

混合文化优化算法及在车间调度中的应用^①



姜 涛, 周艳平

(青岛科技大学 信息科学技术学院, 青岛 266061)

通信作者: 周艳平, E-mail: ypzhou@qust.edu.cn

摘 要: 针对文化算法收敛速度慢、易陷入局部最优解以及种群多样性少的问题, 本文对文化算法进行优化设计, 提出一种将带有精英保留策略的遗传算法 (GA) 和模拟退火算法 (SA) 纳入文化算法 (CA) 框架的混合优化算法. 此算法基于协同进化的思想, 算法分为下层种群空间和上层信念空间, 两个空间采用了相同的进化机制, 但使用不同的参数. 在文化算法的基础上加入带有精英保留策略的遗传算法, 使种群中的优秀个体直接进入下一代, 以此提高收敛速度; 加入模拟退火算法, 利用其具有突变的特点, 概率性的跳出局部最优并接受劣质解, 以此增加种群多样性. 函数优化结果证明了算法的有效性, 将此算法用于求解最小化最大完工时间的流水车间调度问题, 仿真结果显示, 此算法在收敛速度和精度方面都优于其他几个具有代表性的算法.

关键词: 精英保留策略; 模拟退火算法; 协同进化; 流水车间调度; 优化设计

引用格式: 姜涛, 周艳平. 混合文化优化算法及在车间调度中的应用. 计算机系统应用, 2022, 31(12): 329-334. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8876.html>

Hybrid Cultural Optimization Algorithm and Its Application in Workshop Scheduling

JIANG Tao, ZHOU Yan-Ping

(School of Information Science & Technology, Qingdao University of Science & Technology, Qingdao 266061, China)

Abstract: Given the various problems of the cultural algorithm, such as slow convergence speed, high likelihood to fall into local optimum, and low population diversity, this study optimizes the design of the cultural algorithm and proposes a hybrid optimization algorithm that incorporates a genetic algorithm (GA) with an elite retention strategy and a simulated annealing (SA) algorithm into the framework of the cultural algorithm (CA). In light of the idea of co-evolution, this algorithm is divided into a lower population space and an upper belief space that share the same evolutionary mechanism but use different parameters. On the basis of the CA, a GA with an elite retention strategy is added so that the outstanding individuals in the population can directly enter the next generation to improve the convergence speed. An SA algorithm is added as its mutation characteristics can be leveraged to enable the algorithm to probabilistically jump out of the local optimum and accept inferior solutions and thereby increase population diversity. The function optimization results prove the effectiveness of the proposed algorithm. This algorithm is applied to solve the flow shop scheduling problem of minimizing the maximum completion time. The simulation results show that the proposed algorithm is superior to several other representative algorithms in convergence speed and accuracy.

Key words: elite retention strategy; simulated annealing (SA) algorithm; co-evolution; flow shop scheduling; optimal design

文化算法 (cultural algorithm, CA)^[1-3] 是 Reynolds 在 1994 年提出的, 一经提出便受到广泛关注, 国内外

学者将其改进后的算法成功应用在图像处理、优化控制、工程设计、生产调度等方面.

① 收稿时间: 2022-04-22; 修改时间: 2022-05-22; 采用时间: 2022-06-13; csa 在线出版时间: 2022-08-26

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是最早提出、应用最广的一种群智能优化算法. 模拟退火算法 (simulated annealing, SA) 于 1953 年提出, 并于 1983 年成功地将退火思想融入组合优化^[4,5] 领域. 精英保留 (maintain the best solution found over time before selection) 策略^[6] 是由 De Jong 针对遗传算法收敛速度慢提出的. 此方法可以避免适应度最好的前 1 或 n 个个体的基因产生交叉、变异而遭到破坏. 协同进化^[7] 这一观点是由 Rave 与 Ehrlich 在研究植食性动物与植物时提出的, 后来越来越多的学者用到了这一观点, 并将其应用到各个领域, 又将其细分为合作协同进化与竞争协同进化, 本文中使用了合作协同进化.

