

数据分析与知识发现
Data Analysis and Knowledge Discovery
ISSN 2096-3467, CN 10-1478/G2

《数据分析与知识发现》网络首发论文

题目：基于图卷积网络和注意力机制的谣言检测方法
作者：凤丽洲，刘馥榕，王友卫
网络首发日期：2023-08-16
引用格式：凤丽洲，刘馥榕，王友卫. 基于图卷积网络和注意力机制的谣言检测方法[J/OL]. 数据分析与知识发现.
<https://link.cnki.net/urlid/10.1478.g2.20230815.1432.008>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于图卷积网络和注意力机制的谣言检测方法

凤丽洲¹, 刘馥榕¹, 王友卫²

¹ (天津财经大学统计学院 天津 300222)

² (中央财经大学信息学院 北京 100081)

摘要:

【目的】针对目前的谣言检测方法未能充分考虑评论间的转发关系特征和文本语义特征问题, 本文提出了一种基于图卷积网络和注意力机制的谣言检测方法。

【方法】首先, 对评论间转发和回复关系特征进行分析构建评论关系特征图, 充分挖掘评论间的关联特性。然后, 根据评论间的文本语义相似性, 使用 BERT 模型生成句子的向量化表示并通过计算余弦相似度构建了评论的语义特征图, 充分提取评论的语义相关性。最后, 基于图卷积网络(GCN)完成了不同节点之间的信息传递并在各节点信息传输过程中使用注意力机制来区分源评论和其他评论对谣言检测的影响, 进而得到评论节点的准确表示。

【结果】在公开数据集上进行实验, 结果显示本文方法在 Twitter15 和 Twitter16 数据集中的准确率分别达到了 0.86 和 0.87, F_1 均值分别为 0.86 和 0.87。与 BiGCN 方法相比, 准确率在 Twitter15 和 Twitter16 数据集上分别提升了 5.1% 和 1.5%, F_1 均值分别提升了 5.3% 和 2.3%。

【局限】本文方法仅使用文本数据进行谣言检测, 在后续研究中将考虑结合图片、用户属性及时间属性等特征, 进一步提升模型的准确率。

【结论】在公开数据集上进行应用, 验证了所提方法可以有效地提升谣言检测性能, 为谣言识别与检测任务提供有价值的参考。

关键词: 图卷积神经网络; 注意力机制; 谣言检测; BERT 模型

分类号: TP393 G250

DOI: 10.11925/infotech.2096-3467. 2023.0237

Rumor detection method based on graph convolution network and Attention Mechanism

Feng Lizhou¹, Liu Furong¹, Wang Youwei²

¹ (School of Statistics, Tianjin University of Finance and Economics, Tianjin 300222, China)

² (School of Information, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China)

Abstract:

[Objective] A rumor detection method based on graph convolutional network and attention mechanism is proposed to address the issue of insufficient consideration of forwarding relationship features and text semantic features between comments in current rumor detection methods.

[Methods] Firstly, analyze the forwarding and reply relationship characteristics between comments and construct a comment relationship feature map, fully mining the correlation characteristics between comments. Then, according to the text semantic similarity between comments, the BERT model is used to generate the vectorization representation of sentences, and the semantic feature map of comments is constructed by calculating the cosine similarity to fully extract the semantic relevance of comments. Finally, based on Graph Convolutional Network (GCN), information transmission between different nodes was completed, and attention mechanism was used to distinguish the impact of source comments and other comments on rumor detection during the information transmission process of each node, thereby obtaining an accurate representation of the comment nodes.

[Results] Experiments were conducted on public datasets, and the results showed that the accuracy of our method in the Twitter15 and Twitter16 datasets reached 0.86 and 0.87, respectively, with F_1 mean values of 0.86 and 0.87, respectively. Compared with the BiGCN method, the accuracy was improved by 5.1% and 1.5% on the Twitter15 and Twitter16 datasets, respectively, and the F_1 mean was improved by 5.3% and 2.3%, respectively.

[Limitation] This method only uses text data for rumor detection. In future research, it will consider combining features such as images, user attributes, and time attributes to further improve the accuracy of the model.

[Conclusion] The application on public datasets verifies that the proposed method can effectively improve the performance of rumor detection, providing valuable reference for rumor recognition and detection tasks.

Keywords: Graph convolution neural network; Attention mechanism; Rumor detection; BERT model

1 引言

随着微博、Twitter 等社交媒体平台的流行与发展,信息间扩散和传播速度得以加快,同时未能正确反映事物本质面貌的虚假事件(谣言)也同比例扩大^[1-2]。在信息迅速传播的新媒介时代,大众在自由、多样化表达自己观点的同时也会造成谣言的大量传播。比如,近期关于“国产食盐里的亚铁氰化钾有毒”的谣言,不但误导了公众的认识,引起人们心理焦虑,还造成了社会恐慌,扰乱了人民的日常生活,严重危害和破坏了社会的稳定。所以,为降低谣言造成的危害、维护社会的和谐与稳定,对谣言进行准确识别是十分必要的。

近年来,社交媒体的广泛应用为自然语言处理领域的研究提供了新思路,通过对 Twitter 等社交媒体平台上的内容信息进行挖掘和分析,能够有效、及时地识别与检测谣言。在社交媒体谣言检测的背景下,针对现有文本挖掘算法在获取评论信息间交互关系和语义关系上的不足,本文以 Twitter 社交媒体上的评论数据为研究对象,基于图卷积神经网络挖掘评论间的关系特征和语义特征,并将其应用到谣言检测任务中,为以后的谣言检测研究提供了参考。

2 相关工作

谣言本质是一种极具误导性的语言,对社交媒体而言,社交媒体上的评论信息是谣言传播的主要形式,而谣言检测的主要任务是从微博、Twitter 等社交媒体中抽取到不同特征的相关表示信息,并判定其是否属于谣言。目前,关于谣言的检测方法主要是基于传统的谣言检测方法、基于深度学习的谣言检测方法和基于图神经网络的谣言检测方法。

2.1 基于传统的谣言检测方法

传统方法的谣言检测技术主要侧重于对特征的选择,如用户行为特征、文本内容特征、传播特征等方面。Castillo 等^[3]在文本内容、用户、主题和传播四个特征基础上,使用决策树进行分类,来确定主题是否对应于有新闻价值的事件。马鸣等^[4]使用隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)提取谣言子集的主题表示,并融合用户、内容和社交三方面特征来计算信息相似度,在此基础上使用随机森林和支持向量机分类器验证了模型的性能。Kwon 等^[5]从时间、结构和语言特征三方面来分析谣言的传播特性,通过构造随机森林分类器将谣言和非谣言进行分类。但是基于传统的谣言检测方法需要人工设计特征,费时费力成本较高,在谣言早期识别和检测方面效果有限。

