

# 基于免疫进化的野草优化随机搜索算法

杨 澜<sup>1</sup> 惠 飞<sup>1</sup> 侯 俊<sup>1</sup> 穆柯楠<sup>2</sup> 武晓洁<sup>1</sup>

(1.长安大学 信息工程学院 陕西 西安 710064;

2.长安大学 电子与控制工程学院 陕西 西安 710064)

**摘要:** 针对野草优化随机搜索算法中存在的早熟收敛问题和易陷入局部极值的缺陷,提出了一种基于免疫进化的野草优化随机搜索算法。该算法引入免疫进化理论对野草种群中的最优个体进行免疫进化迭代计算,并且充分利用最优个体引导不同野草个体进行局部搜索和全局搜索,能够有效避免算法陷入局部极值,并且以更高的精度逼近全局最优解。实验通过对4种典型 Benchmark 测试函数进行数值寻优曲线对比与平均最优解对比,结果表明,相比于遗传算法、粒子群优化算法与传统的野草优化随机搜索算法,该算法具有更好的寻优能力、稳定的效果和更快的收敛速度。

**关键词:** 野草优化; 随机搜索; 免疫进化算法; 函数测试

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)02-0036-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.02.009

## An Invasive Weed Optimization Algorithm Based on Immune Evolution

YANG Lan<sup>1</sup>, HUI Fei<sup>1</sup>, HOU Jun<sup>1</sup>, MU Ke-nan<sup>2</sup>, WU Xiao-jie<sup>1</sup>

(1.School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2.School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** Aiming at the limitations of easily falling into local minimum and premature convergence in invasive weed optimization (IWO), we propose a modified invasive weed optimization algorithm based on immune evolution. The theory of immune evolution is introduced into IWO for immune and evolutionary iteration computation to the optimal solution that is applied to guide different weeds in global search and local search, which can be free from falling into the local optimum and be close to the global optimal solution with higher precision for the algorithm. Through numerical optimization curve contrast and average optimal contrast with four kinds of typical Benchmark functions, the experiments show that the proposed algorithm has better optimal searching ability and stability as well as faster convergence than those of basic IWO.

**Key words:** invasive weed optimization; stochastic search; immune evolutionary algorithm; function test

## 0 引言

在计算机科学、电子工程、生物学以及管理科学等领域存在的行商问题、图着色问题、设备布局问题等大规模组合优化问题,无法通过现有近似算法求解高质量近似解<sup>[1-2]</sup>。传统的随机搜索算法,如最小二乘法、线性规划法、最速下降法以及单纯形法等主要适用于求解较为简单的问题。对于具有多约束非线性多极值的复杂问题,这些方法的求解过程比较复杂、收敛速度慢,且很难求得全局最优解。近年来,研究人员通过模拟自然现象、过程以及生物特性,提出了用于解决复杂问题的随机搜索算法,如演化算法(evolutionary algo-

rithms, EAs)、人工免疫系统(artificial immune system, AIS)、模拟退火算法(simulated annealing, SA)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、蚁群算法(ant colony optimization, ACO)、烟花算法(fireworks algorithm, FWA)以及其他混合策略、新型改进算法等<sup>[3-10]</sup>。由Mehrabian和Lucas提出的野草优化随机搜索算法(invasive weed optimization, IWO)是一种基于群体智能的全局协同后启发式计算技术,具有较强的随机性、鲁棒性和自适应性,可以求解离散、连续变量、非线性等复杂优化问题,目前已应用于动态控制系统柔性结构的控制参数调整、飞机智能机翼压电式控

收稿日期: 2017-03-21

修回日期: 2017-07-13

网络出版时间: 2017-11-15

基金项目: 国家自然科学基金(61501058); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(310824164007)

作者简介: 杨 澜(1985-),女,工程师,研究方向为多传感器信息融合方法与车辆主动安全技术; 惠 飞,副教授,硕士生导师,研究方向为车联网与车路协同技术; 侯 俊,副教授,研究方向为无线通信技术。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20171115.1438.066.html>

