

8-17-2020

Invasive Weed Optimization Algorithm Combined with Chaotic Mutation and Analysis of Its Property

Huang Xia

1. Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;;2. Zhangjiagang Campus, Jiangsu University of Science and Technology, Zhangjiagang 215600, China;

Chunming Ye

1. Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;;

Cao Lei

1. Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Invasive Weed Optimization Algorithm Combined with Chaotic Mutation and Analysis of Its Property

Abstract

Abstract: Inspired by the reproductive aggressive behavior of weeds in nature, invasive weed optimization algorithm (IWO) was developed as a novel bionic swarm intelligence optimization algorithm. *An improved IWO algorithm was proposed on the basis of analyzing bionic principle and limitations of basic IWO, which applied an initialization strategy based on chaotic opposition-based learning, increased the diversity of the population through the mutation operator, and enhanced its ability to jump out of local optimal value by chaotic search around current elites.* Simulation results for benchmark functions show that the proposed algorithm has improved optimization property compared with IWO, as an effective method to solve complex function optimization problems in engineering application.

Keywords

invasive weed algorithm, bionic principle, chaotic mutation, simulation test

Recommended Citation

Huang Xia, Ye Chunming, Cao Lei. Invasive Weed Optimization Algorithm Combined with Chaotic Mutation and Analysis of Its Property[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(8): 1732-1740.

一种混沌变异的入侵杂草优化算法及性能仿真

黄霞^{1,2}, 叶春明¹, 曹磊¹

(1.上海理工大学管理学院, 上海 200093; 2.江苏科技大学张家港校区, 江苏 张家港 215600)

摘要: 杂草算法是受杂草扩张繁殖行为启发而来的一种新颖的仿生群智能优化算法。在分析基本杂草算法仿生原理和局限性的基础上, 提出一种改进的入侵杂草优化算法, 运用混沌反向学习策略对种群进行初始化, 通过变异算子增加种群的多样性; 并对种群中的精英个体进行混沌搜索, 以提高其脱离局部最优值的能力。对经典函数的仿真测试表明, 改进算法性能优于基本杂草算法, 是解决工程应用复杂函数优化问题的一种有效方法。

关键词: 杂草算法; 仿生原理; 混沌变异; 仿真测试

中图分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 08-1732-09

Invasive Weed Optimization Algorithm Combined with Chaotic Mutation and Analysis of Its Property

Huang Xia^{1,2}, Ye Chunming¹, Cao Lei¹

(1. Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. Zhangjiagang Campus, Jiangsu University of Science and Technology, Zhangjiagang 215600, China)

Abstract: Inspired by the reproductive aggressive behavior of weeds in nature, invasive weed optimization algorithm (IWO) was developed as a novel bionic swarm intelligence optimization algorithm. An improved IWO algorithm was proposed on the basis of analyzing bionic principle and limitations of basic IWO, which applied an initialization strategy based on chaotic opposition-based learning, increased the diversity of the population through the mutation operator, and enhanced its ability to jump out of local optimal value by chaotic search around current elites. Simulation results for benchmark functions show that the proposed algorithm has improved optimization property compared with IWO, as an effective method to solve complex function optimization problems in engineering application.

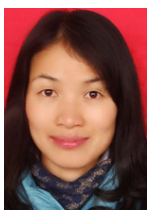
Keywords: invasive weed algorithm; bionic principle; chaotic mutation; simulation test

引言

杂草算法最早由 Mehrabian 于 2006 提出^[1], 是模拟自然界杂草繁殖丛生的生物特性发展而来的一种较新颖的群智能优化算法。该算法具有模型简单、

易于实现、鲁棒性强等优点, 在图像聚类^[2-3]、天线配置优化设计^[4-5]、参数估计^[6]、DNA 计算的编码序列设计^[7]、电价预测^[8]、路径与非线性优化问题^[9-10]、组合多目标优化问题^[11-12]、神经网络^[13]、多机电力系统^[14]等科学和工程领域有着广泛的应用。

与其他智能优化算法类似^[15-16], 基本杂草算法在进化后期较易出现早熟, 算法收敛精度不高等问题。近几年国内外的学者们对杂草算法进行了不少改进。Yan-Ying Bai 等^[17]提出一种混合优化算法, 既保持杂草算法和粒子群算法的各自优点, 又具有



收稿日期: 2015-05-19 修回日期: 2015-08-25;
基金项目: 国家自然科学基金(71271138), 上海市一流学科建设(S1201YLXK), 沪江基金(A14006);
作者简介: 黄霞(1975-), 女, 江西九江, 博士生, 讲师, 研究方向为智能算法, 生产调度; 叶春明(1964-), 男, 安徽宣城, 博导, 教授, 研究方向为工业工程。

