

控制与决策

Control and Decision

协同自进化的粒子群优化算法及其在图像分割的应用

韩佳伶, 陈芋渝

引用本文:

韩佳伶, 陈芋渝. 协同自进化的粒子群优化算法及其在图像分割的应用[J]. *控制与决策*, 2026, 41(6): 1743–1752.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.1289>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于R2指标和目标空间分解的高维多目标粒子群优化算法](#)

R2 indicator and objective space partition based many-objective particle swarm optimizer

控制与决策. 2021, 36(9): 2085–2094 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0113>

[混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法](#)

Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm

控制与决策. 2021, 36(7): 1558–1568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1609>

[基于分解的多目标多因子进化算法](#)

A multiobjective multifactorial evolutionary algorithm based on decomposition

控制与决策. 2021, 36(3): 637–644 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0525>

[求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用](#)

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications

控制与决策. 2021, 36(2): 314–324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

[具有重组学习和混合变异的动态多种群粒子群优化算法](#)

Dynamic multi-population particle swarm optimization algorithm with recombined learning and hybrid mutation

控制与决策. 2021, 36(12): 2871–2880 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0898>

协同自进化的粒子群优化算法及其在图像分割的应用

韩佳伶[†], 陈芋渝

(吉林财经大学 管理科学与信息工程学院, 长春 130117)

摘要: 粒子群优化算法因其参数设置简单、收敛速度快等优点, 被广泛应用于复杂优化问题的求解. 然而, 经典粒子群算法存在早熟收敛倾向和后期收敛速度减慢等局限性. 鉴于此, 提出一种协同自进化的粒子群优化算法. 首先, 所提出算法采用一种新的双群协同进化策略用于提高求解收敛速度, 同时, 为了平衡算法全局搜索与局部开发的寻优能力, 提出一个自进化框架, 通过概率性带偏向的方向学习策略结合衰减性的混动扰动策略, 有效提升求解算法的整体性能; 然后, 对算法边界理论进行改进, 提升算法在大多数优化问题上的适应性; 接着, 将所提出改进算法在 CEC-2017 测试函数集上进行测试, 验证该算法在低、中、高维复杂问题上的快速收敛能力和寻优性能; 最后, 将所提出改进算法应用于多阈值图像分割的阈值求解问题. 实验结果表明, 所提出改进算法能够有效提升图像的分割精度和效率, 验证了所提出算法在解决现实优化问题的有效性.

关键词: 粒子群优化算法; 进化算法; 算法优化; 最大类间方差法; 图像分割; 多阈值求解

中图分类号: TP391.4; TP18 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1289

引用格式: 韩佳伶, 陈芋渝. 协同自进化的粒子群优化算法及其在图像分割的应用 [J]. 控制与决策, 2026, 41(6): 1743-1752.

Collaborative self-evolutionary particle swarm optimization algorithm and its application in image segmentation

HAN Jia-ling[†], CHEN Yu-yu

(School of Management Science and Information Engineering, Jilin University of Finance and Economics, Changchun 130117, China)

Abstract: Particle swarm optimization (PSO) has been widely applied to solving complex optimization problems due to its simple parameter settings and fast convergence speed. However, the classical PSO algorithm suffers from inherent limitations, such as premature convergence and slow convergence in the later stages. Therefore, a cooperative self-evolutionary particle swarm optimization algorithm is proposed. The proposed algorithm employs a novel dual-population cooperative co-evolution strategy to accelerate the convergence process. Meanwhile, to balance global exploration and local exploitation capabilities, a self-evolutionary framework is introduced, in which a probabilistic biased directional learning strategy is combined with a decaying hybrid perturbation mechanism, effectively enhancing the overall optimization performance. In addition, the boundary-handling mechanism of the algorithm is further improved, thereby increasing its adaptability across a wide range of optimization problems. The improved algorithm is evaluated on the CEC-2017 benchmark function sets, demonstrating fast convergence and superior optimization performance on low-, medium-, and high-dimensional complex problems. Finally, the proposed algorithm is applied to the threshold optimization problem in multilevel image segmentation. Experimental results show that the improved algorithm significantly enhances segmentation accuracy and efficiency, thus validating its effectiveness in solving real-world optimization problems.

Keywords: particle swarm optimization; evolutionary algorithms; algorithm optimization; maximum between-class variance method; image segmentation; multi-threshold optimization

0 引言

人们通过对自然群体的启发和模拟, 在搜索空间中元启发式算法是人工智能领域的一项重要内容, 对优秀解不断探索, 最终寻求到待求解问题的最优

收稿日期: 2025-12-13; 录用日期: 2026-02-19.

基金项目: 吉林省科技发展计划项目 (YDZJ202601ZYTS077).

责任编辑: 巩敦卫.

[†]通信作者. E-mail: hanjialing@jlu.edu.cn.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

解. 元启发式算法在各种实际问题中已得到广泛应用, 包括弹道优化^[1]、工艺参数优化^[2]、提高电力系统的稳定性^[3]、系统状态估计^[4]、汽车充电站选址^[5]、无人机编队航迹规划^[6]以及红外图像分割^[7]等.

粒子群优化算法^[8]是元启发算法中的经典代表, 通过模拟鸟群的社会行为, 在搜索空间中搜寻最优解, 具有参数设置简单、收敛速度快等特点, 已成为优化领域中应用广泛且影响深远的经典算法. 然而, 在处理部分复杂函数时, 算法易出现收敛精度不足或早熟收敛等问题. 为提升其寻优性能和实用价值, 学者们持续从算法的学习策略、动态参数设计、扰动更新和算法融合等方面进行改进, 以增强其性能.

Zhang^[9]通过建立3种精英档案, 采用6种学习策略对不同的粒子进行了更新, 只更新部分粒子的策略在减少算法计算复杂度的同时也使得算法的收敛速度下降 (EAPSO); Nama等^[10]结合改进的回溯搜索算法 (BSA) 和 PSO 算法的优势, 提出了一种新的变体 (e-mPSOBSA), 消除了 PSO 易早熟的缺陷, 并在工程设计问题上验证了算法的有效性; Meng等^[11]提出了一种基于粒子群优化算法的单目标数值优化变体 (PSO-sono), 通过改进粒子的迭代范式和自适应策略, 采用完全信息技术, 提高了 PSO 变体的寻优性能和跳出局部最优解能力; 梅景涛等^[12]引入拉丁超立方体采样和粒子两两竞争机制设计了一种竞争性粒子群优化算法, 融合典型海洋沉积层理论模型, 为反演海洋浅部沉积层剪切波速度结构提供了更多的可行性. 改进算法通过引入多种协同策略有效提升了种群多样性, 并增强了算法跳出局部最优的能力, 从而显著提高了整体寻优性能. 然而, 面对不同维度的复杂优化问题, 其搜索稳定性仍然存在一定提升空间.

