

神经网络驱动的宽带网络故障溯源与虚拟化资源智能分配分析

王孝义

中国电子科技集团公司第十五研究所, 中国·北京 100083

摘要: 随着网络规模的不断扩大和服务类型的多样化, 网络故障呈现出隐蔽性强、关联性强、传播迅速的特点, 传统的基于规则和人工经验的错误检测方法在响应时效和定位精度上逐渐显现出不足。同时, 随着网络功能虚拟化技术的普及, 资源共享和动态调度成为可能, 但其仍然面临着负载波动难以预测、资源冲突频繁等瓶颈问题。利用神经网络在非线性映射和模式识别等方面的强大优势, 可为复杂网络环境中故障的智能溯源和资源优化配置提供新的技术途径。将神经网络深度嵌入宽带网络运行维护系统中, 实现由被动响应向主动预知的范式转变, 是网络智能演化的重要发展趋势。

关键词: 神经网络驱动; 宽带网络故障溯源; 虚拟化资源智能分配

Neural network-driven broadband network fault traceability and intelligent virtualized resource allocation analysis

Wang Xiaoyi

The 15th Research Institute Of China Electronics Technology Group Corporation, China Beijing 100083

Abstract: With the continuous expansion of network scale and the diversification of service types, network failures exhibit characteristics of strong concealment, strong correlation, and rapid propagation. error detection methods based on rules and manual experience are gradually showing deficiencies in response timeliness and localization accuracy. Meanwhile, with the popularization of network function virtualization technology, resource sharing and dynamic scheduling have become, but they still face bottleneck problems such as unpredictable load fluctuations and frequent resource conflicts. Leveraging the powerful advantages of neural networks in non-linear mapping and pattern recognition can provide a new technical approach intelligent fault traceability and resource optimization in complex network environments. Deeply embedding neural networks into broadband network operation and maintenance systems to achieve a paradigm shift from passive response to proactive anticipation is an development trend in the intelligent evolution of networks.

Keywords: Neural network-driven; Broadband network fault localization; Intelligent allocation of virtualized resources

0 引言

随着通信技术的发展, 网络运营管理向智能化转变已成为大势所趋。宽带网络体系结构复杂、服务需求多样化, 使得故障诊断实时性和精细化资源调度面临双重挑战。故障溯源需要从海量、多源异构的数据中快速发现根源并抑制其蔓延, 资源配置需要兼顾性能保证和代价控制之间的动态平衡。神经网络技术的成熟为解决这一难题提供一条可行的途径, 其自学习和自适应性可有效挖掘网络行为的内在规律, 为维护决策从经验驱动向数据驱动转变。因此, 探索神经网络与宽带网络运营管理深度融合机理, 对提高网络自治能力具有重要意义。

1 神经网络驱动的宽带网络故障溯源机制

1.1 基于时序特征的故障信号感知与特征提取

在正常情况下, 这些指标表现出相对稳定的周期波动规律, 但当故障发生时, 这些指标会发生突变, 趋势逆转, 异常波动等异常现象。传统的定门限报警规则很难捕捉到诸如光缆老化引起的 BER 缓慢增长、设备散热不佳导致的温升、路由回路引起的时延逐级增大等复杂故障征兆, 而这些渐进异常往往在到达临界点前被阈值规则所忽略。神经网络模型通过建立多维时序特征联合分布模型, 实现了在基线状态下的微小偏差识别^[1]。卷积神经网络可以提取网络指标短时滑动窗数据的局部特征, 捕捉指标间的瞬

时关联模式。长短期记忆网络 (LSTM) 可以模拟长期指标的演变趋势, 识别偏离历史规律的反常轨迹。将二者相结合, 即 CNN-LSTM 混合模型, 可以从空间维度提取多个指标间的关联特征, 从时间维度捕捉指标间的长期相关性, 实现故障早期预警, 具体见下图 1。在特征提取层次上, 不仅要考虑单个指标的绝对值变化, 还要考虑指标间的比例关系及相关性, 如端口流量降低导致 TCP 重传率增加, 则可能是链路拥塞, 而不是设备故障。当光功率降低时, 位错率会增加, 这可能是因为光学模组或光纤连结的问题。通过多维特征的联合分析, 神经网络可以从表面上看起来很正常的指标变化中发现故障征兆, 将故障发现时间窗口由“已发生”提前到“即将发生”。

