

基于迁出地动态选择与自适应迁入策略的 BBO 算法

唐继勇¹ 仲元昌² 曾广朴³

(重庆电子工程职业学院计算机学院 重庆 401331)¹

(重庆大学飞行器测控与通信教育部重点实验室 重庆 400044)²

(长江师范学院计算机工程学院 重庆 408100)³

摘 要 Dan Simon 用生物地理学的方法和机制来解决工程优化问题,提出了生物地理学优化算法(Biogeography-Based Optimization, BBO)。该算法因其独特的搜索机制和较好的性能在智能优化算法领域得到了广泛的关注。为了进一步提高生物地理学优化算法的全局和局部搜索能力,提出了一种基于动态选择迁出地与混合自适应迁入的优化策略,对生物地理学优化算法进行改进,形成一种新的改进型 BBO 算法。该算法根据进化阶段动态选择待迁出地,并综合当前迁出地和随机迁出地优化迁入策略;同时,设计与适应度相关的变异机制,以增加算法的全局搜索能力。仿真实验结果表明,该算法在全局搜索、收敛速度和收敛精度上均优于对比算法。

关键词 生物地理学优化, 动态选择, 自适应迁入, 自适应变异

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.10.053

Biogeography-based Optimization with Adaptive Immigration and Dynamic Selection Emigration Strategy

TANG Ji-yong¹ ZHONG Yuan-chang² ZENG Guang-pu³

(Computer College, Chongqing College of Electronic Engineering, Chongqing 401331, China)¹

(Key Laboratory of Communication and Tracking Telemetry Command of Education Ministry, Chongqing University, Chongqing 400044, China)²

(School of Computer Engineering, Yangtze Normal University, Chongqing 408100, China)³

Abstract Dan Simon proposed a biogeography-based optimization to solve engineering optimization problems. The algorithm has captured the attention of many researchers in the field of intelligent optimization algorithm with its unique search mechanism and good performance. In order to improve the global and local search ability of biogeography-based optimization algorithm, an improved biogeography optimization strategy based on dynamic selection emigration and adaptive immigration was proposed. The improved algorithm mixes the stages of evolution, dynamic selection emigration, random emigration and self-variation to increase the global search ability of the algorithm. The results of simulation experiments show that the algorithm is superior to the contrast algorithm in global searching, convergence speed and convergence accuracy.

Keywords Biogeography-based optimization, Dynamic selection, Adaptive immigrate, Adaptive mutation

1 引言

在研究生物种群栖息地的分布、迁移和灭绝规律发展起来的生物地理科学的基础上,提出了众多种群分布、迁移和灭绝的数学模型。这些规律和数学模型为构建优化算法提供了新的理念和发展动力。由美国学者 D. Simon 提出的生物地理学优化算法^[1]的基本思想是模拟生物群体在不同栖息地之间的迁移,实现栖息地之间信息的交流与共享,达到搜索寻找问题最优解的目的。该算法在科研和工程领域得到广泛应

用,文献[2]基于改进生物地理学优化算法完成了电网故障诊断,文献[3]通过改进生物地理学优化算法后的匹配追踪算法对次电力系统的同步振荡信号进行阻尼正弦原子分解以解决次同步振荡问题,文献[4]基于混合生物地理学优化算法求解多目标优化问题。

与其他群智能算法一样,BBO 算法在迭代过程中容易出现因振荡导致收敛速度较慢或早熟收敛、局部搜索能力不强进而导致精度较低的不足^[5]。

文献[6]引入各种迁移率模型以控制生物的转移概率;文

到稿日期:2015-07-07 返修日期:2015-12-15 本文受重庆市科技攻关项目(cstc2012gg-yyjs40010),重庆市自然科学基金项目(CSTC2008BB2340),重庆市教委科学技术项目(KJ131307)资助。

唐继勇(1971—),男,硕士,副教授,主要研究方向为计算机网络、信息安全等;仲元昌(1965—),男,博士,教授,主要研究方向为通信与测控系统、多目标跟踪等,E-mail:zyc@cqu.edu.cn;曾广朴(1967—),男,副教授,主要研究方向为计算机网络、智能信息处理等。

