

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.06.003

基于分布估计—蚁群混合算法的柔性 作业车间调度方法研究*

鲁宏浩,鲁玉军*

(浙江理工大学 机械与自动控制学院,浙江 杭州 310018)

摘要:针对柔性作业车间调度问题,对其优化方法进行了研究,建立了多目标柔性作业车间调度问题的函数模型,提出了分布估计—蚁群混合算法。该算法首先采用分布估计算法快速得到了全局较优解,然后通过选择部分较优解对蚁群算法信息素初始化进行了改进,最后利用蚁群算法正反馈机制快速寻找到了全局最优解;在改进的分布估计算法中,结合了多种方法进行机器选择和工序排序的初始化,给出了相应概率模型和种群更新方式;在改进的蚁群算法中,通过建立两个路径节点集合进行了状态转移规则的描述,并对信息素更新机制进行了分阶段局部更新和全局更新,有利于蚁群算法快速收敛到全局最优解;通过两个柔性作业车间调度实例进行了仿真分析以及和其他算法的对比。研究表明:分布估计—蚁群混合算法在求解柔性作业车间调度问题具有较好优化效果和高效求解能力。

关键词:柔性作业车间调度问题;多目标;分布估计—蚁群混合算法;正反馈机制;全局最优解

中图分类号:TH165;TP301.6

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2019)06-0568-06

Flexible job-shop scheduling based on hybrid estimation of distribution and ant colony algorithm

LU Hong-hao, LU Yu-jun

(Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Aiming at the problem of flexible job-shop scheduling, an optimized method was studied, a function model for multi-objective flexible job shop scheduling problem was established, and a hybrid estimation of distribution and ant colony algorithm was given. It started with the estimation of distribution algorithm to quickly obtain the global superior solutions, then the pheromone initialization of the ant colony algorithm was improved by partly selecting the general superior solutions. Finally, the global optimal solution was quickly found by using the positive feedback mechanism of ant colony algorithm. In the improvement of this estimation of distribution algorithm, several methods to initialize machine selection and process sequencing were combined, and the corresponding probability model and population renewal method were given. Besides, in the improvement of this ant colony algorithm, the state transfer rule was described by establishing two path node sets, and the pheromone renewal mechanism was updated in phases locally and globally, which is beneficial to the rapid convergence of ant colony algorithm to the global optimal solution. The simulation analysis and comparison with other algorithms were carried out through two examples of flexible job shop scheduling. The results indicate that the hybrid estimation of distribution and ant colony algorithm has a good optimization effect and high efficiency in solving flexible job shop scheduling problems.

Key words: flexible job-shop scheduling problem(FJSP); multi-objective; hybrid estimation of distribution and ant colony algorithm; positive feedback mechanism; global optimal solution

收稿日期:2019-01-18

基金项目:国家科技部创新方法工作专项(2016IM020100);浙江省科技厅重点研发计划项目(2018C01074)

作者简介:鲁宏浩(1994-),男,安徽阜阳人,硕士研究生,主要从事生产车间调度、精益生产方面的研究。E-mail:740814688@qq.com

通信联系人:鲁玉军,男,博士后,教授,硕士生导师。E-mail:luet_lyj@zstu.edu.cn

0 引言

柔性作业车间调度问题(FJSP)于1990年由Bruker和Schile提出^[1],它主要围绕机器选择和工序排序两个子问题进行研究,属于一种典型的组合优化问题,比较符合多品种、小批量的车间生产实际情况。

目前,国内外学者主要采用近似方法求解柔性作业车间调度问题,其中包括优先分派规则法、基于瓶颈的启发式方法、人工智能方法以及计算智能方法^[2]。Wu X等^[3]为克服元启发式算法收敛速度较低的缺点,提出了一种精英量子启发式进化算法来求解FJSP,通过基准测试验证了其优越性;Teekeng W等^[4]针对FJSP问题提出了一种基于解空间的带有两组功能的粒子群优化算法,使得解决方案具有多样性,能够得到更好的解;余智勇等^[5]采用规则编码初始化遗传算法种群,在求解FJSP问题上具有较高的全局收敛性;廖珊等^[6]设计了遗传算法的自适应适应度函数和遗传算子,提高了算法的优化性能;凌海峰等^[7]提出了求解FJSP的两阶段参数自适应蚁群算法,可以避免算法陷入局部最优;Wang等^[8]针对多目标FJSP提出了一种基于Pareto的有效分布估计算法,进行了适应度评价以及建立相关概率模型,同时为了避免算法早熟收敛,将种群分为两个子群,分别进行了不同的方式产生优势种群,提出了基于关键路径的局部搜索策略以提高算法的开发能力。