制器的最优定位、DNA 编码顺序设计优化和天线设计配置优化等问题中<sup>[11-18]</sup>。

在该算法的迭代计算过程中,最差个体空间位置在更新前后发生较大变化。这种更新策略虽扩大了解空间搜索范围,却易于跳过全局最优解,导致陷入局部最优,不利于在可行域内有效搜索。为了提高野草优化随机搜索算法的求解精度,文中引入免疫进化(im-mune evolutionary algorithm, IEA)思想,提出了基于免疫进化改进的野草优化随机搜索算法(modified invasive weed optimization, MIWO)。该算法运用免疫进化理论促使其不断持续进化,不仅可以避免不成熟收敛,以更高的精度逼近全局最优解,且可以提高算法的收敛速度。

### 1 野草优化随机搜索算法

野草优化随机搜索算法将待求解问题转化为目标函数优化问题<sup>[19]</sup>。该算法中,“种群”代表所有野草的集合,“野草”代表随机产生的可行解,“适应值”代表个体的目标函数,“种子”代表野草繁殖产生的后代。在进化过程中,野草通过不断繁殖产生后代种子,种子通过空间扩散分布在搜索空间中,种子继续生长成为野草。该过程一直迭代反复,当野草数量超过环境资源的承受能力时,通过优胜劣汰将适应度较好的野草留下,而适应度较差的野草被环境淘汰<sup>[20]</sup>。一般地, IWO 算法包括以下 4 个步骤。

步骤一: 在  $D$  维搜索空间中随机产生一组初始种群;

步骤二: 每个野草种子生长至开花,根据式(1),由野草适应值、种群中野草的最大适应值和最小适应值繁殖产生后代种子(线性关系见图 1)。

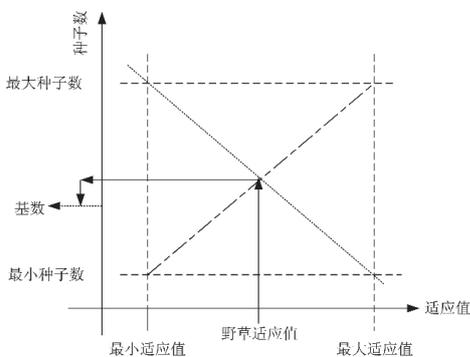


图 1 野草适应值与种子数的线性关系

$$N_s = \frac{F_{iter} - F_{min}}{F_{max} - F_{min}}(N_{max} - N_{min}) + N_{min} \quad (1)$$

其中,  $F_{iter}$  为当前野草的适应值;  $F_{max}$  和  $F_{min}$  分别表示当前种群中野草的最大适应值和最小适应值;  $N_{max}$  和  $N_{min}$  分别为单个野草产生的种子数的最大值和最小值。

从式(1)可以看出,适应能力较强的个体子代数较多,适应能力较弱的个体也有生存繁殖机会。

步骤三: 野草种子在其父代附近以正态分布  $N(0, \rho^2)$  方式随机扩散。在每一代进化中,目标函数标准差  $\rho$  从初始值  $\rho_0$  到最终值  $\rho_f$  动态调整,当前代的标准差为:

$$\rho_{iter} = \left( \frac{iter_{max} - iter}{iter_{max}} \right)^n (\rho_0 - \rho_f) + \rho_f \quad (2)$$

其中,  $iter_{max}$  和  $iter$  分别为最大迭代次数与当前迭代数;  $n$  为非线性调节因子,指生物群体动力学的选择势力。式(2)确保在距离较远区域产生种子的可能性随迭代次数而非线性增加。

步骤四: 经过  $iter_{max}$  次生长繁殖产生的野草后代数量将超过环境资源的承受力,需要通过最大种群数目  $P_{max}$  控制种群数量。即将种群中所有野草按适应值以降序排列,适应值最好的  $P_{max}$  个野草个体保留,其余被淘汰。

### 2 基于免疫进化的野草优化随机搜索算法

#### 2.1 基于免疫进化的野草标准差优化策略

在实际工程函数优化问题中,理想优化算法能利用少量资源求解出最优解。而在野草繁殖过程中,目标函数标准差  $\rho$  会随着迭代次数的增加而缓慢递减,陷入局部最优解。因此为了充分利用群体中最优个体信息进行最优解搜索,提出将免疫进化算法融入到野草标准差更新过程中,从而群体中优秀个体与全局最优解之间的空间距离小于群体中其他个体与全局最优解之间的空间距离,并且与全局最优解空间距离较小的个体有较高的适应值。

