



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 基于用户关联的立场检测

李子仪, 周夏冰, 王中卿, 张民

### 引用本文

李子仪, 周夏冰, 王中卿, 张民. 基于用户关联的立场检测[J]. 计算机科学, 2022, 49(5): 221-226.

LI Zi-yi, ZHOU Xia-bing, WANG Zhong-qing, ZHANG Min. Stance Detection Based on User Connection [J]. Computer Science, 2022, 49(5): 221-226.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [结合注意力机制的多尺度特征融合图像去雾算法](#)

Multi-scale Feature Fusion Image Dehazing Algorithm Combined with Attention Mechanism

计算机科学, 2022, 49(5): 50-57. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400093>

### [基于改进 CenterNet 的航拍绝缘子缺陷实时检测模型](#)

Real-time Detection Model of Insulator Defect Based on Improved CenterNet

计算机科学, 2022, 49(5): 84-91. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400142>

### [结合注意力机制与几何信息的特征融合框架](#)

Feature Fusion Framework Combining Attention Mechanism and Geometric Information

计算机科学, 2022, 49(5): 129-134. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300180>

### [面向对话的融入知识的实体关系抽取](#)

Dialogue-based Entity Relation Extraction with Knowledge

计算机科学, 2022, 49(5): 200-205. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300198>

### [基于时空自适应图卷积神经网络的脑电信号情绪识别](#)

EEG Emotion Recognition Based on Spatiotemporal Self-Adaptive Graph Convolutional Neural Network

计算机科学, 2022, 49(4): 30-36. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900200>

# 基于用户关联的立场检测

李子仪 周夏冰 王中卿 张 民

苏州大学计算机科学与技术学院 江苏 苏州 215006

(zylif6@stu.suda.edu.cn)

**摘 要** 立场检测的主要目的是挖掘用户对话题或事件等的立场态度。与其他文本分类任务不同,立场的表达更隐晦,立场的态度对用户更加敏感。目前已有的立场检测方法主要是对话题内容自身信息进行建模,该类方法忽略了话题内容的用户背景信息,但用户及其喜好信息极大地影响着对文本信息的精准挖掘,通过关联用户信息能够获得潜在的信息特征。因此,提出了基于用户关联的立场检测模型(USDMM),通过构建用户之间的图网络来建立用户关联结构,利用卷积操作挖掘相同用户下相似的文本立场信息,从全局的角度构建立场检测模型。同时,加入注意力机制以增强文本用户感知表示。在公开数据集 H&N14 上的实验结果表明,相比其他模型,所提模型获得了较好的性能。同时,消融实验表明,考虑用户关联以及注意力机制对检测准确率的提升具有重要作用。

**关键词:** 立场检测;图卷积神经网络;注意力机制

**中图法分类号** TP520

## Stance Detection Based on User Connection

LI Zi-yi, ZHOU Xia-bing, WANG Zhong-qing and ZHANG Min

School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China

**Abstract** The main purpose of stance detection is to mine users' attitude towards topics or events. Different from other text classification tasks, the expression about stance is more obscure, and the attitude is more sensitive to users. The current detection methods mainly model the information of topic content itself, which ignores the user background information. However, the information of users and their preferences greatly affects the accurate mining of text information, which enables the potential information characteristics to be obtained through the associated user information. Therefore, this paper proposes a user connection-based stance detection model (USDMM), which builds a user connection by constructing a graph of users, and mines similar text stance information under the same user from a global perspective by convolution operation. At the same time, attention mechanism is added to enhance user-aware text representation. The experimental results on the public dataset H&N14 show that the proposed model achieves better performance than other models. Meanwhile, ablation experiments show that user association information and attention mechanism play an important role in improving detection accuracy.

**Keywords** Stance detection, Graph convolutional neural network, Attention mechanism

## 1 引言

立场检测旨在在给定的目标话题下,自动判断用户意见文本的立场态度(如支持、反对等)。随着互联网的发展,越来越多的人针对实事热点事件在网上发表自己的观点和立场,从而产生了大量对人物和事件等有价值的评论信息。挖掘这些文本的立场信息,对了解民众意愿、政府决策、智能推荐等具有重要意义。

早期的立场检测模型主要通过抽取特征的方式进行立场分类学习。例如, Somasundaran 等曾从一个人工注释的语料库中构造一个争论词典来捕获立场上有争议的词汇<sup>[1]</sup>。随着

