引用本文：郑小平，华楠. 基于光谱特征分析的数字孪生光网络智能安全运维技术[J]. 光通信技术，2026，50(4)：34-38.

基于光谱特征分析的数字孪生光网络智能安全运维技术

郑小平[1,2]，华 楠[1,2]

（1. 北京信息科学与技术国家研究中心，北京 100084；2. 清华大学 电子工程系，北京 100084）

摘要：为满足现代光网络对复杂信号的精准识别、异常特征提取与路由溯源的需求，数字孪生光网络（DTON）概念被提出。系统综述了基于光谱特征分析的DTON智能安全运维技术，分析了光信号物理指纹形成的演化机理，梳理了涵盖数据采集、环境参量解耦、高维特征降维以及深度神经网络分类识别的核心模块，并针对现网规模部署时面临的多厂商设备特征异构、边缘传感器分辨率受限以及光谱特征长周期演化等工程挑战，探讨了基于元学习、时空交织协同以及数字孪生光网络光谱特征动态演化追踪与小样本识别等人工智能算法的解决方案，旨在为构建高度自治与安全的下一代智能全光网络提供理论参考。

关键词：全光通信网络；数字孪生光网络；网络安全；光谱特征分析

中图分类号：TN256　**文献标志码：**A　**文章编号：**1002-5561(2026)04-0034-05

DOI：10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.04.005

Intelligent security operation and maintenance technology for digital twin optical networks based on spectral feature analysis

ZHENG Xiaoping[1,2], HUA Nan[1,2]

（1. Beijing National Research Center for Information Science and Technology, Beijing 100084, China;
2. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China）

Abstract: The concept of digital twin optical networks (DTON) has emerged to meet the demands of modern optical networks for precise signal identification, anomaly feature extraction, and route tracing. This paper systematically reviews intelligent security operation and maintenance technology for digital twin optical networks based on spectral feature analysis, examines the evolution mechanism of optical signal physical fingerprint formation and outline the core modules, including data acquisition, environmental decoupling, feature dimensionality reduction, and deep neural network-based classification. To address engineering challenges in large-scale deployment such as heterogeneous multi-vendor equipment, limited edge sensor resolution, and long-term spectral evolution, the paper discusses artificial intelligence solutions based on meta-learning, spatio-temporal collaboration, and dynamic spectral evolution tracking with few-shot learning. This review aims to provide a theoretical reference for building highly autonomous and secure next-generation intelligent all-optical networks.

Key words: all-optical communication networks, digital twin optical networks, network security, spectrum feature analysis

0 引言

现代大容量光通信网络普遍采用密集波分复用（DWDM）技术，并结合可重构光分插复用器（ROADM）实现光信号的灵活波长调度[1-2]。业务数据在途径全光交换节点时，无需经过光电再生转换，始终以光子的形式在透明光路径上端到端传输[3]。这种物理层面的透明性消除了电层处理的带宽与功耗瓶颈，但也使传输信道暴露于物理层面的攻击威胁中，如微弯辐射窃听、高功率阻塞信号、拒绝服务（DoS）攻击及伪装恶意信号注入[4-6]。此类异常信号会引发非线性串扰及掺铒光纤放大器（EDFA）的功率瞬变，对业务连续性构成威胁。

面对此类发生于物理底层的安全威胁，传统依赖高层数据包深度解析的IT安全防御体系面临着适用性

收稿日期：2025-07-21。

基金项目：国家重点研发计划项目（2022YFB2903304）资助；深圳市科技计划项目（KJZD20240903100009013）资助。

作者简介：郑小平（1965—），男，博士，清华大学长聘教授，长期从事光通信网络和微波光子学的教学与科研，先后承担国家“863”计划、“973”计划及国家重点研发计划等多项重大/重点项目，并获得国家自然科学基金委杰出青年基金、重大基金、重点国际合作以及仪器仪表专项等资助，成果获教育部自然科学一等奖1项，省部二等奖2项，在NP、NC、Light等杂志上发表SCI论文数十篇，获得国家发明专利30余项。享有国务院政府特殊津贴，担任北京光学学会副理事长。

