



专题：量子通信技术

量子算法在网络路由优化中的发展与挑战

郝苑辰, 解宇恒, 唐建军

(中国电信股份有限公司研究院, 北京 102209)

摘要: 在大规模异构通信网络中, 路由优化问题涵盖高维状态空间、多重约束条件、动态实时性等复杂需求。以量子-经典混合计算为核心的新型范式, 依托量子叠加与纠缠效应, 为NP难路由问题提供了高效的潜在求解方案。梳理典型路由问题的量子算法建模框架, 系统性归纳当前量子算法在网络路由优化中面临的核心挑战, 包括结构性约束与算法建模表达冲突、多目标建模偏差与响应滞后、高维空间中多样性与收敛性矛盾以及动态环境下策略泛化能力不足等。为此, 提出结构建模优化、演化设计与调度机制协同, 增强量子算法的表达能力; 结合多目标优化、模块解耦与量子-经典协作, 提高计算精度与响应速度; 基于混合架构构建、策略演化设计与结构约束控制, 平衡收敛性与解空间多样性; 引入元学习、任务分解与结构迁移方法, 提升量子算法在动态网络中的适应性和泛化能力等发展方向。进一步地, 推动算法设计与硬件架构的协同发展, 为含噪中等规模量子 (noisy intermediate-scale quantum, NISQ) 时代量子计算在通信网络中的实用化部署提供理论支撑与技术实现路径。

关键词: 量子计算; 路由优化; 混合量子计算; 混合量子-经典算法

中图分类号: TN915.02

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025193

Development and challenges of quantum algorithms for routing optimization in networks

HAO Yuanchen, XIE Yuheng, TANG Jianjun

Research Institute of China Telecom Co., Ltd., Beijing 102209, China

Abstract: In large-scale heterogeneous communication networks, routing optimization involves complex demands such as high-dimensional state spaces, multiple constraints, and real-time dynamics. A quantum-classical hybrid computing paradigm, leveraging quantum superposition and entanglement, offers a promising pathway to efficiently address NP-hard routing problems. By analyzing representative routing scenarios, a modeling framework for quantum

收稿日期: 2025-05-09; 修回日期: 2025-08-08

通信作者: 郝苑辰, haoyc@chinatelecom.cn

基金项目: 科技创新2030—“量子通信与量子计算机”中“面向运营商云网业务的融合量子密钥分发的密码系统研究和应用示范”(No.2021ZD0301300)

Foundation Item: Science and Technology Innovation 2030 - “Quantum Communication and Quantum Computing: Research and Application Demonstration of an Integrated Quantum Key Distribution Cryptographic System for Carrier Cloud-Network Services” (No. 2021ZD0301300)

algorithms was outlined, and key technical obstacles in applying quantum approaches to network routing were systematically summarized. These include conflicts between structural constraints and model expressiveness, biases in multi-objective formulations and delayed responses, the trade-off between diversity and convergence in high-dimensional solution spaces, and limited generalization capability under dynamic conditions. To overcome these issues, several directions were proposed: algorithmic expressiveness was enhanced through improved structural modeling, evolutionary design, and integrated scheduling strategies; computational accuracy and responsiveness were improved via multi-objective optimization, modular decoupling, and tight quantum-classical interaction; convergence and diversity were balanced through hybrid architectural design, evolutionary policy adaptation, and structural constraint management; and adaptability and generalization in dynamic environments were boosted by incorporating meta-learning, task decomposition, and structural transfer techniques. Furthermore, the co-development of quantum algorithms and hardware architectures were advocated, paving the way for practical deployment of quantum computing in communication networks within the NISQ era.

Key words: quantum computing, routing optimization, hybrid quantum computing, hybrid quantum-classical algorithm

0 引言

随着信息技术的飞速发展,现代通信网络已经逐渐演变为涵盖 5G^[1]、物联网 (Internet of things, IoT)^[2]、卫星^[3]、云计算^[4]、边缘计算^[5]等技术融合的多元化系统。在这种大规模、异构的网络环境中,路由优化成为保障网络服务质量 (quality of service, QoS) 和资源利用效率的重要任务。传统路由优化方法在小规模、结构简单的网络环境中具有较高求解效率,但在高维度、非线性约束的优化问题中,其在灵活性与计算效率上的局限性日益显著。这是因为随着网络环境的异构性和实时性要求不断提升,计算复杂度和执行时间呈指数级增长,传统路由方法无法全面探索解空间。

