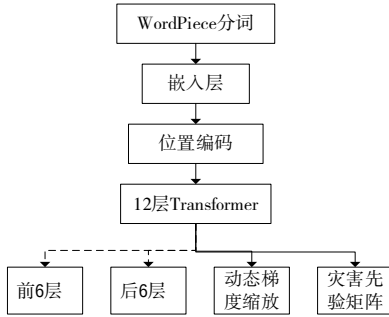


Fig. 2 Encoding layer structure

图2 编码层结构

相较于Word2vec、GloVe这两个训练模型，BERT具有更强大的文本表征能力，体现在：编码层采用BERT-base中文版本，包含12层Transformer编码器，每层配备12个自注意力头与768维隐藏表示空间^[26]。输入文本经分词器（Tokenizer）处理为WordPiece子词单元后，通过嵌入层生成初始向量表示： $E = E_{token} + E_{pos}$ 。其中，词嵌入 $E_{token} \in \mathbf{R}^{128 \times 768}$ 将离散符号映射至连续空间，位置嵌入 E_{pos} 用于编码序列顺序信息。

本文通过掩码语言建模（Masking Language Modeling, MLM）与下一句预测（Next Sentence Prediction, NSP）任务的预训练，让模型学习得到词汇级与句法级的语义关联信息，并在微调阶段通过领域适配策略增强模型对灾害术语的敏感度。在技术实现中，编码层采用分层参数优化机制：前6层Transformer权重冻结以保留通用语言知识，后6层以分层递减学习率（顶层 2×10^{-5} ，底层 5×10^{-6} ）进行微调，平衡迁移学习效率与模型稳定性。输出特征包含序列级表示（ $H_{seq} \in \mathbf{R}^{B \times L \times 768}$ ）与池化表示（ $h_{pooled} \in \mathbf{R}^{B \times 768}$ ），前者用于捕捉词汇级细粒度语义，后者通过[CLS]标记聚合全局信息。

同时，创新性地引入动态梯度缩放因子，以有效缓解深层网络梯度消失问题。

$$\alpha_l = \frac{base_lr}{1 + e^{-0.1l}} \cdot \frac{l}{L} \quad (1)$$

式中： l 为索引层数； t 为训练步数。

在自注意力计算中，融合灾害类型先验矩阵为 $M_d \in \mathbf{R}^{3 \times 12}$ ，通过不同注意力头对地震、洪水、台风等灾害特性进行差异化建模。针对微博短文本特性，采用局部窗口注意力与高频词L2正则约束（ $\lambda = 0.01$ ），以提升模型对关键实体的表示强度。实验表明，使用梯度检查点技术（Gradient Checkpointing）后，显存占用降低42.7%，支持更大批次训练；8 bit量化嵌入矩阵使推理速度提升18.3%。可视化分析表明，编码层输出的灾害相关词向量在768维空间中呈现出显著的聚类特性（余弦相似度 >0.82 ），相较于非灾害词而言形成了明确的语义边界。综上，该编码层通过多层次特征抽象与领域自适应优化，为后续图注意力

网络与Transformer模块提供了高判别力的语义基表示。

2.3 图注意力层

图注意力网络作为模型的关系建模核心，通过动态注意力机制构建文本词语间的异构语义关联图，对局部上下文依赖进行非对称权重分配。图3为图注意力层结构，采用单头注意力架构，输入为BERT编码的768维词向量序列 $H \in \mathbf{R}^{B \times L \times 768}$ （ B 为批大小， L 为序列长度），经线性投影至256维空间后，通过注意力系数生成节点间的关系权重矩阵 $A \in \mathbf{R}^{B \times L \times L}$ 。

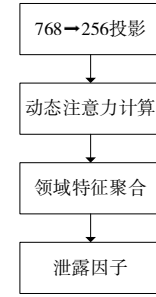


Fig. 3 Image attention layer structure

图3 图注意力层结构

(1)特征投影。本文利用Xavier均匀初始化策略优化投影矩阵 $W \in \mathbf{R}^{768 \times 256}$ ， $H_{proj} = HW$ ，以确保梯度传播的稳定性。

