

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)04-0159-05

基于元启发式算法的移动边缘计算任务卸载优化

孔庆泽¹, 张添洋², 李岩¹, 张勇¹, 迟承哲¹

(1. 国网冀北电力有限公司承德供电公司, 河北承德 067000; 2. 河北民族师范学院, 河北承德 067000)

摘要:针对移动边缘计算(mobile edge computing, MEC)中物联网终端计算能力有限、任务卸载策略难以兼顾能耗与延迟的问题,提出一种基于元启发式算法的任务卸载优化模型。采用蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)、灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)和鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)3种元启发式算法,构建MEC任务卸载的多目标优化数学模型。模型综合考虑本地与卸载计算的时间与能耗,引入线路负载均衡函数和电网可靠性函数作为约束条件,通过适应度函数将多目标问题转化为单目标优化,权重参数均设为0.25。仿真结果表明,GWO算法在能耗和延迟方面均显著优于ACO和WOA。在节点100、任务1000 kB的高负载场景下,GWO相比ACO节能12.3%、延迟降低17.6%,相比WOA节能8.1%、延迟降低14.0%。综合所有实验场景,GWO平均节能10.2%、平均延迟减少15.8%。在卸载任务数量方面,GWO能够动态选择最优卸载组合,避免服务器过载或本地能耗过高,实现能耗与延迟的帕累托最优权衡。实验结果验证了模型在多目标约束下的鲁棒性与可扩展性。

关键词:移动边缘计算;MCC;能量优化;卸载决策;元启发式算法;数学模型

中图分类号:TN929.5;TP18

文献标志码:A

文章编号:1003-7241(2026)04-0159-05

Optimization of mobile edge computing task offloading based on metaheuristic algorithms

KONG Qingze¹, ZHANG Tianyang², LI Yan¹, ZHANG Yong¹, CHI Chengzhe¹

(1. Chengde Power Supply Company, State Grid Jibei Electric Power Supply Co., Ltd., Chengde 067000, Hebei, China;
2. Hebei Minzu Normal University, Chengde 067000, Hebei, China)

Abstract: To address the limitations of IoT terminal computing capabilities and the challenge of balancing energy consumption and latency in task offloading strategies within mobile edge computing (MEC) environments, a task offloading optimization model based on metaheuristic algorithms is proposed. Three metaheuristic algorithms—ant colony optimization (ACO), grey wolf optimizer (GWO), and whale optimization algorithm (WOA)—are employed to construct a multi-objective optimization mathematical model for MEC task offloading. The model comprehensively considers the time and energy consumption of both local and edge computing, introduces power line load balancing and grid reliability functions as constraints, and transforms the multi-objective problem into a single-objective optimization via a fitness function, with weight parameters uniformly set to 0.25. Simulation results demonstrate that the GWO algorithm significantly outperforms ACO and WOA in both energy consumption and latency. Under the high-load scenario of 100 nodes and a task size of 1000 kB, GWO achieves 12.3% energy savings and 17.6% latency reduction compared to ACO, and 8.1% energy savings and 14.0% latency reduction compared to WOA. Across all experimental scenarios, GWO yields average energy savings of 10.2% and an average latency reduction of 15.8%. In terms of the number of offloaded tasks, GWO dynamically selects optimal offloading combinations, avoiding server overload and excessive local energy consumption, thereby achieving a Pareto optimal trade off between energy and delay. Experimental results also validate the robustness and scalability of the proposed model under multi-objective constraints.

