

# 基于混沌的生物地理分布优化算法

张萍<sup>1</sup>, 魏平<sup>1</sup>, 于鸿洋<sup>1</sup>, 费春<sup>2</sup>

(1. 电子科技大学电子工程学院 成都 611731; 2. 电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 611731)

**【摘要】**生物地理分布优化算法(BBO)是一种新型的智能优化算法,其寻优能力优于以往的智能优化算法,但同样存在早熟收敛的缺陷。针对该问题,提出了基于混沌的生物地理分布优化算法(CSBBO)。该算法首先利用分段混沌映射产生初始种群,再根据BBO算法进行全局搜索得到当前最优解,最后以该解为基础进行混沌搜索得到全局最优解。仿真测试表明,该算法的收敛速度和寻优精度均优于BBO算法和以往智能优化算法。

**关键词** 生物地理分布优化; 全局优化; 智能计算; 分段混沌映射

**中图分类号** TP18

**文献标识码** A

**doi:**10.3969/j.issn.1001-0548.2012.01.013

## Biogeography-Based Optimization Algorithm by Using Chaotic Search

ZHANG Ping<sup>1</sup>, WEI Ping<sup>1</sup>, YU Hong-yang<sup>1</sup>, and FEI Chun<sup>2</sup>

(1. School of Electronic Engineer, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731;

(2. School of Computer Science & Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731)

**Abstract** Biogeography-based optimization (BBO) is a new intelligent optimization algorithm, which has better search efficiency than the previous intelligent optimization algorithms, but it also has premature convergence. To solve this problem, biogeography-based optimization algorithm by using chaotic search (CSBBO) is proposed. Firstly initial populations are generated based on piecewise chaotic map, then BBO global search algorithm is used to get the current optimal solution, finally the global optimum is obtained by using chaotic search. Simulation results show that CSBBO outperforms BBO and previous intelligent optimization algorithms in terms of convergence rate and search precision.

**Key words** biogeography-based optimization; global optimization; intelligent computing; piecewise chaotic map

基于种群的智能优化算法是一种模拟生物群体进化和演变的随机搜索算法,它通过种群间个体的协作和竞争求解复杂的全局优化问题,往往能够比传统优化算法更快地搜寻到全局最优解。由于该类算法实现简单,鲁棒性强,因此在多目标优化、数据挖掘、网络路由、信号处理、模式识别等诸多领域得到了广泛的应用。具有代表性的基于种群的智能优化算法有:蚁群优化(ant colony optimization, ACO)<sup>[1]</sup>,遗传算法(genetic algorithm, GA)<sup>[2]</sup>,粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)<sup>[3]</sup>。文献[4]提出了一种新的智能优化算法,称为生物地理分布优化(biogeography-based optimization, BBO)算法。该算法源于对生物地理分布的统计研究,其基本思想是通过群体中相邻个体的迁徙和特别个体的变异来寻找全局最优解。根据文献[4]的结论,与蚁群优

化、遗传算法和粒子群优化相比,生物地理分布优化算法的主要优点是参数少、实现简单、收敛速度快、搜索精度高,能够有效地解决全局优化问题。这些优点使得生物地理优化算法已经应用到了一些实际问题中,如飞机传感器检测<sup>[4]</sup>、卫星图像识别<sup>[5]</sup>、电源功率问题<sup>[6]</sup>等。

然而,与其他基于种群的智能优化算法一样,BBO算法的种群多样性也会随着算法的收敛而逐渐减小,在迭代后期,容易陷入局部最优,导致收敛慢或者无法收敛,以及精度较差等。针对该问题,本文引入了混沌算法,充分利用混沌运动的遍历性、随机性、规律性等特点,能在一定范围内不重复地遍历所有状态,在搜索过程中可以避免陷入局部最优解。因此本文将BBO算法和混沌算法有效结合,提出了一种基于混沌的生物地理分布优化算法

