

基于预训练语言模型的健康谣言检测^{*}

许诺 赵薇 尚柯源 陈浩宇

(中国传媒大学, 北京 100024)

摘要 当前大多数谣言检测主要面向社交媒体数据, 所处理文本序列较短, 然而面向包含多个句子的段落或长序列文本篇章输入时, 因不能提取有效特征进而影响模型识别效果. 为获取谣言检测的有效信息, 文章提出基于 I-BERT-BiLSTM (Improved-BERT-BiLSTM) 的健康类谣言检测方法, 通过提取文档级长序列文本的摘要, 并输入到以多层注意力机制为框架的深层神经网络进行特征提取, 最后输入到 BiLSTM 进行谣言分类. 实验结果表明: 文章提出的 I-BERT-BiLSTM 模型在自建健康类谣言数据集与公开数据集上达到了 97.75% 和 91.15% 的准确率.

关键词 谣言检测, 预训练语言模型, 摘要提取, I-BERT-BiLSTM.

MR(2000) 主题分类号 68T50, 68U15

DOI 10.12341/jssms22646KSS

Health Rumor Detection based on Pre-Trained Language Model

XU Nuo ZHAO Wei SHANG Keyuan CHEN Haoyu

(Communication University of China, Beijing 100024)

Abstract Currently, most studies on rumor detection mainly focus on social media data and the length of text sequence is short. We argue that existing methods could not capture effective features from health rumors with long texts and then affect the validity of methods. To solve this, we propose an improved BERT-BiLSTM model (I-BERT-BiLSTM), which leverages effective information extracted from texts with long sequences for the health rumor detection. We first conduct text summarization from document-level text. The results are regarded as the input of the deep network model with multi-layer self-attention mechanisms for feature extraction. Finally, we feed the output into BiLSTM for rumor classification. The experimental results show that the model we proposed in this paper achieves 97.75% and 91.15% accuracy on the self-built health rumor data and public data.

^{*} 中国传媒大学中央高校基本科研业务费专项 (CUC220C008, CUC220B013) 资助课题.

收稿日期: 2022-05-09, 收到修改稿日期: 2022-06-28.

编委: 唐锡晋.

Keywords Rumor detection, pre-trained language model, text summarization, I-BERT-BiLSTM.

1 引言

Web2.0 和移动互联网的飞速发展使信息传播愈发高效便捷, 网络信息井喷式增长, 信息发布和传播门槛越来越低, 各类新闻和社交平台成了谣言滋生和传播的温床. 网络谣言因受众广、易于传播等特点^[1], 能轻易煽动群众焦虑、恐慌等情绪, 引发社会舆情以及各类群体性事件, 严重危害社会稳定. 公众对健康类信息关注不断提高, 促进了互联网健康类信息丰富和完善, 也造成健康类谣言大面积传播, 成为谣言重灾区. 因此, 甄别真伪健康类信息的需求不断增加. 例如, 针对新冠疫情“奥密克戎能躲避新冠测试, 感染的人检测不出来”这一网络谣言, 迅速在互联网平台传播, 给民众带来严重恐慌情绪. 健康谣言检测研究能够帮助民众迅速地甄别有效信息, 净化网络信息生态环境以及维护社会稳定, 具有重要的研究意义.

区别于其他类谣言, 健康类谣言具有传播量大、专业性强和关注度高等特点, 传统辟谣方法在针对健康类谣言时存在诸多亟待解决的问题. 首先, 面向海量健康类谣言, 采用传统以人工为主的辟谣方法, 存在时效性差、耗费量高、效率低等问题; 其次, 健康类谣言通常包含专业术语, 内容真假参半, 对人工筛选的专业素养和辨别能力要求较高; 最后, 不同于其他谣言的传播影响, 健康类谣言的辟谣效果与时效性紧密相关, 短时间内的广泛传播容易在公众中造成恐慌, 严重影响互联网环境与公众正常生活. 深度学习快速发展为网络谣言治理提供了新思路, 越来越多学者开始进行该领域研究并取得不错进展. 然而, 当前谣言检测方法主要针对社交媒体微博文本, 较少关注长序列谣言的分类效果. 大多数谣言检测模型针对的文本序列较短, 导致模型具有明显的局限性. 面对包含多个句子的段落或篇章等输入时, 仅通过截取序列有限长度作为训练数据不能有效保留关键信息. 针对上述问题, 本文重点对文档级的长序列文本分类进行研究, 提出基于 I-BERT-BiLSTM (Improved-BERT-BiLSTM) 模型的健康类谣言检测方法, 改进分析长序列文本的处理方法, 提取文档级长序列文本的摘要, 将摘要后的数据作为深层网络模型的输入, 基于 BERT 和 BiLSTM 进行模型融合, 搭建适用于健康类谣言检测的分类模型.