献[7]通过引入启发算子来改进 BBO 算法;文献[8]将差分进化的搜索性与 BBO 算法的迁入性结合;文献[9]在迁移算子中引入随机扰动项以解决早熟收敛问题;文献[10]提出基于混沌搜索的生物地理分布优化算法以增强精细搜索能力。较传统 BBO 算法,以上改进在一定程度上改善了收敛性与早熟性问题。

本文主要从迁出地动态选择、迁入地生态环境因子的自适应改变以及自适应变异 3 方面提出一种新的改进生物地理优化算法。

2 基本 BBO 算法

BBO 算法中,种群的每个个体处于不同的栖息地(Habitat),个体在所处栖息地的适应性用栖息地适应指数(Habitat Suitability Index, HIS)表示,1 个 HIS 对应待优化问题的 1 个候选解,其高低反应候选解的优劣;HIS 与栖息地生态如温度、雨量、物种、植被多样性等因素相关,这些因素称为适应度指数变量(Suitability Index Variable, SIV),对应待优化问题中的变量。BBO 算法的进化过程主要有 3 个步骤^[11-13]。

(1) 初始化:按式(1)随机产生 N 个栖息地的适应度指数变量 SIV,1 个栖息地供 1 个种群生存,每个栖息地包含 D 个 SIV,对应 D 维变量。所有栖息地的 SIV 组成矩阵 $X=[X_1, X_2, \dots, X_N]$,其中向量 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 。

$$x_{ij}=LB_j+rand \times (UB_j-LB_j) \quad (1)$$

其中, $i \in [1, N], j \in [1, D], UB_j$ 和 LB_j 分别表示第 j 维变量的上下限。 x_{ij} 表示栖息地 X_i 的第 j 维变量。

根据 X 和适应度函数计算每个栖息地的 HIS。

(2) 迁移:所有栖息地按其相应的 HIS 降序排列,原栖息地 X_i 被重新赋予新的 i 值, i 值的大小代表栖息地 X_i 的 HIS 值的高低,栖息地 X_1 具有最高 HIS 值。排序后栖息地 X_i 的物种数量 S_i 按式(2)计算:

$$S_i=S_{\max}-i, i=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中, $S_{\max}$ 表示种群能容纳的最大个体数量,一般设为栖息地个数 N 或 $N+1$ 。

栖息地 X_i 的迁入率 λ_i 、迁出率 μ_i 按式(3)、式(4)计算:

$$\lambda_i=I_{\max} \times (1-\frac{S_i}{S_{\max}}) \quad (3)$$

$$\mu_i=E \times \frac{S_i}{S_{\max}} \quad (4)$$

其中, $I_{\max}$ 为最大迁入率, E 表示最大迁出率。

根据各栖息地迁入率 λ ,基于概率选择需要迁入的栖息地 X_i ,确定 X_i 后,再根据迁出率 μ ,基于概率选择需迁出的栖息地 X_j ;从 X_j 中概率选择某些 SIV 分量替换 X_i 中对应的 SIV;最后计算 HIS,以评估栖息地新的适应度。

(3) 变异:依据变异概率选择栖息地 X_i ,随机产生一个 SIV 代替 X_i 中的 SIV,变异可以使得具有低 HIS 的栖息地得到改进机会,从而提高 HIS 值。

基本 BBO 算法描述如下。

Begin

/* 初始化 */

1. 随机产生 N 个初始栖息地,对应 N 个种群;

2. 计算各栖息地的 HIS;

3. while not T1 /* T1 为迭代结束条件,通常为次数 */

4. 按 HIS 值降序重新排列栖息地;

5. 各栖息地按式(3)、式(4)计算迁入率 λ 和迁出率 μ ; /* 迁移 */

6. for $i=1$ to N

7. 根据迁入率,概率选择待迁入栖息地 X_i ;

8. if X_i is selected

9. 按式(5)概率选择迁出地 X_j ;

