

社交媒体中基于图神经网络的虚假信息检测方法

刘小龙

湖南省人才发展集团有限公司 湖南长沙

【摘要】随着社交媒体平台的快速发展，虚假信息的传播速度和范围显著增加，对社会产生了深远的影响。本研究聚焦于利用图神经网络（GNNs）技术来识别社交媒体中的虚假信息，提出了一种基于图结构数据建模的方法，通过捕捉用户互动模式及内容特征之间的复杂关系来提高检测准确性。该方法在处理大规模数据时展现出优越的性能，并能有效应对传统方法难以解决的问题。结合深度学习与图分析技术为打击虚假信息提供了新的视角和解决方案。

【关键词】虚假信息检测；图神经网络；社交媒体分析；机器学习

【收稿日期】2024 年 12 月 16 日 **【出刊日期】**2025 年 1 月 19 日 **【DOI】**10.12208/j.jer.20250016

Methods for detecting false information based on graph neural networks in social media

Xiaolong Liu

Hunan Talent Development Group Co., Ltd, Changsha, Hunan

【Abstract】 With the rapid development of social media platforms, the spreading speed and scope of false information have significantly increased, exerting a profound impact on society. This study focuses on utilizing Graph Neural Networks (GNNs) technology to identify false information in social media. A method based on the modeling of graph-structured data is proposed. By capturing the complex relationships between user interaction patterns and content features, the detection accuracy is improved. This method demonstrates superior performance when dealing with large-scale data and can effectively address issues that are difficult to solve with traditional methods. The combination of deep learning and graph analysis techniques provides a new perspective and solution for combating false information.

【Keywords】 False Information Detection; Graph Neural Networks; Social Media Analysis; Machine Learning

引言

在当今数字化时代，社交媒体已成为人们获取信息的主要渠道之一。这也导致了虚假信息迅速扩散，严重影响公众舆论和社会稳定。传统的检测手段如基于文本分析或简单机器学习模型，在面对日益复杂的欺骗策略时显得力不从心。本研究引入先进的图神经网络技术，旨在探索一种更高效准确的虚假信息识别方法。通过构建用户互动网络并利用图上的深度学习算法，本研究尝试揭示隐藏在复杂社交关系背后的真相，以期为维护网络环境的健康提供技术支持。

1 社交媒体中虚假信息传播现状与挑战

社交媒体的快速发展和普及使得信息传播的速度和范围达到了前所未有的水平。虚假信息在这样的背景下迅速蔓延，成为了全球性的挑战。用户生成内容（UGC）机制赋予了每个人成为信息发布者的权力，但也为不实信息的滋生提供了土壤。尤其是在政治选举、公共卫生事件等敏感时期，虚假新闻往往能够引起公众的广泛关注，并对社会秩序造成严重干扰。在一些重大公共卫生事件中，未经证实的治疗方案或疫苗副作用的信息被广泛传播，导致公众恐慌和不必要的健康风险。社交媒体平台上的算法推荐系统倾向于放大那些引发强烈情感反应的内容，这也无意中促进了虚假信息的快速扩散。

面对这一现象，传统的信息审核机制显得捉襟见肘。人工审查难以应对海量的信息流；现有的自动化工具对于复杂多变的语言表达和新兴的欺骗手段缺乏足够的识别能力。虚假信息的形式也在不断演变，从简单的文本谣言发展到精心设计的多媒体伪造内容，如深度伪造视频（deepfake）。这些技术的发展使得区分真实与虚假变得更加困难，也对检测技术提出了更高的要求。虚假信息的传播还经常伴随着网络暴力、隐私泄露等问题，进一步加剧了其社会危害性。如何有效遏制虚假信息的扩散，成为了学术界和工业界共同关注的焦点。

在此背景下，利用先进的数据分析方法来应对虚假信息传播的问题显得尤为迫切。图神经网络作为一种新兴的技术，通过模拟图结构数据中的关系，可以有效地捕捉社交网络中复杂的交互模式。这种方法不仅能够提高虚假信息检测的准确性，还能适应不断变化的信息环境。将图神经网络应用于实际问题时仍面临诸多挑战，包括如何高效地构建和更新大规模图模型，以及如何处理图数据中的噪声和不确定性等问题。随着研究的深入和技术的进步，基于图神经网络的方法有望为解决社交媒体中的虚假信息问题提供新的视角和解决方案。