2.2 基于深度学习的谣言检测方法

与传统的谣言检测方法相比,基于深度学习方法的谣言检测能够自动学习相关数据的特征,提升算法性能。目前的深度学习模型主要有循环神经网络(Recurrent Neural Network,RNN)^[6,7]、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)^[8-12]等。MA 等^[13]在 RNN 基础上提出了一种递归神经网络模型,该模型包含自底向上和自顶向下两个方向的树形结构,通过传播树指导对 Twitter 内容表示的学习,可以更好地识别谣言。但是, RNN 难以捕获长时间的依赖性,而长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)

作为 RNN 的一种变体,可以有效地解决梯度不稳定和长时间依赖的问题。为此,尹鹏博等^[14]利用用户的微博历史数据,使用 CNN 对用户的行为特征进行分析,使用 LSTM 提取微博文本特征,并将 CNN 和 LSTM 相结合从而达到微博谣言的早期检测目标。Muhammad 等^[15]也结合了 CNN 和 LSTM 的优点学习到更准确的特征表示并应用于谣言分类任务。

2.3 基于图神经网络的谣言检测方法

随着深度学习技术的快速发展,一些研究逐渐将图神经网络应用于谣言检测任务中。基于图神经网络的谣言检测方法能够将卷积泛化到图域并且可以处理图形结构化数据。Kipf 等^[16]首次将卷积扩展到图结构的数据中,提出了一种简化的图卷积神经网络模型(Graph Convolutional Networks,GCN)并在半监督分类实验中证明了该方法有效性。针对 GCN 在谣言检测时不能充分考虑词义信息的问题,王友卫等^[17]使用 Word2Vector 词向量对微博事件构建语义相关图,并通过 GCN 和门控循环单元(Gated Recurrent Unit,GRU)融合节点信息,基于注意力机制融合不同的池化方法,进而实现微博谣言的检测任务。Tian 等^[18]从信息传播的角度构建不同评论之间的连边,并通过 GCN 模型学习到自底向上的谣言散布结构特征和自顶向下的谣言传播特征,进而实现谣言分类任务。与传统的谣言检测方法相比,这些方法虽具有较好的分类效果,但普遍忽略了评论之间的关联性,继而影响了谣言检测的效果。王昕岩等^[19]则根据评论之间的关联关系,对评论之间的连边进行加权表示并利用 GCN 模型来学习评论的隐层表示,从而实现了谣言检测任务。上述方法的谣言检测效果虽优于传统的谣言检测方法,但是其都忽视了评论的上下文信息对谣言检测的重要性。

由上可知,现有的谣言检测方法普遍存在如下问题:

第一,利用传播树结构的谣言检测方法无法同时获取父节点和子节点的信息,不能充分利用评论信息;
第二,现有的谣言检测方法没有全面考虑到评论间的转发关系特征和文本语义特征,未有效结合不同特征的优势;

第三,大多学者在谣言检测任务中忽视了源评论信息在谣言检测中的重要作用。

针对上述问题,本文提出了一种基于图卷积网络和注意力机制的谣言检测方法(Rumor detection method based on graph convolution network and attention mechanism),主要贡献如下:

1)为解决树结构中每个节点无法同时融合上下层信息的问题,本文使用无向关系图定义节点信息传递方式,构建以用户为节点、以用户间评论的转发和回复关系为连边的关系特征图,以此使每个节点都能聚合父节点和子节点的信息,提升节点表达的完整性;

2)为充分结合并利用评论之间的语义相关性,本文使用 BERT 模型获取评论的向量表示,并通过计算向量之间的余弦相似度,构建以评论为节点的语义特征图,得到评论间的语义关系;

3)为区分源评论和其他评论对谣言检测的影响,利用注意力机制为各节点赋予不同权重,减少 Bi-GCN^[18]等方法直接拼接不同类型向量造成的精度损失。

3 基于图卷积网络和注意力机制的谣言检测方法

基于图卷积网络和注意力机制的谣言检测方法(TG-GCN)的内容主要包括三部分:关系特征图和语义特征图的构建、节点信息传递以及特征融合,具体执行流程如下:(1)根据不同评论之间的转发和回复关系,构建了以用户为节点,以评论转发和回复关系为连边的关系特征图;同时,考虑评论之间语义信息对谣言检测结果的影响,使用 BERT 模型获取句子的向量化表示,并通过计算向量的余弦相似度构建了以评论为节点、以评论间语义关联性为连边的语义特征图。(2)考虑源评论的重要性,在图卷积的每层中使用多层感知机为源评论和其他评论信息赋予不同权重,加强了源评论的重要性,在此基础上进一步得到关系特征矩阵和语义特征矩阵。(3)基于软注意力机制融合两个特征矩阵得到最终输出结果,实现了谣言的识别与检测任务。

