

控制与决策

Control and Decision



基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题

吴贝贝, 张宏立, 王聪, 马萍

引用本文:

吴贝贝, 张宏立, 王聪, 等. 基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1181–1190.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于改进NSGA-II算法求解多目标资源受限项目调度问题](#)

An improved NSGA-II algorithm for multi-objective resource-constrained project scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(3): 669–676 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0906>

[基于分解的多目标多因子进化算法](#)

A multiobjective multifactorial evolutionary algorithm based on decomposition

控制与决策. 2021, 36(3): 637–644 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0525>

[基于负荷平衡的柔性预约决策](#)

Flexible outpatient appointment decision model with loading balance

控制与决策. 2021, 36(1): 226–233 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1690>

[基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度](#)

Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers

控制与决策. 2021, 36(1): 159–165 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0702>

[基于机床超低待机状态的流水车间能耗调度](#)

Energy consumption scheduling in flow shop based on ultra-low idle state of numerical control machine tools

控制与决策. 2021, 36(1): 143–151 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0433>

基于正态云模型的状态转移算法求解多目标 柔性作业车间调度问题

吴贝贝, 张宏立[†], 王 聪, 马 萍

(新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830047)

摘 要: 为了求解具有多目标多约束的柔性作业车间调度问题, 提出一种基于正态云模型的状态转移算法. 构建以最小化最大完工时间、机器总负荷及瓶颈机器负荷为目标的多目标柔性作业车间调度问题的数学模型; 针对灰熵关联度适应度分配策略在 Pareto 解比较序列与参考序列之间的差值相等时不能引导算法进化的情况, 提出一种改进灰熵关联度的适应度值分配策略; 同时引入兼具模糊性和随机性的云模型进化策略以改进状态转移算法, 可有效避免算法早熟并增加候选解的多样性. 仿真结果表明: 基于正态云模型的状态转移算法能够有效解决多目标柔性作业车间调度问题; 与其他算法相比, 所提出算法求解问题的收敛精度更高、收敛速度更快.

关键词: 多目标; 柔性作业; 状态转移算法; 云模型; 灰熵关联度; 贪婪策略

中图分类号: TP301.06

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1233

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 吴贝贝, 张宏立, 王聪, 等. 基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1181-1190.

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem

WU Bei-bei, ZHANG Hong-li[†], WANG Cong, MA Ping

(College of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: In order to solve the flexible job shop scheduling problem with multi-objectives and multi-constraints, a state transition algorithm based on normal cloud models is proposed. A mathematical model of multi-objective flexible job shop scheduling problems with the goal of minimizing the maximum completion time, total workload and bottleneck machine workload is constructed, and an adaptive value allocation strategy to improve the grey entropy correlation degree is proposed, which can not guide the evolution of the algorithm when the difference between the Pareto solution comparison sequence and the reference sequence is equal using the fitness allocation strategy of grey entropy correlation degree. At the same time, the cloud model evolution strategy with both fuzziness and randomness is introduced to improve the state transition algorithm, which can effectively avoid the precocious of the algorithm and increase the diversity of candidate solutions. The simulation results show that the state transition algorithm based on normal cloud models can effectively solve the multi-objective flexible job shop scheduling problem, and compared with other algorithms, this algorithm has higher convergence accuracy and faster convergence speed.

Keywords: multi-objective; flexible job; state transition algorithm; cloud model; gray entropy correlation degree; greedy strategy

0 引言

作业车间调度问题(job-shop scheduling problem, JSP)也可看作一种排序问题, 作业排序问题是一类组合最优化问题, 其实质是将不同的工作任务安排一个执行的顺序和时间, 使预定的目标最优化. 柔

性作业车间调度问题(flexible job-shop scheduling problem, FJSP)是JSP问题的扩展, 它不仅需要解决工序排序子问题, 还要解决机器选择子问题, 是复杂的NP-hard问题^[1]. 传统的FJSP主要是求解单目标调度问题, 最常见的是最小化最大完工时间^[2-5]. 但

收稿日期: 2019-09-02; 修回日期: 2019-12-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51767022, 51967019); 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(2019D01C082).

责任编委: 王凌.

[†]通讯作者. E-mail: zhlxju@163.com.

实际中的调度问题通常不止一个优化目标,需要同时考虑多个性能指标,因此,在研究柔性作业车间调度问题的过程中,很多学者把研究的方向转向了多目标柔性作业车间调度问题 (multi-objective flexible job-shop scheduling problem, MOFJSP). 优化 MOFJSP 时各个目标相互作用、相互制约,需满足更多的约束条件,扩大了解的搜索维度,并且各目标函数值的量纲又往往不一致,不存在所有目标函数同时达到最优解. 在实践中很难客观评价多目标解的优劣性,只能通过对各个目标函数进行权衡和折中处理,使各个目标值尽可能为决策者所接受. 因此, MOFJSP 是更为复杂的 NP-hard 问题.

Kacem 等^[6-7]较早地运用 GA 优化最大完工时间、机器总负荷及瓶颈机器负荷这 3 个目标来求解 MOFJSP. Gou 等^[8]提出了一种改进的混合蛙跳算法,同时优化最大完工时间、机器总负荷及瓶颈机器负荷,并通过求解实例验证了算法的有效性. Huang 等^[9]将遗传算法与粒子群算法相结合,提出了一种基于教与学的混合遗传粒子群优化算法来求解 MOFJSP,并对所提出的算法进行了验证,结果表明,该算法能够有效地求解 MOFJSP. 曹磊等^[10]针对存在异质性员工的 MOFJSP,建立了具有 Dejong 学习效应的调度模型,并提出了变邻域杂草算法以求解该问题. 程冰等^[11]针对多个目标约束的 FJSP,提出了基于 Pareto 解集的改进离散人工蜂群算法来求解. 以上算法通过模拟真实世界的生物种群习惯,由概率模型搜索最优解,为研究 MOFJSP 开辟了新思路.

Zhou 等^[12]于 2012 年提出了一种新型随机性全局优化方法——状态转移算法 (state transition algorithm, STA),因其结构简单、参数少、寻优效率高,得到了广泛的应用. 王聪等^[13]针对电力系统参数辨识难度大、易受外界干扰等问题,提出了一种基于改进状态转移算法的混沌电力系统参数辨识方法,仿真结果表明,该算法对于不确定混沌电力系统的参数辨识不仅具有很好的辨识速度,而且还具有很高的辨识精度. 阳春华等^[14]提出了一种用于求解旅行商问题的离散状态转移算法,讨论了算法的收敛性和时间复杂度等问题,研究了参数对算法的影响. Zhou 等^[15]引入了状态转移算法的随机智能优化方法来解决传感器网络定位问题. Han 等^[16]运用状态转移算法来选择函数的最优参数,通过求解算例,验证了该方法在多级阈值问题中的有效性. 这些学者的工作扩展了算法的优势,也拓宽了算法的优化思路,可以更有效地解决工件排序和机器选择等若干问题.