图像分割是计算机视觉领域的一个重要问题, 其在工业机器视觉^[13]、农学研究^[14]、医学影像^[15]和遥感图像处理^[16]等方面具有广泛应用. 目前, 主流的图像分割方法包括基于阈值的分割方法^[17]、基于聚类的分割方法^[18]和使用神经网络的分割方法^[19]等, 图像分割的精度对于后续的图像处理和分析具有重大影响, 因此, 如何高效、精确地进行图像分割, 成为近些年来学者的研究热点. 基于阈值的分割方法具有低资源消耗、计算速度快的特点, 是一种非常高效的分割方法, 但是, 阈值选取不当会严重影响图像分割的质量. 为得到更优质的图像分割结果, 人们采用元启发式算法对阈值进行求解, 得到了更高质量的分割图像^[20].

Nie等^[20]提出了一种具有局部随机扰动的增强

型粒子群优化算法结合裂缝图像分割的多级阈值分割方法, 自适应确定裂缝图像分割的阈值, 高效提升了在工程结构中对设备裂缝状况以及位置评估的精确性, 有效提高了工程结构问题的安全性; Ling等^[21]提出了一种基于粒子群优化的软件空间聚类 (SSC) 方法, 用于降低图片中噪声因素的干扰, 为噪声图像的分割提供了新的解决方案; Norouziad等^[22]将一种扩展探索粒子群优化算法 (EE-PSO) 与改进的 DeepLabV3+模型相结合, 增强了图像分割中的特征选择, 提升了医学成像中的分割性能; 基于现有的编码器-解码器网络图像分割模型存在的参数调整效率低的问题, Zhao等^[23]提出了一种基于冯诺依曼结构的粒子群优化算法, 通过算法的自适应机制对分割模型的参数进行调整, 成功提高了模型在遥感图像上的分割效果.

改进的粒子群优化算法和基于其他元启发框架的优化算法在一定程度上提高了图像分割的精度和效率. 然而, 在面对复杂的图像分割问题时, 仍然会出现计算复杂度高、分割效果不稳定等问题. 鉴于此, 本文提出一种协同自进化的粒子群优化算法 (CEPSO). 所提出算法通过引入一种新的双群协同进化策略来提升算法的收敛效率和稳定性. 为了进一步平衡算法在全局与局部的搜索能力, 本文构建一个自进化寻优框架, 引入概率性带偏向的反向学习策略, 并结合衰减性的混合扰动机制, 动态调节算法的扰动强度. 同时, 所提出算法引入一种衰减性边界处理方法来解决粒子越界问题. 改进的算法能够显著提高在不同类型优化问题中的适应性和泛化能力. 最后, 将改进算法与最大类间方差法相结合进行多级图像分割, 验证所提出算法在解决现实优化问题的有效性.

1 粒子群优化算法

粒子群优化算法利用群体间的信息共享, 通过粒子对群体最优和历史个体最优的学习, 在搜索空间中不断地迭代, 寻找空间中的最优解. 粒子在空间中的位置 (x_t^i) 表示第 t 次迭代时所求问题的一个解, 速度 (v_{t+1}^i) 表示粒子在解空间中的移动步长. 粒子的更新公式如下所示:

$$V_{t+1}^i = \omega_t \times v_t^i + c_1 \times r_1 \times (\text{pbest}^i - x_t^i) + c_2 \times r_2 \times (\text{gbest} - x_t^i), \quad (1)$$

$$x_{t+1}^i = v_{t+1}^i + x_t^i, \quad (2)$$

$$\omega_t = 0.9 - \frac{0.5 \times t}{T_{\max}}. \quad (3)$$

其中: ω_t 为线性减小的惯性系数; c_1 , c_2 为学习因子,

分别表示粒子对个体历史最优和全局最优的学习程度; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; pbest^i 为第 i 个粒子的历史最优的位置; gbest 为目前全局最优的位置; T_{\max} 为最大迭代次数。

2 协同自进化粒子群优化算法

策略1 Logistic 初始化.

传统的随机初始化方法产生的初始种群较为随机,可能会存在粒子在解空间部分区域聚集、部分空间覆盖率不足的问题.为提高初始化种群的多样性,CEPSO使用Logistic混沌映射进行初始化,有

$$x_0 = 4 \times r^i(1 - r^i), \quad (4)$$

$$x_1^i = l + (u - l)x_0. \quad (5)$$

其中: r^i 为粒子 i 更新时产生的 $(0, 1)$ 之间的随机值, x_0 为产生的混沌序列, l 和 u 分别为搜索空间的上下界, x_1^i 为粒子 i 混沌初始化的位置.通过式(5)可生成一个具有遍历性和规律性的混沌种群.

Logistic混沌初始化避免粒子随机初始化导致的位置重叠,增强了初始化种群的多样性,有助于全局搜索,提升算法的收敛速度,其种群初始化效果不依赖种群规模,在较小种群规模或高维条件下,仍然能够保持较好的分布特性,在寻优问题中表现出更稳定的搜索性能.

策略2 双群协同进化策略.

为提高算法的收敛速度,本文提出一种双群协同进化策略,根据适应度值将种群划分为勘探者和迁徙者两个群体:适应度值更优的前 $\frac{2}{3}$ 粒子定义为勘探者,余下的 $\frac{1}{3}$ 粒子为迁徙者.勘探者群体表现相对比较优秀,进化时应保持探索的优势,速度和位置更新如下所示:

$$v_{E,t+1}^i = \omega_t \times v_{E,t}^i + c_1 \times r_1 \times (\text{pbest}^i - x_{E,t}^i) + c_2 \times r_2 \times (\text{gbest} - x_{E,t}^i), \quad (6)$$

$$x_{E,t+1}^i = v_{E,t+1}^i + x_{E,t}^i, \quad (7)$$

其中 E 为勘探者群体.为增强勘探者群体间的信息交流,提高粒子的自主进化能力,对勘探者进行随机重排.在概率 Pc 下,相邻的两个粒子间进行信息交互,信息交互的两个勘探者粒子部分维度进行交叉,得到新的交叉勘探者($x_{E_c,t+1}^i$).比较勘探者与交叉勘探者的适应度值,选择适应度值更优秀的作为新的勘探者,如下所示:

$$x_{E,t+1}^i = \begin{cases} x_{E_c,t+1}^i, & \text{fitness}_{E_c}^i \leq \text{fitness}_E^i; \\ x_{E,t+1}^i, & \text{fitness}_{E_c}^i > \text{fitness}_E^i. \end{cases} \quad (8)$$

图1为勘探者进行自进化的示意图.进行随机

重排后,每两个粒子间会产生一个 $(0, 1)$ 之间的随机数 r_3 ,当 r_3 大于交叉概率 Pc 时,相邻的粒子进行交叉互换.在两个粒子交互过程中,每个维度 d 会产生一个 $(0, 1)$ 之间的随机数值 r_4^d ,维度 d 进行交叉的概率设置为 Pd .当 r_4^d 大于互换概率 Pd 时,交互的两个粒子在 d 维度发生互换得到交叉勘探者.使用式(6)进行勘探者粒子位置的保留更新.