局限。具体而言，即便在非透明的电层路由交换节点能够成功截获并解析数据包，其光电转换与协议剥离的处理过程也已将底层光信号的模拟物理参量（如时域波形、频域光谱、偏振态及相位噪声等）滤除。其中，频域光谱特征作为映射底层光电器件本征属性的核心载体，其丢失致使管控系统丧失了对器件老化、非理想偏置等底层运行劣化的监测能力，亦无法实现对物理层未知攻击的有效甄别。在高度透明的全光网络架构中，光信号在途径波长路由节点时无需进行光电再生，这意味着基于高层协议解析的防御机制在全光交换节点处无法获取电域数据流，导致安全监控体系面临不可观测性[5-7]。上述机制缺陷使全光网络底层基础设施长期处于安全监测的盲区。为突破上述物理层安全监测盲区，本文围绕基于光谱特征分析的数字孪生光网络（DTON）智能安全运维技术展开系统综述。

1 DTON与光谱特征感知机理

为突破物理层管控的不可观测性并提升网络的自动化运维能力，DTON技术作为一种全维度的网络映射机制受到广泛关注[8-10]。DTON的核心机制在于通过高密度的网络遥测技术，在虚拟空间中构建与物理光网络拓扑、设备硬件、实时流量及信道劣化状态保持同步的镜像[11]，并通过精确物理层建模与数据驱动自学习的深度融合，为网络的闭环仿真与动态决策提供数据支撑[12]。

在DTON的感知体系中，以光谱特征分析为核心的光谱感知技术改变了底层监控的维度。相较于光功率、光信噪比（OSNR）、中心波长等宏观指标，光信号的光谱蕴含了高维度的底层物理细节，能够综合反映光源发射机的工艺偏差及信道传输的累积损伤[13]。基于光谱特征分析的DTON智能安全运维技术不仅具备传统物理层监控的能力，更赋予了系统对信号复杂物理属性进行精确识别的潜力。结合部署在网络各节点的分布式感知协同，智能管控平台能够对光信号实施全生命周期的溯源[14-15]。系统在无需解析上层协议的前提下，即可掌握光信号源特征、业务信号的路由走向、端到端实时链路状态，并解析出信号沿途经过的光纤放大器与全光交换节点。这使得管控系统兼具了深层状态获取能力与异常干扰防御能力，成为支撑弹性全光网络及空天地一体化光传送网（OTN）组网精细化管理与物理层安全的技术基础[10,16]。

2 光谱物理指纹的生成机理

光谱感知技术的理论基础在于通过光谱特征分析提取光信号中固有的、具备唯一性与不可复制性的物理指纹。作为光信号在频域的宏观表征，光谱映射了该信号生成及传输过程的物理状态[13]。光信号在演化周期中，受控于激光器、信号源、调制器等元器件的微观工作机制，并叠加了信道传输、网络串扰、时变老化以及测量设备响应等多重效应，在频域空间内表现出显著的数据特异性。

2.1 发射机

光发射机通常由半导体可调谐激光器、电信号发生源及电光调制器级联构成。受限于半导体制造工艺的物理极限，不同元器件在物理特性上存在统计学公差，这些差异在输出光谱上表现为多维度的特征映射：

1）光源线宽与本征噪声：实际半导体激光器在激射过程中产生的自发辐射跃迁会引入随机相位噪声与相对强度噪声[17]。上述本征噪声引发光谱中心波长的随机抖动，决定了光源的线宽展宽效应，并导致全频带噪声底的抬升。

2）信号源编码与速率特征：驱动电信号的生成机制直接影响光谱包络的宏观形态。信号源的编码形状决定了频谱能量的集中分布特性；编码速率直接决定光谱主瓣的带宽及其在频带内的资源占用率[17]。此外，信号源电路的热噪声与散粒噪声会叠加于基带电信号，并随调制过程映射至光信号的低频频段[7]。

3）调制器电光转换公差：调制器的非理想物理特性显著影响光谱的频域细节。其半波电压固有公差与实际驱动电压的匹配偏差，会改变电光转换的非线性工作区间；偏置电压的静态残差与动态温漂影响信号频域包络的滚降斜率，并可能激发特定频率的谐波分量[13]。

此外，多阶调制方式与格式各自具备特定的频域能量分布模式，结合调制器电极的噪声耦合效应，共同构建了发射机的频域物理指纹。

2.2 传输链路

光信号在长距离光纤链路传输过程中，其光谱特征会因信道的物理损伤效应而发生持续演化：

1）级联滤波代价：信号在光网络节点间进行路由调度时，需多次途经ROADM内部的波长选择开关（WSS）[2]。由于WSS光学滤波器的带通响应并非理想平顶矩形，多次级联穿透会导致光谱两侧的高频分量受到连续衰减，形成具有特定陡降斜率的光谱边缘特征。

