

人工智能驱动的网络工程故障诊断与云计算资源调度分析

王贾琳

中国电子科技集团公司第十五研究所, 中国·北京 100083

摘要: 目前, AI (人工智能) 技术和云计算得到广泛应用, 特别是在新时期背景下, 企业想要实现智能化办公离不开人工智能做支撑。但在实践过程中, 基于开放网络不确定性, 安全问题面临严峻挑战, 基于此, 如何利用人工智能提升网络工程故障诊断准确性, 以及优化云计算资源调度降低运维成本成为重要议题, 旨在从根本上促进良性网络运维环境循环。

关键词: 人工智能; 网络工程; 故障诊断; 云计算; 资源调度

Artificial intelligence-driven network engineering fault diagnosis and cloud computing resource scheduling analysis

Wang Jialin

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

Abstract: Currently, AI (Artificial Intelligence) technology and cloud computing are widely applied, especially in the context of the new era. For enterprises to achieve intelligent office operations, AI support is indispensable. However, in practical applications, due to the uncertainty of open networks, security issues pose severe challenges. Based on this, how to utilize AI to enhance the accuracy of network engineering fault diagnosis and optimize cloud computing resource scheduling to reduce operation and maintenance costs has become an important topic, aiming to fundamentally promote a virtuous cycle of network operation and maintenance environment.

Keywords: Artificial intelligence; Network engineering; Fault diagnosis; Cloud computing; Resource scheduling

0 引言

在新形势下, 网络工程对数据处理能力、算力提出更高要求, 传统的自动化运算规则以及人工巡查诊断已无法适应网络规模化发展, 从而出现故障识别不准确、响应延迟等现象。主要体现在网络链路是媒介传输的重要枢纽, 然而突发性任务、峰谷期算力骤增仅是依靠人工排查是远远不够的, 还需要人工智能提升故障恢复效率、合理调度云计算资源, 如机器学习、深度学习、大数据等, 使网络工程高效化。

1 人工智能驱动的网络工程故障诊断的实现策略

1.1 基于深度学习的网络故障诊断

深度学习在诊断网络故障过程中发挥至关重要作用, 其原理是构建历史数据模型, 以识别故障行为模式与设备行为模式, 以期通过迭代训练提取有价值特征。基于深度学习的神经网络一般结构如图 1 所示。举个例子, 将丢包、延迟、设备负荷以及网络流量纳入指标数据库, 然

后通过学习模型分析其故障形成规律、后果, 尤其是着重提取异形结构数据、非线性数据、高维数据的早期故障迹象, 旨在为后续故障预测、分类提供依据。具体而言, 面向异形化结构数据可以采用 CNN (卷积神经网络) 进行处理, 由于其具备强大的自主学习能力, 被监控的局部数据被视为一个时间单元, 进而通过 CNN 提取每个序列空间特征后, 形成多维语义信息。在 CNN 训练过程中, 异常数据能够被快速识别, 如网络响应慢、宽带流量瓶颈等, 这些弊端通过 CNN 自动学习能够归纳出不同故障模式类型, 以便后期发现故障异常能够快速锁定源头、判断故障类别。此外, LSTM 在网络故障诊断中展现出卓越性, 因为它不仅具备变种长短期记忆网络, 结合历史数据还能够预测潜在故障。具体来说, 对于数据中长期依赖关系 LSTM 具有较高敏锐性, 它可以通过设备运行参数、网络流量、硬件损耗等参数预测设备使用周期、故障类型。例如, 将时间序列嵌入到 LSTM 模型中有助于帮助技术人员监测设备可能出现故障时间进而发出警报, 为网络故障