生产调度是组织进行生产计划进程的工作, 它可以通过安排生产资源, 来合理地利用生产时间, 缩小生产成本, 在整个生产过程中扮演着十分重要的角色. 流水车间调度^[8] 是生产调度中的一种典型调度问题. 伴随着社会的前进, 流水车间调度引起了业内广泛的关注, 为解决现代工业企业中生产连续性强、环节多、情况变化快、调度关系复杂等问题, 使得资源能得到最大化利用, 如何在流水车间中合理安排调度方案成为了一个很重要的问题.

本文在文化算法框架的基础上, 提出了一种混合文化优化算法 (hybrid culture optimization algorithm, HCOA). 与传统的算法相比, 本文提出的算法在结合了精英策略的高效性、模拟退火算法的突变特性^[9] 等优点之后, 提高了算法的收敛速度以及解决了遗传算法易陷入局部最优解、种群多样性低的问题. 通过函数优化实验分析了 HCOA 算法在优化问题中的高效性, 接着描述了流水车间调度模型, 给出了使用该算法求解流水车间调度问题的具体操作. 最后进行仿真实验, 与其他几种经典算法进行对比后发现, 本文的算法在求解小型流水车间调度问题中性能优良.

1 混合文化优化算法

1.1 基本文化算法

文化算法的本质是利用双层空间进行合作协同进化, 包括 3 大元素: 种群空间、信念空间和通信协议. 下层种群空间通常采用基本的遗传算法来实现种群的优化, fitness 函数进行适应度的计算; 上层信念空间由各种知识所组成, 当新的知识传递到信念空间时, 则通过更新函数 update 来更新; 上下层空间的连接则是由

接受函数 accept 和影响函数 influence 来执行, 种群空间将选取的优势个体通过接受函数传递到信念空间, 信念空间将更新的知识通过影响函数返回给种群空间, 来指导其进化. 图 1 为文化算法的框架模型.

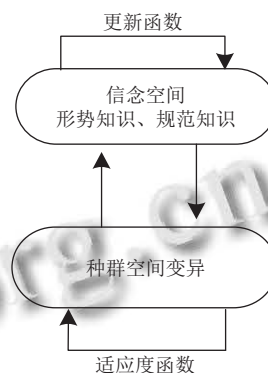


图 1 文化算法框架模型

文化算法下层种群空间采用的是遗传算法, 其下层空间在进化操作中仅采用变异算子^[10], 且遗传算法不能够及时利用反馈信息, 导致了其后期收敛速度变慢, 又因其处理维数小, 且得到较精确的解也需要更多的训练时间, 故算法的搜索速度比较慢. 容易早熟, 这也是遗传算法最大的缺点, 传统遗传算法全局寻优性能较好, 依赖于其交叉操作, 而本文中遗传算法只采用变异算子, 因此其全局寻优性能降低, 也更易收敛到局部最优解. 文化算法依赖于其种群空间中的遗传算法, 因此遗传算法的缺点也过渡到了文化算法中, 导致了其收敛速度慢且易陷入局部最优解.

1.2 混合文化优化算法

由于文化算法种群空间中通常采用的是遗传算法, 所以也携带了诸多遗传算法的缺点, 例如收敛速度慢、易陷入局部最优解以及种群多样性低等问题. 学者们也提出过一些改进的文化算法来提高其在优化问题中的寻优性能, 但依旧存在很多不足. 湖北工业大学的陈详提出了一种新型文化基因算法^[11] 用以解决车间调度问题, 该算法在原有遗传算法的基础上加入了局部搜索策略, 每一代种群进行完交叉、变异操作后, 都会再次通过爬山法进行局部搜索, 此举提高收敛速度并确保了解的质量有所上升; 广西民族大学的刘凌子提出一种基于模拟退火和文化粒子群的新型混合优化算法^[12], 该算法针对基本文化粒子群优化算法易陷入局部最优的缺点, 将模拟退火引入文化算法框架中, 作为知识空间的一个演化过程, 通过模拟退火的概率突跳特性促

