

不同支配关系的多目标算法的柔性作业调度

李晓辉¹, 刁林倩¹, 张秀², 赵毅¹, 李杰¹

(1. 长安大学 电子与控制工程学院, 西安 710064; 2. 陕西汽车集团有限责任公司, 西安 710119)

摘要: 为了提高多目标进化算法所获得解的质量, 研究者做了大量的研究, 传统的基于 Pareto 支配关系的多目标进化算法具有一定的局限性; 论文以不同的支配关系与 NSGA-II 算法相结合, 对单机器人搬运的柔性作业车间调度的多目标优化问题进行求解, 通过实验比较分析了不同方法在多目标优化问题求解中的优劣性; 在此以 NSGA-II 为框架结合 Lorenz 支配关系和 CDAS (control dominance area of solutions) 支配关系以及传统的基 Pareto 支配关系的 NSGA-II 种算法去研究同一优化调度问题, 发现基于 Lorenz 支配关系和 CDAS 支配关系的优化算法比基于传统的 Pareto 支配关系的优化算法的效果更佳。

关键词: 单机器人搬运; 柔性作业车间调度; 多目标优化问题; 不同支配关系

Flexible Job Scheduling Based on Multi-objective Algorithms with Different Dominance Relationship

Li Xiaohui¹, Diao Linqian¹, Zhang Xiu², Zhao Yi¹, Li Jie¹

(1. School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. Shaanxi Automobile Group Co., Ltd., Xi'an 710119, China)

Abstract: In order to improve the quality of the solution obtained by the multi-objective evolutionary algorithm, researchers have done a lot of research. The traditional multi-objective evolutionary algorithm based on the Pareto dominance relationship has certain limitations. This paper combines different dominance relationships with NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) algorithm, the multi-objective optimization problem of flexible job shop scheduling with single robot handling is solved, and different methods are used to analyze multi-objective optimization problems through experimental comparison and analysis. Pros and cons in solving. Here, using NSGA-II as the framework to combine Lorenz dominance relationship and CDAS (Control Dominance Area of Solutions) dominance relationship and traditional NSGA-II algorithms based on traditional Pareto dominance relationship to study the same optimal scheduling problem, and found that based on Lorenz dominance relationship and CDAS dominance relationship optimization algorithm performs better than the traditional Pareto dominance relationship optimization algorithm.

Keywords: single robot handling; flexible job shop scheduling; multi-objective optimization problem; various dominance relationship

0 引言

随着大批量连续生产时代正逐渐被适应市场动态变化的多品种、小批量离散生产所代替, 一个制造企业的生存能力和竞争能力在很大程度上取决于它是否能在较短的生产周期内, 生产出较低成本、较高质量的多个产品品种的能力。柔性制造系统 (FMS) 是高度自动化的生产系统, 能够生产各种各样的作业类型。许多 FMS 采用自动制导车辆系统 (AGVS), 这是各种先进的材料处理技术之一。由于缩短交货期一直是工业界的一个重要目标, 因此 FMS 调

度受到了广泛的关注。在灵活作业车间调度问题 (FJSP)^[1]中, 每个作业都可以在任何可用的机器上执行。J. Blazewicz 等人^[2]指出, FMS 中最困难的操作问题之一是对所有所需资源的生产顺序和时间分配进行适当的协调, 即开发考虑工作、机器和车辆的高效 FMS 调度计划。开发高效的 FMS 调度仍然是一个重要而活跃的研究领域。近年来, 对 FJSP 的扩展进行了研究, 提出了不同的精确和近似方法来解决这一问题, 以编制接近实际的调度。关于 FJSP 建模的最早研究可以在 P. Brucker 和 R. Schlie^[3]中找到, 提出了一种考虑两种工作的多项式算法来解决这类问题。近年来, 一些问题也采用了精确的方法。例如, M. Mousakhani^[4]使用混合整数线性规划 (MILP) 方法解决了设置时间依赖于序列的 FJSP 问题。

典型的半导体自动化制造单元, 如: M. Dawande 等人^[5], C. R. Pan 等人^[6], 如图 1 所示, 装备了一个搬运机器人, 可以在工作站之间精确地运送作业。当作业在工作站上完成当前处理阶段时, 机器人执行加载的移动, 包括 3 个步骤: 从工作站上卸载作业, 将其传输到下一个工作站

收稿日期: 2019-10-23; 修回日期: 2019-12-13。

基金项目: 西安市科技项目 (201805045YD23CG29); 陕西省自然科学基金 (2018JM5165)。

作者简介: 李晓辉 (1982-), 男, 陕西西安人, 博士, 讲师, 硕导, 主要从事智能算法、车间调度、人工智能等方向的研究。

李杰 (1984-), 男, 陕西宝鸡人, 博士, 副教授, 硕导, 主要从事最优控制理论、智能控制、交通控制及航空发动机控制等方向的研究。

上并将其加载。连续地, 机器人要么在工作站上等待同一作业的下一个移动, 要么在没有任何作业的情况下执行空洞移动, 以移动到另一个工作站上执行下一个作业的移动。在这种情况下, 作业移动及其持续时间在调度过程中不能被忽略。自动化作业运输机器人在化工、电镀处理和金属切削行业也很常见如: 车阿大等^[7], 晏鹏宇等^[8], Gultekin 等^[9]。这种以机器人为中心的制造系统称为机器人单元。

