

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902486

基于新型生物地理学优化算法的作业车间调度研究*

魏利胜 王 宁
(安徽工程大学 电气工程学院 芜湖 241000)

摘 要:针对生物地理学优化算法在求解复杂作业车间调度问题时存在的问题,提出了一种改进差分进化生物地理学优化算法.通过将差分进化算法的搜索性与生物地理学优化算法的利用性有效的结合,同时采用精英保留机制保留适应度较高的个体,并且引入惯性权重策略调节变异操作在混合迁移操作中所占的比重以提高算法的全局搜索能力,然后增加了小概率扰动以防止算法随着迭代的进行陷入局部最优解.最后使用不同测试函数和作业车间调度问题进行实验,结果显示改进算法在收敛速度和优化结果方面性能更优。

关键词: 生物地理学优化算法;作业车间调度问题;惯性权重策略;小概率扰动
中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4020

Research on job shop scheduling based on new biogeography-based optimization algorithms

Wei Lisheng Wang Ning
(School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: Aiming at the problems of biogeography-based optimization algorithm (BBO) in solving complex job shop scheduling problems (JSP), an improved differential evolution biogeography-based optimization algorithm is proposed. By effectively combining the searchability of differential evolution algorithm (DE) with the utilization of biogeography-based optimization algorithm, at the same time, elite retention mechanism is adopted to retain individuals with higher fitness, and inertial weight strategy is introduced to adjust the proportion of mutation operation in hybrid migration operation to improve the global search ability of the algorithm, then increase the disturbance in the small probability in order to prevent the algorithm as the iteration progressed into a local optimal solution. Finally, different test functions and job shop scheduling problems are used for experiments. The results show that the improved algorithm has better performance in convergence speed and optimization results.

Keywords: biogeography-based optimization algorithm; job shop scheduling problem; inertia weight strategy; small probability perturbation

0 引 言

作业车间调度问题(JSP)是生产过程中的一个广泛而大规模的问题。该问题是一个众所周知的与工业工程密切相关的标准调度问题,同时也是一个经典的 NP 难题,即使在相对较小的情况下也难以解决,没有最优解精确算法,这种难处理性是这个问题被广泛研究的原因之一^[1]。

为了有效的解决 JSP,有效的提高生产效率、降低加工成本,已经有很多不同的优化算法被应用在解决 JSP

上,Harrabi 等^[2]通过使用贪婪算法生成初始种群,在变异步骤中使用禁忌搜索元算法,提出了一种基于混合遗传算法的多智能体模型用于求解具有一般时间滞后的作业车间调度问题;Sundar 等^[3]提出一种可以有效协调算法各个部分的混合人工蜂群算法来解决作业车间调度问题;Wang 等^[4]针对作业车间调度问题,提出了一种基于自适应遗传算法和改进蚁群算法相结合的混合优化算法;闫旭等^[5]借鉴量子计算与优化的思想改进鲸鱼优化算法并应用于求解作业车间调度问题。尽管上述方法取得了一定的效果,但是探索新的方法求解 JSP 仍在不断进行。

生物地理学优化算法 (BBO) 是一种模拟生态系统中物种地理分布和迁移的新型启发式算法^[6], 具有实现简单、鲁棒性强、搜索机制独特等特点, 因此受到越来越多的关注与研究。目前该算法在系统测试^[7]、多目标问题^[8]、图像处理^[9]、经济负荷预测^[10]等方面已经得到了应用并且取得了一定的效果, 但是在像 JSP 这种复杂的离散优化方面的应用却很少。因此本文为了求解作业车间调度问题, 在文献^[11]所提混合迁移操作的基础上, 采用精英保留机制保留适应度较高的个体, 然后通过引入惯性权重策略调节变异操作在混合迁移操作中所占的比重以提高算法的全局搜索能力, 并且增加了小概率扰动用于解决原算法随着进化进行易陷入局部最优这一缺点, 最后通过仿真实验证明改进算法性能更优, 更适合解决复杂 JSP。

1 作业车间调度问题描述

JSP 是一个在工业生产等领域常见的调度问题。它考虑一组 n 个作业将在一组 m 台机器上进行处理, 每个作业都有一个固定的处理路径, 以预定的顺序遍历所有机器 (机器上作业的制造过程称为操作), 同时还要假定以下条件^[12]:

- 1) 各工件在准备时间后即可开始加工;
- 2) 在同一时刻, 每台机器只能加工一个工件, 且加工过程不被打断;
- 3) 每个工件只能被一台机器加工;
- 4) 各工件在规定机器上的加工时间是已知且一一对应的;
- 5) 每个工件有各自的加工路线, 且加工路线是确定的, 不能更改;
- 6) 不同工件或机器之间具有相同的优先级。

JSP 的输入除作业集合 $\{J_1, J_2, \dots, J_n\}$ 、机器集合 $\{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ 、作业-机器的执行时间矩阵 $T_{(n \times m)}$ 外, 还包括一个作业-机器的执行顺序矩阵 $S_{(n \times m)}$, 其中每个元素 s_{ij} 表示作业 J_i 在第 j 步工序要使用的机器编号。此外, JSP 的执行时间矩阵 $T_{(n \times m)}$ 中的每个元素 t_{ij} 通常表示的是作业 J_i 的第 j 步工序的执行时间 (而非 J_i 在机器 M_j 上的执行时间)。

JSP 的目的就是要确定一个调度方案, 即为不同机器确定各个作业的执行顺序, 使所有作业的最大完工时间 $C_{\max}$ 最短。问题的决策变量可以表示为一个 $m \times n$ 型的矩阵 X , 其每个元素 x_{jk} 表示机器 j 在第 k 步要执行的作业编号。