2 相关工作

谣言检测是文本二分类问题, 国内外网络谣言检测的研究主要有两类方法.

1) 基于传统机器学习的方法. 该方法大多集中在特征设计上, 通过采用特征工程方法, 从相关信息中提取特征, 包括情感极性^[2]、话题内容^[1]、用户影响力^[3]等, 并利用贝叶斯^[4]、决策树^[5]和支持向量机^[6]等分类器进行谣言和非谣言的分类. Zhang 等^[7]利用评论中所表达的观点、情感极性、用户影响力等多种潜在特征进行谣言识别. Liang 等^[8]提取了带有质疑文本内容的微博所占比例、平均每天发微博数等内容特征和用户行为特征进行谣言检测. 随着特征设计深入, 基于传统机器学习的谣言检测性能也得到了逐步提升, 然而, 人工特征定义需耗费大量的人力、物力和时间, 且仅提取数据的浅层特征, 难以获得较好的鲁棒性.

2) 基于特征表示学习的方法. 随着深度学习在计算机视觉、语音识别取得显著效果, 不

同于人工提取特征的方法, 深度学习方法能从数据中学习有效特征, 提高特征选取的精度和效率, 同时能避免人工标注的一系列局限. 卷积神经网络^[9] (CNN)、循环神经网络^[10] (RNN) 以及长短期记忆网络^[11] (LSTM) 等被用于文本序列的特征表示来进行文本分类. Ma 等针对社交媒体谣言检测, 首次引入深度学习模型, 利用 TF-IDF 得到文本向量, 然后输入双层 GRU 学习深层特征表示^[12]. 有研究者将谣言事件按时间进行分割, 并输入带有注意力机制的双向 GRU, 获取时间段内微博序列的表示, 提取文本潜在特征和局部特征, 进而对事件进行分类^[13]. 然而, 现有深度学习谣言检测还存在以下问题: 1) 谣言检测模型的领域移植性. 谣言涉及领域较为广泛, 不同领域谣言具有不同的类型、传播、受众等, 健康类谣言在传播速度、关注程度、辟谣难度等方面有着区别于其他谣言的明显特征, 利用其他领域谣言数据训练得到的分类模型并不完全适用于特征突出的健康领域; 2) 健康类谣言篇幅较长, 字数多, 较难提取长序列的有效特征. 大多数谣言检测模型研究的文本序列较短. 面向含有多个句子的长序列输入时, 仅通过截取序列有限长度作为训练数据不能有效保留关键信息, 模型效果不够理想.

为解决上述问题, 本文提出基于 I-BERT-BiLSTM (Improved-BERT-BiLSTM) 模型的健康类谣言检测方法. 通过提取文档级长序列文本的摘要以获取有效特征, 并在自建数据集上进行对比, 实验结果表明本文提出的模型能够有效完成健康类谣言检测任务. 进一步在公开数据集测试, 将所提出模型与其他研究者提出的七种模型进行对比, 综合考虑精确率、召回率、F1 值和准确率四个指标, 本模型优于其他所有模型, 验证了本模型在各项中文文本分类任务的有效性, 且具有良好的鲁棒性.

3 模型方法

3.1 基于 TextRank 抽取式摘要

本文研究数据来源自建数据集, 通过爬虫技术收集网络主流平台健康类信息构建健康谣言数据集, 主要以文档级为主的长序列文本. 本文首先对长序列文本进行摘要抽取以获取有效特征. 本文选取 TextRank 算法实现对数据集进行文本摘要. TextRank 算法是一种基于图模型的文本排序算法^[14]. 根据文本中词之间的联系建立网络关系, 通过对文本的分割单元进行排序, 完成文本关键词及摘要信息的提取. 针对文档级长序列进行文本摘要的步骤如下

