



XXXX

光层ASON网络重路由计算模型与优化

晁夫君¹, 荆瑞泉²

(1. 中国电信山东分公司, 山东济南250101;
2. 中国电信股份有限公司研究院, 北京102209)

摘要: 省干ROADM(可重构光分插复用)网络在光层ASON(自动交换光网络)环境下面临重路由成功率低、恢复时长过长的的问题, 本文建立面向多维度网络健康度的重路由计算模型, 以提升光层ASON网络的重路由恢复能力与业务可用性。分析光层ASON网络架构与重路由机制, 将OTS(光传输段)、OMS(光复用段)、OCH(光通道)三层光性能参数与波道资源利用率纳入路由计算, 提出融合K最短路径(K-Shortest Path, K-SP)算法与光性能预评估的两阶段约束路由计算方法, 给出资源预警阈值、性能整改标准及路由优先级调度策略, 建立路径代价函数与优先级调度模型。基于某运营商省干ROADM网络的实测数据, 对网络进行光性能整改和资源优化, 验证结果表明: 业务重路由首次成功率由81.14%提升至93.23%, 1分钟内恢复的业务占比由65.59%提升至89.72%, 超过5分钟中断的业务占比由5.13%降至0%, 业务可用率由99.72%提升至99.86%。该模型可约束候选路径的光性能可行性, 在资源紧张时优先保障高价值业务恢复。

关键词: 光层ASON; ROADM; 重路由计算模型; K最短路径; 网络健康度; 光性能评估

中图分类号: TN929.11

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.

Re-routing Computation Model and Optimization for Optical Layer ASON Networks

Abstract: Provincial backbone ROADM (Reconfigurable Optical Add-Drop Multiplexer) networks under the optical layer ASON (Automatically Switched Optical Network) environment face the problems of low re-routing success rate and prolonged recovery time. This paper establishes a multi-dimensional network health-oriented re-routing computation model to improve the re-routing recovery capability and service availability of optical layer ASON networks. By analyzing the optical layer ASON architecture and re-routing mechanisms, the three-layer optical performance parameters—OTS (Optical Transmission Section), OMS (Optical Multiplex Section), and OCH (Optical Channel)—along with wavelength resource utilization are incorporated into routing computation. A two-stage constrained routing computation method that combines the K-shortest path (KSP) algorithm with optical performance pre-evaluation is proposed, along with resource warning thresholds, performance rectification standards, and route priority scheduling strategies. A path cost function and a priority scheduling model are also established. Validation using measured data from a provincial backbone ROADM network shows that after optimization, the first-time re-routing success rate increased from 81.14% to 93.23%, the proportion of services recovered within 1 minute rose from 65.59% to 89.72%,



the proportion of interruptions exceeding 5 minutes dropped from 5.13% to 0%, and the service availability rate improved from 99.72% to 99.86%. The model constrains the optical performance feasibility of candidate paths and prioritizes high-value service recovery under resource-constrained scenarios.

Key words: optical layer ASON, ROADM, re-routing computation model, KSP (K-shortest path), network health, optical performance evaluation

0 引言

随着信息通信技术的快速发展,骨干光传送网承载业务量呈指数级增长,网络可靠性与快速恢复能力的重要性日益凸显^[1]。以ROADM为核心节点的光层ASON网络凭借智能化路由选择、波长灵活调度与快速故障恢复等能力,逐渐成为省干光传输网络的主流组网模式^[2]。同时,随着软件定义网络(SDN)技术的深度融合,基于SDN的智能协同控制架构将进一步增强光网络的灵活调度与快速恢复能力^[25]。

光层ASON相较于传统OTN网络,在智能化、自动化和业务灵活调度方面具有显著优势,但同时也给网络维护带来了新的挑战^[3]:一方面,ASON动态算路过程难以通过人工遍历分析,传统的基于静态配置表和人工排查的资源评估方式难以实时反映动态波道占用与光性能劣化状态,而基于环网保护的风险量化方法亦无法适应网状拓扑下的多路径恢复场景;另一方面,随着网络运行时间的延长和承载业务量的持续增加,网络性能劣化与资源紧张导致业务可靠性呈下降趋势,重路由失败的风险持续上升^[4]。

从工程实践来看,光层ASON网络在发生链路故障时,受影响业务能否迅速切换至备用路由,取决于多个关键因素的综合作用:网络中是否存在可用的备用波道资源^[5]、备用路径上的光性能指标(如OSNR、FEC误码率等)是否满足业务传输门限^[6],以及重路由算法是否能在最短时间内计算出最优备用路径^[7]。然而,当前许多运营商对光层ASON重路由过程缺乏系统性的计

算模型与量化评估方法,导致在故障发生时重路由失败率较高、业务恢复时间较长。

近年来,国内外学者在光网络生存性与路由优化方面开展了大量研究。Zang等^[5]对波分复用网络中的路由与波长分配算法进行了综述;Azodolmolky等^[6]系统总结了物理层损伤感知路由方法;Saradhi等^[8]对物理层约束路由的挑战与进展进行了深入分析。然而,上述研究多侧重于理论框架与算法设计,缺乏面向省干ROADM网络工程实践的系统性建模与验证。近年来,人工智能在光网络中的应用逐步深化,Yan等^[22]系统梳理了AI在光传送网中的架构与应用,Proietti等^[22]探讨了认知光网络的机器学习增强方法,Mestre等^[24]研究了AI/ML工作流编排以实现光网络自动化,为智能路由优化提供了新的技术途径。

