

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2021.19

面向多目标柔性作业车间调度的强化学习 NSGA-II 算法

尹爱军^{1a,1b}, 闫文涛^{1a}, 张厚望²

(1.重庆大学 a.机械工程学院;b.机械传动国家重点实验室,重庆 400044;
2.中国石油西南油气田分公司 重庆气矿,重庆 400021)

摘要:针对非支配排序遗传算法(NSGA-II, non-dominated sorting genetic algorithm II)在求解柔性作业车间多目标优化调度问题中多样性不足、易于早熟与局部收敛的缺点,提出一种基于强化学习的改进 NSGA-II 算法(RLNSGA-II, reinforcement learning non-dominated sorting genetic algorithm II)。为避免 NSGA-II 陷入局部收敛问题引入双种群进化策略,利用性别判定法将种群拆分为两个种群,并在进化过程中采用不同的交叉变异算子,增加算法的局部和全局搜索能力;为解决 NSGA-II 精英策略造成多样性不足的问题,融合多个多样性度量指标,利用强化学习动态优化种群迭代过程中的拆分比例参数以保持多样性,改善算法收敛性能。最后通过 Kacem 标准算例进行了仿真实验与性能分析,验证了 RLNSGA-II 的有效性与优越性。

关键词:多目标优化;柔性作业车间调度;非支配排序遗传算法;双种群进化策略;多样性度量;强化学习

中图分类号:TH11

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2022)10-113-11

Reinforcement learning NSGA-II for multi-objective flexible job shop scheduling

YIN Aijun^{1a,1b}, YAN Wentao^{1a}, ZHANG Houwang²

(1a. School of Mechanical Engineering; 1b. State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China; 2. Chongqing Gas Field, Petro China Southwest Oil and Gas Field Company, Chongqing 400021, P. R. China)

Abstract: Non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) has the shortcomings of insufficient diversity, prematurity and local convergence in solving the multi-objective optimal scheduling problem in flexible job shop. In this study, an improved NSGA-II algorithm based on reinforcement learning (RLNSGA-II) is proposed. To avoid NSGA-II to fall into the problem of local convergence, a two-population evolution strategy is introduced. The sex determination method is used to split the population into two populations, and different cross mutation operators are used in the evolution process to increase the local and global search capabilities of the algorithm. In order to solve the problem of insufficient

收稿日期:2020-11-26 网络出版日期:2021-05-12

基金项目:重庆市科技重大主题专项资助项目(cstc2018jszx-cyztzxX0032)。

Supported by Important Science & Technology Specific Projects of Chongqing(cstc2018jszx-cyztzxX0032).

作者简介:闫文涛(1996—),男,重庆大学硕士研究生,主要从事协同优化与智能调度研究,(E-mail)2445219871@qq.com。

通信作者:尹爱军,男,重庆大学教授,博士生导师,主要从事设备故障预测与健康管理和大数据与人工智能研究,(E-mail)aijun.yin@cqu.edu.cn。

diversity caused by the NSGA-II elite strategy, multiple diversity metrics are integrated, and reinforcement learning is used to dynamically optimize the split ratio parameters in the population iteration process to maintain diversity and improve algorithm convergence performance. Finally, simulation experiments and performance analysis are carried out through Kacem standard calculation examples, verifying the effectiveness and superiority of RLNSGA-II.

Keywords: multi-objective optimization; FJSP; NSGA-II; two-population evolution strategy; diversity measure; reinforcement learning

作业车间调度问题(JSP, Job shop scheduling problem)是作业车间系统生产管理的核心部分,在实现制造过程智能化的过程中发挥着重要作用。多目标柔性作业车间调度问题(MO-FJSP, multi-objective flexible job-shop scheduling problem)同时对多个性能指标进行优化,在解决工序排序问题时考虑了工序加工机器选择问题,更加贴近于实际生产环境,因而受到了诸多学者的广泛关注^[1-4]。

MO-FJSP 是更为复杂的 NP-hard 问题^[5]。Deb 等^[6]引入快速非支配排序和拥挤距离计算提出了 NSGA-II 算法,被广泛应用于多目标优化问题求解,但也存在易于早熟和多样性不足等问题,许多学者对该算法做出了改进。Seng 等^[7]通过计算拥挤度和非支配水平来优化新的种群选择,提出一种基于改进 NSGA-II 的柔性车间作业低碳调度方法。缪嘉成等^[8]针对 RV 减速器结构优化问题,提出一种离散变量的编码方案改进 NSGA-II。陈辅斌等^[9]利用免疫平衡原理改进 NSGA-II 算法的选择策略和精英保留策略,提高了算法的优化性能。胡成玉等^[10]提出一种改进拥挤距离和自适应交叉变异的 NSGA-II 算法求解分布式数据中心负载调度问题,提升了算法收敛速度和精度。以上研究对 NSGA-II 算法的改进大都采用单一种群的遗传操作模式,进化过程中缺乏激烈竞争关系,难以进化出适应性较强的个体。多种群进化策略可以有效改善算法对解空间的探索能力和开发能力,提高解的多样性和分布均匀性。程子安等^[11]提出一种改进的双种群混合遗传算法求解柔性作业车间调度问题,两个种群采用不同的交叉与变异算子以提高种群多样性,然而种群比例参数由人为设定,降低了算法的灵活性。近年来,许多研究将强化学习与智能算法结合应用于实际问题求解,Chen 等^[12]利用强化学习技术保持遗传算法中种群的多样性,防止 GA 过早收敛,提出一种基于强化学习的最优 RS 算法。王晓燕等^[13]提出一种基于强化学习的多策略选择遗传算法将种群划分为 3 个子种群分别进化,提高收敛速度的同时改善了全局收敛问题,但仅优化单个目标。封硕等^[14]将支持强化学习 RNSGA-II 算法应用于无人机多目标三维航迹规划问题,通过动态优化种群间迁徙参数保持种群多样性,提高了收敛速度和收敛精度,但遗传操作方式单一减小了局部搜索空间。