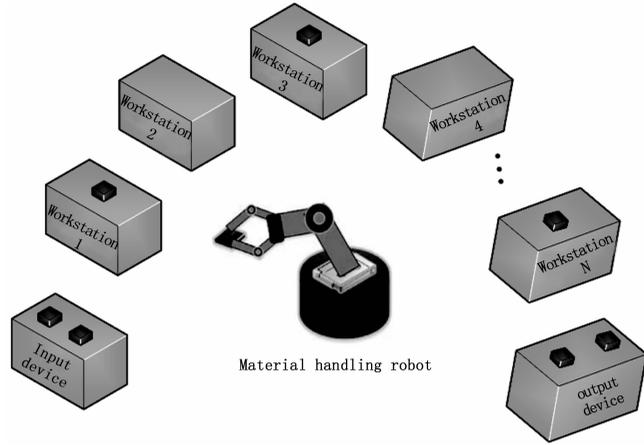


图 1 一个典型的带有材料处理机器人的机器人单元

实际应用问题中往往需要同时优化几个目标, 在多目标问题求解中, 由于各目标之间是相互矛盾的, 所以不能找到一个优化解使得所有优化目标达到最优, 因此我们的目的是找到一个非支配解的集合代替仅有的一个最优解。近 10 年来, 国内外许多研究者相继提出大量的优化算法, 如 NSGA-II^[10], SPEA-II^[11] (strength pareto evolutionary algorithm) 等在解决多目标优化问题上取得了很好的效果。但是随着目标维数的增加, 基 Pareto 支配关系的多目标进化算法收敛性能下降, 在求解过程中出现了种群早熟, 收敛停滞, 非支配解的比率过大的现象。虽然通过扩大种群规模, 可以一定程度上缓解非支配解比例过大的问题, 但却增加了求解过程的计算难度。

对于多目标优化问题, 研究人员往往从三方面对算法进行改善^[12]: 1) 基于 Pareto 支配关系, 进行目标降维; 2) 采用不同的支配方法, 如: 占优, Lorenz^[13] 支配, CDAS^[14] 支配, r ^[15] 支配等; 3) 引进新的策略或机制。肖婧^[16]等人提出基于全局排序的高维多目标优化研究, 巩敦卫^[17]等人提出基于目标分解的高维多目标并行进化优化方法, 陈小红^[18]等人提出基于稀疏特征选择的目标降维方法, 与此同时将不同的支配方法和传统优化算法结合去求解高维多目标优化问题也是研究的热点, 如 Atefeh Moghaddam^[19]将不同的支配方式和算法相结合求解调度问题, 通过大量案例比较算法的优越性。

多目标优化问题和调度问题现在都是我们研究的热点, 本文的目的就是通过不同的方法求得优化问题的最优解, 应用不同的支配方式去求解带有机器人搬运的柔性作业车间调度问题, 以传统的 NSGA-II 为框架, 分别基于

Lorenz 支配关系和 CDAS 支配关系对问题进行求解, 并将所得的解通过^[13]距离准则和 C ^[20]准则进行比较分析。

1 问题描述

1.1 研究问题

柔性机器人制造单元 Job-Shop 类型调度问题可以用公式 $JR_{L-M-U} | t_{kl}, t'_{kl} | C_{max}$ 表示^[21], 其中 J 表示工件, R 表示搬运机器人, $L-M-U$ 表示机器人的装载站 (L), 机床 (M), 卸载站 (U) 间来回搬运, 表示机器人搬运时间, 表示搬运机器人的空载时间, 为目标函数。具体描述为: 一个机器人制造单元由 m 个工作站 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ 、一台搬运机器人 R 、装/卸载站 M_0 组成。现有一批订单, 有 n 个待加工工件 $J = \{J_1, \dots, J_n\}$, 每个工件 $J_i \in J$ 有 $n_j (n_j \leq m)$ 道加工工序 $O_{j1}, O_{j2}, \dots, O_{jn_j}$ 。加工开始时, 所有的待加工工件都已在装载站准备就绪, 根据工件加工顺序, 搬运机器人将工件从装载站 M_0 搬运到加工工件第一道工序的加工机床, 待此工序加工完成后, 搬运机器人再将其运送到下一道工序相应的机床上进行加工, 直到工件的所有工序加工完成, 搬运机器人将工件运送到卸载站 M_0 完成共建的加工。

参数定义如下:

J 为工件集合, $J = \{J_1, \dots, J_n\}$;

M 为工作站集合, $M = \{M_0, M_1, M_2, \dots, M_m\}$, M_0 为装/卸载站;

I 为根据工件序列, 工件操作集合 $I = \{1, 2, \dots, |I|\}$;

t_{ij} 为工作站 i 到工作站 j 之间的带载移动时间, $(i, j) \in M^2$;

v_{ij} 为工作站 i 到工作站 j 之间的空载移动时间, $(i, j) \in M^2$;

