

PSO 算法优化 BP 网络的新方法及仿真实验

李祚泳,汪嘉杨,郭 淳

(成都信息工程学院,四川成都 610041)

摘 要: 提出一种基于粒子群算法优化 BP 网络的权值调整新方法. 该算法在基本 BP 算法的误差反传调整权值的基础上,再引入粒子群算法的权值修正,从而建立了基于粒子群算法优化的 BP 网络新模型. 此模型不仅可以克服基本 BP 算法收敛速度慢和易陷入局部极值的局限,而且模型的精度较高,较好地提高了 BP 网络学习能力与泛化能力. 将新模型应用于 4 个典型复杂函数的仿真实验,并与基本 BP 模型、基于遗传算法优化的 BP 网络模型(GA-BP)和传统的粒子群优化前向 BP 网络模型(PSO-BP 前传)的仿真实验结果进行分析比较. 仿真实例表明新 PSO-BP 优化模型性能尤其是泛化性能优于其它 3 种 BP 网络优化模型.

关键词: BP 网络; 粒子群算法; 优化; 权值调整; 仿真

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 11-2224-05

A New Method of BP Network Optimized Based on Particle Swarm Optimization and Simulation Test

LI Zuo-yong, WANG Jia-yang, GUO Chun

(Chengdu University of Information Technology, Chengdu, Sichuan 610041, China)

Abstract: A new method to adjust weights of BP network was proposed based on particle swarm optimization. The new model was based on the weight adjustments of error back propagation of BP algorithm and the weight modification using particle swarm optimization (PSO). The model can not only overcome the limitations both the slow convergence and the local extreme values by basic BP algorithm, but also improve the learning ability and generalization ability with a higher precision. The new model was used in simulation test of four typical complex functions, results of which were analysed and compared with that of basic BP algorithm, BP network optimized based on genetic algorithm (GA-BP) and traditional BP network of signal forward propagation based on particle swarm optimization. Results show the performances of new PSO-BP model are superior to that of other 3 kinds of optimized BP network models, especially in generalization ability.

Key words: BP network; particle swarm optimization; optimization; weight adjustment; simulation

1 引言

BP 网络由于具有自组织、自学习和自适应的能力,且原理简单、易于实现,已在众多领域得到广泛应用. 但 BP 网络存在学习效率低、收敛速度慢和易陷入局部极小等局限,尤其是 BP 网络结构的选取对网络的学习能力和泛化能力有很大影响^[1]. 针对 BP 网络的缺陷,许多学者提出了改进的学习算法^[2~4]. 近年来基于粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)优化 BP 网络的学习算法已有很多研究^[5~8],这些改进算法对加速收敛和避免陷入局部极小有一定的效果. 不过,这些研究的训练过程大多是采用了 BP 算法的 Sig 函数作为激活函数,只进行 BP 算法训练的前向传播过程,没有进行训练的

误差反向传播的权值调整过程. 其权值调整亦未采用梯度下降法,而是直接采用 PSO 迭代算法优化调整神经网络的权值,因而只是基于 PSO 优化的前向神经网络算法.

本文将 PSO 优化算法与 BP 网络算法相结合,完全基于 BP 网络算法的基本思想,是在基本 BP 算法的误差反向传播调整权值的基础上,再引入 PSO 算法进行权值修正,是严格意义上的基于 PSO 的 BP 网络算法. 通过采用 4 个典型的复杂函数对新的算法进行仿真实验,并与基本 BP 算法和基于遗传算法优化的 BP 算法(GA-BP)及基于 PSO 优化的只进行前向传播过程的 PSO-BP(前传)算法的仿真实验结果进行分析比较.