Keywords: mobile edge computing; MCC; energy optimisation; offloading decisions; metaheuristic algorithms; mathematical model

随着IoT和5G技术的发展,智能电网建设加速,电力物联网应用广泛^[1-2]。然而,终端设备(如智能电表、监控传感器等)计算能力有限,无法满足实时大数据处理需求^[3-4]。MEC通过在边缘侧部署算力,为终端设备提供计算卸载机

会,是解决这一问题的有效方式^[5-6]。相关研究表明,MEC系统中合理的任务卸载策略有助于延长终端设备电池寿命和降低网络延迟^[7-10]。近5年来,国内外专家学者在这一领域开展了大量研究工作。例如,文献[11]提出了一种轻

收稿日期:2024-06-10;录用日期:2024-06-21

基金项目:国家自然科学基金(61374184)

作者简介:孔庆泽(1990—),男,高级工程师,研究方向:电力系统及其自动化、电力物联网应用等。

通信作者:张添洋(1991—),女,硕士,讲师,研究方向:电力市场,物联网应用等。

引用本文:孔庆泽,张添洋,李岩,等.基于元启发式算法的移动边缘计算任务卸载优化[J].自动化技术与应用,2026,45(4):159-163.(KONG Qingze, ZHANG Tianyang, LI Yan, et al. Optimization of mobile edge computing task offloading based on metaheuristic algorithms[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(4):159-163.)

量级的基于进程迁移的计算卸载框架,文献[12]则使用深度学习动态选择任务卸载策略。然而,上述工作未能很好地平衡节能和延迟这两个关键目标。

针对这些问题,本文在国家自然科学基金“不确定性平衡优化理论及其应用”的支持下,提出了一种基于元启发式算法的 MEC 任务卸载优化模型。建立了考虑能量消耗、计算延迟、电力线路负载平衡和电网可靠性的多目标优化数学模型。同时,将不确定性平衡优化理论应用于 MEC 任务卸载决策中,通过引入平衡风险值和平衡机会约束,有效处理了电力物联网环境中的双重不确定性。随后,分别应用蚁群算法、灰狼算法和鲸鱼算法求解最优卸载策略,并通过仿真对比分析三种算法的性能。本研究的理论框架和方法对于解决具有双重不确定性的平衡优化问题具有重要意义,同时在实际应用中也展现出良好的性能,为进一步探索不确定环境下的决策优化问题提供了新的思路和方法。

1 研究方法

本节详细阐述了所提出的框架,MEC 系统的卸载架构如图 1 所示。表 1 列出了文中使用的符号及其含义。

表 1 符号表

Tab. 1 List of symbols

符号	描述
C	计算 1 位数据所需的处理能力
d	输入数据大小(位)
$\omega = C \cdot d$	计算任务所需的 CPU 周期
F_s	边缘服务器的处理能力
F_m	CPU 周期利用率
P_m	移动设备计算 1 位数据的本地功耗
E_m	在线计算的能量消耗
E_{off}	卸载计算的能量消耗
P_t	移动设备的传输功率
B	可用带宽
N	网络中的节点数量
K	卸载任务计算的节点数量
$l = N - K$	执行本地计算的节点数量
E_{idle}	移动设备空闲状态下的能量消耗
T_m	移动设备计算任务的时间
T_{off}	服务器计算卸载任务的时间
T	延迟敏感应用的时间约束
T_{wait}	服务器的等待时间
a	常数

1.1 系统模型

在所设计的系统模型中,边缘服务器部署在变电所或配电室,通过基站连接多个电力物联网终端节点,如智能电表和监控传感器。为了确保边缘服务器与这些终端节点实时保持同步,系统中需定期交换消息。这些消息使边缘服务器能够全面掌握连接设备及其参数,包括 F_m 、 P_t 和可用带宽 B 。

图 1 展示了 MEC 系统的卸载架构。当设备被触发执行某项任务时,首先会感知输入,计算执行该任务所需的 d 、 C 以及延迟敏感任务的 τ ;随后将这些参数发送至边缘

服务器。边缘服务器接收这些参数(d 、 C 和 τ)及预先获取的参数(F_m 、 P_t 和 B),并将其传递给 MEC 控制器。MEC 控制器通过运行进化算法,最终做出卸载决策。