10. if X_j is selected

11. 随机选择 x_{jk} 更新 x_{ik} ;

12. end if

13. end if

14. end for

15. 计算各栖息地的 HIS,并按降序重新排列; /* 变异 */

16. 根据变异率,概率选择待变异栖息地 X_i ;

17. if X_i is selected

18. 在变量取值范围内随机改变 X_i 的部分 SIV 因子;

19. end if

20. 计算各栖息地的 HIS,并按降序重新排列;

21. end while

End

3 BBO 算法改进

3.1 改进原因分析

虽然目前对基本 BBO 算法进行了多方面的改进,算法性能也有一定的提升,然而早熟收敛以及精细搜索依然是 BBO 算法面临的一个关键问题,尤其是在复杂的多峰搜索问题中。其原因如下。

(1) 基本 BBO 算法中,HIS 的提升是通过改变 SIV 因子来实现的,而 SIV 因子的改变除了低概率的变异之外,就只能依靠迁入异地 SIV 来改变本地 SIV 的结构。而在基本 BBO 算法中,SIV 因子的迁入策略仅仅是用迁出地的因子简单替换迁入地的因子,故发现新解能力不足,且解的更新没有方向性。

(2) 在基本 BBO 算法中,栖息地在进行物种迁移操作时待迁出的栖息地根据轮盘赌的方式确定,这种方式虽然可有效选取较优栖息地个体代替需要迁出的栖息地,但容易造成种群多样性降低,进而引起过早收敛;故在搜索最优解的过程中,不同阶段需要不同的选择压力。

文献[6-9]分别从迁移概率和迁移因子幅度方面对算法进行了改进,但改进过程没能充分利用种群进化过程中的历史信息。文献[10]通过优化种群初始化分布和引入混沌搜索来改进早熟收敛和增加精细搜索能力,但广阔的混沌空间搜索到更好解的机率不高,并且还增大了算法的时间和空间复杂度。

3.2 算法改进策略

本文从动态调整迁出地选择概率、迁入地自适应改变、自适应变异 3 方面对 BBO 算法进行改进。

3.2.1 基于动态选择和对立搜索策略选择迁出地

本文基于概率进行动态选择,并用对立搜索策略分别选择两个待迁出地。

对待迁出栖息地 X_i 进行动态选取的思想是:使得在进化过程的不同阶段栖息地选择有不同的压力^[14]。基本方法是:

在进化前期,保障 HSI 较低的栖息地迅速提高质量,以较大概率迁入 HIS 较高的栖息地;在进化中期,为保障搜索的广度,使得 HSI 较低的栖息地有一定的生存机会,保持种群多样性;在进化后期,解集逐渐接近收敛,为使栖息地选择具有靶向性,让较优解参与迁移,以提高解的收敛精度。根据以上思想,本文设计第 k 个迁出地对应的动态选择概率 P_k 来代替轮盘赌选择概率,从而确定待迁出的栖息地 X_k 。

$$P_k = \frac{\mu_k^\varepsilon}{\sum_{i=1}^N \mu_i^\varepsilon} \quad (5)$$

$$\varepsilon = \frac{1}{2} [\cos(\frac{t}{T}\pi) + 1] \quad (6)$$

其中, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数, μ_i 和 μ_k 为栖息地 X_i 和 X_k 的迁出率。

Tizhoosh^[15] 得出了用随机算子在群体智能算法进行迭代进化会导致收敛速度偏慢的结论。为提高探索效率,提出用基于对立点的对立搜索代替随机搜索,同时中心对立定理^[16] 证明了对立搜索在发现最优解时的效率优势。

