算力网络中面向多用户任务的组合服务调度优化方法研究

邓 锴[1,2] 常文文[1,2] 刘锦博[1,2] 范欣欣[1,2]
DENG Kai CHANG Wenwen LIU Jinbo FAN Xinxin

摘 要 针对算力网络多用户并发任务场景下任务需求异构、计算与存储资源协同约束复杂、单一算力节点难以满足组合服务请求，以及节点负载与链路传输代价共同影响服务质量等问题，文章提出一种负载均衡最小代价算法（load balancing minimum cost algorithm, LBMA）。该算法面向组合算力服务调度过程，综合考虑用户任务需求、通信时延、带宽分配、计算与存储资源约束以及节点负载状态，实现任务、资源与链路的协同优化。首先利用 Floyd 算法计算终端到各算力路由节点的最小时延，生成候选调度路径；最后依据任务计算量和存储需求筛选可用算力节点，并结合节点资源利用率构建负载均衡匹配矩阵；当候选节点不满足资源或负载约束时，迭代更新候选集合，直至确定最优服务节点及调度路径。仿真实验结果表明，LBMA 算法能够有效降低任务处理时延，提高计算资源利用率、存储资源利用率和用户满意度。

关键词 算力网络；LBMA 算法；组合服务调度；负载均衡；最小代价；多用户任务

doi：10.3969/j.issn.1672-9528.2026.08.003

0 引言

随着人工智能、大数据、云计算与边缘计算的快速发展，网络业务正由单纯的数据传输逐步转向“传输—计算—存储”一体化协同服务。算力网络通过对异构算力资源进行统一感知、标识、编排与调度，实现计算和存储能力的按需供给[1-3]。从新型数字基础设施建设角度看，算力已从单一服务器资源演化为可网络化连接、可服务化供给、可智能化调度的基础能力，是支撑数字中国建设、全国一体化算力网以及“东数西算”工程的重要技术基础。因此，面向多用户任务的算力服务调度不仅属于网络性能优化问题，也直接关系到跨区域、跨层级和跨场景算力资源的高效协同供给。

近年来，国内外学者围绕算力网络架构、资源建模、服务路由、任务卸载和负载均衡调度等方向开展了大量研究。国内研究主要聚焦算力网络体系架构、算网资源协同、算力感知调度与自智优化等问题，相关成果从资源编排、任务分配、路径选择和服务路由机制等方面为算力服务调度提供了理论基础[4-7]。同时，异构算力统一建模、算力请求路由以及传算协同资源调度等研究进一步提升了复杂网络环境下的资源匹配能力和任务处理效率[8-10]。国外研究则更多关注异构计算环境中的任务划分、低能耗资源分配、强化学习调度和数据中心负载优化，通过智能决策降低服务时延并提升资源利用率[11-13]。总体来看，现有研究已取得较好进展，但在多用户组合任务场景下，仍存在计算与存储资源协同约束不足、链路代价与节点负载联合优化能力较弱、调度结果与用户满意度关联不够紧密等问题。

针对上述问题，本文提出负载均衡最小代价算法（LBMA）。其核心思想是：在算力网络由“资源建设”向“资源协同供给”演进的背景下，调度算法应综合考虑任务需求、链路状态、计算与存储资源以及节点负载状态，避免仅依据最短路径或单点资源条件作出局部决策。LBMA 首先利用 Floyd 算法计算最小时延路径，随后结合资源约束和负载均衡匹配矩阵筛选可用节点，并通过迭代更新候选集合确定最优服务节点与调度路径。仿真实验结果表明，该算法能够有效降低任务处理时延，提高资源利用率和用户满意度。

1 组合算力服务调度系统建模

1.1 系统模型

组合算力服务调度系统由用户任务、终端设备、算力路由器和算力节点构成。用户业务由终端设备发起，经算力路由器转发至合适的算力节点进行计算或存储处理。由于任务通常同时具有计算和存储需求，系统需在满足任务 SLA 约束的前提下，根据链路状态、节点资源和负载情况选择一个或多个服务节点。如图 1 所示。

