

文章编号:1001-9081(2012)11-2981-04

doi:10.3724/SP.J.1087.2012.02981

# 基于差分进化的生物地理学优化算法

叶开文\*, 刘三阳, 高卫峰

(西安电子科技大学 理学院, 西安 710071)

(\*通信作者电子邮箱 kaiwenye@qq.com)

**摘要:**针对生物地理学优化算法在实数编码时搜索能力较弱的缺点,提出一种基于差分进化的混合优化算法(BBO/DEs)。通过将差分进化的搜索性与生物地理优化算法的利用性有机结合,以解决原算法在局部搜索时容易出现早熟的问题;并构造一种基于 Levy 分布的变异方式,确保种群在进化过程中保持多样性;最后通过实验比较,选取了合适的试验策略。利用高维标准测试函数对相关算法进行实验,结果表明该算法能够克服搜索能力不足的缺点,并继承了原算法的快速收敛性能,可以有效兼顾精度与速度的要求。

**关键词:**生物地理学优化; 差分进化; 实数编码; 试验向量; Levy 分布

**中图分类号:** TP301    **文献标志码:**A

## Biogeography-based optimization algorithm of differential evolution

YE Kai-wen\*, LIU San-yang, GAO Wei-feng

(School of Science, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710071, China)

**Abstract:** To improve the real-coded searching ability of the Biogeography-Based Optimization (BBO) algorithm, this paper presented a hybrid algorithm BBO/DEs based on Differential Evolution (DE). In order to solve the prematurity of BBO, the algorithm incorporated the search performance of differential evolution and the utilization performance of BBO. And a Levy mutation strategy was introduced to enhance population diversity. Finally suitable trial vector was chosen by comparison. Some correlation algorithms were compared on high-dimensional benchmark functions. The experimental results show that without losing the original ability the proposed algorithm can improve the searching ability, and it has higher efficiency in terms of search accuracy and speed.

**Key words:** Biogeography-Based Optimization (BBO); Differential Evolution (DE); real coding; trial vector; Levy distribution

## 0 引言

生物地理学优化(Biogeography-Based Optimization, BBO)算法是由 Simon<sup>[1]</sup>于2008年提出的一种新的全局优化算法。该算法主要通过模拟生物群体在岛屿之间的迁移,实现岛屿之间信息的共享与交流,从而找到问题的最优解。文献[2]通过分析BBO算法的原理给出了简化的算法模型,并提供Matlab的实现代码<sup>[3]</sup>;为了提高BBO算法的搜索能力,Du等<sup>[4]</sup>把一些启发式算子成功引入了BBO算法;在文献[5]中,Ma等把物种平衡的概念引入了BBO算法;针对旅行商问题,文献[6]提出了一种改进算法BMA;文献[7]将BBO算法与差分进化算法(Differential Evolution, DE)结合,并应用于求解负荷经济分配问题;文献[8]通过引入进化规划提高了BBO算法的运行效率。

BBO算法具有收敛速度快、参数少、实现简单的优点,但是,该算法在实数编码时效率不高,容易陷入局部最优解,出现“早熟”现象。因此,本文提出了一种BBO与DE的混合算法(BBO/DEs)。在扩展基本BBO算法的基础上,引入DE算法<sup>[9]</sup>思想,并采用实数编码表示种群中的个体。为克服算法在混合后易陷入局部最优解的弊端,又提出了一种Levy分布<sup>[10-11]</sup>的变异。为了验证改进算法的性能,选取高维标准测

试函数<sup>[12]</sup>进行仿真实验,并与基本BBO算法和文献[7]提出的DE/BBO算法进行比较,实验结果验证了BBO/DEs具有较强的全局寻优能力与搜索能力;同时通过比较分析,得到了能与改进算法有效结合的试验策略<sup>[13-15]</sup>。

## 1 生物地理学优化算法

在地理学中,认为适合生物物种生存的地方是具有高适应性(Habitat Suitability Index, HSI)的。生物地理学优化算法是一种模仿生物地理分布与迁移特征的一种算法,并以此设计了个体移动算子,使得不同个体间可以进行信息共享。每个个体都有一对基于物种数目的移进速率( $\lambda$ )和移出速率( $\mu$ ),用来控制个体间信息的移动速率。

