

面向 FMS 基于改进的混合 PSO-GA 的多 AGV 调度算法研究

岳笑含 许晓健 王溪波

(沈阳工业大学信息学院 沈阳 110000)

摘 要 在柔性制造系统(Flexible Manufacturing System,FMS)中,自动导引小车(Automated Guided Vehicle,AGV)常被用于搬运物料或产品,因此 AGV 的优化调度成为提高生产效率的关键。AGV 的调度除了要考虑 AGV 的任务分配问题,还需要参考每个操作的花费时间、小车的运行时间等因素。相比于单 AGV 调度算法,多 AGV 多任务调度算法需要一个更加复杂的模型来支撑。在考虑 AGV 的电量状况下,以最小完成时间与调度最少 AGV 数量作为优化目标,提出了一种改进的混合遗传算法与粒子群算法(PSO-GA),并基于该算法给出了多 AGV 调度模型,在此基础上进行了仿真实验。结果表明,相较于单一的 GA 或 PSO 算法,所提算法在全局寻优收敛与运行时间上有明显的优化效果,而相比于现有的混合 PSO-GA 算法,其在搜索精度和收敛速度上有进一步提高。

关键词 AGV,调度,多目标优化,遗传算法,粒子群优化,模糊混合 PSO-GA

中图法分类号 TP391.7 文献标识码 A

Research on Muti-AGV Sechduling Algorithm Based on Improved Hybrid PSO-GA for FMS

YUE Xiao-han XU Xiao-jian WANG Xi-bo

(School of Information,Shenyang University of Technology,Shenyang 110000,China)

Abstract The antomated guided vehicle(AGV) is often used to transport materials for improving prodiction efficiency in manufacturing facility or a warehouse. AGV scheduling not only needs to consider the AGV task assignment problem,but also needs to consider the time spent for each operation and the running time of the car. Compared with single-objective optimization scheduling algorithm,multi-objective optimization requires a more complex model to support. This model optimizes the two dimensions of minimizing the completion time and scheduling the minimum number of AGVs considering the power status of the AGV. This paper presented an improved hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm (PSO-GA) to optimize the model. Compared with the GA or PSO algorithm,the proposed algorithm has significant optimization effect. Compared to PSO-GA hybrid algorithm,it is further improved in the running time.

Keywords Autimated guided vehicle,Scheduling,Multi-objective opimization,Genetic algorithm,Particle swarm optimization,Fuzzy mixing PSO-GA

在传统的制造业和仓储物流系统中 95%的时间用于物料的配送,不足 5%的时间用于加工装配^[1-2],导致产品成本中人力成本高居不下。随着全球工业 4.0 的提出,制造企业逐步引入信息技术和工业控制技术,趋向于建设自动化生产车间与自动化仓储,尤其对柔性制造系统(Flexible Manufacturing System,FMS)提出了更高的需求。在 FMS 中,AGV (Automated Guided Vehicle,AGV)以其良好的可靠性、柔性、适应性等优势成为物料配送的重要设备,因此关于如何对 AGV 进行有效调度成为了国内外研究机构关注的热点。

虽然早有学者研究了 AGV 调度问题,但是针对目前的 FMS 应用环境,多 AGV 调度优化问题依然是一个开放性的研究领域。众所周知,多 AGV 多任务的优化调度是一个 NP-hard 问题,因此国内外学者集中采用启发式的算法来解决 AGV 的调度问题。其中,文献[3-5]采用遗传算法来优化

