

基于对比图学习的跨文档虚假信息检测

廖劲智¹ 赵和伟¹ 连小童¹ 纪文亮¹ 石海明¹ 赵翔²

¹ 国防大学军事管理学院 北京 100000

² 国防科技大学系统工程学院 长沙 410072

(jinzhiliao19@163.com)

摘要 当前,网络上充斥着大量虚假信息,严重阻碍了社会各行业的正常运转,如何精准检测虚假信息成为了亟待解决的问题。现有研究主要从账户特征、文本内容和多模态 3 个角度开展工作,但大多忽视了虚假信息赖以传播的关键特征(即内容新奇性),仅是孤立地分析判别目标信息的真实性,未能把握舆论环境的特征。因此,提出了一种基于对比图学习的跨文档虚假信息检测方法(Contrastive Graph Learning, CAL),聚焦于内容新奇性,主要包含两个关键模块:对比学习模块和异构图模块。前者致力于扩大客观事实与虚假信息在向量空间中的表示差异性;后者包含实体、事件、事件集、句子和文档 5 种类型实体,尽可能向实体表示中注入舆论环境的语义特征。最后,在 IED, TL17 和 Crisis 这 3 个数据集上,在文档级和事件级这两个层次上开展了相关实验, CAL 在所有测试中均取得了最优的结果,验证了所提方法的有效性。

关键词: 跨文档虚假信息检测;对比学习;异构图;事件级检测

中图分类号 TP391

Contrastive Graph Learning for Cross-document Misinformation Detection

LIAO Jinzhi¹, ZHAO Hewei¹, LIAN Xiaotong¹, JI Wenliang¹, SHI Haiming¹ and ZHAO Xiang²

¹ College of Military Management, National Defense University, Beijing 100000, China

² College of System Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410072, China

Abstract Misinformation proliferates on the Internet, undermining the normal functioning of various industries. Detecting falsehoods accurately has therefore become an urgent challenge. Existing research on this task focuses primarily on three aspects: account traits, textual content, and multimodality. However, most methods overlook the key attribute of misinformation diffusion: the novelty of content. They analyze the veracity of target claims in isolation, failing to capture public opinion dynamics. To address this issue, this paper proposes a cross-document misinformation detection framework called contrastive graph learning (CAL). CAL focuses on content novelty and comprises two key components: a contrastive learning module and a heterogeneous graph module. The former expands the representational difference between factual and false claims, and the latter encompasses five entity types: words, events, event sets, sentences, and documents. It injects semantic features of the public discourse into entity embeddings. We evaluate CAL on the IED, TL17, and Crisis datasets at both document and event levels. CAL achieves state-of-the-art performance, which verifies the efficacy of its design. It provides a robust solution for combating misinformation by modeling novelty and environmental context.

Keywords Cross-document misinformation detection, Contrastive learning, Heterogeneous graph, Event-level detection

1 引言

信息化智能化时代的到来使世界成为了“有形空间”与“无形空间”的结合,网络空间的存在极大便利了人们的生活。但不可忽视的是,每个人都能发布其肆意编造、拼接、臆想的信息,导致当前网络空间中充斥着大量的虚假信息,这些虚假

信息的传播对各行各业都造成了或直接或间接的负面影响。因此,如何有效检测虚假信息成为了学术界热议的话题^[1]。

现有针对虚假信息检测的研究大体上可分为 3 类:1) 基于社交媒体的检测方法,主要将用户账户特征和评论等传播行为作为分析起点^[2-9];2) 基于文本内容的检测方法,主要将虚假信息本身的文本特征作为分析起点^[10-17];3) 基于多模态

到稿日期:2023-08-09 返修日期:2023-11-27

基金项目:国家重点研发计划(2022YFB3102600);国家自然科学基金(72301284,62272469)

This work was supported by the National Key R & D Program of China(2022YFB3102600) and National Natural Science Foundation of China(72301284,62272469).

