

基于混合变异灰狼优化算法的泊位-岸桥调度

杨玉, 孙圣博, 徐子瑞, 蒋效伟, 宋强, 戴红伟*

(江苏海洋大学计算机工程学院, 江苏 连云港 222005)

摘要:为解决灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)算法收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,提出一种基于混合变异的灰狼优化(hybrid mutation grey wolf optimizer, HMGWO)算法。采用 Tent 混沌映射策略初始化种群,融入自适应收敛因子策略平衡搜索多样性,引入高斯-柯西混合变异策略提高算法性能。利用6个基准测试函数进行仿真实验,从寻优能力与收敛性等方面对 HMGWO 算法进行综合分析。将 HMGWO 算法应用于离散泊位-岸桥调度问题,1000次迭代实验后,HMGWO 算法的船舶在港时间最短。

关键词:灰狼优化算法;混合变异;混沌映射;自适应收敛因子;泊位-岸桥调度

中图分类号:TP181 **文献标志码:**A

引用格式:杨玉,孙圣博,徐子瑞,等.基于混合变异灰狼优化算法的泊位-岸桥调度[J].山东大学学报(理学版),2026,61(1):94-102.

Hybrid mutation based gray wolf optimization algorithm for berth-quay crane scheduling

YANG Yu, SUN Shengbo, XU Zirui, JIANG Xiaowei, SONG Qiang, DAI Hongwei*

(School of Computer Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, Jiangsu, China)

Abstract: In order to address the issues of slow convergence speed and susceptibility to local optimality in the gray wolf optimizer (GWO) algorithm, a hybrid mutation gray wolf optimizer (HMGWO) algorithm is proposed. This new algorithm is based on hybrid mutation and utilizes the Tent chaotic mapping strategy. The population is initialized, and an adaptive convergence factor strategy is incorporated to maintain search diversity. Additionally, the algorithm introduces the Gaussian-Cauchy hybrid mutation strategy to enhance performance. Six benchmark test functions are utilized for simulation experiments, evaluating the HMGWO algorithm's optimization capability and convergence. The HMGWO algorithm was applied to the discrete berth-quay crane scheduling problem. After one thousand iterations in experiments, the HMGWO algorithm spent the shortest time for ships in port.

Key words: grey wolf optimization algorithm; hybrid mutation; chaotic mapping; adaptive convergence factor; berth-quay crane scheduling

0 引言

经济全球化的浪潮中,海洋运输成为物流运输的主要方式,将泊位与岸桥联合调度,能够提高船舶周转效率。根据码头泊位分布方式的不同,泊位可分为离散型泊位和连续型泊位^[1]。离散型泊位将码头分成固定的几个泊位在同一时间每个泊位只能停靠一艘船。离散泊位-岸桥调度属于复杂组合优化问题,对算法的性能有较高要求。

Mirjalili 等^[2]依据灰狼种群中的社会分级制度与捕猎行动,提出灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)

收稿日期:2024-05-17;网络出版时间:2024-12-05

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62373171);全国高等院校计算机基础教育研究会教学研究项目(2023-AFCEC-307);江苏省计算机学会教学类项目(JSCS2022028);江苏省大学生创新创业项目(202211641027Z,202311641003Z)

第一作者:杨玉(1979—),女,副教授,硕士生导师,博士,研究方向为智能计算与最优化。E-mail:yangyu@jou.edu.cn

*通信作者:戴红伟(1975—),男,教授,硕士生导师,博士,研究方向为智能计算、最优化问题、复杂网络等。E-mail:hw dai@jou.edu.cn

算法。GWO 算法因参数少、易实现,广泛应用于预测模型^[3-5]、图像处理^[6]、港口物流^[7]等领域。与其它优化算法类似,GWO 算法在解决某些特定问题时,也会产生易早熟收敛、开发探索过程不平衡等问题。因此,学者们尝试改进 GWO 算法以提升其性能。李全耀等^[8]混合教与学思想,提升算法的全局探索能力。张铸等^[9]利用混沌映射策略初始化种群,提升种群平均质量,提高算法收敛速度。王秋萍等^[10]融入自适应收敛因子,平衡算法全局探索与局部开发能力。秦宏伍等^[11]引入轮盘赌思想,丰富算法的位置更新方式。刘哲等^[12]针对舰载机弹药保障调度优化问题,设计融合遗传交叉算子的改进算法。Hasan 等^[13]引入飞蛾扑火思想,将算法应用于检测网络攻击。Rasmiranjan 等^[14]通过指数下降函数平衡算法的开发与探索,利用改进算法分割皮肤癌图像。

