

面向堆垛机路径优化的局部搜索自适应遗传算法^①



史勤政^{1,2}, 王 嵩², 李冬梅², 高 岑², 田 月²

¹(中国科学院大学, 北京 100049)

²(中国科学院 沈阳计算技术研究所, 沈阳 110168)

通讯作者: 史勤政, E-mail: zaccheo.s@foxmail.com

摘 要: 为了提高自动化立体仓库的运行效率, 针对其中的堆垛机路径调度问题, 根据时间、能耗和作业效率建立了堆垛机调度优化模型, 提出了一种改进的多目标遗传算法 IMOGA. 该算法在 NSGA-II 算法的基础上改进了遗传算子, 采用了适合问题模型的交叉变异操作, 引入了自适应遗传算子, 并新增了基于模拟退火思想的局部随机搜索策略. 以某氨纶厂仓库堆垛机调度情况进行仿真验证, 结果表明, IMOGA 算法收敛速度更快, 解集的质量更高, 在堆垛机调度问题上具有更高的适用性.

关键词: 自适应遗传算法; 堆垛机调度; 局部随机搜索; Pareto 前沿

引用格式: 史勤政, 王嵩, 李冬梅, 高岑, 田月. 面向堆垛机路径优化的局部搜索自适应遗传算法. 计算机系统应用, 2020, 29(8): 230-235. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7589.html>

Local Search Adaptive Genetic Algorithm for Stacker Path Optimization

SHI Qin-Zheng^{1,2}, WANG Song², LI Dong-Mei², GAO Cen², TIAN Yue²

¹(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

²(Shenyang Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110168, China)

Abstract: In order to improve the operation efficiency of the three-dimensional warehouse, aiming at stacker path scheduling problem, a stacking machine scheduling optimization model is established based on the time, energy consumption, and operation efficiency, and an Improved Multi-Objective Genetic Algorithm (IMOGA) is proposed. In IMOGA, genetic operator is improved based on NSGA-II, crossover and mutation operations are designed for this model, adaptive genetic operator is introduced, and a local random search strategy based on the simulated annealing is added. The IMOGA is validated through the stacker scheduling situation in a spandex factory warehouse. The results show that convergence speed of IMOGA is faster, the quality of the solution set is higher, and it has higher applicability in stacker scheduling.

Key words: adaptive genetic algorithm; stacker scheduling; local random search; Pareto front

近年来, 随着物流行业的发展, 现代仓储物流企业对自动化仓库 AS/RS (Automated Storage and Retrieval System) 的效率要求也越来越高, 在 AS/RS 中, 出入库货物搬运任务完全由自动化巷道式堆垛机来负责完成, 堆垛机作为 AS/RS 的核心设备, 其调度问题对仓库的管理效率起决定性作用, 目前, 仓库的堆垛机调度路径

往往采用直接指派的方式, 导致堆垛机的运行效率低、时间和能耗较高. 良好的堆垛机存取路径优化可以降低仓储成本, 提高 AS/RS 的利用率, 对仓库管理效率的提升具有很大的现实意义.

通过对堆垛机的运动模式和物理特性进行分析, 发现其调度问题要考虑时间、能耗、作业效率等因素,

① 收稿时间: 2020-01-12; 修改时间: 2020-02-08; 采用时间: 2020-03-24; csa 在线出版时间: 2020-07-29

这3个因素显然不能同时达到最佳,那么就需要一些方法来进行协调,传统的方法是将多个目标函数通过权重分配的方式降维成单个目标函数,转换成单目标优化的问题,这种方式存在权重量化设定困难和易于陷入局部最优等问题.本文采用多目标优化方式^[1]来解决路径优化问题,对多个无法同时达到最优的目标进行协调,产生一组 Pareto 最优解^[2]路径,供仓库控制系统自行选择.