1. 郑州西亚斯学院工学部 河南郑州 451100
2. 郑州西亚斯学院计算机工程实践中心 河南郑州 451100
[基金项目] 郑州西亚斯学院 2025 年度科研资助项目（2025ZXE018）；河南省 2025 教育信息化发展科学研究课题（2025KT03001）

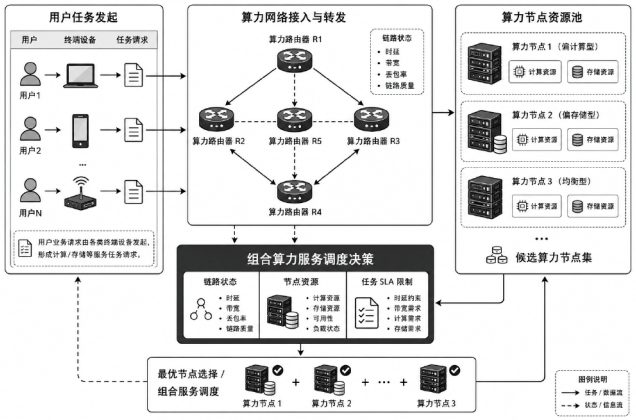


图 1 组合算力服务调度系统图

1.2 任务模型

假设算力网络系统中共有 M 个终端设备，终端设备集合记为 $m=\{1,2,\cdots,M\}$，其中 $m \in M$ 表示一个终端设备。每个终端设备每次最多发起一个计算任务处理请求。设网络中共有 N 个用户任务，用户任务集合记为 $n=\{1,2,\cdots,N\}$，其中 $n \in N$ 表示一个用户业务。

第 N 个用户业务可采用六元组表示为 $U_n(C_n, S_n, M_n, T_{n\max}, T_{na}, L_n)$，$C_n$ 表示用户业务 n 所需的计算资源，S_n 表示用户业务 n 所需的存储资源，M_n 表示用户所连接的终端设备，$T_{n\max}$ 表示用户业务 n 允许的最大处理时延，T_{na} 表示用户业务 n 接入终端设备的时延，L_n 表示用户业务 n 的数据量。

1.3 通信模型

在组合算力服务调度过程中，用户业务由终端设备接入算力网络，并经算力路由节点转发至目标算力节点完成计算或存储处理。通信模型主要用于刻画“用户—终端设备—算力路由节点—算力节点”之间的传输时延，为最短路径计算和服务节点选择提供依据。

根据香农定理，用户业务到接入终端设备的数据传输速率及接入时延可表示为：

$$R_{n,M_n}=B_{n,M_n}\log(1+\frac{P_{n,M_n}\times h_{n,M_n}}{N_0}),T_n^a=\frac{L_n}{R_{n,M_n}} \quad (1)$$

式中：B_{n,M_n}表示信道带宽，P_{n,M_n}表示发射功率，h_{n,M_n}表示路径损耗系数，N_0 表示加性高斯白噪声功率谱密度，L_n 表示用户业务 n 的数据量，T_n^a表示业务接入终端设备产生的接入时延。由于本文重点关注业务进入算力网络后的节点选择与调度过程，故不再展开用户位置分布分析，而是对接入传输速率进行统一量化处理。

在算力网络内部，业务请求需在相邻算力路由节点间传输。设算力路由节点集合为 V，节点 i 与节点 j 之间的链路传输速率为 $P_{i,j}$。当 $i=j$ 时，认为无实际传输开销；当两节点存在直接链路时，传输速率取最大链路速率；当两节点不存在直接链路时，该链路不可达，传输速率记为 0，具体用公式表示为：

$$P_{i,j}\begin{cases}\infty, & i==j\\ \text{最大速率}, & i\neq j\text{且}i\text{和}j\text{之间有链路}\\ 0, & i\neq j\text{但}i\text{和}j\text{之间没有链路}\end{cases} \quad (2)$$

