

生产工序约束下物流资源多矛盾目标优化调度*

朱晓靖^① 张捷^②

(①上海开放大学静安分校, 上海 200040; ②上海大学机电工程与自动化学院, 上海 200444)

摘要: 在车间生产工序约束下, 为了实现物流资源的多矛盾目标优化调度, 提出了密度自适应 MOEA/D 算法的调度方法。对智能车间中生产工序约束下的物流调度问题进行了分析, 并建立了最小化完工时间、物流车数量和惩罚成本等多矛盾目标的优化调度模型。以 MOEA/D 算法为基础, 设计了随邻域中染色体密度自适应变化的惩罚因子, 调节了染色体多样性和算法收敛性, 有效提高了算法的解集质量。将密度自适应 MOEA/D 算法应用于物流资源调度中并进行实验验证, 结果表明: 与 MOEA/D 算法、改进 NSGA-II 算法相比, 密度自适应 MOEA/D 算法的解集质量更高、分布多样性更好。以 3 台物流车为例, 密度自适应 MOEA/D 调度方案的完工时间最短, 为 749 min。实验结果证明了文章方法在物流资源多矛盾目标优化调度中的优越性。

关键词: 生产工序约束; 物流资源; 多矛盾目标优化; 密度自适应; MOEA/D 算法

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A

DOI: [10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.06.025](https://doi.org/10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.06.025)

Multi-contradictory-objective optimization scheduling of logistics resources under production process constraints

ZHU Xiaojing^①, ZHANG Jie^②

(①Jing'an Branch, Shanghai Open University, Shanghai 200040, CHN; ②School of Mechanical and Electrical Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, CHN)

Abstract: In order to achieve multi-contradiction-objective optimization scheduling of logistics resources under the constraints of production processes, a density adaptive MOEA/D algorithm scheduling method was proposed. An analysis was conducted on the logistics scheduling problem under production process constraints in an intelligent workshop, and an optimization scheduling model was established with multiple conflicting objectives such as minimizing completion time, the number of logistics vehicles, and penalty costs. Based on the MOEA/D algorithm, a penalty factor that adapts to changes in chromosome density in the neighborhood was designed to regulate chromosome diversity and algorithm convergence, effectively improving the quality of the algorithm's solution set. The density adaptive MOEA/D algorithm was applied to logistics resource scheduling and experimentally validated. The results showed that compared with the MOEA/D algorithm and the improved NSGA-II algorithm, the density adaptive MOEA/D algorithm has higher quality of solution set and better distribution diversity. Taking 3 logistics vehicles as an example, the density adaptive MOEA/D scheduling scheme has the shortest completion time of 749 min. The experimental results demonstrate the superiority of the method proposed in this paper in optimizing and scheduling logistics resources with multi-contradiction-objective.

Keywords: production process constraints; logistics resources; multi-contradiction-objective optimization; density adaptive; MOEA/D algorithm

* 国家自然科学基金面上项目 (61672328)

传统车间中物流过程不透明,主要表现在物流需求无法被及时感知、物流资源无法及时响应,信息孤岛现象非常严重,进而导致物料配送延迟,严重降低车间的生产效率^[1]。随着车间智能化和自动化程度的加深,车间对物流效率、生产效率和联合效率要求越来越高。因此,研究智能车间物流资源的调度方法对于提高车间效率、推进车间智能化升级具有现实意义^[2]。