(2)注意力系数生成。对于节点 i, j ，在拼接特征向量后，通过参数化映射计算关联强度。

$$e_{ij} = \text{Leaky ReLU}(a^T [h_i || h_j]) \quad (2)$$

式中： $a \in \mathbf{R}^{512}$ 为可学习向量； $||$ 表示拼接操作；泄露因子 $\alpha = 0.2$ 用于缓解梯度稀疏问题。

(3)权重归一化。采用Softmax函数对邻域节点进行归一化处理。

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k \in N(i)} \exp(e_{ik})} \quad (3)$$

通过掩码机制（Adjacency Masking, AM）限制无效位置（填充符等）的注意力传播，设置 $e_{ij} = -\infty$ 以抑制其贡献。

(4)特征聚合。加权聚合邻域特征并激活。

$$h'_i = \tanh \left(\sum_{j \in N(i)} \alpha_{ij} W h_j \right) \quad (4)$$

(5)输出特征 $H_{out} \in \mathbf{R}^{B \times L \times 256}$ 。保留序列位置信息，为后续Transformer层提供结构增强表示。

2.4 序列建模层

序列建模层基于多层Transformer编码器架构，负责从图注意力层输出的局部增强特征中提取全局序列模式，主要通过多头自注意力机制与位置感知前馈网络协同建模长程依赖关系，如图4所示。

输入特征为图注意力层生成的256维词向量序列 $H_{GAT} \in \mathbf{R}^{B \times L \times 256}$ ，经6层Transformer编码后可得到高阶语义表示 $H_{Trans} \in \mathbf{R}^{B \times L \times 256}$ 。

(1)多头自注意力机制。每层包含8个并行注意力头

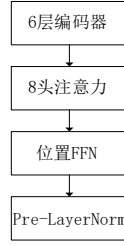


Fig. 4 Sequence modeling layer structure

图4 序列建模层结构

(nhead=8), 可将输入特征拆分为多头子空间:

$$head_i = \text{Attention}(Q_i, K_i, V_i) = \text{Soft max} \left(\frac{Q_i K_i^T}{\sqrt{d_k}} \right) V_i \quad (5)$$

式中: $d_k = 256/8 = 32$, 通过分头注意力机制捕获不同语义维度的交互模式。

(2) 将多头输出拼接后, 经线性变换得到式(6)。

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(head_1, \dots, head_8) W^o \quad (6)$$

式中: $W^o \in \mathbf{R}^{256 \times 256}$ 为可学习参数矩阵, 保留原始维度以支持残差连接。

(3) 位置前馈网络 (Feed-Forward Network, FFN)。每个注意力子层后接入两层全连接网络, 并引入非线性变换。

$$\text{FFN}(x) = \text{GeLU}(x W_1 + b_1) W_2 + b_2 \quad (7)$$

式中: $W_1 \in \mathbf{R}^{256 \times 1024}$ 与 $W_2 \in \mathbf{R}^{1024 \times 256}$ 共同构成扩展—压缩结构; GeLU 激活函数用于增强梯度传播。

(4) 残差归一化与正则化。采用 Pre-LayerNorm 结构, 先归一化再计算子层输出:

$$H' = \text{LayerNorm}(H + \text{Dropout}(\text{MultiHeadAttn}(H))) \quad (8)$$

$$H_{out} = \text{LayerNorm}(H' + \text{Dropout}(\text{FFN}(H'))) \quad (9)$$

式中: 丢弃率 (Dropout)=0.2; 层归一化 (LayerNorm) 用于稳定训练过程。

2.5 分类输出层

分类输出层作为模型的决策模块, 负责将高阶语义特征映射至离散情感类别 (负面/中性/正面), 通过线性变换与概率归一化实现端到端的分类任务。图5为分类输出层结构, 核心架构由特征聚合、非线性映射及概率归一化3个阶段构成。