式中：$P_{i,j}$ 表示路由节点间链路的最大传输速率。当两个节点之间不存在直接链路时，其传输速率记为 0，在路径计算中不作为可选链路；当 $i=j$ 时，表示节点到自身无传输开销。由此，用户业务 n 在路由节点 i 与 j 之间的链路传输时延可表示为：

$$T_{n,i,j}=\frac{L_n}{P_{i,j}} \quad (3)$$

终端设备与算力路由节点、算力路由节点与算力节点之间通常通过固定链路连接。若终端设备 m 接入路由节点 i，且算力节点 k 连接至路由节点 j，则对应传输时延可统一表示为：

$$T_{n,i,m}=\frac{L_n}{R_{i,m}},\ T_{n,j,k}=\frac{L_n}{R_{j,k}} \quad (4)$$

式中：$R_{i,m}$ 表示终端设备 m 与路由节点 i 之间的传输速率，$R_{j,k}$ 表示路由节点 j 与算力节点 k 之间的传输速率。若两者之间不存在直接连接，则该链路不参与候选路径计算。

2 LBMA 算法设计

为解决多用户并发场景下节点负载不均、带宽分配不合理以及单一节点难以满足组合任务需求等问题，本文提出负载均衡最小代价算法（LBMA）。该算法以任务 SLA 约束为前提，综合考虑任务需求、链路状态、计算存储资源和节点负载情况，选择合适的算力节点或节点组合完成调度。LBMA 主要包括负载均衡约束、带宽均衡分配和最小代价组合调度三个部分。

2.1 负载均衡约束设计

在算力网络中，各算力节点的计算能力与存储能力存在差异。若仅依据距离或时延选择服务节点，容易导致任务向少数节点集中，进而降低整体资源利用效率。为此，LBMA 引入负载均衡机制，综合计算资源利用率和存储资源利用率评价任务与节点的匹配程度，从而减少集中分配并提升系统资源利用水平。

首先，假设算力节点 i 的总计算资源为 C_i，总存储资源为 S_i，当前已分配到节点 i 上的任务集合为 N_i。任务 n 的计算需求和存储需求分别为 C_n 和 S_n。当任务被分配到节点 i 后，节点资源利用率可表示为：

$$P_i^c=\frac{\sum_{n\in N_i}C_n}{C_i},\ P_i^s=\frac{\sum_{n\in N_i}S_n}{S_i} \quad (5)$$

式中：P_i^c 表示节点 i 的计算资源利用率，P_i^s 表示节点 i 的存

储资源利用率。若某个任务加入后导致 $P_i^c>1$ 或 $P_i^s>1$，说明该节点资源不足，不能作为当前任务的候选节点。

在得到各算力节点的资源利用率后，需进一步判断全网负载是否均衡。本文采用资源利用率方差衡量节点之间的负载差异。方差越小，说明各节点资源利用率越接近，负载越均衡。对计算资源和存储资源的方差进行归一化处理后，可得到节点负载匹配度：

$$M_i = \mu(1-\psi_i^{c*}) + (1-\mu)(1-\psi_i^{8*}) \tag{6}$$

式中：ψ_i^{c*}表示任务分配到节点 i 后计算资源利用率方差的归一化值，ψ_i^{8*}表示存储资源利用率方差的归一化值，μ 表示计算资源权重，$1-\mu$ 表示存储资源权重。M_i 的值越大，说明任务分配到该节点后系统整体负载越均衡，该节点越适合作为服务节点。

2.2 带宽均衡分配设计

在多用户组合服务调度过程中，多个任务可能同时经过同一链路传输。若带宽分配不合理，容易形成链路拥塞并增加业务处理时延。因此，LBMA 根据任务带宽需求、链路剩余带宽和任务优先级进行带宽均衡分配。

设链路 e 的总带宽为 B_e，通过该链路的任务集合为 Ω_e，任务 n 的带宽权重为 ω_n，则任务 n 在链路 e 上分配到的带宽为：

$$B_{n,e} = B_e \times \frac{\omega_n}{\sum_{q\in\Omega_e}\omega_q} \tag{7}$$

式中：任务带宽权重 ω_n 由任务数据量、时延紧迫程度和业务优先级共同确定。

为增强算法实现的可读性与可操作性，本文采用归一化加权方式设置 ω_n。设链路 e 上并发传输任务集合为 S_e，任务 n 的数据量为 d_n，最大允许处理时延为$T_n^{\max}$，业务优先级为 p_n（普通任务、重要任务和紧急任务可分别取 1、2、3）。则可分别构建数据量因子 D_n、时延紧迫度因子 U_n 和优先级因子 P_n：

