

# 高效寻优的经验遗传算法

杜修力<sup>1</sup>, 韩玲<sup>2</sup>, 姜丽萍<sup>3</sup>

(1.北京工业大学 教育部与北京市共建城市与工程安全减灾重点实验室, 北京 100022;  
2.北京市建筑设计研究院, 北京 100045; 3.山东省建筑科学研究院, 济南 250031)

**摘要:** 为了寻求高效的寻优方法, 本文提出经验遗传算法, 用神经网络模型经验地预测每代种群个体的适应度, 从而减少对问题直接求解的次数, 提高遗传算法的计算效率. 通过对6个经典测试函数的数值计算分析, 结果验证了本文所提的算法的有效性, 而且能降低计算量.

**关键词:** 遗传算法; 神经网络; 经验遗传算法

**中图分类号:** TU 311.4

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0254-0037(2006)11-0992-04

遗传算法(evolutionary computation)模拟生物在自然环境中的进化过程形成的一种自适应、全局优化方法. 对于适应度求解规模较大的问题, 寻优分析中的大量适应度值的分析难以承受. 本文利用神经网络的预测能力, 将神经网络与遗传算法相结合建立了一种新的高效寻优算法——经验遗传算法, 减少了遗传算法中对问题求解空间的分析次数, 从而提高了计算效率.

## 1 经验遗传算法

目前, 遗传算法与人工神经网络的结合主要集中在使用遗传算法优化神经网络方面<sup>[1-5]</sup>. 一是用于网络训练, 即学习网络各层之间的连接权值; 二是学习神经网络的拓扑结构. 遗传算法需要不断地产生新的种群, 每一代新种群有若干个个体, 对每个个体都需要进行适应度函数值计算, 极大地限制了算法的运行速度, 本文提出经验遗传算法, 将适应度函数值计算通过神经网络的预测功能来实现, 减少正演计算次数, 提高运行速度. 算法分为5个基本步骤.

- 1) 随机抽样产生初始种群  $X_t(t=0)$ , 用训练好的神经网络预测得到初始种群的适应度空间;
- 2) 通过锦标赛选择法则淘汰掉  $N_c$  个个体, 杂交变异补充  $N_c$  个新的个体, 形成新一代种群  $X_t(t=t+1)$ ;
- 3) 用训练好的神经网络预测新一代种群  $X_t$  的适应度空间;
- 4) 选择较优的  $N_c$  个个体通过正演计算其适应度, 若最优的适应度满足精度要求, 则退出程序. 此时对应的个体为最优个体;
- 5) 若不满足精度要求, 则回到2).

这里神经网络模型通过随机抽样生成样本集进行训练获得.

本文遗传算法采用了实数编码<sup>[6]</sup>, 神经网络模型采用BP网络.

## 2 经典算例测试

### 2.1 主要参数选取

种群规模为70; 选择机制为锦标赛选择规则; 编码方式为浮点编码; 每代中遗传算子的操作亲体数为

收稿日期: 2005-09-01.

基金项目: 国家自然科学基金资助(50325826、50278006); 北京市自然科学基金资助(8031001).

作者简介: 杜修力(1962-), 男, 四川广安人, 教授.

28;基于浮点编码的遗传 7 个算子(均匀变异、非均匀单个个体变异、非均匀整体变异、边界变异、算术杂交、简单杂交、启发式杂交)作用的次数为 4;非均匀变异系数为 2;简单杂交系数为 10;神经网络训练样本数为 200;神经网络预测样本数为 70;每代正演计算个体数为 5;神经网络层数为 3;学习率为 0.9;动量因子为 0.7;经验遗传算法收敛精度为 0.000 1.

2.2 6 个测试函数

1) Shubert 函数

$$F_1(x, y) = \left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x + i] \right\} \left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)y + i] \right\} + 0.5[(x + 1.425 13)^2 + (y + 0.080 032)^2] \quad x, y \in [-10, 10] \quad (1)$$

此函数有 760 个局部最小点(如图 1 所示),其中,  $(x, y) = (-1.425 13, -0.800 32)$  为全局最优点,最小值为 -186.730 9. 此函数的全局次优点为  $(x, y) = (-0.800 32, -1.425 13)$ , 函数值为 -186.340 5.

2) Camel 函数

$$F_2(x, y) = \left( 4 - 2.1x^2 + \frac{x^4}{3} \right) x^2 + xy + (-4 + 4y^2)y^2 \quad x, y \in [-100, 100] \quad (2)$$

此函数有 4 个局部最小点(如图 2 所示),其中,  $(x, y) = (-0.089 8, 0.712 6)$ 、 $(x, y) = (0.089 8, -0.712 6)$  为全局最优点,最小值为 -1.031 628.

