



专题：未来光通信技术

数据与模型协同驱动的智能光网络架构与关键技术

谷志群¹, 张佳玮¹, 纪越峰¹, 于浩², 塔里克·塔勒布²

(1. 北京邮电大学信息光子学与光通信国家重点实验室, 北京 100876;

2. 奥卢大学, 芬兰 奥卢 90570)

摘要: 网络的规模升级和超大连接、超高带宽、超低时延应用的不断深化, 对光传输网络资源利用和网络差异化服务提出了更高要求, 使得传统模型驱动下的网络形态和配置方式面临挑战。基于数据与模型协同驱动思想, 提出“3层3循环”架构及其“3可功能”特征的智能光网络技术方案, 并对智能化实现技术展开研究, 通过开发设计的智能传输网络平台对所提算法的性能进行测试, 经验证, 数据与模型协同驱动的智能光网络传输性能得到有效提升, 为实现网络智能化提供了理论技术支持。

关键词: 智能光网络; 数据与模型协同驱动; 物理层状态感知; 网络层资源联动; 业务层切片定制

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022163

Network architecture and key technologies of intelligent optical networks driven by data and model

GU Zhiqun¹, ZHANG Jiawei¹, JI Yuefeng¹, YU Hao², Tarik Taleb²

1. State Key Laboratory of Information Photonics and Optical Communications, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. Oulu University, Oulu 90570, Finland

Abstract: With the expanding scale of the networks and the emerging applications of ultra-massive connection, ultra-high bandwidth and ultra-low delay, higher requirements are proposed for the utilization of optical transmission network resources and network differentiated services, which makes the network and configuration mode driven by the traditional approaches face challenges. Based on the idea of data and model collaborative driving, the intelligent optical network technologies of three-layerthree-cycle architecture and three functions were proposed, and the implementation technology was studied. The performance of the proposed algorithms was evaluated based on the designed intelligent transmission network platform. The validation results show that the transmission performance of intelligent optical network driven by collaborative data and model has been effectively improved, which provides theoretical and technical support for the realization of network intelligence.

Key words: intelligent optical network, collaborative data and model, state perception of physical layer, resource coordination of network layer, slice customization of application layer

收稿日期: 2022-05-08; 修回日期: 2022-07-12

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No. 2018YFB1800802)

Foundation Item: The National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB1800802)

0 引言

通信网络的规模部署不断升级, 宽带网络的流量需要日益剧增, 尤其是 4K/8K 视频、虚拟现实 (virtual reality, VR) 游戏、物联网、无人驾驶等相关智能终端和新业务的涌现, 在带宽、时延、可靠性等方面给网络传输性能提出了新的差异化需求^[1]。作为承载业务的光传送网络, 虽然其在传输容量、传输质量等方面的性能已经得到了广泛的认可, 但为应对未来新兴业务的需求, 仍面临着传输资源不足等诸多挑战。因此, 如何实现资源的高效整合利用、提供差异化定制化的服务成为传输网络发展亟待解决的难题。

针对上述问题, 常规思路通常在于提升网络的“硬实力”。一方面, 通过多模式、多纤芯等方式, 增大网络的传输容量。另一方面, 由传统固定栅格转变为可灵活调整栅格, 由刚性管道转变为柔性管道, 以此提升光网络资源的利用率。但是, 传统形态下数学模型与香农定理、摩尔定律等物理规律所建立起来的宽带网络, 其传输容量和效率已趋于“极限”, 导致业务需求与网络资源适配性弱等难题。近年, 软件定义网络、网络功能虚拟化、云计算、大数据、人工智能等新技术的涌现, 驱动光网络朝着自动化、数字化、智能化变革, 因此, 需要在不断提升网络“硬实力”的同时, 采用新技术提升网络的“软实力”, 即通过物理模型和智能算法实现从软件和硬件两方面协同提升当前网络传输性能, 逐渐成为突破传统光网络技术瓶颈的关键。目前, 提升网络“软实力”主要有模型驱动和数据驱动两种方式。

基于模型驱动^[2]的方法, 通常建立在光网络的物理机制和数学原理等经验知识之上, 通过建立严格的数学模型来简化复杂的网络问题。从光网络的发展历程上看, 网络的模型具有比较完备的理论支撑, 基于模型驱动的方法具有较强的算

法收敛性和可解释性, 网络属性和状态是数据和环境参数信息的高度凝练, 经过长期验证, 其算法具有高效性。但是随着网络规模的不断升级和新型业务应用的持续深化, 网络的复杂性和数据量逐渐增加, 只依靠模型分析的方法难以实现超大规模网络的完备覆盖和快速响应^[3], 尤其是针对动态业务和网络状态难以进行实时建模, 致使难以建立精准的网络模型。

基于数据驱动^[4]的方法, 通过从历史数据中汲取知识, 同时依靠其自我演进的能力, 可以做出适配当前业务和网络状态的路由决策。例如人工神经网络深度学习、强化学习等机器学习方法以数据驱动为核心, 不通过网络建模, 即可对网络参数状态进行大范围或全局的搜索, 通过分析网络数据之间的潜在关系进行学习泛化, 依据大量的开源模型和数据找出网络的最佳形态, 相对于传统物理模型刻画的网络状态, 可以有效提升网络性能。然而, 这种数据驱动的方式在理论分析上存在一定局限性, 智能算法的“黑盒性”(“黑盒性”指智能算法模型的内部工作机制, 以及模型不同特征之间的相互作用关系难以理解, 无法估计每个特征参数对算法模型性能的重要性) 使得网络最佳状态的可解释性较差, 导致网络的分析 and 运营管理难度加大; 此外由于数据驱动方法高度依赖大数据, 在实际的网络环境中, 检测仪器和检测环境等现实因素的限制, 使得网络的真实数据难以获得, 严重限制数据驱动模型的学习和分析效果。

综上所述, 结合其各自特点采用基于数据与模型协同驱动^[5]的方法, 可以打破上述传统模型驱动与数据驱动的限制, 即: 通过以模型驱动为主, 以数据驱动为辅, 赋予传统模型与网络实时交互的能力。充分利用现有的硬件系统配置, 挖掘传输网络的内在潜力, 探索业务特征与网络状态的耦合规律, 寻找光传输网络的最佳工作状态。



1 智能光网络发展需求

随着通信网络技术的应用发展，全国网络流量将呈现持续爆炸式增长的趋势^[1]。同时，超高清视频传输、自动驾驶和工业互联等新兴业务的大量增加，在网络带宽、时延和可靠性等方面对承载网络提出了更高的差异化服务要求。传统网络模式形态难以满足日益增加的业务流量及其差异化的服务要求，迫切需要借助大数据、人工智能等技术推动光网络朝着智能化变革^[6]。光网络朝着智能化的迈进，对光网络的物理层、网络层和业务层3个层面分别提出了新的发展需求。

