

基于 BERT 的多层次特征融合的舆情文本政策 意愿识别模型研究

翁克瑞, 周雅洁, 於世为

摘要: 传统政策需求研究因成本和时间因素, 逐渐转向利用社交媒体进行政策需求智能发现。尽管社交媒体提供了丰富的公众政策意愿, 但捕捉其中的政策观点受到语义模糊性和复杂评论网络关系的挑战。为解决以上问题, 本文提出 ConTextBERT-CNN 模型, 以识别社交媒体上的公众政策意愿。该模型结合了优化后的 BERT 预训练模型和改进的 TextCNN 架构, 通过全词掩码技术增强了中文语义理解, 并融合不同层级的解码层输出实现对多层语义信息的精细提取。实验结果表明, ConTextBERT-CNN 模型在处理新能源汽车、碳中和、分时电价政策主题的数据集时, 分别达到了 86.4%、82.0%、82.5% 的分类准确率, 显著优于传统的深度学习方法, 证明其在捕捉和解析公众政策意愿方面具有高效性和准确性。

关键词: 社交媒体; 政策需求; BERT; 舆情政策文本

中图分类号: D63-3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-0169(2025)01-0131-10

DOI: 10.16493/j.cnki.42-1627/c.20241231.001

一、引言

在中国特色社会主义的新时代背景下, 习近平强调必须完整、准确、全面地贯彻新发展理念。互联网技术的迅猛进步不仅深刻改变了舆论的形成与演变规律, 还为政府提供了深入理解和回应公众需求的新途径, 成为提升政策制定质量和效率的重要手段。如今, 互联网不仅是用户获取信息的关键渠道, 也为民众参与公共管理提供了平台, 拓宽了参政议政的渠道^[1]。在“互联网+”时代的民主政治框架中, 公众通过互联网参与公共政策制定已成为一种新型的政治参与形式^[2]。为了使政策制定过程更加民主和科学, 了解公众对政策的态度、期望和支持程度变得尤为关键。因此, 识别公众政策意愿至关重要, 其包括分析社交媒体评论、在线调查等多渠道的公众反馈, 反映公众对政策导向的情感态度。政策意愿识别有助于政策制定更好地反映民意, 满足公众需求, 从而促进政策制定的民主化和科学化。

舆情政策文本是政策活动过程中因辩论、演讲、报道、评论等行为而产生的文本, 是政策研究领域中的重要工具和政策意愿的载体, 也是政府治理的手段。对于理解政策环境、评估政策影

基金项目: 国家自然科学基金重大项目“复杂政策决策场景的生态建模研究”(72293572); 国家自然科学基金“诉求与热点联动的政策需求挖掘与传播演化模型研究”(72474201); 教育部人文社会科学研究规划基金项目“基于多粒度特征的社交媒体虚假信息识别与传播干预研究”(24YJA630101)

作者简介: 翁克瑞, 中国地质大学(武汉)经济管理学院(湖北武汉 430078); 周雅洁, 中国地质大学(武汉)经济管理学院; 於世为(通讯作者), 中国地质大学(武汉)经济管理学院, yusw@cug.edu.cn

响以及指导政策制定具有重要意义^[3]。通过对舆情政策文本的研究，可以深入洞察公众对政策的看法、期望和支持程度，为政策的合理性和有效性提供重要依据。因此，在政策制定的过程中，确保能够动态获取并分析这些文本，对于捕捉社会舆论变化、响应公众需求至关重要。

在当今信息时代，舆情政策文本的获取已从传统媒体扩展至多渠道、多层次的信息来源。尤其是社交媒体平台，如抖音、微博、微信公众号等，为公众提供了便捷的渠道来讨论新发布的政策^[4]。这些平台上的互动行为不仅丰富了政策反馈的形式，也为政府收集民意提供了宝贵的资源。然而，随着网络信息量的爆炸式增长，传统的政策意愿识别方法遇到了前所未有的挑战。海量且多样化的数据使得人工处理变得不切实际，而快速变化的信息流要求更高效的自动处理能力。此外，准确识别公众意愿需要对复杂的社会情绪进行深度理解和分析，这对现有技术提出了更高要求。

为了克服上述困难，本文旨在构建一种新型的政策意愿识别模型，该模型将BERT应用于政策意愿识别领域，特别是针对抖音平台的评论数据。通过引入预训练BERT模型，设计了一种能够即时、自动处理大量网络数据，并具备深度理解和分析能力的识别系统。本文选取新能源汽车、碳中和、分时电价三个政策主题，分别构建包含社交网络评级关系的评论数据集，并基于每个数据集进行了不同模型的政策意愿识别对比实验。这一创新尝试旨在完善政策舆情分析机制，提高政府决策的科学性和民主性，为相关政策的制定和调整提供有力支持。