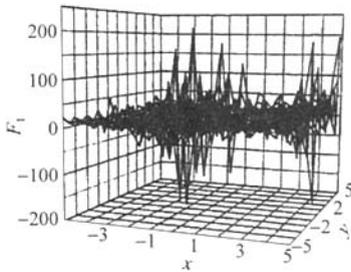


图 1 Shubert 函数  
Fig.1 Shubert function

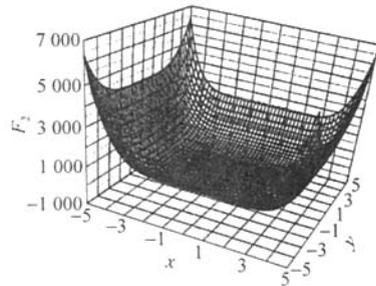


图 2 Camel 函数  
Fig.2 Camel function

3) Shekel's Foxholes 函数

$$F_3(x) = 0.002 + \sum_{j=1}^{25} 1 / \left[ j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6 \right] \quad x, y \in [-32, 32] \quad (3)$$

其中

$$[a_{ij}] = \begin{bmatrix} -32 & -16 & 0 & 16 & 32 & -32 & -16 & \dots & 0 & 16 & 32 \\ -32 & -32 & -32 & -32 & -32 & -16 & -16 & \dots & 32 & 32 & 32 \end{bmatrix}$$

此函数有多个局部最大点(如图 3 所示),其函数值都小于 1,其中,只有 1 个点大于 1,为 1.002 ( $x_1 = -32, x_2 = -32$ ).

4) Schaffer'sFs 函数

$$F_4(x, y) = 0.5 - [\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5] / (1 + 0.001(x^2 + y^2))^2 \quad x, y \in [-100, 100] \quad (4)$$

此函数只有 1 个全局最大值(如图 4 所示)  $F_4(0, 0) = 1.0$ . 但在最大值周围有多个圈脊,形成无数个局部最大值,其中最里面的圈脊的函数值为 0.990 283,满足  $x^2 + y^2 = 3.138^2$ ,在全局优化过程中,进化易停滞在这个局部最大值带上.

5) Rosenbrock 函数

$$F_5(x) = \sum_{i=1}^M [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2] \quad x_i \in [-4, 4] \quad (5)$$

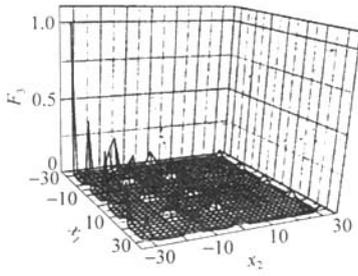


图3 Shekel's foxholes 函数

Fig.3 Shekel's foxholes function

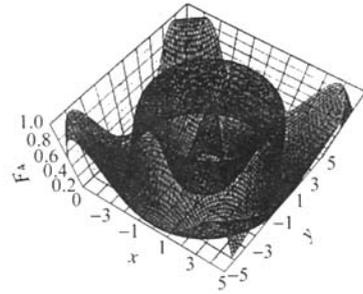


图4 Schaffer'sFs 函数图

Fig.4 Schaffer'sFs function

Rosenbrock 函数是个复杂的  $M$  维非线性函数,它在  $X = (1, 1, \dots, 1)$ 处为全局最小解,函数值为 0(如图 5 所示),给出了二维 Rosenbrock 函数的等值线图. 最小值位于非常狭窄的 1 个条带上,沿着这个条带,函数变化非常缓慢,这对算法的搜索效率是个很大的考验. 因此,Rosenbrock 函数虽然是单峰值函数,但它常用于测试全局优化算法的搜索效率及其求解多维优化问题的能力.

6) Rastrigin 函数

$$F_6(x) = MA + \sum_{i=1}^M (x_i^2 - A \cos(2\pi x_i)) \quad x_i \in [-5.12, 5.12] \quad (6)$$

其中  $A$  为给定的常数.

函数为多峰函数,在  $X = (0, 0, \dots, 0)$ 处达到全局最小,最小值为 0(如图 6 所示). 此函数在定义域范围内大约有  $10M$  个局部最小解.

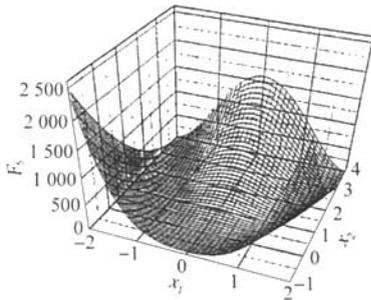


图5 二维 Rosenbrock 函数

Fig.5 Planar function of rosenbrock

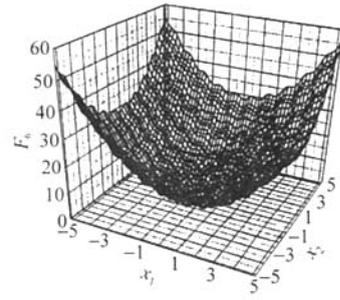


图6 二维 Rastrigin 函数

Fig.6 Planar function of rastrigin

2.3 测试函数计算统计结果

以计算次数作为评价算法的标准. 用经典算例对经验遗传算法进行验证,连续 20 次收敛到全局最优解,则认为计算有效. 取 20 次的平均值作为算法的平均正演计算次数,表 1 所列为遗传算法与经验遗传

