

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: 融合用户传播倾向信息的超图网络谣言检测模型
作者: 彭竞杰, 顾益军, 张岚泽
网络首发日期: 2023-08-15
引用格式: 彭竞杰, 顾益军, 张岚泽. 融合用户传播倾向信息的超图网络谣言检测模型[J/OL]. 数据分析与知识发现.
<https://link.cnki.net/urlid/10.1478.G2.20230815.1215.004>



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。

融合用户传播倾向信息的超图网络 谣言检测模型

彭竞杰，顾益军，张岚泽

(中国人民公安大学信息网络安全学院 北京 100038)

摘要：

[目的] 构造融合用户传播倾向信息的推文交互超图谣言检测模型，提高谣言检测准确率。

[方法] 本文提出了一种名为 UPBI_HGRD 的谣言检测模型。该模型在获取推文节点嵌入表示时融合了用户传播倾向信息，并根据用户 ID 构造超边形成能够反映推文交互关系的超图。此外，本文提出了推文节点-用户超边级多层双级多头注意力机制来关注重要的推文关系，从而有效学习节点的嵌入表示，最后将其输入到分类器中判断是否是谣言。

[结果] 在三个公开数据集上的实验结果表明，该模型的准确率分别达到了 94.57%、97.82% 和 94.76%，优于现有基线模型，并具有优秀的谣言早期检测性能，证明了该模型的有效性。

[局限] 本文模型的局限性在于获取融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示以及构建超图的过程有一定时间开销，未来将从提高模型的时间效率等方面开展进一步研究。

[结论] 本文提出的方法可以有效提高谣言检测的准确率，为网络谣言的识别提供了新思路。

关键词： 谣言检测；节点嵌入；用户传播倾向信息；超图；多层双级多头注意力机制

Hypergraph-based Rumor Detection Model Integrating User Propagation Bias Information

Peng Jingjie, Gu Yijun, Zhang Lanze

(Department of Information and Network Security, People's Public Security University of China,
Beijing 100038, China)

Abstract:

[Objective] Construct a tweet interaction hypergraph-based rumor detection model that integrates user propagation bias information to improve the accuracy of rumor detection.

[Methods] A rumor detection model named UPBI_HGRD is proposed. The model integrates the user propagation bias information when obtaining the tweet node embedding representation, and constructs hyperedges based on user IDs to form a hypergraph that can reflect the interactive relationship of tweets. In addition, this paper proposes a tweet node-user hyperedge level multi-layer dual-level multi-head attention mechanism to focus on important tweet relations, so as to effectively learn the embedding representation of nodes, and finally input it into a classifier to judge whether it is a rumor or not.

[Results] The experimental results on three publicly available datasets show that the accuracy of the model reaches 94.57%, 97.82% and 94.76%, respectively, which is better than the existing baseline model, and has excellent performance in early detection of rumors, which proves the effectiveness of the model.

[Limitations] The limitation of the model in this paper is that the process of obtaining the tweet

embedding representation that integrates the user propagation bias information and constructing the hypergraph has a certain time overhead. In the future, further research will be carried out in terms of improving the time efficiency of the model.

[Conclusions] The proposed method effectively enhances the accuracy of rumor detection and provides a novel approach for identifying online rumors.

Keywords: Rumor detection; Node embedding; User propagation bias information; Hypergraph; Multi-layered dual-level multi-head attention mechanism

1 引言

“谣言”是指凭空捏造而没有事实依据的言语，社交媒体上的网络谣言因其不受空间和时间的限制，因而传播速度更快，影响范围更广，严重危害着公民个人生活、社会稳定和国家声誉等各个方面。因此，进行谣言检测工作对于保障国家和社会的长治久安至关重要。

早期的谣言检测工作主要基于推文的文本内容信息和传播结构信息，并结合使用特征工程或深度学习的方法对推文进行检测^[1]，例如 SAFE^[2]和 FakeBERT^[3]分别使用 TextCNN^[4]和 BERT^[5-7]编码推文的文本信息进行检测；GCNFN^[8]和 GNNCL^[9]使用图卷积神经网络^[10]编码推文的传播结构信息进行检测。然而这些方法忽略了用户的传播倾向信息。社会心理学的确认偏差理论^[11]表明，如果一条谣言推文证实了用户现有的想法，用户更倾向于传播这条推文，因此用户的传播倾向信息在推进谣言检测工作方面具有巨大潜力。

此外，现有研究中的图神经网络方法基于推文之间成对的传播交互关系，忽略了不同推文之间重要的群团交互关系。而事实上，谣言推文往往由一群具有相似偏好的用户传播分享。因此，如何有效利用这种群团交互关系，省略推文传播过程中的冗余连接，也是提高谣言检测效率面临的一大挑战。

为有效解决上述问题，本文提出了一种融合用户传播倾向信息的超图网络谣言检测模型（HyperGraph-based Rumor Detection Model integrating User Propagation Bias Information, UPBI_HGRD）。该模型通过编码用户的历史推文信息、身份画像信息和推文评论信息得到用户的传播倾向信息，并通过推文传播树聚合得到融合用户传播倾向信息和消息传播结构信息的推文节点嵌入表示，将其输入到以用户 ID 构建超边形成的推文交互超图中，通过推文节点-用户超边级多层双级多头注意力机制学习得到推文节点的最终嵌入表示，最后对其进行分类，判断是否为谣言。在三个公开的社交媒体谣言数据集 Politifact、Gossipcop 和 Weibo 上的实验结果表明本文模型优于其他对比模型。此外，在谣言传播早期，该模型能对谣言进行有效检测，表现出了优秀稳健的检测性能。

2 相关工作

近年来，谣言检测领域的研究取得了丰硕的成果，当前网络谣言检测的研究主要包括传统的机器学习方法和深度学习方法两类。传统的机器学习方法主要从社交媒体中手动提取特征来进行谣言检测。Yang 等人^[12]通过提取新闻文本、转发次数、评论次数和地理位置等特征信息，训练了使用径向基核函数的 SVM 分类器。Castillo 等人^[13]则利用新闻文本、发布用户和传播结构等特征提出了基于决策树的文本分类模型。Kwon 等人^[14]考虑了新闻发布的特殊时间节点的特

征, 提出了基于时间特征的随机森林新闻文本分类模型。Ma 等人^[15]利用时间序列建模技术, 通过考虑话题事件的生命周期构建融合了社会背景信息的谣言检测模型。Zhao 等人^[16]通过挖掘谣言中的关键字特征, 并结合 K-means 聚类 and SVM 分类器进行谣言检测。上述方法尽管取得了一定进展, 但过于依赖手工的特征工程, 而导致模型泛化能力不足, 效率较低。

深度学习现在已广泛应用于现实世界的任务, 一些学者也开始将深度学习应用于谣言检测研究中。Yang 等人^[17]利用图神经网络分析推文之间的相似性关系进行谣言检测, Yuan 等人^[18]提出了全局-局部图注意力网络, 捕获源推文传播树的全局结构特征。Ran 等人^[19]提出了多通道图注意力网络谣言检测方法, 通过并行构建三个子图学习新闻传播结构信息。然而上述早期的图神经网络谣言检测方法尚未有效整合推文的语义关系信息和传播结构信息, 导致丢失了很多重要有效的特征信息。

