

生物地理学优化算法与应用综述

杨蒙蒙¹, 王水花¹, 陈 焱¹, 张煜东^{1,2}

(1. 南京师范大学计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210023)

(2. 莱斯特大学信息学院, 莱斯特 LEI 7RH)

[摘要] 从生物地理学优化(biogeography-based optimization, BBO)算法的背景出发, 详细介绍 BBO 算法的产生和发展, 阐述了 BBO 算法的基本思想、突变操作、迁移操作以及算法流程, 将 BBO 算法与几种先进的优化算法对比并总结, 探讨了算法应用的拓展, 并讨论了 BBO 的优化改进算法。

[关键词] 生物地理学优化, 算法, 应用, 综述

[中图分类号] TP301.6 [文献标志码] A [文章编号] 1672-1292(2018)02-0050-06

Survey of Algorithms and Applications of Biogeography-based Optimization

Yang Mengmeng¹, Wang Shuihua¹, Chen Yi¹, Zhang Yudong^{1,2}

(1. School of Computer Science and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. Department of Informatics, University of Leicester, Leicester LEI 7RH, United Kingdom)

Abstract: Biogeography-based optimization (BBO) is a novel optimization algorithm based on biogeography theory which was proposed by Dan Simon in 2008. Firstly, based on the background of BBO algorithm, the paper introduces the creation and the development of BBO in detail. In addition, the basic idea of the BBO, mutation operation, migration operation, and pseudo-code of the algorithm are explained. Secondly, we summarize the comparison between BBO algorithm and several state-of-the-art optimization algorithms. Thirdly, we discuss the applications of BBO algorithm. And finally, we focus on the improvement of BBO algorithms.

Key words: biogeography-based optimization, algorithm, application, survey

生物地理学诞生于 19 世纪初, 是研究生物种群组成的科学. Darwin 生物进化和物种形成理论促进了生物地理学的迅速发展. 但是直到 20 世纪 60 年代才正式建立了关于物种分布的数学模型. 2008 年 Dan Simon^[1]首次提出了一种新颖的基于种群的生物地理学理论的优化算法. 在 BBO 算法提出之前已经存在很多优化算法, 例如蚁群算法(ACO)^[2]、粒子群算法(PSO)^[3-5]、遗传算法(GA)^[6-8]等, 这些算法由于种群协作优化的特性被广泛使用. BBO 算法本身也是一种种群智能优化算法, 与 GA 算法相比, 其迁入率决定了引入的不同个体的比例, 而 GA 的基因重组操作所使用的交叉基因片段来自同一个体, 这是 BBO 算法与 GA 算法的不同. BBO 算法和 PSO 算法都可以与其邻居进行信息上的交互, 但 BBO 算法由于其独特的生物激励机制能更快速高效地找到问题的最优解.

1 生物地理学优化算法的基本介绍

1.1 基本思想

BBO^[1,9]是一种新型的智能优化算法, 在模式识别、电力及换热器优化等领域已取得不错的成果. 图 1 展示了物种生活的栖息地. 栖息地即生物物种生活的环境. 每一个栖息地包含很多特征变量, 如温度、降水、地貌特征等, 这些特征变量共同决定着此栖息地能容纳多少种群. 通常用适宜度指数(HSI)来描述一

收稿日期: 2017-09-20.

基金项目: 国家自然科学基金(61602250)、江苏省自然科学基金(BK20150983).

通讯联系人: 张煜东, 教授, 博士生导师, 研究方向: 人工智能与医学图像处理. E-mail: yudongzhang@ieee.org

个栖息地的种群丰富度,一个栖息地所包含的种群数量与 HSI 成正相关. 一个较高 HSI 的栖息地,包含的种群数量会较多,但由于栖息地边缘种群生物的流动性会造成该栖息地迁出率增加的现象. 而对于一个低 HSI 的栖息地而言,由于其物种数量比较少,附近高 HSI 栖息地生物的批量迁移渗透使其具有较高的迁入率.

