

图神经网络在网络拓扑结构异常检测与故障预测中的应用

肖琛

泰山科技学院, 山东 泰安 271000

DOI: 10.61369/SSSD.2025200010

摘 要： 随着信息技术的飞速发展，各类复杂网络系统的规模与复杂性急剧增加，其拓扑结构的稳定性和可靠性对系统的正常运行至关重要。网络拓扑结构异常与故障不仅可能导致服务中断、数据丢失，甚至可能引发严重的安全事故与经济损失。因此，如何高效、精准地检测网络拓扑结构中的异常并预测潜在故障，成为当前网络管理领域亟待解决的关键问题。基于此，笔者将在本文中深入分析图神经网络在网络拓扑结构异常检测与故障预测中面临的挑战，并结合问题提出相应的优化策略，希望能为读者提供一些参考与帮助。

关 键 词： 图神经网络；网络拓扑结构；故障预测

Application of Graph Neural Networks in Anomaly Detection and Fault Prediction of Network Topological Structures

Xiao Chen

Taishan University of Science and Technology, Tai'an, Shandong 271000

Abstract： With the rapid development of information technology, the scale and complexity of various complex network systems have increased sharply. The stability and reliability of their topological structures are crucial to the normal operation of the systems. Anomalies and faults in network topological structures may not only lead to service interruptions and data loss but also trigger serious safety accidents and economic losses. Therefore, how to efficiently and accurately detect anomalies in network topological structures and predict potential faults has become a key issue urgently needing to be solved in the field of network management. Based on this, the author will deeply analyze the challenges faced by graph neural networks in anomaly detection and fault prediction of network topological structures, and propose corresponding optimization strategies combined with the problems, hoping to provide some references and help for readers.

Keywords： graph neural networks; network topological structures; fault prediction

引言

在数字化浪潮席卷全球的当下，各类复杂网络系统已成为现代社会运转不可或缺的基石，广泛渗透于通信、能源、交通、金融等众多关键领域。通信网络承载着海量的数据传输任务，保障着信息的即时流通与共享。这些网络系统的规模日益庞大，结构愈发复杂，彼此之间的关联性与依赖性也不断增强^[1]。网络拓扑结构作为网络系统的基础架构，犹如建筑的骨架，决定了网络的性能、可靠性和安全性。稳定的拓扑结构是网络正常运行的前提条件，一旦拓扑结构出现异常或发生故障，就可能引发一系列的严重后果。因此，及时、准确地检测网络拓扑结构中的异常并预测潜在故障，对于保障网络系统的稳定运行、提高服务质量、降低经济损失和维护社会安全具有至关重要的意义^[2]。

一、图神经网络在网络拓扑结构异常检测与故障预测中面临的挑战

（一）数据层面挑战

在网络拓扑结构异常检测与故障预测场景中，获取大量准确标注的数据是一项极具挑战性的任务。以大型通信网络为例，要

明确标注出每个节点或链路是否处于异常状态或即将发生故障，需要专业的网络工程师投入大量时间和精力进行监测、分析和判断。而且，网络环境复杂多变，不同时间段、不同业务负载下的异常表现可能不同，这进一步增加了标注的难度和成本。由于网络拓扑结构的复杂性和异常故障的多样性，即使是有经验的专家也可能在标注过程中出现主观判断的偏差。例如，某些潜在的、

隐蔽的异常模式可能被误判为正常情况，或者一些看似异常的现象实际上是由网络正常调整引起的，这种标注的不准确性会严重影响图神经网络模型的训练效果和性能评估。除此之外，实际网络环境中，采集到的数据往往包含大量的噪声。这些噪声可能来自数据采集设备的误差、网络传输过程中的干扰以及其他不可控因素。例如，在传感器监测网络节点状态时，传感器可能受到电磁干扰，导致采集到的数据出现波动或错误。噪声数据会干扰图神经网络对正常网络拓扑结构和异常故障特征的学习，使模型产生过拟合或欠拟合现象，降低检测和预测的准确性^[3]。

（二）模型层面挑战

随着网络规模的不断扩大，网络中的节点和边数量急剧增加，图结构变得越来越复杂。传统的图神经网络模型在处理大规模网络时，面临着计算资源和时间的巨大挑战。例如，在一个拥有数百万甚至数十亿个节点的全球通信网络中，图神经网络模型需要在巨大的图上进行特征聚合和消息传递操作，计算复杂度呈指数级增长，导致训练和推理时间过长，无法满足实际应用中对实时性的要求。