物流中 AGV 的调度,寻求最优解;文献[6]利用神经网络来优化 AGV 调度;文献[7]通过对粒子群算法的初始化进行优化,一半随机生成,一半使用较优解,结果证明该方法更容易得到较优调度方案;文献[8-10]利用粒子群算法来优化 AGV 调度。虽然上述优化调度对解决 AGV 调度问题有一定效果,但是调度方案缺乏实时性与实用性。文献[11-12]将粒子群与遗传算法各自的优点相结合,提出了混合 PSO-GA(粒子群-遗传算法)来对 AGV 的调度进行优化。混合算法解决了粒子群算法在寻优过程中容易陷入局部最优、过早收敛的问题,但现有的混合算法仅是将粒子群与遗传算法结合使用,并没有对算法进行进一步的优化,算法效率没有得到充分提升。针对这一问题,本文提出了一种改进的混合 PSO-GA 多 AGV 调度算法。

本文针对实际生产环境中 AGV 的昂贵性以及生产的高

本文受辽宁省教育厅高等学校优秀人才支持计划(LJQ2015081),辽宁省科技厅博士科研启动基金(201601166)资助。
岳笑含(1982—),男,博士,讲师,主要研究方向为软计算方法、多目标调度、信息安全等;许晓健(1992—),男,硕士生,主要研究方向为信息安全;王溪波(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为计算机检测和控制、管理信息系统设计、实时及嵌入式系统。

效性,拟对两个目标进行优化:

- 1)多任务同时下发时,保证系统在最短时间内,同步完成所有下发任务。
- 2)系统在同步完成所有任务的过程中,尽可能减少 AGV 的调度数量。

本文首先结合 FMS^[13-14] 的实际应用环境,建立了面向 FMS 的多 AGV 调度评估模型,包括粒子编码定义、AGV 调度数量定义、任务完成时间定义,以及多目标评估方法的定义。然后利用多目标评估方法对 AGV 调度数量及任务完成时间进行综合评估,通过获取较优适应值来达到对上述两个目标的优化,并结合评估模型对混合 PSO-GA 算法中粒子群算法以及遗传算法分别提出了相应的改进方法;基于改进的算法,给出了面向 FMS 多 AGV 调度的算法模型,详细论述了每个算法步骤;最后基于该模型进行了仿真实验。

1 问题描述与评估模型定义

1.1 问题描述

具有多台 AGV 的 FMS 调度车间考虑 n 种工件在 m 个 Station 站点(简称 ST)上加工,其中 AGV 负责工件在多个 ST 站点间运输;每个工件都有 n_i 道工序 $n_i < m$ 。车间样图如图 1 所示。

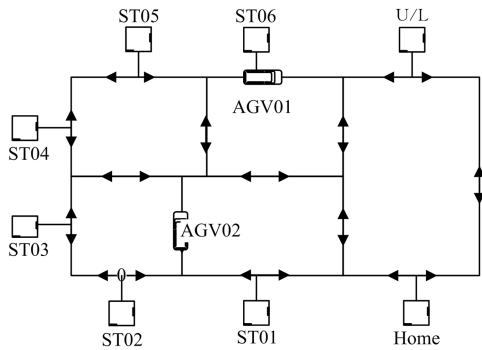


图 1 车间样图

图 1 中,ST 为加工站点,Home 为 AGV 停驻站点(有充电桩),U/L 为 AGV 卸料/装料站点,且有如下假设:

- 1)AGV 与 ST 连续工作,不间断,且 AGV 以恒定速度运行;
- 2)AGV 装卸工件的时间被考虑在 ST 间的运输时间中;
- 3)AGV 在 ST 间的运输时间仅由与 ST 间的距离决定,每个 ST 均有固定坐标;
- 4)同工件不同工序有先后约束,不同工件间无约束;
- 5)ST 前均设置缓存区,以避免死锁;
- 6)加工任务下发之前,AGV 均停靠在 Home 站点。

1.2 评估模型定义

根据上述 FMS 实际应用场景中的问题描述,结合多 AGV 任务调度的需求,本节给出了用于调度评估的相关。

定义 1(粒子群粒子编码定义) 将同工件的不同工序均按工件编号定义:Job _{i} 有 j 道工序,所有 Job _{i} 的工序 O_{ij} 均定义为 i 。如:Job₁ 有 3 道工序,Job₂ 有 2 道工序,Job₃ 有 3 道工序,则初始编码序为:11122333。