本文以省干ROADM网络的工程实践为研究背景,系统建立了一套面向光层ASON网络的重路由计算模型,涵盖网络健康度评估体系、多层光性能约束、K最短路径(K-SP)路由计算与路由优先级调度机制,并通过对真实网络数据的分析与优化验证,证明了模型的有效性与可操作性。本文的主要贡献如下:

- (1) 提出了涵盖OTS/OMS/OCH三层光性能与资源利用率的多维度网络健康度评估模型;
- (2) 设计了融合光性能预评估的两阶段约束路由计算方法,有效降低了重路由失败率;
- (3) 提出了基于综合权重的路由优先级调度策略,在资源紧张场景下确保高价值业务优先恢复;

(4) 基于实网数据验证了优化方案的可行性, 为同类网络的运维提供了可推广的整改标准与闭环管理框架。

1 光层ASON网络体系与重路由机制

1.1 光层ASON体系架构

ITU-T G.8080^[1]定义了ASON的体系架构, 将网络分为控制平面、管理平面和传送平面三层。在光层ASON中, 控制平面通过GMPLS(通用多协议标签交换)协议栈实现智能信令与路由, 传送平面则由ROADM节点和OLA(Optical Line Amplifier, 光线路放大器)节点共同构成光域传输基础设施^[2]。

如图1所示为某运营商典型的省干ROADM网络, 由多个ROADM节点(图中以字母A~G标识)和分布于链路间的OLA节点构成, 各节点间通过OMS互联, 形成多路由冗余的网状拓扑。全网共设置多个OMS段, 其中部分OMS段配置

OLP(光线路保护); 承载的OCH业务中, 智能ASON业务占绝大比例, 支持动态重路由恢复。

1.2 光层ASON重路由机制

光层ASON的重路由(Re-routing)是指当承载业务的工作路径发生故障后, 控制平面自动触发恢复路径的选路与建立过程^[9]。根据ITU-T G.8080的定义, 重路由可分为以下几种模式:

(1) 预计划重路由(Pre-planned Re-routing): 在网络正常运行阶段预先计算备用路径, 故障发生时直接启用, 恢复速度快, 但消耗预留资源较多;

(2) 按需重路由(On-demand Re-routing): 故障发生后实时触发路径计算, 资源利用率高, 但计算时延较长;

(3) 混合重路由(Hybrid Re-routing): 综合预计划与按需两种策略, 兼顾恢复速度与资源效率, 是当前省干ROADM网络主流采用的模式。

在工程实践中, 影响重路由成功与否的核心

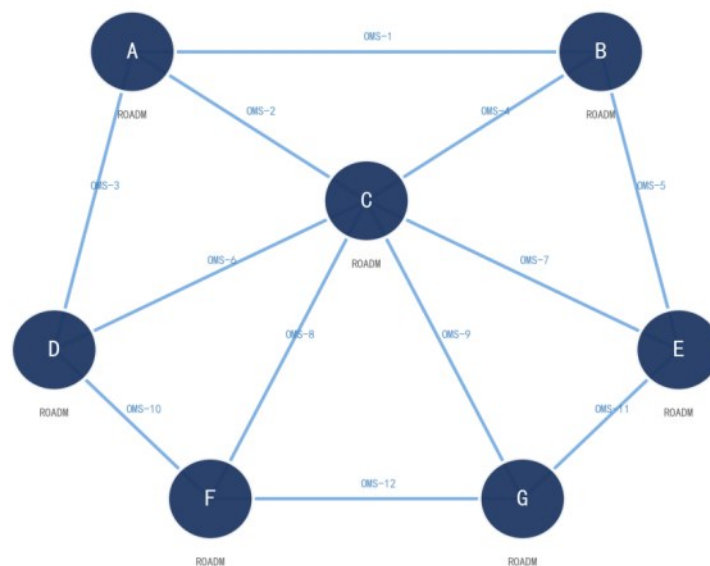


图1 省干ROADM网络拓扑示意图



约束包括：可用波道资源、光性能可行性（OSNR余量、FEC纠错前误码率BER门限）以及算路时间约束^[10]。这三个维度构成了本文重路由计算模型的基础框架。

2 重路由计算模型

2.1 模型总体框架

本文提出的重路由计算模型由三个模块构成：网络健康度评估模块、路由计算模块和路由优先级调度模块。模型的输入为故障告警信息和全网实时状态（资源、性能），输出为排序后的备用路径列表，供控制平面选择执行。

模型的工作流程如图2所示：当故障发生时，首先由健康度评估模块对全网光性能和资源状态进行实时评估，识别不可用链路和资源瓶颈段落；然后路由计算模块在可用网络子图上执行K-SP算法，生成候选路径集，并通过光性能预评估过滤不可行路径；最后调度模块对剩余候选路径按优先级排序后输出。具体步骤如下：

