



XXXX

算力网络中成本最小化的跨地域流量调度算法

张旭^{1,2}, 顾梦瑶^{1,2}, 宁萌^{1,2}, 冯川^{1,2,3}, 巩小雪^{1,2}, 郭磊⁴

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 中国重庆, 400065;

2. 重庆邮电大学智能通信与网络安全研究院, 中国重庆, 400065;

3. 重庆邮电大学大数据智能计算重点实验室, 中国重庆, 400065;

4. 东北大学计算机科学与工程学院, 中国沈阳, 110819)

摘要: 针对各地域算力资源供需不平衡及电价差异显著所导致的资源调度成本较高、资源利用率较低的问题, 将业务计算与网络传输过程中的能耗总成本建模为混合整数线性规划问题, 并提出一种基于成本最小化的跨地域流量调度算法 (Cost-Minimized Cross-Regional Traffic Scheduling Algorithm, CM-CRTSA)。该算法通过构建带超级源点和超级汇点的业务-数据中心二部衍生流图, 利用最小费用最大流方法实现业务请求与数据中心之间的最优匹配; 在路径选择阶段, 综合考虑能耗成本与链路频谱资源状态, 对候选路径进行优先级排序; 在频谱分配阶段, 引入频谱连续度指标以优选可用频谱块。仿真结果表明, 该算法能够有效降低跨地域流量调度的总成本与业务阻塞率, 并在高负载条件下保持良好的资源调度稳定性, 为算力网络环境下的跨地域算力网协同调度提供了一种高效解决方案。

关键词: 算力网络; 光网络; 流量调度; 成本优化

中图分类号: TP913

文献标志码: A

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

Cost-Minimized Cross-Regional Traffic Scheduling Algorithm in Computing Power Networks

ZHANG Xu^{1,2}, GU Mengyao^{1,2}, NING Meng^{1,2}, FENG Chuan^{1,2,3}, GONG Xiaoxue^{1,2}, GUO Lei⁴

1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

2. Institute of Intelligent Communications and Network Security, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

3. Key Laboratory of Big Data Intelligent Computing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

4. School of Computer Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

通信作者: 冯川, fengc@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62571078, No.62331017, No.62501097); 重庆市自然科学基金资助项目 (No.CSTB2025NSCQ-GPX1283); 重庆市教育委员会科学技术研究基金资助项目 (No.KJQN202400621)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62571078, No.62331017, No.62501097), Natural Science Foundation of Chongqing (No.CSTB2025NSCQ-GPX1283), Chongqing Municipal Education Commission (No.KJQN202400621)



Abstract: To address the high resource scheduling cost and low resource utilization caused by the imbalance of computing resource supply and demand across regions and significant electricity price differences, the total energy consumption cost involved in task computation and network transmission is formulated as a mixed-integer linear programming (MILP) problem. Based on this model, a Cost-minimized Cross-Regional Traffic Scheduling Algorithm (CM-CRTSA) was proposed. In this algorithm, a bipartite derivative flow graph with super source and sink nodes was constructed to achieve optimal matching between service requests and data centers using the minimum-cost maximum-flow method. During path selection, both energy cost and spectrum status were considered to rank candidate paths. In the spectrum allocation stage, a contiguity metric was introduced to prioritize available spectrum blocks. Simulation results demonstrated that CM-CRTSA effectively reduced the total scheduling cost and request blocking ratio, and maintained stable resource scheduling performance under high load, providing an efficient solution for cross-regional computing-network coordinated scheduling in computing optical networks.

Key words: computing power networks, optical networks, traffic scheduling, cost optimization

1 引言

随着云计算、大数据和人工智能等技术的快速发展,全球数据处理需求持续增长,大规模计算业务在地理分布式数据中心中的部署需求不断增加^{[1][2]}。数据中心作为算力资源的重要载体,其规模与数量持续扩大。然而,不同地区在能源资源、电价水平、网络基础设施以及绿色能源利用率等方面存在显著差异,导致数据中心在地理空间上的分布呈现出明显的不均衡特征。在这种背景下,单一数据中心难以高效应对不断增长且动态变化的计算需求,分布式数据中心逐渐成为云计算基础设施的重要部署模式。通过跨地域协同调度计算业务,可以在更大范围内整合算力资源,提高系统整体资源利用效率并降低运营成本。因此,跨地域算力调度逐渐成为云计算系统资源管理与优化的重要研究方向。

然而,在跨地域算力调度过程中仍面临诸多挑战。一方面,不同地域之间在电价水平、能源结构以及算力与网络资源规模方面存在显著差异,高需求区域往往面临算力资源紧张甚至业务请求阻塞,而电价较低或能源资源丰富的地区则可能存在算力资源闲置的现象。另一方面,跨地域业务调度需要通过网络进行数据传输,长距离传输会带来额外的带宽占用和能耗开销,从而进

一步增加系统运行成本。因此,在跨地域算力调度过程中,如何在满足业务计算需求与网络传输约束的前提下,通过合理的调度策略实现业务请求与算力节点的高效匹配,并降低系统整体调度成本,成为算力光网络资源管理领域亟待解决的重要问题。

2 流量调度相关研究现状

近年来,针对跨地域数据中心算力调度问题,研究人员已从多个角度开展了大量研究。现有研究主要可以从算力资源调度、网络资源调度以及算网协同优化三个方面进行归纳。

在算力资源调度与成本优化方面,研究主要关注如何在地理分布式数据中心环境中,通过合理的业务请求部署与资源分配降低系统运行成本。文献[3]针对地理分布式云环境中的租户业务请求部署问题,综合考虑区域电价、访问延迟以及业务间流量需求,设计了TanGo成本优化框架,通过构建带约束的混合整数非线性规划模型并提出子模函数近似算法,有效降低了数据中心整体资源使用成本。文献[4]针对地理分布式异构云中的流式应用调度问题,提出了一种双算法调度方案,在构建成本效用模型的基础上同时考虑执行成本、请求延迟和集群负载状态,通过联合优化计算负载与网络传输延迟实现业务请求的高

效分配。文献[5]研究了地理分布式数据中心的能耗协调运行策略,通过将计算节点运行状态与电力系统能耗进行联合优化,有效降低了跨地域调度过程中的能源消耗。文献[6]则提出了一种基于电力市场的数据中心集群管理策略,通过优化工作负载分布与数据部署,在降低运营成本的同时实现系统能耗的优化。这些研究为跨地域算力调度提供了重要的理论基础,但大多主要关注计算资源层面的优化。

随着数据中心互联规模的不断扩大,网络传输逐渐成为影响跨地域业务请求调度效率的重要因素。在网络资源调度与优化方面,弹性光网络(Elastic Optical Networks, EONs)凭借其灵活的频谱分配机制和高带宽传输能力,逐渐成为支撑跨数据中心高速互联的重要网络技术。针对EONs资源分配问题,文献[7]提出了一种平衡资源分配算法,在虚拟网络功能服务链部署与光频谱资源分配之间实现联合优化,从而降低业务阻塞率并提高资源利用效率。文献[8]针对不同服务类别的业务请求,设计了改进的成本函数驱动频谱分配方案,通过结合服务优先级、路径长度和频谱需求,在减少频谱碎片化的同时提升频谱利用效率。文献[9]提出基于深度强化学习的动态路由、调制与频谱分配框架,在动态流量环境下实现光网络资源的自适应调度。文献[10]通过结合机器学习方法与拓扑特征提出混合策略,在高负载网络环境下实现频谱资源的优化配置。这些研究有效提升了光网络资源的利用效率,但多数仅关注网络资源调度问题。

为了进一步提升系统整体资源利用效率,部分研究开始关注算力与网络资源的协同优化问题。文献[11]提出了一种能耗与网络感知的工作负载管理框架,在调度过程中同时考虑计算能耗与数据传输能耗,实现跨地域业务请求分配的综合成本优化。文献[12]构建了多目标优化模型,将跨地域数据部署与业务请求调度进行联合建

