

# 优化 BP 神经网络的快速细菌觅食算法 BP Neural Network based on Fast Bacterial Foraging Algorithm

麦雄发<sup>1</sup>, 李玲<sup>2</sup>, 胡宝清<sup>3</sup>

MAI Xiong-fa<sup>1</sup>, LI Ling<sup>2</sup>, HU Bao-qing<sup>3</sup>

(1. 广西师范学院数学科学学院, 广西南宁 530001; 2. 广西师范学院继续教育学院, 广西南宁 530001; 3. 广西师范学院资源与环境科学学院, 广西南宁 530001)

(1. School of Mathematical Sciences, Guangxi Teachers Education University, Nanning, Guangxi, 530001, China; 2. School of Continuing Education, Guangxi Teachers Education University, Nanning, Guangxi, 530001, China; 3. Faculty of Resource and Environmental Sciences, Guangxi Teachers Education University, Nanning, Guangxi, 530001, China)

**摘要:** 为了提高 BP 神经网络的全局收敛能力和预测精度, 提出了混合 PSO 的快速细菌觅食算法优化 BP 神经网络 (FBFABP) 的方法, 并以石漠化危险度预警为例进行验证。结果表明, 通过使用粒子移动和简化细菌趋化操作, 提高了算法的收敛速度和搜索全局最优值的能力。相对于其它神经网络训练算法, 该方法具有良好的预测精度和泛化能力, 具有一定的优势。

**关键词:** 细菌觅食算法 粒子群优化 BP 神经网络 石漠化

**中图分类号:** TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-7378(2011)03-0221-03

**Abstract:** In order to improve the global convergence speed and accuracy of forecasting, a new BP neural network based on fast bacterial foraging algorithm (FBFABP) combined with particle swarm optimization is presented. By means of the particle flying and simplifying the bacterial chemotactic action, the convergence speed and the capacity of searching global extremum of this algorithm are enhanced. Taking karst rocky desertification as example, the empirical results reveal that FBFABP some superiorities in forecasting ability and predicting accuracy comparing with the standard BP, BP with momentum factor, BP with Levenberg-Marquardt train method and PSOBP.

**Key words:** bacterial foraging algorithm, particle swarm optimization, BP neural network, karst rocky

2002 年, K M Passino 基于大肠杆菌在人体肠道内吞噬食物的行为, 提出细菌觅食算法 (bacterial foraging algorithm, BFA)<sup>[1]</sup>。该算法因具有群体智能算法并行搜索、易跳出局部极小值等优点, 成为生物启发式计算研究领域的新热点。但是, 基本的 BFA 算法在面对高维问题时, 收敛速度和精度都不高。粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 最初由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士于 1995 年提出并成功地用于函数优化<sup>[2]</sup>, 后来又进

行了有效的拓展, 是计算智能领域一种著名的群体智能算法 (Swarm Intelligence, SI)。

在 PSO 算法中, 粒子群在一个  $n$  维空间中搜索, 每个粒子所处位置都被看成解空间的一个, 粒子通过个体和群体的飞行经历来不断调整自己的位置。第  $i$  个粒子所经历过的最好位置被记做个体极值 ( $x_{pbest_i}$ ), 整个群体所经历过的最好位置被记做全局极值 ( $x_{gbest}$ )。粒子根据下面的公式来更新自己的速度和位置:

$$v_i(t) = wv_i(t-1) + c_1r_1(t)(x_{pbest_i} - x_i(t)) + c_2r_2(t)(x_{gbest} - x_i(t)) \quad (1)$$

