

CA 型邻域遗传算法求解柔性作业车间调度问题

朱铭珺¹
ZHU Mingjun

摘要

针对以批量小、品种多为主要生产模式的加工制造型企业,分析以最小化最大完工时间为优化目标的柔性作业车间静态调度问题。首先,建立单目标整数规划模型,提出一种基于元胞自动机(cellular automata, CA)型邻域的遗传算法对模型进行求解。其次,为了改善初始解的质量,采用选择剩余工序最多的工件编码和随机选择编码结合的种群初始化方式,使算法在较优的解空间内迭代搜索,提高算法的收敛速度;为了优化求解质量,在算法中引入CA型邻域搜索,有效探索解空间,提高算法的寻优能力。最后,用基准实例进行测试,通过算法改进成分有效性检验以及与其他改进算法对比实验验证所提算法的可行性与有效性。

关键词

遗传算法; 柔性作业车间调度; 元胞自动机; 种群初始化; 邻域搜索

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.07.017

0 引言

随着制造业的发展,传统的大批量生产单一品种的模式逐渐向小规模多样化和个性化生产模式转变。这种转变对传统作业车间调度提出了巨大挑战。工件工序在确定的机床上加工的传统生产方式已经不能适应现代多品种、个性化生产的需要。柔性作业车间调度问题(flexible job shop scheduling problem, FJSP)能够适应不同产品和生产需求的变化,并且具有快速响应能力,比传统作业车间调度问题更符合企业实际生产情况。因此,深入研究 FJSP 问题并设计有效的调度方案有助于提高生产效率,优化资源利用率,并提升企业竞争力。

FJSP 已被证明为 NP-Hard 问题^[1]。目前,解决柔性作业车间调度问题的智能算法主要包括模拟退火、禁忌搜索和遗传算法等。由于其通用性和鲁棒性,遗传算法被广泛应用于调度问题的求解。传统遗传算法求解柔性车间调度通常会出现收敛速度较慢、种群缺乏多样性的情形。为此,一些学者对遗传算法进行了改进。在种群初始化方面,屈新怀等人^[2]提出一种贪婪初始种群的遗传算法,将每道工序安排到当前完工时间最短的机器上,以生成局部最优的初始种群。唐浩等人^[3]在种群初始化中引入差异度阈值约束,初始化的新个体与已有个体的差异度达到指定阈值时停止重新初始化,从而提高了种群的多样性。屈新怀等人^[4]通过随机方法初始化高层策略种群,并采用贪婪初始化方法对低层问题域种群进

行初始化,以提高收敛速度和运行效率。在邻域搜索方面,王玉芳等人^[5]提出了一种改进混合遗传模拟退火算法,将自适应概率调整策略整合到邻域搜索中,以确保种群多样性并提高收敛速度。李晓辉等人^[6]结合邻域搜索操作和模拟退火,一定概率接受次优解,防止过早陷入局部最优解。SUN 等人^[7]提出一种具有可变邻域搜索的混合遗传算法,解决了机器工作负载平衡问题,以增强收敛速度和效果,但是引入变邻域算法会增加计算时间。虽然上述算法相比于传统遗传算法有了较大的提高,但也面临搜索缓慢、性能不稳定和局部搜寻功能差的困难。

本文以最小化最大完工时间为目标构建调度模型,提出一种基于 CA 型邻域遗传算法求解柔性作业车间调度问题;采用启发式编码与随机选择编码结合的混合种群初始化方式,增加种群多样性的同时提高初始解的质量;设计 CA 型邻域搜索,允许遗传算子的并行应用,赋予算法更好的探索能力。最后,通过改进成分有效性检验以及对比实验验证了算法的有效性。