μ_i 为操作 $i (i \in I)$ 对应的加工站;

p_i 为操作 i 的加工时间, $(i \in \bar{I})$;

H 为一个很大的正整数;

t_i 为操作 i 的完成时间, $i \in I$;

tm_i 为操作 i 在工作站 μ_i 上的加工花费时间, $i \in \bar{I}$ 。

C_j 为是工件 j 的完工时间:

$$b_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{在工作站 } \mu_i \text{ 上操作 } i \text{ 在操作 } j \text{ 之前被执行} \\ 1 & \text{否则} \end{cases}$$

$$a_{rs} = \begin{cases} 0 & \text{装载操作 } r \text{ 被执行在装载操作 } s \text{ 之前} \\ 1 & \text{否则} \end{cases}$$

$$c_{rs} = \begin{cases} 1 & \text{装载操作 } r \text{ 被立即执行在装载操作 } s \text{ 之前} \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

$(i, j) \in I^2$ 并且 $\mu_i = \mu_j, i \neq j$;
 $(r, s) \in T^2$ 并且 $r \neq s$;
 $(r, s) \in T^2$ 并且 $r \neq s$

本文研究问题数学模型引用 Caumond^[22]论文中的数学模型, 假设条件为:

- 1) 同一工件根据加工顺序执行不同工序;

- 2) 同一工作站在同一时刻只能执行一道加工操作;
- 3) 同一时刻搬运机器人执行一个搬运操作;
- 4) 工件搬运时间约束, 工件前道工序加工完成后才能搬运;
- 5) 不考虑机器和机器人故障;
- 6) 不考虑机器人和加工站之间的装载和卸载时间;
- 7) 无优先处理约束, 缓冲管理规则为 FIFO (First In First Out)。

目标函数:

$$\text{minimize}(\max_{1 \leq j \leq n} C_j) \quad (1)$$

$$\text{minimize} \quad \alpha \sum E_j + \beta \sum T_j \quad (2)$$

其中: α 和 β 分别代表总提前量与总延迟量的权重。 E_j 和 T_j 代表工件 j 的提前量和延迟量。

$$E_j = \max(0, a_j - C_j) \quad (3)$$

$$T_j = \max(0, C_j - b_j) \quad (4)$$

其中: a_j 和 b_j 表示工件 j 的最早到期日和最晚到期日。

1.2 解的支配关系

本节介绍了三种支配关系: Pareto 支配关系、Lorenz 支配关系和 CDAS 支配关系。下面以一个最小化的多目标遗传优化问题为研究对象阐述这三种支配关系:

$$\text{Min}F(X) = (f_1(X), f_2(X), \dots, (f_n(X)))^T, x \in D \quad (5)$$

其中: $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 是决策变量, $f_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 是目标函数, D 是可行区域。

1.2.1 Pareto 支配

给定一个多目标优化问题, 设 X 为多目标优化问题的可行解集, 目标向量为 $F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))$, $x_i \in X, x_k \in X$, 若:

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, m\} f_i(x_i) \leq f_i(x_k) \quad (6)$$

$$\exists j \in \{1, 2, \dots, m\} f_j(x_i) < f_j(x_k)$$

则称 x_i Pareto 支配 x_k (记作 $x_i < x_k$), Pareto 支配关系如图 2 所示, 区域①为解 S 的 Pareto 支配区域。

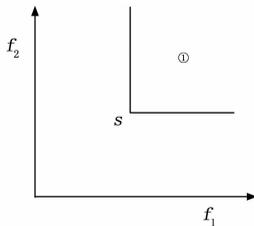


图 2 Pareto 支配关系

1.2.2 Lorenz 支配

多目标启发式算法一般情况下都是基于 Pareto 支配关系找到一组非支配解集, 但是 Lorenz 支配可以减少非支配平面的范围, 提高算法的搜索能力。F. Dugardin^[13] 等人在其文章中提到 Lorenz 支配能够提高解的质量, 它更擅长于双目标优化问题解的比较。Lorenz 支配是 1934 年 Hardy 等人第一次提出, 之后 Kostreva 和 Ogryczak 将其应用到对于解决多目标优化问题中。

基于 Lorenz 支配关系, 如果解 X 支配解 Y , 记作 $X <_L Y$ 。如果解 X 的 Lorenz 矢量基于 Pareto 支配关系支配解 Y 的 Lorenz 矢量, 记为 $L(x) <_p L(Y)$ 。其中 X 的 Lorenz 矢量为:

$$L(x) = (f_{(1)}(x), f_{(1)}(x) + f_{(2)}(x), f_{(1)}(x) + f_{(2)}(x) + f_{(3)}(x), \dots, \sum_{i=1}^n f_{(i)}(x)) \quad (7)$$

$f_{(1)}(x) = \max(f_i(x)) \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$, $f_{(2)}(x)$ 是 $f_i(x)$ 所有目标函数适应度值中从大到小排列第二的适应度值, 依次类推。