针对堆垛机调度问题,关榆君等^[3]采用引入了交叉算子和交序列的猫群算法,但无法得到 Pareto 最优解集,依旧是单目标优化的变种.针对多目标优化问题, Srinivas 和 Deb 在 NSGA 的基础上提出了 NSGA-II 算法^[4]来求 pareto 最优解集, NSGA-II 算法使用了快速非支配解排序算法降低复杂度、引进了精英策略来保证优良个体得以保留、采用拥挤度替代了共享适应度, NSGA-II 算法以运行速度快、解集收敛性好、简单有效等特点在多目标优化领域得以广泛应用,尤其对于低维多目标优化问题具有明显优势^[5],但仍存在着容易陷入局部最小值、局部搜索能力不足等问题^[6].因此,本文在 NSGA-II 的基础上进行改进与优化,对 NSGA-II 算法易陷入局部最优的问题采用引入自适应遗传算子的方式进行了改善,并新增了局部随机搜索策略增强局部搜索能力.通过实验证明了新方法对比 NSGA-II 算法在堆垛机调度问题中的有效性.

1 堆垛机调度模型

1.1 问题描述

以连云港某家氨纶公司的自动化无人仓库为研究对象,该仓库为同端出/入布局,即入库口与出库口在巷道的同一侧,货架沿通道排列,堆垛机按指令沿通道运行,进行货架上货物的拣选作业.图1为部分示意图.

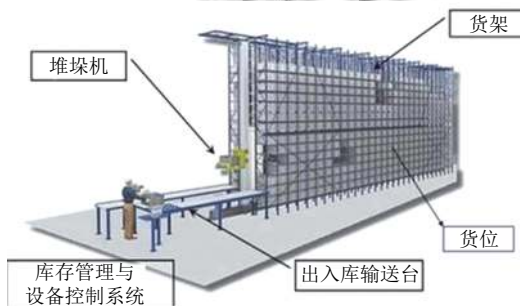


图1 自动化无人仓库部分示意图

本文主要研究的是单一堆垛机面对多任务时,如何合理的设计调度路径.从时间、能耗、批作业效

率3个方面考虑,这3个指标不能同时达到最优,故运用算法产生一组 Pareto 最优解,供仓库控制系统自行选择,从而节约堆垛机的使用费用,提高仓库的搬运效率.

1.2 模型建立

堆垛机的运行可以归类为 TSP 问题,即机器从起点出发,一次性经过多个拣选点又回到起点的路径问题.考虑到堆垛机在运行过程中的时间、能耗以及作业效率,对堆垛机的调度路径进行建模.分别从时间、能耗、批作业效率3个方面建立优化目标.

$$\begin{cases} \min T = \sum_{i=1}^{m-1} t_{i(i+1)} \\ \min E = \sum_{i=1}^{m-1} e_{i(i+1)} \\ \min Eff = \sum_{i=1}^m t_{0i} \frac{1}{f_i} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $t_{i(i+1)}$ 表示从堆垛机从第 i 个货位点到第 $i+1$ 个货位点的时间, $e_{i(i+1)}$ 表示堆垛机从第 i 个货位点到第 $i+1$ 个货位点的能耗, t_{0i} 表示堆垛机从初始位到第 i 个货位点的时间(即第 i 个货位任务的等待时间), f_i 表示第 i 个货位点货物的优先级(数字越小表示优先级越高), T 表示堆垛机完成一批次调度任务的总耗时, E 表示堆垛机完成一批次调度任务的总耗能, Eff 表示批作业的效率.

$$e_{ij} = e_x |x_i - x_j| + e_y |y_i - y_j| \quad (2)$$

$$t_{ij} = \max \left(\frac{|x_i - x_j|L}{V(x)}, \frac{|y_i - y_j|H}{V(y)} \right) \quad (3)$$

其中, (x_i, y_i) 表示第 i 个货位点在货架中的坐标, L 为一个货位的长度, H 为一个货位的高度, e_x 为移动单位货格长度的基础能耗, e_y 为移动单位货格高度的基础能耗, $V(x)$ 为堆垛机变加速运动过程的平均速度,仅与移动距离有关.