虽然上述改进策略能在一定程度上提升 GWO 算法的性能,但在解决一些特定问题时仍然面临开发探索不平衡等问题。因此,针对离散泊位-岸桥调度问题,本文提出一种混合变异的灰狼优化(hybrid mutation grey wolf optimizer, HMGWO)算法。采用 Tent 混沌映射策略初始化种群,提高初始种群的平均质量和多样性,增强算法跳出局部最优的能力,利用自适应收敛因子增强算法的随机性,引入高斯-柯西混合变异策略对种群进行扰动。实验结果表明,相较于 GWO 算法,HMGWO 算法在提升寻优能力的同时,能够加快收敛速度。

1 GWO 算法

GWO 算法将灰狼群体抽象成 4 种不同的角色: α 、 β 、 δ 和 ω 狼。 α 、 β 和 δ 狼为灰狼群的引导狼,负责接近猎物。 α 狼为种群的最优解; β 狼为种群的次优解; δ 狼仅次于 α 、 β 狼,为第 3 最优解;其余灰狼为 ω 狼,负责跟随引导狼包围猎物。GWO 算法的主要步骤如下。

(1) 搜索。低等级的灰狼会通过随机地移动进行探索,寻找目标。

(2) 包围目标。灰狼在遇到猎物时会包围猎物,寻找机会,即

$$D = |CX_p(t) - X(t)|, \quad (1)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - AD, \quad (2)$$

式中: t 为当前迭代次数, D 为灰狼与猎物之间的距离向量, X_p 为猎物的位置向量, $X(t+1)$ 为下一次迭代时的灰狼个体向量, A 为调节猎物与灰狼个体之间的距离变量, C 为系数,即

$$A = 2ar_1 - a, \quad (3)$$

$$C = 2r_2, \quad (4)$$

式中, $r_1, r_2 \in [0, 1]$ 的随机数, a 为一个从 2 线性递减到 0 的收敛因子。

(3) 捕猎行为。在未知的搜索行动中, α 狼主导灰狼群的捕猎, α 狼结合 β 、 δ 狼的信息,为 ω 狼提供捕猎方向; ω 狼根据获取到的方向不断更新位置。

灰狼群体的位置更新公式为

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 X_\alpha - X|, & X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha, \\ D_\beta = |C_2 X_\beta - X|, & X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta, \\ D_\delta = |C_3 X_\delta - X|, & X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta, \end{cases} \quad (5)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3}, \quad (6)$$

式中: X 为当代灰狼的位置向量, D_α 、 D_β 和 D_δ 分别为 ω 狼与 α 、 β 和 δ 狼之间的距离向量, C_1 、 C_2 和 C_3 分别为 α 、 β 和 δ 狼的搜索范围, X_1 、 X_2 和 X_3 分别为 ω 狼在 α 、 β 和 δ 狼引导下生成的指导位置。

2 HMGWO 算法

2.1 Tent 混沌映射策略

在 GWO 算法中,采取随机生成的方式初始化种群,初始解分布不均匀,且种群多样性较差。因此,本文采取 Tent 混沌映射策略初始化种群,混沌映射可以使初始解分布更均匀^[15]。混沌映射序列模型为

$$Y_{d+1}^i = \begin{cases} Y_d^i / k, & Y_d^i \in [0, k], \\ (1 - Y_d^i) / (1 - k), & Y_d^i \in [k, 1]. \end{cases} \quad (7)$$

将混沌序列映射到解空间内,初始化种群,

$$X_d^i = X_d^{\min} + Y_d^i (X_d^{\max} - X_d^{\min}), \quad (8)$$

式中: i 为第*i*条灰狼, d 为问题维度, k 为混沌系数, Y_d^i 为第*i*个体第*d*维度的混沌序列值, X_d^{\max} 和 X_d^{\min} 分别为问题维度的上下界。

$k \in [0, 1]$, $k=0.5$ 时,混沌序列会呈现一种小周期状态^[16],初始解的随机性会下降,经过对比分析,设 $k=0.6$ 。

2.2 自适应收敛因子

在GWO算法的捕猎阶段中, C 不能周期性适应种群迭代的过程,因此,本文引入自适应收敛因子 θ 。当算法迭代到后期时,易陷入局部最优, θ 非线性递增,能增加算法跳出局部最优解的概率。改进后的 C 计算公式为