1.2 算法步骤

BBO 算法的基本流程如下:

- (1) 初始化 BBO 算法的参数:最大物种数 S_{\max} ,最大的迁入率 I ,最大迁出率 E ,最大突变率 g_{\max} ;
- (2) 初始化一组栖息地的适宜度向量(SIV),每个向量都对应着一个给定问题的潜在解;
- (3) 计算某栖息地的 HSI,判断是否满足停止条件,若满足,停止并输出最优解;否则,进行步骤(4);
- (4) 进行迁移操作,计算迁入率 λ 和迁出率 μ ,修正 SIV,重新计算 HSI;
- (5) 对栖息地执行突变操作,根据变异算子更新物种,重新计算 HSI;
- (6) 跳转到步骤(3)进行下一次的迭代.

1.3 迁移操作

对于某栖息地,当种群数量为 0 时,迁入率最高, $\lambda = I$,迁出率为 0. 随着物种的迁入,栖息地的种群数量逐渐增多. 但一个栖息地的水、阳光等自然资源有限,每个物种平均所占有的资源会越来越来少,此时种群迁入的数量会逐渐降低,随着种群数量的增加,边缘种群迁出量就会增加. 当种群数目为 S_0 时,迁入率等于迁出率,栖息地的生态系统达到一个动态平衡的状态. 种群数量达到最大值 S_{\max} 时,迁入率为 0,迁出率为 $\mu = E$. 一般情况下,生物的迁入迁出函数是非线性的,图 2 表示了一个大致的物种迁徙模型. 从图 2 可以看出,迁入率呈线性递减,迁出率呈线性增加.

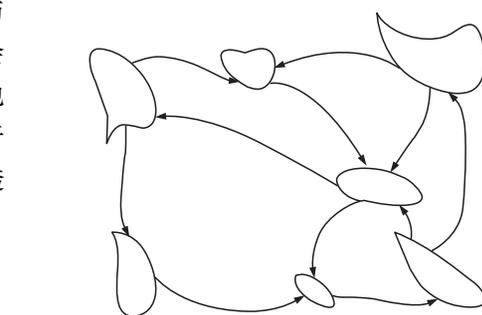


图 1 物种生活的栖息地
Fig. 1 Species habitat

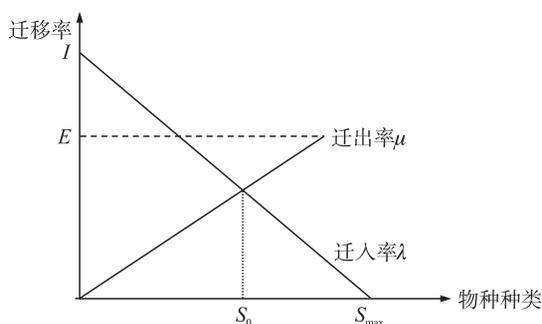


图 2 物种的迁徙模型
Fig. 2 Migration model of species

设 P_s 表示栖息地能容纳 s 种生物种群的概率,则 P_s 在时间 t 到 $t+\Delta t$ 的变化量为

$$P_s(t+\Delta t) = P_s(t) (1 - \mu_s \Delta t - \lambda_s \Delta t) + P_{s+1} \mu_{s+1} \Delta t + P_{s-1} \lambda_{s-1} \Delta t. \quad (1)$$

为使式(1)成立,栖息地必须满足 3 个条件:

- (1) 在时间 t 时有 s 种生物种群,且在时间 t 到 $t+\Delta t$ 的过程中没有迁入和迁出;
- (2) 在时间 t 时有 $s+1$ 种生物种群,且在时间 t 到 $t+\Delta t$ 的过程中只有一个迁出;
- (3) 在时间 t 时有 $s-1$ 种生物种群,且在时间 t 到 $t+\Delta t$ 的过程中只有一个迁入.