随着图神经网络的进一步发展, 研究人员开始整合推文的语义信息和传播结构信息构建谣言检测模型。Ma 等人^[20]基于双向的树形递归神经网络来捕获谣言的语义信息和传播特征信息。Khoo 等人^[21]提出了基于推文级注意力机制的谣言检测模型, 利用 Transformer 中的多头注意力机制对推文之间的长距离交互模式进行建模。Bian 等人^[22]利用双向图卷积网络同时学习谣言自顶向下的传播模式和自下而上的扩散模式, 捕捉谣言的传播结构信息。Ma 等人^[23]提出一种基于树型 Transformer 的谣言检测模型, 通过对话中的用户交互关系聚合子树信息。Wu 等人^[24]通过为每个推文构建传播图, 使用门控图神经网络聚合关系路径上的相邻节点信息, 得到增强式的传播图节点表示。Tu 等人^[25]提出了基于联合图的谣言检测模型, 使用基于 CNN 的模型捕捉集成所有推文传播关系的联合图中的推文文本内容特征和传播结构特征。Luo 等人^[26]提出了新的顺序编码方法, 通过将源推文的传播树嵌入到向量空间中, 使用预训练的 Transformer 提取源推文的上下文语义特征进行谣言检测。Wei 等人^[27]通过研究推文传播过程中的随机性, 使用贝叶斯方法自适应地学习推文传播结构中潜在的可靠关系, 设计了基于边一致性训练框架的谣言检测模型。Ren 等人^[28]提出利用异质图注意力网络 HGAT 进行虚假新闻检测, HGAT 通过构建一个推文传播异构图, 经过节点级和语义级的注意力机制对新闻、发布者和主题之间的成对关系进行建模。Qiang 等人^[29]提出一种基于多模态异质图的社交媒体谣言检测模型, 以多模态的推文为研究对象, 通过预处理提取文本、图片、用户三种模态的特征, 按照模态间的关联关系构建异质图, 按照指定的元路径提取文本类型节点的嵌入表示。Han 等人^[30]通过融合新闻内容的全局语义信息和新闻传播的全局结构关系, 根据元路径将构建的推文-词-用户异质图分解为两个子图, 通过图卷积网络提取文本内容特征, 利用注意力机制聚合邻居节点的信息并学习子图重要性, 从而得到节点的特征表示。此外, Dou 等人^[31]提出了一个基于用户历史信息构建用户偏好画像的虚假新闻检测模型, 但该模型只考虑了新闻之间成对的传播结构关系, 模型构建过程中包含了过多的冗余连接。

与传统的图神经网络方法相比, 超图具有更丰富的表示能力和灵活性。超图中构造超边连接多个顶点表示实体之间多对多的关系, 这使得超图更适合于描述复杂的关系和结构, 方便更好地建模和分析多个实体之间的群团交互关联关系。Jiang 等人^[32]通过构建超图进行了社交平台新闻情绪倾向检测工作。Feng 等人^[33]提出了超图神经网络模型 HGNN, 该模型通过连接在距离度量上语义相似的节点来构建超边形成超图进行谣言检测。Jeong 等人^[34]在半监督学习下通过

构建不同类型的超边形成超图，进行了推文节点分类工作。超图的应用与发展为谣言检测工作领域提供了新的方向和思路，现有的超图方法获取节点的特征表示通常依赖于推文的文本内容、传播结构等信息，但在现实复杂的情况下，这些特征可能存在信息偏差，不足以充分捕捉推文的语义、情感和上下文信息。因此需要考虑更加充分的特征表示方法以提高模型的准确性和鲁棒性。本文模型基于社会心理学中的确认偏差理论^[11]将用户传播倾向信息融入到推文节点的嵌入表示中，并根据用户 ID 构造超边形成能体现推文交互关系的超图，通过推文节点-用户超边级多层双级多头注意力机制以有效提取推文节点的高阶嵌入表示，进而进行推文的分类检测工作。

3 融合用户传播倾向信息的超图网络谣言检测模型

为同时解决推文节点的嵌入表示表达能力不强，以及传统典型方法无法有效捕捉推文之间的群团交互关系的问题，本文提出了一种融合用户传播倾向信息的超图网络谣言检测模型，模型整体结构如图 1 所示。该模型主要包括四个重要组成部分，分别是获取融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示模块、基于推文之间相同的用户 ID 构建超图模块、基于推文节点级和用户超边级的多层双级多头注意力机制模块和推文节点分类模块。本章将对该模型的四个部分分别进行论述。