通信作者:赵翔(xiangzhao@nudt.edu.com)

信息的检测方法,通过引入与目标文本相关的其他模态信息展开分析^[18-26]。然而,上述工作大都忽视了虚假信息传播时的关键特征,即其在多数时候具备超越客观事实的内容新奇性,迎合了大众对新鲜感的追求,故而受到了广泛关注^[1]。

内容新奇性是一个比较的概念,其成立与否立足于虚假信息传播时的整体舆论环境(即与目标信息相关的客观事实或其他虚假信息)。单一信息往往不足以支撑真实性的判断,且许多虚假信息传播源会采取大部分内容为真、仅有事件细节存在谬误的策略,在保留新奇性的同时,尽可能增加虚假信息的隐蔽性。故而,对该特性关注的缺失,导致以往工作大都孤立地分析判别目标信息的真实性,未能把握舆论环境特征,极大增加了检测难度。

因此,在检测虚假信息时,应将舆论环境同步纳入考虑。而现有研究中,仅有 Wu 等^[27]注意到舆论环境,提出了一种先基于事件关联性构建跨文档知识图谱,再利用异构图神经网络进行检测的方案。尽管跨文档图谱能够建模不同信息之间的关联性,但其未能对内容特异性进行定制化设计,导致对舆论环境的使用更类似于外部信息增强。

为了更好地应对虚假信息检测任务,本文聚焦于建模内容的特异性,从两个角度出发提出了一种基于对比图学习的跨文档虚假信息检测方法 CAL。

CAL 一方面关注客观事实与虚假信息之间的特征差异性。舆论环境中客观事实之间存在逻辑、规律关联性,能够互相补充验证,而其与虚假信息则存在程度不一的差异性。这既是内容特异性的核心,也是检测虚假信息的关键。因此,为了促使模型精准捕捉该差异性,本文引入对比学习的方法^[28],将同一主题下目标信息之外的客观事实作为样本正例,将虚假信息作为样本负例,以引导模型在训练过程中,尽可能扩大这两类信息之间的差异性,更易于发现异常特征。

另一方面,CAL 关注特定舆论环境下的语义氛围。在建模舆论环境时,由于文档、段落、事件和实体等不同层面包含不同粒度的语义特征,并可能从不同视角体现内容特异性。为尽可能囊括这些异构信息,本文采用了异构图构建的方案^[27],将同一主题下不同文档中不同粒度的对象统一建立在一张图中,从而为检测提供充分的信息支撑。

本文的创新点如下:

1) 相关研究中,本文首次以内容新奇性为解决虚假信息检测任务的切入点,分析了其特征并定制化地提出了方案。

2) 本文设计的检测方法(CAL)包含两个创新模块:对比学习模块和异构图模块。前者通过对比学习扩大客观事实与虚假信息在向量空间中的特征差异性,后者通过构建包含不同粒度层次的异构图建模目标信息当前的舆论环境。

3) 在文档级别和事件级别两类、3 个数据集上的实验均证明了本文方案的优良性。

2 相关工作

当前针对虚假信息检测的研究,从主要依据数据源类型的角度出发,可分为三大类。

2.1 基于社交媒体的虚假信息检测

与目标相关的社会语境包含丰富的用户资料、社会关系等信息,有助于识别虚假信息。基于立场的模型利用用户的意见来推断信息的真实性^[2-3]。Tacchini 等用“喜欢”立场信息构建了用户和帖子的二分网络,并提出了半监督概率模型来预测帖子是恶作剧的可能性^[4]。Yang 等^[5]从传播特征、用户特征、文本特征等多个维度构建特征向量,将该突发事件看作一个整体,对这一事件中各个类型的虚假信息进行识别。基于传播的虚假信息检测方法基于一个基本假设,即信息事件的可信度与相关社交媒体帖子的可信度高度相关,在同质^[2]和异质可信度网络^[6-7]中都已经建立了传播过程模型。例如,Zhang 等^[8]构建了一个由信息文章、创作者和信息主体组成的异构网络,同时检测虚假信息文章、创作者和主体。而 Xu 等则通过进一步使用用户属性、传播结构和消息内容进行检测^[9]。