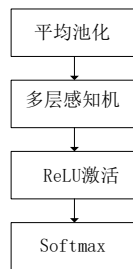


Fig. 5 Classification output layer structure

图5 分类输出层结构

(1) 特征聚合。对 Transformer 层输出的序列特征 $H_{Trans} \in \mathbf{R}^{B \times L \times 256}$ 沿序列维度执行平均池化, 该操作既保留了全局语义信息, 又抑制了噪声位置干扰。

$$h_{pooled} = \frac{1}{L} \sum_{Trans}^{(i)} \in \mathbf{R}^{B \times 256} \quad (10)$$

(2) 非线性映射。单层线性分类为:

$$z = W_c h_{pooled} + b_c, W_c \in \mathbf{R}^{256 \times 3} \quad (11)$$

式中: 采用 Xavier 进行正态初始化; 偏置项 b_c 初始化为零向量。

(3) 多层感知机。

$$z = W_2 (\text{ReLU}(W_1 h_{pooled} + b_1)) + b_2 \quad (12)$$

式中: 隐藏层维度为 128; ReLU 激活用于引入非线性; 丢弃率 (Dropout)=0.3 用于缓解过拟合, 提升模型鲁棒性。

(4) 概率归一化。通过 Softmax 函数将 logits 转换为概率分布, 并隐式调用交叉熵损失函数 (nn.CrossEntropyLoss), 利用内部集成的 LogSoftmax 与 NLLoss, 避免数值不稳定的问题。

$$p(y = k|x) = \frac{\exp(z_k)}{\sum_{i=1}^3 \exp(z_i)} \quad (13)$$

3 实验结果与分析

3.1 数据收集及预处理

本文实验设计主要包括4个步骤: ①收集实验数据。选择新浪微博平台, 通过网络爬虫技术获得舆情数据; ②预处理实验数据。对数据进行清洗和数据标注, 建立模型训练集和测试集; ③建立 BERT、BERT-GAT 和 BERT-GAT-Transformer 模型, 进行情感倾向分析; ④进行舆情监测分析, 并提出舆情对应策略。

首先, 利用 Python 中的 requests 库, 以台风摩羯、洞庭湖决堤、新疆乌什县 7.1 级地震为主题进行数据爬取, 得到帖子与评论 54 885 条; 其次, 对收集到的数据采用正则表达式进行预处理。预处理包括: 先过滤掉数据中所包含的特殊字符、超链接和乱码等与情感倾向无关的内容, 再去停用词。预处理后, 对收集到的 3 个主题数据进行情感标注, 将数据分为负面、中性和正面 3 个类别, 如表 1 所示。

Table 1 Dataset examples

表1 数据集样例

情感标签	数据内容
0	喷电网修得慢的转头就开始发打工人不做牛马了
0	人在海口心已死
1	注意安全文昌的宝贝们
1	大胆想一下 会不会横穿印度 进入阿拉伯海 再次续能 直冲也门;再顺红海而上,入地中海……
2	忽然很期待摩羯创造奇迹了。飘啊飘,唉,我又行了。就是兄台你去霍霍阿三吧,放过中国吧。海南被你祸害已经很惨了。放过云南广西吧。
2	我们的和平安稳定的背后都有一群人默默付出感恩!

