

基于多任务学习的微博谣言检测方法

沈瑞琳, 潘伟民, 彭 成, 尹鹏博

新疆师范大学 计算机科学技术学院, 乌鲁木齐 830054

摘 要: 微博谣言的广泛传播给当今社会造成了日益严峻的负面影响。基于深度神经网络的方法存在缺少大量带标签的数据。研究发现, 谣言经常伴随负面情感, 而非谣言则伴随正面情感, 考虑到谣言与非谣言之间表现出的相反情感倾向性, 提出一种将谣言检测和情感分析这两个高度相关的任务结合起来学习的多任务学习方法, 为了尽可能多地挖掘不同任务之间的关联, 全面分析谣言检测任务的特征, 设计了一个由BERT和BiGRU联合的多任务学习框架(BERT-BiGRU-MTL, BBiGM)。利用权值共享的方法对两个任务进行联合训练, 同时提取出任务之间的共同特征和针对谣言检测任务的特定特征, 利用情感分析任务辅助谣言检测。研究结果表明, 该方法在准确率、精确率、F1值评测指标上优于采用单任务学习的方法。

关键词: 多任务学习; 谣言检测; 情感分析; 微博

文献标志码: A **中图分类号:** TP389.1 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2007-0152

Microblog Rumor Detection Method Based on Multi-task Learning

SHEN Ruilin, PAN Weimin, PENG Cheng, YIN Pengbo

School of Computer Science and Technology, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China

Abstract: The widespread dissemination of Weibo rumors have caused an increasingly severe negative impact on today's society. The method based on deep neural network has the problem of lack of a large amount of labeled data. The research has found that rumors are often accompanied by negative emotions, while non-rumors are accompanied by positive emotions. Taking into account the opposite emotional tendencies between rumors and non-rumors, a method is proposed to highly correlate rumors detection and sentiment analysis. The multi-task learning method that combines the tasks of BERT and BiGRU, in order to mine as many associations between different tasks as possible, and comprehensively analyze the characteristics of the rumor detection task, a multi-task learning framework (BERT-BiGRU-MTL, BBiGM). The weight sharing method is used to jointly train the two tasks, and at the same time, the common features between the tasks and the specific features for the rumor detection task are extracted, and the sentiment analysis task is used to assist the rumor detection. The research results show that this method is better than the single-task learning method in terms of accuracy, precision and F1 value evaluation index.

Key words: multi-task learning; rumor detection; emotion analysis; Weibo

新浪微博的广泛应用, 使信息的传播和共享更加的快捷。大量的微博用户随时随地地发表自己对各种信息的看法, 这些信息借助关注者的转发, 在整个社交网络中传播, 其中不乏有谣言信息。谣言信息的广泛传播给人们的日常生活和社交网络的健康发展都造成了不利影响。因此, 研究如何自动有效地检测谣言具有非常重要的意义。

研究表明^[1-4], 当一条谣言信息被发表之后, 其他用户在转发或者评论该信息时, 常伴随着负面的情感, 例如怀疑、焦虑、忧愁、忐忑、恐惧、惊慌等, 相比于非谣言博文, 谣言博文伴随的负面情感色彩更浓厚^[1]。因此情感倾向作为谣言检测的一个重要特征, 对于准确识别谣言有非常大的帮助。

目前, 谣言检测主要采用基于传统机器学习和深度

基金项目: 新疆师范大学重点实验室项目(XJNUSYS2019B13); 国家自然科学基金委NSFC-新疆联合基金重点支持项目(U1703261); 2020年新疆维吾尔自治区研究生教育改革创新计划项目(XJ2020G235)。

作者简介: 沈瑞琳(1995—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为自然语言处理、网络信息安全, E-mail: 1006955391@qq.com; 潘伟民(1963—), 男, 硕士, 教授, 主要研究方向为计算机应用技术和网络信息安全; 彭成(1971—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为教育信息化、娱教技术; 尹鹏博(1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为自然语言处理、数据挖掘(网络舆情方向)。