$$D_n = \frac{d_n}{\sum_{q\in S_e} d_q} \tag{8}$$

$$U_n = \frac{1/T_n^{\max}}{\sum_{q\in S_e}(1/T_n^{\max})} \tag{9}$$

$$P_n = \frac{P_n}{\sum_{q\in S_e} P_q} \tag{10}$$

在此基础上，任务 n 的带宽权重可表示为：

$$\omega_n = \lambda_1 D_n + \lambda_2 U_n + \lambda_3 P_n \tag{11}$$

式中：λ_1、λ_2、λ_3 分别表示数据量、时延约束和业务优先级的权重，且满足 $\lambda_1+\lambda_2+\lambda_3=1$。一般情况下可取 λ_1=0.4、λ_2=0.4、λ_3=0.2。若任务实时性较强，可提高 λ_2；若任务优先级较高，可提高 λ_3。带宽分配后，算法持续监测链路占用率；当链路占用率超过阈值时，降低该路径优先级或重新选择候选路径，以避免链路资源过度集中。

2.3 最小代价组合调度设计

LBMA 通过路径计算、资源筛选、负载评价和代价选择完成调度。算法首先根据网络拓扑和链路状态生成候选路径，再结合任务资源需求、节点负载和带宽占用计算综合代价，最终选择满足约束且代价最小的节点或节点组合。该过程能够提高资源利用率，并降低多用户并发场景下的任务处理时延。

设任务 n 调度至算力节点 k 的综合代价为 Cost(n, k)，则有：

$$\text{Cost}(n,k) = \lambda_1 T_{n,k} + \lambda_2 L_k + \lambda_3 P_e \tag{12}$$

式中：$T_{n,k}$ 表示任务到节点 k 的端到端传输时延，L_k 表示节点综合负载，P_e 表示路径链路带宽占用率，λ_1、λ_2、λ_3 分别表示时延、负载和带宽代价权重。

如图 2 所示，LBMA 通过路径计算、资源筛选、负载评价、带宽约束和代价选择完成调度。算法首先根据网络拓扑和链路状态构建时延矩阵，并利用 Floyd 算法生成候选路径；随后依据任务计算与存储需求筛选可用算力节点；最后结合节点负载和链路带宽占用计算综合代价，选择代价最小且满足约束条件的节点或节点组合作为调度结果。该算法能够减少任务集中分配，提高资源利用率，并降低任务处理时延。

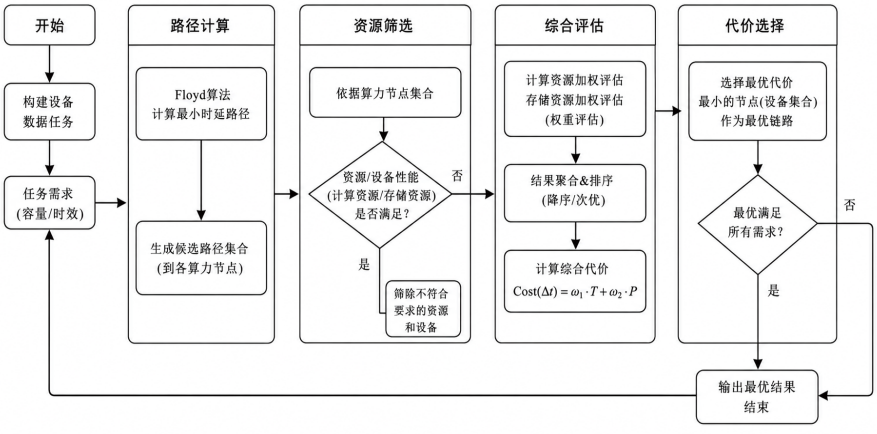


图 2 LBMA 算法流程图

3 仿真实验与结果分析

3.1 仿真环境与参数设置

为验证 LBMA 算法在多用户并发任务场景下的调度有效性，本文以高校智慧校园与区域教育专网中的典型算力服务

为实验原型，基于 Python 搭建组合算力服务调度仿真平台。该平台围绕“任务生成 - 网络拓扑构建 - 资源状态管理 - 调度决策 - 结果统计”的实验流程展开，用于模拟多用户任务到达、链路状态变化、算力节点资源占用以及不同调度策略的执行过程，从而为算法性能对比提供统一的实验环境。