本文研究贡献主要包括以下两个方面。其一，揭示了评论数据的网络结构对模型性能的影响，传统方法往往忽视了评论之间的相互关系及上下文信息，而本研究强调了这些因素在理解公众政策意愿中的关键作用，发现了文本的网络结构对于提升政策意愿识别模型性能的重要性。其二，提出并验证了ConTextBERT-CNN模型。该模型通过融合不同层级的评论数据以及利用优化后的BERT预训练模型，显著增强了对中文语义的理解能力。此外，改进的TextCNN架构允许更精细地提取多层语义信息，从而提高了政策意愿识别的准确性。

在构建的新能源汽车、碳中和、分时电价三个政策主题下的评论数据集上进行的实验验证，展示了该模型在处理特定政策主题上的优越性能。实验表明，ConTextBERT-CNN模型在这三个数据集上的分类准确率分别达到了86.4%、82.0%、82.5%，明显优于传统的深度学习模型。

二、文献综述

公共管理学领域的政策系统理论指出，政策并非孤立存在，它与政策活动中的其他要素相互影响、相互作用，共同构成一个有机整体，即政策系统。为了确保政策的有效性和针对性，及时洞察并理解公众的政策需求至关重要。

根据采用研究方法的不同，可以将政策需求的研究分为基于社会调查的政策需求研究与基于社交媒体的政策需求研究。基于社会调查的政策需求研究常基于特定理论模型，通过材料收集与逻辑分析探究公众对政策的敏感程度、政策实施效果及政策意愿^{[5] [6] [7]}。然而，基于社会调查的政策需求研究通常需要耗费大量时间和资源，且存在反馈滞后问题。

基于社交媒体平台的政策需求研究^[8]的主要方法包括：基于内容分析法^[9]、基于机器学习和基于深度学习^{[10] (P411)}的分析方法。

内容分析法发端于传播学，后被广泛应用于各种社会科学研究，其中心思路是定义反映词汇与语义映射关系的知识单元和编码体系^[9]。在基于内容分析的意愿识别方法中，研究者可灵活设置分析单元提取政策文本的内在特征及其变化。早期的基于内容分析法进行意愿识别，通常基于文本中主题词的数量来确定该文本的诉求取向，如Hu^{[11] (P168-177)}等提出利用积极词和消极词的数量来计算文本内容的诉求取向；白沛沅等通过构建诉求词典，面向民众诉求提出的突发事件情报

感知过程探寻了具体的可行路径, 进一步帮助政府应急管理提出决策方案^[12]。考虑个体诉求的情绪强度, Khoo等^[13]构建的情绪词典WKWSCl进一步提出情绪量表, 确定不同类别的词汇在预测文档极性层面的相对重要性。Haselmayer等^[14]在分析政策舆情文本时, 结合众包编码构建政治情绪词典, 在有效提升了编码效率的同时提高政治词典的可复用性。为了提高内容分析法在政策问题研究方面的结果准确度, Lowe等^[15]在构建政策立场量表时引入了logit函数进行位置估计, 提供了更为可靠的政策立场衡量标准。尽管内容分析法能够用于段落或句子层面的文本分析, 但内容编码等环节仍然依赖人工操作, 无法充分利用上下文信息, 导致所得预测结果受主观影响较大且忽略上下文信息, 难以准确地识别意愿倾向。

基于机器学习进行政策需求研究常用于政策主题的识别。主题建模技术如LSA (Latent Semantic Analysis)、NMF (Non-negative Matrix Factorization)、LDA (Latent Dirichlet Allocation)等, 成为揭示政策文本主题结构的强大工具。通过构建概率图模型, 研究者可以对大规模文本数据进行聚类降维, 从而识别文本中潜在的语义主题, 为政策比较与政策趋势分析提供重要依据。最早由Pang等^[16]提出通过机器学习进行意愿的情感划分, 利用朴素贝叶斯、支持向量机和最大熵等方法对电影评论数据进行测验。由于目前政策领域高质量标注数据的稀缺, 基于标注样本的有监督学习则相对少见^[17], 目前学者们多采用无监督学习进行政策领域主题建模。如杨慧等^[18]采用LDA模型挖掘并比较多国气候政策的热门主题。李鑫等^[19]采用LDA主题模型对52份医疗健康政策文献英文摘要进行无监督机器学习, 以寻找文本的潜在主题并进行归类。