- 1) 更新停用词表, 去除数据集的停用词. 整合各大主流停用词表和自建数据集中的无用词作为健康类谣言检测停用词表, 并对文本中的上述停用词进行删除.
- 2) 逐条读取数据, 对需要进行摘要的文本进行筛选, 若文本长度超过 400 个字符, 则进行后续摘要处理; 若文本长度未超过 400 个字符则直接输出保存.
- 3) 分割文本. 对超过 400 个字符的文本进行分割得到 $T = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, 分割后得到的第 i 个句子用 S_i 表示.
- 4) 对于划分得到的句子, 将其作为文本处理的基本单元. 分词后结合停用词表对句子中的停用词进行剔除, 第 i 个句子经过处理后用 $S_i = \{S_{1i}, S_{2i}, \dots, S_{mi}\}$ 表示.
- 5) 基于 TextRank 算法模型构建有权图模型: $G = (V, E)$, 其中 V 表示包含所有节点的集合, 由上一步处理后的得到的句子组成, E 表示节点之间边的集合. 根据两个句子的内容

重复程度来衡量它们之间的相似性, 具体的 Similarity 函数计算公式如式 (3.1) 所示. 其中, 分子表示在句子 S_i 和 S_j 中共同出现的词的数量, 分母表示对句子 S_i 和 S_j 中词的个数进行对数求和, 以平衡将两者直接相加时较长的句子对计算结果的影响. 若两个句子之间的相似性大于给定阈值, 则认为两者具有相似关系. 句子对应节点之间存在一条带权边, 权值 w_{ij} 即两者的相似程度

$$\text{Similarity}(S_i, S_j) = \frac{|\{w_k | w_k \in S_i \cap w_k \in S_j\}|}{\log(|S_i|) + \log(|S_j|)}, \quad (3.1)$$

$$w_{ij} = \text{Similarity}(S_i, S_j). \quad (3.2)$$

6) 根据上述公式 (3.1) 计算各句子节点之间的权重, 迭代计算各句子的 TextRank 值.

7) 以上一步计算得到的 TextRank 值为依据对句子进行倒序排序, 根据原始文本长度决定选取排名前 6 位的句子作为文本摘要的关键句.

8) 对上述句子按照重要性排名进行拼接组合, 形成原始文本的文本摘要.

3.2 基于 BERT 和 BiLSTM 的谣言分类模型

本文通过融合 BERT 预训练模型和 BiLSTM, 建立了针对健康类谣言的分类模型. 预训练语言模型的快速发展为自然语言处理带来了新的启示. BERT 预训练模型刷新了 11 项不同自然语言处理任务的最佳结果^[15]. 通过大量语料对模型进行预训练, 能够将语料中学习到的信息保留在 Embedding 中. 在进行新的任务时, 不用重新训练 BERT, 可以直接在预训练模型的基础上针对具体任务进行微调, 将经过 BERT 处理后的结果作为特征输入其他模型中, 完成下游分类任务. 因此, 本文利用 TextRank 提取有效特征, 进一步融合预训练语言模型 BERT 和 BiLSTM 建立健康谣言分类模型.

本文使用的 BERT 为 BERT-Base, 其中包含 12 层 Transformer, 词向量维度为 768, 总参数为 110 M. BERT 输入向量是 Token Embedding, Segment Embedding 和 Position Embedding 三者之和. BERT 模型通过词汇表将摘要后的健康类谣言文本中的每个字符进行向量化表示, 作为输入的 Token Embedding 部分; Segment Embedding 部分表示划分后的词向量与句子之间的归属关系; 而 Position Embedding 根据上下文关系, 对向量所处位置进行表示. 经过预训练后, BERT 模型输出融合整体语义信息的向量化表示.

针对 BERT 模型处理后得到的向量, 本文采用 BiLSTM 进一步学习语义特征, 并通过池化操作进一步降低矩阵维度. 首先, 将 BERT 模型的向量化输出接入到 BiLSTM 模型中. 若当前输入变量为 $\{x_0, x_1, \dots, x_2\}$, 前向 LSTM 处理后得到向量 $\{x_{01}, x_{11}, \dots, x_{21}\}$, 后向 LSTM 处理后得到向量 $\{x_{02}, x_{12}, \dots, x_{22}\}$, 然后对前向 LSTM 和后向 LSTM 输出向量进行拼接得到最终向量表示 $x_C = \{[x_{01}, x_{02}], [x_{11}, x_{12}], \dots, [x_{21}, x_{22}]\}$. 在 BiLSTM 模型完成特征提取后进行池化操作, 以便降低计算复杂度和矩阵维度. 考虑到本文健康类谣言数据集的特点, 在分类过程中对文本的局部信息较为敏感, 因此选用最大池化来进行降维处理. 最后, 完成池化操作后通过一个全连接层将当前向量转化为对应分类结果的输出.