不同规模的网络具有不同的拓扑结构和特征，图神经网络模型需要具备良好的可扩展性，以适应各种规模的网络。然而，现有的模型往往针对特定规模的网络进行设计和优化，当网络规模发生变化时，模型的性能可能会大幅下降。例如，一个在小规模网络中表现良好的图神经网络模型，在应用到大规模网络时，可能由于无法有效处理增加的节点和边信息，导致检测和预测的准确性降低。

（三）应用层面挑战

在实际应用中，接口不兼容是一个十分常见的问题，这是因为现有的网络管理系统通常具有特定的架构和接口标准，而图神经网络模型作为一种新兴的技术，其接口和实现方式与传统的网络管理系统存在较大差异。例如，一些网络管理系统使用基于 SNMP 的接口进行数据采集和管理，而图神经网络模型可能需要特定的数据格式和交互方式。这种接口不兼容的问题使得将图神经网络模型集成到现有的网络管理系统中变得困难重重，需要进行大量的接口开发和适配工作。另外，图神经网络模型的训练和推理过程通常需要大量的计算资源，包括高性能的 CPU、GPU 以及充足的内存。在实际应用中，为了满足网络拓扑结构异常检测与故障预测的实时性要求，需要在短时间内完成对大规模网络数据的处理和分析。然而，受限于硬件资源的限制，很难在保证实时性的同时，为图神经网络模型提供足够的计算资源。例如，在一个大型数据中心网络中，需要实时监测数万个节点的状态，如果使用复杂的图神经网络模型进行异常检测，可能会导致计算延迟，无法及时发出预警。

二、图神经网络在网络拓扑结构异常检测与故障预测应用中的优化策略

（一）数据标注与增强

在图神经网络应用于网络拓扑结构异常检测与故障预测时，

数据标注与增强是优化模型性能的关键环节。数据标注方面，鉴于人工标注成本高且易出现偏差，可探索半监督学习方法。例如，先利用少量专家标注的精准数据训练初始模型，再让模型对大量未标注数据进行预测，挑选出预测置信度高的样本，经专家复核后加入训练集，逐步扩大标注数据规模，降低标注成本的同时提高标注准确性。同时，采用主动学习策略，让模型自主选择对性能提升最有帮助的未标注数据进行标注请求，进一步提升标注效率。

在数据增强上，针对网络拓扑结构的动态性和复杂性，可通过随机添加或删除节点、边来模拟网络拓扑的微小变化，让模型学习到更鲁棒的特征。以社交网络为例，随机“冻结”部分用户节点或“建立”新的好友关系，丰富模型对不同网络状态的认知。在节点特征层面，采用特征扰动、特征组合等方法，生成多样化的节点特征样本，增强模型对噪声数据和特征变化的适应能力。例如，对网络设备的流量特征进行一定幅度的随机波动处理，使模型在面对实际网络中流量数据的正常波动时，仍能准确识别异常。通过这些数据标注与增强策略，为图神经网络模型提供更丰富、准确且具有代表性的训练数据，有效提升模型在网络拓扑结构异常检测与故障预测中的准确性和鲁棒性。

（二）数据隐私保护

在网络拓扑结构异常检测与故障预测场景中，数据隐私保护至关重要，因为网络数据往往包含敏感信息，如用户通信记录、企业网络架构等。为保障数据隐私，可采用联邦学习框架。联邦学习允许不同网络节点或机构在本地进行模型训练，仅将训练后的模型参数更新上传到中心服务器进行聚合，而原始数据始终保留在本地。例如，多个不同地区的通信网络运营商，各自在本地数据上训练图神经网络模型，将模型参数加密后发送到中心服务器，服务器聚合这些参数得到全局模型，再反馈给各运营商。这种方式既实现了模型在多元数据上的协同训练，又避免了原始数据的泄露，保护了各参与方的数据隐私。此外，差分隐私技术也可应用于数据隐私保护。在数据预处理或模型训练过程中，通过添加适量的噪声来模糊个体数据信息，使得攻击者无法从输出结果中准确推断出特定个体的数据。例如，在计算网络节点的特征统计信息时，加入随机噪声，使输出的统计结果在保证一定精度的同时，隐藏单个节点的敏感信息。通过结合联邦学习与差分隐私等技术，在确保数据隐私安全的前提下，充分利用多元网络数据进行图神经网络模型的训练和优化，提升模型在网络拓扑结构异常检测与故障预测中的性能，推动模型在实际网络环境中的安全应用。