除了单个算法能够有效解决FJSP,多种算法融合也能够取得较好优化效果^[9-10]。本文通过对多目标下的FJSP进行描述,提出一种分布估计—蚁群混合算法,并采用该算法对FJSP进行求解,通过部分柔性和完全柔性的两个实例进行分析验证。

1 柔性作业车间调度问题描述

柔性作业车间调度问题可描述为:系统中有 m 台可用机器,有 n 个待加工工件要进入系统加工,每个工件含有按照工艺路线要求的多道工序,每道工序可以选择在不同的机器上加工,并且在不同机器上的加工时间不同。在满足一定的机器约束和工序约束下,调度的目标是为每道工序选择最合适的加工机器,以及合理安排每台机器上所有工序的加工顺序及其对应开工时间,以此来优化系统的某些性能指标。

本文主要针对影响车间综合性能的重要指标进行优化分析: f_1 (最大完工时间, C_{\max}) f_2 (机器最大负荷, W_{\max}) f_3 (总机器负荷, W_T)。通过权重系数法将以上优

化目标转化成目标函数,即:

$$\min F = \omega_1 f_1 + \omega_2 f_2 + \omega_3 f_3 \quad (1)$$

式中: $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ —权重系数,且 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 。

根据生产车间具体情况,一般首要考虑的目标是最大完工时间最短,其次是机器负载均衡,因此,本文将权重系数设置为: $\omega_1 = 0.5, \omega_2 = 0.3, \omega_3 = 0.2$ 。

2 柔性作业车间调度问题求解

2.1 分布估计—蚁群混合算法

蚁群算法是蚂蚁在问题的解空间中,根据信息素的分布情况搜索最优路径,但该算法容易陷入局部最优情况。而分布估计算法可避免陷入局部最优,具有较快的收敛速度和更高的全局优化搜索能力。因此,本文提出一种分布估计—蚁群混合算法。该算法首先通过优化分布估计算法快速得到全局较优解,然后对蚁群算法信息素初始化进行改进,再利用蚁群算法正反馈机制快速寻找到全局最优解。

分布估计—蚁群混合算法具体流程如图1所示。

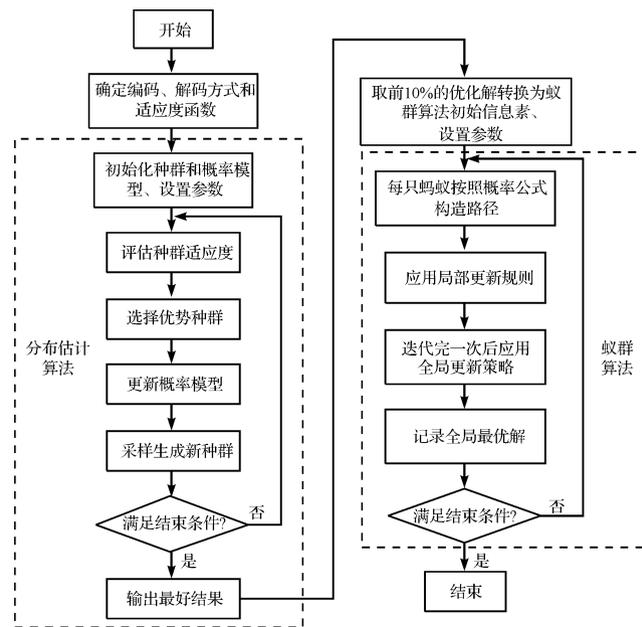


图1 分布估计—蚁群混合算法流程图

具体步骤为:

第一步根据具体问题选择编码、解码方式,确定适应度函数。

第二步采用分布估计算法获得可行解种群:

(1) 初始化种群和概率矩阵,设置分布估计算法的参数;(2) 计算 M 个个体的适应度,根据适应度从大到小进行排序,选择排序靠前的 N 个个体作为优势种群;(3) 根据优势种群进行概率模型的更新;(4) 对概率模型进行采样,得到新一代种群;(5) 记录当前采样