根据上述研究内容的优势与不足,提出一种基于强化学习的改进 NSGA-II 算法用于求解多目标柔性车间调度问题。首先,根据性别判定法和种群比例参数将种群划分为两个不同的种群,并为每个种群分配不同的进化目标与遗传操作,增强算法全局与局部搜索能力。迭代过程中运用强化学习机制动态调整种群比例参数,自主保持种群多样性及分布均匀性在合理范围,有效改善了算法寻优能力与收敛性能。通过对标准算例实验仿真,验证了 RLNSGA-II 在求解多目标柔性车间调度问题上可以获得较优的 Petro 解集。

1 多目标柔性作业车间调度模型

MO-FJSP 需解决 n 个工件 $\{J_1, J_2, \dots, J_n\}$ 的加工机器分配以及在 m 台机器 $\{M_1, M_2, \dots, M_k\} (k \in \{1, 2, \dots, m\})$ 上的加工顺序问题。其中,每个工件 $J_i (i \in \{1, 2, \dots, n\})$ 有 p_i 道工序,工序 $O_{ij} (j \in \{1, 2, \dots, p_i\})$ 的加工时间由所选机器性能决定。调度的目标是在满足加工约束条件下使所期望的多个性能指标得到优化。

调度模型考虑生产效率和设备利用率两个方面,针对最大完工时间(C_m)、机器总负荷(W_t)以及瓶颈机器负荷(W_m)3 个指标同时进行优化,调度优化目标集可以表示为 $\min(C_m, W_t, W_m)$,其中最小化最大完工时间是为了提高生产效率,而降低机器负荷可以提高机器利用率及机器寿命。目标函数的计算公式如下。

1)最大完工时间。

$$\min C_m = \max \left(\min_{1 \leq i \leq n} C_{ij} \right) \quad (1)$$

2) 机器总负荷。

$$\min W_t = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{p_i} \sum_{k=1}^m T_{ij}^k \quad (2)$$

3) 瓶颈机器负荷。

$$\min W_m = \max_{1 \leq k \leq m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{p_i} T_{ij}^k \quad (3)$$

s.t.

$$S_{ij} + T_{ij}^k = C_{ij}, \forall i, j, k. \quad (4)$$

$$C_{ij} \leq S_{i(j+1)}, \forall i, j. \quad (5)$$

$$S_{ij} + T_{ij}^k \leq S_{hg} + L(1 - \beta_{ijhg}^k), \forall (i, h), (j, g), k. \quad (6)$$

$$\sum_{k=1}^m \alpha_{ij}^k = 1, \forall i, j. \quad (7)$$

$$S_{ij} \geq 0, C_{ij} \geq 0. \quad (8)$$

式(1)中 p_i 为工件 i 的工序数量, C_{ij} 表示工序 O_{ij} 的加工结束时间;式(2)中 T_{ij}^k 为工序 O_{ij} 在机器 k 上的加工时间;式(4)表示工序加工不允许中断, S_{ij} 表示工序 O_{ij} 的加工开始时间;式(5)表示约束工序加工顺序;式(6)为限制机器不可同时加工多道工序,其中 β_{ijhg}^k 为决策变量,若工序 O_{ij} 先于工序 O_{hg} 在设备 k 上加工,则 $\beta_{ijhg}^k = 1$,否则 $\beta_{ijhg}^k = 0$, L 为一个足够大的正实数;式(7)表示工序仅能在一台机器上加工,其中 α_{ij}^k 为决策变量,若工序 O_{ij} 在设备 k 上加工,则 $\alpha_{ij}^k = 1$,否则 $\alpha_{ij}^k = 0$;式(8)表示所有参数变量必须为非负数。

2 RNSGA-II 算法求解多目标柔性车间调度问题

NSGA-II 种群进化过程如图 1 所示。首先对种群 P_t 执行选择、交叉、变异操作形成种群 Q_t ,并将 2 个种群合并为种群 R_t ,然后对种群 R_t 进行非支配排序形成多个前列面 F_i ,并从低到高依次加入新一代种群 P_{t+1} ,当 F_i 加入使得种群超出规模大小时,依据拥挤距离从大到小将个体加入新一代种群 P_{t+1} 。由于降低了计算复杂度,NSGA-II 被广泛应用于多目标优化问题。但求解多目标柔性作业车间调度问题时,存在精英选择策略导致种群多样性不足使得算法陷入局部最优解、早熟收敛的问题。因此,笔者通过融合多个多样性度量指标,采用双种群进化策略和强化学习改进 NSGA-II 求解多目标柔性作业车间调度问题。