2）放大器自发辐射（ASE）噪声累积：EDFA在补偿光纤衰减的过程中会引入宽带ASE噪声[16-17]。不同跨距的光纤链路与不同级联架构的放大器配置，会导致

累积在业务信号上的ASE本底呈现出差异化的功率谱密度分布与倾斜特性。

3）光纤色散与非线性损伤：在较高入纤功率条件下，基于克尔效应的光纤非线性相互作用（如自相位调制及交叉相位调制）会激发新的频率分量，导致光谱包络发生非对称展宽，并在频域内产生特定的纹波振荡现象[17]。

2.3 网络交互

在全光网状拓扑中，光谱特征同时受制于网络节点间的交互作用及潜在的物理层干扰：

1）带内与带外串扰畸变：光信号在路由交叉点易受节点开关串扰或相邻信道耦合的影响[18]。目标光信号在遭受串扰干扰后，其频域形貌会发生畸变，表现在高维特征空间内即为样本分布重心的偏移。

2）阻塞攻击与增益竞争：当向光传输信道注入大功率阻塞信号或遭受恶意的DoS流量攻击时，会引发通道间强烈的串扰与EDFA增益竞争[5-6]。此类现象会导致同一链路内合法业务信号的光谱峰值功率衰减及噪声基底发生瞬态劣化。

2.4 时变演化

光通信系统作为非平稳物理系统，其光谱特征表现出时间演化规律[19]：

1）器件物理老化：伴随光收发模块的长期运行，半导体激光器谐振腔及其他结构的老化会导致其输出光谱特征在时间维度上产生不可逆的缓慢漂移与形态变异。

2）环境温漂与物理应力缓变：调制器偏置电阻的长期温度漂移，以及外部光缆敷设环境（如地质沉降、季节温度交替）引起的物理应力变化，均会触发光谱包络的动态演化[19]。

2.5 感知测量

数字空间中重构的光谱数据，其保真度受限于遥测传感设备的物理特性：感知设备异构性与观测误差，即在多厂商设备组网环境中，各类光谱分析仪受限于自身衍射光栅的设计结构及制造工艺差异，在处理同一光信号时会输出存在系统性偏差的观测数据[16,20]。该硬件异构性影响光谱的分辨率表现和包络平滑度，从而降低全网感知数据的统计学一致性。

3 基于光谱特征分析的DTON智能安全运维技术的核心模块

在DTON管控中心，将底层的物理演化机理转化为工程自动化的防御与运维能力，需依托感知、数据预处理、数据降维、识别决策4个核心数据处理模块。

3.1 感知模块

感知模块通过网络遥测节点部署光谱分析仪或相干接收机的频谱提取单元获取频域数据。该数字化过程受限于模数转换器（ADC）量化误差、光电探测器散粒噪声及光栅衍射极限的综合制约。相关研究表明，数据采集精度对DTON镜像保真度具有非线性影响：在低信噪比接收场景下，量化位深与测量噪声之间呈现耦合约束，通常情况下两者呈现“水桶效应”，即系统整体性能受限于较劣的一方[14,21]。在特定的信噪比区间内，适度降低的量化位深可利用ADC离散阶梯化的截断特性充当低通滤波器，抑制高频随机热噪声的干扰，保留表征物理指纹的低频主包络[21]。这一机制在算力受限的边缘感知节点能够提升特征提取算法的鲁棒性。

3.2 数据预处理模块

现网中绝对光功率的动态变化及环境温度波动易引发光信号中心波长的宏观漂移，包含此类干扰的原始测量数据直接用于模型训练会导致过拟合现象。因此，预处理阶段的目标是实现“环境参量解耦”[13]，具体包括中心波长对齐和功率归一化：

1）中心波长对齐：采用质心算法或寻峰算法准确定位并平移中心波长，以剥离环境温度漂移或波长调度引起的宏观频偏干扰。

2）功率归一化：引入标准分数（Z-Score）或极大极小归一化方法，消除光纤线路衰减及EDFA动态增益波动对光谱绝对幅值的干扰，使后续神经网络的权重分布聚焦于光谱频域包络的相对形状与微观演化特征。