根据 Lorenz 支配关系的定义, Lorenz 支配将解的目标函数值收敛到未修改前其中一个目标函数值的附近。Lorenz 支配关系如图 3 所示。对于解 S , 基于 Pareto 支配, S 的支配领域为区域①。而基于 Lorenz 支配, S 的支配领域为区域①, ②, ③。显然, Lorenz 的支配区域要大于 Pareto 的支配区域, 事实上 Lorenz 的非支配解是 Pareto 非支配解的子集。

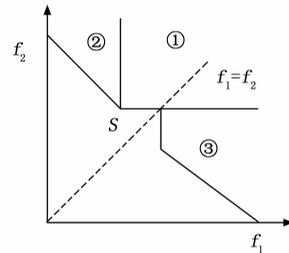


图 3 Lorenz 支配关系

1.2.3 CDAS 支配

为了提高基于多目标优化进化算法的 Pareto 支配的选择压力, 提出了一种新的支配关系 CDAS。CDAS 支配利用一个用户自定义参数 S 改变支配关系, 是一种支配区域自适应变化的方法, 它是利用支配关系来提高收敛压力。在多目标优化问题中, CDAS 支配增强了解的搜索能力。经过试验发现, 当 S 等于 0.25 时, 寻求多目标优化问题最优解的效果最佳。

对于一个解 x , 根据公式 (8) 通过改变一个参数 S_i 的值来修改它的每一个目标函数的适应度值, 图 4 给出了解 x 经 CDAS 准则修改前后适应度函数值的变化情况。

$$f'_i(x) = \frac{r * \sin(\omega_i + S_i * \pi)}{\sin(S_i * \pi)} (i = 1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

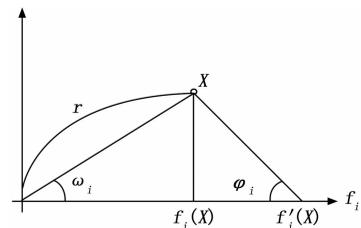


图 4 解 x 修改前后适应度值

其中: $\varphi_i = S_i * \pi$, r 是解 x 到原点的距离, ω_i 是 $f(x)$ 和

$f_i(x)$ 之间的偏差角。当 $S < 0.5$ 时, $f_i(x)$ 的第 i 个适应度值增加, $f'_i(x) > f_i(x)$, 当 $S > 0.5$ 时, $f'_i(x) < f_i(x)$, 当 $S = 0.5$ 时, $f'_i(x) = f_i(x)$ 。

CDAS 原本的方法是根据解 x 与原点两点间改变参数 S_i 来改变解 x 的支配区域, 然而, 在我们研究的问题中有很多个解, 且我们没有办法确定解的位置, 想要找一个合适的参数 S_i 也很困难, 在本文中我们的目标值是最小化, 我们对 CDAS 支配方法在算法应用进行改进, 在这里首先做如下定义, 如式 (9):

$$O = (O_1, O_m2, \dots, O_m) = (f_1^{\max} + \delta, f_2^{\max} + \delta, \dots, f_m^{\max} + \delta) \quad (9)$$

其中: f_i^{\max} 是集合 X 中第 i 个目标函数的最大值, δ 是一个很小的常数。如图 5 所示, 其中 $\varphi_i = S_i * \mu, r$ 是解 X 到点 O 的距离, 当 $S < 0.5$ 时, 拥有两个目标函数的解经 CDAS 标准修订后解的支配领域扩张。这种方法更容易设定参数 S_i 。对于解 S , 基于 Pareto 支配, S 的支配领域为区域①。而基于 CDAS 支配, S 的支配领域为区域①, ②, ③, ④, ⑤。

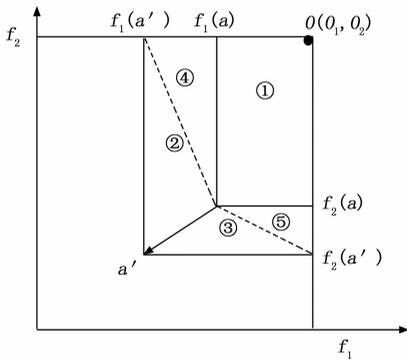


图 5 CDAS 的支配关系

2 算法

2.1 NSGA-II 算法

NSGA-II 非支配排序遗传算法, 2000 年由 K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap 等人提出。该算法是基于 Pareto 支配的多目标进化算法, 被广泛应用在多目标优化问题求解中, 尤其是目标函数只有两到三个的优化问题。对于多目标优化问题, 该算法得到的不是一个单独的解, 而是一个非支配解的集合。

在 NSGA-II 算法中, 首先随机生成一个初始种群 $f_1(x) > f_2(x)$ 。在第 t 次迭代中子代 $f_1(x) > f_2(x)$ 通过评估、选择、交叉、变异因子被生成。将 $f_1(x) > f_2(x)$ 和 $f_1(x) > f_2(x)$ 中所有个体排序到不同的前端 (第一前端被认为包含所有的非支配解, 为了找到下一个前端的解, 之前已被排序的解不再考虑)。这个过程被重复, 直到所有的解被排序, 最好的解 (拥有最优序值和最佳拥挤距离) 将被选择作为下一次迭代中的父代种群 $f_1(x) > f_2(x)$ 。当满足设定的停止标准时, 整个迭代过程结束。