（三）模型架构改进

为优化图神经网络在网络拓扑结构异常检测与故障预测中的表现，一方面可以引入注意力机制。传统图神经网络在聚合邻居节点信息时，对所有邻居节点一视同仁，而注意力机制可根据节点之间的重要性动态分配权重。例如，在网络拓扑结构中，某些关键节点对周围节点的影响更大，注意力机制能够赋予这些关键节点更高的权重，使模型更聚焦于重要信息，提高对异常和故障的检测能力。另一方面，还可以采用多尺度图神经网络架构。网

络拓扑结构具有多层次的特性，从局部的节点邻域到全局的网络结构都包含重要信息。多尺度图神经网络通过在不同尺度上对图结构进行建模和分析，能够同时捕捉局部和全局的特征。例如，在小尺度上关注节点的直接邻居信息，用于检测局部异常；在大尺度上分析整个网络的拓扑结构，用于预测全局故障趋势。这种多尺度的建模方式类似于用不同倍数的显微镜观察物体，从微观到宏观全面了解网络拓扑结构，有效提升模型对复杂网络异常和故障的检测与预测能力，使模型能够更全面、准确地理解网络状态，做出更可靠的决策。

（四）与现有系统集成

将神经网络模型集成到现有网络管理系统中，是提高其应用效果的一条重要路径。在接口适配方面，通过开发标准化的数据接口，能够使图神经网络与现有网络管理系统进行无缝数据交互，确保模型能够从网络管理系统中获取所需的网络拓扑结构数据以及节点状态信息等，同时将模型的检测和预测结果以清晰、易理解的方式反馈给系统。在架构融合上，可以采用微服务架构将图神经网络模型封装为独立的微服务，通过 RESTful API 或消息队列等方式与现有网络管理系统进行集成。微服务架构具有高内聚、低耦合的特点，便于模型的部署、维护和升级。例如，将图神经网络模型部署为一个独立的容器化微服务，当网络管理系统需要调用模型进行异常检测或故障预测时，通过发送 HTTP 请求到模型微服务的 API 接口，获取相应的结果。这种集成方式既不会对现有网络管理系统的架构造成大的改动，又能充分发挥图神经网络模型的优势，实现两者的协同工作，提高网络管理的智能化水平。

（五）评估指标体系完善

完善评估指标体系对于准确衡量图神经网络模型在网络拓扑结构异常检测与故障预测中的性能至关重要。传统的评估指标如准确率、召回率等，虽然在一定程度上能够反映模型的性能，但在实际应用中仍然存在局限性。在网络异常检测场景中，应引入异常检测率、误报率等指标。异常检测率衡量模型能够正确检测出的异常样本占总异常样本的比例，误报率则表示模型将正常样本误判为异常样本的比例。例如，在一个大规模通信网络中，异常检测率越高，意味着模型能够及时发现更多的潜在异常情况，保障网络的稳定运行；而误报率越低，则可减少不必要的网络维护和排查工作，降低运营成本。

三、结语

综上所述，在信息技术飞速发展的当下，各类复杂网络系统的规模与复杂性与日俱增，图神经网络作为新兴技术，在网络拓扑结构异常检测与故障预测领域展现出巨大潜力，但也面临着数据、模型与应用层面的诸多挑战。为此，本文从数据标注与增强、数据隐私保护、模型架构改进、与现有系统集成以及评估指标体系完善等多维度，深入分析了提高图神经网络在网络拓扑结构异常检测与故障预测中应用效果的有效路径。未来，随着技术的不断演进和实践的深入探索，图神经网络有望在该领域取得更为显著的突破，为保障各类复杂网络系统稳定运行、提升网络管理智能化水平贡献出一份力量。

参考文献

[1] 张亦弛. 基于图神经网络的工业信息物理系统异常检测与弹性控制方法研究 [D]. 中南大学, 2023.
[2] 赵曦滨, 梁若舟, 高跃. 基于聚类图神经网络的网络安全异常检测算法和检测系统 :202011090335[P].[2025-04-29].
[3] 张旭. 基于图神经网络异常环境下的通信协议安全性研究 [D]. 黑龙江大学, 2024.