3.3 I-BERT-BiLSTM 模型结构

本文提出的 I-BERT-BiLSTM 模型结构如图 1 所示. 原始数据输入后, 以 TextRank 算法为基础完成文本摘要后作为 BERT 层的输入. 摘要后的文本经过 BERT 双向 Transformer 编码结构得到语义特征的向量化表示, 经过 Embedding 层后进入 BiLSTM 模型中. BiLSTM

采用双向 LSTM 结构对向量特征进行提取与组合, 经过池化和全连接层最终完成健康类谣言的分类输出。

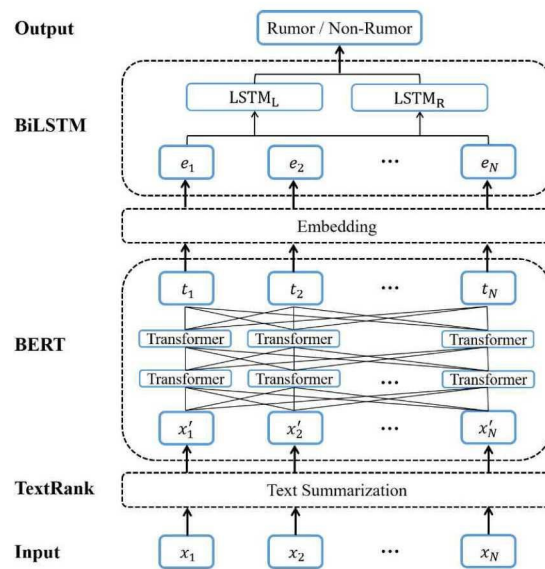


图 1 I-BERT-BiLSTM 模型
(Figure 1 I-BERT-BiLSTM)

4 实验及分析

4.1 数据集和评级指标

本文通过爬虫技术从网络上收集了中国互联网联合辟谣平台、科普中国、健康科普类微信公众号等主流平台的健康类信息, 为了更好地训练模型, 需要进一步调整收集到的数据分布, 保证谣言与非谣言数据的比例平衡. 在筛选剔除部分多余数据后, 得到健康类谣言数据 2000 条, 健康类非谣言数据 2000 条, 共计 4000 条中文长文本数据, 并针对已构建的数据进行数据清洗和摘要提取。

本文使用混淆矩阵评估对实验进行评估, 混淆矩阵通过行与列的交叉构成不同类别预测值与真实值之间的组合, 并计算精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1 值 (F1 Measure). 本文使用 BERT-Base Chinese 预训练模型, 实验参数如下: epochs 为 10, batch size 采用 32, 模型 learning rate 为 $5e-5$, 训练时 dropout 为 0.1, 序列 padding 长度为 400. 作为分类任务中常用的损失函数, 本实验选用交叉熵函数来计算模型分类损失. 函数的具体公式如 (4.1) 所示, 其中 N 表示样本个数: y_i 表示第 i 个样本的分类标签, 谣言用 0 表示, 非谣言用 1 表示, p_i 表示分类正确的概率.

$$Loss = - \sum_{i=1}^N y_i \log p_i + (1 - y_i) \log(1 - p_i). \quad (4.1)$$

4.2 实验结果与分析

在实验中, 用自建健康类谣言数据集对 I-BERT (仅使用 BERT 进行微调)、I-BERT-CNN、I-BERT-RNN、BERT-BiLSTM 和 I-BERT-BiLSTM 进行对比; 同时, 用本文提出的 I-BERT-BiLSTM 在公开数据集上进行测试, 并与其他模型结果进行对比, 该模型在各项评价指标上均表现优秀, 测试集上的准确率也达到了较高水平. 在本文自建数据集上, 谣言和非谣言两个类别共计 4000 条, 随机选取其中的 3200 条作为训练集, 400 条作为测试集, 剩下的 400 条作为验证集. I-BERT、I-BERT-CNN、I-BERT-RNN、BERT-BiLSTM 和 I-BERT-BiLSTM 三个评价指标的结果如表 1 所示.