量子计算依托量子力学中的叠加与纠缠效应,具有强大的并行计算能力,为复杂优化问题提供了新的计算范式^[6-12]。在解决高维度、多约束的路由优化问题时,与经典算法指数级增长的计算复杂度不同,量子算法能在多项式时间内处理求解,显著降低计算成本。借助叠加态的并行评估与干涉机制强化目标解的振幅,量子搜索过程避免了经典串行算法易陷入局部最优的限制,

从而显著提升全局解的收敛效率,为突破传统路由优化方法的瓶颈提供了创新性的解决路径。

1 量子算法在通信网络路由优化中的发展现状

在现代通信网络中,路由选择作为支撑端到端性能的核心机制,其优化效果直接影响网络的服务质量与资源利用效率,具有重要的理论意义和实践价值。从应用研究的角度出发,路由优化问题通常涉及多路径选择、多约束满足、负载均衡与动态资源调度等目标,其本质属于复杂的组合优化范畴,与当前量子算法的主流研究方向 (如组合优化^[13]、量子启发式^[14]、量子强化学习^[15]等) 高度契合。从量子算法角度出发,在含噪中等规模量子 (noisy intermediate-scale quantum, NISQ) 时代量子硬件资源受限的背景下,量子算法往往采用经典-量子混合架构,经典模块负责复杂网络优化问题的预处理与变量映射,量子模块执行核心的非确定性多项式时间困难问题 (non-deterministic polynomial-time hard problem, NP 难问题),两者可在建模与求解层面形成互补优势^[16]。因此,聚焦结构规整且规模可控的网络场景,利用中等量子比特资源进行问题建模与求



解，有助于评估量子算法的可行性与收敛性，为其在实际网络中的部署与应用奠定基础。

1.1 路由优化问题类型及建模框架

路由在网络中的关键在于确定数据包从源节点到目的节点的最优路径^[17]。其优化目标涵盖了时延、带宽利用率、能效、可靠性等多重因素，构成典型的多目标、多约束复杂优化问题。最优路径的选择需要在满足单一或多个优化目标的基础上，如最短路径、最低能耗、最小时延、最小冗余、最大带宽等，寻求最佳平衡点。常见的路由优化类型有最短路径优化、带宽/延迟约束路由优化、多约束 QoS 路由优化、负载均衡路由优化、能量高效路由优化、容错路由优化、策略驱动路由优化、多路径路由优化、拥塞感知路由优化等。

路由优化的建模方法也经历了从静态图模型到更加动态、概率化及策略驱动的复杂结构转变。该问题通常可表示为一个加权图 $G=(V,E)$ ，其中 V 表示路由节点集合， E 表示节点间通信链路集合， e 表示任意两节点间的链路，满足 $e \in E$ 。每条链路具有权重或成本，如： $c(e)$ 表示传输成本（如时延、费用）， $b(e)$ 表示可用带宽， $c(e)$ 表示传播时延， $j(e)$ 表示抖动， $p(e)$ 表示丢包率， $e(e)$ 表示能耗， $l(e)$ 表示链路负载等。路由优化问题可建模为：

$$\begin{aligned} \min_{P \in P_{s \rightarrow d}} f(P) &= \alpha_1 \cdot \sum_{e \in P} c(e) + \alpha_2 \cdot \\ \max_{e \in P} l(e) &+ \alpha_3 \cdot \sum_{e \in P} e(e) + \dots \end{aligned} \quad (1)$$

其中， s 为源节点， d 为目的节点， P 为网络中路径集合， α_1 、 α_2 、 α_3 等为权重影响因子。目标函数可按需对以下指标进行加权组合：总成本（时延、费用）、链路拥塞度最大值（负载均衡）、总能耗、路由跳数、多路径可行性等。约束条件包括带宽约束、能耗限制、QoS 约束、容错与备份路径约束、策略约束等。

这一演变不仅源于网络环境的变化，也反映了对更高效求解方法的需求。随着路由问题在维度、动态性、约束复杂度等方面持续提升，传统算法在处理高维、非凸、多约束的动态优化任务时逐渐暴露出计算成本高、收敛缓慢、适应性不足等局限。为突破现有性能瓶颈，亟须探索能够在计算效率与资源消耗之间实现新平衡的计算范式。