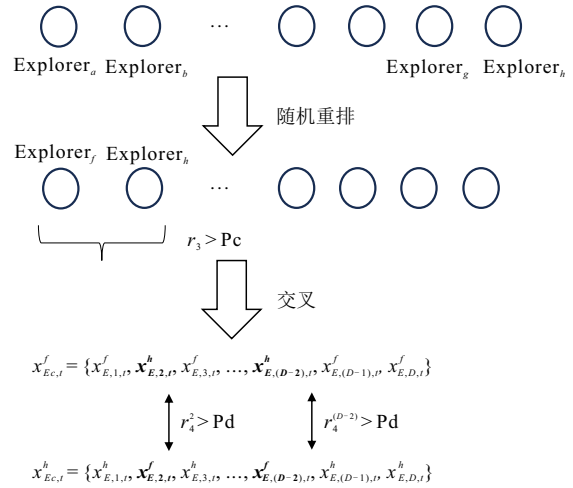


图1 勘探者群体自进化示意图

勘探者自进化的策略在保留原本勘探者粒子优势的同时,增强勘探者粒子间的交互能力,学习其他勘探者粒子的优势,快速完成勘探者粒子的进化,增强了算法的全局搜索能力并提升了算法的收敛速度.

对于迁徙者群体,其分布在搜索空间中表现相对劣势的区域,为减少迁徙者群体在该区域的搜索时间,快速定位到解空间的优势区域进行搜寻,迁徙者在进行更新时,随机选取一个勘探者作为目标进行迁徙,迁徙者的移动步长及其位置更新为

$$v_{M,t+1}^i = r_5 \cdot (x_{E,t+1}^j - x_{M,t}^i), \quad (9)$$

$$x_{M,t+1}^i = v_{M,t+1}^i + x_{M,t}^i. \quad (10)$$

其中: M 为迁徙者个体; r_5 为 $(0, 1)$ 之间的随机值,用于控制迁徙者向选定勘探者迁移的步长.随机选取的勘探者个体增强了迁徙者学习的多样性,而不是快速地集中到某一个点上,提升算法收敛速度的同时,减小粒子陷入局部最优的风险.

双群协同进化策略发挥两个群体各自的优势,完成粒子的自进化,实现劣势粒子在解空间的快速飞跃,使得种群快速定位到优势区域,在待求解问题上能够快速收敛.

策略3 自进化策略.

为提高算法在不同阶段的协同性,提高寻优效果,本文在双群协同进化后提出继续优化的自进化策略.将完成双群协同进化的两个群体合并,采用概

率性偏向反向学习策略, 实现粒子在搜索空间的大幅度跨越, 提高粒子的全局搜索效率, 减少搜索资源和时间的浪费. 利用衰减性混沌策略对粒子进行扰动, 使得粒子在前期快速进行全局搜索, 在后期扰动值实现逐渐衰减, 进行更精细的局部勘探, 实现了算法全局搜索与局部勘探的平衡.

将概率性偏向反向学习策略融入粒子更新, 利用对称性增强种群探索的多样性, 通过缩放因子调整原位置在生成新位置过程中的权重, 形成一种方向受控、幅度受限的偏向反向扰动机制, 在保持反向搜索特性的同时, 限制反向跳跃幅度, 形成方向偏置. 概率性地选择种群中部分粒子进行偏向反向学习, 在有效节省算法计算空间的同时, 实现粒子自进化, 提升算法搜索效率, 有

$$x_{o,t}^i = l + u - 0.3 \times x_t^i r_6^i \leq P_o. \quad (11)$$

$$x_t^i = \begin{cases} x_{o,t}^i, & \text{fitness}_o^i < \text{fitness}^i; \\ x_t^i, & \text{fitness}_o^i \geq \text{fitness}^i. \end{cases} \quad (12)$$

其中: x_t^i 为第 t 次迭代时粒子 i 的位置, $x_{o,t}^i$ 为该粒子生成的偏向性反向位置. 0.3 为缩放因子, 表示位置偏向强度. 如式 (11) 所示: 当第 i 个粒子的随机数 r_6^i 不高于反向概率 P_o 时, 粒子被选中生成反向位置 ($x_{o,t}^i$). fitness^i 和 fitness_o^i 分别为粒子 i 的位置和偏向性反向位置的适应度值, 如式 (12) 所示, 选择更优秀的位置作为该粒子的新位置, 实现粒子的自进化.

同时, 为提升粒子跳出局部最优的能力, 本文使用一个衰减性混沌扰动机制. 在迭代初期, 对粒子的扰动较强, 有助于保持粒子种群的多样性, 使得粒子在空间广泛进行探索, 避免早熟. 在迭代后期, 衰减能力逐渐减弱, 更有助于算法进行局部开发, 有利于粒子在解空间的收敛, 有

$$P_\delta = \delta \times r(1 - r). \quad (13)$$

$$x_{\delta,d}^i = x_d^i + P_{i\delta} r_{7,d} \leq P_{b,d}. \quad (14)$$

$$x^i = \begin{cases} x_{\delta}^i, & \text{fitness}_{\delta}^i < \text{fitness}^i; \\ x^i, & \text{fitness}_{\delta}^i \geq \text{fitness}^i. \end{cases} \quad (15)$$

其中: δ 为随迭代次数线性减小的衰减因子; P_δ 为对粒子的扰动步长; $P_{i\delta}$ 为 $(-P_\delta, P_\delta)$ 的随机值; $P_{b,d}$ 用于控制扰动的概率; $r_{7,d}$ 为区间 $(0, 1)$ 上的随机数, 控制被选择扰动的粒子维度. 当 $r_{7,d}$ 不高于扰动概率时, 该粒子的 d 维度发生扰动, 如式 (14) 所示.

策略 4 边界理论.