深度学习的发展,各类深度学习模型在自然语言处理各个领域均获得了非常好的性能<sup>[2]</sup>。因此,学者们也逐渐利用深度学习模型进行立场检测,如 Dong 等在递归神经网络中使用自适应层进行与目标相关的情绪分析<sup>[3]</sup>; Sun 等利用各种语言信息来构建文档表示,提出了一种利用语言学信息的分层注意的神经网络模型,该模型具有很好的性能<sup>[4]</sup>。

然而,目前大多数方法都只聚焦于文本本身,忽略了社交媒体中的重要因素——用户的特性。Tang 等曾提出情感词的强度是特定于用户的<sup>[5]</sup>,因此将用户信息融合到模型中,从而获得了较好的性能结果。同样,不同的用户在表达观点上也具有各自的特性。表 1 列出了用户 NVYN 针对“Abortion

到稿日期:2021-04-14 返修日期:2021-08-28

基金项目:国家自然科学基金面上项目(62176174)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China General Program(62176174).

通信作者:周夏冰(zhouxiabing@suda.edu.cn)

(堕胎)”这一话题发表的观点。如果单从第一句并不足以完全看出是支持还是反对,结合该用户的其他表示可以发现,该用户对“Abortion(堕胎)”这一话题持支持态度,因为其经常对话题反对者表示嘲讽。因此,考虑用户关联性有助于从全局角度进行立场检测学习。

表1 用户 NVYN 文本和立场示例

Table 1 User NVYN text and stand examples

用户	话题	文本	立场态度
NVYN	Abortion	Are you arguing against abortion or against your intelligence? (你是在反对堕胎还是在反对理智?)	支持
NVYN	Abortion	Pull out aborted fetuses and show people? That's what you think an abortion is? My opinion of your mental power has just dropped to a new low... (拔出流产的胎儿并向人们展示?那就是你所认为的堕胎?我对您智力的看法刚刚降至新低...)	支持

为了解决上述问题,本文提出了一个基于用户关联的立场检测模型(User Connection-based Stance Detection Model, USDM)。该模型从全局角度构建用户关联以及注意力机制<sup>[6]</sup>,以加强文本内容之间的联系。具体来说,USDM 对用户进行建模,利用注意力机制增强文本中的用户感知表示。同时,根据文本与用户之间的归属关系构建文本关联网络,使用图卷积神经网络来提取用户相关的文本特征。本文在公开数据集 H&N14<sup>[7]</sup>上的实验结果表明,相比其他立场检测模型,USDM 获得了更优异的性能。

## 2 相关工作

本节将分别从基于特征抽取和基于神经网络的角度介绍立场检测方法。

### 2.1 基于特征抽取的立场检测方法

传统的立场检测模型主要通过特征工程来手工提取语言特征<sup>[1]</sup>或结构特征<sup>[8]</sup>,后来学者将情感和依存句法等信息加入到立场检测模型中。Sun 等提出了一个基于情感、依存句对和论句的层次注意力模型<sup>[4]</sup>。Li 等<sup>[9]</sup>根据情感和立场词典提出了一种基于多任务学习的联合情绪和立场的神经网络。

除上述语言学特征外,有研究者还提出为立场检测任务引入具有额外结构信息的集体。例如,引文结构<sup>[10]</sup>或反驳链接<sup>[11]</sup>均被用作额外信息,以模拟辩论中的一致或分歧并推断其标签。Rajadesingan 等提出了基于转推的标签传播方法<sup>[12]</sup>,该方法从一组有意见的用户开始,转推网络中的人并将其标记为推文。对于专注于在线论坛文本的工作,由于帖子是通过用户回复链接的,因此使用顺序标记方法来建模帖子之间的关系。例如,Hasan 等使用隐马尔可夫模型(Hidden Markov Models, HMMs)来建模与先前帖子的依赖关系<sup>[13]</sup>; Sridhar 等<sup>[8]</sup>使用概率软逻辑(Probabilistic Soft Logic, PSL),通过协同过滤对回复链接建模。

### 2.2 基于神经网络的立场检测方法

由于深度神经网络方法能够自动提取特征,因此最近有很多工作使用神经模型来检测立场。例如,部分学者使用

RNN 来为目标和文本建模以进行立场检测<sup>[14-15]</sup>; Vijayaraghavan 等提出使用词级或字符级 CNN 模型进行立场检测的分类器组合<sup>[3,16]</sup>。

