

引用本文:崔京,江尚军,李志刚,等.基于人工智能的异构光网络仿真平台设计[J].光通信技术,2026,50(3):53-57.

基于人工智能的异构光网络仿真平台设计

崔京,江尚军,李志刚,韦国富,秦润发

(中国电子科技集团公司第三十四研究所,广西 桂林 541004)

摘要:针对异构光网络中人工智能(AI)算法泛化能力弱、数据采集难及统一管理测试复杂的问题,设计了一种基于AI的异构光网络仿真平台。该平台采用分层架构,通过协议适配服务实现多厂商设备数据的统一采集与指令下发,利用Spring Cloud与Django协同架构解决Java后端与Python AI引擎的高效调用,并将AI算法模块化封装以支持快速接入与验证。典型场景验证表明:在跨工况故障诊断中,平台能有效解决数据漂移的问题;在拓扑优化中,平台实现了路由策略的智能生成。该平台能够逼真模拟导致数据漂移的复杂异构环境和多工况条件,为验证和评估人工智能模型在真实动态环境中的泛化能力和鲁棒性提供了高效、可靠的实验环境。

关键词:人工智能;异构光网络;仿真平台

中图分类号:TN929.1 文献标志码:A 文章编号:1002-5561(2026)03-0053-05

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.03.009

Design of an AI-based heterogeneous optical network simulation platform

CUI Jing, JIANG Shangjun, LI Zhigang, WEI Guofu, QIN Runfa

(The 34th Research Institute of CETC, Guilin Guangxi 541004, China)

Abstract: To address the challenges of weak generalization capability of artificial intelligence (AI) algorithms, difficulties in data collection, and complex unified management and testing in heterogeneous optical networks, we have designed an AI-based simulation platform for heterogeneous optical networks. The platform adopts a layered architecture, achieving unified data collection and command issuance for multi-vendor equipment through protocol adaptation services. It leverages the collaborative architecture of Spring Cloud and Django to enable efficient invocation between the Java backend and the Python AI engine, while modularizing AI algorithms to support rapid integration and validation. Typical scenario validations demonstrate that the platform effectively addresses data drift issues in cross-condition fault diagnosis and achieves intelligent generation of routing strategies in topology optimization. By realistically simulating complex heterogeneous environments and multi-condition scenarios that lead to data drift, the platform provides an efficient and reliable experimental environment for validating and evaluating the generalization capability and robustness of AI models in real-world dynamic settings.

Key words: artificial intelligence, heterogeneous optical networks, simulation platform

0 引言

随着人工智能(AI)、物联网和云计算等技术的飞

收稿日期:2025-11-12。

基金项目:中国电子科技集团公司第三十四研究所发展基金项目(K134002024SH01)资助。

作者简介:崔京(1998—),男,山西忻州人,硕士,现就职于中国电子科技集团公司第三十四研究所,主要从事智能运维平台,光通信网络仿真及机器学习等方面的工作。研究方向为无线光通信、光传感和光通感一体化。



速发展,通信网络的复杂度日益提升。当前,通信网络框架普遍基于开放系统互连(OSI)的分层设计思想构建,而光网络也正逐步从单一技术体制向多技术融合的异构架构演进。鉴于深度学习强大的拟合能力,国内外研究机构与企业纷纷探索在异构光网络环境中利用AI优化各项业务,并已取得显著进展^[1-7]。例如,Ziazet J M等人^[8]通过深度强化学习解决弹性光网络中的资源分配问题;Yu Jiakai等人^[9]利用迁移学习实现跨调制格式系统的传输质量预测;Chen Junyan等人^[10]分别通过集成学习与消息传递神经网络优化路由性能,以及结合自监督与联邦学习应对多域光网络的故