(1) 物理层状态感知需求

随着通信技术的迅速发展，网络承载数据业务逐渐趋于多样化，如远程手术、自动驾驶等新型业务，需要光网络提供超高可靠性服务。光网络在信息传输过程中需要经过多个物理器件（如光纤、放大器、光复用/解复用器等），这些物理器件的制造工艺、生命周期及其工作环境具有较强的不确定性，导致经过这些物理器件的光路传输状态存在不确定性；此外，由于不同种类数据业务的动态变化，光网络资源配置需要不断进行重置调整，以保证网络的传输性能。然而，光路的频繁拆除和重建会严重加剧其传输状态的不确定性，严重影响网络传输可靠性，因此需要对光路物理层传输状态进行准确感知，从而实现网络资源和传输配置的优化选择，以保证网络传输可靠性。

(2) 网络层资源联动需求

传输网络的多样性和异构性体现在多种传输资源的共存，数据信息的传输需要经过无线设备、光传送设备、信息处理等多种设备组成的端到端传输链路，使得光、无线等多种异构网络相互交织，增加了网络的复杂性和异构性，从而导致网络资源配置与部署的难度加大。同时，业务流量的动态变化（如时空潮汐效应），使得不同地区不

同时间的带宽资源消耗存在较大差异，这一特性加剧了光网络资源配置的复杂性。仅通过单一的网络资源控制方式，依托网管控制和人工干预的控制方法，难以实现网络资源的高效灵活分配，尤其是复杂环境下容易使得网络陷入局部优化“陷阱”，严重影响网络整体性能优化。因此，需要建立更加智能的网络资源分配模式，实现光与无线网络资源的高效部署与跨域资源的联动。

(3) 业务层切片定制需求

随着超大连接、超高带宽、超低时延应用技术的发展，光网络需要承载的业务需求种类日益增加。不同应用场景下的业务对网络性能的要求（如传输速率、时延、带宽、安全可靠、隔离性等）具有较大差异。为了高效地承载差异化业务需求，网络切片（network slicing, NS）技术通过在逻辑上相互隔离各个网络切片，使得每个网络切片可拥有自己独立的网络资源和管控方式，提供不同类型业务服务。随着通信网络应用规模不断升级优化，不同的应用网络服务模式、可用带宽、传输速率、安全性及可靠性等差异逐渐增加，对网络切片技术的要求增加，因此需要根据多样化业务的严苛要求，通过将基础设施网络切分成面向不同业务类型，定制得到隔离度不同的多个网络切片来实现网络差异化服务。

2 数模协同驱动的“3层3循环”网络架构及其“3可功能”特征

信息通信网络作为万物互联的基础设施，是支撑全行业、全社会运行的主要保障。现有信息通信体系在速率、覆盖和时延等方面难以支撑未来全行业多样化应用的需求，亟须在传输网理念、架构设计和管理以及服务智能化等方面进行根本性的技术变革。

人工智能技术的快速发展为信息网络的智能化带来了前所未有的契机，将人工智能引入光网络，基于硬件设备可编程控制的前提，设计智能

信息网络架构,研究光与无线资源高效融合和匹配映射算法,可以实现光/无线等传输设备的统一控制和光/无线融合网络资源的跨域联动。基于数据与模型协同驱动思想,本文提出数据与模型协同驱动的“3层3循环”网络架构,如图1所示。“3层”指的是物理层、控制层和智能决策层。其中,物理层包含用户终端、无线传输网络、光传输网络和边缘/核心计算网络,囊括了信号的编/解码与调制/解调过程。控制层包含网络监控模块、传输网络控制器和计算资源控制器,其中传输网络控制器包含无线网络控制器和光传输网络控制器;计算资源控制器包含边缘计算资源控制器和云计算资源控制器。传输网络控制器与计算资源控制器协同控制,相互合作。智能决策层包含AI模型库、业务/网络数据库和智能算法/模型,AI模型库包括经典的机器学习模型(如循环神经

网络(recurrent neural network, RNN)、长短期记忆(long short-term memory, LSTM)和强化学习(reinforcement learning, RL)等),业务/网络数据库存储业务速率信息和网络资源信息,用于智能算法/模型中物理信道、网络优化等模型的训练与性能评估。

“3循环”充分体现智能体(如神经网络模型)在物理层、控制层和智能决策层3层结构中自学习、自优化的循环过程。第1个循环主要包括物理状态的智能感知、上报与智能调控,为实现智能传输网络的硬件提供基础;第2个循环包括网络层异构资源的抽象与统一调配,为实现智能传输网络提供软件保障;第3个循环包括基于数据模型协同思想的数据分析与模型优化相结合,是做出智能决策实现智能传输网络的关键。