3.3 数据降维模块与特征评估模块

原始光谱数据的离散采样维度可高达数千甚至数万，直接输入深度学习模型会导致计算复杂度激增，并极易引发严重的过拟合问题。常用的降维与特征评估方法主要有以下2种：

1）主成分分析（PCA）：通过计算高维数据的协方差矩阵并进行特征值分解，将高维光谱矩阵正交投射至少量核心主成分构成的低维特征子空间中，以降低模型的计算复杂度[22]。

2）特征评估：为量化评估降维特征的可区分性，文献[13]引入了“类间/类内距离比”（BWCDR）。该指标通过计算特征空间内不同类别簇中心间的欧氏距离与类内样本分布紧密度的比值，为衡量特征工程的有效性及设定异常检测阈值提供了数学准则。

3.4 识别决策模块

完成特征空间映射后，安全管控系统调用分类器实施异常信号识别[7]：

1）支持向量机（SVM）：SVM在处理中小规模降维数据集时具有良好的超平面划分能力[23]。鉴于安全防御中未知攻击信号无法预先包含于训练集的限制，研究人员通过引入铰链损失函数的惩罚机制，将其转化为开集识别模型[13]。当测试样本在特征空间中偏离所有已知合法标签类簇的距离超出设定的安全阈值时，系统即判定该样本为未授权信号。

2）一维卷积神经网络（1D-CNN）：针对叠加有非线性损伤与ASE噪声的复杂光谱序列，1D-CNN架构通过一维卷积核在频谱维度上的滑动操作，结合非线性激活与池化操作，能够自主提取高阶抽象物理表征[13]。实验测试表明，1D-CNN在面对复杂信道劣化条件时，展现出优于SVM的泛化能力及识别精度。

4 工程挑战与技术解决方案

受限于多域现网环境的复杂性，基于光谱特征分析的DTON智能安全运维技术的工程化部署仍面临诸多瓶颈，亟需借助人工智能算法构建系统级的应对机制。

4.1 多厂商异构设备的感知信息自适应校准

开放的光网络通常呈现多厂商设备并存的异构化特征。不同厂商生产的光学传感器在衍射光栅物理构造及内部点扩散函数上存在差异，导致对同一光信号输出的光谱数据在分辨率、幅度与频域包络平滑度上呈现设备相关性畸变[20]。此类异构数据影响了数字孪生系统的全局数据一致性。

传统的线性校准方法难以消除高维非线性测量畸变。研究人员设计了基于多层感知机（MLP）的高维特征校准模型，并引入了模型无关元学习（MAML）算法[20,24-25]。MAML旨在通过多任务训练提取应对各类设备测量畸变的“元知识”[26]。当网络扩容并接入不同厂商的新型传感设备时，自适应感知信息校准机制只需利用极少量的测试样本，即可快速消除硬件差异带来的测量偏差，实现全网感知数据的精准对齐。这种利用人工智能消除硬件异构性的孪生建模思想，不仅适用于核心网的光谱感知，目前也被拓展应用至第五代移动通信技术（5G）/第六代移动通信技术（6G）毫米波光前传等更广泛的异构链路优化中[27]，这表明了该机制巨大的泛化潜力。

4.2 边缘节点低成本传感器的分布式空间协同提升

在广域网的边缘接入节点，受限于建设成本，通常部署低分辨率的商用光学传感器（如200 pm分辨率量级）[28]。较低的采样分辨率会平滑并掩盖光谱高频分量中的微观物理指纹，导致边缘网络的安全监控面临“分辨率受限”瓶颈。

为在避免大规模硬件替换的前提下提升测量精度，研究人员提出了一种低分辨率光谱时空交织协同架构[28]。网络管控单元通过分布式收集多个路由节点在不同时间切片获取的低分辨率频谱片段，运用线性判别分析（LDA）级联MLP的融合网络，实施特征级别的高维拼接与时空信息互补增强。该架构构建的“谱空间数字孪生”（SS-DT）模型利用空间维度的分布式信息交叠重构了精细的判决边界，提升了低成本商用传感器的异常特征监控精度。