2.2 基于文本内容的虚假信息检测

文本内容中包含着区分虚假和真实信息的关键线索。因此,部分研究提取文本写作的特定风格,如词汇和句法特征^[10-11]和精心炮制标题^[12-13]等。而为避免出现人工特征工程泛化性不强的问题,神经网络被引入到检测中。Ibrain 等将 Bi-LSTM 和 CNN 等深度神经网络应用于虚假信息检测^[14]。但是,这些研究没有考虑真实信息和虚假信息之间不同的语句交互模式。Vaibhav 等提出将文档建模为捕捉句子交互的句子图,并应用图自注意力网络来学习文档表示^[15]。Pan 等提出从正面和负面信息中构建知识图,并应用 TransE 学习三元组分数进行虚假信息检测^[16]。文本的情感倾向同样有助于检测虚假信息,Wang 等以预训练语言模型作为基准,集成两种融合情感特征的模块,增强了检测性能^[17]。

2.3 基于多模态信息的虚假信息检测

不同模态的信息对比在检测中同样发挥着重要作用。常用的检测多模态融合框架是从预训练 VGG19^[18]中提取一般视觉特征,然后简单地将其与文本特征拼接。基于此框架,Wang 等^[19]引入事件分类作为虚假信息分类的辅助任务,来指导学习事件不变的多模态特征,提高了泛化能力。而 Dhruv 等将该框架修改为多模态变分自编码器^[20],以学习用于分类的多模态内容的共享表示;Singhal 等则率先将预先训练语言模型引入多模态框架^[21]。此外,Wang 等^[22]提出了神经元层面的注意机制;Zhang 等^[23]采用注意机制和多通道 CNN 融合多模态信息。这两个工作侧重于多模态内容的单向增强,即在文本引导下突出图像的重要区域。而 Song 等^[24]利用协同注意力转换器对文本和图像之间的双向增强进行建模;Wang 等^[25]提取图像的对象,并使用 GCN 建模单词和对象标签之间的相关性。Liu 等^[26]进一步全面针对图像、图像内嵌文本以及配文文本内容设计了检测方法。

综上,当前针对虚假信息检测的研究,主要依赖社交平台属性以及文本内容,部分涉及多模态信息,但均未关注虚假信息的内容新奇性特征,因而也鲜少考虑利用目标信息当时的舆论环境。

3 方法描述

本章正式定义了任务,并对所提模型的框架、模块细节进行了介绍。

3.1 任务描述

给定一组同一主题下的文本文档,跨文档虚假信息检测旨在检测其中包含的虚假信息。

形式上,设 $S = \{d_1, \dots, d_N\}$ 为文档簇, $N = |S|$ 为簇的大小。 S 中部分文档是客观事实,部分文档为虚假信息。从每个文档 $d \in S$ 中,可以提取事件 $E(d) = \{e_1, \dots, e_m\}$,其中 $m = |E(d)|$ 为文档 d 中的事件个数。在提取的事件集 $S(d)$ 中,部分事件为真,部分事件为假。

本文在文档级和事件级两个层次上进行虚假信息检测。

文档级检测的目的是预测每个文档 $d \in S$ 是真还是假。事件级检测是一种更细粒度的任务,旨在预测每个事件 $e \in E(d)$, $e \in E(d)$, $d \in S$ 是真还是假。如前文所言,事件级检测粒度更细,信息更具欺骗性。在图 1 的例子中,假新闻中的死亡事件是假的,因为它错误地描述了博伊兰德被警察杀死,但她实际上是死于药物过量。

3.2 整体框架

本文所提 CAL 框架如图 1 所示,文档 1 和文档 2 代表客观事实,文档 3 代表虚假信息。在输入文档后,异构图模块首先基于每一文档的内容建立文档内知识图谱,随后再搭建跨文档知识图谱,最后利用 GNN 对知识图谱进行编码,并采用高速公路网络(Highway network)进行进一步信息融合。

