

面向异构传感网络的增强传输负载均衡优化技术

李新涛¹ 包志均²
LI Xintao BAO Zhijun

摘要

由于异构传感网络中承载不同类型的负载, 需要考虑不同负载间的数据流量分配和优化, 以实现整体负载均衡。为此, 设计了面向异构传感网络的增强传输负载均衡优化技术。捕捉异构传感网络数据, 并对捕捉到的异构传感网络数据进行优化, 提取多个异构传感网络数据特征, 计算不同特征的特征值, 对其进行一致性判断, 构建异构传感网络数据增强传输负载均衡模型。通过计算最优的异构传感网络数据传输路径, 生成对应的异构传感网络数据增强传输负载均衡优化算法, 实现增强传输负载均衡优化。实验结果表明, 模型的资源负载均衡度保持在 95% 以上, 吞吐量保持在 90 bit/s 以上, 丢包率仅为 0.922%, 传输延迟均在 5 ms 以下, 资源利用率均保持在 96% 以上, 在实际网络和系统应用中负载均衡优化效果较好。

关键词

异构传感网络; 增强传输负载; 负载均衡优化; 吞吐量; 负载均衡度

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.08.032

0 引言

异构传感网络指的是由不同类型的传感器节点组成的网络, 这些节点具有不同的能力、功能和特性。传感器网络广泛应用于许多领域, 如环境监测、物流跟踪、智能交通等。异构传感网络中的节点可能具有不同的能源供应和能耗特性。在传输过程中, 传感器节点的能耗不平衡会导致能源不均衡, 进而影响整个网络的生命周期, 严重制约了异构传感网络的进一步发展。通过优化传输负载均衡, 可以将请求均匀地分布到多个服务器或资源节点上, 实现传感器节点之间能耗的均衡利用, 提高异构传感网络的能源效率。因此, 开展增强传输负载均衡优化技术研究具有重要的现实意义和理论价值。

文献[1]通过网络管理系统收集大量负载数据, 并去除数据中的异常值和缺失值, 再对其进行归一化计算, 提取出与负载均衡相关的特征, 在机器学习技术的作用下, 构建负载均衡模型, 对无线小区的负载情况进行预测, 通过调整模型参数, 实现对负载均衡的优化处理。该方法可以灵活地处理各种复杂的网络环境和业务场景, 具有较强的适应性和鲁棒性, 但其在预测未来负载情况时, 需要人工干预, 导致方法的优化效果不佳。文献[2]利用相关设备采集网络中的实时负载数据, 在模因分析的前提下, 对网络中负载分布的模

式和趋势进行处理, 利用循环调度, 重新分配网络资源, 通过计算负载均衡指数, 实现对多目标的负载均衡的优化处理。该方法能够综合考虑多个目标, 实现更全面的负载均衡, 提高网络的整体性能, 但其对网络动态负载的适应能力不强, 导致方法的优化结果易出现不稳定性。文献[3]根据获取的云平台负载数据, 确定负载均衡的目标, 设定相应的适应度函数, 在双寡头理论的作用下, 分析云服务和供应商之间的关系, 设计对应的优化算法, 实现对云资源的动态调配。该方法能够根据实时负载数据和竞争关系动态调整资源分配, 具有较强的自适应性, 但其在优化过程中考虑了多个目标, 导致其优化成本较高。文献[4]将采集的无线网络实时数据作为基础, 从中提取出多个与负载均衡相关的特征, 在 heuristic 优化算法的作用下, 构建优化模型, 通过调整模型参数, 将负载均衡问题进行转化, 由此实现对负载均衡的优化。该方法能够获取设备和网络的实时状态数据, 优化的实时性较高, 但其难以适应过于复杂的网络环境, 导致方法的稳定性较低。

在以往研究的基础上, 本文设计了面向异构传感网络的增强传输负载均衡优化技术。根据异构传感网络的特点, 捕捉异构传感网络数据, 并构建异构传感网络数据的增强传输负载均衡模型, 由此生成增强传输负载均衡优化算法。本文设计的技术不仅有助于提升异构传感网络的传输性能和资源利用率, 而且对于改善用户体验和提高网络服务质量具有重要的实践意义。同时, 本文设计的技术还可为相关领域的进一步研究提供有益的思路和方法, 推动异构传感网络的可持续发展, 为异构传感网络的发展提供理论支持。