2 PSO 算法优化 BP 网络的新模型

2.1 粒子群算法简介

粒子群算法是模拟鸟类觅食行为的一种新的进化计算方法. 设在 D 维搜索空间中, 共有 M 个粒子组成一个粒子群体, 其中第 i 个粒子的空间位置为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, ($i = 1, 2, \dots, M$) 是优化问题的一个潜在解. 将它代入优化目标函数计算出相应的适应值可作为衡量 X_i 的优劣. 第 i 个粒子所经历过的历史最佳位置记为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$; 同时第 i 个粒子还具有各自的飞行速度 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. 群体所经历过的历史最佳位置记为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$. 对每一代粒子, 其第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 的速度和位置根据方程组 (1)、(2) 迭代:

$$v_{id}^{(t+1)} = u \cdot v_{id}^{(t)} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^{(t)}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^{(t)}) \tag{1}$$

$$x_{id}^{(t+1)} = x_{id}^{(t)} + v_{id}^{(t+1)} \tag{2}$$

式中, u 为惯性权值, 惯性权值的引入使 PSO 可以调节算法的全局与局部寻优能力, 通常采用线性惯性权; c_1 和 c_2 为正常数, 称为加速系数; r_1 和 r_2 为两个在 $[0, 1]$ 内变化的随机数, 有关 PSO 算法的基本原理及算法实现过程详见文献 [9 ~ 12].

2.2 基本 BP 网络权值训练方法

由于一个 3 层的前向网络具有以任意精度逼近任意一个非线性函数的能力, 因此, 只需构造一个输入层、一个隐层和一个输出层的 3 层神经网络. 基本 BP 网络的权值和阈值调整公式为 [1, 2]:

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta H_j \tag{3}$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta I_i \tag{4}$$

及
$$k(t+1) = k(t) + \eta \tag{5}$$

$$j(t+1) = j(t) + \eta \tag{6}$$

以上诸式中, H_j 为隐层节点的输出; I_i 为从输入节点 i 输入的信号; $w_{kj}(t)$ 和 $w_{kj}(t+1)$ 分别为前后两次训练时隐节点 j 与输出层节点 k 的连接权值; $w_{ji}(t)$ 和 $w_{ji}(t+1)$ 分别为前后两次训练时输入节点 i 与隐节点 j 的连接权值; k 和 j 分别为输出节点 k 和隐节点 j 处的阈值; η 和 η 分别为学习参数, 一般取为 0.1 ~ 0.9; η 和 η 分别为输出层节点 k 和隐层节点 j 的误差信号, 其计算式为:

$$k = (T_k - O_k) O_k (1 - O_k) \tag{7}$$

$$j = \sum_k w_{kj} H_j (1 - H_j) \tag{8}$$

式中, T_k 为样本在输出节点 k 的目标输出值; O_k 和 H_j 分别为样本在网络的输出节点 k 和隐节点 j 的实际输出值. 其中隐层输出计算公式为:

$$H_j = f \left(\sum_{i=1}^M w_{ji} I_i + \theta_j \right) \tag{9}$$

式中, M 为输入节点个数; f 为 S 型激活函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{10}$$

输出层输出采用线性加权求和:

$$O_k = \sum_{j=1}^s w_{kj} H_j + \theta_k \tag{11}$$

式中, s 为隐节点个数.

2.3 基于 PSO 算法的 BP 网络结构优化和权值调整方法 (PSO-BP)

2.3.1 BP 网络结构的优化

由于 BP 网络的隐节点数通常都是采用凑试法来确定的, 即用修剪法或逐步构造法进行试验, 不断更改隐节点个数, 从而相应的初始权值和阈值也需相应改变, 因而对网络收敛性和学习效率都有一定的影响 [4]. 为了减小这种影响, 通过构造不同的网络结构, 对每个网络结构皆生成 m 个不同初始权值和阈值的 BP 网络, 并采用粒子群和 BP 的混合算法进行优化, 得到训练后的 BP 网络误差最小时的网络结构.