2 基于局部随机策略的自适应遗传算法

在解决多目标优化问题时, NSGA-II 算法作为较为经典的一种算法一直得到广泛的应用,但将其应用到堆垛机调度问题中时,发现 NSGA-II 算法容易陷入局部最优,并在搜索能力上有所不足,因此,本文在

NSGA-II 算法的基础上从遗传算子着手进行了改进, 并加入了局部随机搜索策略, 得到了一种加入局部搜索策略的自适应遗传算法 (IMOGA).

2.1 染色体编码

本文采用对堆垛机的货位点拣选顺序进行编码的方式, 染色体由多个基因组成, 每个基因表示货架上的货格编号, 以 25 列 20 行的货架为例, 采用行优先的方式对货格进行编号, 第 1 行第 1 列编号为 0, 第 1 行第 2 列编号为 1, 依次类推, 一直到编号 4999. 以长度为 5 的染色体为例, 染色体 [43, 54, 2, 386, 123] 表示堆垛机共经过 5 个点, 依次为 43, 54, 2, 386, 123 号货位.

2.2 自适应遗传算子

在进化过程中, 出现堆垛机路径序列部分货位点相邻的情况, 以 25 列 20 行的货架为例, 对于 55 号货位, 20、54、56、80 号货位都与它相邻, 如图 2 所示. 为了保证堆垛机的运行效率, 对于这样的相邻货位点序列, 在交叉变异过程中, 应当保证相邻货位点序列不被破坏. 出于以上考虑, 对交叉、变异操作进行了改进.

	17	18	19	20	21	22	23
	52	53	54	55	56	57	58
	77	78	79	80	81	82	83

图 2 货位示意图

交叉操作采用改进的基于位置的交叉, 首先根据染色体长度 L 与随机位置数 z 的关系公式 $z = \lfloor L/3 \rfloor$, 随机生成 z 个随机交叉位置, 在初始待优化序列中找到对应位置的基因, 作为保留位置基因, 并在基因的左右位置上进行探测, 是否存在该基因对应的临近货位编码基因, 若存在, 扩展进保留位置基因中, 父代两个个体间保留位置基因依序交换, 然后依次在未保留位插入剩余基因. 譬如, 对于初始待优化序列 [45, 287, 2, 467, 3642, 264, 2182, 20, 466, 9], 随机生成 3 个位置 1、4、10, 对应保留位置基因 45、467、9, 对于两个父代 [264, 466, 9, 2, 45, 20, 3642, 2182, 467, 287] 和 [2, 9, 20, 2182, 3642, 466, 467, 287, 264, 45], 搜索临近位置基因, 发现存在相邻货位点基因序列 [45, 20] 和 [466, 467], 拓展保留基因为 [45, 20][466, 467][9], 基于交叉位置进行交换, 依次在未保留位插入剩余基因, 得到子代, 如图 3 所示.

父代1	264	466	9	2	45	20	3642	2182	467	287
父代2	2	9	20	2182	3642	466	467	287	264	45

根据父代的染色体编码, 扩展保留位基因:

父代1	264	466	9	2	45	20	3642	2182	467	287
父代2	2	9	20	2182	3642	466	467	287	264	45

得到交叉后的子代染色体:

子代1	2	20	9	2182	466	467	3642	287	45	20
子代2	264	9	2	3642	2182	45	20	287	466	467

图 3 改进后的交叉操作

变异操作采用随机位置的互换操作, 根据染色体长度 L 与变异点 z 的关系公式 $z = \lfloor L/3 \rfloor$, 随机生成 z 个变异点, 若变异点左右位置上存在该变异点基因对应的临近货位基因, 则将变异点进行延拓, 循环交换这 z 个变异点的基因段. 譬如, 对于父代 [264, 45, 20, 9, 2, 466, 467, 287, 2182, 3642], 随机生成 3 个变异点 2、7、9, 对应基因 45、467、2182, 在变异点临近位置上进行探测, 发现存在相邻货位点基因序列 [45, 20] 和 [466, 467], 延拓变异点基因段为 [45, 20][466, 467][2182], 循环交换基因段, 如图 4 所示.