除此之外,部分工作也考虑了文本背后的用户等信息对立场判断的影响<sup>[17]</sup>。Saidul 等通过对辩论帖子的立场标签上的两种软性语言外约束进行建模<sup>[18]</sup>,即用户交互约束和意识形态约束。Chen 等提出了一种基于用户的卷积神经网络模型,通过用户、话题和用户对帖子的评论信息对立场进行分类<sup>[19]</sup>。由此可以看出,用户等信息在立场判断领域发挥了重要作用<sup>[20]</sup>。

前人的工作要么单独考虑文本背后信息,要么学习单词序列上的文本表示,忽略了文本之间的关联。本文从文本用户归属角度考虑了文本的图结构信息,并使用图卷积神经网络来提取特征,建立了基于用户关联的立场检测模型。

### 2.3 图卷积神经网络的应用

图卷积神经网络是一种多层神经网络,它直接在图上操作,并根据节点的领域属性引出节点的嵌入向量<sup>[21]</sup>。图卷积神经网络在多个自然语言处理领域获得了较好的性能,如文本分类、对话情感识别、角色标注<sup>[22]</sup>、翻译、关系抽取、事件抽取、知识图谱等。在文本分类任务中,Yao 等<sup>[23]</sup>提出了构建基于文本和词的异构图,并对不同类型的边设置不同的权重,使 GCN 能够对文本进行半监督分类。在对话中的情感识别任务中,Ghosal 等<sup>[24]</sup>根据说话者之间的依赖关系与对话的先后关系建立图结构,并基于图结构引入 GCN 学习文本表达。在翻译任务中,Marcheggiani 等<sup>[25]</sup>主要应用 GCN 修改了翻译模型的 encode 过程,应用了语义角色作为图结构。在知识图谱任务中,Wang 等<sup>[26]</sup>利用 GCN 来处理多语言知识实体的对齐问题。

图卷积神经网络除了特征矩阵外,最重要的就是构建数据之间的图关系。而立场检测任务在构建图关系方面有一个重大优势,即不同文本背后的用户存在关联,而同一用户对同一主题的发言态度也存在联系。本文通过构建用户之间的图网络来建立用户关联结构,使用图卷积神经网络从全局的角度构建立场检测模型。

## 3 USDM 模型

本文提出了一个基于用户关联的立场检测模型(USDM),该模型将文本用户信息应用于注意力机制和图卷积神经网络<sup>[21]</sup>的构建。USDM 模型使用文本特征,并通过文本和背后用户的注意力机制构建文本的特征向量,同时通过不同文本背后的用户关系构建图网络结构,最后基于学习到的文本特征和用户关系图,使用图卷积神经网络对文本进行分类,完成立场检测。USDM 模型的结构如图 1 所示,文本经过 Glove<sup>[27]</sup>词向量,在 maxpooling 的作用下得到特征向量  $Q_u$ ,同时将文本得到的文本向量和其用户在 attention 机制下得到特征向量  $Q_u$  相加得到最终的特征向量  $Q$ 。本文的用户关系图有  $N$  个节点,每个节点都有独立的向量表示,即上文的  $Q$  向量。这些节点的特征组成一个  $N \times D$  维的特征矩阵  $X$ 。各节点之间的关系形成一个  $N \times N$  维的图矩阵  $A$ ,也称为邻接矩阵, $X$  和  $A$  便是本文模型的输入。图卷积神经网络是