收稿日期: 2020-07-09 **修回日期:** 2020-11-06 **文章编号:** 1002-8331(2021)24-0192-06

神经网络的方法,不仅研究了如何构建高效的神经网络模型,还研究了很多方面的特征,例如谣言的文本特征、情感特征^[2]或发表者的相关特征等。

虽然基于深度神经网络的方法已经在微博谣言检测任务上取得了很大的进步。但是,采用基于受监督的单任务目标来训练模型面临着带标签数据不足的问题。对此,鉴于谣言与情感倾向的强关联性,本文采用多任务学习(Multi Task Learning, MTL)框架来共同学习谣言检测和情感分析两个相关任务,由于涉及多个任务的数据集,增加了谣言检测模型学习的数据量,解决了带标签数据不足的问题,并降低了单任务学习中的过度拟合程度。本文设计了一种基于BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)和双向门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)的联合神经网络对谣言检测数据和情感分析数据进行建模,包含谣言检测层和共享层,通过联合训练,获取任务之间的共享特征,通过谣言检测层获取谣言检测任务的独有特征,利用共享特征辅助谣言检测任务,提升模型的学习能力。

1 相关工作

1.1 谣言检测

谣言自动检测一直是自然语言处理领域(Natural Language Processing, NLP)的研究热点。根据研究方法的区别,可以将其分为两类,分别是基于传统机器学习的方法和基于深度神经网络的方法。

(1) 基于传统机器学习的方法

相比于国内的微博平台,国外的Twitter平台对谣言检测的时间更早。Castillo等人^[5]在2011年针对Twitter平台,打破了人工检测的制约,首次提出自动检测博文信息是否可信的方法,开启了谣言自动检测的先河。2012年, Yang等人^[6]首次提出面向新浪微博的自动谣言检测方法,该方法根据微博平台提供的信息提取了19个特征,然后利用SVM分类器对微博信息进行分类。随后,研究者在此基础上展开了进一步的研究^[7-11],通过寻找事件相关信息中的情感极性、质疑更正信号、用户影响力、地理位置信息、传播结构的相似性等特征提高模型的检测效果。但是,基于传统机器学习的方法需要人工构建特征,不仅消耗大量的人力、物力和时间,模型的鲁棒性也不强。

(2) 基于深度神经网络的方法

为避免人工构造特征,研究者提出了基于深度学习的方法。Ma等人^[12]采用循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN),通过学习微博事件的连续信息来捕获信息随时间变化的特征,实验结果表明该方法优于使用手工制造特征的谣言检测模型。随着卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在图像处理领域

取得的成功, Yu等人^[13]提出了一种基于卷积神经网络的谣言检测方法,该方法根据谣言信息和非谣言信息的分布特点,对事件进行分组,进而获取输入信息的全局特征和分布在每个输入序列的关键特征。单一模型对特征的提取总是存在局限,对此研究中提出了联合神经网络模型,尹鹏博等人^[14]提出了一种基于用户特征分析的微博谣言早期检测方法,通过对用户历史微博进行情感分析得到用户的发文行为特征,结合用户属性和微博文本,采用CNN和长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)联合模型提取特征进行谣言检测。相比LSTM神经网络,GRU的参数更少,李力钊等人^[15]提出一种将CNN和GRU联合的微博谣言检测模型,该方法利用CNN捕获微博信息的局部特征,利用GRU捕获微博信息的上下文特征,从而得到全局特征。

目前,微博谣言检测领域的带标签数据尚不充足,采用深度神经网络模型容易导致模型过拟合。对此,一些研究者提出了无监督的方法^[16-17],但是,无监督模型存在稳定性差的问题。