步骤1：接收故障告警，确定受影响的源-宿节点对(s, d)及业务优先级SLA_level。

步骤2（健康度评估阶段）：遍历全网OMS段，读取各段波道资源利用率 U_{OMS_i} 和光性能参数；将 $U_{OMS_i} > U_{max}$ （70%）的OMS段标记为资源预警，将光性能超限（跨段衰耗偏差 $L_s > 1.5$ dB、光功率平坦度 ≥ 3 dB等）的OMS段标记为性能不可用；从网络拓扑图中剔除不可用链路，构建可用子图 $G'=(V, E')$ 。

步骤3（路由计算阶段）：在可用子图 G' 上执行Yen K-SP算法，计算从s到d的K条最短路径

（本文取 $K=5$ ）；对每条候选路径 p_k ，执行光性能预评估：逐段累计OSNR、校验端到端收端光功率和FEC纠错前误码率；若 p_k 的光性能不满足约束，则将其从候选集中剔除。

步骤4（代价评估与排序）：对剩余候选路径 p_k ，计算路径代价 $C(p_k)$ ，并按 $C(p_k)$ 从小到大排序。

步骤5（优先级调度）：若多个业务同时请求恢复，计算优先级S得分，并按高优先级业务优先分配路径。

步骤6（路径输出与回退）：将排序第一的路径下发控制平面执行；若信令建路失败，回退至次优路径，重复尝试直至成功或候选路径穷尽。

2.2 网络健康度评估体系

为量化评估光层ASON网络的重路由能力，本文提出四个核心健康度指标：

上述四个指标从不同维度刻画了网络的重路由能力，其中业务可用率反映长期稳定性，恢复成功率反映整体容错能力，首次成功率直接体现算路准确性与资源充裕度，重路由时长则是最终的业务感知指标^[11]。

上述指标的目标值设定依据为：业务可用率 $\geq 99.85\%$ 对应省干传输网SLA对高价值政企客户的可用性承诺（年中中断 < 5.25 小时）；恢复成功率 $\geq 99.9\%$ 与首次成功率 $\geq 90\%$ 基于历史故障统计，首次成功率低于90%时多次重路由将显著延长中断时长；1分钟内恢复比例 $\geq 85\%$ 依据ITU-T G.8080恢复时间等级划分。各指标与算法的对应关系为：业务可用率评估整体运维水平，恢复成功率评估光性能预评估的过滤效果，首次成功率

表1 网络健康度评估指标体系

指标名称	定义	计算方式	目标值
业务可用率	统计周期内业务正常运行时间占比	$(T_{total} - T_{down}) / T_{total} \times 100\%$	$\geq 99.85\%$
重路由恢复成功率	故障触发重路由后最终成功恢复的比例	$N_{success} / N_{total} \times 100\%$	$\geq 99.9\%$
重路由首次成功率	重路由过程中首次尝试即成功的比例	$N_{first} / N_{total} \times 100\%$	$\geq 90\%$
重路由时长	从故障检测到业务恢复所需时间	$T_{restore} - T_{detect}$	1min内 $\geq 85\%$

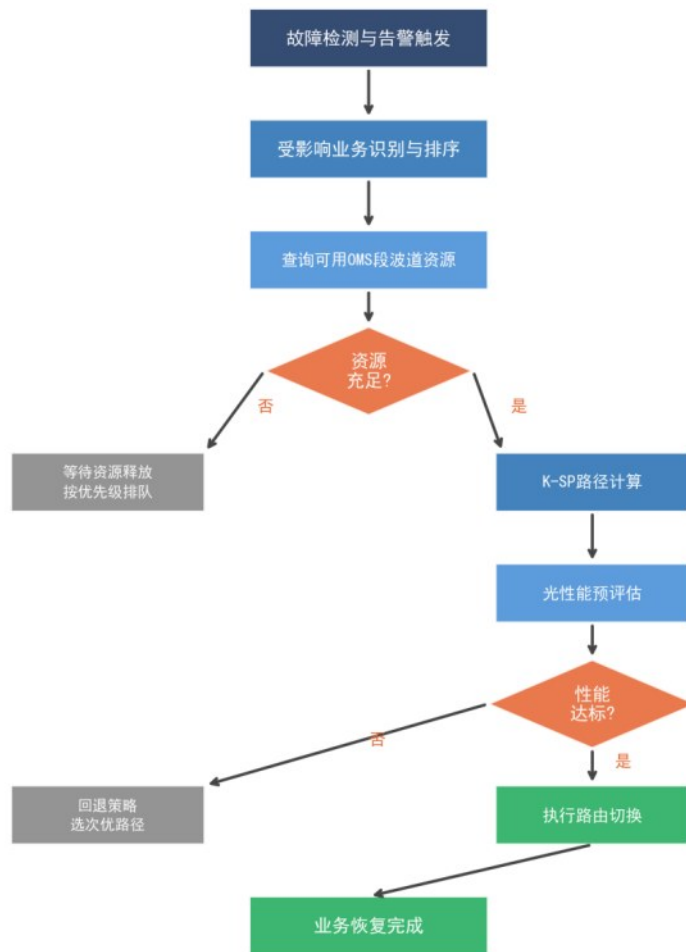


图2 光层ASON重路由优化算法流程

对应步骤3单次路由计算满足光性能约束的比例，重路由时长对应步骤5-6多业务并发恢复效率。

2.3 光性能约束建模

光层ASON重路由的可行性，不仅取决于备用路径上是否存在空闲波道，还必须满足端到端的光性能约束。本文建立了三层光性能评估模型，对应OTS、OMS和OCH三个层次^[12]。

