

doi:10.13756/j.gtxyj.2026.260170.

专题:2025 全国硕博士光通信菁英论坛

樊英博,李亚杰,阮榕榕,等.多波段光网络发射机故障幸存信道功率重均衡[J].光通信研究,2026(5):12-21.

Fan Y B, Li Y J, Ruan R R, et al. Survivable Channel Power Re-Equalization under Transmitter Failures in Multi-Band Optical Networks[J]. Study on Optical Communications, 2026(5):12-21.

## 多波段光网络发射机故障幸存信道功率重均衡(特邀)

樊英博<sup>1</sup>,李亚杰<sup>1,2</sup>,阮榕榕<sup>1</sup>,陈 加<sup>1</sup>,张 淡<sup>1</sup>,安紫奥<sup>1</sup>,张丰浩<sup>1</sup>,王 伟<sup>1</sup>,赵永利<sup>1</sup>,张 杰<sup>1</sup>

(1. 北京邮电大学 信息光子学与光通信全国重点实验室,北京 100080; 2. 西藏大学 信息科学技术学院,拉萨 850000)

**摘要:**【目的】多波段光网络中,功率瞬态是制约系统传输性能的重要因素。当发射机发生故障时,网络原有的功率平衡关系被破坏,幸存信道的功率重新分布,进而导致接收端广义信噪比(GSNR)降低以及GSNR分布平坦性下降。已有研究主要面向单链路或局部节点开展端到端参数优化,难以兼顾全网范围内光功率传播的耦合特性,网络级协同优化能力不足。【方法】文章针对上述问题,提出了一种基于协方差矩阵自适应进化策略(CMA-ES)的幸存信道功率重均衡方法,通过网络级协同调整拉曼泵浦参数,实现故障后幸存信道功率分布的自适应重均衡与传输性能恢复。文章基于GNPy平台建立了多波段光网络系统级传输模型,综合考虑受激拉曼散射(SRS)、跨信道非线性干扰以及信道间功率耦合等因素,将各光复用段(OMS)的泵浦频率和泵浦功率统一建模为连续高维优化变量,并以接收端GSNR均值和标准差构建综合评价函数。利用CMA-ES对参数分布进行协方差自适应更新和概率演化搜索,实现多OMS拉曼泵浦参数的网络级联合优化,从而完成故障后的幸存信道功率重均衡。【结果】仿真结果表明,在单节点多方向发射机故障场景下,文章所提方法能够有效恢复幸存信道的功率分布并改善传输质量。与故障状态相比,全网接收端GSNR平均提升了0.20~0.85 dB,GSNR标准差降低了0.12~0.20 dB,GSNR分布平坦性得到明显改善,目标函数平均提升了约1 dB。【结论】文章所提基于CMA-ES的网络级幸存信道功率重均衡方法,通过协同优化多个OMS中的拉曼泵浦参数,有效缓解了发射机故障引起的功率漂移和GSNR劣化问题,实现了GSNR均值提升与分布平坦性的同步改善,提高了多波段光网络的网络级故障恢复能力,可为故障场景下的功率重均衡提供一种高效的智能优化方案。

**关键词:**多波段光网络;发射机故障;功率瞬态;广义信噪比;拉曼泵浦参数

**中图分类号:**TN929

**文献标志码:**A

## Survivable Channel Power Re-Equalization under Transmitter Failures in Multi-Band Optical Networks

FAN Yingbo<sup>1</sup>, LI Yajie<sup>1,2</sup>, RUAN Rongrong<sup>1</sup>, CHEN Jia<sup>1</sup>, ZHANG Dan<sup>1</sup>, AN Ziao<sup>1</sup>, ZHANG Fenghao<sup>1</sup>,  
WANG Wei<sup>1</sup>, ZHAO Yongli<sup>1</sup>, ZHANG Jie<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Information Photonics and Optical Communications, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100080, China; 2. School of Information Science and Technology, Xizang University, Lhasa 850000, China)

**Abstract:** 【Objective】Power transient is a critical factor affecting transmission performance in multi-band optical networks. Transmitter failures further disrupt the original network power distribution, resulting in power drift of surviving channels, degradation of the Generalized Signal-to-Noise Ratio (GSNR), and deterioration of GSNR flatness at the receiver. Existing approaches are primarily based on end-to-end local performance optimization and focus on parameter adjustment for individual links or local nodes, lacking unified modeling of network-level optical power coupling and coordinated optimization across the entire network. 【Methods】To address this issue, a surviving-channel power re-equalization method based on the Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) is proposed. By jointly optimizing Raman pump parameters at the network level, the proposed method achieves adaptive reconstruction of the surviving-channel power distribution and global performance recovery under transmitter failure scenarios. A multi-band optical network model is established using the GNPy simulation platform, where Stimulated Raman Scattering (SRS), inter-channel nonlinear interference, and inter-channel power coupling are jointly considered. The pump frequencies and pump powers of all Optical Multiplex Sections (OMS) are modeled as continuous high-dimensional optimization variables, and a comprehensive objective function is constructed based on the mean and standard deviation of the receiver GSNR. CMA-ES is employed to iteratively update the parameter distribution through covariance matrix adaptation and probabilistic evolution, thereby performing network-level joint optimization of Raman pump parameters across multiple OMSs and accomplishing surviving-channel power re-equalization after failures. 【Results】Simulation results demonstrate that, under single-node multi-direction transmitter failure scenarios, the proposed method effectively restores the power distribution of surviving channels and improves transmission quality. Compared with the failure state, the average GSNRs of all receivers are improved by 0.20~

收稿日期:2026-06-29; 修回日期:2026-07-28; 纸质出版日期:2026-10-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62471063,62021005)

作者简介:樊英博(2000—),男,河北石家庄人。博士,主要研究方向为光网络和算力网络资源调度。

通信作者:李亚杰,教授。E-mail: yajieli@bupt.edu.cn

© Editorial Office of Study on Optical Communications. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

0.85 dB, while the GSNR standard deviation is reduced by 0.12~0.20 dB, leading to a significant improvement in GSNR distribution flatness. Meanwhile, the proposed method achieves an average objective-function gain of approximately 1 dB. 【Conclusion】 The proposed CMA-ES-based network-level surviving-channel power re-equalization method effectively mitigates power drift and GSNR degradation caused by transmitter failures through collaborative optimization of Raman pump parameters across multiple OMSs. It simultaneously improves the average GSNR and the flatness of the GSNR distribution, thereby enhancing the network-level failure recovery capability of multiband optical networks. The proposed method provides an efficient intelligent optimization solution for power re-equalization under transmitter failure scenarios.