$$x_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t) \quad (2)$$

其中  $w$  为非负惯性权重,  $c_1, c_2$  为非负学习因

收稿日期: 2010-11-30

作者简介: 麦雄发 (1974-), 男, 副教授, 主要从事智能计算及其应用的研究。

子,  $r_1, r_2$  为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

神经网络具有模式识别、函数逼近、优化和联想记忆等性能,因此广泛流行于研究领域和应用领域。在众多的神经网络模型中,应用最多的是BP神经网络。BP神经网络具有较好的非线性和自学习能力,但由于其依赖于梯度下降法,常出现易振荡、收敛速度慢,易陷入局部极小值、泛化能力不强等缺点。针对BP算法不具备全局寻优的缺点,不少学者将PSO粒子群算法应用到神经网络权值修改中<sup>[3~5]</sup>,也有部分学者将细菌觅食算法应用到神经网络权值修改中<sup>[6~8]</sup>,均取得了较好的结果。还有部分学者提出混合PSO的细菌觅食算法,如A Biswas<sup>[9]</sup>所提出的BSO算法,在趋化操作后对细菌执行了一个仅使用社会信息(全局最优)的粒子移动操作;W Korani<sup>[10]</sup>提出BF-PSO混合算法,用粒子的速度代替细菌翻转方向,并且在翻转和前进时不再要求是单位方向,但保留了步长限制;而刘小龙所提出的混合算法PSO-BFO<sup>[11]</sup>与BF-PSO类似,也是用粒子速度代替翻转方法,但要求其翻转方向是单位方向。它们的方法在测试函数或实际问题取得了比标准BFA更好的性能。但他们所出的方法中,没有充分利用PSO的快速收敛能力,还是沿用了细菌的觅食过程,特别是在趋化过程中,都是先进行一个任意单位方向的翻转,然后再进行多步的前进操作,算法的复杂性没有改进,收敛速度还不够快。与之不同,本文提出混合PSO的快速细菌觅食算法,直接以粒子移动方法简化细菌的趋化操作,省略了前进动作。每代趋化操作结束(种群中每个细菌都进行了一次趋化操作)后,更新细菌个体最优和全局最优。细菌的繁殖和驱散操作不变。因其省略了前进操作,故称其为快速细菌觅食算法(FBFA)。

## 1 快速细菌觅食算法描述

以快速细菌觅食算法来训练BP神经网络(FB-FABP),每一个细菌就是一个神经网络,细菌的分量包括神经网络所有节点之间的连接权值和阈值。细菌的适应度设为神经网络实际输出与目标输出间的均方误差MSE:

$$fitness = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m (d_k - t_k)^2 \quad (3)$$

其中: $d_k$ 是神经网络的实际输出, $t_k$ 是目标输出, $m$ 是输出节点数, $n$ 是训练集样本数。

FBFABP算法简要描述如下:

(I)参数设置:确定神经网络结构,根据样本设

定输入层、隐含层和输出层神经元个数,确定传递函数和输出函数,设置训练的精度;在变量的设计范围内对细菌规模数 $S$ ,迁移代数 $Ned$ 、繁殖代数 $Nre$ 、趋化代数 $Nc$ ,驱散概率 $Ped$ 等参数进行设定。

(II)随机初始化细菌的位置和速度,依训练样本集和测试样本集设定神经网络的输入和目标输出。

(III)粒子群算法参数设计。将细菌位置转化为神经网络的权值和阈值,前向计算其输出,利用评价函数(3)对个体进行优劣性的评价,设定每一个细菌的局部极值初始值、全体细菌的全局极值初始值。

(IV)趋化循环操作。在标准的趋化过程中,细菌运动模式包括翻转和前进。但本文算法将翻转和前进合为一步,对每个细菌以公式(2)进行细菌位置更新,省略标准算法中的前进操作;利用评价函数(3)对个体进行优劣性的评价,更新细菌的个体极值和细菌群体的全局极值;若全局极值达到预设精度,则转(VI),否则取线性递减的权重,按照粒子群算法的公式(1)来更新细菌的翻转方向,而非任意方向。

(V)繁殖操作。对于经过一个趋化循环的细菌群体,对每个细菌按照适应度的累加和进行排序,淘汰掉适应度较差的半数细菌,从适应度较好的半数细菌中分裂出同样的细菌群,这批细菌继承母细菌的位置和速度。

(VI)驱散操作。经过一个繁殖操作的循环后,细菌有可能走向局部极值。在此,对于每一个细菌按照一定的驱散概率进行驱散,即随机初始化。

(VII)输出群体最优解,将最优解转化为神经网络的权值和阈值,前向计算其输出,利用公式(3)计算出测试集的均方误差。算法结束。

FBFA在步骤(IV)趋化性操作中,只有一个细菌位置移动的操作,没有通常的前进操作,去掉了步长的限制 $c(i)$ ,也没有单位方向所要求的分母 $\sqrt{\Delta^T(i)\Delta(i)}$ ,充分利用了PSO的快速收敛能力。

## 2 快速细菌觅食算法验证

以石漠化危险度预警验证该网络的性能。从地质-生态环境背景和社会经济两方面并经过相关分析,挑选出10个指标作为石漠化危险度的预警指标,并根据指标等级标准、遥感影像资料、统计资料和实地取样考察获得16个样本集<sup>[13]</sup>。首先对样本数据进行归一化,然后将归一化后的数据分组:其中12个样本用来训练,其余4个用来验证。同时将FBFABP与PSOBP、标准BP网络、加入动量项的