<http://www.china-simulation.com>

• 1732 •

可靠的全局优化性能, 并将其用于求解天线阵列的模式合成。Aniruddha Basak 等^[18]设计了一种基于遗传机制的差分入侵杂草优化算法, 用于改进全局数值优化。Y. Ramu Naidu 等^[19]结合模拟退火惩罚方法, 对杂草算法进行了改进, 并将其应用于求解非线性约束优化问题。杨建卫等^[20]利用改进蜂群算法中的全局引导搜索策略, 对杂草繁殖的种子进行最优引导搜索, 以提高种群跳出局部极值点的能力。左旭坤等^[21]提出一种基于 K-均值聚类的多子群入侵杂草优化算法, 通过种群内部和种群之间进行相互竞争策略, 来建立个体与子群之间的协同进化关系, 以提高杂草算法中进化种群的多样性。以上学者均通过模拟杂草繁殖行为的遗传算子, 并运用不同策略在杂草周围扩张繁殖进行寻优搜索。

针对入侵杂草优化算法种群单一, 易陷入局部最优的缺点, 本文提出一种混沌变异的入侵杂草优化算法。这种改进算法的提出受启发于杂草种群除遗传繁殖外, 其后代繁殖基因存在随机变异, 兼备遗传变异特性。杂草种群中的个体能通过基因变异繁殖出新的杂草, 来扩充杂草种群的种类, 以提高杂草种群对外界环境变化的适应能力。混沌变异的入侵杂草优化算法中, 运用混沌反向学习策略对种群进行初始化, 并在每一次种群繁殖寻优搜索过程中, 随机选取一定数目的杂草产生变异个体, 增加进化种群的多样性, 同时采用一种精英奖励策略, 通过逻辑自映射函数引入的混沌序列, 将杂草种群中选取的精英个体载入混沌搜索空间, 进行混沌优化。仿真对比测试表明: 混沌变异杂草混合算法既保持基本杂草算法模型简单、易于实现等特点, 又具备跳离局部极值的能力, 确实提高了算法的全局收敛性能。

1 杂草算法的优化机理与局限性

1.1 算法仿生原理

杂草算法是模拟杂草入侵扩张行为构造出的一类随机优化算法。杂草算法模拟自然界中的杂草繁殖种子, 种子进行空间扩张, 生长出新的杂草,

并让所有个体都有自由繁殖的机会, 如此循环, 一直到种群数量超出生存环境所允许的最大规模, 进行种群适应性生存竞争。这种机制的优点在于, 给予那些适应度值较差的个体繁殖机会, 如果它们后代的适应度值好, 这些个体的后代同样可以生存下来, 这样能最大限度保留个体多样性, 同时在一定程度上能避免算法过于早熟陷入局部最优。

杂草算法的仿生原理是: 将杂草个体作为寻优搜索空间的可行解; 而将杂草种群看作寻优搜索的可行解集。杂草个体适应性的优劣通过求解问题的目标函数来予以度量。杂草个体寻优搜索过程作为杂草个体不断繁殖更新的过程; 而杂草种群优化过程可看作为对杂草种群反复运用多种算子进行操作更新, 使其不断进化为用较好可行解逐步替代较差可行解的新解集, 逐步使杂草种群进化到包含最优解或近似最优解的迭代过程。

1.2 算法的数学描述

如上所述, 杂草算法包含两个要素: 杂草繁殖种子的数目和与杂草扩张繁殖的步长。从数学角度对杂草算法的优化机理进行如下定义^[22]:

定义 1 杂草产生种子的公式为:

$$weed_n = \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}(s_{\max} - s_{\min}) + s_{\min} \quad (1)$$

式中: f 为当前杂草的适应度值; f_{\max} 和 f_{\min} 分别为当前种群中杂草的最大和最小适应度值; s_{\max} 和 s_{\min} 分别为种群中杂草所能产生种子数目的最大值和最小值。

定义 2 杂草产生的种子按平均值为 0, 标准差为 σ 的正态分布, 向杂草周围扩张。 σ 由式(2)决定:

$$\sigma = \frac{(iter_{\max} - iter)^n}{(iter_{\max})^n}(\sigma_{\text{init}} - \sigma_{\text{final}}) + \sigma_{\text{final}} \quad (2)$$

式中: $iter$ 为当前进化代数; $iter_{\max}$ 为最大进化代数; σ_{init} 和 σ_{final} 分别为标准差的初始值和最终值; σ 为当前标准差; n 为非线性调和因子。子代以正态分布方式向父代个体周围扩散。种子生长位置与父代杂草的距离称为随机步长 $D \in [-\sigma, \sigma]$ 。在迭

代初期 σ 较大, 种子朝向父代杂草较远的地方扩张分布, 算法表现为全局探索; 随着迭代次数增加, σ 逐渐减小, 种子朝向杂草较近的地方聚集靠拢, 算法表现为局部探索。杂草算法兼顾全局搜索和局部搜索, 并根据迭代次数不同对二者强度进行自动调节, 使算法不仅具有一定广度(全局搜索), 又同时具备一定深度(局部搜索)。