采用免疫进化算法对野草繁殖的当前标准差进行控制,即:

$$\rho_{iter} = (iter_{max} - iter)^n \times \frac{(\rho_{initial} - \rho_{final})}{(iter_{max})^n} \times e^{-\frac{A \cdot iter}{iter_{max}}} + \rho_{final} \quad (3)$$

其中,  $A$  表示标准差的动态调整系数。

在标准差计算过程中,增加随迭代次数  $iter$  衰减的指数因子,确保野草种子在较远区域的传播概率以非线性方式逐渐降低,使适应值较好的个体快速聚合并保留,而适应能力差的个体被清除。因此,在野草繁殖过程中,对每个解迭代的的标准差用免疫进化算法进行优化迭代计算,再在生成的解中选择适应值较好的  $P_{max}$  个解进化替代群体进化。这样改进的目的在于:在算法迭代进化前期,能围绕最优解进行搜索,既增加解空间的搜索密度,保持较好的群体多样性,有效避免算法不成熟收敛,又加快了算法收敛速度;在算法进化后期,局部搜索能力进一步加强,算法能够逼近全局最

优解 从而提高求解精度。

### 2.2 基于免疫进化的野草优化随机搜索算法的实现步骤

步骤一: 初始化。设置问题维数  $D$  ,野草初始种群规模  $P_{max}$  ,最大和最小生成种子数  $N_{max}$  和  $N_{min}$  ,最大迭代次数  $iter_{max}$  ,目标函数的标准差初始值  $\rho_0$  和最终值  $\rho_f$  ,非线性调节因子  $n$  ,标准差动态调整系数  $A$  及初始搜索空间  $X$  等参数。

步骤二: 根据初始化参数随机生成  $P_{max}$  个野草 ,并根据其适应值大小降序排列。

步骤三: 根据式 (3) 计算当前野草标准差  $\rho_{iter}$  。

步骤四: 根据式 (1) 计算每个野草繁殖种子的个数。每个野草繁殖种子的总数是在保留上一代解的基

础上 ,以当前解为期望值、 $\rho^2$  为标准差的正态分布方式 不断产生新解并更新。

步骤五: 按照野草适应值的大小降序排列 ,选取适应值较好的  $P_{max}$  个野草。

步骤六: 当迭代次数满足  $iter = iter_{max}$  时 ,算法停止 输出最优解; 否则转入步骤三。

### 3 算法的数值寻优实验

实验通过不同的测试函数来分析各种优化算法的搜索性能差异。如表 1 所示 ,采用 4 个典型的 30 维标准测试函数验证文中算法的数值寻优特性 ,并且和遗传算法( GA)、粒子群优化算法( PSO) 以及传统 IWO 算法进行性能对比。

表 1 4 种测试函数

序号	函数名	函数表达式	空间约束	理论最优值
1	Rosenbrock	$f_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	[-100 ,100]	0
2	Griewank	$f_2(x) = 1 + \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}}$	[-300 ,300]	0
3	Rastrigin	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos 2\pi x_i + 10]$	[-100 ,100]	0
4	Sphere	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	[-100 ,100]	0

如表 1 所示 ,在上述 4 种测试函数中 , $f_1$  和  $f_4$  都是单峰函数;  $f_2$  是经典的复杂优化问题 ,一般用于验证随机搜索算法执行效率。它的全局最优值坐落于一个平滑且狭长的抛物线形峡谷中 ,因为函数仅为优化算法提供少量信息 ,使算法较难辨别搜索方向 ,因此找到全局最优点的几率微乎其微。 $f_4$  是非凸病态函数 ,一般用于测试算法的求解精度和执行能力。 $f_2$  和  $f_3$  是多峰函数 ,具有较多最小值点 ,因此较难找出全局最优解。这 4 种测试函数通常用来测试随机搜索算法跳出局部最优解的能力。

IWO 算法和 MIWO 算法初始信息设置为: 最大种群 50 ,最大迭代次数 100 , $n$  为 3 , $[S_{max} , S_{min}] = [5 \beta]$  , $[\rho_{initial} , \rho_{final}] = [10 \ 0.001]$  , $A = 5$ ; 遗传算法中的交叉概率  $p_c = 0.75$  ,变异概率  $p_m = 0.5$ ; 粒子群算法中的学习因子  $c_1 = 1.473 \ 9$  , $c_2 = 1.473 \ 9$  ,权值  $w = 0.801$ 。