粒子在更新过程中会面临超出边界的情况, 常用的处理方法是使得越界粒子停留在边界, 但是这样有可能会大量粒子在边界聚集, 削减算法的

全局搜索能力. 而重新初始化越界粒子的位置可能会破坏粒子的搜索优势. 为避免粒子集中停留在边界以及重新初始化引起的重复搜索导致的资源浪费, CEPSO 中提出了一种基于双面镜边界理论^[24]的衰减性边界处理方法. 当粒子越过边界时, 以边界为镜, 将粒子反射至解空间的相同距离反向位置, 如下所示:

$$x_t^i = \begin{cases} u - \text{mod}(x_t^i - u, u - l), & x_t^i > u; \\ l + \text{mod}(l - x_t^i, u - l), & x_t^i < l. \end{cases} \quad (16)$$

为避免反射后的粒子更新后再次越过边界, 定义一个折损因子 (γ), 对越界粒子的速度进行削减, 如下所示:

$$v^i = \gamma \times v^i. \quad (17)$$

改进的协同自进化优化算法, 通过双群协同进化策略, 结合所提出高效自进化算法策略采用新的边界处理方式, 有效提升了算法的收敛速度和寻优效率, 其整体流程如图 2 所示.

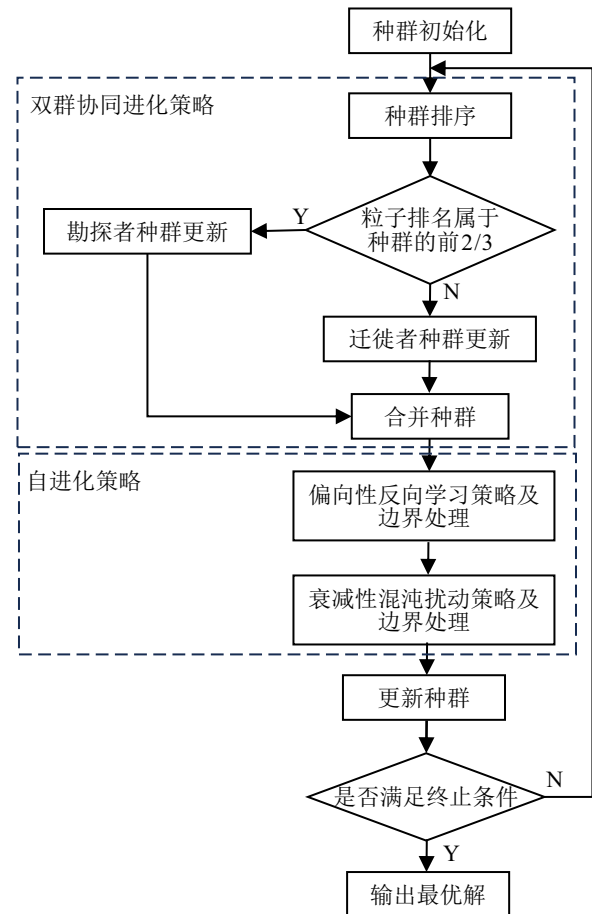


图2 算法流程

3 仿真实验与结果分析

3.1 测试函数和实验环境

为检测算法的寻优性能和收敛速度, 将改进的协同自进化优化算法在 CEC-2017^[25] 测试函数集进

进行测试, 这两个测试集函数均包含单峰、多峰、混合以及复合 4 个类型的函数, 能够更加全面地验证算法的性能. 将所提出算法与其他先进的粒子群优化算法以及变体在不同维度上进行比较. 每个测试函数独立运行 30 次, 最大迭代次数 Tmax 设置为 1000, 种群数量 n 为 30.

3.2 实验结果与分析

表 1 为 CEPSO 在测试函数集部分函数上不同维度时独立运行 30 次的适应度平均值结果. 在大部分测试函数上, 所提出算法表现十分优异, 在不同维度上均处于领先地位, 其引入的高效自进化算法框

架使得种群快速到达优势区域, 并通过双群协同进化策略令种群快速向优秀粒子靠拢进一步勘探, 提高了算法在解决单峰问题时的收敛能力. 在部分多峰函数上, 由于该类函数存在大量局部最优解, 改进算法较快的收敛速度使得粒子群体在搜索早期迅速聚集, 从而在一定程度上增加了陷入局部最优的风险, 整体性能略逊于 GLPSO. 但是, 其引入的自进化融合框架在迭代过程中始终能够保持对解空间的全局探索能力, 有效缓解早熟收敛问题. 因此, 即使在复杂多峰环境下, 所提出算法仍然表现出较为优异且稳定的寻优性能.

表1 CEC-2017 测试集实验结果

测试函数	维度	PSO ^[26]	CAPSO ^[27]	VPPSO ^[28]	BHFPSO ^[29]	EAPSO ^[9]	GLPSO ^[30]	CEPSO
f_1	30D	47378.45	4.79e+09	2216.061	2.86e+10	2499.009	91 004.23	2 187.631
	50D	10543391	1.3e+10	76 763 971	7.37e+10	10427.42	328 671.9	6 740.764
	100D	2.21e+09	5.59e+10	4.77e+09	2.08e+11	3.94e+08	1 739 428	51 462.45
f_6	30D	601.925	620.5652	638.7776	660.9874	611.3914	600.1252	608.5031
	50D	611.686	638.5516	642.2821	674.0425	622.643	600.511	621.5056
	100D	636.0313	658.5141	653.5371	693.116	642.7144	606.2618	639.9712
f_{12}	30D	2 738 095	4.05e+08	79 700 158	2.98e+09	6526.338	632 146.1	5 789.59
	50D	5 246 888	1.9e+09	69 315 723	8.2e+09	12 853.4	637 097.5	10 728.48
	100D	5.67e+08	6.74e+09	2.43e+08	5.45e+10	2 815 152	8 191 898	2 100 582
f_{24}	30D	3 124.124	2935.986	2 600	2 627.031	3 202.148	2 602.431	2 600
	50D	3 784.709	3 521.894	2 600	2 653.575	3 715.87	2 607.712	2 600
	100D	5 817.691	4 883.166	2 600	2 668.316	4 673.838	2 617.055	2 600
f_{29}	30D	3 645.151	3 730.904	3 217.121	3 633.844	3 832.136	3 392.68	3 194.493
	50D	4 619.264	4 643.824	3 532.3	4 109.597	4 857.903	4 109.178	3 100
	100D	7 590.402	7 244.12	7 733.12	13 687.55	6 864.319	5 760.156	5 987.877

3.3 统计检验分析

为验证所提出算法在优化问题中的显著性优势, 采用 Wilcoxon 符号秩检验对 CEPSO 与对比算法在测试函数 100 维的最优值进行成对比较分析, 显著性水平设置为 $\alpha = 0.05$ 和 $\alpha = 0.10$.

表 2 为 100 维统计检验结果. 由表 2 可知, 改进后的 CEPSO 在对比算法上均取得了统计显著优势, 在复杂优化问题中展现出优秀的可扩展性和鲁棒性.