父代	264	45	20	9	2	466	467	287	2182	3642
子代	264	2182	9	2	45	20	287	466	467	3642

图 4 改进后的变异操作

在研究过程中发现, 遗传算子的交叉、变异概率对在很大程度上将影响算法的结果. 对于适应度较差的个体, 应当给予更高的交叉变异概率, 而对于适应度较高的优秀个体, 应当给予较低的交叉变异概率^[7], 因此, 根据自适应的思想, 使交叉率变异率按照适应度的 Sigmoid 曲线进行调整^[8], 尽力保留优秀个体的同时跳出局部收敛, 将遗传交叉变异概率做如下改进.

$$P_c = \begin{cases} P_{cmin} + \frac{P_{cmax} - P_{cmin}}{1 + \exp[A \frac{2(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}]}, & f' \geq f_{avg} \\ P_{cmax}, & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (4)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{mmin} + \frac{P_{mmax} - P_{mmin}}{1 + \exp[A \frac{2(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}]}, & f \geq f_{avg} \\ P_{mmax}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (5)$$

其中, p_c 为交叉概率, p_m 为变异概率, P_{cmax} 为最大交叉

概率, P_{cmin} 为最小交叉概率, f_{avg} 表示种群的平均适应度, f_{max} 表示种群最大适应度, f' 表示待交叉个体中较大的适应度, P_{mmax} 为最大变异概率, P_{mmin} 为最小变异概率, f 表示待变异个体的适应度, $A=9.903\ 438$, 依据 Sigmoid 曲线特性得来。

2.3 基于模拟退火算法的局部随机搜索策略

遗传算法在前期的搜索过程中主要是对解空间进行全局寻优搜索, 能够搜索到最优解集的大致范围, 到了迭代的后期, 解集较为集中, 就需要考验算法的局部搜索能力, 由于 NSGA-II 算法局部搜索能力不足, 难以得到问题的真正解集。出于以上的考虑, 本文针对 NSGA-II 遗传算法局部搜索能力不足的问题, 进行了改进, 采用了局部随机搜索策略来帮助算法改善搜索过程。

模拟退火是一种随机寻优的算法, 具有比较强的局部搜索能力, 其 Metropolis 准则允许一定的概率上接受劣于原解的新解, 从而使算法能够跳离局部最优的陷阱^[9], 理论上, 只要迭代次数足够, 就能够搜索到全局最优。因此, 本文采用基于模拟退火思想的局部随机搜索策略。模拟退火算法依据 Metropolis 准则来判断是否接受搜索过程中得到的被原始解所支配的新解, 新解的接受概率公式为:

$$p = \begin{cases} \exp\left(-\frac{f(x_1) - f(x_0)}{kT}\right), & f(x_1) \geq f(x_0) \\ 1, & f(x_1) < f(x_0) \end{cases} \quad (6)$$

其中, $f(x_1)$ 为新解的目标函数值, $f(x_0)$ 为原始解的目标函数值, k 为 Boltzmann 常数, T 为进化代对应的热度, 由上式可以看出, 接受概率 P 与热度 T 有关, T 热度越高, 对被支配解的接受概率越大, T 热度越低, 对被支配解的接受概率越小, 热度 T 的迭代公式为:

$$T(t) = \frac{T_0}{\log(1+t)} \quad (7)$$

其中, T_0 为模拟退火的初始状态温度, t 为迭代次数, 可以看出, T 热度随着迭代次数的增加而降低, 使得算法迭代前期能够保留一些“潜力解”, 使解空间具有更多的可能性, 增加了全局搜索能力, 在算法迭代后期, 热度降低, 接受被支配解的概率降低, 避免丢失较优解, 并有一定的概率让陷入局部最优陷阱的解进行“自救”。基于模拟退火的局部随机搜索策略步骤如下:

Step 1. 设置初始参数: 初始状态温度 T_0 , 迭代次数上限 n , 邻域内搜索次数 m , 邻域内搜索上限 M 次。

Step 2. 遗传算法进化得到非劣解集 S , 非劣解集 S 中解用 x_i 表示。

Step 3. 若在解 x_i 的一定邻近范围内随机搜索得到新解 y_i , 计算 $\Delta E = f(y_i) - f(x_i)$, 若 $\Delta E < 0$, 则接受新解 y_i 取代 x_i , 跳至 Step 6; 若 $\Delta E \geq 0$, 则随机生成概率 r , 跳至 Step 4。

Step 4. 按照新解接受概率公式, 若 $r < \exp(-\Delta E/kT)$, 则接受新解 y_i , $m=0$ 并跳至 Step 6, 否则, $m++$ 。

Step 5. 若 $m < M$, 跳至 Step 3。

Step 6. 更新温度 T , 迭代次数若超过最大次数, 终止。否则, 返回 Step 2。

3 实验分析

为了验证本文所述的改进算法 IMOGA 的性能, 针对具体的调度序列, 分别采用 NSGA-II 和 IMOGA 算法进行求解。以连云港某氨纶公司的自动化无人仓库为例, 货架有 11 排, 每排有 25 列 20 层, 单个货位的长和高均为 1 m, 一台堆垛机负责一个巷道内的出入库操作, 依照货位点依次拣选作业, 堆垛机货位拣选点坐标测试数据如下:

$$D = [(10, 10); (5, 2); (17, 2); (20, 19); (7, 5); (15, 2); (9, 9); (19, 14); (13, 2); (23, 9); (16, 8); (1, 5); (16, 19); (8, 10); (22, 16)]$$

针对上述货位拣选点, 分别使用 NSGA-II、IMOGA 算法对堆垛机路径进行优化。算法参数: 初始种群大小 100, 最大迭代数 200, NSGA-II 的 $p_c = 0.8$; $p_m = 0.05$ 。IMOGA 算法的 $M=10$; $p_{cmax} = 0.9$; $p_{cmin} = 0.5$; $p_{mmax} = 0.1$; $p_{mmin} = 0.01$; $T_0 = 700$, 两算法迭代过程如图 5~图 7 所示。