图 2 为 4 种随机搜索算法对 4 种测试函数的适应值随总进化代数  $iter$  变化的进化曲线。对每种测试函数均独立运行 100 次 ,并计算其平均最优值及平均迭代次数 ,对比结果如表 2 所示。

表 2 平均最优解对比结果

函数	平均最优值				平均迭代次数			
	GA	PSO	IWO	MIWO	GA	PSO	IWO	MIWO
$f_1$	0.356 1	0.349 2	0.001 5	0.000 2	30	35.7	60.1	75.1
$f_2$	10.314 5	10.120 6	0.316 2	0.210 5	10.6	12.9	56.8	64.9
$f_3$	0.337 9	0.054 8	0.007 9	0.003 6	26.3	23.8	51.9	67.5
$f_4$	0.238 6	0.215 3	0.005 8	0.003 1	20	22.9	50.3	63.9

如图 2 所示 ,MIWO 算法在收敛精度和收敛效率上均优于其他 3 种寻优算法。特别地 ,MIWO 算法的收敛速度优于 IWO 算法 ,且 MIWO 算法能够保持较好的收敛效果。遗传算法的收敛速度比粒子群算法慢 ,更甚于传统 IWO 算法。MIWO 算法以其较快的收敛速度收敛于全局最优解。传统 IWO 算法和 MIWO 算法均未陷入局部最优值。相比之下 ,遗传算法收敛速

度较慢 ,并且同粒子群优化算法一样陷入了全局最优解。

如表 2 所示 ,在相同初始参数设置情况下 ,MIWO 算法的平均最优解与平均迭代次数均优于 GA 算法、PSO 算法和传统 IWO 算法。特别地 ,在测试函数  $f_1$  和  $f_2$  中 ,MIWO 算法的最优值高于 GA 算法和 PSO 算法两个量级; 在测试函数  $f_2$  中 ,MIWO 算法的最优值高于

