

改进 PSO 和机器状态对车间任务调度研究

张晓寒 邹光明 王炯 王浩

(武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室 湖北 武汉 430081)

(武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室 湖北 武汉 430081)

摘要 针对纺织车间的多任务对应多设备生产的静态车间任务分配问题,以改进粒子群算法(PSO)对订单任务完成时间最少进行分析。以机械状态影响任务调度使车间拥有足够的时间预防突发事件。在生产效率和机械可靠性基础上设计目标函数并进行任务分配。提出柯西分逆累积分布更新粒子位置函数,进行粒子更新,实现快速收敛。通过实际案例验证整个车间任务分配过程。验证结果表明,该算法能有效优化车间资源的利用率。

关键词 任务分配 威布尔比例分布 粒子群算法 可靠性

中图分类号 TP391

文献标识码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.01.056

JOB SHOP SCHEDULING BASED ON IMPROVED PSO AND MACHINE STATE

Zhang Xiaohan Zou Guangming Wang Jiong Wang Hao

(Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China)

(Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China)

Abstract Aiming at the task assignment problem in static textile workshop in which multi tasks correspond to multi device, the least completion time of order task was analyzed based on improved particle swarm optimization. And the mechanical state was used to influence the task scheduling so that the workshop had enough time to prevent emergencies. The objective function was designed and the tasks were allocated on the basis of efficiency and mechanical reliability. Cauchy distribution was proposed to update particle location function, update particles and achieve fast convergence. The whole process of task allocation was verified through real cases. The results show that the algorithm can effectively optimize the utilization rate of workshop resources.

Keywords Task assignment Weibull proportional distribution Particle swarm optimization Reliability

0 引言

在任何一个制造企业中,都会存在车间的任务分配问题,车间的任务分配是对有用的资源在规定时间内进行加工分配的过程,它包括交货日期、加工时间和资源能力等。在纺织车间中,每件衣服都有不同的缝制工艺,每个工艺过程都会相互约束。影响整个任务分配的因素又有很多,其中主要包括三个重要指标:最大能力指标、成本指标和客户满意度指标^[1]。实际生

产中一般以最早提交货物为目的,故本文以最大能力指标进行研究。根据约束理论的观点,整个生产过程要达到车间中各设备的最大利用率来缩短工期,减少成本,提升车间快速响应能力^[2]。因此,找到一个高效的任务分配方法对整个生产工业是具非常重要的意义。

近些年来,很多学者开展了对车间任务分配的研究。文献[3]根据实时生产过程中存在的问题,用回归分析的方法进行研究,但没有达到实际应用的效果。一些学者在仿真的方法中^[4-5],建立了精确复杂的模

拟系统,但无法进行大规模的车间任务分配。目前,大部分学者研究了大量的相关算法,Yuan 等^[6]研究出一种新的基因算法去解决多工艺实时车间分配问题,以得到最小的完工时间。Moslehi 等^[7]提出一种混合粒子群算法利用局部搜索获得最小完工时间。Shao 等^[8]采用混合模拟退火的离散粒子群算法的局部搜索来解决最大工作完成时间、机器最大工作负载和总负载的问题。还有遗传算法用不同的策略产生初始种群和选择个体进行繁衍,以达到最小工作时间的目的^[9-10]。文献[11]使用粒子群算法与遗传算法相结合采用模糊处理对数据进行预处理,快速进行任务分配。

遗传算法、粒子群算法是近代研究和应用最广的算法,但这些算法容易陷入局部最优而错失正确的解。因此,本课题应用改进的粒子群算法进行任务分配,结合模拟退火的方法搜索全局最优值,在达到迭代结束要求前,粒子进行交叉、变异来更新粒子种群,使其能快速并准确地收敛,从而得到最小完工时间。