STA 本身具有并行全局搜索能力,非常适合求解多目标优化问题,但 STA 也存在易早熟、算法后期收敛速度慢的缺点. 本文针对上述问题,提出一种基于正态云模型的状态转移算法 (state transition algorithm based on normal cloud model, CSTA) 求解 MOFJSP,以最小化最大完工时间、机器总负荷及瓶颈机器负荷为优化目标,建立相应的 MOFJSP 数学模型. 利用改进灰熵并行关联度值作为最终的优化目标,引导智能算法进化,并以此评判解的优劣. 通过仿真基准算例及实例,所得结果表明, CSTA 可有效避免算法早熟、后期收敛速度慢的问题,改进灰熵关联度的适应度值分配策略可有效解决当 Pareto 解比较序列与参考序列之间的差值相等时不能引导算法进化的问题,说明本文所提出的方法具有可行性和有效性.

1 MOFJSP模型

1.1 问题描述

FJSP 问题可被描述为: N 个工件需要在 M 台机器上加工,每个工件至少有一道加工工序,每道工序可在有加工能力的机器中任意选择一台,对应的加工时间取决于所选机器的性能. 调度目标是在满足约束条件的情况下,确定各工件的加工机器和各机器上的加工顺序,同时优化给定的各项性能指标. FJSP 根据资源选择限制条件和柔性程度,可分为完全柔性作业车间调度问题 (total FJSP, T-FJSP) 和部分柔性作业车间调度问题 (partial FJSP, P-FJSP),而 T-FJSP 只是 P-FJSP 的一个特例,因此 P-FJSP 更加符合实际生产系统中的调度问题,实例如表 1 所示.

表 1 P-FJSP实例

工件	工序	可选择的加工机器		
		M_1	M_2	M_3
J_1	O_{11}	1	6	5
	O_{12}	—	7	—
J_2	O_{21}	2	—	6
	O_{22}	5	7	3
	O_{23}	—	6	11

表 1 是一个包括 2 个工件、3 台机器的 P-FJSP 的加工机器和加工时间表. 其中 “—” 表示此工序不能选择上面所对应的机器进行加工. 如果所有的 “—” 都有相应的加工时间,则表明所有的机器都可以进行选择加工,此时就是 T-FJSP 情况.

1.2 MOFJSP的数学模型

1.2.1 变量定义

针对本文涉及的变量,定义以下符号:

n : 工件总数.

m : 机器总数.

i : 机器序号, $i = 1, 2, \dots, m$.

j : 工件序号, $j = 1, 2, \dots, n$.

h_j : 第 j 个工件的工序总数.

l : 工序序号, $l = 1, 2, \dots, h_j$.

m_{jh} : 第 j 个工件的第 h 道工序的可选加工机器数.

O_{ijh} : 第 j 个工件的第 h 道工序.

M_{ijh} : 第 j 个工件的第 h 道工序在机器 i 上加工.

p_{ijh} : 第 j 个工件的第 h 道工序在机器 i 上加工时间.

s_{jh} : 第 j 个工件的第 h 道工序加工开始时间.

c_{jh} : 第 j 个工件的第 h 道工序加工完成时间.

T_{ijh} : M_{ijh} 的加工时间.

L : 一个足够大的正数.

C_j : 每个工件的完工时间.

$C_{\max}$: 最大完工时间.

$$x_{ijh} = \begin{cases} 1, & \text{工序 } O_{jh} \text{ 选择机器 } i; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$y_{ijhkl} = \begin{cases} 1, & \text{工序 } O_{jh} \text{ 先于 } O_{ikl} \text{ 加工;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

1.2.2 MOFJSP的调度指标

本文主要针对3个评价指标同时进行优化,分别是最大完工时间(C_m)、机器总负荷(W_t)和瓶颈机器负荷(W_m).这3个目标在实际生产中是常用的,最大完工时间关系着各个工件的生产周期,机器负荷关系着车间各台机器的综合利用率.

1) 最大完工时间最小: 完工时间是指每个工件最后一道工序完成的时间,其中最大的那个时间就是最大完工时间.它是衡量调度方案的最根本指标,主要体现车间的生产效率,是FJSP研究中应用最广泛的性能指标之一,如下式所示:

$$C_m = \min(\max_{1 \leq j \leq n} (C_j)). \quad (1)$$

2) 机器总负荷最小: 工序在不同机器上进行的加工时间是不同的,因此,机器的总负荷随着调度方案的不同而不同.在最大完工时间相同的情况下,应尽量减小所有机器的总负荷,如下式所示:

$$W_t = \min \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{h=1}^{h_j} p_{ijh} x_{ijh} \right). \quad (2)$$

3) 瓶颈机器负荷最小: 在FJSP求解中存在选择机器的过程,各台机器的负荷随着调度方案的不同而不同.负荷最大的机器就是瓶颈设备,为提高每台机

器的利用率,各台机器的负荷应尽量小且平衡,如下式所示:

$$W_m = \min \left(\max_{1 \leq i \leq m} \sum_{j=1}^n \sum_{h=1}^{h_j} p_{ijh} x_{ijh} \right). \quad (3)$$

$$\text{s.t. } s_{jh} + x_{ijh} \times p_{ijh} \leq c_{jh},$$

$$c_{jh} \leq s_{j(h+1)}; \quad (4)$$

$$c_{jh} \leq C_{\max}; \quad (5)$$

$$s_{jh} + p_{ijh} \leq s_{kl} + L(1 - y_{ijhkl}),$$

$$c_{jh} \leq s_{j(h+1)} + L(1 - y_{iklj(h+1)}); \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{m_{jh}} x_{ijh} = 1; \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{h_j} y_{ijhkl} = x_{ikl},$$

$$\sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^{h_k} y_{ijhkl} = x_{ijh}; \quad (8)$$

$$s_{jh} \geq 0, c_{jh} \geq 0. \quad (9)$$

式(4)表示每个工件的工序约束;式(5)表示工件的完工时间约束,即每个工件的完工时间不能超过总的完工时间;式(6)表示同一时刻同台机器只能加工一道工序;式(7)表示机器约束,即同一时刻同一道工序仅能被一台机器加工;式(8)表示每台机器存在循环操作;式(9)表示各参数变量必须是正数.