模,通过最小化系统总成本实现数据中心资源与网络资源的协同优化,并采用混合整数规划与启发式算法进行求解。文献[13]提出网络感知优化方法,通过动态评估网络链路负载和延迟,将业务请求智能映射到不同数据中心,从而降低网络传输开销并保证业务请求完成时间。此外,文献[14]提出在线混合调度策略,通过将数据驱动预测与知识驱动方法结合,实现跨地域数据中心能耗与业务请求延迟的实时优化。近年来,一些研究还进一步探索更加复杂的跨地域调度场景。例如,文献[15]提出面向多工作流应用的电价感知调度算法,通过结合强化学习方法,在满足业务请求截止时间约束的同时降低整体电力成本;文献[16]构建面向全球数据中心业务请求调度的仿真平台,用于评估不同调度策略在碳排放、能耗以及服务质量等多目标优化中的性能;文献[17]从数据中心散热与空间布局角度提出热感知工作负载管理方法,通过综合考虑冷却成本、电价以及服务等级协议约束,实现系统运行成本的进一步降低。

尽管上述研究在跨地域算力调度与网络资源优化方面取得了一定进展,但现有方法大多侧重于计算资源调度或网络资源优化中的单一方面,较少在跨地域算力调度场景下同时考虑数据中心电价差异以及弹性光网络路由与频谱资源约束对系统运行成本的综合影响。因此,如何在算力资源调度过程中联合优化网络路由与频谱分配,实现跨地域算网协同调度并进一步降低系统整体运行成本,仍然是一个值得深入研究的问题。

针对上述问题,本文在综合考虑不同地域电价差异以及弹性光网络路由与频谱资源约束的基础上,将跨地域流量调度问题建模为混合整数线性规划模型,并以最小化系统总能耗成本为优化目标。在此基础上,提出了CM-CRTSA算法。

本文的主要工作如下:

- 将跨地域流量调度问题转化为混合整数线



性规划问题, 综合考虑数据中心算力容量、链路频谱资源、弹性光网络频谱连续性、一致性和重叠性等多个约束, 对数据中心选择、传输路径选择、频谱分配进行统一优化建模, 实现多维度约束下的系统全局成本最小化。

● 设计基于成本最小化的跨地域流量调度算法CM-CRTSA, 通过三步分阶段策略实现业务与数据中心最优匹配、路径选择及频谱高效分配, 降低算法求解复杂度。

● 仿真结果表明, 所提的CM-CRTSA算法能够有效降低跨地域流量调度的总能耗成本, 降低业务阻塞率。

3 系统模型

3.1 网络模型

设定底层的承载算力光网为 $G(V, E)$, V 为底层网络光交换节点集合, 其中与数据中心直接相连的光交换节点构成的子集 V_D 为数据中心节点集合。每个数据中心节点 $d \in V_D$ 的计算能力是 C_d 。链路集合 $E = \{(i, j) | i, j \in V\}$, 每个光纤链路 $(i, j) \in E$, (i, j) 表示光交换节点 i 到光交换节点 j 的链路, 每条光纤链路的频谱被划分为 $|F|$ 个频隙, 每个频隙的频谱宽度为 12.5 GHz。在 EONs 中, 光交换节点通过光纤链路互联, 链路上的频谱资源可以根据流量需求动态分配, 从而提高频谱资源利用率并降低网络阻塞率。

业务请求 r 可以表示为 $r(s_r, b_r, c_r)$ 。其中, s_r

表示业务请求 r 的源节点, b_r 表示业务请求 r 所需要的带宽, c_r 表示业务请求 r 所需的计算资源。业务请求 r 在调制等级为 m 时需要的频隙数量为 b_m^r 由式(1)计算:

$$b_m^r = \frac{b_r}{m \times \gamma} + GB \quad (1)$$

式中 m 为调制方式对应的调制等级, γ 表示为单个频隙的带宽, GB 为保护频隙数量。

3.2 能耗模型

如图1所示, 弹性光网络传输系统的主要组成部分包括IP层设备和光层设备。其中, IP层主要设备是IP路由器, 光层主要设备包括带宽可变的收发器、带宽可变的光交叉连接器、光纤, 以及用于节点和线路中光信号放大的掺铒光纤放大器。在该系统中, 业务传输的能耗主要分为两部分: 一是与业务无关的固有能耗, 二是与服务请求速率成正比的功率能耗。各个耗能器件的能耗计算模型如下所示:

1. 路由器能耗

路由器的能耗主要来自于在光正交频分复用信号生成前的数据电层处理过程。一旦光路建立, 能耗便开始产生, 且其大小与路由器处理的数据量成正比。路由器的能耗可以分为两部分: 启动后的固有能耗以及与业务请求速率成正比的动态能耗。路由器能耗由式(2)计算。

$$P_{IP} = P_{IP}^o + R_t \cdot B_m \cdot b_m^r \quad (2)$$

式中, P_{IP}^o 是路由器固有能耗, R_t 表示路由器每

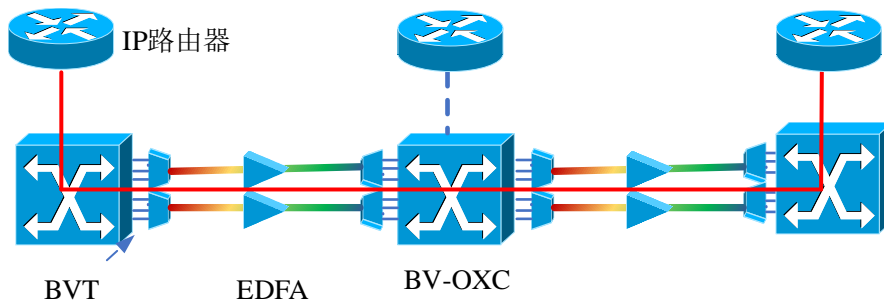


图1 弹性光网络传输系统示意图

吉比特业务请求消耗的能耗， B_m 表示单个频隙传输速率， b_r^m 表示业务请求在调制格式为 m 时所需的频隙数量。

2. 带宽可变收发器能耗

带宽可变收发器的能耗与调制等级及服务请求速率相关。收发器的能耗 P_{BVT} 主要包括固有能耗和与服务请求速率能耗两部分，由式(3)计算。

$$P_{BVT} = P_{BVT}^o + b_m^r \cdot P_{sub}^m \quad (3)$$

式中 P_{BVT}^o 是收发器的固有能耗， P_{sub}^m 是调制等级为 m 时单个子载波的能耗功率。

3. 带宽可变光交叉连接器能耗

带宽可变光交叉连接器的能耗包括固有功耗和与节点度数及业务请求传输速率成正比的能耗。 ζ_i^r 是一个二进制变量，如果业务请求传输路径经过节点 i ，则 $\zeta_i^r=1$ 否则为0， n_i 表示节点 i 的节点度， $|F|$ 为链路上总频隙数量， P_{OXC}^o 是交叉连接器固有能耗，能耗定义如式(4)。

$$P_{OXC} = \sum_{i \in V} \zeta_i^r \cdot \left(P_{OXC}^o + \left(\frac{b_m^r}{|F|} \right) \cdot n_i \cdot 85 \right) \quad (4)$$

4. 掺铒光纤放大器能耗

掺铒光纤放大器 (Erbium-Doped Fiber Amplifier, EDFA) 以 80 km 为间隔进行安装，其能耗主要取决于业务请求所经过的路径长度， P_{EDFA}^o 为放大器的能耗， $l_{(i,j)}$ 表示节点 i 到节点 j 之间的距离。式(5)给出了EDFA的能耗计算公式。

$$P_{EDFA} = P_{EDFA}^o \cdot \sum_{(i,j) \in E} x_{(i,j)}^r \cdot \left(\left\lceil \frac{l_{(i,j)}}{80} \right\rceil + 1 \right) \quad (5)$$