使寻优过程跳出局部极值,保证了群体的多样性。

文化算法最重要的特点之一就是允许不同算法的混合问题求解,即只要满足要求的进化算法都可以融合到文化算法架构中作为一个进化过程。本文以文化算法框架为主体,在种群、信念空间中均加入带有精英保留策略的遗传算法和模拟退火算法的混合方法^[13],此方法支持两个空间的协同进化,实现双重进化继承,两者相互促进,实现求解过程。流程图如图2所示。

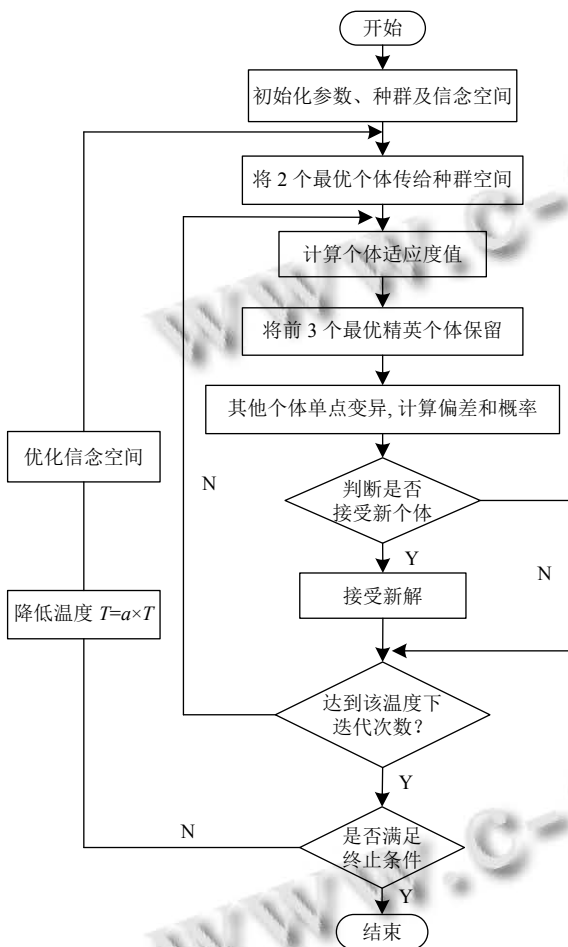


图2 混合文化优化算法流程图

将只进行变异操作的遗传算法融入文化算法上下两层空间,作为运行的基础算法,其存在收敛速度慢的问题,因此本文将精英保留策略贯穿到遗传算法中,并融合到文化算法^[14]的框架中,来加快收敛速度,以此解决收敛速度慢的问题。精英策略能够保证种群空间、信念空间在每一次迭代过程中都能够使群体中前3个适应度值最好的个体不进行单点交换变异而直接进入下一代,此举既减少了运行时间,又保留了每一代的优

秀个体并提高了种群的收敛速度。

遗传算法的精英保留策略定义如下:设到第 k 代时,种群中 $j(k)$ 为最优个体, $J(k+1)$ 为下一代种群,将 $j(k)$ 直接保留到 $J(k+1)$ 代中,并替代其最差个体,使种群个体数量保持不变,或者将 $J(k)$ 中的前 n 个适应度值最优的个体替代下一代最差的 n 个个体。

假设 $j_1(k)$ 、 $j_2(k)$ 、 $j_3(k)$ 为本文算法中第 k 次迭代过程中适应度值最好的前3个个体,则直接进入下一代,其他个体 $j_m(k)$ 进行单点交换变异生成过渡个体。

设 D 维空间内 $j_m(k)$ 的基因型为:

$$j_m(k)=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_{D-1}, x_D)$$

随机生成 D 范围内的两个整数,例如2和3,交换后 $j_m(k)=(x_1, x_3, x_2, \dots, x_{D-1}, x_D)$,若过渡个体适应度值比原个体小则替代原个体,并进入下一代。