后的新种群,判断是否满足终止条件,若满足则继续下一步;否则转至步骤(2)。

第三步选择分布估计算法的较优种群中适应度在前 10% 的个体作为优化解集合,并转换为蚁群算法初始时刻的信息素浓度分布。

第四步采用蚁群算法求解问题最优解:

(1) 蚁群算法初始化,并设置相关参数;(2) 每只蚂蚁根据状态转移规则进行构造路径;(3) 应用局部更新策略对路径上的信息素进行修改;(4) 当所有蚂蚁完成一次迭代后,应用全局更新策略对路径进行信息素修改;(5) 记录全局最优解;(6) 判断是否满足终止条件,若满足则算法结束并输出最优解;否则转至步骤(2)。

2.2 编码与解码

本文采用分段编码方式,将序列分成长度相等的两段,分别进行机器选择和工序排序。在不提前加工且不推迟其他操作或破坏优先顺序下,解码操作才能得到一个可行的活动调度。解码操作首先确定每道工序对应的加工机器和所有工序加工顺序,然后建立机器顺序矩阵以确定各机器上加工工序的顺序,最后基于最早允许加工时间对各工序进行依次加工,从而完成解码,得到可行的调度方案。

2.3 改进的分布估计算法

2.3.1 初始化设计

机器选择的初始化方法:为了保证初始解的质量和算法收敛速度,本文采用全局选择、局部选择和随机选择相结合的方法进行机器选择初始化^[11-13],具体操作为:40% 的个体采用全局选择方式,40% 的个体采用局部选择方式,20% 个体采用随机方式。该方法充分考虑了机器负荷平衡问题,可以有效提高机器的利用率。

工序排序的初始化方法:本文采用 3 种常见的工序排序规则混合使用,具体为:40% 个体采用剩余加工时间最长原则;40% 个体采用剩余工序最多原则;20% 个体采用随机排列。

2.3.2 适应度函数和优势种群

在分布估计算法中,适应度函数的确定一般与目标函数有关,本文确定适应度函数为目标函数 F 的倒数。同时确定精英个体占种群的比例为 η ,在选取一定比例的精英个体进行概率模型的更新时,只需要通过比较种群个体的目标函数值的大小,选取适应度值大的个体就可以组成优势种群 N_s 。

2.3.3 概率模型建立及种群更新

本文对工序排序部分和机器选择部分分别建立相

关概率矩阵 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 。工序排序矩阵 $\mathbf{P}(t)$ 中的元素 $p_{ij}(t)$ 表示为第 t 次迭代中工件 j 在解的第 i 位上或之前出现的概率,数值越大,说明工件 j 越早加工,体现了工件的加工优先顺序。机器选择矩阵 $\mathbf{Q}(t)$ 中的元素 $q_{ijk}(t)$ 表示为第 t 次迭代中工序 O_{ij} 在机器 k 上加工的概率,数值越大,说明工序 O_{ij} 在机器 k 上加工的可能性就越大,体现了工序选择机器的程度大小。

首先采用均匀分布对以上两个矩阵进行初始化处理,即:

$$p_{ij}(0) = \frac{1}{n} \quad i = 1, 2, \dots, T, j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$q_{ijk}(0) = \begin{cases} \frac{1}{m_{ij}} & \text{若工序 } O_{ij} \text{ 在机器 } k \text{ 上加工} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

然后,基于 Hebb 规则对选择后的优势种群进行概率模型的更新,即:

$$p_{ij}(t+1) = (1 - \alpha_1)p_{ij}(t) + \frac{\alpha_1}{i \times N_s} \sum_{s=1}^{N_s} \xi_{ij}^s(t), \quad \forall i, j \quad (4)$$

$$q_{ijk}(t+1) = (1 - \alpha_2)q_{ijk}(t) + \frac{\alpha_2}{N_s} \sum_{s=1}^{N_s} \xi'_{ijk}(t), \quad \forall i, j, k \quad (5)$$

式中: α_1 —工序排序矩阵 \mathbf{P} 的学习率; α_2 —机器选择矩阵 \mathbf{Q} 的学习率; $\xi_{ij}^s(t)$ —第 t 次迭代中 \mathbf{P} 的示性函数; $\xi'_{ijk}(t)$ —第 t 次迭代中 \mathbf{Q} 的示性函数。