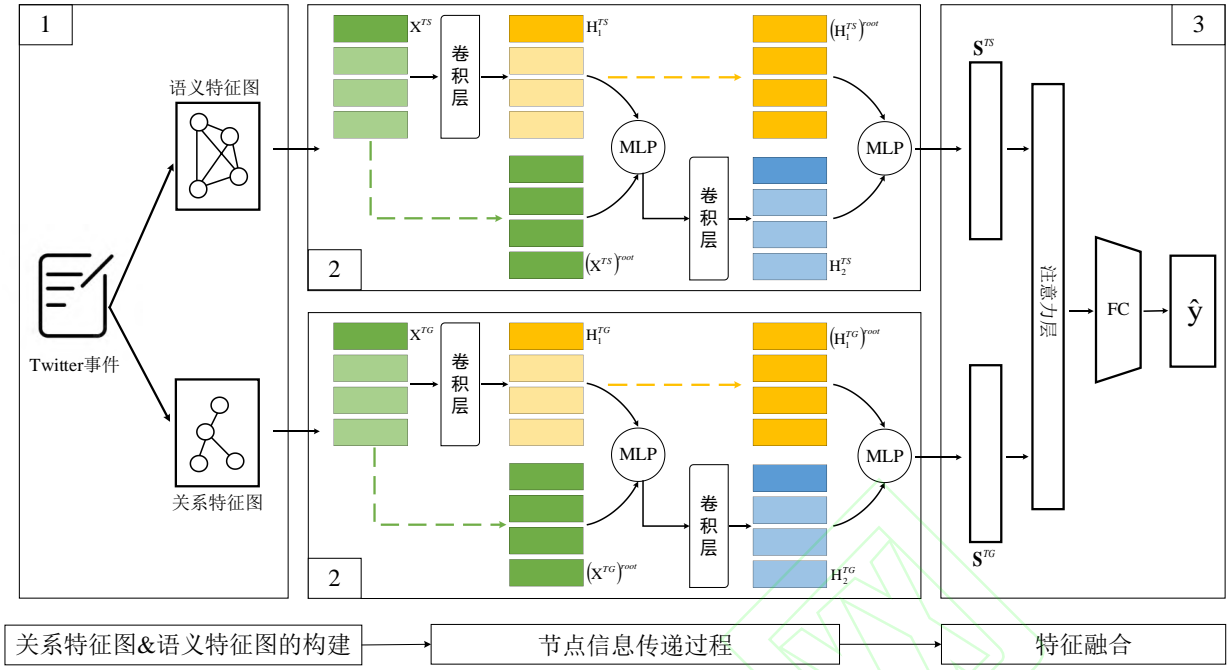


图 1 TG-GCN 整体算法流程图

Fig.1 TG-GCN overall algorithm flow chart

3.1 关系-语义特征图的构建

(1) 问题定义

本文以 Twitter 作为研究对象，有关定义如下：

定义一个所有 Twitter 事件集 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ ， m 为事件总数。 c_i 表示第 i 个事件。其中， $c_i = \{r_i, w_1^i, w_2^i, \dots, w_{n_i-1}^i, G_i\}$ ， n_i 表示事件 c_i 中的评论数量， r_i 表示源评论，即发布评论的原始帖子； w_j^i 表示其他评论，即与源评论有关的第 j 个回复和转发帖子； $G_i = \{G_i^{TS}, G_i^{TG}\}$ 表示基于关系特征和语义特征构建的图结构，其中 G_i^{TS} 是基于评论间转发和回复关系构建的特征图，即关系特征图； G_i^{TG} 是基于评论语义关系构建的特征图，即语义特征图。

此外，本文为 Twitter 事件 c_i 设置了一个类别标签 y_i 来预测事件是否是谣言。其中， $y_i \in Y$ ， $Y \in \{NR, FR, TR, UR\}$ 是类别标签集合， NR 表示非谣言事件、 FR 表示虚假谣言事件、 TR 表示真实谣言事件、 UR 表示未经证实的谣言事件。因此，谣言检测问题可以用一个分类任务表示为 $f: C \rightarrow Y$ 。其中， f 是用来判别谣言事件的模型， C 表示 Twitter 事件集， Y 表示 Twitter 事件类别标签集合。

(2) 关系特征图的构建

①关系特征图的定义

关系特征图结构 G_i^{TS} 表示为 $G_i^{TS} = \langle V_i^{TS}, E_i^{TS}, \mathbf{A}_i^{TS} \rangle$ ，其中，关系特征图中的用户集表示为 $V_i^{TS} = \{r_i, w_1^i, \dots, w_{n_i-1}^i\}$ ，用户间的边集合表示为 $E_i^{TS} = \{u_{pq}^i \mid p, q = 0, \dots, n_i-1\}$ 。对于关系特征图 $G_i^{TS} = \langle V_i^{TS}, E_i^{TS}, \mathbf{A}_i^{TS} \rangle$ 构建用户关系邻接矩阵 $\mathbf{A}_i^{TS} \in \{0, 1\}^{n_i \times n_i}$ ，用以表示两个用户之间的连接关系，定义如下：

$$a_{pq}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } u_{pq}^i \in E_i^{TS} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中， $u_{pq}^i = (u_p^i, u_q^i) \in E_i^{TS}$ 表示用户 u_p^i 和用户 u_q^i 之间的无向边。即：若用户 u_p^i 和用户 u_q^i 之间存在连边，则 $a_{pq}^i = 1$ ，否则 $a_{pq}^i = 0$ 。

②关系特征图的构建

本文构建的关系特征图是基于文献[18]的改进,文献[18]主要是从谣言传播方向性角度对谣言进行分类,该方法虽考虑到谣言的传播和散布特征,但是在树结构中,如图2中(a)和(b)所示,一个节点只与其父节点或子节点有关,节点间信息只能单向传递,因此一个节点不能同时获得父节点和子节点的信息。而在无向图结构中,节点间信息的传递方向是双向的,如图2中(c)所示,一个节点可以同时汇集其子节点和父节点的信息,因此可以使得节点信息表示更加完整。

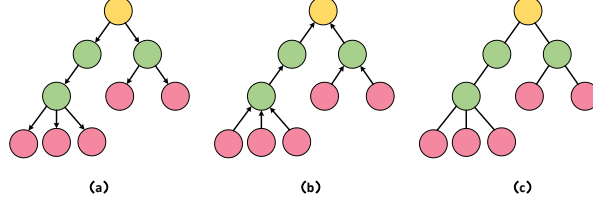


图2 树结构和图结构的节点传递示意图

Fig.2 Schematic diagram of node transfer of tree structure and graph structure

为了同时获取各节点上父节点和子节点的信息,使节点信息的表示更加完整,本文以用户为节点,将评论间的转发和回复关系抽象为连边建立了无向关系特征图。谣言事件 c_i 对应的关系特征矩阵是使用TF-IDF方法^[18]抽取前5000个单词表示的输入特征向量。在此基础上得到谣言事件 c_i 的关系特征图 $G_i^{TS} = \langle V_i^{TS}, E_i^{TS}, A_i^{TS} \rangle$ 。其中, V_i^{TS} 为用户集, E_i^{TS} 为评论间的转发和回复关系连边集, A_i^{TS} 是其对应的用户邻接矩阵,表示关系特征图中节点间的连边关系。

(3) 语义特征图构建

①语义特征图的定义

语义特征图结构 G_i^{TG} 定义为 $G_i^{TG} = \langle V_i^{TG}, E_i^{TG}, A_i^{TG} \rangle$,其中,语义特征图中的评论集表示为 $V_i^{TG} = \{r_i, w_1^i, \dots, w_{n_i-1}^i\}$,评论间的边集合表示为 $E_i^{TG} = \{v_{pq}^i | p, q = 0, \dots, n_i-1\}$ 。对于语义特征图 $G_i^{TG} = \langle V_i^{TG}, E_i^{TG}, A_i^{TG} \rangle$ 构建评论语义邻接矩阵 $A_i^{TG} \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$,用以表示两个评论之间语义相似性关系,定义如下:

$$a_{pq}^i = \begin{cases} w, & \text{if } v_{pq}^i \in E_i^{TG} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $v_{pq}^i = (v_p^i, v_q^i) \in E_i^{TG}$ 表示评论 v_p^i 和评论 v_q^i 之间的连边。即:若评论 v_p^i 和评论 v_q^i 之间的余弦相似度大于设定阈值,则 $a_{pq}^i = w$, w 是评论对应句向量的余弦相似度;否则 $a_{pq}^i = 0$ 。

②语义特征图的构建

在早期研究中,文本语义特征的提取主要以传统词共现方法^[20]和TF-IDF方法^[21]为主。但是传统词共现方法无法有效区分不同单词之间的权重关系。TF-IDF虽能够区分词之间的权重关系,但以词频确定权重的方式有时并不能全面反映词的关键性,且这种方法也无法体现词在上下文中的重要程度。

BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformers)^[22]则采用一种双向的Transformer编码结构,可以有效地从输入文本中提取出潜在的语义信息从而更好地表示文本语义特征。

因此,本文使用BERT预训练模型学习评论的文本语义特征,将谣言事件中的评论转换为向量表示,并通过计算向量间的余弦相似度构造了语义特征图。即通过挖掘评论文本的语义相似度获取到评论之间的语义关联关系。具体流程如下:

首先,使用BERT预训练模型将每个评论表示成句向量并作为评论文本特征向量,以此获得谣言事件 c_i 对应的文本语义特征矩阵向量 \mathbf{T}_i 。然后,计算不同评论对应句向量的余弦相似度,公式如下:

$$w = \cos(\mathbf{T}_k, \mathbf{T}_l) = \frac{\sum_{m=1}^n (T_{km} \times T_{lm})}{\sqrt{\sum_{m=1}^n T_{km}^2} \times \sqrt{\sum_{m=1}^n T_{lm}^2}} \quad (3)$$

其中, \mathbf{T}_k 和 \mathbf{T}_l 分别表示评论 k 和评论 l 对应的句向量, T_{km} 和 T_{lm} 是句向量 \mathbf{T}_k 和句向量 \mathbf{T}_l 的第 m 维元

素, n 表示向量的维度。如果向量间的余弦相似度越大则表明两个向量所代表的评论之间的语义相关性越高。为此, 本文以评论为节点, 将评论之间的邻接关系抽象为边, 评论间的语义相关性表示边之间的权重大小, 进而得到评论语义邻接矩阵 \mathbf{A}_i^{TG} 。在此基础上构建谣言事件 c_i 的语义特征图 $G_i^{\text{TG}} = \langle V_i^{\text{TG}}, E_i^{\text{TG}}, \mathbf{A}_i^{\text{TG}} \rangle$ 。其中, V_i^{TG} 为关系特征图中的用户集, E_i^{TG} 是基于评论间的余弦相似度构建的边集合, \mathbf{A}_i^{TG} 是对应的评论语义邻接矩阵。

3.2 节点信息传递

图卷积神经网络(Graph Convolutional Network, GCN) 本质是一种多层神经网络^[23], 主要用于解决图中节点的分类问题。本文将 GCN 作为特征提取器, 在关系特征图和语义特征图构建的基础上进行关系特征和语义特征的挖掘, 在信息传递过程, GCN 卷积操作如公式(4)所示:

$$\mathbf{H}_k = M(\mathbf{A}, \mathbf{H}_{k-1}, W_{k-1}) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{H}_k \in \mathbf{R}^{n \times v_k}$ 是由第 k 个图卷积层(Graph Convolutional Layer, GCL)计算得到的隐层特征矩阵, n 为节点数量, v_k 是第 k 层节点维度。 M 表示消息传递函数。 \mathbf{H}_k 由三个因素决定: 邻接矩阵 \mathbf{A} 、隐藏层特征矩阵 \mathbf{H}_{k-1} 以及参数 W_{k-1} 。在 GCN 中消息传递函数有多种表达形式, Kipf 等^[16]在一阶近似的 ChebNet 中将消息传递函数定义如下:

$$\mathbf{H}_k = M(\mathbf{A}, \mathbf{H}_{k-1}, W_{k-1}) = \sigma(\hat{\mathbf{A}}\mathbf{H}_{k-1}W_{k-1}) \quad (5)$$

其中, $\hat{\mathbf{A}} = \tilde{\mathbf{D}}^{-\frac{1}{2}}\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{D}}^{-\frac{1}{2}}$ 是邻接矩阵 \mathbf{A} 归一化的结果, 将邻接矩阵 \mathbf{A} 添加自环得到 $\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{A} + \mathbf{I}_N$ 。 $\tilde{\mathbf{D}}$ 是 $\hat{\mathbf{A}}$ 的对角阵, $\tilde{\mathbf{D}}_{ii} = \sum_j \tilde{\mathbf{A}}_{ij}$ 表示第 i 个节点的度数, 参数 $W_{k-1} \in \mathbf{R}^{v_{k-1} \times v_k}$, $\sigma(\cdot)$ 是激活函数。

此外, 为缓解 GCN 模型的过拟合问题, 增强输入数据的随机多样性, 本文使用文献[18]中的 DropEdge 方法, 在每个训练周期中将一些边以一定的概率随机从原始图中删除。假设 N_e 为图中 \mathbf{A} 的总边数, p 为随机去除率, \mathbf{A}_{drop} 是通过将原始边集的 $N_e \times p$ 条边随机采样计算得到的, DropEdge 后的邻接矩阵 \mathbf{A}' 表示为 $\mathbf{A}' = \mathbf{A} - \mathbf{A}_{\text{drop}}$ 。经过 DropEdge 操作后, 通过 GCN 分别得到评论间的转发关系特征和评论间的文本语义特征。对输入的转发关系特征, 在 GCN 中对公式(2)进行修改, 计算得到隐藏层特征表示:

$$\mathbf{H}_k^{\text{TS}} = \sigma(\hat{\mathbf{A}}^{\text{TS}}\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TS}}W_{k-1}^{\text{TS}}) \quad (6)$$

其中, $\hat{\mathbf{A}}^{\text{TS}} = \tilde{\mathbf{D}}^{\text{TS}}^{-\frac{1}{2}}\tilde{\mathbf{A}}^{\text{TS}}\tilde{\mathbf{D}}^{\text{TS}}^{-\frac{1}{2}}$ 是关系特征图中用户邻接矩阵 \mathbf{A}^{TS} 归一化的结果, $\tilde{\mathbf{D}}^{\text{TS}}$ 是 $\hat{\mathbf{A}}^{\text{TS}}$ 的对角阵; W_{k-1}^{TS} 是 GCN 中第 $k-1$ 层的卷积核参数矩阵。 $\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TS}} \in \mathbf{R}^{n \times v_{k-1}}$ 和 $\mathbf{H}_k^{\text{TS}} \in \mathbf{R}^{n \times v_k}$ 分别对应 GCN 中第 $k-1$ 层和第 k 层的隐层特征。

参考上述计算方法, 在输入文本语义特征的 GCN 中, 隐层特征表示为 $\mathbf{H}_k^{\text{TG}} = \sigma(\hat{\mathbf{A}}^{\text{TG}}\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TG}}W_{k-1}^{\text{TG}})$ 。其中, $\hat{\mathbf{A}}^{\text{TG}} = \tilde{\mathbf{D}}^{\text{TG}}^{-\frac{1}{2}}\tilde{\mathbf{A}}^{\text{TG}}\tilde{\mathbf{D}}^{\text{TG}}^{-\frac{1}{2}}$ 是语义特征图中的评论相关性邻接矩阵 \mathbf{A}^{TG} 归一化的结果, 语义特征图中的特征矩阵是通过 BERT 预训练模型得到的句向量, W_{k-1}^{TG} 是 GCN 中第 $k-1$ 层的卷积核参数矩阵。

由于谣言事件的源评论包含的信息量大、影响范围广, 为更有效地使用源评论的信息特征, 本文使用多层感知机为源评论与其他评论赋予不同权重, 将两者联系起来以获得更准确的节点表示。以关系特征为例, 节点间信息传递过程表示如下。

$$\alpha_{k-1}^{\text{TS}} = \text{sigmoid}(W_{k-1}^{\text{TS}}(\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TS}})^{\text{root}}) \quad (7)$$

$$\alpha_k^{\text{TS}} = \text{sigmoid}(W_k^{\text{TS}}\mathbf{H}_k^{\text{TS}}) \quad (8)$$

$$\tilde{\mathbf{H}}_k^{\text{TS}} = \text{concat}(\alpha_k^{\text{TS}}\mathbf{H}_k^{\text{TS}}, \alpha_{k-1}^{\text{TS}}(\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TS}})^{\text{root}}) \quad (9)$$