若 Δt 足够小,则在时间 t 到 $t+\Delta t$ 的过程中迁入和迁出的概率可以忽略不计,则式(1)可转化为

$$\hat{P}_s = \begin{cases} P_{s+1} \mu_{s+1} - P_s (\lambda_s + \mu_s), & s = 0; \\ P_{s-1} \lambda_{s-1} + P_{s+1} \mu_{s+1} - P_s (\lambda_s + \mu_s), & 1 \leq s \leq S_{\max} - 1; \\ P_{s-1} \lambda_{s-1} - P_s (\lambda_s + \mu_s), & s = S_{\max}. \end{cases} \quad (2)$$

定义 $n = S_{\max}$, $\mathbf{P} = [P_0, P_1, \dots, P_n]^T$, 则式(2)可转化为

$$\hat{\mathbf{P}} = \mathbf{A}\mathbf{P}. \quad (3)$$

式中,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -(\lambda_0 + \mu_0) & \mu_1 & 0 & \dots & 0 \\ \lambda_0 & -(\lambda_1 + \mu_1) & \mu_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \lambda_{n-2} & -(\lambda_{n-1} + \mu_{n-1}) & \mu_n \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_{n-1} & -(\lambda_n + \mu_n) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

若生物种群数为 m , 根据图 2 可以计算出

$$\begin{aligned} \lambda_m &= I(1-m/n), \\ \mu_m &= \frac{Em}{n}. \end{aligned} \tag{5}$$

考虑到 $E=I$ 的特殊情况, 则图 2 就变为图 3, 迁入率和迁出率满足 $\lambda_m + \mu_m = E$. 随之, 矩阵 A 可以进一步简化为

$$A = E \begin{bmatrix} -1 & \frac{1}{n} & 0 & \cdots & 0 \\ \frac{n}{n} & -1 & \frac{2}{n} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \frac{2}{n} & -1 & \frac{n}{n} \\ 0 & \cdots & 0 & \frac{1}{n} & -1 \end{bmatrix} = EA' \tag{6}$$

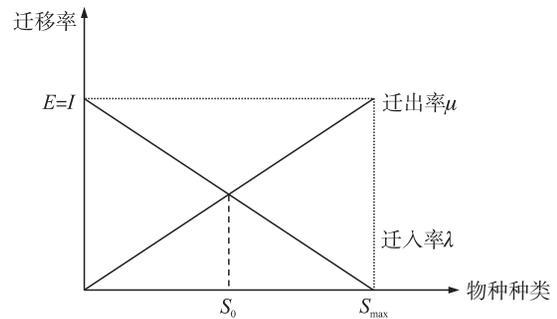


图 3 物种的迁徙模型 ($E=I$)
Fig. 3 Migration model of species ($E=I$)

Dan Simon 在文献[1]中通过计算得出矩阵 A' 的特征值为 0 时, 特征向量为

$$\begin{aligned} v &= [v_1, v_1, \dots, v_{n+1}], \\ v_i &= \begin{cases} \frac{n!}{(n-1-i)! (i-1)!}, & \left(i = 1, \dots, \text{ceil}\left(\frac{n+1}{2}\right)\right); \\ v_{n+2-i}, & \left(i = \text{ceil}\left(\frac{n+1}{2}\right) + 1, \dots, n+1\right). \end{cases} \end{aligned} \tag{7}$$

总结上述 7 个公式可知, 当 $n = S_{\max}$ 时, 一个栖息地所能容纳的不同生物种群数所对应的概率为

$$P(n) = \frac{v}{\sum_{i=1}^{n+1} v_i} \tag{8}$$

1.4 突变操作

若某个栖息地遭遇自然灾害或疫病等突发性事件, 则其适宜度就会发生变化, 进而导致动态平衡被打破. 用 BBO 算法模拟这些突变, 能使低 HSI 的栖息地以较大的概率发生突变, 从而使得生物拥有更多的生存空间.

$$g_s = g_{\max} \left(1 - \frac{P_s}{P_{\max}}\right) \tag{9}$$

式中, g_{\max} 表示最大突变率, g_s 为栖息地发生突变的概率. 若平衡点的栖息地发生了突变, 寻优的过程可能会被破坏, 则该突变是不可取的, 应尽量避免该情况出现.

2 与其他优化算法的比较

BBO 是一个基于生物种群的仿生算法. 目前存在很多其他仿生全局优化算法, 例如蚁群算法 (ACO)^[2]、差分进化算法 (DE)^[10-12]、粒子群算法 (PSO)^[3-5]、遗传算法 (GA)^[6-8] 和进化策略 (ES)^[13] 等. Ma^[14] 通过 23 个不同纬度和复杂性的基准函数^[15] 将 BBO 与其他 6 种不同迁移模型的算法进行对比. 表 1 是在 50 个蒙特卡罗模拟实验中发现的 6 种算法的最佳函数值.