深度学习模型在意愿识别任务中表现突出, 能够搭建不同的架构选择对诉求挖掘任务建模^[20]。应用于文本处理的经典模型包括由CNN、LSTM衍生出一系列模型: TextCNN、DCNN、RCNN及BiLSTM。政策研究领域已有一些学者基于上述模型进行相关研究。赵洪等^[21]应用卷积和BiLSTM-CRF模型实现了政府公文的知识抽取, 胡吉明等^[22]构建了融合CNN、BiLSTM、Attention机制的政策文本分类模型。深层次的模型架构能够捕获更高级别的特征, 如基于LSTM结构的ELMo、BERT、GPT等^{[23][24][25]}。ELMo基于特征设计不同向的语言模型提取上下文敏感特征, BERT则利用掩码语言模型实现预训练的深度双向表示。沈自强等^[26]应用TextRank和TF-IDF算法提取政策关键词, 将其与政策标题融合输入BERT模型, 提高了政策文本自动分类的准确率。沈思等^[27]面向国家级、省级和市级平台上的政策文本, 构建ChpoBERT预训练模型, 通过为政策文本的深入分析和知识挖掘提供强大的计算资源支持。

相较于其他方法, 深度学习在涉及有关文本数据的分析中具有优势。其强大的表示学习能力可自动发掘数据间的复杂关联, 避免了手动设计特征的繁琐。且深度学习具有出色的抽象化和泛化能力, 能更精准地理解和分析含有复杂背景和丰富语义的文本。通过预训练和微调策略, 深度学习模型如BERT、GPT能在大规模文本上进行学习并快速适应特定任务, 大幅提高效率与性能。

三、多层次特征融合的政策意愿识别模型 ConTextBERT-CNN

(一) 模型应用框架

本文提出的模型应用框架由以下两个主要部分组成 (如图1所示)。

1. 根据主题, 通过python编写的爬虫程序爬取抖音平台评论数据。鉴于本研究的特定要求以及BERT模型对输入文本长度的限制, 本研究设计了一种分层结构来组织视频评论。具体而言, 视频发布者的初始评论被定义为一二级评论。针对一级评论的用户回复则被归类为二级评论。进一步地, 对于二级评论的回应将构成三级评论。

2. 本文模型处理。在将准备好的数据集输入模型时, 模型会根据上下级评论将评论内容信息

进行有效整合。具体而言，当存在多层次评论时，即包含一级评论及其对应的二级或三级回复，这些评论将被按照其逻辑顺序拼接合并为一个连续的文本段落，随后作为单一输入实例传递给BERT预训练模型。相反，若仅有孤立的一级评论而无任何下级回复，则该评论将直接输入BERT预训练模型。此方法旨在通过保留评论间的关联性增强模型的理解能力，从而更准确地捕捉评论网络中的语义信息和上下文关系。文本经过BERT模型处理后，转化为BERT不同解码层向量的拼接矩阵，随后经过改进TextCNN模型进行进一步特征提取，最终由全连接层输出政策意愿识别结果。