表 1 实验结果
(Table 1 Experiment results)

类型	模型	精确率	召回率	F1
Rumor	I-BERT	0.9844	0.9594	0.9717
	I-BERT-CNN	0.9744	0.9645	0.9694
	I-BERT-RNN	0.9892	0.9340	0.9608
	BERT-BiLSTM	0.9842	0.9444	0.9639
	I-BERT-BiLSTM	0.9947	0.9594	0.9767
Non-Rumor	I-BERT	0.9615	0.9852	0.9732
	I-BERT-CNN	0.9659	0.9754	0.9706
	I-BERT-RNN	0.9393	0.9901	0.9640
	BERT-BiLSTM	0.9393	0.9901	0.9640
	I-BERT-BiLSTM	0.9619	0.9951	0.9782

实验结果, 在谣言类别上, 五个模型的精确率均高于非谣言类别, 召回率则相反. 模型在判断谣言数据时失误差更高, 自建数据集中大部分谣言数据文本较短, 说明以上模型在处理长文本序列时表现更好. 在精确率方面, I-BERT-BiLSTM 在谣言类别上达到 99.47%, 高于所有模型, 在非谣言类别上则仅次于 I-BERT-CNN; 在召回率方面, I-BERT-BiLSTM 在谣言类别上与 I-BERT 持平, 与 I-BERT-CNN 相差 0.51%, 在非谣言类别上则高达 99.51%. 综合两个评价指标, 可以得到 F1 值, I-BERT-BiLSTM 在两个类别上均高于其他所有模型, 比四个模型中表现最好的 I-BERT 提高了 0.50%. 对比各项指标, 可以得出 I-BERT-BiLSTM 在 I-BERT 之后加入 BiLSTM 层能够有效提高模型的分类效果, 而在 BERT-BiLSTM 之前加入文本摘要也能够明显改进原模型. 综合上述结果分析, 本文提出的 I-BERT-BiLSTM 在自建数据集上的表现优于其他模型.

为验证 I-BERT-BiLSTM 在不同数据集的有效性, 本文使用清华大学 THUCTC^[17] 的文本分类公开数据集 THUCNews 进行测试. 该数据集是清华大学自然语言处理实验室根据新浪新闻 RSS 订阅频道 2005–2011 年数据整理而成的大型新闻语料库, 共计 74 万篇新闻文档 (2.19 G), 均为 UTF-8 纯文本格式. 其中划分了家居、体育、财经、教育、星座、娱乐、时政、时尚、股票、游戏、星座、社会、房产和科技 14 个类别. 本文数据集的构建和划分与文献 [18] 保持一致, 并将本文模型的实验结果与其提出的 BERT-BiGRU 模型进行对比. 抽取其中十个类别: 体育、财经、房产、家居、教育、科技、时尚、时政、游戏和娱乐, 每个类别 6500

条, 共计 65000 条构成数据集, 随机选取 50000 条数据作为训练集, 10000 条数据作为测试集, 剩下的 5000 条数据作为验证集.

表 2 实验结果
(Table 2 Experiment results)

类别	精确率	召回率	F1
体育	0.9969	0.9929	0.9949
财经	0.9776	0.9485	0.9628
房产	0.9295	0.9620	0.9455
家居	0.9780	0.9750	0.9765
教育	0.9481	0.9625	0.9552
科技	0.9710	0.9548	0.9628
时尚	0.9873	0.9844	0.9858
时政	0.9580	0.9551	0.9565
游戏	0.9858	0.9898	0.9878
娱乐	0.9843	0.9901	0.9872
均值	0.9717	0.9715	0.9715

本文提出的 I-BERT-BiLSTM 在测试集上对各个类别的实验结果如表 2 所示, I-BERT-BiLSTM 在十个类别的精确率、召回率、F1 值大部分超过 0.95, 且三个评价指标的均值均超过 0.97, 说明该模型在多分类任务中有良好表现. 表 3 列出了 I-BERT-BiLSTM 与其它几个模型的实验结果, I-BERT-BiLSTM 在不同评价指标上都超过其他模型, 且各个指标上均有明显提升. 由此可见本文提出的 I-BERT-BiLSTM 在中文文本分类任务中能够更好地获取文本双向语义信息并有效完成分类任务.