2 基于正态云模型的状态转移算法

STA是一种新型的随机性全局优化方法,为弥补基本STA算法所存在的易早熟、算法后期收敛速度慢的缺陷,利用云模型稳定倾向性和随机性的特点,本文提出一种基于云模型的状态转移算法.通过仿真验证,CSTA与基本STA相比,可使算法的整体优化性能有较大的改善和提高.

2.1 状态转移算法

状态转移算法作为一种新颖的智能优化算法,其灵感来源于现代控制理论中的状态转移与状态空间等概念,它将优化问题的解视为一个状态,解的更新过程视为状态转移的过程,这也是状态转移算法与其他进化算法的区别之一.状态转移算法中产生候选解的统一框架可以描述如下:

$$\begin{cases} s_{k+1} = A_k s_k + B_k u_k, \\ y_{k+1} = f(s_{k+1}). \end{cases} \quad (10)$$

其中: $s_k, s_{k+1} \in R^n$, 分别表示当前状态与更新后的状态,当前状态对应于优化问题的一个解,经过一次算子变换产生的 s_{k+1} 将构成一个候选解集;

$A_k, B_k \in R^{n \times n}$, 为状态转移矩阵; u_k 是关于状态 s_k 及历史状态的一个函数表达式; $f(s_{k+1})$ 表示状态更新后的目标函数值.

为了使状态转移算法求解优化问题时状态转移过程具有可控性, 设计了4种状态变化算子.

1) 旋转算子

$$s_{k+1} = s_k + \alpha \frac{1}{n \|s_k\|_2} R_r s_k. \quad (11)$$

其中: α 是一个正的常数, 称为旋转因子; $R_r \in R^{n \times n}$ 是一个服从 $[-1, 1]$ 均匀分布的随机矩阵; $\|\cdot\|_2$ 是一个向量的二范数. 利用旋转算子可以使产生的候选解落在半径为 α 的超球体内.

2) 平移算子

$$s_{k+1} = s_k + \beta R_t \frac{s_k - s_{k-1}}{\|s_k - s_{k-1}\|_2}. \quad (12)$$

其中: β 是一个正的常数, 称为平移因子; $R_t \in R$ 是一个服从 $[0, 1]$ 均匀分布的随机变量. 平移搜索是一种线搜索, 它以 s_k 为起点, 沿着指向 s_k 的方向, 搜索的最大长度为 β .

3) 伸缩算子

$$s_{k+1} = s_k + \gamma R_e s_k. \quad (13)$$

其中: γ 是一个正的常数, 称为伸缩因子; $R_e \in R^{n \times n}$ 是一个服从高斯分布的随机矩阵. 该算子主要用于整个空间内的全局搜索.

4) 坐标算子

$$s_{k+1} = s_k + \delta R_a s_k. \quad (14)$$

其中: δ 是一个正的常数, 称为坐标因子; $R_a \in R^{n \times n}$ 是一个服从高斯分布的随机对角稀疏矩阵, 且矩阵中只有一个随机位置上的元素不为零. 坐标算子有利于增强单维搜索能力.

2.2 正态云状态转移算法

云模型 (cloud model) 是我国学者李德毅教授提出的定性和定量转换模型, 自提出至今, 云模型已成功地应用于自然语言处理、数据挖掘、决策分析、智能控制、图像处理等众多领域^[17]. 云的数字特征用期望 E_x 、熵 E_n 和超熵 H_e 来表示, 它们反映了定性概念的定量特征. 其中: 期望 E_x 是云滴在论域空间分布的期望, 熵 E_n 代表云滴分布的不确定性和模糊性, 超熵 H_e 决定云的离散度. 云是由大量的云滴组成, 每一个云滴就是从定性的概念到定量概念的转化, 形成空间的一个点, 而且这个点能代表其定性的确定性.

一维正态云的算法实现如下:

step 1: 产生一个期望值为 E_x 、方差为 E_n 的正态随机数 x_i ;

step 2: 产生一个期望值为 E_x 、方差为 H_e 的正态随机数 E'_x ;

step 3: 计算 y_i , 有

$$y_i = \exp \left[-\frac{(x_i - E_x)^2}{2(E'_x)^2} \right]; \quad (15)$$

step 4: 令 (x_i, y_i) 为一个云滴, 它是该云表示的语言值在数量上的一次具体实现, 其中 x 为定性概念在论域中这一次对应的数值, y_i 为属于这个语言值的程度的量度;

step 5: 重复 step 1~step 4, 直到产生满足要求数目的云滴数.

STA 算法在寻找比自身适应度值好的解时, 随机性较强, 且不够稳定, 当搜索到一定的迭代次数会出现早熟现象, 很难提高搜索的精度. 由于云模型具有不确定性中带有稳定性, 稳定性中带有变化的特点, 本文利用云模型, 以当代 STA 最优解作为云模型的中心, 对周围点进行搜索, 与每代最优值进行比较, 从而找到算法的最优解.

设当代 STA 最优解所在的位置为 X , 一维正态云 $C(E_x, E_n, H_e)$ 中, $E_x = X_k, E_n = \text{et}, H_e = E_n/10$. 其中: 云滴个数 $j = \{1, 2, \dots, m\}$; et 为变量值; 通过正态云产生的云滴 X_k 即为第 k 维的值, $X_k \in [a, b]$; a, b 分别为经状态变换后的当代最优解和最劣解. 熵 E_n 的值越大, 云滴分布越广, 反之分布越窄. 当迭代到一定次数时, 候选解越来越接近最优值. 为提高求解精度, 采用非线性递减策略^[18]来控制 et 的值, 即

$$\text{et} = -(a - b)(t/T_{\max})^2 + a. \quad (16)$$

其中: $t \in \{1, 2, \dots, T_{\max}\}$, 为当前迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数.

本文利用云模型的稳定性和随机性, 对候选解的位置更新进行改进, 达到增强算法局部寻优能力, 提高算法求解精度和加快算法收敛速度的效果.

3 基于 CSTA 求解 MOFJSP

3.1 编码与解码

FJSP 包括两个子问题: 机器选择和工序排序. 机器选择解决每道工序在可选机器集中的哪台机器上进行加工的问题; 工序排序解决所有工序确定加工机器后的排序和开工时间问题. 本文采用双层编码的方式进行问题的求解. 为了使状态更新后获得的结果为有效编码, 对新生成的编码均进行如下操作以有效避免非法解的出现.