1 纺织车间任务分配(JSP)问题

JSP 是满足不同约束的 N 个加工工件在 M 台机器上加工分配的过程。每个加工工件有多个工艺,每个工艺可以在多个机器上加工,工艺有先后顺序且严格按照工艺顺序加工。JSP 的主要目的是合理分配各工艺和所对应的机器,使得完工时间最小、成本最低、车间机器利用率最大等。

在工业自动化中,纺织车间是最难达到全自动化,纺织车间一般拥有大量机器,且加工时间长、工艺复杂,因此需要大量的人员进行梳理加工。在高速生产中,机器生产状态对产量有很大的影响。国内大多数纺织企业通常为了利润忽略对机器的保养和维修,从而导致机器存在很多潜在问题,在加工过程中可能会出现机器突然停工,而延长交货时间,造成不必要的损失。故在研究纺织车间的任务分配问题中,根据机械的状态影响分配,使车间人员拥有更多的时间修改加工计划和修理机器。

1.1 JSP 目标函数

一个车间任务分配受到机器设备状态 C , 产品加工工艺 N , 产品加工时间 T 等的影响。将 n 个作业分配在 m 个机器上加工的模式称为 $m \times n$ 模型。

假设一个车间中共有 j 台机器可用,加工的工艺数为 i 。产品加工过程可以用一个简单的数学模型表示, $M = \{m_1, m_2, \dots, m_j\}$ 表示车间机器。工艺集合 $N =$

$\{n_1, n_2, \dots, n_i\}$ 表示每个作业加工的工艺数。 O_{ij} 是第 i 个工艺在第 j 台机械上加工的工件。在任务分配中最重要的是每台机器加工产品某个工艺所需的时间 T , $T = \{t_{ij}\}$ 表示第 i 个工艺在第 j 台机器上加工所需要的时间。

由此模型可以设定相应的目标函数。由于本研究在进行分配时还考虑到机器状态,故根据文献[12]中的目标函数进行一定的改进,设计的目标函数如下:

$$\min f = w_1 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{ij} x_{ij} + w_2 \max \sum t_{ij} y_{ij} \quad (1)$$

式中: w_1 、 w_2 是因素权重; M_{ij} 表示第 i 个工艺选择机器 j ; x_{ij} 表示机器状态因素; y_{ij} 定义为 $\{0, 1\}$, 机器为加工状态时 $= 1$, 未加工状态 $= 0$ 。

1.2 利用机器状态设计目标函数

很多学者研究任务分配的时候没有考虑到机械本身的状态,对中途的突发情况和机器生产的合格率均未考虑。而这对生产又有很大的影响。故本文在分配过程中考虑机器状态对任务调度的影响。

在式(1)中提到 x_{ij} 为机器状态,此处机器状态是利用机器的历史记录通过威布尔分布计算求得机器的可靠度,即在一定时间内不会突发故障的概率,使用 Newton-Raphson 迭代方法求威布尔参数,并结合机器生产的合格率所得到的值进行分析。若机器状态合格,则 y_{ij} 的值为 1, 否则为 0。 x_{ij} 如下所示:

$$x_{ij} = aS(x_{ij}) + bR(x_{ij}) \quad (2)$$

式中: S_{ij} 、 R_{ij} 分别表示机器的加工合格率和可靠度; $a + b = 1$ 。

因此,目标函数最小完成时间为:

$$\min f = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m w_1 x_{ij} z_{ij} C_{ij} + \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m w_2 t_{ij} y_{ij} \quad (3)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} t_{ij} \geq 0 \\ st_{i-1} + C_{(i-1)j} \leq st_i + C_{ij} \leq 3(st_{i-1} + C_{(i-1)j}) \\ i \in (0, n) \\ j \in (0, m) \\ 0 \leq st_i \leq \max(T_{ij}) \end{cases} \quad (4)$$