令 $C(j, k)$ 表示机器 M_j 上第 k 步操作的加工时间, 对应作业编号记为 $i = x_{j,k}$; 再令 p 为在 J_i 工序中的位置, 当 $k=1$ 且 $p=1$ 时 J_i 在 M_j 上最早执行, 而当 $k=1$ 且 $p>1$ 时

J_i 要等前 $p-1$ 工序都完成后才能在 M_j 上执行:

$$C(j, 1) = \begin{cases} t_{i,1}, & p = 1 \\ C(s_{i,p-1}, i) + t_{i,p}, & p > 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $j=1, 2, \dots, m$; $t_{i,1}$ 表示 $k=1$ 且 $p=1$ 时的加工时间; $C(s_{i,p-1}, i) + t_{i,p}$ 表示 $k=1$ 且 $p>1$ 时的加工时间。

当 $k>1$ 时, 该作业还要等 M_j 上的前 $k-1$ 步都完成之后才能执行, 因此有:

$$C(j, k) = \begin{cases} C(j, k-1) + t_{i,p}, & p = 1 \\ \max(C(j, k-1), C(s_{i,p-1}, i)) + t_{i,p}, & p > 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $j=1, 2, \dots, m$; $k=2, 3, \dots, n$; $C(j, k-1) + t_{i,p}$ 表示 $k>1$ 且 $p=1$ 时的加工时间; $\max(C(j, k-1), C(s_{i,p-1}, i)) + t_{i,p}$ 表示 $k>1$ 且 $p>1$ 时的加工时间。

则最大完成时间 $C_{\max}(X)$ 为:

$$C_{\max}(X) = \min_{1 \leq j \leq m} C(j, n) \quad (3)$$

问题的目标是在所有的调度方案 (记为 Π) 中找到一个最佳的 X^* , 使得最大完成时间最小:

$$C_{\max}(X^*) = \min_{X \in \Pi} C_{\max}(X) \quad (4)$$

对于一个包含 n 个作业和 m 台机器的问题, JSP 所有的可能解的个数是 $m \times n!$ ^[13]。

2 改进生物地理学优化算法

BBO 是一种灵活、通用、鲁棒的算法。然而, 基本算法在求解 JSP 时仍存在一些不足之处, 如需要大量迭代才能达到全局最优解, 且有过早收敛的倾向, 因此提出了一种混合差分进化算法 (hybrid differential biogeography optimization algorithm, HDBBO) 的改进算法来求解复杂的 JSP, 改进算法的具体流程如图 1 所示。

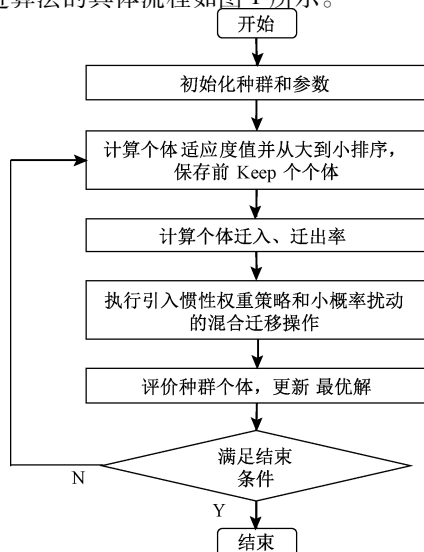


图 1 改进算法流程

Fig.1 Flow chart of improved algorithm

2.1 基本生物地理学优化算法

随着生物地理学逐渐成为一门成熟的学科,受此启发,美国学者 Simon 于 2008 年提出 BBO 算法。BBO 算法是一种受地理分布和物种在生态系统中迁移影响的生物激励计算算法,是在生物地理学的数学模型基础上发展起来的,其两个主要操作就是迁移操作和变异操作^[14]。

1) 迁移操作

BBO 中每一个栖息地都有自己的迁入率 λ 和迁出率 μ ,它们都是关于栖息地物种数量 s 的函数,一个好的栖息地应该是 λ 高 μ 低,反之亦然。图 2 所示为一个栖息地物种多样性的简单数学模型^[15],其中 I 和 E 分别表示栖息地最大迁入、迁出率。

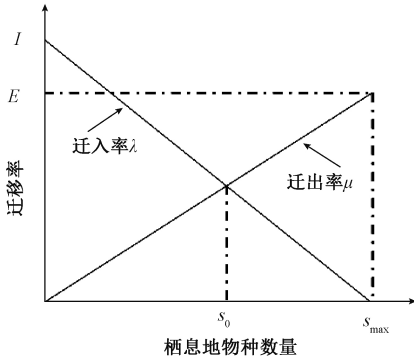


图 2 栖息地物种多样性模型

Fig.2 Habitat species diversity model

当栖息地物种数为 0 时,迁入率 $\lambda = I$,迁出率 $\mu = 0$;当物种数量达到栖息地可容纳的最大物种数量 $s_{\max}$ 时,迁入率 $\lambda = 0$,迁出率 $\mu = E$;当物种数量达到稳定状态 s_0 时,迁入率和迁出率相等 $\lambda = \mu$,此时达到动态平衡状态。

2) 变异操作

灾难性事件(疾病、自然灾害等)会极大地改变栖息地的适应度值,也会导致物种数量与其平衡值不同,因此栖息地的适应度值可能会因随机事件而突然改变。对突变事进行建模,栖息地的变异概率率 π_s 与物种数量概率 P_s 成反比:

$$\pi_s = \pi_{\max} \left(\frac{1 - P_s}{P_{\max}} \right) \quad (5)$$

式中: $\pi_{\max}$ 是最大变异率; $P_{\max}$ 是 P_s 的最大值。

2.2 改进生物地理学优化算法

DE 算法的差分变异机制使其善于在解空间中进行全局搜索,从而较快地锁定全局最优解所在的区域^[16-17],但它在局部范围内的搜索能力较差,解的局部开法过程较为缓慢,这和 BBO 算法正好可以形成优势互补。