1.2 路由选择中量子算法的研究进展

量子强化学习（quantum reinforcement learning, QRL）通过引入量子叠加与干涉机制，实现状态-动作空间的并行探索，在处理拓扑频繁变化与链路中断等动态特性方面展现出较强的响应潜力，适用于节点频繁重连的动态网络环境，如移动自组织网络（mobile Ad-Hoc network, MANET）、无人机（unmanned aerial vehicle, UAV）、IoT、车辆自组织网络（vehicular Ad-Hoc network, VANET）等。QRL 的结构与运行流程示意图如图 1 所示。针对多 QoS 约束下的路由优化问题，QRL 可通过构建多目标奖励函数，将时延、带宽、能耗等指标进行加权集成，引导策略学习过程向综合性能最优方向收敛，从而提升算法在复杂通信环境下的自适应能力与决策效率。

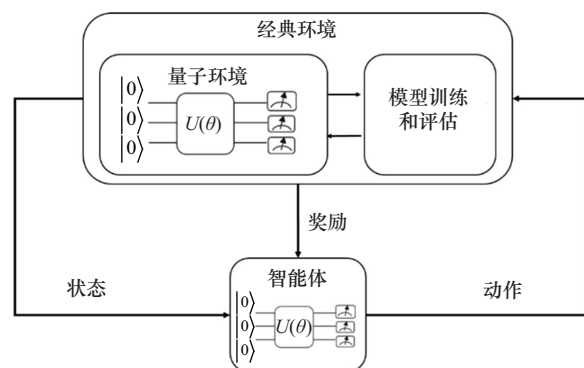


图1 QRL 的结构与运行流程示意图

量子近似优化算法（quantum approximate optimization algorithm, QAOA）通过构造目标哈密顿量将多 QoS 目标（如时延、带宽约束）映射为量子能量函数。在初始叠加态基础上，QAOA 采

用参数化量子线路与经典优化器交替迭代，优化期望值逼近近似全局最优解，适用于大规模网络中子图路径提取、数据中心流量调度等 NP 难问题。

量子退火 (quantum annealing, QA) 算法通过将路径选择问题转换为二进制变量，构建反映目标时延与资源约束的二次无约束二元优化 (quadratic unconstrained binary optimization, QUBO) 模型，以能量函数最小化过程寻求解空间中低能量态，实现近似最优路径搜索。该方法适用于拓扑变化相对缓慢或稳定的网络环境，依托统一的能量函数框架，综合考虑多个性能指标，提升整体路由效率。

量子蚁群算法 (quantum ant colony optimization, QACO) 利用量子比特的叠加态和量子干涉特性替代传统的概率转移矩阵，将路径搜索问题映射为量子态的演化过程，并在信息素更新过程中引入多目标加权策略，以增强全局路径多样性。该算法适用于链路波动剧烈、通信环境高度动态的网络场景。

量子粒子群优化算法 (quantum particle swarm optimization, QPSO) 结合量子隧穿效应和粒子位置的叠加特性，通过构建多目标适应度函数，

对网络 QoS 的多重指标进行权衡，使粒子在全局解空间中具有更强的全局搜索能力。QPSO 适用于链路频繁断裂、节点间连通性复杂以及解空间非凸的大型 Mesh 网络，能够有效保持路径的连续性。

量子进化算法 (quantum genetic/evolutionary algorithm, QGA/QEA) 通过量子旋转门更新个体状态，利用多目标适应度函数对候选路径进行进化/优化，适用于链路扰动频繁、拓扑结构复杂的中小规模网络，能够快速迭代生成适应性强的路径。

在实际应用中，各类量子算法并非独立使用，而是依据具体问题的特征与计算需求进行灵活组合与协同设计。尽管理论上展现出了显著的计算优势，但这些算法的广泛落地仍受限于当前量子硬件的性能瓶颈与技术成熟度。量子算法在网络路由优化中的研究进展见表 1。

2 现阶段挑战

当前，尽管量子硬件在量子比特数量、门保真度和操作速度等方面逐步提升，量子-经典混合算法在路由优化中的应用仍面临实质挑战，尤其是在算法优化设计层面。这些挑战涵盖结构映