4.3 DTON光谱特征动态演化追踪与小样本识别方法

在光网络的长期运行周期中，由于发射机器件老化、电路偏置温漂及外部光缆应力缓变，合法光源的光谱物理指纹会在时间轴上发生不可逆的演化与漂移。文献[19]指出，依赖静态数据训练的深度学习模型在此类非平稳环境中易发生“概念漂移”。特别是在通信网络追求极致拓扑稳定性的组网场景（如卫星光网络和深海光传输系统）中，由于通信节点长期运行，加之受限于尺寸、重量和功耗（SWaP）的严格约束，更易受到空间环境温漂与老化的干扰，导致身份识别与异常拦截的准确率显著下降[19,29]。

针对特征时变漂移问题，实施全局模型重训练的算力代价过高。为此，前沿研究提出利用数字孪生平台构建全面的网络故障数据库以辅助预测性机器学习[29]；同时，引入了光谱特征动态演化追踪与小样本识别机制[19]。该机制通过将长周期的运行状态划分为离散的时间切片，使算法聚焦于学习特征随时间演化的趋势规律。当系统监测到实时光谱指纹偏离历史基准边界时，可在不中断现网业务的条件下，利用最新获取的少量实时小样本集执行内部梯度更新，对底层网络参数完成自适应修正[30]。验证结果表明，该机制有效克服了长期运行导致模型失效的局限，能够将安全监控准确率维持在较高水平。

5 结束语

基于光谱特征分析的DTON智能安全运维技术为全光基础设施迈向高度自治与物理层安全提供了重要的技术支撑。依托光谱感知技术，系统能够在避免高层数据包解析带来的时延与算力消耗的前提下，基于底层光物理特征实现高保真的设备身份鉴权与异常状态监测。

纵观这一技术的发展脉络，从早期的物理指纹机理建模与基础分类算法（如1D-CNN、SVM），到如今直

面现网复杂环境的MAML异构校准、SS-DT协同架构及动态演化追踪机制，基于光谱特征分析的DTON智能安全运维技术正经历从实验室理论论证向规模化工程实践的关键跨越。

展望未来，随着多芯光纤（MCF）及少模光纤（FMF）等空分复用技术的广泛部署，光信号物理参量在多维空间中将呈现更为复杂的交叠与耦合。后续研究将重点探索图神经网络（GNN）与盲源分离（BSS）理论的交叉融合，以在复杂的线性和非线性串扰环境中实现微弱物理指纹提取；同时，探索人工智能模型在孪生管控平台的深度集成，有望进一步提升网络的自主推理与安全防御能力，为下一代智能超宽带网络提供可靠的物理层安全保障。