1. 河南开放大学创新创业学院 河南郑州 450046
2. 郑州信息科技职业学院创新创业学院 河南郑州 450046
[基金项目] 河南省高等学校重点科研项目计划支持“基于 VO 的高速 USV 近程实时避障关键技术研究”(24B520045)

1 增强传输负载均衡优化技术设计

1.1 异构传感网络数据捕捉及优化

异构传感网络是指由具有不同能力、功能和特性的传感器节点组成的网络^[5]。传感器节点可以是各种类型的设备，如摄像头、温度传感器、湿度传感器、加速度计等。这些传感器节点根据其所测量的物理或环境参数的不同，具有不同的功能和特性^[6-8]。异构传感网络通常由传感器节点、网络通信、数据处理与存储、网络管理与控制几个部分组成^[9-11]。异构传感网络的结构可以是中心化的、分布式的或者混合的结构^[12-14]。在中心化结构中，存在一个中央服务器或网关，负责网络的管理、数据处理和存储。在分布式结构中，各个传感器节点之间相互通信和交流^[15]。混合结构则是中心化和分布式结构的组合，根据具体应用需求来构建网络结构。

在本文的设计中，将上述异构传感网络作为基础，先捕捉到大量的异构传感网络数据，并对捕捉到的数据进行多次数据优化处理，进一步提高数据的质量^[16]。其具体优化处理的过程如下：

$$y(x) = \frac{1}{n} \text{sqrt} \left[\sum_{i=1}^n (y_i(x) - u)^2 \right] \quad (1)$$

$$y'(x) = \frac{\text{sum}(w(i,j) \times f(i,j))}{\text{sum}(w(i,j))} \quad (2)$$

$$y''(x) = \frac{y(x) - y_{\min}(x)}{y_{\max}(x) - y_{\min}(x)} \quad (3)$$

式中： $y(x)$ 表示异构传感网络数据的清洗结果， n 表示异构传感网络数据的数量， u 表示异构传感网络数据的均值， $y'(x)$ 表示异构传感网络数据的去噪结果， $w(i,j)$ 表示异构传感网络数据的高斯分布值， $f(i,j)$ 表示异构传感网络数据平滑值， $y''(x)$ 表示异构传感网络数据标准化计算的结果， $y_{\min}(x)$ 表示异构传感网络数据的最小值， $y_{\max}(x)$ 表示异构传感网络数据的最大值。通过上述公式，对异构传感网络数据进行清洗、去噪和标准化计算，实现对异构传感网络数据的优化，提高异构传感网络数据的质量^[17-18]。至此，异构传感网络数据捕捉及优化处理的设计完成。

1.2 异构传感网络数据的增强传输负载均衡模型构建

将上述优化处理的异构传感网络数据作为基础，构建对应的数据增强传输负载均衡模型。在构建模型时，将上述优化处理的异构传感网络数据作为基础，从中提取出与负载均衡相关的特征，包括但不限于流量分布、设备负载差异^[19-20]。其具体提取过程如下：

$$k_1 = \frac{l_1}{l_i} \times 100\% \quad (4)$$

$$k_2 = G_{\max} - G_{\min} \quad (5)$$

$$k_3 = \frac{t_1 - t_2}{m_c} \quad (6)$$

式中： k_1 表示异构传感网络数据的网络流量特征， l_1 表示异构传感网络节点能够接收或者发送的流量， l_i 表示异构传感网络所有的流量总和， k_2 表示异构传感网络数据的设备负载特征， G_{\max} 表示异构传感网络的最大设备负载量， G_{\min} 表示异构传感网络的最小设备负载量， k_3 表示异构传感网络数据的通信延迟特征， t_1 表示异构传感网络数据的发送时间， t_2 表示异构传感网络数据的接收时间， m_c 表示异构传感网络数据的数据包大小。通过上述公式，提取出异构传感网络数据的多个数据特征，并将提取的数据特征作为基础，计算不同特征的特征值^[21]。其具体计算过程如下：

$$\lambda_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i \times w_i \quad (7)$$

式中： λ_i 表示提取数据特征的特征值， n 表示提取的异构传感网络数据特征数量， w_i 表示提取的异构传感网络数据特征参数， k_i 表示提取的数据特征。通过上述公式，计算出对应特征的特征值，以该计算结果作为基础，对异构传感网络数据特征的一致性进行判断。在判断的过程中，需要先计算特征的一致性判断矩阵，再计算特征的一致性^[22]。其具体判断过程如下：