以表 1 (2 个工件, 3 台机器) 为例, 候选解由两部分组成, 前半部分为工序排序部分, 后半部分为机

器选择部分,且长度均为 L ,其前段 $L_1 = [5.5, 3.9, 6.3, 4.1, 3.5]$,工序的解码过程如表2所示。把 L_1 按从小到大排序(L_1 中的值相等时以左为先),排序后计算 $L_{\text{new}} = L \times (c \div v)$ 。其中: c 为工件总数, v 为工序总数。

表2 工序解码

L_1	工件号	对 L_1 排序后	L_{new}	工件号	加工工序
5.5	J_1	4	2	J_2	O_{21}
3.9	J_1	2	1	J_1	O_{11}
6.3	J_2	5	2	J_2	O_{22}
4.1	J_2	3	2	J_2	O_{23}
3.5	J_2	1	1	J_1	O_{12}

当求解规模较大的问题时, L_{new} 会出现各工件的总工序数与其实际工序个数不一致的问题,对此,可采用以下策略解决上述问题:若 L_{new} 中第 j 个工件的总工序数大于其工序的约束个数,则随机选择序列中的一个工件 j 更改为 $j+1$;若 L_{new} 中第 j 个工件的总工序数小于其工序的约束个数,则在工件 $j+1$ 中随机选择一个更改为 j 。

根据表1,其后段 L_2 采用贪婪策略对每道工序选择相应的加工机器,选择使 C_{ijh} 最小的 m_i 作为加工机器。若 m_i 台机器中有 C_{ijh} 时间相同的情况,则选择 T_{ijh} 最小的优先加工,即

$$C_{ijh} = \max(m_{\text{end}_{i(l_i)}}, j_{\text{end}_{j(h-1)}}) + T_{ijh}. \quad (17)$$

其中: $m_{\text{end}_{i(l_i)}}$ 表示加工机器 m_i 上已完成 l_i 道工序的完工时间; $j_{\text{end}_{j(h-1)}}$ 表示工件 j 的上一道工序($h-1$)的完工时间。

3.2 改进灰熵关联度适应度分配策略

为解决多目标车间调度问题,在设计算法时必须考虑适应度值分配策略、选择策略、多样性保持策略及精英策略等。朱光宇等^[19]首次提出结合灰色关联度分析及信息熵理论的灰熵关联度适应度分配策略。灰熵并行分析法应用于多目标优化时主要问题在于构造理想解序列与Pareto解比较序列、序列间的灰熵并行分析。具体步骤如下:

step 1: 运用CSTA优化各目标,得到各目标最优解,构成参考序列 $Y_0 = f_1(0), f_2(0), \dots, f_M(0)$, M 为目标个数。此外,对于可行解 x_i ,逐个计算目标函数值 $f_m(i)$,构成Pareto解序列 $Y_i = f_1(i), f_2(i), \dots, f_M(i)$ 。其中: $m = 1, 2, \dots, M; i = 1, 2, \dots, N$ 。

step 2: 对理想解和Pareto解序列的各目标函数值进行无量纲化处理,即

$$f'_m(i) = \frac{\max(Y_i) - f_m(i)}{\max(Y_i) - \min(Y_i)}. \quad (18)$$

step 3: 计算灰关联系数,有

$$r = \frac{\min_i \min_m |f'_m(i) - f'_m(0)| + \rho \max_i \max_m |f'_m(i) - f'_m(0)|}{|f'_m(i) - f'_m(0)| + \rho \max_i \max_m |f'_m(i) - f'_m(0)|} \rightarrow \leftarrow \frac{\rho \max_i \max_m |f'_m(i) - f'_m(0)|}{\rho \max_i \max_m |f'_m(i) - f'_m(0)|}, \quad (19)$$

其中 $\rho \in (0, 1)$ 为分辨系数,一般取0.5。

step 4: 求Pareto解序列各子目标的比重、信息熵及熵值权重,即

$$P_m(i) = \frac{f'_m(i)}{\sum_{m=1}^M f'_m(i)}, \quad (20)$$

$$e_m(i) = -\frac{1}{\ln M} \sum_{i=1}^N (P_m(i) \times \ln P_m(i)), \quad (21)$$

$$W_m(i) = \frac{1 - e_m(i)}{\sum_{m=1}^M (1 - e_m(i))}. \quad (22)$$

step 5: 求Pareto解序列的灰熵关联度,即

$$R(Y_0, Y_i) = \sum_{m=1}^M W_m(i) \times r(f'_m(0), f'_m(i)). \quad (23)$$

熵并行分析法是一种将动态灰过程变化趋势的整体性分析与信息熵相结合的方法,是一种全局性方法。把Pareto解比较序列的灰熵关联度作为多目标解的适应度值,能够客观地表示可行解与理想解之间的相近程度。通常,灰熵并行关联度的值越大, Pareto解就越逼近理想解。

由多目标作业车间调度模型可知,各目标量纲、数量级不一致,存在一定的冲突,且权重分配无法人为确定,导致各目标之间的信息交互存在困难。为弥补以上不足,本文结合灰色关联度分析和信息熵理论,并利用灰色关联度分析法获取各目标之间的关联信息,以解决各目标之间存在的冲突,保证各目标之间的信息交流,同时引入信息熵理论,客观地对各目标进行权重分配,避免人为因素导致的误差。

然而,以灰熵并行关联度作为优化目标引导算法进化,当Pareto解比较序列与参考序列之间差值相等时($R = 1$),该适应度值不能继续引导算法进化。因此,本文提出改进灰熵关联度适应度值分配策略,即考虑到灰熵关联度和序列绝对差相等的情况,通过重新构造适应度函数,从而得到改进灰熵关联度适应度函数。从下式中可以看出,该值越接近于零,说明Pareto解序列与参考序列的符合程度越高:

$$L(Y_0, Y_i) = \frac{\sum_{m=1}^M |f_m(0) - f_m(i)|}{R(Y_0, Y_i)}. \quad (24)$$

3.3 CSTA求解MOFJSP的流程

CSTA 求解 MOFJSP 的流程如图 1 所示, 详细步骤如下所述.

step 1: 分别对 3 个子目标函数利用 CSTA 进行优化, 得到 3 个子目标函数的理想解和目标值. 由这 3 个目标值构成参考序列 Y_0 .

step 2: 产生初始序列, 生成 SE 个个体 X_i^{gen} , $\text{gen} \in [0, \text{maxgen}]$ 为当前进化次数. 利用式 (1)~(3) 计算各个体的函数值, 得到 Pareto 解比较序列 Y_i^{gen} .

step 3: 求改进后的灰熵关联度值. 根据式 (24) 计算 $L(Y_0, Y_i)$, 并作为适应度值引导 CSTA 进化.

step 4: STA 状态更新操作. 通过状态转移算法的

不同操作更新候选解集, 计算其适应度值, 进而选出最优的值作为当前最优解.

step 5: 正态云计算. 以最优解为中心, 依据式 (15) 产生一定数量的云滴 y , 取 y 个云滴中的最好值与当代候选解集中的最优解进行比较. 若产生云滴的值更优, 则更新当代最优解及相应的加工序列; 反之不做处理.

step 6: 判断算法是否早熟. 设置阈值 $k = 10$, 当个体最优解连续 k 次无变化时, 按 step 4 进行更新.

step 7: 判断是否满足终止条件. 当迭代次数达到规定的最大迭代次数时, 结束, 输出结果; 否则 $\text{gen} = \text{gen} + 1$, 转至 step 4 继续搜索.