**Key words:** multi-band optical networks; transmitter failures; power transient; GSNR; Raman pump parameters

## 0 引言

随着 C+L 等多波段传输技术的不断发展,光网络的频谱资源得到进一步拓展,为超大容量业务的传输提供了更大的带宽支撑<sup>[1-2]</sup>。与此同时,多波段传输条件下受激拉曼散射(Stimulated Raman Scattering, SRS)效应更加明显,跨波段、跨信道之间存在复杂的功率耦合关系<sup>[3-4]</sup>。一旦网络发生发射机故障,部分业务信道中断,原有的功率分布会随之发生变化<sup>[5]</sup>,幸存信道的光功率将重新分配,并产生瞬态漂移,最终造成接收端广义信噪比(Generalized Signal-to-Noise Ratio, GSNR)下降以及各信道间性能差异增大,对网络传输质量和稳定性带来不利影响<sup>[6-7]</sup>。

针对多波段光网络中的功率优化问题,已有研究主要围绕放大器参数配置<sup>[8]</sup>、拉曼泵浦优化<sup>[9-10]</sup>和故障恢复策略设计<sup>[11]</sup>等方面展开。其中,文献[8]针对链路故障场景下的 GSNR 性能恢复问题,通过优化放大器配置改善链路传输质量;文献[9-10]研究了拉曼泵浦参数优化及多波段系统性能提升方法,为改善宽带传输中的功率分布提供了有效手段。通过调节拉曼放大器的泵浦频率和泵浦功率能够改变增益谱特性,因此成为故障后功率重均衡的重要实现方式<sup>[12-13]</sup>。然而,现有方法主要面向链路级性能优化并且关注链路故障,对多个光复用段(Optical Multiplex Section, OMS)之间的功率耦合关系和发射机故障考虑不足,缺少面向全网的协同优化机制<sup>[14]</sup>。特别是在多波段光网络中,故障后的功率变化不仅影响单个传输链路,还会通过多个 OMS 的级联传输进一步扩散,使不同 OMS 之间形成复杂的功率耦合关系。因此,仅针对局部链路进行参数优化难以充分利用网络范围内的协同调节能力,需要从全网角度联合优化多个 OMS 中的拉曼参数,实现故障后幸存信道功率重均衡。

针对上述问题,本文以发射机故障后的幸存信道功率重均衡为研究对象,建立多波段光网络故障后的功率传播模型,并提出了一种基于协方差矩阵

自适应进化策略(Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy, CMA-ES)的网络级幸存信道功率重均衡方法。该方法以拉曼泵浦频率和泵浦功率的协同调整作为功率重均衡手段,对多个 OMS 进行联合优化,从而恢复故障后的功率分布并提升全网 GSNR 性能。最后,基于 GNPpy 平台开展仿真实验,对本文所提方法在功率重均衡和传输性能恢复方面的有效性进行了验证。

## 1 多波段光网络发射机故障场景建模

### 1.1 多波段光网络系统模型

多波段光网络利用 C 和 L 波段等多个传输波段共同承载业务,有效扩展了系统可用频谱,提高了网络传输容量<sup>[1]</sup>。随着业务规模的扩大和频谱利用范围的增加, SRS 效应不断增强,不同信道之间的光功率耦合关系更加复杂。在网络正常工作过程中,各业务信道的功率受拉曼增益、光纤衰减以及非线性效应等因素共同影响,逐步达到稳定状态,并维持相应的功率分布和信号质量。

本文将多波段光网络抽象为拓扑图  $G=(V, E)$ ,如图 1 所示,其中  $V$  为节点集合,  $E$  为光纤链路集合,网络中定义 OMS 集合为  $\Omega$ 。每一 OMS 由光纤跨段、掺铒光纤放大器(Erbium-Doped Fiber Amplifier, EDFA)以及分布式拉曼放大器(Distributed Raman Amplifier, DRA)级联构成。网络中业务集合为  $S$ ,任意业务  $s \in S$  占用频率槽  $f_s$ ,其发射功率为  $P_s$ 。由于业务动态建立、释放及恢复持续发生,各信道功率状态随时间不断变化。

与传统单波段系统不同,多波段传输环境下 SRS 效应显著增强<sup>[15]</sup>。随着传输信道数量的不断增加,高频信道的光功率持续向低频信道转移,形成跨波段的能量交换过程,使不同信道之间产生较强的功率耦合。对于中心频率为  $f_i$  的第  $i$  信道,其接收功率除受到链路损耗和光放大增益的影响外,还与其他业务信道的功率分布密切相关。因此,OMS 内各信道的功率分布并非相互独立,而是网络拓扑、业务承载情况以及拉曼放大参数共同作用的结果。

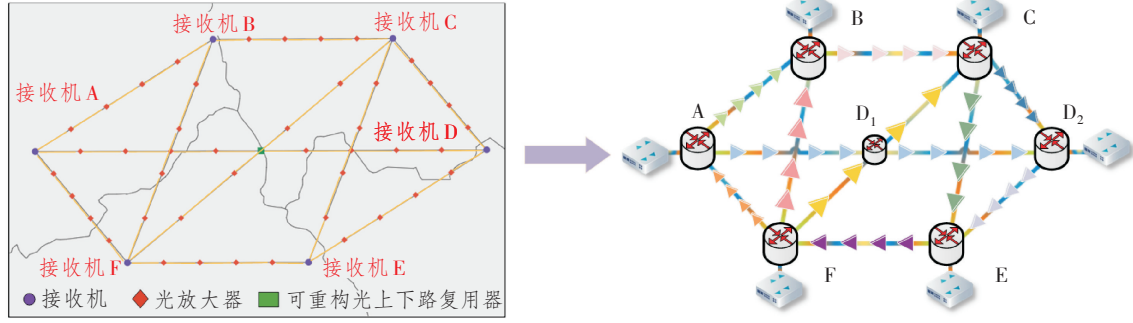


图1 基于GNPy的多波段光网络建模

Figure 1 Multi-band optical network modeling based on GNPY

由于业务信号需要经过多个OMS连续传输,一个OMS中的功率变化会随着业务路径向后续链路不断累积,并进一步影响后续节点的输入功率状态,使不同OMS之间形成较强的关联性。当局部链路发生功率扰动时,其影响可能拓展至整个业务传输路径,并最终反映为网络范围内传输性能的变化。因此,仅针对单条链路进行独立功率调节,难以适应多波段网络中复杂的跨OMS功率耦合特性,也难以获得网络整体最优的功率分布。

