

基于粒子群算法的小波神经网络应用与研究

林子晔¹, 甄宗坤², 郇小龙³, 朱军平⁴

(¹ 上海岩土工程勘察设计院股份有限公司, 上海 200032; ² 河海大学地球科学与工程学院, 江苏 南京 210098;

³ 上海建科建设监理咨询有限公司, 上海 200032; ⁴ 浙江华东建设工程有限公司, 浙江 杭州 310000)

摘要 小波神经网络(WNN)结合了小波良好的时频局域化性质和传统神经网络自学习功能,因而使得小波网络具有较强的逼近和容错能力,并具有良好的收敛性和鲁棒性。然而其网络收敛速度慢、搜索成功率低及易陷入局部极小值等缺点使得传统的小波神经网络难以得到广泛应用。本文介绍一种基于粒子群(PSO)算法的小波神经网络,其通过利用种群间信息共享进行寻优,以获得结构化的神经网络,克服传统小波网络的诸多缺点,取得了良好的效果。

关键词 小波神经网络 粒子群算法 收敛性 鲁棒性

中图分类号: P258

文献标识码: A

文章编号: 1672-4097(2011)06-0006-04

1 引言

随着科学技术的发展,工业和科学领域大量实际问题的了解困难程度正在日益增长它们不仅体现在规模极大,更体现在它们多是非线性的、动态的、多峰的、具有欺骗性或者不具有任何导数信息,因此发展通用性更强、效率更高的优化算法总是需要的。本文探讨了一种基于粒子群算法的小波神经网络优化算法。为了抑制小波网络在训练过程中出现振荡现象,避免一些局部极小值的影响,实验中选择对网络参数进行了优化设计,将输入向量和权值矩阵单位化,然后再输送到网络中训练;为了克服小波网络仅凭误差反向传递作为修正法则的弊端,实验中利用粒子群算法取代传统的梯度下降法训练小波神经网络,将网络的各连接权和阈值作为粒子群算法里的位置向量,网络的权值和阈值按照粒子群算法寻优。利用粒子群算法改进的小波神经网络改善了传统网络对初始参数较为敏感、收敛速度慢且网络易陷入局部极小值等缺点,结合工程实例,检验了该算法的可行性和有效性。

2 小波神经网络

小波神经网络是基于小波分析理论构造的有反馈的前向神经网络,它充分结合了小波变换的时频局域化、变焦特性和传统人工神经网络的自学习能力,具有较强的逼近能力和容错能力。

在函数空间中,选择一个母小波函数,进行伸缩与平移变换,离散化后得到离散小波基函数:

$$\Psi_{jk}(x) = a_0^{-j} \Psi(a_0^{-j}x - k_j b_0) \quad (1)$$

式中, Ψ 为小波函数, a_0, b_0 分别为伸缩和平移的基本单位。

图 1 为单隐含层的小波神经网络。其中,网络学习样本的个数为 m , 输入层结点数为 p , 隐含层结点数为 n , 输出层结点数为 q ; x_m^i 为输入层样本元素; y_m^k 为输入样本对应的输出值; ω_{ji} 为连接隐含层和输入层的权值; ω_{jk} 为连接隐含层和输出层的权值; $\Psi_j(a_j, b_j)$ 是小波函数, a_j 和 b_j 分别为第 j 个隐含层接点的伸缩系数和平移系数。

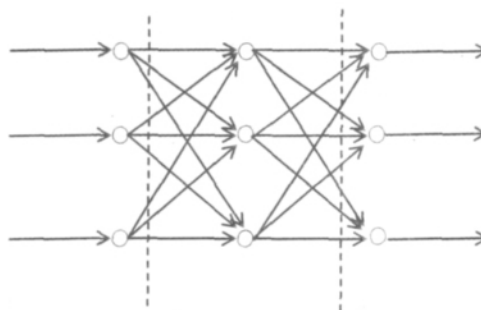


图 1 单隐含层的小波神经网络

小波神经网络的模型为:

$$y_m^k = \sum_{j=1}^n \omega_{jk} \Psi \left(\frac{\sum_{i=1}^p \omega_{ji} x_m^i - b_j}{a_j} \right), k = 1, 2, \dots, q \quad (2)$$