物料运输是车间生产的关键环节之一,极大地决定了车间生产性能。车间物流系统研究包括库存管理^[3]、设施布局规划^[4]、物流资源调度^[5]和配送路径优化^[6]等4个方面,本文着眼于物流资源调度方面的研究。智能车间物流资源调度涉及多个优化目标,包括成本最低、延迟时间最短、总能耗最小以及物流资源最少等^[7-8],不同目标之间可能存在竞争和制约关系,即多个目标无法同时达到最优。文献^[9]研究了电池电量约束下自动导引车(automatic guided vehicle, AGV)的调度问题,以最小化AGV运输延迟成本和运输成本的加权和为目标,设计了自适应大邻域搜索算法的调度方法,通过物流调度实验验证了该方法的可行性。文献^[10]研究了一种具有冲突产品(无法一起运输的产品)的多容量AGV调度问题,提出了去中心化的多智能体调度方法,并在不同规模AGV调度案例中验证了本文方法的有效性。文献^[11]以最小化物流时间惩罚和行驶距离为目标,构造了变邻域NSGA-II的求解方法,并在离散车间物流调度问题中验证了该方法的有效性。文献^[12]以船舶制造过程中的物流调度问题为对象,构造了以行驶距离最短、等待时间相当为目标的路径集数学模型,提出了模糊层次分析法的调度方案优化方法,通过实验验证了该方法的优越性。

本文研究对象为智能生产车间的物流资源调度问题。在智能生产车间背景下,物流资源调度存在以下难题:

(1) 物流资源调度需要满足各工件的生产工序约束,在复杂生产工序约束下的物流调度本质为高约束条件下的优化难题。

(2) 物流车的延迟时间最短和能耗最少等目标为矛盾和制约目标,无法实现同时优化,因此需要解决矛盾目标的协同优化难题。

(3) 使用智能算法对物流资源调度时,调度方案的优劣主要取决于算法的优化能力,因此需要

解决算法的优化能力提升难题。

针对上述问题,本文开展了生产工序约束下物流资源的多矛盾目标调度问题的研究。在MOEA/D算法基础上,提出了惩罚因子随邻域中染色体密度自适应调整的方法,设计了基于密度自适应MOEA/D算法的调度方法。最后基于车间生产和物流实际,对本文的物流调度方法进行了验证。

1 智能车间物流资源调度建模

1.1 智能车间物流调度问题描述

智能生产车间中具有多台物流车辆,用于工位之间、工位与仓库之间的物料运输。智能车间中具有 M 个生产工位、 S 个物流车辆,承担 I 个工件生产任务,每个工件具有不同数量的生产工序,将第 i ($i=1, 2, \dots, I$)个工件的工序数量记为 J_i ,工件 i 的第 j 个工序记为 o_{ij} 。每个工件的加工工序固定,且加工时间已知。工件的加工和物流过程为:物流车将原料由仓库运输到工位,工位加工结束后,按照生产方案由物流车将半成品运输到下一工位,工件加工结束后,物流车将其运输到仓库中进行存储。智能生产车间物流资源调度描述为^[13]:在工件加工顺序已经确定的前提下,通过对物流车资源的调度优化,实现完工时间最短、惩罚成本最低和使用的物流车最少等目标。

根据智能生产车间实际情况,对物流资源调度问题作出以下假设:

(1) 在某一时刻,物流车只能运输一种物料,生产工位只能加工一种工件。

(2) 物流车在工位之间、工位与仓库之间按照轨道行驶,轨道铺设已经解决了碰撞问题,因此研究物流调度问题无需再考虑碰撞问题。

(3) 物流车和生产单元为连续运行。

(4) 各工位均设有存储原料和产品的缓存区。

(5) 工位之间、工位与仓库之间的距离均已知。

1.2 车间物流资源调度建模

智能生产车间物流资源调度以完工时间最短、惩罚成本最低、物流车使用数量最少等为优化目标,即目标函数为

$$F = \min_x \{f_1, f_2, f_3\} \quad (1)$$

式中: F 为物流资源调度的综合目标函数; f_1 为完工时间; f_2 为物流惩罚成本; f_3 为物流车使用数量; x 为物流调度方案,与后文的染色体一一对应。由

生产经验可知，完工时间与物流车数量为矛盾目标，且惩罚成本与物流车数量也为矛盾目标。

车间的完工时间以工件加工完毕并运输到仓库中存储为标准，即：

$$\begin{cases} f_1 = \max(o_{ij}^e + t_i^e) \\ o_{ij}^e = o_{ij}^s + p_{ij} \\ o_{ij}^s = \begin{cases} o_{ij}^{s'}, & \text{if } o_{ij}^{s'} \geq t_{ij}^e \\ t_{ij}^e, & \text{else} \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