式(3)中: $z_{ij} = (0, 1)$ 表示是否选中机器 j , 选中为 1, 否则为 0。 C_{ij} 为工艺 i 的加工时间。式(4)中: st_i 表示工艺 i 开始加工时间。当前机器上工艺时间要大于前一个工艺加工时间,避免加工冲突,同时小于前一工艺加工时间的 3 倍,避免时间间隔过大。

机械可靠度在任务分配过程中以 80% 和 40% 为分隔点,确保任务分配的准确性。

$$R_{ij} = \begin{cases} 1 & R_{ij} \geq 80\% \\ a_{ij} & 40\% \leq R_{ij} < 80\% \\ 0 & R_{ij} < 40\% \end{cases} \quad (5)$$

式中： a_{ij} 为计算出的可靠度。由可靠度实验获得，当可靠度低于 40% 时，机器视为异常，必须进行维修，故以 40% 为最低底线，可靠度高于 80% 时故障率都处于较低的状态，故可靠度设为 1。可靠度在两个范围内的机器存在潜在风险，故采用计算值为分配概率。

将计算后的机器状态值运用在任务分配中，同时使用改进后的粒子群算法快速而有效地搜寻最小的最大完成时间。

2 改进粒子群算法

2.1 粒子位置和速度更新

粒子群优化算法 (PSO) 是根据自然现象中鸟群或鱼群觅食现象而得到的数学模型。与遗传算法相似，随机生成初始粒子，在不停的迭代中寻找出最优的结果。与遗传算法不同的是 PSO 算法是从两个方向同时搜索最优解：个体最优 (lbest)，即每个粒子按一定方向寻找最优；群体最优，即为全局最优解 (gbest)。是优化的结果，每个个体不停寻找最优，群体最优通过对比进行更换，直到达到最优解。更新的速度和位置的公式如下：

$$V_i^{k+1} = wV_i^k + c_1r_1(p_i^k - X_i^k) + c_2r_2(p_g^k - X_i^k) \quad (6)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (7)$$

式中： V_i^k 表示第 i 个粒子在第 k 次迭代中的速度； X_i^k 表示第 i 个粒子在第 k 次迭代中的位置； c_1 、 c_2 、 r_1 、 r_2 、 w 分别表示学习因子、随机数和权重。

2.2 提出 Cauchy 逆累积分布改进位置更新

粒子群算法最大的一个缺点是主要用速度对粒子的方向和位置进行调节，若速度调节变弱，则易导致粒子陷入局部最优、收敛精度变低等。大部分研究中没有关注位置公式对粒子群方向的影响。因此，本文改进位置公式，加强粒子收敛方向，提高收敛精度。

根据式 (6) 更新粒子群获得 gbest 和 lbest 的速度 V_i 。本文根据 Cauchy 分布对粒子群进行位置更新，由于粒子群的移动类似 Gaussian 分布，在粒子群移动过程中会产生 Gaussian-like 和 Lorentzian 峰，由峰值获得 gbest 和 lbes。该方法在大范围的搜索中具有高效的搜索率。位置方程如下：

$$U_i(k+1) = \frac{(V_i^{(k+1)})^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (V_i^{k+1})^2}} \quad (8)$$

$$S_i(k+1) = U_i(k+1) \cdot \tan\left(\frac{\pi}{2} \cdot rand(0,1)\right) \quad (9)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + \mu S_i(k+1) \quad (10)$$

式中： $U_i(k+1)$ 、 $\mu S_i(k+1)$ 是利用 Cauchy 逆累积分布更新在第 $k+1$ 次迭代中第 i 个粒子的值，分别表示尺度参数和位置变量。 $U_i(k+1)$ 的主要目的在于弱化不同方向的粒子，强化的同向的粒子的方向。 $\mu S_i(k+1)$ 为最终位置变量， μ 用于调节 $S_i(k+1)$ 的大小，过大的值会导致粒子错过最优值，过小的值会影响收敛速度。