仿真软件运行环境为 Windows 10 操作系统，算法实现采用 Python 语言完成，利用 NumPy 对任务请求和资源参数进行初始化与统计计算，利用 NetworkX 构建算力网络拓扑并完成路径搜索，利用 Matplotlib 对不同算法的实验结果进行可视化展示。实验中各类算法均在相同拓扑结构、相同初始资源状态和相同任务输入条件下运行，以保证对比结果的公平性，仿真平台功能如表 1 所示。

表 1 仿真平台功能表

模块名称	主要功能
任务生成模块	随机生成用户业务请求，设置任务数据量、计算需求、存储需求、最大允许处理时延和业务优先级等参数。
网络拓扑构建模块	构建算力网络拓扑，配置链路带宽、传输时延等参数，形成加权有向图。
资源状态管理模块	动态记录各算力节点的计算资源、存储资源及当前负载状态。
调度决策模块	实现 LBMA 算法及对比算法的节点选择、路径计算和带宽分配。
结果统计模块	统计并输出任务处理时延、计算资源利用率、存储资源利用率和用户满意度等指标。

在网络拓扑构建方面，本文构建由用户终端、算力路由节点和算力节点组成的多层算力网络场景，如图 3 所示。其中，R1~R7 表示算力路由节点，C1~C4 表示异构算力节点，M1~M4 与 N1~N4 表示用户终端及其接入任务来源；链路旁标注的数值用于表示链路权值，可综合反映链路传输代价、带宽差异或时延开销。

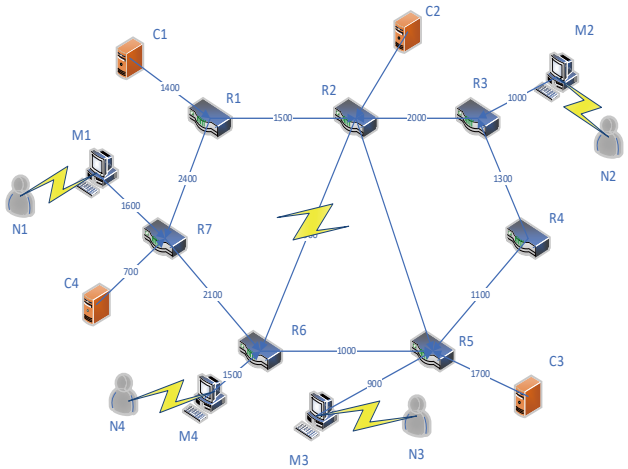


图 3 仿真网络拓扑图

该拓扑能够模拟多用户业务经不同路由节点接入算力资源的调度过程，为 Floyd 最短路径计算、候选路径生成和服务节点选择提供基础。

实验场景覆盖 AI 实验训练、教学视频分析、资源检索和数据处理等并发业务类型。不同业务在数据量、计算需求、存储需求、最大允许处理时延和业务优先级等方面存在差异。调度过程中，系统首先依据网络拓扑和链路状态生成候选路径，然后结合计算资源、存储资源、节点负载及带宽占用情况完成服务节点选择。为降低随机扰动对实验结果的影响，各组实验均在相同参数和初始条件下运行，并对多次运行结果取平均值。本文从任务处理时延、计算资源利用率、存储资源利用率和用户满意度四个指标评价算法性能，主要参数设置如表 2 所示。

表 2 仿真相关参数表

参数名称	参数取值
算力节点 N1 的计算资源 /(bit·s^{-1})	4 000
算力节点 N1 的存储资源 /kB	20
算力节点 N2 的计算资源 /(bit·s^{-1})	7 000
算力节点 N2 的存储资源 /kB	40
算力节点 N3 的计算资源 /(bit·s^{-1})	8 000
算力节点 N3 的存储资源 /kB	70
算力节点 N4 的计算资源 /(bit·s^{-1})	2 000
算力节点 N4 的存储资源 /kB	30
任务 n 所需计算资源	2 000
任务 n 所需存储资源	40
任务 n 的接入时延	1.2
任务 n 允许的最大处理时延	7