易陷入局部最优解、种群多样性低也是遗传算法存在的缺陷,本文在以上基础中又加入了模拟退火的思想来保证算法能够及时跳出局部最优解并增加种群多样性。种群在迭代初期需要较大的突变概率^[15,16]来跳出局部最优,保持种群多样性;当迭代到后期,种群中的个体基因型已经较好,因此突变概率不需要太大,如果过大则会破坏进化的成果,而模拟退火算法中的Metropolis准则正好满足这一思想,假设 $j(k)$ 为要进行单点交换变异的个体,变异前其适应度值为 $f(j(k))$,变异后 $j(k+1)$ 的适应度值为 $f(j(k+1))$,将两者做差得 $dE=f(j(k+1))-f(j(k))$,如果 $dE \leq 0$,则接受产生的新解或原解,否则依概率 $P=\exp(-dE/T)$ 接受 $j(k+1)$ 作为新的当前解,接受概率 P 为:

$$P = \begin{cases} 1, & f(j(k+1)) \leq f(j(k)) \\ e^{-[f(j(k+1))-f(j(k))]/T}, & f(j(k+1)) > f(j(k)) \end{cases} \quad (1)$$

显而易见,当突变个体 $f(k+1)$ 适应度值变大,既 $dE=f(j(k+1))-f(j(k))>0$ 时,概率 P 的范围是 $(0, 1)$,若 $P>Random(0, 1)$ 则接受突变个体,这也正是模拟退火算法的独特之处,依概率接受少数的变差个体,来增大种群多样性,跳出局部最优解。假设指数的分子部分 $-[f(j(k+1))-f(j(k))]$ 大小是不变的,当 T 值较大时,接受劣质解的概率 P 也是较高的,伴随着温度 T 的下降, P 是逐渐减小的,因此将突变概率的前中后期相比较而言,其大小呈指数形式逐渐减小,而当 T 趋近于0时,接受劣质解的概率也接近0,这样就保证了种群在进化前期有较大的可能性跳出局部最优,保持种群多样性;中后期在个体较优的情况下,发生突变的概率逐渐变

小,跳出局部最优的能力也逐渐减弱,并趋近于0,以此来保护优化的成果。

1.3 算法复杂度

假设种群规模为 N , 个体维度为 D , 所有温度下迭代总次数为 G , HCOA 分为种群和信念空间, 所以一次迭代的时间复杂度为两层空间之和。进化过程中种群空间因前 3 个精英个体不做变化, 所以在经过单点交换变异、计算适应度、Metropolis 准则接受新解后时间复杂度为 $O(3 \times N - 9)$, 因两层空间进化机制相同, 所以一次迭代的时间复杂度为 $O(2 \times (3N - 9))$, 总的时间复杂度为 $G \times O(2 \times (3N - 9))$, 可以化简为 $O(G \times N)$, 而模拟退火算法的时间复杂度也为 $O(G \times N)$, 由此可见本文提出的算法复杂度与基础算法处于一个数量级, 但性能却更强。

1.4 函数优化测试

为了效验 HCOA 在智能优化问题中的性能, 将其与 GA、GASA、CA 在函数求解测试中进行对比, 测试函数^[7]如下:

$$\begin{cases} y = \sum_{i=1}^N (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \\ x_i \in [-5.12, 5.12], i = 1, 2, \dots, 30 \end{cases} \quad (2)$$

该函数是用于调度问题的标准测试函数, 名称为 Rastrigr 函数, 属于多峰函数, 当其维数上升时, 局部最优点的数量呈指数递增, 假设自变量的维数是 N , 则局部最优解的数量为 $2N - 1$, 全局最优解为 $x = 0, f(x) = 0$ 。4 种算法都有的参数必须保持一致才能确保实验结果的有效性, 例如随机初始化、种群规模为 50、迭代次数为 100、维度为 10 等, 4 种算法的函数优化对比如图 3 所示。

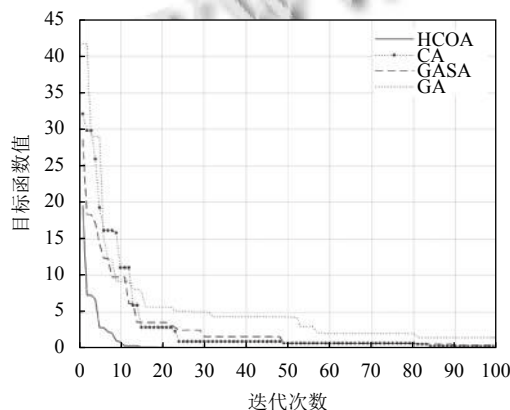


图3 4种算法性能对比图

从图3可以看出, 迭代次数相同时, HCOA 得到的解明显优于 GA、GASA 和 CA, 且 HCOA 的值能够达到最优解; 目标函数值相同时, HCOA 迭代次数少于另外 3 种算法, 说明 HCOA 的收敛速度较快。综上所述: 无论是收敛精度或收敛速度, HCOA 都优于 GA、GASA 和 CA, 展现出了 HCOA 的准确性和有效性。