2.3 粒子更新

粒子群搜索方向的确定依赖于适应度函数，本研究的适应度函数采用式 (3)，以求取最小完工时间为目标函数。

PSO 在寻找 gbest 时会对粒子进行位置和速度的更新，位置更新如式 (10)。本文提出保优遗传对粒子进行更新，遗传时保留最优粒子，即每个工艺最近接 gbest 或者 lbest 的时间和机器。更新过程如图 1 所示。

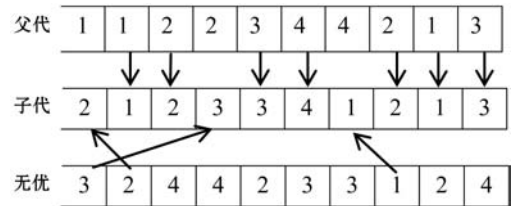


图 1 粒子更新

图 1 中父代中灰色表示优秀粒子，在遗传过程中保证 80% 的优秀率，剩余粒子在无优父代中随机选取，以此获得子代 P_s ，增加子代随机性。

$$P_s = (P_f \times 80\%) + P_{new} \quad (11)$$

在优化期间还存在小概率的变异，将得到的新的子代带入进行迭代。通过遗传复制，优秀个体不断增加，使整个优化过程朝着最优解进行。

算法流程如图 2 所示。

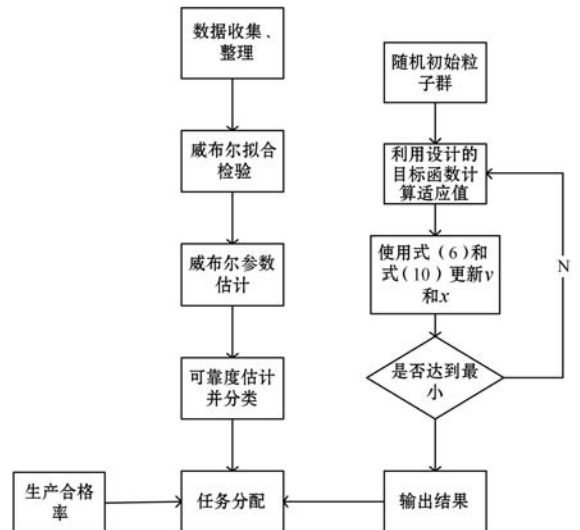


图 2 混合粒子算法任务分配流程图

算法具体步骤如下:

- (1) 初始化 PSO 参数。包括有粒子群大小、迭代次数、 c_1 、 c_2 、 w 等。
- (2) 初始化 lbest: 通过复制自身的值。
- (3) 初始化 gbest: 采用最小适应值。
- (4) 更新粒子速度和位置。
- (5) 利用式(11)对粒子群进行择优遗传进化。
- (6) 若为达到优化要求,重复步骤 5。
- (7) 输出优化结果。
- (8) 将优化结果与机械状态相结合生成甘特图。

3 应用实例分析

在求解任务分配前,先根据纺织机中的历史记录计算每台机器的可靠度。通过可行性分析得出这些机械可以利用威布尔分布求解可靠性。

本次实验使用缝纫机的主要电机主轴的数据进行分析。并利用威布尔分布函数求机器可靠度:

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\varepsilon}{\eta} \right) \exp \left[- \left(\frac{t-\varepsilon}{\eta} \right)^\beta Z(t) \right] \quad (12)$$

$$R(t) = \int_t^\infty f(t) dt \quad (13)$$

式中: ε 位置参数为; η 尺度参数为; β 形状参数为。 ε 、 η 、 β 利用现有的机器参数使用牛顿-拉夫森迭代方法进行参数估计。通过计算,得到各机器的可靠度 $R(t)$,如表 1 所示。此外,机器加工合格率如表 2 所示。

表 1 机器可靠度

机器	可靠度	R_{ij}
m_1	0.914 3	1
m_2	0.720 6	0.720 6
m_3	0.663 2	0.663 2
m_4	0.862 5	1
m_5	0.904 6	1
m_6	0.896 6	1