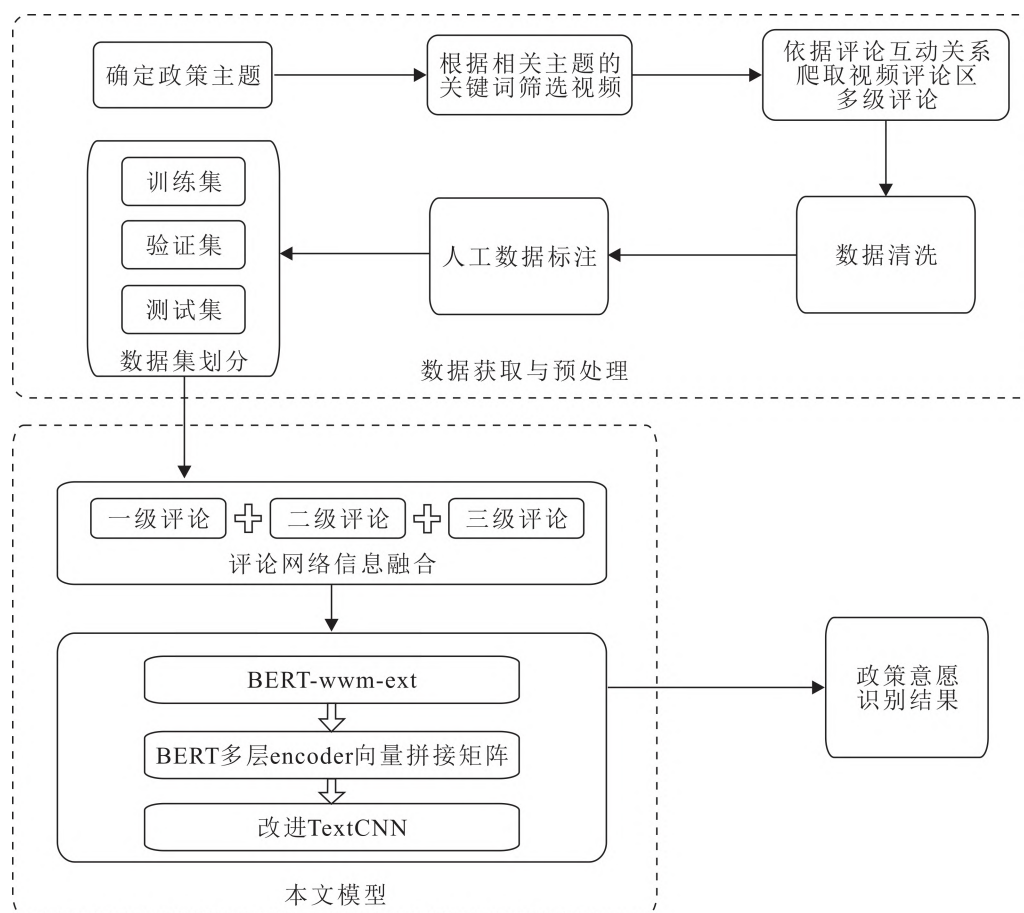


图1 模型应用框架图

(二) 基于BERT的多层次特征融合的政策意愿识别模型 ConTextBERT-CNN

1. BERT。BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) 是 2018 年由 Google AI 研究院提出的一种深度预训练模型。与传统的单向语言模型不同，BERT 利用 Transformer 架构中的多层 Encoder 结构，实现了对输入序列中每个位置的双向依赖建模，这使得它能够同时考虑输入文本的上下文信息。这种双向性显著增强了模型对复杂语义关系的理解能力，进而提高了在各种自然语言处理任务中的表现。为了有效学习到丰富的语言知识，BERT 采用了掩码语言模型 (Masked Language Model, MLM) 与下一句预测 (Next Sentence Prediction, NSP) 两种主要的无监督训练目标。经过大规模语料库上的预训练后，BERT 模型可以通过微调适应多种下游自然语言处理任务，如文本分类、问答系统等。

对于中文文本处理，本文选用了哈尔滨工业大学开源的 BERT-wwm-ext 中文预训练模型。相

较于原始BERT, BERT-wwm-ext引入了全词掩码(Whole Word Masking, WWM)策略, 在训练时对整个词进行掩码而非单个字符, 以保留词的完整性。此外, “ext”代表扩展(extended), 意味着该模型在训练数据集规模和训练步数上均有所增加, 从而进一步提升了模型的性能和泛化能力。中文文本中词与词之间缺乏明确分隔符, 直接对字符进行掩码可能会破坏词的完整性; 而全词掩码策略有效地解决了这一问题, 使得模型能够更好地学习中文文本的语义信息。

BERT的每一层解码结构都能学习到不同层级的信息^[28]。考虑到现有社交媒体评论具有语义模糊、观点不明的特点, 然而在现有的识别类任务中, 仅使用BERT输出层的[cls]向量作为句向量的代表, 不能较好地识别评论中的模糊的政策意愿。因此, 为了克服这一局限, 本文提出的政策意愿识别模型通过融合BERT每一层解码结构中的[cls]向量以矩阵的形式输出, 使矩阵中包含了不同解码层中的丰富信息, 增强了模型的表达能力及其对多层次语义的捕捉能力。

2. TextCNN。文本卷积神经网络(TextCNN)2014年由Kim等^[29]首次提出, 是一种在自然语言处理领域广泛应用的深度学习模型。TextCNN通过引入预训练的词向量, 有效地捕捉了文本数据的深层语义信息, 从而在多个文本分类任务中展现出卓越的性能(如图2所示)。

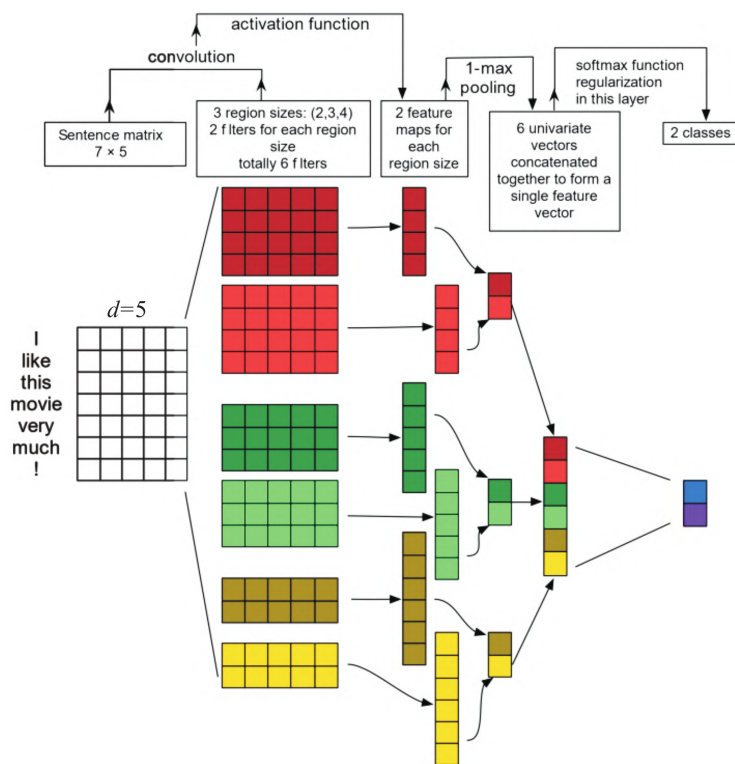


图2 TextCNN示例结构图^[30]