BBO算法是一种基于群体的算法。假想一个优秀的解是具有高HSI的岛屿,一个较差的解是具有低HSI的岛屿。高HSI的岛屿移进速率较小,较难被改变;相对地,低HSI的岛屿移进速率较大。出于同样的原因,高HSI的岛屿移出速率较大,可以对低HSI的岛屿进行改善,提高其HSI。在这种信息交换的运作下,提高了种群整体的HSI,从而向最优解逼近。

如图1,当物种个数为0时,岛屿移进速率最大 $\lambda = I$ ,移出速率最小 $\mu = 0$ 。随着物种数目的增加, $\lambda$ 不断减小,而 $\mu$ 不断增加,当岛屿物种数达到饱和 $S_{\max}$ 时,移进速率 $\lambda = 0$ ,移出

收稿日期:2012-04-17;修回日期:2012-05-21。    基金项目:国家自然科学基金资助项目(60974082)。

作者简介:叶开文(1987-),男,浙江宁波人,硕士研究生,主要研究方向:最优化理论与方法、智能算法; 刘三阳(1959-),男,陕西西安人,教授,博士生导师,主要研究方向:最优化理论与方法、网络算法; 高卫峰(1985-),男,河南洛阳人,博士研究生,主要研究方向:最优化理论与方法、进化算法。

速率  $\mu = E$ 。得到公式<sup>[1]</sup> 如下：

$$\begin{cases} u_k = Ek/n \\ \lambda_k = I(1 - k/n) \end{cases} \quad (1)$$

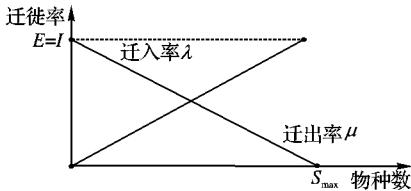


图 1 生物迁入速率与迁出速率的模式

该算法搜索全局最优解主要通过两种方式：迁移和变异。

迁移算子如算法 1，当某一个体满足迁移条件时，通过进口替换原个体分量。其中  $rand(0,1)$  表示产生  $(0,1)$  之间的一个均匀随机数。此外，每个搜索点的变异概率为：

$$m_i = pm(1 - P_i/P_{\max}) \quad (2)$$

其中： $pm$  为最大变异概率， $P_{\max} = \text{argmax } P_i (i = 1, 2, \dots, NP)$ 。 $P_i$  定义如下：

$$P_i = \begin{cases} -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \mu_{i+1}P_{i+1}, & i = 1 \\ -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \lambda_{i-1}P_{i-1}, & i = N \\ -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \lambda_{i-1}P_{i-1} + \mu_{i+1}P_{i+1}, & 1 < i < N \end{cases}$$

### 算法 1 迁移算子。

计算所有个体进口概率  $\lambda$  和出口概率  $\mu$ ；

FOR  $i = 1$  to  $NP$ ；

  FOR  $j = 1$  to  $D$ ；

    IF  $rand(0,1) < \lambda_i$ ；

      用概率  $\mu$  选取个体  $Y$ ；

$M_i(j) = Y(j)$ ；

    ELSE

$M_i(j) = X(j)$ ；

    END

  END

END

## 2 混合 BBO 算法

在 BBO 算法中不难发现，虽然种群间信息共享效率很高，但是只靠变异来维持种群的多样性，并不能够满足求解连续型优化问题时，在小范围内搜索所需的能力。同时，DE 算法是一种基于群体差异的进化算法，在连续域上有着高效的搜索能力，其简单易实现，鲁棒性强。如何协调收敛速度与搜索鲁棒性之间的关系，是改进 DE 算法的首要问题，否则算法在进化后期收敛速度会变慢，容易陷入局部最优。因此本文提出了一种基于 DE 与 BBO 算法的混合迁移算子，利用差分进化过程产生满足种群需求的步长移动，再通过迁移思想对群体资源进行有效协调与分配，充分发挥原算法的特点且弥补各自的不足之处。在此基础上还引入一种 Levy 变异策略，通过对算法的结合与扩展来完善原算法的性能。