崔京,江尚军,李志刚,等:基于人工智能的异构光网络仿真平台设计

障管理挑战。

尽管光网络与AI融合研究成果丰硕,但仍面临诸多挑战:首先,不同业务、设备及环境导致数据分布差异及漂移现象,使得模型泛化能力不足,且依赖迁移学习或集成学习等技术提高泛性时伴随较高的学习成本;其次,异构场景下多厂商设备与协议增加了数据采集难度,阻碍了模型训练;最后,基于Pytorch或TensorFlow等框架开发的AI算法种类繁多、复杂度高,难以在异构环境下进行统一的管理与测试。针对上述问题,本文设计一种基于AI的异构光网络仿真平台,旨在加速AI技术在异构光网络中的创新应用。

1 基于AI的异构光网络仿真平台架构设计

在异构光网络环境下,AI算法与光网络均呈现出高度的多样性与复杂性。为此,异构光网络仿真平台的设计需重点关注软件与AI算法的解耦及规范化等问题,具体涵盖网络元素(光设备)的全局建模、多协议数据的采集与处理、仿真结果的可视化分析等内容。

基于AI的异构光网络仿真平台架构框图如图1所示。该平台采用分层架构设计,自底向上依次包括物理资源层、数据处理层、算法引擎层和应用服务层。这种分层设计赋予平台良好的可扩展性与灵活性,能够适应不同的异构光网络场景及AI算法需求。

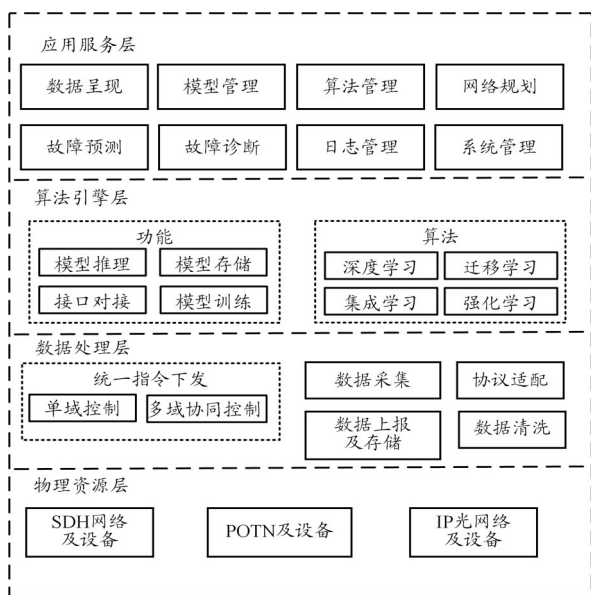


图1 基于AI的异构光网络仿真平台架构

物理资源层作为仿真平台的底层基础设施,由同步数字体系(SDH)网络及设备、分组光传送网(POTN)设备、互联网协议(IP)光网络及设备构成。该层不仅

是平台的数据源头,为上层提供设备运行状态和业务流量等数据,还具备配置指令接收功能,可依据指令动态调整设备端口、链路带宽和路由表项等参数,从而实现网络拓扑变更与业务配置。

数据处理层是连接物理资源层与上层应用的数据中枢,主要功能涵盖指令下发、数据采集、协议适配、数据清洗、数据上报及存储。其中,指令下发服务根据业务范围划分为单域控制与多域协同控制:单域控制服务负责本域内配置指令的解析与下发;多域协同控制服务则实现跨域设备的配置调度,支持端到端多域业务的开通与资源协同。数据采集服务通过周期性主动采集,汇聚平台内所有设备的运行数据、性能指标与告警信息。协议适配服务利用简单网络管理协议(SNMP)、网络配置协议(NETCONF)、通用远程调用框架(gRPC)等主流工业协议解析引擎,屏蔽不同厂商及技术体制设备的底层协议差异,为上层提供标准化的数据交互接口。数据清洗服务对原始数据进行去重、缺失值补全与异常值过滤,剔除无效数据。最后,数据上报与存储服务将预处理后的数据推送至上层应用,并持久化存储至数据库,为上层应用提供坚实的数据支撑。

算法引擎层是赋予平台智能化能力的核心组件,通过标准RESTful接口与应用服务层进行双向交互,提供模型训练、存储及推理调用的全流程服务。该层集成了深度学习、迁移学习、集成学习、强化学习等多种AI算法框架,涵盖网络规划、故障预测、故障诊断、路由优化等核心场景的智能算法。