防治奠定基础。

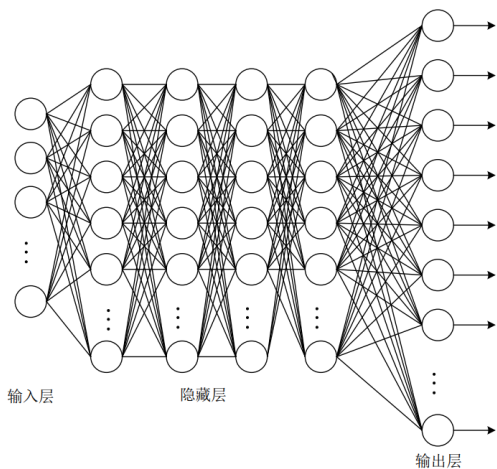


图1 基于深度学习的神经网络一般结构

1.2 基于边缘计算的实时故障诊断

以中心化数据为枢纽开展故障诊断是传统常见方式。但是，伴随互联网不断渗透，传统的网络部署已无法承载大量数据分析与处理工作，这是因为中心化数据需要不断更新迭代，同时必须广泛部署应用网络与物联网设备，否则容易出现传输瓶颈与数据重叠、失效现象。在此背景下，为了更好地提升故障诊断效率，可以采用边缘计算策略提升检测质量。具体而言，详细剖析网络边缘节点数据，其优势体现在边缘计算能够将核心任务从集约平台“提取一下沉”至相邻网络设备上，这样一来，有利于从根本上降低数据传输带来的带宽消耗与解决时长导致的数据延滞问题。当然，故障诊断效率与网络部署的合理性紧密相连，通常将部署节点设置在交换机、路由设备与安全网关上，使其形成网络结构，以便实时掌握节点变化并作出正确反应。另一方面，结合本地机器学习模型还可以通过边缘设备提取吞吐量、带宽、流量规律等数据进行深度训练，突出本地学习模型的区域性与故障诊断针对性。此外，突发性故障在网络运营中屡见不鲜，而边缘计算节点可以在数据流中捕捉异常信号，并将其截取发送至系统分析，规避了处理大量冗余数据传输产生的延迟与诊断混淆。最后，分布式故障诊断与局部故障检测均是在边缘计算基础上进行延展。例如，面向规模较大的大型企业网络时，通常以区域划分若干边缘计算节点，这种分布式能够高效监控不同区域，防止区间发生故障时，其他区域不受干扰。这样有利于在较短时间内恢复网络正常。

1.3 基于多源数据融合的故障诊断策略

从历史诊断数据来看，结果缺乏准确性是由于单一数据来源造成的，这一点应引起企业高度重视。在此背景下，

如何有效融合多源数据“打造”多维故障诊断结果是关键。通常数据源自网络拓扑结构信息、反馈意见、维修日志和网络设备性能监控参数等，通过采集这些数据并利用人工智能格式化，有利于提取多源数据更多核心价值。具体而言，去除冗余数据与噪声是数据归一化的第一步，首要任务是采用预处理方式推动多源数据融合，确保数据使用统一标准。接下来，根据数据来源采用卡尔曼滤波法、PCA（主要成分）分析以及加权平均法等优化数据结构，使数据在拆分、重组、比对中合成一个“多边形”诊断结果，使故障检测效率最大化。值得注意的是，网络故障检测需求与数据特点是选择融合算法的先行条件，只有充分考量这些因素，才能更好地融合多源数据进而生成高精度故障诊断结果。例如，运用机器学习算法（随机森林或决策树）对日志里的离散数据、不规则数据进行有机融合；而自适应滤波器、加权平均法则适用于融合不同来源的时间序列数据。由此可见科学使用融合算法能够提升故障预测精度。