基于“3层3循环”网络架构,通过智能光网

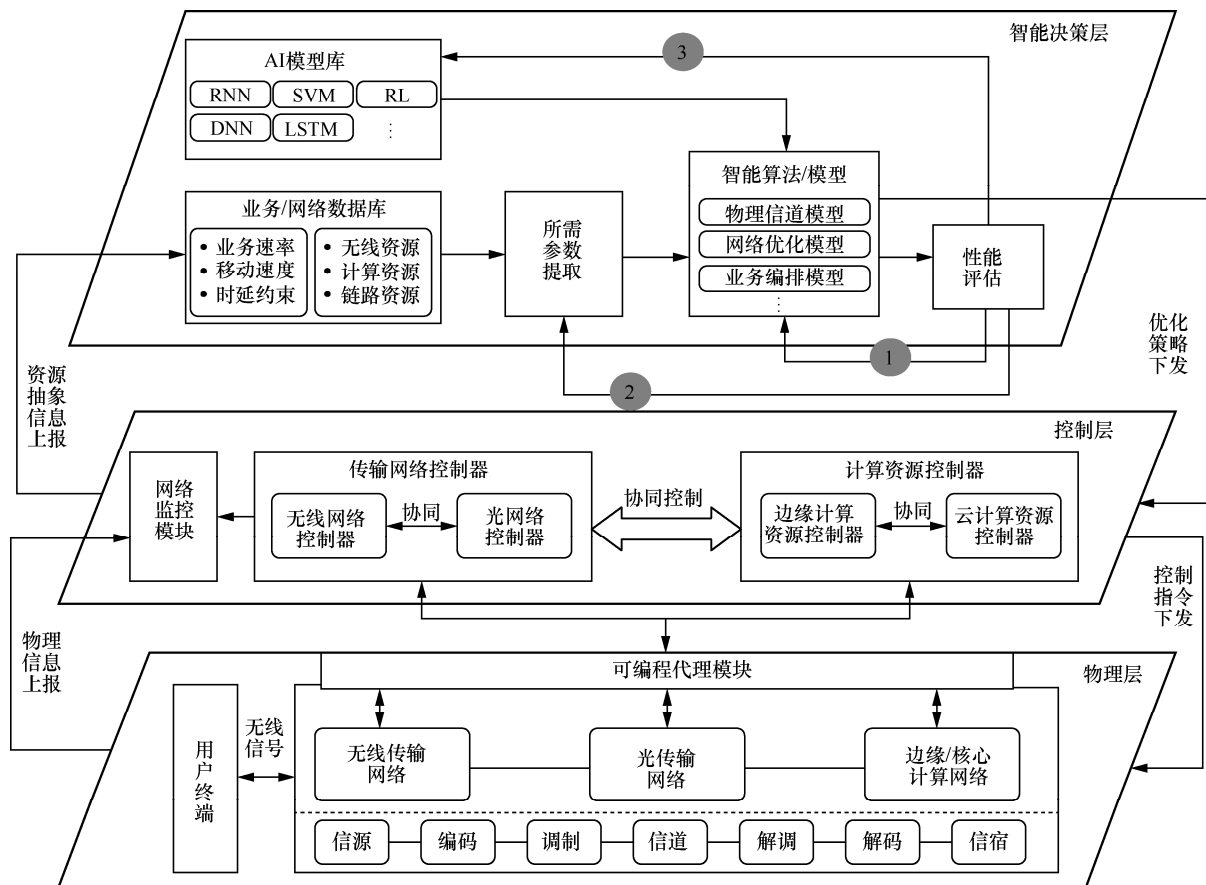


图1 数据与模型协同驱动的“3层3循环”网络架构



络资源的统一调度和分配,实现网络的“3 可功能”特性:物理层状态可感知、网络层资源可联动和业务层切片可定制。物理层状态可感知是指上层的控制层和网络决策层可以感知底层物理层设备和资源的使用情况,用于做出相应分析和决策;网络层资源可联动是指通过对网络中光域、无线域和电域等多维资源进行联合建模及协同调度,打破多种网络资源因物理属性不同而造成分域自治的限制;业务层切片可定制是指在同一物理设施的基础上,通过软隔离/硬隔离的方式切分得到多个虚拟网络,进而实现对多种差异化业务的高效承载。

3 数据与模型协同驱动的光网络智能化实现技术

本文在提出的“3 层 3 循环”的智能光与无线融合网络架构基础上,采用数模协同驱动的研究方法,分别对物理层状态智能感知技术、网络层资源智能联动技术和业务层切片智能定制技术展开研究,以实现更加高效的资源部署和分配策略,提升网络资源的利用率,实现未来网络全生命周期的自动化和智能化。

在“3 层 3 循环”网络架构的基础上,笔者所在研究组提出了数模协同驱动方法^[7],结合模型驱动对网络强大的建模能力和数据驱动对数据全面的感知能力,一方面根据光网络的物理机制和数学原理等经验知识,构建严格的数学模型(如线性规划模型、高斯模型和辅助图模型等)来简化复杂网络问题的求解;另一方面利用数据驱动对历史数据的挖掘能力和自我演进能力,学习业务和网络数据的内在联系。数据与模型协同驱动方法如图 2 所示,模型驱动

对网络行为进行建模,缩小了数据驱动的探索空间,加快数据驱动的求解过程;数据驱动通过感知和学习数据中的知识,修正传统模型中一些不准确的参数,使修正后的模型更适合当前业务和网络状态,实现网络性能的提升。通过数据与模型协同驱动的智能化工具,可以进一步挖掘光与无线网络的内在潜力,在不改变硬件传输配置的情况下,仅通过数模协同驱动的智能算法等手段来有效提升传输网络的资源利用率和网络容量,为未来智能传输网络提供理论与技术基础。

3.1 物理层状态智能感知技术

面向物理层状态的感知需求,本文针对“3 层 3 循环”网络架构中第 1 个循环实现技术展开研究。物理层状态的智能感知技术作为实现智能传输网络的硬件基础,通过对物理层参数数据的智能分析实现对光链路和网络的性能的评估,从而影响网络智能决策。

本文以光路传输质量(quality of transmission, QoT)预测为例,对物理层状态的感知技术进行研究。光路 QoT 作为物理层传输状态的综合表征指标之一,其预测感知方法研究得到了广泛的关注。传统的分布傅里叶法^[7-8]QoT 预测方案是基于光信号在光纤中的传输理论进行数理建模从而进行光路 QoT 预测,精度较低,难以用于光物理层状态的在线感知和预测。机器学习(machine learning, ML)可以通过大量样本数据自动学习拟合样本间的非线性关系,且训练完成后可快速计算,因此,以数理模型为指导,基于 ML 的 QoT 预测方案可以弥补数理模型的缺陷。

基于机器学习的 QoT 预测模型如图 3 所示,可

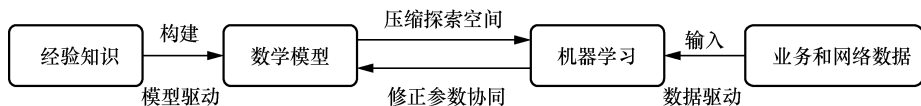


图 2 数据与模型协同驱动方法

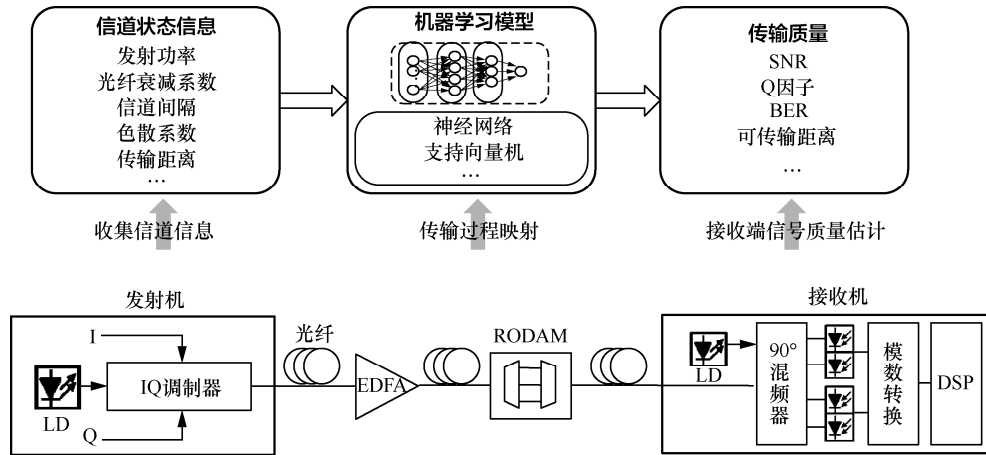


图 3 基于机器学习的 QoT 预测

以实现高精度快速的 QoT 预测^[9-13], 但光信号在网络中传输受诸多非平稳环境因素（如业务波动、器件损耗、部署环境变化等）影响，导致光传输状态呈现较强的不确定性^[14]。例如光信号衰减以及信道参数的不确定变化等因素使得光信道传输质量难以被准确感知，从而使光路传输的可靠性下降^[15-19]。因此，如何实现光物理层状态感知与高精度预测是实现光网络高效传输的一个关键问题。