因此，针对业务请求新建的光路径，其能耗由式(6)给出。

$$P_{NET}^r = 2 \cdot (1 - y_{s_r}^r) \cdot (P_{IP} + P_{BVT}) + P_{OXC} + P_{EDFA} \quad (6)$$

5. 数据中心能耗

数据中心的总能耗可分为两部分：一是固定能耗，即数据中心的空闲服务器功耗 p_{DC}^o ；二是

动态能耗，即与计算资源利用率线性相关的部分，增长速率 σ 表示每增加1%的负载所增加的功耗。式(7)为数据中心 d 的能耗，公式中参数值如表1所示。

$$P_{DC}^d = \sum_{r \in R} y_d^r \cdot \frac{c_r}{C_d} \cdot \sigma + P_{DC}^o, \forall r \in R \quad (7)$$

表1 参数设置

参数	符号	取值(W)
路由器固有功耗	P_{IP}^o	1329
转发器固有功耗	P_{BVT}^o	31.5
交叉连接器固有功耗	P_{OXC}^o	150
放大器功耗	P_{EDFA}^o	140
服务器空闲功耗	P_{DC}^o	112
每1%负载的服务器功耗	σ	1769
路由器每吉比特消耗功耗	R_t	0.465

3.3 优化模型

在描述系统模型前，需要先定义相关参数和变量，具体如下所示。

G : 网络拓扑结构；

V : 所有光交换节点集合；

V_D : 所有数据中心节点集合；

E : 所有光纤链路集合；

R : 所有业务请求集合；

M : 调制格式的集合；

$|F|$: 光纤链路上总的频隙数量；

m : 调制格式的索引, $\forall m \in M$;

r : 业务请求的索引, $\forall r \in R$;

\hat{r} : 与业务请求 r 不同的其它业务请求的索引；

C_d : 数据中心节点 d 的计算资源容量上限；

s_r : 业务请求 r 的源节点；

b_r : 业务请求 r 所需的带宽速率；

c_r : 业务请求 r 所需的计算资源；

(i,j) : 底层网络中节点 i 到节点 j 的链路, $(i,j) \in E$;

$l_{(i,j)}$: 链路 (i,j) 的长度；



δ_d : 数据中心节点 d 的电价;

A : 网络传输电价;

Q_m : 调制等级为 m 时的最大传输距离;

θ_r : 业务请求 r 未分配成功的成本;

y_d^r : 布尔变量, 如果业务请求 r 选择数据中心节点 d , 则其值为 1; 否则, 其值为 0;

$x_{(i,j)}^r$: 布尔变量, 如果业务请求 r 占用底层链路 (i,j) 时为 1, 否则为 0;

z_i^r : 二进制变量, 指示如果底层网络节点 i 是否为业务请求 r 的源节点;

ζ_i^r : 二进制变量, 当业务请求 r 传输的路径经过底层节点 i 时为 1, 否则为 0;

λ_m^r : 二进制变量, 当业务请求 r 选择调制等级 m 时为 1, 否则为 0;

f_{start}^r : 整数变量, 指示为业务请求 r 的起始索引;

f_{end}^r : 整数变量, 指示为业务请求 r 的结束索引;

q_r : 整数变量, 业务请求 r 从源节点到目的节点之间的距离。

ILP 模型的优化目标是最小化所有业务请求的能耗成本如式(8)所示:

$$\min \sum_{r \in R} P_{NET}^r \cdot A + \sum_{d \in V_D} P_{DC}^d \cdot \delta_d + \sum_{r \in R} (\theta_r \cdot (1 - \sum_{d \in V_D} y_d^r)), \forall r \in R, d \in V_D \quad (8)$$

约束条件:

$$\sum_{d \in V_D} y_d^r \leq 1, \forall r \in R \quad (9)$$

$$\sum_{r \in R} y_d^r \cdot c_r \leq C_d, \forall d \in V_D \quad (10)$$

$$x_{(i,j)}^r + x_{(j,i)}^r \leq 1, \forall (i,j) \in E, \forall r \in R \quad (11)$$

$$\sum_{\forall (i,j) \in E} [x_{(i,j)}^r - x_{(j,i)}^r] = z_i^r - y_i^r, \forall r \in R, i \in V \quad (12)$$

$$\text{If } x_{(i,j)}^r + x_{(i,j)}^{\hat{r}} = 2 \\ \text{then } f_{start}^r - f_{start}^{\hat{r}} \geq b_m^r \parallel f_{start}^{\hat{r}} - f_{start}^r \geq b_m^r, \quad (13)$$

$$\forall (r, \hat{r}) \in R, \forall m \in M, \forall (i,j) \in E$$

$$f_{start}^r + b_m^r - 1 \leq |F|, \forall r \in R, \forall m \in M \quad (14)$$

$$f_{start}^r + b_m^r - 1 = f_{end}^r, \forall r \in R, \forall m \in M \quad (15)$$

$$\sum_{m \in M} \lambda_m^r = 1, \forall r \in R \quad (16)$$

$$\sum_{m \in M} \lambda_m^r \cdot Q_m \geq q_r, \forall r \in R \quad (17)$$

$$\sum_{\forall (i,j) \in E} x_{(i,j)}^r \cdot l_{(i,j)} = q_r, \forall r \in R \quad (18)$$

式(9)表示确保每个业务最多只能被分配到一个数据中心, 不允许一个业务请求同时被传输到多个数据中心。式(10)确保所有业务请求占用的计算资源不超过数据中心的计算资源容量。式(11)确保业务请求只能选择一个方向的链路即满足不成环原则。式(12)表示对于底层网络中的中转节点, 输入流的总数等于输出流的总数。源节点输出流的数量等于目的节点输入流的数量, 即满足流守恒原则。式(13)确保每一条链路上的每一个频隙最多只能分配给一个业务请求, 即满足频谱不重叠约束。式(14)确保频谱分配不超过链路中的总频隙数量 $|F|$, 式(15)表示对于任意一个业务请求 r 在调制等级为 m 时其所需子载波 (频隙) 数量为 b_m^r 且起点为 f_{start}^r , 确保同一个业务请求分配所占用的频隙在其经过的所有链路上都由一个连续且相邻的频隙段组成。式(16)确保业务请求只能选择一个调制等级, 其中 M 表示调制等级集合。式(17)确保业务请求的光路距离小于所选调制等级所允许的最大传输距离。根据式(18), 可以确定业务请求的光路传输距离。

4 基于成本最小化的跨地域流量调度算法

本文针对跨地域算力调度中的成本优化问题提出 CM-CRTSA 算法。该算法主要包括数据中心选择、路径选择和频谱选择三个阶段: 首先根据

业务请求的算力需求及数据中心算力资源状态选择合适的数据中心；随后在网络拓扑中选择合适的传输路径；最后为业务请求分配满足连续性、一致性和重叠性约束的频谱资源。

4.1 数据中心的選擇

在业务调度过程中，每个业务请求只能被分配到一个数据中心，而单个数据中心在算力资源允许的情况下可以同时处理多个请求，因此业务请求与数据中心之间形成“一对多”的资源分配关系。传统二分匹配模型通常假设每个节点仅参与一次匹配，适用于一对一分配场景，难以直接描述具有容量约束的调度问题。因此，本文在二部图模型基础上引入容量约束与费用属性，将业务请求-数据中心匹配关系扩展为带容量限制的网络流结构，并构建二部图衍生流图。