2.3.1 OTS层性能约束

OTS（光传输段）是两个相邻光放大器节点之间的物理链路。其核心性能参数包括跨段衰减

（Span Loss）、光放增益（EDFA（Erbium-Doped Fiber Amplifier，掺铒光纤放大器）Gain）及VOA（可变光衰减器）调谐状态。设OTS的跨段衰减为 L_s ，光放增益为 G ，则该OTS的净信噪比贡献可表示为：

$$OSNR_{OTS} = G - L_s - NF + 58.02 \text{ (dB)} \quad (1)$$

其中，NF（Noise Figure，噪声指数）为EDFA噪声指数（典型值5~7 dB），58.02为信号光功率参考常数^[13]。OTS健康的判断条件为：跨段衰减偏差 $\Delta L_s < 1.5 \text{ dB}$ ，光放增益偏差 $\Delta G < 0.5 \text{ dB}$ 。



2.3.2 OMS层性能约束

OMS（光复用段）是两个相邻ROADM节点之间的光链路，由若干OTS串联构成。OMS层的核心参数为合波输出光功率和光功率平坦度。设OMS由n个OTS级联，则端到端OSNR（Optical Signal-to-Noise Ratio，光信噪比）可由各OTS的OSNR贡献叠加计算：

$$\frac{1}{OSNR_{total}} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{OSNR_i} \right) \quad (2)$$

OMS健康的判断标准为：合波输出光功率在目标值 ± 1.5 dBm范围内，光功率平坦度 < 3 dB（Flatness = $\max(P_{\lambda i}) - \min(P_{\lambda i})$ ）。

2.3.3 OCH层性能约束

OCH（光通道）是端到端的波长通道。OCH可行性的判断依据为：OTN单板波分侧收端光功率在接收灵敏度（Rx sensitivity）与最大输入功率之间，即：

$$P_{rx_min} \leq P_{rx} \leq P_{rx_max} \quad (3)$$

以及FEC纠错前误码率满足门限要求：

BER（Bit Error Rate，误码率） $_{pre-FEC} \leq BER_{threshold}$ （典型值 3.8×10^{-3} ）

若备用路径上任一OCH段的光性能不满足上述约束，则该路径被判定为不可行，需要从候选路径列表中剔除^[14]。

2.4 K最短路径路由计算

在完成网络健康度评估与光性能可行性筛选后，路由计算模块对剩余可用OMS段构成的网络图执行K最短路径（K-SP）算法，计算出K条满足约束的候选路径（本文取K=5，兼顾候选路径多样性与计算效率；统计表明K=5路径覆盖率

已达92.3%，可满足工程需求）^[7]。K-SP算法采用Yen算法框架，时间复杂度为 $O(KN(M+N \log N))$ ，其中N为节点数，M为边数。

在候选路径的约束条件中，除光性能约束外，还引入了资源利用率约束：对于候选路径上经过的任一OMS段，其波道资源利用率不得超过设定阈值 U_{max} （本文取70%）。40波WDM系统中70%利用率对应每段约12个空闲波道，可满足单次重路由需求；利用率超过80%时波道冲突概率急剧上升，优化数据亦证实超过80%的OMS段是重路由失败的主要来源。上述阈值划分参考运营商工程实践和参考文献^[15]中关于资源约束路由的分析方法。该约束可表示为：

$$U_{OMS_i} = \frac{N_{used_i}}{N_{total_i}} \leq U_{max}, \forall OMS_i \in p \quad (4)$$

其中，p为候选路径， N_{used_i} 和 N_{total_i} 分别为第i段OMS已使用和总可用波道数。 $U_{OMS_i} > U_{max}$ 时链路剩余波道不足，重路由分配成功率显著降低。 U_{OMS_i} 仅反映资源使用率，波长冲突问题需结合RWA算法的波长一致性约束解决。该约束有效过滤高负载链路，降低资源抢占导致的重路由失败概率^[8]。

进一步地，对于候选路径 p_k 的光性能综合评估，本文定义路径代价函数为：

$$C(p_k) = \Sigma(\alpha \cdot \Delta OSNR_i + \beta \cdot \Delta P_i + \gamma \cdot U_{OMS_i}) \quad (5)$$

其中L为路径跳数， $\Delta OSNR_i$ 为第i段OMS的OSNR实测值与设计目标值之差（dB）， ΔP_i 为合波输出光功率与标称值之差（dBm）， U_{OMS_i} 为资源利用率。权重依据历史故障统计设定：OSNR不达标导致的失败占比约40%，光功