BP 网络以及 LM 方法的 BP 网络的训练、预测进行比较。

算法用 MATLAB 编程,主要参数设置如下:BP 神经网络输入节点数为 10,隐层节点数为 20,输出节点数为 1,训练方法分别取 traingd、traingdx 和 trainlm,最大训练次数设为 5000;PSOBP 中,粒子个数为 50,可以算出变量维数  $p$  为 241,是个高维优化问题,训练次数为 200 次,加速系数  $c1=1.5$ 、 $c2=1.2$ ;FBFABP 算法中,细菌个数  $S$  设为 50,最大趋化代数  $Nc$  取 10,最大繁殖代数  $Nre$  取 10,最大驱散代数  $Ned$  取 2,其余与 PSOBP 设置相同。当误差达到设定值(此处设为 0.01)或达到最大训练次数时,训练停止。算法中全体粒子移动一次或全体细菌趋化一次算一代。每种算法独立运行 10 次以后取其平均值和标准差进行对比,结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,FBFABP 无论在迭代次数、训练误差和测试误差方面,都优于标准的 BP 网络(BP-gd);相对于加入动量项的 BP 网络(BP-gdx)和 PSOBP,FBFABP 在训练误差、迭代次数方面的优点虽然不是很突出,但在测试样本上却体现了更好的性能,测试集上的平均误差和标准差都最小;而采用 LM 学习方法的 BP 网络(BP-lm),虽然其有最快的平均收敛速度和最小的平均训练误差,但在测试集上其误差却较大,所以并不是最理想的。

表 1 不同算法的迭代次数、训练误差和测试误差(平均值/标准差)

算法	迭代次数	训练误差	测试误差(%)
BP-lm	3.5	0.0031(0.0034)	8.868
BP-gd	1165.8	0.0100(0.0030)	6.544
BP-gdx	89.8	0.0093(0.0004)	9.567
PSOBP	74.7	0.0092(0.0012)	14.284
FBFABP	65.4	0.0091(0.0001)	3.270

将 FBFABP 应用于石漠化危险度预警当中,提高了识别精度,验证了基于 PSO 的快速细菌觅食算法可以提高 BP 网络的全局寻优能力。

### 3 结束语

本文对混合 PSO 的快速细菌觅食算法与 BP 相结合用来对神经网络进行学习训练的方法进行了研究,并与 PSOBP 以及其它 BP 算法进行了比较。仿真实验结果表明,用快速细菌觅食算法优化神经网络进行学习训练的方法,具有较快的收敛速度和

更高的预测精度。快速细菌觅食算法作为一种有广泛适应性和巨大潜力的优化算法必将在更多的领域中得到应用。

#### 参考文献:

- [1] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control [J]. IEEE Control Systems Magazine, 2002, 22: 52-67.
- [2] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [J]. IEEE on Networks, 1995, 1942-1948.
- [3] 潘昊,侯青兰. 基于粒子群优化算法的 BP 网络学习研究[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(16): 41-43.
- [4] 钟慧玲,李鸿洁,李冰. 基于 PSO 的 BP 训练算法[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(17): 4205-4206.
- [5] 唐贤伦,庄陵,李银国. 混合粒子群优化算法优化前向神经网络结构和参数[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(12): 91-93.
- [6] 储颖,邵子博,廉华,等. 细菌觅食算法在图像压缩中的应用[J]. 深圳大学学报:理工版, 2008, 25(2): 153-157.
- [7] Ulagammai L, Vankatesh P, Kannan P S, et al. Application of bacteria foraging technique trained and artificial and wavelet neural networks in load forecasting [J]. Neurocomputing, 2007, 70(16/18): 2659-2667.
- [8] Kim D H, Cho C H. Bacterial foraging based neural network fuzzy learning [C]//IICAI 2005, 2005: 2030-2036.
- [9] Biswas A, Dasgupta S, Das S, et al. Synergy of PSO and bacterial foraging optimization: a comparative study on numerical benchmarks [J]. Innovations in Hybrid Intelligent Systems, 2007, 44: 255-263.
- [10] Wael Mansour Korani. Bacterial foraging oriented by particle swarm optimization strategy for PID tuning [C]//Maarten Keijzer. Proceedings of the 2008 GEC-CO conference companion on genetic and evolutionary computation. Atlanta, GA, USA, 2008: 1823-1826.
- [11] 刘小龙,李荣钧. 基于粒子群算法的细菌觅食全局优化算法[J/OL]. 中国科技论文(2010-04-28). [http://www.paperedu.cn/paper\\_oo0b51](http://www.paperedu.cn/paper_oo0b51).
- [12] 胡海波,黄友锐. 混合粒子群算法优化分数阶 PID 控制参数研究[J]. 计算机应用, 2009, 29(9): 2483-2486.
- [13] 苏广实,胡宝清,梁铭忠,等. 基于神经网络的喀斯特石漠化预警分析模型研究[J]. 地球与环境, 2009, 37(3): 287-292.

(责任编辑:陈小玲)