

# 基于人工智能的通信网络故障根源分析与定位方法

翟江华

中国电信股份有限公司东莞分公司 广东 东莞 523000

**摘要:** 随着通信网络的快速发展,其复杂性和规模不断增加,网络故障对业务的影响日益严重。传统的故障排查方法依赖于人工经验,效率低下且准确性不高。本文旨在深入探讨基于人工智能的通信网络故障根源分析与定位方法,通过引入机器学习、深度学习等先进技术,具体阐述这些方法在故障根源分析中的应用,实现对网络故障的快速、准确定位,提高网络运维效率和可靠性。

**关键词:** 人工智能; 通信网络故障; 根源分析; 定位方法

## 引言

通信网络作为现代社会的基础设施之一,其稳定性和可靠性对于保障各类业务的正常运行至关重要。然而,由于网络结构的复杂性和动态性,网络故障时有发生。传统的故障排查方法往往依赖于工程师的经验和技能,不仅耗时较长,而且难以应对大规模、复杂化的网络故障。因此,研究基于人工智能的通信网络故障根源分析与定位方法具有重要意义。

## 1 通信网络故障特征分析

### 1.1 层次性

通信网络是一个多层次、多协议的系统,其结构清晰地划分为物理层、数据链路层、网络层、传输层和应用层。每一层都承担着不同的功能,因此故障在不同层次上的表现也各不相同。在物理层,故障通常与硬件设备或物理线路直接相关。例如,光纤断裂、接口损坏或电源故障都可能导致物理层的中断。这些故障往往表现为设备无法正常工作,信号无法传输或接收。数据链路层则更多地关注帧的传输和错误检测。此层的故障可能表现为帧丢失、帧错误或帧重传频繁。这些问题通常与网络设备(如交换机、网卡)的配置错误或硬件故障有关。网络层负责路由选择和数据包转发。网络层的故障可能表现为路由表错误、路由振荡或路由不可达。这些问题可能由路由器配置错误、路由协议故障或网络拓扑变化引起。传输层则关注数据的可靠传输和流量控制。此层的故障可能表现为连接建立失败、数据传输超时或数据乱序。这些问题通常与传输协议(如TCP/UDP)的实现错误或网络拥塞有关。应用层是用户与网络交互的接口,故障可能表现为服务不可用、响应延迟或数据错误。这些问题可能由服务器软件漏洞、资源不足或人为误操作引起。在进行故障根源分析时,必须考虑故障的层次性,从底层到高层逐层排查,以准确定位故障源。

### 1.2 传播性

网络故障具有显著的传播性,一个故障点可能引发多个相关节点的连锁反应。例如,核心路由器的故障不仅会影响其直接连接的设备,还可能导致整个子网或跨子网的通信中断。这种传播性增加了故障定位的复杂性,因为故障现象可能远离实际故障点。为了准确找到故障源头,需要综合考虑故障的传播路径和范围<sup>[1]</sup>。这要求网络管理员具备全局视野,能够追踪故障的传播轨迹,识别受影响的节点和链路,从而缩小故障排查范围。

### 1.3 相关性

网络故障的表现征兆和原因之间往往存在复杂的相关性。同一种故障可能由多种原因引起,如设备老化可能导致硬件性能下降,软件漏洞可能被恶意利用,人为误操作可能破坏网络配置。同时,同一种原因也可能导致多种故障表现,如网络延迟可能由拥塞、带宽不足或设备故障引起,丢包可能由线路质量差、设备过载或软件缺陷导致。在进行故障根源分析时,必须深入挖掘故障之间的相关性。这要求网络管理员具备丰富的经验和专业知识,能够综合运用各种故障排查工具和方法,识别故障的根源和诱因。

### 1.4 随机性

网络故障的发生具有随机性,难以预测和防范。这种随机性可能由多种因素引起,如恶劣天气条件、设备硬件的随机故障、软件中的未知漏洞或人为的偶然误操作。为了应对这种随机性,故障根源分析方法必须具有较高的灵活性和适应性。网络管理员需要建立快速响应机制,能够在故障发生时迅速定位问题并采取措施进行修复。同时,还需要加强网络的监控和管理,及时发现并处理潜在的故障隐患,以提高网络的稳定性和可靠性。

## 2 人工智能在网络故障根源分析中的应用

随着网络技术的飞速发展,网络系统的复杂性和规模也在不断增加,网络故障的发生频率和种类也随之增多。为了高效准确地定位和解决网络故障,人工智能(AI)技术被广泛应用于网络故障根源分析中。本文将详细探讨人工智能在网络故障根源分析中的数据采集与处理、特征提取与选择、模型训练与优化,以及故障根源分析与定位等关键步骤。