$$C = 4r_1\theta, \quad (9)$$

式中 θ 为

$$\theta = 4r_2r_3(t/t_{\max}), \quad (10)$$

式中: $r_3 \in [0, 1]$, t_{\max} 为最大迭代次数。

图1为 θ 迭代500次的变化趋势,随着迭代次数增加, θ 无规则递增。算法迭代初期, θ 较小,对算法影响很小;算法迭代后期, θ 较大,对算法影响较大。

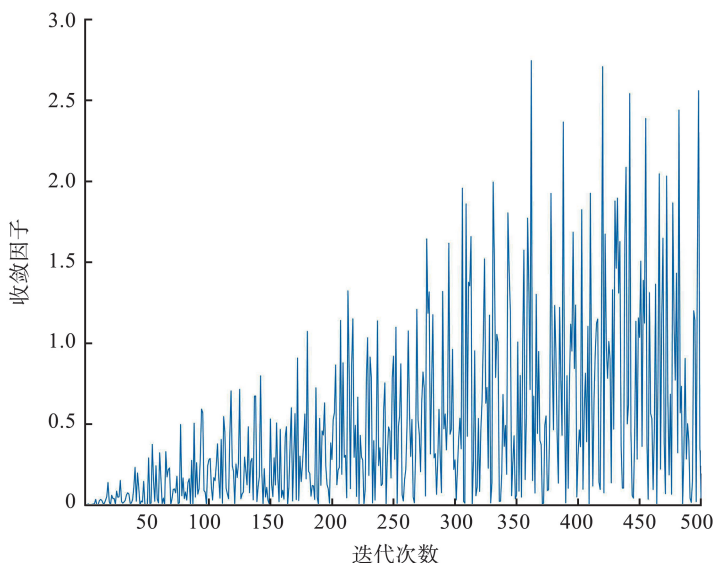


图1 自适应收敛因子变化趋势

Fig.1 Adaptive convergence factor variation trend

2.3 高斯-柯西混合变异

GWO算法在解决某些问题时,很难找到理论最优解。因此,本文引入高斯-柯西混合变异策略变异灰狼个体。变异的灰狼个体进入最优解附近区域探索,能够提升灰狼群体质量。本文设检测因子 $\tilde{\omega}$,算法在符合 $\tilde{\omega}$ 判定条件时执行变异操作,避免增加算法的时间复杂度^[17]。

小范围空间内高斯变异的搜索能力增强,擅长局部搜索。算法迭代后期,在最优解附近的区域进行小范围扰动时,高斯变异效果较明显;在快速迭代求解的问题或单目标问题中,扰动幅度偏大的柯西变异应用广泛,且能提高算法迭代的速度,因此柯西变异适用于算法迭代前期。本文添加了随机变量 γ_1 、 γ_2 ,增强算法的随机性。算法的混合变异公式为

$$H(t) = X_{\text{best}}(1 + \gamma_1 G_\sigma + \gamma_2 C_\sigma), \quad r < \tilde{\omega}, \quad (11)$$

式中: X_{best} 为全局最优解,即 α 狼的位置向量, G_σ 与 C_σ 分别为高斯因子和柯西因子, $r \in [0, 1]$,为避免增加

算法的时间复杂度,适当降低扰动频率,设 $\bar{\omega}=0.2$ 。

随机变量 γ_1 为

$$\gamma_1 = [2c_1(t/t_{\max})]^2, \tag{12}$$

式中, $c_1 \in [0, 1]$ 。

随机变量 γ_2 为

$$\gamma_2 = 1 - [2c_2(t/t_{\max})]^2, \tag{13}$$

式中, $c_2 \in [0, 1]$ 。

2.4 基于混合变异的灰狼优化算法流程

- (1) 设种群大小为 N , 维度为 d , 最大迭代次数为 t_{\max} 等。
- (2) 根据式(7)、(8), 利用 Tent 混沌映射策略初始化灰狼种群。
- (3) 设适应度值前 3 名的灰狼为 α 狼、 β 狼、 δ 狼。
- (4) 通过式(9)、(10) 计算自适应收敛因子 C 。
- (5) 根据式(5)、(6) 更新灰狼群体位置。
- (6) 根据式(11) 判断是否符合条件, 若符合条件则通过式(11)、(12)、(13), 对灰狼群体进行高斯-柯西混合变异。
- (7) 获取变异后灰狼个体的适应度, 采取贪婪策略, 对优于原始个体的变异个体予以保留。
- (8) 迭代次数递增, 若达到最大迭代次数则输出最终结果, 否则返回步骤 3。

3 算法性能测试与分析

本文选取 6 个基准测试函数将 HMGWO 算法与其它智能优化算法进行对比分析, 对比算法有: 蜣螂优化^[18](dung beetle optimizer, DBO) 算法、正余弦算法^[19](sine cosine algorithm, SCA)、哈里斯鹰优化^[20](harris hawks optimizer, HHO) 算法、鲸鱼优化算法^[21](whale optimizer algorithm, WOA)、灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO) 算法, 基准测试函数如表 1 所示。实验采用的计算机环境为 Windows10 操作系统, 运行内存 16 G, R7-4800H CPU, 主频率 4.2 GHz, 在 MatlabR2022b 上运行。