2 图神经网络在虚假信息检测中的应用潜力

图神经网络（GNNs）通过其独特的架构设计，能够在复杂的图结构数据中捕捉节点之间的依赖关系和特征传播模式，这使得它在虚假信息检测领域展现出巨大的应用潜力。在社交媒体环境中，用户及其互动形成了一个庞大的图结构，其中节点代表用户或内容，边则表示互动关系如点赞、评论或转发。利用 GNNs，可以有效地对这些复杂的关系进行建模，识别出潜在的虚假信息传播路径。在分析谣言传播时，GNNs 能够根据用户的社交行为和历史记录，预测哪些用户更有可能成为虚假信息的传播者，从而提前采取措施进行干预。通过结合文本分析技术，GNNs 还可以同时处理多模态数据，增强模型的鲁棒性和准确性。

进一步来看，GNNs 在处理异质图数据方面的能力也为其在虚假信息检测中的应用提供了支持。社交媒体平台上的数据通常是多样化的，包括用户属性、内容类型以及互动形式等多种维度的信息。GNNs 能够灵活地处理这种异质性，通过学习不同

类型的节点和边之间的相互作用，来更好地理解整个社交网络的动态变化。这种方法不仅有助于提高虚假信息检测的精度，还能揭示隐藏在表象之下的深层次信息传播规律。在某些情况下，虚假信息可能通过看似不相关的用户群体间接传播，而 GNNs 则有能力强发现这些隐蔽的传播链条，为制定针对性的防控策略提供依据。

将 GNNs 应用于实际的虚假信息检测任务仍然面临一些挑战。其中之一是如何高效地构建和维护大规模的图结构数据集，特别是在面对实时更新的需求时。由于社交媒体数据的高度动态性和不确定性，如何确保模型的稳定性和泛化能力也是一个关键问题。随着计算资源的不断进步和算法的持续优化，这些问题正在逐步得到解决。未来的研究有望进一步探索 GNNs 与其他先进技术如深度学习、自然语言处理等的结合，以开发更加智能和高效的虚假信息检测系统。这不仅能够提升现有系统的性能，还将推动相关领域的技术创新和发展。

3 基于图结构的虚假信息检测模型设计与实现

基于图结构的虚假信息检测模型设计旨在利用图神经网络（GNNs）的优势，通过构建和分析社交媒体中的用户互动图来识别虚假信息。在这一过程中，关键步骤之一是数据预处理，包括从原始社交媒体数据中提取用户互动模式、内容特征以及时间戳等信息，并将其转化为适合图神经网络处理的图结构形式。具体来说，每个用户或帖子被表示为图中的节点，而用户之间的互动（如点赞、评论、转发）则作为边连接这些节点。为了增强模型的表现力，还可以引入额外的属性特征，例如用户的信誉评分、历史行为记录以及内容的情感倾向等。这些丰富的特征信息有助于提高模型对复杂传播模式的理解和识别能力。

在模型架构设计方面，选择合适的图神经网络结构至关重要。一种常见的做法是使用图卷积网络（GCNs），它能够有效地聚合邻居节点的信息并更新节点表示。还可以结合注意力机制（Attention Mechanism），使模型能够在不同邻居之间分配不同的权重，从而更好地捕捉重要的交互关系。为了进一步提升模型的泛化能力和鲁棒性，可以采用图池化技术（Graph Pooling）对图结构进行降维，提取更具代表性的全局特征。针对虚假信息检测任务的具

体需求,设计适当的损失函数也是不可忽视的一环。可以通过加权交叉熵损失函数来平衡正负样本之间的不平衡问题,或者引入对抗训练方法以增强模型的抗干扰能力。

实现阶段涉及多个技术细节和优化策略。需要考虑如何高效地存储和处理大规模图数据,这通常涉及到分布式计算框架的应用,如 ApacheSpark 或 DGL (Deep Graph Library)。为了确保模型的实时性和可扩展性,可以采用增量学习的方法,即在已有模型基础上不断加入新的数据进行更新,而不是每次都从头开始训练。模型评估也是整个设计流程中不可或缺的一部分,通过在真实数据集上进行严格的测试和验证,可以全面评估模型的性能,并根据反馈进行必要的调整和优化。一个精心设计和实现的基于图结构的虚假信息检测模型将显著提升社交媒体平台的安全性和可信度。