式中： o_{ij}^e 为工序 o_{ij} 的加工完成时间； t_i^e 为工件 i 生产结束后的运输时间； p_{ij} 为工序 o_{ij} 的加工时间； o_{ij}^s 为工序 o_{ij} 的实际开始加工时间； $o_{ij}^{s'}$ 为工序 o_{ij} 的计划开始加工时间； t_{ij}^e 为工序 o_{ij} 的原料运达时间。

车间一般要求原料按时送达工位，若过早送达可能导致堆积，若迟到送达必然耽误生产进程。因此对提前送达和迟到送达进行惩罚，成本函数为

$$\begin{cases} f_2 = \alpha T_e + \beta T_l \\ T_e = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} (o_{ij}^{s'} - t_{ij}^e) \\ T_l = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} (t_{ij}^e - o_{ij}^{s'}) \end{cases} \quad (3)$$

式中： T_e 为原料提前时间； T_l 为原料迟到时间； α 、 β 为权重。根据原料提前和迟到送达的影响程度，权重设置为 $\alpha = 0.2$ 、 $\beta = 0.8$ 。

物流车使用数量 f_3 可以采用AGV最大编号进行表示，即：

$$f_3 = \max(s) \quad (4)$$

式中： s 为物流车编号。

物流资源调度的约束条件为：①在制品的相邻工序进行运输时，必须且只能选择一台车进行搬运；②工序加工完毕后，相应的成品/半成品才能够运输；③工序加工必须在原料运达后才能开始；④任意时刻，物流车最多运输1类原料。上述约束条件对应的公式表达为

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{s=1}^S x_{ijs} = 1 \forall 0 \\ t_{ij}^s \geq o_{i(j-1)}^e \\ o_{ij}^s \geq t_{ij}^e \\ \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} x_{ijs} \leq 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中： t_{ij}^e 为工序 o_{ij} 的原料开始运输时间； x_{ijs} 为标识参数，当工序 o_{ij} 由物流车 s 运输时 $x_{ijs}=1$ ，当工

序 o_{ij} 未由物流车 s 运输时 $x_{ijs}=0$ 。

2 密度自适应 MOEA/D 调度算法

2.1 物流调度难点分析

对于智能车间中生产工序约束下的物流资源调度问题，根据工件生产约束、物流过程约束以及两者的联合约束，物流资源调度主要存在以下难点：

(1) 多约束情况下的染色体编码难题。传统染色体编码包括二进制编码、自然数编码和矩阵编码等，上述方式均不适用于多约束情况下的编码问题，因此需要设计满足该情况下的编码方式。

(2) 多约束情况下的染色体进化方式难题。传统的单点交叉、双点交叉、单点变异和区间变异都使用随机方式，进化操作后无法保证子代染色体满足约束条件，因此需要设计多约束情况下的染色体进化方式。

(3) 算法优化能力提升与调度深度优化难题。物流资源调度方案的优劣主要取决于算法优化能力的高低，对物流资源调度进行深度优化本质上是对算法优化能力进行提升。

2.2 密度自适应 MOEA/D 算法

MOEA/D 算法采用分解的方法将多目标优化问题转化为多个单目标优化问题^[14]。分解方法包括WS法、Tch聚合法和PBI法，其中PBI法通过改变参数可以调节染色体的多样性和算法的收敛性，因此本文采用PBI分解法，即^[15]：

$$\min g^{\text{pbi}}(x|w, z^*) = d_1 + \theta d_2, x \in \Omega$$

$$d_1 = \frac{\|(f(x) - z^*)^T w\|}{\|w\|}, d_2 = \left\| f(x) - (z^* - d_1 \frac{w}{\|w\|}) \right\| \quad (6)$$

式中： x 表示染色体； w 为权重向量，代表优化方向； z^* 为理想点，由各维度最优解组合而成； Ω 为染色体集合； $f(x)$ 为染色体 x 的适应度函数； d_2 为 $f(x)$ 与向量 w 的距离； d_1 为 $f(x)$ 在 w 上投影点与 z^* 的距离； θ 为惩罚因子。