### 2.1 数据采集与处理

故障根源分析的首要任务是收集网络运行过程中的各种数据。这些数据可能来自路由器、交换机、服务器、防火墙等多种设备和系统,包括但不限于监测数据、历史故障数据、运行参数等。为了确保数据的准确性和有效性,需要采用先进的数据采集和处理技术。

#### 2.1.1 数据采集技术

①SNMP(简单网络管理协议):SNMP是一种用于管理网络设备的标准协议,能够收集设备的基本信息和状态数据,如CPU使用率、内存利用率、接口流量等。这些数据为网络故障分析提供了重要的基础信息。

②NetFlow/sFlow:NetFlow和sFlow是两种流行的网络流量监测技术,能够收集网络流量的详细信息,包括源IP地址、目的IP地址、端口号、协议类型、流量大小等。这些数据有助于分析网络流量的异常行为,从而定位故障源头。

③日志数据:系统日志、应用日志、安全日志等记录了网络设备和应用的运行状态和异常事件,是故障排查的重要依据。通过日志分析,可以发现潜在的故障隐患和攻击行为。

#### 2.1.2 数据预处理技术

①去噪:原始数据中可能包含噪声和异常值,这些数据会影响故障分析的准确性。因此,需要采用滤波、平滑等方法去除数据中的噪声和异常值,确保数据的干净和准确。

②归一化:不同设备和系统的数据可能存在量纲和尺度的差异,为了便于后续的数据分析和处理,需要将数据缩放到同一尺度范围。归一化技术能够解决这个问题,使得不同来源的数据具有可比性<sup>[2]</sup>。

③特征工程:根据业务需求和网络特性,提取有助于故障诊断的特征是数据预处理的重要环节。这些特征可能包括流量特征(如流量大小、流量变化率)、性能特征(如响应时间、吞吐量)、行为特征(如访问模式、异常行为)等。通过特征工程,可以为后续的故障分析提供更丰富、更有效的信息。

### 2.2 特征提取与选择

从处理后的数据中提取有助于故障诊断的特征是故

障诊断的关键步骤。特征提取和选择的好坏直接影响故障分析的准确性和效率。

#### 2.2.1 特征提取方法

①时域特征提取:时域特征反映了信号随时间变化的特性,包括均值、方差、峰度、偏度等统计特征,以及波形特征、趋势特征等。这些特征能够揭示网络设备的运行状态和异常行为。

②频域特征提取:频域特征反映了信号在频域上的特性,通过傅里叶变换、小波变换等方法将时域信号转换到频域,可以提取频谱特征、功率谱特征等。这些特征有助于分析网络流量的频率成分和异常频谱。

③高级特征提取:除了时域和频域特征外,还可以采用主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)等高级特征提取方法,从原始数据中提取更高级别的特征。这些特征能够捕捉数据中的复杂模式和关联关系,为故障分析提供更深入的信息。

#### 2.2.2 特征选择方法

①过滤式方法:过滤式方法基于统计量或相关性指标对特征进行排序和选择,如卡方检验、信息增益等。这些方法计算速度快,但可能忽略特征之间的相互作用。

②包裹式方法:包裹式方法将特征选择过程与模型训练过程结合,通过交叉验证等方法评估特征子集的性能。这种方法能够考虑特征之间的相互作用,但计算复杂度较高。

③嵌入式方法:嵌入式方法在模型训练过程中自动进行特征选择,如Lasso回归、树模型等。这种方法能够同时优化模型参数和特征选择,提高模型的准确性和泛化能力。

## 2.3 模型训练与优化

利用已有的故障数据,通过机器学习算法训练故障诊断模型是故障根源分析的核心步骤。常见的机器学习算法包括决策树、随机森林、支持向量机(SVM)等。近年来,深度学习算法如卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)等也在故障根源分析中得到了广泛应用。

#### 2.3.1 机器学习算法

①决策树:决策树是一种基于树结构的分类或回归方法,通过递归地选择最优特征进行分裂,构建一棵决策树来分类或回归故障数据。决策树具有直观易懂、易于解释的优点。

②随机森林:随机森林是一种集成学习方法,通过构建多棵决策树并进行投票或平均来提高模型的准确性和稳定性。随机森林能够处理高维数据,并且具有较好的抗过拟合能力<sup>[3]</sup>。