表 1 基准测试函数
Table 1 Benchmark functions

函数	维度	定义域	理论最优值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n \}$	30	$[-100, 100]$	0
$f_5(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$	30	$[-1.28, 1.28]$	0
$f_6(x) = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0

3.1 算法寻优能力分析

将 HMGWO 算法与 DBO、SCA、HHO、WOA、GWO 算法进行对比分析, 利用基准测试函数检验 HMGWO 算法的寻优能力。每个算法独立运行 30 次, 每次运行迭代 500 次。运行 30 次后, 取各算法适应度值的最优值、平均值和标准差作为算法性能的评价指标, 见表 2—4 所示。HMGWO 算法参数为 $\bar{\omega}$ 、 r , 其中,

$\tilde{\omega}=0.2, r \in [0,1]$ 。DBO 算法参数为 $b, k, \alpha, b=0.3, k=0.1, \alpha$ 为 -1 或 1 。SCA 参数为 $b_1, b_2, b_3, b_1 \in [0, 2], b_2 \in [0, \pi], b_3 \in [0, 2]$ 。HHO 算法参数为 $\beta, E_0, \beta=1.5, E_0 \in [-1, 1]$ 。WOA 参数为 $d, d=1$ 。GWO 算法参数为 $r_1, r_2, r_1 \in [0, 1], r_2 \in [0, 1]$ 。

表2 6种算法在6个测试函数上适应度的最优值

Table 2 The optimal value of fitness value of six algorithms on six test functions

函数	HMGWO	DBO	SCA	HHO	WOA	GWO
f_1	0	3.90×10^{-155}	9.00×10^{-4}	3.50×10^{-122}	2.20×10^{-86}	1.90×10^{-29}
f_2	8.90×10^{-162}	7.18×10^{-87}	4.00×10^{-4}	2.57×10^{-57}	1.85×10^{-59}	1.42×10^{-17}
f_3	2.20×10^{-286}	8.00×10^{-150}	1.73×10^3	1.60×10^{-100}	6.64×10^3	5.73×10^{-9}
f_4	2.10×10^{-149}	3.21×10^{-74}	5.54	1.62×10^{-55}	3.00×10^{-2}	2.68×10^{-8}
f_5	1.06×10^{-5}	5.50×10^{-5}	6.00×10^{-3}	4.53×10^{-6}	7.48×10^{-5}	4.60×10^{-4}
f_6	4.44×10^{-16}	4.44×10^{-16}	1.00×10^{-2}	4.44×10^{-16}	4.44×10^{-16}	7.51×10^{-14}

表3 6种算法在6个测试函数上适应度的平均值

Table 3 The average of fitness values of six algorithms on six test functions

函数	HMGWO	DBO	SCA	HHO	WOA	GWO
f_1	1.60×10^{-230}	5.20×10^{-106}	3.90×10^{-155}	1.47×10^{-94}	2.06×10^{-71}	6.80×10^{-28}
f_2	2.90×10^{-123}	3.60×10^{-51}	1.00×10^{-2}	3.30×10^{-50}	4.53×10^{-50}	1.24×10^{-16}
f_3	6.70×10^{-210}	3.62×10^{-81}	7.61×10^3	1.67×10^{-70}	4.13×10^4	7.69×10^{-5}
f_4	1.40×10^{-107}	7.06×10^{-50}	2.52×10^1	1.74×10^{-47}	4.52×10^1	7.06×10^{-7}
f_5	1.20×10^{-4}	8.00×10^{-4}	5.00×10^{-2}	1.50×10^{-4}	4.90×10^{-2}	1.30×10^3
f_6	4.44×10^{-16}	4.44×10^{-16}	1.26×10^1	4.44×10^{-16}	4.94×10^{-15}	1.03×10^{-13}

表4 6种算法在6个测试函数上适应度的标准差

Table 4 Standard deviation of fitness values of six algorithms on six test functions

函数	HMGWO	DBO	SCA	HHO	WOA	GWO
f_1	0	2.80×10^{-101}	1.86×10^1	8.02×10^{-94}	1.07×10^{-70}	9.62×10^{-28}
f_2	1.60×10^{-122}	1.97×10^{-50}	2.00×10^{-2}	8.81×10^{-50}	2.47×10^{-49}	8.91×10^{-17}
f_3	0	1.68×10^{-80}	4.54×10^3	9.07×10^{-70}	1.28×10^4	1.00×10^{-4}
f_4	7.80×10^{-107}	3.87×10^{-49}	1.62×10^1	9.21×10^{-47}	2.58×10^1	1.20×10^{-6}
f_5	1.20×10^{-4}	1.10×10^{-3}	8.00×10^{-2}	1.50×10^{-4}	5.00×10^{-3}	2.00×10^{-3}
f_6	0	0	9.36	0	2.46×10^{-15}	1.51×10^{-14}