2.2 遗传算法因子

交叉变异: 本文采用 Q. K. Pan^[23] 等 (2008) 一文中提到的 two-cut points PTL 交叉法。该交叉法的优势在于: 即使两个父代相同, 经过 PTL 交叉也可以产生出不同的子代。在 PTL 交叉过程中, 随机产生两个交叉位置, 将父代 1 中随机产生的交叉位置上的基因作为子代 1 最左端和子代 2 最右端的基因, 子代个体剩余部分的基因由父代 2 除去父代 1 交叉位置上的基因外剩余部分的基因填充, 具体见表 1。

表 1 PTL 交叉因子的一个例子

Two-cut PTL crossover					
P1	5	2	3	4	1
P2	4	5	2	1	3
O1	2	3	4	5	1
O2	4	5	1	2	3

为了保证所得解的多样性, 交叉操作之后, 对生成的子代进行变异操作, 本文采用单点变异法, 变异位置是随机生成的。

选择: 选择是根据适应度函数或者序值进行交叉操作父代选择的一个过程。在这个过程中本文应用锦标赛父代选择法, 这是遗传算法所有选择方法中的一种。锦标赛选择法是随机选择一些解, 然后根据序值选择其中最好的作为交叉操作的父代。

停止标准: 本文中的停止标准是设定一个比较大的迭代次数。

2.3 L-NSGA 算法

L-NSGA 算法和 NSGA-II 算法结构类似, 唯一不同之处在于: L-NSGA 算法是基于 Lorenz 支配关系的, 而 NSGA-II 算法则是基于 Pareto 支配关系。对于本文, 带有机器人制造单元的作业车间调度最小化工件完工提前量和延迟量的总权重的一个双目标优化问题, 如果 $f_1(x) > f_2(x)$, 则 X 的 Lorenz 矢量为:

$$L(x) = (f_1(x), f_1(x) + f_2(x)) \quad (10)$$

由于总延迟时间总是大于完工时间, 为了提高在每次迭代中线性函数的比重, 在本文中引入一个动态线性比例函数, 该函数被定义为: $s(x) = \frac{f_{1\max}}{f_{2\max}}x$, 比率系数 $\lambda = \frac{f_{1\max}}{f_{2\max}}$, 其中: $f_{1\max}$ 、 $f_{2\max}$ 分别是每次迭代中最大完工时间和最大总延迟时间。

2.4 CDAS-NSGA 算法

同样 CDAS-NSGA 算法和 NSGA-II 算法的结构也类似, CDAS-NSGA 算法是基于 CDAS 支配关系进行解的排序。经 CDAS 标准修改每一个目标函数的适应度值, 从而扩大或者缩小解的支配领域。

在 CDAS-NSGA 算法中, 我们同样也应用了动态线性比例函数, 具体和 2.3 节 L-NSGA 算法中提到的一样。

3 实验结果与分析

3.1 仿真测试介绍

本文算法以 Visual Studio 2017 开发工具编程实现。选取了 16 组实例数据进行实验，其中实例 1~8 参考 Caumont^[22] 论文中的数据，实例 9~15 自己生成的。每个实例包含不同数目的工件、机器与加工工序。参数 a_j 和 b_j 根据完工时间按照一定规律随机产生。分别利用 NSGA-II、L-NSGA、CDAS-NSGA 算法对该问题进行最优解的寻求。其中交叉概率 P_c 设为 0.9，变异概率 P_m 设为 0.1，迭代次数设为 20，种群大小设为 40，CDAS-NSGA 中的用户自定义参数 S 设为 0.45。每个实例数据测试 20 次，记录每种支配方式最后找到的非支配解。

3.2 对比准则

由于每一个 Pareto 前端不是一个单独的解，而是一个非支配解的集合，所以对于两个不同的 Pareto 前端的比较是困难的。我们的目的是让生成的解的多样性最大化，Pareto 优化解之间的绝对距离最小化，包含前端的伸展性最大化。本文采用由 Dugardin 等人提出的 μ_d 距离法和 Zitzler 和 Thiele 提出的 C 比较准则。

Dugardin 等人在 Riise 提出的 μ 距离准则基础上做了改进，提出了 μ_d 距离准则 $\mu_d = \frac{\mu}{D}$ 。

其中， $D = \sqrt{(f_{1\max} - f_{1\min})^2 + (f_{2\max} - f_{2\min})^2}$ ， μ 距离用来说明前端 A 和前端 B 的最优解之间的距离，其定义为： d_i 是前端 A 中的解 i 在前端 B 中的投影距离。当解 i 位于前端 B 的下方时， μ 的值是负的， μ 的值负值越多，前端 A 所得的解越优。 n_A 、 n_B 分别是前端 A 和 B 中非支配解的个数。

在 C 准则中 C1 代表前端 A 中的解被前端 B 中至少一个解支配的比率。 $C1 = \frac{|\{a \in A \mid \exists b \in B: b \succ a\}|}{|A|}$ ， a, b 分

别是集合 A 和 B 中的非支配解。当 $C1=1$ 时，代表 A 中所有的解被 B 中的解支配，当 $C1=0$ 时，代表 A 中没有解被 B 中的解支配。同样，C2 代表集合 B 中的非支配解被集合 A 中至少一个非支配解支配的比率。