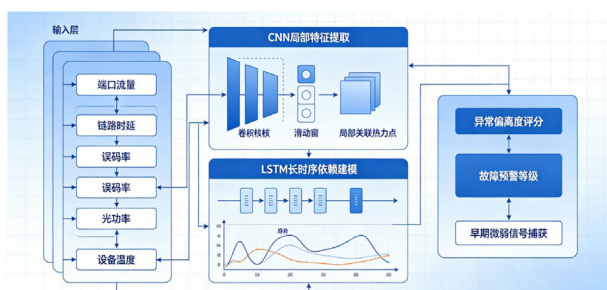


图1 CNN-LSTM混合故障早期感知模型结构示意图

1.2 基于图神经网络的故障传播路径推断

宽带网络是一种典型的图结构系统, 其中网元设备是节点, 物理或逻辑链接是边, 故障沿链路和设备之间的关系在图上传播。例如, 某一核心路由器延迟会导致多条下行链路 BGP 会话中断, 进而引发大量路由汇聚与流量再分配, 导致多个边缘节点 QoS 下降。在这种级联失效场景下, 多条警报同时出现, 使得运维人员很难从混乱的警报风暴中快速定位故障的根源。图神经网络 (GNN) 是一种自然适应于故障传播路径建模与溯源的工具。通过对图中节点及边的信息传递与聚集操作, GNN 可以了解故障在网络拓扑中的传播规律。具体而言, 将网络拓扑用图进行编码, 将各个节点的工作状态指标作为节点的特征矢量, 将链路的带宽、延时、错误率等作为边特征向量, 并将其应用到实际应用中。当报警事件发生时, GNN 模型将报警节点作为中心, 沿着网络拓扑连接向外扩展, 层层推演故障可能的传播路径^[2]。该模型利用注意力机制自动学习不同链接对故障传播的影响, 即某些链接是关键路径, 故障沿着该路径传播的可能性更大; 有些链接具有冗余保护, 错误传播被阻断的可能性更大。经过多次信息传递, 模型输出各节点为故障根原因的概率分布, 运维人员可以根据这些信息优先查找概率较大的节点。GNN 的优点是无需预

先定义错误传播规则, 而是通过历史错误案例自动学习传播模式, 可以应对未知类型的新错误。同时, GNN 还具有较强的拓扑适应性, 当网络扩展、设备升级、链路调整等引起网络拓扑变化时, 只需对新拓扑进行训练或微调, 即可适应新网络环境。

1.3 多源异构告警数据的关联分析与降噪

报警信息包括反映实际故障的根源性警报、衍生性警报、设备误报和瞬态干扰引起的噪声警报。在大规模网络中, 每分钟产生上千条报警, 而真正的根源性报警通常只占总报警数的十分之一。神经网络在多源异质告警数据关联分析、降噪等领域具有独特的优势。利用 Word2Vec、BERT 等自然语言处理技术, 将报警文本转化成固定长度的向量表示, 使得不同厂家的报警信息能够在同一语义空间内进行比较和聚类。利用自编码器结构实现报警序列的压缩与重构, 即自编码器在正常报警模式下学习数据分布特性, 当报警序列中含有非常态噪声报警时, 其重构误差将显著增加, 模型据此对其进行识别与滤波。基于图注意力网络, 建立报警间时空关联模型, 发现同一时段、相同拓扑区域的报警常具有因果关系, 孤立报警可能为噪音。该模型通过学习报警间的共存模式及时序关系, 将报警自动聚合为多个独立的故障根原因群^[3]。通过关联分析与降噪处理, 运维人员将面临的报警数由几千减少到几个, 大大降低人工分析的复杂性。这样的报警压缩比并不是以牺牲准确率为代价的, 通过对历史数据的训练, 神经网络可以识别出“重要信号”与“背景噪声”, 其去噪效果比传统的基于规则的报警压缩方法要好得多, 特别是对于未知类型的报警, 神经网络具有较强的泛化能力, 可以对未知报警类型进行合理的关联判断 (见表 1)。