设业务请求集合为 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_{|R|}\}$ ，数据中心集合为 $V_D = \{d_1, d_2, \dots, d_{|V_D|}\}$ 。在网络中引入超级源点 s 与超级汇点 ρ ，并构建如下有向边：从 s 向每个请求节点 r_i 建立一条容量为 1、费用为 0 的有向边，表示每个业务请求仅允许被分配一次；其次，根据式(19)计算每条候选路径上的计算与传输能耗成本 $T_k^{r,d}$ ，选择成本最小的前 K 个数据中心，构成业务请求 r 的候选数据中心集合

V_D^r ；在 r_i 与候选数据中心 d_j 之间添加容量为 1、费用为 $T_{\min}^{r,d}$ 的边；最后，在每个数据中心节点 d_j 与汇点 ρ 之间添加对应容量为 α_d 、费用为 0 的边。

图 2 展示了从业务请求-数据中心二部图到二部图衍生流图的构建过程。通过上述转化，数据中心选择问题被形式化为带容量与费用约束的最小费用最大流优化问题，即在构建的网络中寻找一组从源点 s 到汇点 ρ 的可行流，使得网络中的总流量最大且总成本最小。根据最大流最小割理论，该网络中的最大流值对应原始二部图中的最大匹配规模，而最小费用目标则反映最优匹配代价，从而在满足数据中心算力容量约束的前提下，实现业务请求与数据中心之间的最优匹配。

$$T_k^{r,d} = \sum_{d \in V_D} y_d^r \cdot \frac{C_r}{C_d} \cdot \sigma \cdot \delta_d + P_{NET}^r \cdot A \quad (19)$$

数据中心选择过程如算法 1 所示。该算法以业务请求集合 R 和数据中心集合 $d \in V_D$ 作为输入，输出决策变量 $\{y_d^r\}$ 。在第 1 行中设置源节点 s 与汇节点 ρ ，为构建流网络做准备。在第 2-9 行中，使用 Dijkstra 算法计算从业务请求 r 到数据中心 d 的之间的 K 条最短路径。根据式(19)计算每条候选路径的计算与传输成本 $T_k^{r,d}$ ，并记录 K 条路径中最小的成本 $T_{\min}^{r,d}$ ，选取成本最小的前 K 个数据中心，构成请求 r 的候选数据中心集合 V_D^r 。

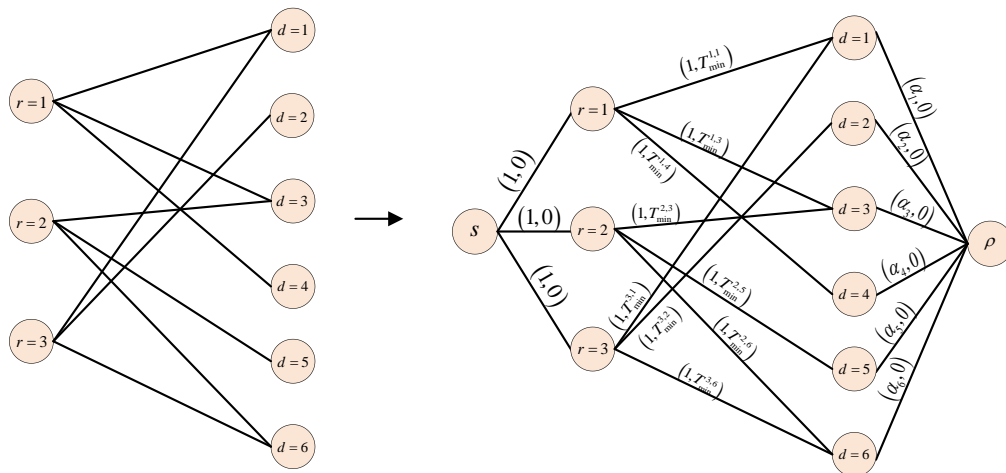


图 2 二部图衍生流



第10-14行中，首先在源节点 s 与业务请求 r 之间添加一条容量为1、费用为0的边。随后，对于服务请求 r 的每个候选数据中心 $d \in V_D^r$ ，在业务请求 r 与数据中心节点 d 之间添加容量为1、费为 $T_{\min}^{r,d}$ ，在第15-18行中，对于每个数据中心 $d \in V_D$ ，在数据中心节点 d 与汇节点 ρ 之间添加容量为 α_d 、费用为0的边，其中 α_d 表示表示数据中心在当前调度周期内可承载的最大业务请求数量，在第19行采用SPFA迭代增广实现最小费用最大流算法求解，获得最优流分配结果。最后，在第20行中，根据求解结果得到决策变量集 $\{y_d^r\}$ 。算法1整体的时间复杂度为 $O(|R| \cdot |K| \cdot |E| \log|V| + |V| \cdot |E| \cdot \log|R|)$ ，能够高效完成业务请求与数据中心的最优匹配。

算法1 数据中心选择算法

输入: R, V_D, G .
 输出: $\{y_d^r\}$.

- 1: 设置源节点 s 和汇节点 ρ ;
- 2: **for** $r \in R$ **do**
- 3: **for** $d \in V_D$ **do**
- 4: 使用Dijkstra算法计算从 s_r 到 d 的路径集合 k^r ;
- 5: 根据式(19)计算每条候选路径上的总计算与传输成本 $T_k^{r,d}$;
- 6: 记录 K 条路径中的最小成本 $T_{\min}^{r,d}$;
- 7: **end for**
- 8: 选择成本最小的前 K 个数据中心，构成请求 r 的候选数据中心集合 V_D^r ;
- 9: **end for**
- 10: **for** $r \in R$ **do**
- 11: 在 s 与 r 之间添加容量为1、费用为0的边;
- 12: **for** $d \in V_D^r$ **do**
- 13: 在 r 与 d 之间添加容量为1、费用为 $T_{\min}^{r,d}$ 的边;
- 14: **end for**
- 15: **end for**
- 16: **for** $d \in V_D$ **do**;
- 17: 在 d 与 ρ 之间添加对应容量为 α_d 、费用为0的边;
- 18: **end for**
- 19: 使用最小费用最大流算法求解所构建的网络流模型;
- 20: **return** $\{y_d^r\}$

4.2 路径的选择

若仅依据单一成本指标进行路径选择，可能导致链路频谱资源碎片化加剧或网络负载分布不均。因此，本文提出一种基于成本与频谱资源联合优化的路由选择策略。在路径选择过程中，同时考虑业务请求的计算与传输能耗成本以及链路频谱资源占用情况，对候选路径进行综合评价，并根据路径传输距离自适应选择调制格式，选择能够满足该路径最大传输距离要求的最高阶调制格式。在具体实现中，通过构建路径优先级评价函数对候选路径进行排序，并根据计算结果对所有候选路径进行排序，按照优先级从低到高依次作为业务请求的传输路径进行分配尝试。其中，路径成本越小、已占用的隙数量越少，则该路径的优先级越低。路径优先级计算公式如式(20)所示。

$$pw_k^{r,d} = \eta \frac{T_k^{r,d} - T_{\min}^{r,d}}{T_{\max}^{r,d} - T_{\min}^{r,d}} + \mu \frac{S_k^{r,d} - S_{\min}^{r,d}}{S_{\max}^{r,d} - S_{\min}^{r,d}} \quad (20)$$

其中， $S_{\max}^{r,d}$ 和 $S_{\min}^{r,d}$ 分别表示业务请求 r 的候选路径中已占用的最大和最小频隙数量， $T_{\max}^{r,d}$ 和 $T_{\min}^{r,d}$ 分别表示业务请求 r 的候选路径中的最大和最小能耗成本， $S_k^{r,d}$ 和 $T_k^{r,d}$ 分别表示业务请求 r 的第 k 条路径的已占用频隙数量和能耗成本。其中 η 和 μ 是两个可调节的参数因子，满足 $\eta + \mu = 1$ ，且 $0 \leq \eta, \mu \leq 1$ 。当 $\mu > \eta$ 时，已占用频隙数量对路径优先级的影响更大；而当 $\eta > \mu$ 时，成本对路径优先级影响更大。