3.3 实验结果与分析

为了分析比较不同的支配关系对单机器搬运的柔性作业车间调度问题求解的效果，我们分别通过 μ_d 距离法和 C 准则对所得非支配解进行比较分析。具体数据如表 2，表 3，表 4 所示：其中表 2 是 L-NSGA 算法与 NSGA-II 算法最优解之间的比较，表 3 是 CDAS-NSGA 与 NSGA-II 最优解之间的比较，表 4 是 CDAS-NSGA 算法与 L-NSGA 算法最优解之间的比较。以表 2 第一行例 LT155 为例：机器数为 5，加工工件数为 3， μ_d 为 L-NSGA 算法所得的“最优解”相对于 NSGA-II 算法中所有“最优解”比较后的平均 μ_d 距离， $\mu_d = -0.0069 < 0$ ， μ_d 的最优值代表 L-NSGA 所得的解大多数位于 NSGA-II 的下方，说明 L-NSGA 所得解更优，分别代表该组最好的距离。C1 代表 L-NSGA 算法所得的解被 NSGA-II 支配的概率，表中平均 $C1=0.15$ ，代表 L-NSGA 中 15% 解被 NSGA-II 中的解支配，同理 C2 代表 NSGA-II 中的解被 L-NSGA 中的解支配的概率， $C2=0.29$ ，说明 NSGA-II 中 29% 的解被 L-NSGA 中的解支配。

从表 2 表 3 中，我们看到的值都是负的，而且大部分的 C1 值小于 C2 的值，说明基于 lorenz 支配关系和基于 CDAS 支配关系所得的解明显优于基于 Pareto 支配关系所得的解。

表 4 中的值大部分都是正的只有少数是负的，且在在在这些事例中 C1 平均值基本大于 C2 的平均值，说明在参数 S 为 0.45 时基于 lorenz 支配关系所得的解明显优于基于 CDAS 支配关系所得的解。

表 2 L-NSGA 算法与 NSGA-II 算法比较结果

事例	工件数	机器数	总工序数	μ_d			C1			C2		
				平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值
LT155	5	5	18	-0.006 9	0.059 4	-0.051 1	0.15	0.63	0	0.29	0.556	0
LT242	4	5	15	-0.020 2	0.307 8	-0.349 5	0.26	1	0	0.29	1	0
LT252	5	5	18	-0.000 4	0.061 4	-0.056 4	0.16	0.75	0	0.29	0.8	0
LT433	3	5	12	-0.000 1	0.011 4	-0.006	0.06	0.22	0	0.08	0.29	0
LT442	4	5	15	-0.001	0.012 5	-0.013 2	0.18	0.43	0	0.15	0.31	0
LT453	5	5	18	-0.004 4	0.035 6	-0.038 5	0.27	0.7	0	0.28	0.85	0
LT543	4	5	15	-0.001 2	0.159 8	-0.097 5	0.24	0.64	0	0.29	0.5	0.09
LT552	5	5	18	-0.001 7	0.031 5	-0.024 5	0.17	0.45	0	0.21	0.62	0
Data1	3	5	12	-0.008 1	0.047 9	-0.076 1	0.21	0.55	0	0.25	0.56	0
Data2	3	5	12	-0.004 7	0.007 7	-0.025 2	0.13	0.36	0	0.21	0.41	0
Data3	4	5	15	-0.002 9	0.076 5	-0.039 9	0.18	0.8	0	0.32	0.75	0
Data4	5	5	18	-0.002 3	0.011	-0.030 8	0.23	0.5	0	0.26	0.5	0
Data5	5	5	18	-0.000 9	0.019 5	-0.027	0.14	0.53	0	0.26	0.6	0
Data6	8	5	30	-0.002 8	0.011 8	-0.024 6	0.24	0.54	0	0.29	0.73	0
Data7	6	5	23	-0.003 3	0.024 8	-0.021 1	0.19	0.67	0	0.3	0.47	0.09
Data8	6	7	31	-0.002 9	0.036 7	-0.036 4	0.24	0.75	0	0.26	0.53	0