若工件 j 在解的第 i 位上或之前,则 $\xi_{ij}^s(t) = 1$, 否则为 0;若工件 O_{ij} 在机器 k 上加工,则 $\xi'_{ijk}(t) = 1$, 否则为 0。

在每次的迭代中,算法需要对更新后的概率模型进行采样。首先采用轮盘赌方法从第一位开始依次对工序排序矩阵 \mathbf{P} 进行采样,工件 j 被选中在第 i 位上的概率。当工件 j 在工序排序序列上出现过 h_j 次了,说明该工件的所有工序都已完成,则需要对矩阵 \mathbf{P} 的第 j 列元素全部置 0,同时为了满足组内的变量概率约束,需要将矩阵 \mathbf{P} 的每一行归一化。对于机器选择矩阵 \mathbf{Q} 也使用同样的采样方式得到机器选择序列,通过上述采样,由此可以得到 N 个新个体构成的新种群。

2.4 改进的蚁群算法

2.4.1 信息素初始化

本文采用分布估计算法得到了较优的种群,选择其中目标函数值在前 10% 的个体作为优秀解集合,并转换为蚁群算法初始时刻的信息素浓度分布,转换后的工序加工路径 (i, j) 上信息素初始值为:

$$\tau_{ij}(t) = \tau_0 + \tau_{ij}^G(t) \quad (6)$$

式中: τ_0 —常数; $\tau_{ij}^G(t)$ —根据分布估计算法求解结果转换而来的信息素浓度值。

若有 k 个个体经过加工路径 (i, j) , 则:

$$\tau_{ij}^G(t) = \frac{k}{0.1N} \times \tau_0 \quad k \in [0, 0.1N] \quad (7)$$

该式表明经过加工路径 (i, j) 的优秀解个数越多, 该路径初始时刻的信息素浓度就越高, 则被蚂蚁选择的概率就越大。

2.4.2 状态转移规则

蚂蚁需要通过选择各工序加工机器来实现工序路线的构建, 蚂蚁在搜索过程中只能选择可加工机器空闲且前置工序已加工完成的工序进行运动, 因此在搜索过程中为每只蚂蚁建立两个集合: 工序选择的机器节点集合 $tabu^k$, 表示蚂蚁 k 已经搜索过的工序节点对应的机器节点; 蚂蚁 k 下一步可以搜索的工序对应的机器节点集合 $allowd_k$ 。

每个工序对应的机器为一个机器节点, 蚂蚁 k 在搜索第一步时, 首先确定所有工件的第一道工序对应的最短加工时间的机器, 并把这些工序对应的机器节点放入集合 $allowd_k$ 中并随机选择, 然后将选择后的机器节点添加到集合 $tabu^k$ 中。如果不是第一步搜索, 则根据状态转移规则进行下一个工序和机器节点的选择, 其中下一步访问的工序节点包括: 同一个工件的紧接工序和前驱节点已访问过的不同工件上的工序。将已选择的工序对应的机器节点依次加入到集合 $tabu^k$ 中, 并在集合 $allowd_k$ 中删除选中的这些节点。依次类推, 直到 $tabu^k$ 中的工序等于所有工序的数目, 则蚂蚁完成一次搜索。重复以上操作, 直到所有蚂蚁完成一次迭代搜索并选择出最优解。

定义 O_{ijm} 为工序 O_{ij} 在机器 $m (m = 1, 2, 3, \dots)$ 上加工的机器节点, 蚂蚁 k 从一个工序的机器节点 $O_{ofm'}$ (节点 i) 选择下一个加工工序的机器节点 O_{ijm} (节点 j), 则需要根据伪随机比例规则公式进行确定, 即:

$$j = \begin{cases} \arg \max_{u \in allowd_k} \tau_{iu}^\alpha(t) \eta_{iu}^\beta(t) & q \leq q_0 \\ P_{ij}^k(t) & q > q_0 \end{cases} \quad (8)$$