定义 2(任务完成时间) MS 表示完成时间, tDT_{ji}^a 表示 a 号 AGV 为完成 O_{ij} 到达指定 ST 并卸载完工件的时间, p_{ji} 表示 O_{ij} 所需时间。则有公式:

$$MS = \max\{tDT_{ji}^a + p_{ji} \mid a = 1, \dots, z, j = 1, \dots, n, i = 1, \dots, m_j\} \quad (1)$$

$$tDT_{ji}^a = tCA^a + UT_{ji}^a + IT_{ji}^a + LT_{ji}^a \quad (2)$$

其中, z 为 AGV 总数, m_j 为所有工件的工序总数, tCA^a 为 AGV 当前位置的时间, UT_{ji}^a 为卸载时间, IT_{ji}^a 为空闲等待时间, LT_{ji}^a 为装载时间。

为简化实验,可将装卸物料时间忽略或者考虑在 AGV 的行进时间内。

$$tMT_{ji} = \frac{|cM_{ji} - cM_{ji-1}|}{V^a} \quad (3)$$

$$tCA^a = \begin{cases} 0, & i = 1 \\ tMT_{ji} + tCA_{j-1}^a, & i > 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中, tMT_{ji} 表示 AGV 从当前位置移动到 T_{ji} 指定 ST 位置所需的时间。

式(1)–式(4)用于计算任务的完成时间。

定义 3(AGV 数量) AGV 的调度数量用 NA 表示。

$$NA = \max\{a \mid T = \{T^a\} \wedge T^a = \{T_{ji}^a \mid A^a \text{ is assigned to Task } T_{ji}\}\} \quad (5)$$

A^a is assigned to Task T_{ji} if

$$\left\{ \begin{array}{l} ChA^a \geq ChHT_{ji}^a \\ \wedge \\ tCPT_{ji}^a < tCPT_{ji}^{a'} \\ \vee \\ tCPT_{ji}^a = tCPT_{ji}^{a'} \wedge a < a' \end{array} \right. \quad (6)$$

其中, ChA^a 为 A^a 的当前电量, $ChHT_{ji}^a$ 为 A^a 执行完 T_{ji}^a 并返回 Home 点所需的电量, $tCPT_{ji}^a$ 为 A^a 从当前位置到指定 ST 位置的行进时间。

$$ChHT_{ji}^a = \gamma(UT_{ji}^a + LT_{ji}^a + (tT_{ji}^a H - tDT_{ji}^a)) \quad (7)$$

$A^y \mid y$ is new added AGV is assigned to Task T_{ji} if

$$\{tCPT_{ji}^y + RT_{ji}^y \leq \lambda(tCPT_{ji}^a + RT_{ji}^a)\} \quad (8)$$

其中, RT_{ji}^a 为 A^a 执行 T_{ji} 的装载+卸载工件时间; λ 是确定新车加入的系数。

式(5)–式(7)确保了被指定 AGV 有充足的电量来完成被分配的工作并返回 Home 站点,且可引入自动化充电策略,例如:依据 AGV 电量的充放比,可使每台 AGV 间隔一定的时间进行自动充电^[15]。式(8)定义了新 AGV 引入调度任务的条件。

定义 4(多目标评估) 在多目标评估的后验方法中,Pa-reto^[16] 是一个针对多目标评估的较为优化的方法。其公式表示为:

$$f(x) = \sum_{\beta=1}^{\beta=L} \vartheta_{\beta} \omega_{\beta} f_{\beta}(x)$$

其中, ω_{β} 与 ϑ_{β} 是一对权重参数,本研究设置 AGV 数量权重为 $\frac{1}{3}$,完成时间的权重值设为 $\frac{2}{3}$,适应值计算函数为:

$$f(x)=\frac{2}{3}(MS)+\frac{1}{3}(NA) \tag{9}$$

$$\omega=\omega_{\max}-It\times\frac{\omega_{\max}-\omega_{\min}}{It_{\max}} \tag{12}$$