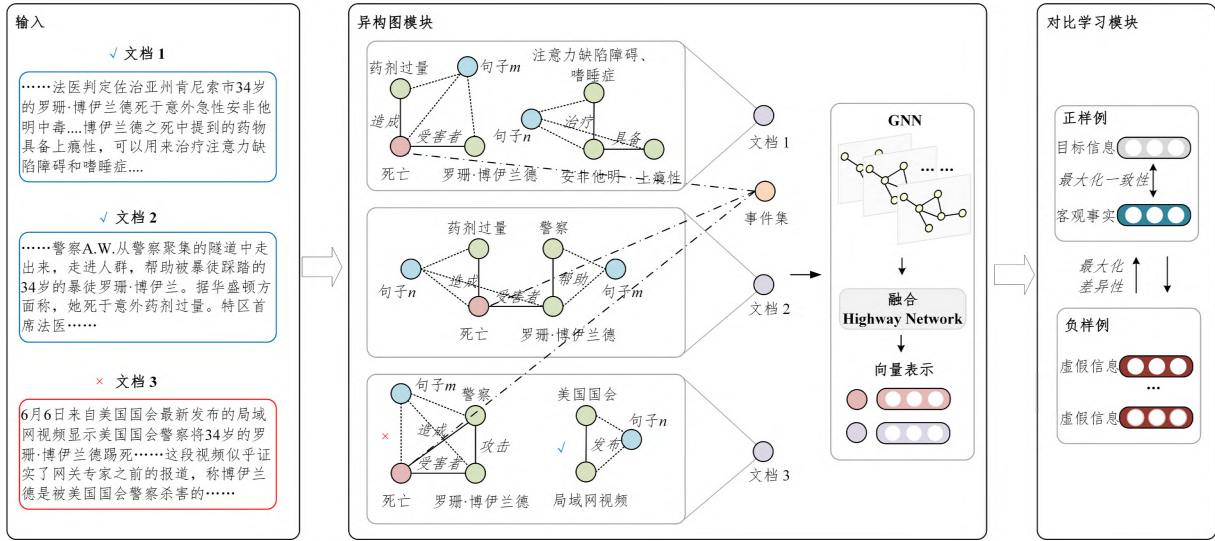


图 1 整体框架图

Fig. 1 Overall framework

对比学习模块基于上一步获得的融合后的表示,进行一次非线性变换,随后在向量空间以扩大正样本之间相似性、正负样本之间差异性为目标引导模型学习,以充分体现客观事实和虚假信息之间的差异性。

3.3 异构图模块

异构图中主要包含实体、事件、事件集、句子和文档 5 种类型的节点,这些节点来自基于同一主题下文档集构建的文档内知识图谱和跨文档知识图谱^[27]。

构建文档内知识图谱时,主要利用联合信息抽取系统 OneIE^[29],并进行实体链接^[30]和实体共指消^[31]。最后获得一个文档图谱,其中实体和事件是节点,关系是实体之间的边。构建跨文档知识图谱时,主要利用跨文档事件共指解析系统^[32-33]。然后,在每个事件节点和相应的主题节点之间添加一条边,以支持跨文档共指事件之间的推理。此外,为了表示每个实体或事件的来源,以融入不同粒度的特征表示,还设置了实体或事件来源句子和文档两个节点,并将其连接到与之对应的相关实体和事件节点上。编码时采用 BERT^[34]来初始化知识图谱中的节点和边缘表示。

经过上述步骤获得节点后,本文采用图神经网络

(GNN)^[35]进行进一步特征编码和传递。

通常,图上的消息传递可以通过两个阶段来实现:聚合和合并。第一阶段旨在从每个节点的邻居中获取聚合信息,第二阶段试图将生成的信息与原始表示相结合。这些阶段可以迭代进行。因此,定义异构图的聚合和组合公式为:

$$u_i^n = f_s(h_i^n) + \sum_{r \in R} \frac{1}{|N_i^r|} \sum_{j \in N_i^r} f_r(h_j^n) \quad (1)$$

其中, f_s 和 f_r 表示 1 层全连接神经网络(Multi-layer perceptron, MLP)。 h_i^n 表示 GNN 第 n 层的第 i 个节点表示,通过上述注意力过程对其进行更新迭代, h_i^0 为前文中经由 BERT 获得的初始化表示。 R 表示边类型集合, N_i^r 表示边类型为 r 的第 i 个节点的邻居集合, $|\cdot|$ 表示邻居集合的大小。