定义^[15] 设 x 是区间 $[l, u]$ 内的任意实数,它的对立点定义为:

$$x^o = l + u - x \quad (7)$$

采用对立搜索策略选择迁出地的方法是:设 X_i 为选中的待迁入地,首先按式(8)选择相应的待迁出地 X_i 的对立点,然后寻找适应值与 HIS_{X_i} 的差的绝对值最小的栖息地 X_k 为对立迁出地。

$$HIS_{X_i} = HIS_{\min} + HIS_{\max} - HIS_{X_i} \quad (8)$$

其中, $HIS_{\min}$, $HIS_{\max}$, HIS_{X_i} 分别是当前适应度的最小值、最大值和迁入地 X_i 的适应度。

3.2.2 迁入地自适应改变

生物地理学中种群迁移的基本原则是:高 HIS 的栖息地因种群数量太多,故具有高迁出率、低迁入率;反之,低 HIS 的栖息地具有高迁入率、低迁出率^[17]。但低 HIS 栖息地并不适合种群生存,故需要共享高 HIS 的 SIV 因子信息,即用高 HIS 栖息地携带的 SIV 因子信息改变低 HIS 栖息地的 SIV 因子。基本 BBO 算法用随机选中的因子直接替换,这导致收敛速度偏慢。

为此,综合考虑以下两个主要因素:

(1) 迁入、动态选择的迁出地间的 SIV 差异和迁出率大小;

(2) 迁入地与对立搜索选择迁出地间的 SIV 差异及迁出率大小。

由此进行下列自适应迁入函数设计。

设 X_i 为选中的待迁入地, X_k 为对应的待迁出地,即种群拟从 X_k 转移到 X_i , X_o 为按对立搜索策略选择的栖息地,则迁入地 X_i 第 j 维 SIV 因子 x_{ij} 的自适应迁入函数表示为:

$$x_{ij} = x_{ij} + \alpha \times (x_{oj} - x_{ij}) + \beta \times (x_{kj} - x_{ij}) \quad (9)$$

$$\alpha = \mu_o - \mu_i \quad (10)$$

$$\beta = \mu_k - \mu_i \quad (11)$$

其中, μ_o , μ_i , μ_k 为 X_o , X_i , X_k 的迁出率, x_{oj} 和 x_{kj} 分别是栖息地 X_o 和 X_k 在 j 维 SIV 因子(变量)上的值。

另外,在迁移过程中的迁出地选择方面,本文算法将以往

1 个迁入地对应 1 个迁出地的策略改为 1 个迁入地可能对应多个迁出地。即 1 次迁入过程为:

(1) 根据迁入率,概率选择迁入地;

(2) 针对每 1 维 SIV,从其余的栖息地中按式(5)、式(6)、式(8)选择迁出地;

(3) 按式(9)计算迁入地的对应维 SIV;

(4) 重复(2)、(3),直到完成所有维的计算。

3.2.3 栖息地环境突变

自然界中,栖息地的环境因子会因为随机事件如疾病、气候和自然灾害等发生不同程度的变化,从而影响栖息地的适应度。在改进 BBO 算法中,为模拟自然界这种变化,将基本 BBO 算法中的变异细分为两种情况。

第一种情况是基本变异,根据栖息地 X_i 的种群数量概率 $P(X_i)$ 对栖息地的环境因子进行突变。由于适宜度较高的栖息地和适宜度较低的栖息地对应的种群数量概率都较低,平衡点对应数量概率则较高。每个栖息地的数量概率表示对于给定问题预先存在的可能性。如果一个栖息地的数量概率较低,则该方法存在的概率较小。如果发生突变,它很有可能突变成更好的方法。相反地,具有较高数量概率的方法突变到其它方法的可能性很小。因此突变概率函数与该栖息地的数量概率成反比,相应的函数如式(12)所示:

$$M(X_i) = M_{\max} \times (1 - P(X_i)) / P_{\max} \quad (12)$$

其中, $M_{\max}$ 为用户定义最大突变率。该突变函数可使低适宜度的栖息地以较大概率发生突变,为该栖息地增加更多的机会搜索目标。

第二种情况是自然灾害导致的巨大变化,这种变化被设计为在一定条件下重新初始化部分栖息地的所有 SIV 因子。本文算法的条件是:连续 R 次迭代,最优 HIS 改进率都低于预设阈值 ε 时,重新初始化 10% 的栖息地。