3.2 实验参数

本文实验参数包含模型参数、实验过程中的评估指标,如表2所示。

Table 2 Parameter configuration

表2 参数配置

Parameter name	Parameter value
Embedding Size	768
Learning rate	2e-5
自注意力头数	8头(Transformer层)
Dropout 率	0.1(BERT)、0.6(GAT)、0.2(Transformer)
Batch Size	16
Hidden Activation	Relu
Optimizer	Adam
Epoch	20

本文研究采用混淆矩阵(Confusion Matrix)作为核心分析工具,以评估分类模型性能。

$$M = \begin{bmatrix} TN & FP \\ FN & TP \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中:真阳性(True Positive, TP)表示样本实际归属正类且模型正确预测为正类的实例数;假阳性(False Positive, FP)表示样本实际归属负类但被模型误判为正类的实例数;真阴性(True Negative, TN)表示样本实际归属负类且模型正确预测为负类的实例数;假阴性(False Negative, FN)表示样本实际归属正类但被模型误判为负类的实例数。

同时,采用双指标验证框架对细粒度分类任务的特殊性。具体为,针对标注数据存在类别分布偏差的典型特征,选择准确率(Accuracy, ACC)、F1分数(F1-Score)作为核心评估指标。

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (15)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (16)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (17)$$

$$F1 = \frac{2P \times R}{P + R} \quad (18)$$

式中:P表示情感类别中的精确率;R表示情感类别中的召回率。

3.3 实验结果

表3为3种模型的比较结果。由此可知,高阶模型BERT-GAT-Transformer的性能明显优于基础模型BERT,ACC、F1值分别提升3.2%、3.1%;相较于增强模型BERT-GAT,ACC、F1仅提升0.4%、0.8%,效果不明显,原因可能为:图注意力网络通过动态注意力机制构建文本词语间的异构语义关联图,并分配局部上下文依赖的非对称权重,但爬取的数据中长文本数据(>50词)较少,无法体现Transformer在获取长文本依赖的优越性。

为此,本文新增了仅比较帖子数据的实验,如表4所示。由此可知,在面对长文时,BERT-GAT-Transformer模

2.3%、3.1%,发挥了Transformer在获取长文本依赖方面的优越性。

综上,在处理微博舆情数据时,加入图注意力网络的效果相较于单BERT更好,当样本较短时可仅使用图注意力网络分析数据,当文本比较长时需要添加Transformer层提升模型效果。

Table 3 Experimental results of three models

表3 3种模型的实验结果

(%)

模型	准确率	F1值
BERT	78.9	79.3
BERT-GAT	81.7	81.6
BERT-GAT-Transformer	82.1	82.4

Table 4 Experimental results of three models when only comparing

post datas

表4 3种模型仅比较帖子数据的实验结果

(%)

模型	准确率	F1值
BERT	79.1	79.2
BERT-GAT	82.3	82.0
BERT-GAT-Transformer	84.6	85.1

4 结语

本文提出BERT-GAT-Transformer模型,通过GAT构建词语异构语义关联图,利用动态注意力实现上下文依赖的非对称权重分配,结合Transformer将高阶语义映射为情感类别,以端到端分类来提升自然灾害舆情情感分析精度,为舆情报告生成与灾害影响评估提供新思路。

实验表明,该框架在理论上为灾害社会学提供了新型观测指标,定量解析了灾时社会风险感知与互助网络机制;通过构建决策支持系统,将实时分析结果转化为应急资源调度、舆情疏导等管理行动,提升了灾害响应的科学性,符合数据驱动决策原则,为智慧城市的韧性建设提供了技术支撑。后续,将从两个方面进行优化。在模型层面,在灾害领域术语引入聚焦技术或融入图片、语音等多模态情感分析;在数据层面,设计基于GAN的数据增强算法,结合多维度可信度评估来提升社交媒体的数据质量。

参考文献:

- [1] Ministry of Emergency Management. Basic information on national natural disasters in 2024 released[EB/OL]. China Emergency Management News, 2025-01-18(1).
应急管理部. 2024年全国自然灾害基本情况发布[EB/OL]. https://www.mem.gov.cn/10443/xw/yjglbgzdt/202501/t20250117_516032_sht.html.
- [2] YAN Y. On the internal constitution, generational conditions and operational mechanism of managing emergency culture[J]. Journal of Catastrophology, 2021, 36(4): 156-162.
颜烨. 应急文化内在构成、生成条件与作用机理研究[J]. 灾害学, 2021, 36(4): 156-162.
- [3] YAN Y. Pacing towards emergency social psychology: risk perception and positive coping[J]. Academic Exchange, 2022(2): 143-155.
颜烨. 迈向应急社会心理学: 风险感知与正性应对[J]. 学术交流,