TextCNN模型通过使用卷积操作来提取文本数据中的特征, 然后将这些特征送入全连接层进行分类或其他任务。它主要由三个部分组成: 嵌入层、卷积层和池化层。嵌入层负责将文本向量化; 卷积层通过滑动窗口扫描文本, 提取局部特征; 池化层在降低特征维度的同时保留重要信息。

考虑到社交媒体的评论文本多为短文本, 本文采用TextCNN对经过BERT模型的上下文信息提取输出的矩阵进行深入特征提取, 进一步捕捉词组和短语的语义特征, 以增强模型的表征能力。同时, TextCNN的并行计算特性提升了处理效率, 其参数可调性为模型优化提供了灵活性。

为了降低模型过拟合的风险, 本文通过在TextCNN中引入Dropout机制, 并将模型中激活函

数 ReLU 替换为 Mish 函数，这种平滑的激活函数使模型具有更好的泛化效果与优化能力^[31]。使用 ReLU 激活函数可能限制模型捕捉复杂和非线性特征的能力，影响泛化性能（如图 3 所示）。

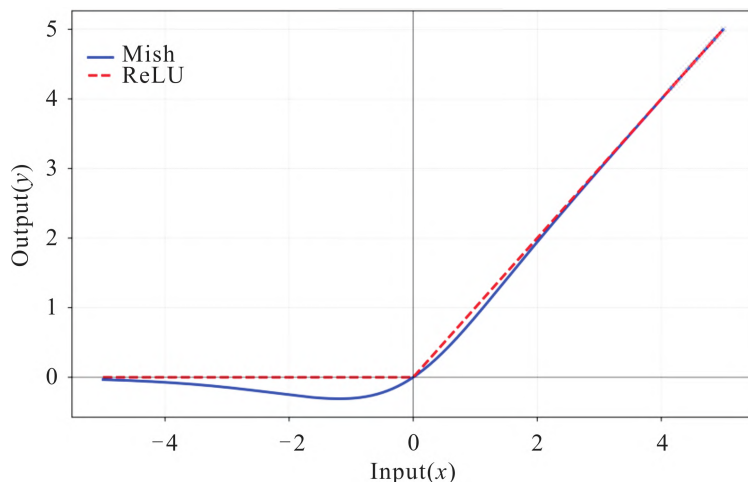


图3 Mish与ReLU函数

考虑到单一卷积核尺寸可能会使模型忽略文本中的多尺度特征，降低其对文本多样性的捕捉能力，进而影响最终的分类效果，本文设置了不同尺寸的卷积核，分别为2、3、4，这样的配置允许模型从多个维度和粒度捕捉文本数据中的关键特征。最终，模型输出为二分类结果，有效地实现了对政策意愿的识别任务。

四、模型应用

（一）数据集获取与构建

本文所有数据集均基于抖音平台获取，是因为其用户群体广泛且多样化，涵盖了不同年龄、地域和社会背景，确保了样本的高度代表性。抖音用户的高活跃度和频繁互动，如评论、点赞、分享，提供了丰富而即时的社会反馈，深刻反映了复杂的社交网络结构与信息传播模式，使得抖音成为研究社会意见和趋势的理想数据来源。表1的评论也反映了公众评论数据的“短句”“政策背景缺失”“评论观点偏离”等特征，这也是社交媒体评论普遍存在的现象，因此需要借助本文的大型语言预训练模型，在语义环境抽取公众的政策意愿。本文应用的模型结构图如图4所示。

表1 样本数据

数据集	用户	评论级别	评论内容	标签
NEVP	用户A	一级评论	新能源明年继续购置税减免,政策发好久了	1
	用户B	二级评论	对啊没问题啊	1
	用户C	三级评论	贵了	0
CNP	用户E	一级评论	那不都是自然规律吗?还搞什么碳中和	0
	用户F	二级评论	碳达峰和碳中和,你说错了,快去查查国家政策吧。我们企业去年底就跟着国家政策在做了	1
TOUP	用户M	一级评论	政策来了	1
	用户N	二级评论	嗯电车充电都贵了	0