### 2.1 混合迁移算子

混合迁移算子是 BBO/DEs 算法的核心步骤。首先由给定试验策略对种群个体生成对应的试验向量，然后进行交叉操作产生目标群体，最后通过选择得到下一代种群。混合算子的主要思想：在 BBO 算法的迁移算子中，以概率形式引入 DE 的试验策略，在保留原算法快速收敛的前提下，扩大了算法的搜索范围，提高了算法在局部的搜索能力。混合算子能更好地保留优秀个体，使得在小范围内做更精确地搜索，并且向其他个体共享资源。从一般意义上讲，种群能够更高效地

搜索最优解。混合迁移算子的具体步骤可参见算法 2。

#### 1) 试验策略。

对于个体  $X_{i,G}$ ，通过以下试验策略<sup>[13-15]</sup> 产生一个配对的试验向量  $V_{i,G}$ ：

1) “rand/2”：

$$V_{i,G} = X_{1,G} + F * (X_{2,G} - X_{3,G}) + F * (X_{4,G} - X_{5,G})$$

2) “best/2”：

$$V_{i,G} = X_{best,G} + F * (X_{1,G} - X_{2,G}) + F * (X_{3,G} - X_{4,G})$$

3) “current-to-rand/1”：

$$V_{i,G} = X_{i,G} + F * (X_{1,G} - X_{i,G}) + F * (X_{2,G} - X_{3,G})$$

4) “current-to-best/2”：

$$V_{i,G} = X_{i,G} + F * (X_{best,G} - X_{i,G}) + F * (X_{1,G} - X_{2,G})$$

其中： $r_1, r_2, r_3, r_4, r_5$  是从  $[1, NP]$  中随机获取且各不相同的整数，也必须不同于当前个体  $i$ ； $F$  为缩放比例因子，用于控制向量的影响大小。

使用不同的试验策略求解不同的优化问题通常有着不同的表现，相对优秀的策略更容易达到预期解的效果。试验策略主要分为 rand 与 best 两大类型。rand 类型：收敛速度慢，全局搜索能力强，因此适合求解多峰问题；best 类型：利用种群最优解求解的策略，一般都有较快的收敛速度，在解决单峰问题时表现突出，在求解多峰问题时易陷入局部最优解。

#### 2) 交叉操作。

对个体  $X_{i,G}$  与其所对应的试验向量  $V_{i,G}$  进行交叉操作，产生目标向量  $U_{i,G}$ ，这是一种典型的基因交换，公式如下：

$$u_{i,G}^j = \begin{cases} v_{i,G}^j, & rand_j[0,1] \leq CR \text{ 或 } j = j_{rand} \\ m_{i,G}^j, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中： $D$  为解空间维数； $CR$  属于  $[0,1]$  为杂交参数； $j_{rand}$  为  $[1, D]$  中的随机整数，以确保目标向量不会和当前个体完全相同。

混合交叉中每个分量可由两种方式产生，分别是 DE 中的试验向量与 BBO 中的迁移算子。

#### 3) 选择方案。

选择操作采用贪婪策略，即只有当产生的目标群体优于父代时才被保留，否则父代将直接保留至下一代。

### 2.2 变异操作

本文采用  $L(\lambda = 1, a = 1.5)$  的 Levy 分布<sup>[10-11]</sup>，这种分布介于高斯分布 ( $a = 2$ ) 与柯西分布 ( $a = 1$ ) 之间，容易得到远离原点的随机数，扩大搜索范围。因此可根据变异率，以当前次迭代的最高适应度点为基点，利用  $L(1, 1.5)$  分布进行探索。公式如下，其中  $m_i$  为个体  $X_i$  的变异率。

$$X_i = \begin{cases} X_{best}(1 + L(1, 1.5)), & m_i > rand(0,1) \\ X_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