以两个目标最小优化为例分析MOEA/D算法原理。当权重向量（即优化方向） $w = (w_1, w_2)^T$ 确定时， d_1 、 d_2 及 z^* 在二维空间的分布如图1所示。

结合图1和式(5)可知：①最小化分量 d_1 可以促使染色体 x 在 w 方向朝着理想点 z^* 靠近，主导算法收敛；②最小化分量 d_2 可以促使染色体 x 向 w 方向靠近，将染色体收拢在优化方向附近，主导染色体多样性；③惩罚因子 θ 可以调节 d_1 、 d_2 在目标函数中的重要性，进而实现对算法收敛性和多样性的调

节。根据 PBI 分解原理，当 θ 较小时，算法会保留 w 附近的染色体，算法主要关注染色体向理想点的收敛性；当 θ 较大时，远离方向 w 的染色体也会被选择，算法主要关注染色体的多样性。

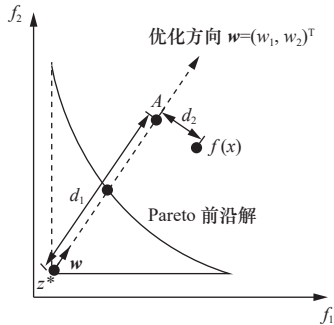


图1 PBI分解原理图

算法优化能力的提升，本质在于收敛性和多样性的平衡。传统 MOEA/D 算法中采用固定惩罚函数的方法无法适应优化过程中染色体的分布变化，因此，本文提出了密度自适应的惩罚因子 θ_{ada} ，具体思路为：当 w 邻域的染色体密度较小时，意味着需要增加邻域的染色体多样性，从而提高解的质量，此时应当使用较大的惩罚因子；当 w 邻域的染色体密度较大时，意味着邻域内染色体多样性较好，应当促进算法的收敛性（即在最优解邻域细致搜索），此时应当使用较小的惩罚因子。基于上述思想，采用 Sigmoid 函数构造自适应惩罚因子 θ_{ada} 为

$$\theta_{ada,i} = \frac{1}{1 - 0.95 \cdot \exp(-0.6729c_i)} \quad (7)$$

式中： c_i 为优化方向 i 的邻域密度； $\theta_{ada,i}$ 为优化方向 i 的自适应惩罚因子。

优化方向 i 的邻域密度 c_i 根据邻域内染色体数量进行计算为

$$c_i = \frac{N_i - N_{\min} + \varepsilon}{N_{\max} - N_{\min} + \varepsilon} \quad (8)$$

$$N_i = \{x | d(x, w_i) < d_{th}\}$$

式中： N_{\max} 、 N_{\min} 分别为所有优化方向邻域内染色体数量最大值和最小值； ε 为一常值，防止分母为 0； $d(x, w_i)$ 为染色体 x 与优化方向 w_i 的距离； d_{th} 为距离阈值。

2.3 基于密度自适应 MOEA/D 的调度方法

基于密度自适应 MOEA/D 算法的物流资源调度主要包括编码、交叉、变异和选择等关键步骤^[16]。

(1) 染色体编码。染色体编码是将资源调度问题转化为优化问题的桥梁，且编码方式优劣一定程度上决定了染色体进化能力。对于具有 J_i 个工序的

工件，包括“仓库→工序 1→工序 2→…→工序 (J_i-1)→工序 J_i →仓库”共 (J_i+1) 次物流任务。物流资源调度包括 2 个任务，一是安排物流任务的执行顺序，二是为物流任务安排物流车。相应地设计 2 条染色体编码，分别称为顺序码和车辆码。以 2 个工件为例，每个工件具有 2 个加工工序，由 3 辆物流车承担运输任务，某一可行编码如图 2 所示。