1 柔性作业车间调度问题

1.1 问题描述

本文以最小化最大完工时间作为优化目标,将 FJSP 描述为: n 个待加工工件在 m 台可选择加工机器上加工,加工过程中的基本假设如下。

(1) 初始阶段设备空闲,各工件加工无先后之分。

(2) 工件的加工方案一开始就确定,生产过程中保持不变。

1. 南宁师范大学物流管理与工程学院 广西南宁 530199

- (3) 不同工件之间无关联，遵循整体最短路径原则。
- (4) 工件的加工过程连续进行，不会间断。
- (5) 每道工序仅对应一台设备，不存在一对多的情况。
- (6) 设备可处于空闲状态，但不能同时处理多个工件。

主要参数描述如下： J_i 表示第 i 个工件， M_i 表示第 i 个机器， O_{ij} 为工件 i 的第 j 道工序， M_{ij} 为 O_{ij} 的可选机器， S_{ij} 为 O_{ij} 的开工时间； C_{ij} 为 O_{ij} 的完工时间； p_{ij} 为工序 O_{ij} 在加工机器 M_{ij} 上的加工时间； $makespan_i$ 为工件 i 的完工时间， $makespan$ 为最大完工时间， X_{ijz} 为 0-1 变量，工序 O_{ij} 在机器 z 上加工时为 1，否则为 0； G_{ijk} 为 0-1 变量， O_{ij} 在 O_{hk} 前时为 1，否则为 0； M 为一个正实数； T_{ijz} 为工序在 O_{ij} 机器 k 上的加工时间。

1.2 模型建立

FJSP 的子任务是机器选择和工序排序，本文以最小化最大完工时间为目标，基于车间内实际的调度状况，构建的 FJSP 模型如下。

$$\min makespan = \max(makespan_i) \quad (1)$$

$$s.t. C_{ij} - S_{ij} = T_{ijz}, \forall i, j, z \quad (2)$$

$$\sum_{z=1}^n X_{ijz} = 1, \forall i, j \quad (3)$$

$$S_{ij} + X_{ijz} T_{ijz} \leq C_{ij}, \forall i, j, z \quad (4)$$

$$C_{ij} \leq makespan, \forall i, j \quad (5)$$

$$X_{hjk} C_{hk} + M(G_{hki} - 1) \leq X_{ijz} S_{ij}, \forall i, j, z, h, k \quad (6)$$

$$C_{ij} \leq S_{i(j+1)}, \forall i, j \quad (7)$$

$$S_{ij} \geq 0, T_{ijz} \geq 0, C_{ij} \geq 0, \forall i, j, z \quad (8)$$

式 (1) 是目标函数，式 (2) 说明工序开始后不能中断，式 (3) 保证各工序在机器上只被加工 1 次，式 (4) 要求各工序的开工时间不迟于完成时间，式 (5) 保证各工序的完工时间不迟于最大完工时间，式 (6) 限制了一台机器在一个时间段内加工的工序数为 1，式 (7) 要求工件下道工序的开始时间应晚于上道工序的结束时间，式 (8) 规定了各工序的开工、加工、完工时间都不是负值。

2 CA 型邻域遗传算法求解 FJSP

2.1 算法流程

本文算法流程如图 1 所示。

2.2 染色体编码与解码

本研究采用双层整数编码

方式。工序编码 (OS) 用于表示工件和其工序顺序，机器编码 (MS) 则表示可选机器

序号。具体编码方式如图 2 所示，OS 中，第一次出现的“1”表示 J_1 的工序 O_{11} ，第二次出现的“1”表示 J_1 的工序 $1O_{12}$ ；MS 中， J_1 对应的“3”表示 O_{11} 在 M_3 上加工，依此类推。

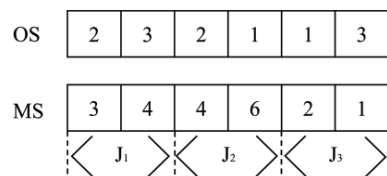


图 2 编码方式

本文通过插入式解码方式对工序排序部分的染色体进行解码，并对应于机器选择部分为每个工序安排合理的机器。解码步骤如下：(1) 通过对机器选择部分解码得到工序 O_{ij} 的加工机器 M_{ij} 和时间 p_{ij} ；(2) 通过判断工序 O_{ij} 是不是这个机器第一道加工的工序以及通过找到机器 M_{ij} 上所有的间隔空闲时间段并判断是否符合插入条件，根据工序以及机器的具体加工情况，得到工序 O_{ij} 最早的开始加工时间。