收稿日期: 2010-12-14; 修回日期: 2011-04-08

基金项目: 中央高校基本科研业务费(ZYGX2009J024)

作者简介: 张萍(1976-),女,博士生,主要从事智能信息处理和视频处理方面的研究。

(CSBBO)。该算法首先利用分段混沌映射产生初始种群,提高种群的多样性和遍历性。然后利用BBO算法进行全局搜索,得到当前种群迄今为止搜索到的最优解。最后以该解为基础,再利用分段混沌映射进行混沌搜索,在迭代中产生该解的多个邻域点,避免该解陷入局部极小点,从而搜索到全局最优解。对多个高维复杂函数的寻优测试表明,与BBO算法相比,CSBBO算法的收敛速度和精度有明显提高,并且均优于ACO、GA和PSO算法。

## 1 生物地理分布优化算法

在BBO算法中,群体中的每个个体称为一个岛屿(island),不同的物种分布在各自的岛屿上,每个岛屿上物种种类的多少由该岛屿的适应性特性决定。BBO算法的核心操作是物种的迁徙和变异。通过岛屿间物种的迁入和迁出,岛屿之间可以直接分享适应性特性,而个别岛屿上物种的变异能进一步提高岛屿的适应性。通过模拟物种寻找最佳适应性岛屿的过程,BBO算法在搜索空间中寻找最优解。

### 1.1 迁徙操作

生物地理分布描述了物种如何从一个岛屿迁徙到另外一个岛屿,以及新的物种如何出现,旧的物种如何消失。适合物种居住的岛屿有较高的岛屿适合指数(island suitability index, ISI),与该有关的特性如雨量、温度等,用适合指数变量(suitability index variables, SIV)描述。优化问题中的好的解集类似于具有高ISI的岛屿,而差的解集类似于具有低ISI的岛屿。

每个岛屿有自己的迁入率和迁出率,高ISI的岛屿有大量物种和高的迁出率,而低ISI的岛屿仅有少量物种和高的迁入率。一个岛屿的物种迁徙模型如图1所示。从图中曲线可以看出,迁入率和迁出率是物种种类 $S$ 的函数,两者成线性关系。当岛屿上物种个数为0时,有最大迁入率 $I$ 和零迁出率,随着物种种类增加,其迁入率逐渐降低直到为零,而迁出率

$$P_s = \begin{cases} -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \mu_{s+1}P_{s+1} & S = 0 \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} + \mu_{s+1}P_{s+1} & 1 \leq S \leq S_{\max} - 1 \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} & S = S_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

在BBO算法中,如果某个岛屿的变异率 $m(S)$ 为非零值,则根据变异率随机地产生一个SIV,取代该岛屿已有的SIV。BBO算法的变异策略能增加种群的多样性,使得低ISI的解集通过变异得到改进,同时也使得高ISI的解集得到更好的提升。但

逐渐上升直到最大迁出率 $E$ ,此时岛屿所容纳的物种达到最大数量 $S_{\max}$ 。物种种类稳定点为 $S_0$ ,其迁入、迁出率相等。

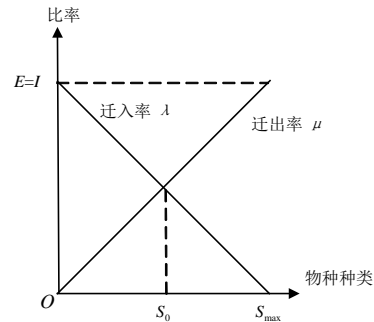


图1 岛屿的物种迁徙模型

假设某岛屿具有 $S$ 个物种种类, $\lambda_s$ 和 $\mu_s$ 是该岛屿的迁入、迁出率,分别定义为:

$$\begin{cases} \lambda_s = I(1 - S/S_{\max}) \\ \mu_s = ES/S_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