4.3 频谱的选择

为降低网络频谱碎片化程度，算法2提出一种基于频谱连续度的频谱块选择策略。在满足业务请求频谱资源需求的前提下，该策略通过评估候选频谱窗口对链路频谱连续性的影响，优先选择连续性更优的频谱块进行分配，从而减少碎片化产生、提升频谱资源整体利用率与业务请求调度成功率。

到达的业务请求为 $r(s_r, b_r, c_r)$, 通路 k 上的空闲频谱块信息 $(f_u^{r,k}, N_u^{r,k}) \in \phi_k^r$, 其中 $f_u^{r,k}$ 为空闲频谱块起始索引, $N_u^{r,k}$ 为空闲频谱块中的频隙数量, $b_m^{r,k}$ 为业务请求 r 在通路 k 上选择调制格式为 m 时所需要的频隙数量。比较 $N_u^{r,k}$ 和 $b_m^{r,k}$ 的大小: 若 $N_u^{r,k} > b_m^{r,k}$, 则计算通路上的可用的频谱候选窗 (candidate spectrum window, CSW), 频谱窗为 $CSW = (f_u^{r,k}, f_u^{r,k} + b_m^{r,k} - 1)$ 和 $CSW = (f_u^{r,k} + N_u^{r,k} - b_m^{r,k}, f_u^{r,k} + N_u^{r,k} - 1)$; 若 $N_u^{r,k} = b_m^{r,k}$ 时, 可用的频谱块为 $CSW = (f_u^{r,k}, f_u^{r,k} + b_m^{r,k} - 1)$; 否则阻塞业务。依次在各候选频谱块位置上分配业务请求, 扫描此时链路的频谱占用状态, 计算路径的频谱连续度。其中式(21)表示业务请求 r 的第 k 条路径中链路 (i, j) 上的频谱连续度, 式(22)则表示业务请求 r 的第 k 条路径的频谱连续度。

$$\phi_{(i,j)}^{r,k} = \frac{\sum_{u=0}^{N_{(i,j)}^{r,k}} \left(\frac{N_{(i,j),u}^{r,k} - 1}{N_{(i,j),u}^{r,k}} \right)^2}{|N_{(i,j)}^{r,k}|} \times \omega^{\Delta N_{(i,j),a}^{r,k}} \quad (21)$$

$$\phi_k^r = \sum_{(i,j) \in k} \phi_{(i,j)}^{r,k} \quad (22)$$

通过平方放大频谱块大小对连续性的影响, 突出了大块连续频谱的优越性。 $|N_{(i,j)}^{r,k}|$ 是链路 (i, j) 上的频谱块总数, 表示频谱的碎片化程度。 ω 调节权重 (通常 $0 < \omega < 1$), 值越小, 频谱块数量变化对连续度的影响越大。其中 $\Delta N = N(a)_{after} - N(a)_{before}$, ΔN 的取值为 1、0、-1 当值为 1 时表示在频谱位置 a 被占用之后该链路上的空闲频谱块数量多了一个, 当值为 0 时表示在频谱位置 a 被占用之后该链路上的空闲频谱块数量不变, 当值为 -1 时表示在频谱位置 a 被占用之后该链路上的空闲频谱块数量少了一个。本节提出的频谱选择算法伪代码如算法 2 所示。