2.3.2 基于 PSO 算法的 BP 网络权值调整

对各不同初始权值和阈值的网络 l ($l = 1, 2, \dots, m$), 都采用基本 BP 算法按式 (3) ~ (11) 进行训练. 当全部样本每训练完 1 遍后, 分别按公式 (12) 和 (13) 计算 n_1 个训练样本的训练误差 E_1 和 n_2 个检验样本的检验误差 E_2 :

$$E_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{p_1=1}^{n_1} (O_{p_1} - T_{p_1})^2 \tag{12}$$

$$E_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{p_2=1}^{n_2} (O_{p_2} - T_{p_2})^2 \tag{13}$$

式中, n_1 和 n_2 分别为训练样本个数和检验样本个数; O_{p_1} 和 T_{p_1} 分别为训练样本 p_1 的网络实际输出和期望输出; O_{p_2} 和 T_{p_2} 分别为检验样本 p_2 的网络实际输出和期望输出.

PSO 算法的速度迭代公式 (1) 还可以改写为:

$$v_{id}^{(t+1)} - u \cdot v_{id}^{(t)} = c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^{(t)}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^{(t)}) \tag{1a}$$

此式表明, 粒子相继两次速度的改变取决于粒子当前位置相对于其历史最佳位置和群体历史最佳位置的变化. 因此, 若把网络的权值视作 PSO 算法中粒子的速度, 则在网络训练过程中, 相继两次权值的改变可视为粒子的速度的改变. 因而类比式 (1a), 网络的权值改变量还可按式 (14) 和式 (15) 计算.

$$w_{kj} = c_1 r_1 (w_{kj}(b) - w_{kj}) + c_2 r_2 (w_{kj}(g) - w_{kj}) \tag{14}$$

$$w_{ji} = c_1 r_1 (w_{ji}(b) - w_{ji}) + c_2 r_2 (w_{ji}(g) - w_{ji}) \tag{15}$$

式中, $w_{kj}(b)$ 和 $w_{ji}(b)$ 为第 l 个网络所经历过的历史上具有最小检验误差 E_2 时的网络权值(最佳适应值); $w_{kj}(g)$ 和 $w_{ji}(g)$ 为 m 个群体网络中历史上具有最小检验误差 E_2 时的网络权值(最佳适应值); c_1, c_2 和 c_1, c_2 的意义与公式(1)中的 c_1 和 c_2 意义相同; r_1, r_2 和 r_1, r_2 的意义与公式(1)中的 r_1 和 r_2 意义相同. 从而每训练完 1 遍后, 应综合考虑 BP 算法和 PSO 算法的共同效果, 即在基本 BP 网络权值调整公式(3)和(4)的右边, 还应分别增加由式(14)和(15)表示的权值改变量, 故综合式(3)、(4)和式(14)、(15), 得网络权值调整公式如式(16)、(17)所示; 而 k, j 仍保持公式(5)、(6)形式不变.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta_k H_j + c_1 r_1 (w_{kj}(b) - w_{kj}) + c_2 r_2 (w_{kj}(g) - w_{kj}) \quad (16)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta_j I_i + c_1 r_1 (w_{ji}(b) - w_{ji}) + c_2 r_2 (w_{ji}(g) - w_{ji}) \quad (17)$$

训练停止条件仍为: 当 $\max(E_1, E_2)$ 时停止训练, 此时得到的网络权值和阈值为最终权值. 其中, E_1 为由式(12)计算得到的 n_1 个训练样本的方均误差, E_2 为由式(13)计算得到的 n_2 个检验样本的方均误差.

3 基于 PSO 算法的 BP 网络权值优化的仿真实验及分析比较

3.1 函数列表

选用以下 4 个典型的复杂函数:

(1) Rosenbrock 函数: $f_1 = 100 \times (x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2, x_i \in [-10, 10], i = 1, 2$

(2) $f_2 = x_1^2 + x_2^3 - x_1 x_2 x_3 + x_3 - \sin x_2^2 - \cos(x_1 x_3^2), x_i \in [-2, 2], i = 1, 2, 3$