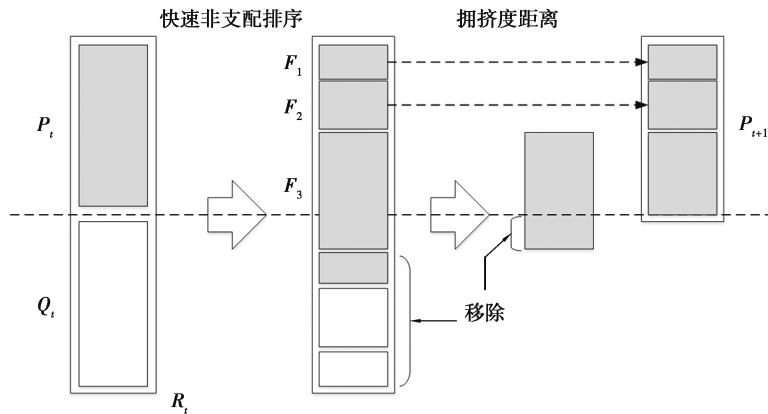


图 1 NSGA-II 种群进化过程
Fig. 1 Population evolution process in NSGA-II

2.1 双种群进化策略

多目标进化算法大都采用单一进化策略,在一定程度上降低了算法的搜索能力和收敛速度,增加了算法的随机性。采用双种群进化思想可以提高 NSGA-II 进化的方向性和适应性,扩大搜索空间,避免算法陷入局部最优的问题。在进化过程中,根据种群比例参数和性别判定法^[15]将种群拆分为两个种群,并对两个种群采用不同的遗传操作。针对多目标优化问题,采用性别判定法拆分种群的流程如下。

1) 确定染色体种群规模 N 、测试种群规模 S 、种群分割比例参数 β 。

2) 随机生成数量为 S 的测试种群。

3) 计算染色体种群中个体的繁殖能力, 具体过程如下。

For $i=1$ To N do

For $j=1$ To S do

a) 个体 i 与个体 j 进行交叉操作后产生后代个体;

b) 如果后代个体支配个体 i , 则后代个体替换个体 i 并将个体 i 的繁殖能力加 1;

End for

End for

4) 评判染色体种群中个体的繁殖能力, 具体过程如下。

For $i=1$ To N do

If(个体 i 的繁殖能力大于平均繁殖能力)

个体 i 为繁殖个体;

Else

个体 i 为普通个体。

End for

5) 种群分割。选择繁殖个体中繁殖能力较强的 $N \times \beta$ 个个体形成子种群 1, 若数量不够, 则挑选普通个体中繁殖能力较强的个体补充; 剩余个体形成子种群 2。

种群 1 中的个体由于繁殖能力较强, 因此对工序排序部分采用普通的 POX 交叉和插入变异^[16]方式, 机器选择部分采用单点交叉和单点变异, 从而保持种群的全局优势。而对于种群 2, 利用普通的遗传操作难以产生新的个体, 降低了算法的局部搜索能力, 因此对工序排序部分采用改进的 POX 交叉方式和基因串逆序变异方式, 如图 2(a) 和 (b); 机器选择部分选择均匀交叉和定向变异方式, 以提高算法的收敛能力, 如图 3(a) 和 (b) 所示。

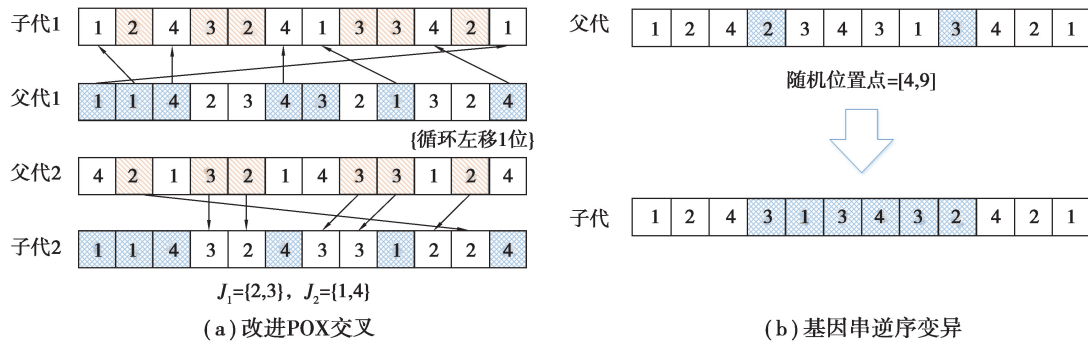


图 2 种群 2 染色体工序部分交叉变异操作

Fig. 2 Population 2 chromosome process partial crossover mutation operation

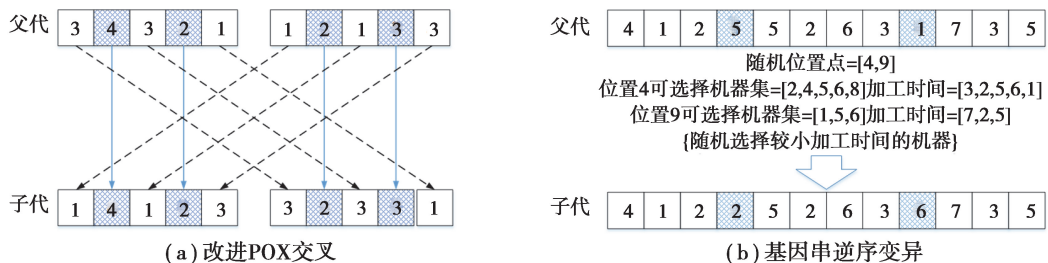


图 3 种群 2 染色体机器部分交叉变异操作

Fig. 3 Population 2 chromosome machine partial crossover mutation operation

2.2 多目标问题多样性度量

多目标问题中非劣解集在近似 Pareto 前沿上分布得越均匀、越离散则表明多样性更好。常用的指标包

括^[17] Sigma 度量、解间距度量、网格度量、熵度量和个体空间度量等。然而,单一评价指标会导致一定程度的偏差。因此考虑解间距和熵度量值两个指标对多样性进行度量,并结合强化学习动态控制种群比例参数,实现多目标柔性车间调度问题优化求解。