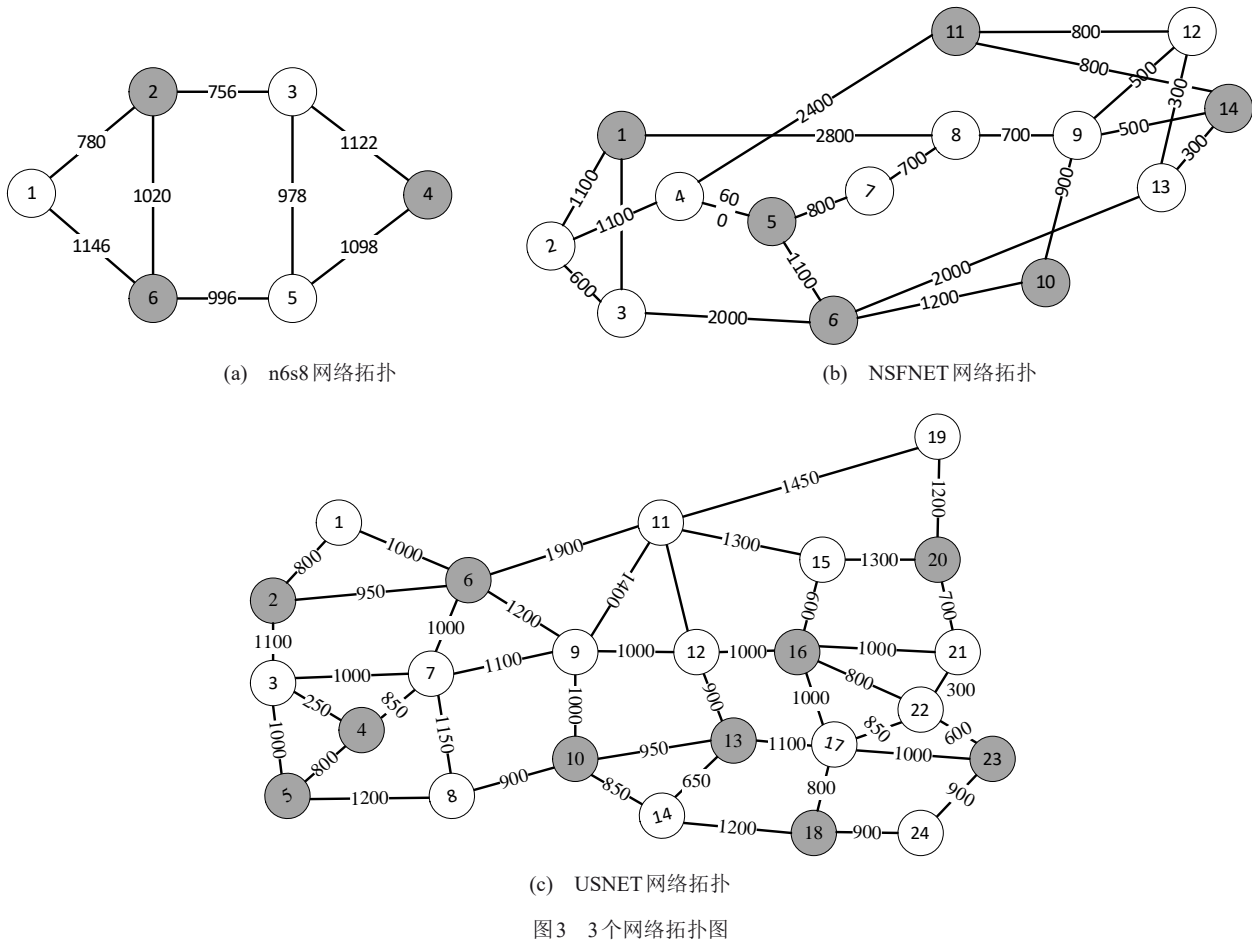
算法 2 频谱选择过程

输入: $r, k^r, b_m^{r,k}$
 输出: $x_{(i,j)}^r, F_{f(i,j)}^r$

- 1: $Blocks = \{ \}, CSW = \{ \}$;
- 2: **for** $k \in k^r$ **do**
- 3: **for** $f \in [1, |F|]$ **do**
- 4: **if** 有连续 $b_m^{r,k}$ 个可用的频谱块 **then**
- 5: $Blocks \leftarrow Blocks \cup \{f_u^{r,k}, N_u^{r,k}\}$;
- 6: **end if**
- 7: **end for**
- 8: **if** $Blocks$ 为空 **then**
- 9: **continue**
- 10: **end if**
- 11: **for** $(f_u^{r,k}, N_u^{r,k}) \in Blocks$ **do**
- 12: **if** $N_u^{r,k} \geq b_m^{r,k}$ **then**
- 13: $CSW \leftarrow CSW \cup \{(f_u^{r,k}, f_u^{r,k} + b_m^{r,k} - 1)_i\}$;
- 14: $CSW \leftarrow CSW \cup \{(f_u^{r,k} + N_u^{r,k} - b_m^{r,k}, f_u^{r,k} + N_u^{r,k} - 1)_i\}$;
- 15: **else if** $N_u^{r,k} = b_m^{r,k}$ **then**
- 16: $CSW \leftarrow CSW \cup \{(f_u^{r,k}, f_u^{r,k} + b_m^{r,k} - 1)_i\}$;
- 17: **end if**
- 18: **end for**
- 19: **if** CSW 不为空 **then**
- 20: **for** $a \in CSW$ **do**
- 21: 基于式(22)计算 ϕ_a^r ;
- 22: **end for**
- 23: 选择最大的候选频谱块 a ;
- 24: $x_{(i,j)}^r \leftarrow 1$;
- 25: $F_{f(i,j)}^r \leftarrow 1$;
- 26: **end if**
- 27: **end for**
- 28: 阻塞业务请求 r .

5 仿真结果

为了解决 ILP 问题, 设计并构建了一个小规模网络拓扑 n6s8, 该拓扑包含 6 个节点和 9 条链路, 为评估算法在大规模网络中的性能, 进一步采用 NSFNET 和 USNET 两个典型骨干网络拓扑。在图 3 中, NSFNET 包含 14 个节点和 21 条链路,



USNET包含24个节点和43条链路。两种拓扑中每条链路带宽均为4 THz，对应320个频隙。白色节点表示光交换节点，灰色节点表示数据中心节点。各数据中心电价采用公开网络数据进行设置^[3]。针对不同拓扑规模分配计算资源 n6s8、NSFNET和USNET拓扑中的每个数据中心分别配置100、1500和2500个计算资源单元。每个业务请求的源节点为随机选取，在n6s8拓扑中，每个业务请求的比特率要求在25 Gbps至100 Gbps范围内变化，步长为25 Gbps。在NSFNET和USNET拓扑中，每个业务请求的比特率要求介于25 Gbps至200 Gbps之间，步长为25 Gbps，每个业务请求可以随机请求1到5个计算资源单元，用于模拟不同业务对算力资源的异构需求。仿真实验在配备Intel Core i7 2.90 GHz CPU和16 GB

内存的PC上进行。同时，采用IBM ILOG CPLEX 12.80求解ILP问题。

本章选用的对比算法有三个：频谱分配算法现有算法中的引入切割数量化频谱分配后的碎片化程度的频谱分配算法，简称RBA^[7]，根据业务请求所需频隙数量的奇偶性分配频谱的算法，简称ICFCoSP-M1^[8]；现有算法中最低成本优先的流量调度算法，简称LCF。

用于评估所提算法性能的指标包括：ILP模型的目标函数值、算法运行时间、请求阻塞率以及频谱资源消耗率。其中，ILP模型的目标函数值即业务请求调度的总成本。算法运行时间（单位：毫秒）用于衡量算法的计算复杂度与求解效率。请求阻塞率定义为被阻塞的业务请求数量与总请求数量的比值，用于反映网络对业务请求的

服务能力。此外，频谱资源利用率表示分配给业务请求的频隙总数占整个网络可用频隙总数的比例，该指标能够反映网络频谱资源的整体占用情况，并衡量算法在频谱分配与资源整合方面的效率。

在 n6s8 网络拓扑中，仿真实验运行在配备 Intel Core i7 2.90 GHz CPU 和 16 GB 内存的计算机上。如图 4 所示，展示了 ILP 方法与四种启发式算法在不同业务请求数量下分配的总成本。所提出的 CM-CRTSA 算法相较于其他三种算法表现更优，其结果几乎接近 ILP 的最优解。例如，当业务请求数量为 35 时，ILP 的目标值为 1274.24，而 CM-CRTSA 和 LCF 算法的对应值分别为 1364.68 和 1470.17。CM-CRTSA 算法与 ILP 的性能差距为 7%，相较于 LCF 算法降低了 15.3%。然而，ILP 的计算时间显著增加，且随着业务请求数量的增加呈指数增长，如图 4(b) 所示。

NSFNET 的仿真结果如表 2 所示。对不同权重组合下的总成本展开分析可得：当设置参数值为 $\eta=0.8$ ， $\mu=0.2$ 时，所提算法总成本整体表现最优秀。因此本文后续将固定采用 $\eta=0.8$ ， $\mu=0.2$ 来进一步评估所提算法在不同网络拓扑下的性能。

表 2 CM-CRTSA 在 NSFNET 中不同 η 和 μ 值下的总成本

η	μ	600	800	1000	1200
0.9	0.1	21230.5	32050.5	45380.2	71890.6
0.8	0.2	21054.6	31879.1	45218.5	71638.5
0.7	0.3	21160.2	31985.3	45300.5	71780.3
0.6	0.4	21275.1	31985.3	45395.7	71695.8
0.5	0.5	22560.8	32169.2	45535.6	72830.7
0.4	0.6	23578.9	33569.2	46783.6	73689.1
0.3	0.7	23789.3	34569.2	47698.1	74562.4
0.2	0.8	24563.1	35627.1	47995.3	76230.5
0.1	0.9	24893.6	37897.5	49562.4	79325.2

图 5 展示了在 NSFNET 和 USNET 两种网络拓扑下，CM-CRTSA 算法与对比算法的总成本均随业务请求数量的增加而逐渐上升。这是由于随着业务请求数量增多，网络中的计算、频谱等资源被持续占用，可用资源逐渐减少，算法需在更多约束条件下进行资源分配，导致成本优化空间缩小，同时阻塞成本的累积也增加了总成本。具体来说，在 NSFNET 网络中，当请求数达到 1200 时，CM-CRTSA 算法的成本分别比 RBA、ICFCoSP-M1、LCF 算法低了 670、4047、11537.3。在 USNET 网络拓扑中，当请求数达到 1600 时，CM-CRTSA 算法的成本分别比 RBA、ICFCoSP-M1、LCF 算法低了 12451.1、15180.1、35092.6。对比算法 LCF 将同一租户业务请求集