1.2 多任务学习

MTL早在1997年就已经被提出,在NLP任务中能够显著改进实验结果。例如, Liu等人^[18]提出了三种基于RNN的共享信息模型,第一个模型对所有任务使用一个共享层,第二个模型对不同的任务使用不同的网络层,但是每一层都可以从其他层获取信息,第三个模型为每个任务分配一个特定的网络层,同时为所有任务建立一个共享层。实验结果表明,模型三的效果最好,该模型通过将多个任务联合起来训练,解决了带标签数据少的问题。在此基础上, Ma等人^[19]对模型三进行了改进,采用GRU作为共享层和任务特定层,提出了一个将谣言检测和姿态分类这两个高度相关的任务结合起来的联合框架,通过权值共享的方法对两个任务进行联合训练,提取出多个任务的共同特征,同时每个任务仍然可以学习其任务的特定特征,该方法使两个任务都获得了比基线方法更好的效果。

在谣言检测工作中,研究者指出情感特征对谣言检测的重要性^[1-4]。如首欢容等人^[3]指出网络谣言具有语言风格夸张、情感特征异常的特点,对此提出了一种基于情感分析技术的谣言检测方法,通过基于情感词典的情感分析方法,判定低质量信息源提供的信息是否属于谣言。李巍胤^[4]指出谣言信息中包含的负面情绪远超出非谣言信息中所包含的负面情绪,将情感极性特征作为识别谣言的一个重要特征,提取评论和转发信息中的情感特征,加入到微博谣言识别的特征属性之中,训练谣言检测分类器。

以往的谣言检测研究中都有一个共同的不足,即都是单任务学习,只涉及谣言检测这一个任务。单任务学习对数据集中包含的信息利用并不充分,现有的微博谣

言检测任务仅有少量的带标签数据,在基于深度神经网络的模型中数据集较少时容易出现过拟合的现象。对此,本文采用MTL的方法,通过将微博谣言检测任务和情感分析任务之间的信息共享解决微博谣言检测任务带标签数据少的问题。

2 基于多任务学习谣言检测模型的构建

MTL将多个相关任务放在一个神经网络中并行学习,一般分为一个主要任务和若干个辅助任务,通过隐层利用不同任务之间的相似性来辅助决策。本文中微博谣言检测为主任务,情感分析为辅助任务。

考虑到谣言检测和情感分析既有相关联的共同特征,又有各自独有的特征,比如负向情感和判断为是谣言信息具有共同的特征,但是情感分析更加注重情感倾向性,而谣言检测更加注重信息的真伪性。对此,本文模型既包含共享隐层又包含独立于特定任务的网络层,由嵌入层、谣言检测层、共享层、分类器四部分组成,如图1所示。

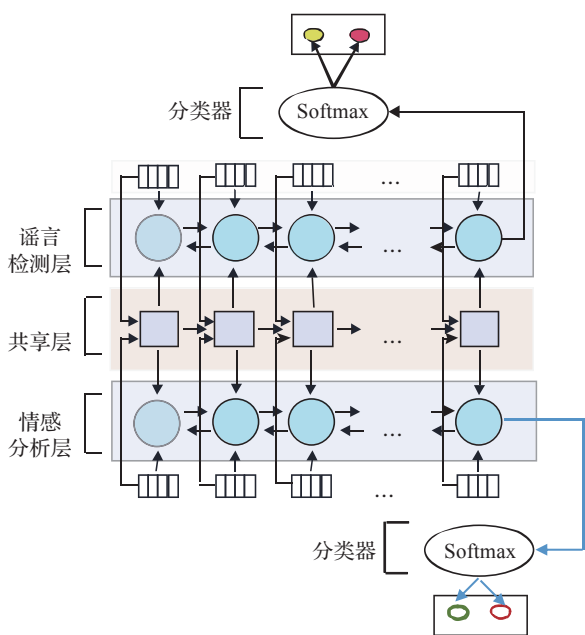


图1 基于BERT-BiGRU的多任务微博谣言检测模型

Fig.1 Multi-task Weibo rumor detection model based on BERT-BiGRU

利用World2vec对数据进行向量化,将谣言检测数据和情感分析数据分别输入到各自的嵌入层,然后由谣言检测层捕获任务特有的数据特征,此外,还要将多个任务的数据输入到共享层,捕获多个任务之间的共同特征,将共同特征作为谣言检测任务的补充信息,提高谣言检测的效果。