对于离散型函数适用于基于小波框架的小波神经网络,此时神经网络输出 y_m^k 可以表示为:

$$y_m^k = \sum_{j=1}^n \omega_{jk} \left[a_0^{-j} \Psi \left(\frac{\sum_{i=1}^p \omega_{ji} a_m^i - b_j}{x_m^i - k_j b_0} \right) \right], k = 1, 2, \dots, q \quad (3)$$

神经网络输出的均方误差(单节点输出时)为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - y_k)^2 \quad (4)$$

式中, t_k 为第 k 个神经元的理想输出, y_k 为对应的实际输出。

3 粒子群算法

粒子群(PSO)算法的基本思想是:社会中的个体通过社会交互,不断修正自己关于搜索空间的知识,在社会交互的过程中,所有个体倾向于模仿成功的同伴,最终导致了社会规范的涌现^[3]。

为了讨论方便,设 $f(x)$ 为适应度函数,则第 i 个粒子的当前最优位置由下式确定:

$$P_i(t+1) = \begin{cases} P_i(t) & f(x_i(t+1)) \leq f(P_i(t)) \\ X_i(t+1) & f(x_i(t+1)) > f(P_i(t)) \end{cases} \quad (5)$$

设搜索空间为 D 维,总粒子数为 n ,第 i 个粒子位置为向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $Pbest_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$,整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为 $Pgbest = (Pg_1, Pg_2, \dots, Pg_D)$,第 i 个粒子的位置变化率(速度)为向量 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。粒子的每维速度和位置按如下公式进行变化:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 * r_1 * (P_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 * r_2 * (P_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (6)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad 1 \leq i \leq n \quad 1 \leq d \leq D \quad (7)$$

其中, ω 为惯性权重, c_1, c_2 为正常数,称为加速因子, c_1 为调节粒子飞向自身最好位置方向的步长; c_2 为调节粒子向全局最好位置飞行的步长。 r_2 , r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

3 基于粒子群算法的小波神经网络

基于粒子群算法的小波神经网络(PSO-WNN)的基本思想是:首先对输入向量和权值矩阵单位化,将值限定在 $[-1, 1]$ 内,但是当输入向量各分量在数量级上相差太大时,需对输入向量取自然对数,然后再进行单位化;将单位化后的输入向量作为样本,将网络的权值矩阵和阈值作为粒子群算法里的位置向量,并按照粒子群算法寻优,网络参数的选择依赖于粒子的不断搜索,将神经网络各连接权和阈值作为微粒的位置向量,不断调整粒子的速度和位置向量,通过记录粒子的最佳位置来寻找小波神经网络参数的最优值。

4.1 网络参数初始化优化设计

将网络的输入向量 $X(x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 、权值矩阵 $W_j(\omega_{j2}, \omega_{j2} \dots \omega_{jm})^T$ 进行单位化处理,具体如下:

$$x_i^1 = \frac{x_i}{\|x\|} \quad (8)$$

$$\omega^1_{jk} = \frac{\omega_{jk}}{\|\omega_j\|}$$

式中, $\|X\| = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_m^2}$, $\|W_j\| = \sqrt{\omega_{j1}^2 + \omega_{j2}^2 + \dots + \omega_{jm}^2}$ 。

4.2 PSO-WNN 混合算法

以网络的输出误差 $E(N)$ 确定粒子群算法的适应度函数 f ,公式如下:

$$f = \frac{1}{1 + E(N)} \quad (9)$$

$$E(N) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (t_k - y_k) \quad (10)$$

其中, N 是训练样本数; t_k 是第 i 个输出节点的理想输出值, y_k 是第 i 个输出节点的实际输出值。通过粒子群算法的优化搜索来训练网络参数,以获得尽可能低的训练误差。

由于小波神经网络的学习过程主要是隐含层参数的调整过程,因此可用粒子群算法中粒子的位置来对应,每个粒子的位置向量为: $presnt(i) = [\omega_{jk}, a_k, b_k]$, k 为隐含层神经元个数。其具体实现过程如图 2 所示。