2.3 种群初始化

种群初始化在遗传算法 (GA) 中扮演着至关重要的角色，它不仅可以减少搜索空间，还能提高算法的效率。为了提高初始解的质量，本文对种群初始化方法进行了改进。

对于 MS 的初始化，本文参考文献 [8]，将全局选择、局部选择与随机选择的初始化方法相结合，以考虑机器工作负载平衡，充分提高机器利用率。其中，权值分配为全局选择 30%，局部选择 40%，随机选择 30%。

对于 OS 的初始化，本文提出选择剩余工序最多的工件编码 (choose the most remaining operations, CRO)^[9] 和随机选择相结合的策略，为所有工件安排适当的序列。

CRO 的具体步骤如下所述。

(1) 步骤 1：预设一个初始元素均为 0，长度为工序数之和的 OS 数组。

(2) 步骤 2：建立一个长度为 n 的数组，该数组每个单元格的初始值为各个工件的工序数。

(3) 步骤 3：选择步骤 2 创建的数组中数字最大的单元格，即选择剩余工序最多的工件。若单元格内数字相等，则随机选择一个工件。

(4) 步骤 4：将选择的工件编号存储在步骤 1 创建的 OS 数组中，并将步骤二数组相应单元格的值减 1。

(5) 步骤 5：重复第 3 步和第 4 步，当步骤 2 中数组的所有元素均为 0 时，停止编码操作。

针对图 2 所示的染色体，CRO 具体实现流程如图 3 所示。

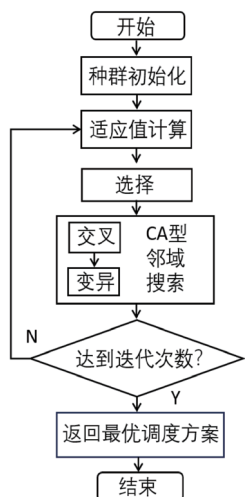


图 1 算法流程图

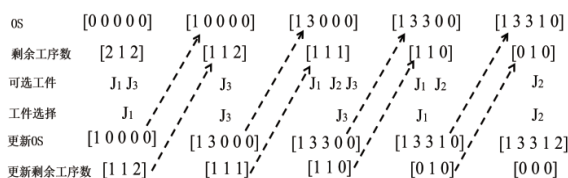


图3 CRO 示例图

2.4 选择

选择操作遵循优胜劣汰原则初步优化种群。本文的选择操作结合了精英选择和锦标赛选择两种方案。在种群迭代过程中，精英选择选取比例为 E_p 的最佳染色体保留至下一次迭代，保留的最佳染色体不参与交叉和变异操作。锦标赛选择用于选取其余的染色体，从剩余染色体中随机选取比例为 E_c 的个体，从中保留适应度较好的个体。

2.5 交叉

为了保持种群多样性，本文对OS采用两种类型的交叉算子：优先操作交叉（precedence operation crossover, POX）和基于工件的交叉（job-based crossover, JBX）。在种群迭代过程中，随机选择一种交叉算子（50%）对OS进行交叉操作。

POX操作中，首先将工件集随机分割成两个非空子集Jobset1和Jobset2；然后将父代染色体 P_1 中属于工件集Jobset1的工序按原位置复制到子代染色体 C_1 ，将 P_2 中属于工件集Jobset2的工序按原次序插入 C_1 ，得到交叉后的子代染色体 C_1 ；将 P_2 中属于工件集Jobset1的工序按原位置复制到 C_2 ，将 P_1 中属于工件集Jobset2的工序按原顺序插入 C_1 ，得到交叉后的子代染色体 C_2 。