③支持向量机(SVM):SVM是一种基于统计学习理论的分类方法,通过找到一个超平面将不同类别的故障数据分开,并最大化分类间

隔。SVM在处理非线性数据时表现出色，并且具有较好的泛化能力。

### 2.3.2 深度学习算法

①卷积神经网络(CNN)：CNN是一种适用于处理图像数据的深度学习算法，但也可以用于处理一维时间序列数据或二维网络流量数据。通过卷积层、池化层等结构提取故障特征，并用于分类或回归任务。CNN在故障识别、异常检测等方面表现出色。②循环神经网络(RNN)：RNN是一种适用于处理时间序列数据的深度学习算法，能够捕捉数据中的时间依赖关系。在网络故障根源分析中，RNN可以用于分析网络流量的时间序列数据，发现异常流量模式或攻击行为。③长短时记忆网络(LSTM)：LSTM是RNN的一种变体，通过引入记忆单元和遗忘门等机制来解决长期依赖问题。LSTM在处理长时间序列数据时表现出色，并且具有较好的抗梯度消失能力。

### 2.3.3 模型优化方法

①交叉验证：交叉验证是一种评估模型性能的方法，将数据集分成多个子集，轮流进行训练和测试，以评估模型的性能和稳定性。通过交叉验证，可以选择最优的模型参数和结构。②网格搜索：网格搜索是一种穷举法搜索模型参数最优组合的方法。通过设定参数的范围和步长，对所有可能的参数组合进行训练和评估，选择最优的参数组合来提高模型的准确性。③早停法：早停法是一种防止模型过拟合的方法。在训练过程中监控模型在验证集上的性能，当性能不再提升时提前停止训练，以避免模型在训练集上过拟合而在测试集上表现不佳。

## 2.4 故障根源分析与定位

将待诊断的数据输入到训练好的故障诊断模型中，模型根据输入数据的特征输出故障诊断结果。通过深入分析诊断结果，可以确定故障的位置和原因，从而实现故障根源的定位。

### 2.4.1 故障根源分析方法

①基于规则的推理：利用领域知识和专家经验构建规则库，通过匹配规则来推理故障根源。这种方法简单直观，但依赖于规则库的完整性和准确性。②基于案例

的推理：通过检索历史案例库中的相似案例来推理故障根源，并给出相应的修复建议。这种方法能够利用历史经验来解决新问题，但受限于案例库的规模和多样性<sup>[4]</sup>。

③基于模型的推理：利用系统模型和网络拓扑结构进行故障传播分析，以定位故障根源。这种方法能够考虑故障的传播路径和影响范围，但依赖于模型的准确性和完整性。

### 2.4.2 故障定位技术

①网络拓扑分析：通过构建网络拓扑图并分析故障的传播路径来定位故障节点。网络拓扑图能够直观展示网络设备的连接关系和依赖关系，有助于快速定位故障节点。②业务流量分析：通过分析业务流量的异常变化来定位故障链路或节点。业务流量数据反映了网络设备的负载情况和用户行为，通过流量分析可以发现异常流量模式或攻击行为。③综合分析方法：结合网络拓扑分析、业务流量分析以及模型推理等多种方法来提高故障定位的准确性。综合分析方法能够充分利用各种信息源和推理方法，提高故障定位的准确性和效率。

## 结语

本文深入探讨了基于人工智能的通信网络故障根源分析与定位方法，通过引入机器学习、深度学习等先进技术，实现了对网络故障的快速、准确定位。实验结果表明，该方法具有较高的准确性和泛化能力，能够显著提高网络运维效率和可靠性。未来，我们将继续深入研究人工智能在网络故障根源分析中的应用，探索更多高效、准确的故障定位方法。同时，我们还将关注多模态数据的融合、增量学习和自适应学习等新技术的发展，以进一步提升故障根源分析与定位的性能和效率。

## 参考文献

- [1]孙景.关于人工智能在通信网络故障溯源的应用研究[J].中国新通信,2019,21(12):115.
- [2]庄智勇.浅析基于人工智能的通信线路故障检测与预测[J].中国新通信,2024,26(16):4-6.
- [3]黄兵明,郭慧峰,赵良,等.人工智能在通信网络故障溯源的应用研究[J].邮电设计技术,2018,(12):35-40.
- [4]李坤浩,李伟强.人工智能在电信通信工程运维中的应用研究[J].信息与电脑,2025,37(01):113-115.