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{u \in allowd_k} \tau_{iu}^\alpha(t) \eta_{iu}^\beta(t)} & j \in allowd_k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: P_{ij}^k —蚂蚁 k 由机器节点 i 选择机器节点 j 的概率; α —信息启发因子; β —期望启发因子; $\tau_{ij}(t)$ —机器节点间的信息素强度; $\eta_{ij}(t)$ —工序节点间的可见度值。这里指机器节点 j 所代表的工序最早开始加工时间的倒数。

为:

$$\eta_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{1}{MT_{j-1} + T_j} & MT_{j-1} < JT_{j-1} \\ \frac{1}{JT_{j-1} + T_j} & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: T_j —机器节点 j 对应的工序加工时间; MT_{j-1} —机器节点 j 所选择的机器前一道加工工序加工的结束时间; JT_{j-1} —机器节点 j 对应工序的上一道工序加工的结束时间。

2.4.3 信息素更新机制

本文采用局部更新和全局更新方法对加工路径上的信息素浓度进行修改。在蚁群算法前 10 次迭代, 当蚂蚁完成一次遍历后, 为了避免蚂蚁收敛到同一条加工路径上, 扩大算法搜索范围找到全局最优解, 按照公式对工序之间的信息素进行局部更新, 即:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\tau_{ij}(0) \quad (11)$$

当所有蚂蚁都完成一次搜索后, 为了能够收敛到更好的全局最优解, 需要对每次迭代过程中最优蚂蚁加工路径上的信息素进行全局更新, 即:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t) \quad (12)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_{ib} \times e^{\frac{L_{ib}-L_{gb}}{L_{gb}}}} & \text{若路径}(i, j)\text{属于迭代} \\ & \text{最优加工路径} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (13)$$

式中: L_{ib} —当前迭代最优目标函数值; L_{gb} —全局最优目标函数值。

若当前迭代最优解大于全局最优解, 则释放的信息素浓度较低, 反之则高, 以对最优加工路径上的信息素增量进行动态控制, 有利于全局最优解的加工路径上信息素对蚂蚁进行指导, 使算法尽快收敛到全局最优解。

在 10 次迭代以后, 为了使蚂蚁快速收敛到全局最优解附近, 不进行局部信息素更新, 只对每次迭代后的全局最优解上的信息素更新, 即:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij} \quad (14)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_{gb}} & \text{若路径}(i, j)\text{全局最优加工路径} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (15)$$

同时, 为了避免路径上的信息素浓度过小或者过大而陷入局部最优而停滞搜索, 采用最大最小蚂蚁机制对路径上的信息素浓度限制在 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 之间。若有 $\tau_{ij}(t) > \tau_{\max}(t)$ 时, 则设置 $\tau_{ij}(t) = \tau_{\max}(t)$; 若有 $\tau_{ij}(t) < \tau_{\min}(t)$ 时, 则设置 $\tau_{ij}(t) = \tau_{\min}(t)$ 。

3 实验验证与分析

为验证本文提出的算法的有效性,笔者采用该算法对 Kacem 算例中分别代表部分柔性和完全柔性的 8×8 、 10×10 两个柔性作业车间调度问题进行分析,并用 Matlab 进行仿真,分别计算 20 次。本研究设置分布估计算法参数 $N = 50, \eta = 10\%, \alpha_1 = 0.3, \alpha_2 = 0.3, G_{\max} = 30$; 蚁群算法参数 $m = 20, \tau_0 = 10, q_0 = 0.4, \alpha = 1, \beta = 3, \rho = 0.4, Q = 100, \tau_{\max} = 50, \tau_{\min} = 1, N_{\max} = 100$, 得到的最优调度方案和算法收敛曲线图如图(2 ~ 5) 所示。