表 1 量子算法在网络路由优化中的研究进展

量子算法	相关工作	问题场景	优化目标
QRL	文献[18]	多跳中继无线传感器网络	最大化网络效用，平衡吞吐量与能耗
QAOA	文献[19]	6G 场景下多跳中继的无线 Mesh 网络	能耗、时延、负载多目标组合优化
QA	文献[20]	物流配送、货运调度、共享交通系统	最小化车辆总行驶距离、平衡任务分配、减少车辆使用数量、降低能源消耗和碳排放
QACO	文献[21]	MANET 路由网关发现	降低路由网关发现时间，减少路由网关开销
	文献[22]	多跳中继无线传感器网络	能源感知型路由，最小化能耗
	文献[23]	无线 Mesh 网络	最小代价路径搜索，保证路径多样性
QPSO	文献[24]	无线多播通信网络	最优多播路径 (或多播树)，最小化总体网络开销
	文献[25]	异构工业互联网	最大化网络配置性能、最小化配置成本
	文献[26]	IoT 系统中簇式毛细网络	最大化平均电池容量
	文献[27]	MANET	最小化消息传输次数及时延
QGA	文献[28]	MANET	最大化网络效用：拓扑控制开销、投递数据包速率和数据包传输时延



射不一致、多目标优化尺度不统一、动态适应性欠佳、解空间探索与收敛速度不平衡、模型泛化能力与参数优化稳定性不足等多个方面。量子算法在网络路由优化中面临的挑战如图2所示。因此，亟须系统性分析与创新，以推动相关算法从局部场景、小规模验证向复杂动态环境的有效应用迈进。

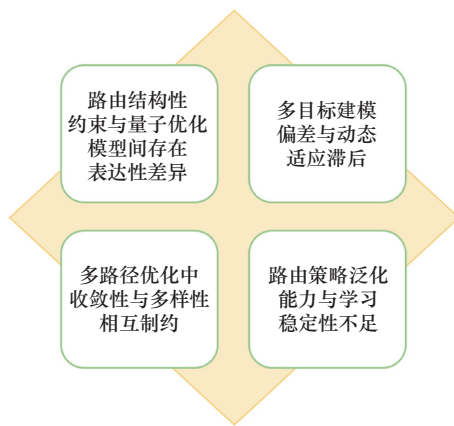


图2 量子算法在网络路由优化中面临的挑战

2.1 路由结构性约束与量子优化模型间存在表达性差异

路由问题通常涉及路径连通性、无环性和节点唯一性等结构性约束，这些约束在经典算法中通常可通过显式控制逻辑直接实现。与经典路径搜索方法相比，量子优化模型如QUBO、伊辛模型(Ising model)，在理论上具备泛化能力，但多数现有QUBO建模对路径的结构性约束往往需要附加高权重的惩罚函数，惩罚项的设计与权重调节困难，可能会干扰量子系统偏离可行解区域。以QAOA为例，首先，其目标哈密顿量中包含大量硬性约束项，导致部分不满足约束的路径在量子演化中也能获得较高概率，测量阶段易受误导^[29]。其次，在非凸解空间（如非对称Mesh网络）中，有效路径通常构成非凸子集，经典启发式方法可通过局部搜索逐步逼近子集边界，但在当前含噪量子算法中参数优化困难，在此类复杂拓扑中的优化效果受限。最后，在高度动态拓扑

场景（如MANET或UAV）中，路径可行域随网络状态变化频繁调整。当前量子优化模型在动态网络拓扑下参数化电路重构灵活性有限，尽管在理论上具备多路径并行评估的潜力，但难以支持高频次、快速调整的网络需求，相比成熟度较高的经典方法，其建模灵活性存在一定差距。

2.2 多目标建模偏差与动态适应滞后

相较于经典多目标优化方法，QA或QAOA模型通常将多个QoS目标整合为单一能量函数，这种线性叠加方式往往容易掩盖目标间的非线性关系与尺度差异，难以保持多目标平衡。尽管多目标变分量子算法通过搜索整体最优，在理论上支持帕累托前沿(Pareto frontier)搜索，但目标间耦合度高，量子态的叠加容易产生干扰，难以灵活调节各目标权重^[30]。另外，在动态QoS场景中，随着量子退火器等硬件技术的发展，尽管已有设备（如D-Wave系统）在动态权重调整中展示出快速响应能力，但其他量子启发式算法（如QACO或QPSO等）通过引入扰动项或信息素机制来反映权重变化，其优化过程高度依赖种群历史状态。相比于经典强化学习在策略层面所具备的反馈敏感性，这些算法面对网络频繁波动时存在显著的响应滞后，硬件层面的提升尚未完全弥补量子启发式算法本身在策略灵活性、细粒度和实时调整的差距。

2.3 多路径优化中收敛性与多样性相互制约

在IoT大规模路由部署、灾备路径构造以及高可靠性冗余路径等场景中，QACO、QPSO等算法虽然通过扰动机制和量子叠加态提高了全局搜索能力，但在高维路径空间中的搜索状态往往容易收敛至局部最优解，导致全局路径多样性下降。另外，在QGA、QEA等算法中路径结构所要求的图连通性、节点约束等难以直接映射为量子状态空间，若初始种群构造不合理，演化过程中可能出现不可解，如采用One-Hot编码方式简单串节点，缺乏邻接约束，容易生成无效路径