算法寻优过程为: 杂草种群初始化, 随机产生 N 颗杂草; 每次迭代种群中的杂草按公式(1)产生相应数目的种子; 杂草产生的种子按公式(2)以随机步长在一定范围内进行空间扩散并生长, 并更新最优解; 判断是否达到预设的最大种群规模, 如达到最大种群规模, 按竞争性生存法则进行排序, 并选出适应度排在前面的最大种群规模数个体, 否则继续迭代产生种子进行扩张繁殖; 判断是否达到最大迭代次数, 若满足则输出最优解并终止, 否则继续下一次迭代。

1.3 基本杂草算法的局限性

对于高维、多峰等复杂函数的优化问题, 基本杂草算法通常表现出收敛速度慢、难以跳离局部极值点以及收敛精度不高等缺点。因为基本杂草算法的寻优原理主要源于杂草种群通过扩张繁殖更新种群, 进行寻优搜索; 而基本杂草算法的种群自身并不具备变异机制, 种群多样性难以保证, 种群在进化过程中难以得到优质更新, 因而缺乏跳离局部极值点的能力; 尤其是在进化中后期, 种群中适应度值好的杂草会产生较多种子在其周围密集, 使杂草种群总体朝向局部最优值逐步逼近, 难以产生质的飞跃跳离局部最优, 因而出现收敛停滞和早熟现象。因此, 在改进算法中, 增加杂草种群的多样性, 是使得进化种群能得以持续优化和不断飞跃极值的关键。

2 混沌变异杂草优化算法

2.1 混沌反向学习初始化策略

为了增加初始种群的多样性及其个体分布均匀性, 现采用混沌反向学习的策略对种群进行初始

化^[23], 以保证混沌优化策略能借助于优质的初始种群, 更好地发挥其特有的遍历性和强大的寻优搜索能力。

结合逻辑自映射混沌方法和基于反向学习初始化策略, 提出了逻辑自映射混沌反向学习初始化策略, 即利用逻辑自映射混沌序列产生出初始解 X_i ; 再根据 $OP_i = K(X_{\max} + X_{\min}) - X_i$, 对每个初始解 X_i 对应求出其反向解 OP_i , 其中 K 表示 $(0, 1)$ 之间的随机数; 最后将 N 个初始解与 N 个反向解一起合并为 $2N$ 个解的解集, 并对合并解集进行适应度值排序, 取出适应度排在前的 N 个解作为初始种群, 来提升初始种群的质量。

2.2 高斯变异算子

为了增加杂草种群的多样性, 及避免算法陷入局部最优, 对杂草种群自身加入变异机制。混沌变异的入侵杂草优化算法在每一次寻优过程中, 引入变异算子用于产生高斯变异杂草^[24]。高斯变异杂草产生的具体过程如下: 在杂草种群中随机选择一定数目杂草, 对其进行高斯变异操作^[25-26]。杂草新生出变异后代的位置计算公式为:

$$x'_i = x_i + e \times (x_B - x_i) \quad (3)$$

式中: $e \sim N(0, 1)$ 表示均值为 0, 方差为 1 的高斯分布, x_B 为当前杂草种群中适应度值最好的杂草位置。变异杂草在杂草父代与最好杂草之间存在一个服从高斯分布的随机干扰项。另外, 对杂草运用遗传繁殖和变异算子分别产生遗传后代和高斯变异后代过程中, 可能使新产生的杂草位置超出可行域 Ω 的边界范围。当杂草 x_i 超出边界, 将通过下面式(4)的映射规则映射到一个新的位置。

$$x'_i = x_{LB} + e \times (x_{UB} - x_{LB}) \quad (4)$$

式中: x_{LB} , x_{UB} 分别为可行区域的下边界和上边界, $e \sim N(0, 1)$ 表示均值为 0, 方差为 1 的高斯分布。

由式(3)高斯变异繁殖产生的变异杂草, 与遗传繁殖生长出的杂草, 一同加入杂草种群。当繁殖和变异后的种群达到种群规定的最大规模数, 则通过适应性生存竞争对种群进行优胜劣汰更新, 即根

据个体适应度排序来决定进入下一代寻优搜索的种群个体。另外, 在适应性生存竞争中, 适应度值好的个体有机会成为精英个体, 获取混沌优化的资格, 进行 2.3 所示的混沌优化搜索。