2.2.1 解间距度量(spaceing metric)

设算法搜索到的具有 Pareto 性的前沿解的个数为 $|A|$, 则解间距指标 S_p 定义为:

$$S_p = \sqrt{\frac{1}{|A|-1} \sum_{i=1}^{|A|} (\bar{d} - d_i)^2}, \tag{9}$$

其中

$$d_i = \min \left\{ \sum_{h=1}^H F_h(x_i) - F_h(x_j) \right\}, i = 1, 2, \dots, |A|, j = 1, 2, \dots, |A|, \tag{10}$$

\bar{d} 是解集中个体间距离的均值, H 表示目标函数的个数。 S_p 越小则得到解的分布越均匀, 种群多样性越好。

2.2.2 熵度量(Entropy)

设种群 X 有划分 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_Q\}$, 其中 $1 \leq i \leq Q, Q$ 为划分数, 则

$$P_i = \frac{|X_i|}{N}, \tag{11}$$

式中: P_i 表示个体 i 落入第 i 个划分的概率; $|X_i|$ 表示第 i 个划分的个体数目; N 表示整个种群的规模。种群多样性熵的计算公式为

$$H = - \sum_{i=1}^Q P_i \log_2 P_i. \tag{12}$$

当熵值越大时, 种群中个体分布得越离散、越均匀, 种群的多样性也越好。

2.3 基于强化学习的比例参数调整策略

强化学习是一种目标驱动的自适应优化控制方法, 智能体 Agent 通过与环境进行交互来调整自己的行为策略。其最终目标是获得最优策略 π^* , 使得期望累积回报 $E = [R_s | s_t = s]$ 最大。强化学习的迭代计算公式为

$$Q(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max Q(s_{t+1}, a_t) - Q(s_t, a_t)], \tag{13}$$

式中: α 称为学习因子; γ 为折扣率; r 为获得的即时奖励。

将 NSGA-II 中的种群视为 Agent, 最终目标是比例参数学习, Agent 通过感知种群多样性变化来控制种群比例参数, 进而控制种群进化方向, 当解间距较初始种群减小而熵度量值增加时, 种群比例设置合理。强化学习的状态划分、动作设计以及奖赏机制如下。

2.3.1 状态

状态空间由种群解间距值和熵值的变化划分为 9 个, 具体定义如表 1 所示, 其中 S_p^0 与 H_0 表示初始种群的解间距与熵, S_p^t, H_t 分别表示第 t 代种群的解间距与熵。

表 1 状态集合
Table 1 State collection

状态	定义	意义
s_1	$S_p^t/S_p^0 < 1$ 且 $H_t/H_0 > 1$	解间距减小, 熵值增加
s_2	$S_p^t/S_p^0 < 1$ 且 $H_t/H_0 = 1$	解间距减小, 熵值不变
s_3	$S_p^t/S_p^0 < 1$ 且 $H_t/H_0 < 1$	解间距减小, 熵值减小
s_4	$S_p^t/S_p^0 = 1$ 且 $H_t/H_0 > 1$	解间距不变, 熵值增加
s_5	$S_p^t/S_p^0 = 1$ 且 $H_t/H_0 = 1$	解间距不变, 熵值不变
s_6	$S_p^t/S_p^0 = 1$ 且 $H_t/H_0 < 1$	解间距不变, 熵值减小
s_7	$S_p^t/S_p^0 > 1$ 且 $H_t/H_0 > 1$	解间距增加, 熵值增加
s_8	$S_p^t/S_p^0 > 1$ 且 $H_t/H_0 = 1$	解间距增加, 熵值不变
s_9	$S_p^t/S_p^0 > 1$ 且 $H_t/H_0 < 1$	解间距增加, 熵值减小

2.3.2 动作

强化学习 Agent 的动作是对种群比例参数的调整,包含增加、不变、减少 3 种。计算公式如式(14)所示。

$$\beta(t) = \beta(t-1) + \Delta\varphi, \Delta\varphi = \begin{cases} 0.05, \\ 0.00, \\ -0.05. \end{cases} \quad (14)$$

式中 $\beta(t)$ 、 $\beta(t-1)$ 分别为第 t 和 $t-1$ 代种群的分割比例参数。

依据解间距与熵度量值的变化决定 Agent 的奖赏,目标是学习最优的比例参数 $\beta(t)$ 。具体计算公式为

$$R = R_d + R_e \quad (15)$$

$$R_d = \begin{cases} 0.0, \frac{S_p^t}{S_p^0} = 1.0, \\ 0.5, \frac{S_p^t}{S_p^0} < 1.0, \\ -1.0, \frac{S_p^t}{S_p^0} > 1.0. \end{cases} \quad R_e = \begin{cases} 0.0, \frac{H_t}{H_0} = 1.0, \\ 0.5, \frac{H_t}{H_0} > 1.0, \\ -1.0, \frac{H_t}{H_0} < 1.0. \end{cases} \quad (16)$$