2 人工智能驱动的网络工程云计算资源调度方法

2.1 基于负载均衡的云计算资源调度方法

在人工智能驱动下，智能决策机制、全方位预测模块以及自动数据更新已然成为高效调度云计算资源的重要工具（云计算资源调度架构如图2所示），可见推动调度范式由静态规则向动态配置过渡势在必行。具体而言，引入深度学习训练调度模型，通过环境反馈与信息交互能够提升模型适应性。这一举措的显著优势体现在它能够迅速响应突发事件并提供最优资源分配方案。例如，面向延迟任务、突发性请求时该方法可以在决策模块中生成可行性调度动作，并按最佳路径排序。相比之下，人工智能驱动的DRL方法比传统的调度算法（连接数均衡类或轮询类）更具说服力，因为DRL方法是基于负载趋势评价网络环境，通过对价值网络、策略网络进行编码调整云计算资源。在实际操作过程中，可以针对不同周期负载波动运用LSTM或RNN提取更多特征，同时基于高敏感度延迟信息、资源饱和度和过往负载曲线等建立负载预测体系，旨在拟合预测某一时间段内节点负载与任务请求阈值。常见资源调度措施包括资源重组、释放以及虚拟机实例迁移、任务转化等，这些均是基于DRL方法结合资源调度器深度学习得以实现。举个例子，网络环境多变性需要资源调度策略具备较强适应性，在此背景下，完善反馈回路是关键，它能够基于调整后的节点I/O负载变化、储存占用情况和CPU利用率等寻找策略网络优化空间，为改善网络条件奠

定基础。针对资源瓶颈和过载问题，技术人员可以将注意力机制嵌入到决策模块和负载预测模块当中提升响应效率。最后，从全局视角出发，资源调度系统除了需要具备高敏感度感知能力和预测功能外，整体架构还需要驱动目标模型逐步形成，使资源利用率最大化，避免空转、占用、无效分配等现象。

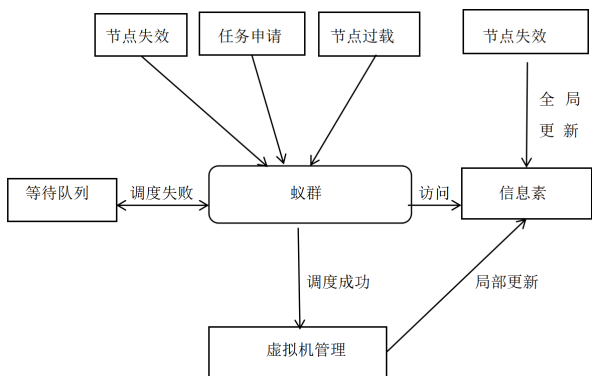


图2 云计算资源调度架构图

2.2 基于资源预测的云计算调度方法

众所周知，资源配置是一个动态过程，对配置策略的前瞻性、预测性提出更高要求。在此基础上，基于资源预测的云计算资源调度方法得到广泛应用。其原理是持续分析资源消耗成因，尤其是推演非线性数据从中发现规律或趋势，确保资源配置策略面向未来依然具备竞争力。在此过程中，构建非线性预测模型至关重要，可以采用神经网络结构强化序列处理效率，为精准计算不同时间维度上资源消耗及演化路径创造条件。尤其是处理干扰性数据或长期依赖需求的预测，需要借助 LSTM（长短期记忆网络）挖掘潜在价值信息，赋予磁盘 IO 强度、CPU 利用率更多弹性空间，确保预测指标满足多维需求。这是因为 LSTM 在预测模型中具有良好的状态选择能力和遗忘控制能力，能够将隐藏信息从序列中提取出来，为资源调度提供参考依据。

以下对“资源提取—预测过程”进行详细说明：首要任务是量化监控日志，以活动时间窗口分批次提取波动特征，数据采集完成后通过迭代训练模型驱动参数权重可视化，这一步骤有利于聚焦核心环节资源合理分配。其次，资源需求急速上升通常出现在周期峰谷，就拿节日访问来说，服务请求呈现出规律性，为了缓解计算资源确保服务载荷趋于可控，企业可构建虚拟资源池扩展调度系统，进一步降低计算节点压力。与此同时，面对新增的随机场景，由于没有固定的周期特征，因此需要调度系统借助预测模型的趋势信号调整资源输出，如利用人工智能实时采集短

期内任务高频数据，旨在充分利用资源池。举例说明，整体调度组织应遵循自动伸缩原则，使副本节点、数量分布趋于合理，这一步骤可基于预测机制结合 Kubernetes 容器编排平台灵活调整，确保节点荷载通过服务网格策略均衡分布。另一方面，为了提升资源利用率，回收机制发挥重要作用。特别是在低峰期间，调度系统应以节省运维成本为导向优化资源配置，如释放未使用节点等。总而言之，建立云计算资源调试平台需要拟合弹性调度机制和深度学习设计，为提升资源预测精度、科学配置打下坚实基础。