顺序码	1	2	1	1	2	2
车辆码	2	0	1	2	2	3
	工件 1			工件 2		

图2 物流调度的染色体编码

图 2 中顺序码表示物流执行顺序为：仓库→ o_{11} 、仓库→ o_{21} 、 o_{11} → o_{12} 、 o_{12} →仓库、 o_{21} → o_{22} 、 o_{22} →仓库。对应执行物流任务的车辆为：车 2、车 2、车 0、车 1、车 2、车 3。其中车 0 表示该工序的原料无需运输。

(2) 染色体交叉。按照图 2 的编码方式，父代之间对应基因位的车辆码可以任意交换，因此采用传统单点交叉方式^[17]。对于顺序码，父代和子代必须满足“每一物流任务必须且只能编码 1 次”的约束，才能够保证染色体为可行方案，传统交叉方式无法满足这一约束。针对这一问题，本文提出了任务打包交叉法。以 3 个工件的物流任务为例进行介绍，任务打包交叉法如图 3 所示。

	父代 1						父代 2							
顺序码	2	1	3	2	2	1	3	3	2	2	3	1	2	1
	子代 1						子代 2							
顺序码	2	3	3	2	2	1	1	1	2	2	3	1	2	3

图3 任务打包交叉法

在图 3 中，分别将 3 个工件的所有物流任务进行打包，随机选取参与交叉的工件（图中选择的为 1、3），将父代工件 1、3 的所有物流任务打包交叉，工件 2 的所有物流基因保持不变，则得到子代 1 和子代 2 染色体。

(3) 染色体变异。根据图 2 中的编码方式，车辆码可采用传统随机变异方法，即从车辆码中选择若干基因位，随机变异为其他物流车。而顺序码在变异前后仍需满足“每一物流任务必须且只能编码 1 次”的约束。为了满足这一约束，本文提出右移旋转变异法。以 3 个工件的物流任务为例进行介绍，右移旋转变异法如图 4 所示。

在图 4 中，父代选择了“132”段进行变异，各基因位依次右移，得到“213”基因段，并将其填补到原位置，得到子代染色体。

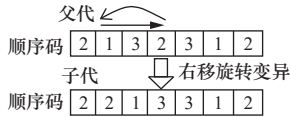


图4 旋转变异法

(4) 染色体选择。

染色体选择时，在各优化方向 w 上，以式(5)为目标函数，保留目标函数值较小的染色体。

2.4 物流调度求解流程

根据物流调度问题的应用场景、工序约束和密度自适应 MOEA/D 算法原理，设计物流资源调度流程如下。

Step1: 给定智能生产车间的生产数据和物流数据，包括加工任务、加工方案、最大物流车数量等。

Step2: 设定密度自适应 MOEA/D 算法参数，包括交叉变异概率、染色体整体数量、最大迭代次数、优化方向数量等。

Step3: 染色体进行初始化，计算各优化方向的染色体邻域密度和相应的惩罚因子。

Step4: 染色体按照概率进行交叉变异操作，并依据各优化方向的目标函数进行选择 and 保留。

Step5: 重复上述步骤，直至达到最大迭代次数，算法停止。

Step6: 输出 Pareto 前沿解，将需要的 Pareto 前沿解染色体解码为相应的物流资源调度方案。

上述调度过程对应的流程图如图5所示。

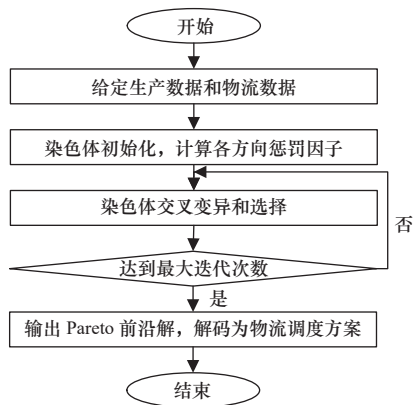


图5 调度过程流程图

3 实验与分析

3.1 实验设计

根据校企合作单位某电气设备有限公司的车间情况，该车间具有5个生产工位（记为 $M_1 \sim M_5$ ）、1个原料库（ K_1 ）和1个成品库（ K_2 ），每个生产

