

考虑学习效应与物流的单元制造系统优化研究

柳春锋¹ 王艳¹ 王居凤²

¹(杭州电子科技大学管理学院 浙江 杭州 310018)

²(中国计量大学信息与计算科学系 浙江 杭州 310018)

摘要 在考虑员工学习效应与产品物流情况下,研究多技能员工生产多类型产品的单元化制造问题。通过建立0-1非线性规划模型,最小化库存成本、延期交货成本和产品在单元间的物流成本。设计具有二维结构的染色体及相应的遗传算法。以光纤连接器制造系统为例,得出最优的人员分配方案和产品生产路线。数值实验表明:在不同生产规模情形下,考虑产品物流时的运作成本比无物流时显著降低。

关键词 单元制造 学习效应 物流成本 优化模型 遗传算法

中图分类号 F406.2 TP30 **文献标识码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.04.011

OPTIMIZATION OF CELLULAR MANUFACTURING SYSTEM CONSIDERING LEARNING EFFECT AND LOGISTICS

Liu Chunfeng¹ Wang Yan¹ Wang Jufeng²

¹(School of Management, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, Zhejiang, China)

²(Department of Information and Computing Science, China Jiliang University, Hangzhou 310018, Zhejiang, China)

Abstract Considering the learning effect of workers and product logistics, this paper studied the problem of multi-skilled workers' cellular manufacturing of multi-type products. By establishing a 0-1 non-linear programming model, we minimized the inventory costs, delayed delivery costs and product logistics costs among units. The chromosome with two-dimensional structure and the corresponding genetic algorithm were designed. Taking the optical fiber connector manufacturing system as an example, we obtained the optimal personnel allocation scheme and production route. The numerical experiments show that under different production scales, the operation cost considering product logistics is significantly lower than that without logistics.

Keywords Cellular manufacturing Learning effect Logistics cost Optimization model Genetic algorithm

0 引言

单元制造系统 CMS (Cellular Manufacturing System) 是一种基于成组技术 GT (Group Technology) 的混合系统。由于产品创新周期的缩短以及客户需求的多样化, CMS 应运而生^[1]。

近年来高铁等制造业兴起,其内部原有的传统制造系统反应慢、适应力差等特点造成生产管理上的困难,因此越来越多的制造业开始寻求灵活的单元制造

方式来应对难题^[2]。此外,丰田采用的柔性单元制造系统,使其内部各种形式的浪费在一定程度上得以消除,并且形成一套标准的操作程序^[3]。CMS 适合生产多品种少批量的产品,并带来可观的效益,例如库存成本的降低、交货期的缩短以及灵活的设施布局等^[4]。

研究表明,物料搬运费用在生产经营活动总开销中的比例高达 20% ~ 50%^[5]。合理的单元构建可以大幅度地减少生产中的物流成本。另外,学习效应的存在使得员工实际生产时间变得难以估计,因而对生产成本的核算也非常困难。

Koulamas 等^[6]提出了广义的学习效应概念,构建了与工件加工时间之和有关的学习模型。Liu 等^[7]在分析动态单元制造系统中员工学习遗忘效应的基础上提出了人员分配和生产计划的综合决策模型。Toksar 等^[8]研究了一种基于位置依赖的具有模糊学习效果的单机调度问题,建立了模糊混合整数非线性规划模型,目标是最大化最大完工时间、总完工时间和总加权完工时间。

Hazarika 等^[9]提出了一种启发式遗传算法来优化单元构建中的产品加工路径,从而最小化单元间物流成本。Soto 等^[10]设计了一种帝国主义竞争算法来解决单元间物流成本的最小化。Bychkov 等^[11]研究了单元化制造模式下产品在单元间移动的物流成本优化问题,并构建了一种新的混合整数线性规划模型。Aalaei 等^[12]提出了单元制造系统中产品库存成本与员工总工资的优化模型与方法。

虽然以往学者从不同视角研究了员工学习或产品物流,但同时考虑学习效应与物流因素的单元化制造文献还较罕见,而且员工学习因素对产品转移的影响还有待进一步深入探讨。

因此,本文试图构建一个集成员工学习效应与产品物流的单元化制造优化模型。目标是使产品的库存成本、延期交货成本以及产品物流成本在合理的人员分配、最佳产品路线下达到最小值。同时,为解决这个复杂的问题,设计遗传算法来寻找模型的最优解。