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (8)$$

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} w_j}{n w_i} \quad (9)$$

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (10)$$

式中： CI 表示计算出的一致性指标， λ_{\max} 表示提取的异构传感网络数据特征的最大特征值， a_{ij} 表示构建的一致性判断矩阵， w_j 表示特征的阶值， w_i 表示异构传感网络数据的向量值， CR 表示一致性的判断结果， RI 表示一致性指标的标准值^[23]。通过上述公式，对不同异构传感网络节点数据的一致性进行判断。根据判断结果，构建对应的负载均衡模型。其具体构建结果如下：

$$P = \rho m(t) + m(t) \min L \Delta \tau(t) \quad (11)$$

$$\Delta \tau(t) = Q d(t) CR \quad (12)$$

式中： P 表示构建的异构传感网络数据负载均衡模型， ρ 表示负载均衡模型的均衡参数， $m(t)$ 表示异构传感网络数据的均衡标准值， L 表示数据传输参数， $\Delta \tau(t)$ 表示异构传感网络数据的配置权重负载均衡值， Q 表示特征权重计算函数， $d(t)$

表示任务的复杂度^[24-26]。通过上述公式，完成对负载均衡模型的构建，根据构建结果，为后续生成异构传感网络增强传输负载均衡优化算法奠定基础。至此，异构传感网络数据的增强传输负载均衡模型构建的设计完成。

1.3 生成异构传感网络数据增强传输负载均衡优化算法

在上述设计的基础上，利用上述构建的异构传感网络数据增强传输负载均衡模型，设定异构传感网络数据的增强传输路径，实现负载均衡优化算法的生成^[27]。在上述过程中，异构传感网络数据增强传输路径的设定过程如下：

$$H = \sqrt{h + a + n} \quad (13)$$

$$P_{ij}^1 = \frac{[p_i(a)] \cdot [p_j(a)]}{\sum_{k \in K} H[p_i(a)]^\alpha \cdot [p_j(a)]^\beta} \quad (14)$$

$$P_{ij}^2 = \frac{K}{M} \quad (15)$$

式中： H 表示利用负载均衡模型得到的最优传输路径的异构传感网络节点数量， h 表示异构传感网络的数据流量， a 表示异构传感网络的启发式信息， n 表示随机常数， P_{ij}^1 表示异构传感网络中某一个节点被选择为下一传输的节点的概率， $p_i(a)$ 、 $p_j(a)$ 分别表示该异构传感网络节点在传输过程中可能出现的冗余路径， α 、 β 表示异构传感网络节点的均衡控制参数， P_{ij}^2 表示下一传输节点可能是冗余节点的概率， M 表示异构传感网络数据的候选节点， K 表示异构传感网络数据传输路径上的节点集合^[28-31]。通过上述公式，完成对异构传感网络节点的最优传输路径的确定。在此基础上，生成对应的优化算法。其生成的优化算法的部分代码如图1所示。

```
import pandas as pd
# 'timestamp': 时间戳
# 'load': 服务器负载
# 'server': 服务器ID
data = pd.read_csv('data.csv')
average_load = data.groupby('server')['load'].mean()
load_deviation = data['load'] -
data.groupby('server')['load'].transform('mean')
load_balance_index = load_deviation.abs().sum(axis=1)
balanced_servers = load_balance_index.idxmin()
print("负载均衡指数最小的服务器ID: ", balanced_servers)
```

图1 增强传输负载均衡优化算法的部分代码

如图1所示，利用上述代码将最优的传输路径引入负载均衡模型中，实现对模型的优化，提高其自身的模型性能^[32]。至此，面向异构传感网络的增强传输负载均衡优化技术的设计完成。

2 实验测试

为提高本次实验结果的可靠性，将传统的优化技术和本文设计的优化技术进行对比。其中，本文设计的面向异构传

感网络的增强传输负载均衡优化技术为技术1，基于深度学习的增强传输负载均衡优化技术为技术2，基于数据分析和强化学习的增强传输负载均衡优化技术为技术3，基于改进蚁群算法的增强传输负载均衡优化技术为技术4，基于随机森林算法的增强传输负载均衡优化技术为技术5。为更好地对比上述五种技术在实际应用中的效果，从多个方面对其进行验证，以技术的资源负载均衡度、吞吐量、丢包率、传输延迟、网络资源利用率为评价指标，对上述五种方法进行评价。其设计的实验具体如下。