参考文献：

[1] 李俊杰. ROADM技术的应用[J]. 中兴通讯技术，2013，19(3)：26-30.
[2] Marom D M，Blau M. Switching solutions for WDM-SDM optical networks[J]. IEEE Communications Magazine，2015，53(2)：60-68.
[3] Amaya N，Zervas G S，Simeonidou D. Architecture on demand for transparent optical networks[C]//International Conference on Transparent Optical Networks. Stockholm，Sweden：IEEE，2011：1-4.
[4] Medard M，Marquis D，Barry R A，et al. Security issues in all-optical networks[J]. IEEE Network，1997，11(3)：42-48.
[5] Furdek M，Skorin-Kapov N. Physical-layer attacks in transparent optical networks[M]. Rijeka，Croatia: Optical Communications Systems. InTech，2012.
[6] Gong Xiaoxue，Lei Yang，Zhang Qihan，et al. Machine-learning-based optical spectrum feature analysis for DoS attack detection in IP over optical networks[J]. Optics Express，2024，32(3)：3793-3803.
[7] Musumeci F，Rottondi C，Corno A，et al. An overview on application of machine learning techniques in optical networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials，2019，21(2)：1383-1408.
[8] Optical Internetworking Forum. White paper：digital twin optical network as an enhanced network operation：OIF-ENO-Applic-DT-01.0[R/OL]. 2025-02-20.https://www.oiforum.com/wp-content/uploads/OIF-ENO-Applic-DT-01.0.pdf.
[9] IOWN Global Forum. Network digital twin-use case and technical requirements[R/OL]. 2025-12-19. https://iowngf. org/wp-content/uploads/2025/12/IOWN-GF-RD-NDT-Use-Case-Tech-Reqs-1.0.pdf.
[10] Poorzare R，Kanellopoulos D N，Sharma V K，et al. Network digital twin toward networking，telecommunications，and traffic engineering：A survey[J]. IEEE Access，2025，13：16489-16538.
[11] Song Yuchen，Zhang Min，Zhang Yao，et al. Implementing digital twin in field-deployed optical networks：uncertain factors，operational guidance，and field-trial demonstration[J]. IEEE Network，2024，38(1)：38-45.
[12] 诸葛群碧，张一豪，刘晓敏，等. 光网络智能数字孪生建模理论与技术（特邀）[J]. 光学学报，2025，45(13)：129-149
[13] Li Yanlong，Hua Nan，Li Jiading，et al. Optical spectrum feature analysis and recognition for optical network security with machine learning[J]. Optics Express，2019，27(17)：24808-24827.
[14] Zhu Kangqi，Hua Nan，Wu Chengyu，et al. Analysis of optical network digital twin models under different temporal resolutions[C]//23rd International Conference on Optical Communications and Networks (ICOCN). Zhangjiajie：IEEE，2025：1-3.
[15] Li Yanlong，Hua Nan，Yu Yufang，et al. Light source and trail recognition via optical spectrum feature analysis for optical network security[J]. IEEE Communications Letters，2018，22(5)：982-985.
[16] Hui R，O'Sullivan M. Fiber-optic measurement techniques[M]. Second Edition. Massachusetts：Academic Press，2023.
[17] Agrawal G P. Fiber-optic communication systems[M]. 5th ed. Hoboken，NJ：John Wiley & Sons，2021.
[18] 刘海蛟，华楠，李艳和，等. 面向动态业务的光网络信息失真机理及其影响分析[J]. 清华大学学报（自然科学版），2015，55(11)：1235-1240.
[19] Li Jiaxi，Hua Nan，Cao Junfeng，et al. Tracking spectral evolution：Agile few-shot light source recognition for optical network anomaly detection[C]//31st OptoElectronics and Communications Conference（OECC）. Busan，South Korea：IEEE，2026
[20] Zhu Kangqi，Hua Nan，Zheng Xiaoping. Unifying spectrum measurements for digital twin optical networks via high-dimensional feature calibration and meta-learning[J]. Optics Express，2026，34(2)：3007-3024.
[21] Chapelle O. Training a support vector machine in the primal[J]. Neural Computation，2007，19(5)：1155-1178.
[22] Cao Junfeng，Hua Nan，Zhu Kangqi，et al. Impact of data acquisition accuracy on the performance of digital twin optical networks[C]//2025 Asia Communications and Photonics Conference(ACP). Suzhou：IEEE，2025.
[23] Jolliffe I. Principal component analysis[M]. Berlin Heidelberg:Springer,2011.
[24] Hospedales T，Antoniou A，Micaelli P，et al. Meta-learning in neural networks：a survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2022，44(9)：5149-5169.
[25] Liu Xiaomin，Lun Huazhi，Liu Lei，et al. A meta-learning-assisted training framework for physical layer modeling in optical networks[J]. Journal of Lightwave Technology，2022，40(9)：2684-2695.
[26] Zhang Yu，Zhou Peng，Liu Yan，et al. Fast adaptation of multi-task meta-learning for optical performance monitoring[J]. Optics Express，2023，31(14)：23183-23197.
[27] Pastor-Naranjo F，Romero-Huedo J，Mora J，et al. AI-driven digital twin for millimeter-wave photonic fronthaul links[C]//2025 Joint European Conference on Networks and Communications & 6G Summit（EuCNC/6G Summit）. Poznań：IEEE，2025：109-114.
[28] Cao Junfeng，Hua Nan，Li Jiading，et al. Low-resolution spectral fusion for physical-layer anomaly detection in optical networks[C]//2026 Conference on Lasers and Electro-Optics（CLEO）. Charlotte：IEEE，2026.
[29] Mohamed M C，Ambrosone R，D'Ingillo R，et al. Leveraging digital twins to build comprehensive network failure databases for predictive machine learning in optical transport networks[C]//2025 IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunications Systems. Delhi：IEEE，2025：1-6.
[30] Wang Ruikun，Zhang Jiawei，Musumeci F，et al. Meta-learning-based failure localization with digital-twin-enabled multi-mirror models in optical networks[C]//ECOC 2023. Glasgow，Scotland：IET，2023：898-901.