表 1 经验遗传算法与遗传算法计算次数对比

Tab.1 Comparison of compute number between genetic algorithms and empirical genetic algorithms

优化方法	测试函数											
	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$			$F_6$				
					$M=2$	$M=5$	$M=10$	$M=2$	$M=5$	$M=10$	$M=15$	
遗传算法	平均值	7 868	5 975	567	6 195	12 933	125 006	830 270	5 397	16 513	101 783	243 387
	标准差	9 529	5 823	239	3 948	7 894	166 733	396 232	2 618	7 439	67 007	898 331
经验遗传算法	平均值	565	430	45	450	930	8 935	20 660	390	1 185	7 280	17 390
	标准差	681	420	17	282	564	11 916	9 780	187	531	5 790	20 298

算法的正演计算次数的平均值和标准差.

- 1) 经验遗传算法对所有测试函数都能有效收敛到全局最优解.
- 2) 经验遗传算法正演计算次数的平均值和标准差少于遗传算法.
- 3) 随着函数维数增加, 函数复杂性不断提高, 正演次数减少的也越来越多, 效果越突出.

### 3 结束语

针对复杂多自由度系统寻优计算量大的问题, 本文提出一种利用神经网络的预测能力来引导遗传算法向最优化方向搜索的算法——经验遗传算法. 通过对经典测试函数的数值计算分析, 证明这一方法具有高效寻优效果, 能较好地解决复杂系统的寻优计算难, 计算量大等问题.

#### 参考文献:

- [1] 罗文辉. 遗传算法在神经网络优化中的应用[J]. 控制工程, 2003, 10(5): 401-403.  
LUO Wen-hui. Application of genetic algorithm to neural network optimization[J]. Control Engineering of China, 2003, 10(5): 401-403. (in Chinese)
- [2] 孙全玲, 胡平, 陆金桂. 基于神经网络和遗传算法的优化设计方法[J]. 计算机应用, 2003, 23(10): 98-99.  
SUN Quan-ling, HU Ping, LU Jin-gui. Optimizatin design method based on NN and GA. Computer applications[J]. 2003, 23(10): 98-99. (in Chinese)
- [3] 王文剑, 贾莲凤. 用综合法优化前向神经网络结构[J]. 计算机工程与设计, 2001, 22(6): 92-94.  
WANG Wen-jian, JIA Lian-feng. Optimal feed-forward neural network architecture using synthesis method[J]. Compter Engineering and Design, 2001, 22(6): 92-94. (in Chinese)
- [4] 杨洪明, 白培林. 基于遗传算法的人工神经网络负荷预报模型[J]. 湖南电力, 2000, 20(1): 6-8.  
YANG Hong-ming, BAI Pei-lin. Neural network charge predict model based on the genetic algorithm[J]. Electric Power of HUNAN, 2000, 20(1): 6-8. (in Chinese)
- [5] COOK D F, RAGSDALE G T, MAJOR R L. Combining a neural network with a genetic algorithm for process parameter optimization[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2000, 13: 391-396.
- [6] DU Xiu-li, ZENG Di. Structural physical parameter identification based on evolutionary-simplex algorithm and structural dynamic response[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2003, 2(2): 225-236.

## An Efficient Global Optimization Algorithm: Empirical Genetic Algorithm

DU Xiu-li<sup>1</sup>, HAN ling<sup>2</sup>, JIANG Li-ping<sup>3</sup>

(1. The Key Laboratory of Urban Security and Disaster Engineering ( Beijing University of Technology),  
Ministry of Education, Beijing 100022, China; 2. Beijing Institute of Architectural Design, Beijing 100045, China;  
3. Shandong Provincial Academy of Building Research, Jinan 250031, China)

**Abstract:** It is necessary to obtain corresponcling solutions to evaluating the fitness of all individuals of every generation of the population and to analyze the solutions by using Genetic Algorithm. When the scale of problem is large, the calculation of genetic algorithm will be so enormous that it can not be used in practice. However, a new method called empirical genetic algorithm is proposed in the paper. It decrease the number to analyze the solution and increase the efficiency of the genetic algorithm, in which the fitness of most individuals of every generation of the population are estimated by the empirical Neural Network. The calculation results from six classical test functions show that the method is efficient.

**Key words:** Genetic algorithm; neural network; empirical genetic algorithm