(1)共享层

BBiGM的成功之处就是通过共享层共享多个任务之间的共同特征,充分利用任务之间的互补性及语

料数据信息,进而提高微博谣言检测任务的预测性能。在这一层提取的共同特征,将作为微博谣言检测任务的输入之一。

共享层采用预训练语言模型BERT。BERT通过自注意力机制建模,可以直接获取文本的全局信息,由于其没有遗忘门机制,所有词的信息都得以保留,因此BERT能够更好地表达句子的完整语义信息,同时也能从全局的词特征中直接寻找词与词之间的相关性特征。因此,采用BERT模型能够捕获多个任务之间更多的共享信息。

(2)谣言检测层

谣言检测层采用BiGRU模型,用于获取微博谣言检测数据的特有特征。该部分包含两个来源的输入,微博数据嵌入层的输出和共享层输出的共享特征,将两者进行融合相当于给微博谣言检测增加了更多判断信息。BiGRU是由两个方向相反的GRU单元共同组成的,输出状态由两个GRU共同决定的双向网络结构。GRU与LSTM类似,都是RNN的衍生神经网络结构,在单向的网络结构中,数据总是单向顺序地从前向后传递^[8]。如果状态能够由前一时刻和后一时刻共同传递,将更有助于对文本深层次的特征进行提取。BiGRU的结构如图2所示。

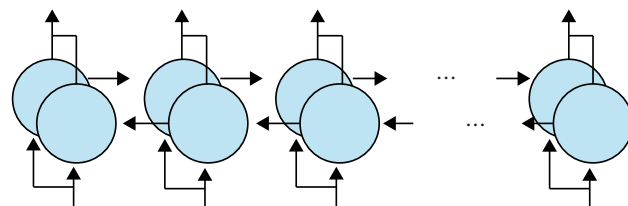


图2 BiGRU神经网络模型

Fig.2 BiGRU neural network model

由于BiGRU可以看做是由两个反向的GRU组成,因此在 t 时刻的隐层状态是由前向隐层状态 hf_{t-1} 和反向隐层状态 hr_{t-1} 共同决定的:

$$\begin{cases} hf_t = GRU(x_t, hf_{t-1}) \\ hr_t = GRU(x_t, hr_{t-1}) \\ h_t = w_t hf_t + v_t hr_t + b_t \end{cases} \quad (1)$$

$GRU()$ 代表输入词向量的非线性变换,通过 $GRU()$ 函数得到词向量编码对应的隐层状态, w_t 代表 t 时刻所对应的前向隐层状态 hf_t 所对应的权重, v_t 表示 t 时刻所对应的反向隐层状态 hr_t 所对应的权重, b_t 代表 t 时刻隐层状态所对应的偏置。

(3)分类器

将共享层和特定任务层融合后的特征输入到softmax层,采用线性修正单元函数(Rectified Linear Units, ReLU)作为激活函数。输出对一个事件是否为谣言的检测结果。谣言检测任务的分类过程可以定义为:

$$y^r = \text{softmax}(W^r h^r + b^r) \tag{2}$$

其中, y^r 代表谣言检测任务的预测概率; W^r 代表需要学习的权重; h^r 是谣言检测任务特定层的最终输出; b^r 是偏置项。

3 实验分析

3.1 实验平台及环境

本研究采用 Pycharm 作为编程 IDE, BBiGM 联合神经网络模型基于 Tensorflow 2.0 实现, 编程语言为 Python 3.6。

采用操作系统为 Windows10 64 位、内存为 16 GB、CPU 为 i7-8750H、处理器为 Intel® Core™ i7-8750H CPU @ 2.20 GHz 2.21 GHz 的计算机作为实验硬件环境。