2.4 RNSGA-II 算法求解 MO-FJSP 问题流程

RLNSGA-II 算法求解 MO-FJSP 的流程如图 4 所示。

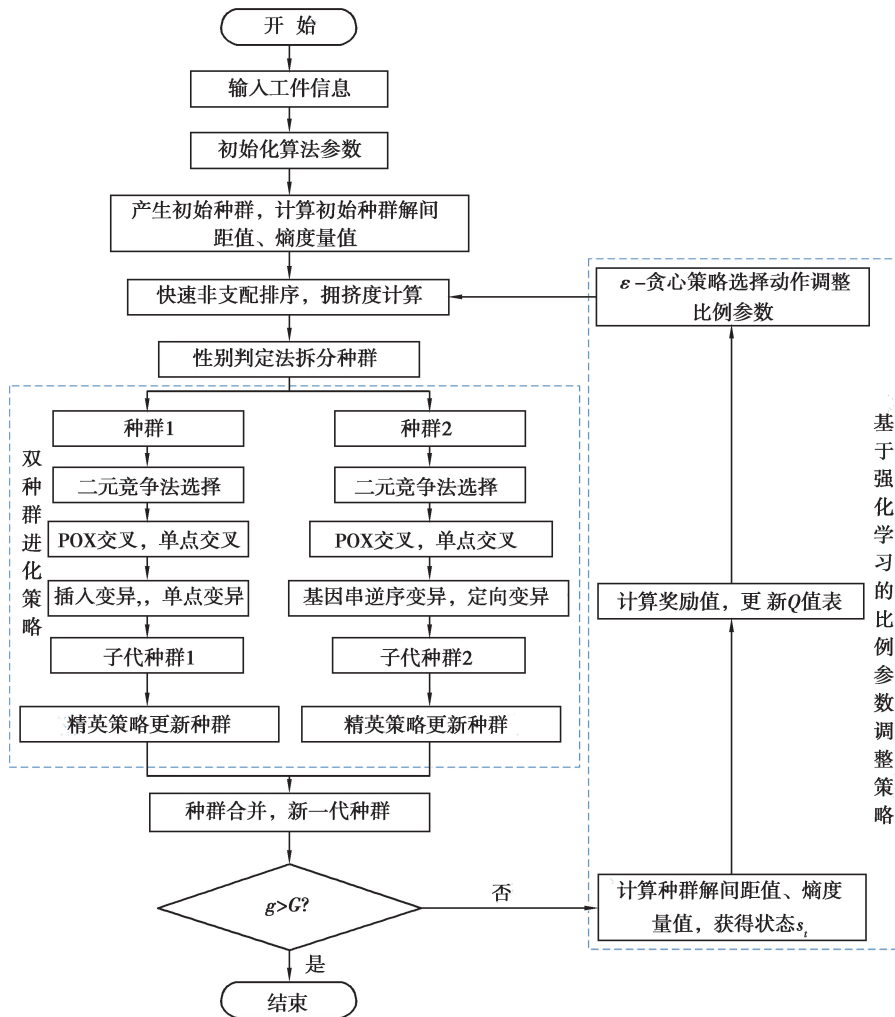


图 4 基于强化学习的改进 NSGA-II 算法流程图

Fig. 4 Flow chart of improved NSGA-II algorithm based on reinforcement learning

操作步骤如下:

Step1 输入工件信息,设置算法参数:迭代次数 G ,初始种群比例参数 β ,种群规模 N ,交叉概率 P_c ,变异概率 P_m ,强化学习 Q 值表,学习率 α 以及折扣率 γ 。

Step2 产生初始种群,计算初始种群解间距值和熵度量值。染色体编码采用基于工序的实数编码方式,分为工序调度与机器选择两部分。

Step3 对种群进行快速非支配排序和拥挤度计算。

Step4 采用性别判定法按照比例参数 β 拆分种群,通过双种群进化策略获得新一代种群。

Step5 判断是否达到最大迭代次数,如果是,则结束迭代;否则,执行 Step6。

Step6 计算种群的解间距和熵值,获得状态 s_t 。

Step7 计算奖励值 R ,根据公式(14)更新 Q 值表。

Step8 采用 ϵ -贪心策略选择动作 a_t ,更新种群比例参数,转到 Step3。

3 试验仿真与分析

算法采用 C# 程序语言在 Visual Studio2017 软件实现,运行环境为 Intel © Core™ i5-4430 CPU@3.00 GHz。RLNSGA-II 算法的参数设置如下:种群规模 $N=100$,最大迭代次数 $G=200$,初始种群比例参数 $\beta=0.5$,交叉概率 $P_c=0.8$,变异概率 $P_m=0.1$,强化学习的学习率 $\alpha=0.9$,折扣因子 $\gamma=0.9$ 。

3.1 算例测试

为验证 RLNSGA-II 算法求解的有效性,选取 Kacem^[18]等提出的不同规模的标准算例进行测试,用 $n \times m$ 表示一组 n 个工件与 m 台机器的算例,每组算例均独立运行 10 次,并将运行结果与多策略融合的 Pareto 人工蜂群算法^[19]、改进粒子群算法^[20]、混合人工蜂群算法^[21]、自适应 Jaya 算法^[22]及基于正态云的状态转移算法^[23]的仿真结果进行对比,比较结果如表 2 所示。