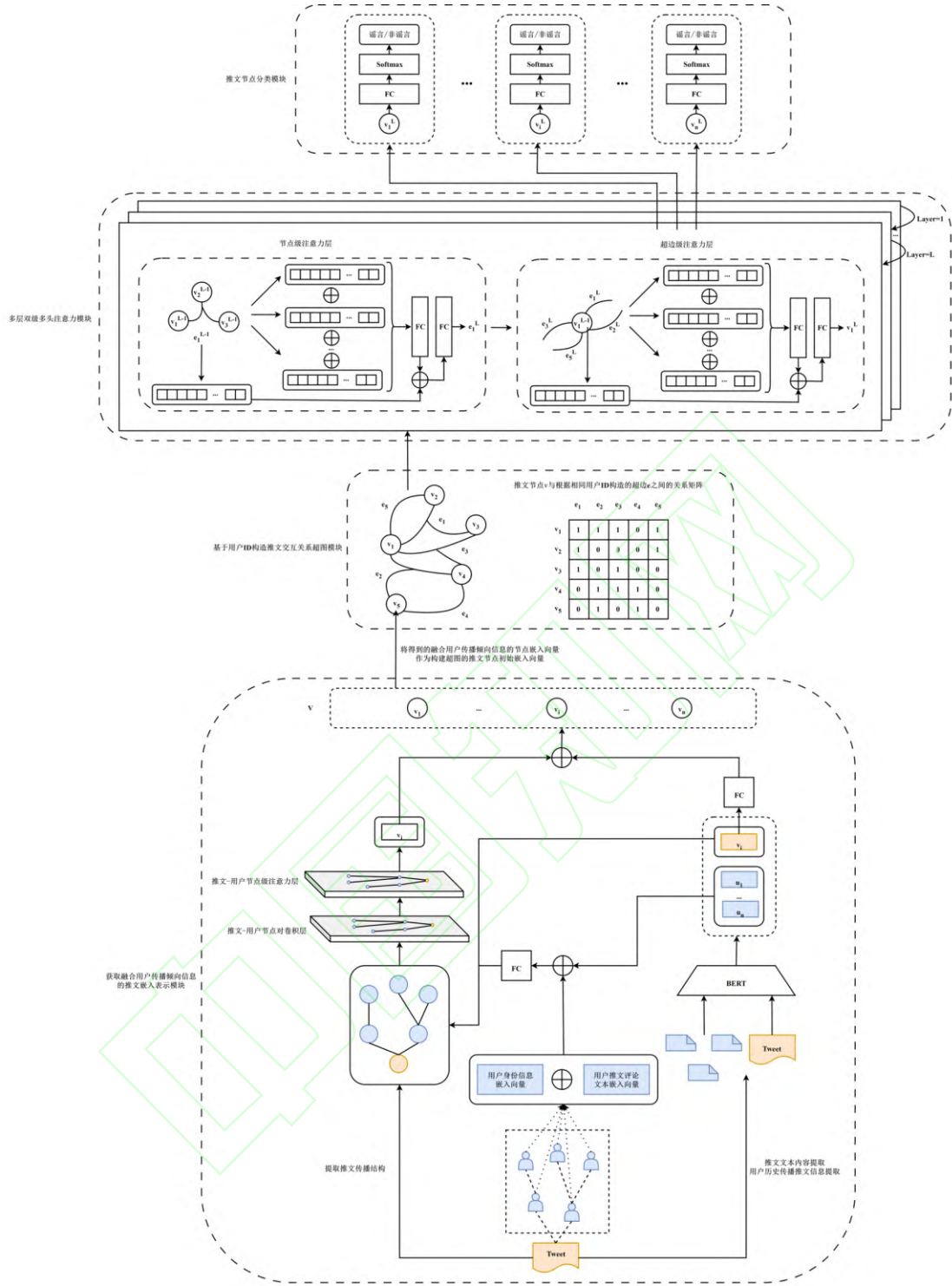


图 1 UPBI_HGRD 模型结构
Fig.1 UPBI_HGRD Model Structure

3.1 谣言检测任务的定义

给定一个超图 $G=(V,E)$ ，其中 $V=\{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$ 是基于推文源帖集合 $T=\{t_1, t_2, t_3, \dots, t_n\}$ 和社交媒体平台中转发推文的用户集合 $U=\{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ 提取得

到的融合了用户传播倾向信息的推文节点嵌入表示的集合。根据推文集合 T 的文本内容和推文传播树 $P = \{P_i\}_{i=1}^N$ 的结构信息，按照推文之间具有的相同的用户 ID 连接推文节点 v_i 可以构造超边 $E = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_n\}$ 。融合用户传播倾向信息的谣言检测任务的目标是，给定 N 条推文，学习一个函数 $f:(V, E) \rightarrow y$ ，将推文的类别预测为两类 $Y = \{y\}_{i=1}^N \subset \{0, 1\}^N$ 。

3.2 获取融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示模块

根据社会心理学中的确认偏差理论可知^[11]，用户的内生传播倾向信息往往可以从用户的历史传播推文习惯中获取，本文基于用户的历史发布/转发推文中提取用户的内生传播倾向信息，使推文节点通过聚合用户的传播倾向信息进一步增强源帖的语义表示。

该模块根据推文的传播结构构建一个推文传播树，将推文帖子作为根节点，然后将转发该推文的用户作为叶子节点。对于用户节点，本模块利用用户的历史发布/转发的推文帖子来隐式地编码其传播习惯信息，提取用户最近发布/转发的 n 条推文文本，然后利用预训练好的 BERT 模型对每条推文进行编码，对得到的推文嵌入向量加以平均得到用户传播习惯的嵌入表示。为了进一步增强用户节点的语义表示，本文在用户节点嵌入中融合了用户身份画像信息和用户推文评论信息，以丰富用户节点嵌入表示所涵盖的用户传播倾向信息。其中，用户推文评论嵌入向量基于与用户传播习惯嵌入向量相同的处理方法得到，用户身份画像嵌入向量作为用户节点特征表示的一部分，其内容包括粉丝数量、关注数量、发帖数量等，相应位置数值对应该属性的数值。最后，同样基于预训练好的 BERT 模型对推文源帖进行编码，获得推文节点的嵌入表示。

构造的推文传播树中包含了推文传播的结构信息，将上述得到的推文节点嵌入向量与融合了用户传播倾向信息的用户节点嵌入向量作为传播树节点的初始特征向量。由于推文节点和用户节点是不同类型的节点，为充分考虑异质节点特征提取的全面性和有效性，有效提取节点的高阶表示特征，本文设计了推文-用户节点对图卷积神经网络层提取推文-用户图的节点特征，通过在相邻节点之间逐层传播，传递和聚合消息来学习节点表示，便于处理图中的高阶邻居关系。接着，对该图应用推文-用户节点级注意力机制学习不同用户节点对推文节点特征表示的权重，聚合传播图中的用户节点信息得到新的推文节点嵌入表示。

由于推文的文本内容通常包含更加丰富的指示推文真实性的信息，因此本文将得到的融合了用户传播倾向信息的推文节点嵌入向量与初始的推文文本嵌入向量进行拼接，最终得到增强式的推文节点嵌入向量 v_i^0 。本文提出的融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示向量计算方法如公式(1)-(6)所示：

$$t_i' = BERT(t_i) \quad (1)$$

$$p_j = \text{MEAN} \left(\sum_{w_{jk} \in W_j} \left(\text{BERT}(w_{jk}) \right) \right) \quad (2)$$

$$c_j = \text{MEAN} \left(\sum_{r_{jm} \in R_j} \left(\text{BERT}(r_{jm}) \right) \right) \quad (3)$$

$$u'_j = f \left(\sigma \left(\text{CONCAT}(c_j, d_j, p_j) \right) \right) \quad (4)$$

$$\bar{t}_i = \text{ROOT} \left(\text{AGG}^{\text{GAT}} \left(\text{AGG}^{\text{GCN}} \left(P_i(t'_i, U_i) \right) \right) \right) \quad (5)$$

$$v_i^0 = f \left(\sigma \left(\text{CONCAT}(t'_i, \bar{t}_i) \right) \right) \quad (6)$$

其中， t'_i 表示经过 BERT 模型预处理后的推文源帖节点嵌入表示， p_j 表示将用户 u_j 最近发布/转发的推文文本 $W_j = \{w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jk}, \dots, w_{jn}\}$ 经过预训练好的 BERT 模型进行编码并加以平均后得到的用户传播习惯嵌入向量， c_j 表示将用户 u_j 的推文评论文本 $R_j = \{r_{j1}, r_{j2}, \dots, r_{jm}, \dots, r_{jn}\}$ 经过预训练好的 BERT 模型进行编码并加以平均后得到的用户推文评论立场倾向向量， d_j 表示用户 u_j 的身份画像向量，由用户验证状态、粉丝数量、关注数量、推文数量、收藏数量等数值信息描述。融合用户传播倾向信息的用户节点嵌入表示 u'_j 由用户传播习惯向量 p_j 、推文评论立场倾向向量 c_j 和用户身份画像向量 d_j 拼接得到， $U_i = \{u'_1, u'_2, \dots, u'_{j-1}, u'_j, u'_{j+1}, \dots, u'_n\}$ 表示转发推文 t_i 的用户节点集合， P_i 表示根据推文 t_i 的传播结构构建的推文传播树， \bar{t}_i 表示经过推文-用户对图卷积神经网络层和推文-用户节点级注意力网络层聚合更新后的推文节点嵌入表示， v_i^0 表示最终融合了用户传播倾向信息和推文文本内容信息的推文节点增强式嵌入表示向量， $\text{CONCAT}(\cdot)$ 表示将向量进行拼接的操作， $\text{AGG}^{\text{GCN}}(\cdot)$ 表示图卷积层聚合函数， $\text{AGG}^{\text{GAT}}(\cdot)$ 表示推文-用户节点级注意力层聚合函数， σ 表示非线性函数 Relu ， f 表示将向量维度映射到 \mathbb{R}^d 的全连接层函数。

3.3 基于推文之间相同的用户 ID 构造超图模块

本文根据推文内容和转发推文的用户 ID 构建描述推文交互关系的超图，提出了一种基于推文之间相同的用户 ID 构造超边形成推文交互超图的方法。该方

法构造的超边表示用户的推文转发行为，即一个超边对应一个用户 ID，每个超边中包含了拥有该 ID 的用户转发的推文事件。因此，本文从推文事件中检索用户 ID，如果一个推文与其他推文是由具有相同 ID 的用户转发的，那么将这些推文事件节点连接到同一个超边当中，进而基于相同的用户 ID 形成超边，构造出推文在群团层面的交互关系超图，基于推文之间相同用户 ID 构造的超图如图 2 所示。