- 2022(2):143-155.
- [4] CNNIC. The 55th statistical report on Internet development in China was released[EB/OL]. <https://www.100ec.cn/detail--6646318.html>. 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》发布[EB/OL]. <https://www.100ec.cn/detail--6646318.html>.
 - [5] CHEN D, CHENG L, WANG Z F, et al. Sentiment analysis for Web forum: status, challenges and trends[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(17):17-28.
陈迪, 程朗, 王志峰, 等. 论坛情感挖掘研究综述: 现状、挑战与趋势[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(17):17-28.
 - [6] DWVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bi-directional transformers for language understanding[C]// Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2019:4171-4186.
 - [7] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
 - [8] XIONG L. Named entity recognition of traditional Chinese medicine for gastropathy based on BERT[J]. Software Guide, 2025, 24(1): 57-64.
熊磊. 基于BERT的中药材治疗胃病的命名实体识别[J]. 软件导刊, 2025, 24(1):57-64.
 - [9] BAI W Q, CUI C X. Few-shot scientific and technological literature classification method based on BERT-prototypical model[J]. Software Guide, 2025, 24(4):42-47.
白文清, 崔彩霞. 基于BERT-Prototypical模型的小样本科技文献分类方法[J]. 软件导刊, 2025, 24(4):42-47.
 - [10] YIN W X, ZHOU J S, MA D H, et al. Research on aspect-based sentiment analysis by combining dynamic semantic and static structural features[J/OL]. Computer Engineering and Applications, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240815.1527.012.html>.
尹文晓, 周建设, 马登豪, 等. 融合动态语义及静态结构特征的方面级情感分析[J/OL]. 计算机工程与应用, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240815.1527.012.html>.
 - [11] DUAN W J, DENG J K, ZHANG S X, et al. Aspect-based sentiment analysis model based on multilevel knowledge enhancement[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2024, 19(5):1287-1297.
段文杰, 邓金科, 张顺香, 等. 基于多层次知识增强的方面级情感分析模型[J]. 智能系统学报, 2024, 19(5):1287-1297.
 - [12] LIU J H, LI L, WU R W, et al. Mutli-prompt learning based aspect-category sentiment analysis[J/OL]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.TP.20240826.1427.006.html>.
刘锦行, 李琳, 吴任伟, 等. 基于多提示学习的方面类别情感分析方法[J/OL]. 计算机科学与探索, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.TP.20240826.1427.006.html>.
 - [13] ZHANG W, CHU Z Y, CHEN X Q, et al. Aspect-based sentiment analysis with syntactic prompt[J]. Journal of Computer Applications, 2024, 44(S2):35-43.
章巍, 储著宇, 陈学奇, 等. 基于句法提示的细粒度情感分析[J]. 计算机应用, 2024, 44(S2):35-43.
 - [14] CHEN G, WANG Z Q. Cross-domain aspect-based sentiment analysis based on pre-training model with data augmentation[J/OL]. Computer Science, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1075.TP.20241211.1705.026.html>.
陈舸, 王中卿. 结合预训练模型和数据增强的跨领域属性级情感分析研究[J/OL]. 计算机科学, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1075.TP.20241211.1705.026.html>.
 - [15] GONG Q D J, SUO N C R, CAI Z T. Tibetan sentence emotion classification method based on BERT-BiGRU of fusion dictionary[J]. Computer Engineering and Design, 2025, 46(3):918-926.
公确多杰, 索南才让, 才藏太. 融合词典的BERT-BiGRU的藏语句子情感分类方法[J]. 计算机工程与设计, 2025, 46(3):918-926.