表 2 Kacem 算例结果对比
Table 2 Comparison of Kacem calculation results

算例	目标	算例结果																					
		MSIPABC				TL-HGAPOS				HTABC				SAMO-Jaya				CSTA		RLNSGA-II			
4×4	C_m	11	11	12	13					11	11	11					12	11	11	11	12	13	
	W_t	32	34	32	33					32	34	33					32	32	32	34	32	33	
	W_m	10	9	8	7					10	9	10					8	10	10	9	8	7	
8×8	C_m	14	15	16	16	14	15	16	14	15	15	15	16	15	17	15	16	15	14	14	15	15	16
	W_t	77	75	73	77	77	75	73	77	75	75	77	75	76	75	75	73	77	77	77	78	75	73
	W_m	12	12	13	11	12	12	13	12	15	12	11	12	12	11	12	13	11	12	12	11	12	13
10×7	C_m	11	11	12					11									11	11	11	11	12	
	W_t	61	62	60					61									61	62	61	62	60	
	W_m	11	10	12					11									11	10	11	10	12	
10×10	C_m	7	7	8	8	7	8	7	7	7	7	8	7	7	7	8	8	7	7	7	7	8	
	W_t	43	42	42	41	42	41	41	41	42	42	42	43	42	43	41	42	41	42	43	41	42	
	W_m	5	6	5	7	6	7	6	7	6	6	6	5	6	5	5	5	6	6	5	7	5	
10×15	C_m	11	11	12	11	12	12	12	11	11	12	12	13	11	12	12	13	11	12	12	13		
	W_t	91	93	91	93	91	96	91	93	91	93	91	93	94	94	93	91	94	91	94	91		
	W_m	11	10	11	11	11	12	10	11	11	10	10	12	11	11	10	10	12	11	11	10	12	

通过表 2 可知,运用 RLNSGA-II 求解多目标 FJSP 均可以得到最优组合解,且在总体运行结果和解的多样性上与所提文献中算法的结果基本一致。根据表格中的运算结果,RLNSGA-II 算法在求解算例 4×4 和算例 10×7 时与 MSIPABC 算法的结果相同,相比于其他几种优化算法 Pareto 解更多样且在单个目标值上有所突破;而对于算例 8×8 和算例 10×10 ,RLNSGA-II 的运行结果与 MSIPABC、SAMO-Jaya 和 CSTA 相近,但获得 Pareto 解的个数多于 TL-HGAPOS 和 HTABC 算法,且与其相比在 W_m 优化目标上更优,图 5 和图 6 分别展示了 RLNSGA-II 求解算例 8×8 和算例 10×10 运算结果的甘特图;对于算例 15×15 ,RLNSGA-II 的运算结果接近于其他几种算法求得的最优解,但解的多样性优于 MSIPABC、TL-HGAPOS、HTABC 和 SAMO-Jaya 4 种算法的仿真结果。综合上述分析可知,RLNSGA-II 可有效求解柔性作业车间多目标优化调度问题。

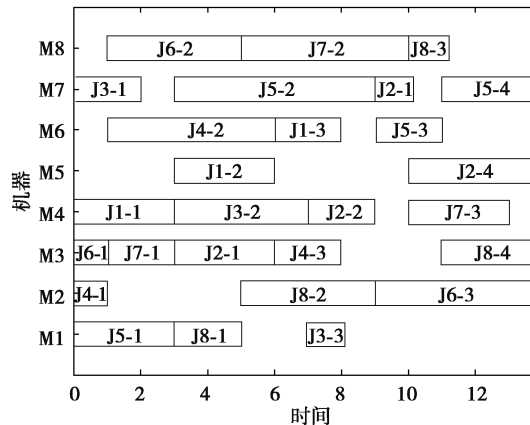


图 5 8×8 算例甘特图

Fig.5 Gantt chart of 8×8 calculation example

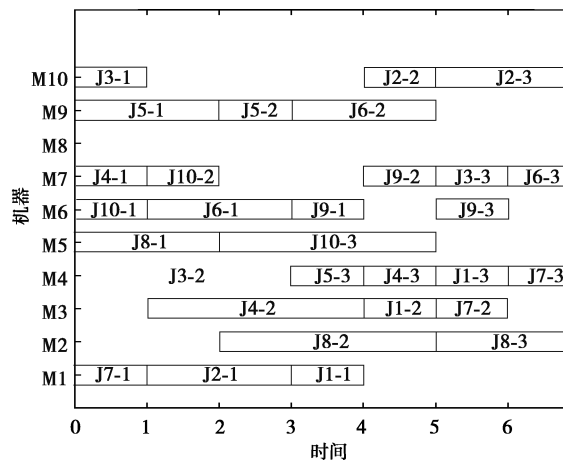


图 6 10×10 算例甘特图

Fig.6 Gantt chart of 10×10 calculation example

3.2 算法改进性能分析

为了验证各改进部分对 NSGA-II 影响,针对 Kacem 8×8 算例进行收敛性能及多样性度量指标对比分析。以 3 个目标函数之和作为适应度值,分别采用 NSGA-II、只加入双种群进化策略的改进 NSGA-II 及 RLNSGA-II 进行求解,得到收敛性能对比图及多样性度量指标图(如图 7 所示)。

由图 7 中收敛曲线对比分析可知,采用双种群进化策略改进 NSGA-II 后,可以明显提升算法的收敛速度,克服 NSGA-II 易于局部收敛问题。而 RLNSGA-II 同时引入双种群进化策略和强化学习机制,收敛速度更快,种群适应度值更优。验证了 RLNSGA-II 算法能够有效改善 NSGA-II 的收敛性能。