为了准确评估多波段网络的传输质量,本文采用GSNR作为核心性能指标<sup>[16]</sup>。GSNR能够综合反映放大自发辐射(Amplified Spontaneous Emission, ASE)噪声、非线性干扰(Nonlinear Interference, NLI)以及级联滤波损伤等因素对信号质量的影响。本文基于GNPy平台建立系统级物理层传输模型<sup>[17]</sup>,并利用该模型统一计算各业务的GSNR,第*i*信道GSNR  $GSNR_i$ 可表示为

$$GSNR_i = \frac{P_{S,i}}{P_{ASE}(f_i) + P_{NLI}(f_i)} = \frac{P_{S,i}}{P_{ASE}(f_i) + \eta_n P_{S,i}^3}, \quad (1)$$

式中, $P_{S,i}$ 为第*i*信道的信号光功率; $P_{ASE}(f_i)$ 和 $P_{NLI}(f_i)$ 分别为中心频率对应的ASE与NLI噪声功率; $\eta_n$ 为光信号经过*n*个光纤跨段后的NLI系数。GNPy平台采用广义高斯噪声模型统一描述ASE和NLI噪声,并按照业务传输路径逐段累积各跨段的增益与噪声,实现端到端GSNR的系统级计算。同时,该平台能够综合考虑网络拓扑、链路参数以及器件特性等因素,为多OMS和多业务场景下的性能分析提供了统一的仿真基础。

## 1.2 发射机故障建模

为研究发射机故障对多波段光网络传输性能的影响,本文结合网络级光功率传播过程建立故障模型,用于描述故障发生后的功率分布及GSNR的演

化规律,如图2所示。第*a*个节点 $v_a \in V$ 发生发射机故障,则 $v_a$ 对应的业务信道集合 $S_a \subset S$ 将停止发送光信号,原有的频谱占用状态随之发生改变。虽然网络中其他未受影响的业务仍保持正常传输,但由于部分信道退出,频谱资源配置和各信道功率分布均会重新调整,系统由原有稳态运行状态转变为新的非平衡状态。在GNPy平台,该过程可表示为 $S_a$ 变化引起的功率重新映射 $P_i^m(t)$ ,其可表示为

$$P_i^m(t) = \begin{cases} 0 & i \in S_a \\ P_{i,0}^m & i \notin S_a \end{cases}, \quad (2)$$

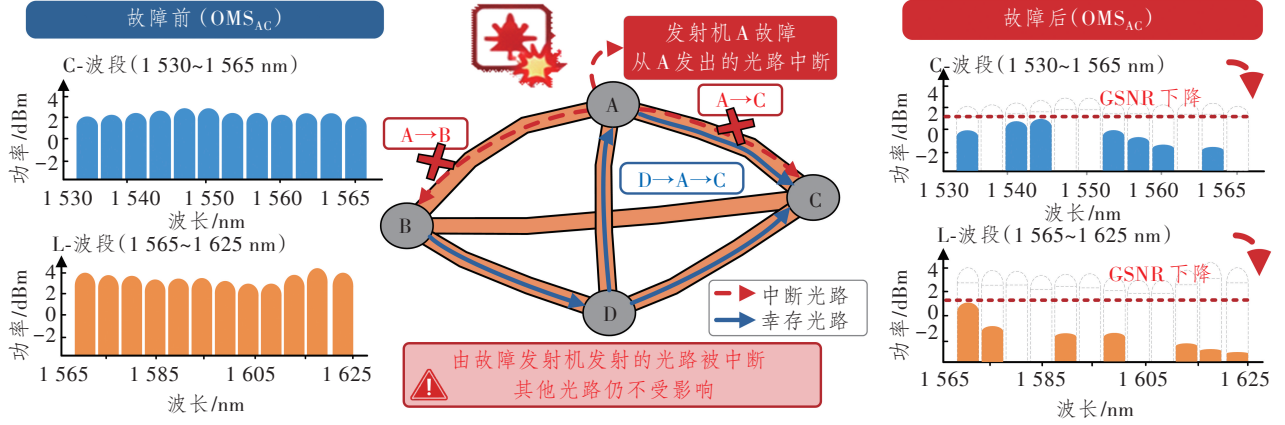
式中, $P_{i,0}^m$ 为故障后的入纤功率,与一般功率扰动不同,发射机故障对应的是业务信道集合的减少,因此网络中的功率变化来源于频谱结构的改变。如图2所示,故障发生前,C波段与L波段之间通过SRS作用保持稳定的能量交换;故障发生后,部分高频信道退出传输,使跨波段能量传递关系发生变化,低频信道获得的拉曼能量相应减少,导致幸存信道功率重新分布。在这一过程中,各信道已不再满足故障前形成的稳态耦合关系,频谱功率分布出现明显变化。由于SRS耦合和放大器级联效应同时存在,这种功率变化不会局限于单一OMS,而是沿业务路径逐段传播,并对后续OMS的输入功率产生持续影响,从而形成网络范围内的功率联动。在网络传播过程中,故障造成的功率变化可由GNPy平台逐段传输模型进行描述,其传播关系可表示为

$$P_{i,k}^{out}(t) = P_{i,k}^{in}(t) \cdot G_{i,k} \cdot e^{-\alpha_k L_k} + N_{i,k}^{SRS}(t), \quad (3)$$

式中: $P_{i,k}^{out}(t)$ 为故障后的功率随OMS段传播的变化; $P_{i,k}^{in}(t)$ 为故障后的信道*i*进入第*k*个OMS跨段时的输入功率; $G_{i,k}$ 为第*k*个OMS段中信道*i*的放大增益; $\alpha_k$ 与 $L_k$ 分别为衰减系数与跨度长度; $N_{i,k}^{SRS}(t)$ 为SRS引起的跨信道功率耦合项,在GNPy平台中作为与光功率相关的等效非线性效应参与逐段计算。功率重新分布将进一步影响接收端

GSNR。由于 ASE 噪声和 NLI 噪声均与信道输入功率密切相关,故障后的功率变化会引起噪声累积特性的同步改变,最终造成接收端 GSNR 整体下

降,并增加不同信道之间的性能差异。在 C+L 波段联合传输条件下,这种影响更加明显,表现为频谱范围内 GSNR 分布均匀性进一步降低。



注:OMS<sub>AC</sub>为OMS自动连接。

图2 多波段光网络中的发射机故障

Figure 2 Transmitter failures in multi-band optical network

### 1.3 幸存信道功率重均衡机制

发射机故障发生后,网络中的物理链路结构保持不变,但各 OMS 内的功率分布状态已偏离原有设计点。由于拉曼放大器能够在传输过程中提供连续可调的分布式增益,因此其泵浦参数成为故障后功率重均衡的重要调节手段。相比调整业务发射功率或重新配置放大器增益,拉曼泵浦参数优化无需改变现有业务配置即可直接作用于光纤传输过程,能够在网络层面实现对幸存信道功率分布的动态重构。