表 2 规定时间内的产品合格率

机器	合格率
m_1	0.987 2
m_2	0.833 3
m_3	0.841 1
m_4	0.895 3
m_5	0.927 7
m_6	0.903 3

完成前期数据准备后,使用本研究的改进算法进行验证,本次实验使用 6×6 模型,即 6 个生产作业和 6 个生产机器的组合问题,工序唯一且各工序间不能随意调换顺序,在加工过程中没有优先加工的特权,且一旦开始加工中间不能间断。设定初始粒子参数 $N = 100$,迭代次数 $gen = 100$;变异率 $r = 0.05$ 。并在 MATLAB 中进行求解。使用本文改进的粒子群算法与其他算法迭代过程比较如图 3 所示。并将结果与不同的算法进行对比,如表 3 所示。

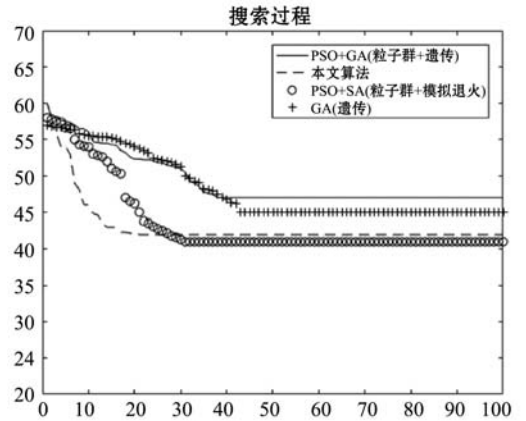


图 3 迭代过程

表 3 结果比较

	平均流动时间/min	最大完成周期/min
本文 PSO	42	52
PSO + GA	47	55
PSO + SA	41	52
GA	45	57

如图 4 所示,本文算法粒子迭代到将近 20 代时,开始收敛。与另外三个算法比较收敛速度快。由此说明基于 Cauchy 逆累积分布改进位置更新的有效性。

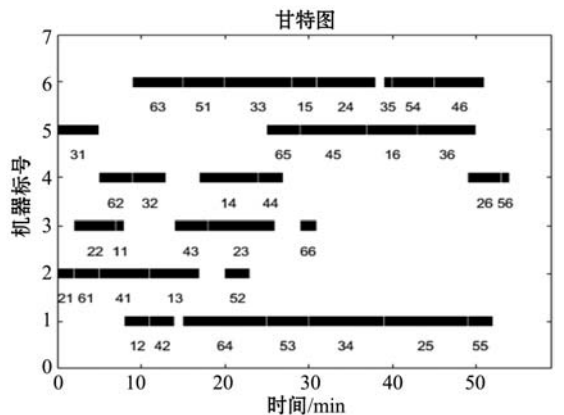


图 4 任务分配甘特图

从表 3 中获得本算法下的最小平均流动为 42 min,平均流动时间是指工件到达车间、进行加工到最后离开的时间。最大完工时间是 52 min。相较于 PSO + GA 和 GA 算法的最大完成周期和平均流动时间都有

优势,但本算法结果略低于 PSO + SA 算法,在平均流动时间上略低,可能是机器生产率和可靠度对分配产生的影响。

整个任务调度过程甘特图如图 5 所示。图中以机器标号为纵坐标,以时间为横坐标,坐标中的数字表示第 n 个作业的第 i 个工艺。如首先在 2 号机器上加工的是第 2 个作业的第 1 个工艺,同时在 5 号机器上加工第 3 个作业的第 1 个工艺。

图 5 为机器可靠度类似的车间任务分配甘特图,由于图中 2 号机器和 3 号机器为陈旧机器,由实验数据分析得到其可靠度和合格率相对于其他机器较低,在任务分配过程中,在这两台机器的后期几乎没有有什么工作任务,任务分配相对较均匀。对比结果表明本算法在实验中得到了有效应用。