2 改进的粒子群-遗传算法

本文采用混合 PSO-GA 算法来启发式地生成、更新所有 O_{ij} 的序列,并利用上述评估模型评估 O_{ij} 序列,为 O_{ij} 分配 AGV 及 ST 站点序列,最终计算出每个工件的工序流程及 AGV 的调度路径与整个任务的完成时间。而原有的混合 PSO-GA 算法,仅是单纯地将 PSO 和 GA 算法结合使用,未做进一步的优化,因此本节针对原有的混合 PSO-GA 算法分别对 PSO 和 GA 提出了相应的改进方法。

2.1 面向粒子群的粒子均衡评估方法

由于粒子的初始化分布是随机生成的,因此粒子的初始化存在分布不均衡、初代种群局部分布的可能。粒子群算法的粒子更新公式如下:

$$v_{ad}^{t+1}=\omega v_{ad}^t+C_1\varphi_1(B_{ad}^t-q_{ad}^t)+C_2\varphi_2(G_d^t-q_{ad}^t) \tag{10}$$

$$q_{ad}^{t+1}=q_{ad}^t+v_{ad}^{t+1} \tag{11}$$

表 1 粒子位置与编码绑定表

粒子样例	0, 2	0, 37	0, 17	0, 51	0, 73	0, 42	0, 93	0, 35	0, 69	0, 84	0, 65	0, 05
编码	1	1	1	1	2	2	2	3	3	3	3	3

表 2 SPV 排序及识别操作序列结果表

粒子样例	0, 2	0, 37	0, 17	0, 51	0, 73	0, 42	0, 93	0, 35	0, 69	0, 84	0, 65	0, 05
SPV	3	5	2	7	10	6	12	4	9	11	8	1
编码	1	2	1	2	3	2	3	1	3	3	3	1
O_{ij}	O_{11}	O_{21}	O_{12}	O_{22}	O_{31}	O_{23}	O_{32}	O_{13}	O_{33}	O_{34}	O_{35}	O_{14}

定义 5(均衡评估) 粒子维度 $d\in[1,m_j]$,定义表 2 中粒子位置与粒子编码的对应列为 $C_d(C_d=d)$,则有公式:

$$\text{if}(\sum_{d=1}^{m_j}(|\sum_{i=1}^{m_j}C_i-\frac{(1+m_j)\times m_j}{2}|))>\frac{(1+m_j)\times m_j}{4} \tag{13}$$

条件满足则粒子分布不均匀,需重新初始化粒子。

2.2 面向遗传算法的自适应遗传算子

遗传算法的交叉、变异操作可以离散化粒子,减小粒子更新受当前局部最优与全局最优的影响。计算粒子交叉、变异的公式如下:

$$\text{Number of crossovers}=\frac{(CR(t)\times PS)}{2} \tag{14}$$

$$\text{Number of mutation}\cong(PS\times Max.G_e)\times Pm(t) \tag{15}$$

其中, $CR(t)$ 表示交叉率, PS 表示种群大小, $Pm(t)$ 表示突变率, $Max.G_e$ 表示最大的粒子编码。

传统方法中交叉、变异以固定概率进行,导致粒子寻优收敛速度较慢,针对上述问题,本文提出了面向遗传算法的自适应遗传算子方法。

为提高遗传算法的收敛速度,本节给出了对遗传算子的交叉、变异概率的自适应函数,定义如下:

$$\Delta f(t)=(\overline{f_{parent}}(t)-\overline{f_{offspring}}(t))\ast \theta \tag{16}$$