(3) $f_3 = x_1^{x_2} + x_3^{x_4}, x_i \in [0, 2], i = 1, 2, \dots, 8$

(4) $f_4 = \sum_{i=1}^8 x_i^i, x_i \in [-1, 1], i = 1, 2, \dots, 8$

3.2 基于 PSO 算法的 BP 网络权值优化的函数模拟及误差分析

构建不同隐节点数 s 的 $i - s - 1$ 的三层 BP 网络结构模型, 用上述 2.3.2 节的 PSO-BP 方法训练网络. 参数设置如下: PSO 算法初始化群体个体数目设为 $m = 40$; 最大迭代遍数 $T = 1000$; 设置最小训练停止误差 $\epsilon = 10^{-6}$; PSO 算法的学习因子 $c_1 = c_1 = 1.4; c_2 = c_2 = 1.4$; 搜索空间维数(权值和阈值数目) $D = i \times s + s \times 1 + s + 1 = s \times (i + 2) + 1$; 初始样本生成: 随机初始化 $m \times D$ 个初始值. 对于每个待拟合的函数, 在自变量取值范围内随机生成训练样本 $n_1 = 150$, 检验样本 $n_2 = 50$. 表 1 中列出函数 $f_1 \sim f_4$ 具有不同隐节点数时的网络训练误差 E_1 和检验误差 E_2 . 选择 4 个函数的检验误差或拟合(训练)误差最小的网络为最佳网络结构(隐节点数为 s), 分别为 2-7-1、3-6-1、5-10-1、8-7-1, 如表 2 所示. 采用选定的 PSO-BP 模型最佳网络结构对 4 个函数的模拟结果的误差分析比较如表 3 所示. 表 3 中, E_1, E_2 分别为用式(12)和(13)计算得到的函数的训练误差和检验误差; 由式(18)~(20)表示的 E_3, E_4 和 E_5 分别为基于多种优化算法的 BP 网络的训练样本、检验样本和全部样本(包括训练样本和检验样本)的平均绝对误差.

表 1 函数 $f_1 \sim f_4$ 具有不同网络结构时的误差分析

函数	误差	隐节点数(s)									
		3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
f_1	E_1	5.2469E-05	7.48E-05	0.000140	6.06E-06	4.87E-06	4.75141E-05	3.33E-05	1.70E-05		
	E_2	0.001506	0.003765	0.057845	0.009995	2.98E-04	0.001074	0.003742	0.002909		
	E_3	0.006068	0.004926	0.008578	0.001906	0.001886	0.005482	0.004869	0.003310		
	E_4	0.034836	0.040358	0.192467	0.074016	0.014980	0.030187	0.039807	0.039772		
	E_5	0.013260	0.013784	0.054550	0.019933	0.005160	0.011658	0.013603	0.012425		
f_2	E_1	4.49E-05	3.92E-05	3.58E-05	3.56E-05	2.86E-04	3.76E-05	4.63E-05	4.13E-05		
	E_2	0.004118	0.006128	0.007362	9.26E-04	5.15E-04	0.001524	0.019533	0.006777		
	E_3	0.005569	0.005224	0.004882	0.004992	0.012571	0.004963	0.005353	0.005272		
	E_4	0.052501	0.063825	0.065222	0.025081	0.018063	0.030166	0.112832	0.064394		
	E_5	0.017302	0.019874	0.019967	0.010014	0.013944	0.011264	0.032223	0.020052		
f_3	E_1	0.005884	0.010471	0.010771	0.011222	0.007343	0.011044	0.009145	0.005850	0.005876	0.004666
	E_2	0.007459	0.010909	0.010075	0.007552	0.007399	0.009478	0.013129	0.003419	0.015719	0.014449
	E_3	0.055645	0.067656	0.070969	0.075375	0.057853	0.074014	0.065892	0.044258	0.047325	0.046185
	E_4	0.070014	0.076700	0.080524	0.063986	0.062319	0.070769	0.079063	0.043698	0.066078	0.061496
	E_5	0.059238	0.069917	0.073358	0.072528	0.058970	0.073203	0.069184	0.044118	0.052013	0.050012
f_4	E_1		0.015260	0.009349	0.014198	0.007367	0.009399	0.012823	0.009363	0.015711	0.008876
	E_2		0.022104	0.009811	0.017239	0.008337	0.013577	0.015750	0.010234	0.021223	0.014913
	E_3		0.096349	0.075112	0.092526	0.068605	0.079761	0.092703	0.077145	0.098027	0.074183
	E_4		0.117707	0.072731	0.101285	0.071793	0.100246	0.103527	0.076798	0.120967	0.092894
	E_5		0.101688	0.074517	0.094716	0.069402	0.084882	0.095409	0.077059	0.103762	0.078861