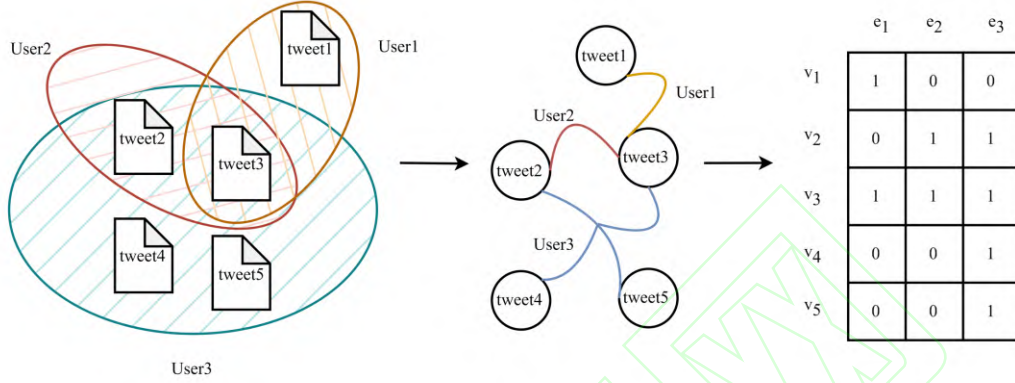


图 2 基于用户 ID 构造超图

Fig.2 Construct Hypergraph Based on User ID

3.4 基于推文节点级和用户超边级的多层双级多头注意力机制模块

为了反映不同推文节点对于同一用户超边的不同重要性，以及不同用户超边对同一推文节点的不同重要性，充分考虑推文节点和用户超边之间的结构关系信息，本文参考超图注意力神经网络 HyperGAT^[35]中单词-文本级注意力机制的方法思想，构建了本文基于推文节点-用户超边级的多层双级多头注意力机制模块。本文构建的模块应用在根据推文内容和转发推文的用户 ID 构建的描述推文交互关系的超图上，其中超图的节点是融合了用户传播倾向信息的推文，超图的超边描述用户的推文转发行为。本文通过构建的推文节点-用户超边级多层双级多头注意力机制模块捕捉节点之间的高阶群团交互关系。在每一层的注意力网络中，首先通过推文节点级的注意力网络获得聚合了不同重要性的推文节点信息的用户超边嵌入表示，再通过用户超边级的注意力网络获得聚合了不同重要性的用户超边信息的推文节点嵌入表示。将最终得到的推文节点嵌入向量作为输入推文节点分类模块的初始向量。

(1) 推文节点级多头注意力机制与用户超边嵌入表示

给定 $l-1$ 层的所有推文节点嵌入表示 $v^{l-1} \in \mathbb{R}^{|V| \times d}$ ，推文节点级多头注意力网络学习第 l 层用户超边 $\varepsilon = \{e'_1, e'_2, \dots, e'_j, \dots, e'_z\}$ 的嵌入表示。为了反映出不同推文节点对用户超边的嵌入表示的重要程度，本文使用节点级多头注意力机制去关注那些对于获得用户超边嵌入表示具有重要意义的推文节点。本文对 HyperGAT^[35]中的单词节点级注意力机制进行改进，提出本文的推文节点级注意力机制，定义第 $l-1$ 层推文节点经过聚合计算得到第 l 层的用户超边嵌入表示 $e'_j \in \mathbb{R}^d$ 的计算

方法如公式(7)-(9)所示:

$$h_k = \text{LeakyReLU}(a_1^T W_1 v_k^{l-1}) \quad (7)$$

$$\alpha_{jk} = \frac{\exp(h_k)}{\sum_{v_p \in e_j} \exp(h_p)} \quad (8)$$

$$e_j^l = \sigma \left(\sum_{v_k \in e_j} \alpha_{jk} W_1 v_k^{l-1} \right) \quad (9)$$

其中, v_k 是与用户超边 $e_j \in \mathcal{E}$ 相连的推文节点, $W_1 \in \mathbb{R}^{d \times d}$ 是可通过训练得到的权重矩阵, $a_1 \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}| \times |V|}$ 表示节点 v_k 的注意力参数向量, α_{jk} 表示在第 l 层中使用 *softmax* 函数进行归一化后得到的节点 v_k^{l-1} 的注意力系数, σ 表示非线性函数 *Relu*。

为了保持学习过程的稳定性, 本文使用 N 头注意力机制, 然后对输出进行拼接, 本文提出的推文节点级 N 头注意力机制计算超边嵌入表示 \tilde{e}_j^l 的方法如公式(10)所示:

$$\tilde{e}_j^l = f \left(\left\| \sigma \left(\sum_{v_k \in e_j} \left[\alpha_{jk} \right]_n \cdot W_1 v_k^{l-1} \right) \right\| \right) \quad (10)$$

其中 $\left[\alpha_{jk} \right]_n$ 是节点 v_k^{l-1} 在第 n 个注意力头归一化的重要性, f 表示将向量维度映射到 \mathbb{R}^d 的全连接层函数。

因为用户超边的原始嵌入表示中包含丰富的超图结构信息, 因此本文将输入第 l 层的用户超边 e_j^{l-1} 原始特征向量与前文经节点级多头注意力网络得到的 \tilde{e}_j^l 进行拼接, 得到增强式的用户超边嵌入向量 e_j^l , 本文提出的增强式用户超边嵌入向量计算方法如公式(11)所示:

$$e_j^l = f \left(\sigma \left(\text{CONCAT} \left(\tilde{e}_j^l, e_j^{l-1} \right) \right) \right) \quad (11)$$

(2) 用户超边级多头注意力机制与超图推文节点嵌入表示

对于第 l 层中的所有用户超边嵌入表示 $e^l \in \mathbb{R}^{|\mathcal{E}| \times d}$, 本文对 HyperGAT^[35] 中的文本超边级注意力机制进行改进, 提出用户超边级注意力机制提取对于输入下一层的推文节点 v_i^l 具有较高重要性的用户超边, 输入下一层的推文节点嵌入表示 v_i^l 的计算方法如公式(12)-(14)所示:

$$r_j = \text{LeakyReLU} \left(a_2^T \left[W_2 e_j^l \parallel W_1 v_i^{l-1} \right] \right) \quad (12)$$

$$\beta_{ij} = \frac{\exp(r_j)}{\sum_{v_i \in e_j, e_j \in \varepsilon_i} \exp(r_i)} \quad (13)$$

$$v_i^l = \sigma \left(\sum_{e_j \in \varepsilon_i} \beta_{ij} w_2 e_j^l \right) \quad (14)$$

其中， $w_2 \in \mathbb{R}^{d \times d}$ 是可训练得到的权重矩阵， $a_2 \in \mathbb{R}^{|\mathcal{V}| \times |\mathcal{E}|}$ 表示超边 e_j 的注意力参数向量， \parallel 表示将向量进行拼接的操作，上一层的超图推文节点嵌入表示 v_i^{l-1} 中包含了丰富的推文语义信息和群团交互信息，因此本文将本层的用户超边嵌入表示 e_j^l 与上一层推文节点嵌入表示 v_i^{l-1} 进行融合，从而在获取本层的超图推文节点嵌入表示中蕴含更为丰富的信息。 β_{ij} 表示在第 l 层中使用 *softmax* 函数进行归一化后得到的超边 e_j^l 的注意力系数， ε_i 是与推文节点 v_i 相连的用户超边 e_j 的集合。 v_i^l 是推文节点 v_i 在第 l 层的嵌入表示， σ 表示非线性函数 *Relu*。