一种多层神经网络,我们把这些特征输入到模型中,最后通过线性分类器得到所需要的分类结果(支持或反对)。下文依次

介绍文本表示、基于用户的文本信息注意力机制、用户关联图构建和模型训练。

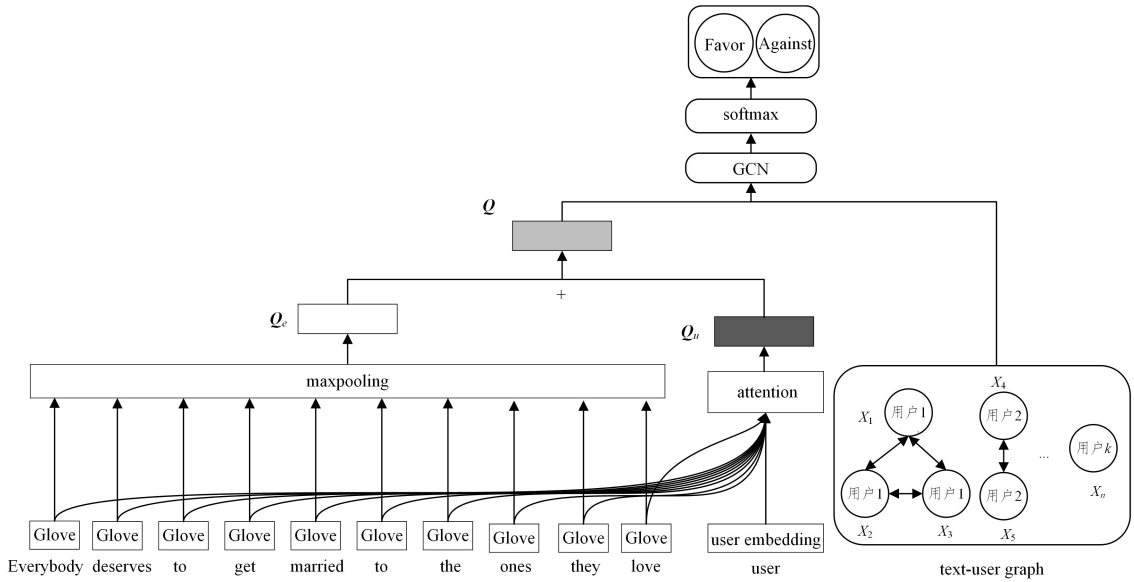


图1 USDM模型

Fig. 1 USDM model

### 3.1 文本表示

存在若干文本  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 分别属于用户  $(s_1, s_2, \dots, s_n)$ 。对于文本  $x_j = (\tau w_1, \tau w_2, \dots, \tau w_m)$ , 本文利用预训练词向量 Glove, 得到文本中词的特征表示  $\mathbf{Emb} = (e_1, e_2, \dots, e_m)$ , 随后经过 max-pooling 得到整个文本的表示向量  $\mathbf{Q}_c$ 。其中,  $n$  是文本的数量,  $m$  是文本的长度,  $e_i$  为文本  $x_j$  中第  $i$  个词的向量表示。对于用户  $\mathbf{S} = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ , 设置随机初始化的用户向量矩阵, 得到每个文本背后用户的向量表示  $\mathbf{U} = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ , 其中  $u_j$  代表第  $j$  个文本的用户向量。

### 3.2 基于用户的文本信息注意力机制

在得到第  $j$  个文本特征  $\mathbf{Emb} = (e_1, e_2, \dots, e_m)$  和其用户向量  $u_j$  后, 利用注意力机制得到增强的文本表示, 其计算式如下:

$$\alpha_{ji} = \frac{\text{softmax}(e_i, u_j)}{\sqrt{d_k}} \quad (1)$$

$$\mathbf{Q}_u = \sum_{i=1}^m \alpha_{ji} e_i \quad (2)$$

其中,  $\alpha_{ji}$  是用户  $u_j$  对文本  $E$  的注意力权重,  $u_j$  代表第  $j$  个文本的用户向量,  $\mathbf{Q}_c$  是经过 maxpooling 得到的文本表示,  $d_k$  即隐藏状态的维度,  $\mathbf{Q}_u$  是经过用户信息增强后的文本表示。

然后, 将文本向量  $\mathbf{Q}_c$  与用户信息增强后的文本表示  $\mathbf{Q}_u$  相加, 得到第  $j$  个文本的最终文本表示向量  $\mathbf{Q}$ , 即:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{Q}_c + \mathbf{Q}_u \quad (3)$$

### 3.3 用户关联图构建

在图  $G = (V, E)$  中,  $V (|V| = n)$  代表节点集,  $E$  代表边集。每个节点与它自身相连, 例如, 对于任意节点  $v$ , 都存在  $(v, v) \in E$ 。设  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  为包含  $n$  个节点的特征向量的矩阵, 其中  $m$  为特征向量的维数, 每行  $x_v \in \mathbb{R}^{m \times n}$  为节点  $v$  的特征向量。  $\mathbf{A}$  是图  $G$  的邻接矩阵,  $\mathbf{D}$  是图  $G$  的度矩阵, 其中  $D_{ii} = \sum_j A_{ij}$ 。由于存在自环,  $\mathbf{A}$  的对角线元素为 1。