$$E_3 = \frac{1}{n_1} \sum_{l=1}^{n_1} |O_l - T_l| \quad (18)$$

$$E_4 = \frac{1}{n_2} \sum_{l=1}^{n_2} |O_l - T_l| \quad (19)$$

$$E_5 = \frac{1}{n_1 + n_2} \sum_{l=1}^{n_1+n_2} |O_l - T_l| \quad (20)$$

表 2 函数 $f_1 \sim f_4$ 的最佳隐节点数及最小迭代遍数

函数	f_1	f_2	f_3	f_4
最佳隐节点数	7	6	10	7
E_1	5.0E-04	4.0E-04	0.012	0.015
k (PSO-BP)	30	23	21	36
k (传统 PSO-BP)	40	65	43	77
k (GA-BP)	711	556	312	359
k (基本 BP)	9122	13618	788	541

表 3 多种优化算法用于 4 个函数误差分析比较

模型	项目	f_1	f_2	f_3	f_4
PSO-BP	E_1	4.87E-06	3.56E-05	0.005850	0.007367
	E_2	2.98E-04	9.26E-04	0.003419	0.008337
	E_3	0.001886	0.004992	0.044258	0.068605
	E_4	0.014980	0.025081	0.043698	0.071793
	E_5	0.005160	0.010014	0.044118	0.069402
传统 PSO-BP	E_1	4.16E-05	2.54E-04	0.008941	0.015331
	E_2	0.110844	0.066119	0.002599	0.019901
	E_3	0.005701	0.013349	0.061929	0.098510
	E_4	0.250629	0.224780	0.041604	0.111654
	E_5	0.066933	0.066207	0.056848	0.101796
GA-BP	E_1	5.37E-04	3.30E-04	0.009272	0.011973
	E_2	0.041519	0.064065	0.003002	0.016747
	E_3	0.017857	0.015369	0.058552	0.086193
	E_4	0.197877	0.221804	0.045065	0.105106
	E_5	0.062862	0.066978	0.055180	0.090921
基本 BP	E_1	9.9995E-05	3.6850E-04	0.0114	0.0120
	E_2	0.4178	0.1350	0.1949	0.0132
	E_3	0.0082	0.0151	0.0730	0.0857
	E_4	0.5980	0.3629	0.3813	0.0944
	E_5	0.2075	0.1361	0.2001	0.1172

3.3 分析与比较

(1) 为了对本文提出的 PSO-BP 算法的优化性能进行检验,还分别采用基于遗传算法优化的 BP 算法^[4](GA-BP)、传统的 PSO-BP 前向传播算法^[5~7]和基本 BP 算法对上述 4 个函数进行模拟和误差分析.基本 BP 算法对 f_1, f_2 两个函数最大迭代次数设置为 $T=30000$ 次, f_3, f_4 两个函数最大迭代次数设置为 $T=1000$ 次.对应于不同模拟函数的最佳网络结构,多种优化算法对 4 个模拟函数的误差分析结果亦如表 3 所示.分别采用本文提出的 PSO-BP 算法、传统的 PSO-BP 算法、GA-BP 算法和基本 BP 算法对函数 f_1 训练,进行训练时的误差比较曲线如图 1 所示.由于篇幅限制,其余 3 个函数的误差比较曲线省略.