### 2.3 精英机制

变异操作容易破坏高适应度的个体，因此采用精英保留机制：不对前  $keep$  个高适应度个体进行变异，以确保种群最优解不会在迭代后丢失。

### 2.4 算法流程

综上所述，基于差分进化的生物地理优化算法可归结为以下步骤：

步骤 1 设置种群规模  $NP$ ，阈值  $I, E$ ，精英保留个数  $keep$ ，最大变异概率  $pm$ ，及 DE 算法的相关初始参数，随机生成初代种群并评估适应值。

步骤 2 按照适应值排列群体  $P$ 。

步骤 3 若满足暂停条件，则输出最优解；否则转步骤 4。

步骤 4 计算  $P$  中个体的物种计数及迁移出概率。

步骤 5 根据混合迁移算子改变群体  $P$  形成目标群体  $P_1$ , 并评估适应值。

步骤 6 根据选择方案挑选  $P$  与  $P_1$  中优秀个体形成  $P_2$ 。

步骤 7 对  $P_2$  进行变异得到下一代群体  $P$ , 评估适应值, 转步骤 2。

算法 2 混合迁移算子。

计算个体的进出口概率  $\lambda, \mu$ ;

FOR  $i = 1$  to  $N_p$ ;

按照策略  $k$  产生试验向量  $V$ ;

$j_{rand} = randint[1, D]$ ;

FOR  $j = 1$  to  $D$ ;

IF  $rand(0, 1) < CR_{k,i}$  |  $i == j_{rand}$ ;

$U_i(j) = V_i(j)$ ;

ELSE

IF  $rand(0, 1) < \lambda_i$ ;

用概率  $\mu$  选取个体  $Y$ ;

$U_i(j) = Y_i(j)$ ;

ELSE

$U_i(j) = X_i(j)$ ;

END;

END;

评估目标个体  $U_i$ ;

IF  $U_i$  优于  $X_i$ ;

$X_i = U_i$ ;

END;

END;

### 3 仿真实验

#### 3.1 实验设计

为检测混合算法的性能, 将本文改进算法 BBO/DEs 配

合 4 种试验算子与原 BBO 算法、DE/BBO 算法<sup>[7]</sup>作对比。选取 2.1 节中的试验策略并简化表示为 BBO-R, BBO-B, BBO-CR, BBO-CB。引用文献[12]中的前 13 个高维标准测试函数进行测试, 其中  $F1 \sim F7$  是单峰函数,  $F8 \sim F13$  为多峰函数, 所有函数均为求最小值。

在 Matlab7 中将算法实现编程。设置种群  $NP = 50$ , 维数  $D = 30$ , 最大进出口速率  $I = E = 1$ , 精英保留个数  $keep = 2$ , 最大变异概率  $pm = 0.005$ , 杂交参数  $CR = 0.3$ , 缩放比例  $F = 0.5$ , 最大进化代数  $G = 1000$ ; 针对每个函数独立运行 20 次。实验从三个方面进行分析:

1) 根据平均适应度和成功率(达到指定测试函数收敛精度)比较三种算法的求解精度;

2) 通过平均进化曲线比较算法收敛速率;

3) 比较并分析 BBO/DEs 采用不同试验策略的寻优性能, 并与未变异的情况进行对比。

#### 3.2 实验结果讨论与分析

表 1、2 分别给出了各算法在求解单峰与多峰问题时的数据测试结果, 从求解精度和成功率上可见, BBO/DEs 算法在所有 13 个函数上明显优于原 BBO 算法与 DE/BBO 算法。限于篇幅, 图 2 只给出部分函数的进化曲线。这里验证了 BBO 算法有较强的信息共享能力, 但是缺乏实数编码时所需的搜索能力, 而改进算法 BBO/DEs 使得原算法的信息利用能力与 DE 的搜索能力达到了有效的平衡。

选择单峰函数( $F1 \sim F7$ )主要用于检验算法收敛特性<sup>[12]</sup>。进一步分析 BBO/DEs 算法中 4 种不同试验策略的数据结果。首先从理论上考虑, BBO 迁移算子与 best 类型策略都具有利用种群优势个体的性质, 如此双重作用下, 改进算法在求解单峰规则问题时, 能发挥极强的收敛性能。从图 2 可以看出, 策略“best/2”相比其他策略收敛速度更快, 精度更高。实验结果进一步证明了改进算法在求解单峰问题时较强的收敛性能。