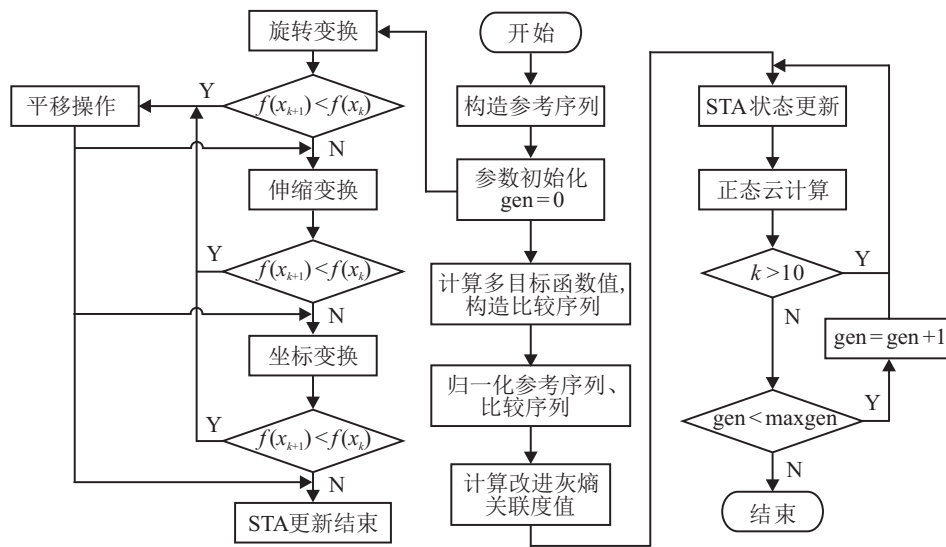


图 1 CSTA 求解 MOFJSP 流程

4 仿真实验

本实验选用 Matlab R2015b 编程语言实现, 运行环境: 处理器 1.60 GHz, 处理器速度 1 800 MHz, 物理内存 3 993 MB, Windows 10 操作系统. 为保证 STA 具有可控性, STA 的参数设置与文献 [12] 保持一致. CSTA 参数设置如下: 搜索规模 $SE = 40$, 最大迭代次数 $\text{maxgen} = 100$, 旋转因子 $\alpha: 1 \rightarrow 10^{-4}$, 平移因子 β 、伸缩因子 γ 及坐标因子 δ 均取值为 1, 参考序列 Y_0 是运用 CSTA 对子目标寻优, 且独立运行 10 次, 选取各子目标中最优解作为参考序列.

4.1 算例分析

为验证本文算法的优势, 选取 5 种不同规模的基准算例进行求解. 其中: Kacem1、Kacem3、Kacem4、Kacem5 为 T-FJSP, Kacem2 为 P-FJSP. 同时与改进入侵杂草优化算法 (improve invasive weed optimization algorithm, IIWO)^[20]、混合人工蜂群算法 (hybrid artificial bee colony algorithm, HTABC)^[21]、变邻域杂草优

化算法 (variable neighbourhood invasive weed optimization, VNIWO)^[10] 的仿真结果进行对比, 比较结果如表 3 所示.

从表 3 可以看出, 对于不同规模的基准算例:

1) 与文献中的仿真结果相比, 运用本文提出的 CSTA 求解 MOFJSP 获得的 3 个性能指标最优解总体上优于各文献中所提算法的结果, 且 CSTA 所得 Pareto 解个数比文献中所提算法更多, 分布性更广. 从单个性能指标寻优结果来看, 在算例 Kacem 1 问题上, IIWO 的最优解与 CSTA 相同, 说明 IIWO 与 CSTA 算法都在该算例上取得较满意的结果; HTABC 的最优解在 C_m 和 W_t 这两个目标上与 CSTA 相同, 但在 W_m 这个目标上劣于 CSTA, 说明 HTABC 求解该算例时, 在 W_m 这个目标上的寻优能力较差. 在算例 Kacem 2 问题上, HTABC 寻求的最优解在 W_t 和 W_m 上均劣于 CSTA, IIWO 优化的最优解在 C_m 和 W_m 上均比 CSTA 差, 而 VNIWO 寻求的最优解在 C_m 上劣于

表 3 Kacem基准问题对比实验

算例	目标	HTABC			IIWO		VNIWO					STA		GWO		CSTA				
Kacem1 (4 × 5)	C_m	11	11	11	11	12						12	16	12	11	12	11			
	W_t	32	34	33	32	33						32	32	33	32	32	32			
	W_m	10	9	10	10	8						8	8	8	11	8	10			
(C_m, W_t, W_m) 最优		11, 32, 9			11, 32, 8							12, 32, 8		11, 32, 8		11, 32, 8				
Kacem2 (8 × 8)	C_m	14	15	15	15	15	15	16	17	17	18	16	16	15	16	15	16	15	15	14
	W_t	77	75	75	73	75	75	73	78	76	75	73	80	78	78	75	73	82	77	77
	W_m	12	15	12	12	13	13	13	11	12	12	13	12	12	11	12	13	11	11	12
(C_m, W_t, W_m) 最优		14, 75, 12			15, 73, 12		15, 73, 11					16, 73, 12		15, 78, 11		14, 73, 11				
Kacem3 (10 × 7)	C_m	11	11	11								11	11	11	11	11	11			
	W_t	61	61	61								63	62	61	66	61	62			
	W_m	11	11	11								10	11	11	10	11	10			
(C_m, W_t, W_m) 最优		11, 61, 11								11, 62, 10		11, 61, 10		11, 61, 10						
Kacem4 (10 × 10)	C_m	7	7	7	7	8	9	8	7			7	8	7	7	7	8	8	7	7
	W_t	41	41	42	42	41	41	43	42			45	42	42	41	43	42	41	41	42
	W_m	6	7	6	6	5	7	5	6			5	6	7	6	5	5	5	6	6
(C_m, W_t, W_m) 最优		7, 41, 6			7, 41, 5		7, 41, 5					7, 42, 5		7, 41, 6		7, 41, 5				
Kacem5 (15 × 10)	C_m	11	12	12			11	12				12	13	11	12	11	12	12	13	
	W_t	93	91	96			91	93				95	93	95	94	91	93	94	94	
	W_m	11	11	12			11	10				10	12	11	10	11	10	10	12	
(C_m, W_t, W_m) 最优		11, 91, 11			11, 93, 10					12, 93, 10		11, 94, 10		11, 91, 10						