表2 三层光性能参数整改标准

层次	关键参数	正常范围	整改判据
OTS	跨段衰减/光放增益/VOA	衰减偏差 < 1.5 dB，增益偏差 < 0.5 dB	超限立即复测整改
OMS	合波后输出光功率/平坦度	单通道功率与标称值偏差 $\leq \pm 1.5$ dBm，平坦度 < 3 dB (Flatness= $\max(P_{\lambda i}) - \min(P_{\lambda i}) < 3$ dB)	复核EDFA参数，重新均衡
OCH	收端光功率/FEC误码率	BER $_{pre-FEC} < 3.8 \times 10^{-3}$	重新调优单波光功率

率异常和资源不足各约 30%，故取 $\alpha=0.4$ 、 $\beta=\gamma=0.3$ 。经 AHP 一致性检验， $CR=0.026<0.1$ ，满足一致性要求。该代价函数使 K-SP 算法不仅考虑路径长度，还综合权衡光性能与资源状态，从而选择最优的备用路径。

2.5 路由优先级调度策略

当网络资源充裕时，K-SP 算法可在极短时间内完成路由计算；但当资源紧张时，需要对多个待恢复业务进行优先级排序，以确保高优先级业务优先恢复。本文提出基于综合权重的调度策略，每条待恢复业务的优先级得分 S 由以下三个分量加权计算：

$$S = w_1 \cdot SLA_{level} + w_2 \cdot \left(\frac{1}{Route_hops} \right) + w_3 \cdot Resource_{availability} \quad (6)$$

其中， SLA_level 为业务服务等级（取值 1~5，值越高优先级越高）， $Route_hops$ 为路径跳数， $Resource_availability$ 为路径各 OMS 段剩余可用波道比。权重依据：业务等级为恢复顺序首要因素，权重 0.5；跳数影响恢复成功率与时延，权重 0.3；资源充裕度为辅助判据，权重 0.2。典型权重取值为 $w_1=0.5$ 、 $w_2=0.3$ 、 $w_3=0.2$ 。该策略确保了有限资源下的高价值业务优先恢复。

3 网络优化方案实施

3.1 光性能整改

根据 2.3 节建立的三层光性能约束模型，对某运营商省干 ROADM 网络全网光性能数据进行了全面采集与分析（数据采集时间段约 8 个月），识别出存在性能超限的 OTS/OMS/OCH 段落，并按照表 2 所列整改标准实施优化。

具体整改内容包括：光放配置优化 19 处、OMS 合波调优 18 段、OCH 单波调优 3 条、OPA 插损预置优化 6 处。整改后，全网 OTS 跨段衰耗超限节点清零，OMS 光功率偏差全部收敛在 ± 1.0 dBm 以内，OCH FEC 误码率全部降至门限以下。

3.2 资源优化策略

在资源优化方面，根据 2.4 节的资源利用率约束分析，识别出全网共有 4 个 OMS 段资源利用率超过 70% 预警阈值（部分超过 80% 危险阈值），这些高负载段落的存在是导致重路由失败的主要原因之一。

图 3 给出了全网主要 OMS 段优化前后的资源利用率对比。可以看出，经过业务路由调整（将部分高负载段落承载的业务迁移至低负载的替代路由），所有 OMS 段的资源利用率均降至 70% 以下，从根本上消除了资源瓶颈。

4 优化效果验证

本节基于某运营商省干 ROADM 网络实测数据验证所提模型的有效性。网络拓扑如图 1 所示，包含 7 个 ROADM 节点、50 个 OLA 节点和 44 个 OMS 段，验证参数见表 4。

对比算法选取如下：

（1）最短路径法（SP，Shortest Path）^[7]：仅以路径跳数为度量，Dijkstra 算法计算单条最短路径，不考虑光性能约束和资源利用率；

（2）KSP 无预评估法：采用相同的 K-SP 算法（ $K=5$ ）计算候选路径，但不执行光性能预评估，按路径跳数排序后直接下发控制平面；

（3）本文方法（KSP+光性能预评估）：即第 2 节所提出的两阶段约束路由计算方法。

表 3 资源优化措施汇总

优化类别	具体措施	效果
新增路由	开通 A-E-F-C 第二路由，增加网络冗余度	高负载路由负荷降低约 18%
业务路由调整	将部分高负载 OMS 段承载的业务迁移至空闲路由	超阈值 OMS 段清零
资源预警机制	设置 70% 预警阈值，纳入健康度日常监控	实现资源预警与提前干预