表 1 BBO, DE/BBO 与 BBO/DEs 在单峰函数上测试结果

函数	精度	性能指标	BBO	DE/BBO	BBO-R	BBO-B	BBO-CR	BBO-CB
$F1$	$10^{-20}$	平均值	254	0.718	$7.34e-23$	$1.05e-43$	$1.98e-40$	$1.60e-37$
		成功率/%	0	15	100	100	100	100
$F2$	$10^{-20}$	平均值	0.877	0.0166	$6.22e-16$	$5.31e-27$	$3.33e-38$	$3.20e-41$
		成功率/%	0	40	0	100	100	100
$F3$	$10^2$	平均值	0.00625	0.00240	0.00471	0.102	0.875	0.0113
		成功率/%	0	0	0	100	65	50
$F4$	$10^{-2}$	平均值	0.152	0.114	0.0664	$6.03e-05$	0.0143	0.0488
		成功率/%	0	0	0	100	25	5
$F5$	25	平均值	0.999	0.740	0.258	0.247	0.264	0.292
		成功率/%	0	0	5	95	10	15
$F6$	$10^{-20}$	平均值	6.82	6.26	$1.33e-06$	$3.78e-23$	$1.04e-09$	$7.03e-08$
		成功率/%	0	10	0	100	0	0
$F7$	$10^{-3}$	平均值	0.346	0.0199	0.806	0.00723	0.0479	0.0311
		成功率/%	0	0	0	90	0	80

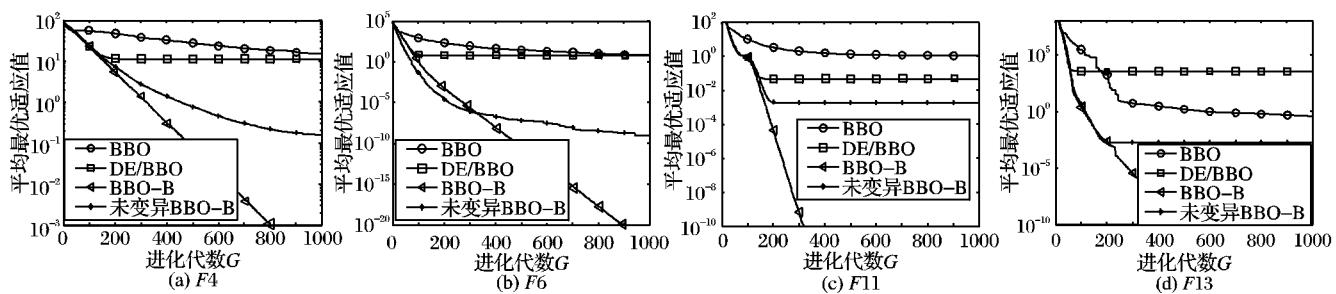


图 2 BBO, DE/BBO 与 BBO-B 的平均最优适应度收敛曲线图

表 2 BBO, DE/BBO 与 BBO/DEs 在多峰函数上测试结果

函数	精度	性能指标	BBO	DE/BBO	BBO-R	BBO-B	BBO-CR	BBO-CB
<i>F8</i>	-12 569	平均值	-12 567.7	-12 568.1	-12 569.5	-12 569.5	-12 569.5	-12 569.5
		成功率/%	0	0	100	100	100	100
<i>F9</i>	10 <sup>-20</sup>	平均值	2.29	6.74	0.00147	0	0	0.0497
		成功率/%	0	0	0	100	100	95
<i>F10</i>	10 <sup>-14</sup>	平均值	1.33	0.132	9.50e-13	3.38e-15	2.66e-15	4.80e-15
		成功率/%	0	0	0	100	100	100
<i>F11</i>	10 <sup>-20</sup>	平均值	1.06	0.0440	9.86e-04	0	0.00443	0.0119
		成功率/%	0	20	90	100	70	55
<i>F12</i>	10 <sup>-20</sup>	平均值	0.0167	0.149	5.50e-08	1.71e-24	1.91e-11	2.87e-09
		成功率/%	0	5	0	100	0	0
<i>F13</i>	10 <sup>-20</sup>	平均值	0.370	0.00333	1.11e-06	3.94e-23	0.00494	0.0149
		成功率/%	0	0	0	100	0	0