文献[11]提出了一种混合 DE/BBO 算法,最早开展

了 DE 和 BBO 算法的混合研究。算法的核心是一个混合迁移操作,在 DE 变异操作之融入中 BBO 迁移操作,使得每一个子代解都有可能由 3 部分组成,DE 变异分量、从其他解迁入的分量以及对应的父代分量。本文在此基础上,进一步做了部分改进,从而更好地增强算法的优化能力^[18]。

1) 迁移模型

BBO 算法迁移算子的目的就是在不同的解之间进行信息分享,其中差的解更倾向于从其他接中接受信息,而好的解倾向于把自身的信息传播给其他解。文献[19]通过研究发现在生物地理学中,迁移曲线的确切形状难以量化,在基本 BBO 算法中非线性迁移曲线比线性迁移曲线具有更好的性能,并且通过比较数值结果发现余弦迁移模型在多种非线性模型中表现最好,因此本文采用此模型:

$$\begin{cases} \lambda = I/2 \cdot [\cos(\pi s/s_{\max}) + 1] \\ \mu = E/2 \cdot [-\cos(\pi s/s_{\max}) + 1] \end{cases} \quad (6)$$

2) 惯性权重策略

变异操作是算法关键的步骤,当进化停滞时,变异的发生会使栖息地中产生新的个体,这些新的个体加入可以使算法更好的达到全局最优。本文采用更有利于全局搜索的 DE/rand/1 变异操作,其公式如下:

$$v_{i,G+1} = x_{r1,G} + F \cdot (x_{r2,G} - x_{r3,G}) \quad (7)$$

式中: $x_{i,G}$ 为目标个体; $v_{i,G+1}$ 为变异个体; F 是差分参数; NP 表示种群大小; r_1, r_2, r_3 表示 $[1, NP]$ 内互不相等的随机整数。

BBO 算法的迁移过程中并没有引入新的适应度变量,也就是说,迁移操作只是利用了已有的种群信息,这样会影响种群多样性。因此为了尽快寻找到全局最优解,引入了惯性权重策略,随着进化的进行,当前进化代数 kg 逐渐接近最大进化代数 G ,则 DE/rand/1 所占的比重将不断增加,全局搜索能力不断增强,具体公式如下:

$$W = W_{\max} - \frac{W_{\max} - W_{\min}}{G} \cdot kg \quad (8)$$

$$v_{i,G+1} = (1 - W) \cdot (x_{r1,G} + F \cdot (x_{r2,G} - x_{r3,G})) \quad (9)$$

式中: $W_{\max}$ 、 $W_{\min}$ 分别是 W 的最大和最小值,分别取 0.9 和 0.1。

3) 小概率扰动

在迭代后期,算法产生的当前解渐渐向最优解靠近,但是这个最优解可能是局部最优。因此为了避免这一情况的出现,在这里使用了一种小概率扰动,个体以某种概率在搜索空间内随机产生。具体流程如下:

if $rand < Mr$

$$v_{i,G+1} = W \cdot (x_{r1,G} + F \cdot (x_{r2,G} - x_{r3,G}))$$

else

$$v_{i,G+1} = x_{\min} + rand \cdot (x_{\max} - x_{\min})$$

end

其中, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别是种群搜索边界的上限和下限; Mr 一般为很小的数, 这里取 0.99。

4) 精英保留机制

精英个体是种群进化过程中性能最好的个体, 在种群的进化中起着重要的作用, 但是由于变异操作的随机进行可能会破坏这些个体, 因此在进化开始时选择前 $Keep$ 个性能较好的个体不参与变异, 以保证最优个体在进化过程中不会被破坏。

5) 改进算法流程

HDBBO 算法的具体流程如下:

(1) 初始化种群和相关参数;

(2) 计算个体适应度值并按从大到小排序, 并保留前 $Keep$ 个个体;

(3) 按照迁移率模型计算每个个体的迁入率和迁出率;

(4) 对种群中的每个个体执行引入惯性权重策略和小概率扰动改进后的混合迁移操作, 并计算新个体适应度;

(5) 更新当前已经找到的最优解;

(6) 若满足终止条件则结束迭代, 否则返回步骤 2。

改进混合迁移操作具体实现如表 1 所示。

表 1 改进混合迁移算子具体过程
Table 1 Specific process of improved
mixed migration operator

算法: 改进混合迁移算子

参数设置: 种群规模 $Size$, 维数 $NumVar$, 变异概率 C

Begin

计算个体的迁入率 λ 、迁出率 μ

for $i = 1$ to $Size$ do

根据式(9)产生实验向量 V

采用小概率扰动

$k = \text{unidrnd}(NumVar)$

for $j = 1 : NumVar$

if $\text{rand} \leq C \parallel j = k$

$U_i(j) = V_i(j)$

else if $\text{rand}(0, 1) < \lambda$

用概率 μ 选取个体 Y

$U_i(j) = Y_i(j)$

else $U_i(j) = X_i(j)$

end if

end if

end for

end for

end

3 改进算法收敛性分析

设 $Y_t = \{y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)\}$ 是改进算法进化代数为 t 时的一个种群, $y_i(t) (i = 1, 2, \dots, n)$ 为其中一个个体, $f_i = \max\{f(y_i(t)) : i = 1, 2, \dots, n\}$ 表示种群大小。设 f 是 Y_t 上的适应度函数, 令式(10)为全局最优适应度值。

$$f^* = \max\{f(y), y \in Y_t\} \quad (10)$$

则有如下定义:

设 $f_t = \max\{f(y_i(t)) : i = 1, 2, \dots, n\}$ 是一个随机变量序列, 序列中的变量 f_t 代表在进化代数为 t 时的最佳适应度值, 如果当且仅当:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \{f_t = f^*\} = 1 \quad (11)$$

则称算法收敛, 其中 $p\{f_t = f^*\} = 1$ 表示最佳适应度值是全局最优适应度值的概率^[20], 下面使用马尔科夫链证明改进算法的收敛性。

改进算法主要由混合迁移操作组成, 与进化代数 t 无关, 且种群在 $t + 1$ 代时的状态只与当前状态 t 有关, 同时种群的规模是有限的, 因此算法的进化过程满足有限齐次马尔科夫链。种群 $Y_t = \{y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)\}$ 中每个个体 $y_i(t) (i = 1, 2, \dots, n)$ 可等价为有限齐次马尔科夫链上一个状态。 p_i 表示处于状态 $y_i(t)$ 的概率, 则状态 $y_i(t)$ 的转移概率 $p_{ij} = p(y_i \rightarrow y_j)$ 如下:

$$\begin{cases} p_{ij} = 0, i < j \\ p_{ij} > 0, i \geq j \end{cases} \quad (12)$$

则马尔科夫链的状态转移矩阵 P 为:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & 0 \\ D_1 & D_2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中:

$$D_1 = (p_{21}, p_{31}, \dots, p_{n1})^T \quad (14)$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} p_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix} \quad (15)$$

由式(11)、(12)可发现 $D_1 \neq 0, D_2 \neq 0$ 。由于马尔科夫转移矩阵中每一行的概率之和是 1, 则 $p_{11} = 1 \neq 0$ 。由此可以得出马尔科夫链的状态转移矩阵 P 满足可归约随机矩阵, 根据文献[21]可知, 可归约随机矩阵定义如下。

设 N 阶矩阵 S 是一个可以通过相同的行变换和列变换得到的可归约随机矩阵, 即:

$$S = \begin{bmatrix} C & 0 \\ R & T \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, C 为 $m (m \leq N)$ 阶本原矩阵, R, T 为非 0 矩

阵,则:

$$S^{\infty} = \lim_{k \rightarrow \infty} S^k = \lim_{k \rightarrow \infty} \begin{bmatrix} C^k & \mathbf{0} \\ \sum_{i=1}^{k-1} T^i R C^{k-i} & T^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C^{\infty} & \mathbf{0} \\ R^{\infty} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (17)$$

因此状态转移矩阵 P 是一个可归约随机矩阵,则:

$$P^{\infty} = \lim_{t \rightarrow \infty} \begin{bmatrix} p_{11} & 0 \\ D_1 & D_2 \end{bmatrix}^t = \lim_{t \rightarrow \infty} \begin{bmatrix} p_{11}^t & 0 \\ \sum_{i=1}^{t-1} D_2^i D_1 p_{11}^{t-i} & D_2^t \end{bmatrix} = \lim_{t \rightarrow \infty} \begin{bmatrix} p_{11}^{\infty} & 0 \\ \sum_{i=1}^{t-1} D_2^i D_1 p_{11}^{t-i} & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中, $p_{11}^{\infty} = 1$, 则:

$$\sum_{i=1}^{t-1} D_2^i D_1 p_{11}^{t-i} = \sum_{i=1}^{t-1} D_2^i D_1 \quad (19)$$

由于:

$$\sum_{i=1}^{t-1} D_2^i (E - D_2) = E - D_2^t \quad (20)$$

则移项可得:

$$\sum_{i=1}^{t-1} D_2^i = (E - D_2^t) (E - D_2)^{-1} \quad (21)$$

对式(21)两边乘 D_1 :

$$\sum_{i=1}^{t-1} D_2^i \cdot D_1 = (E - D_2^t) (E - D_2)^{-1} D_1 \quad (22)$$

由式(18)得:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} D_2^t = 0 \quad (23)$$

则式(22)可变形为:

$$\sum_{i=1}^{t-1} D_2^i \cdot D_1 = (E - D_2^t)^{-1} D_1 \quad (24)$$

由于 $\sum_{j=1}^t p_{ij} = 1$, 则:

$$D_1 = (E - D_2) \cdot [1 \cdots 1]^T \quad (25)$$

因此式(24)可得:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^{t-1} D_2^i D_1 = (E - D_2)^{-1} \cdot D_1 = (E - D_2)^{-1} \cdot (E - D_2) \cdot [1 \cdots 1]^T = [1 \cdots 1]^T \quad (26)$$

最后可以得到:

$$P^{\infty} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (27)$$

可见,当迭代次数 $t \rightarrow \infty$ 时,有:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \{f_t = f^*\} = 1$$

即无论初始状态如何最后都能以概率 1 收敛到全局最优解,证明 HDBBO 算法具有全局收敛性。

4 仿真实验验证

4.1 测试函数仿真

为了验证改进 HDBBO 算法的有效性以便更好的应用在求解复杂 JSP 上,首先使用基准测试函数进行仿真实验,并且与原 BBO 算法和文献[11]的 DE/BBO 算法以及文献[22]的最优迁移率模型进行比较。