在分布式拉曼放大系统中,拉曼增益谱由泵浦频率和泵浦功率共同决定。对于 OMS 中的第  $k$  个拉曼泵浦,其配置参数  $x_k = (f_k, P_k)$ , 式中,  $f_k$  为泵浦频率;  $P_k$  为泵浦功率。对于包含  $N_p$  个泵浦源的 OMS,其拉曼参数集合  $X$  可表示为

$$X = [f_1, P_1, f_2, P_2, \dots, f_{N_p}, P_{N_p}]。 \quad (4)$$

不同泵浦频率对应不同的增益作用频段,而泵浦功率则决定对应频段的增益水平。因此,通过联合配置泵浦频率和泵浦功率,可以改变拉曼增益谱的分布特性,实现不同频率信道的差异化增益补偿。对于中心频率  $f_i$  的业务信道,其经过 OMS 后的输出功率可表示为

$$P_i^{\text{out}} = P_i^{\text{in}} \exp\left(\int_0^L G_R(f_i, X, z) dz - \alpha_i L\right), \quad (5)$$

式中:  $P_i^{\text{in}}$  与  $P_i^{\text{out}}$  分别为 OMS 的输入与输出功率;  $G_R(f_i, X, z)$  为由泵浦参数集合  $X$  决定的分布式拉曼增益,  $z$  为光纤传输方向上的位置坐标;  $\alpha_i$  为对应频率下的光纤损耗系数;  $L$  为光纤长度。由式(5)可

知,泵浦参数直接影响不同频率信道的增益补偿能力。拉曼增益谱由泵浦频率和泵浦功率共同决定。其中,泵浦频率决定拉曼增益作用的频率范围,不同频率泵浦对应不同的数据信道增益区域;泵浦功率决定相应频段的增益大小。当部分业务因发射机故障退出传输后, SRS 作用下形成的跨信道功率耦合关系被重新分配,导致不同频率信道的功率偏离故障前的平衡状态。通过重新调整泵浦频率及泵浦功率,可改变不同频段的拉曼增益分布,使功率较低的信道获得更多补偿,而功率较高的信道得到适当抑制,从而恢复幸存信道之间的功率均衡状态。因此,本文假设拉曼泵浦参数能够作为故障后网络级功率重均衡的主要调控变量。另一方面,由于多个 OMS 之间存在级联传输关系,一个 OMS 内的功率调整会影响后续 OMS 的输入功率,因此拉曼参数配置不仅作用于局部链路,还会影响整个网络的功率演化过程以及最终 GSNR 性能。基于这一特点,本文将全网多个 OMS 中的泵浦频率和泵浦功率统一作为优化变量,通过网络级协同优化确定故障后的最优拉曼配置,以实现幸存信道功率重均衡和 GSNR 恢复。本文所建立的重均衡模型适用于多 OMS 级联的多波段光网络。对于高扇出节点,由于多个业务方向共享同一节点,不同方向 OMS 之间存在更复杂的功率耦合关系,网络级联合优化能够协调多个方向的拉曼参数配置,降低不同业务之间的功率偏差。在大规模信道故障场景下,多个故障会导致 SRS 功率耦合关系发生更大范围重构,而拉曼增益谱可通过泵浦参数重新调整,对故障后产

生的功率瞬变进行补偿。在大跨度传输场景下,业务需经过更多 OMS 连续传输,前级 OMS 输出功率将作为后续 OMS 的输入,功率扰动会在级联传输过程中持续累积,因此网络级联合优化相比单 OMS 优化更能够恢复全网功率分布。而随着网络规模的扩大和 OMS 数量的增加,可调拉曼泵浦单元数量及优化变量维度同步增加,相应的算法需要联合优化更多拉曼参数,计算时间也将有所增加。当网络规模进一步扩大且器件非理想特性和动态响应等因素的影响更加明显时,可在拉曼泵浦优化基础上结合 EDFA 增益控制、可变光衰减器(Variable Optical Attenuator,VOA)动态调节或增益均衡滤波器等辅助补偿机制,以进一步提高网络功率恢复精度。

## 2 基于 CMA-ES 的幸存信道功率重均衡方法

发射机故障发生之后,网络原有的功率均衡状态随业务负载变化而失效,需要重新配置拉曼放大参数以恢复幸存信道的功率分布。针对该高维连续优化问题,本文提出了一种基于 CMA-ES 的幸存信道功率重均衡方法。该方法以幸存信道功率重均衡为优化目标,通过联合调整多个 OMS 中的拉曼泵浦频率和泵浦功率,使网络功率重新达到新的平衡状态,并同步提升全网 GSNR 均值、改善 GSNR 分布平坦性。

### 2.1 优化问题建模与适应度函数设计

为了实现故障后的幸存信道功率重均衡,本文采用拉曼泵浦参数作为调控手段。泵浦频率和泵浦功率共同决定各 OMS 内的拉曼增益分布,其变化会通过 SRS 耦合效应及放大器级联传输影响全网功率分布,因此整个系统具有明显的高维耦合特性。为此,将网络中所有可调拉曼泵浦参数统一表示为连续高维决策向量  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{2K}$  ( $\mathbb{R}^{2K}$  为  $2K$  维实数空间),式中: $K$  为拉曼泵浦单元数量; $\mathbf{x}=[F_1, P_1, F_2, P_2, \dots, F_K, P_K]$ ,  $F_k$  和  $P_k$  分别为各泵浦单元的中心频率和泵浦功率。

在 CMA-ES 框架下,优化过程采用基于样本排序的概率搜索方式完成。在第  $g$  代迭代时,算法维护多元高斯分布  $N(\mathbf{m}^g, \mathbf{C}^g)$ ,式中  $\mathbf{m}^g$  为当前搜索中心的均值向量,对应当前拉曼参数配置的统计估计,而  $\mathbf{C}^g$  为描述各维参数之间相关性的协方差矩阵。依据该分布采样生成候选解集合  $\{\mathbf{x}^g\}_{i=1}^\lambda$ ,式中,  $\lambda$  为采样规模,并调用 GNPpy 平台完成端到端光传输仿真,获得每组参数对应的适应度值。本文采用全网