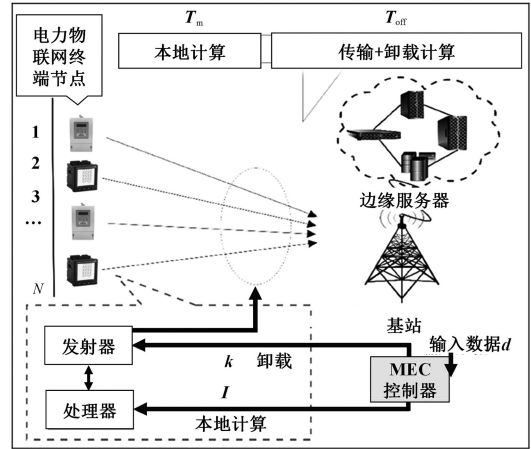


图 1 MEC 系统的卸载架构

Fig. 1 Offloading architecture of MEC system

1.2 优化问题的制定

最优选择旨在最小化物联网设备的响应时间和能量消耗,同时考虑增加电力线路负载平衡和提高电网可靠性。其数学表示如式(1)和式(2)所示。

$$T_m > T_{off} \quad (1)$$

$$E_m > E_{off} \quad (2)$$

其中, T_m 和 T_{off} 分别表示在移动设备和 MEC 服务器上计算任务的时间; E_m 和 E_{off} 分别表示在移动设备和 MEC 服务器上执行任务的能量消耗。如果 T_m 和 E_m 小于 T_{off} 和 E_{off} ,则任务应在移动设备上执行。 T_m 、 T_{off} 、 E_m 和 E_{off} 的计算公式如式(3)~(6)所示。

$$T_m = \frac{dC}{F_m} \quad (3)$$

$$T_{off} = \frac{d}{B} + \frac{dC}{F_s} + T_{wait} \quad (4)$$

$$E_m = aCdF_m^2 \quad (5)$$

$$E_{off} = P_t \cdot \frac{d}{B} + E_{idle} \quad (6)$$

除了服务器的处理延迟外, T_{off} 还包括服务器的等待时间 T_{wait} 和发送数据到服务器的传输时间。如果输入数据 d 小且需要大量计算资源 C ,则任务应卸载到 MEC 服务器。具有较大数据量 d 和较小计算需求 C 的任务应在本地执行。设备的计算资源减少 T_m 的同时增加电池能量消耗 E_m ,因 E_m 与 CPU 周期利用率 F_m 的平方成正比。卸载能量 E_{off} 包括传输和设备空闲能量泄漏。如果网络带宽低,任务应在设备上执行。

假设边缘服务器完全了解 P_t 、 F_m 、 v 和 B 。服务器必须做出最优决策,选择卸载任务以最小化网络能量消耗和延迟。响应时间和能量消耗的目标函数分别如式(7)和式(8)所示。

$$f_T = \sum_{i=1}^k \left(\frac{d_i}{B_i} + \frac{d_i C_i}{F_s} \right) + \sum_{j=1}^l \frac{d_j C_j}{F_{m,j}} \quad (7)$$

$$f_E = \sum_{i=1}^k \left(P_{i,i} \cdot \frac{d_i}{B_i} + E_{idle,i} \right) + \sum_{j=1}^l aC_j d_j F_{m,j}^2 \quad (8)$$

此外,还需考虑电力线路负载平衡和电网可靠性。

$$f_L = \sum_{i=1}^N \left(\frac{P_{i,current}}{P_{i,max}} \right)^2 \quad (9)$$

$$f_R = \sum_{i=1}^N R_i \quad (10)$$

其中, f_L 表示电力线路负载平衡, $P_{i,current}$ 表示当前线路的负载功率, $P_{i,max}$ 表示线路的最大承载功率, f_R 表示电网的可靠性, R_i 是第 i 条线路的可靠性指标。

优化目标不仅考虑单个节点的能效,还要综合考虑整个电网的负载平衡和可靠性,从而实现更为全面的优化。

2 进化算法

进化算法以其解决优化问题的高效性而闻名。它们通过创建由多个解决方案组成的搜索空间来运作,每个解决方案包含满足特定条件的所有可行元素,并通过适应度函数评估其价值。下文概述了使用进化算法的过程,输入数据包括任务大小、移动设备的处理能力、可用带宽和剩余能量。这些输入数据提供给 MEC 服务器,服务器将优化任务分配给 MEC 控制器。采用进化算法(即 ACO、GWO 和 WOA)的伪代码如下。