其中, α_k^{TS} 表示第 $k-1$ 层的嵌入向量注意力系数, α_{k-1}^{TS} 表示第 k 层的嵌入向量注意力系数, W_{k-1}^{TS} 和 W_k^{TS} 分别表示第 $k-1$ 层和第 k 层的卷积核参数矩阵, $\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TS}}$ 和 \mathbf{H}_k^{TS} 对应基于转发关系特征的 GCN 中第 $k-1$ 层和第 k 层的隐层特征表示。 $\tilde{\mathbf{H}}_k^{\text{TS}}$ 是更新后的第 k 层隐层特征表示, $(\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TS}})^{\text{root}}$ 表示源评论特征。对于文本语义特征, 可以使用同样方法得到第 k 层隐层特征的符号表示 $\tilde{\mathbf{H}}_k^{\text{TG}} = \text{concat}(\alpha_k^{\text{TG}}\mathbf{H}_k^{\text{TG}}, \alpha_{k-1}^{\text{TG}}(\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TG}})^{\text{root}})$, 其中, α_k^{TG} 和 α_{k-1}^{TG} 表示第 $k-1$ 层和第 k 层的嵌入向量注意力系数; $(\mathbf{H}_{k-1}^{\text{TG}})^{\text{root}}$ 和 \mathbf{H}_k^{TG} 对应基于文本语义特征的 GCN 中第 $k-1$ 层和第 k 层的隐层特征表示。

3.3 基于注意力机制的节点信息融合

如公式(10)-(11)所示, 本文使用平均池化来对模型的输出结果进行融合, 以此得到 Twitter 事件的最终向量表示。其中, \mathbf{S}^{TS} 和 \mathbf{S}^{TG} 分别是关系特征向量和语义特征向量。

$$\mathbf{S}^{\text{TS}} = \text{MEAN}(\tilde{\mathbf{H}}_k^{\text{TS}}) \quad (10)$$

$$\mathbf{S}^{\text{TG}} = \text{MEAN}(\tilde{\mathbf{H}}_k^{\text{TG}}) \quad (11)$$

为有效融合两个不同特征向量, 本文使用软注意力机制来调节两个特征向量的权重比以此获得最终的特征向量 \mathbf{S} :

$$\lambda^{\text{TS}} = \text{sigmoid} \left\{ \frac{\exp(W * \mathbf{S}^{\text{TS}})}{\exp(W * \mathbf{S}^{\text{TS}}) + \exp(W * \mathbf{S}^{\text{TG}})} \right\} \quad (12)$$

$$\lambda^{\text{TG}} = \text{sigmoid} \left\{ \frac{\exp(W * \mathbf{S}^{\text{TG}})}{\exp(W * \mathbf{S}^{\text{TS}}) + \exp(W * \mathbf{S}^{\text{TG}})} \right\} \quad (13)$$

$$\mathbf{S} = \text{concat}(\lambda^{\text{TS}} \mathbf{S}^{\text{TS}} + \lambda^{\text{TG}} \mathbf{S}^{\text{TG}}) \quad (14)$$

其中, λ^{TS} 和 λ^{TG} 分别是关系特征矩阵和语义特征矩阵的注意力系数, W 是可学习参数矩阵。

最后, 通过全连接层和 softmax 层计算 Twitter 事件的标签, 并使用交叉熵函数使损失最小化以实现谣言检测任务:

$$\hat{y} = \text{softmax}(FC(\mathbf{S})) \quad (15)$$

$$L_r = - \sum_{c_i \in C} y_i \log_2(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log_2(1 - \hat{y}_i) \quad (16)$$

其中, $\hat{y} \in \mathbf{R}^{1 \times c}$ 是预测谣言事件分类标签的概率, $FC(\cdot)$ 表示全连接层, L_r 表示损失值。

4 实验结果与分析

4.1 实验设置及数据集

本文的实验环境为 Python3.5+pytorch1.4.0, 显卡为 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti, 硬件环境为 CPU: Intel Xeon Gold 5218, 内存为 64G。本文参考 BiGCN 模型^[18]的参数设置, 在实验中将隐藏节点特征向量维数设置为 64, dropout 设置为 0.5, 训练模型的 epoch 设置为 200, 早停次数设置为 10。为保证公平性, 选取数据集的 20% 作为测试集, 80% 作为训练集, 并使用 10 次 5 折交叉验证来评估模型的性能。在 5 折交叉验证过程中, 随机将训练集数据分为 5 份, 每次取其中的 1 份作为验证集, 其余作为训练集, 取 10 次实验结果的均值作为 TG-GCN 方法的实验结果。实验使用公开的两个数据集: Twitter15^[24]和 Twitter16^[24], 数据集的详细统计信息如表 1 所示。

表 1 数据集的详细统计信息

Table 1 Detailed statistics of the dataset

	Twitter15	Twitter16
所有事件转发评论总数	331612	204820
用户总数	276663	173487
事件总数	1490	818
真实谣言总数	374	205
虚假谣言总数	370	205
未经证实的谣言总数	374	203
非谣言总数	372	205
平均转发评论数	223	251
最大转发评论数	1768	2765
最小转发评论数	55	81

4.2 评价指标

本文使用谣言检测任务中常用的准确率（Acc）、精确率（precision）、召回率（recall）和 F_1 值等评价指标来分析模型的效果，相关定义如下：

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (17)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (18)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (19)$$

$$F_1 = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (20)$$

其中， TP 是正确分类的 Twitter 谣言事件总数， TN 是正确分类的非 Twitter 谣言事件总数， FN 是未正确分类的 Twitter 谣言事件总数， FP 是未正确分类的非 Twitter 谣言事件总数。

4.3 对比实验

为验证 TG-GCN 方法的有效性，将 TG-GCN 方法与典型基线模型进行比较：

DTC^[25]：使用决策树融合用户特征、传播特征、文本内容和主题特征来进行谣言分类。

SVM-TS^[26]：该方法基于时间序列特征，并通过线性 SVM 模型完成微博事件分类任务。

RvNN^[13]：该方法利用 RNN 构建自底向上和自顶向下的树结构模型，并通过传播结构识别谣言。

GRU-2^[6]：该方法使用 TF-IDF 对将每个时期的文本表示为一个向量，基于树结构的递归神经网络获取关联帖子随时间变化的上下文信息，并使用双层的 GRU 学习事件的特征，对微博谣言事件进行分类。

PPC_RNN+CNN^[27]：该方法结合了 RNN 和 CNN 的优点，并根据事件的传播路径学习事件的特征完成微博谣言的分类任务。

BiGCN^[18]：该方法使用图卷积神经网络研究谣言的传播和扩散的影响，在无向图基础上，使用 GCN 对数结构进行自顶向下和自底向上的卷积，进而完成谣言检测任务。