图的构建关系如图 2 所示, 若干文本  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots,$

$x_n)$ , 通过这些文本所属的用户构建有向图。

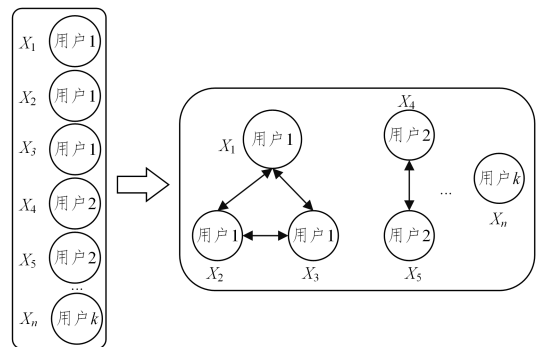


图2 用户关系图构建

Fig. 2 User relationship graph construction

例如用户 1, 该用户关于同一个话题发表了  $(x_1, x_2, x_3)$  文本, 因此文本  $(x_1, x_2, x_3)$  通过该用户形成了一个全连接的有向图, 并且每个文本节点同时自身连接。若一位用户就某一话题仅发表一条观点, 则该文本节点仅自身连接, 如用户。以此类推, 直到把所有文本节点都通过用户关系全连接图分类。最后, 对于文本  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 根据所有全连接图构建一个  $n \times n$  的关系矩阵, 横纵坐标均为文本  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  的下标。在关系矩阵中, 用 0 和 1 表示节点之间的关系。若两个节点文本背后属于同一用户或节点相同, 则两节点间边的值为 1; 若两个节点文本背后既不属于同一用户也不是相同节点, 则两个节点间边的值为 0。因此, 节点  $i$  和节点  $j$  之间边的权值定义为:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & u_i = u_j \text{ 或 } i = j \\ 0, & u_i \neq u_j \text{ 或 } i \neq j \end{cases} \quad (4)$$

得到邻接矩阵后, 使用 GCN 对图进行编码。GCN 的一个卷积层只能捕获邻近域信息。当多个 GCN 层堆叠时, 将会获取更多的领域信息。对于单层 GCN,  $k$  维节点特征矩阵

$L^{(1)} \in R^{n \times k}$ , 其计算式如式(5)所示:

$$L^{(1)} = \rho(\tilde{A}XW_0) \quad (5)$$

其中,  $\tilde{A} = D^{\lambda}AD^{\lambda}$  ( $\lambda = -0.78$ ) 是规范化对称邻接矩阵,  $W_0 \in R^{m \times k}$  是权重矩阵, 即前面得到的最终词向量特征矩阵  $W$ ,  $\rho(\cdot)$  为激活函数。最后, 通过多个 GCN 层来合并高阶邻域信息, 如式(6)所示:

$$L^{(1)} = \rho(AL^{(j)}W_j) \quad (6)$$

其中,  $j$  表示层数,  $L^{(0)} = X$ 。之前得到的特征在这些连接的点之间相互传递, 可以通过已连接的点和各节点的特征预测未知的点。

### 3.4 模型训练

采用交叉熵损失函数对模型进行训练。特别地, 损失函数包括交叉熵和标签平滑项, 其定义如下:

$$Loss = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij} \log p_{ij} + \theta \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{ij} \quad (7)$$

其中,  $n$  为训练数据项总数,  $m$  为类别数,  $y_{ij}$  表示第  $i$  个样本是否属于第  $j$  个类别, 即真实值标签,  $p_{ij}$  表示预测的概率,  $\theta$  是标签平滑项的参数。本文使用 Adam 作为模型的优化器, 并且在模型训练阶段把词向量冻结。

## 4 实验与结果分析

本文使用的是 H&N14 数据集。为了验证本文方法的有效性, 本文将所提出的 USDM 模型与 UTCNN<sup>[19]</sup>, Inference<sup>[28]</sup> 等模型进行了比较。同时, 为了证明各部分的有效性, 本文对各部分进行消融实验, 通过 Pytorch 实现了本文提出的方法。