表2 100 维统计检验结果

CEPSO vs.	win	tie	loss	W^+	W^-	P 值	$\alpha = 0.05$	$\alpha = 0.10$
PSO	29	0	1	462	3	2.3534e-06	YES	YES
VPPSO	20	7	3	257	19	2.9531e-04	YES	YES
CAPSO	29	0	1	460	5	2.8786e-06	YES	YES
EAPSO	23	0	7	395	70	8.3071e-04	YES	YES
GLPSO	21	0	9	370	95	4.6818e-03	YES	YES
BHF-PSO	28	0	2	445	20	1.2381e-05	YES	YES

3.4 消融实验

为验证各策略对于算法改进的有效性, 在 CEC-

2017 测试函数集上进行定性分析测试. 分别去除算法中的双群协同进化策略 (CEPSO₁)、自进化策略 (CEPSO₂)、边界策略 (CEPSO₃), 设置问题维度为 30, 在测试函数集上独立运行 30 次.

实验效果如图 3 所示. 当去除高效自进化算法框架后, 算法全局搜索与局部勘探失衡, 在部分优化函数上, 算法前期收敛速度减弱, 后期更易陷入局部最优, 本实验验证了自进化框架的有效性. 而当去除双群协同进化策略后, 算法在优化函数上探索前期收敛速度明显下降, 这主要是由于改进算法搜索初期, 在种群中处于劣势区域的迁徙者会直接向勘探者迁徙, 减少种群部分粒子长期在劣势区间搜索的资源浪费, 提升了粒子在搜索空间的有效搜索. 边界处理并不会大幅度影响算法收敛的结果, 但是, 有效的边界策略可以保持算法的鲁棒性, 使得算法在大部分优化问题中保持优势.

所提出算法通过各策略的协作分工、优势互补,

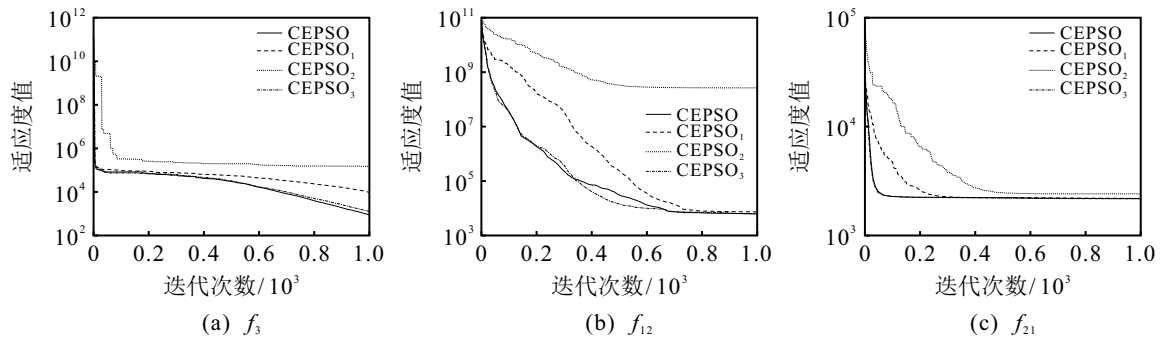


图3 消融实验

发挥各自的优势,提升了算法的收敛速度,维持了全局搜索与局部勘探的平衡,保持了在大部分优化问题中的鲁棒性。

3.5 群体比例分析

双群协同进化策略中的两个群体发挥着不同的作用. 勘探者群体主要负责对搜索空间进行全局勘探,但是当其数量过多时,群体间信息交互效率下降,易导致搜索过程冗余,从而降低整体寻优效率;迁徙者群体则侧重于对优势区域的局部精细搜索,若其

比例过高,则可能削弱种群多样性,使得算法的全局勘探能力受到限制。

为了在全局勘探与局部开发间取得更优平衡,本文对两类群体的数量比例进行对比实验. 实验维度设置为 30, 种群规模为 30, 每种配置独立运行 10 次. 如图 4 所示: 算法在不同群体比例下均表现出较好的稳健性,对于参数变化不敏感;但是在大多数测试函数上,当勘探者与迁徙者的比例为 2:1 时,算法取得了最优或近似最优的整体性能。

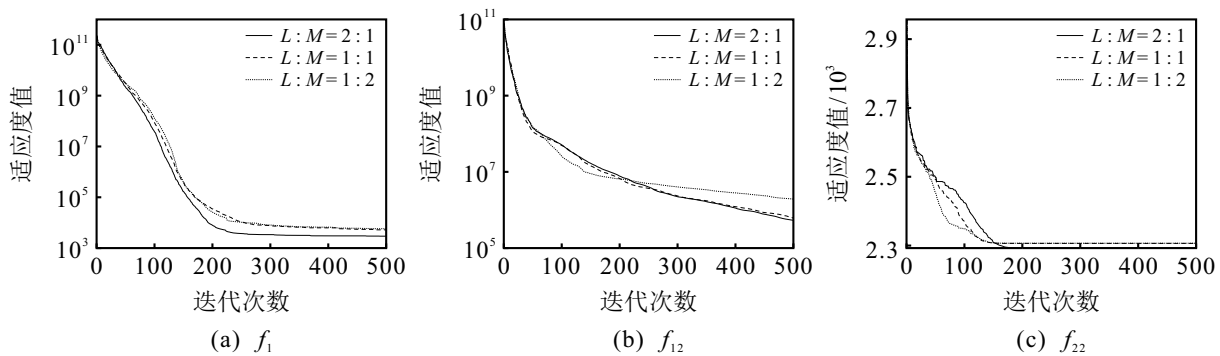


图4 群体比例

3.6 复杂度分析

为了更好地评估算法性能,分析算法的执行效率,对改进算法进行时间复杂度分析. 假设对于 N 个粒子, 问题维度为 D , 最大迭代次数为 T , 每次函数的计算开销为 C . 改进算法协同自进化所需要的时间复杂度为 $O(N \times \log(N) + N \times D + N \times C)$, 改进算法的高效自进化算法框架所需要的时间复杂度为 $O(N \times D + N \times C)$. 因此,改进算法的总体时间复杂度为 $O(T \times N \times (\log(N) + D + C))$, 而经典的粒子群优化算法时间复杂度为 $O(T \times N \times (D + C))$. 尽管改进算法在计算开销上略高于经典的粒子群优化算法,但是这是引入多种机制提升算法性能的必备开销。

为充分评估所提出算法的计算代价,选取第 3.2 节中综合性能表现最优的前 5 种算法进行对比分析,并对各算法的运行时间进行统计和排序. 所有

算法均在相同的实验环境和参数设置下进行测试. 其中: 种群规模统一设为 30, 问题维度为 30. 将各算法的运行终止条件设置为收敛至同一最优值, 当迭代过程中达到或优于该值时, 运行结束. 各算法运行时间结果和排名情况如表 3 所示。