由于 GNN 的多层网络卷积结构,该过程可能会遇到平滑问题^[36],即最终获得的每个节点的表示相似。这个问题会增大模型检测虚假信息的难度,使其无法做出正确的判断。因此,本文应用高速公路网络^[37]来有效融合注意力信息,数学形式如下:

$$\tilde{h}_i^n = \text{ReLU}(f_h([\mathbf{h}_i^n; \mathbf{u}_i^n; \mathbf{h}_i^n \circ \mathbf{u}_i^n; \mathbf{h}_i^n - \mathbf{u}_i^n])) \quad (2)$$

$$g_i^n = \text{sigmoid}(f_g([\mathbf{h}_i^n; \mathbf{u}_i^n; \mathbf{h}_i^n \circ \mathbf{u}_i^n; \mathbf{h}_i^n - \mathbf{u}_i^n])) \quad (3)$$

$$h_i^f = g_i^* \tilde{h}_i^n + (1 - g_i^*) h_i^n \quad (4)$$

其中, h_i^f 表示融合后的向量表示, $ReLU$ 和 $sigmoid$ 为非线性激活函数; f_h 和 f_g 表示 1 层 MLP; \odot 表示元素相乘。该过程的目标是控制原始表示 h_i^n 在最终融合式表示中所占的比重。

3.4 对比学习模块

对比学习的核心思想在于不引入外部信息/知识的情况下利用数据集原本的特征, 针对目标文档构建正负样本集, 以在训练过程中引导模型更好地区分不同类别样本之间的差异性。它在知识图谱表示学习^[38]、预训练语言模型训练^[34]、图像分类^[28]等任务中得到了广泛应用, 并被证明可以有效地增强表示。本文旨在探索对比学习的潜在应用, 以使 CAL 能够准确检测出目标信息的真实性。

在对比学习算法中, 样本有 3 种类型: 锚点、正样本和负样本。由于本文致力于应对文档级和事件级的虚假信息检测, 故而在构建正样本和负样本时, 根据目标任务的不同, 选择的方式也不同。具体来说, 针对文档级检测, 选取的正样本为当前主题下, 和目标信息同一类型的其他文档。如图 1 所示, 当目标信息为文档 1 时, 正样本为同样描述客观事实的文档 2, 负样本为虚假信息的文档 3。针对事件级检测, 选取的正样本为当前主题下, 所有文档中和目标信息同一类型的其他事件。

为提高模型的泛化能力, 本文不直接采用上一模块中获得的融合向量作为输入, 而是对其进行一次非线性映射, 具体如下:

$$T_i^f = ReLU(f_i(h_i^f)) \quad (5)$$

其中, h_i^f 表示非线性变换后的节点向量表示, f_i 表示 1 层 MLP。这些节点表示进一步用作损失函数的输入, 以强制模型增大目标信息(如客观事实)和其他类型文档(如虚假信息)在高维向量空间中表示的距离, 从而帮助模型更好地进行检测。

本文通过以下方法定义了锚及其相关正负样本的损失函数:

$$L_c = - \sum_{\theta \in \Theta} \log \frac{\exp(\text{Sim}(T_\theta, T_o^+))}{\sum_{\omega \in \Omega \setminus \theta} \exp(\text{Sim}(T_\theta, T_\omega))} \quad (6)$$

其中, L_c 表示对比学习模块计算得出的损失值; \exp 表示自然数 e 为底的指数; \log 表示自然对数; Sim 的相似度函数评估两个表示的相关性, 本文使用余弦相似度; T 是由等式(5)产生的输出。对于文档级检测来说, Ω 是同一主题下的一系列文档, 而 θ 是描述客观事实的文档, $\Omega \setminus \theta$ 表示文档集合中不包含目标文档; 对于事件级检测来说, Ω 是同一主题下的一系列事件, 而 θ 是描述客观事实的事件, $\Omega \setminus \theta$ 表示文档集合中不包含目标事件。 T_θ (或者 T_o) 是目标信息(或者另一个目标)的表示, 而 T_o^+ 是与目标信息同类型的文档表示。

为使检测更具针对性, 分别定制了两个检测器进行训练和预测。总体而言, CAL 遵循多任务学习框架, 因此以端到端的方式训练所有模块。

4 实验验证

本章主要介绍实验所使用数据集、实验的基本设定, 以及实验的深入分析。

4.1 数据集

本文的实验数据来自 Wu 等^[27]提出的两个层次(文档级和事件级)的 3 个数据集。IED 是一个复杂事件语料库, 其中每个复杂事件都指的是一个真实世界的故事(如波士顿爆炸案), 并由多个文档描述^[39]。因此, 一个复杂事件可以看作一个文档集合。TL17 和 Crisis 是包含多个新闻时间线的两个时间线摘要数据集。每个时间轴包含多个文档, 描述了一个不断演变的长期事件, 如 H1N1 流感和埃及革命^[40], 因此可以被视为一个文档集合。详细数据集信息如表 1 所列。