1 问题假设与描述

本文研究的优化问题基于以下假设:

(1) 生产计划假设:研究单周期多单元的生产系统,且认为设备在生产过程中不会发生故障。各种产品的市场需求在计划生产期内可确定,并可按需求数量在各单元内进行流水线生产。

(2) 单元假设:单元数与产品类型数相同,且各单元内工序数量相同,不同单元的相同的对应位置具有相同的功能。

(3) 处理时间假设:由于设备新旧版本、产品复杂度、以及员工工作与学习能力的差异,导致员工处理各项任务的时间不同。

(4) 物流成本假设:生产过程中允许产品(在制品)在单元间进行移动,同种产品在单元间的单位物流成本相同,不同产品的单位物流成本不同;单元内发生的移动成本可忽略不计。

单元制造系统优化问题的描述如下:假设由 P 位

多技能员工在 C 个单元中处理 Q 类产品,每个单元均包含 J 个工序。

如图1所示,假设产品1有两条备选生产路线,路线一: $C11 \rightarrow C12 \rightarrow C13 \rightarrow C14$; 路线二: $C11 \rightarrow C12 \rightarrow C23 \rightarrow C14$ 。路线一的物流成本为零;假设路线二中 $C23$ 位置的的设备比 $C13$ 版本更高,处理时间会小于同功能的 $C13$,因此路线二的总处理时间小于路线一,但产品在单元间发生了两次移动,产生了物流成本。

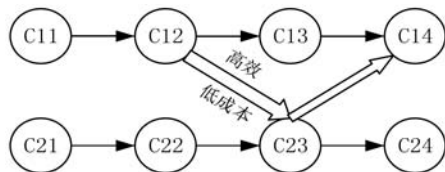


图1 生产流程图

通常工人在一开始不熟悉任务的生产运作,随着员工加工同一类产品数量的增加,员工的学习效应使加工每件同类产品的时间越来越短。不过,加工时间也会由于工人技能提升的边际效应逐渐趋向一个稳定值。

企业管理者需要通过为员工、产品和机器的合理匹配,以及对最优生产路线的确定,达到库存成本、延期交货成本以及物流成本的最小化。

2 模型建立

2.1 参数介绍

(1) 输入参数:

P : 员工总数, p 表示员工索引 ($p = 1, 2, \dots, P$);

Q : 产品类型总数, q 代表产品索引 ($q = 1, 2, \dots, Q$);

M : 机器设备总数, m 代表机器索引 ($m = 1, 2, \dots, M$);

d_q : 产品 q 的生产期限;

N_q : 产品 q 的市场需求或生产量;

J : 各单元中工序数量, j 表示工序的索引 ($j = 1, 2, \dots, J$);

C : 单元总数量, c 代表单元的索引 ($c = 1, 2, \dots, C$);

θ_q : 产品 q 的单位时间延期成本;

φ_q : 产品 q 的单位时间库存成本;

L_q : 产品 q 在单元间的单位物流成本。

(2) 决策变量:

X_{pej} : 若员工 p 被分配到单元 c 的第 j 道工序, 则 $X_{pej} = 1$, 否则为 0;

Y_{qej} : 若产品 q 被分配到单元 c 的第 j 道工序, 则 $Y_{qej} = 1$, 否则为 0。

2.2 单元化制造中的学习效应

根据单元化制造特征,员工学习效应可采用以下改进模型^[6]。

考虑学习效应时员工 p 在单元 c 的第 j 道工序对第 n 件产品 q 的实际处理时间 S_{pqncj} :

$$S_{pqncj} = t_{qcj} \cdot \max\{f(p, q, n, m_{cj}), h_q\} \quad (1)$$

$$f(p, q, n, m_{cj}) = [1 + (n - 1)(1 - \beta_q)e_p m_{cj}]^\alpha \quad (2)$$

模型中涉及的参数:

(1) $f(p, q, n, m_{cj})$: 学习效应系数函数, 取值范围为 $(0, 1]$, n 指产品 q 加工件数的索引;

(2) e_p : 与员工学习能力相关的学习效应因子, e_p 值越大员工的学习能力越强, $0.75 \leq e_p \leq 0.95$;

(3) β_q : 产品类型 q 的复杂度, β_q 值越大产品越复杂, $0 < \beta_q < 1$;

(4) m_{cj} : 在单元 c 的第 j 道工序上机器的能力系数, m_{cj} 值越大机器版本越高, 机器效率越高, $0 < m_{cj} < 1$;