CSTA,说明在求解多目标问题时,CSTA与其他算法相比寻优能力更强.在算例Kacem 5问题上,HTABC的最优解在 W_m 这个目标上劣于CSTA,VNIWO的最优解在 W_t 目标上劣于CSTA,而在其他目标上皆与CSTA相同,说明HTABC在 W_m 目标上、VNIWO在 W_t 目标上的寻优能力较差.

2) 与STA和GWO算法的仿真结果相比,CSTA所得3个性能指标的Pareto解个数多于STA和GWO,且均优于STA和GWO的结果.从单个性能指标寻优结果来看,在Kacem 1和Kacem 3问题上GWO所得最优解与CSTA相同,而在其他算例上CSTA所得最优解均优于STA和GWO算法.

为了验证CSTA求解MOFJSP时的可行性和优

越性,在算法对比方面,增加了STA和GWO的算例仿真部分.针对各算例绘制Pareto解集中一个解的甘特图(时间单位:s),并对求解MOFJSP时的STA、灰狼优化算法(grey wolf optimization algorithm, GWO)及CSTA的适应度值进行对比,结果如图2~图6所示.

从图2~图6的适应度值对比结果可以看出:在求解各算例时,CSTA与STA和GWO算法相比不易陷入局部最优,且算法的求解精度高、收敛速度快.

综上所述,CSTA与STA和GWO相比,其求解精度更高、收敛速度更快,说明CSTA弥补了STA和GWO算法的不足,使解趋向更优的方向靠近.因此,本文所提出的CSTA在求解MOFJSP时更加有效.

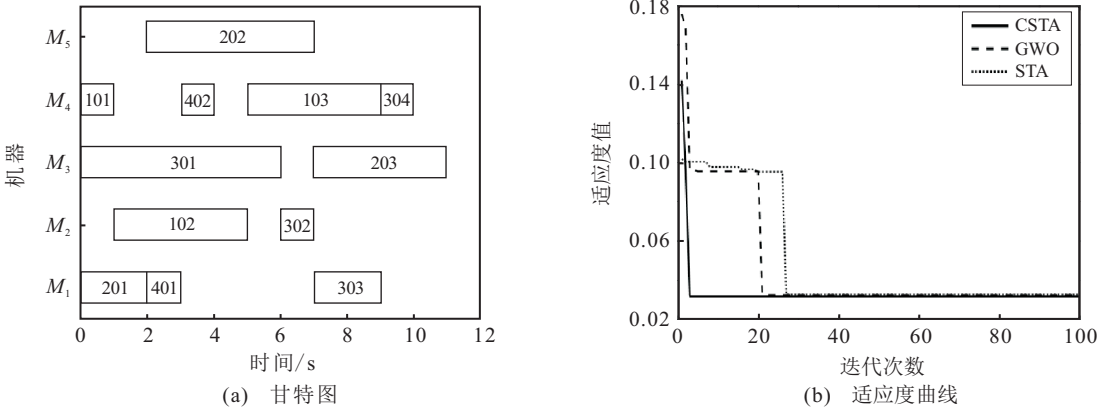


图 2 CSTA 求解 4 个工件、5 台机器的甘特图($C_m = 11, W_t = 31, W_m = 10$)、适应度曲线对比(Kacem 1)

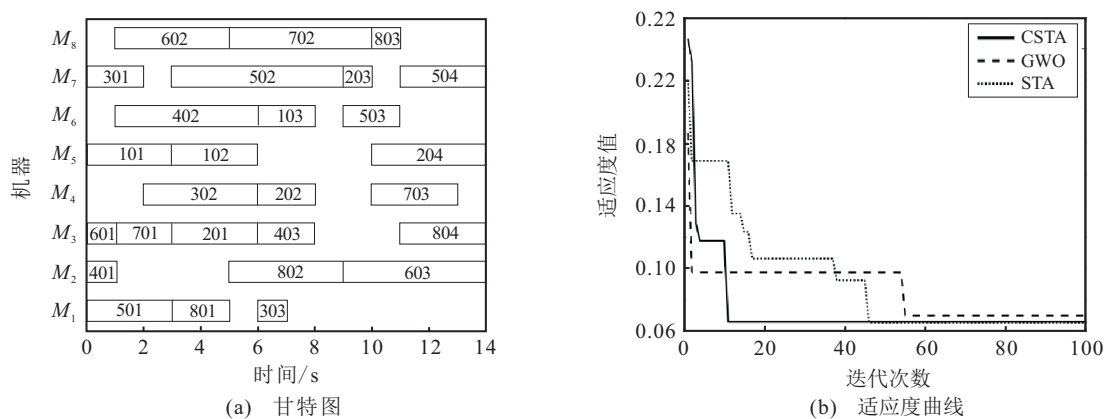


图3 CSTA求解8个工件、8台机器的甘特图($C_m = 14, W_t = 77, W_m = 12$)、适应度曲线对比(Kacem 2)

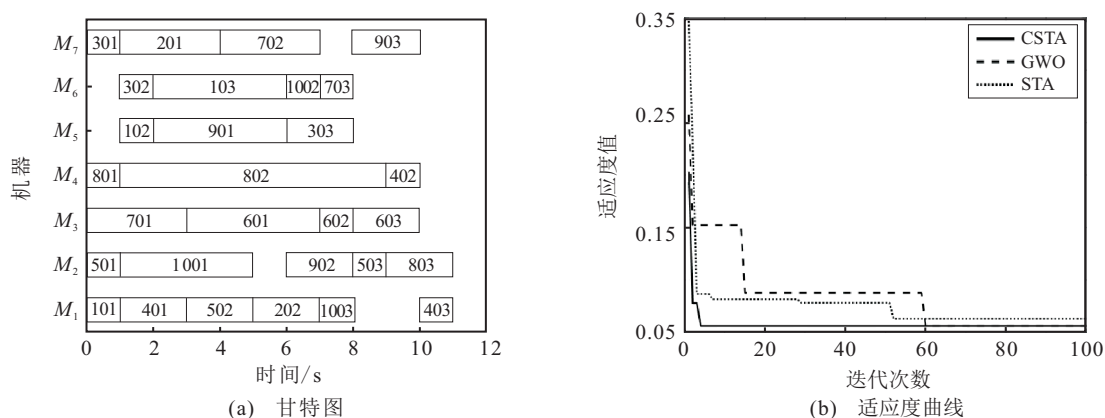


图4 CSTA求解10个工件、7台机器的甘特图($C_m = 11, W_t = 62, W_m = 10$)、适应度曲线对比(Kacem 3)