2.3 混沌优化搜索策略

混沌是自然界普遍存在的一种非线性动力现象, 其行为表现虽然复杂但却存在精致的内在规律性^[27]。混沌优化策略具有按自身规律进行混沌运动, 并在一定范围内不重复遍历所有状态的特性。因此, 混沌优化策略可作为随机优化算法跳离局部极值及提高寻优性能的有效途径^[28]。混沌优化基本原理是将优化变量线性映射到混沌变量空间的取值区间, 利用混沌变量进行搜索, 再将搜索的混沌变量转换回优化空间, 以获取更好的优化解^[29]。

混沌动力模型有很多种类, 本文采用一种具有更好遍历性的线性逻辑自映射模型^[30]。基于逻辑自映射函数产生的混沌序列的数学表达式为:

$$y_i(k) = 1 - 2y_i^2(k-1) \quad (5)$$

式中 $k=1, \dots, C_{\max}$, C_{\max} 表示混沌搜索的最大迭代次数。在方程中只要迭代初值不为 0, 混沌就会发生, 混沌映射向量每一维的定义域为 $[-1, 1]$ 且不为 0 和 0.5。

混沌优化的过程为: 在搜索过程中的某个时刻, 第 i 个杂草个体位置为 x_i , 首先按照式(6)将个体空间位置的每一维 $x_{i,d}$ 映射到 $y_{i,d} \in [-1, 1]$ 上, 其中: $d=1, 2, \dots, D$ 。

$$y_{i,d} = \frac{2(x_{i,d} - a_{id})}{b_{id} - a_{id}} - 1 \quad (6)$$

由 $x_{i,d}$ 映射为 $y_{i,d}(d=1, 2, \dots, D)$, 即优化变量 x_i 映射为混沌变量 y_i , 并将其作为混沌初始变量 $y_i(0)$ 代入式(5)的逻辑自映射函数进行迭代, 产生混沌序列 $y_i(t)(t=1, 2, \dots, C_{\max})$, C_{\max} 是混沌搜索的最大迭代次数。再将获得的混沌序列 $y_i(t)$ 的每一维按照式(7)变换回原解空间, 可得到解序列 $x_i'(t)(t=1, 2, \dots, C_{\max})$ 进行性能评价。

$$x_{i,d}'(t) = \frac{1}{2}(b_{id} - a_{id})y_{i,d}(t) + \frac{1}{2}(b_{id} + a_{id}) \quad (7)$$

比较混沌搜索变换回的解向量序列 $x_i'(t)(t=1, 2, \dots, C_{\max})$ 的适应度值, 如果在解向量序列中搜索到更优的解 x_i^* , 将所搜索到的更优位置代替杂草当前位置 x_i ; 判断是否达到最大混沌搜索次数, 否则, 进入下一轮混沌搜索直到预先设定的搜索次数。上述(6)式及(7)式表示优化变量第 d 维与混沌变量第 d 维之间的映射变换, 其中 a_{id} 和 b_{id} 分别表示优化变量第 d 维搜索的上下界。

在寻优过程中, 采用精英奖励策略, 对杂草种群中选取的精英个体进行混沌优化, 利用逻辑自映射函数产生的混沌序列进行搜索, 搜索过程按混沌运动自身规律性, 进入混沌搜索空间, 进行无重复遍历所有可能的取值点。混沌优化算子通过其良好的遍历性和随机性帮助改进优化算法性能, 增加种群多样性, 提升跳离局部极值的能力, 增大搜寻全局最优值的机率, 并在一定程度上保持了运算速度和求解精度之间的平衡。

2.4 混沌变异杂草优化算法流程

改进算法在杂草种群中随机选择 $m\%$ 个体进行变异, 对其进行高斯变异操作, 产生变异个体, 与种群中其他个体一起排序进行生存竞争, 当所有个体完成一次寻优过程后, 对所有个体进行评价; 同时在入侵杂草算法中引入逻辑自映射混沌序列, 选取群体中性能最好的 $n\%$ 个体作为精英个体进行混沌搜索, 如果搜索到更优的解, 则将其代替当前位置, 并更新全局最优个体的最优位置; 而对群体中排在后面性能较差的 $n\%$ 个体采取随机生成杂草进行替代, 提升每一次寻优种群的品质, 保证每一次迭代种群的更新都有助于提升种群摆脱局部极值干扰的能力。

综上所述, 混沌变异杂草优化算法实现过程如下:

Step 1: 初始化算法基本参数。设置初始种群数 P , 最大种群数 P_{\max} , 最小种子数为 S_{\min} , 最大种子数为 S_{\max} , 初始标准差为 σ_{init} , 最终标准差为 σ_{final} , 变异群体比例 $m\%$, 精英群体比例 $n\%$, 混沌搜索迭代次数 C_{\max} , 最大迭代次数 MaxT ;