(5) α : 与加工时间相关的学习效应因子, $\alpha \leq 0$;

(6) h_q : 截断参数, 即考虑学习效应后员工在处理产品 q 时, 随着生产产品件数的增加, 员工处理每件产品的时间会慢慢趋于一个稳定值 h_q , $0 < h_q < 1$;

(7) t_{qcj} : 产品 q 在单元 c 的第 j 道工序的标准处理时间。

学习效应函数图像是一条缓慢下降的曲线。例如, 对于 $q = 1, c = 1, j = 1$, 为参数赋值: $t_{111} = 22.20, N_1 = 2100, \beta_1 = 0.5, e_1 = 0.943, \alpha = -0.11, h_1 = 0.5, m_{11} = 0.26$, 可得如图 2 所示的学习效应曲线。

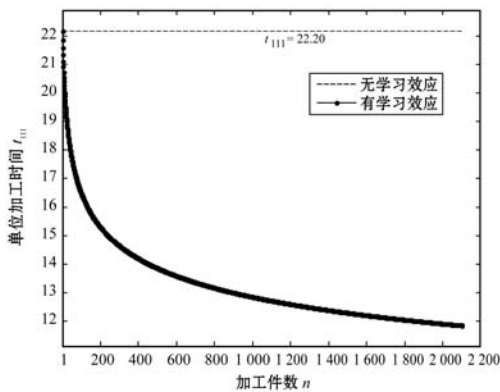


图 2 员工 $p = 1$ 的学习效应函数曲线

随着产品的持续生产, 最终生产一件产品的时间取决于该产品瓶颈工序的处理时间, 产品在瓶颈工序的移动也会对生产运作产生重要影响。

2.3 目标函数与约束条件

考虑员工学习效应以及产品物流构建一个生产模型, 目标函数为最小化库存成本与延期成本, 以及物流成本:

$$\text{Min } C = \omega_1 + \omega_2 \quad (3)$$

(1) 第一部分: ω_1 为考虑员工学习效应对实际完工时间影响后的库存成本与延期交货成本。

$$\omega_1 = \sum_{q=1}^Q [\varphi_q \cdot \max\{0, (d_q - \sum_{n=1}^{N_q} \sum_{p=1}^P S_{pqncj^*} \cdot X_{pcj^*} \cdot Y_{qcj^*})\} + \theta_q \cdot \max\{0, (\sum_{n=1}^{N_q} \sum_{p=1}^P S_{pqncj^*} \cdot X_{pcj^*} \cdot Y_{qcj^*} - d_q)\}]$$

(2) 第二部分: ω_2 为产品在单元间的物流成本。

$$\omega_2 = \frac{1}{2} \left(\sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^J \sum_{c=1}^C |Y_{qcj} - Y_{qc(j-1)}| \right) \cdot L_q$$

式中: $|Y_{qcj} - Y_{qc(j+1)}|$ 表示同一产品的相邻工序在单元间是否发生了移动。

约束条件:

$$S_{pqncj^*} \cdot X_{pcj^*} \cdot Y_{qcj^*} = \max_{\substack{c=1,2,\dots,C \\ j=1,2,\dots,J \\ p=1,2,\dots,P}} \{S_{pqncj} \cdot Y_{qcj} \cdot X_{pcj}\} \quad \forall q, n \quad (4)$$

$$\sum_{p=1}^P X_{pcj} = 1 \quad \forall c, j \quad (5)$$

$$\sum_{q=1}^Q Y_{qcj} = 1 \quad \forall c, j \quad (6)$$

$$X_{pcj}, Y_{qcj} \in \{0, 1\} \quad \forall p, q, c, j \quad (7)$$

约束式(4)对于给定的第 n 件产品 q 确定了瓶颈工序位于单元 c^* 的第 j^* 道工序; 约束式(5)确保各单元的各工序只分配一个员工; 约束式(6)确保各单元的各工序只处理一类产品; 约束式(7)规定了决策变量 X_{pcj} 和 Y_{qcj} 为二元变量。

3 遗传算法与实验

遗传算法是一种基于生物进化理论发展起来的高效的搜索与优化方法, 能自动获取和引导优化的搜索空间, 自适应地调整搜索方向。它通过一定的编码方式, 将问题中的各类信息转化为一条特定的染色体, 反复搜索得到最优染色体, 即所求优化问题的解^[13]。下面结合实例说明算法的有效性和模型的合理性。