3.2 数据集

在 MTL 中, 多个任务之间的相关性越强, 对任务的辅助作用越大, 因此, 本文的两个任务都采用微博相关的数据集。

微博谣言检测采用 Ma 等人公开的数据集, 该数据集被认为是目前最权威的微博谣言检测数据集, 由事件及与事件相关的评论转发等信息构成。谣言事件和非谣言事件比例约是 1:1, 其中谣言事件 2 313 个, 非谣言事件 2 351 个。本文将数据分为验证集、训练集和测试集三部分, 其中 10% 的事件为验证集, 其余数据按照 3:1 的比例分割用于训练集和测试集。

情感分析采用公开的新浪微博评论语料 (weibo_senti_100k) 数据集。数据集含 10 万条带倾向性标注的数据, 其中正负评论各约 5 万条, 1 表示正向评论, 0 表示负向评论。

3.3 数据预处理

为了提高数据的质量, 对微博谣言检测任务数据和情感分析任务数据进行了去噪处理。利用正则表达式去除了数据中的 @ 符号、@ 的内容、空格、空行、URL 信息等。本文中并没有去掉表情符号, 因为如今表情符号已经成为人们在网络平台表达自己想法的一种重要形式, 深度神经网络也可以根据表情符号挖掘深层情感特征, 因此, 这里保留了文本中的表情符号。

3.4 学习率微调

由于模型中将共享层提取的特征用于共享, 因此可以将该层针对微博谣言检测任务进行微调, 对于是否进行微调本文设计了相关实验, 结果如表 1 所示。进行微

调比不进行微调的准确率高出了 0.8 个百分点。因此, 本文选择微调后的模型进行谣言检测。其中, before 对应的是模型微调前的结果, after 对应的是模型微调后的结果。

学习率的最优值可以通过学习率选择实验确定, 本文分别在 15 组数据上进行实验, 实验结果如图 3 所示。

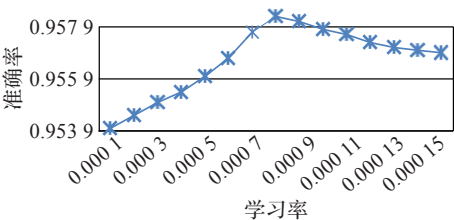


图3 准确率与微调学习率的关系

Fig.3 Relationship between accuracy and fine-tuning learning rate

通过图 3 的实验结果可知, 当微调学习率为 0.000 8 时, 得到的准确率最高。

3.5 多任务学习与单任务学习实验对比

为了探究多任务学习模型是否比单任务学习更有效, 以及情感分析任务是否对谣言检测有帮助。本文设计了单任务学习与多任务学习的对比实验, 以本文设计的多任务学习模型为基础设计单任务学习模型, 将 BBiGM 模型中的情感分析嵌入层去掉, 将向量化后的微博谣言检测数据分别输入到谣言检测层和共享层, 将两个神经网络输出的最终状态进行融合, 然后再通过 Softmax 层进行分类。实验结果对比如表 2 所示。其中 S-task 表示单任务学习 (Single-task), M-task 表示多任务学习 (Multi-task)。

表2 单任务与多任务实验结果对比

Table 2 Comparison of single-task and multi-task experimental results

Method	Accuracy	Precision	Recall	F1
S-task	0.941	0.938	0.940	0.942
M-task	0.958	0.949	0.951	0.953

从表 2 的结果可以看出多任务学习比单任务学习的准确率高出了 1.7 个百分点, 证明了多任务学习比单任务学习效果更好。

3.6 与基线模型的实验对比

为了验证本文方法的有效性, 选取了目前较好的模型作为基线模型进行对比实验, 分别是 DT-Rank^[5]、DTC^[8]、SVM-TS^[10]、GRU、GRU-2^[12]、C-LSTM^[14]。本文将 BBiGM 模型的实验结果与上述线模型进行对比, 如表 3 所示。

表 3 展示了本文模型与各基线模型的对比结果, 基线模型中包含传统机器学习方法和传统深度学习方法, 其中, DT-Rank、DTC、SVM-TS 是传统机器学习模型, GRU、GRU-2、C-LSTM 是深度学习模型。