2.1 实验准备

为验证本文设计的面向异构传感网络的增强传输负载均衡优化技术在实际应用中的效果，进行实验测试。实验中，利用多种终端设备构建异构传感网络，由此构建对应的实验环境。其具体的实验环境如图2所示。

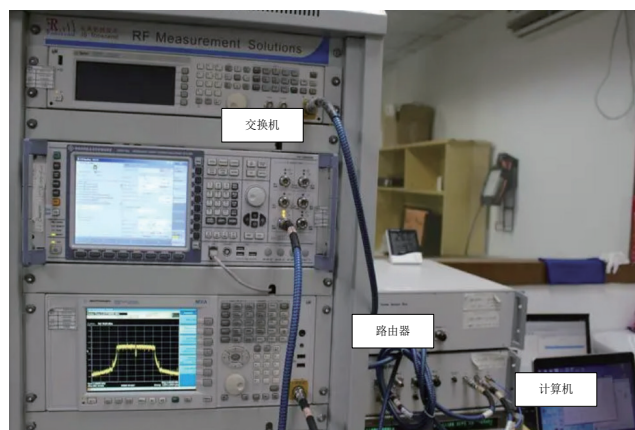


图2 实验环境

如图2所示，在上述实验环境中，利用多个网络设备，如路由器、交换机等，构建对应的异构传感网络环境，从而为后续实验测试提供足够的计算能力和存储空间。实验中，为保证实验的顺利进行，对应的实验参数如表1所示。

表1 实验参数

序号	实验参数	参数设置
1	网络带宽	10 Mbit/s
2	传输延迟	200 ms
3	数据包大小	100 MB

如表1所示，利用上述实验参数，进行后续实验测试。实验中，为保证实验顺利进行，需要设置多个实验数据集。其实验数据集如表2所示。

表2 实验数据集

实验数据集	数据量	数据集来源
数据集 A	10 MB ~ 10 GB	公共数据集
数据集 B	10 MB ~ 10 GB	网络流量模拟器生成
数据集 C	1 MB ~ 100 MB	人为设定的数据集

如表 2 所示，数据集 A 为公共数据集，即利用数据采集设备从真实的异构传感网络环境中捕捉的实时数据。该数据集中包含多种网络流量数据，如数据包的大小、传输速率、流量模式等。同时，由于该数据为实时数据，数据量会随着时间的增加而不断增长。数据集 B 是根据设定的流量模型和网络参数，使用网络流量模拟器生成的虚拟数据集，其数据类型包含带宽限制、丢包率等，它能够根据需求进行调整，生成各种符合需求的数据集。数据集 C 是在上述实验前提下，人为设定的不同负载均衡算法参数数据，其中包含了各种参数组合，如迭代次数、阈值等。相对于前面两种数据集，该数据集的数据量较少，且数据量的多少取决于参数的种类。将上述三种数据集作为基础，用于后续实验测试。

实验中，利用本文设计的优化技术先采集大量的异构传感网络数据，并对其进行优化处理，再提取出异构传感网络数据的特征，并计算对应的特征值，根据计算结果，判断特征与数据的一致性，由此实现对异构传感网络数据传输负载均衡模型的构建。利用该模型，生成对应的负载均衡优化算法。

2.2 网络资源负载均衡度分析

为验证上述五种优化技术在实际应用中的效果，以技术的资源负载均衡度为评价指标，进行实验测试。资源负载均衡度越高，技术的优化效果越好。实验中，利用五种不同的技术对不同任务数量的异构传感网络进行优化处理，统计其优化结果。其具体统计结果如表 3 所示。

表 3 五种技术的网络资源负载均衡度

任务量 / 个	五种技术的网络资源负载均衡度 / %				
	技术 1	技术 2	技术 3	技术 4	技术 5
200	98.12	90.22	81.23	70.12	65.96
400	96.34	91.23	82.36	72.36	64.13
600	97.25	90.36	82.22	71.25	62.36
800	96.58	89.12	81.54	72.45	63.33
1000	98.11	90.45	83.26	72.36	64.15