3.1 实例描述

以某光纤连接器制造企业为例, 制造系统中有 6 个直线型制造单元, 各单元有 6 台不可移动的生产设备(安装、抛光、组装、表面检查、光学检查、以及包装设备)。共有 6 类产品(FC、SC、MT-RJ、LC、MU、及 MC 型)需要生产, 每单元生产一类产品; 有 36 位多技能员工, 每台机器分配一个员工, 各单元的各工序只处理一类产品(即 $C = Q = J = 6, P = 36$)。令 $t_{qcj} \in [0.01, 99.99]$, 由于 t_{qcj} 的取值与产品、工序和单元有关, 因此共取 $6 \times 6 \times 6$ 个随机值。按照学习效应式(1)和式(2)可进一步求出产品的实际处理时间 S_{pqncj} 。另外, α

取 -0.11,其他参数赋值见表1和表2。

表1 与学习效应函数相关的参数(1)

产品类型	β_q	h_q	N_q	d_q	θ_q	φ_q	L_q
1	0.50	0.5	1 200	12 600	8	18	0.9
2	0.70	0.5	1 800	10 000	14	22	1.1
3	0.60	0.5	1 200	11 100	20	16	1.5
4	0.80	0.5	2 000	12 000	26	13	1.0
5	0.75	0.5	1 900	10 000	32	10	1.6
6	0.65	0.5	2 100	8 000	36	6	1.4

表2 与学习效应函数相关的参数(2)

系数	单元	工序					
		J1	J2	J3	J4	J5	J6
学习能力系数 e_p	C1	0.89	0.87	0.82	0.75	0.75	0.78
	C2	0.94	0.93	0.93	0.88	0.80	0.91
	C3	0.90	0.77	0.94	0.94	0.91	0.94
	C4	0.93	0.76	0.83	0.93	0.77	0.94
	C5	0.88	0.84	0.90	0.88	0.91	0.77
	C6	0.80	0.89	0.85	0.78	0.75	0.92
机器能力系数 m_j	C1	<u>0.20</u>	0.82	0.91	0.89	0.70	0.87
	C2	0.83	<u>0.22</u>	0.89	0.80	0.88	0.79
	C3	0.92	0.82	<u>0.18</u>	0.90	0.89	0.88
	C4	0.91	0.89	0.92	<u>0.21</u>	0.91	0.87
	C5	0.90	0.91	0.91	0.89	<u>0.19</u>	0.93
	C6	0.88	0.88	0.70	0.89	0.80	<u>0.26</u>

对部分参数特殊化处理来体现算法的有效性。首先,对于表1中产品1,将 N_1 、 θ_1 及 L_1 设置得较其他产品低,而 d_1 和 φ_1 较其他产品高,属于非加急产品;对于产品6而言,参数设置与产品1相反,属于加急产品。其次,表2中对角线位置的机器设置为低效机器,即能力系数较低(下划线已标出)。

3.2 遗传算法

(1) 染色体编码:考虑到构建的模型由两部分目标函数组成,所以解的结构(即染色体)设计为二维结构^[7],即解的结构由解一和解二组成。解一输出36个员工在36台机器上的分配情况,形状为 6×6 的矩阵,如图3所示。为了简化,将解一每行首尾相接组成一条数字串编码,如图4所示。

25	30	6	26	34	3
1	31	2	10	16	20
7	8	4	14	22	19
9	5	12	28	29	35
11	21	18	15	13	27
32	23	36	17	24	33

图3 解一染色体的组成

25	30	6	...	17	24	33
----	----	---	-----	----	----	----

图4 解一染色体变体

解二输出6类产品生产路径,如图5所示。

Y_{Q11}	...	Y_{Q1j}	$Y_{Q1(j+1)}$...	Y_{Q1J}
Y_{Qc1}	Y_{111}	...	Y_{11j}	$Y_{11(j+1)}$...
Y_{Qc1}	Y_{1c1}	...	Y_{1cj}	$Y_{1c(j+1)}$...
Y_{1c1}	...	Y_{1cj}	$Y_{1c(j+1)}$...	Y_{1cJ}