3.2 评估指标

本文选取任务处理时延、资源利用率和用户满意度作为评价指标，从时间开销、资源配置效率和服务请求满足程度三个维度对算法性能进行分析。

（1）任务处理时延：该指标用于衡量用户业务从提交到完成所经历的平均时间，包括接入传输、网络转发、节点处理以及资源不足时产生的等待时间。为统计 K 个用户业务的平均完成时延，本文将网络超负载后未获得所需算力资源的业务处理时间记为等待时延 T_{out}，则用户业务时延为：

$$T_{\text{dealy}} = \min \frac{1}{K} \sum_{k \in K} T_{n,i} + T_{\text{out}} \tag{13}$$

（2）算力资源利用率：该指标用于衡量算力节点资源被有效调用的程度。计算资源利用率定义为已使用计算资源与计算资源总量的比值，存储资源利用率定义为已使用存储资源与存储资源总量的比值，用公式表示为：

$$P_{\text{Computing}} = \frac{\sum_{k \in K} C_K}{\sum_{n \in N} S_n}, \quad P_{\text{storageing}} = \frac{\sum_{k \in K} S_K}{\sum_{n \in N} C_n} \tag{14}$$

（3）用户满意度：该指标用于反映调度结果对任务 SLA 约束的满足程度。若任务调度结果同时满足计算资源、存储资源和最大传输时延约束，则认为服务调度成功；否则，认为调度失败。用户满意度可表示为：

$$P_{\text{satisfied}} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} 1(C_n \le C_i^*, S_n \le S_i^*, T_{n,i} \le T_n^{\max}) \quad (15)$$

式中：1() 为指示函数，当任务 n 同时满足计算资源约束、存储资源约束和最大时延约束时，其取值为 1，表示用户满意；否则取值为 0，表示调度失败。

3.3 仿真结果

为验证 LBMA 的有效性，本文设置四种策略进行对比：考虑负载均衡的 LBMA、未考虑负载均衡的 LBMA、考虑负载均衡的随机调度以及普通随机调度。实验以用户业务数量作为负载变化因素，任务数量由 K=3 逐步增加至 K=23，共设置 20 组不同负载规模。通过比较不同算法在任务处理时延、计算资源利用率、存储资源利用率和用户满意度等方面的变化，分析 LBMA 在多用户并发场景下的调度性能与稳定性。

（1）由图 4 可知，随着任务数量增加，四种策略的任务处理时延均呈上升趋势，说明负载规模扩大后会增加路径传输开销和节点排队等待时间。相比其他策略，考虑负载均衡的 LBMA 始终保持较低的处理时延，且增长幅度相对平缓。其主要原因在于，LBMA 在路径选择阶段引入最小时延约束，在节点选择阶段同时考虑资源容量与负载状态，能够避免任务过度集中于少数节点，从而降低节点等待时间和链路拥塞对端到端时延的影响。

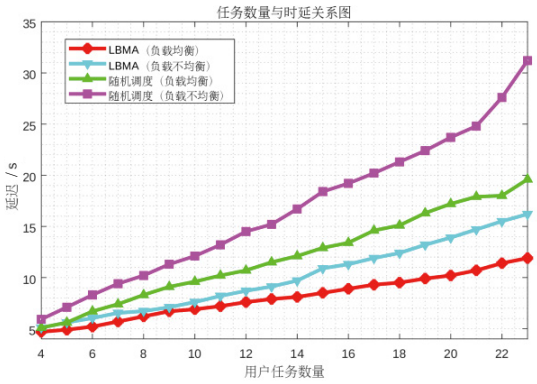


图 4 任务处理时延与任务数量关系

（2）由图 5~6 可知，LBMA 能够更充分地调度网络中的可用算力资源，并在任务规模增加时保持较稳定的资源利用水平。与随机调度相比，LBMA 不仅考虑候选节点和局部路径，还综合分析任务资源需求、节点剩余容量和负载状态，因此能够减少资源闲置和局部过载现象。未考虑负载均衡的 LBMA 虽然能够依据资源条件进行节点选择，但仍可能出现部分节点资源占用偏高、其他节点资源利用不足的问题；引入负载均衡机制后，任务分配在各算力节点之间更加均衡，计算资源与存储资源利用率均得到提升。