从实验结果来看,改进的 CEPSO 算法在单峰、多峰和混合函数中表现最佳,在复合函数中排名靠前,整体表现最佳,能够快速收敛。

4 多阈值图像分割应用

4.1 问题描述

最大化类间方差法^[31]是一种传统的使用阈值进行图像分割的方法,其核心是通过最大化类间方差来确定图像分割的最佳阈值,将图像分为前景和背景两部分. 随着计算机视觉领域对图像分割精确度和复杂度的增加,单一的阈值难以精准刻画图像. 多阈值的最大化类间方差法被尝试使用,即通过将图

表3 各算法运行时间和排名情况

测试函数	运行时间/s				
	CEPSO	PSO	VPPSO	EAPSO	GLPSO
f_1	0.05	0.07	0.09	0.11	0.14
f_2	0.06	0.10	0.11	0.13	0.32
f_7	0.09	0.16	0.15	0.16	0.49
f_8	0.09	0.18	0.17	0.16	0.86
f_{11}	0.07	0.02	0.04	0.10	0.09
f_{12}	0.08	0.16	0.21	0.13	0.34
f_{13}	0.07	0.10	0.16	0.12	0.53
f_{14}	0.07	0.14	0.16	0.09	0.50
f_{21}	0.18	0.29	0.16	0.20	0.24
f_{22}	0.23	0.34	0.14	0.20	0.25
f_{27}	0.37	0.24	0.17	0.11	0.79
排名总计	19	33	29	31	52
总排名	1	4	2	3	5

像划分为多个灰度区间, 实现更精准的图像分割. 为提升多阈值最大化类间方差法的分割效率, 本文将改进的协同自进化优化算法应用于多阈值最大化类间方差的阈值求解上, 并与其他先进算法进行效果对比.

设原始灰度图像的像素灰度范围为 $[0, L - 1]$, 采用 m 个阈值 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$, 满足 $\{0 < t_1 < t_2 < \dots < L - 1\}t_m$, 将图像分割为 $m + 1$ 个区域. 粒子群优化算法被普遍应用于最小化问题, 因此, 将求取最大化类间方差的最大值转化为求取负最大化类间方差的最小值, 如下所示:

$$\min_T -\sigma_b^2(T); \tag{18}$$

$$\text{s.t. } 0 < t_1 < t_2 < \dots < t_m < L, \tag{19}$$

$$\sigma_b^2 = \sum_{K=0}^m \omega_k (\mu_k - \mu_T)^2, \tag{20}$$

$$\omega_k = \sum_{i=t_{(k-1)}}^{t_{(k)}-1} p(i), \tag{21}$$

$$\mu_k = \frac{1}{\omega_k} \sum_{i=t_{(k-1)}}^{t_{(k)}-1} i \times p(i), \tag{22}$$

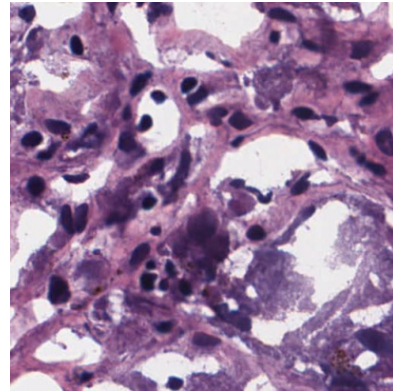
$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} i \times p(i). \tag{23}$$

其中: σ_b^2 为类间方差, μ_T 为图像灰度的平均值, μ_k 为第 k 个区域内部的灰度中心, ω_k 用于衡量每个区间的像素比例, $p(i)$ 是灰度值为 i 的像素出现的概率.

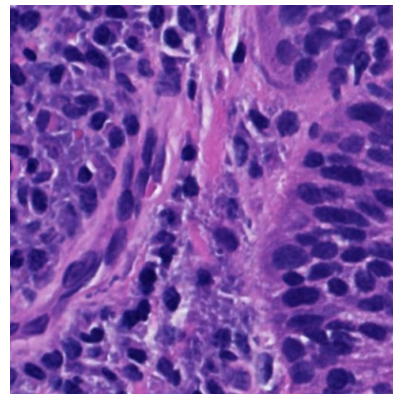
4.2 实验设置

为验证所提出改进算法在图像分割上的有效性,

采用 CryoNuSeg 数据集^[32]的部分图像进行分割实验. CryoNuSeg 是冰冻切片病理图像细胞核分割领域的公开基准数据集, 其图像来源于多种实际病理场景, 具有细胞核形态多样、边界模糊且对比度低等特点, 这些挑战使其成为验证分割算法鲁棒性和精度的权威测试集. 图 5 为原始分割图像.



(a) Human_AdrenalGland_01



(b) Human_Larynx_01

图5 原始图像

所提出算法与各改进的粒子群优化算法在不同阈值数量下 (3, 5 和 8) 进行对比. 为降低噪声干扰, 本文对输入灰度图像进行高斯滤波预处理, 标准差值设置为 0.1. 实验设置种群大小为 10, 最大迭代次数为 30. 算法性能评价采用多种定量指标进行综合评估, 其中包括最优适应度的均值、标准差以及收敛曲线, 所有统计结果均基于每种算法独立运行 10 次后的实验数据. 选取适应度值、峰值信噪比 (PSRN)、结构相似性 (SSIM) 作为衡量指标.

MSE 表示大小为 $m \times n$ 的原始图像 I 与其分割后图像为 K 的均方误差, 如下所示:

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (I(i, j) - K(i, j))^2. \tag{24}$$

PSRN 和 SSIM 的计算如下所示:

$$\text{PSRN} = 10 \lg \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right), \tag{25}$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_I\mu_K + C_1)(2\sigma_{IM} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_K^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_K^2 + C_2)}. \quad (26)$$

其中: μ_I, μ_K 分别为原图像 I 和分割图像 K 的均值; σ_I^2 和 σ_K^2 分别为两幅图像的方差; σ_{IM} 为两幅图像的协方差; C_1 和 C_2 为稳定常数, $K_1 = 0.01, K_2 = 0.03, L$ 指像素的动态范围, $L = 255$, 有

$$C_1 = (K_1L)^2, \quad (27)$$

$$C_2 = (K_2L)^2. \quad (28)$$

4.3 实验结果与分析

表 4 是算法在阈值数量分别为 3、5、8 的图像分

割结果. 由表 4 实验结果可见, 随着阈值数量的增加, PSNR 和 SSIM 指标整体呈现上升趋势, 表明分割结果更加接近原始图像结构特征, 图像分割精度得到有效提升. 在测试图像的对比实验中, 改进的协同自进化粒子群优化算法在收敛性能方面表现出显著优势, 其获得的最优解质量明显优于其他对比算法, 体现出更强的全局搜索能力. 与此同时, 在多次独立运行实验中, 该改进算法所得结果的标准差始终保持在较低水平, 表明算法在不同初始条件下具有良好的稳定性和鲁棒性, 能够在复杂图像分割任务中保持较为一致的优化性能.