单元由原料缓存区 D、加工设备、半成品缓存区 P 等组成，如图6所示。生产单元图片如图7所示。

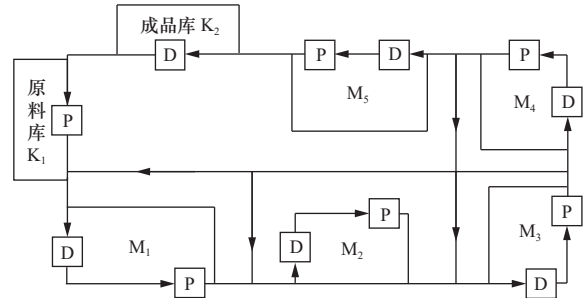


图6 车间分布情况



图7 生产单元照片

该车间同时承担了10个工件的生产任务，每个工件有不同的加工工序和相应的加工单元，各工件的加工路径和加工时间见表1。

表1 各工件的加工路径和时间

工件	工序数	加工路径	加工时间/min
1	3	$M_5-M_4-M_3$	96—41—52
2	5	$M_1-M_2-M_3-M_4-M_5$	62—79—100—68—89
3	3	$M_1-M_4-M_2$	69—20—52
4	2	M_2-M_1	39—72
5	3	$M_3-M_1-M_4$	30—50—81
6	3	$M_3-M_5-M_1$	58—79—50
7	4	$M_5-M_2-M_4-M_1$	70—30—50—100
8	3	$M_1-M_4-M_3$	89—72—81
9	3	$M_2-M_3-M_5$	78—50—101
10	2	M_4-M_3	100—58

3.2 算法验证与分析

为了对本文的物流资源调度方法进行验证，同时使用密度自适应 MOEA/D 算法、标准 MOEA/D 算法和文献 [18] 改进 NSGA-II 算法对上述案例进行验证，各算法搜索得到的 Pareto 解集分布如图8所示。

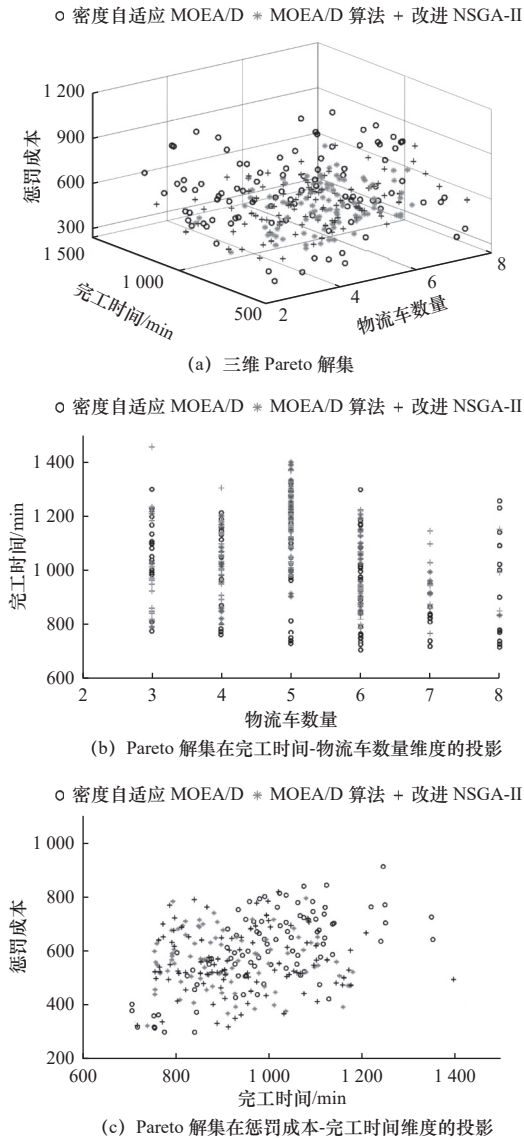


图 8 Pareto 解集分布

从解的分布看，与 MOEA/D 算法和改进 NSGA-II 算法相比，密度自适应 MOEA/D 算法的解处于支配地位，表示本文密度自适应 MOEA/D 算法得到的解集质量更优。为了更加客观地比较 3 种算法解的质量，使用文献 [16] 中失误率、均布性对解的质量进行评价。其中失误率越小，表示解的质量整体越高；均布性值越小，表示解的分布多样性越好。结果见表 2。