为简单起见,假设有 $E=I$ ,则 $\lambda_s + \mu_s = E$ 。

迁徙操作的具体过程是:首先计算每个岛屿的ISI值并且按照降序排序;然后根据迁入率 $\lambda$ 选择需要迁入的岛屿,再根据迁出率 $\mu$ 选择需要与其交换的相邻岛屿;从相邻岛屿中随机选取一个SIV替代该岛屿中的一个SIV;最后再计算每个岛屿的ISI值并排序,最高ISI的点对应最优解。

### 1.2 变异操作

一个岛屿的适合指数会因为自然界的随机事件如疾病和自然灾害等而突然改变。在BBO算法中,这种突然改变称之为变异,其变异率由物种概率决定。岛屿的变异率和物种概率成反比,即较低物种概率的岛屿更容易发生变异。定义最大变异率为 $m_{\max}$ ,岛屿个数为 $N$ ,岛屿的变异率定义为:

$$m(S) = m_{\max}(1 - P_s/P_{\max}) \quad (2)$$

式中, $P_{\max} = \arg \max P_i$ , $i=1,2,\dots,N$ ; $P_s$ 是岛屿具有 $S$ 个物种种类的概率。 $P_s$ 与迁入、迁出率的关系如下:

是,BBO算法的变异操作过于简单,仅仅是根据变异率随机生成新的SIV。而文献[7]中指出柯西分布容易得到产生远离原点的随机数,扩大搜索范围,因此本文采用柯西分布作为变异算子,根据变异率按照柯西分布生成新的SIV。

## 2 基于混沌搜索的生物地理分布优化算法(CSBBO)

由于混沌运动具有遍历性、随机性、规律性等特点, 使得混沌优化算法能在一定范围内不重复地遍历所有状态, 避免陷入局部最优, 增强精细搜索能力。因此, 文献[8-12]将混沌算法加入到蚁群优化、遗传算法和粒子群优化等算法中, 提高了算法的优化性能。鉴于此, 本文将混沌算法加入到生物地理分布优化算法中, 其思路主要体现在两个方面: 一是混沌初始化, 利用混沌映射产生初始种群, 既能保持种群的随机性, 又能提高种群的遍历性; 二是混沌搜索, 在BBO算法完成了迁徙和变异操作之后, 以BBO算法找到的最优解为基础, 根据混沌映射产生混沌变量, 进行混沌搜索, 把产生的混沌变量的最优解与先前的最优解比较, 选取两者的最优解作为当前最优解。

典型的混沌映射为Logistic混沌映射, 但其生成的混沌变量分布并不均匀, 而文献[13]提出的分段Logistic混沌映射生成的混沌变量分布均匀, 遍历性好。因此本文采用文献[13]的分段Logistic混沌映射进行混沌初始化和混沌搜索, 有:

$$g_{i+1} = \begin{cases} 4\mu g_i(0.5 - g_i) & 0 \leq g_i < 0.5 \\ 1 - 4\mu g_i(g_i - 0.5)(1 - g_i) & 0.5 \leq g_i \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\mu=4$ 。

### 2.1 混沌初始化

利用分段Logistic混沌映射产生初始种群的步骤如下:

1) 随机产生一个初始向量  $\mathbf{y}_1 = (y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1m})$ ,  $y_{1i} \in [0, 1]$ ,  $m$  为目标函数的维数, 根据分段Logistic混沌映射式(4), 得到  $L$  个向量  $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_L$ 。

2) 将  $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_L$  变换到目标函数初始变量的取值区间。

3) 计算目标函数初始变量的适应值, 选取适应值好的前  $N$  个初始变量作为初始种群。

### 2.2 混沌搜索

定义混沌搜索的次数为  $T$ , 混沌变量的个数为  $M$ , 则每一次混沌搜索过程如下:

令BBO算法中当前迭代搜索到的最优解为  $\mathbf{I}_{\text{best}}$ 。以  $\mathbf{I}_{\text{best}}$  为基础进行搜索, 有:

$$\mathbf{I}_n = \mathbf{I}_{\text{best}} + \omega \mathbf{y}_i \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{J}_i = (\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_M)$  是根据混沌变量产生的  $\mathbf{I}_{\text{best}}$  的邻域解;  $\mathbf{Y}_i = (y_1, y_2, \dots, y_M)$  为分段Logistic混

沌映射式(4)的解;  $\omega$  为调整系数。从式(4)可以看出, 当初值  $y_1$  为(0,1)时, 其解全为正解。为了扩展解的范围, 加入调整系数  $\omega$ , 使得解都有正负。 $\omega$  的取值如下:

$$\omega = \begin{cases} 1 & \text{if rand}(0,1) \geq 0.5 \\ -1 & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $\text{rand}(0,1)$  为(0,1)中一个均匀分布的随机数。再对  $\mathbf{J}_i = (\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_M)$  中的每一个解计算ISI值, 选取其中的最优解的ISI值与  $\mathbf{I}_{\text{best}}$  的ISI值进行比较, 如果得到的最优解的适应度值比  $\mathbf{I}_{\text{best}}$  好, 就取代  $\mathbf{I}_{\text{best}}$  作为全局最优解, 否则直接返回。

### 2.3 CSBBO算法的实现步骤

综上所述, 基于混沌搜索的生物地理分布优化算法(CSBBO)可归结为以下步骤:

1) 根据分段Logistic混沌映射生成初始岛屿, 定义初始参数, 如迭代次数、混沌搜索次数、最大物种数量、最大迁入迁出率等。

2) 计算每个岛屿的岛屿适合指数值(ISI)、迁入迁出率和变异概率。

3) 执行迁徙操作: 根据迁入率和迁出率决定岛屿的适合度指标变量(SIV)是否改变, 从而改变岛屿的适合特性。

4) 执行变异操作: 如果变异率非零, 则根据变异概率和变异公式, 改变岛屿的适合度指标变量(SIV), 从而改变岛屿的适合特性。

5) 根据分段Logistic混沌映射进行混沌搜索。

6) 更新每个岛屿的适合度指标变量(SIV)和每个岛屿的适合指数值(ISI), 并保存最佳解。

7) 如果迭代终止条件满足, 退出迭代, 输出最佳解, 否则, 重复步骤3)。

## 3 仿真研究

### 3.1 测试函数

为了验证CSBBO算法的优化性能, 本文利用Sphere、Rastrigrin、Rosenbrock、Ackley共4个经典函数作为测试对象进行仿真研究, 每个函数的维数均为30, 最小值均为0, 其函数定义分别为:

1) Sphere 函数  $f_1(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2)$ , 变量取值范围  $[-100, 100]$ 。

2) Rastrigrin 函数  $f_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$ , 变量取值范围  $[-5.12, 5.12]$ 。

3) Rosenbrock函数  $f_3(x) = \sum_{i=1}^n 100(x_{i+1}^2 - x_i)^2 + (1 - x_i)^2$ , 变量取值范围 $[-2.048, 2.048]$ 。

4) Ackley 函数  $f_4(x) = 20 + e - 20 \exp(-0.2 \times \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i))$ , 变量取值范围 $[-30, 30]$ 。

### 3.2 仿真结果

为了在同等条件下比较ACO、GA、PSO、BBO和CSBBO算法的性能, 对各算法的种群规模和迭代次数做相同的设置。定义最大种群数为50, 最大迭代数为150, 各算法对每个函数的测试均运行50次。ACO、GA、PSO、BBO的其他参数设置见参考文献[4]。