如表 3 所示，在上述实验结果中，利用五种技术对不同任务量的异构传感网络进行优化。优化后，技术 1 的网络资源负载均衡度较高，保持在 95% 以上，远高于其他四种技术，优化效果较好。因此，本文设计的技术优化效果较好。

2.3 网络吞吐量分析

为验证上述五种技术在实际应用中的效果，以技术的吞吐量为评价指标，进行实验测试。实验中，利用五种优化技术对异构传感网络数据进行多次实验，统计其实验结果的吞吐量。其具体统计结果如图 3 所示。

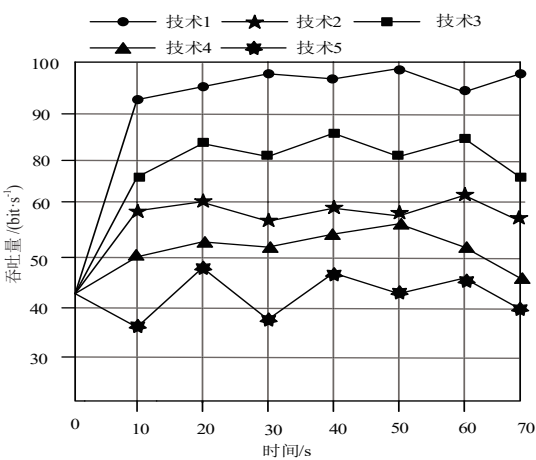


图 3 五种技术的网络吞吐量

如图 3 所示，在上述优化结果中，随着时间的增长，五种技术的吞吐量也在发生变化。其中，技术 1 的吞吐量较高，且均保持在 90 bit/s 以上。从整体来看，除技术 5 外，其余四种技术在优化后，吞吐量在一定时间内都会得到增长。因此，本文设计的技术在实际应用中优化效果较好。

2.4 网络丢包率分析

为验证上述五种优化技术在实际应用中的效果，以技术的丢包率为评价指标，进行实验测试。丢包率越低，技术的优化效果越好。实验中，利用五种不同的技术对异构传感网络进行多次优化处理，统计其优化结果。其具体统计结果如表 4 所示。

表 4 五种技术的网络丢包率

实验次数	五种技术的丢包率 / %				
	技术 1	技术 2	技术 3	技术 4	技术 5
1	0.99	1.68	2.28	3.45	4.65
2	0.98	1.42	2.34	3.36	4.56
3	0.85	1.33	2.36	3.65	4.12
4	0.95	1.99	2.25	3.58	4.96
5	0.84	1.12	2.58	3.56	4.11

如表 4 所示，在上述实验结果中，利用不同的技术对异构传感网络数据进行多次优化。优化后，技术 1 的平均丢包率仅为 0.922，且在多次实验中均能保持较低水平。技术 2 和技术 3 的丢包率略高于技术 1，技术 4 和技术 5 的丢包率较高，优化效果较差。因此，本文设计的技术优化效果较好。

2.5 网络传输延迟分析

为验证上述五种技术在实际应用中的效果，以技术的网络传输延迟为评价指标，进行实验测试。实验中，利用五种优化技术对异构传感网络数据进行多次实验，统计其实验结果的传输延迟。其具体统计结果如图 4 所示。

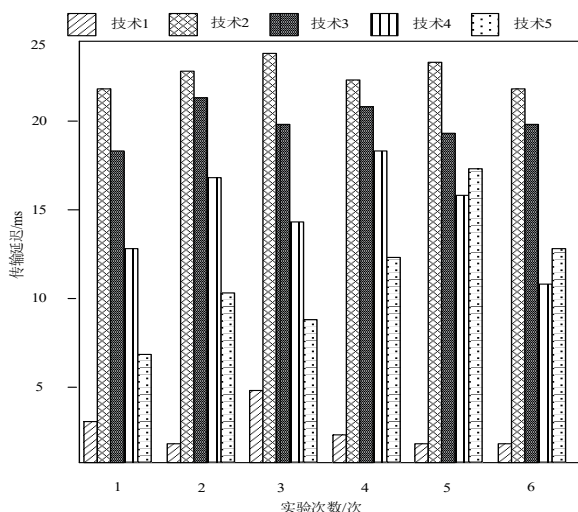


图4 五种技术的网络传输延迟

如图4所示,在上述实验结果中,经过多次实验,技术1的传输延迟较低,且传输延迟均在5ms以下。其余四种技术的传输延迟较高,且传输延迟波动较大,优化效果不稳定。因此,本文设计的技术在实际应用中优化效果较好。