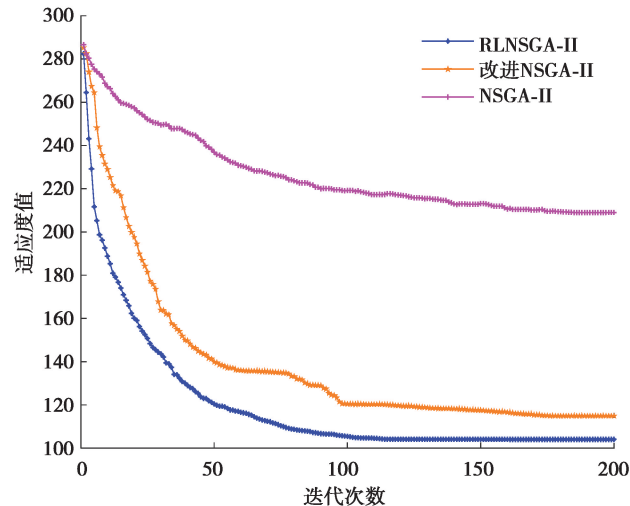


图 7 算法收敛性对比

Fig.7 Algorithm convergence comparison

图 8 和图 9 分别为算法求解过程中两个多样性度量指标的变化曲线。由图 8 可知,采用强化学习对 NSGA-II 改进后,种群的解间距能够快速降低并保持在较小的范围内,说明 RLNSGA-II 得到的解更加均匀。图 9 为熵度量值对比图,相比于 NSGA-II 和改进 NSGA-II,RLNSGA-II 在前 100 次迭代过程中可以更好地保持种群熵度量值在较大的范围;而在后 100 次迭代过程中,RLNSGA-II 相比于改进 NSGA-II 在加快收敛的同时仍能有效保持熵度量值,增加解的离散性,验证了 RLNSGA-II 能够较好保持种群的多样性。

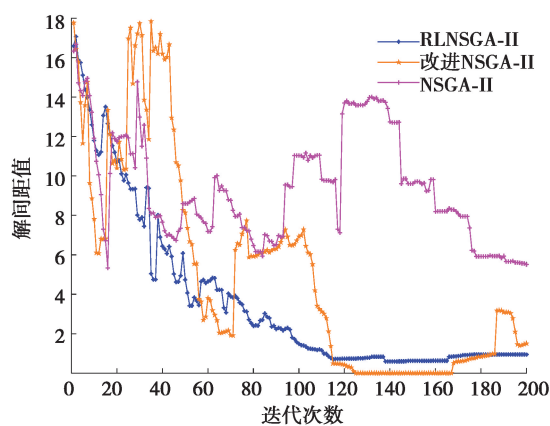


图 8 解间距值对比

Fig. 8 Comparison of solution spacing values

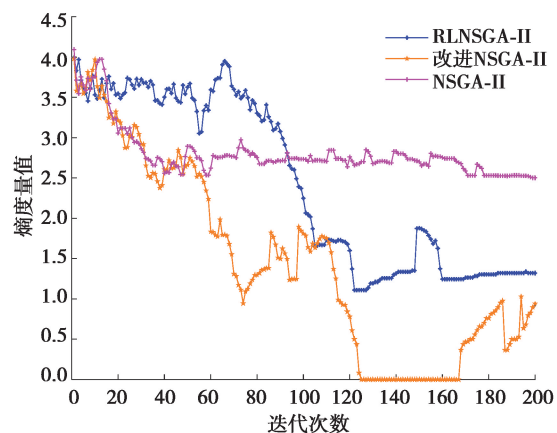


图 9 熵度量值对比

Fig. 9 Comparison of entropy measures

4 结束语

针对完工时间、机器总负荷和瓶颈机器负荷 3 个调度目标,提出了一种基于强化学习的改进 NSGA-II 算法求解 MO-FJSP 问题。运用性别判定法对种群进行拆分,并采用双种群进化策略改进 NSGA-II 的进化过程,增加算法局部搜索空间和全局搜索能力,改善收敛性能;根据种群解间距和熵值两个度量指标建立状态空间,通过强化学习机制调整种群比例参数,间接调整种群的进化方向,将种群多样性保持在合理范围内,避免了 NSGA-II 易于收敛至第一等级非支配曲面的缺陷。最后,通过仿真基准算例验证了算法求解的有效性和对 NSGA-II 改进的优越性。未来将继续对算法进行优化,进一步研究 RLNSGA-II 用于柔性作业车间多目标动态调度等复杂问题。

参考文献:

- [1] Kacem I, Hammadi S, Borne P. Approach by localization and multiobjective evolutionary optimization for flexible job-shop scheduling problems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2002, 32(1): 1-13.
- [2] Moslehi G, Mahnam M. A Pareto approach to multi-objective flexible job-shop scheduling problem using particle swarm optimization and local search[J]. International Journal of Production Economics, 2011, 129(1): 14-22.
- [3] 王思涵, 黎阳, 李新宇. 基于鲸鱼群算法的柔性作业车间调度方法[J]. 重庆大学学报, 2020, 43(1): 1-11.
Wang S H, Li Y, Li X Y. An improved whale swarm algorithm for flexible job-shop scheduling problem[J]. Journal of Chongqing University, 2020, 43(1): 1-11. (in Chinese)
- [4] Gong G L, Deng Q W, Gong X R, et al. A new double flexible job-shop scheduling problem integrating processing time, green production, and human factor indicators[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 174: 560-576.
- [5] 曾强, 常梦辉, 王孟华, 等. 混合工作日历下柔性作业车间多目标调度优化方法[J]. 重庆大学学报, 2019, 42(7): 10-26.
Zeng Q, Chang M H, Wang M H, et al. Multi-objective optimization method for FJSP under mixed work calendars[J]. Journal of Chongqing University, 2019, 42(7): 10-26. (in Chinese)
- [6] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [7] Seng D W, Li J W, Fang X J, et al. Low-carbon flexible job-shop scheduling based on improved nondominated sorting genetic algorithm-II[J]. International Journal of Simulation Modelling, 2018, 17(4): 712-723.
- [8] 缪嘉成, 李朝阳, 陈兵奎. 结合 Kriging 与改进 NSGA-II 的 RV 减速器优化[J]. 重庆大学学报, 2021, 44(2): 65-78.
Miao J C, Li C Y, Chen B K. Optimization of an RV reducer by integrating Kriging with improved NSGA-II[J]. Journal of Chongqing University, 2021, 44(2): 65-78. (in Chinese)
- [9] 陈辅斌, 李忠学, 杨喜娟. 基于改进 NSGA2 算法的多目标柔性作业车间调度[J]. 工业工程, 2018, 21(2): 55-61.
Chen F B, Li Z X, Yang X J. Multi-objective flexible job shop scheduling based on improved NSGA2 algorithm[J]. Industrial Engineering Journal, 2018, 21(2): 55-61. (in Chinese)
- [10] 胡成玉, 余果, 颜雪松, 等. 基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度[J]. 控制与决策, 2021, 36(1): 159-165.
Hu C Y, Yu G, Yan X S, et al. Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers[J]. Control and Decision, 2021, 36(1): 159-165. (in Chinese)
- [11] 程子安, 童鹰, 申丽娟, 等. 双种群混合遗传算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(6): 1636-1642.
Cheng Z A, Tong Y, Shen L J, et al. Double population hybrid genetic algorithm for solving flexible job shop scheduling problem[J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(6): 1636-1642. (in Chinese)
- [12] Chen Y, Hu J L, Hirasawa K, et al. Optimizing reserve size in genetic algorithms with reserve selection using reinforcement learning [C] // SICE Annual Conference 2007, September 17-20, 2007, Takamatsu. IEEE, 2007: 1341-1347.
- [13] 王晓燕, 刘全, 傅启明, 等. 基于强化学习的多策略选择遗传算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(8): 149-152.
Wang X Y, Liu Q, Fu Q M, et al. Multiple policy selection genetic algorithm based on reinforcement learning[J]. Computer Engineering, 2011, 37(8): 149-152. (in Chinese)
- [14] 封硕, 郑宝娟, 陈文兴, 等. 支持强化学习 RNSGA-II 算法在航迹规划中应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(3): 246-251.
Feng S, Zheng B J, Chen W X, et al. RNSGA-II algorithm supporting reinforcement learning and its application in UAV path planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(3): 246-251. (in Chinese)
- [15] Raghuvanshi M M, Kakde O G. Genetic algorithm with species and sexual selection[C] // 2006 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. June 7-9, 2006, Bangkok, Thailand. IEEE, 2006: 1-8.
- [16] 张超勇, 饶运清, 刘向军, 等. 基于 POX 交叉的遗传算法求解 Job-Shop 调度问题[J]. 中国机械工程, 2004, 15(23):

2149-2153.

Zhang C Y, Rao Y Q, Liu X J, et al. An improved genetic algorithm for the job shop scheduling problem[J]. China Mechanical Engineering, 2004, 15(23): 2149-2153.(in Chinese)

[17] 李密青, 郑金华, 肖桂霞, 等. 一种多目标进化算法的分布度评价方法[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(5): 695-703.

Li M Q, Zheng J H, Xiao G X, et al. A diversity metric for multi-objective evolutionary algorithm [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(5): 695-703. (in Chinese)

[18] Kacem I, Hammadi S, Borne P. Pareto-optimality approach for flexible job-shop scheduling problems: hybridization of evolutionary algorithms and fuzzy logic[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2002, 60(3/4/5): 245-276.

[19] 赵博选, 高建民, 付颖斌, 等. 求解柔性作业车间调度问题的多策略融合 Pareto 人工蜂群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2019, 39(5): 1225-1235.

Zhao B X, Gao J M, Fu Y B, et al. A multi-strategy integration Pareto artificial bee colony algorithm for flexible job shop scheduling problems[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2019, 39(5): 1225-1235. (in Chinese)

[20] Huang X B, Guan Z L, Yang L X. An effective hybrid algorithm for multi-objective flexible job-shop scheduling problem[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(9): 168781401880144.

[21] 孟冠军, 杨大春, 陶细佩. 基于混合人工蜂群算法的多目标柔性作业车间调度问题研究[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(4): 972-974, 979.

Meng G J, Yang D C, Tao X P. Study on multi-objective flexible Job-Shop scheduling problem based on hybrid artificial bee colony algorithm[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(4): 972-974, 979. (in Chinese)

[22] 王建华, 潘宇杰, 孙瑞. 自适应 Jaya 算法求解多目标柔性车间绿色调度问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(7): 1714-1722.

Wang J H, Pan Y J, Sun R. Multi-objective flexible job shop green scheduling problem with self-adaptive Jaya algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(7): 1714-1722.(in Chinese)

[23] 吴贝贝, 张宏立, 王聪, 等. 基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1181-1190.

Wu B B, Zhang H L, Wang C, et al. State transition algorithm based on normal cloud model for solving multiobjective flexible job shop scheduling problem[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1181-1190. (in Chinese)

(编辑 张 苹)