表1 神经网络在故障溯源各环节的应用功能对比

应用环节	神经网络类型	输入数据类型	输出结果	核心优势
故障信号感知	CNN-LSTM	多维时序指标	异常偏离度评分	早期微弱信号捕获
传播路径推断	GNN	拓扑结构+节点状态	因概率分布	无需预定义规则
告警关联降噪	告警关联降噪	自编码器+GAT	故障事件簇	跨厂商语义对齐

2 虚拟化网络资源的智能分配与动态调度

2.1 基于深度强化学习的资源需求预测与预分配

网络功能虚拟化 (NFV) 是指在通用服务器上以软件方式运行传统硬件功能 (如防火墙、负载均衡器、DPI 等), 实现网络功能的灵活部署与灵活扩展。然而, 虚拟资源动态调度面临需求预测不准确、资源碎片化、扩展滞后等问题。深度强化学习 (DRL) 的出现为解决上述问

题提供新思路。智能体（资源调度器）观测当前网络状态（包括各虚拟网功能负载、资源利用率、服务级别协议履行等），执行行为（CPU、内存、带宽等），获取环境反馈信息（服务质量是否达标、资源浪费等），并以累计收益最大为目标对策略进行优化。在需求预测层次上，动态负荷模型通过深度神经网络学习历史负荷数据，识别负荷变化的周期规律及突发特性，实现对未来负荷需求的预测^[4]。相较于传统时间序列预测方法，动态距离学习具有预测和决策相耦合的特点，即预测结果直接引导资源预配置，预配置效果再反馈到预测模型中，从而实现预测—决策—反馈的闭环优化。在预分配阶段，该模型根据预测结果预先对各个虚拟网络功能进行预分配，避免由于负载激增而引起的资源争夺和服务降级问题。同时，通过合理的资源切片与碎片重组策略，降低虚拟实例频繁生成与销毁所带来的资源碎片化问题。该模型可在仿真环境下离线进行训练，模拟不同的负载场景与故障场景，使智能体在安全环境下积累经验，并将训练好的模型部署在实际网络上进行在线推理与调度。

2.2 多目标协同优化的资源动态调度策略

虚拟化环境下的资源调度面临着多重矛盾的问题：服务质量保证要求虚拟网络功能能够获得足够的资源来支持低延迟和高吞吐量的业务。资源利用要求尽可能少的闲置资源，降低运行成本，能耗优化要求在满足性能要求的情况下，最大限度地减少活跃服务器数目，从而达到节能的目的。三者之间存在着一种典型的权衡关系，即服务质量过高会造成资源浪费、能源消耗增加，而过度追求资源利用又会降低服务质量。传统的多目标优化方法（如加权重和、帕累托优化等）在处理高维动态网络环境时存在计算量大、实时性差等问题。基于神经网络的多目标协同优化方法，该体系结构由共享骨干网和若干个与任务相关的输出支路构成。其中，共享骨干网负责抽取网络当前状态下的共性特征表示，而各个输出支路分别对应服务质量保证、资源利用及能耗优化目标，分别输出当前状态下的最优行动方案。在模型训练过程中，对三个目标的损失函数进行动态加权组合，根据各目标当前的满意度来调整权重，当服务质量逼近违约阈值时，服务质量目标权重会自动增加，调度策略偏向于保证性能。在资源利用率较低的情况下，提高资源利用率目标的权重，并使调度策略偏向于整合资源。动态权值机制使得调度策略可以根据网络状态的实时变化自动调整优先权，避免极端情况下固定权值策略的失效问题^[5]，具体见下图 2。在调度执行层，模型输出执行策