3.2.4 改进算法流程

本文提出的改进 BBO 算法流程如下。

Begin

/* 初始化 */

1. 随机产生 N 个初始栖息地,对应 N 个种群;

2. 计算各栖息地的 HIS;

3. while not T1 /* T1 为迭代结束条件,通常为次数 */

4. 按 HIS 值降序重新排列栖息地;

5. 各栖息地按式(3)、式(4)计算迁入率 λ 和迁出率 μ_i ; /* 迁移 */

6. for $i=1$ to N

7. 根据迁入率,概率选择待迁入栖息地 X_i ;

8. if X_i is selected

9. for $k=1$ to D /* D is dimension */

10. 按式(5)、式(6)概率选择迁出地 X_k ;

11. if X_k is selected

12. 选择 x_{jk} ;

13. 按式(7)更新 x_{ik} ;

14. end if

15. end for

16. 按式(8)对立搜索策略选迁出地 X_o ;

17. end if

18. end for

19. 计算各栖息地的 HIS,并按降序重新排列; /* 变异 */

20. if 连续 R 次最优 HIS 改进率小于 ϵ
21. 重新初始化最差 HIS 值的 K 个栖息地;
22. else
23. 根据式(12)的变异率, 概率选择待变异栖息地 X_i ;
24. if X_i is selected
25. 在变量取值范围内随机改变 X_i 的部分 SIV 因子;
26. end if
27. end if
28. 计算各栖息地的 HIS, 并按降序重新排列;
29. end while
End

4 仿真实验与结果分析

为验证改进算法的有效性及其性能, 利用 MATLAB R2012b 将本文改进算法与基本生物地理学优化(BBO)^[1]、基于差分进化的生物地理学优化(DEBBO)^[8]、基于混沌的生物地理分布优化(CSBBO)算法^[10]、基于混合迁移策略的生物地理学优化(HMBBO)^[14]算法分别从最优解、平均解、标准差 3 方面进行对比测试。

表 2 BBO, DEBBO, CSBBO, HMBBO 算法与本文算法测试结果对比

函数	性能指标	BBO	DEBBO	CSBBO	HMBBO	本文算法
F1	最优解	3.89E-20	0	0	0	0
	平均解	4.67E-19	8.92E-21	7.26E-22	6.29E-22	5.53E-23
	方差	4.96E-19	1.13E-21	2.65E-22	2.93E-22	3.66E-23
F2	最优解	7.66E-21	0	0	0	0
	平均解	3.22E-20	2.62E-21	1.76E-21	2.67E-22	1.62E-22
	方差	4.82E-20	2.15E-21	3.25E-21	4.23E-22	3.36E-22
F3	最优解	6.11	0.213	0.0613	0.0261	0.0053
	平均解	23.81	18.92	15.92	15.10	6.52
	方差	10.22	9.66	8.94	10.66	3.89
F4	最优解	9.76E-3	1.39E-4	2.55E-5	1.38E-5	1.10E-5
	平均解	6.23E-2	2.62E-3	9.55E-4	9.67E-5	3.62E-5
	方差	9.88E-2	9.15E-4	4.99E-4	4.23E-5	1.36E-5
F5	最优解	36.82	22.62	16.68	12.36	9.83
	平均解	103.98	98.77	75.19	65.21	36.52
	方差	26.77	23.15	18.94	15.66	13.89
F6	最优解	1.39E-20	0	0	0	0
	平均解	2.27E-19	9.62E-21	6.16E-22	5.88E-22	4.39E-23
	方差	3.86E-19	5.33E-21	3.21E-22	3.67E-22	2.62E-23
F7	最优解	3.88E-4	9.15E-5	6.31E-6	7.77E-7	3.58E-8
	平均解	6.78E-3	5.33E-4	7.56E-5	5.92E-6	6.25E-7
	方差	9.92E-3	2.89E-3	9.88E-4	9.08E-5	9.91E-7
F8	最优解	5.66E-12	4.55E-13	6.84E-13	4.55E-13	5.66E-14
	平均解	3.62E-10	1.33E-11	4.31E-11	2.12E-11	8.11E-13
	方差	9.66E-9	6.69E-10	9.99E-11	8.76E-11	8.99E-13
F9	最优解	1.29E-20	1.39E-22	2.55E-22	2.38E-23	1.34E-23
	平均解	9.27E-19	8.82E-21	6.16E-22	5.29E-22	9.26E-23
	方差	9.86E-19	7.23E-21	3.29E-22	4.13E-22	8.66E-23
F10	最优解	1.26E-14	7.33E-15	5.55E-16	6.91E-17	9.26E-18
	平均解	3.88E-12	8.91E-13	6.89E-15	1.88E-15	8.78E-17
	方差	8.62E-13	9.69E-13	1.15E-14	6.32E-14	9.35E-16
F11	最优解	3.87E-20	1.89E-22	3.27E-22	6.99E-23	1.34E-23
	平均解	6.55E-19	5.21E-21	5.39E-21	9.52E-22	3.56E-22
	方差	9.52E-19	9.81E-21	3.21E-21	4.55E-22	7.51E-22
F12	最优解	5.58E-20	9.49E-22	8.22E-22	6.01E-23	2.66E-23
	平均解	4.26E-19	3.66E-21	1.05E-21	7.53E-22	7.92E-22
	方差	6.39E-19	7.91E-21	9.82E-21	3.84E-22	9.93E-22