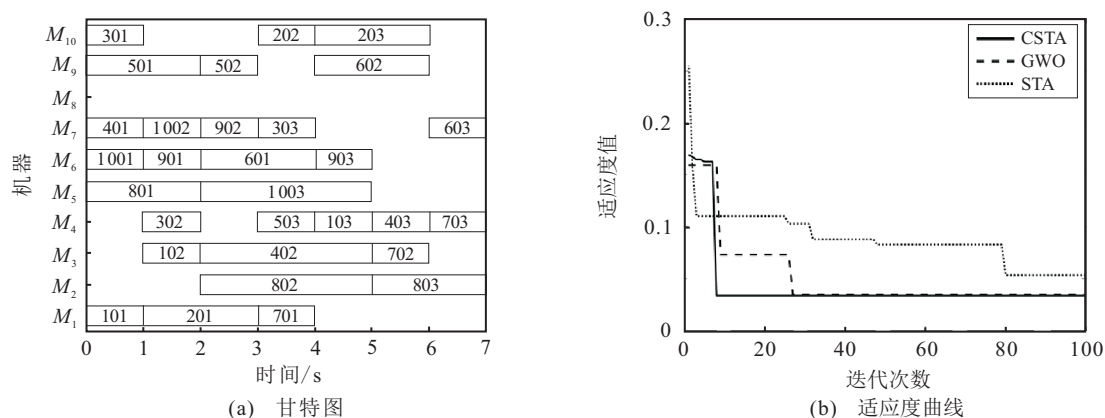


图5 CSTA求解10个工件、10台机器的甘特图($C_m = 7, W_t = 43, W_m = 5$)、适应度曲线对比(Kacem 4)

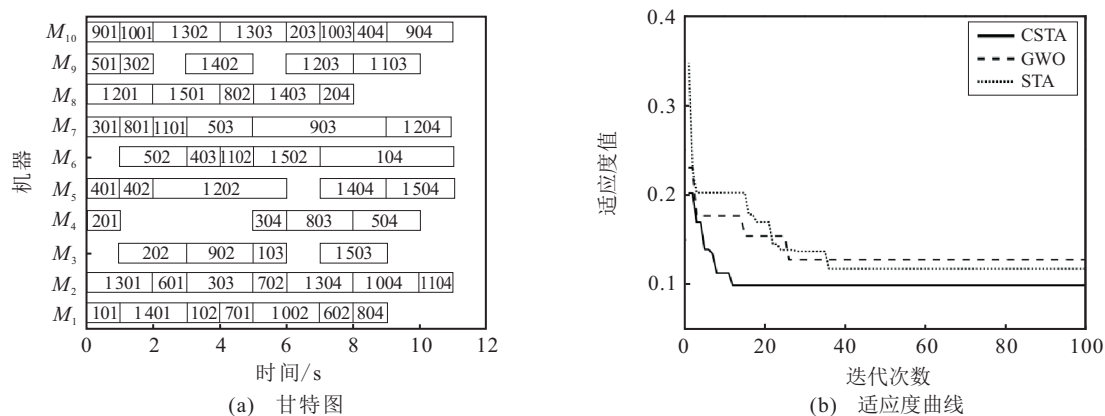


图6 CSTA求解15个工件、10台机器的甘特图($C_m = 11, W_t = 91, W_m = 11$)、适应度曲线对比(Kacem 5)

4.2 实例分析

为进一步验证本文算法的可行性和优越性,采用文献[22]中6个工件在6台机器上加工的FJSP实例进行仿真,得到相应的Pareto非支配解,并与文献中算法的结果进行比较,如表4所示。

表4 Pareto解对比实验

目标	C_m	W_t	W_m
CE-MOFJSP	11	41	10
	12	40	12
	13	40	10
最优解	11	40	10
CSTA	9	46	9
	10	41	9
	10	42	8
	11	40	10
	11	42	8

从表4中数据可以看出:CSTA得到的Pareto解比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算法(cloud model evolutionary MOFJSP based on improved non-dominated sorting,CE-MOFJSP)的解更多,且CE-MOFJSP得到的每一组解都被CSTA所支配;从单个目标最优解看,在机器总负荷上CSTA的最优解与CE-MOFJSP的值相同,在最大完工时间及瓶颈机器负荷上比CE-MOFJSP的值都要小。说明CSTA在求解MOFJSP时比CE-

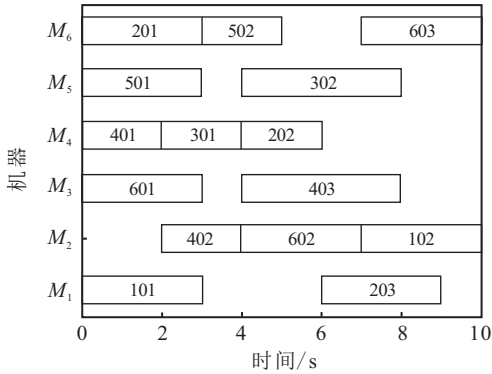


图7 实例甘特图($C_m = 10, W_t = 42, W_m = 8$)

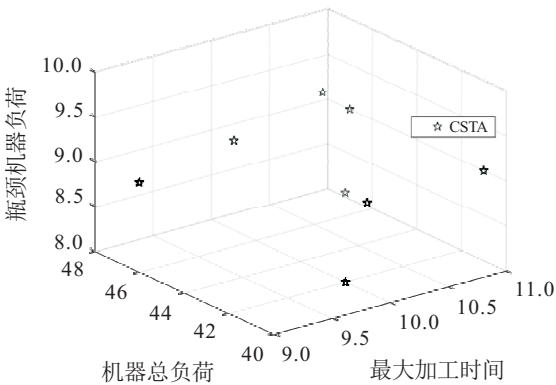


图8 Pareto解的前沿

MOFJSP获得的解集在分布上更广,从而表明了CSTA与CE-MOFJSP相比具有优越性。运用CSTA仿真该实例,得到Pareto解中一组解的甘特图如图7所示,Pareto解的前沿如图8所示。

5 结论

本文针对多目标柔性作业车间调度问题,提出了基于正态云模型的状态转移算法进行求解。采用双层编码的方式将候选解映射为一个可行的FJSP方案;引入兼具模糊性和随机性的云模型进化策略来改进状态转移算法,可有效避免算法陷入早熟,增强算法求解精度,提高算法收敛速度;并利用改进灰熵关联度计算MOFJSP的适应度值,引导CSTA的进化方向。通过仿真基准算例及真实案例,验证了本文所提出算法的有效性和优越性。

参考文献(References)

[1] Garey E L, Johnson D S, Sethi R. The complexity of flowshop and job-shop scheduling[J]. Mathematics of Operations, 1976, 1(2): 117-129.