表 3 各模型结果对比
(Table 3 Comparison of experiment results of models)

模型	精确率	召回率	F1
Word2vec-BiGRU	0.66	0.79	0.72
Word2vec-CNN	0.79	0.41	0.54
Word2vec-RNN	0.77	0.71	0.74
BERT-CNN	0.83	0.81	0.82
BERT-RNN	0.87	0.87	0.87
ELMO-BiGRU	0.86	0.85	0.85
BERT-BiGRU	0.93	0.94	0.93
I-BERT-BiLSTM	0.97	0.97	0.97

5 结 论

本文基于深度学习框架深入研究了以健康领域为核心的谣言分类细化领域任务, 建立了 I-BERT-BiLSTM 模型完成对自建健康类谣言数据集的分类任务, 相较其他分类模型在各项指标上均取得了明显的改进, 为深度学习在不同领域谣言检测中发挥作用提供了一种新

的思路. 同时, 本文也存在一些问题与不足, 首先, 自建健康类谣言数据集不够完善, 数据规模较小, 数据集包含的健康领域谣言特征不全面, 在一定程度上影响了训练效果; 其次, 文本摘要部分没有进行不同摘要提取效果的对比. 未来研究将在这两方面进行改进.

参 考 文 献

- [1] 刘知远, 张乐, 涂存超, 等. 中文社交媒体谣言统计语义分析. 中国科学: 信息科学, 2015, **45**: 1536–1546. (Liu Z Y, Zhang L, Tu C C, et al. Statistical and semantic analysis of rumors in Chinese social media. *Sci. Sin. Inform.*, 2015, **45**: 1536–1546.)
- [2] Castillo C, Mendoza M, Poblete B. Information credibility on Twitter. Proceedings of International Conference on World Wide Web, Hyderabad, 2011, 675–684.
- [3] Zhang Q, Zhang S Y, Dong J, et al. Automatic detection of rumor on social network. Proceedings of the 4th CCF Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing, Nanchang, 2015, 113–122.
- [4] Qazvinian V, Rosengren E, Radev D R, et al. Rumor has it: Identifying misinformation in microblogs. Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Edinburgh, 2011, 1589–1599.
- [5] Zhao Z, Resnick P, Mei Q Z. Enquiring minds: Early detection of rumors in social media from enquiry posts. Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web, Florence, 2015, 1395–1405.
- [6] Yang F, Liu Y, Yu X H, et al. Automatic detection of rumor on Sina Weibo. Proceedings of the ACM SIGKDD Workshop on Mining Data Semantics, Beijing, 2012, 13–20.
- [7] Zhang Q, Zhang S Y, Dong J, et al. Automatic detection of rumor on social network. Proceedings of the 4th CCF Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing, Nanchang, 2015, 113–122.
- [8] Liang G, He W B, Xu C, et al. Rumor Identification in Microblogging systems based on users' behavior. *IEEE Trans. Comput. Soc. Syst.*, 2015, **2**: 99–108.
- [9] LeCun Y, Boser B, Denker J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Comput.*, 1989, **1**: 541–551.
- [10] Elman J L. Finding structure in time. *Cogn. Sci.*, 1990, **14**: 179–211.
- [11] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Comput.*, 1997, **9**: 1735–1780.
- [12] Ma J, Gao W, Wei Z Y, et al. Detect rumors using time series of social context information on microblogging websites. Proceedings of the 24th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, Melbourne, 2015, 1751–1754.
- [13] 廖祥文, 黄知, 杨定达, 等. 基于分层注意力网络的社交媒体谣言检测. 中国科学: 信息科学, 2018, **48**(11): 1558–1574. (Liao X W, Huang Z, Yang D D, et al. Rumor detection in social media based on a hierarchical attention network. *Sci. Sin. Inform.*, 2018, **48**(11): 1558–1574.)
- [14] Mihalcea R, Tarau P. TextRank: Bringing order into texts. Proceedings of Empirical Methods in Natural Language Processing, Barcelona, Spain, 2004, 404–411.
- [15] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Computation and Language*, 2018, **23**(2): 3–19.
- [16] 李铮, 陈莉, 张爽. 基于 ELMo 和 Bi-SAN 的中文文本情感分析. 计算机应用研究, 2021, **38**(8): 2303–2307. (Li Z, Chen L, Zhang S. Chinese text sentiment analysis based on ELMo and Bi-SAN. *Application Research of Computers*, 2021, **38**(8): 2303–2307.)
- [17] Sun M S, Li J Y, Guo Z P, et al. THUCTC: An Efficient Chinese Text Classifier, 2016.
- [18] 王紫音, 于青. 基于 BERT-BiGRU 模型的文本分类研究. 天津理工大学学报, 2021, **37**(4): 40–46. (Wang Z Y, Yu Q. Research on text classification based on BERT-BiGRU model. *Journal of Tianjin University of Technology*, 2021, **37**(4): 40–46.)