1) 测试函数

本文选取 4 个测试函数 $f(x_1)$ 、 $f(x_2)$ 、 $f(x_3)$ 、 $f(x_4)$ 进行仿真实验,具体如下。

$f(x_1)$, Sphere 函数:

$$f(x_1) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

$$|x_i| \leq 100, \min(f(x)) = f(0, \dots, 0) = 0$$

$f(x_2)$, Quartic 函数:

$$f(x_2) = \sum_{i=1}^n i x_i^4 + \text{random}[0, 1)$$

$$|x_i| \leq 1.28, \min(f(x)) = f(0, \dots, 0) = 0$$

$f(x_3)$: Zakharov 函数:

$$f(x_3) = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left(\sum_{i=1}^n 0.5 i x_i \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^n 0.5 i x_i \right)^4 -$$

$$5 \leq x_i \leq 10, \min(f(x)) = f(0, \dots, 0) = 0$$

$f(x_4)$: Ackley 函数:

$$f(x_4) = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) -$$

$$\exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i \right) + 20 + e$$

$$|x_i| \leq 32, \min(f(x)) = f(0, \dots, 0) = 0$$

2) 参数设置及仿真

为了测试结果的公平和有效性,所有算法的公共初始化参数均设置一样,种群大小 $NP = 50$,维数 $D = 20$,全局迁移率 $P_{\text{mod}} = 1$,混合迁移操作中变异概率 $C = 0.6$,差分参数 $F = 0.5$,精英个体保留数 $Keep = 3$,最大迭代次数 $G = 200$ 。因为算法是随机运行的,为了避免因为算法随机运行而造成无谓的误差,将每个函数单独测试 20 次。

各个测试函数的仿真结果如图 3~6 所示,表 2 是各个测试函数的仿真结果,本文取最优值和平均值比较算法性能。

表 2 对比了另外 3 种算法在 4 种测试函数上的优化结果,即最优值、平均值与标准差可直观看出,无论对于单峰函数 $f(x_1)$ 、 $f(x_2)$ 还是多峰函数 $f(x_3)$ 、 $f(x_4)$ 的优化,本文所提 HDBBO 算法在解的精度和稳定性上均得到了显著提高。尤其是函数 $f(x_1)$,在平均值方面与原 BBO 算法相比收敛精度提高了 14 个数量级,相较于结果较好的文献[11]中的改进算法也提高了 5 个数量级;即

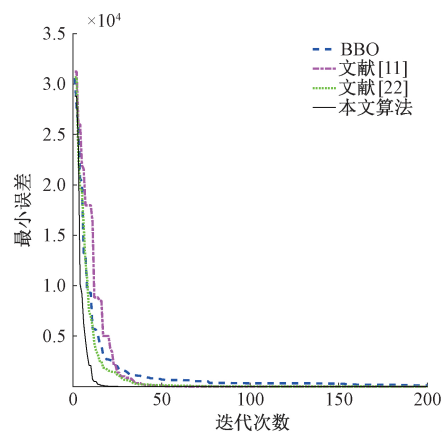


图 3 Sphere 测试图
Fig.3 Sphere test chart

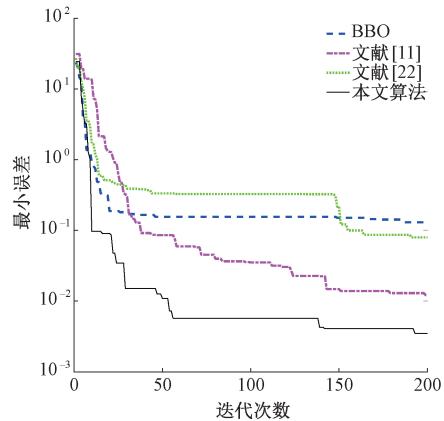


图 4 Quartic 测试图
Fig.4 Quartic test chart

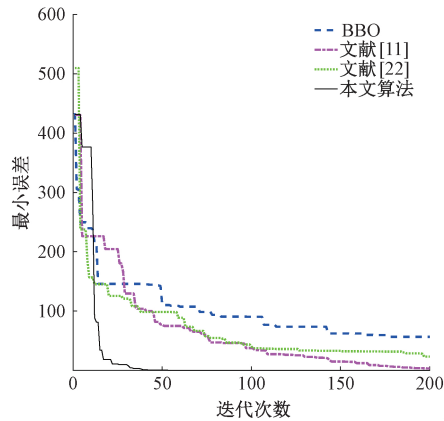


图 5 Zakharov 测试图
Fig.5 Zakharov test chart

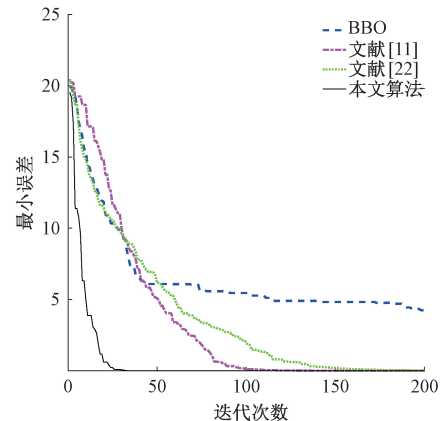


图 6 Ackley 测试图
Fig.6 Ackley test chart

表 2 仿真结果

Table 2 Simulation results

测试函数	优化指标	BBO	文献[11]	文献[22]	本文算法
$f(x_1)$	最优值	46.073 0	$3.191\ 3\times10^{-7}$	0.103 4	$1.369\ 5\times10^{-13}$
	平均值	105.825 2	$9.814\ 6\times10^{-7}$	0.441 6	$2.771\ 2\times10^{-12}$
	标准差	45.057 89	$4.789\ 4\times10^{-7}$	0.329 4	$1.860\ 7\times10^{-12}$
$f(x_2)$	最优值	0.065 3	0.002 9	0.070 9	$1.028\ 5\times10^{-4}$
	平均值	0.121 7	0.015 8	0.110 2	$4.098\ 4\times10^{-4}$
	标准差	0.071 2	0.012 3	0.033 7	$7.346\ 8\times10^{-4}$
$f(x_3)$	最优值	17.361 0	0.395 6	11.132 0	$3.810\ 8\times10^{-7}$
	平均值	52.989 3	7.591 3	31.166 7	$2.873\ 4\times10^{-6}$
	标准差	17.081 8	7.544 0	15.295 8	$1.821\ 5\times10^{-6}$
$f(x_4)$	最优值	3.165 2	$1.278\ 6\times10^{-4}$	0.015 9	$1.485\ 4\times10^{-9}$
	平均值	4.292 5	$2.310\ 6\times10^{-4}$	0.045 9	$3.995\ 8\times10^{-9}$
	标准差	0.722 6	$6.649\ 0\times10^{-5}$	0.020 0	$1.879\ 2\times10^{-9}$