表 1 数据集统计表
Table 1 Statistics of datasets

数据集		# Cluster	# Doc	# Tokenper doc	# Fake event per doc
IED	Train	422	3 865	798.66	3.99(9.91%)
	Dev	140	1 297	823.00	3.66(9.14%)
	Test	140	1 262	770.64	3.68(9.51%)
TL17	Train	276	2 610	965.58	2.97(12.70%)
	Dev	92	879	917.08	2.69(12.31%)
	Test	92	892	1 007.64	2.85(12.13%)
Crisis	Train	1 413	13 337	768.07	4.54(13.95%)
	Dev	177	1 648	752.22	4.21(13.29%)
	Test	177	1 701	763.09	4.38(13.80%)

4.2 实验设定

在文档级虚假信息检测任务中, 本文采用了 3 个基线模型: 对句子间依存树进行建模的 HDSF^[41]、基于 transformer 的检测器 GROVE^[42]、基于事件图神经网络的 EGR^[27]。在事件级虚假信息检测任务上, 本文采用了 4 个基线模型: 随机猜测, 基于 python 中 Random 函数实现; 逻辑回归, 使用手工设计的特征来表示事件; BERT, 对事件进行编码预测; EGR, 利用异质图神经网络在两个层次上进行检测。

在评估指标选择上, 文档级检测采用 F1 作为标准。而事件级检测, 由于存在标签不平衡问题, 故使用 F1 值和 ROC 曲线下面积(AUC)对结果进行评估。

4.3 文档级虚假信息检测结果

表 2 列出了文档级虚假信息检测结果, 可以看出, 相较于现有模型, CAL 在 3 个数据集上均取得了最好的结果。

表 2 文档级虚假信息 F1 结果表
Table 2 F1 results of document-level detection (%)

模型	IED	TL17	Crisis
HDSF	78.42	80.62	82.14
GROVER-medium	79.06	79.40	86.84
GROVER-mega	82.90	90.00	87.13
EGR	86.76	90.21	93.89
CAL	88.92	91.10	95.27

CAL 在得分上相比 HDSF 这一基于传统句法分析方法有大幅提升, 体现了神经网络在虚假任务检测任务上的优良性能。而相较于 GROVER 的结果提升, 则表明 GNN 在该任务上比序列编码结构的 transformer 更具优势。

对比 EGR 的显著提升, 进一步证明了本文定制化设计的对比学习切实捕捉到了该任务的关键特征。本文方法更能够捕捉到虚假信息和客观事实之间在特征空间中的差异性, 进而准确判定目标信息的真实性。

4.4 事件级虚假信息检测结果

表3列出了事件级虚假信息检测结果,可以看出,随机猜测的表现最差,逻辑回归和BERT取得了相对令人满意的性能,但CAL明显优于所有基线方法。

表3 事件级虚假信息 F1 和 AUC 结果

Table 3 F1 and AUC results of event-level detection (%)

模型	IED		TL17		Crisis	
	F1	AUC	F1	AUC	F1	AUC
Random	16.31	50.44	19.44	49.65	21.70	50.41
LR	31.26	77.87	29.14	68.19	31.67	68.17
BERT	26.43	71.12	31.95	71.42	33.89	71.86
EGR	44.86	88.46	41.56	82.59	48.48	85.60
CAL	46.23	90.12	42.96	84.33	50.81	87.80

不难看出,相较于文档级检测,事件级检测的整体结果显著下降。这证明了该任务设定下,模型更难捕捉不同事件间的细微差别,因为真实事件和虚假事件可能仅是个别实体上的差异。而CAL超过其他方法的最终结果,再次证明了对比学习在此类任务下的适配性和优良性。

4.5 消融实验

为了进一步证明所设计模块的优良性,本文还在删除对比学习模块的基础上进行了消融实验,结果如表4所列,以F1作为指标。

表4 消融实验

Table 4 Ablation study (%)

任务	模型	IED	TL17	Crisis
文档级检测	CAL	88.92	91.10	95.27
	-对比学习模块	86.83	89.23	93.67
事件级检测	CAL	46.23	42.96	50.81
	-对比学习模块	45.07	41.23	50.12