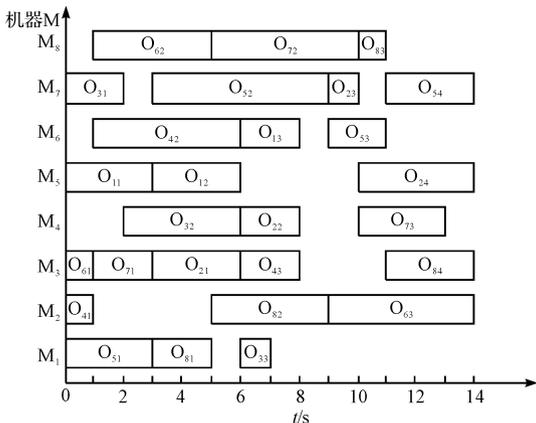


图 2 8×8 算例的调度甘特图

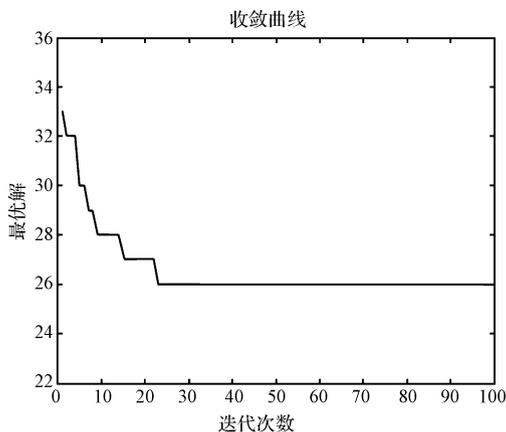


图 3 8×8 算例的算法收敛图

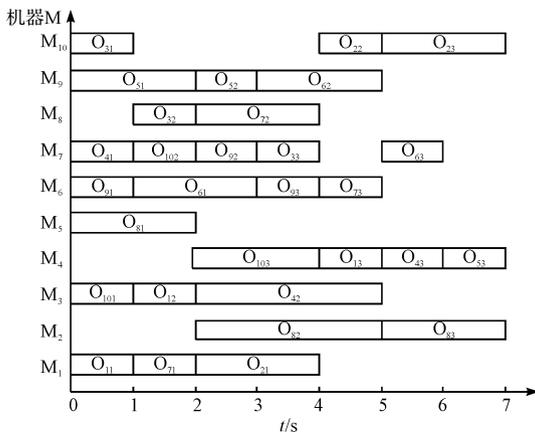


图 4 10×10 算例的调度甘特图

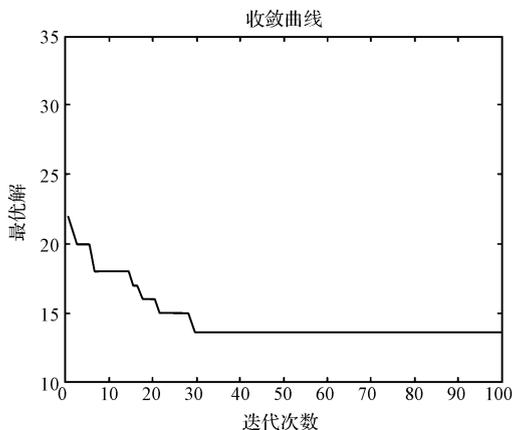


图 5 10×10 算例的算法收敛图

根据算法收敛图可知:本文设计的算法在给定的迭代次数内能够快速搜索到最优解,并且迭代次数较少、运行时间较短。同时,本文选择其他几种求解多目标柔性作业车间调度方法作为对比,其中包括:PSO + SA^[14]、MOGA 算法^[15]、GA - ACO 算法^[16]、P-DABC 算法^[17]和改进蚁群算法^[18]。

对目标函数值、3 个性能指标以及算法运行时间进行性能比较,结果如表 1 所示。

表 1 不同算法求解 Kacem 算例的性能比较

问题规模($n \times m$)	方法	F	$f_1(C_{\max})$	$f_2(W_{\max})$	$f_3(W_T)$	平均运行时间/s
8×8	PSO + SA	26.1	15	12	75	—
	MOGA	26.1	15	12	75	9.5
	GA-ACO	26	14	12	77	7.36
	P-DABC	26	14	12	77	2.36
	改进蚁群算法	26	14	12	77	8.01
	分布估计—蚁群混合算法	26	14	12	77	2.13
10×10	PSO + SA	14.1	7	6	44	—
	MOGA	13.7	7	6	42	14.2
	GA-ACO	15.8	7	7	51	13.67
	P-DABC	13.6	7	5	43	13.56
	分布估计—蚁群混合算法	13.6	7	5	43	5.42

由表1数据可知:本文提出的分布估计—蚁群混合算法获得了和大部分对比文献一样好的最优解,甚至比PSO+SA和MOGA得出的解都要好,由此证明了算法的有效性;同时,在相近的计算机环境下,运算相同的次数,本文算法的平均运算时间均小于各对比算法的计算时间,证明了算法的高效性。综上分析可知:本文提出的分布估计—蚁群混合算法具有较好的优化效果和高效的求解能力。