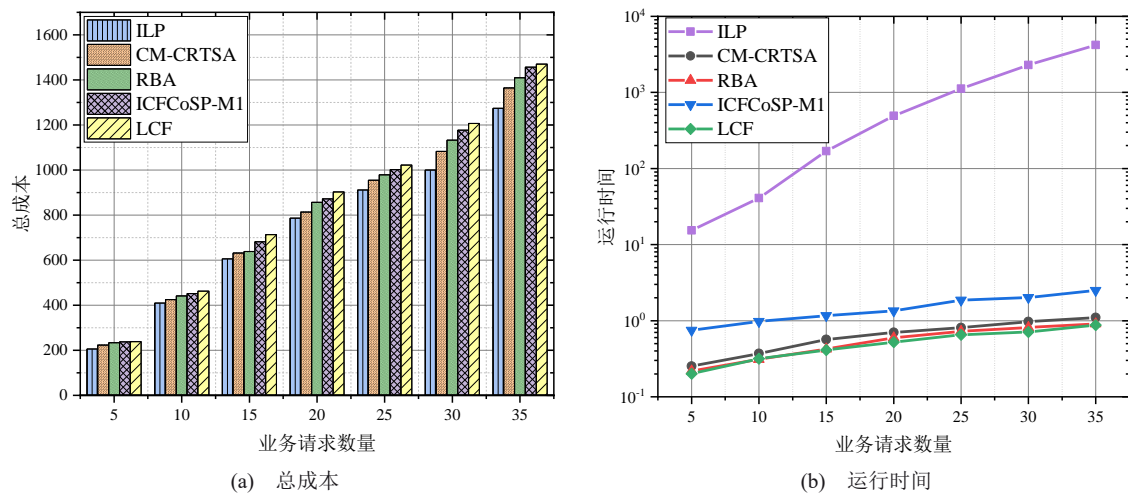


图 4 n6s8 网络中 ILP 和其他算法的性能比较

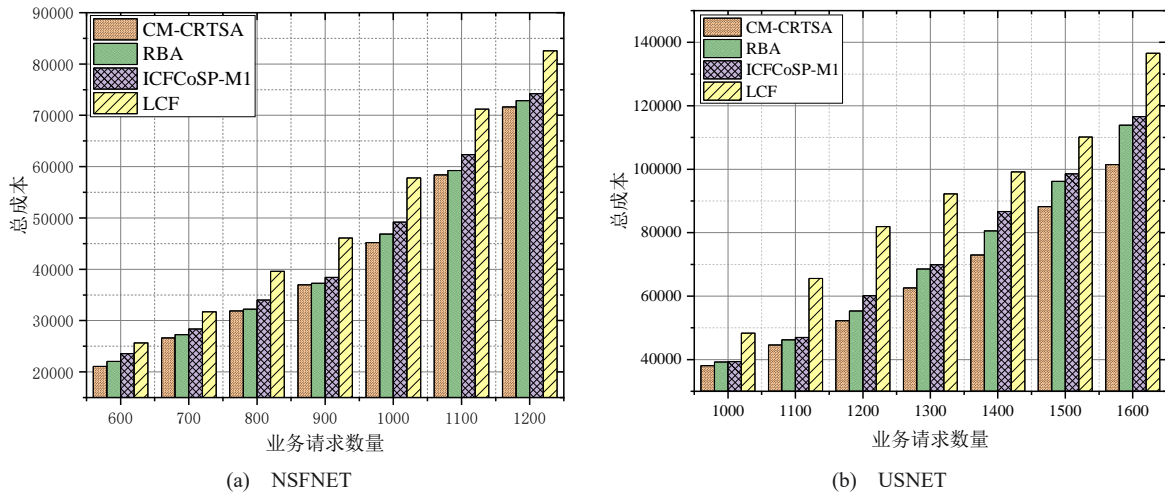


图5 不同拓扑下业务请求的总成本

中部署在低电价区域。该策略优先考虑局部电价因素。当业务数量增加时，低电价区域资源竞争加剧，部分业务被迫选择次优方案或产生阻塞，从而抬高整体成本；RBA 算法虽然在部署与频谱分配之间进行了协调，但其核心目标侧重资源均衡与阻塞控制，在总成本指标上表现不如 CM-CRTSA；ICFCoSP-M1 算法通过成本函数对请求进行排序，并动态调整频谱分配策略。但该方法主要围绕频谱利用进行优化，未系统考虑不同地域电价差异与传输能耗。

图6展示了在 NSFNET 和 USNET 两种网络拓

扑下，CM-CRTSA 算法与对比算法的业务阻塞率随业务请求数量增加的变化趋势。可以观察到，四种算法的阻塞率均随业务请求数量的增多而逐渐升高，这是因为随着业务请求数量增加，网络中的计算、频谱等资源被持续占用，可用资源余量逐渐减少，业务请求之间的资源竞争加剧，从而导致部分请求因无法同时满足计算与频谱约束而被阻塞。在两种拓扑结构下，CM-CRTSA 算法始终表现出最低的阻塞率。在 NSFNET 网络中，当请求数达到 1200 时，CM-CRTSA 算法的阻塞率分别比 RBA、ICFCoSP-M1、LCF 算法低了

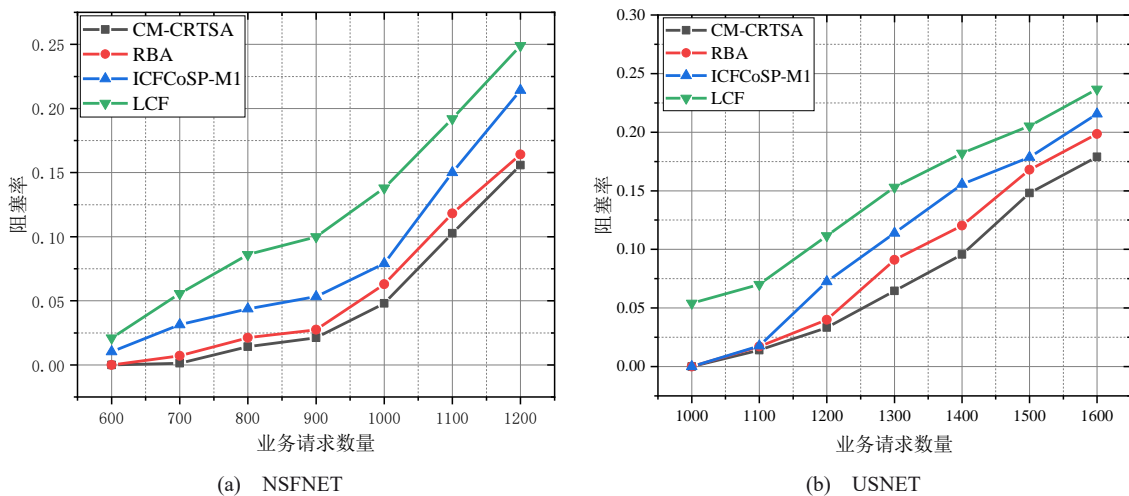


图6 不同拓扑下业务请求的阻塞率

8.9%、23.3%、32%。在 USNET 网络拓扑中，当请求数达到 1600 时，阻塞率分别比 RBA、ICFCoSP-M1、LCF 算法低了 14%、23.5%、36%。该结果表明，在高负载场景下，CM-CRTSA 仍能够保持较强的资源调度能力与系统稳定性。对比算法阻塞率高的原因的主要体现在资源分配策略的局限性。LCF 算法因集中部署于低价电区域，易造成局部资源饱和、导致整体资源失衡，从而导致阻塞率上升。RBA 算法未实现计算与频谱联合调度，高负载下资源匹配效率下降，阻塞率升高。ICFCoSP-M1 算法未综合考虑计算资源与频谱资源的可行性，易出现资源不匹配，从而导致阻塞率升高。

图 7 展示了在 NSFNET 与 USNET 两种网络拓扑下，各算法的频谱资源消耗率随业务请求数量变化的趋势。随着业务负载增加，各算法的频谱消耗率均逐渐上升，这是由于更多业务被成功建立连接，链路上分配的频谱数量持续增加导致的。从结果可以看出，CM-CRTSA 算法的频谱消耗率并非最低，部分场景下略高于 ICFCoSP-M1 算法。这主要源于不同算法优化目标的差异。ICFCoSP-M1 主要针对频谱分配策略进行优化，在部分场景下能够压缩单条路径上的频谱占用，

因此其总体频谱消耗率相对较低。但该算法未同时考虑算力与路径选择因素，频谱利用效率受网络负载变化影响较大。相比之下，CM-CRTSA 以系统总成本最小化为目标，在计算资源分配阶段进行全局匹配，并在路径与频谱分配过程中优先保证分配可行性与资源协调性。为降低阻塞率，算法在部分情况下可能选择资源可行性更高的路径方案，从而带来一定程度的频谱占用增加。