2.6 网络资源利用率分析

为验证上述五种优化技术在实际应用中的效果,以技术的网络资源利用率评价指标,进行实验测试。网络资源利用率越高,技术的优化效果越好。实验中,利用五种不同的技术对异构传感网络进行多次优化处理,统计其优化结果。其具体统计结果如表5所示。

表5 五种技术的网络资源利用率

实验次数	五种技术的网络资源利用率/%				
	技术1	技术2	技术3	技术4	技术5
1	96.71	86.12	72.54	65.21	52.12
2	98.22	85.45	73.12	63.26	53.25
3	97.36	83.26	74.15	64.59	54.36
4	99.12	84.15	72.69	63.21	53.69
5	98.66	82.69	73.66	68.69	51.99

如表5所示,在上述实验结果中,技术1的资源利用率较高,均保持在96%以上,且数值波动较小。其余技术的资源利用率数值较低,数值波动较大,优化效果较差。因此,本文设计的技术优化效果较好。

3 结语

在异构传感网络中,增强传输负载均衡优化技术对于提升网络性能和用户体验至关重要。通过合理的负载均衡策略,可以有效地解决网络拥堵和传输延迟等问题,提高网络吞吐量和数据传输效率。同时,该技术还能够增强网络的可靠性和稳定性,减少丢包和数据重传的情况。在未来的研究中,

可以进一步探索更加智能和自适应的负载均衡算法,以更好地适应网络流量的变化和不确定性。此外,还可以结合其他先进技术,如人工智能、机器学习等,对异构传感网络进行更深入的优化和改进。

参考文献:

- [1] 郭华,张东林,徐维华,等.基于机器学习技术的无线小区负载均衡自优化[J].移动通信,2022,46(4):74-79.
- [2] 罗宁,李璐,唐忠.基于模因优化和循环调度的多目标负载均衡技术[J].计算机应用与软件,2021,38(4):69-74.
- [3] RESMA K S, SHARVANI G S, SOMULA R. Optimization of cloud load balancing using fitness function and duopoly theory[J]. International journal of intelligent computing and cybernetics, 2021,44(23):125-135.
- [4] JYOTHI V. Heuristic load-balancing optimization model for cognitive radio networks using Iot[J]. Turkish Journal of Computer and Mathematics Education, 2021,12(7):3179-3188.
- [5] 段辉,张岩,杨京晶,等.异构无线传感网络数据聚合方法研究[J].单片机与嵌入式系统应用,2022,22(4):24-28.
- [6] JAIME G, MARCO P, FRANCESCO G L, et al. Joint energy efficiency and load balancing optimization in hybrid IP/SDN networks[J]. Annals of telecommunications, 2023,44(2):13-32.
- [7] OUYANG W, CHEN Z, WU J, et al. Dynamic task migration combining energy efficiency and load balancing optimization in three-tier UAV-enabled mobile edge computing system[J]. Electronics, 2021, 10(2):190-195.
- [8] HARIS M, ENVELOPE S Z P. Mantaray modified multi-objective Harris hawk optimization algorithm expedites optimal load balancing in cloud computing-science direct[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2021, 33(14):45-49.
- [9] KARTHIKEYAN P. An efficient load balancing using seven stone game optimization in cloud computing[J]. Software: practice and experience, 2021,55(3):88-96.
- [10] YANG S, CHEN R, CUI L, et al. Intelligent segment routing: toward load balancing with limited control overheads[J]. Big data mining and analytics, 2023,6(1):55-71.
- [11] SAWSAN A, MOHAMMAD A. Spider monkey optimization algorithm for load balancing in cloud computing environments[J]. International arab journal of information technology, 2021, 18(5):32-54.
- [12] RATHAN K, ROSLIN S. Q-Learning and MADMM optimization algorithm based interference aware channel assignment