接收端 GSNR 统计量构建评价函数  $F(\mathbf{x})$ ,其可表示为

$$F(\mathbf{x}) = \min_{Trx} \sum_{Trx} -(E[GSNR(\mathbf{x})] - \sigma[GSNR(\mathbf{x})]), \quad (6)$$

式中: $Trx$  为全部接收机; $E[GSNR(\mathbf{x})]$  为全网幸存信道 GSNR 均值,用于评价整体传输性能; $\sigma[GSNR(\mathbf{x})]$  为 GSNR 标准差,用于衡量不同信道之间性能的一致性。在 CMA-ES 中,该目标函数作为样本排序依据,引导搜索分布逐步向优质解区域演化,实现故障后幸存信道功率重均衡。

### 2.2 CMA-ES 算法流程

本文采用 CMA-ES 作为网络级功率重均衡的优化框架,通过不断调整拉曼泵浦参数,实现故障后的功率重新分配。算法主要包括初始化、候选解生成、性能评估、参数更新以及终止判定 5 个步骤。

①初始化:根据拉曼放大器的参数约束确定泵浦频率和泵浦功率,初始化均值向量  $\mathbf{m}^0$ 、协方差矩阵  $\mathbf{C}^0$ ,并设置采样规模  $\lambda$ 、优质样本数量  $\mu$  及最大迭代次数  $G_{\max}$  等参数。

②候选解生成与功率重均衡评估:每一代迭代中,从当前高斯分布采样生成  $\lambda$  组拉曼参数配置,并写入故障后的 GNPpy 模型,对各 OMS 拉曼放大器进行重新配置。随后完成端到端光传输仿真,统计全网接收端 GSNR 均值和标准差,计算目标函数值,以评价当前参数配置对幸存信道功率重均衡的改善效果。

③参数分布更新:根据目标函数值对候选解进行排序,选取前  $\mu$  个优质样本更新均值向量,并结合进化路径及样本协方差更新协方差矩阵,使搜索方向逐步向高质量解区域收敛,同时建立不同 OMS 拉曼参数之间的相关性,提高连续参数空间的搜索效率。

④迭代终止:重复执行采样、评估和参数更新过程,当达到最大迭代次数或连续两代目标函数变化低于设定阈值时结束迭代,并输出最优拉曼泵浦配置,将其部署到受故障影响的 OMS 中,实现幸存信道功率重均衡。

基于 CMA-ES 的幸存信道功率重均衡算法流程:

输入:故障后网络拓扑信息、泵浦参数初始均值向量  $\mathbf{m}^0$ 、初始协方差矩阵  $\mathbf{C}^0$ 、采样规模  $\lambda$ 、优质样本数  $\mu$  和最大迭代次数  $G_{\max}$ 。

输出:最优拉曼泵浦配置向量  $\mathbf{x}=[F_1, P_1, F_2,$

$P_2, \dots, F_K, P_K]$ 。

1: 初始化  $\mathbf{m}^0$ , 设定协方差矩阵  $\mathbf{C}^0 = \mathbf{I}$ , 式中,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵, 设置迭代计数  $g=0$ ;

2: while  $g < G_{\max}$  do

3: 从高斯分布  $N(\mathbf{m}^g, \mathbf{C}^g)$  采样生成候选解集合  $\{\mathbf{x}_i^g\}_{i=1}^\lambda$  // 生成泵浦候选配置;

4: for each  $\mathbf{x}_i^g$  do

5: 将  $\mathbf{x}_i^g$  写入 GNP<sub>y</sub> 网络模型中进行拉曼放大器配置更新;

6: 执行端到端光传输仿真(含 ASE 与 NLI 建模);

7: 计算接收端 GSNR 统计量并生成排序适应度函数值;

8: end for

9: 根据适应度函数值对候选解进行升序排序, 选取前  $\mu$  个优质样本;

10: 更新均值向量  $\mathbf{m}^{g+1}$  (基于加权重心更新);

11: 更新协方差矩阵  $\mathbf{C}^{g+1}$  (引入进化路径与样本协方差修正);

12: 若满足收敛条件(均值变化小于阈值或性能稳定)则提前终止;

13:  $g=g+1$ ;

14: end while

15: 输出当前均值向量对应的最优泵浦配置  $\mathbf{x}=\mathbf{m}^g$  // 作为最终拉曼重构方案。

此外, 为分析 CMA-ES 算法在本文优化问题中的计算开销, 本文进一步对其时间复杂度进行了分析。设网络中可调拉曼泵浦单元数量为  $K$ , 则优化变量维度  $D=2K$ 。在每次迭代过程中, CMA-ES 首先根据当前高斯分布生成  $\lambda$  组候选解, 并通过 GNP<sub>y</sub> 平台完成端到端传输性能计算, 因此候选解评价是算法的主要计算开销。同时, 算法需要根据优质样本更新均值向量和协方差矩阵, 其中均值更新复杂度约为  $O(\lambda D)$ , 协方差矩阵更新复杂度约为  $O(\lambda D^2)$ 。因此, CMA-ES 算法整体时间复杂度可表示为

$$O(G_{\max}(\lambda T_{\text{GNPy}} + \lambda D^2)), \quad (7)$$

式中,  $T_{\text{GNPy}}$  为单次 GNP<sub>y</sub> 平台光传输仿真的计算时间。由于本文优化过程中的主要计算开销来自多组拉曼参数配置对应的网络性能评估, 因此搜索效率主要取决于有效候选解比例和收敛速度。CMA-ES 通过利用历史搜索信息学习不同拉曼参数之间的相关性, 并自适应调整搜索分布, 使搜索过程更加集中于高性能区域, 从而减少无效搜索并提升优化

效率。本文中最大迭代次数  $G_{\max}$  和收敛阈值  $\epsilon$  依据当前网络规模及优化变量维度确定。在本文网络拓扑下, 通过多次训练确定  $G_{\max}=100$ 、 $\epsilon=10^{-4}$ , 能够兼顾算法收敛性与计算效率。对于更大规模网络, 随着 OMS 数量的增加, 可调拉曼泵浦参数数量进一步增多, 优化变量维度及搜索空间均将扩大, 通常需要适当增加  $G_{\max}$ , 以保证搜索分布充分收敛。而  $\epsilon$  主要用于判定算法是否达到稳定状态, 与网络规模关系较小, 可保持相同设置, 仅在更高优化精度需求下进行适当调整。