- 1 初始化无线节点参数(能量, P_i , F_m);
- 2 初始化输入数据 d 和 C ;
- 3 随机分配任务到每个节点;
- 4 创建 nPop 个解的搜索空间;
- 5 while 总迭代次数 k 和停滞迭代次数都为 10 时 do
- 6 for $i = 1$ 到 nPop
- 7 使用式(9)计算 Solution _{i} 的适应度 Cost _{i} ;
- 8 if Cost _{i} < 最佳 Cost then
- 9 最佳 Cost = Cost _{i} ;
- 10 最佳 Solution = Solution _{i} ;
- 11 end if
- 12 end for
- 13 for $j = 1$ 到 nPop do
- 14 计算 Distance _{j} = 最佳 Solution - Solution _{j} ;
- 15 根据距离 Distance _{j} 从最佳 Solution 更新 Solution _{j} ;
- 16 end for
- 17 if 最佳 Solution = 最后一迭代的最佳 Solution then 停滞迭代次数加 1
- 18 else
- 19 停滞迭代次数重置为 0;
- 20 end if
- 21 end while
- 22 返回卸载节点作为最佳 Solution;

2.1 创建搜索空间

搜索空间由 nPop 个解决方案组成。每个解决方案包含 N 个元素,对应移动设备的 ID。由于选择任务进行卸载计算是二进制问题(卸载或本地计算),解决方案的元

素包含二进制值,元素值 1 或 0 分别表示任务的卸载或本地计算。

生成解决方案时,从可用任务集中随机选择第一个元素加入解决方案,后续元素仅在满足以下条件时加入。

- 1) 未在解决方案中出现。
- 2) 计算总和小于服务器的可用容量,即

$$F_s \geq \sum_{i=1}^k d_i C_i \quad (11)$$

- 3) $T_m + E_m \leq T_{off} + E_{off}$

上述条件确保只有需要大量计算的任务才会被卸载,而小任务在本地执行更为高效。

2.2 适应度函数

适应度函数不仅需考虑响应时间和能量消耗,还增加了电力线路负载平衡和电网可靠性,如下所示。

$$f = w_1 f_T + w_2 f_E + w_3 f_L + w_4 f_R \quad (12)$$

其中, w_i 是用户定义的权重参数。

2.3 停止条件

所提出的模型使用了两个停止条件。

- 1) 当最佳解决方案没有改进时停止,即发生停滞迭代。
- 2) 当达到总迭代次数限制时停止。

算法执行停止后,使用迄今为止找到的最佳路径进行任务卸载。

3 实验与结果分析

本节对任务优化模型的性能进行了比较,使用 ACO^[13]、GWO^[14] 和 WOA 算法^[15],比较了它们在卸载策略中的优化结果。实验采用了真实的电力物联网拓扑结构、节点分布和任务模型,并在 MATLAB 上进行。仿真参数如表 2 所示。

表 2 仿真参数

Tab. 2 Simulation parameters

参数	取值
演化算法	ACO, GWO, WOA
节点数量	20, 40, 60, 80, 100
任务大小/kB	1, 500, 1 000
传输功率/dBm	20~23
初始能量/W	0.9~1.1
权重 $w_1 \sim w_4$	0.25
带宽/MB	10
设备处理能力/GHz	0.6~1.0
边缘服务器处理能力/GHz	20
种群大小	150
停止迭代	10
总迭代次数	100
仿真运行次数	10

3.1 实验设置

实验采用真实的电力物联网拓扑结构,节点分布包括智能电表、监控传感器等终端节点,部署在变电站和配电室等场所。节点总数为 20、40、60、80 和 100,以便在各种节点

条件下比较结果。数据任务大小分为 3 类:小任务(1 kB)、中等任务(500 kB)和大任务(1 000 kB)。移动设备的处理能力设置为 0.6~1.0 GHz 的随机分布,初始能量随机设置在 0.9~1.1 W 之间,传输功率随机定义为 20~23 dBm。