使是优化效果不明显的函数 $f(x_2)$ ，与原 BBO 算法相比收敛精度也提高了 3 个数量级，与文献[11]的改进算法相比也提高了 2 个数量级。

结合表 2 和函数仿真图可以看出，对于函数 $f(x_2)$ 、 $f(x_3)$ ，HDBBO 算法在迭代初期的优势并不明显，但是随

着迭代的进行，在迭代后期 HDBBO 算法在收敛速度和收敛精度上具有明显的优势；对于函数 $f(x_1)$ 、 $f(x_4)$ ，基本上在迭代开始的时候，HDBBO 算法就在收敛精度和收敛速度上超越了其他算法。

通过上述所有测试函数的仿真图和仿真结果可以看

出,文献[11]的DE/BBO算法虽然在迭代结束时的收敛结果要比BBO算法更好,但是在迭代开始的收敛速度并不理想;文献[22]的改进算法虽然在算法前期的收敛速度有所提高,但是其收敛结果并没有显著的提高。而改进HDBBO算法很好的克服了这些缺点,不仅收敛速度更快而且收敛结果也更优,很好的平衡了算法的利用能力与搜索能力。

4.2 改进算法在JSP的应用

上述测试函数仿真实验验证了HDBBO算法的可行性,为了验证该算法解决具体问题的能力,将其应用在解决不同的JSP中。

1) 编码方式

由于JSP是一个组合优化问题,因此在HDBBO算法中编码是必要的^[23],考虑到JSP的组合特征和复杂约束,JSP的编码要比其他调度问题(如流水车间调度问题)复杂得多,必须考虑拉马克字符、译码的复杂性、编码空间特性和存储要求等等,因此本文采用基于工件加工顺序的编码方式。

2) 调度实例

为了测试改进HDBBO算法解决JSP问题的性能,选取8个作业车间调度问题标准测试问题库中的问题进行测试,其中最大迭代次数设置为 $G=100$,并与BBO算法和文献[11,22]算法进行比较,仿真结果如表3所示。

表3 最大完工时间仿真结果
Table 3 Simulation results of maximum completion time

问题名称	规模	已知最优	优化指标	BBO	文献[11]	文献[22]	本文算法
FT06	6×6	55	最大完工时间	55	55	55	55
			平均值	55.37	55.32	55.1400	55
FT10	10×10	930	最大完工时间	1 234	1 224	1 165	1 099
			平均值	1 255	1 255.2	1 254.4	1 193.9
FT20	20×5	1 165	最大完工时间	1 566	1 528	1 492	1 467
			平均值	1 587.8	1 571.5	1 519.5	1 501.2
LA01	10×5	666	最大完工时间	717	683	694	667
			平均值	722.7	727.7	706.560 0	698.9
LA06	15×5	926	最大完工时间	965	967	978	935
			平均值	983.3	985.2	999.470 0	951.920 0
LA11	20×5	1222	最大完工时间	1 421	1 390	1 415	1 290
			平均值	1 434.2	1 439.1	1 441.5	1 360.7
LA16	10×10	945	最大完工时间	1 113	1 091	1 063	1 001
			平均值	1 146.0	1 122.1	1 094.0	1 065.2
LA21	15×10	1 046	最大完工时间	1 502	1 488	1 527	1 382
			平均值	1 530.2	1 572.7	1 553.9	1 474.1

由表3的数据可知,改进后的HDBBO算法在最大完工时间、平均值方面要好于BBO算法和文献[11,22]算法,并且从平均值可以看出改进后的算法相较于另外3种算法稳定性更强,鲁棒性更好。

此外,如图7~14所示,从这8个问题的仿真图对比中可以看出,在100次进化内改进HDBBO算法的寻优曲线基本处于另外3种算法寻优曲线的左下方。由此可知,在迭代次数相同的情况下,HDBBO算法具有更高的收敛精度;在收敛精度相同的情况下,HDBBO算法具有更少的迭代次数。说明相比于其他算法,HDBBO算法具有更好的稳定性、更快的收敛速度、更精确的最优解,算法的改进效果是十分显著的。