GA 算法和 PSO 算法两个量级; 在测试函数  $f_3$  中, MIWO 的最优值高于 GA 和 PSO 分别一个量级和两个量

级; 在测试函数  $f_4$  中, MIWO 的最优值高于 GA 和 PSO 两个量级, 它的收敛次数也优于其他 3 种算法。

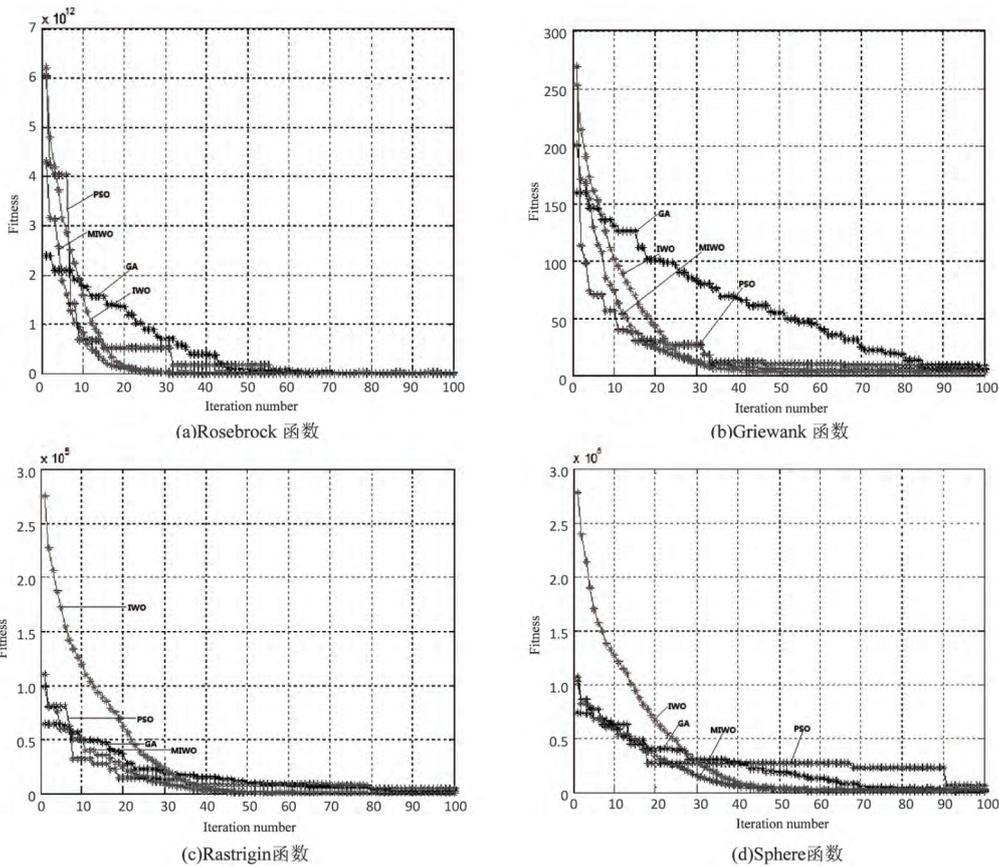


图 2 不同算法对 4 种测试函数的数值寻优曲线

结合可以看出, MIWO 算法是解决单峰和多峰优化问题最行之有效的优化算法, 相比于其他 3 种算法具有较好的全局搜索能力, 快速的收敛速度以及较高的计算精度。

### 4 结束语

针对野草优化随机搜索算法在局部搜索能力上的缺陷, 提出了一种基于免疫进化的野草优化随机搜索算法。该算法通过对野草群体最优个体进行迭代进化计算, 增加了解空间搜索密度, 提高了群体多样性, 且有效避免了算法的不成熟收敛, 能以更高的精度逼近全局最优解。通过对 4 个典型测试函数进行数值寻优实验, 结果表明, 在相同条件下, 该算法具有较好的优化效果、稳定性和收敛效率, 且适用于多种不同类型的复杂多模态函数优化问题。

#### 参考文献:

[1] 张艳梅, 姜淑娟, 陈若玉, 等. 基于粒子群优化算法的类集成测试序列确定方法 [D/OL]. 2016-03-23. <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.1826.tp.20160323.0000.002.html>.

[2] 邹常青, 刘健庄. 基于优化算法的从线画图精确重构三维物体 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(12):

1585-1591.

[3] LEE Z J, LEE C Y. A hybrid search algorithm with heuristics for resource allocation problem [J]. Information Sciences, 2005, 173(1-3): 155-167.

[4] 纪震, 周家锐, 廖惠连, 等. 智能单粒子优化算法 [J]. 计算机学报, 2010, 33(3): 556-561.

[5] ALAM S, DOBBIE G, YUN S K, et al. Research on particle swarm optimization based clustering: a systematic review of literature and techniques [J]. Swarm & Evolutionary Computation, 2014, 17: 1-13.

[6] 谢晓锋, 张文俊, 杨之廉. 微粒群算法综述 [J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 129-134.

[7] NESHAT M, SEPIDNAM G, SARGOLZAEI M, et al. Artificial fish swarm algorithm: a survey of the state-of-the-art hybridization, combinatorial and indicative applications [J]. Artificial Intelligence Review, 2014, 42(4): 965-997.

[8] LI Yuxiang, ZHAO Yinliang, LIU Bin, et al. 基于人工免疫算法的推测多线程线程划分参数的优化 (英文) [J]. Journal of Zhejiang University-Science C: Computers & Electronics, 2015, 16(3): 205-217.

[9] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony

(下转第 44 页)

强的容错能力。

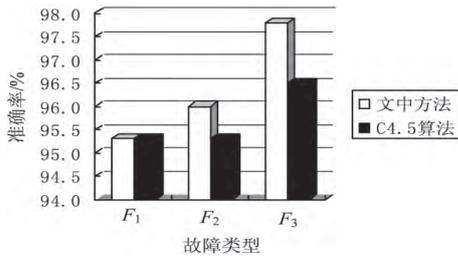


图 3 故障诊断准确率

综上所述可以证明,文中方法不仅在降低最终决策树复杂度的基础上提高了决策树的构建速率,还提高了对部分故障类型的诊断准确率。

### 6 结束语

应用可辨识矩阵约简算法和决策树结合的方法能有效地对条件属性进行约简,消除冗余信息,并减少决策树的节点数,降低决策树复杂度,最终高效率地构建决策树,实现对机械快速准确的故障识别。然而,数据挖掘技术是建立在海量的数据样本的基础上<sup>[15]</sup>,文中的故障样本数据是比较典型的故障类别数据,不排除存在具有两种甚至更多的故障特征数据。当样本数据更加充足时,决策规则库也将有更强的工程实用性。

#### 参考文献:

[1] 陈绍伟,王聪,赵帅.决策树算法在电路故障诊断中的应用[J].计算机工程与应用,2013,49(12):233-236.