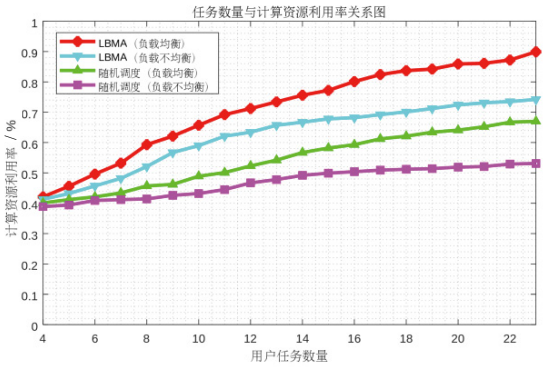


图 5 计算资源利用率与任务数量关系

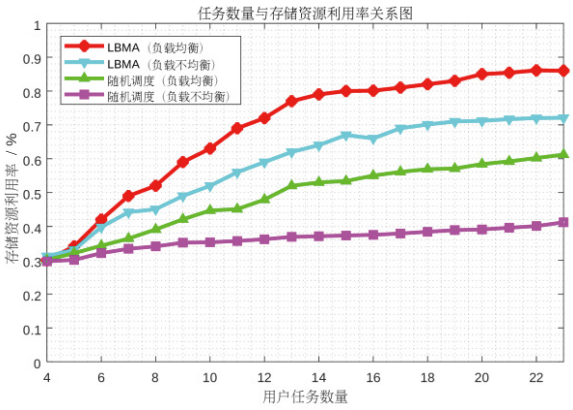


图 6 存储资源利用率与任务数量关系

（3）由图 7 可知，随着任务数量增加，随机调度策略更容易因节点资源不足、链路拥塞或时延超限而导致调度失败，用户满意度增长较慢。考虑负载均衡后，LBMA 能够优先选择同时满足计算、存储和时延约束的节点或节点组合，并通过带宽均衡分配降低链路拥塞概率，因此在任务规模扩大时仍能保持较高的服务成功率和用户满意度。该结果表明，LBMA 在多约束组合任务场景下具有较好的资源适应性和调度稳定性。

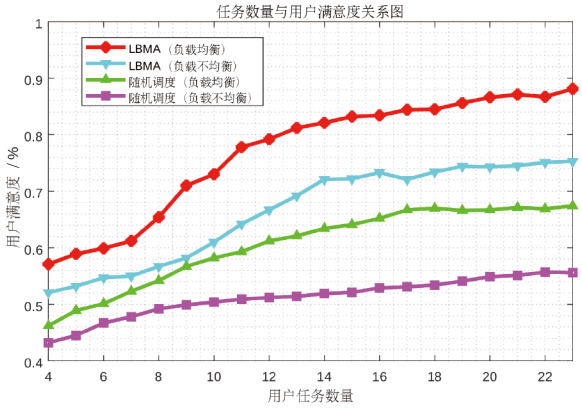


图 7 用户满意度与任务数量关系

综合上述实验结果可见，LBMA 的性能优势主要来源于最小时延路径计算、资源约束筛选和负载均衡评价的协同作用。该算法在保证任务 SLA 约束的同时，能够兼顾节点资源利用和链路带宽占用，从而在任务规模持续增加的情况下保持较低时延、较高资源利用率和较稳定的用户满意度。

4 结论

本文面向多用户组合算力服务调度场景提出 LBMA 算法。该算法综合考虑任务需求、链路代价、计算存储资源和节点负载状态，实现了服务节点与调度路径的联合选择。仿真实验结果表明，与对比算法相比，LBMA 能够有效降低任务处理时延，提高计算与存储资源利用率及用户满意度，并在一定程度上解决节点负载不均问题。该方法适用于多用户并发、算力节点异构以及任务具有计算与存储复合需求的场景，可为智慧校园、区域教育专网和边缘云协同等应用中的动态资源调度提供参考。