4 实验结果分析与讨论

在实验设计阶段,我们选择了一系列公开的社交媒体数据集进行测试,这些数据集涵盖了不同类型的虚假信息传播案例,包括政治谣言、健康误导和商业欺诈等。通过与传统方法如基于文本特征的机器学习模型和支持向量机(SVM)进行对比,结果显示基于图神经网络(GNNs)的方法在检测准确性上有显著提升。GNNs 能够有效捕捉用户互动模式中的复杂关系,识别出传统方法难以发现的隐蔽传播路径。实验还验证了引入注意力机制和图池化技术对模型性能的积极影响,尤其是在处理大规模异质图数据时,这些技术能够显著提高模型的鲁棒性和泛化能力。通过对不同特征组合的实验分析,我们也发现结合用户行为属性和内容特征的多模态输入进一步增强了模型的表现。

为了全面评估模型的性能,我们采用了多种评价指标,包括准确率、召回率、F1 分数以及 AUC 值。在大多数情况下,基于 GNNs 的模型在各项指标上均优于现有方法。特别是在高噪声环境下,该模型依然保持了较高的稳定性和可靠性。我们还进行了跨平台的实验,以检验模型在不同社交媒体平台上的适用性。尽管各平台的数据结构和用户行为模式存在差异,但经过适当调整后的 GNNs 模型仍能展现出良好的适应性和通用性。这不仅证明了图神经网络在虚假信息检测中的潜力,也为实际应用提供

了有力支持。实验中也发现了模型在某些特定场景下表现不佳的情况,例如当虚假信息通过极其复杂的传播链路进行传播时,模型的检测效果有所下降。

讨论部分重点探讨了模型的局限性和未来改进方向。尽管 GNNs 在捕捉复杂关系方面表现出色,但在处理超大规模图数据时,计算资源的需求成为一大挑战。优化模型的计算效率和可扩展性是未来研究的重要方向之一。当前模型主要依赖于历史数据进行训练,对于实时更新的动态数据适应能力有限。探索增量学习和在线学习策略,使模型能够在不断变化的数据环境中持续进化,将是一个值得深入研究的课题。如何更好地融合多源异构数据,提升模型对多样化虚假信息形式的识别能力,也是未来工作的一个重要方向。通过不断地技术创新和实践探索,基于图结构的虚假信息检测模型有望在未来发挥更大的作用,为维护网络安全和社会稳定提供坚实的技术支撑。

5 结语

本文深入探讨了社交媒体中基于图神经网络的虚假信息检测方法,通过分析当前虚假信息传播现状与挑战,阐述了图神经网络在这一领域的应用潜力,并详细介绍了基于图结构的虚假信息检测模型的设计与实现过程。所提出的模型在准确性、鲁棒性和泛化能力等方面均表现出色,为解决社交媒体中的虚假信息问题提供了新的思路和工具。尽管取得了一定成果,但未来仍需进一步优化模型的计算效率和适应动态数据的能力,以应对不断变化的信息环境。

参考文献

- [1] 陈晓明,刘伟.社交媒体中虚假信息传播机制研究[J].计算机科学,2022,49(3):1-8.
- [2] 高翔,杨帆.图神经网络及其在社交网络分析中的应用[J].数据分析与知识发现,2021,5(7):23-30.
- [3] 赵文博,王丽娜.多模态深度学习在虚假信息检测中的应用[J].信息技术与网络安全,2023,41(2):12-19.
- [4] 孙强,黄勇.基于图卷积网络的虚假新闻检测模型[J].计算机工程与应用,2020,56(10):45-52.
- [5] 钱程,林峰.社交媒体虚假信息传播路径识别技术综述[J].情报杂志,2022,41(5):102-109.

[6] 方磊,徐静.异质图神经网络在复杂网络分析中的应用研究[J].计算机学报,2019,42(1):1-10.

[7] 马超,李明.基于注意力机制的图神经网络优化策略[J].软件学报,2021,32(4):100-108.

[8] 郭亮,罗辉.社交媒体内容推荐系统中的虚假信息过滤方

法[J].电子学报,2018,46(6):1200-1207.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