[2] GILLUM M N, ARMIJO C B. Optimizing the frequency of the rotary knife on a roller gin stand [J]. Hydrobiologia, 2000, 43(4): 809-817.

[10] CHETTY S, ADEWUMI A O. Comparison study of swarm intelligence techniques for the annual crop planning problem [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(2): 258-268.

[11] MEHRABIAN A R, LUCAS C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization [J]. Ecological Informatics, 2006, 1(4): 355-366.

[12] 苏守宝,汪继文,张铃,等.一种约束工程设计问题的入侵性杂草优化算法[J].中国科学技术大学学报,2009,39(8):885-893.

[13] KARIMKASHI S, KISHK A A. Invasive weed optimization and its features in electromagnetic [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2010, 58(4): 1269-1278.

[14] 张勋才.自组装DNA计算模型的研究及应用[D].武汉:华中科技大学,2009.

[15] SEDIGHY S H, MALLAHZADEH A R, SOLEIMANI M, et

[3] 王庆,巴德纯,王晓冬.智能故障诊断的粗糙决策模型[J].东北大学学报:自然科学版,2005,26(1):80-83.

[4] 束洪春,孙向飞,司大军.基于粗糙集理论的配电网故障诊断研究[J].中国电机工程学报,2001,21(10):73-77.

[5] CHANG S Y, LIN C R, CHANG C T. A fuzzy diagnosis approach using dynamic fault trees [J]. Chemical Engineering Science, 2002, 57(15): 2971-2985.

[6] KHOO L P, TOR S B, LI J R. A rough set approach to the ordering of basic events in a fault tree for fault diagnosis [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001, 17(10): 769-774.

[7] 贾智皓,刘方.服务于粗糙集信息处理的数据离散化技术[J].数字技术与应用,2014(11):77-79.

[8] 马文萍,黄媛媛,李豪,等.基于粗糙集与差分免疫模糊聚类算法的图像分割[J].软件学报,2014,25(11):2675-2689.

[9] 李明祥.基于粗糙集理论的数据挖掘方法的研究[D].青岛:山东科技大学,2003.

[10] 武志峰,吉根林.一种基于决策矩阵的属性约简及规则提取算法[J].计算机应用,2005,25(3):639-642.

[11] 滕书华,鲁敏,杨阿锋,等.基于一般二元关系的粗糙集加权不确定性度量[J].计算机学报,2014,37(3):649-665.

[12] 徐鹏,林森.基于C4.5决策树的流量分类方法[J].软件学报,2009,20(10):2692-2704.

[13] 李学明,李海瑞,薛亮,等.基于信息增益与信息熵的TFIDF算法[J].计算机工程,2012,38(8):37-40.

[14] 黄爱辉.决策树C4.5算法的改进及应用[J].科学技术与工程,2009,9(1):34-36.

[15] 云玉屏.基于C4.5算法的数据挖掘应用研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2008.

(上接第39页)

(ABC) algorithm [J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.

al. Optimization of printed Yagi antenna using invasive weed optimization (IWO) [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2010, 9(1): 1275-1278.

[16] ZHANG X, WANG Y, CUI G, et al. Application of a novel IWO to the design of encoding sequences for DNA computing [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2009, 57(11-12): 2001-2008.

[17] MARYAM Q, MAHDI S. Solving quadratic assignment problem (QAP) using invasive weed optimization algorithm [J]. Journal of Industrial Engineering, 2011, 45: 113-125.

[18] 张氢,陈丹丹,秦仙蓉,等.杂草算法收敛性分析及其在工程中的应用[J].同济大学学报:自然科学版,2010,38(11):1689-1693.

[19] 刘燕,焦永昌,张亚明,等.混合入侵杂草算法用于阵列天线波束赋形[J].西安电子科技大学学报,2014,41(4):94-99.

[20] 黄霞,叶春明,曹磊.一种混沌变异的入侵杂草优化算法及性能仿真[J].系统仿真学报,2016,28(8):1732-1739.