CMA-ES 能够依据搜索过程中获得的统计信息持续更新参数分布, 因此可以逐步学习不同 OMS 拉曼泵浦参数之间的关联关系, 并强化对关键参数维度的搜索能力, 使搜索过程由随机探索逐渐转变为具有方向性的优化。与依赖交叉和变异操作的遗传算法相比, CMA-ES 更加适用于故障后拉曼参数这类高维连续优化问题, 能够更加高效地完成网络级拉曼参数协同配置, 从而实现幸存信道功率重均衡, 并恢复网络整体传输性能。

### 3 仿真结果与分析

为验证本文所提基于 CMA-ES 的幸存信道功率重均衡方法在发射机故障场景下的性能, 本文基于 GNP<sub>y</sub> 平台构建了 C+L 波段开放光网络仿真环境。网络采用 7 节点、11 链路的网状拓扑结构, 如图 1 所示, 每个 OMS 包含 4 个分布式光线路放大器、5 段标准单模光纤、1 个功率放大器和 1 个前置放大器。传输信号考虑的信道频率范围为 185.0~197.1 THz, 信道间隔为 150 GHz, 每信道初始发射功率为 0 dBm。系统共配置 40 个 C 波段信道与 40 个 L 波段信道, 业务按照 C 波段优先、L 波段补充的方式逐步加载。光纤采用 G.652 标准单模光纤, 衰减系数为 0.2 dB/km, 链路长度在 80、100 和 120 km 之间随机设置。每个 OMS 中引入 EDFA 与 DRA 混合结构, 并考虑 1 dB 的复用/解复用插入损耗。EDFA 噪声系数在 C 波段与 L 波段分别设为 5 与 6 dB, 系统共包含 7 个可重构光分插复用器(Reconfigurable Optical Add-Drop Multiplexer, ROADM)节点及 88 个 EDFA 单元。

在业务与路由设置方面, 光路通过在 ROADM 节点间建立最短路径, 并随机生成业务请求进行信道填充, 多方向业务在接收节点处发生汇聚, 从而形成多输入接收场景。故障场景中, 对网络中多个链路方向引入发射机故障, 包括  $B \rightarrow C$ 、 $A \rightarrow C$ 、 $C \rightarrow D_2$ 、

$C \rightarrow E$ 、 $D_2 \rightarrow C$ 、 $E \rightarrow D_2$ 、 $E \rightarrow F$  以及  $F \rightarrow B$  等方向。故障发生后,对应业务光路中断,幸存信道功率分布发生重构,并在 SRS 与放大器级联作用下沿多个 OMS 传播,导致接收端 GSNR 下降。对比方法选取遗传算法与启发式算法(对泵浦频率和功率进行尝试),其中遗传算法参考文献[9]所提拉曼泵浦参数优化方法实现,针对本文发射机故障后的网络级幸存信道功率重均衡场景进行了扩展,并结合本文发射机故障场景重新构建适应度函数,将优化目标由正常运行状态下的拉曼参数优化扩展为故障后的幸存信道功率重均衡。启发式算法则采用对拉曼泵

浦频率和功率进行迭代搜索的方式完成参数优化。在相同拓扑与参数配置下进行性能对比,评价指标由 GNPY 输出的 GSNR 均值与标准差等统计量给出,用于分析不同方法在功率均衡与性能恢复方面的差异,所有结果取 20 次独立运行平均值。CMA-ES 算法参数设置如表 1 所示,其中采样规模  $\lambda=50$ ,优质样本数  $\mu=10$ ,初始协方差矩阵  $C^0=I$ ,最大迭代次数  $G_{\max}=100$ ,收敛阈值  $\epsilon=10^{-4}$ 。上述参数用于保证优化过程的搜索能力与收敛稳定性。此外,为保证不同优化方法之间的公平比较,遗传算法采用与 CMA-ES 相同的设置。

表 1 仿真参数设置

Table 1 Simulation parameter settings

| 参数类型 | 仿真参数          | 取值              | 参数类型        | 仿真参数            | 取值        |
|------|---------------|-----------------|-------------|-----------------|-----------|
| 光信号  | 波段设置          | C+L             | ROADM 设置    | ROADM 数量        | 7         |
|      | L 波段频率范围/THz  | 185.00 ~ 190.85 |             | ROADM 默认损耗/dB   | 20        |
|      | C 波段频率范围/THz  | 191.25 ~ 197.10 | EDFA 设置     | EDFA 数量         | 88        |
|      | 保护带宽/GHz      | 400             |             | ROADM 内 EDFA 数量 | 14        |
|      | 信号速率/GBaud    | 128             | DRA 设置      | OMS 的 DRA 数量    | 2         |
|      | 信道间隔/GHz      | 150             | 故障设置        | 故障数量            | 8         |
| 传输系统 | 信道发射功率/dBm    | 0               |             | $\lambda$       | 50        |
|      | 收发机数量         | 6               | CMA-ES 参数设置 | $\mu$           | 10        |
|      | OMS 数量        | 22              |             | $C^0$           | $I$       |
| 光纤设置 | $L/\text{km}$ | 80/100/120      |             | $G_{\max}$      | 100       |
|      | 光纤损耗/dB/km    | 0.2             |             | $\epsilon$      | $10^{-4}$ |

发射机故障发生之后,OMS A/B 内原有较为稳定的功率分布发生改变,如图 3 所示。故障前,各业务信道功率主要分布在  $-11 \sim -13$  dBm 之间;故障发生后,部分发射信道退出传输,频谱占用状态随之改变,跨波段功率耦合关系重新建立,幸存信道功率整体下降至  $-14 \sim -17$  dBm。对于 C 波段而言,

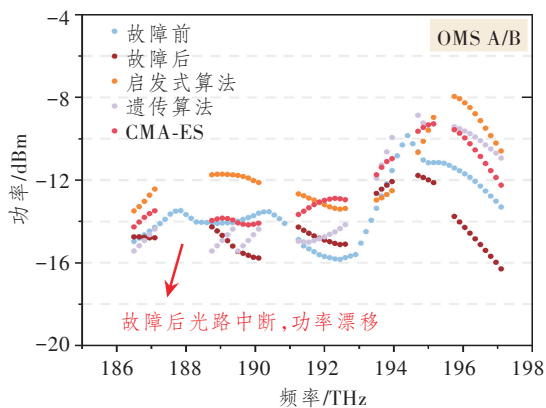


图 3 OMS A/B 的传输功率

Figure 3 The transmission power of OMS A/B

高频业务中断后,对应高功率拉曼增益区域内的有效信道数量减少,因此平均功率明显降低;与此同时,C 波段向 L 波段传递的 SRS 能量相应减弱,加之 L 波段低功率增益区域内业务数量同步减少,使 L 波段功率也出现下降。