由表2可知,HMGWO算法在函数 f_1 中找到了理论最优值(0),效果优于其它算法。对于函数 f_2, f_3, f_4, f_6 ,HMGWO算法适应度值的最优值均为最小,分别为 $0, 8.90 \times 10^{-162}, 2.20 \times 10^{-286}, 2.10 \times 10^{-149}, 4.44 \times 10^{-16}$ 。对函数 f_5 ,HMGWO算法的最优值比GWO算法小了1个数量级,HMGWO算法寻优性能更佳。

由表3可以看出,在函数 $f_1 \sim f_6$ 上,HMGWO算法适应度值的平均值均为最小,分别为 $1.60 \times 10^{-230}, 2.90 \times 10^{-123}, 6.70 \times 10^{-210}, 1.40 \times 10^{-107}, 1.20 \times 10^{-4}, 4.44 \times 10^{-16}$ 。

由表4可知,对函数 $f_1 \sim f_6$,HMGWO算法适应度值的标准差均为最小,分别为 $0, 1.60 \times 10^{-122}, 0, 7.80 \times 10^{-107}, 1.20 \times 10^{-4}, 0$ 。适应度值的标准差反映算法的稳定性,HMGWO算法的稳定性最好,DBO、HHO算法的稳定性仅次于HMGWO算法。

3.2 算法收敛性能分析

为进一步衡量HMGWO算法的收敛性,将HMGWO算法与对比算法在6个测试函数上对比,图2分别为6种算法求解函数 $f_1 \sim f_6$ 的迭代收敛曲线。HMGWO算法在相同的迭代次数中能够收敛至更高精度且曲线更平滑。对于函数 $f_4 \sim f_5$,对比算法表现为局部最优,未能达到理论最优值,HMGWO算法的收敛曲线仍保持大幅度下降,说明HMGWO算法具有更强的稳定性。