本文使用准确率作为每一类话题的评价指标; 使用平均准确率<sup>[19]</sup>作为总体表现的评价指标。

### 4.1 实验数据集

本文使用了一个被广泛使用的数据集 H&N14。H&N14 来自英国的一个在线辩论论坛, 包括 4 个话题: “堕胎”“同性恋权利”“奥巴马”“大麻”, 数据集的分布如表 2 所列。数据集中帖子的立场被标记为支持或反对, 且对帖子的回复也被标记了立场。此外, 数据集中有 977 个仅表达一个文本的用户, 文本的平均长度为 114。这个数据集包含了不同主题和不同数据分布, 显示了该数据集的适用性和优越性。

表 2 H&N14 数据集的类别分布

Table 2 Distribution of H&N14 dataset

立场	Abortion	GayRights	Obama	Marijuana
支持/%	54.91	63.37	53.91	68.53
反对/%	45.19	36.63	46.19	30.57
帖子总数	1741	1376	985	626

### 4.2 实验参数设置

在实验训练过程中, 本文的损失函数包括交叉熵和标签平滑项, 其中标签平滑项的权重参数为 0.05。Adam 作为优化器并使用了公开可用的 300 维 Glove 词向量。Dropout 设置为 0.2, 初始学习率为 0.005, 验证集中的数据是从训练数据中提取的, 数据量为训练数据的 25%。

### 4.3 与基准模型比较

在前人立场检测研究的基础上, 本文选用了以下方法

进行对比分析实验。

(1)SVM 模型。SVM 是很多先前工作的基线模型。本文使用 libSVM<sup>[29]</sup> 来训练具有词袋特征的 SVM 模型。

(2)BiLSTM 模型。立场判断任务使用双向 LSTM 模型, 并使用 Word2vec 来预训练模型词向量。

(3)BiLSTM+BERTBASE 模型。使用双向 LSTM, 词向量选用 BERTBASE。

(4)UTCNN 模型。该模型由 Chen 等<sup>[19]</sup> 于 2016 年提出, 包含了用户品位、话题品位和用户对帖子评论信息的神经网络模型。UTCNN 模型不仅研究社交媒体, 还分析论坛和留言板上的文本。

(5)Inference 模型。该模型由 Li 等<sup>[28]</sup> 提出, 该模型将此任务视为一个表征学习问题, 从辩论网站提取个人信息来增加用户属性, 包括 5 个属性(性别、婚姻状况、政党、宗教和教育), 丰富了用户信息。同时基于文本与用户之间的交互作用, 将文本与用户共同嵌入。

(6)TGA 模型。该模型由 Allaway 等<sup>[30]</sup> 于 2020 年提出, 应用于交叉话题数据集。该模型由上下文条件编码层、话题组的注意力层以及前馈神经网络层组成。

(7)USDM 模型。该模型通过构建用户之间的图网络来建立用户关联结构, 利用卷积操作挖掘相同用户下文本立场的相似信息, 同时加入注意力机制以增强文本用户感知表示。

对比实验结果如表 3 所列, 从表中可以看出:

(1)与经典的 SVM 模型相比, BiLSTM 模型在以 Gay-Rights 和 Marijuana 为主题的数据集上有所提升, 平均性能相比 SVM 也有提升。这显示了 LSTM 模型比传统的 SVM 模型在 H&N14 数据集上有更强的分类能力。

(2)相比使用 Word2vec 词向量的 BiLSTM 模型, 使用预训练 BERTBASE 的 BiLSTM 模型的性能有较大的提升。这表明大规模预训练模型能带来更加丰富的上下文语义信息。

(3)相比使用预训练 BERTBASE 的 BiLSTM 模型, Inference 模型的性能有明显提升。本文认为 Inference 模型中引入的用户信息比大规模预训练模型带来的语义信息更能增强文本表示。

(4)UTCNN 模型在“GayRights”话题上取得了最好的效果, 但在其他话题上性能一般。可以看出, 社交媒体以及论坛上的留言板信息对丰富语义信息有较大帮助, 同时 CNN 模型在特征提取方面也有较好的表现。但在“Obama”以及“Marijuana”话题上的性能一般, 也表现了其模型对图关系的应用存在局限性。

(5)TGA 模型运用了上下文条件编码、话题组的注意力机制以及前馈神经网络等, 该模型比 SVM 和 BiLSTM 表现更好, 但相比其他模型, TGA 模型在 H&N14 数据集的 4 个话题上均表现一般。

(6)USDM 模型在大部分主题的数据集上性能有较大提升, 其性能在 GayRights 话题上虽然不是最优, 但仍获得了具备竞争优势的结果。本文模型在平均准确率上获得了最优的结果, 说明了 attention 机制和 GCN 的结合在提取用户文本信息以及通过用户关系构建图卷积网络时的有效性。