4.3 结果分析

由于基准函数的最小值均为 0, 因此测试中算法找到的最优解越小, 则该算法的搜索精度越高、收敛性越好。同时,

4.1 基准函数及算法参数设置

对比测试拟从算法的收敛速度和全局探索能力两方面组织基准函数。按此原则, 基准函数选用文献[18]中的前 12 个高维测试函数, 其中 F1—F7 是单峰连续优化函数, 用于对比测试算法的收敛速度和收敛精度。F8—F12 是多峰连续优化函数, 用于对比测试算法摆脱局部极值的全局搜索能力。以上函数的定义和初始搜索域范围均按文献[18]进行设置, 全局最小值均为 0。

所有算法均以寻优过程中函数评价次数超过 2000 作为停止测试的条件。表 1 所列为本文算法进行实验时的参数设置。

表 1 算法参数设置

参数	值	参数	值
种群规模 N	50	问题维数 D	30
最大迁入率 I	1	最大迁出率 E	1
函数评价次数	2000	最大变异率 PM	0.01

4.2 对比实验

本文算法将基准函数中每个函数运行 50 次, 寻找各函数的最小值, 最优解、平均解、标准差的统计结果如表 2 所列。

平均解和标准差可以较好地衡量算法的稳定性。

从对比测试结果可以看出, 在相同函数评价次数的条件下, 与对比算法相比, 本文算法在最优解、平均解和方差指标

上均有较好表现,表明本文算法不仅具有更快的收敛速度和更高的寻优精度,而且具有较好的稳定性。

结束语 本文采用动态选择和对立搜索策略两种方式选择迁出地,结合自适应迁入、自适应变异方法对基本生物地理分布优化算法进行了改进。首先,采用迁出地动态选择和对立搜索策略加快了算法的收敛速度;其次,自适应迁入函数的引入使得算法在变更环境因子 SIV 时,分别从待迁入栖息地当前状态、对立点迁出地以及动态选择的迁出地 3 方面综合评价 SIV 的改变,使得算法不至于过早收敛。同时,本文的变异策略既保护了较高 HIS 栖息地,又使得具有低 HIS 的栖息地能得到更多改进机会,保障了种群多样性,进一步降低了早熟收敛的风险。