应用服务层是面向用户的交互门户,基于Web技术构建可视化操作界面。该层主要提供模型管理与算法管理功能,支持网络规划、故障预测、故障诊断等仿真场景的分析与服务。此外,还包含日志管理和系统管理模块,以保障系统的安全性与可维护性。

2 技术集成与工程实现

2.1 异构数据采集

通信网络中,不同厂商及类型的光网络设备在通信协议、报文结构与传输格式上存在显著差异,且各类协议的交互机制与数据规范互不兼容,这增加了全域数据统一采集与指令下发的难度。

针对上述问题,仿真平台在数据处理层设计了协议适配服务。该服务采用双向适配机制,涵盖数据上行采集与指令下行下发2个核心流程:在数据采集阶段,协议适配服务对不同设备上报的原始报文进行解

析、格式转换与字段映射,将异构数据统一转换为平台内部标准的JSON格式;在指令下发阶段,则将上层应用的标准化配置指令逆向解析为目标设备可识别的特定协议格式。通过这种透明的协议转换机制,平台屏蔽了底层设备的协议差异,实现了异构光网络设备的统一接入与管控,为上层仿真控制与智能分析提供了可靠的数据基础。

2.2 AI引擎调用

Java与Python分别在网管服务开发与AI算法研发领域具备成熟的生态环境。为解决Java后端与Python AI框架(如PyTorch/TensorFlow)之间的语言隔离及高性能调用问题,仿真平台设计了基于Spring Cloud (Java)与Django (Python)的协同调用架构。Spring Cloud与Django的交互示意图如图2所示。鉴于两者均原生支持RESTful通信协议,且该协议具有跨平台、通用性强、接口定义清晰及便于调试扩展等优势,本架构通过标准RESTful接口实现了2种技术体系的无缝对接。该设计既保留了Spring Cloud在业务流程管控、集群运维管理及高并发处理上的成熟能力,又发挥了Django在Python生态中快速构建Web服务、集成AI模型与智能算法框架的天然优势。

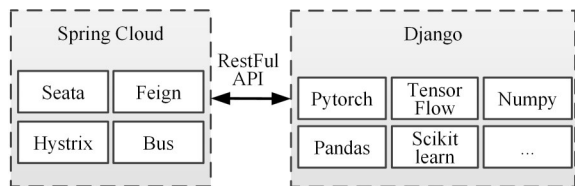


图2 Spring Cloud、Django交互示意图

2.3 AI算法模块化封装

AI算法库是仿真平台的智能核心,集成了多种适用于光网络的AI算法,按功能可分为AI分析类、AI预测类和AI优化类。AI分析类旨在回答“正在发生什么”,包括业务类型识别、网络故障诊断与根因分析、安全威胁监测、传输质量(QoT)^[11]估计及负载类型分类等,代表算法包括隔离森林(IF)、一类支持向量机(OC-SVM)、卷积神经网络(CNN)和Transformer等;AI预测类旨在回答“即将发生什么”,是实现从被动维护向主动预防转变的关键,涵盖网络中短期/长期业务流量预测、QoT预测及光网络设备寿命预测等,代表模型包括自回归积分滑动平均(ARIMA)模型^[12]、长短期记忆网络(LSTM)^[13]、时间卷积网络(TCN)^[14]、双向门控循环单元(Bi-GRU)^[15]等;AI优化类旨在回答“应该怎么做”,即通过制定策略或调整配置参数使网络性能达到最优,具体涉及路由与频谱分配、网络切片资源分

崔京,江尚军,李志刚,等:基于人工智能的异构光网络仿真平台设计
配、光收发器参数调优及Flex-Grid光网络优化等,代表模型包括Soft Actor-Critic (SAC)^[16]、图神经网络(GNN)^[17]等。