未进行恢复时,全频段功率均低于正常状态。采用启发式算法后,部分频段功率恢复至  $-14 \sim -8$  dBm;遗传算法进一步改善了频谱范围内的功率一致性,主要信道功率恢复至  $-16.0 \sim -9.3$  dBm;采用 CMA-ES 后,功率主要分布于  $-13.5 \sim -9.2$  dBm,相比故障状态整体提高约  $1.5 \sim 2.0$  dB,同时各频点间功率差异进一步减小。这说明网络级协同优化能够更加合理地调整多个 OMS 的拉曼增益分布,使故障后的幸存信道重新建立较为均衡的功率分布。

图 4 所示为接收机 B 各业务信道 GSNR 的变化情况。正常运行时,GSNR 主要分布在  $14.1 \sim 15.5$  dB 之间。发射机故障发生后,功率重新分配

导致 ASE 噪声和 NLI 同步变化, GSNR 下降至 13.0~15.0 dB, 整体降低约 0.8~1.5 dB。经过功率重均衡后, 各算法均能改善接收性能。其中, 启发式算法可将 GSNR 恢复至 14.5~15.4 dB, 平均提升约 0.6~0.8 dB, 但高频信道之间仍存在约 0.5~0.7 dB 的性能差异; 遗传算法进一步提高至 15.0~15.8 dB, 相比故障状态提升约 1.0~1.3 dB。相比之下, CMA-ES 恢复效果最优, GSNR 稳定分布在 15.4~16.0 dB 之间, 同时不同信道之间的离散程度明显减小。网络级功率重均衡能够更有效地协调功率补偿与噪声积累之间的关系, 使系统整体传输质量得到恢复, 并进一步提高各信道之间的性能一致性。

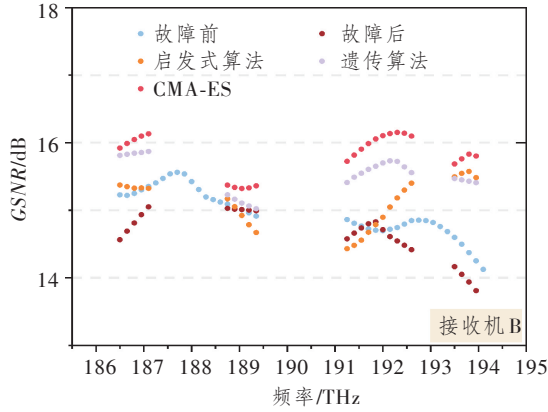


图4 接收机 B 接收信号的 GSNR

Figure 4 GSNR of the signals received by receiver B

图 5 所示为不同优化方法下各接收机综合性能指标 (GSNR 均值-GSNR 标准差) 的变化情况。发射机故障发生后, 各接收机综合性能均出现下降, 表明故障不仅降低了接收端 GSNR 水平, 同时扩大了不同接收机之间的性能差异。采用功率重均衡后, 各算法均能够改善系统性能, 但恢复效果存在明显差异。故障状态下, 各接收机综合性能指标分布在 10.1~14.3 dB 之间; 启发式算法优化后提高至 10.7~14.8 dB, 平均提升约 0.38 dB; 遗传算法进一步提高至 10.7~15.2 dB, 平均增益达到 0.77 dB; 采用 CMA-ES 后, 综合性能提升至 10.9~15.6 dB, 平均提升约 0.98 dB, 其中最大增益接近 1.5 dB。其原因在于, 本文所构建的适应度函数同时考虑了全网 GSNR 均值和 GSNR 标准差, 即通过式(6)对网络整体传输性能和 GSNR 分布平坦性进行联合评价。CMA-ES 根据该综合指标对拉曼泵浦参数进行迭代搜索, 并通过协方差矩阵自适应更新学习不同 OMS 间参数变化对网络性能的影响关系, 使搜索过程逐渐收敛至综合性能更优的区域。因此,

CMA-ES 优化得到的拉曼泵浦参数能够在提高全网 GSNR 均值的同时, 降低不同接收端之间的 GSNR 波动, 实现整体传输性能提升与性能分布平坦性的同步优化。

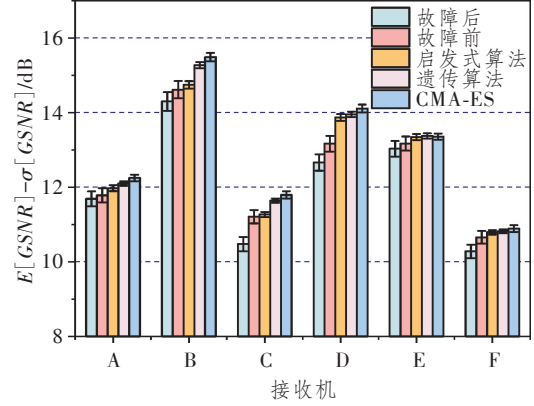


图5 各接收机接收信号的 GSNR 均值-GSNR 的标准差

Figure 5 Mean GSNR-standard deviation of GSNR for signals received by each receiver

图 6 所示为不同故障规模下遗传算法和 CMA-ES 的修复耗时及收敛迭代次数的对比。随着故障发射机数量由 1 增加至 6 个, 两种算法的计算开销均不断增加。遗传算法修复时间由约 1.0 增加至 8.9 h, 而 CMA-ES 由约 0.8 增加至 4.2 h。对应的迭代次数分别由约 30 增加至 140 次和由 20 增加至 85 次。在 6 个发射机同时故障时, CMA-ES 的迭代次数较遗传算法减少约 39.3%, 表现出更高的收敛效率。从计算复杂度角度分析, 遗传算法和 CMA-ES 均需要对每组候选参数调用 GNPpy 平台进行传输性能计算, 因此适应度评估次数是影响总体计算时间的重要因素。遗传算法每代需要对种群规模为  $N_{pop}$  个个体进行评价, 其时间复杂度可近似表示为  $O(G_{GA}(N_{pop}T_{GNPpy} + N_{pop}D))$ , 式中,  $G_{GA}$  为遗传算法迭代次数。相比之下, CMA-ES 在单次迭代过程中还需要进行协方差矩阵更新, 因此理论计算复杂度略高。然而, CMA-ES 能够利用历史搜索信息建立不同拉曼泵浦参数之间的相关性, 使搜索过程逐渐集中于高性能区域, 从而降低达到最优配置所需的迭代次数。随着故障规模的扩大, 参与优化 OMS 数量的增加, 拉曼泵浦参数维度及耦合关系进一步增强。由于算法运行过程中主要计算开销来自候选解对应的 GNPpy 平台传输性能评估, 减少无效评估次数是降低整体计算时间的关键。遗传算法依赖交叉和变异进行搜索, 变量维度增加时容易产生低质量候选解, 导致额外的 GNPpy 平台调用; 而