2 HCOA 求解流水车间调度问题

2.1 流水车间调度问题模型

自 1954 年学者 Johnson 在优化领域发表了第 1 篇流水车间调度^[17]问题的文章以来, 流水车间调度问题就获得了大量学者的关注。该问题可以表述为 n 个工件需要于 m 台机器上进行流水加工, 每个工件都要在 m 台机器上仅加工一遍, 并且加工顺序一样, 共有 m 道工序; 各个工件于每机器上的加工时间和准备时间已知。调度的指标是评价一个调度问题优劣的标准, 本文以最小化最大完工时间为指标, 目标函数如下:

$$F = \min \{ \max \{ \max T_{ij} \} \} \quad (3)$$

$1 \leq j \leq m, 1 \leq i \leq n$

使得 T_{ij} 为工件 i 于机器 j 上的完工时间, 且 $T_{ij} > 0, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ 。 $\{ \max T_{ij} \}$ 指在所有工件中于机器 j 上加工的最长完工时间, $\{ \max \{ \max T_{ij} \} \}$ 是指所有机器加工完所有工件后所用的最长完工时间, 因此使用 $\min \{ \max \{ \max T_{ij} \} \}$ 来代表流水车间调度问题的最小化最大完工时间^[18]。

2.2 求解步骤

HCOA 求解流水车间调度问题的步骤如下。

- 1) 初始化参数, 包括种群大小 N , 初始温度 T , 衰减参数 a , 接受率 acc 、某温度下迭代次数 g 等;
- 2) 以流水车间调度问题为根据, 采用适宜的编码、解码方式随机生成一个可以进行优化的初始种群, 根据适应度函数计算群体内所有个体的适应度值 $f(X)$ 并降序排序;
- 3) 根据种群大小和接受率, 将前 $N \times acc$ 个优秀个体通过接受函数 `accept` 传入信念空间;
- 4) 按精英保留策略的思路, 本文将群体的前 3 个个体直接保留, 其余个体进行单点交换变异, 利用模拟退火算法的 Metropolis 准则, 计算新解、原解之差 dE , 依概率判断是否接受新解;
- 5) 判断在当前温度下是否已经迭代 g 次, 若否则计算适应度并返回步骤 4);

6) 判断是否满足终止条件, 若不满足则进行降温, 跳转到步骤 7), 否则终止迭代, 算法结束;

7) 通过影响函数 influence 将前 2 个最优个体返回种群空间, 替代种群空间中最差的 2 个个体, 保持种群数量不变, 计算种群空间适应度并返回步骤 3)。

2.3 仿真实验

2.3.1 实验准备

本文采用 Taillard 等人给出的标准 TA 类^[19]流水车间调度问题进行测试, 数据集分别采用 20×5、20×10、20×20、50×5、50×10、50×20、100×5、100×10、100×20 共 9 种规模, 每种规模下选取 1 个典型种子。运行平台为 Windows 10 下的 Matlab 软件。设置算法的种群规模为 50, 迭代次数为 800, 接受率为 0.35, 初始

温度为 200, 衰减参数为 0.994, 某温度下迭代次数为 10, 个体基因型采用十进制编码。

2.3.2 实验结果与分析

采用 GA、GASA (遗传退火算法)^[20]、CA 以及 HCOA 验证以上 9 种不同规模的数据集在流水车间调度问题中的解, 以最小化最大完工时间为优化目标。实验时为使结果更精确, 避免偶然性, 每种算法在不同数据集下运行 10 次。分析实验结果, 以 10 次结果的最优值、最差值、平均值为指标, 结果均越小越好, 最优值、平均值越小, 说明优化的精确度越高。