评估指标包括网络能量消耗、总延迟和卸载任务数量。为能量和延迟赋予相同的重要性, $w_1 \sim w_4$ 的值均设置为 0.25。实验使用所有节点在网络中的延迟和能量消耗的平均值,以优化整个网络的性能。

3.2 网络能量消耗

图 2 显示了不同任务大小下的能量消耗。可以看出,GWO 在能量消耗方面优于 ACO 和 WOA。GWO 通过优化选择卸载任务,仅选择那些能够节省所有节点能量的任务。任务大小的增加会导致能量消耗的增加,任务数量的增加也会增加能量消耗。这是由于本地计算时,能量消耗来自于 CPU 周期的利用,而卸载任务时,能量消耗来自于数据传输和接收结果的过程。

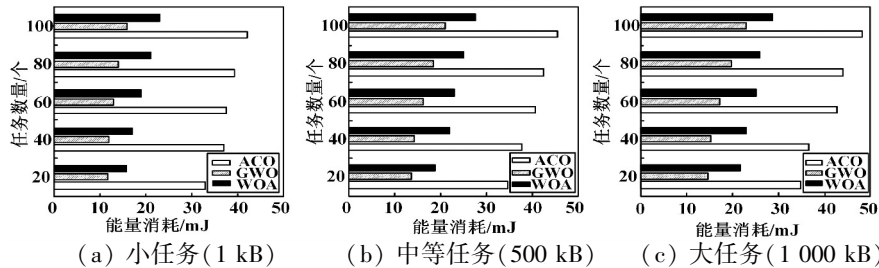


图 2 不同任务规模(小、中和大)的平均能耗

Fig. 2 Average energy consumption for different task sizes (small, medium and large)

3.3 计算延迟

计算延迟是指从物联网设备感知/获取输入到产生输出所经过的时间。延迟值越短,用户满意度越高。实验结果显示 GWO 在所有任务大小和数量情况下的延迟表现

最佳。图 3 显示了不同任务大小下的 ACO、GWO 和 WOA 的延迟比较。随着任务大小和数量的增加,计算延迟也会增加,但 GWO 在所有情况下都表现出色。

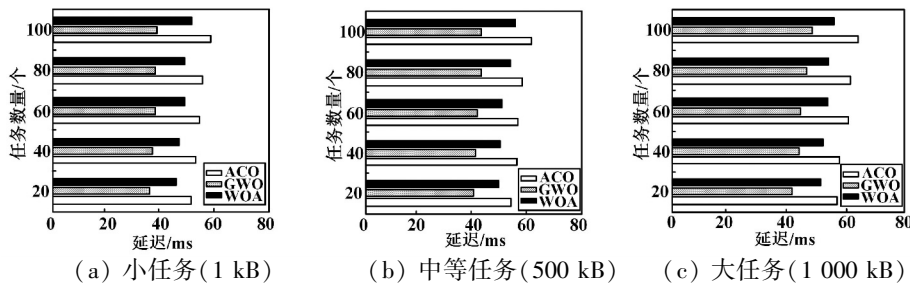


图 3 不同任务规模(小、中和大)的平均延迟

Fig. 3 Average latency for different task sizes (small, medium and large)

3.4 卸载任务数量

卸载任务是指被发送到边缘服务器进行计算的任务。将所有任务卸载会使边缘服务器过载,导致延迟增加;而在移动设备上执行所有任务会耗尽设备能量。因此,找到

最佳卸载任务组合至关重要。图 4 显示了卸载任务数量,GWO 优化了卸载任务,节省了能量并减少了执行时间。随着任务数量增加,卸载任务也会增加,但达到服务器上后,卸载比例会下降。