同时，LBMA 仍存在一定局限：首先，算法依赖较准确的节点资源状态和链路状态感知，若监测数据存在延迟或误差，调度结果可能受到影响；其次，本文实验主要关注时延、带宽、计算资源和存储资源，尚未充分考虑能耗、任务迁移开销、任务依赖关系以及安全隐私约束；最后，实验平台属于可控仿真环境，与大规模真实算力网络相比，在网络规模和业务复杂度方面仍存在差异。后续研究将结合真实网络测量数据，引入能耗约束和在线学习机制，进一步提升算法在动态异构算力网络中的适应性与泛化能力。

参考文献：

[1] 李逸博 , 李小平 , 王爽 , 等 . 面向算力网络的智慧调度综述 [J]. 自动化学报 ,2024,50(6):1086-1103.

[2] 赵宝康 , 时维嘉 , 周寰 , 等 . 算力网络研究进展：架构、关键技术与未来挑战 [J]. 上海理工大学学报 , 2024, 46(6): 600-609.

[3] 刘韵洁 , 汪硕 , 黄韬 , 等 . 数算融合网络技术发展研究 [J]. 中国工程科学 ,2025,27(1): 1-13.

[4] 徐家豪 , 余辰 , 李健 , 等 . 算网融合下的多层次计算资源系统 [J]. 计算机研究与发展 ,2025,62(7):1754-1770.

[5] 崔佳怡 , 谢人超 , 唐琴琴 . 基于生成式人工智能的算力网络自智优化研究综述 [J]. 中兴通讯技术 ,2024,30(6):54-62.

[6] 李致远 , 彭二帅 , 徐晓萍 , 等 . 基于最优控制的车载边缘算力网络负载均衡策略 [J]. 北京邮电大学学报 , 2024, 47(5): 122-127.

[7] 朱海龙 , 杨帆 , 蒋如一 , 等 . 算网自智 : 研究进展与展望 [J]. 通信学报 ,2024,45(10):191-206.

[8] 吕航 , 邢文娟 , 马小婷 . 算力网络资源的统一建模及标识研究 [J]. 数据与计算发展前沿 ,2025,7(2):12-21.

[9] 章刚 , 黎曦 . 基于算力网络的异构算力请求路由算法 [J]. 电信科学 ,2025,41(2):95-110.

[10] 杨启晨 , 徐璠 , 陶小峰 . 通算融合网络中传算协作的交互式资源调度算法 [J]. 北京邮电大学学报 , 2025, 48(3): 14-19.

[11]He Guodong, Li Xiaohui, Lü Siting,et al. Task scheduling algorithm for heterogeneous computing power network[C/OL]//2024 IEEE 99th Vehicular Technology Conference. Piscataway:IEEE,2024[2026-07-21].https://ieeexplore.ieee.org/document/10683650.DOI: 10.1109/VTC2024-Spring62846.2024.10683650.

[12]Cheng Yingchao, Hao Zhifeng, Huang J Z, et al. Optimizing resource scheduling in computing power networks for low-consumption big data analytics[J/OL]. Tsinghua Science and Technology, 2025[2026-07-21].https://www.sciopen.com/article/10.26599/TST.2025.9010018.DOI: 10.26599/TST.2025.9010018.

[13]Zhu Yaopan, Zhu Guohui, Li Deling. Computing power network resource scheduling strategy based on A3C[C/OL]//Proceedings of the SPIE.Bellingham: SPIE,2025[2026-07-22].https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2025SPIE13993E..4GZ/abstract.DOI:10.1117/12.309559.

【作者简介】

邓锴（1997—），男，河南南阳人，硕士研究生，助教，研究方向：算力网络、未来网络。

常文文（1999—），女，河南濮阳人，硕士研究生，助教，研究方向：计算机视觉、人工智能。

刘锦博（1999—），男，河南郑州人，硕士研究生，助教，研究方向：计算机视觉、人工智能。

范欣欣（2003—），女，广西桂林人，本科，研究方向：人工智能、数据科学、计算机系统。

（收稿日期：2026-06-22　修回日期：2026-07-31）