针对该问题，笔者所在研究组针对数模协同驱动的智能感知技术进行研究，提出基于深度学习的光路 QoT 智能预测方法（如图 4 所示）^[20]，该方法依据大量的光传输网络历史数据，借用机器学习

强大的数据挖掘能力学习信道状态信息到光物理层状态的映射关系。在真实网络场景中采集 1 024 个数据集（包括网络配置信息、频谱分布、光放大器实时参数以及与之对应的 Q 因子），通过在此数据集上对神经网络进行训练，以提取网络状态特征到 Q 因子的深度映射。同时，设计一种自动调参机制，将神经网络定义为一个函数，神经网络的超参数为函数的变量。根据初始化参数和可变超参数建立神经网络模型，基于收集的数据进行交叉验证，误差最小时对应的超参数即神经网络最佳超参数。最后通过自适应梯度下降法完成神经网络的训练，实现光路传输质量的精确预测。模型均方误差与迭代次

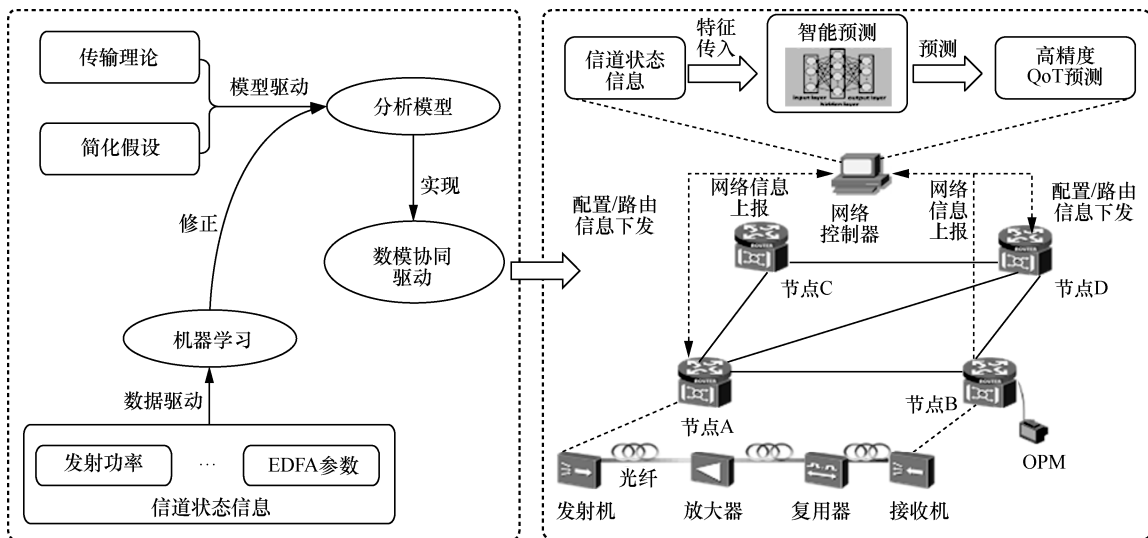


图 4 数模协同驱动的光路传输质量智能预测技术



数的关系如图 5 所示, 数据预测值与实际 Q-actor 值的散点分布图如图 6 所示, 模型训练收敛后实现快速准确的光物理层状态感知, 为光传输网络可靠高效传输提供有力支撑。该研究基于数模协同驱动的多信道传输质量预测方案通过自主学习信道状态与对应 QoT 的映射关系, 实现网络物理层状态可感知功能, 对光网络中的光路 QoT 进行精确预测, 使网络控制器获得精确的物理层感知信息, 为网络优化部署提供基础。

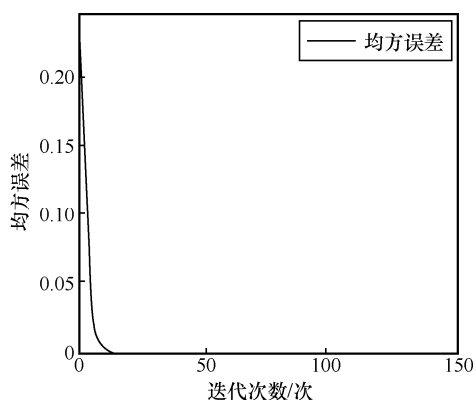


图 5 模型均方误差与迭代次数的关系

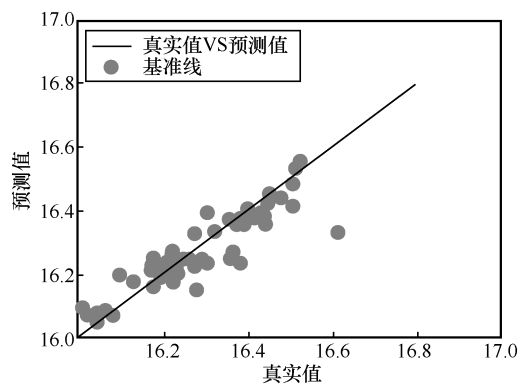


图 6 数据预测值与实际 Q-actor 值的散点分布图

3.2 网络层资源智能联动技术

面向网络层资源联动需求, 本文针对“3 层 3 循环”网络架构和第 2 个循环的实现技术展开研究。跨域网络层资源的智能联动技术主要通过控制层对跨域网络资源的协同控制, 实现网络层异构资源的统一调配, 从而实现光与无线等多种融合异构网络资源优化配置。

本文以 X-Haul 网络为例, 对光电跨层网络资源的联动技术进行研究。X-Haul 被认为是未来 5G 网络通用的、灵活的异构传输网络解决方案, 将前传、中传和回传及其所有的光与无线技术整合到一个基于分组的通用传输网络中。X-Haul 采用双层网络架构, 即跨层网络架构, 如图 7 所示, 包含 IP 层和光层, 其中 IP 层节点装配了路由器/交换机等电层设备, 负责细粒度业务流的汇聚; 光层包含光纤、光模块、ROADM 等光层设备, 负责为业务提供大容量“刚性”的传输通道。X-Haul 作为承载网组网方案, 其业务具有高动态性的特点。业务流量在其生命周期内随时间不断变化, 不同业务连接建立(因服务开始进入网络)和连接拆除(因服务结束离开网络)的时间具有随机性, 业务的到达和离开具有较大的不确定性。基于“IP+光”双层架构的复杂特性以及业务的高动态性, 如何实现资源高效的跨层网络路由配置成为 X-Haul 中面临的一项重要问题。