JBX操作中，将工件集随机分割成两个非空子集Jobset1和Jobset2；然后将父代染色体 P_1 中属于工件集Jobset1的工序按原位置复制到子代染色体 C_1 ，将 P_2 中属于工件集Jobset2的工序按原次序插入 C_1 ，得到交叉后的子代染色体 C_1 ；将 P_2 中属于工件集Jobset2的工序按原位置复制到 C_2 ，将 P_1 中属于工件集Jobset1的工序按原顺序插入 C_1 ，得到交叉后的子代染色体 C_2 。

两种交叉算子的举例如图4所示。

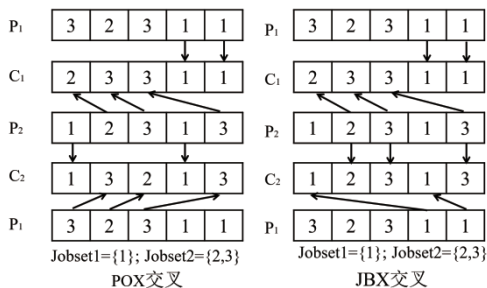


图4 OS 交叉操作

本文对MS采取均匀交叉算子，对于MS中的每个基因，假设两个解的OS的首个工序分别分配到机器4和机器6上，

从0和1中随机选择1个数，若随机数为1，则交换两个解中的首个工序的机器选择；反之，则保持原有选择。

2.6 变异

为了减少陷入局部最优解的可能性，本文采用了两种类型的变异算子结合的方式对OS进行变异操作，在种群迭代过程中，随机选择一个变异算子（50%）对OS编码进行变异操作。

第一种是交换突变。将一个父代记为 P ，一个子代记为 C ，首先在 P 中选择两个位置，然后在选定的位置上交换元素，生成 C 。另一种是邻域变异法，将一个父代记为 P ，一个子代记为 C ，首先选择 P 中的3个不同的元素，生成所有的邻域OS字符串，然后随机选择邻域OS中的一个，并将其设置为当前OS，即 C 。

本文对MS采用选择最小加工机器变异法，首先随机生成0到 $m-1$ 范围内的随机数 r ，然后随机挑选 r 个位置，将对应的MS变为最小加工时间的机器。

2.7 CA 型邻域搜索

元胞自动机（CA）是一个时空均为离散状态的动力学模型。CA将元胞（cell）定义在元胞空间内，并按照转移规则不断变化自己的状态。分布于规则网格内的各元胞均为离散态，且数量有限。多个细胞单元间的简单交互作用形成动力系统的演变过程，从而可以模拟各种复杂的宏观现象。与通常的动力学模式不同，CA并非以一种精确的数学公式或数学表达式来决定，而是由一套相对简单的规则组成，任何符合规则的模型均可称为CA模型。CA可以看作是一种通用的模型，也可以看作是一种方法的框架^[10]。

本文在遗传算法中引入CA的概念，对遗传算法中群体间的通信结构以及信息的转移和传承进行了研究。将种群视为CA模型，每个染色体的交流对象为通过邻居函数确定的邻居，这种邻域搜索方式可以充分挖掘每个染色体的局部信息，降低群体间的信息传递速度，有利于探索解空间，保持种群在迭代过程中的多样性。

元胞自动机由元胞空间、元胞状态、邻居和转移规则四部分构成。应用CA研究GA的对应关系为：（1）元胞：GA中针对优化问题的染色体。（2）元胞空间：选定的候选解的集合，即种群。（3）元胞状态：在时刻 t 时，染色体所含有的内在信息，如第 i 个染色体的信息OS，MS和完工时间等，记 S_i^t 为时刻 t 第 i 个染色体的状态。（4）邻居：根据邻居函数来确定符合邻居函数定义的染色体集合，第 i 个染色体的邻居集合表示为 N_i ，第 l 个邻居表示为 N_i^l 。（5）转移规则：在染色体 i 和其邻居集合中选择最优的（最大完工时间最小）更新到原染色体 i 的位置。（6）离散时间 t ：GA中种群的迭代次数。

$$S_i^{t+1} = f(S_i^t \cup S_{N(i)}^t) = f(S_i^t, S_{i+\delta_1}^t, S_{i+\delta_2}^t, \dots, S_{i+\delta_l}^t) \quad (9)$$