表 3 CDAS-NSGA 算法与 NSGA-II 算法比较结果

事例	工件数	机器数	总工序数	μ_d			C1			C2		
				平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值
LT155	5	5	18	-0.012 9	0.024 5	-0.851	0.15	0.5	0	0.2	0.6	0
LT242	4	5	15	-0.027 1	0.221 7	-0.349 5	0.18	1	0	0.19	0.67	0
LT252	5	5	18	-0.008 5	0.054 9	-0.077 3	0.2	0.67	0	0.23	0.8	0
LT433	3	5	12	-0.000 9	0.002 8	-0.008 1	0.04	0.17	0	0.07	0.19	0
LT442	4	5	15	-0.001 8	0.007 7	-0.010 6	0.11	0.44	0	0.18	0.29	0
LT453	5	5	18	-0.007 8	0.03	-0.084 5	0.17	0.86	0	0.11	0.31	0
LT543	4	5	15	-0.014	0.017 9	-0.053 4	0.2	0.5	0	0.23	0.63	0
LT552	5	5	18	-0.002 8	0.015 8	-0.020 9	0.14	0.4	0	0.15	0.5	0
Data1	3	5	12	-0.009 2	0.019 3	-0.049 2	0.19	0.5	0	0.1	0.38	0
Data2	3	5	12	-0.004	0.027	-0.025 2	0.09	0.38	0	0.16	0.47	0
Data3	4	5	15	0.001 1	0.058 5	-0.068 9	0.23	1	0	0.18	0.5	0
Data4	5	5	18	-0.009 7	0.002 7	-0.034 7	0.06	0.29	0	0.22	0.6	0
Data5	5	5	18	-0.003 6	0.011 1	-0.035 5	0.12	0.43	0	0.23	0.47	0
data6	8	5	30	-0.004 6	0.040 1	-0.037 8	0.12	0.75	0	0.23	0.67	0
data7	6	5	23	-0.005 1	0.027 9	-0.033	0.17	0.9	0	0.2	0.5	0
data8	6	7	31	-0.020 7	0.066 7	-0.150 4	0.08	0.57	0	0.14	0.46	0

表 4 CDAS-NSGA 算法与 L-NSGA 算法比较结果

事例	工件数	机器数	总工序数	μ_d			C1			C2		
				平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值
LT155	5	5	18	0.004 5	0.119 4	-0.052 7	0.13	0.5	0	0.13	0.4	0
LT242	4	5	15	0.031 4	0.088 7	-0.310 7	0.25	1	0	0.16	0.5	0
LT252	5	5	18	0.015 4	0.295 8	-0.102 1	0.23	1	0	0.16	0.75	0
LT433	3	5	12	0.004 6	0.020 8	-0.005 8	0.05	0.33	0	0.05	0.25	0
LT442	4	5	15	0.001 9	0.023 9	-0.012 9	0.09	0.5	0	0.1	0.27	0
LT453	5	5	18	-0.001 5	0.033 8	-0.028 8	0.09	0.43	0	0.08	0.44	0
LT543	4	5	15	-0.005	0.019 4	-0.067 1	0.17	0.5	0	0.17	0.67	0
LT552	5	5	18	0.006	0.049 5	-0.030 4	0.12	0.57	0	0.11	0.44	0
Data1	3	5	12	0.008 9	0.045 2	-0.037 2	0.21	0.75	0	0.08	0.33	0
Data2	3	5	12	0.001 4	0.018 5	-0.035 7	0.14	0.5	0	0.08	0.54	0
Data3	4	5	15	0.028 5	0.162 6	-0.034 4	0.25	0.67	0	0.11	0.67	0
Data4	5	5	18	-0.007 6	0.007 7	-0.025 9	0.04	0.38	0	0.17	0.5	0
Data5	5	5	18	0.006	0.033 6	-0.022 4	0.2	0.45	0	0.15	0.47	0
Data6	8	5	30	0.006	0.076 6	-0.035 9	0.17	0.75	0	0.17	0.43	0
data7	6	5	23	-0.001 8	0.025 9	-0.032 3	0.2	0.67	0	0.15	0.5	0
data8	6	7	31	0.016 2	0.183 6	-0.083 2	0.11	0.75	0	0.09	0.3	0

4 结束语

本文我们研究了一个带有单机器人制造单元的作业车间调度问题的优化问题。大量研究表明, 改变支配关系可以有效提高算法寻求最优解的效率, Lorenz 支配关系与 CDAS 支配关系的支配区域都比 Pareto 支配关系的支配区域大, 则这两种支配关系下找到的非支配平面的最优解集是 Pareto 支配关系下找到的非支配平面的最优解集的子集。

文中我们将以 NSGA-II 为框架结合 Lorenz 支配关系和 CDAS 支配关系并与传统的基于 Pareto 支配关系的 NSGA-II3 种算法去研究同一优化调度问题, 最后将 3 种算法所得的非支配解通过 C 准则和准则进行比较分析, 我们发现对于求解高维多目标优化问题, 基于 Lorenz 支配关系和 CDAS 支配关系的优化算法比基于传统的 Pareto 支配关系的优化算法的效果更佳。在 CDAS 支配关系中当 S 值为 0.45 时, 基于 CDAS 支配关系的优化算法明显比基于

Lorenz 支配关系的优化算法差。

参考文献:

- [1] Jain A S, Meeran S. Deterministic job-shop scheduling: Past, present and future [J]. *European Journal of Operational Research*, 1999, 113 (2): 390-434.
- [2] Blazewicz J, Eiselt H A, Finke G, et al. Scheduling tasks and vehicles in a flexible manufacturing system [J]. *International Journal of Flexible Manufacturing Systems*, 1991, 4 (1): 5-16.
- [3] Brucker P, Schlie R. Job-shop scheduling with multi-purpose machines [J]. *Computing*, 1990, 45 (4): 369-375.
- [4] Mousakhani M. Sequence-dependent setup time flexible job shop scheduling problem to minimise total tardiness [J]. *International Journal of Production Research*, 2013, 51 (12): 3476-3487.
- [5] Dawande M, Geismar H N, Sethi S P, et al. Sequencing and scheduling in robotic cells: recent developments [J]. *Journal of Scheduling*, 2005, 8 (5): 387-426.
- [6] Pan C R, Zhou M C, Qiao Y, et al. Scheduling cluster tools in semiconductor manufacturing: recent advances and challenges [J]. *IEEE Transactions on Automation Science & Engineering*, 2018, 15 (2): 586-601.
- [7] Che A, Feng J, Chen H, et al. Robust optimization for the cyclic hoist scheduling problem [J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 240 (3): 627-636.
- [8] Yan P, Wang G, Che A, et al. Hybrid discrete differential evolution algorithm for biobjective cyclic hoist scheduling with reentrance [J]. *Computers & Operations Research*, 2016, 76: 155-166.
- [9] Gultekin H, Akturk M S, Karasan O E. Scheduling in a three-machine robotic flexible manufacturing cell [J]. *Computers & Operations Research*, 2007, 34 (8): 2463-2477.
- [10] Deb K, Agrawal S, Pratap A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II [A]. *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature [C]*, 2000.
- [11] Al-Hajri M T, Abido M A. Multiobjective optimal power flow using improved strength pareto evolutionary algorithm (SPEA2) [A]. *International Conference on Intelligent Systems Design & Applications [C]*, 2012.
- [12] 陈小红. 基于进化算法的高维多目标优化问题求解方法及应用 [D]. 深圳: 深圳大学, 2015.
- [13] Dugardin F, Yalaoui F, Amodeo L. New multi-objective method to solve reentrant hybrid flow shop scheduling problem [J]. *European Journal of Operational Research*, 2010, 203 (1): 22-31.
- [14] Sato H, Aguirre H E, Tanaka K. Controlling dominance area of solutions and Its impact on the performance of MOEAs [M]. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer Berlin Heidelberg, 2007.
- [15] 章恩泽, 陈庆伟. 改进的 r 支配高维多目标粒子群优化算法 [J]. *控制理论与应用*, 2015, 32 (5): 623-630.
- [16] 肖婧, 毕晓君, 王科俊. 基于全局排序的高维多目标优化研究 [J]. *软件学报*, 2015, 26 (7): 1574-1583.
- [17] 巩敦卫, 刘益萍, 孙晓燕, 等. 基于目标分解的高维多目标并行进化优化方法 [J]. *自动化学报*, 2015, 41 (8): 1438-1451.
- [18] 陈小红, 李霞, 王娜. 高维多目标优化中基于稀疏特征选择的目标降维方法 [J]. *电子学报*, 2015, 43 (7): 1300-1307.
- [19] Moghaddam A, Yalaoui F, Amodeo L. Efficient meta-heuristics based on various dominance criteria for a single-machine bi-criteria scheduling problem with rejection [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2015, 34: 12-22.
- [20] Zitzler E L M, Thiele L. SPEA2: Improving the strength-Pareto-evolutionary-algorithm [J]. *Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich ETH Zentrum, Gloriastrasse 35, CH-8092 Zurich, Switzerland*, 2001.
- [21] Deroussi L, Gourgand M, Tchernev N. A simple metaheuristic approach to the simultaneous scheduling of machines and automated guided vehicles [J]. *International Journal of Production Research*, 2008, 46 (8): 2143-2164.
- [22] Caumont A, Lacomme P, Moukrim A. An MILP for scheduling problems in an FMS with one vehicle [J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 199 (3): 706-722.
- [23] Pan Q K, Tasgetiren M F, Liang Y C. A discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flowshop scheduling problem [J]. *Computers & Operations Research*, 2008, 35 (9): 2807-2839.
- [3] 黄敏高. 基于单目视觉的工业机器人定位系统设计 [J]. *现代电子技术*, 2017, 40 (18): 114-116.
- [4] 马飞越, 游洪, 佃松宜, 等. 一种用于气体绝缘开关设备异物清扫与检测的机器人系统 [J]. *计算机科学*, 2017, 44 (b11): 592-595.
- [5] 尤波, 武坤, 许家忠, 等. 基于机器视觉的自动插件系统设计与研究 [J]. *光电工程*, 2017, 44 (9): 919-926.
- [6] 曹天扬, 蔡浩原, 方东明, 等. 基于视觉内容匹配的机器人自主定位系统 [J]. *光电工程*, 2017, 44 (5): 523-533.
- [7] 王亚娟. 基于 RS 与 GIS 的沙坡头区生态系统服务价值研究 [J]. *水土保持研究*, 2018, 25 (4): 250-256.
- [8] 刘彤, 宗群, 刘朋浩, 等. 基于结构持久图和视觉定位的多机器人编队生成与控制 [J]. *信息与控制*, 2018, 47 (3): 314-323.
- [9] 韩晓东, 刘冬, 丛明. 基于 ORB 特征和里程计信息的机器人视觉导航 [J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2017, 18 (1): 109-111.
- [10] 王飞, 张传清, 晁智强, 等. 基于喷涂机器人系统的飞机进气管道内壁测量路径规划研究 [J]. *科学技术与工程*, 2017, 17 (6): 207-212.

(上接第 147 页)