(如路径中节点断裂、重复访问、不连通等), 仍须借助复杂解码或经典干预来修复^[31]。此外, 在复杂 Mesh 网络等结构场景中, 拓扑密集、链路多样, 路径之间高度依赖, 现有 QACO 方法中的信息素或 QPSO 的适应度函数往往难以有效表达这些结构间的精细约束, 限制了其在多路径构造和高可靠性需求下的实际应用效果。

2.4 路由策略泛化能力与学习稳定性不足

在高动态网络场景, 如 UAV 编队、VANET、认知无线网络中, 路由策略不仅须适应链路状态的快速波动, 还需要具备策略迁移与泛化能力。首先, 当前的 QRL 算法通常依赖量子-经典混合架构进行策略评估, 其中路径价值函数的估计效果在很大程度上受限于经典部分的训练质量。其次, 在系统规模增大或量子电路加深时, 量子优化中的 Barren Plateau 现象会导致参数优化过程中的梯度急剧消失^[32-33]。这一现象会产生关键影响: 即便量子网络的拓扑结构发生微小变化, 参数的微调与迁移也会因梯度消失而变得极其困难。在高动态网络中, 链路状态的频繁波动将导致训练难以收敛或路径策略的不稳定, 进一步放大路径选择的误差。此外, QAOA 等参数化量子算法多基于特定问题实例进行优化, 所得参数通常依赖于网络的静态结构, 一旦网络状态发生变化, 原有参数也难以迁移。尽管已有研究探索通过拓扑相似性引导初始化或引入量子迁移学习 (quantum transfer learning, QTL) 等方式提升参数也可迁移性, 但这些方法多局限于小规模系统与静态近似场景^[34], 尚未在高度动态拓扑 (如 MANET、VANET) 中实现普适有效的迁移应用, 进而制约了模型在动态环境下的稳定性和实用性。

3 发展方向

围绕目前量子经典混合算法在路由优化中的核心挑战, 本节提出了包括结构建模、算法演化、策略设计以及量子-经典混合框架等未来探

索方向, 旨在拓展问题求解路径, 推动量子算法设计实现新的突破, 未来在量子计算能力增强的背景下展现更强的实际应用价值。

(1) 通过结构建模、演化设计与调度机制协同, 增强量子算法的表达能力。为缓解固定高权重惩罚函数对哈密顿量能级分布的扰动, 可尝试“自适应松弛变量”, 在迭代过程中动态调整惩罚强度, 以兼顾解空间探索能力与路径连通性、无环性等硬约束的满足。首先, 针对 QAOA 类算法, 可采用分层哈密顿量设计与罚金调度 (Penalty Scheduling) 策略^[35], 将结构性约束按强度划分, 随优化步数逐步强化约束主导作用, 避免早期搜索受限, 促进收敛至高质量可行解。进一步地, 可引入结构内嵌机制减少惩罚函数对建模的主导影响, 以组合变量或路径编码方式表示候选路径, 利用经典启发式算法, 如广度优先搜索 (breadth first search, BFS) 或 A 星 (A-star, A*) 算法, 筛选出满足约束的路径集合, 引导量子优化在可行路径范围内搜索。其次, 针对非对称或非凸网络中的复杂路径空间, 可引入路径段片段化编码, 将长路径拆分为若干个有效的路径段, 结合经典剪枝算法减少变量规模, 由 QUBO 变量控制段的选用, 确保片段组合自然满足连通性与无环性。同时, 应用 Node2Vec、DeepWalk 等图嵌入技术, 将原始图映射至低维空间, 以增强模型对复杂拓扑结构的感知能力。再者, 对于动态拓扑变化问题, 可引入量子-经典动态适配架构, 通过离线量子优化生成典型路径集, 结合经典缓存与轻量微调实现在线快速适配, 避免频繁量子重编译。对于局部拓扑变化区域, 可进行小规模量子建模, 由经典框架维护整体调度, 兼顾决策实时性与计算资源控制。

(2) 通过多目标优化设计、结构解耦建模与量子-经典联动机制, 提升算法精度与响应速度。首先, 可借鉴并拓展变分量子多目标优化 (variational quantum multi-objective optimization,