为满足多类型算法的统一管理与高效调用需求,仿真平台通过共性抽取,设计了接口对接处理、模型训练、模型存储与模型推理4个标准化模块。调用方只需传入关键参数,即可指定接口对接规则、模型类型与具体算法,无需关注底层实现细节。这种设计不仅保障了各功能单元的独立性与解耦性,更显著提升了系统的灵活性与可扩展性,为后续新型光网络智能算法的快速接入、验证与部署奠定了坚实基础。

2.4 典型AI任务工程化

数据漂移与多目标优化冲突是制约AI算法从离线训练走向工程化落地的核心瓶颈。离线环境下训练的高精度模型,在部署至动态变化的真实光网络环境后,常因数据分布偏移或多目标相互制约导致性能显著下降,难以满足实际业务需求。

针对数据漂移问题,仿真平台从模型架构层面引入迁移学习与集成学习等泛化增强机制。一方面,采用对齐源域和目标域特征的迁移学习范式,提升模型对不同网络环境的适应能力;另一方面,通过多模型集成融合降低单一模型的预测偏差,从而提高预测结果的可信度。

针对多目标优化中不同目标相互制约、难以全局兼顾的问题,平台采用权重系数法灵活调整传输延迟、链路负载均衡度和带宽利用率等核心优化目标的重要程度,以实现特定场景下关键目标的优先保障与多目标间的动态平衡。例如,在业务高峰时段可提高链路负载权重以避免网络拥塞,而在重要保障时段则提高传输可靠性权重以确保业务质量。

3 典型场景验证

本文选取“跨工况光通信网络设备故障诊断”与“异构光网络拓扑优化”2种典型场景验证异构光网络仿真平台的功能有效性。

3.1 跨工况光通信网络设备故障诊断

异构光网络智能运维面临的关键挑战之一,是对来自不同厂商、型号及运行环境的异构设备进行统一的状态监控与故障预测。由于这些设备的运行数据分布会随其自身异构性及运行工况的变化而发生偏移,该问题与迁移学习中的领域适应问题具有同构性。因此,本文在仿真平台中选取工业领域经典的“轴承跨工况故障诊断”作为验证场景,旨在验证通过

崔京,江尚军,李志刚,等:基于人工智能的异构光网络仿真平台设计

领域自适应方法解决此类数据分布偏移问题的有效性,其诊断原理可直接迁移至异构光网络设备的故障预测场景中。

本文利用凯斯西储大学(CWRU)轴承数据集^[18]进行仿真实验验证。该数据集分为4种工况(C1~C4)和10种故障类型(0~9)。

针对数据漂移问题,本文利用异构光网络仿真平台分别完成了基于CNN和基于领域自适应的局部最大均值差异(LMMD)模型的训练与跨工况诊断仿真验证。训练结果如图3、图4所示。可以看出,CNN、LMMD模型分别在35、40次迭代后交叉熵损失收敛到较低水平,表明此时网络已完成不同工况间的域适应过程,具备了跨工况泛化能力。

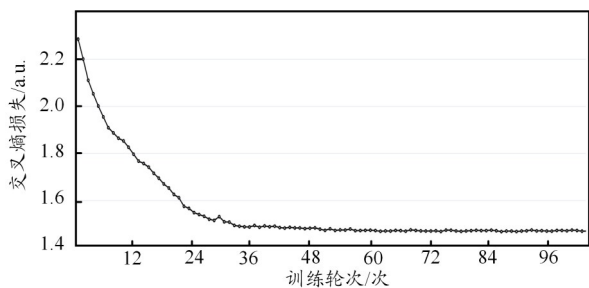


图3 基于仿真平台的CNN模型训练

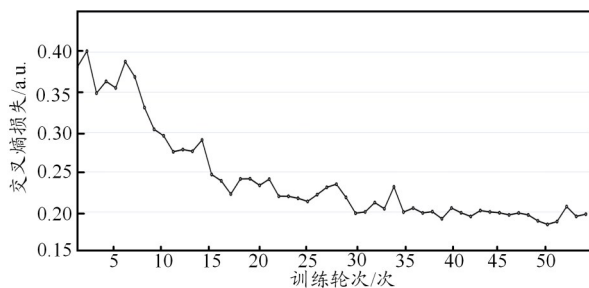


图4 基于仿真平台的LMMD模型训练

保存训练好的CNN、LMMD模型后,两者在跨工况(C1~C4)下的故障诊断结果如图5、图6所示。根据图5计算,CNN模型在跨工况下的10类故障诊断中的平均准确率为73.9%;根据图6计算,LMMD模型的平均准确率达98.2%。上述结果表明该,仿真平台能够逼真模拟导致数据漂移的复杂异构环境和多工况条件,为验证和评估AI模型在真实动态环境中的泛化能力和鲁棒性提供了高效、可靠的实验环境。