所爬取到数据中，新能源汽车政策主题评论时间范围为2021年1月至2023年4月，碳中和政策主题评论时间范围为2021年4月至2023年12月，分时电价政策主题评论时间范围为2021年1月至2023年5月。对抓取到的评论文本数据进行数据预处理。通过数据清洗，剔除评论内容字符长

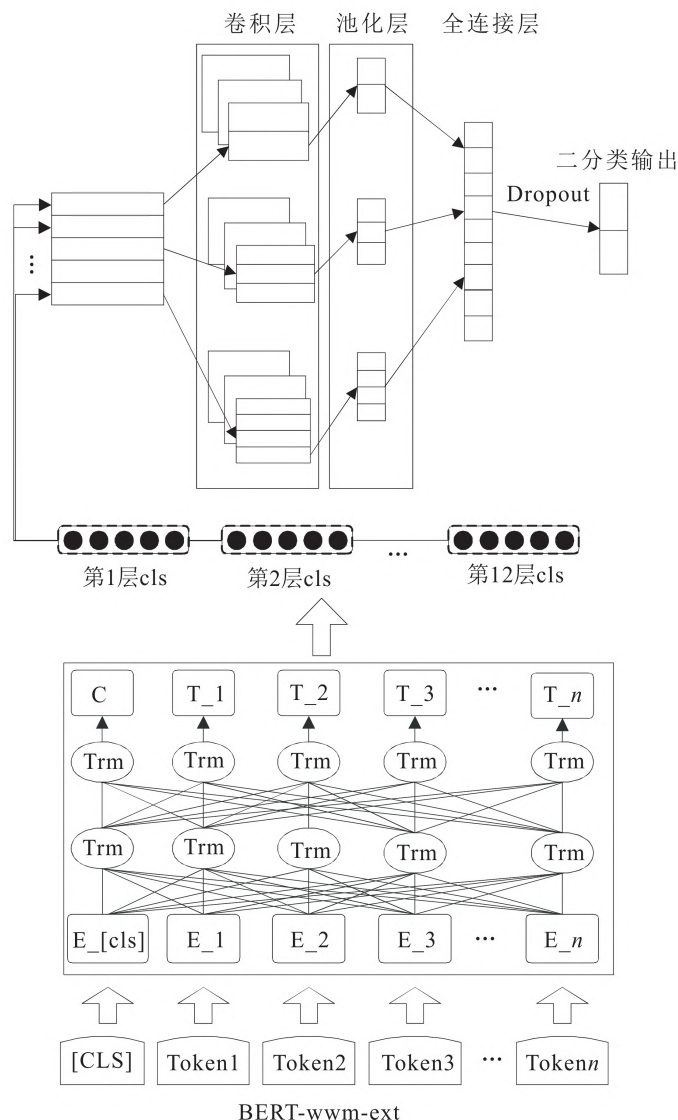


图4 ConTextBERT-CNN模型结构图

度为空或重复文本, 以及为@其他用户的噪音文本; 对经过处理的评论进行标注, 其中“1”表示“对该政策呈非负向意愿”, 用“0”表示“对该政策呈负向意愿”。

本文根据不同政策主题分别构建了新能源汽车、碳中和、分时电价政策数据集。将每一个数据集分为三部分, 对每个数据集随机抽取80%作为训练集, 10%作为验证集, 10%作为测试集, 对于每个模型经过多次训练与检验选择损失函数评估最优模型和参数。

NEVP (新能源汽车政策数据集): 包含2 054条评论数据, 其中对碳中和政策持正向意愿占1 083条, 对碳中和政策持负向意愿占971条。

CNP (碳中和政策数据集): 包含2 902条评论数据, 其中对碳中和政策持非负意愿占1 687条, 对碳中和政策持负向意愿占1 215条。

TOUP (分时电价政策数据集): 包含2 000条评论数据, 其中对分时电价政策持正向意愿占1 000条, 对分时电价政策持负向意愿占1 000条。

(二) 实验环境

实验模型基于PyTorch 2.1.0深度学习框架, 操作系统为ubuntu22.04。服务器硬件参数具体

为显卡：显存 24G 的 NVIDIA RTX 4090。为了验证本文模型的有效性，选取当前分类任务中常用模型：BERT、BERT-wwm-ext、BERT-Bi-LSTM 与本文模型进行对比实验。

（三）实验参数设置

本实验中的模型的关键参数设置如表 2 所示。

表 2 文中主要参数

参数	含义	值
learning_rate	学习率	3e-5
epochs	训练轮数	10
batch_size	训练批次大小	32
optimizer	优化器	Adam
Dropout	舍弃率	0.5

本文中模型训练结果的度量标准包括模型预测的准确率（Accuracy）和 F1 值（F1-Score）。其中，准确率是模型正确分类的样本数与总样本数之比；F1 值是精确率和召回率的调和平均数，用于综合评估模型的性能。