(2) 为了对比各个算法训练 BP 网络时的收敛速度,分别对每个函数,在最佳网络结构情况下,设置 4 种优化算法皆能达到的相同训练精度 E_1 , PSO-BP 算法与传统的 PSO-BP 算法、GA-BP 算法和基本 BP 算法达到精度 E_1 时的训练遍数 k ,分别如表 2 所示.由表 2 可以看出,无论多复杂的函数,本文提出的 PSO-BP 算法的迭代遍数均小于其它 3 种 BP 网络优化算法的迭代遍数,尤其是远小于基本 BP 算法的迭代遍数.

(3) 从表 3 和图 1 还可以看出,无论是训练误差还是检验误差($E_1 \sim E_5$),本文提出的 PSO-BP 算法比基本 BP 算法、GA-BP 算法和传统的 PSO-BP 算法都要小很多,尤其是函数 f_1 和 f_2 的各种误差 $E_1 \sim E_5$ 几乎都要小 1 个数量级以上,表明 PSO-BP 算法有很强的学习能力和泛化能力.

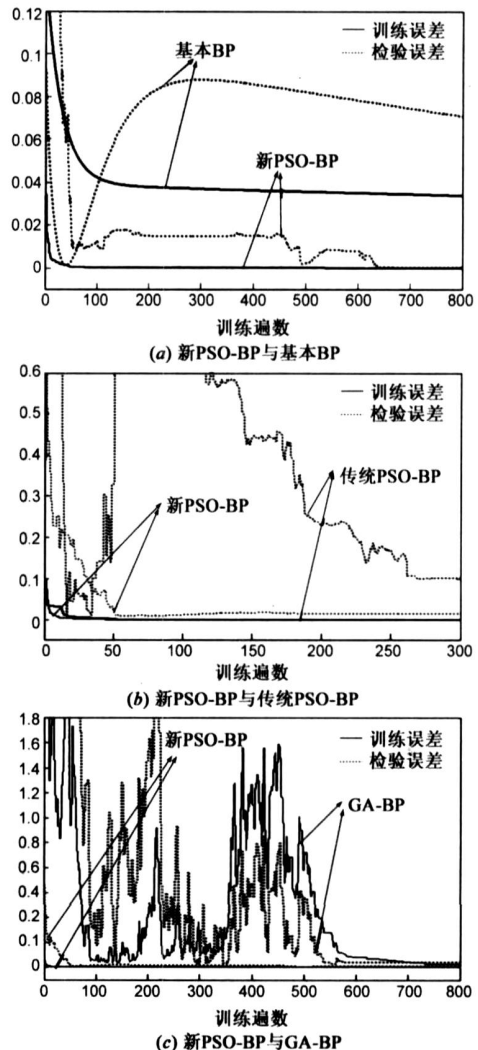


图 1 函数 f_1 采用新 PSO-BP 模型与其它模型的训练误差对比图

4 结论

(1) 传统的 PSO-BP 优化算法直接用 PSO 迭代算法

生成 BP 网络的权值,再以网络的正向传播的最小训练误差 E_1 作目标函数指导 PSO 的优化.本文提出的 PSO-BP 算法在网络权值调整过程中,既考虑了由基本 BP 算法各个训练样本的误差反传进行的权值修正,又考虑了每训练完 1 遍后,通过跟踪个体网络历史最佳权值和群体网络历史最佳权值来更新权值,因而不同于传统的 PSO-BP 前向传播算法.

(2) 本文在采用凑试法优选网络结构的过程中,对不同的网络结构,都通过构造群体规模为 m 的不同初始权值和阈值的网络,并采用 PSO-BP 算法优化,从中优选得到误差最小的 BP 网络为最佳结构网络.因而该方法也就同时兼顾了初始权值和阈值的优选.

(3) 本文提出的 PSO-BP 算法收敛速度快,精度高,不受模型结构的影响.它与基本 BP 算法、GA-BP 算法和传统 PSO-BP 算法的训练结果相比,具有更小的训练误差和检验误差,在一定程度上提高了学习能力与泛化能力.