表 2 给出了上述不同模型对应的参数设置。在此基础上，计算得到不同方法的准确率和 F_1 值指标，结果如表 3 和表 4 所示。其中， $NR-F_1$ 、 $FR-F_1$ 、 $TR-F_1$ 、 $UR-F_1$ 分别对应非谣言事件 NR 、虚假谣言事件 FR 、真实谣言事件 TR 和未经证实谣言事件 UR 的 F_1 值。

表 2 不同对比模型的参数设置

Table 2 Parameter settings of different comparison models

模型	参数设置
DTC ^[25]	选择的特征包括消息内容特征、用户特征、主题特征、传播特征。特征选择方法为向前搜索。
SVM-TS ^[26]	核函数使用 RBF，统计特征包括用户特征、内容特征和传播特征
RvNN ^[13]	隐层状态与 embedding 大小为 100，词典大小为 5000
GRU-2 ^[6]	词典大小为 5000，使用 2 层 GRU
PPC_RNN+CNN ^[27]	GRU 输出维度为 32，CNN filters 为 32，CNN filter height 为 3，训练 epoch 的数量为 200，Dropout rate 设置为 0.5
BiGCN ^[18]	隐藏节点特征向量的维数为 64，dropout 为 0.5，训练模型的 epoch 为 200，早停次数为 10

由表 3 和表 4 可知，TG-GCN 模型在两个数据集上的结果都优于其他基线方法，TG-GCN 模型的准确率最高，分别为 0.860 和 0.870。通过对实验数据进行分析，可以看出，使用深度学习的特征提取算法要优于传统的人工抽取方法，这是由于人工提取特征常常会造成信息的缺失，从而难以实现最佳性能。此外，在目前较为流行的模型中，PPC_RNN+CNN 模型的准确率和 F_1 值都低于本模型，这是因为 PPC_RNN+CNN 无法处理具有图结构的数据，所以谣言的高级表示不能被有效地获取，进而影响了谣言的检测性能；RvNN 模型表现则优于 PPC_RNN+CNN，这是因为其构建双向的树结构丰富了结构特征。与本文模型相比，RvNN 模型结果较低的原因是该模型易受新帖子信息的影响，从而影响了模型的稳定性。

BiGCN 虽使用图卷积神经网络对谣言的传播和扩散路径进行分析,但是该方法没有考虑到评论之间的相互关系和语义关联关系,同时该模型也忽略了源评论在谣言中的重要程度,而 TG-GCN 方法则综合考虑了评论间的转发关系特征和文本语义特征,所以模型性能有所提升,与 BiGCN 相比,在两个数据集上的准确率分别提升了 5.1%和 1.5%。综上,可以验证 TG-GCN 模型具有更好的性能。

表 3 Twitter15 数据集上的谣言检测结果

Table 3 Rumor detection results on Twitter15 dataset

method	Acc	NR- F_1	FR- F_1	TR- F_1	UR- F_1
DTC	0.473	0.255	0.080	0.190	0.482
SVM-TS	0.574	0.756	0.421	0.571	0.526
RvNN	0.737	0.662	0.744	0.835	0.708
GRU-2	0.646	0.792	0.574	0.608	0.592
PPC_RNN+CNN	0.564	0.591	0.543	0.394	0.674
BiGCN	0.818	0.763	0.827	0.883	0.795
TG-GCN	0.860	0.846	0.869	0.902	0.815

表 4 Twitter16 数据集上的谣言检测结果

Table 4 Rumor detection results on Twitter16 dataset

method	Acc	NR- F_1	FR- F_1	TR- F_1	UR- F_1
DTC	0.452	0.425	0.365	0.732	0.327
SVM-TS	0.564	0.786	0.462	0.414	0.493
RvNN	0.713	0.681	0.748	0.831	0.674
GRU-2	0.643	0.772	0.489	0.686	0.593
PPC_RNN+CNN	0.487	0.358	0.527	0.301	0.641
BiGCN	0.857	0.765	0.828	0.943	0.864
TG-GCN	0.870	0.800	0.845	0.937	0.882

4.4 消融实验

为检验 TG-GCN 模型中每个模块的有效性,本文在此基础上进行了四种消融实验,消融模型包括 NO_ST、NO_SG、NO_MLP 和 NO_att:

NO_ST: 去掉关系特征图。移除评论间的转发关系特征图,此时模型仅包含评论间的语义特征图,即仅考虑评论之间的语义关联关系。

NO_SG: 去掉语义特征图。移除评论间的语义特征图,此时模型仅包含评论间的转发关系特征图,即仅考虑评论之间的转发和回复关系。

NO_MLP: 在节点信息传递过程中去除多层感知机,不区分源评论和其他评论的对谣言检测的影响。

NO_att: 模型的特征融合中去掉软注意力机制。不考虑关系特征向量和语义特征向量的贡献程度,直接将两个特征向量加以拼接。

下图是不同消融实验模型的结果。其中,准确率 Acc 和 F_1 值分别对应所有类别准确率和 F_1 的均值。

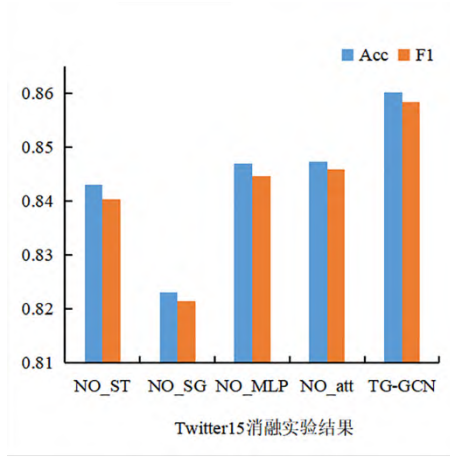


图3 Twitter15数据集消融实验结果

Fig.3 Results of ablation experiment on Twitter15 dataset

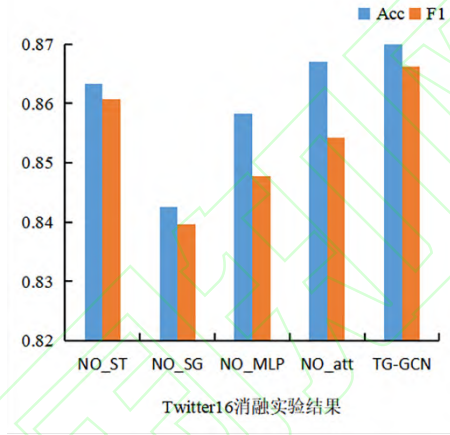


图4 Twitter16数据集消融实验结果

Fig.4 Results of ablation experiment on Twitter16 dataset

由图3和图4可知，TG-GCN模型与四个消融模型相比，准确率和 F_1 值都表现最优，可见该方法充分利用评论的转发关系特征和文本语义特征提升了模型性能。NO_SG与其他消融模型的结果差距较大，说明本文基于BERT模型构造的语义特征图可以充分学习到评论上下文的语义关联性。NO_MLP和NO_att的模型性能位居第二、第三，表明考虑源评论与其他评论之间的内在联系以及引入软注意力机制是有效的。此外，本文模型与NO_ST消融模型相比，在Twitter15和Twitter16数据集上的准确率和 F_1 值都有所提升，证明在谣言检测与识别任务中，对评论间的转发和回复关系特征进行分析是不可或缺的一部分。