CMA-ES 通过协方差矩阵自适应更新搜索分布,能够学习参数间相关性,使搜索逐渐集中于高性能区域,从而减少无效迭代和性能评估次数,提高整体求解效率。

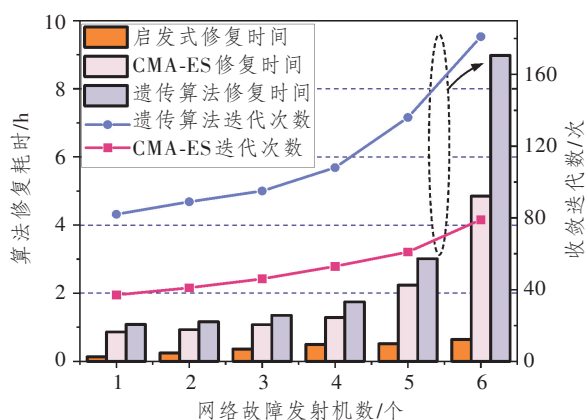


图6 算法修复耗时与收敛迭代次数比较

Figure 6 Comparison of algorithm convergence time and number of convergence iterations

## 4 结束语

针对多波段光网络中发射机故障引起的功率失衡及 GSNR 性能下降问题,本文提出了一种基于 CMA-ES 的网络级幸存信道功率重均衡方法。该方法通过网络级联合调整多个 OMS 中的拉曼泵浦频率和泵浦功率,实现故障后幸存信道功率的重新均衡。仿真结果表明,相较于启发式算法和遗传算法,本文所提方法能够获得更高的 GSNR 恢复增益,平均提升约 0.98 dB,并进一步改善全网接收端性能一致性。研究结果表明,采用网络级协同优化能够有效缓解发射机故障引起的功率重分布问题,提高多波段光网络的故障恢复能力。后续将结合实时故障检测与动态业务调度,进一步研究面向在线场景的幸存信道功率重均衡方法,并扩展至节点故障、链路故障等更加复杂的网络恢复场景。

### 参考文献:

- [1] Wellbrock G, Xia T J. How Will Optical Transport Deal with Future Network Traffic Growth? [C]// 2014 The European Conference on Optical Communication (ECOC). Cannes, France: IEEE, 2014: 6964248.
- [2] Cantono M, Schmogrow R, Newland M, et al. Opportunities and Challenges of C+L Transmission Systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(5): 1050–1060.
- [3] 武天泽. 高谱效多维光纤传输技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2025.
- [4] Wu T Z. Research on Multi-Dimensional Fiber Optic Transmission Technology with High Spectral Efficiency[D]. Beijing, China: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2025.
- [5] Li S, Song Y, Cui Z, et al. Digital Twin-Enabled Fast Fiber Loss Anomaly Detection in Multi-Band Optical Transmission Systems via SRS Intensity Variation[J]. Journal of Lightwave Technology, 2025, 43(12): 5718–5730.
- [6] Wang D, Zhang C, Chen W, et al. A Review of Machine Learning-based Failure Management in Optical Networks[J]. Science China Information Sciences, 2022, 65(11): 211302.
- [7] Wang C, Hu Y, Shen S, et al. Channel Power Management of 400 G Transmission System based on C6T+L6T Spectrum and QPSK Modulation Format[J]. Optics Express, 2024, 32(11): 20279.
- [8] Souza A, Eira A, Costa N, et al. On the Impact of Fault-Induced Power Transients in Wideband Optical Networks[C]//Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2023. San Diego, USA: Optica Publishing Group, 2023: M4G. 6.
- [9] Song Y, Fan Q, Lu C, et al. Efficient Three-Step Amplifier Configuration Algorithm for Dynamic C+L-Band Links in Presence of Stimulated Raman Scattering[J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(5): 1445–1453.
- [10] Souza A, Costa N, Pedro J, et al. Comparative Assessment of S+C+L-Band and E+C+L-Band Systems with Hybrid Amplification[C]//Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2024. San Diego, USA: Optica Publishing Group, 2024: Th1I. 5.
- [11] Yankov M P, Da Ros F, de Moura U C, et al. Flexible Raman Amplifier Optimization based on Machine Learning-Aided Physical Stimulated Raman Scattering Model[J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(2): 508–514.
- [12] Wang D, Song Y, Zhang Y, et al. Digital Twin of Optical Networks: a Review of Recent Advances and Future Trends[J]. Journal of Lightwave Technology, 2024, 42(12): 4233–4259.
- [13] 赵卫, 付士杰, 盛泉, 等. 辅助光对高功率掺镱光纤激光放大器受激拉曼散射效应的抑制作用[J]. 物理学报, 2024, 73(20): 129–135.
- [14] Zhao W, Fu S J, Sheng Q, et al. Suppression Effect of Auxiliary Laser on Stimulated Raman Scattering Effect of High-Power Yb-Doped Fiber Laser Amplifier[J].

- Acta Physica Sinica, 2024, 73(20): 129–135.
- [13] 张旭, 罗鸣, 杨超, 等. 多波段大容量光传输系统研究[J]. 光通信研究, 2022, (5): 1–6.
- Zhang X, Luo M, Yang C, et al. Research of Large Capacity Optical Transmission System based on S/C/L Band[J]. Study on Optical Communications, 2022, (5): 1–6.
- [14] Wang C, Wang Z, Lu R, et al. Field Operation Data Analysis of Optical Interconnects in AI Computing Networks [C]//Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2026. Los Angeles, USA: Optica Publishing Group, 2026: Th3B. 1.
- [15] 王芮, 任学诚, 林鸿, 等. S+C+L多波段光纤传输系统的容量提升技术研究(特邀)[J]. 光学学报, 2025, 45(13): 1306035.
- Wang R, Ren X C, Lin H, et al. Capacity Enhancement Technologies for S+C+L Band Optical Fiber Transmission System(Invited)[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(13): 1306035.
- [16] Ferrari A, Napoli A, Fischer J K, et al. Assessment on the Achievable Throughput of Multi-Band ITU-T G. 652. D Fiber Transmission Systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(16): 4279–4291.
- [17] Borraccini G, Straullu S, Giorgetti A, et al. Experimental Demonstration of Partially Disaggregated Optical Network Control Using the Physical Layer Digital Twin[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2023, 20(3): 2343–2355.