参考文献:

- [1] 李祚泳,彭荔红. BP 网络学习能力与泛化能力满足的不确定关系式[J]. 中国科学(E 辑),2003,33(10):887-895.
Li Zuoyong, Peng Lihong. An exploration of the uncertainty relation satisfied by BP network learning ability and generalization ability[J]. Science in China Ser. F Information Sciences, 2004, 47(2):137-150.
- [2] 陈果. 神经网络模型的预测精度影响因素分析及其优化[J]. 模式识别与人工智能,2005,18(5):528-534.
Chen Guo. Analysis of influence factors for forecasting precision of artificial neural network model and its optimizing[J]. Pattern Recognise & Artificial Intelligentize, 2005, 18(5):528-534. (in Chinese)
- [3] 李祚泳,易勇鸷. BP 网络学习能力与泛化能力之间的定量关系式[J]. 电子学报,2003,31(9):1341-1344.
Li Zuoyong, Yi Yongzhi. Quantitative relation between learning ability and generalization ability of BP neural network[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9):1341-1344. (in Chinese)
- [4] 潘昊,王晓勇,陈琼,等. 基于遗传算法的 BP 神经网络技术的应用[J]. 计算机应用,2005,25(12):2777-2779.
Pan Hao, Wang XiaoYong, Chen Qiong, et al. Application of BP neural network based on genetic algorithm[J]. Computer Application, 2005, 25(12):2777-2779. (in Chinese)
- [5] 高海兵,高亮,周驰,等. 基于粒子群优化的神经网络训练算法研究[J]. 电子学报,2004,32(9):1572-1574.
Gao Haibing, Gao Liang, Zhou Chi, et al. Particle swarm optimization based algorithm for neural network learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(9):1572-1574. (in Chinese)
- [6] 潘昊,侯清兰. 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,2006,16:41-43,66.
Pan Hao, Hou Qinglan. A BP neural networks learning algorithm research based on particle swarm optimizer[J]. Computer engineering and application, 2006, 16:41-43,66. (in Chinese)
- [7] 宋乃华,邢清华. 一种新的基于粒群优化的 BP 网络学习算法[J]. 计算机工程,2006,32(14):181-183.
Song Naihua, Xing Qinghua. A new learning algorithm of BP network based on particle swarm optimization[J]. Computer Engineering, 2006, 32(14):181-183. (in Chinese)
- [8] 高尚,杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究[J]. 模式识别与人工智能,2006,19(2):266-270.
Gao Shang, Yang Jingyu. Research on chaos particle swarm optimization algorithm[J]. Pattern Recognise & Artificial Intelligentize, 2006, 19(2):266-270. (in Chinese)
- [9] Kenned J, Eberhart R C. Particle swarm optimization. Proceeding of 1995 IEEE international conference on neural networks [J]. New York, NY, USA:IEEE, 1995:192-194.
- [10] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer [J]. IEEE World Congress on Computation Intelligence, 1998, 69-73.
- [11] Jiang Chuanwen, Etorre Bompard. A self-adaptive chaotic particle swarm algorithm for short term hydroelectric system scheduling in deregulated environment [J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46:2689-2696.
- [12] 彭宇,彭善元,刘兆庆. 微粒群算法参数效能的统计分析[J]. 电子学报,2004,32(2):209-213.
Peng Yu, Peng Xiyuan, Liu Zhaoqing. Statistic analysis on parameter efficiency of particle swarm optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(2):209-213. (in Chinese)

作者简介:



李祚泳 男,1944 年生于四川省宜宾. 教授,博士生导师,四川省学术带头人,发表论文 280 余篇,专著 2 本,论文被 SCI、EI 检索 60 余次,获省部级科技进步奖 9 项. 研究方向为优化算法、神经网络、系统分析等.
E-mail: lizuyong @cuit. edu. cn



汪嘉杨 女,1980 年生于四川省泸州. 博士研究生. 研究方向为系统分析、信息处理等.