4.5 参数分析

为了验证隐藏层维度对谣言检测的影响，本文在Twitter15和Twitter16两个公开数据集上通过调整隐藏层的维度大小进行了以下对比实验。其中，准确率和 F_1 值是所有类别准确率和 F_1 的均值。

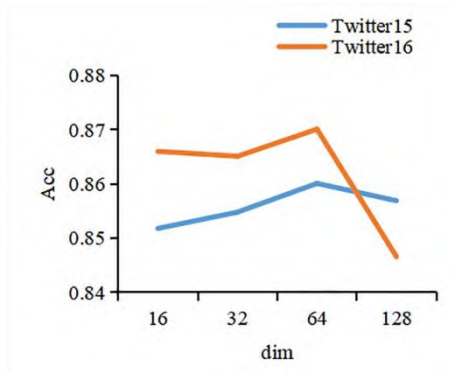


图 5 不同隐藏层维度的准确率

Fig.5 Accuracy of different hidden layer dimensions

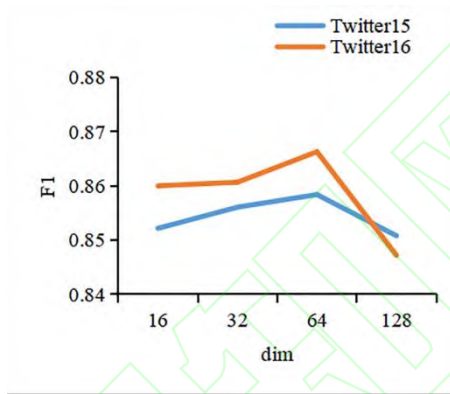


图 6 不同隐藏层维度的 F_1 值

Fig.6 F_1 values of different hidden layer dimensions

上图分别对应 Twitter15 和 Twitter16 数据集上不同隐藏层维度对 TG-GCN 模型性能的影响。从图 5 和图 6 中可以看出，当隐藏层维度为 16 时，模型检测的准确率和 F_1 值都比较低，此时的 TG-GCN 模型不能充分地提取评论之间的转发回复关系和语义关联关系，所以谣言识别的效果不高。当模型的隐藏层维度为 64 时，两个数据集上的准确率和 F_1 值最高。但是，随着隐藏层维度的继续增大，两个数据集上的准确率和 F_1 值均有所下降，这是因为隐藏层维度过大会使模型参数增加和训练时间变长，容易导致模型出现过拟合或欠拟合问题，继而影响了模型的训练效果。

4.6 谣言的早期检测实验

对谣言进行早期检测的目的是在谣言传播的早期阶段发现与识别谣言，这也是评估模型性能的一个重要指标^[28,29]。因此，为验证 TG-GCN 模型在谣言早期检测中的有效性，本文选取数据集的 20% 作为测试集，以源评论发布的时间起选择 6 个时刻（1h、3h、6h、9h、12h 和 24h）作为检测时间点，在各检测时刻，所输入模型的训练数据是该时间点内的所有 Twitter 事件。图 7-10 是 TG-GCN 模型与其他基线模型的对比实验图，其中，准确率和 F_1 值是所有类别的平均数。

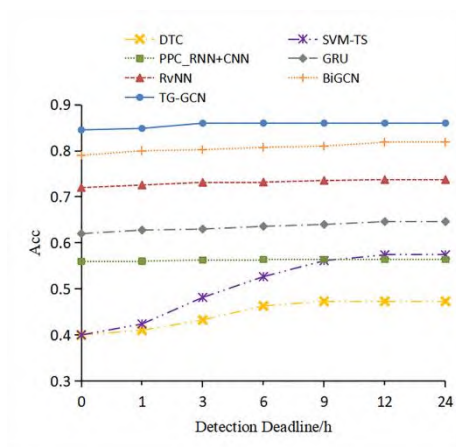


图 7 Twitter15 数据集早期实验结果（准确率）

Fig.7 Early experimental results of Twitter 15 dataset (Accuracy)

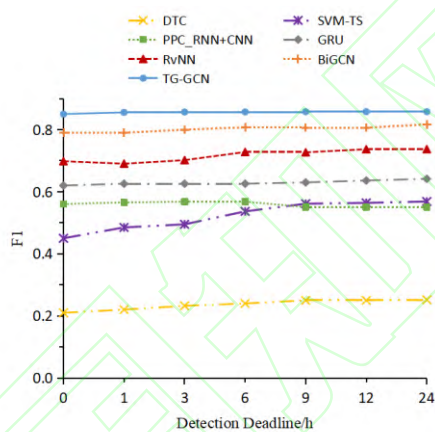


图 8 Twitter15 数据集早期实验结果 (F_1 值)

Fig.8 Early experimental results of Twitter 15 dataset (F_1)

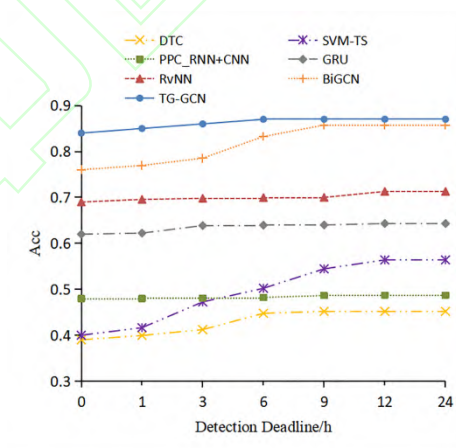


图 9 Twitter16 数据集早期实验结果（准确率）

Fig.9 Early experimental results of Twitter 16 dataset (Accuracy)

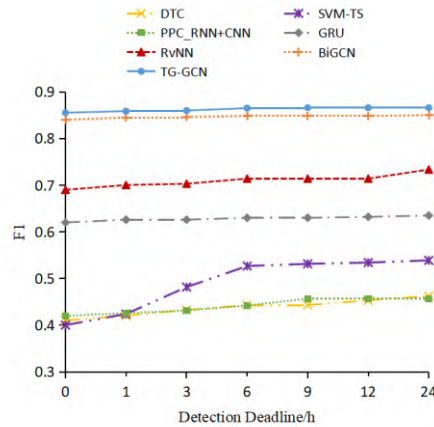


图 10 Twitter16 数据集早期实验结果 (F_1 值)

Fig.10 Early experimental results of Twitter 16 dataset (F_1)