VQMOO)策略^[36],通过在量子电路中分层嵌入各目标哈密顿量,生成覆盖 Pareto 解集的叠加态,以超体积指标为优化目标,实现多目标间的独立调节与协同优化,兼顾量子电路的表达能力和训练效率。其次,可尝试采用目标解耦型 QUBO 建模结构,将各 QoS 目标单独编码为子哈密顿量(如时延、带宽、可靠性等),且使各目标权重可以独立调整,避免因目标尺度差异而出现优化不稳定问题,并根据网络状态变化灵活调整优化策略。最后,针对动态 QoS 场景中的优化问题,对网络状态聚类进行分析,利用量子启发式算法在每个簇内进行局部调优,减少全局优化中的计算负担,提高优化效率和收敛速度;经典优化算法则负责整合各簇结果,确保全局路径的优化效果,从而提升在动态环境中的实时响应与适应能力。

(3)通过量子-经典混合框架构建、策略演化机制设计与结构约束建模,平衡多路径优化中收敛性与解空间多样性。在框架层面,可构建“量子-经典混合优化框架”,量子部分利用 QACO/QEA 等算法生成初步路径集,借助量子叠加与干涉效应广泛搜索解空间;经典部分则通过强化学习或局部搜索策略动态调整路径集,避免算法过早收敛到局部最优解,再利用策略级调整(如切换扰动模式、淘汰无效路径等)提高解的多样性,平衡收敛性与多样性之间的相互制约关系。在策略演化层面,可引入多尺度扰动机制(如微扰和跳跃扰动)增加路径解集的多样性^[37-38]。微扰通过细微调整路径,跳跃扰动通过随机跳转至新路径空间,避免陷入局部最优,增强全局搜索能力。同时,采用分布式量子个体群机制,通过多个子群的独立演化与交叉融合,动态调整扰动强度,从而有效提升解集的适应性和多样性。在结构约束层面,引入轻量级图神经网络(graph neural network, GNN)辅助路径约束建模^[39],将路径与网络结构映射为图,并利用

GNN对路径的合理性和权重进行评估,为适应度函数提供结构敏感的输入。通过在适应度函数中嵌入结构反馈项(如路径节点重叠率、链路负载占比等),增强算法在网络结构约束下的自适应能力,提高路径优化的精度和有效性。

(4)通过引入元学习、任务分解与结构迁移机制,提升量子算法在动态网络环境中的适应性与泛化能力。首先,可构建结合元学习的量子多智能体强化学习架构(Meta quantum multi-agent reinforcement learning, Meta-QMARL)^[40],结合模型无关的元学习(model-agnostic meta-learning, MAML)或 Reptile 等框架,以多网络拓扑和链路状态训练策略初始化。量子部分生成策略并压缩表示,经典部分快速适应任务更新,减少训练时间,提高路径选择策略在新环境中的泛化能力与快速适应能力。其次,可尝试分层建模与浅层并行量子学习,将路径优化问题拆解为链路状态评估、延迟最小化、带宽优化等子任务,分别以浅层量子电路并行建模,降低电路深度,并借助经典强化学习聚合子策略,缓解梯度消失风险。再者,可设计奖励密集化与分布式估计机制,在路径评估过程中引入链路稳定性、节点负载等局部奖励信号,提升梯度密度;结合多量子体分布式回报估计,增强训练过程中的梯度信号稳定性与收敛性。进一步地,可通过混合状态池机制,将多个低维状态合成量子叠加态,并借助量子张量网络,如多尺度纠缠重整化近似(multiscale entanglement renormalization ansatz, MERA)^[41]或树张量网络(tree tensor network, TTN)^[42]对大规模状态空间进行压缩表达,优化量子算法在高维状态空间中的稳定性与表达能力。此外,可引入结构感知型参数迁移机制^[43],基于图特征(如度分布、拉普拉斯谱)编码网络结构,生成适应当前拓扑的初始参数,并通过参数重用与结构对齐动态调整量子策略,提高 QAOA 在动态拓扑中的收敛效率与稳定性。

4 结束语

本文系统梳理了当前主流量子算法在通信网络路由优化中的建模策略、应用场景与性能优势，并深入分析了路由优化过程中量子算法所面临的主要挑战：模型表达性不足、多目标建模偏差与响应滞后、收敛性与解集多样性冲突以及策略泛化能力与学习稳定性不足。在此基础上提出了针对实际网络优化部署的关键发展方向，重点聚焦于以结构表达增强、多层次动态建模体系的构建、多目标解耦与协同优化机制的实现、解空间多样性增强方法的探索以及动态泛化能力的提升为核心的改进路径。随着量子-经典协同优化理论的进一步深化与NISQ设备性能的提升，量子算法有望成为下一代智能路由优化的重要驱动力，推动构建更加高效、可靠、智能的网络管理模式，为复杂系统的优化提供全新的解决方案。