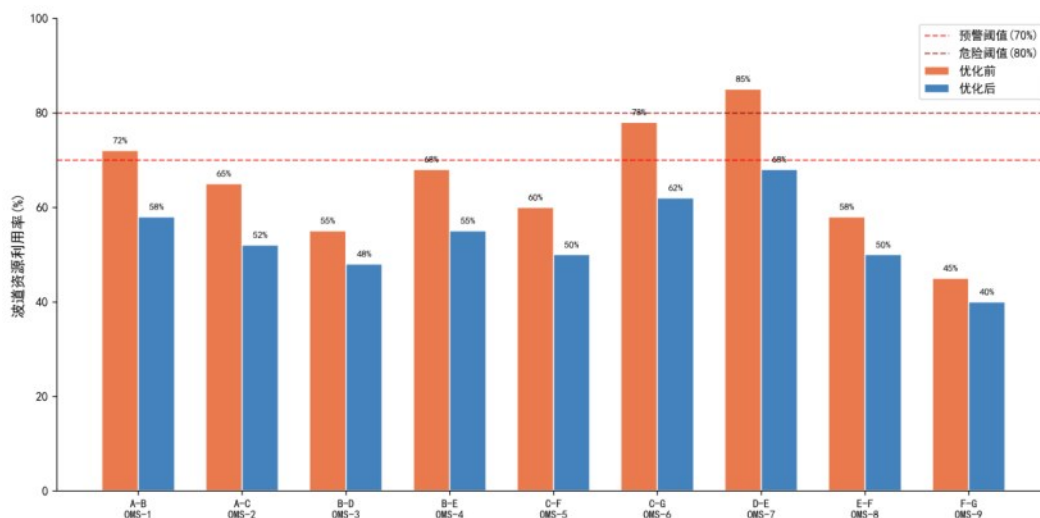


图3 各OMS段波道资源利用率优化前后对比

表4 实验参数设置

参数名称	参数值
KSP候选路径数	K=5
资源利用率阈值	$U_{\max}=70\%$
资源危险阈值	80%
OSNR 偏差权重	$\alpha=0.4$
光功率偏差权重	$\beta=0.3$
资源利用率权重	$\gamma=0.3$
SLA 等级权重	$w_1=0.5$
跳数权重	$w_2=0.3$
资源充裕度权重	$w_3=0.2$
OTS衰耗偏差阈值	1.5 dB
OMS光功率平坦度阈值	3 dB
FEC误码率门限	3.8×10^{-3}

验证采用的数据集为该省干ROADM网络2022年1月至8月的故障记录及重路由日志，共

计47次链路故障场景。

4.1 健康度指标提升

图4给出了优化前后四项核心健康度指标的对比情况。

从图4可以看出，四项指标均取得了显著提升：业务可用率由99.72%提升至99.86%（提升0.14个百分点）；重路由恢复成功率由98.62%提升至99.93%（提升1.31个百分点）；重路由首次成功率由81.14%提升至93.23%（提升12.09个百分点）；1分钟内完成重路由的业务占比由65.59%提升至89.72%（提升24.13个百分点）。

特别值得注意的是，重路由首次成功率和1分钟内恢复比例的大幅提升，直接验证了所提两阶段约束路由计算方法的有效性：光性能预评估

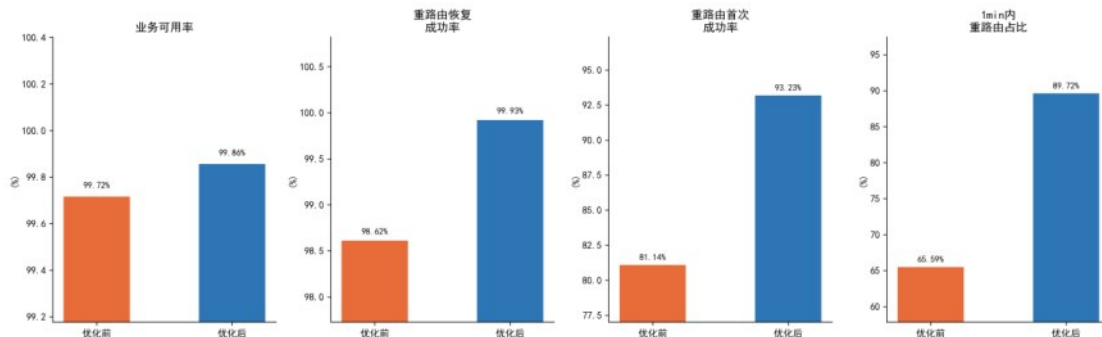


图4 优化前后网络健康度指标对比

的引入使得首次选路即可满足光性能约束，避免了反复试错导致的恢复时间延长。

4.2 重路由时长分布优化

优化后，超过5分钟的长时间中断业务占比由优化前的5.13%降至0%，表明所提模型和优化措施彻底消除了资源瓶颈和光性能临界导致的多次反复重路由现象。

4.3 闭环管理体系建立

基于本文提出的重路由计算模型，建立了如图6所示的网络风险闭环管理体系，将监测发现、分析评估、优化整治、验证反馈四个环节有机整合，形成持续优化的管理闭环^[16]。