表1 ACO、GA、PSO、BBO、CSBBO算法的寻优结果

算法	Sphere			Rastrigin			Rosenbrock			Ackley		
	平均解	最优解	标准差	平均解	最优解	标准差	平均解	最优解	标准差	平均解	最优解	标准差
ACO	64.51	46.52	10.35	292.01	253.77	25.99	5 189.08	3521.92	855.02	14.92	12.61	1.51
GA	37.73	16.71	10.93	254.26	192.71	29.05	610.15	282.76	198.36	17.10	13.63	1.34
PSO	43.04	27.98	5.74	262.91	229.34	13.56	1 273.12	625.41	303.78	18.98	15.74	1.68
BBO	12.81	4.878	3.60	99.66	62.89	16.93	413.39	287.69	99.24	12.71	10.00	1.15
CSBBO	0.008	0.0001	0.009	22.62	6.75	9.03	112.05	24.24	41.91	8.67	5.74	1.04

而CSBBO算法由于结合了混沌优化算法, 能有效地避免陷入局部最优, 提高算法的全局搜索能力, 因此, CSBBO算法寻找到的平均解和最优解小于BBO算法, 说明其搜索精度高于BBO算法, 并且CSBBO算法的标准差小于BBO算法, 说明其稳定性更强。

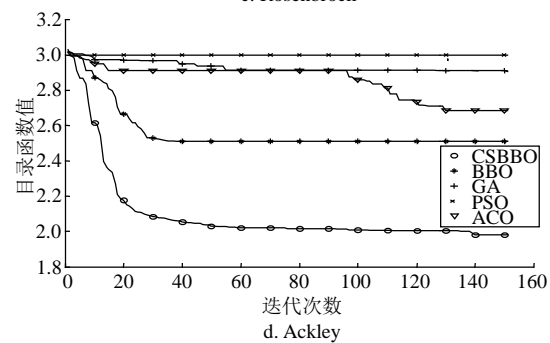
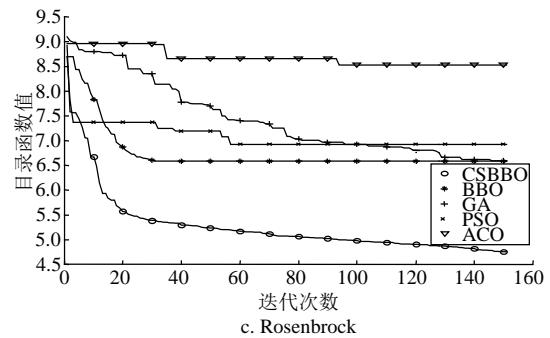
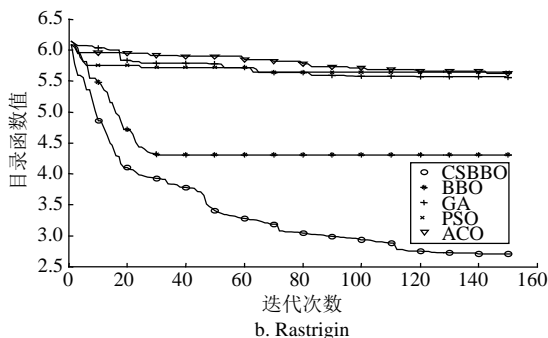
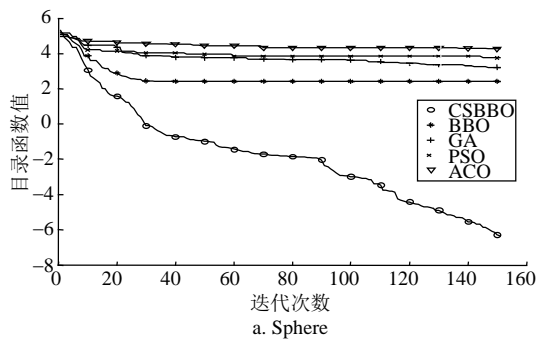


图2 各算法的进化曲线

从图2的进化曲线可以看出, 在迭代前期, 对于各函数的目标函数值, CSBBO算法均比BBO、ACO、GA和PSO算法收敛速度快, 这是因为根据分段Logistic混沌映射产生的初始种群在目标范围内分布更均匀。同时, 在迭代的中后期, 由于加入了混沌搜索算法, CSBBO算法的收敛精度有明显的提高。