4 结束语

本文通过对柔性作业车间调度问题优化方法进行了研究,首先对多目标下的柔性作业车间调度问题进行了描述,然后提出了分布估计—蚁群混合算法,该算法综合了分布估计算法快速的全局搜索能力和蚁群算法的正反馈优点,能够使混合算法快速求解到最优解,并对混合算法的各个步骤进行了设计;最后通过两个Kacem算例进行了验证,并和其他算法进行了对比分析,验证了本文提出的分布估计—蚁群混合算法能够很好地求解柔性作业车间调度问题。

参考文献(References):

[1] BRUCKER P, SCHLIE R. Job-shop scheduling with multi-purpose machines [J]. **Computing**, 1990, 45(4): 369-375.

[2] 赵诗奎,王林瑞,石飞. 作业车间调度问题综述[J]. 济南大学学报:自然科学版,2016,30(1):74-80.

[3] WU X, WU S. An elitist quantum-inspired evolutionary algorithm for the flexible job-shop scheduling problem [J]. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 2017, 28(6): 1441-1457.

[4] TEEKENG W, THAMMANO A, UNKAW P, et al. A new algorithm for flexible job-shop scheduling problem based on particle swarm optimization [J]. **Artificial Life and Robotics**, 2016, 21(1): 18-23.

[5] 余智勇,袁逸萍,李晓娟. 改进初始种群的遗传算法解决柔性车间调度[J]. 机械设计与制造,2016(11):258-260,264.

[6] 廖珊,翟所霞,鲁玉军. 基于改进遗传算法的柔性作业

车间调度方法研究[J]. 机电工程,2014,31(6):729-733.

[7] 凌海峰,王西山. 求解柔性作业车间调度问题的两阶段参数自适应蚁群算法[J]. 中国机械工程,2013,24(24):3380-3385.

[8] WANG Ling, WANG Shen-yao, LIU Miu. A pareto-based estimation of distribution algorithm for the multi-objective flexible job-shop scheduling problem [J]. **International Journal of Production Research**, 2013, 51(12): 3574-3592.

[9] 徐华,张庭. 混合离散蝙蝠算法求解多目标柔性作业车间调度[J]. 机械工程学报,2016,52(18):201-212.

[10] 王小蓉,李智晋,周亚勤,等. 基于混合遗传算法的柔性作业车间调度研究[J]. 现代制造工程,2015(5):39-42,109.

[11] 张国辉,高亮,李培根,等. 改进遗传算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 机械工程学报,2009,45(7):145-151.

[12] 王鸿超,陈进,董功云. 基于改进FFA算法的柔性制造车间调度方法[J]. 轻工机械,2017,35(5):39-43.

[13] 司徒洁芸,俞永伟,杨海仕,等. 基于改进遗传算法的流水线第Ⅱ类平衡问题优化研究[J]. 轻工机械,2018,36(1):107-110.

[14] XIA W, WU Z. An effective hybrid optimization approach for multi-objective flexible job-shop scheduling problems [J]. **Computers & Industrial Engineering**, 2005, 48(2):409-425.

[15] WANG X, GAO L, ZHANG C, et al. A multi-objective genetic algorithm based on immune and entropy principle for flexible job-shop scheduling problem [J]. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2010, 51(5-8):757-767.

[16] 董蓉,何卫平. 求解FJSP的混合遗传-蚁群算法[J]. 计算机集成制造系统,2012,18(11):2492-2501.

[17] LI J Q, PAN Q K, GAO K Z. Pareto-based discrete artificial bee colony algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling problems [J]. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2011, 55(9-12):1159-1169.

[18] 李莉,王克奇. 基于改进型蚁群算法的MFJSSP研究[J]. 计算机应用研究,2011,28(5):1640-1643.

[编辑:方越婷]

本文引用格式:

鲁宏浩,鲁玉军. 基于分布估计—蚁群混合算法的柔性作业车间调度方法研究[J]. 机电工程,2019,36(6):568-573.

LU Hong-hao, LU Yu-jun. Flexible job-shop scheduling based on hybrid estimation of distribution and ant colony algorithm [J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2019, 36(6):568-573.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>