其中, $\Delta f(t)$ 为 t 代种群适应值变化量, $\overline{f_{parent}}(t)$ 为父代平均适应值, $\overline{f_{offspring}}(t)$ 为子代平均适应值,粒子的适应值由评估模型计算给出, θ 为平衡系数。

如果 $0\leq\Delta f(t),\Delta f(t-1)\leq 1$,则增加交叉率 $CR(t)$,突变率 $Pm(t)|[-0.1,0.1]$ 。

其中, v_{ad}^{t+1} 与 v_{ad}^t 表示 $a^{\textit{th}}$ 粒子在 $d^{\textit{th}}$ 维度的 $t+1$ 与 t 次迭代的速率; q_{ad}^{t+1} 与 q_{ad}^t 表示 $t+1$ 与 t 次迭代的位置, ω 为惯性系数; φ_1 和 φ_2 是均匀分布随机数,介于 $[0,1]$ 之间; C_1 是自信系数, C_2 是种群自信系数;惯性系数随迭代次数的增加而不断减小, It 为当前迭代数。

由式(10)一式(12)可知:PSO 粒子的更新受到当前局部最优粒子与全局最优粒子的影响,若粒子初始化不均匀,粒子种群在迭代更新寻优过程就会出现过早收敛、陷入局部最优的问题,因此本文提出了在粒子初始化后进行粒子均衡评估的方法。

在粒子初始化后首先对粒子分布进行均衡评估,将随机数与粒子编码相结合,样例如表 1 所列。然后利用 SPV 规则^[17]对粒子各维度值进行排序,从而生成随机的编码顺序,之后利用式(13)对编码排序进行均衡评估,如果粒子分布均匀,则最终输出操作顺序,样例如表 2 所列。

如果 $-1\leq\Delta f(t),\Delta f(t-1)\leq 0$,则减少交叉率 $CR(t)$,突变率 $Pm(t)|[-0.01,0.01]$ 。

建立模糊模型坐标系 $Z(x,y),x,y\in\{-5,-4,-3,-2,-1,0,1,2,3,4,5\}$,并依据 $\Delta f(t)$ 的值来确定 x,y 的取值。

$$\begin{cases} \Delta cr(t)=Z(x,y)\times 0.03 \\ \Delta Pm(t)=Z(x,y)\times 0.003 \\ Z=\vartheta x+(1-\vartheta)y \end{cases} \tag{17}$$

$$\begin{cases} Pm(t)=Pm(t-1)+\Delta Pm(t) \\ CR(t)=CR(t-1)+\Delta cr(t) \end{cases} \tag{18}$$

其中, $\Delta cr(t)$ 表示交叉率的变化量, $\Delta Pm(t)$ 表示突变率的变化量, ϑ 为 x,y 的权衡系数,其值一般取 0.5。

式(17)用于计算 $\Delta cr(t)$ 与 $\Delta Pm(t)$,将其代入式(18)可计算出 t 代种群粒子的交叉、突变概率。

需要注意,粒子在交叉、突变前后需确保粒子编码正确。如图 2 所示,粒子的暗色区块进行交叉操作后,粒子编码出现错误,如图 3 所示,子代 1 的 1 号基因多了一个并少了一个 3 号基因,子代 2 则相反,因此在粒子进行交叉操作后需要校正粒子编码,如图 4 所示。同理突变前后应确保粒子编码正确,如图 5 所示。

父代1	2	2	1	1	3	2	3	1	3
父代2	3	2	1	2	3	1	2	3	1
子代1	2	2	1	1	3	1	2	3	1
子代2	3	2	1	2	3	2	3	1	3