参考文献：

- [1] ANDREWS J G, BUZZI S, CHOI W, et al. What will 5G be?[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(6): 1065-1082.
- [2] LAGHARI A A, WU K S, LAGHARI R A, et al. A review and state of art of Internet of things (IoT)[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(3): 1395-1413.
- [3] PRATT T, ALLNUTT J E. Satellite communications, 3rd edition[M]. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2019.
- [4] JAMSA K. Cloud computing, 2nd edition[M]. Burlington, Massachusetts: Jones & Bartlett Learning, 2022.
- [5] CAO K Y, LIU Y F, MENG G J, et al. An overview on edge computing research[J]. IEEE Access, 2020, 8: 85714-85728.
- [6] PRESKILL J. Quantum computing in the NISQ era and beyond[J]. Quantum, 2018, 2: 79.
- [7] LI Y H, FEI Y Y, WANG W L, et al. Quantum random number generator using a cloud superconducting quantum computer based on source-independent protocol[J]. Scientific Reports, 2021, 11: 23873.
- [8] KOCHENBERGER G, HAO J K, GLOVER F, et al. The unconstrained binary quadratic programming problem: a survey[J]. Journal of Combinatorial Optimization, 2014, 28(1): 58-81.
- [9] LEWIS M, GLOVER F. Quadratic unconstrained binary optimization problem preprocessing: theory and empirical analysis[J]. Networks, 2017, 70(2): 79-97.
- [10] HERMAN D, GOOGIN C, LIU X Y, et al. Quantum computing for finance[J]. Nature Reviews Physics, 2023, 5(8): 450-465.
- [11] HIBAT-ALLAH M, MAURI M, CARRASQUILLA J, et al. A framework for demonstrating practical quantum advantage: comparing quantum against classical generative models[J]. Communications Physics, 2024, 7: 68.
- [12] WEST M T, TSANG S L, LOW J S, et al. Towards quantum enhanced adversarial robustness in machine learning[J]. Nature Machine Intelligence, 2023, 5(6): 581-589.
- [13] FARHI E, GOLDSTONE J, GUTMANN S, et al. A quantum approximate optimization algorithm[J]. arXiv preprint, 2014, arXiv:1411.4028.
- [14] Arrazola J M, Delgado A, Bardhan B R, et al. Quantum-inspired algorithms in practice[J]. arXiv preprint, 2019, arXiv: 1905.10415.
- [15] Meyer N, Ufrecht C, Periyasamy M, et al. A survey on quantum reinforcement learning[J]. arXiv preprint, 2022, arXiv: 2211.03464.
- [16] 付耀斌, 周辉. 量超协同计算发展概述[J]. 信息通信技术与政策, 2023(7): 36-43.
- FU Y B, ZHOU H. Overview of hybrid quantum-classical computing development[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2023(7): 36-43.
- [17] LIAO J N, WEN J B, KANG J W, et al. Graph attention network-based block propagation with optimal AoB and reputation in Web 3.0[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2024, 10(6): 2427-2441.
- [18] JAISWAL A, KUMAR S, KAIWARTYA O, et al. Quantum learning-enabled green communication for next-generation wireless systems[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2021, 5(3): 1015-1028.
- [19] URGELLES H, PICAZO-MARTINEZ P, GARCIA-ROGER D, et al. Multi-objective routing optimization for 6G communication networks using a quantum approximate optimization algorithm[J]. Sensors, 2022, 22(19): 7570.
- [20] BAO S Y, TAWADA M, TANAKA S, et al. An Ising-machine-based solver of vehicle routing problem with balanced pick-up[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2024, 70(1): 445-459.
- [21] KHUDAIR MADHLOOM J, ABD ALI H N, HASAN H A, et al. A quantum-inspired ant colony optimization approach for exploring routing gateways in mobile ad hoc networks[J]. Electronics, 2023, 12(5): 1171.
- [22] KUMAR S, KAIWARTYA O, RATHEE M, et al. Toward energy-oriented optimization for green communication in sensor enabled IoT environments[J]. IEEE Systems Journal, 2020, 14(4): 4663-4673.