3.2 异构光网络拓扑优化

本文选用Soft Actor-Critic(SAC)算法作为异构光网络的路由优化策略。具体流程如下:

用户首先通过仿真平台构建异构光网络拓扑环

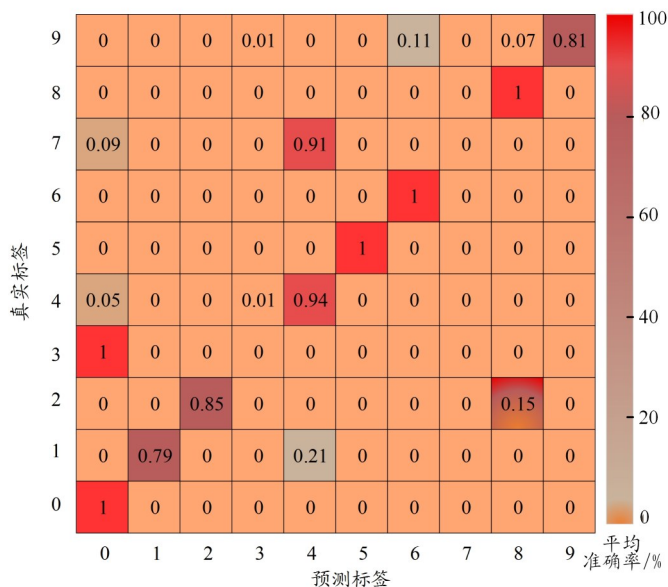


图5 CNN网络跨工况诊断结果

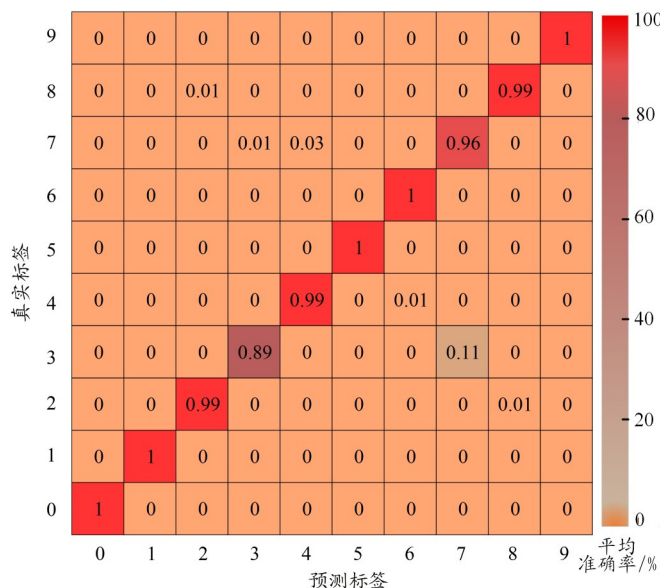


图6 LMMD网络跨工况诊断结果

境,随后选择SAC算法、光网络性能指标(如传输时延、链路负载率)及模型超参数(如batch_size、buffer_size)等配置项,并向Django服务端发送训练请求。服务端接收请求后,调用PyTorch/TensorFlow框架,基于经验回放池中的样本数据开展SAC模型的迭代训练。当奖励函数收敛时,服务端返回训练成功通知,并将训练完成的模型参数持久化存储至数据库。