表4 图像分割结果

维度	算法	图像(a)				图像(b)			
		PSRN	SSIM	Mean	std	PSRN	SSIM	Mean	std
3维	EAPSO	18.88	0.61	-4982.46	4.71	18.46	0.61	-4706.43	8.50
	CAPSO	18.37	0.59	-4988.53	0.13	18.34	0.60	-4713.50	0.12
	CEPSO	18.39	0.59	-4988.62	0.11	18.34	0.60	-4713.54	0.28
5维	EAPSO	20.61	0.72	-5140.41	11.49	21.49	0.73	-4872.27	13.68
	CAPSO	21.55	0.73	-5159.42	2.96	21.65	0.73	-4890.22	2.18
	CEPSO	22.05	0.74	-5160.10	2.19	21.83	0.73	-4891.27	2.00
8维	EAPSO	19.98	0.76	-5213.16	8.95	22.02	0.86	-4943.90	10.51
	CAPSO	19.05	0.76	-5226.05	5.98	23.84	0.84	-4965.17	4.60
	CEPSO	21.84	0.79	-5230.49	5.10	25.30	0.85	-4968.91	4.38

CEPSO 通过与其他算法在图像分割的效果、阈值求解收敛性等方面进行对比, 成功验证了所提出算法在多阈值图像分割问题上的适用性.

4.4 图像分割消融实验

为进一步探究不同改进策略对于图像分割性能的影响, 以图 5(a) 为测试对象, 在设置不同阈值数量

的条件下, 对改进算法中不同策略的收敛性能进行对比分析, 从而系统评估各改进策略在算法中的有效性.

图 6 为图像分割消融实验. 如图 6 所示, 随着阈值数量的增加, 单一改进策略难以兼顾收敛效率与稳定性, 而 CEPSO 通过多策略协同机制, 在不同阈值条件下展现出稳定且优越的收敛性能.

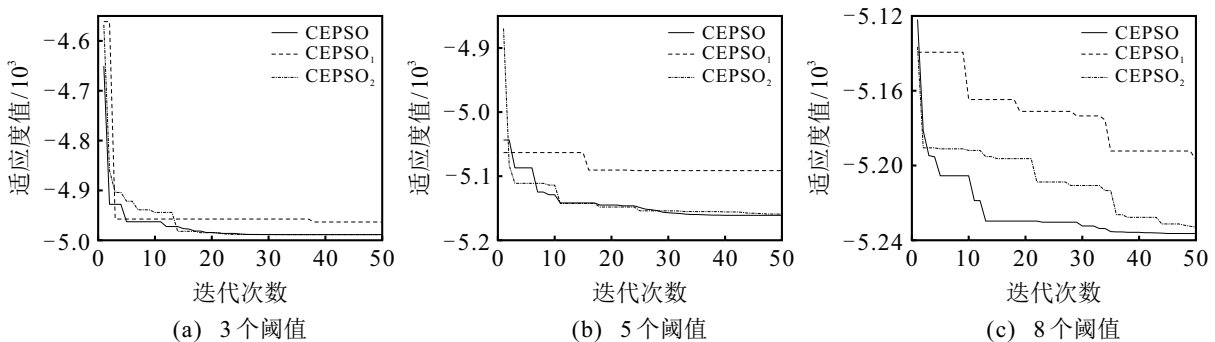


图6 图像分割消融实验

5 总结与展望

本文提出了一种协同进化粒子群优化算法, 通过协同自进化策略使得算法快速收敛, 提高了算法的收敛速度, 使用所提出高效自进化算法策略保持了算法全局搜索与局部开发的平衡性, 并通过在两

个标准测试数据集上的实验, 验证了所提出算法在解决高维复杂优化问题的有效性. 将所提出算法应用于多阈值图像分割, 实验结果表明: 其在多阈值分割问题上实现了分割精度的提升, 在阈值的确定问题上保持优越的收敛性, 体现了其在多阈值图像分

割上的实用性, 为未来针对更高精度的图像分割问题和高维的优化问题提供了新的思路和解决方案。在未来的研究中, 将进一步拓展本工作的改进维度和应用深度。通过与前沿智能优化方法的横向对比, 探索将协同进化策略与其他优化框架进行融合或迁移的可能性, 以验证其泛化能力和可扩展性; 同时, 将推动算法在医学影像、遥感图像等复杂实际场景中的应用, 从而实现算法性能更全面的验证和优化。

参考文献 (References)