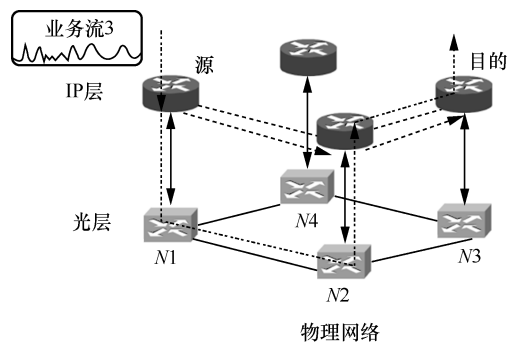


图 7 跨层网络架构

光电跨层网络中的路由设计作为一个典型的光网络资源的联动问题, 需要联合决策业务路由波长分配以及节点间光路的建立与拆除。同时, 由于网络接入业务流量通常表现为“时空潮汐效应”, 即不同地理位置、不同地区、不同时间的带宽资源消耗存在较大的差异, 这一特性加剧了光网络资源联动的复杂性。在保障接入业务高质量承载的前提下, 传统网络场景中算法对时间维度变化业务的感知能力不足, 且跨层路由采用固定

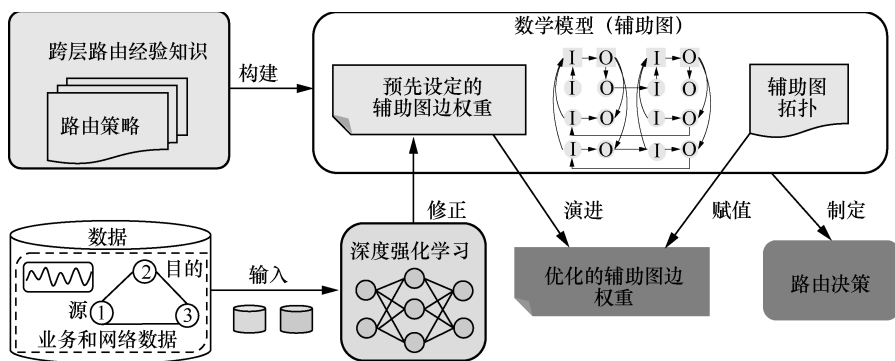


图8 ADMIRE 跨层网络路由原理

策略决策模型，导致网络波长资源使用利用率低下。采用深度强化学习（deep reinforcement learning, DRL）等数据驱动方法，正逐渐取代传统的基于整数线性规划（integral linear programming, ILP）方法^[21]和启发式算法^[22]的模型驱动的资源联动方法，成为网络层资源智能联动的核心技术。这类“黑箱”方法在理论特性分析上往往存在困难；然而，其高度依赖高质量大数据，随着网络规模的进一步扩大，规划问题的解空间维度灾难问题为路由决策效率带来了严峻挑战。

针对上述问题，笔者所在研究组对数据与模型协同驱动的网络资源智能联动技术进行了研究，提出一种数模协同驱动的智能路由策略（collaborative data-driven and model-driven intelligent routing engine, ADMIRE）^[5]。该策略采用的数学模型是传统的辅助图模型，ADMIRE 跨层网络路由原理如图8所示，该模型基于跨层路由的经验知识构建（如网络架构、路由策略等），包含依据路由策略预先设定的辅助图边权重和基于跨层网络架构构建的辅助图拓扑。ADMIRE 将业务流量数据和网络状态数据作为深度强化学习的输入，深度强化学习利用神经网络提取业务数据和网络数据的特征，经过不断的训练，深度强化学习会做出决策并修改辅助图边权重，根据人为经验预先设定的辅助图边权重会演进为优化的、适应当前业务和网络状态的辅助图边权重。ADMIRE 利用该权重给辅助图拓扑赋值，更新辅助图模型，最终修正后的辅助图模型会为业务制定最优

的路由决策，100 条业务流使用波长数量对比如图9所示，不同子集使用波长数量对比如图10所示。该研究通过数据与模型协同驱动建立跨层网络智能路由，实现了光与无线网络层资源可联动功能，有效提高网络资源使用率。研究结果表明，随着网络数据业务的大量增加，可有效减少网络建设和运维成本。

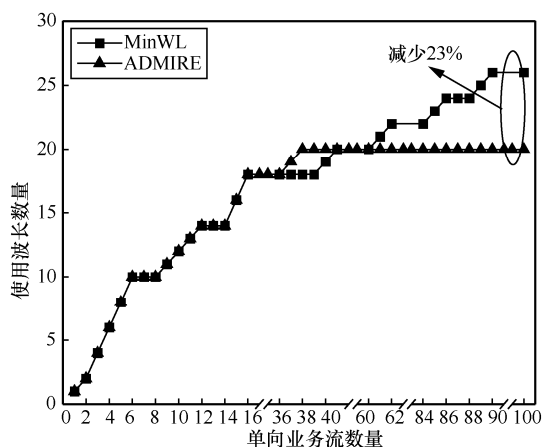


图9 100 条业务流使用波长数量对比

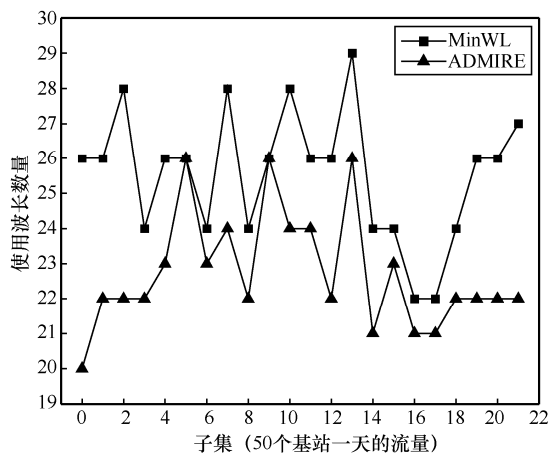


图10 不同子集使用波长数量对比



3.3 业务层切片智能定制技术

面向业务层切片定制需求，本文针对“3 层 3 循环”网络架构第 3 个循环的实现技术展开研究。业务层切片的智能定制技术基于数据与模型协同的思想，通过智能决策层对业务/网络数据进行建模，寻找到网络切片资源最佳配置方式，从而实现对网络性能进行优化配置。