从结果不难看出,对比学习模块对两个层次的检测结果均有贡献。这充分说明了扩大客观事实和虚假信息之间表示差异性这一思路,有效建模了虚假信息的内容新奇性,增强了模型对不同类别文档进行判定的能力。

结束语 本文聚焦于虚假信息的内容新奇性这一关键特征,提出了一种基于对比图学习的跨文档虚假信息检测方法,能够有效利用舆论环境,显著提升模型识别客观事实和虚假信息之间差异性的能力。实验结果表明,CAL在不同层次的不同数据集上均能取得最优效果。

然而,值得注意的是,本文在检测的过程中需要运用到预先提供的相关文档,在更接近现实的设定中,这部分内容相对不易获取。因此,在CAL的基础上,如何增强其在开放域设定下虚假信息检测的性能,是本文进行下一步增量迭代式研究的切入点。

参 考 文 献

[1] SOROUS V, ROY D, ARAL S, et al. The spread of true and false news online [J]. Science, 2018, 359: 1146-1151.
 [2] JIN Z, CAO J, ZHANG Y, et al. News verification by exploiting conflicting social viewpoints in microblogs [C]// AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2016: 2972-2978.

[3] WU L, RAO Y, JIN H, et al. Different absorption from the same sharing: Sifted multi-task learning for fake news detection [C]// Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). 2019: 4643-4652.
 [4] TACCHINI E, BALLARIN G, VEDOVA M L, et al. Some like it hoax: Automated fake news detection in social networks [J]. arXiv:1704.07506, 2017.
 [5] YANG W, LIANG G, XIE K. Rumor detection method based on burst topic detection and domain expert discovery [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(10): 2799-2805.
 [6] SHU K, MAHUDESWARAN D, WANG S, et al. Fakenewsnet: A data repository with news content, social context, and spatio-temporal information for studying fake news on social media [J]. Big Data, 2020, 8(3): 171-188.
 [7] GUPTA M, ZHAO P, HAN J. Evaluating event credibility on twitter [C]// International Conference on Data Mining (ICDM). 2012: 153-164.
 [8] ZHANG J, DONG B, YU P S. Fakedetector: Effective fake news detection with deep diffusive neural network [C]// International Conference on Data Engineering (ICDE). 2020: 1826-1829.
 [9] XUE H, WANG L, YANG Y, et al. Rumor detection model based on user propagation network and message content [J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(12): 3540-3545.
 [10] CONROY N, RUBIN V L, CHEN Y. Automatic deception detection: Methods for finding fake news [C]// Association for Information Science and Technology. 2015: 1-4.
 [11] GAO M, CHEN F. Credibility evaluating method of Chinese microblog based on information fusion [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(8): 2071-2075, 2081.
 [12] POTTHAST M, KIESEL J, REINARTZ K, et al. A stylometric inquiry into hyperpartisan and fake news [C]// Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2018: 231-240.
 [13] SITAULA N, MOHAN C K, GRYGIEL J, et al. Credibility based fake news detection [J]. arXiv:1911.00643, 2019.
 [14] LEE D, KIM Y, KIM H, et al. Fake News Detection Using Deep Learning [J]. The Journal of Information Processing Systems, 2019, 15: 1119-1130.
 [15] VAIBHAV V, ANNASAMY R M, HOVY E H. Do sentence interactions matter? leveraging sentence level representations for fake news classification [C]// Workshop on Graph-Based Methods for Natural Language Processing. 2019: 134-139.
 [16] PAN J Z, PAVLOVA S, LI C, et al. Content based fake news detection using knowledge graphs [C]// International Semantic Web Conference (ISWC). 2018: 669-683.
 [17] WANG H, GONG L, ZHOU Z, et al. Dis-information from Social Media with Semantic Enhancement [J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2023, 7(2): 48-60.
 [18] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [C]// International Conference on Learning Representations (ICLR). 2015.
 [19] WANG Y, MA F, JIN Z, et al. EANN: Event Adversarial Neural Networks for Multimodal Fake News Detection [C]// ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery &

- Data Mining, 2018;849-857.
- [20] KHATTAR D, GOUD J S, GUPTA M, et al. MVAE: Multimodal Variational Autoencoder for Fake News Detection [C]// The Web Conference(WWW). 2019;2915-2921.
- [21] SINGHAL S, SHAH R R, CHAKRABORTY T, et al. Spot-Fake: A Multi-modal Framework for Fake News Detection [C]// International Conference on Multimedia Big Data. 2019; 39-47.
- [22] WANG W Y. liar, liar pants on fire: A new benchmark dataset for fake news detection [C]// Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics(ACL). 2017;422-426.
- [23] ZHANG H, FANG Q, QIAN S, et al. Multimodal Knowledge-aware Event Memory Network for Social Media Rumor Detection [C]// ACM International Conference on Multimedia(MM). 2019;1942-1951.
- [24] SONG C, NING N, ZHANG Y, et al. A Multimodal Fake News Detection Model Based on Crossmodal Attention Residual and Multichannel Convolutional Neural Networks [J]. Information Process and Management(IPM), 2021, 58(1):102437.
- [25] WANG Y, QIAN S, HU J, et al. Fake News Detection via Knowledge-Driven Multimodal Graph Convolutional Networks [C]// International Conference on Multimedia Retrieval(ICMR). 2020;540-547.
- [26] LIU J, FENG K, JEFF Z P, et al. MSRD: Multi-Modal Web Rumor Detection Method[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(11):2328-2336.
- [27] WU X, HUANG K, FUNG Y R, et al. Cross-document Misinformation Detection based on Event Graph Reasoning [C]// North American Chapter of the Association for Computational Linguistics(NAACL). 2022;543-558.
- [28] CHEN T, KORNBLITH S, NOROUZI M, et al. A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations [C]// International Conference on Machine Learning(ICML). 2020;1597-1607.
- [29] LIN Y, JI H, HUANG F, et al. A joint neural model for information extraction with global features [C]// Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2020; 7999-8009.
- [30] PAN X, ZHANG B, MAY J, et al. Cross lingual name tagging and linking for 282 languages [C]// Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2017; 1946-1958.
- [31] LEE K, HE L, LEWIS M, et al. End-to-end neural coreference resolution [C]// Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2017;188-197.
- [32] LAI T, JI H, BUI T, et al. A context-dependent gated module for incorporating symbolic semantics into event coreference resolution[C]// North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies (NAACL). 2021;3491-3499.
- [33] WEN H, LIN Y, LAI T, et al. RESIN: A dockerized schema guided cross-document cross-lingual cross-media in formation extraction and event tracking system [C]// North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies; Demonstrations(NAACL). 2021; 133-143.
- [34] DEVLIN J, CHANG M, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]// North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies (NAACL). 2019;4171-4186.
- [35] HAMILTON W L, YING Z, LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs [C]// Annual Conference on Neural Information Processing Systems(NeurIPS). 2017; 1024-1034.
- [36] KIPF T N, WELING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks [C]// International Conference on Learning Representations(ICLR). 2017.
- [37] SRIVASTAVA R K, GREFF K, SCHMIDHUBER J. Highway Networks[J]. arXiv:1505. 00387, 2015.
- [38] BORDES A, USUNIER N, GARCÍA-DURÁN A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data [C]// Neural Information Processing Systems(NeurIPS). 2013;2787-2795.
- [39] LI M, LI S, WANG Z, et al. Future is not one-dimensional: Graph modeling based complex event schema induction for event prediction [J]. arXiv:2104. 06344, 2021.
- [40] TRAN G B, ALRIFAI M, NGUYEN D Q. Predicting relevant news events for timeline summaries [C]// International World Wide Web Conference(WWW). 2013;91-92.
- [41] KARIMI H, TANG J. Learning hierarchical discourse-level structure for fake news detection [C]// North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies(NAACL). 2019;3432-3442.
- [42] ZELLERS R, HOLTZMAN A, RASHKIN H, et al. Defending against neural fake news [C]// Neural Information Processing Systems(NeurIPS). 2019;9051-9062.



LIAO Jinzhi, born in 1993, Ph.D, lecturer. His main research interests include natural language processing and knowledge management.



ZHAO Xiang, born in 1986, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of CCF(No. 39960S). His main research interests include knowledge graph and data analysis.

(责任编辑:喻黎)