（四）实验结果对比

为了验证本文模型的有效性，本文采取当前常用于文本分类的模型进行对比，分别在本文构建的三个数据集上进行实验。

在本文的识别类任务中，准确率是衡量模型性能的首要指标。对比表 3 与表 4 的识别结果可以发现，考虑评论网络结构情况下模型准确率均优于未考虑评论网络结构时的准确率，表明不同层级的语义信息的融合能提供更充分的信息。表 3 中的数据体现了本文提出的模型在考虑了网络结构的数据集上表现最为优异。这一结果不仅验证了本文模型的有效性，也进一步证实了在识别类任务中，考虑文本的网络结构对于提升模型性能的重要性。实验结果进一步表明了，若模型仅依赖单一的 [cls] 向量或传统的激活函数，可能无法充分利用 BERT 模型深层次的语义信息，从而限制模型的表达能力和泛化性能。结合本文引入的 Dropout 机制和 Mish 激活函数，以及设置多尺寸卷积核，不仅增强了模型对复杂特征的捕捉能力，也显著提高了模型的性能。

表 3 融合网络结构的识别结果

模型	数据集	准确率	F1 值
BERT	NEVP	0.844	0.857
	CNP	0.806	0.826
	TOUP	0.805	0.813
BERT-wwm-ext	NEVP	0.847	0.854
	CNP	0.807	0.827
	TOUP	0.810	0.817
BERT-Bi-LSTM	NEVP	0.850	0.860
	CNP	0.811	0.843
	TOUP	0.815	0.823
ConTextBERT-CNN	NEVP	0.864	0.874
	CNP	0.820	0.839
	TOUP	0.825	0.835

表 4 未融合网络结构的识别结果

模型	数据集	准确率	F1 值
BERT	NEVP	0.811	0.817
	CNP	0.794	0.826
	TOUP	0.770	0.777
BERT-wwm-ext	NEVP	0.811	0.822
	CNP	0.783	0.819
	TOUP	0.785	0.790
BERT-Bi-LSTM	NEVP	0.816	0.827
	CNP	0.797	0.827
	TOUP	0.795	0.803
ConTextBERT-CNN	NEVP	0.820	0.827
	CNP	0.811	0.848
	TOUP	0.815	0.820

五、结 语

基于社交媒体进行公众政策意愿识别往往面临数据量庞大、多样性复杂及动态变化迅速的挑

战;同时,社交媒体上公众表述往往具有短句、政策背景缺失、随意性和非正式化特点,不同评论之间的互相回复还会形成复杂的评论网络结构。针对这些问题,本文引入大语言模型预训练的语义提取能力,提出的基于BERT的多层次特征融合模型 ConTextBERT-CNN 结合了评论数据中的网络信息和多层级语义信息,实现了对政策意愿的精确识别。与传统方法相比,这一新模型在处理大规模、复杂且快速变化的数据时表现出更高的准确性,通过对获取的三个数据集根据公众的政策意愿进行分类,准确率最高分别达到了86.4%、82.0%、82.5%,优于传统深度学习模型,为政府决策提供了更加坚实的支持。在未来的研究中,模型结构设计将考虑融合地域特征、用户特征等,以实现模型性能的进一步改进。