Step 2: 按 2.1 节运用混沌反向学习策略初始化杂草种群。

Step 3: 计算种群每个杂草个体的适应度值，并按公式(1)产生相应数目的种子，所产生的种子按公式(2)进行繁殖扩张，生长成新的杂草加入杂草种群。

Step 4: 在杂草种群中随机选取 $m\%$ 杂草，按 2.2 节对其进行高斯变异操作，生长新的变异杂草，加入杂草种群。

Step 5: 当种群规模大于最大种群规模后，对种群中所有杂草按适应度值大小进行排序，选取适应度值较好的前 P_Max 数目的个体，淘汰其余个体。

Step 6: 选取群体性能最好的 $n\%$ 的杂草作为精英杂草，采用 2.3 节提出的混沌优化算法对精英杂草进行混沌优化更新个体，并随机产生 $n\%$ 的杂草个体代替性能较差的后 $n\%$ 个体。

Step 7: 当满足搜索精度或达到最大搜索次数则转入 Step 8，否则，搜索次数增加 1，转 Step 3，进行下一次搜索；

Step8: 输出全局极值点和最优个体值。

3 仿真实验与分析

3.1 算法参数设置

杂草算法中所涉及的各种参数设置暂时均无严格的理论依据，本文所设置的参数值都是经过反

复实验的经验值确定如下：基本入侵杂草算法 IWO 中，初始化种群 $P=10$ ，最小种子数 $S_{min}=0$ ，最大种子数 $S_{max}=15$ ，初始标准差 $\sigma_{init}=10$ ，最终标准差 $\sigma_{final}=0.0001$ 。本文提出的混沌变异入侵杂草算法(Chaotic Mutation Invasive Weed Algorithm, CMIWO)中，混沌搜索迭代次数 $C_{max}=50$ ；变异群体比例 20%，精英群体比例 20%，其余参数同 IWO。经典粒子群算法 PSO 中，采用文献[31]中所提出的线性减少的惯性权重 $W_{max}=0.9$ ， $W_{min}=0.4$ ；学习因子 $C_1=C_2=1.4692$ 。在 3 种算法中，最大搜索次数均为 $T_{max}=300$ ；种群规模根据搜索空间的维数分别取 10，20，50，100，每种算法独立运行 20 次，求出 3 种算法对于各测试函数的平均最优值、实际最优值及寻优率。

3.2 标准测试函数

为验证混沌变异入侵杂草算法 CMIWO 的性能，本文选取了 8 个标准测试函数进行仿真测试，并与基本的杂草算法和粒子群算法进行比较。8 个测试函数的表达式，搜索空间及其理论最优值如表 1 所示，其中 x^* 表示在搜索区间内取得最优解的位置不唯一。

表 1 标准测试函数

函数名	函数表达式	搜索区间	理论最优值
Branin	$f_1(x) = (x_2 - \frac{5}{4\pi^2}x_1^2 + \frac{5}{\pi}x_1 - 6)^2 + 10(1 - \frac{1}{8\pi})\cos(x_1) + 10$	$[-5, 15]$	$f_1(x^*) = 0.3979$
Schaffer	$f_2(x) = \frac{\sin^2\sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 0.5$	$[-100, 100]$	$f_2(0, 0) = -1$
Shubbert	$f_3(x) = \sum_{i=1}^5 i \cdot \cos((i+1) \cdot x_1 + i) \cdot \sum_{j=1}^5 j \cdot \cos((j+1) \cdot x_2 + j)$	$[-10, 10]$	$f_3(x^*) = -186.7309$
Ackley	$f_4(x) = 20 + e - 20 \exp(-\frac{1}{5} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i))$	$[-30, 30]$	$f_4(0, \dots, 0) = 0$
Griewank	$f_5(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D (x_i^2) - \prod_{i=1}^D \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$[-600, 600]$	$f_5(0, \dots, 0) = 0$
Rastrigin	$f_6(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$	$f_6(0, \dots, 0) = 0$
Schwefel	$f_7(x) = 418.9829 \times D - \sum_{i=1}^D x_i \sin(x_i ^{1/2})$	$[-500, 500]$	$f_7(420.96, \dots, 420.96) = 0$
Rosenbrock	$f_8(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-2.048, 2.048]$	$f_8(1, \dots, 1) = 0$

函数 $f_1 \sim f_8$ 均为复杂的非线性函数, 适合检验算法的全局搜索性能、及跳离局部极值避免早熟的收敛能力。其中, Branin 函数在搜索区域内有 3 个全局最优值和若干个局部极小值; Schaffer 函数是二维的复杂函数, 拥有很多个极小值点, 具有强烈震荡的性态, 极难找到全局最优值; Shubert 函数为多峰函数, 搜索区域内约有 760 个局部极值点和 18 个全局最优点; Ackley 函数是由多个余弦波调制成的多峰函数。Griewank 函数和 Rastrigin 函数都是多峰多极值函数, 搜索区域内分布有大量局部极值, 非常容易陷入局部最优; Schwefel 函数是经过故意设计具有很多虚假的局部最低值, 使优化算法很难找到全局最优值; Rosenbrock 函数是一种很难极小化的病态单峰二次函数, 其取值区间形态平坦, 很难搜索到全局最优值。以上 8 个函数均是测试算法寻优性能的经典函数。