同样，为了保持学习过程的稳定性，本文使用 N 头注意力机制，然后对输出进行拼接，本文提出的用户超边级 N 头注意力机制计算节点嵌入表示 \tilde{v}_i^l 的方法如公式(15)所示：

$$\tilde{v}_i^l = f \left(\parallel_{n=1}^N \sigma \left(\sum_{e_j \in \varepsilon_i} ([\beta_{ij}]_n \cdot w_2 e_j^l) \right) \right) \quad (15)$$

其中 $[\beta_{ij}]_n$ 是超边 e_j^l 在第 n 个注意力头归一化的重要性， f 表示将向量维度映射到 \mathbb{R}^d 的全连接层函数。同理，因为推文节点的原始嵌入表示中包含丰富的指示推文真实性的信息，因此本文将输入第 l 层的推文节点 v_i^{l-1} 原始特征向量与前文经过超边级多头注意力网络处理得到的 \tilde{v}_i^l 进行拼接，得到增强式的推文节点嵌入向量 v_i^l ，本文提出的增强式推文节点嵌入向量计算方法如公式(16)所示：

$$v_i^l = f \left(\sigma \left(\text{CONCAT} \left(\tilde{v}_i^l, v_i^{l-1} \right) \right) \right) \quad (16)$$

本文提出的基于推文节点-用户超边级的多层双级多头注意力机制通过聚合推文节点信息更新用户超边嵌入表示，并通过聚合用户超边信息更新超图中的推文节点嵌入表示，不仅能够捕捉推文节点之间的高阶群团交互关系，还能够在学习超图推文节点嵌入表示的过程中突出不同用户超边对于目标推文节点表示的贡献度。

3.5 推文节点分类模块

该模块将超图注意力网络第 l 层中经过超边级注意力机制聚合得到的推文节点向量 v_i^l 作为输入，使用一个具有可训练得到的权重矩阵 $W_3 \in \mathbb{R}^{|\mathcal{V}| \times d}$ 和偏置项 b 的全连接层对推文节点进行预测，分为 2 个标签。本文使用负对数似然法来优化第 i 个节点 y_i 的预测标签与其真实标签之间的损失函数，其中 Y_{train} 表示训练数据的真实标签。该过程的计算方法如公式(17)-(18)所示：

$$y_i = \text{Softmax}(f(W_3 v_i^l + b)) \quad (17)$$

$$L = - \sum_{y_i \in Y_{train}} (y_i \log(y_i) + (1 - y_i) \log(1 - y_i)) \quad (18)$$

4 实验与分析

4.1 实验数据集

本文基于 FakeNewsNet 数据集^[31,36]和 Weibo 数据集^[37]构造谣言和非谣言推文传播子图，验证本文所提出模型的效果。其中，FakeNewsNet 数据集中包含来自两个推文事实核查平台 Politifact 和 Gossipcop 的推文事件、用户身份信息、用户历史发布/转发推文信息、用户历史推文评论信息以及推文之间的关联关系。本文使用 BERT 预训练模型对推文事件文本、用户历史发布/转发推文文本和用户历史评论文本进行编码，提取文本内容的特征表示。用户身份画像信息作为用户节点的初始特征表示，其内容包括验证状态、粉丝数量、关注数量、推文数量、收藏数量、账户创建时间等，相应位置数值对应该属性的数值。Weibo 数据集是从新浪微博不实信息举报平台爬取得到的中文谣言数据集，包含了各领域的谣言事件和非谣言事件，该数据集中的每个事件都包含了原始帖子的文本信息、发文用户信息和传播信息，用户的传播习惯信息由用户的历史转发帖子来隐式地进行编码表示，由于 GPU 资源有限，本文删除了部分节点超过 1000 个的事件子图。本文选取的每个数据集中谣言与非谣言推文事件的数量比为 1:1，具体统计情况如表 1 所示。

表 1 数据统计
Table1 Data Statistics

数据集	推文传播子图总数	谣言事件数量	非谣言事件数量	节点总数	边总数	事件平均时间跨度/h
Politifact	314	157	157	41054	40740	21094
Gossipcop	5464	2732	2732	314262	308798	4633
Weibo	2078	1039	1039	279177	277099	1096

4.2 对比实验设计

为了验证 UPBI_HGRD 模型的性能，本文将融合用户传播倾向信息的超图网络谣言检测模型与基于传播树、异质图、超图等多种具有代表性的方法进行了比较，相关模型介绍如下：

Bi-GCN^[22]：该模型基于消息的传播方向和扩散方向建立传播树，并利用双向图卷积神经网络学习节点表示，进行谣言检测。

GNN-CL^[9]：该模型基于与发布/转发推文相关联的用户个人资料属性信息，

使用分层池化方法 DiffPool^[38]对传播树上的结构信息进行建模，进行谣言检测。

GCNFN^[8]：该模型使用双层 GCN^[39]来构建推文传播树，并融合用户个人资料、用户推文评论信息和推文文本内容等异构数据进行谣言检测。

UPFD-SAGE^[31]：该模型通过考虑推文文本特征和用户偏好特征构建推文传播树，利用跳跃连接机制将不同的特征信息进行融合，利用图结构信息和文本信息提高模型的性能。

HGAT^[28]：该模型基于源推文内容以及用户信息构建异质图注意力网络进行谣言检测。该模型基于语义级和节点级的双级注意力机制进行聚合操作，学习用户节点与新闻节点之间的关系。

HGNN^[33]：该模型是一种在半监督条件下使用超图进行节点分类的转导模型。该模型根据每个节点的欧氏距离选择与之最接近的 10 个节点来构建超图进行节点分类。

UPBI_HGRD：本文提出的融合用户传播倾向信息的超图网络谣言检测模型。

4.3 实验设置

本文随机选择 10% 的样本作为验证集，并将其余的样本以 2:7 的比例分配为数据集的训练集和测试集。在获取融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示阶段提取特征时，使用 BERT 模型^[40]提取文本信息的特征，并设置其最终的输出维度为 128。用户属性直接使用数据集中的粉丝数量、关注数量、推文数量、收藏数量等共计 10 个特征的数值，为保证用户特征与其他特征维度一致，在每一个用户表示向量后拼接一个全零的向量。注意力头数量设置为 8，并将超图注意力网络的层数设置为 3。在模型训练阶段，设置使用统一的隐藏层维度为 128，批处理大小为 256，epoch 为 200，学习率为 0.005，dropout 为 0.3。同时采用早停法，通过最小化交叉熵损失函数和 Adam 优化器对其进行优化。本文提出的模型基于 PyTorch 实现，采用 NVIDIA RTX 6000 的 GPU 训练模型。对于其他基线模型的参数，本文使用每个基线模型建议的参数设置。

4.4 实验结果

为验证本文模型的有效性，本文采用几种常见的评价指标^[41]准确率 (Accuracy) 和 F1 值 (F1-score) 进行评价，并通过记录各个模型在测试集上进行推断的时间表现，对比评价各模型的检测效率。三个数据集上的实验结果如表 2 所示。