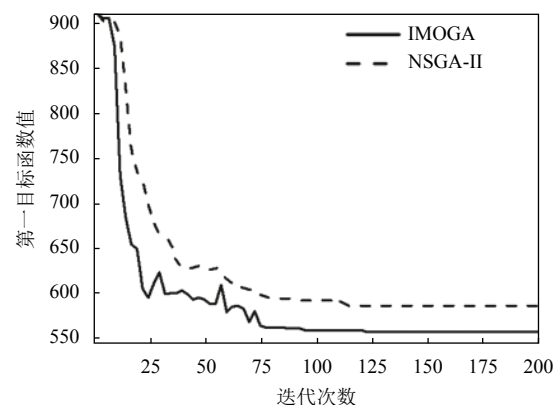


图 5 时间原则算法迭代过程

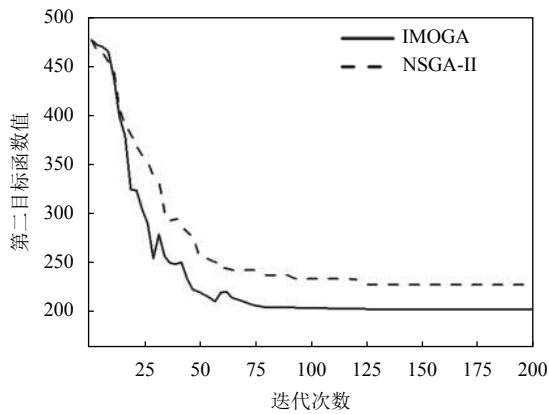


图6 能耗原则算法迭代过程

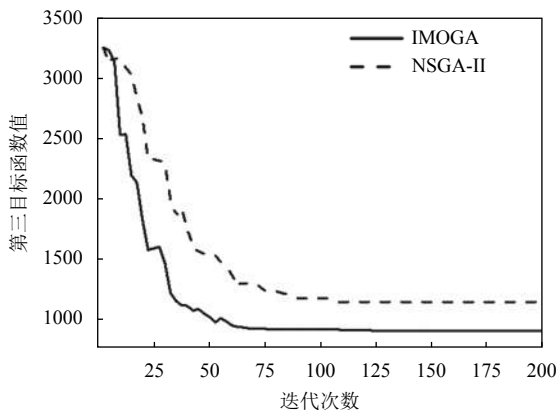


图7 作业效率原则算法迭代过程

由图5~图7可见, IMOGA 较 NSGA-II 收敛速度更快, 趋于稳定的代数更早, 在各个目标函数上的值最优, IMOGA 在收敛过程中存在一些拐点, 证明 IMOGA 在局部随机搜索策略帮助下, 能在一定概率上接受劣解来跳出局部最优. IMOGA 算法求得测试数据 (图8) 的一组路径坐标 Pareto 解如图9~图11所示.