6 总结

针对跨地域算力调度中存在的资源利用低效和系统运行成本高的问题，对跨地域业务计算与网络传输的能耗总成本进行了建模，并提出了基于成本最小化的跨地域流量调度算法（CM-CRTSA）。该算法通过构建带超级源汇点的业务—数据中心二部衍生流图，实现业务请求与数据中心的最优匹配；在路径选择阶段，综合考虑能耗成本与频谱资源状态对候选路径进行排序；在频谱分配阶段，引入频谱连续度指标以优选可用频谱块。仿真结果表明，CM-CRTSA 能够显著降低跨地域流量调度的总成本与业务阻塞率，并在高负载条件下保持良好的调度稳定性，验证了算法在算力光网络跨地域协同调度中的有效性和可

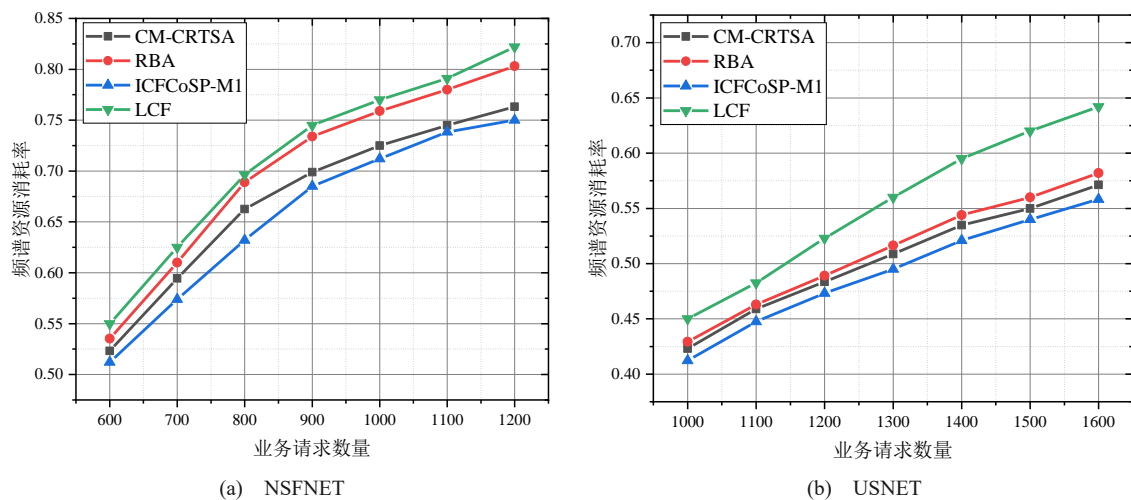


图 7 不同拓扑下业务请求的频谱资源消耗率



行性。同时，算法采用分阶段设计，各阶段相互独立、流程清晰，具备良好的可扩展性，能够适应网络节点和业务请求规模增长的场景，可在 NSFNET、USNET 等骨干网及更大规模跨地域算力网络中保持稳定高效的调度性能。进一步地，研究结果表明，在跨地域算力调度中同时优化计算资源与网络资源是提升系统整体性能的关键。未来工作可以考虑引入可再生能源波动和多目标优化方法，对 CM-CRTSA 进行扩展，以进一步提升算法在复杂场景下的适应性与调度效率。

参考文献：

- [1] Ren P, Qiao X, Huang Y, et al. Edge AR X5: An edge-assisted multi-user collaborative framework for mobile web augmented reality in 5G and beyond[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2020, 10(4): 2521-2537.
- [2] Yang Z, Cui Y, Wang X, et al. Towards maximal service profit in geo-distributed clouds[C]//2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), July 7-10, 2019, Dallas, TX, USA. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2019: 442-452.
- [3] Luo L, Zhao G, Xu H, et al. Achieving cost optimization for tenant task placement in geo-distributed clouds[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2023, 32(2): 1391-1406.
- [4] Li H, Gao Y, Zhu L, et al. Cost-aware scheduling for streaming applications in geographically distributed heterogeneous cloud [J]. Future Generation Computer Systems, 2026, 175: 1-12.
- [5] Zhou S, Zhou M, Wu Z, et al. Energy-aware coordinated operation strategy of geographically distributed data centers[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024, 159: 1591-1604.
- [6] Cao Y, Cao F, Wang Y, et al. Managing data center cluster as non-wire alternative: A case in balancing market[J]. Applied Energy, 2024, 360: 1-15.
- [7] Khatiri A, Mirjalily G, Luo Z Q. Balanced resource allocation for VNF service chain provisioning in inter-datacenter elastic optical networks[J]. Computer Networks, 2022, 203: 1-12.
- [8] Batham D, Thakare V V. An improved cost function-based class of service provisioning scheme for elastic optical networks[J]. Computer Networks, 2024, 243: 1-14.
- [9] Jaber M B S, Shaaban O Y. Deep reinforcement learning for dynamic routing, modulation, and spectrum assignment in elastic optical networks[J]. Journal of Communications, 2025, 20(4): 446-456.
- [10] Carvalho R, Pinheiro D, Dinarte H, et al. Hybrid Routing and Spectrum Allocation in Elastic Optical Networks by Machine Learning and Topological Metrics[J]. Optics, 2025, 6(4): 57.
- [11] Hogade N, Pasricha S, Siegel H J. Energy and Network Aware Workload Management for Geographically Distributed Data Centers[J]. IEEE Trans. Sustain. Computing., 2022, 7(2): 400-413.
- [12] Xie T, Li C, Hao N, et al. Multi-objective optimization of data deployment and scheduling based on the minimum cost in geo-distributed cloud[J]. Computer Communications, 2022, 185(1): 142-158.
- [13] Adnan A H, Al-Muqarm A M A, Abosinnee A S. Network-Aware Optimization for Efficient Data Placement in Geo-Distributed Cloud Systems: AH Adhab et al[J]. Journal of Grid Computing, 2025, 23(4): 30.
- [14] Xue L, Wang J, Li H, et al. Online energy conservation scheduling for geo-distributed data centers with hybrid data-driven and knowledge-driven approach[J]. Energy, 2025, 322: 1-14.
- [15] Wang S, Zhang H, Wu T, et al. Electricity cost minimization for multi-workflow allocation in geo-distributed data centers[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2025, 18(3): 1397-1411.
- [16] Guillen-Perez A, Naug A, Gundecha V, et al. DCcluster-opt: Benchmarking dynamic multi-objective optimization for geo-distributed data center workloads[EB/OL]. (2025-11-01)[2026-03-31]. <https://arxiv.org/abs/2511.00117>.
- [17] Ali A, Özkasap Ö. Spatial and thermal aware methods for efficient workload management in distributed data centers[J]. Future Generation Computer Systems, 2024, 153: 360-374.
- [18] H. Xu and B. Li. Cost efficient datacenter selection for cloud services[C]//2012 1st IEEE International Conference on Communications in China (ICCC), August 15-17, 2012, Beijing, China. Piscataway: IEEE, 2012: 51-56.



张旭（1992年—），男，汉族，辽宁沈阳人，博士，重庆邮电大学副教授、博士生导师，主要研究方向为软件定义网络、光网络、算力网络。



顾梦瑶（2000 年-），女，汉族，河南周口人，重庆邮电大学硕士生，主要研究方向为光网络、算力网络。

巩小雪（1988 年-），女，汉族，黑龙江绥化，博士，重庆邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为光纤通信、光网络安全和人工智能在光通信网络中的应用。



宁萌（1998 年-），男，汉族，重庆市开州区，重庆邮电大学博士研究生，主要研究方向为算力光网络。



冯川（1991 年-），女，汉族，辽宁辽阳人，博士，重庆邮电大学讲师，主要研究方向为软件定义网络、算力网络、任务卸载。

;



郭磊（1980 年-），男，汉族，四川眉山，博士，东北大学教授、博士生导师，主要研究方向光网络和无线通信网络。