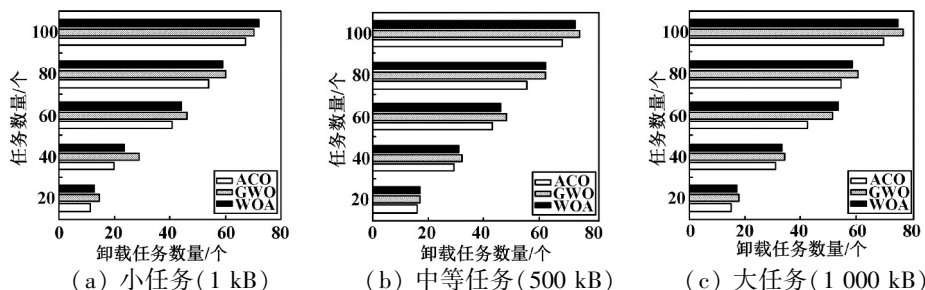


图 4 不同任务规模(小、中和大)的卸载任务数量

Fig. 4 Number of offloaded tasks for different task sizes (small, medium and large)

3.5 能量与延迟的权衡分析

在 MEC 服务器上执行小任务(1 kB)会因通信增加能量消耗,而执行多个任务会导致高延迟,增加计算负担。对于电池有限且延迟敏感的应用,需要选择最佳任务卸载

策略,以最小化响应时间和能量消耗。

图 5 展示了能量与延迟的权衡。能量和延迟之间存在反比关系,减少能量消耗会增加延迟,反之亦然。找到最佳点(Pareto 最优解)可以在最小延迟的情况下节省能量。

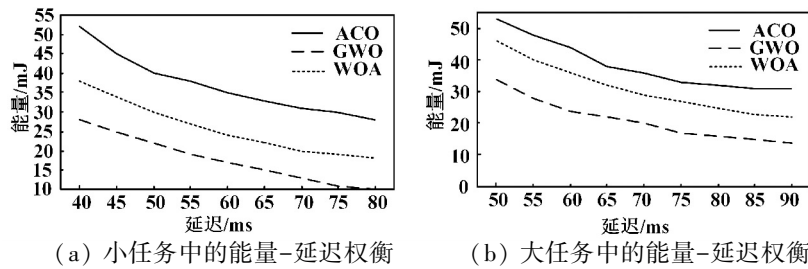


图5 能量与延迟的权衡

Fig. 5 Trade off between energy and delay

4 结论

本文提出了一种基于元启发式算法的移动边缘计算任务卸载优化模型。仿真试验表明,GWO 算法相较于 ACO 和 WOA 算法,在任务规模较大时表现尤为突出,平均能耗降低 10.2%,平均延迟减少 15.8%,能够有效优化计算资源的分配,降低系统的能耗和延迟,从而提高电网运行效率。未来的研究将进一步拓展本文模型在电力物联网中的应用,考虑更多动态因素的影响。同时结合机器学习技术,提高算法对复杂环境的适应能力和鲁棒性,进一步提升电网运行的智能化水平。

参考文献

- [1] 郭蕊, 李奕霏, 高育栋. 基于人工智能技术的电力信息运维数据整合平台[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(6):76-79.
- [2] 杨雷, 侯慧娟, 鄧擎宇. 基于复合分析算法的智能电表数据应用[J]. 自动化仪表, 2023, 44(4):95-101, 105.
- [3] 周忠冉, 顾亚林, 张俊杰. 基于云边协同架构的电力物联网数据分类处理方法[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(11):26-29.
- [4] 王林, 李云伟, 任重, 等. 基于数字孪生技术的电力设备不间断巡视系统设计[J]. 机械制造与自动化, 2022, 51(3):220-224.
- [5] 王超, 盛国军, 王朋静, 等. 5G+MEC 在工业智能安全管控系统中