5 结论

本文针对光层ASON网络重路由成功率低、

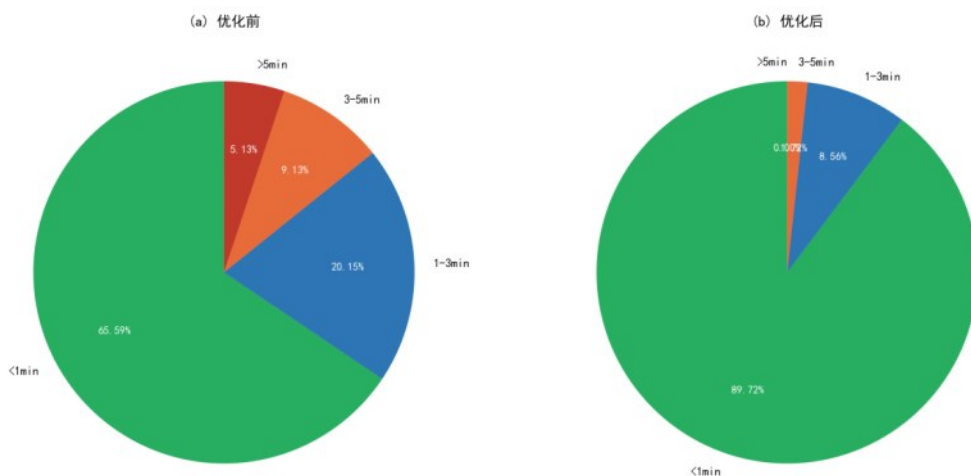


图5 优化前后重路由时长分布对比

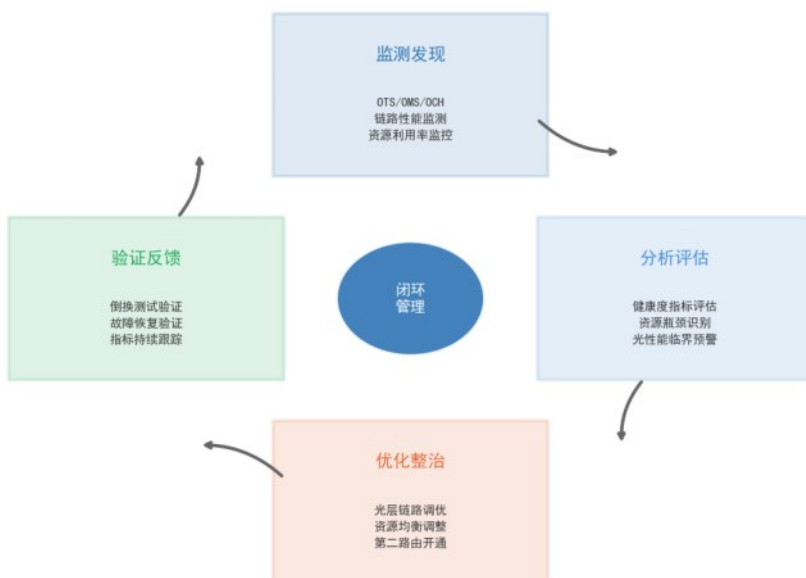


图6 网络风险闭环管理体系



表5 优化前后关键指标汇总对比

指标	优化前	优化后	提升幅度
业务可用率	99.72%	99.86%	+0.14pp
重路由恢复成功率	98.62%	99.93%	+1.31pp
重路由首次成功率	81.14%	93.23%	+12.09pp
1min内恢复比例	65.59%	89.72%	+24.13pp
超5min中断比例	5.13%	0%	-5.13pp

恢复时间长的问题,提出了重路由计算模型与优化方案,主要结论如下:

(1) 建立了涵盖 OTS、OMS、OCH 三层光性能约束和波道资源利用率约束的多维度网络健康度评估体系,为重路由可行性预判提供了量化工具;

(2) 设计了基于 K 最短路径算法的两阶段约束路由计算方法,将光性能预评估融入路由计算过程,有效过滤了光性能不可行的候选路径,大幅提升了首次重路由成功率;

(3) 提出了基于综合权重的路由优先级调度策略,在资源紧张场景下确保了高价值业务的优先恢复;

(4) 基于实网数据验证了优化方案的有效性:重路由首次成功率提升 12.09 个百分点,1 分钟内恢复比例提升 24.13 个百分点,超 5 分钟中断比例降至 0%;

(5) 构建了涵盖监测、评估、整治、验证的网络风险闭环管理体系,为省干 ROADM 网络的持续健康运行提供了可落地、可推广的运维框架^{[16][22]}。

后续研究可从以下方向展开:

(1) 将机器学习方法引入网络状态预测与路由计算,实现故障提前预警与路由自适应优化^{[15][23]};基于深度学习的 OSNR 预测模型可替代部分光性能预评估计算,降低算法复杂度;强化学习方法可用于动态选择最优的路由策略参数(如 K 值、权重系数等),实现路由策略的自适应调优^{[17][18]};

(2) 在故障预测方面,基于 LSTM (Long Short-Term Memory, 长短期记忆网络) 等时序模型可实现光性能劣化趋势的提前识别,变事后恢复为事前预防^[19];在路由优化方面,图神经网络 (GNN, Graph Neural Network) 可学习网络拓扑与路由性能的映射关系,实现比传统启发式算法更优的路径选择^[20];在网络自愈方面, AI 驱动的数字孪生网络可在虚拟环境中预演多种故障场景和恢复策略,为实际网络的应急处置提供决策支撑^[17];