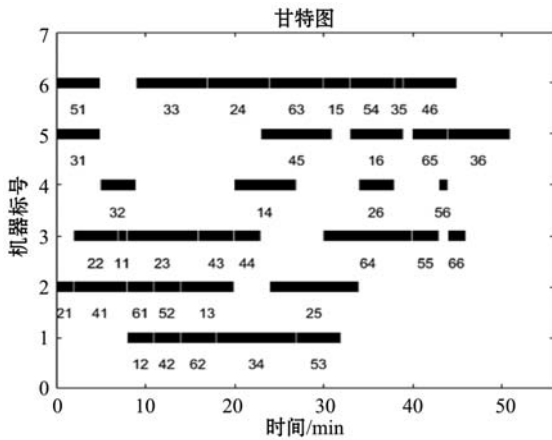


图 5 正常机器任务分配图

4 结 语

本文研究了柯西分布改进置粒子群算法更新粒子位置,以实现快速收敛,并结合保优遗传算法对纺织车间的任务调度问题。考虑了机器的异常工作状态和加工合格率对任务分配的影响,并设计出目标函数,使其更加接近实际工厂加工。改进的混合粒子群算法在收敛速度和计算最小完成时间上也有明显的优势,避免了粒子群算法的缺点。整个实验过程表明改进的粒子群算法有一定的适应性和实际应用性。

参 考 文 献

- [1] 李佳. 多任务作业调度的研究与实现[D]. 天津:河北工业大学, 2008.
- [2] Goldratt E, Cox J. The goal: a process of ongoing improvement[M]. New York: North River Press, Publishing Corporation on Hudson, 1992.
- [3] Moses S, Grant H, Gruenwald L, et al. Realtime due-date

- promising by build-to-order environments[J]. International Journal of Production Research, 2004, 42(20):4353-4375
- [4] Roman D B, Valle A G. Dynamic assignation of due-dates in an assembly shop based in simulation[J]. International Journal of Production Research, 1996, 34(6):1539-1554.
- [5] Grant H, Moses S, Goldsmann D. Using simulation to evaluate buffer adjustment methods in order promising[C]//Proceedings of the Winter Simulation Conference. IEEE, 2003: 1838-1845.
- [6] Yuan Y, Xu H. Multiobjective flexible job shop scheduling using memetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Automation Science & Engineering, 2014, 12(1):336-353.
- [7] 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.
- [8] Shao X, Liu W, Liu Q, et al. Hybrid discrete particle swarm optimization for multi-objective flexible job-shop scheduling problem[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 67(9-12):2885-2901.
- [9] Pezzella F, Morganti G, Ciaschetti G. A genetic algorithm for the Flexible Job-shop Scheduling Problem[J]. Computers & Operations Research, 2008, 35(10):3202-3212.
- [10] Zhang G, Gao L, Shi Y. An effective genetic algorithm for the flexible job-shop scheduling problem[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4):3563-3573.
- [11] Jamrus T, Chien C F, Gen M, et al. Hybrid particle swarm optimization combined with genetic operators for flexible job-shop scheduling under uncertain processing time for semiconductor manufacturing[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2018, 31(1):32-41.
- [12] 董昊, 严洪森. 知识化制造系统的任务分配决策[J]. 控制与决策, 2004, 19(4):388-392.

(上接第 270 页)

- [25] Argyriou A, Micchelli C A, Pontil M. When Is There a Representer Theorem? Vector Versus Matrix Regularizers[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 10(4):2507-2529.
- [26] Zhou Y C, Wei Y T. Learning Hierarchical Spectral—Spatial Features for Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(7):1667-1678.
- [27] Pu H, Chen Z, Wang B. A novel spatial—spectral similarity measure for dimensionality reduction and classification of hyperspectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(11):7008-7002.