图 2 交叉样例图

子代1	2	2	1	1	3	1	2	3	1
子代2	3	2	1	2	3	2	3	1	3
修改前（粒子编码出现错误）									

图 3 未修改样例

子代1	2	2	1	1	3	1	2	3	3
子代2	3	2	1	2	3	2	3	1	1
修改后（将编码出现错误的地方改正）									

图 4 修改后的样例图

子代1	2	2	1	1	3	1	2	3	3
突变前									
子代1	2	2	1	3	1	2	1	3	3
突变后（突变后要确保粒子编码的正确性）									

图 5 突变样例图

3 基于改进粒子群-遗传算法的多 AGV 调度模型

基于第 1 节的问题描述和评估模型,以及第 2 节对混合 PSO-GA 算法的改进,本节给出了基于改进粒子群-遗传算法的多 AGV 调度模型的流程图,如图 6 所示。

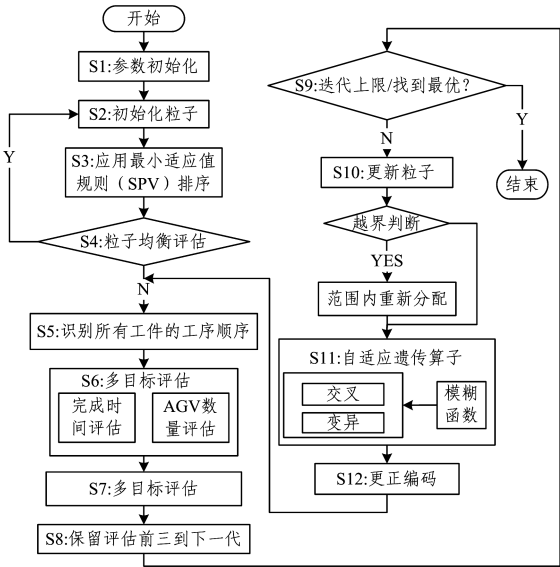


图 6 算法流程图

算法流程如下：

- S1 初始化环境参数,包括粒子群算法参数、粒子维度、种群大小;初始化遗传算法参数、任务数据(加工工件及每个工件的工序)、实验相关数据、迭代上限、最优适应值。
- S2 初始化环境后,为初代种群随机生成粒子,初始粒子速度设为 0。
- S3 应用 SPV 规则对粒子进行排序,应用定义 1 对粒子进行编码。
- S4 对排序后的粒子使用定义 5 进行均衡评估,如果粒子分布均匀,则进行下一步,否则返回 S2。
- S5 按照排序后的粒子编码识别工件的工序,见表 2。
- S6 对识别出来的工序序列使用定义 2 与定义 3 分别进行任务完成时间和 AGV 的调度数量的评估。
- S7 将 S6 获得的两个评估值代入定义 5 的式(10),进行多目标评估。

S8 保留 S7 获得的适应值前三的粒子,直接传到子代粒子种群中,以防止遗传操作破坏优秀粒子。

S9 判断当前实验环境是否满足接受条件:1)是否找到最优适应度粒子;2)当前迭代次数是否达到设置上限。如果满足判断条件则结束运行,并输出最优工序序列、AGV 调度路径以及工序与加工站点 ST 的对应关系,否则进行下一步。

S10 利用式(10)一式(12)更新粒子的速度与位置,更新之后检查粒子的速度与位置是否超出设定范围,如果越界,则在作用域内随机重新生成粒子,否则进行下一步。

S11 自适应遗传操作,利用式(16)一式(18)计算出当代粒子的交叉、变异概率,并进行交叉、变异操作。

S12 矫正交叉、变异后的粒子编码,返回 S5,直到满足结束条件。

4 仿真测试

实验仿真环境为:Windows10 64 操作系统,处理器主频 2.8GHz,内存 8GB。迭代上限设置为 100,种群规模为 50,粒子维度为 19。

4.1 实验的相关数据

本节给出实验环境初始化时所用到的相关数据,包括:Station 位置信息表(见表 3),该表记录了每个工作站 ST 距离装卸载工作站 L/U 的绝对距离,用于计算 AGV 的路径花费;工序-Station 时间对应表(见表 4),该表记录了工件工序在工作站 ST 上的加工时间,用于计算整个任务的用时。