染色体 i 受邻居状态影响更新当前状态的具体操作是, 染色体 i 交叉变异产生 1 个新的邻近解, 即邻居 N_i^1 , 比较原染色体 i 和邻居 N_i^1 的适应度, 选择适应度最优的更新到原染色体 i 位置, 对当前已更新的染色体 i 重复该操作, 直到与第 l 个邻居比对完成。染色体 i 更新过程如图 5 所示。

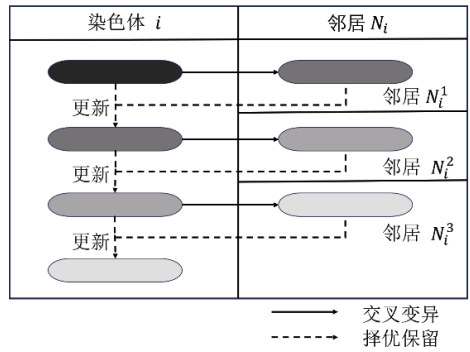


图 5 CA 型邻域搜索更新过程

3 实验验证

3.1 改进成分有效性检验

本文所提出的 CA 型邻域遗传算法 (CA-inspired neighborhood genetic algorithm, CGA) 的改进主要体现在两部分: 初始化方法和 CA 型邻域搜索。为验证这两个改进成分的有效性, 将不包含初始化方法 CRO 的 CGA 算法记为 CGA-CRO, 不包含 CA 型邻域搜索的 CGA 算法记为 CGA-CA, 不包含初始化方法 CRO 和 CA 型邻域搜索的 CGA 算法记为 GA, 将上述三种变体与 CGA 应用于 Brandimarte 算例中的 MK08 基准算例。实验参数设置如下: 种群规模为 50, 交叉概率为 0.8, 变异概率为 0.2, 精英选择概率 E_p 为 0.02, 锦标赛选择 E_c 为 4, CRO 概率为 0.1, 最大迭代次数为 50, 分别运行 20 次, 测试结果见表 1, 最优收敛收敛图见图 6。

表 1 MK08 算例不同算法仿真结果

算法	最优完工时间	平均完工时间	平均收敛代数	平均初始化完工时间
GA	539.00	560.35	29.15	676.30
CGA-CRO	523.00	524.00	29.70	621.10
CGA-CA	523.00	531.10	13.65	558.35
CGA	523.00	523.00	11.80	565.80

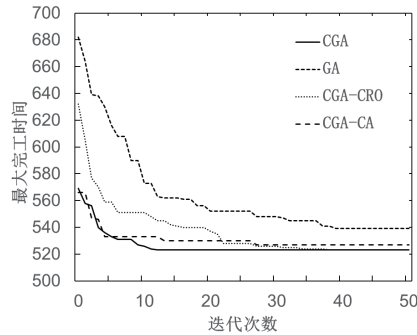


图 6 不同算法最优解收敛图

从图 6 的测试结果可以看出, 相比于其他三种变体, CGA 算法在搜索效率、最优值求解以及初始解质量三方面优势会更明显, 说明 CGA 算法的求解效果最好。从表 1 的测试结果可以看出, 在相同实验参数以及数据集下, 相比于 CGA 算法, CGA-CRO 初始完工时间较长, 迭代次数较多, 收敛较慢, 但是最优完工时间与 MK08 最优解相同。这表明了在 CGA 算法中引入 CRO 会在寻得最优解的同时提高初始解的质量, 减少迭代次数, 提高收敛速度。相比于 CGA 算法, CGA-CA 最优完工时间与平均完工时间较长, 由于引入了初始化方法 CRO, CGA-CA 的平均初始完工时间最优。这表明了在 CGA 算法中引入 CA 型邻域搜索虽然会增加种群初始解的完工时间, 但是可以更好地探索解空间, 得到更优的目标值。因此, 初始化方法 CRO 和 CA 型邻域搜索的引入有效地改善了 GA 的求解性能。