图5 解二染色体的组成

解二的形状是一个长方体。共有6个纵截面,每个纵截面表示每类产品的生产路径信息。为了简洁,解二用 6×6 的简易矩阵表示,如图6所示。

1	4	3	1	3	6
4	1	6	4	4	5
2	5	5	6	5	3
5	6	4	3	6	4
3	3	2	5	1	2
6	2	1	2	2	1

图6 解二的简易矩阵表示

图6的矩阵中行和列分别代表单元、工序,矩阵里的数字代表产品类型。比如“6”表示在第3单元的第4道工序生产产品6。

(2) 初始种群的生成:根据设定的参数,采用随机产生染色体的方法构造初始种群。通过预实验设定初始种群数 $N_{ind} = 200$ 。

(3) 适应度计算:种群中个体的适应度表明其优劣性,某个体 x 的适应度 f_x 为:

$$f_x = 1 - \frac{\xi_x - \xi_{\min}}{\xi_{\max} - \xi_{\min} + \varepsilon} \quad (8)$$

式中: ξ_x 为个体 x 的目标函数值; ξ_{\max} 、 ξ_{\min} 分别为种群中个体目标函数的最大值、最小值; ε 为一个很小的正数。

(4) 选择:采用轮盘赌选择^[15]方法。生成一个轮盘,轮盘每个区的角度与个体的适应度成正比。产生一个随机数,它落入转盘的哪个区域就选择相应的个体。个体的适应度越高,被选择的概率就越大。按此法从种群中选出90%的个体进行交叉和变异。

(5) 交叉:将选择出来的个体两两之间进行交叉,交叉概率为0.8。解一和解二的交叉规则如下:

① 解一的交叉规则采用部分匹配交叉法:分别在两条直线数字串中相同位置取两点,并将两点中间的

基因进行交叉变换,如图 7 所示。

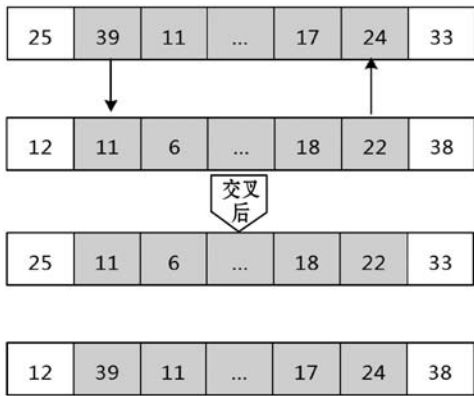


图 7 解一交叉示意图

② 解二交叉规则为:将两条染色体中的解二部分分别切成左右两半,将父代 1 的左侧与父代 2 的右侧、父代 1 的右侧与父代 2 的左侧重新组合成新的子代 1 和子代 2。图 8 展示了子代 1 的生成。

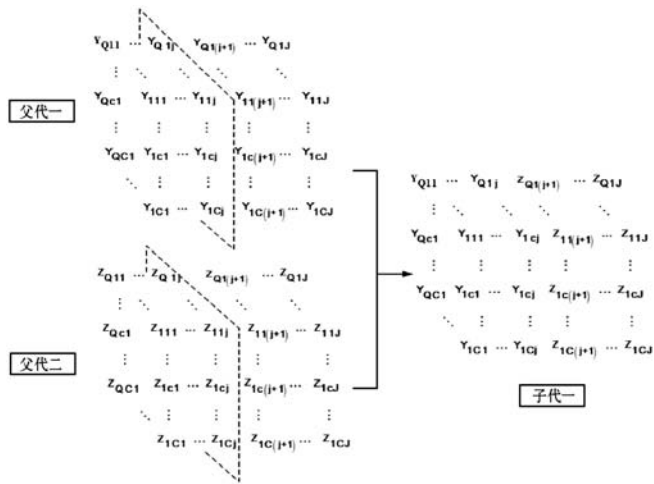


图 8 解二交叉示意图

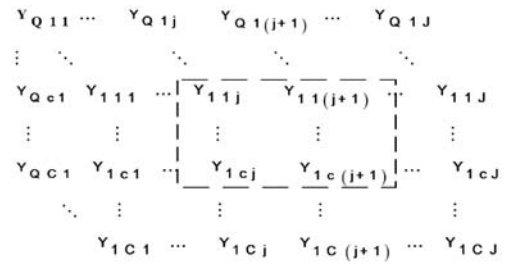
(6) 变异:基因变异方法为:从种群中依次取一条染色体,以变异概率 0.4 对该染色体上部分编码按照一定的规则进行改变。变异规则如下:

解一遵循逆向排序法 (Reverse Sorting)。任取染色体上两点,将它们之间的基因逆向排序,如图 9 所示。

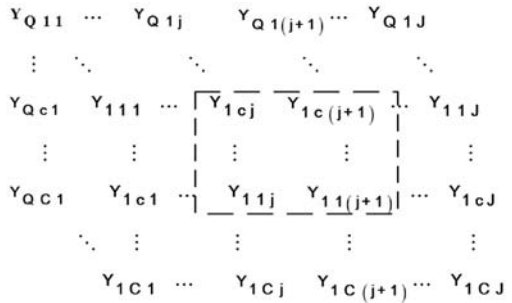


图 9 解一变异示意图

解二变异规则为:任取一个平面,在平面的水平和垂直方向各取两个点,获得一个区域(如图 10 中虚线框),区域内以行为单位,将所有行逆向交换顺序,如图 10 所示。



(a) 变异前



(b) 变异后

图 10 解二变异示意图

(7) 插入算子:每次进行完交叉、变异之后,将上一代中 10% 的最优个体复制插入到下一代,以保证每代种群中个体总数不变。

(8) 终止条件:通过多次测试,迭代次数 $MaxGen = 400$ 时最终结果可趋于稳定,以此值作为最大迭代次数来终止运算^[14]。

3.3 实例结果

运用 MATLAB 编写算法程序,最终得出的目标函数收敛情况如图 11 所示。

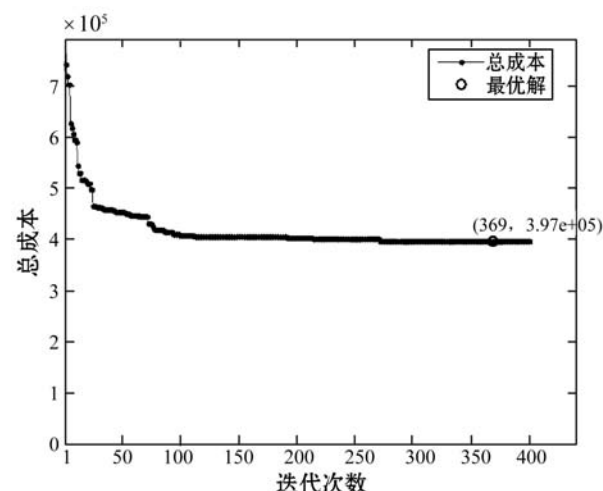


图 11 目标函数收敛图

可以看出,该遗传算法在第 369 次迭代时收敛于最优解或近似最优解。此时员工与机器匹配情况、各产品生产路线简易矩阵表示如图 12 和图 13 所示。可以看出,生产非加急产品 1 时,选择在对角线低效机器加工(图 13 中虚线路径);而生产加急产品 6 时,则避

开对角线的低效机器,在单元间不断转移(产生物流)并选择在高效机器上加工(图 13 中实线路线)。此结果说明了算法的有效性。

20	5	36	18	27	14
33	28	3	34	2	10
32	22	19	9	26	21
31	8	24	13	15	17
1	35	12	30	25	11
7	6	4	29	16	23

图 12 员工与机器匹配矩阵

1	6	3	2	2	3
3	1	5	5	5	5
4	4	1	3	3	2
2	2	2	1	6	6
5	5	6	6	1	4
6	3	4	4	4	1

图 13 产品生产路线简易矩阵

3.4 数值实验

为了进一步说明模型的合理性,即检验对产品物流进行研究的必要性,分别尝试不同参数设置情况下产品存在物流与无物流时运作成本的比较,具体情况如表 3 - 表 7 所示。在表 5 - 表 7 中, $N_1 = 1.2a, N_2 = 1.8a, N_3 = 1.8a, N_4 = 2.0a, N_5 = 1.9a, N_6 = 2.1a, a = 1.0 \times 10^6$ 。

表 3 不同 C 有无物流的成本比较

($J=6, N_1 = 1\ 200, N_2 = N_3 = 1\ 800, N_4 = 2\ 000, N_5 = 1\ 900, N_6 = 2\ 100$)

单元 C	a. 无物流成本下降百分比/%			b. 有物流成本下降百分比/%			b 较 a 成本下降百分比/%
	MIN	MAX	AVE	MIN	MAX	AVE	
6	47.4	84.7	70.1	90.3	97.6	93.8	23.7
10	72.6	82.7	78.4	88.2	95.0	91.3	12.9
30	9.74	71.8	50.4	78.0	88.0	82.3	31.9