表 2 Pareto 解的质量评价

评价指标	密度自适应 MOEA/D	MOEA/D 算法	改进 NSGA-II
失误率	0.431	0.793	0.553
均布性	0.081	0.124	0.082

由表 2 可以看出，密度自适应 MOEA/D 解集的

失误率最小，表示该方法的 Pareto 解集质量整体好于 MOEA/D 算法和改进 NSGA-II 算法。从均布性上看，密度自适应 MOEA/D 和改进 NSGA-II 解集均布性接近，均小于 MOEA/D 算法，说明密度自适应 MOEA/D 和改进 NSGA-II 解集的多样性更好。综合上述，密度自适应 MOEA/D 的 Pareto 解集质量最高。这是因为本文改进 MOEA/D 算法中，根据邻域中染色体密度自适应设置惩罚因子，有效平衡和兼顾了邻域中染色体多样性和算法收敛性，从而提升了 Pareto 解集的质量。

以物流车数量最少（即 3 辆）的情况为例进行解码，密度自适应 MOEA/D 物流调度方案的完工时间为 749 min，MOEA/D 物流方案的完工时间为 782 min，改进 NSGA-II 物流方案的完工时间为 812 min，表明密度自适应 MOEA/D 的物流调度方案最佳，其对应的物流资源调度方案如图 9 所示。

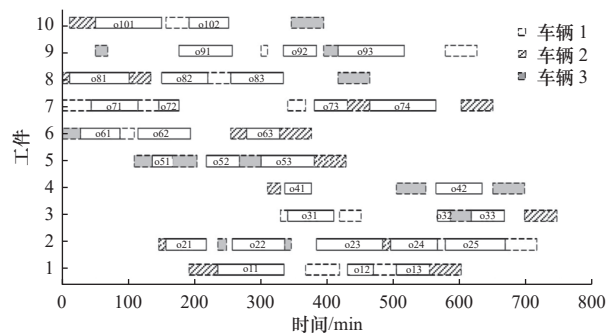


图 9 物流资源调度方案

分析图 9 可以看出，调度方案满足时间序列约束、生产工序约束等所有的逻辑约束，是可行的调度方案。综上所述，密度自适应 MOEA/D 算法在物流资源调度中是可行的，且解的质量最好、解的分布多样性最佳，说明了该方法的优越性。

4 结语

本文研究了加工工序约束下的物流资源多目标调度问题，提出了密度自适应 MOEA/D 算法的调度方法，经实验验证得出以下结论：

(1) 密度自适应 MOEA/D 解集的失误率最小（为 0.431），表示该方法的 Pareto 解集质量整体好于 MOEA/D 算法和改进 NSGA-II 算法。说明密度自适应 MOEA/D 根据邻域内染色体密度自适应调整惩罚因子，实现了算法收敛性和染色体多样性的自适应调节。

(2) 密度自适应 MOEA/D 物流调度方案的完

工时间为 749 min, MOEA/D 和改进 NSGA-II 对应的完工时间分别为 782 min 和 812 min。表明密度自适应 MOEA/D 算法在物流资源调度中具有优越性。

参 考 文 献

[1] 张峰, 陈乃超, 邢海燕. 柔性车间生产资源与 AGV 物流资源联合优化调度 [J]. 现代制造工程, 2023(10): 1-7.

[2] Aminzadegan S, Tamannaei M, Fazeli M. An integrated production and transportation scheduling problem with order acceptance and resource allocation decisions[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 112: 107770.

[3] 王烁烁. 数字化背景下智慧库存管理模式及其实施策略研究 [J]. 物流工程与管理, 2023, 45(10): 18-21, 14.

[4] Khariwal S, Kumar P, Bhandari M. Layout improvement of railway workshop using systematic layout planning (SLP) -a case study[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2021, 44(14): 4065-4071.