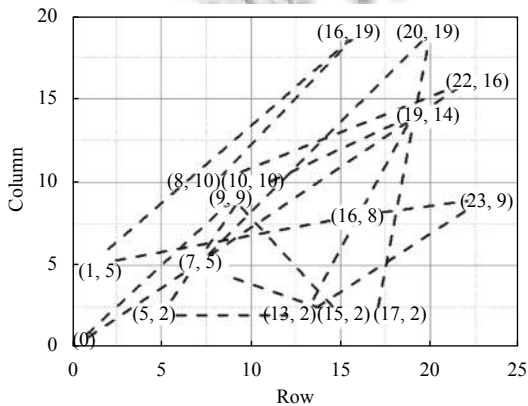


图8 初始序列路径图

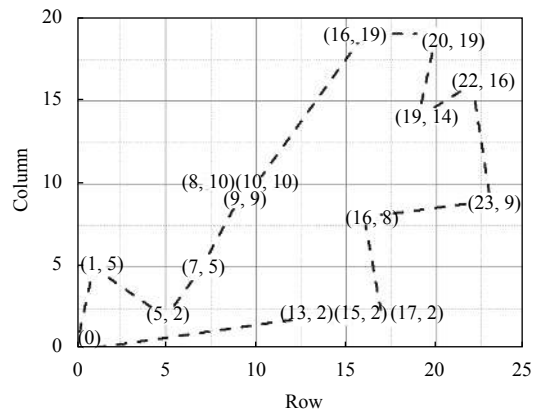


图9 Pareto 解1路径图

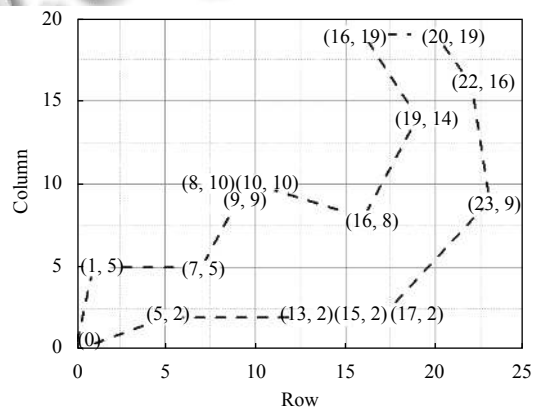


图10 Pareto 解2路径图

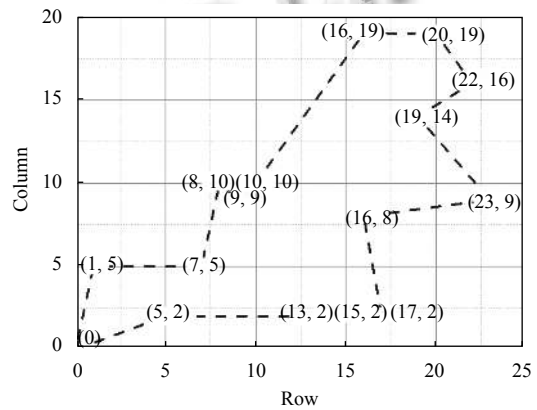


图11 Pareto 解3路径图

采用 Knowles, Corne 提出的解集与参考集的距离指标 D_{IR} ^[10] 来衡量解的质量, D_{IR} 越小, 解的质量越高, D_{IR} 公式如下:

$$D_{IR}(S_j) = \frac{1}{|S^*|} \sum_{y \in S^*} \min \{d_{xy} | x \in S_j\} \quad (8)$$

其中, S_j 为求得的解集, S^* 为参考解集, d_{xy} 为解 y 在 N 维目标空间中到解 x 的距离, $f_i^*(\cdot)$ 表示解的第 i 个目标函数值. d_{xy} 公式如下:

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (f_i^*(y) - f_i^*(x))^2} \quad (9)$$

分别用 NSGA-II、IMOGA 算法相同条件下运行 20 次得到各自的解集, 合并并去除非劣解, 得到非劣解集作为参考集 S^* . 得到趋于稳定的平均迭代次数和 D_{IR} 指标如表 1 所示.

表 1 算法平均性能比较

指标	NSGA-II	IMOGA
D_{IR}	0.0377	0.0191
平均迭代次数	107	75

由表 1 可以看出, 在堆垛机调度问题中, IMOGA 算法的 D_{IR} 与趋于稳定的平均迭代次数均少于 NSGA-II 算法, 证明 IMOGA 算法的解集质量更高, 具有更快的收敛速度, 针对堆垛机路径优化问题具有更强的有效性.

4 结语

本文对同端出入立体仓库中的堆垛机调度问题进行建模, 针对 NSGA-II 算法容易陷入局部搜索能力不足的问题进行了改进, 并引入了一种局部随机搜索策略来帮助算法跳出局部最优, 提出了一种根据自适应遗传算子和局部搜索策略进行改进后的遗传算法 IMOGA. 通过实验分析表明, 在堆垛机调度问题上,

IMOGA 相较于 NSGA-II, 不论是解的质量还是收敛速度, 都具有一定的优势, 证明了算法的有效性.

参考文献

- 任为. 立体仓库货位优化与仿真研究 [硕士学位论文]. 徐州: 中国矿业大学, 2015.
- 韩红艳. 基于 Pareto 支配的高维多目标进化算法研究 [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2016.
- 关榆君, 和淼. 基于猫群算法的立体车库调度优化. 华北理工大学学报: 自然科学版, 2018, 40(4): 94-99.
- Deb K, Agrawal S, Pratap A, *et al.* A fast elitist nondominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II. Proceedings of the 6th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature. France. 2000. 849-858.
- 路艳雪. NSGA-II 多目标优化算法的改进及应用研究 [硕士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2017.
- 魏冰. NSGA-II 算法的改进及在机组组合优化中的应用 [硕士学位论文]. 北京: 华北电力大学, 2019.
- 曲志坚, 张先伟, 曹雁锋, 等. 基于自适应机制的遗传算法研究. 计算机应用研究, 2015, 32(11): 3222-3225, 3229. [doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2015.11.004]
- 缪朝炜, 苏瑞泽, 张杰. 越库配送车辆调度问题的自适应遗传算法研究. 管理工程学报, 2016, 30(4): 166-172.
- 何庆, 吴意乐, 徐同伟. 改进遗传模拟退火算法在 TSP 优化中的应用. 控制与决策, 2018, 33(2): 219-225.
- Knowles J, Corne D. On metrics for comparing nondominated sets. Proceedings of 2002 Congress on Evolutionary Computation. Honolulu, HI, USA. 2002. 711-716.