表1 模型微调前后的实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results before and after model fine-tuning

Method	Accuracy	Precision	Recall	F1
before	0.950	0.943	0.943	0.947
after	0.958	0.949	0.951	0.953

表3 BBiGM模型与各基线模型的实验结果对比
Table 3 Comparison of experimental results between BBiGM model and each baseline model

Method	Accuracy	Precision	Recall	F1
DT-Rank	0.732	0.738	0.715	0.726
DTC	0.831	0.847	0.815	0.831
SVM-TS	0.857	0.839	0.885	0.861
GRU	0.908	0.871	0.958	0.913
GRU-2	0.910	0.876	0.956	0.914
C-LSTM	0.917	0.917	0.908	0.913
BBiGM	0.958	0.949	0.951	0.953

在基于传统机器学习的方法中,SVM-TS的效果最优,准确率达到85.7%,由于深度学习模型可以提取数据的更多隐层特征,因此基于深度学习的方法普遍优于基于传统机器学习的方法。在基于深度学习的方法中,C-LSTM模型的效果最优,准确率达到91.7%,这是由于双层网络结构有助于获取更深层的特征信息,C-LSTM模型在双层神经网络的基础上将CNN提取局部特征的优势和LSTM提取全局特征的优势相结合,有利于全局特征的提取。与各基线模型相比,BBiGM模型在准确率、精确率和F1值上都表现出最优的结果,其中准确率达到95.8%,这是优于单任务深度学习方法存在带标签数据少的问题,而且单任务学习对现有数据的利用并不充分。BBiGM模型利用情感分析任务辅助谣言检测,不仅隐形地增加了谣言检测的数据集,还融入了情感特征。此外,BERT模型的深层网络结构有助于挖掘更多的多个任务之间的关联特征,双向的GRU结构有助于获取谣言检测数据的全面特定。因此,本文提出的BBiGM模型比基线模型学习效果更佳。

3.7 辅助任务的数据量对主任务的影响

为了探究多任务学习中相关辅助任务的数据量对主任务的影响,本文用不同数据量的微博情感分析数据对模型进行训练。按照有放回的采样方法随机抽取微博情感分析数据中的1万条、2万条……10万条数据对模型进行训练,每次训练都是从模型的原始状态开始。观察10组数据对微博谣言检测任务学习效果的影响,选取准确率作为参照指标,实验对比结果如图4所示。

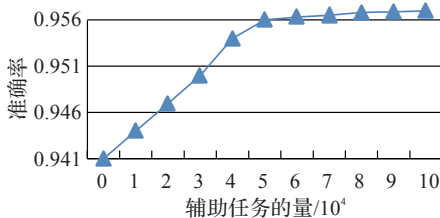


图4 准确率与辅助任务数据量的关系

Fig.4 Relationship between accuracy and auxiliary task data volume

图4表明,随着辅助任务数据量的增长,主任务的准确率也在提高。这是由于共享层采用BERT模型,包含12层的transformer,在这种深层网络结构中,数据量是支撑模型获取深层特征的重要因素,因此随着辅助任务数据量的增加,共享层可以获取越来越多的共同特征。同样的,BiGRU作为模型中的任务特定层,更多的数据对于获取谣言检测任务中的深层特征也非常必要。但是,当辅助任务的量增加到一定程度时,准确率的增长速度趋于平缓,说明本文模型仅需一定量的带标签辅助数据集就可以达到较好的学习效果。

4 总结及展望

本文所提出的基于多任务学习的微博谣言检测方法,通过将微博谣言检测任务和相关任务进行联合学习,有效利用了相关领域的的数据,解决了深度学习中带标签数据少的问题,提高了谣言检测的效果。实验研究表明了基于多任务学习方法的可行性和有效性。本文方法的辅助任务需要与微博谣言检测任务有较强的相关性,否则检测效果不太理想。为实现对谣言的有效检测,还需进一步探究模型算法,以提高模型的泛化能力,减少模型对数据相关性的依赖。

参考文献:

[1] 陈帆. 基于LSTM情感分析模型的微博谣言识别方法研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2018.
CHEN F. Research on recognition method of Weibo rumors based on LSTM sentiment analysis model[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2018.