从表 1 可以看出, BBO 在 18 个基准函数中表现最好, 而 PSO 在其他的 5 个函数 ($f_6, f_8, f_{11}, f_{12}, f_{22}$) 上表现最好. 对于单峰函数 ($f_1 \sim f_7$) 和具有一些局部最小值的多模函数 ($f_{14} \sim f_{23}$), BBO 通常获得最佳性能. 此外, BBO 与 PSO 一样, 对于多模函数具有许多局部最小值, 且其性能要比其他 EAS 好. 同时, 对于大多数功能 BBO 的收敛速度比 PSO 快.

表 1 比较 BBO, PSO, GA, ES, DE 和 ACO 的 50 个蒙特卡罗模拟的实验结果^[14]
Table 1 50 Monte Carlo simulations comparing BBO, PSO, GA, ES, DE and ACO

基准函数	维度	优化算法					
		PSO	GA	ES	DE	ACO	BBO
f_1 (Sphere Model)	20	8.32E-02	6.64E-04	3.26E+03	2.91E+02	3.66E+01	1.34E-19
f_2 (Schwefel 2.22)	20	2.51E+01	1.19E+02	3.75E+02	3.67E+01	6.32E+01	9.60E-16
f_3 (Schwefel 1.2)	20	2.64E+02	2.71E+02	3.29E+02	1.65E+02	1.12E+02	2.17E-03
f_4 (Schwefel 2.21)	20	3.97E-02	9.52E-01	3.97E+01	7.01E+00	2.07E+01	1.49E-13
f_5 (Rosenbrock)	20	5.75E-01	2.40E+01	2.51E+02	1.88E+01	7.60E+01	6.84E-02
f_6 (Step)	20	0.00E+00	1.02E+00	9.93E+02	4.23E+01	3.64E+00	1.83E-01
f_7 (Quartic)	20	5.22E+00	4.77E+01	3.31E+01	1.05E+01	3.22E+01	1.57E+00
f_8 (Schwefel 2.26)	20	4.65E-01	9.52E+01	2.45E+01	5.56E+01	4.91E+01	3.64E+01
f_9 (Rastrigin)	20	1.23E+02	3.37E+01	1.86E+01	1.23E+01	2.46E+01	8.57E+00
f_{10} (Ackley)	20	5.61E-01	3.29E-02	9.20E-01	1.49E-01	5.57E-01	9.98E-03
f_{11} (Griewank)	20	1.98E+00	7.28E+01	1.03E+01	3.76E+01	3.23E+01	6.86E+00
f_{12} (Penalty #1)	20	3.30E-33	7.11E-33	3.01E-07	8.49E-06	3.23E-08	7.46E-33
f_{13} (Penalty #2)	20	8.54E-33	1.12E-32	6.45E-09	4.94E-08	4.05E-02	1.81E-35
f_{14} (Shekel's Foxholes)	2	6.14E-02	1.09E-02	4.56E-02	2.32E-04	1.56E-02	0.00E+00
f_{15} (Kowalik)	4	2.71E-02	1.45E-01	1.23E-01	1.57E-01	2.10E-01	8.67E-03
f_{16} (Six-Hump Camel-Back)	2	3.64E-05	6.71E-03	9.60E-01	1.17E-06	2.67E-03	1.55E-07
f_{17} (Branin)	2	1.43E-11	6.71E-08	2.25E-04	8.23E-09	1.77E-06	0.00E+00
f_{18} (Goldstein-Price)	2	4.05E-04	4.93E-04	1.53E-02	6.11E-04	3.91E-03	7.95E-05
f_{19} (Hartman-3)	3	1.90E+00	5.71E+00	4.68E+00	2.19E+00	2.74E+00	1.48E+00
f_{20} (Hartman-6)	6	1.68E+00	1.85E+00	2.34E+00	2.05E+00	1.64E+00	1.09E+00
f_{21} (Shekel-5)	1	7.07E-05	2.19E-02	1.33E-00	8.87E-01	2.37E-01	2.21E-05
f_{22} (Shekel-7)	1	3.16E-06	3.26E-04	4.91E-02	1.23E-04	5.98E-03	5.57E-06
f_{23} (Shekel-10)	1	3.35E-04	4.99E-03	5.67E-01	1.13E-03	1.03E-03	2.09E-04