因此,从整体上看,CSBBO算法的优化性能强于其他几种算法,是一种有效的优化方法。

## 5 结 论

本文针对生物地理分布优化算法早熟收敛的缺陷,提出了基于混沌的生物地理分布优化算法。该算法利用混沌初始化种群提高种群的遍历性,并利用混沌搜索有效避免陷入局部最优,提高了算法的全局搜索能力。对标准测试函数的仿真实验结果表明,CSBBO算法能快速收敛,获得较高的寻优精度,其优化能力优于BBO算法和以往的智能优化算法。因此,CSBBO算法能够用于BBO算法和以往的智能优化算法用到的诸多领域,如函数优化,控制设计,图像处理,模式识别等。在今后的进一步研究中,可以结合具体的实际应用对CSBBO算法进行深入的讨论。

### 参 考 文 献

- [1] BLUM C. Ant colony optimization: Introduction and recent trends[J]. *Physics of Life Reviews*, 2005, 2(4): 353-373.
- [2] 李敏强, 寇纪淞, 林丹, 等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.  
LI Min-qiang, KOU Ji-song, LIN Dan, et al. Genetic algorithm theory and application[M]. Beijing: Science Press, 2002.
- [3] ZHAN Zhi-hui, ZHANG Jun, LI Yun, et al. Adaptive particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 2009, 39(6): 1362-1380.
- [4] DAN S. Biogeography-based optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 12(6): 702-713.
- [5] RICK R, DAN S. Biogeography-based optimization and the solution of the power flow problem[C]//Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics San Antonio. TX, USA: IEEE, 2009.
- [6] PSNVHSL V K, PSTMINFRT S. Biogeography based satellite image classification[J]. *International Journal of Computer Science and Information Security*, 2009, 6(2): 269-274.
- [7] 林丹, 李敏强, 寇纪淞. 进化规划和进化策略中变异算子的若干研究[J]. *天津大学学报*, 2000, 33(5): 627-630.  
LIN Dan, LI Min-qiang, KOU Ji-song. On research of mutation operator in evolutionary programming and evolutionary strategies[J]. *Journal of Tianjin University*, 2000, 33(5): 627-630.
- [8] SILVA C P, YOUNG A M. Introduction to chaos-based communications and signal processing[C]//IEEE Aerospace Conference. Montana, USA: IEEE, 2000.
- [9] LIU Dao-hua, CHEN Gong-ping. Hybrid algorithm for ant colony optimization based on chaos technique[C]//2010 Sixth International Conference on Natural Computation. Yantai, China: [s.n.], 2010.
- [10] 袁晓辉, 袁艳斌, 王乘, 等. 一种新型的自适应混沌遗传算法[J]. *电子学报*, 2006, 34(4): 708-712.  
YUAN Xiao-hui, YUAN Yan-bin, WANG Cheng, et al. A novel self-adaptive chaotic genetic algorithm[J]. *ACTA Electronica Sinica*, 2006, 34(4): 708-712.
- [11] XIE Nan, LEUNG H. Reconstruction of piecewise chaotic dynamic using a genetic algorithm multiple model approach[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 2004, 51(6): 1210-1222.
- [12] 高雷阜, 刘旭旺. 基于混沌的弹性粒子群全局优化算法[J]. *控制与决策*, 2009, 24(10): 1545-1548.  
GAO Lei-fu, LIU Xu-wang. Resilient particle swarm global optimization algorithm based on chaos[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(10): 1545-1548.
- [13] 范九伦, 张雪锋. 分段Logistic混沌映射及其性能分析[J]. *电子学报*, 2009, 37(4): 720-725.  
FAN Jiu-lun, ZHANG Xue-feng. Piecewise logistic chaotic map and its performance analysis[J]. *ACTA Electronica Sinica*, 2009, 37(4): 720-725.

编辑 税红