[2] Wang L, Wang S, Xu Y, et al. A bi-population based estimation of distribution algorithm for the flexible job-shop scheduling problem[J]. Computers & Industrial Engineering, 2012, 62(4): 917-926.

[3] 姜天华. 混合灰狼优化算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 控制与决策, 2018, 33(3): 503-508.
(Jiang T H. Flexible job shop scheduling problem with hybrid grey wolf optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2018, 33(3): 503-508.)

[4] 潘全科, 王凌, 高亮, 等. 基于差分进化与块结构邻域的作业车间调度优化[J]. 机械工程学报, 2010, 46(22): 182-188.
(Pan Q K, Wang L, Gao L, et al. Differential evolution algorithm based on critical path for job shop scheduling problems[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(22): 182-188.)

[5] Wang L, Zhou G, Xu Y, et al. An effective artificial bee colony algorithm for the flexible job-shop scheduling problem[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 60(1/2/3/4): 303-315.

[6] Kacem I, Hammadi S, Borne P. Approach by localization and multiobjective evolutionary optimization for flexible job-shop scheduling problems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2002, 32(1): 1-13.

[7] Kacem I, Hammadi S, Borne P. Pareto-optimality approach for flexible job-shop scheduling problems: Hybridization of evolutionary algorithms and fuzzy logic[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2002, 60(3/4/5): 245-276.

[8] Gou M, Gao Q, Yang S. Improved shuffled frog leaping algorithm for multi-objective flexible job-shop

- scheduling problem[C]. Intelligent Computing and Internet of Things. Singapore: Springer, 2018: 3-14.
- [9] Huang X B, Guan Z L, Yang L X. An effective hybrid algorithm for multi-objective flexible job-shop scheduling problem[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(9): 1-14.
- [10] 曹磊, 叶春明, 黄霞. 基于员工学习行为的多目标柔性车间调度[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(8): 2023-2034.
(Cao L, Ye C M, Huang X. Multi-objective flexible job-shop scheduling based on learning effect[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(8): 2023-2034.)
- [11] 程冰, 徐华, 王玲娣, 等. 改进人工蜂群求解多目标柔性作业车间调度问题[J]. 信息与控制, 2019, 48(1): 115-122.
(Cheng B, Xu H, Wang L D, et al. Improved artificial bee colony algorithm for solving multi-objective flexible job-shop scheduling problem[J]. Information and Control, 2019, 48(1): 115-122.)
- [12] Zhou X J, Yang C H, Gui W H. State transition algorithm[J]. Journal of Industrial and Management Optimization, 2012, 8(4): 1039-1056.
- [13] 王聪, 张宏立, 马萍. 基于改进状态转移算法的不确定混沌电力系统参数辨识[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 3057-3064.
(Wang C, Zhang H L, Ma P. Wind identification of parameters in unknown chaotic power system based on improved state transition algorithm[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 3057-3064.)
- [14] 阳春华, 唐小林, 周晓君, 等. 一种求解旅行商问题的离散状态转移算法[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(8): 1040-1046.
(Yang C H, Tang X L, Zhou X J, et al. A discrete state transition algorithm for traveling salesman problem[J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(8): 1040-1046.)
- [15] Zhou X J, Shi P, Lim C C, et al. A dynamic state transition algorithm with application to sensor network localization[J]. Neurocomputing, 2018, 273 (6): 237-250.
- [16] Han J, Yang C H, Zhou X J, et al. A new multi-threshold image segmentation approach using state transition algorithm[J]. Applied Mathematical Modelling, 2017, 44(5): 588-601.
- [17] 叶琼, 李绍稳, 张友华, 等. 云模型及应用综述[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(12): 4198-4201.
(Ye Q, Li S W, Zhang Y H, et al. Cloud model and application overview[J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(12): 4198-4201.)
- [18] 周强, 周永权. 一种基于领导者策略的狼群搜索算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(9): 2629-2632.
(Zhou Q, Zhou Y Q. Wolf colony search algorithm based on leader strategy[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(9): 2629-2632.)
- [19] 朱光宇, 陈旭斌, 刘艳立. 基于灰熵关联分析的流水车间多目标调度优化及算法实现[J]. 控制与决策, 2014, 29(1): 135-140.
(Zhu G Y, Chen X B, Liu Y L. Flow shop multi-objective scheduling optimization research based on greyentropy relation analysis and the algorithm realization[J]. Control and Decision, 2014, 29(1): 135-140.)
- [20] 张新, 李珂, 严大虎, 等. 改进入侵杂草算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(11): 4469-4476.
(Zhang X, Li K, Yan D H, et al. Improved intrusion weed algorithm for solving flexible job shop scheduling problem[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4469-4476.)
- [21] 孟冠军, 杨大春, 陶细佩. 基于混合人工蜂群算法的多目标柔性作业车间调度问题研究[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(4): 972-974.
(Meng G J, Yang D C, Tao X P. Study on multi-objective flexible job-shop scheduling problem based on hybrid artificial bee colony algorithm[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(4): 972-974.)
- [22] 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.
(Peng J G, Liu M Z, Zhang M X, et al. Cloud model evolutionary multi-objective flexible job-shop scheduling based on improved non-dominated sorting[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(12): 198-205.)

作者简介

吴贝贝(1994—), 女, 硕士生, 从事车间调度、群智能优化算法的研究, E-mail: 2375135979@qq.com;

张宏立(1972—), 男, 教授, 博士, 从事复杂生产过程优化与调度、电力系统分析、稳定和控制等研究, E-mail: zhlxju@163.com;

王聪(1989—), 女, 讲师, 博士, 从事智能控制、群智能算法的研究, E-mail: 641087385@qq.com;

马萍(1994—), 女, 讲师, 博士, 从事智能控制、故障诊断的研究, E-mail: 694073078@qq.com.

(责任编辑: 李君玲)