以上仿真实验结果分析说明,改进后的HDBBO算法在最优解、收敛速度和稳定性等方面都比另外3种算法更优,并且应用在解决具体JSP问题上时也取得更好地效果。

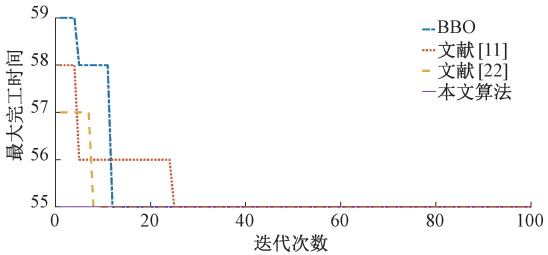


图7 FT06测试图
Fig.7 FT06 test chart

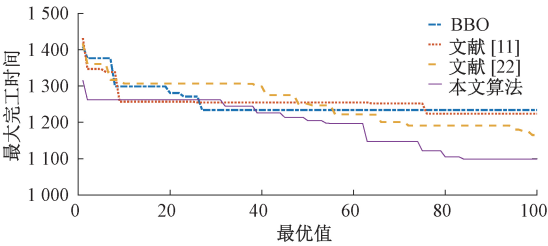


图8 FT10测试图
Fig.8 FT10 test chart

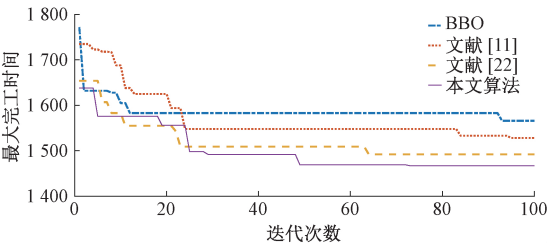


图 9 FT20 测试图
Fig.9 FT20 test chart

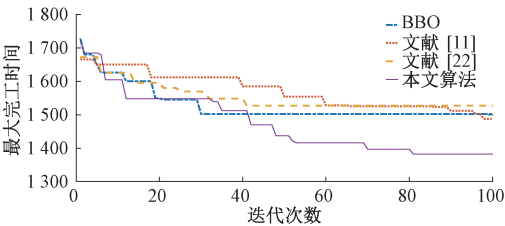


图 14 LA21 测试图
Fig.14 LA21 test chart

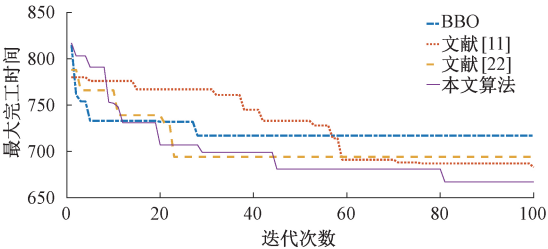


图 10 LA01 测试图
Fig.10 LA01 test chart

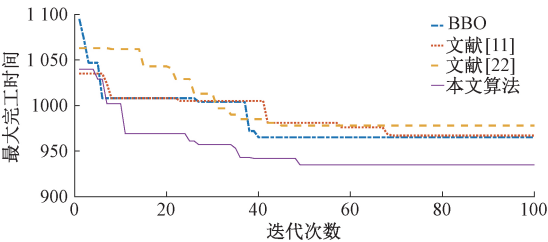


图 11 LA06 测试图
Fig.11 LA06 test chart

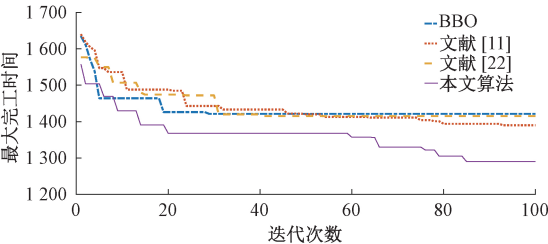


图 12 LA11 测试图
Fig.12 LA11 test chart

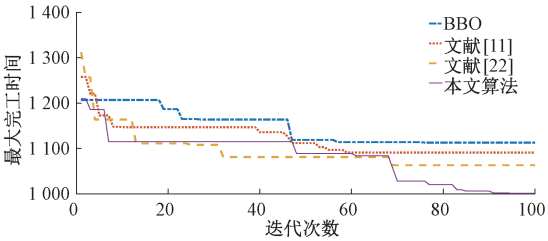


图 13 LA16 测试图
Fig.13 LA16 test chart

5 结 论

BBO 算法是一种新型的模拟仿生智能算法,机制简单明了,目前已经在许多实际问题得到了广泛的应用。但是其在解决具体应用问题时还存在收敛时间过长、容易陷入局部最优值等缺点,本文针对其在解决复杂 JSP 时所存在的这些问题提出了一种改进的 HDBBO 算法,通过采用精英保留机制并且引入惯性权重策略和小概率扰动来增强算法的寻优性能。最后从 4 个测试函数和 8 个作业车间调度测试问题的仿真实验结果可得,改进算法在收敛时间、最优解、稳定性等方面的性能都得到了很大的提高,很好的克服了原算法的缺点;同时其在 JSP 中的应用能够缩短作业加工时间,为提高生产效益和增加企业竞争力提供了一个很好的方案。

参考文献

[1] ALIS, BANU, BULKAN S. A research survey: review of AI solution strategies of job shop scheduling problem[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2015, 26 (5) : 961-973.

[2] HARRABI M, DRISS O B, GHEDIRA K. a multi-agent model based on hybrid genetic algorithm for job shop scheduling problem with generic time lags [C]. 2017 IEEE/ACS 14th International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA),IEEE, 2017.

[3] SUNDAR S, SUGANTHAN P N, JIN C T, et al. A hybrid artificial bee colony algorithm for the job-shop scheduling problem with no-wait constraint [J]. Soft Computing, 2017, 21(5) : 1193-1202.

[4] WANG L H, TEN H K, YU G H. A hybrid genetic algorithm for Job-Shop scheduling problem[C]. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 2015: 271-274.

[5] 闫旭,叶春明,姚远远. 量子鲸鱼优化算法求解作业车间调度问题[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(4) : 975-979.

YAN X, YE CH M, YAO Y Y. Quantum whale optimization algorithm for job shop scheduling [J].