表 3 Station 位置表

(单位:min)							
	L/U	ST ₁	ST ₂	ST ₃	ST ₄	ST ₅	ST ₆
L/U	0	5	7	10	12	17	19
ST ₁	15	0	2	5	7	12	14
ST ₂	13	18	0	3	5	10	12
ST ₃	10	15	17	0	2	7	9
ST ₄	8	13	15	18	0	5	7
ST ₅	3	8	10	13	15	0	2
ST ₆	1	6	8	11	13	18	0

表 4 工序-Station 时间对应表

工件	工序	工作站	用时/min
1	1	ST ₂	30
1	2	ST ₄	21
1	3	ST ₅	24
1	4	ST ₆	27
2	1	ST ₃	15
2	2	ST ₄	24
2	3	ST ₆	13
3	1	ST ₁	16
3	2	ST ₂	21
3	3	ST ₃	18
3	4	ST ₁	14
3	5	ST ₄	25
4	1	ST ₆	25
4	2	ST ₄	19
4	3	ST ₅	20
5	1	ST ₅	33
5	2	ST ₁	21
6	1	ST ₁	27
6	2	ST ₂	31

4.2 实验结果与分析

经实验发现,最佳的 GA 参数设置为:交叉率 0.2、变异

率 0.03;最佳的粒子群参数设置为: $C_1 = C_2 = 2$,惯性系数 $\omega_{\min} = 0.01, \omega_{\max} = 0.5$ 。

本节给出经过实验仿真后获得的结果。图 7 给出了改进的混合 PSO-GA 的 AGV 调度图,图中相同色块表示同一件

工件,横坐标表示加工时间,纵坐标表示加工工位 ST,有色箭头表示 AGV,同色箭头构成的折线记录了 AGV 的任务调度路线;表 5 给出了相同实验数据下,采用不同算法获得的实验结果。

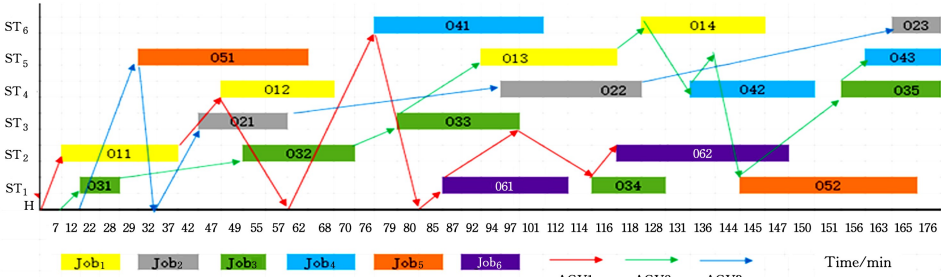


图 7 改进的混合 PSO-GA 的 AGV 调度图

表 5 实验结果对比

算法		前两个最优结果		计算时间/s
粒子群	适应值	167.0877	172.5614	
	完成时间/min	184	170	55.3615
	AGV 数量	3	4	
遗传	适应值	163.0877	164.9474	
	完成时间/min	178	203	56.0625
	AGV 数量	3	2	
混合 PSO-GA	适应值	161.7544	162.2807	
	完成时间/min	176	199	56.3346
	AGV 数量	3	2	
本文改进的混合 PSO-GA	适应值	161.6822	162	
	完成时间/min	176	199	55.9045
	AGV 数量	3	2	

实验结果显示,改进的混合 PSO-GA 算法相较单独使用粒子群或者遗传算法,可以找到适应值更好的解,任务完成时间更短,AGV 调度数量更少。而相较混合 PSO-GA 算法,其可以保证找到相同最优解,同时进一步提升算法的运行效率。