略由 Kubernetes 等容器编排平台或 OpenStack 等虚拟基础设施管理器发布执行，实现虚拟网络功能的自动扩展与负载均衡。

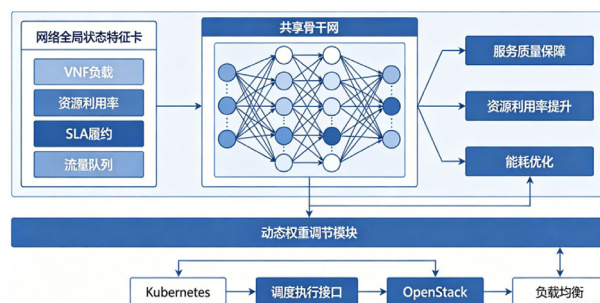


图2 多目标协同的虚拟化资源动态调度模型架构

2.3 边缘—核心协同的分布式资源分配架构

随着边缘计算技术的兴起，网络功能从核心数据中心转移到边缘节点，降低网络服务时延，降低骨干网络带宽压力。边缘节点资源容量远低于核心数据中心，边缘节点负载波动剧烈且难以预测，使得集中式资源调度框架很难满足边缘场景实时性需求。采用基于神经网络的分布式资源配置框架，将调度智能由中心向边缘分散，形成“中心整体优化+边缘局部决策”的两层协同机制，具体见图 3。在中心层次上，构建全局资源视图与长期趋势预测模型，统筹全局资源规划与跨域资源协同，如：根据历史数据与业务预测，确定边缘节点应预留多少计算与存储资源，并确定核心与边缘间各虚拟网功能的优化配置^[6]。在边层，每个边节点都配置一个轻量级局部调度模型，负责本地节点的资源实时分配与动态调整。采用知识提炼方法，将中心模型中的知识传递给中心模型（教师模型），对全局数据进行训练，输出软标签（各类排程行为概率分布），边模型（学生模型）与教师模型输出相匹配，从而在大幅降低模型容量与计算量的前提下，提高调度性能。边际模型只需要对本地节点的本地观测数据进行处理（例如本地节点的 CPU 负载、内存占用、流量队列长度等），实现毫秒级的调度决策，以满足边缘场景的低延迟需求。当边缘节点面临局部资源不足的负载高峰时，向中心发出资源请求，中心根据全局资源视图协调相邻节点执行资源借用和服务迁移。该结构可有效避免因中心节点集中调度所带来的单点失效风险与通讯瓶颈，同时利用中心—边协作机制实现全局资源的最优利用。分布式调度模型的更新采用联邦学习框架，即每个边节点通过局部数据增量训练模型，只上载模型参数梯度，中心节点通过聚合节点梯度值更新全局模型，并将更新后的模型分布到每个边节点。这种方法不仅可以保护边缘节点的商业数据隐私性，而且可以不

断地从新的场景中学习演化。

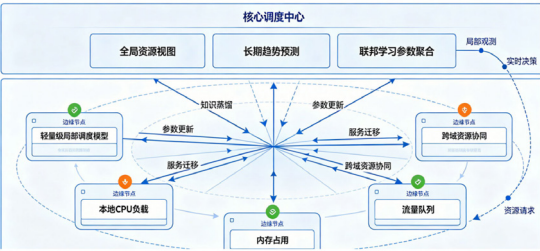


图3 边缘-核心协同的分布式资源分配架构示意图

3 结语

综上所述，基于神经网络的宽带网络智能化运维是提高网络服务质量和运行效率的重要途径。不仅可以缩短故障恢复时间，减少运维人力成本，还可以促进电网管理由粗放式向精细化、由被动向主动的根本性转变。未来，应深入开展基于神经网络的网络状态感知、异常行为预测等应用研究，探索多目标协同优化机制，推动智能运维体系与信息基础设施的有机融合，形成具有自感知、自诊断和自优化能力的网络化自治能力，为实现宽带网高可靠运行

和可持续发展奠定技术基础。

参考文献：

[1] 范琨，陈虎，耿岩. 宽带故障全天候实时智能化管控机器人研究及应用[J]. 邮电设计技术，2025(1):78-82.

[2] 李昂. 人工智能在宽带网络优化调度中的应用研究[J]. 中国宽带，2024,20(1):139-141.

[3] 李凡帆，周洁琼，庾玲. 基于精准关联提升宽带网络故障告知能力[J]. 上海信息化，2022(3):36-38.

[4] 陈丽君. 宽带网络维护过程中遇到的问题及措施[J]. 中国新通信，2021,23(22):145-146.

[5] 刘志征. 有线电视宽带网络故障处理新方法探究[J]. 中国有线电视，2020(5):585-586.

[6] 任雍. 微探广电有线宽带网络的常见故障及维护方法[J]. 电视指南，2018(4):223.

作者简介：王孝义（1995.11-），女，北京人，工程师，研究方向：大数据分析、模式识别。