表3 USDM与baseline的比较

Table 3 Comparison between USDM and baseline

模型名称	Abortion	GayRights	Obama	Marijuana	Average
SVM	61.36	64.49	59.39	70.63	63.97
BiLSTM	60.83	66.18	59.39	72.80	64.80
BiLSTM+BERT <sub>BASE</sub>	74.41	71.01	69.04	76.98	72.86
UTCNN(Chen and Ku, 2016)	82.40	<b>85.10</b>	74.30	81.40	80.80
Inference(Li et al., 2018)	79.90	80.20	75.10	77.40	78.20
TGA(Allaway, 2020)	64.49	68.00	60.71	68.00	65.30
USDM	<b>82.51</b>	<b>82.97</b>	<b>91.37</b>	<b>83.33</b>	<b>85.05</b>

#### 4.4 消融实验

本文针对 USDM 模型做了一组消融实验。在构建用户关系的图神经网络的基础上,实验中用到的模型有仅使用 one-hot 特征的 USDM without (Glove, Attention) 模型、仅使用 Glove 词向量特征的 USDM without Attention 模型以及使用 Glove 词向量结合 Attention 机制的 USDM 模型。如表 4 所列,根据消融实验结果可以看出:

(1)在使用文本背后的用户关系构建图卷积神经网络的情况下,仅用 one-hot 构建特征矩阵,特征矩阵  $X$  为单位矩阵  $I$ ,其性能较好。这证实了通过用户关系构建图卷积神经网络模型的有效性。

(2)把输入 GCN 的特征矩阵由 one-hot 的单位矩阵替换成使用 Glove 词向量的特征矩阵,其模型性能提升较大,略高于性能最好的 UTCNN 模型。可以看出,预训练词向量对图卷积神经网络有提升作用。

(3)在 USDM without Attention 模型的基础上,将模型中 Glove 词向量得到的文本特征和文本背后随机初始化得到的用户特征做注意力机制操作得到特征,将这个特征和文本特征相加得到最终的特征,用最终特征替换 USDM without Attention 模型的特征,USDM 模型的性能比 USDM without Attention 模型有所提升。可以看出,引入用户信息和注意力机制对模型性能有提升作用。

表4 消融实验

Table 4 Ablation experiments

模型名称	Average
USDM without (Glove, Attention)	77.70
USDM without Attention	84.36
USDM	<b>85.05</b>

在以上模型中,使用用户关联的立场检测模型取得了较好的结果。USDM 模型在大部分话题以及最终的平均值上都取得了最佳效果。同时通过消融实验可以看出,无论是加上 Glove 词向量还是加上 Attention 机制,在以用户关联为基础的 GCN 模型上性能均有上升。因此,本文提出的基于用户关联的立场检测模型充分利用了用户信息,通过用户关系来构建图结构,并加入用户和文本的注意力机制,最终提升了模型性能。

**结束语** 随着大数据的发展,立场检测不再局限于单纯的文本分类问题,文本背后的信息挖掘也格外重要。通过利用文本背后的信息,可以更好地选择模型结构,丰富文本

特征,最终提升模型性能。

考虑到文本背后的用户信息与文本的立场有较高的相关性,本文提出了一个基于用户关联的立场检测模型,通过不同文本背后的用户关系来增加特征信息在不同节点间的传递。同时,本文在分析特征信息时,除文本自身信息外,还考虑了用户信息。本文引入注意力机制,将文本信息和用户信息联系起来。实验结果证明,该模型在立场检测任务上的性能有比较明显的提升,这说明在立场检测任务中引入用户信息并构建用户图关系能够帮助模型更好地捕获到本文的立场倾向。