 - [16] LIU T, FENG A, GAO Z J. Cross domain aspect-based sentiment analysis based on late prompt and instance adaption[J]. Software Guide, 2025, 24(1):29-34.
刘涛, 冯翱, 高正杰. 基于后提示与实例适应的跨域方面情感分析[J]. 软件导刊, 2025, 24(1):29-34.
 - [17] CONG M, PENG T, ZHU B B. Implicit sentiment analysis method based on semantic feature extraction[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2025, 63(1):107-113.
丛畔, 彭涛, 朱蓓蓓. 基于语义特征提取的隐式情感分析方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2025, 63(1):107-113.
 - [18] CUI X R, WANG R J, LIU K J. Sentiment classification model based on BERT and dependency syntax[J]. Modern Computer, 2024, 30(18):66-70, 88.
崔旭冉, 王荣举, 刘克剑. 一种基于BERT与依存句法的情感分析模型[J]. 现代计算机, 2024, 30(18):66-70, 88.
 - [19] LIN H, LI B C. Aspect-based sentiment analysis based on BERT model and graph attention network[J]. Computer Science, 2024, 51(S2):118-124.
林煌, 李弼程. 基于BERT模型和图注意力网络的方面级情感分析[J]. 计算机科学, 2024, 51(S2):118-124.
 - [20] CHEN G, WANG Z Q. Cross-domain aspect-based sentiment analysis based on pre-training model with data augmentation[J]. Computer Science, 2025, 52(8):300-307.
陈舸, 王中卿. 结合预训练模型和数据增强的跨领域属性级情感分析研究[J]. 计算机科学, 2025, 52(8):300-307.
 - [21] GAN Z H, MIAO Y Q, LIU T L, et al. Multimodal aspect-level sentiment analysis based on cross-modal interaction Transformer[J/OL]. Application Research of Computers, 2025-04-26. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2024.11.0517>.
甘卓浩, 缪裕青, 刘同来, 等. 基于跨模态交互Transformer的多模态方面级情感分析[J/OL]. 计算机应用研究, 2025-04-26. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2024.11.0517>.
 - [22] ZHANG S X, WEN H, ZHANG J X, et al. Sentiment analysis of depression severity targeting extremized expressions[J/OL]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1478.g2.20240823.1211.007.html>.
张顺香, 文华, 张基旭, 等. 面向极端化表达的抑郁程度情感分析[J/OL]. 数据分析与知识发现, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1478.g2.20240823.1211.007.html>.
 - [23] KE C B, REN Z L, ZHANG B L. Teaching evaluation-oriented graph attention network sentiment analysis model[J/OL]. Journal of Chinese Computer Systems, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20250328.1415.004.html>.
柯昌博, 任知临, 张伯雷. 面向教学评估的图注意力网络情感分析模型[J/OL]. 小型微型计算机系统, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20250328.1415.004.html>.
 - [24] SUN C Z, YI M Y, JIANG J J, et al. Sentiment analysis of movie review data based on deep thematic autoencoder model[J]. Information Science, 2024, 42(11):69-75.
孙长智, 易铭瑞, 蒋京京, 等. 基于深度主题自编码器模型的电影短评数据情感分析研究[J]. 情报科学, 2024, 42(11):69-75.
 - [25] WANG D, WEI S T. Theme clustering map of network public opinion and sentiment evolution in public security emergencies based on LDA model[J]. Modern Computer, 2024, 30(21):125-130.
王迪, 魏淑婷. 基于LDA模型的突发公共安全事件文本主题聚类图谱及情感分析[J]. 现代计算机, 2024, 30(21):125-130.
 - [26] LIU B L, GU X Y. Sentiment analysis of commodity news based on the BERT-BiLSTM-ATT model[J/OL]. Software Guide, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1671.TP.20250420.0013.002.html>.
柳标良, 谷晓燕. 基于BERT-BiLSTM-ATT的大宗商品新闻情感分析[J/OL]. 软件导刊, 2025-04-26. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1671.TP.20250420.0013.002.html>.