3.3 仿真效果及分析

3.3.1 仿真实验结果

仿真环境为处理器 2.4 GHz, 内存 2 GB, Windows 7 操作系统, MATLAB R2012a 编译软件。运用混沌变异杂草算法 CMIWO、基本杂草算法 IWO、粒子群算法 PSO 在不同种群和不同维数下, 对所选取的 8 个标准测试函数分别进行仿真寻优效果测试分析, 限于篇幅, 文中仅列出部分寻优效果图, 分别如图 1~6 所示。另外, 对所选取的 8 个标准函数分别用 CMIWO、IWO 和 PSO 三种算法进行寻优搜索, 每种算法独立运行 20 次, 所得的平均最优值, 实际最优值, 及寻优率比较如表 2 所示。

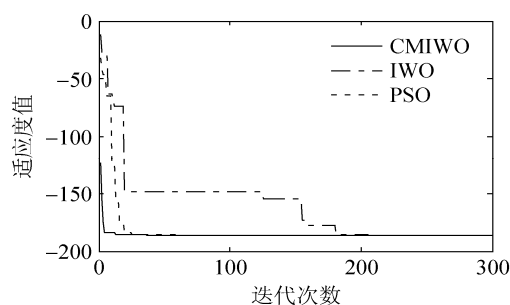


图 1 Shubert 函数的测试寻优曲线($D=2$)

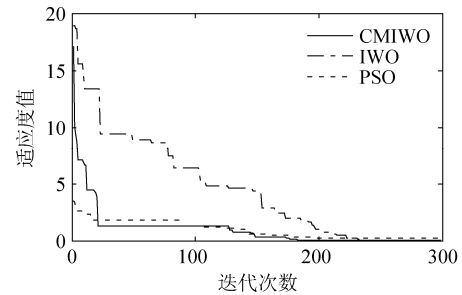


图 2 Ackley 函数的测试寻优曲线($D=5$)

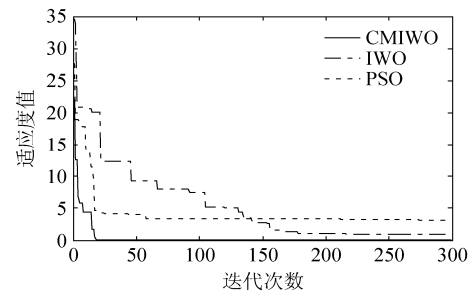


图 3 Rastrigin 函数的测试寻优曲线($D=5$)

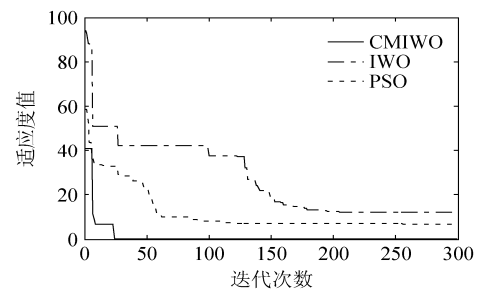


图 4 Rastrigin 函数的测试寻优曲线($D=10$)

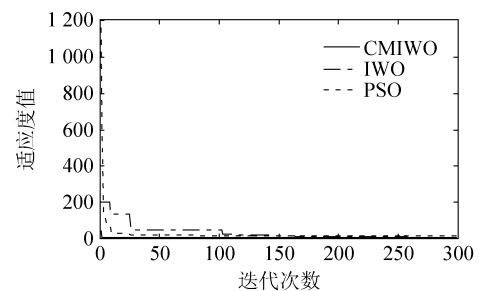


图 5 Rosenbrock 函数的测试寻优曲线($D=10$)

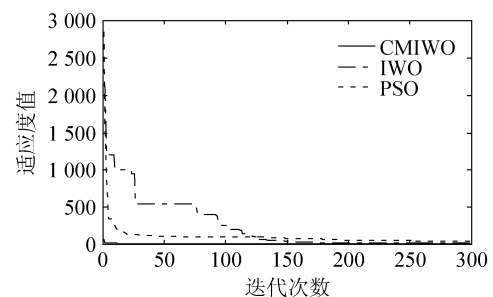


图 6 Rosenbrock 函数的测试寻优曲线($D=20$)