多峰函数(*F8*~*F13*)具有多个极值点,求解这类问题是对算法跳出局部最优解和逼近全局最优解能力的检验<sup>[12]</sup>。如图2,改进算法在进化初期就能迅速收敛到理论最优解附近,然后保持向理论最优解靠近的趋势,具有较强的收敛性能。“best/2”策略在6种多峰函数中,依然保持较高的精度完成进化。可见,虽然“best/2”策略有着双重逼近种群最优解的趋势,但是仍然不会陷入局部最优解,发生早熟现象。这样的优势归因于Levy变异。若把变异概率pm设置为0,从图2可见,改进算法易陷入局部最优解,因此,调整一定的变异概率不仅可以保持种群的多样性,也极大地增强了改进算法在求解多峰问题时的搜索能力。

通过本文实验得到以下结论:

1) BBO/DEs 算法相比原算法与 DE/BBO 算法在求解 13 个高维测试函数上有着较好的表现。改进算法在保持原 BBO 算法较强的全局搜索能力下,克服了搜索精度低的缺点,是一种有效的结合。

2) 混合迁移算子与变异都是 BBO/DEs 算法的重要组成部分,适当地调节变异概率可以极大地改善改进算法在求解多峰问题时的性能,也能提高在求解单峰问题时的收敛速度。

3) 在本文给出的测试函数中,选择“best/2”策略能较大地发挥出改进算法的特点,不仅加速了算法的收敛,而且能给予高质量的最终解。

#### 4 结语

本文将 DE 变异算子融入 BBO 算法中,实现了生物地理学算法在实数编码时性能的增强。并且通过实验,对不同试验策略的改进算法进行分析比较,展现算法不同的特点,选取更优秀的改进策略组合,增强了算法的寻优性能。进一步的研究可使算法能同时结合各种试验策略,在求解当前优化问题时,自适应地调节和选取策略。

#### 参考文献:

- SIMON D. Biogeography-based optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(6): 702–713.
- SIMON D. A probabilistic analysis of a simplified biogeography-based optimization algorithm[J]. Evolutionary Computation, 2011, 19(2): 167–185.
- SIMON D. Matlab code of BBO[EB/OL]. [2008-05-08]. <http://academic.csuohio.edu/simond/bbo/>.
- DU DAWEI, SIMON D, ERGEZER M. Biogeography-based optimi-
- zation combined with evolutionary strategy and immigration refusal [C]// IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 997–1002.
- MA HAIPING, NI SUHONG, SUN MAN. Equilibrium species counts and migration model tradeoffs for biogeography-based optimization [C]// 48 th IEEE Conference on Decision and Control. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 3306–3310.
- MO H, XU L. Biogeography migration algorithm for traveling salesman problem[J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2011, 4(3): 311–330.
- BHATTACHARYA A, CHATTOPADHYAY P K. Hybrid differential evolution with biogeography-based optimization for solution of economic load dispatch [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(4): 1955–1964.
- 蔡之华, 龚文引, LING C. 基于进化规划的新型生物地理学优化算法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(6): 1106–1112.
- STORN R, PRICE K. Differential evolution: A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11: 341–359.
- LIN CHANG-YONG, YAO XIN. Evolutionary programming using mutations based on the Levy probability distribution [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(1): 1–13.
- LEE CHANCYONG, YAO XIN. Evolutionary programming using mutations based on the Levy probability distribution [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(1): 1–13.
- YAO XIN, LIU YONG, LIN GUANGMING. Evolutionary programming made faster[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(2): 82–102.
- QIN A K, HUANG V L, SUGANTHAN P N. Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(2): 398–417.
- QIN A K, SUGANTHAN P N. Self-adaptive differential evolution algorithm for numerical optimization[C]// The 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005: 1785–1791.
- SIVANANAITHAPERUMAL S, AMALI S M J, BASKAR S, et al. Constrained self-adaptive differential evolution based design of robust optimal fixed structure controller[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(6): 1084–1093.