表 2 Politifact、Gossipcop 和 Weibo 数据集谣言检测实验结果

Table 2 Experimental Results of Rumor Detection on Politifact, Gossipcop and Weibo

模型	Politifact			Gossipcop			Weibo		
	Acc (%)	F1 (%)	Time (ms)	Acc (%)	F1 (%)	Time (ms)	Acc (%)	F1 (%)	Time (ms)
Bi-GCN	77.38	77.27	1363	87.04	86.91	15102	89.67	89.60	13516
GNN-CL	68.78	68.65	234	94.22	94.20	1973	85.93	85.79	1665
GCNFN	81.45	81.33	113	92.42	92.38	1526	90.36	90.33	1396
UPFD-SAGE	82.81	82.72	122	95.87	95.85	1317	92.79	92.68	1209
HGAT	82.8	82.71	5667	OOM	OOM	OOM	OOM	OOM	OOM
HGNN	81.89	81.78	1161	93.27	93.23	10565	90.08	89.96	8945
UPBI-HGRD	94.57	94.56	336	97.82	97.79	3648	94.76	94.71	2898

本文通过实验得到本文模型及所有对比方法在 3 个数据集上的性能。实验结果证明，本文提出的 UPBI_HGRD 模型在检测的准确率和精度上都有显著提高，优于其他基线模型。具体而言，在 Politifact、Gossipcop 和 Weibo 三个数据集上，本文模型分别达到了 94.57%、97.82%和 94.76%的准确率，这表明本文所提模型能够有效捕捉推文之间的群团交互关系信息和用户传播倾向信息，有助于进行谣言检测。下面对实验结果进行具体分析：

首先，与传统的基于传播图的谣言检测方法相比，UPBI_HGRD 在检测准确率和精度方面始终表现出更好的性能。尽管 UPFD-SAGE 模型在 Gossipcop 和 Weibo 数据集上与本文所提出的模型表现相当，但其在 Politifact 数据集上的表现远低于 UPBI_HGRD。考虑到 Gossipcop 数据集和 Weibo 数据集的数据规模远大于 Politifact 数据集，UPBI_HGRD 在三个数据集上的性能差异显示了基于超图的谣言检测方法与传统的基于传播图的谣言检测方法相比，在可用训练集规模较小的情况下具有较强的鲁棒性。在对测试集进行推断的时间表现方面，UPBI_HGRD 为了有效捕捉推文之间重要的群团交互关系，在模型中加入了超图构建模块和基于推文节点-用户超边级的多层双级多头注意力机制模块。除了 Bi-GCN 由于需要同时建模推文传播树自顶向下的传播结构和自下而上的扩散结构而导致模型较为复杂所需推断时间更长外，UPBI_HGRD 与其他传统的基于传播图的谣言检测模型相比结构更为复杂，因此在推断时所用时间较长。

其次，与异构图谣言检测方法相比，UPBI_HGRD 在聚合用户传播倾向信息和捕捉推文群团交互关系方面更具有优势。HGAT 由于将数据集中的所有用户都作为节点，并将它们连接到推文节点构造异质图进行谣言检测，其中包含的冗余连接过多，占用空间过高而导致内存耗尽，因此该方法不适用于数据规模较大的数据集。此外，HGAT 的注意力机制只聚合单个推文节点的局部相邻用户节点，在捕捉推文节点之间的关系信息方面存在局限性。而 UPBI_HGRD 仅在获取融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示过程中包含用户节点，一方面，UPBI_HGRD 在预处理阶段根据不同推文事件构造推文传播子树，将用户的传播倾向信息聚合到推文节点当中，得到融合了用户信息的推文节点表示，将结构复杂的异质图转化为仅有推文节点类型的超图。另一方面，UPBI_HGRD 基于用户 ID 构造推文交互关系超图减少了大量的冗余连接，将谣言检测任务聚焦到推文节点本身，因此 UPBI_HGRD 与 HGAT 相比时间效率较高。

此外，与基于超图的谣言检测方法相比，UPBI_HGRD 在 Politifact、Gossipcop 和 Weibo 数据集上的准确率比 HGNN 分别高 12.68%、4.55%和 4.68%。该结果证明了模型通过融合用户传播倾向信息得到的推文嵌入表示进行谣言检测的有效性。UPBI_HGRD 通过在获取推文节点嵌入表示的过程加入用户的传播倾向信息，得到聚合了用户传播习惯倾向信息的增强式推文嵌入表示。通过利用融合了用户传播倾向信息的推文节点作为超图节点，并基于用户 ID 构造超边形成推文交互超图，进而找到推文之间有意义的群团交互关系，有效提升谣言检测的准确率。在对测试集进行推断的时间表现方面，由于 HGNN 模型需要根据节点特征向量之间的欧氏空间距离来形成超边从而构建超图进行节点分类，因此需要先行计算出各节点特征向量之间的欧氏距离，接着由一个节点与 K 个与其最近的邻接点相连接，从而产生 N 条连接 $K+1$ 个顶点的超边，构建出用于进行节点分类的超图。这与 UPBI_HGRD 使用的直接基于用户 ID 构造超边形成超图的方法相比较为复杂，且不能准确体现推文之间的群团交互关系，时间效率较低且占用空间较高。

4.5 消融实验分析

为了进一步验证 UPBI_HGRD 模型中融合用户传播倾向信息和结合推文交互关系超图使用多层双级多头注意力机制对模型性能的贡献，本文进行了一系列消融实验，主要包括 2 个部分：

UPBI_HGRD w/o UPBI: 该模型表示在 UPBI_HGRD 模型中移除融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示模块，不考虑推文传播过程中用户传播倾向的影响，使用推文的初始嵌入向量作为推文交互关系超图的初始节点嵌入表示，进而输入到基于推文节点级和用户超边级的多层双级多头注意力机制模块，进行谣言检测。

UPBI_HGRD w/o MLDMHA: 该模型表示不在 UPBI_HGRD 模型中构建反映推文之间群团交互关系的超图，移除针对超图处理的推文节点-用户超边级多层双级多头注意力模块，将融合了用户传播倾向信息的推文节点嵌入表示输入到分类器中进行谣言检测。

消融实验结果如表 3 所示，分析实验结果可以得出如下结论：

首先，本文提出的 UPBI_HGRD 模型在三个数据集上的准确率和 F1 值均高于 2 种变体模型，由此分别证明了在推文节点嵌入表示中融合用户传播倾向信息和结合推文交互关系超图使用多层双级多头注意力机制进行谣言检测的有效性，无论去除哪部分，模型的性能均会有不同程度的下降。

其次，本文研究了在推文节点中融合用户传播倾向信息对谣言检测的影响。可以观察到，移除 UPBI 模块显著影响 UPBI_HGRD 模型在三个数据集上的性能，检测准确率在 Politifact、Gossipcop 和 Weibo 数据集上分别下降了 8.6%、2.28%和 3.19%。实验结果证明了获取融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示模块的有效性。这说明用户内生的推文传播倾向对于谣言检测确实存在一定影响，用户更容易也更倾向于转发能够证明他们固有想法的推文。因此，在推文节点的嵌入表示中融合用户传播倾向信息，得到增强式的推文节点嵌入表示对于提高谣言检测的准确率具有重要影响。