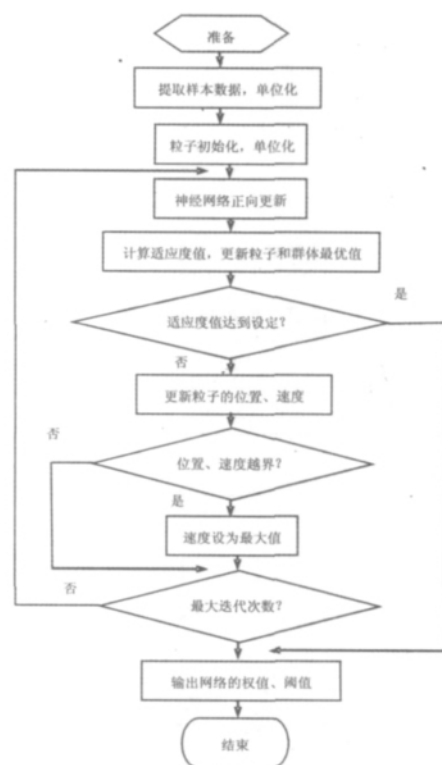


图 2 PSO-WNN 混合算法

5 工程应用

为了验证小波神经网络的优良性能,并检验基于粒子群算法的小波神经网络在城市地面沉降预警中是否具有较高的精度和可靠性。本文根据某地区地面沉降实测资料,结合神经网络建模原理,建立了基于地下水位的神经网络模型。模型中选择了4个输入因子,分别是水位因子 H 、时效因子与前一期沉降量 G ,模型的输出因子数为1,即累积沉降量 W ,将各因子的实测值作为模型的训练样本进行训练,经反复试算和比较,选择单隐含层9个节点地隐含层结构,模型的目标误差定为0.01 mm,并分别选用训练次数、模型精度和拟合误差作为评定指标,对比分析了基于粒子群算法的小波神经网络与传统小波神经网络算法的训练结果,结果见表1、表2和图2。其中评定指标按下式计算:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (t_k - y_k)^2}{n-1}} \quad (11)$$

$$\delta = t_k - y_k \quad (12)$$

式中,为实测值,为拟合值,为模型精度,为拟合误差。

表1 监测点拟合结果

期数	实测值	WNN		PSO-WNN			
		训练次数	拟合值	拟合误差	训练次数	拟合值	拟合误差
1	7.8		7.8	0.0	7.9	-0.1	
2	45.7		45.3	0.4	46.0	-0.3	
3	53.2		51.0	2.2	51.7	1.5	
4	63.1	315	64.5	-1.4	173	63.4	-0.3
5	69.9		73.6	-3.7		71.9	-2.0
6	85.1		83.8	1.3		82.3	2.8
7	85.6		84.1	1.5		85.9	-0.3
8	86.8		88.3	-1.5		88.4	-1.6

表2 模型精度结果

方法	WNN	PSO-WNN
模型精度	1.95	1.59

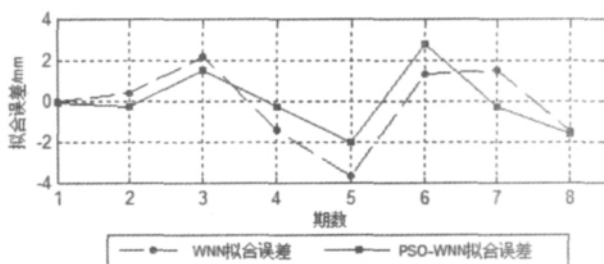


图3 PSO-WNN、WNN 拟合误差结果图

表1和表2为监测点的拟合结果和模型精度结果,图3为监测点的拟合误差曲线。从图、表中可以发现,基于PSO算法的小波神经网络和传统小波神经网络的拟合精度都较高,在模型精度相同的情况下,前者的收敛速度明显快于后者;在训练次数相近的情况下,前者的模型精度略高于后者。

6 总结

本文结合粒子群算法的全局搜索能力和小波神经网络传统的优势,研究了基于粒子群算法的小波神经网络模型,并对网络初始参数进行了优化设计。结合C++编程语言,根据实际的工程实例,结果表明其完全可以应用于城市地面沉降预警,而且相比于传统的神经网络,该模型无论是在收敛速度还是拟合精度上,都有一定的提高,且训练过程比较平稳,网络的整体性能有较大的提高。