2.3 基于任务优先级的资源调度方法

如何利用有限资源创造最大价值成为调度系统核心议题。在此背景下，建立一个优先级评定体系至关重要，该体系涵盖了各项指标，包括带宽消耗、计算力需求、设备运行状态、任务类别等，通过系统评估能够从多维度划分层级与任务标识，为调度方案提供助力。在实践中，云计算资源调度是围绕任务优先模型进行的，可见分配方案与各种变量评估权重息息相关，如聚焦于任务完成情况、系统负载状态和消耗模型运行效率等，在此基础上调整资源分配有利于提升云计算资源效率。其次，在多维任务场景中引入人工智能技术，如策略梯度与神经网络技术有助于优化优先级函数，以期通过任务打分梳理任务执行秩序，提升资源分配效率。另一方面，调度决策还需要在此基础上考量任务延迟、I/O 负载等要素，只有将这些因素都纳入考量范畴，才能确保调度系统的可用计算能力满足运力要求。在基于任务优先级的资源调度过程中，为了更好地实现调度目标，设置定向目标优化框架至关重要，旨在精细化管理每个调度单元的执行质量。具体而言，联合资源荷载、功能消耗、任务期限等构建可操作性模型，然后引入 AI 人工智能技术搜索调度解空间，如粒子群分布式优化算法、非支配排序和进化算法等，基于计算结果生成的最佳 Pareto 方案对云计算资源分配产生积极作用。除此之外，该举措的优势除了高度聚焦优先级任务配置外，如高速虚拟机实例、高计算性能节点，还能够有效处理调度后移、时间片缩减与资源占用情况，进而逐步完善让渡机制。为了避免依赖性资源或争抢冲突，应在任务执行中实施冲突检测制度，以期通过人工智能手段评估任务间资源调用频率与共享情况，一旦发现异常及时调整调度队列，确保资源调度系统的运行状态与整体吞吐率趋于稳定。

3 结语

综上所述可知，云计算资源调度和网络工程故障诊断离不开人工智能技术作支撑，只有与时俱进拟合现代化应

用工具,才能提升网络效应与激发职能。在此过程中,我们提出基于深度学习、边缘计算与多源数据融合等策略优化故障诊断路径。例如,构建深度学习模型挖掘更深层数据网络行为,推动模式识别到故障预测过渡;而诊断实时性和响应效率则是边缘计算的显著优势,为优化调度方案奠定基础;在复杂环境下,融合多源数据有利于提升故障诊断率。在优化云计算资源调度过程中,通过构建集约系统有助于统一管理现有资源,为实现弹性调度、动态匹配云端资源创造条件。此过程需要构建任务优先级评估框架、预测模型以及负载均衡机制等,旨在攻克峰谷期响应延迟、资源分配不均等问题。未来,网络工程的故障诊断与云计算资源调度策略应聚焦多任务协同与适应能力培养,并在运维体系中全面推广 AI 技术的应用,最大程度地激发实战应用价值。

参考文献:

[1] 李荣宸,姜瑛,姒鉴哲.基于线性结构因果模型的

服务故障传播路径识别[J].现代电子技术,2024,47(3):97-101.

[2] 王明皓.人工智能驱动的网络工程故障诊断与云计算资源调度研究[J].中国宽带,2024,20(8):169-171.

[3] 吴世超.大思政课背景下网络工程专业人才培养模式改革探索[J].电脑知识与技术,2024,20(14):150-152.

[4] 牛国智,叶正飞,周素玉等.基于云计算的新能源工程项目开发微服务数字平台[J].数字通信世界,2024(2):66-68.

[5] 赵志月,王虎,韦国发等.数字脉动:计算机与网络系统在科学工程领域的革新应用[C]/天津市电子工业协会 2024 年年会.天津市电子信息技师学院,2024.

作者简介:王贾琳(1990-),女,北京人,硕士,高级工程师,研究方向:信息系统管理与网络安全。