仿真实验结果如表 1 所示, 从均值及最小值都能够看出, 在 9 种规模的数据集下, HCOA 的优化结果相比其他算法都是最好的, GA 都是最差的。

表 1 4 种算法对于 9 种不同规模工件的对比结果

问题	最优值	GA (min/max/avg)	GASA (min/max/avg)	CA (min/max/avg)	HCOA (min/max/avg)
TA001	1278	1323/1355/1337.8	1289/1329/1308.6	1297/1302/1297.5	1278/1297/1279.9
TA011	1582	1657/1722/1701.4	1594/1634/1614.1	1621/1659/1635.9	1582/1598/1589
TA021	2297	2421/2493/2463.4	2309/2368/2341.5	2341/2377/2352.8	2297/2331/2313.1
TA031	2724	2768/2806/2785.9	2731/2798/2753.9	2731/2752/2743.1	2724/2729/2725
TA041	3025	3367/3450/3406.6	3098/3172/3140.9	3110/3233/3151.1	3052/3102/3074.8
TA051	3875	4351/4467/4413.1	4017/4111/4062.4	4002/4084/4050.1	3956/4011/3979.2
TA061	5493	5601/5672/5636.4	5532/5576/5555	5495/5538/5515.1	5493/5495/5494
TA071	5770	6286/6392/6332.8	5909/5998/5946	5963/5977/5910.1	5824/5873/5845.3
TA081	6286	7209/7294/7255.7	6524/6579/6552.7	6513/6616/6558.2	6450/6526/6484.7

GASA 与 GA 相比, 在任何规模的数据集下 GASA 的结果 (最小值、均值) 都优于 GA, 又一次印证了遗传算法在融合了模拟退火算法的突变特性后, 能够保持种群的多样性, 增强算法的全局搜索能力, 的确使得种群优化结果更好。

CA 与 GASA 相比, 结果不分伯仲, CA 在结合了精英策略及模拟退火算法的突变特性后, 得到的混合算法 HCOA 各方面参数性能与其相比都有大幅增强。

HCOA 在机器数为 5 或工件数为 20 的小规模数据集中, 都能得到该目标下的最优解, 但伴随着工件数或机器数的增加, 得到最优解的次数逐渐减少。以 20×10、50×10、100×10 为例, 获得 HCOA 的均值与已知最优解的差值为: 7、49.8、75.3, 则在机器数量相同时, 随着工件数量的增加, 优化效果逐渐减弱; 又以 20×5、20×10、20×20 为例, 获得 HCOA 的均值与已知最优解的差值为: 1.9、7、16.1, 则在工件数量相同时, 随着机器数的增加, 优化效果也逐渐减弱。3 种机器数为 5 的小规模问题 (20×5、50×5、100×5) HCOA 的方差分别

是 32.49、4、1, 很明显可以看出, 随着工件数量增多优化稳定性增强; 3 种工件数为 20 的小规模问题 (20×5、20×10、20×20) HCOA 的方差分别是 32.49、72.4、413, 显而易见, 随着机器数量增多优化稳定性降低。

从以上分析可以看出, HCOA 在小规模 (机器数为 5 或工件数为 20) 问题中是十分有效的, 在 20×5 的规模时, 运行 10 次能够得到 9 次最优解; 随着工件数量的增多, 虽然得到最优解次数减少, 但稳定性是增强的; 当工件数量不变, 机器数增大时, 稳定性、有效性、准确性逐渐降低。

3 结论与展望

本文提出了一种混合文化优化算法, 该算法通过将带有精英策略的遗传算法、模拟退火算法纳入文化算法上下层空间, 提高了收敛速度、跳出局部最优的能力及扩大了种群多样性, 最终使得优化效果增强。通过函数优化实验, 验证了 HCOA 算法的准确性和有效性。用 HCOA 求解以最小化最大完工时间为指标的流

水车间调度问题, 通过与 GA、GASA 和 CA 对照, 验证了该算法在求解车间调度问题的良好性能。之后的研究工作将着重于提高 HCOA 初始种群的效果, 在种群多样性、跳出局部最优的问题上做得更好, 并且将 HCOA 应用到其他的调度问题中。