表 2 标准函数测试结果

函数	维数	种群	平均最优值\实际最优值\寻优率(%)								
			PSO			IWO			CMIWO		
$f_1(x)$	2	10	0.4783	0.397 9	39	0.397 9	0.397 9	100	0.3979	0.3979	100
$f_2(x)$	2	10	-0.9473	-0.990 3	0	-1	-1	100	-1	-1	100
$f_3(x)$	2	10	-158.313	-186.730 9	37.5	-186.730 9	-186.730 9	90	-186.730 9	-186.730 9	100
$f_4(x)$	5	20	3.732 3	0.000 0	27.5	13.000 1	0	35	0	0	100
	10	50	5.141 5	1.646 2	0	20.000 4	20.000 1	0	0	0	100
$f_5(x)$	5	20	261.657	118.438 4	0	9.857 3	0.049 3	0	0	0	100
	10	50	676.365	476.977 3	0	6.217 6	0.098 7	0	0	0	100
$f_6(x)$	5	20	13.956 0	1.989 9	0	0.846 9	0.000 5	0	0	0	100
	10	50	31.384 8	14.924 4	0	4.442 5	2.003 1	0	0	0	100
$f_7(x)$	10	50	4.251 8	0.066 5	0	1711.660 2	987.124 6	0	0.000 1	0.000 1	0
	20	80	7.062 8	0.263 1	0	3213.084 5	2745.083	0	0.000 2	0.000 2	0
$f_8(x)$	10	50	76.208 3	5.132 5	0	0.289 0	0.217 6	0	0	0	100
	20	80	376.105 5	18.075 5	0	11.007 7	9.793 9	0	0	0	100

3.3.2 仿真结果比较分析

当实际寻优值与理论最优值相对误差小于 1% 时, 约定为寻到最优解, 测试结果如表 2 所示。测试表明, 对于函数 f_1 、 f_2 、 f_3 , 由于维数低, 3 种算法均寻到最优解, 只有 PSO 算法的寻优率略偏低, IWO 和 CMIWO 两种算法所表现出的寻优性态大体类似, 现只列出函数 f_3 的寻优曲线图, 如图 1 所示。对于函数 f_4 , f_5 均为高维多峰且分布有大量局部极值, PSO、IWO 在不同维数和种群条件下均未搜索到最优解, CMIWO 均能找到最优解, 现列出 f_4 的寻优曲线图, 如图 2 所示。对于函数 f_6 , IWO 和 PSO 均未搜索到最优解而且寻优精度较差, 而 CMIWO 则以较少的迭代次数和较高的寻优率收敛到全局最优值, 如图 3, 4 所示。对于 f_7 函数, 3 种算法均未寻到最优解, 但 CMIWO 所找到的最优值已接近最优解。对于函数 f_8 , 无论在不同维数和不同种群下 PSO 和 IWO 均未能跳出局部最优值, 而 CMIWO 在不同种群和不同维数下均能逐步摆脱局部最优值的干扰, 最终寻到最优值, 如图 5, 6 所示。

综合来看, 对于低维函数, CMIWO、IWO 两种算法的寻优性能接近; 对于高维复杂空间, PSO 寻优性能不如 IWO, PSO 表现出寻优精度较低的

特点。相对这两种算法, 在不同维数和种群数的条件下, CMIWO 在寻优精度、寻优率和收敛速度方面均优于 IWO 和 PSO, 表现出较强的全局寻优能力和较高的搜索精度。这主要由于, 在进化后期基本 PSO 和 IWO 算法收敛到局部极值时, 缺乏有效机制使算法跳离局部极值。而 CMIWO 通过引入变异算子, 增加了种群种类的多样性; 对精英个体进行混沌优化, 提升了算法摆脱局部极值干扰的能力, 从而避免了收敛早熟, 使得种群不断在更新中进化, 在进化中跳跃, 促使进化种群朝向全局最优收敛, 有效地增强了算法的搜索精度和全局搜索能力。

4 结论

针对基本杂草算法易陷入局部极值问题, 本文提出了一种混沌变异的入侵杂草优化算法, 利用混沌反向学习策略对种群进行初始化, 随机产生变异个体加入种群, 并采用精英奖励策略, 对精英个体进行混沌优化。通过对标准测试函数优化问题的仿真对比测试表明, 混沌变异杂草混合优化算法有效改善基本杂草算法摆脱局部极值点的能力, 显著提升了进化种群的优化性能, 具有寻优精度高及全局收敛能力强等优点, 适合于求解工程应用中的非线性

性复杂函数优化问题。下一步研究工作, 将把本文提出的混沌变异杂草优化算法运用于生产调度等其他应用领域。

参考文献:

- [1] Mehrabian A R, Lucas C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization [J]. *Ecological Informatics* (S1574-9541), 2006, 1(4): 355-366.
- [2] Karimkashi S, Kishk A A. Invasive Weed Optimization and its Features in Electromagnetics [J]. *Antennas & Propagation IEEE Transactions on* (S0018-926x), 2010, 58(4): 1269-1278.
- [3] R Bhattacharya, T K Bhattacharyya, S Saha. Sidelobe level reduction of a periodic planar array using an improved invasive weed optimization algorithm [C]// *AEMC IEEE Conf*, 2011. USA: IEEE, 2011: 1-4.
- [4] Ghosh P, Banerjee J, Das S, et al. Design of Non-Uniform Circular Antenna Arrays --- an Evolutionary Algorithm Based Approach [J]. *Progress in Electromagnetics Research B* (S1559-8985), 2012, 43(43): 333-354.
- [5] Monavar F M, Komjani N, Mousavi P. Application of Invasive Weed Optimization to Design a Broadband Patch Antenna With Symmetric Radiation Pattern [J]. *IEEE Antennas & Wireless Propagation Letters* (S1536-1225), 2011, 10(10): 1369-1372.
- [6] Ahmadi M, Mojallali H. Chaotic invasive weed optimization algorithm with application to parameter estimation of chaotic systems [J]. *Chaos Solitons & Fractals* (S0960-0779), 2012, 45(9/10): 1108-1120.
- [7] Zhang X, Wang Y, Cui G, et al. Application of a novel IWO to the design of encoding sequences for DNA computing [J]. *Computers & Mathematics with Applications* (S0898-1221), 2009, 57(11/12): 2001-2008.
- [8] Safari M I K M, Dahlan N Y, Razali N S, et al. Electricity prices forecasting using ANN Hybrid with Invasive Weed Optimization (IWO)[C]// *2013 IEEE 3rd International Conference on System Engineering and Technology*, Shah Alam, Malaysia. USA: IEEE, 2013, 8: 19-20.
- [9] Pahlavani P, Delavar M R, Frank A U. Using a modified invasive weed optimization algorithm for a personalized urban multi-criteria path optimization problem[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation* (S0303-2434), 2012, 18(1): 313-328.
- [10] Kundu D, Suresh K, Ghosh S, et al. Multi-objective optimization with artificial weed colonies [J]. *Information Sciences* (S0020-0255), 2011, 181(12): 2441-2454.
- [11] Pourjafari E, Mojallali H. Solving nonlinear equations systems with a new approach based on invasive weed optimization algorithm and clustering[J]. *Swarm & Evolutionary Computation* (S2210-6502), 2012, 4: 33-43.
- [12] B Saravanan, E R Vasudevan, D P Kothari. A Solution to Unit Commitment Problem using Invasive Weed Optimization Algorithm [C]// *International Conference on Power, Energy and Control (ICPEC)*. Berlin, Germany: Springer, 2013: 386-393.
- [13] 彭斌, 胡常安, 赵荣珍. 基于混合杂草算法的神经网络优化策略 [J]. *振动、测试与诊断*, 2013, 33(4): 634-639.
- [14] 陈亮, 邵金平, 李长英. 杂草优化算法在多机电力系统中的应用 [J]. *山东农业大学学报(自然科学版)*, 2013, 44(4): 634-639.
- [15] 段海滨, 王道波, 于秀芬. 几种新型仿生优化算法的比较研究 [J]. *计算机仿真*, 2007, 24(3): 169-172, 253.
- [16] 康琦, 汪镭, 吴启迪. 群体智能与人工生命 [J]. *模式识别与人工智能*, 2005, 18(6): 689-697.
- [17] Yanying Bai, Shaoqiu Xiao, Changrong Liu, et al. A Bai Y Y, Xiao S, Liu C, et al. A Hybrid IWO/PSO Algorithm for Pattern Synthesis of Conformal Phased Arrays [J]. *IEEE Transactions on Antennas & Propagation* (S0018-926x), 2013, 61(4): 2328-2332.
- [18] Basak A, Maity D, Das S. A differential invasive weed optimization algorithm for improved global numerical optimization [J]. *Applied Mathematics & Computation* (S0096-3003), 2013, 219(12): 6645-6668.
- [19] Naidu Y R, Ojha A K. Solving nonlinear constrained optimization problems by Invasive Weed Optimization using penalty function[C]// *IEEE International Advance Computing Conference*. USA: IEEE, 2014: 1326-1330.
- [20] 杨建卫. 一种采用蜂群全局引导搜索策略的入侵杂草优化改进算法 [J]. *计算机应用与软件*, 2014, 31(4): 161-164.
- [21] 左旭坤, 苏守宝. IWO-Kohonen 聚类算法在 IDS 中的应用 [J]. *计算机工程*, 2014, 40(1): 139-143.
- [22] Deb K, Anand A, Joshi D. A computationally efficient evolutionary algorithm for real-parameter evolution [J]. *Evolutionary Computation* (S1063-6560), 2002, 10(4): 371-395.
- [23] 欧阳海滨, 高立群, 郭丽, 等. 混沌反向学习和声搜索算法 [J]. *东北大学学报(自然科学)*, 2013, 34(9): 1217-1221.

(下转第 1747 页)

<http://www.china-simulation.com>

• 1739 •