3.2 模拟实例仿真

为了验证算法性能, 选取文献 [11] 中的测试案例进行仿真。此算例包含 4 个工件、6 台机器, 具体的加工信息如表 2 所示。

表 2 4×6 FJSP 加工时间

工件	工序	可选机器					
		M ₁	M ₂	M ₃	M ₄	M ₅	M ₆
J ₁	O ₁₁	2	3	4	—	—	—
	O ₁₂	—	3	—	2	4	—
	O ₁₃	1	4	5	—	—	—
J ₂	O ₂₁	3	—	8	—	2	—
	O ₂₂	4	3	—	—	6	—
	O ₂₃	—	—	4	—	7	11
J ₃	O ₃₁	5	6	—	—	—	—
	O ₃₂	—	4	—	3	5	—
	O ₃₃	—	—	13	—	9	12
J ₄	O ₄₁	9	—	7	9	—	—
	O ₄₂	—	6	—	4	—	5
	O ₄₃	1	—	3	—	—	3

实验参数与前文保持一致, 连续运行 20 次, 并与文献 [12] 和文献 [13] 的仿真结果进行了对比。由表 3 可知, 在 20 次连续运行中, 本文算法每次均能找到最优解, 且本文算法的平均收敛代数为 2.8, 较其他三个算法分别高出 95.84%、64.10% 和 30.00%。这表明本文算法在提高收敛速度的同时, 也兼顾了寻优能力和结果稳定性。

表 3 4×6 算例不同算法仿真结果

算法	最优完工时间 /s	平均完工时间 /s	平均收敛代数
遗传算法 ^[11]	17	—	67.3
改进免疫遗传算法 ^[12]	17	—	7.8
混合遗传灰狼算法 ^[13]	17	17	4
本文算法	17	17	2.8

为了进一步检验该方法的有效性, 使用文献 [14] 的 6×6 案例以及文献 [15] 的 6×8 案例对该算法进行检验。同

时,将CGA算法与传统遗传算法以及改进的蝙蝠算法(HGBA)^[16]进行比较,同样选择上述参数,分别独立执行20次,表4显示了不同算法模拟的比较结果,CGA算法最优解的甘特图如图7和图8所示。

表4 6×8与6×6算例不同算法仿真结果

算法	6×8		6×6	
	最优完工时间/s	平均完工时间/s	最优完工时间/s	平均完工时间/s
文献[14]	—	—	11	—
文献[15]	60	66.1	—	—
GA	56	56.5	11	11.1
HGBA ^[16]	55	55.6	10	10.6
本文算法	53	54.8	10	10.1

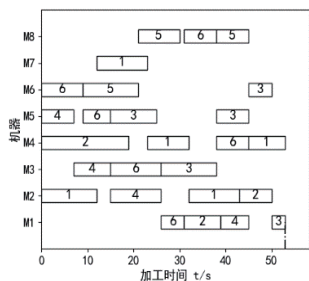


图7 本文算法6×8算例最优解甘特图

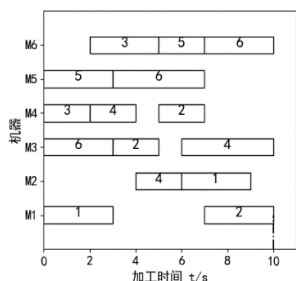


图8 本文算法6×6算例最优解甘特图

由表4所示的数据可知,在6×8案例中,采用遗传算法与改进的HGBA算法获得的最优解分别是56与55,CGA算法的最优解为53。本文所提出的CGA算法求解结果比遗传算法缩短了5.36%,比改进的HGBA算法缩短了3.64%。在6×6案例中,采用传统遗传算法获得最优解11,本文算法与改进后的HGBA算法均得到最优解为10,可见CGA算法平均完工时间最优,相较于传统遗传算法的寻优精度可提高9.09%,且CGA算法的寻优能力比HGBA算法更加稳定。试验结果表明,本文所提出的改进算法可以有效解决柔性作业车间调度问题。