参考文献

- 1 Reynolds RG. An introduction to cultural algorithms. Proceedings of the 3rd Annual Conference on Evolutionary Programming. River Edge: World Scientific Publishing Co. Inc., 1994. 131–139.
- 2 丁乔, 白婧, 鲁宇明, 等. 一种多策略结合的改进文化算法. 计算机仿真, 2020, 37(3): 249–253, 296. [doi: 10.3969/j.issn.1006-9348.2020.03.052]
- 3 Al-Gharaibeh RS, Ali MZ, Daoud MI, *et al.* Real-parameter constrained optimization using enhanced quality-based cultural algorithm with novel influence and selection schemes. Information Sciences, 2021, 576: 242–273. [doi: 10.1016/j.ins.2021.06.057]
- 4 梁静, 刘睿, 瞿博阳, 等. 进化算法在大规模优化问题中的应用综述. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(3): 15–21. [doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2017.06.016]
- 5 陈旭瑾, 徐大川, 张国川. 组合优化若干经典问题新进展. 运筹学学报, 2014, 18(1): 149–158. [doi: 10.15960/j.cnki.isn.1007-6093.2014.01.003]
- 6 刘琼, 熊书平, 湛梦梦. 基于改进精英策略的 PCA-NSGA II 的高维目标调度优化. 计算机集成制造系统, 2020, 26(9): 2474–2483. [doi: 10.13196/j.cims.2020.09.017]
- 7 周艳平, 王功明. 协同进化遗传算法及在车间调度中的应用. 计算机系统应用, 2021, 30(10): 248–253. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.008138]
- 8 李颖俐, 李新宇, 高亮. 混合流水车间调度问题研究综述. 中国机械工程, 2020, 31(23): 2798–2813, 2828. [doi: 10.3969/j.issn.1004-132X.2020.23.004]
- 9 黎阳, 李新宇, 牟健慧. 基于改进模拟退火算法的大规模置换流水车间调度. 计算机集成制造系统, 2020, 26(2): 366–375. [doi: 10.13196/j.cims.2020.02.009]
- 10 黄福令, 高慧敏. 基于文化算法和改进差分进化算法的混合算法. 计算机应用, 2009, 29(5): 1264–1266, 1269.
- 11 陈祥. 开放车间调度问题研究及其应用 [硕士学位论文]. 武汉: 湖北工业大学, 2018.
- 12 刘凌子. 混合文化进化群智能算法及其应用 [硕士学位论文]. 南宁: 广西民族大学, 2010.
- 13 Pei Y. Chaotic evolution algorithm with elite strategy in single-objective and multi-objective optimization. 2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). Toronto: IEEE, 2020. 579–584.
- 14 李铁克, 王伟玲, 张文学. 基于文化遗传算法求解柔性作业车间调度问题. 计算机集成制造系统, 2010, 16(4): 861–866. [doi: 10.13196/j.cims.2010.04.191.litk.018]
- 15 程建军, 胡成松. 基于改进模拟退火任务调度算法研究. 计算机仿真, 2011, 28(12): 212–214. [doi: 10.3969/j.issn.1006-9348.2011.12.052]
- 16 Gu XS, Lu F. Cultural Algorithm with catastrophe for flowshop under uncertainty with zero wait. 2011 9th World Congress on Intelligent Control and Automation. Taipei: IEEE, 2011. 881–886.
- 17 Öztop H, Tasgetiren MF, Eliyi DT, *et al.* Metaheuristic algorithms for the hybrid flowshop scheduling problem. Computers & Operations Research, 2019, 111: 177–196.
- 18 张立果, 黎向锋, 左敦稳, 等. 求解多目标柔性作业车间调度问题的两层遗传算法. 计算机应用, 2020, 40(S1): 14–22. [doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2019061073]
- 19 王凌. 车间调度及其遗传算法. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- 20 何东东. 柔性作业车间调度优化的改进遗传退火算法. 制造业自动化, 2019, 41(1): 83–88. [doi: 10.3969/j.issn.1009-0134.2019.01.019]

(校对责编: 牛欣悦)