- [23] OH E, LEE H. Effective route generation framework using quantum mechanism-based multi-directional and parallel ant colony optimization[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2022, 169: 108308.
- [24] SUN J, FANG W, WU X J, et al. QoS multicast routing using a quantum-behaved particle swarm optimization algorithm[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2011, 24(1): 123-131.
- [25] GHORPADE S N, ZENNARO M, CHAUDHARI B S, et al. A novel enhanced quantum PSO for optimal network configuration in heterogeneous industrial IoT[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 134022-134036.
- [26] SONG L, CHAI K K, CHEN Y, et al. Energy efficient cooperative coalition selection in cluster-based capillary networks for CMIMO IoT systems[J]. *Computer Networks*, 2019, 153: 92-102.
- [27] ZHANG D G, CUI Y Y, ZHANG T. New quantum-genetic based OLSR protocol (QG-OLSR) for Mobile Ad hoc Network[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 80: 285-296.
- [28] ZHANG D G, ZHANG T, DONG Y, et al. Novel optimized link state routing protocol based on quantum genetic strategy for mobile learning[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2018, 122: 37-49.
- [29] SYMONS B C B, GALVIN D, SAHIN E, et al. A practitioner's guide to quantum algorithms for optimisation problems[J]. *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical*, 2023, 56(45): 453001.
- [30] KOTIL A, PELOFSKE E, RIEDMÄZLLER S, et al. Quantum approximate multi-objective optimization[J]. *arXiv preprint*, 2025, arXiv:2503.22797.
- [31] ROVARA D, QUETSCHLICH N, WILLE R. A framework to formulate pathfinding problems for quantum computing[J]. *arXiv preprint*, 2024, arXiv:2404.10820.
- [32] MCCLEAN J R, BOIXO S, SMELYANSKIY V N, et al. Barren plateaus in quantum neural network training landscapes[J]. *Nature Communications*, 2018, 9(1): 4812.
- [33] ZHAO R, WANG S. A review of quantum neural networks: methods, models, dilemma[J]. *arXiv preprint*, 2021, arXiv:2109.01840.
- [34] SHAYDULIN R, LOTSHAW P C, LARSON J, et al. Parameter transfer for quantum approximate optimization of weighted Max-Cut[J]. *ACM Transactions on Quantum Computing*, 2023, 4(3): 1-15.
- [35] SULEIMAN H, BASIR O. SLA-driven load scheduling in multi-tier cloud computing: financial impact considerations[J]. *arXiv preprint*, 2021, arXiv:2111.03488.
- [36] EKSTRØM L, WANG H, SCHMITT S. Variational quantum multi-objective optimization[J]. *arXiv preprint*, 2023, arXiv:2312.14151.
- [37] HIGGINS E, PITT J, PATERSON E. Multi-scale localized perturbation method in OpenFOAM[J]. *Fluids*, 2020, 5(4): 250.
- [38] DUBERTRAND R, GARCÍA-MATA I, GEORGEOT B, et al. Multifractality of quantum wave functions in the presence of perturbations[J]. *Physical Review E: Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2015, 92(3): 032914.
- [39] ABADAL S, JAIN A, GUIRADO R, et al. Computing graph neural networks: a survey from algorithms to accelerators[J]. *ACM Computing Surveys*, 2022, 54(9): 1-38.
- [40] YUN W J, PARK J, KIM J. Quantum multi-agent meta reinforcement learning[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2023, 37(9): 11087-11095.
- [41] VIDAL G. Class of quantum many-body states that can be efficiently simulated[J]. *Physical Review Letters*, 2008, 101(11): 110501.
- [42] SULZ D, LUBICH C, CERUTI G, et al. Numerical simulation of long-range open quantum many-body dynamics with tree tensor networks[J]. *Physical Review A*, 2024, 109(2): 022420.
- [43] FALLA J, LANGFITT Q, ALEXEEV Y, et al. Graph representation learning for parameter transferability in quantum approximate optimization algorithm[J]. *Quantum Machine Intelligence*, 2024, 6(2): 46.

[作者简介]



郝苑辰 (1996-), 女, 中国电信股份有限公司研究院量子技术与应用研究团队工程师, 主要研究方向为网络协议、网络安全技术、量子计算。



解宇恒 (1993-), 男, 博士, 中国电信股份有限公司研究院量子技术与应用研究团队工程师, 主要研究方向为光纤传输系统、特种光纤、量子计算。



唐建军 (1977-), 男, 博士, 中国电信股份有限公司研究院量子技术与应用研究团队总监、高级工程师, 主要研究方向为光通信与量子信息技术。