[2] ZIMBRA D, GHIASSI M, LEE S. Brand-related twitter sentiment analysis using feature engineering and the dynamic architecture for artificial neural networks[C]// Proceedings of the 49th Hawaii International Conference on System Sciences. Koloa: IEEE, 2016: 1930-1938.

[3] 首次容, 邓淑卿, 徐健. 基于情感分析的网络谣言识别方法[J]. 数据分析与知识发现, 2017, 7: 44-51.
SHOU H R, DENG S Q, XU J. Network rumor recognition method based on sentiment analysis[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2017, 7: 44-51.

[4] 李巍胤. 基于情感分析的微博谣言识别模式研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
LI W Y. Research on recognition pattern of Weibo rumors based on sentiment analysis[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.

[5] CASTILLO C, MENDOZA M, POBLETE B. Information credibility on twitter[C]// Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web. Hyderabad: ACM Press, 2011: 675-684.

[6] YANG F, LIU Y, YU X H, et al. Automatic detection of

- rumor on Sina Weibo[C]//Proceedings of the ACM SIG-KDD Workshop on Mining Data Semantics.Beijing:ACM, 2012:13-20.
- [7] FRIGGERI A, ADAMIC L A, ECKLES D, et al. Rumor cascades[C]//Proceedings of the Eighth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, 2014:101-110.
- [8] ZHAO Z, RESNICK P, MEI Q Z. Enquiring minds: early detection of rumors in social media from enquiry posts[C]//Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web. Florence: ACM Press, 2015:1395-1405.
- [9] KWON S, CHA M, JUNG K, et al. Prominent features of rumor propagation in online social media[C]//Proceedings of the 2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining. Dallas: IEEE, 2013.
- [10] MA J, GAO W, WEI Z Y, et al. Detect rumors using time series of social context information on microblogging websites[C]//Proceedings of the 24th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Melbourne: ACM Press, 2015:1751-1754.
- [11] WU K, YANG S, ZHU K Q. False rumors detection on Sina Weibo by propagation structures[C]//2015 IEEE 31st International Conference on Data Engineering. Seoul: IEEE, 2015:651-662.
- [12] MA J, GAO W, MITRA P, et al. Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks[C]//Proceedings of the 25th International Joint Conference on Artificial Intelligence, New York, 2016:3818-3824.
- [13] YU F, LIU Q, WU S, et al. A convolutional approach for misinformation identification[C]//Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2017:3901-3907.
- [14] 尹鹏博, 潘伟民, 彭成, 等. 基于用户特征分析的微博谣言早期检测研究[J]. 情报杂志, 2020, 39(7):81-86.
- YIN P B, PAN W M, PENG C, et al. Research on early detection of Weibo rumors based on user characteristics analysis[J]. Journal of Intelligence, 2020, 39(7):81-86.
- [15] 李力钊, 蔡国永, 潘角. 基于C-GRU的微博谣言事件检测方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2019, 49(2):102-106.
- LI L Z, CAI G Y, PAN J. A microblog rumor events detection method based on C-GRU[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science Edition), 2019, 49(2):102-106.
- [16] ZHANG Y, CHEN W L, YEO C K. Detecting rumors on online social networks using multi-layer autoencoder[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Technology & Engineering Management Conference, 2017:437-441.
- [17] CHEN W L, ZHANG Y, YEO C K, et al. Unsupervised rumor detection based on users' behaviors using neural networks[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 105:226-233.
- [18] LIU P F, QIU X P, HUANG X J. Recurrent neural network for text classification with multi-task learning[C]//Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2016:2873-2879.
- [19] MA J, GAO W, WONG K F. Detect rumor and stance jointly by neural multi-task learning[C]//Proceedings of the WWW'18 Companion. Lyon: ACM Press, 2018:585-593.