- [1] 管军, 叶双慧, 易文俊. 基于 PSO-hpRPM 算法的滑翔制导炮弹弹道优化[J]. *控制与决策*, 2025, 40(5): 1733-1741.
(Guan J, Ye S H, Yi W J. Trajectory optimization of glide guidance projectile based on PSO-hpRPM hybrid algorithm[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(5): 1733-1741.)
- [2] 刘孝保, 袁智慧, 张雨东, 等. 基于智能合约和 CPSO_DNN 的流程工艺参数可信自决策模型[J]. *控制与决策*, 2024, 39(6): 1869-1878.
(Liu X B, Yuan Z H, Zhang Y D, et al. A trusted self-decisioning model of process parameters optimization based on smart contract and CPSO_DNN[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(6): 1869-1878.)
- [3] Baban P Q, Mir F, Ebrahimi F. Power system stability improvement based on virus particle swarm optimization algorithm[J]. *European Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 2023, 7(3): 35-40.
- [4] 王子赟, 季钢, 沈谦逸, 等. 基于粒子群的正交超平行空间滤波及其在 SOC 估计中的应用[J]. *控制与决策*, 2025, 40(2): 599-607.
(Wang Z Y, Ji G, Shen Q Y, et al. Particle swarm optimization based orthometric hyperparallel space filtering and its application in SOC estimation[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(2): 599-607.)
- [5] 曹慕昆, 王逸诚, 刘新龙, 等. 轨迹数据驱动的新能源汽车充电站选址模型研究[J]. *控制与决策*, 2025, 40(9): 2739-2747.
(Cao M K, Wang Y C, Liu X L, et al. Research on location model of new energy vehicle charging station driven by trajectory data[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(9): 2739-2747.)
- [6] 苟进展, 吴宇, 邓嘉宁. 基于群智能-一致性理论的无人机编队全过程飞行航迹规划方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(5): 1464-1472.
(Gou J Z, Wu Y, Deng J N. Swarm intelligence and consensus theory based trajectory planning for a complete flight of UAV formation[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(5): 1464-1472.)
- [7] 李云红, 李传真, 屈海涛, 等. 基于改进人工蜂群正余弦优化的红外图像分割方法[J]. *激光与红外*, 2021, 51(8): 1076-1080.
(Li Y H, Li C Z, Qu H T, et al. Infrared image segmentation method based on improved artificial bee colony sine and cosine optimization[J]. *Laser & Infrared*, 2021, 51(8): 1076-1080.)
- [8] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. *Proceedings of ICNN'95 — International Conference on Neural Networks*. Perth, 1995: 1942-1948.
- [9] Zhang Y Y. Elite archives-driven particle swarm optimization for large scale numerical optimization and its engineering applications[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2023, 76: 101212.
- [10] Nama S, Saha A K, Chakraborty S, et al. Boosting particle swarm optimization by backtracking search algorithm for optimization problems[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2023, 79: 101304.
- [11] Meng Z Y, Zhong Y X, Mao G J, et al. PSO-sono: A novel PSO variant for single-objective numerical optimization[J]. *Information Sciences*, 2022, 586: 176-191.
- [12] 梅景涛, 王元, 任安楠, 等. 基于竞争性粒子群优化算法的多阶 Scholte 波频散曲线反演研究[J]. *地球物理学报*, 2025, 68(12): 4926-4941.
(Mei J T, Wang Y, Ren A N, et al. Inversion of multimodal Scholte wave dispersion curves based on competitive swarm optimizer algorithm[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2025, 68(12): 4926-4941.)
- [13] 刘惠中, 邹起华. 基于改进 U²-Net 的摇床精矿带图像分割方法[J]. *传感器与微系统*, 2025, 44(5): 124-128.
(Liu H Z, Zou Q H. Image segmentation method of shaking table ore belt based on improved U²-Net[J]. *Sensors and Microsystems*, 2025, 44(5): 124-128.)
- [14] 王靖, 姜文刚, 程耀, 等. 基于 Lab 颜色空间改进 U-Net 的稻田杂草分割方法[J]. *中国农机化学报*, 2025, 46(5): 148-154.
(Wang J, Jiang W G, Cheng Y, et al. Improved U-Net based on Lab color space for weed segmentation method in rice fields[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2025, 46(5): 148-154.)
- [15] 朱丽程, 魏国辉. 融合接收加权键值架构和球面几何特征的甲状腺结节分割方法[J]. *生物医学工程学报*, 2025, 42(3): 567-574.
(Zhu L C, Wei G H. Thyroid nodule segmentation method integrating receiving weighted key-value architecture and spherical geometric features[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2025, 42(3): 567-574.)
- [16] 李秀娟, 刘中胜. 基于边缘特征细化的轻量级双分支遥感图像语义分割方法[J]. *现代电子技术*, 2025, 48(19): 25-30.
(Li X J, Liu Z S. Lightweight dual-branch remote sensing image semantic segmentation method based on edge feature refinement[J]. *Modern Electronics Technique*, 2025, 48(19): 25-30.)
- [17] 刘庭亭, 何志琴. 基于 IZOA 结合最小交叉熵的图像分割算法[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(16): 40-53.
(Liu T T, He Z Q. Based on IZOA combined with minimum cross-entropy image segmentation algorithm[J]. *Electronic Measurement Technology*,

- 2025, 48(16): 40-53.)
- [18] 张帅帅, 刘瑞霞, 单珂, 等. 基于改进水平集模型的心脏图像分割算法[J]. 工程科学学报, 2025, 47(7): 1536-1544.
(Zhang S S, Liu R X, Shan K, et al. Research on cardiac image segmentation algorithm based on improved level set modeling[J]. *Journal of Engineering Science*, 2025, 47(7): 1536-1544.)
- [19] 吴广, 王云香, 刘礼, 等. 融合图像分割与风格迁移的文物数字拓片技术探索[J]. 西南大学学报: 自然科学版, 2025, 47(6): 224-235.
(Wu G, Wang Y X, Liu L, et al. Digital rubbing technology for cultural relics: Integrating image segmentation and style transfer[J]. *Journal of Southwest University: Natural Science Edition*, 2025, 47(6): 224-235.)
- [20] Nie F Y, Liu M Z, Zhang P F. Multilevel thresholding with divergence measure and improved particle swarm optimization algorithm for crack image segmentation[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 7642.
- [21] Ling L, Huang L J, Wang J, et al. An improved soft subspace clustering algorithm based on particle swarm optimization for MR image segmentation[J]. *Interdisciplinary Sciences: Computational Life Sciences*, 2023, 15(4): 560-577.
- [22] Norouziyazad A, Homam B, Feygin A, et al. Optimized DeepLabV3+ for clinical data analysis through advanced particle swarm optimization-based channel selection[J]. *Advanced Intelligent Systems*, 2025, 7(12): e202500282.
- [23] Zhao J, Fan J C, Wang J. AVNPSO: Hyperparameter optimization of encoder-decoder networks for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2026, 10(1): 557-570.
- [24] Wang W X, Li K S, Tao X Z, et al. An improved MOEA/D algorithm with an adaptive evolutionary strategy[J]. *Information Sciences*, 2020, 539: 1-15.
- [25] Wu G, Mallipeddi R, Suganthan P N. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2017 competition on constrained real-parameter optimization[R]. Changsha: National University of Defense Technology; Daegu: Kyungpook National University; Singapore: Nanyang Technological University, 2017.
- [26] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]. *IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No. 98TH8360)*. Anchorage, 1998: 69-73.
- [27] Duan Y X, Chen N, Chang L J, et al. CAPSO: Chaos adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 29393-29405.
- [28] Shami T M, Mirjalili S, Al-Eryani Y, et al. Velocity pausing particle swarm optimization: A novel variant for global optimization[J]. *Neural Computing and Applications*, 2023, 35(12): 9193-9223.
- [29] Hong L B, Wang G D, Bai R B. A particle swarm optimization-based ensemble metaheuristic for long-term transmission network expansion planning[J]. *Applied Soft Computing*, 2025, 179: 113282.
- [30] Han J L, Chen Y Y, Huang X Q. An advanced adaptive group learning particle swarm optimization algorithm[J]. *Symmetry*, 2025, 17(5): 667.
- [31] 费春国, 陈世洪. 基于双通道麻雀改进 OTSU 的 FOD 分割方法[J]. 计算机科学, 2025, 52(S1): 488-494.
(Fei C G, Chen S H. FOD segmentation method based on dual-channel sparrow search algorithm-enhanced OTSU[J]. *Computer Science*, 2025, 52(S1): 488-494.)
- [32] Mahbod A, Schaefer G, Bancher B, et al. CryoNuSeg: A dataset for nuclei instance segmentation of cryosectioned H & E-stained histological images[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2021, 132: 104349.

作者简介

韩佳伶 (1982-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能算法与图像处理、多目标路径规划, E-mail: hanjialing@jlufe.edu.cn;

陈芋渝 (2001-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能算法与图像处理, E-mail: 6231193024@s.jlufe.edu.cn.