结束语 本文提出了针对 FMS 的多 AGV 调度模型,并对混合 PSO-GA 算法进行了优化,结合构建的多 AGV 调度模型,以最小完成时间与最小化 AGV 数量调度为优化目标进行仿真实验验证。最终结果表明,改进的混合 PSO-GA 算法比单独的 PSO/GA 算法,以及混合 PSO-GA 算法在寻优收敛上速度更快,更适应于实际应用场景。但为了简化实验环境,调度模型中将装卸工件的时间计算在 AGV 的移动花费上,并将 AGV 移动花费数据的单位设置为分钟,与现实应用环境不相符。在以后的研究中,有必要进一步优化调度模型,增加相应的细节处理,使其在算法验证与调度模型上均适应于实际应用场景。

参 考 文 献

[1] KOO P H, JANG J J, SUH J D. Vehicle dispatching for highly loaded semiconductor production bottle-neck machines first [J]. International Journal of Flexifible Manufacturing System, 2005, 17(1): 23-38.

[2] 樊树海,陈金龙,曹霞,等. 顺序矩阵扩展研究及其在流水车间布置中的应用 [J]. 工业工程与管理, 2008, 13(6): 51-54.

[3] AYDEMIR E, KORUCA H I. A new production scheduling module using priority-rule based genetic glgorithmnm [J]. International Journal of Simulation Modeling, 2015, 14(3): 450-462.

[4] 李雪芹, 韦伟. 车辆优化调度的遗传算法求解 [J]. 铁道运输与经济, 2006, 29(1): 73-75.

[5] 柳赛男,柯映林. 自动化仓库系统 AGV 小车优化调度方法 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2008(6): 23-25.

[6] CAI Q, TANG D, ZHENG K, et al. Multi-AGV scheduling optimization based on neuro-endocrine coordination mechanism [J]. Inrternational Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2014, 7(4): 1613-1630.

[7] 杨立熙, 余慧慧. 考虑运输时间的柔性作业车间调度问题研究 [J]. 武汉理工大学学报, 2017, 39(1): 608-613.

[8] KRISHNAN M, KARTHIKEYAN T, CHINNUSAMY T R, et al. An Evolutionary Hybrid Algorithm for Layout Planning in Flexible Manufacturing System [J]. Advanced Materials Research, 2014, 984-985: 444-451.

[9] CHANG C D J, LIU S H J. AGV Control Using PSO for AN-FIS-PID Controller Parameters Tuning [C]// International Conference on Electric Information & Control Engineering. 2012: 176-179.

[10] 汤晏安, 谷宝慧. 改进 PSO 在 AGV 系统路径优化调度中的应用研究 [J]. 计算机工程应用, 2016, 52(3): 261-265.

[11] 徐云琴, 叶春明, 曹磊. 含有 AGV 的柔性车间调度优化研究 [J]. 计算机应用研究, 2017, 35(11).

[12] MOUSAVI M, YAP H J, MUSA S N, et al. Multi-objective AGV scheduling in an FMS using a hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization [J]. Plos One, 2017, 12(3): e0169817.

[13] REDDY B S P, RAO C S P. Flexible manufacturing system modelling and performance evaluation using Automod [J]. International Journal of Simulation Modelling, 2011, 10(2): 78-90.

[14] DE K, LI J, WANG W C. Research on flexible manufacturing system real-time scheduling optimization [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2015(18): 44-47.

[15] Egemin Automation Inc. Battery charging systems for automated guided vehicles [OL]. <http://www.egeminusa.com/pages/agvs/agvscharging.html>.

[16] TALEIZADEH A A, NIAKI S T A, ARYANEZHAD M B, et al. A hybrid method of fuzzy simulation and genetic algorithm to optimize constrained inventory control systems with stochastic replenishments and fuzzy demand [J]. Information Sciences, 2013, 220: 425-441.

[17] TASGETIREN M F, SEVKLI M, LIANG Y C, et al. Particle swarm optimization algorithm for single machine total weighted tardiness problem [C]// Congress on Evolutionary Computation (CEC 2004). 2004: 1412-1419.