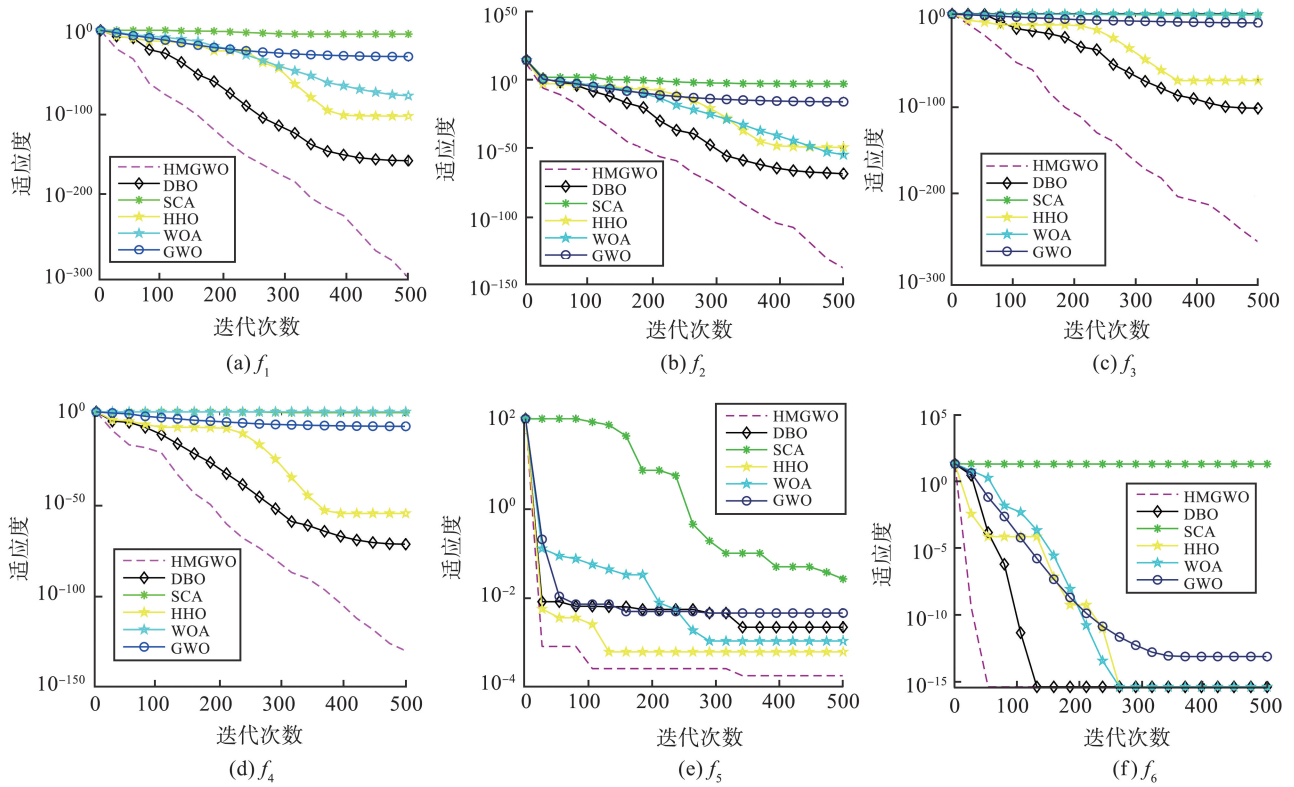


图2 6种算法求解6个测试函数的迭代收敛曲线
Fig.2 Six algorithms for solving iterative convergence curves of six test functions

4 HMGWO 算法求解离散泊位-岸桥联合调度问题

智能优化算法应用于各种复杂问题^[22-23],在港口物流领域,海运逐渐成为国际货物运输的主要方式,泊位和岸桥作为集装箱港口的重要资源,泊位-岸桥的调度方案直接影响港口的吞吐量^[24]。离散泊位-岸桥联合调度问题为 NP-hard 问题,问题中涉及大规模算例分析,常规算法无法对其精确求解^[25-26]。因此,本文将 HMGWO 算法应用于港口物流领域中的离散泊位-岸桥联合调度问题。

4.1 目标函数与约束条件

离散泊位-岸桥调度模型的目标函数为

$$f = \sum_{i=1}^{n_{\text{num}}} (t_d - t_a), \tag{14}$$

式中: t_d 为船舶的实际离港时间, t_a 为船舶的预计到达时间,泊位-岸桥调度的总代价和表示为所有船舶停泊时间的总和。

船舶装卸时间 t_{wi} 计算公式为

$$t_{wi} = \frac{w_i}{q_i r}, \tag{15}$$

式中: w_i 为分配给 i 号船舶的货物数量, q_i 为分配给 i 号船舶的岸桥数量, r 为单位时间内的装箱数量,即工作效率; i 号船舶的货物装卸时间与分配到的货物数量成正比,同时等于分配到的货物数量与工作效率和分配到的岸桥数量之和的商。

船舶实际离港时间约束为

$$t_d \leq t_{de}, \tag{16}$$

式中: t_{de} 为船舶的要求离港时间,船舶实际离港时间应小于等于船舶的要求离港时间。

船舶长度约束为

$$n_l \leq m_l, \tag{17}$$

式中: n_l 为船舶长度, m_l 为泊位长度, 船舶的长度应当小于等于泊位允许停靠的最大长度。

船舶要求离港时间约束为

$$t_a + t_b \leq t_{de}, \tag{18}$$

式中: t_b 为船舶的在港时间, 船舶预计到达时间与在港时间之和应小于等于要求离港时间, 即在要求离港之前应当完成所有货物的装卸。

船舶岸桥约束为

$$q_{\min} \leq q_{\text{num}} \leq q_{\max}, \tag{19}$$

式中: q_{num} 为岸桥数, q_{\min} 为岸桥数下界, q_{\max} 为岸桥数上界, 岸桥数应当在岸桥数的上下界组成的区域内选取。

4.2 实验结果

环境配置、参数设置均与第 3 章相同, 选取 DBO、SCA、WOA、GWO 算法作为对比算法, 算法迭代次数为 1 000 次, 种群数为 200。海岸线长度为 1 200 m, 船舶为 20 艘, 泊位为 4 个, 1~4 号泊位长度分别为 200、300、300、400 m。 $n_l \in [6, 20]$, 船舶预计到达时间 $t_a \in [0, 2\ 016]$, 单位时间 5 min, 岸桥为 12 台, 岸桥装卸速率为 40 TEU/h (TEU 为国际标准箱单位, 一个 20 英尺的集装箱为 1 TEU)。

本实验以船舶在港时间为评价指标, 由表 5 可知, 1 000 次迭代实验后, HMGWO 算法的最短耗时为 3 486 min, 低于 GWO 算法的 3 558 min, 船舶在港时间减少了 2.02%, HMGWO 算法的平均耗时为 3 668 min, 低于 GWO 算法的 3 688 min。

表 5 5 种算法 1 000 次迭代求解离散泊位-岸桥调度模型

Table 5 Five algorithms for solving the discrete berth-quay crane scheduling model with one thousand iterations

算法	最短耗时/min	平均耗时/min	标准差/min	改进度/%
HMGWO	3 486	3 668	70.562 1	
DBO	3 728	3 970	237.790 0	6.49
SCA	3 703	3 837	62.619 1	5.86
WOA	3 596	3 754	101.220 0	3.06
GWO	3 558	3 688	71.230 5	2.02