3 BBO 算法的应用

3.1 模式识别

水果分类系统是学术研究和工业应用领域的相关课题. 首先, 它可以帮助选择符合营养和健康的事物. 其次, 它可以帮助出纳员确定客户选择的水果类别, 节省时间. 近年来已出现了很多水果自动分类系统.

Zhang 等^[16]采用 BBO 算法训练 FNN 分类器, 为验证 BBO 算法的优越性, 该文也使用了其他 6 种优化算法, 如粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)等, 通过实验结果对比表明 BBO-FNN 和 FSCABC-FNN 的分类精确度最高, 可达 89.11%.

Yang 等^[17]采用 BBO 算法训练核函数支持向量机(KSVM), 训练后得到 KSVM 中参数 σ 和 C 的最优值. 若仅使用 KSVM 分类器, 对病脑的分类精确度为 93.18%, 而使用 BBO-KSVM 分类精确度可达 98.12%, 精确度提高了 5%左右, 说明 BBO 性能较好.

3.2 电力

Bansal 等^[18]提出了基于 BBO 算法来解决风电场布局优化问题(WFLOP), 通过对 3 个半径分别为 500、750、1 000 m 的风电场和 2 个不同的风力数据集进行实验来评估 BBO 算法的性能. 实验结果显示, 早期的方法可以在半径为 500 m 的农场中配备 3 个涡轮机, 而 BBO 算法可在同一个农场中最多配置 7 个涡轮机, 且无任何尾流损失.

Bhattacharya 等^[19]使用 BBO 算法解决热电厂的凸和非凸经济负荷调度(ELD)问题, 且该算法也可处理传输损失、阀点加载、多燃料选项等限制的经济调度问题. 在 4 个不同规模的测试系统上对算法的有效性进行验证, 实验结果表明, BBO 是解决实际电力系统中 ELD 问题的有希望的替代方法.

3.3 换热器优化

Hadidi 等^[20]基于 BBO 算法开发了一种新的壳管式换热器优化方法. 该方法将 3 个不同的测试案例(蒸馏水-原水热交换器^[21]、煤油-原油换热器、甲醇和咸水之间传递热负荷)作为输入提供给 BBO, 通过实验证明, 资本投资减少 14%, 营业成本节省 96%, 总成本下降 56.1%.

Hadidi^[22]还提出了一种基于 BBO 算法优化板翅式换热器的设计方法. 该方法通过分析 3 种不同的测试案例, 考虑所有的约束限制, 研究 BBO 对板翅式换热器优化方法的有效性及其准确性. 实验结果表明, 与传统的 ICA、GA、PSO 算法相比, BBO 算法表现出非常好的性能.

4 改进 BBO 算法

BBO 算法因易于实施和极少的用户依赖参数在研究人员中得到广泛使用,但 BBO 的性能高度依赖于迁移操作和突变操作.

Bansal 等^[23]通过增加一个新的中断操作来提高 BBO 算法的勘探和开发搜索能力. 通过与各版本的 BBO 及其他先进的启发式方法对比,证实了 DBBO 在解决各种非线性复杂优化问题方面的优越性能,因此 DBBO 算法也被应用于电力工程中最优动力流问题.

Zhang 等^[24]将 BBO 和 PSO 两种优化算法杂交来进一步提高优化性能. 该文提出了两个改进措施:(1)将人口分为两个子群体,一个使用 PSO 算法,另一个使用 BBO 算法,该改进结合了 BBO 的探索能力和 PSO 的开发能力;(2)从 GA 中引入交叉操作,这样能够从 BBO 精英和 PSO 最优解中产生符合条件的新的后代,该改进增加了人口的多样性. 实验表明,“HBP-FNN+WE”优于其他 14 种方法,实现了近 100% 的精确度.