不同应用场景下的业务对网络性能的要求差异明显，比如传输速率、时延、带宽、安全可靠、隔离性等要求都不一致。为了高效地承载差异化业务需求，需要通过网络切片（network slicing, NS）技术为业务提供差异化的网络服务。端到端切片全生命周期管理如图 11 所示，现有网络切片定制化研究可主要分为切片定制化生成、切片实例化部署以及切片动态调整和删除 3 个部分。切片定制化生成主要研究如何根据用户需求（如可靠性、时延等）定制得到虚拟切片网络拓扑，完成网络切片服务的前期准备^[23-24]。切片实例化部署阶段将考虑当前时刻下物理网络资源状态和切片业务的特殊需求（如隔离性等），将已生成的虚拟切片拓扑结构部署到物理网络中，实现切片业务的承载和运维^[25]。切片动态调整和删除阶段将根据业务时变的资源需求，进行动态调整所分配的切片资源，直到业务请求离去后删除该切片^[26-28]。

为满足多样化业务的严苛要求，网络切片技术通过将基础设施网络切分成面向不同业务类型的多个逻辑网络来满足租户的定制化需求。由于网络环境和数据业务的动态变化，如何在保证服务质量的同时，满足网络租户长期收益的最大

化是多维度跨域网络切片资源的端到端管理面临的挑战。传统基于模型分析的切片方案对于灵活变化的业务和网络状态的适配能力不足，导致业务服务质量下降和网络资源利用效率低下等问题。因此，如何通过数模协同技术实现切片资源定制化是实现网络自动化与高效服务提供的关键问题。

针对上述问题，笔者所在研究组对业务层切片智能定制技术进行研究，提出一种基于深度强化学习的切片智能配置方法，允许根据用户不同的移动模式，定制化不同粒度的切片资源配置，以及切片资源迁移^[29]。网络切片定制化架构如图 12 所示，该方案将整体架构划分为两层，分别为编排层和网络层。其中，编排层的决策器是整个方案的核心，其主要组成部分为请求管理器、学习模块、触发器选择器模块和算法比较器模块。决策器通过请求管理器模块与网络层交互，通过学习网络状态进行决策选择，例如扩大/缩小不同类型的资源，例如 RAM、CPU 等或迁移虚拟机，并根据决策产生的效果而获得奖励。学习过程中的状态、动作以及根据动作效果所产生的奖励值需要被统筹设计来建立一个优化的学习系统。奖励值比较如图 13 所示，准确性比较如图 14 所示，经验证，该方案在奖励值稳定性和部署准确性方面有较好的性能。该研究数据与模型联合驱动的方式为智能光网络的发展提供了范式，通过对业务与网络的特性的提取、挖掘、分析和学习，并结合网络优化模型，实现网络切片业务可定制功能，以满足网络不同业务差异化需求，实现网络的可持续发展。

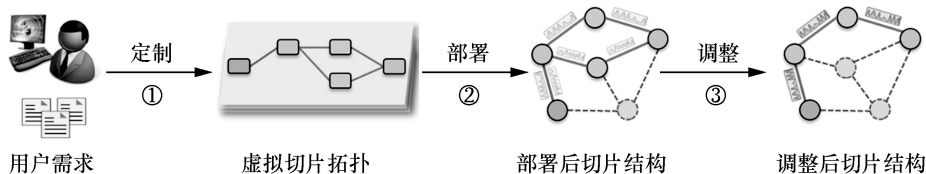


图 11 端到端切片全生命周期管理

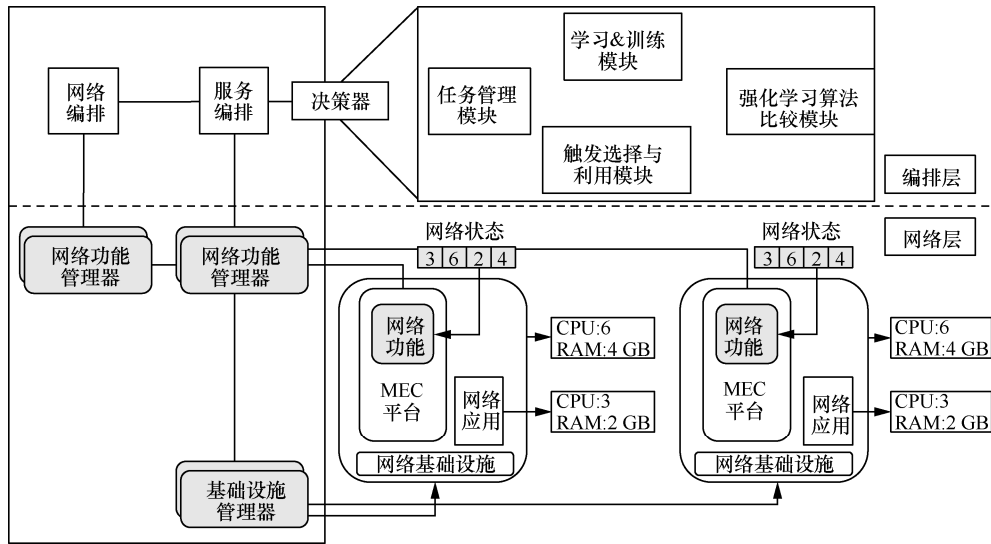


图 12 网络切片定制化架构

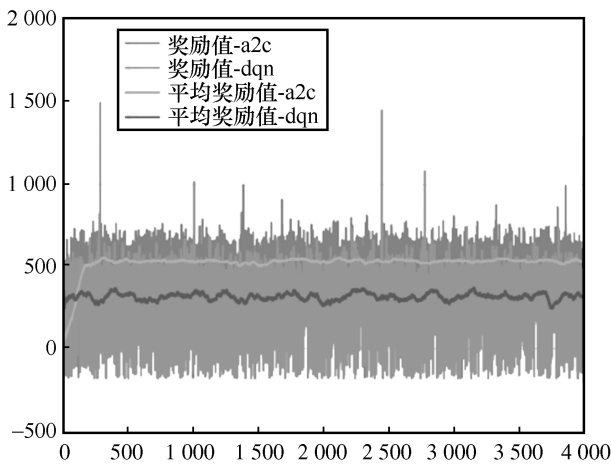


图 13 奖励值比较

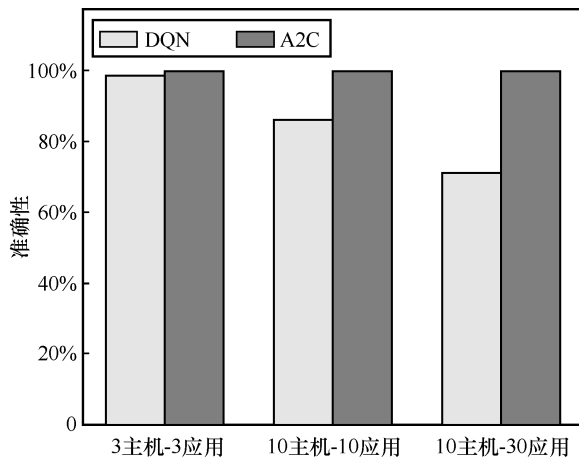


图 14 准确性比较

4 数模协同驱动的智能传输网络实验平台

基于数模协同驱动的“3层3循环”网络架构，笔者所在研究组开发了数模协同驱动的智能传输网络实验平台，如图 15 所示，该平台由智能传输网络管理系统、智能传输网络控制器、硬件实验环境 3 部分组成。其中，智能传输网络管理系统主要用来实现网络状态的初始化配置及实验结果的呈现可视化，有助于对网络状态和参数信息进行实时监控管理；智能传输网络控制器部署在高性能服务器中，用于运行基于数模协同驱动的智能算法以及光和无线传输网络资源的统一调配，是网络智能化实现技术的核心模块，直接影响对网络的分析 and 决策；硬件实验环境包括具有感知与可编程能力的白盒光分插复用装置、可编程以太网交换机等，用于网络流量的转发，为实现网络波长和路由等资源配置提供硬件基础。