此外，本文研究了结合推文交互关系超图使用多层双级多头注意力机制对谣言检测的影响。通过消融实验结果对比可以观察到，移除 MLDMHA 部分显著影响了 UPBI_HGRD 模型在三个数据集上的性能，模型在 Politifact、Gossipcop 和 Weibo 数据集上的准确率分别下降了 10.41%、2.52%和 3.87%。实验结果表明，根据用户 ID 构建推文在群团层面的交互关系超图，并使用基于推文节点级和用户超边级的多层双级多头注意力机制学习推文节点的嵌入表示对谣言检测具有重要影响。因为谣言推文往往由一群具有相似传播倾向的用户传播分享，基于超图进行谣言检测能够更好地捕捉不同推文之间重要的群团交互关系，省略推文传播过程中冗余的连接关系，着眼于对推文节点的分类检测，进而有效提高谣言检测的效率和准确率。

表 3 消融实验结果对比

Table3 Comparison of Ablation Experiment Results

模型	Politifact		Gossipcop		Weibo	
	Accuracy (%)	F1-score (%)	Accuracy (%)	F1-score (%)	Accuracy (%)	F1-score (%)
UPBI_HGRD w/o UPBI	85.97	85.95	95.54	95.49	91.57	91.48
UPBI_HGRD w/o MLDMHA	84.16	84.08	95.30	95.26	90.89	90.78

4.6 谣言早期检测研究

谣言早期检测研究是指在消息传播的早期阶段进行谣言识别,以便及时采取措施,减少谣言传播,这是评价谣言检测模型质量的另一个重要指标。为了验证 UPBI_HGRD 模型的早期检测性能,本文在 Politifact、Gossipcop 和 Weibo 数据集上部署了检测实验。具体而言,本文分别选取了自每个推文事件源帖发布后的 4 小时、8 小时、12 小时、24 小时作为时间节点,划分出不同的时间阶段,并截取这些时间段内的推文响应帖以及相关用户信息作为推文传播早期数据,来验证模型是否能够根据传播早期阶段的有限信息正确地识别谣言。

本文选取了 Bi-GCN、GNN-CL、GCNFN、UPFD-SAGE、HGAT、HGNN 等基线模型进行对比来评价本文模型的性能。由于 HGAT 通过构造异质图进行谣言检测,包含过多的冗余连接,占用空间过高而导致内存耗尽,不适用于数据规模较大的数据集,因此本文在其余五个基线模型上对 Gossipcop 数据集和 Weibo 数据集部署实验。三个数据集上的谣言早期检测实验结果如图 3 所示。由图可知,当时间为 0 时,输入模型的数据仅包含推文源帖,由于数据信息过少而导致模型训练不足,各模型性能普遍较差。经过 4 个小时,由于输入数据中包含的内容信息和结构信息越来越丰富,本文的 UPBI_HGRD 模型在数据集上的准确率可达 90%以上,超过了其他基线模型,短时间内的高准确率表明本文模型具有较好的早期检测性能。随着时间的推移消息不断传播,会有更多复杂的信息加入模型中,不可避免地带来噪声信息,从而使 UPBI_HGRD 模型在 8 到 24 小时之间的准确率有轻微波动。在谣言早期检测任务中,UPBI_HGRD 模型能够尽早达到较高的准确率,实现了更好的检测效果,也进一步表明本文模型对数据具有更强的鲁棒性和更稳定的性能。综上所述,在 3 个真实世界的数据集上的实验结果表明,本文提出的模型在谣言早期检测方面比基线模型具有更好的性能。

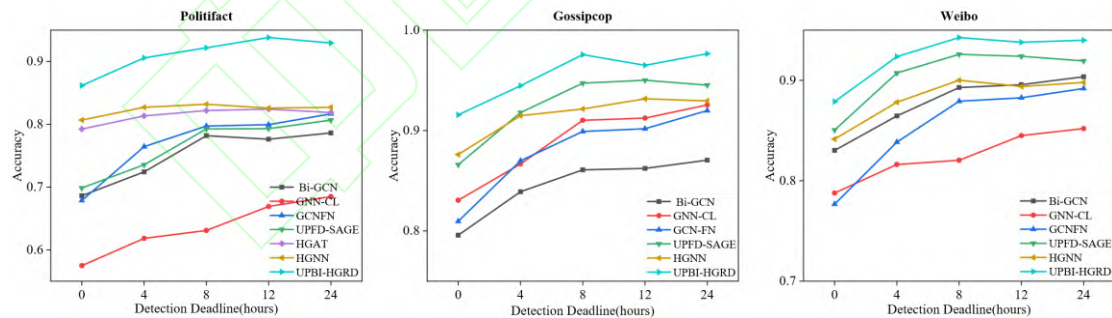


图 3 Politifact、Gossipcop 和 Weibo 数据集上早期检测实验结果

Fig.3 Experimental Results of Early Detection on Politifact, Gossipcop and Weibo Datasets

5 结语

现有的谣言检测模型忽略了用户对于推文的传播倾向在推文传播过程中产生的影响,并且没有充分考虑推文在群团结构层面的交互关系,包含了过多的冗余连接,占用空间较大且模型复杂度较高,不利于谣言检测任务将重点着眼于推文节点本身,谣言检测的效率和准确率较低。因此,本文提出了一种融合用户传播倾向信息的超图网络谣言检测模型 UPBI_HGRD,本文收集了用户的

历史推文信息、用户身份画像信息和用户推文评论信息，以构建描述用户的推文传播倾向特征，并通过推文传播图对用户节点进行聚合，得到融合了用户传播倾向信息的增强式推文嵌入表示。接着，基于用户 ID 构建超边形成群团关系层面的推文交互超图，捕捉推文之间的组内交互关系，将增强式的推文嵌入表示作为超图中推文节点的初始嵌入表示，经过基于推文节点级和用户超边级的多层双级多头注意力机制完成谣言检测任务。本文在三个公开的真实世界的谣言数据集上进行实验，显示了 UPBI_HGRD 在常规数据和有限数据规模下相较于现有方法的优越性。并且在谣言早期检测任务上，UPBI_HGRD 也具有更加优秀的检测性能。

在未来的研究中，本文将从 3 个方面继续开展工作：（1）关于超图的超边构建，下一步将继续研究基于其他类型的信息构造的超边对于谣言检测工作的影响，探究不同类型的超边对于挖掘推文之间在群团关系层面的组内交互关系的重要性。（2）在未来的研究中将考虑利用推文传播的时序信息构建多个时间节点下的推文交互超图，通过构造动态超图进行谣言检测，动态地学习和利用超图结构，以提高模型的检测能力。（3）本文模型的局限性在于获取融合用户传播倾向信息的推文嵌入表示以及构建超图的过程有一定时间开销，未来将从提高模型的时间效率等方面开展进一步研究。

参考文献:

- [1] Chandra S, Mishra P, Yannakoudakis H, et al. Graph-based modeling of online communities for fake news detection[J]. arXiv preprint arXiv:2008.06274, 2020.
- [2] Zhou X, Wu J, Zafarani R. : Similarity-Aware Multi-modal Fake News Detection[C]//Advances in Knowledge Discovery and Data Mining: 24th Pacific-Asia Conference, PAKDD 2020, Singapore, May 11–14, 2020, Proceedings, Part II. Cham: Springer International Publishing, 2020: 354-367.
- [3] Kaliyar R K, Goswami A, Narang P. FakeBERT: Fake news detection in social media with a BERT-based deep learning approach[J]. Multimedia tools and applications, 2021, 80(8): 11765-11788.
- [4] Zhang Y, Wallace B. A sensitivity analysis of (and practitioners' guide to) convolutional neural networks for sentence classification[J]. arXiv preprint arXiv:1510.03820, 2015.
- [5] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [6] Sun L, Hashimoto K, Yin W, et al. Adv-bert: Bert is not robust on misspellings! generating nature adversarial samples on bert[J]. arXiv preprint arXiv:2003.04985, 2020.
- [7] Sun L, Xia C, Yin W, et al. Mixup-transformer: dynamic data augmentation for NLP tasks[J]. arXiv preprint arXiv:2010.02394, 2020.
- [8] Monti F, Frasca F, Eynard D, et al. Fake news detection on social media using geometric deep learning[J]. arXiv preprint arXiv:1902.06673, 2019.
- [9] Han Y, Karunasekera S, Leckie C. Graph neural networks with continual learning for fake news detection from social media[J]. arXiv preprint arXiv:2007.03316, 2020.
- [10] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.
- [11] Nickerson R S. Confirmation bias: A ubiquitous phenomenon in many guises[J]. Review of general psychology, 1998, 2(2): 175-220.
- [12] Yang F, Liu Y, Yu X, et al. Automatic detection of rumor on sina weibo[C]//Proceedings of the ACM SIGKDD workshop on mining data semantics. 2012: 1-7.

- [13] Castillo C, Mendoza M, Poblete B. Information credibility on twitter[C]//Proceedings of the 20th international conference on World wide web. 2011: 675-684.
- [14] Kwon S, Cha M, Jung K, et al. Prominent features of rumor propagation in online social media[C]//2013 IEEE 13th international conference on data mining. IEEE, 2013: 1103-1108.
- [15] Ma J, Gao W, Wei Z, et al. Detect rumors using time series of social context information on microblogging websites[C]//Proceedings of the 24th ACM international on conference on information and knowledge management. 2015: 1751-1754.
- [16] Zhao Z, Resnick P, Mei Q. Enquiring minds: Early detection of rumors in social media from enquiry posts[C]//Proceedings of the 24th international conference on world wide web. 2015: 1395-1405.
- [17] Yang Y. COVID-19 fake news detection via graph neural networks in social media[C]//2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). IEEE, 2021: 3178-3180.
- [18] Yuan C, Ma Q, Zhou W, et al. Jointly embedding the local and global relations of heterogeneous graph for rumor detection[C]//2019 IEEE international conference on data mining (ICDM). IEEE, 2019: 796-805.
- [19] Ran H, Jia C, Zhang P, et al. MGAT-ESM: Multi-channel graph attention neural network with event-sharing module for rumor detection[J]. Information Sciences, 2022, 592: 402-416.
- [20] Ma J, Gao W, Wong K F. Rumor detection on twitter with tree-structured recursive neural networks[C]. Association for Computational Linguistics, 2018.
- [21] Khoo L M S, Chieu H L, Qian Z, et al. Interpretable rumor detection in microblogs by attending to user interactions[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. 2020, 34(05): 8783-8790.
- [22] Bian T, Xiao X, Xu T, et al. Rumor detection on social media with bi-directional graph convolutional networks[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. 2020, 34(01): 549-556.
- [23] Ma J, Gao W. Debunking rumors on twitter with tree transformer[C]. ACL, 2020.
- [24] Wu Z, Pi D, Chen J, et al. Rumor detection based on propagation graph neural network with attention mechanism[J]. Expert systems with applications, 2020, 158: 113595.
- [25] Tu K, Chen C, Hou C, et al. Rumor2vec: a rumor detection framework with joint text and propagation structure representation learning[J]. Information Sciences, 2021, 560: 137-151.
- [26] Luo Z, Li Q, Zheng J. Deep feature fusion for rumor detection on twitter[J]. IEEE Access, 2021, 9: 126065-126074.
- [27] Wei L, Hu D, Zhou W, et al. Towards propagation uncertainty: Edge-enhanced bayesian graph convolutional networks for rumor detection[J]. arXiv preprint arXiv:2107.11934, 2021.
- [28] Ren Y, Zhang J. Fake news detection on news-oriented heterogeneous information networks through hierarchical graph attention[C]//2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2021: 1-8.
- [29] 强子珊,顾益军.基于多模态异质图的社交媒体谣言检测模型[J/OL].数据分析与知识发现:1-16[2023-05-31].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1478.G2.20230207.0905.001.html>.(Qaing Zishan, Gu Yijun. Rumor Detection Model Based on Multimodal Heterograph[J/OL]. Data Analysis and Knowledge Discovery:1-16[2023-05-31]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1478.G2.20230207.0905.001.html>.)
- [30] 韩晓鸿,赵梦凡,张钰涛.联合异质图卷积网络和注意力机制的假新闻检测[J/OL].小型微型计算机系统:1-10[2023-05-31].<https://doi.org/10.20009/j.cnki.21-1106/TP.2022-0412>.(Han Xiaohong, Zhao Mengfan, Zhang Yutao. Joint Heterogeneous Graph Convolutional Network and Attention Mechanism for Fake News Detection[J/OL]. Journal of Chinese Computer Systems:1-10[2023-05-31]. <https://doi.org/10.20009/j.cnki.21-1106/TP.2022-0412>.)
- [31] Dou Y, Shu K, Xia C, et al. User preference-aware fake news detection[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2021: 2051-

2055.

- [32] Jiang J, Wei Y, Feng Y, et al. Dynamic Hypergraph Neural Networks[C]//IJCAI. 2019: 2635-2641.
- [33] Feng Y, You H, Zhang Z, et al. Hypergraph neural networks[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. 2019, 33(01): 3558-3565.
- [34] Jeong U, Ding K, Cheng L, et al. Nothing Stands Alone: Relational Fake News Detection with Hypergraph Neural Networks[J]. arXiv preprint arXiv:2212.12621, 2022.
- [35] Ding K, Wang J, Li J, et al. Be more with less: Hypergraph attention networks for inductive text classification[J]. arXiv preprint arXiv:2011.00387, 2020.
- [36] Shu K, Mahudeswaran D, Wang S, et al. Fakenewsnet: A data repository with news content, social context, and spatiotemporal information for studying fake news on social media[J]. Big data, 2020, 8(3): 171-188.
- [37] Ma J, Gao W, Mitra P, et al. Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks[C]//Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2016: 3818-3824.
- [38] Ying Z, You J, Morris C, et al. Hierarchical graph representation learning with differentiable pooling[J]. Advances in neural information processing systems, 2018, 31.
- [39] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.
- [40] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [41] Godbole S, Sarawagi S. Discriminative methods for multi-labeled classification[C]//Advances in Knowledge Discovery and Data Mining: 8th Pacific-Asia Conference, PAKDD 2004, Sydney, Australia, May 26-28, 2004. Proceedings 8. Springer Berlin Heidelberg, 2004: 22-30.

通讯作者 (Corresponding author) : 顾益军 (Gu Yijun), E-mail:guyijun@ppsuc.edu.cn。

基金项目: 本文系“中国人民公安大学网络空间安全执法技术双一流创新研究专项”(项目编号: 2023SYL07)的研究成果之一。

This work was supported by Double First-Class Innovation Research Project for People's Public Security University of China (Grant No.2023SYL07) .

作者贡献声明:

顾益军, 彭竞杰: 提出研究思路, 设计研究方案;

彭竞杰: 进行实验, 撰写论文;

顾益军: 论文最终版本修订;

张岚泽: 采集数据; 进行实验。

利益冲突声明:

所有作者声明不存在利益冲突关系。