图 3 为 HMGWO 算法最短耗时的调度方案甘特图, 图中矩形为船舶模型, 模型标注的数据分别为船号和分配的岸桥数, 即 $(x, y) = (\text{船号}, \text{岸桥数})$ 。该调度方案中 2 号泊位的船舶靠泊时间较晚, 成功避开了 3、4 号泊位靠泊高峰期, 最大程度降低因岸桥分配冲突导致的船舶在港时间增加。

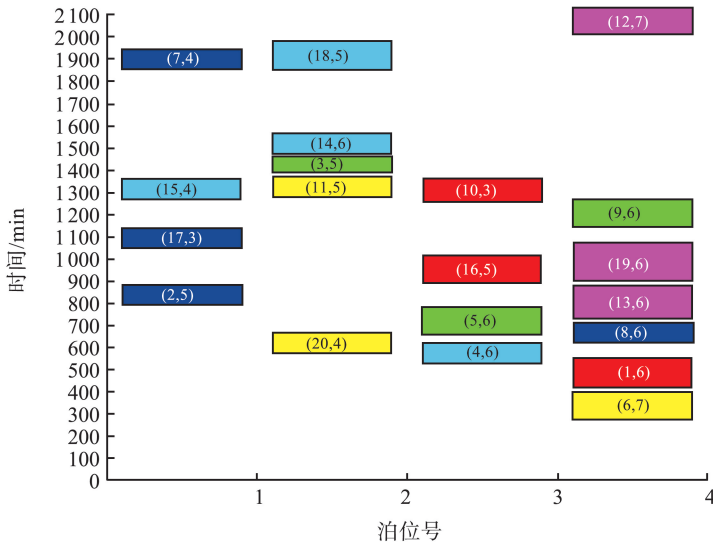


图 3 HMGWO 算法最短耗时离散泊位-岸桥调度方案

Fig.3 HMGWO algorithm shortest time discrete berth-quay crane scheduling scheme

5 结论

本文提出了一种基于混合变异的灰狼优化算法,采取混沌映射初始化种群、改进收敛因子、高斯-柯西混合变异等措施,在收敛速度和寻优能力等方面改进了灰狼优化算法。利用6个基准测试函数检验HMGWO算法的性能,将HMGWO算法应用于离散泊位-岸桥联合调度问题。实验表明,HMGWO算法与其他算法相比具有较强的稳定性、较快的收敛速度和较高的寻优精度。后续工作针对HMGWO算法在三维无人机路径规划、LSTM预测模型参数优化等问题中的应用展开研究。

参考文献:

- [1] 冯小欧,杨瑾,袁培燕. 港口集装箱码头泊位与岸桥的多阶段协作调度仿真研究[J]. 实验室研究与探索,2023,42(6):84-89.
FENG Xiaoou, YANG Jin, YUAN Peiyan. Simulation research on multi-stage cooperative scheduling of berth and quay crane in container terminals of port[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2023, 42(6):84-89.
- [2] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69:46-61.
- [3] SUN Hongbin, CUI Qing, WEN Jingya, et al. Short-term wind power prediction method based on CEEMDAN-GWO-Bi-LSTM[J]. Energy Reports, 2024, 11:1487-1502.
- [4] LI Zhenbi, FENG Xueyan, WANG Li, et al. DC-DC circuit fault diagnosis based on GWO optimization of 1DCNN-GRU network hyperparameters[J]. Energy Reports, 2023, 9(2):536-548.
- [5] TIAN Ying, YU Junqi, ZHAO Anjun, et al. Predictive model of energy consumption for office building by using improved GWO-BP[J]. Energy Reports, 2020, 6:620-627.
- [6] RASMIRANJAN M, RAJASHREE D. Skin cancer image segmentation utilizing a novel EN-GWO based hyper-parameter optimized FCEDN[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(10):9889-9904.
- [7] 李长安,谢宗奎,吴忠强,等. 改进灰狼算法及其在港口泊位调度中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报,2021,53(1):101-108.
LI Changan, XIE Zongkui, WU Zhongqiang, et al. Improved grey wolf algorithm and its application in port berth scheduling [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(1):101-108.
- [8] 李全耀,沈艳霞. 一种基于教与学的混合灰狼优化算法[J]. 控制与决策,2022,37(12):3190-3196.
LI Quanyao, SHEN Yanxia. A hybrid gray wolf optimization algorithm based on the teaching-learning optimization[J]. Control and Decision, 2022, 37(12):3190-3196.
- [9] 张铸,饶盛华,张仕杰. 基于自适应正态云模型的灰狼优化算法[J]. 控制与决策,2021,36(10):2562-2568.
ZHANG Zhu, RAO Shenghua, ZHANG Shijie. Gravity salp swarm algorithm based on adaptive normal cloud model[J]. Control and Decision, 2021, 36(10):2562-2568.
- [10] 王秋萍,王梦娜,王晓峰. 改进收敛因子和比例权重的灰狼优化算法[J]. 计算机工程与应用,2019,55(21):60-65.
WANG Qiuping, WANG Mengna, WANG Xiaofeng. Improved grey wolf optimizer with convergence factor and proportional weight[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(21):60-65.
- [11] 秦宏伍,王立铮,傅渝,等. 基于多策略结合的灰狼优化算法及应用[J]. 山东大学学报(理学版),2024,59(3):51-60.
QIN Hongwu, WANG Lizheng, FU Yu, et al. Grey wolf optimization algorithm based on multi-strategy combination and its application[J]. Journal of Shandong University(Natural Science), 2024, 59(3):51-60.
- [12] 刘哲,马俊飞,陈佳峰,等. 基于改进灰狼算法的舰载机弹药保障调度优化[J]. 系统工程与电子技术,2024,46(4):1264-1272.
LIU Zhe, MA Junfei, CHEN Jiafeng, et al. Carrier-based aircraft ammunition support scheduling optimization based on improved grey wolf optimizer algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(4):1264-1272.
- [13] HASAN D, ERDAL E, HALIL MÜ. A new hybrid approach using GWO and MFO algorithms to detect network attack[J]. CMES-Computer Modeling in Engineering and Sciences, 2023, 136(2):1277-1314.
- [14] RASMIRANJAN M, RAJASHREE D. Skin cancer image segmentation utilizing a novel EN-GWO based hyper-parameter optimized FCEDN[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(10):9889-9904.