Ma 等^[25]提出了混合迁移算子和混合 BBO 两个扩展来解决约束优化问题. 该文基于 Deb 的可行性规则的方法,不会引入超过无约束优化所需的任何其他调整参数,且向 BBO 引入了一个混合迁移操作得到 B-BBO 算法. 实验表明,混合迁移的 BBO 算法比 SGA 算法能更好地解决约束优化问题.

Zhang 等^[26]提出了一种新的混沌自适应实数编码生物地理学优化算法来训练 MLP 分类器,以达到智能检测异常乳房的目的. 该文采用分数阶傅里叶熵提取全局特征,采用 t 检验选择 23 个具有代表性的特征,使用 10 次交叉验证进行统计分析,通过实验得出结论:用混沌自适应实数编码生物地理学优化算法和 MLP 对选择的 23 种特征进行分类,所得分类结果的精确度为 92.52%.

DE 算法是一种快速、鲁棒、简单的全局优化算法,但缺乏开发. BBO 算法是全局优化的新型优化算法,对迁移操作有很好的扩展. Gong 等^[27]将这两种算法混合用于解决全局数值优化问题. 该文为了证明 DE/BBO 的性能,采用了 23 个基准函数进行实验. 结果证明,与其他先进的 DE 方法相比,DE/BBO 在最终解决方案的质量和收敛速度方面表现更好.

由于前馈神经网络(FNN)可以以任意的精度逼近函数,且 FNN 的单元不会形成一个有向环,为了达到更有效检测病脑的目的,Wang 等^[28]使用了 FNN 作为分类器,提出了一种实数编码的生物地理学优化算法(RCBBO)来训练 FNN 得到最优权重和偏差. 为了验证 RCBBO 方法的性能,该文通过对 3 个数据集进行实验,比较了 3 种 BBO 的改进方法(SBBO、IBBO 和 RCBBO). 结果表明,对于 D3 数据集,SBBO 的平均精确度为 99.37%,IBBO 为 99.29%,RCBBO 可达 99.49%,是 3 个方法中最高的.

5 结语

生物地理学(BBO)是一种新颖的智能全局优化算法. 本文主要介绍了 BBO 算法的基础理论、应用及改进. 此算法在热交换器优化问题中,使投资成本、运营总成本发生了大幅度的下降;在人工智能领域对水果类型和脑疾病的分类也取得了较好的效果. 但仍需要额外的理论和实证调查才能进一步证明 BBO 算法的优越性. 未来工作列举如下:

(1)进一步调整迁移模式,尽可能寻求 BBO 更好的性能. 已有理论证明,BBO 算法对于 S 形迁移曲线比简单的线性曲线表现出更好的性能.

(2)迁移模型的马尔可夫分析. Dan^[1]和 Ma 等^[25]已对 BBO 进行了一些理论研究工作,但大部分文章都是通过仿真实验来证明算法的性能,参数的选择也是应考虑额外研究方向.

(3)对于高维实际约束优化问题的探索. 本文在文献[14]的实验中使用了 23 个不同维度和复杂性的基准函数,包括线性、非线性和多项式函数. 对于任何算法,扩展到高维问题都是一个挑战,因此针对高维问题的 BBO 探索也是未来工作的一个领域.

[参考文献](References)

[1] DAN S. Biogeography-based optimization[J]. Evolutionary computation IEEE transactions on,2008,12(6):702-713.

[2] MARCO DORIGO, THOMAS STUTZLE. 蚁群优化[M]. 北京:清华大学出版社,2007.