表 4 不同 J 有无物流的成本比较

($C=6, N_1 = 1\ 200, N_2 = N_3 = 1\ 800, N_4 = 2\ 000, N_5 = 1\ 900, N_6 = 2\ 100$)

工序 J	a. 无物流成本下降百分比/%			b. 有物流成本下降百分比/%			b 较 a 成本下降百分比/%
	MIN	MAX	AVE	MIN	MAX	AVE	
10	73.6	88.4	80.4	86.8	98.1	93.6	13.3
20	60.3	81.0	74.9	72.6	92.2	86.5	11.7
30	57.3	76.0	70.6	76.6	88.7	83.5	12.8

表 5 不同 N_q 有无物流的成本比较 ($C=6, J=6$)

$e=2$ 时的成本比较

%

a. 无物流成本下降百分比			b. 有物流成本下降百分比			b 较 a 成本下降百分比
MIN	MAX	AVE	MIN	MAX	AVE	
22.6	50.4	38.6	71.6	78.6	74.0	35.4

表 6 $e=3$ 时的成本比较

%

a. 无物流成本下降百分比			b. 有物流成本下降百分比			b 较 a 成本下降百分比
MIN	MAX	AVE	MIN	MAX	AVE	
59.1	88.6	75.0	93.5	98.7	94.5	19.5

表 7 $e=4$ 时的成本比较

%

a. 无物流成本下降百分比			b. 有物流成本下降百分比			b 较 a 成本下降百分比
MIN	MAX	AVE	MIN	MAX	AVE	
54.6	70.6	61.2	69.1	85.4	77.5	16.2

$d_q, \theta_q, \varphi_q, L_q$ 以及 t_{qej} 在合理范围内随机取值(本例中 $d_q \in [8\ 000, 13\ 000], \theta_q \in [6, 40], \varphi_q \in [6, 24], L_q \in [0.4, 1.2], t_{qej} \in [0.01, 99.99]$); e_p, β_q, m_{ej} 以及 h_q 在各自定义范围内随机取值; α 取 -1。

表 3 中固定 J 和 N_q 值,改变 C 值,针对每个 C 值随机生成 10 个实例,求出它们目标函数的最小值 MIN、最大值 MAX 和平均值 AVE。通过比较有物流与无物流情形下的平均值,计算成本下降百分比。表 4 中固定 C 和 N_q 值,改变 J 值。表 5 中固定 C 和 J 值,改变 N_q 值。从以上三种情况可以看出,成本下降百分比可达 11.66% ~ 35.39%,即在增大单元、工序规模以及扩大生产量的情况下,产品存在物流总比无物流的运作成本低。此结果说明了模型中讨论物流因素的重要价值。

4 结 语

本文研究了在单元制造系统中对员工与机器进行配置从而生产多类型产品的优化问题。多技能员工的学习效应使加工每件同类产品的时间逐步缩短并趋向稳定值,因此员工与机器匹配的复杂度大大增加。由于允许产品在单元间移动及同功能机器的效率差异,使得生产路线对各瓶颈工序的生产时间产生重要影响。以库存成本、延期交货成本和物流成本最小化为目标,对该问题建立了 0-1 非线性规划模型,设计遗传算法得出合理的人员机器配置方案以及各产品的最优生产路线。典型实例显示,生产加急产品时,该算法

可使产品在单元间不断转移并选择在高效机器上加工。大量随机数值实验也表明,在不同生产规模的单元化制造实践中,构建合理的单元间产品物流对于有效降低运作成本具有重要的现实意义。

本研究还可从以下方面做进一步探索。首先,可针对工业互联网环境下,考虑设备移动、租赁及共享等因素对单元制造系统资源配置的影响进行研究;其次,可将单周期生产情况拓展至多周期;最后,可设计有效的启发式算法,以改善遗传算法初始种群的质量,实现快速收敛,这对于工业级的大规模问题而言也有重要的研究价值。