对比测试表明,改进算法无论是在全局搜索性能、局部搜索性能,还是算法的收敛性、稳定性方面都有较大提升。

参考文献

- [1] Simon D. Biogeography-based Optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(6): 702-713
- [2] Xiong Guo-jiang, Shi Dong-yuan. An Improved Analytic Model for Fault Diagnosis of Power Grids and Its Self-Adaptive Biogeography-Based Optimization Method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(4): 204-209 (in Chinese)
熊国江, 石东源. 电网故障诊断改进解析模型及其自适应生物地理学优化方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(4): 205-209
- [3] Dong Fei-fei, Liu Di-chen, Liao Qing-fen, et al. Application of IBBO-based atomic decomposition algorithm in subsynchronous oscillation suppression [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(6): 107-112 (in Chinese)
董飞飞, 刘涤尘, 廖清芬, 等. 基于 IBBO 的原子分解算法在次同步振荡抑制中的应用[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(6): 107-112
- [4] Bi Xiao-jun, Wang Jue, Li Bo. Multi-objective optimization based on hybrid biogeography-based optimization [J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(1): 179-185 (in Chinese)
毕晓君, 王珏, 李博. 基于混合生物地理学优化的多目标优化算法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(1): 179-185
- [5] Wang Cun-rui, Wang Nan-nan, Duan Xiao-dong, et al. Survey of Biogeography-based Optimization [J]. Computer Science, 2010, 37(7): 34-37 (in Chinese)
王存睿, 王楠楠, 段晓东, 等. 生物地理学优化算法综述[J]. 计算机科学, 2010, 37(7): 34-37
- [6] Ma Hai-ping. An analysis of the equilibrium of migration models for biogeography-based optimization [J]. Information Sciences, 2010, 180: 3444-3464
- [7] Du Da-wei, Simon D, Ergezer M. Biogeography-based optimization combined with evolutionary strategy and immigration refusal [C] // IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 997-1002
- [8] Ye Kai-wen, Liu San-yang, Gao Wei-feng. Biogeography-based optimization algorithm of differential evolution [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(11): 2981-2984 (in Chinese)
叶开文, 刘三阳, 高卫峰. 基于差分进化的生物地理学优化算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(11): 2981-2984
- [9] Xu Zhi-dan, Mo Hong-wei. Multi-objective disturbance biogeography-based optimization algorithm [J]. Control and Decision, 2014, 29(2): 231-235 (in Chinese)
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
- [10] Zhang Ping, Wei Ping, Yu Hong-yang, et al. Biogeography-Based Optimization Algorithm by Using Chaotic Search [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2012, 41(1): 65-69 (in Chinese)
张萍, 魏平, 于鸿洋, 等. 基于混沌的生物地理分布优化算法[J]. 电子科技大学学报, 2012, 41(1): 65-69
- [11] Ding Zhi-guo, Fei Min-rui, Ma Hai-ping. Ensemble Selection Method Based on Biogeography-based Optimization Algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(5): 996-999 (in Chinese)
丁智国, 费敏锐, 马海平. 一种基于生物地理学优化算法的集成选择方法[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(5): 996-999
- [12] Bi Xiao-jun, Wang Jue, Li Bo, et al. An ϵ Constrained Biogeography-Based Optimization with Dynamic Migration [J]. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(3): 580-589 (in Chinese)
毕晓君, 王珏, 李博, 等. 基于动态迁移的 ϵ 约束生物地理学优化算法[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(3): 580-589
- [13] Dan S. Biogeography-Based Optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(6): 702-713
- [14] Bi Xiao-jun, Wang Jue. Biogeography-Based Optimization Based on Hybrid Migration Strategy [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(5): 768-772 (in Chinese)
毕晓君, 王珏. 基于混合迁移策略的生物地理学优化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(5): 768-772
- [15] Tizhoosh H. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence [C] // Proceedings of the 2005 International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 695-701
- [16] Rahnamayan S, Tizhoosh H, Salama M. Opposition versus randomness in soft computing techniques [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(2): 906-918
- [17] Zhang Guo-hui, Nie Li, Zhang Li-ping. Review on biogeography-based optimization algorithm and applications [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(3): 12-17 (in Chinese)
张国辉, 聂黎, 张利平. 生物地理学优化算法理论及其研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(3): 12-17
- [18] Yao Xiu, Liu Yong, Lin Guang-ming. Evolutionary programming made faster [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(2): 82-102