- Computer Application Research, 2019, 36 (4): 975-979.
- [6] DAN S. A probabilistic analysis of a simplified biogeography-based optimization algorithm [J]. Evolutionary Computation, 2014, 19(2): 167-188.
- [7] 朱爱军, 李智, 许川佩, 等. 基于 Biogeography 的 SoC 测试 Wrapper 扫描链设计算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(12): 2774-2780.
- ZHU AI J, LI ZH, XU CH P, et al. Design algorithm of Wrapper scanning chain for SoC test based on Biogeography [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(12): 2774-2780.
- [8] 徐志丹, 莫宏伟. 多目标扰动生物地理学优化算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(2): 231-235.
- XU ZH D, MO H W. Multi-objective perturbation biogeography optimization algorithm [J]. Control and Decision, 2014, 29(2): 231-235.
- [9] 张新明, 尹欣欣, 涂强. 动态迁移和椒盐变异融合生物地理学优化算法的高维多阈值分割[J]. 光学精密工程, 2015, 23(10): 2943-2951.
- ZHANG X M, YIN X X, TU Q. Multi-dimensional threshold segmentation of dynamic migration and pepper salt mutation fusion biogeography optimization algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23 (10): 2943-2951.
- [10] KATHIGEYAN P, RAJA M S, HARIHARAN R, et al. Comparison of harmony search algorithm, improved harmony search algorithm with biogeography based optimization algorithm for solving constrained economic load dispatch problems [J]. Procedia Technology, 2015(21): 611-618.
- [11] GONG W, CAI Z, LING C X. DE/BBO: A hybrid differential evolution with biogeography-based optimization for global numerical optimization [J]. Soft Computing, 2010, 15(4): 645-665.
- [12] TANG D, DAI M. Energy-efficient approach to minimizing the energy consumption in an extended job-shop scheduling problem [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, 28(5): 1048-1055.
- [13] 郑宇军, 陈胜勇, 张敏霞. 生物地理学优化算法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2016.
- ZHENG Y J, CHEN SH Y, ZHANG M X. Biogeography-Based Optimization Algorithm and Its Application [M]. Beijing: Science Press, 2016.
- [14] GUO W, CHEN M, WANG L, et al. A survey of biogeography-based optimization [J]. Neural Computing & Applications, 2016, 28(8): 1-18.
- [15] 张国辉, 聂黎, 张利平. 生物地理学优化算法理论及其应用研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(3): 12-17.
- ZHANG G H, NIE L, ZHANG L P. Review of the theory and application of biogeography optimization algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2015, 51(3): 12-17.
- [16] 刘红红, 史健芳. 变异率自适应的差分进化粒子滤波算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(6): 109-114.
- LIU H H, SHI J F. Research on differential evolution particle filter algorithm with adaptive rate of variation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(6): 109-114.
- [17] 曹文梁. 随机差分变异粒子群混合优化算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 928-933.
- CAO W L. Stochastic differential mutation particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31 (6): 928-933.
- [18] 沈鑫, 邹德旋, 张鑫, 等. 融入柯西扰动的改进差分进化算法及其应用[J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(12): 49-58.
- SHEN X, ZOU D X, ZHANG X, et al. An improved differential evolution algorithm incorporating Cauchy perturbation and its application [J]. Journal of Chinese Mini-Micro Computer System, 2018, 39(12): 49-58.
- [19] MA H. An analysis of the equilibrium of migration models for biogeography-based optimization [J]. Information Sciences, 2010, 180(18): 3444-3464.
- [20] 曹凯, 陈国虎, 江桦, 等. 自适应引导进化遗传算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(8): 1884-1890.
- CAO K, CHEN G H, JIANG H, et al. Adaptive guided evolutionary genetic algorithm [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2014, 36(8): 1884-1890.
- [21] 黄光球, 刘权宸, 陆秋琴. 集合种群生物地理学优化算法[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(6): 1217-1224.
- HUAHNG G Q, LIU Q CH, LU Q Q. Algorithms for biogeography optimization of collective population [J]. Journal of Systems Simulation, 2014, 26 (6): 1217-1224.
- [22] 王雅萍, 张正军, 颜子寒, 等. 基于改进的迁移率模型的生物地理学优化算法[J]. 计算机应用, 2019, 39(9): 2511-2516.
- WANG Y P, ZHANG ZH J, YAN Z H, et al. Biogeography optimization algorithm based on improved mobility model [J]. Computer Application, 2019, 39(9): 2511-2516.
- [23] 何斌, 张接信, 张富强. 一种求解作业车间调度问题

的改进遗传算法[J].制造业自动化, 2018, 40(8): 113-117.

HE B, ZHANG J X, ZHANG F Q. An improved genetic algorithm for job shop scheduling [J]. Manufacturing Automation, 2018, 40(8): 113-117.

作者简介



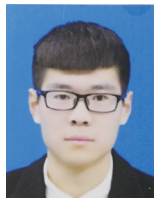
魏利胜(通信作者), 2001 年于安徽工程大学获得学士学位, 2004 年于中国航天科工集团 061 基地获得硕士学位, 2009 年于上海大学获得博士学位, 现为安徽工程大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为图像识别与应用、嵌入式仪器仪表及系统、智能化

网络控制理论、系统和仿真。

E-mail: lshwei_11@163.com

Wei Lisheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2001, M.Sc. degree

from China Aerospace Science and Industry Corporation 061 Base in 2004, and Ph. D. degree from Shanghai University in 2009. Now, he is a professor and M.Sc. supervisor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include image recognition and application, embedded instrumentation and system, intelligent network control theory, system and simulation.



王宁, 2017 年在安徽工程大学获得学士学位, 现为安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为复杂系统的建模、控制与优化。

E-mail: 18375318758 @ 163.com

Wang Ning received his B.Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2017. Now he is a M. Sc. candidate at Anhui Polytechnic University. His main research interests include complex system modeling, control and optimization.