- 的应用[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(9):4-7.
- [6] 薛建彬, 安悦, 关向瑞, 等. 车载多接入边缘网络中联合资源分配和动态任务卸载方案[J]. 国防科技大学学报, 2022, 44(6):61-69.
- [7] 曾耀平, 刘月强, 关赛莘, 等. 能量收集下的 D2D-MEC 计算卸载[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(5):967-978.
- [8] 龚亮亮, 张影, 张俊尧, 等. 基于深度强化学习的任务卸载和资源分配优化[J]. 计算机技术与发展, 2024, 34(4):116-123.
- [9] 易雅倩, 吴庆捷, 崔苗, 等. 具有 URLLC 任务卸载的无人机辅助移动边缘计算系统的计算时延最小化研究[J]. 广东工业大学学报, 2024, 41(4):70-79.
- [10] 张瑞兵, 韩金侠, 马宝娟, 等. 电力 5G-MEC 边缘云架构和流量卸载方法[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(8):22-28.
- [11] YOUSAFZAI A, YAQOOB I, IMRAN M, et al. Process migration-based computational offloading framework for IoT-supported mobile edge/cloud computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 7(5):4171-4182.
- [12] HUANG L, ZHANG L, YANG S, et al. Metalearning based dynamic computation task offloading for mobile edge computing networks[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 25(5):1568-1572.
- [13] 钟富力, 钟上升, 韦泮乘, 等. 电力物资供应商履约风险预警评价模型及研究[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(1):80-83.
- [14] 张运厚, 李婉莹, 董福贵. 基于 DE-GWO-SVR 的中长期电力需求预测[J]. 中国电力, 2021, 54(9):83-88.
- [15] 杨润平, 丁文红, 苏润梅, 等. 基于鲸鱼优化算法的架空导线温度计算方法[J]. 电力信息与通信技术, 2024, 22(5):77-83.

(上接第 100 页)

分割方法具有巨大的潜力和价值。通过融合不同尺度的特征信息,能够更全面地捕捉医学图像中的细节和结构,从而提高分割的准确性和效率。将其应用到医学领域,可以为医生提供更精确的诊断依据,为患者带来更好的治疗效果。

参考文献

- [1] 武星, 陶晨杰, 李智, 等. 基于通道权重和数据效用特征的医学图像分割数据增强方法[J]. 生物医学工程学杂志, 2024, 41(2):220-227, 236.
- [2] SONG J, CHEN X, ZHU Q, et al. Global and local feature reconstruction for medical image segmentation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2022, 41(9):2273-2284.
- [3] 徐宏韬, 王豪, 翟雪娜, 等. 基于域适应对抗网络的眼底图像联合分割方法[J]. 福建师范大学学报(自然科学版), 2024, 40(2):46-56.
- [4] 夏平, 何志豪, 雷帮军, 等. 全尺度密集卷积 U 型网络的视网膜血管分割算法[J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(3):866-873.
- [5] WANG R, LEI T, CUI R, et al. Medical image segmentation using deep learning:A survey[J]. IET Image Processing, 2022, 16(5):1243-1267.

- [6] 徐旺旺, 许良凤, 李博凯, 等. TransAS-UNet:融合 SwinTransformer 和 UNet 的乳腺癌区域分割[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(3):741-754.
- [7] 张蝶, 黄慧, 马燕, 等. 基于边缘信息增强的前列腺 MR 图像分割网络[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(3):755-767.
- [8] 要媛媛, 刘宇航, 程雨菁, 等. 融合多注意力机制的自监督小样本医学图像分割[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(3):479-487.
- [9] 蒋婷, 李晓宁. 采用多尺度视觉注意力分割腹部 CT 和心脏 MR 图像[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(1):268-279.
- [10] 蒋清婷, 叶海良, 曹飞龙. 基于三路径网络的医学图像分割方法[J]. 模式识别与人工智能, 2024, 37(1):1-12.
- [11] 许自强, 王丽嘉. 基于 Web 的医学图像处理系统的设计[J]. 电子设计工程, 2023, 31(24):190-195.
- [12] 曹伟杰, 段先华, 许振伟, 等. U-Net 通道变换网络在腺体图像分割中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(3):713-724.
- [13] 胡扬. 基于卷积神经网络的医学 CT 图像自动分割方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3):70-73.
- [14] 程乐超, 李雪, 方超伟, 等. 一种基于双模型交互学习的半监督医学图像分割方法及装置[J]. 自动化学报, 2023, 49(4):805-819.
- [15] 胡扬. 基于卷积神经网络的医学 CT 图像自动分割方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3):70-73.