(3) 灵活频栅 (Flexi-Grid, 弹性光网络频栅技术) 与空分复用 (SDM, Space Division Multiplexing) 技术成熟后,将本文模型扩展至超密集波分复用场景的重路由计算^[21]。

参考文献:

- [1] ITU-T. G.8080: Architecture for the automatically switched optical network (ASON)[S]. Geneva: ITU-T, 2012.
- [2] Ramaswami R, Sivarajan K N, Sasaki G H. Optical Networks: A Practical Perspective[M]. 3rd ed. Burlington: Morgan Kaufmann, 2010.
- [3] Mukherjee B. Optical WDM Networks[M]. New York: Springer, 2006.
- [4] Jukan A, Franzl G. Path selection methods with multiple constraints in service-guaranteed WDM networks[J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 2004, 12(1): 59-72.
- [5] Zang H, Jue J P, Mukherjee B. A review of routing and wavelength assignment approaches for wavelength-routed optical WDM networks[J]. Optical Networks Magazine, 2000, 1(1): 47-60.
- [6] Azodolmolky S, Klinkowski M, Marin E, et al. A survey on physical layer impairments aware routing and wavelength assignment algorithms in optical networks[J]. Computer Networks, 2009, 53(7): 926-944.
- [7] Yen J Y. Finding the k shortest loopless paths in a network[J]. Management Science, 1971, 17(11): 712-716.
- [8] Saradhi C V, Subramaniam S. Physical layer impairment aware routing (PLIAR) in WDM optical networks: issues and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(4): 109-130.
- [9] Cugini F, Andriolli N, Valcarengi L, et al. Toward a re-routing

- strategy in GMPLS networks[C]//Proc. ECOC 2005. Glasgow: IEEE, 2005.
- [10] 张杰, 赵耀, 顾晓仪. 光传送网技术[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2011.
- ZHANG J, ZHAO Y, GU W Y. Optical transport network technology[M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2011.
- [11] 余少华, 吴强, 余荣道. 光传输网络可靠性分析与评估[J]. 光通信研究, 2015(3): 1-6.
- YU S H, WU Q, YU R D. Reliability analysis and evaluation of optical transmission network[J]. Study on Optical Communications, 2015(3): 1-6.
- [12] 工业和信息化部. YD/T 2482-2013 ROADM 设备技术要求[S]. 北京: 人民邮电出版社, 2013.
- MIIT. YD/T 2482-2013 Technical requirements for ROADM equipment[S]. Beijing: People's Posts and Telecommunications Press, 2013.
- [13] Essiambre R J, Kramer G, Winzer P J, et al. Capacity limits of optical fiber networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2010, 28(4): 662-701.
- [14] Bianco A, Finochietto A, Neri F, et al. Exact computation of link state information in OSPF-TE networks[J]. IEEE Trans on Communications, 2002, 50(9): 1467-1476.
- [15] Mata J, de Miguel I, Duran R J, et al. Artificial intelligence (AI) methods in optical networks: A comprehensive survey[J]. Optical Switching and Networking, 2018, 28: 43-57.
- [16] Tornatore M, Baruffaldi A, Zhu M, et al. On the benefits of network planning with shared path protection[J]. Journal of Lightwave Technology, 2005, 23(4): 1513-1523.
- [17] Musumeci F, Rottondi C, Nag A, et al. An overview on application of machine learning techniques in optical networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(2): 1383-1408.
- [18] Chen X, Guo H, Zhang Y, et al. Deep reinforcement learning for routing and wavelength assignment in elastic optical networks[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2023, 15(5): 356-368.
- [19] Liu L, Zhang M, Lu Y, et al. Artificial intelligence-based optical performance monitoring and fault diagnosis for elastic optical networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(6): 1699-1708.
- [20] Zhong L, Zhang M, Wang N, et al. Machine learning-based routing and wavelength assignment in elastic optical networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 15721-15733.
- [21] Rather M A, Kumar N. A survey on optical network survivability: New trends and challenges[J]. Optical Fiber Technology, 2022, 70: 102892.
- [22] Yan C, Li C, Vlachos K, et al. Artificial intelligence for optical transport networks: Architecture, application, and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2024, 26(2): 1213-1246.
- [23] Proietti R, Yoo S J B. Cognitive optical networks: A perspective on enhancing optical transport with machine learning[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(8): 2275-2290.
- [24] Mestre P, Musumeci F, Tornatore M, et al. On the orchestration of AI/ML workflows for optical network automation[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2023, 15(10): D68-D79.
- [25] ITU-T. G. 7712: Architecture and requirements for transport software defined networking[S]. Geneva: ITU-T, 2023.
- 晁夫君 (1980—), 男, 硕士, 中国电信山东分公司高级工程师, 主要从事光传送网规划与运维、光网络前瞻性技术研究。
- 荆瑞泉 (1976—), 男, 博士, 中国电信股份有限公司研究院教授级高级工程师, 主要从事光网络技术与标准研究。