- [15] 滕志军,吕金玲,郭力文,等. 一种基于 Tent 映射的混合灰狼优化的改进算法[J]. 哈尔滨工业大学学报,2018,50(11):40-49.
TENG Zhijun, LÜ Jinling, GUO Liwen, et al. An improved hybrid grey wolf optimization algorithm based on Tent mapping [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(11):40-49.
- [16] 张娜,赵泽丹,包晓安,等. 基于改进的 Tent 混沌万有引力搜索算法[J]. 控制与决策,2020,35(4):893-900.
ZHANG Na, ZHAO Zedan, BAO Xiaolan, et al. Gravitational search algorithm based on improved Tent chaos[J]. Control and Decision, 2020, 35(4):893-900.
- [17] 潘劲成,李少波,周鹏,等. 改进正弦算法引导的蜣螂优化算法[J]. 计算机工程与应用,2023,59(22):92-110.
PAN Jincheng, LI Shaobo, ZHOU Peng, et al. Dung beetle optimization algorithm guided by improved sine algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(22):92-110.
- [18] XUE Jiankai, SHEN Bo. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7):7305-7336.
- [19] MIRJALILI S. SCA: a sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 96:120-133.
- [20] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97:849-872.
- [21] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95:51-67.
- [22] 崔晨宇,董泽,王旭光. 一种改进的非洲秃鹫算法[J]. 计算机仿真,2023,40(11):311-318.
CUI Chenyu, DONG Ze, WANG Xuguang. An improved african vulture algorithm [J]. Computer Simulation, 2023, 40(11):311-318.
- [23] 周明月,周明伟,刘桂岐,等. 基于改进蝴蝶算法的机械臂时间最优轨迹规划[J]. 计算机科学,2023,50(S2):119-126.
ZHOU Mingyue, ZHOU Mingwei, LIU Guiqi, et al. Time optimal trajectory planning of manipulator based on improved butterfly algorithm[J]. Computer Science, 2023, 50(S2):119-126.
- [24] JI Bin, HUANG Han, YU S S. An enhanced NSGA-II for solving berth allocation and quay crane assignment problem with stochastic arrival times[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(A):459-473.
- [25] 嵇玉峰,蒋美仙,周健,等. 考虑岸桥移动的泊位-岸桥容量规划问题研究[J]. 浙江工业大学学报,2023,51(1):59-71.
JI Yufeng, JIANG Meixian, ZHOU Jian, et al. Research on berths and quay cranes capacity planning considering the movement of quay cranes[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2023, 51(1):59-71.
- [26] 王日栋. 基于多目标烟花算法的泊位-岸桥整合调度研究[J]. 内蒙古大学学报(自然科学版),2023,54(1):104-112.
WANG Ridong. Research on berth-quay crane assignment problem based on multi-objective fireworks algorithm[J]. Journal of Inner Mongolia University (Natural Science Edition), 2023, 54(1):104-112.

(编辑:陈丽萍)