#### 参考文献

- [1] SOMASUNDARAN S, WIEBE J. Recognizing stances in ideological on-line debates [C] // Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text. 2010:116-124.
- [2] REN Y F, ZHANG Y, ZHANG M S, et al. Context-Sensitive Twitter Sentiment Classification Using Neural Network [C] // Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2016:215-221.
- [3] DONG L, WEI F R, TAN C Q, et al. Adaptive recursive neural network for target-dependent twitter sentiment classification [C] // Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2014:49-54.
- [4] SUN Q Y, WANG Z Q, ZHU Q M, et al. Stance Detection with Hierarchical Attention Network [C] // Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics. 2018:2399-2409.
- [5] TANG D Y, QIN B, LIU T, et al. User modeling with neural network for review rating prediction [C] // Proceedings of the Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2015:1340-1346.
- [6] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is All You Need [C] // Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17). 2017:6000-6010.
- [7] HASAN K S, NG V. Why are You Taking this Stance? Identifying and Classifying Reasons in Ideological Debates [C] // Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2014:751-762.
- [8] SRIDHAR D, FOULDS J R, HUANG B, et al. Joint models of disagreement and stance in online debate [C] // Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. 2015:116-125.
- [9] LI Y, CARAGEA C. Multi-Task Stance Detection with Sentiment and Stance Lexicons [C] // Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing. 2019:6299-6305.
- [10] BURFOOT C, BIRD S, BALDWIN T. Collective classification of congressional floor-debate transcripts [C] // Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Lin-

- guistics. 2011:1506-1515.
- [11] WALKER M A, ANAND P, ABBOTT R, et al. Stance classification using dialogic properties of persuasion[C]//Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies. 2012: 592-596.
- [12] RAJADESINGAN A, LIU H. Identifying users with opposing opinions in twitter debates[C]// Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling and Prediction-7th International Conference. 2014:153-160.
- [13] HASAN K S, NG V. Stance classification of ideological debates: Data, model, features, and constraints[C]// International Joint Conference on Natural Language Processing. 2013:1348-1356.
- [14] AUGENSTEIN I, ROCKTASCHEL T, VLACHOS A, et al. Stance Detection with Bidirectional Conditional Encoding [C]// Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2016:876-885.
- [15] ZHANG B, YANG M, LI X T, et al. Enhancing Cross-target Stance Detection with Transferable Semantic-Emotion Knowledge [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020:3188-3197.
- [16] VIJAYARAGHAVAN P, VOSOUGHI S, ROY D. Automatic detection and categorization of election-related tweets[C]// Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media. 2016:703-706.
- [17] STEFANOV P, DARWISH K, ATANASOV A, et al. Predicting the Topical Stance and Political Leaning of Media using Tweets [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020:527-537.
- [18] HASAN K S, NG V. Extra-Linguistic Constraints on Stance Recognition in Ideological Debates [C]//Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2013:816-821.
- [19] CHEN W F, KU L W. UTCNN:a Deep Learning Model of Stance Classification on Social Media Text [C]//Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics; Technical Papers. 2016:11-17.
- [20] KOBBE J, HULPUS I, STUCKENSCHMIDT H. Unsupervised Stance Detection for Arguments from Consequences[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2020:50-60.
- [21] KIPF T N, WELLING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks [C]//International Conference on Learning Representations. 2017:1-14.
- [22] MARCHEGGIANI D, TITOV I. Encoding Sentences with Graph Convolutional Networks for Semantic Role Labeling [C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2017:1506-1515.
- [23] YAO L, MAO C S, LUO Y. Graph Convolutional Networks for Text Classification[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019:7370-7377.
- [24] GHOSAL D, MAJUMDER N, PORIA S, et al. DialogueGCN: A Graph Convolutional Neural Network for Emotion Recognition in Conversation[J]. arXiv:1908.11540v1, 2019.
- [25] MARCHEGGIANI D, BASTINGS J, TITOV I. Exploiting Semantics in Neural Machine Translation with Graph Convolutional Networks[J]. arXiv:1804.08313v2, 2020.
- [26] WANG Z C, LV Q S, LAN X H, et al. Cross-lingual Knowledge Graph Alignment via Graph Convolutional Networks [C]// Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2018:349-357.
- [27] PENNINGTON J, SOCHER R, MANNING C D. GloVe: Global Vectors for Word Representation [C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2014:1532-1543.
- [28] LI C, PORCO A, GOLDWASSER D. Structured Representation Learning for Online Debate Stance Prediction [C]//Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics. 2018:3728-3739.
- [29] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines[EB/OL]. [2020-12-25]. <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
- [30] ALLAWAY E, MCKEOWN K R. Zero-Shot Stance Detection: A Dataset and Model using Generalized Topic Representations [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2020:8913-8931.



**LI Zi-yi**, born in 1996, postgraduate, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include natural language processing and so on.



**ZHOU Xia-bing**, born in 1988, Ph. D, lecturer, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include natural language processing and so on.

(责任编辑:喻黎)