智能传输网络实验平台通过智能光传输网络控制系统与硬件实验环境智能化、实时性交互，在“3层3循环”网络架构中实现多个功能验证。

(1) 针对传输网络环境非平稳特征，通过可扩展的南向接口模块实现对网络设备、业务接入的遥测功能，即对于物理层网络状态与业务特征

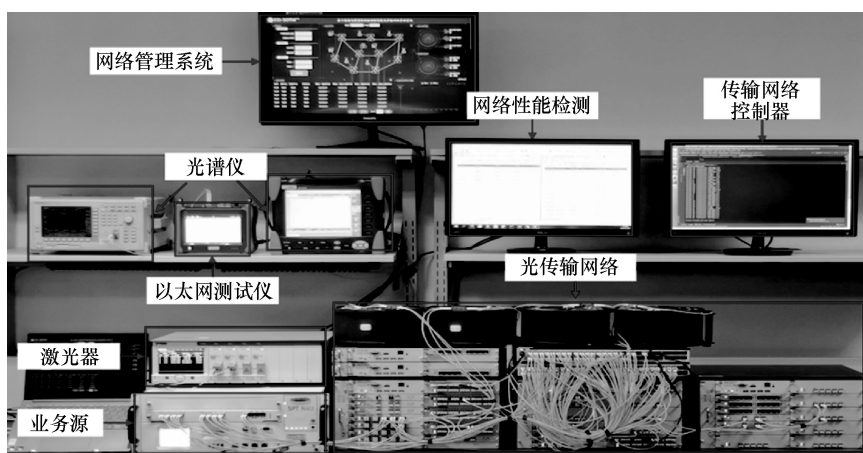


图 15 智能传输网络实验平台

的智能感知，为智能决策提供基础。

(2) 面向光与无线融合传输网络泛在、异构网络资源设计核心编排模块，在网络层实现跨区域资源可联动，为资源优化提供实现基础。一方面，面向硬件设备，实现状态信息收集、存储等功能；另一方面，面向用户侧，实现对于网络资源的智能、统一编排。

(3) 为解决新兴垂直行业对传输网络的差异化、多元化需求，通过控制系统内置的人工智能算法模块与核心编排模块的实时交互，实现业务

层切片动态化、智能化可定制，为定制化、精细化服务提供理论算法、硬件实现支撑。智能光传输网络平台测试硬件环境如图 16 所示。

围绕“3 层 3 循环”网络架构及其可感知、可联动和可定制的“3 可功能”特征，本文所提出的基于数据与模型协同驱动的光网络智能化实现技术在智能传输网络实验平台上得到验证。基于上述平台，完成了所提智能算法的时延验证及吞吐量、端到端时延/抖动、丢包率等相关性能测试。研究方案经过第三方机构测试，测试结果验证了

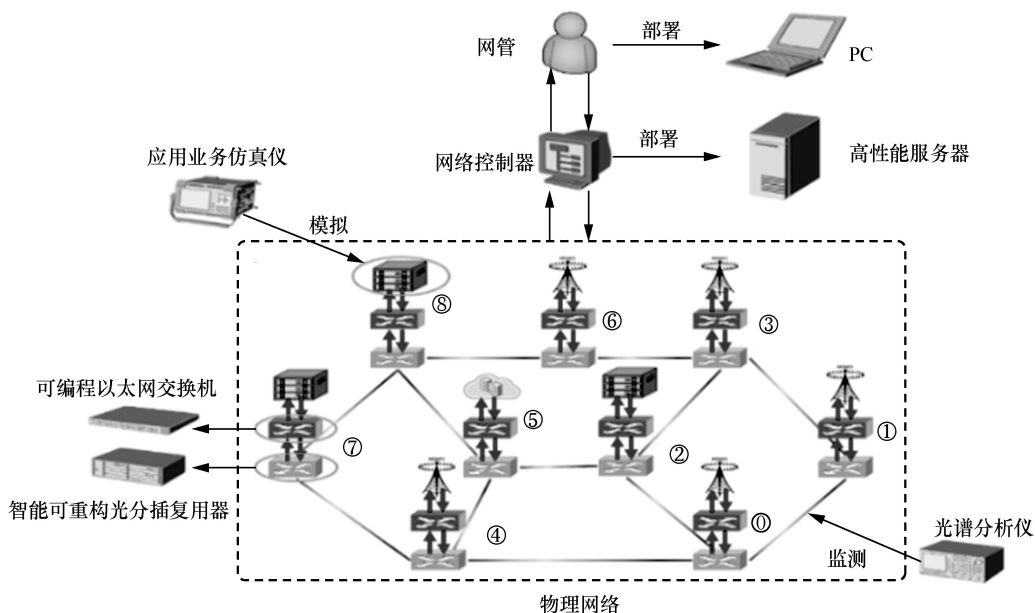


图 16 智能光传输网络平台测试硬件环境

本文所提出的智能算法具有较高的预测精度、可有效提高网络的容量,提升网络资源利用率,实现了可感知、可联动和可定制的功能。此外,通过智能传输网络实验平台实现了从业务接入高质量服务全过程的自动化配置,验证了业务自动化管理及网络状态实时可视化的功能。

5 结束语

光网络作为业务承载的基础网络,随着信息网络数字化、智能化的发展演进,智能化光网络逐渐成为研究和创新热点。网络业务需求的大量增加、网络规模的逐渐扩大以及超大连接、超宽带宽、超低时延等业务对网络资源利用和差异化服务提出了更高要求,传统模型驱动下网络形态和网络的配置方式将面临挑战。本文基于数据和模型驱动协同思想,提出“3 层 3 循环”网络架构及其“3 可功能”特征的智能光网络技术方案,并开发设计了数模协同驱动的智能传输网络平台,对所提出的智能化实现技术进行评估验证,为未来实现 AI 与光网络的深度融合、实现智能化光网络提供基础。

参考文献:

- [1] LETAIEF K B, CHEN W, SHI Y M, et al. The roadmap to 6G: AI empowered wireless networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2019, 57(8): 84-90.
- [2] ZHU K Y, MUKHERJEE B. Traffic grooming in an optical WDM mesh network[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2002, 20(1): 122-133.
- [3] 蒲志强, 易建强, 刘振, 等. 知识和数据协同驱动的群体智能决策方法研究综述[J]. 自动化学报, 2022, 48(3): 627-643.
PU Z Q, YI J Q, LIU Z, et al. Knowledge-based and data-driven integrating methodologies for collective intelligence decision making: a survey[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(3): 627-643.
- [4] GAO Z G, YAN S Y, ZHANG J W, et al. Deep reinforcement learning-based policy for baseband function placement and routing of RAN in 5G and beyond[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(2): 470-480.
- [5] CHEN Z, ZHANG J W, ZHANG B J, et al. ADMIRE: demonstration of collaborative data-driven and model-driven intelligent routing engine for IP/optical cross-layer optimization in X-haul networks[C]//Proceedings of 2022 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-3.
- [6] 欧阳晔, 王立磊, 杨爱东, 等. 通信人工智能的下一个十年[J]. 电信科学, 2021, 37(3): 1-36.
OUYANG Y, WANG L L, YANG A D, et al. Next decade of telecommunications artificial intelligence [J]. Telecommunications Science, 2021, 37(3): 1-36.
- [7] MA H X, ZHANG J W, JI Y F. Graph sequence attention network-enabled reinforcement learning for time-aware robust routing in OSU-based OTN[C]//Proceedings of 2022 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-3.
- [8] POGGIOLINI P. The GN model of non-linear propagation in uncompensated coherent optical systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2012, 30(24): 3857-3879.
- [9] ROTTONDI C, BARLETTA L, GIUSTI A, et al. Machine-learning method for quality of transmission prediction of unestablished lightpaths[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2018, 10(2): A286-A297.
- [10] CHO H J, VARUGHESE S, LIPPIATT D, et al. Convolutional recurrent machine learning for osnr and launch power estimation: a critical assessment[C]//Optical Fiber Communication Conference. [S.l.: s.n.]: 2020.
- [11] PESIC J, LONARDI M, ROSSI N, et al. How uncertainty on the fiber span lengths influences QoT estimation using machine learning in WDM networks[C]//Proceedings of 2020 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-3.
- [12] MORAIS R M, PEDRO J. Machine learning models for estimating quality of transmission in DWDM networks[J]. IEEE/OSA Journal of Optical Communications & Networking, 2018, 10(10): D84-D99.
- [13] LIU X M, LUN H Z, FU M F, et al. A three-stage training framework for customizing link models for optical networks[C]//Proceedings of 2020 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC). Piscataway: IEEE Press, 2020.
- [14] LIU C Y, CHEN X L, PROIETTI R, et al. Evol-TL: evolutionary transfer learning for QoT estimation in multi-domain networks[C]//Proceedings of 2020 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-3.
- [15] DI MARINO R, ROTTONDI C, GIUSTI A, et al. Assessment of domain adaptation approaches for QoT estimation in optical networks[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2020. Washington, D.C.: OSA, 2020.
- [16] ROTTONDI C, DI MARINO R, NAVA M, et al. On the benefits of domain adaptation techniques for quality of transmission es-

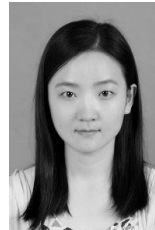


- timization in optical networks[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2021, 13(1): A34-A43.
- [17] AZZIMONTI D, ROTTONDI C, GIUSTI A, et al. Active vs transfer learning approaches for QoT estimation with small training datasets[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2020. Washington, D.C.: OSA, 2020.
- [18] MAHAJAN A, CHRISTODOULOPOULOS K, MARTINEZ R, et al. Machine learning assisted EDFA gain ripple modelling for accurate QoT estimation[C]//Proceedings of 45th European Conference on Optical Communication (ECOC 2019). IET2019: 1-4.
- [19] SARTZETAKIS I, CHRISTODOULOPOULOS K K, VARVARIGOS E M. Accurate quality of transmission estimation with machine learning[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2019, 11(3): 140-150.
- [20] GAO Z G, YAN S Y, ZHANG J W, et al. ANN-based multi-channel QoT-prediction over a 563.4-km field-trial testbed[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(9): 2646-2655.
- [21] ZHANG J W, ZHAO Y L, YU X S, et al. Energy-efficient traffic grooming in sliceable-transponder-equipped IP-over-elastic optical networks[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2015, 7(1): A142-A152.
- [22] SUÁREZ-VARELA J, MESTRES A, YU J L, et al. Routing based on deep reinforcement learning in optical transport networks[C]//Proceedings of 2019 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-3.
- [23] XIAO Y M, ZHANG J W, JI Y F. Resource-efficient slicing with topology-level protection in optical access/aggregation networks for 5G and beyond[C]//Proceedings of 2021 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-3.
- [24] GOUR R, ISHIGAKI G, KONG J, et al. Availability-guaranteed slice composition for service function chains in 5G transport networks[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2021, 13(3): 14-24.
- [25] ZHENG D Y, PENG C Z, LIAO X T, et al. Towards latency optimization in hybrid service function chain composition and embedding[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1539-1548.
- [26] YU H, MUSUMECI F, ZHANG J W, et al. Isolation-aware 5G RAN slice mapping over WDM metro-aggregation networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(6): 1125-1137.
- [27] YU H, TALEB T, ZHANG J W. Deterministic latency/jitter-aware service function chaining over beyond 5G edge fabric[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2022, 1431(99): 1.
- [28] YU H, TALEB T, ZHANG J W, et al. Deterministic latency bounded network slice deployment in IP-over-WDM based me-

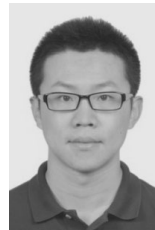
tro-aggregation networks[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2022, 9(2): 596-607.

- [29] ADDAD R A, DUTRA D L C, TALEB T, et al. Toward using reinforcement learning for trigger selection in network slice mobility[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(7): 2241-2253.

[作者介绍]



谷志群（1986—），女，博士，北京邮电大学信息与通信工程学院讲师，主要研究方向为智能光网络。



张佳玮（1984—），男，博士，北京邮电大学信息与通信工程学院副教授、硕士生导师，主要研究方向为光与无线融合网络。



纪越峰（1960—），男，博士，北京邮电大学信息与通信工程学院教授、博士生导师，主要研究方向为光通信网络理论与技术。



于浩（1992—），男，奥卢大学无线通信中心在站博士后，主要研究方向为确定性网络、边缘智能网络等。



塔里克·塔勒布（1977—），男，奥卢大学无线通信中心教授，主要研究方向为网络虚拟化、软件定义网络等。