参考文献

- 1 李元松,李新平,代翼飞,等.小波神经网络在高陡边坡位移预测中的应用[J].武汉工程大学学报,2010,32(9):38-41.
- 2 陈金环,王冠,王东云.粒子群算法及特性的研究[J].中原工业学报,2007,18(4):13-15.
- 3 李爱国,覃征,鲍复民,等.粒子群优化算法[J].计算机工程与应用,2002(21):1-3.
- 4 王俊伟,汪定伟.一种带有梯度加速的粒子群优化算法[J].控制与决策,2004,19(11):1298-1304.
- 5 周家林,段正澄,邓建春,等.基于粒子群算法的神经网络优化及其在镗孔加工中的应用[J].中国机械工程,2004,15(21):1927-1929.
- 6 王维博,林川,郑永康.粒子群算法中参数的实验与分析[J].西华大学学报-自然科学版,2008,27(1):76-80.
- 7 李长洪,范丽萍,郭俊温.小波神经网络在露天矿边坡变形预测中的应用[J].中国矿业,2010,19(7):77-79.
- 8 岳荣花.小波神经网络在沉降预测中的应用研究[D].南京:河海大学土木工程学院,2007.
- 9 张清华.小波神经网络参数优化及其应用[D].哈尔滨:东北农业大学管理科学与工程,2009.
- 10 雷开友.粒子群算法及其应用研究[D].重庆:西南大学基础心理学,2006.
- 11 唐普洪.基于人工神经网络-粒子群算法PDPHhSM基纳米复合薄膜的性能预测与工艺优化[D].浙江:浙江工业大学机电工程学院,2005.
- 12 侯霞.小波神经网络若干关键问题研究[D].南京:南京航空航天大学研究生院,2006.
- 13 张小玲.粒子群算法在圆筒型直线感应电机优化设计中的应用[D].沈阳:沈阳工业大学电力电子与电力传动,2010.

(下转第12页)

4 结束语

要在占全球三分之二面积的海洋上驰骋,离不开海图,海图的绝大部分图种采用了墨卡托投影。谷歌地图采用的是墨卡托投影,“yahoo!地图”使用的也是墨卡托投影。虽不能说因特网上的地图都使用墨卡托投影,但滚动地图中很多都使用该投影。墨卡托投影的知名度很高,因特网时代的地图

用法也只有墨卡托投影更为合适,因此有必要对它做更深入的研究。

参考文献

- 1 楼锡淳,等.海图学概论[M].北京:测绘出版社,1993.
- 2 杜景海.海图编辑设计[M].北京:测绘出版社,1996.
- 3 刘锋.谷歌的 Latitude 与威客地图[J].信息网络,2009(9).

The Chart and the Google Maps Projection Selection

LING Yong, SHEN Jia-shuang

(Hydrographic Surveying and Charting Institute of Tianjin 300061, China)

Abstract As the popularity of the Internet, a variety of image data in the modern mapping has become an indispensable tool. How to make better use of existing technical resources that we can control and serve our charting? In this paper, the choice of projection are discussed, I hope it can bring useful thinking.

Key words chart; google maps; projection

(上接第8页)

- 14 Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources [C]. Proc. Congress on Evolutionary Computation 2001. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001: 81-86.

The Research of Wavelet Neural Network model based on Particle Swarm Optimization

LIN Zi-ye¹, ZHEN Zong-kun², HUAN Xiao-long³, ZHU Jun-ping⁴

¹ Shanghai Geotechnical Investigation & Design Institute Co., Ltd, Shanghai 200032, China;

² School of Earth Science and Engineering, Hohai University, Nanjing Jiangsu 210098, China;

³ Shanghai Jianke Project Management Co., Ltd, Shanghai 200032, China;

⁴ Zhejiang east China construction engineering Co., LTD, Hangzhou Zhejiang 310000, China)

Abstract Wavelet Neural Network (WNN) combined with wavelet good time-frequency localization and self-learning function of the traditional neural network, thus wavelet network has strong approximation and fault tolerance, and have good convergence and robustness. Yet, which it has slow speed of network convergence and low success rate and it's also easy to search into the local minimum value makes it difficult to be widely used. This paper introduces a kind algorithm of wavelet neural network based on particle swarm optimization, it has achieved a good effect that has already overcome many of the faults of the traditional wavelet network and get structured neural network through the use of information sharing among the population on the global optimal solution.

Key words wavelet neural network; particle swarm optimization; convergence; robustness