参 考 文 献

- [1] Liu C, Wang J, Leung Y T. Integrated bacteria foraging algorithm for cellular manufacturing in supply chain considering facility transfer and production planning[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 62: 602-618.
- [2] 赵东方. 复杂机电产品高柔性数控生产单元构建与调度研究[D]. 北京:北京科技大学,2017.
- [3] 张庆良. 丰田制造系统关键要素[J]. *柴油机设计与制造*, 2017, 23(4): 53-56.
- [4] Liu C, Wang J, Leung Y T, et al. Solving cell formation and task scheduling in cellular manufacturing system by discrete bacteria foraging algorithm[J]. *International Journal of Production Research*, 2016, 54(3): 923-944.
- [5] 张媛. 供应链环境下制造业物流成本控制研究[D]. 西安:长安大学,2013.
- [6] Koulamas C, Kyparisis G J. Single-machine and two-machine flowshop scheduling with general learning functions[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 178(2): 402-407.
- [7] Liu C, Wang J, Leung Y T. Worker assignment and production planning with learning and forgetting in manufacturing cells by hybrid bacteria foraging algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2016, 96: 162-179.
- [8] Toksan M D, Ank O A. Single machine scheduling problems under position-dependent fuzzy learning effect with fuzzy processing times[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2017, 45:159-179.
- [9] Hazarika M, Laha D. Genetic algorithm approach for machine cell formation with alternative routings[J]. *Materials Today Proceedings*, 2017, 5(1): 310-314.
- [10] Soto R, Crawford B, Olivares R, et al. An imperialist competitive algorithm to solve the manufacturing cell design problem[J]. *Applied Computational Intelligence and Mathematical Methods*, 2018: 102-113.
- [11] Bychkov I, Batsyn M. An efficient exact model for the cell formation problem with a variable number of production cells[J]. *Computers & Operations Research*, 2017, 91:112-120.
- [12] Aalaei A, Davoudpour H. A robust optimization model for cellular manufacturing system into supply chain management[J]. *International Journal of Production Economics*, 2017, 183: 667-679.
- [13] 杨国俊,陈健,孙思蒙,等. 基于遗传算法的车间布局优化研究[J]. *机械研究与应用*, 2016(1): 12-14.
- [14] Paydar M M, Saidi-Mehrabad M. A hybrid genetic algorithm for dynamic virtual cellular manufacturing with supplier selection[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, 92(5/8):3001-3017.
- [15] 韩忠华,朱一行,史海波,等. 基于改进紧致遗传算法的柔性流水车间组批排产优化问题研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2016, 36(6): 1616-1624.

(上接第68页)

- [4] Jenny B, Šavrič B, Liem J. Real-time raster projection for web maps[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2015, 9(3):215-229.
- [5] 左正,胡昱,段云岭,等. 基于第5代HTML标准的拱坝工程三维可视化网络平台[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2014, 26(4): 590-596.
- [6] 李海生,刘成,蔡强,等. 三维模型网格数据压缩技术研究[J]. *系统仿真学报*, 2013, 25(9): 2150-2156.
- [7] 周静,彭冲. 三维复杂场景路径规划仿真系统设计与分析[J]. *计算机仿真*, 2015, 32(6): 364-367.
- [8] 谈心,余江峰. 二维矢量线符号在三维地形表面的贴合渲染方法[J]. *地球信息科学学报*, 2015, 17(12): 1483-1489.
- [9] 闫利,费亮. 摄影测量成像原理的相机模拟及其在纹理映射中的应用[J]. *测绘通报*, 2013(5): 28-30.
- [10] 李军成,刘成志,易叶青. 带形状因子的C~2连续五次Cardinal样条与Catmull-Rom样条[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, 28(11): 1821-1831.
- [11] 项伟,白征东,汤晓禹. 阻尼最小二乘法在任意欧拉角坐标转换中的应用[J]. *大地测量与地球动力学*, 2016, 36(2): 167-170.
- [12] 冯贺,常国权,郭晓波. 超复数Fourier变换耦合位置扰乱的彩色图像哈希算法[J]. *计算机科学与探索*, 2017, 11(11): 1837-1848.
- [13] Sheng Q H, Shao S, Xiao H, et al. Relative Orientation Dependent on Dual Quaternions[J]. *The Photogrammetric Record*, 2015, 30(151): 300-317.
- [14] Zha C, Ding X, Yu Y, et al. Quaternion-based nonlinear trajectory tracking control of a quadrotor unmanned aerial vehicle[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 30(1): 77-92.
- [15] Gou X M, Liu Z W, Wei Liu.... Filtering and tracking with trinion-valued adaptive algorithms[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2016, 17(8): 834-840.