4 结语

为解决实际生产中的柔性作业车间调度问题,本文提出了一种基于CA型邻域的遗传算法。该算法提出一种群初始化方式,结合了选择剩余工序最多的工件编码和随机选择编码,以改善初始解的质量,并提高算法的收敛速度。此外,在遗传算法中引入了CA型邻域搜索,以有效地探索解空间,提高算法的寻优能力。最后,使用Python3.7实现对本文算法各改进成分的有效性检验,并在多个基准实例上与其他算法的优化结果进行对比,验证了该算法的可行性。

参考文献:

[1]GAO K Z,YANG F J,ZHOU M C, et al. Flexible job-shop

rescheduling for new job insertion by using discrete jaya al-gorithm [J]. IEEE transactions on cybernetics, 2019, 49 (5):1944-1955.

- [2]屈新怀,王娇,丁必荣,等.贪婪初始种群的遗传算法求解柔性作业车间调度[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2021,44(9):1153-1156+1171.
- [3]唐浩,黎向锋,张丽萍,等.扰动机制下的遗传算法求解柔性作业车间调度[J].现代制造工程,2021(7):1-9+37.
- [4]屈新怀,纪飞,孟冠军,等.超启发式遗传算法柔性作业车间绿色调度问题研究[J].机电工程,2022,39(2):255-261.
- [5]王玉芳,葛嘉荣,缪昇,等.一种求解柔性作业车间的改进遗传算法[J].重庆理工大学学报(自然科学版),2021,35(9):152-159.
- [6]李晓辉,王雪茹,赵毅,等.云制造环境下的动态调度[J].计算机系统应用,2021,30(7):225-231.
- [7]SUN K, ZHENG D Q, SONG H, et al. Hybrid genetic algorithm with variable neighborhood search for flexible job shop scheduling problem in a machining system [J]. Expert syst appl, 2023,215:119359.
- [8]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.
- [9]LI B, XIA X. A self-adjusting search domain method-based genetic algorithm for solving flexible job shop scheduling problem[J]. Computational intelligence and neuroscience, 2022, 10:1-23.
- [10]高亮,张国辉,王晓娟.柔性作业车间调度智能算法及其应用[M].华中科技大学出版社,2012.
- [11]杨晓梅,曾建潮.遗传算法求解柔性job shop调度问题[J].控制与决策,2004,19(10):1197-1200.
- [12]坤煜,陈永当,宋辛辛,等.改进免疫遗传算法求解作业车间调度问题[J].计算机技术与发展,2020,30(11):174-179.
- [13]冯苗苗,崔敏,吕淑清,等.混合遗传灰狼算法在装配车间调度中的应用[J].机电工程技术,2023,52(9):118-122.
- [14]彭建刚,刘明周,张铭鑫,等.基于改进非支配排序的云模型进化多目标柔性作业车间调度[J].机械工程学报,2014,50(12):198-205.
- [15]孔飞,吴定会,纪志成.基于双层粒子群优化算法的柔性作业车间调度优化[J].计算机应用,2015,35(2):476-480.
- [16]徐华,程冰.混合遗传蝙蝠算法求解单目标柔性作业车间调度问题[J].小型微型计算机系统,2018,39(5):1010-1015.

【作者简介】

朱洛琨(2000—),女,河南信阳人,硕士研究生,研究方向:智能优化与车间调度。

(收稿日期:2024-04-09)