由图可知，在源评论发出的早期，本文模型在 Twitter15 和 Twitter16 数据集上的准确率分别为 0.860 和 0.870 的， F_1 值分别 0.858 和 0.866。与现有的谣言检测方法相比，本文模型在每个时间点上的准确率和 F_1 值都是最优的，TG-GCN 在谣言早期阶段训练性能较好的原因有：1) 与其他基准模型相比，本文模型不仅考虑了评论之间的转发关系特征，还充分挖掘了评论间的语义关联关系，所以在谣言传播早期评论较少时提供了更多的特征信息。2) 考虑了源评论在谣言检测过程中的重要性，基于不同节点之间的权重大小更新了图中节点信息的传递方式，所以在谣言传播早期能够准确有效地学习到谣言的隐层特征，使节点表示更加准确。进一步发现，随着时间节点增大，评论的种类越来越多，回复和转发结构的复杂化，TG-GCN 模型仍可以保持较好的结果，这表明 TG-GCN 模型在谣言检测任务中具有较好的稳定性。

5 结论

提出了一种基于图卷积网络和注意力机制的谣言检测方法。本文综合考虑到评论之间的转发关系特征和文本语义特征，使用评论间的回复和转发关系构造了无向的关系特征图；基于 BERT 模型将评论向量化表示提取了评论文本间的语义相似性特征，进一步构造了语义特征图。同时，为有效地减少直接拼接特征向量对模型造成的精度损失，本文使用软注意力机制有效融合不同的特征向量，学习到更准确的信息表示。实验结果证明，本文在公开数据集上的表现优于现有基线方法。但是本文方法仅使用文本数据进行谣言检测，在后续研究中将考虑结合图片、用户属性及时间属性等特征，进一步提升模型的准确率。

参考文献:

- [1] 陈燕方,李志宇,梁循,齐金山.在线社会网络谣言检测综述[J].计算机学报,2018,41(07):1648-1677.
- [2] 高玉君,梁刚,蒋方婷,许春,杨进,陈俊任,王浩.社会网络谣言检测综述[J].电子学报,2020,48(07):1421-1435.
- [3] Castillo C, Mendoza M, Poblete B. Information credibility on Twitter[C]// Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web, WWW 2011, Hyderabad, India, 2011 (03): 675 - 684.
- [4] 马鸣,刘云,刘地军,白健.基于主题和预防模型的微博谣言检测[J].北京理工大学学报,2020,40(03):310-315.
- [5] KWON S, CHA M, JUNG K, et al. Prominent features of rumor propagation in online social media[C]// Data Mining (ICDM), 2013 IEEE 13th International Conference. Dallas, TX, USA: IEEE, 2013: 1103-1108.
- [6] MA J, GAO W, MITRA P, et al. Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks [C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence. New York: IJCAI, 2016.
- [7] 刘金硕,冯阔,Jeff Z. Pan,邓娟,王丽娜.MSRD:多模态网络谣言检测方法[J].计算机研究与发展,2020,57(11):2328-2336.
- [8] Luo Zhirui and Li Qingqing and Zheng Jun. Deep Feature Fusion for Rumor Detection on Twitter[J]. IEEE ACCESS, 2021, 9:126065-126074.
- [9] Shelhamer Evan and Long Jonathan and Darrell Trevor. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation.[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39(4): 640-651.

- [10] Yoon Kim. Convolutional Neural Networks for Sentence Classification.[J]. CoRR, 2014, abs/1408.5882.
- [11] Xiang Zhang and Junbo Jake Zhao and Yann LeCun. Character-level Convolutional Networks for Text Classification.[J]. CoRR, 2015, abs/1509.01626.
- [12] Peng Yun and Wang Jianmei. Rumor Detection Based on Attention CNN and Time Series of Context Information[J]. Future Internet, 2021, 13(11) : 267-267.
- [13] Jing M, Wei G, Wong K F . Rumor Detection on Twitter with Tree-structured Recursive Neural Networks[C]// The 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2018.
- [14] 尹鹏博,潘伟民,彭成,张海军.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(07):81-86.
- [15] Muhammad U,Zainab I,Saleem U,et al.Fake news stance detection using deep learning architecture(CNN-LSTM)[J].IEEE Access,2020,8:156695-156706.
- [16] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.
- [17] 王友卫,童爽,凤丽洲,朱建明,李洋,陈福.基于图卷积网络的归纳式微博谣言检测新方法[J].浙江大学学报(工学版),2022,56(05):956-966.
- [18] BIAN T, XIAO X, XU T, et al. Rumor detection on social media with bidirectional graph convolutional networks [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence.New York: AAAI, 2020.
- [19] 王昕岩,宋玉蓉,宋波.一种加权图卷积神经网络的新浪微博谣言检测方法[J].小型微型计算机系统,2021,42(08):1780-1786.
- [20] ZHANG Y, YU X, CUI Z, et al. Every document owns its structure: inductive text classification via graph neural networks[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [s.l.]:ACL, 2020.
- [21] 叶子诚,闫桂英.基于图模型的关键词提取算法研究[J].系统科学与数学,2021,41(04):967-975.
- [22] Devlin J,Chang M W,Lee K,et al.Bert: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding[J].2018.
- [23] Battaglia P W, Hamrick J B, Bapst V, et al. Relational inductive biases, deep learning, and graph networks[J].2018.
- [24] MA J, GAO W, WONG K F. Detect rumors in microblog posts using propagation structure via kernel learning[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Vancouver: ACL, 2017: 708-717.
- [25] ZHANG H L, ABDUL A M, LI X, et al. Misinformation in online social networks:Detect them all with a limited budget[J]. ACM Trans Inf Syst, 2016, 34(18): 1-24.
- [26] Ma J,Gao W,Wei Z,et al.Detect rumors using time series of social context information on microblogging websites [C]//Proceedings of the Conference on Information and Knowledge Management (CIKM),2015:1751-1754.
- [27] Liu Yang, Wu Yi-fang.Early detection of fake news on social media through propagation path classification with recurrent and convolutional networks [C] ///Proceedings of the Association for the Advancement of Artificial Intelligence(AAAI),2018, 354-361.
- [28] Yongheng Chen and Yin Chunyan and Zuo Wanli. Multi-task Learning for Stance and Early Rumor Detection[J]. Optical Memory and Neural Networks, 2021, 30(2) : 131-139.
- [29] Chen Xiangning et al. A New Early Rumor Detection Model Based on BiGRU Neural Network[J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2021, 2021.

通讯作者 (Corresponding author) : 王友卫 (Wang Youwei) , ORCID: 0000-0002-3925-3422, E-mail: ywwang15@126.com.

基金项目:

本文系国家社科基金项目(项目编号: 18CTJ008),国家自然科学基金项目(项目编号: 61906220)和教育部人文社科项目(项目编号: 19YJCZH178) 的研究成果之一。

The work is supported by the National Social Science Foundation Project (Grant No.18CTJ008), National Natural Science Foundation Project (Grant No. 61906220) and Ministry of Education Humanities and Social Sciences Project (Grant No. 19YJCZH178).

作者贡献说明：

凤丽洲：提出研究思路，设计研究方案。

刘馥榕：数据处理、实验及结果分析，论文撰写和修改。

王友卫：设计研究方案，审阅和最终修订论文。

利益冲突声明：

所有作者声明不存在利益冲突关系。