随后,用户在前端界面选择已训练好的模型及仿真流量场景,待服务端完成路径优化分析并返回最优路由策略后,通过前端可视化渲染即可直观观察当前流量分布下的最优传输路径。

相较于传统单厂商设备管理平台,本仿真平台提供了异构环境下统一的设备管控与模型超参数配置界面,使用户无需深入了解各类设备的底层协议细节,即可完成全网设备参数、流量模型与优化目标的协同配置,显著提升了网络规划与仿真实验的效率。

4 结束语

本文设计了一种基于AI的异构光网络仿真平台,通过分层架构和模块化设计,仿真平台具有良好的可扩展性和灵活性,可以适应不同体制的光网络设备和AI算法的研究需求。

通过2种典型场景验证,仿真平台在智能运维与网络拓扑优化等方面展现出显著的价值,仿真结果表明,平台为异构光网络通信与AI技术的融合提供了高效、可靠的实验环境,有望加速相关的技术创新和应用落地,具备重要价值与意义。

参考文献:

- [1] 王静,陈海红,何婷. 大数据环境下激光通信网络拥塞优化控制方法[J]. 激光杂志,2025,46(6):152-158.
- [2] 张露. 基于OSI模型的网络服务云平台存储数据安全性研究[J]. 现代电子技术,2020,43(5):74-77,81.
- [3] 常洁,王艺,李洁,等. 工业通信网络现有架构的梳理总结和未来运营商的发展策略[J]. 电信科学,2017,33(11):123-133.
- [4] 郭云飞,卜宪德,刘世栋,等. 基于SDH的电力光传输网仿真与应用[J]. 电信科学,2015,31(S1):254-260.
- [5] 闫震,田毅,段志国,等. PTN网络安全结构的优化与设计[J]. 计算机科学,2020,47(S1):409-412,419.

崔京,江尚军,李志刚,等. 基于人工智能的异构光网络仿真平台设计

- [6] 谭艳霞,郑滢雷,王光全,等. OTN控制器北向统一接口模型研究与实践[J]. 电信科学,2022,38(10):163-172.
- [7] 杨洋,吕光宏,赵会,等. 深度学习在软件定义网络研究中的应用综述[J]. 软件学报,2020,31(7):2184-2204.
- [8] Ziazet J M, Jaumard B. Deep reinforcement learning for network provisioning in elastic optical networks[C]//IEEE. Proceedings of 2022 IEEE International Conference on Communications, Seoul: IEEE, 2022.
- [9] Yu Jiakai, Mo Weiyang, Huang Yuekai, et al. Model transfer of QoT prediction in optical networks based on artificial neural networks [J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2019, 11(10): C48-C57.
- [10] Chen Junyan, Wei Xiao, Li Xinmei, et al. A routing optimization method for software-defined optical transport networks based on ensembles and reinforcement learning [J]. Sensors, 2022, 22(21): 8139.
- [11] 鄢然,郑豪,李蔚. 基于机器学习的光链路建立中的传输质量预测技术[J]. 光通信技术,2020,44(6):15-19.
- [12] 孙晓聪,付玉慧,李程浩. 基于RF-ARIMA-BLSTM的港口船舶交通流量预测[J]. 中国航海,2025,48(S1):319-326.
- [13] 王庆康,周冉冉,王永. 基于LSTM的逻辑综合阶段延时预测方法[J]. 山东大学学报(工学版),2026,56(2):43-51.
- [14] 陈志刚,陶子纯,王衍学,等. 基于混合注意力的TCN-Transformer行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2025,44(20):348-356.
- [15] 文斌,章学勤,付文龙,等. 基于二次模态分解重构及BiTCN-BiGRU模型的光伏短期发电功率预测[J]. 电力系统保护与控制,2025,53(18):74-87.
- [16] 妥吉英,徐笑南,李俊,等. 一种基于改进SAC算法的六轴机械臂路径规划[J]. 中国机械工程,2025,36(12):2986-2992.
- [17] 于恩海,温彦,陈宇翔. 基于大语言模型与神经网络的会话推荐增强框架[J]. 计算机应用研究,2026,43(1):35-42.
- [18] 凯斯西储大学. 滚动轴承故障数据集[EB/OL]. [2026-06-16]. <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter>.