- strategy for load balancing in WMNS[J].International journal of intelligent engineering and systems,2021,14(1):32-41.
- [13]HANDUR E A V S.Particle swarm optimization for load balancing in distributed computing systems-a survey[J].Turkish journal of computer and mathematics education (TURCOMAT), 2021,12(1S):257-265.
- [14]MOHAMMAD K H, TEONG C C, AYMAN A E, et al.Constriction factor particle swarm optimization based load balancing and cell association for 5G heterogeneous networks[J]. Computer communications,2021,18(10):328-337.
- [15]FARAG H, STEFANOVIĆ Č, GIDLUND M. Distributed backlog-aware protocol for heterogeneous D2D communication-assisted wireless sensor networks[J]. IEEE transactions on mobile computing, 2024, 23 (5): 3981-3992.
- [16]ET A K S R S.Efficient cost optimization algorithm in IaaS cloud by load balancing[J].Turkish journal of computer and mathematics education (TURCOMAT),2021,12(2):373-380.
- [17]KHABIR A.Optimization of the allocation of material resources in a production line: workstation load balancing by analogy with the bin packing problem[J].Turkish journal of computer and mathematics education (TURCOMAT), 2021, 12(5): 1015-1021.
- [18]张丽娜.基于三角激光的机械臂构件缺陷检测方法研究[J].激光杂志, 2024,45(04):233-237.
- [19]THAKUR A, GORAYA M S.RAFL: a hybrid metaheuristic based resource allocation framework for load balancing in cloud computing environment[J].Simulation modelling practice and theory, 2022,11(6):102-148.
- [20]JANJARAPU D S K,MAKAM V S,ARUGUDI PATAIAH S K. Hybrid chameleon search and remora optimization algorithm-based dynamic heterogeneous load balancing clustering protocol for extending the lifetime of wireless sensor networks[J]. International journal of communication systems, 2023, 36(17): e5609.1-e5609.33.
- [21]HAMDAN M, KHAN S, ABDELAZIZ A, et al.DPLBant: improved load balancing technique based on detection and rerouting of elephant flows in software-defined networks[J]. Computer communications,2021,18(8):315-327.
- [22]UMANG N, BOLLAPRAGADA S, HERTEL K.Practice summary: multilaser load balancing in additive manufacturing[J]. INFORMS journal on applied analytics, 2022, 52(3): 390-393.
- [23]WOO J H, KIM B, JU S H, et al.Automation of load balancing for Gantt planning using reinforcement learning[J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2021, 101(11): 104-126.
- [24]KANBAR A, FARAJ K H.Region aware dynamic task scheduling and resource virtualization for load balancing in IoT-fog multi-cloud environment[J].Future generation computer systems, 2022, 13(7):70-86.
- [25]CHEN Y, HAYAWI K, FAN M, et al. A bilevel optimization model based on edge computing for microgrid[J].Sensors (Basel, Switzerland), 2022,22(20):72-28.
- [26]SHEREEN K R, SAMIA A A, MOUMEN T E, et al. Rao algorithms-based structure optimization for heterogeneous wireless sensor networks[J]. Computers, materials & continua, 2024, 78(1): 873-897.
- [27]ARUNKUMAR R, THANASEKHAR B. Heterogeneous LiFi-WiFi with multipath transmission protocol for effective access point selection and load balancing[J].Wireless networks, 2024, 30(4):2423-2437.
- [28]ALBOWARAB M H, ZAKARIA N A, ABIDIN Z Z.Directionally-enhanced binary multi-objective particle swarm optimisation for load balancing in software defined networks[J]. Sensors, 2021, 21(10):33-56.
- [29]AHMAD R, SOLTANI M D, SAFARI M, et al.Reinforcement learning-based near-optimal load balancing for heterogeneous LiFi WiFi network[J].IEEE systems journal,2021(99):1-12.
- [30]LIANG Y, LAN Y.TCLBM: a task chain-based load balancing algorithm for microservices[J].Tsinghua science and technology, 2021,26(3):3-10.
- [31]SONG Y, LIU Z G, HE X L. A data transmission path optimization protocol for heterogeneous wireless sensor networks based on deep reinforcement learning[J]. Journal of computer and communications, 2023, 11(8): 165-180
- [32]JIAN X, WU L, YU K, et al.Energy-efficient user association with load-balancing for cooperative IIoT network within B5G era[J].Journal of network and computer applications, 2021, 189(10): 103-110.

【作者简介】

李新涛(1992—),男,河南淮阳人,硕士,讲师,研究方向:人工智能、移动计算。

包志均(1981—),男,河南南阳人,硕士,副教授,研究方向:计算机网络。

(收稿日期:2024-05-18)