- MARCO DORIGO, THOMAS STUTZLE. Ant colony optimization[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007. (in Chinese)
- [3] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks. New York: IEEE, 1995: 215–218.
- [4] VENTER G, SOBIESZCZANSKI SOBIESKI J. Particle swarm optimization[J]. AIAA journal, 2013, 41(8): 129–132.
- [5] WANG D, TAN D, LIU L. Particle swarm optimization algorithm: an overview[J]. Soft computing, 2018, 22(2): 387–408.
- [6] 周现甫. 遗传算法的原理及应用[J]. 科技展望, 2017, 27(3): 265.
ZHOU X F. Principles and applications of genetic algorithms[J]. Science and technology, 2017, 27(3): 265. (in Chinese)
- [7] 葛继科, 邱玉辉, 吴春明, 等. 遗传算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(10): 2911–2916.
GE J K, QIU Y H, WU C M, et al. Summary of genetic algorithms research[J]. Application research of computers, 2008, 25(10): 2911–2916. (in Chinese)
- [8] MADRASWALA H S, DESHPANDE A S. Genetic algorithm solution to unit commitment problem[C]//IEEE International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems. Delhi, India: IEEE, 2016: 4–11.
- [9] XING B, GAO W J. Biogeography-based Optimization Algorithm[M]. Switzerland: Springer International Publishing, 2014.
- [10] DAS S, SUGANTHAN P N. Differential evolution: a survey of the state-of-the-art[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2011, 15(1): 4–31.
- [11] PRICE K, STORN R M, LAMPINEN J A. Differential evolution: a practical approach to global optimization (natural computing series)[M]. New York: Springer-Verlag, 2005.
- [12] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[M]. Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1997.
- [13] HALIM Z, UZMA. Optimizing the minimum spanning tree-based extracted clusters using evolution strategy[J]. Cluster computing, 2017, 20: 1–15 [2017–12–20]. <https://doi.org/10.1007/s10586-017-0868-6>.
- [14] MA H. An analysis of the equilibrium of migration models for biogeography-based optimization[J]. Information sciences, 2010, 180(18): 3444–3464.
- [15] YAO X, LIU Y, LIN G. Evolutionary programming made faster[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 3(2): 82–102.
- [16] ZHANG Y, PHILLIPS P, WANG S, et al. Fruit classification by biogeography-based optimization and feed forward neural network[J]. Expert systems, 2016, 33(3): 239–253.
- [17] YANG G, ZHANG Y, YANG J, et al. Automated classification of brain images using wavelet-energy and biogeography-based optimization[J]. Multimedia tools and applications, 2016, 75(23): 15601–15617.
- [18] BANSAL J C, FARSWAN P. Wind farm layout using biogeography based optimization[J]. Renewable energy, 2017, 107: 386–402.
- [19] BHATTACHARYA A, CHATTOPADHYAY P K. Biogeography-based optimization for different economic load dispatch problems[J]. IEEE transactions on power systems, 2010, 25(2): 1064–1077.
- [20] HADIDI A, NAZARI A. Design and economic optimization of shell-and-tube heat exchangers using biogeography-based (BBO) algorithm[J]. Applied thermal engineering, 2013, 51(1): 1263–1272.
- [21] BACKHURST J R. Coulson and Richardson’s chemical engineering[J]. Butterworth-Heinemann, 2009(154): 665.
- [22] HADIDI A. A robust approach for optimal design of plate fin heat exchangers using biogeography based optimization (BBO) algorithm[J]. Applied energy, 2015, 150: 196–210.
- [23] BANSAL J C, FARSWAN P. A novel disruption in biogeography-based optimization with application to optimal power flow problem[J]. Applied intelligence, 2016, 46: 1–26.
- [24] ZHANG Y, WANG S, DONG Z, et al. Pathological brain detection in magnetic resonance imaging scanning by wavelet entropy and hybridization of biogeography-based optimization and particle swarm optimization[J]. Progress in electromagnetics research, 2015, 152: 41–58.
- [25] MA H P, SIMON D. Blended biogeography-based optimization for constrained optimization[J]. Eng Appl Artif Intell, 2011, 24(3): 517–525.
- [26] ZHANG Y, WU X, LU S, et al. Smart detection on abnormal breasts in digital mammography based on contrast-limited adaptive histogram equalization and chaotic adaptive real-coded biogeography-based optimization[J]. Simulation, 2016, 92(9): 873–885.
- [27] 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.
- [28] WANG S, LI P, CHEN P, et al. Pathological brain detection via wavelet packet tsallis entropy and real-coded biogeography-based optimization[J]. Fundamenta informaticae, 2017, 151(1): 275–291.