[5] 路世昌, 关弼元. 基于云制造环境下的航天云网云制造平台物流调度优化问题研究 [J]. 制造业自动化, 2020, 42(10): 67-71, 94.

[6] Kuru K, Ansell D, Khan W, et al. Analysis and optimization of unmanned aerial vehicle swarms in logistics: an intelligent delivery platform[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(13): 15804-15831.

[7] Fontaine P, Crainic T G, Jabali O, et al. Scheduled service network design with resource management for two-tier multimodal city logistics[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 294(2): 558-570.

[8] 王鹏, 谭杭波. 飞机制造物流问题的约束多目标优化算法研究 [J]. 电子元器件与信息技术, 2023, 7(8): 110-118.

[9] Singh N, Dang Q V, Akcay A, et al. A matheuristic for AGV scheduling with battery constraints[J]. *European Journal of Operational Research*, 2022, 298(3): 855-873.

[10] Maoudj A, Kouider A, Christensen A L. The capacitated multi-AGV

scheduling problem with conflicting products: model and a decentralized multi-agent approach[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 81: 102514.

[11] 杨海宴, 王淑营. 变邻域遗传算法在车间物流调度中的应用 [J]. 计算机系统应用, 2021, 30(12): 288-298.

[12] 吴超, 周宏根, 卢祥, 等. 基于 TSP-FAHP 算法的船舶组立间部件物流调度决策方法 [J]. 船舶工程, 2022, 44(增 1): 554-560.

[13] 荣燕, 李栋, 曹先庆. 基于 WebGL 的多 AGV 物流调度仿真系统的研究与应用 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(10): 214-221.

[14] Saha S, Maity S R, Dey S, et al. Modeling and combined application of MOEA/D and TOPSIS to optimize WEDM performances of A286 superalloy[J]. *Soft Computing*, 2021, 25(9): 14697-14713.

[15] 李岸达, 张阳, 刘晓杰. 基于改进 MOEA/D 的复杂制造过程关键质量因素识别 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(6): 164-168.

[16] Sharifi M R, Akbarifard S, Qaderi K, et al. A new optimization algorithm to solve multi-objective problems[J]. *Scientific Reports*, 2021, 11(1): 20326.

[17] 尹爱军, 闫文涛, 张厚望. 面向多目标柔性作业车间调度的强化学习 NSGA-II 算法 [J]. 重庆大学学报, 2022, 45(10): 113-123.

[18] 唐艺军, 王艳灵, 孙浩强. 基于改进 NSGA-II 算法的高维多目标柔性冲压车间生产调度优化 [J]. 锻压技术, 2023, 48(11): 204-211.

第一作者/通信作者: 朱晓靖, 女, 1984 年生, 讲师, 研究方向为现代物流管理。E-mail: xiaojj1984@sina.com

(编辑 高扬)

(收修改稿日期: 2024-01-29)

文章编号: 20240625

如果您想发表对本文的看法, 请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。

论文推荐

王进峰, 张兵宇, 问丛川, 等. 基于 HALCON 的四光源光度立体法金属表面缺陷检测方法[J]. 制造技术与机床, 2022, (3): 157-161.



扫码获取全文

基于 HALCON 的四光源光度立体法金属表面缺陷检测方法

王进峰 张兵宇 问丛川 闫立鑫 范珈诚 陈凯乐
华北电力大学机械工程系

摘要 为了提高金属表面缺陷的检测效率, 提出了一种基于四光源光度立体法的检测方法。先用 CCD 相机采集 4 个不同空间角度的打孔金属试样图像。然后, 利用 HALCON 算子, 基于四光源的光度立体技术原理计算得到表面梯度图像, 再将其转化为平均曲率图像。最后, 把图像各点曲率值转化为灰度值, 使用全局阈值分割出缺陷区域。结果表明, 与经典光度立体法相比, 四光源光度立体法能够准确构建图像表面梯度信息, 利用图像平均曲率信息可以快速检测出金属表面缺陷。

关键词 缺陷检测; 光度立体法; 表面梯度; 平均曲率