参考文献

- [1] 申展.政府网络舆论引导3.0时代的困境与出路[J].现代交际,2020(20).
- [2] 陈运雄,罗甜甜.公众基于互联网参与公共政策制定的问题与对策[J].湖南农业大学学报(社会科学版),2017(2).
- [3] 裴雷,孙建军,周兆韬.政策文本计算:一种新的政策文本解读方式[J].图书与情报,2016(6).
- [4] 黄丽华,姜晓宁.互联网影响公共政策制定的初步分析[J].哈尔滨工业大学学报(社会科学版),2008(1).
- [5] Xiong, Y., L. Wang. Policy cognition of potential consumers of new energy vehicles and its sensitivity to purchase willingness[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020(1).
- [6] 王超,杨伟,何浩楠,等.新能源汽车政府推广政策与消费者购买意向——来自西安的实证研究[J].软科学,2021(7).
- [7] 张敏,张可,苏轲恒.基于情感体验的政务社交媒体用户信息获取效用研究[J/OL].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/22.1264.G2.20240402.1059.002.html>,2024-04-02.
- [8] Maragkos, K. E., P. E. Maravelakis. Extracting primary emotions and topics from the Al-Hayat media centre magazine publications, using topic modelling and lexicon-based approaches [J]. *Social Science Computer Review*, 2023(5).
- [9] 金璐瑶,曾静静.政策文本量化研究:概念、方法与研究视角[J].数字图书馆论坛,2024(4).
- [10] Reshi, A. A., F. Rustam, W. Aljedaani, et al. Covid-19 vaccination-related sentiments analysis: A case study using worldwide twitter dataset[J]. *Healthcare*, 2022(3).
- [11] Hu, M., B. Liu. Mining and summarizing customer reviews [A]. *Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* [C]. New York: ACM Press, 2004.
- [12] 白沛沅,夏一雪,杨雨光,等.基于诉求词典的突发事件情报感知与实证研究[J].情报杂志,2022(9).
- [13] Khoo, C. S. G., S. B. Johnkhan. Lexicon-based sentiment analysis: Comparative evaluation of six sentiment lexicons [J]. *Journal of Information Science*, 2018(4).
- [14] Haselmayer, M., M. Jenny. Sentiment analysis of political communication: Combining a dictionary approach with crowd coding [J]. *Quality & Quantity*, 2017(6).
- [15] Lowe, W., K. Benoit, S. Mikhaylov, et al. Scaling policy preferences from coded political texts [J]. *Legislative Studies Quarterly*, 2011(1).
- [16] Pang, B., L. Lee, S. Vaithyanathan. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques [J/OL]. <https://arxiv.org/abs/cs/0205070>, 2002-05-28.
- [17] 黄萃,吕立远.文本分析方法在公共管理与公共政策研究中的应用[J].公共管理评论,2020(4).
- [18] 杨慧,杨建林.融合LDA模型的政策文本量化分析——基于国际气候领域的实证[J].现代情报,2016(5).
- [19] 李鑫,韩一冰,李祥飞.基于LDA主题模型的我国医疗健康政策特征分析[J].中国公共卫生管理,2024(3).
- [20] Abdullah, T., A. Ahmet. Deep learning in sentiment analysis: Recent architectures [J]. *ACM Computing Surveys*, 2023(8).

- [21]赵洪,王芳,王晓宇,等.基于大规模政府公文智能处理的知识发现及应用研究[J].情报学报,2018(8).
- [22]胡吉明,付文麟,钱玮,等.融合主题模型和注意力机制的政策文本分类模型[J].情报理论与实践,2021(7).
- [23]Peters, M.E., M. Neumann, M. Iyyer, et al. Deep contextualized word representations[J/OL]. <https://arxiv.org/abs/1802.05365>,2018-02-15.
- [24]Devlin, J., M. W. Chang, K. Lee, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J/OL]. <https://arxiv.org/abs/1810.04805>,2018-10-11.
- [25]Radford, A., K. Narasimhan, T. Salimans, et al. Improving language understanding by generative pre-training [J/OL]. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf,2018-06-11.
- [26]沈自强,李晔,丁青艳,等.基于BERT模型的科技政策文本分类研究[J].数字图书馆论坛,2022(1).
- [27]沈思,陈猛,冯暑阳,等.ChpoBERT:面向中文政策文本的预训练模型[J].情报学报,2023(12).
- [28]Tenney, I., D. Das, E. Pavlick. BERT rediscovers the classical NLP pipeline[J/OL]. <https://arxiv.org/abs/1905.05950>,2019-05-15.
- [29]Kim, Y. Convolutional neural networks for sentence classification[J/OL]. <https://arxiv.org/abs/1408.5882>,2014-08-25.
- [30]Zhang, Y., B. Wallace. A sensitivity analysis of (and practitioners' guide to) convolutional neural networks for sentence classification[J/OL]. <https://arxiv.org/abs/1908.06263>,2019-08-17.
- [31]Misra, D. Mish: A self regularized non-monotonic activation function[J/OL]. <https://arxiv.org/abs/1908.08681>,2019-08-23.

A Study of Policy Will Recognition Model for Public Opinion Texts Based on Multi-level Feature Fusion with BERT

WENG Ke-rui, ZHOU Ya-jie, YU Shi-wei

Abstract: Traditional policy needs research has gradually shifted to the use of social media for policy needs intelligence discovery due to cost and time factors. Although social media provides rich public policy will, capturing policy views in it is challenged by semantic ambiguity and complex comment network relationships. To address the above issues, this paper proposes the ConTextBERT-CNN model to identify public policy intentions on social media. The model combines the optimised BERT pre-training model and the improved TextCNN architecture, enhances the Chinese semantic understanding through the full word masking technique, and fuses the outputs of different layers of decoding layers to achieve fine extraction of multi-layer semantic information. The experimental results show that the ConTextBERT-CNN model achieves classification accuracies of 86.4%, 82.0%, and 82.5% when dealing with the datasets on the topics of new energy vehicles, carbon neutrality, and time-sharing tariff policies, respectively, which are significantly better than the traditional deep learning methods, demonstrating that it has high efficiency and accuracy in capturing and parsing the public's policy intentions.

Key words: social media; policy need; BERT; public opinion policy text

(责任编辑 孙洁)