

基于 RBF 神经网络的地下水动态模拟与预测

罗定贵^{1 2)} 郭 青²⁾ 王学军¹⁾

(1)北京大学环境学院 ,北京 ,100871 (2)东华理工学院土木与环境工程系 ,江西 抚州 ,344000)

摘 要 RBF 网络具有结构自适应确定、输出与初始权值无关的优良特性。以 matlab 为平台将该网络应用于某地的地下水动态模拟与预测 ,较为系统地研究了训练样本集与检测样本集的构建、原始数据的预处理、神经网络的构建、训练、检测及结果评价整个过程 ,取得了良好效果。同时 ,还与 BP 网进行了对比 ,认为 ,RBF 网络是一种值得推广的地下水动态模拟与预测神经网络模型。

关键词 地下水资源 动态模拟与预测 BP 网络 RBF 网络

Simulation and Prediction of Underground Water Dynamics based on RBF Neural Network

LUO Dinggui^{1 2)} GUO Qing²⁾ WANG Xuejun¹⁾

(1) College of Environmental Sciences , Peking University , Beijing , 100871 ;

2) East-China Institute of Technology , Civil and Environmental Engineering Department , Fuzhou , Jiangxi , 344000)

Abstract This papae introduces the principles of RBF network and the training methods , points out that : RBF network has advantageous properties such as independence of the output on initial weight value and adaptation for determining the construction. Using the “ matlab ” as the platform , we apply the network for simulation and prediction of underground water dynamics of one place. And reach a good achievement in studying completely a whole process in the construction of training samples assemble and checking samples assemble , pretreatment of original data , establishment , training , inspection and result - evaluation of the neural network. At the same time , drawbacks on BP net such as artificiality for determining the construction , inferiority to RBF net on accuracy and speed of training and random of initial weight value to the outcome are all manifested after comparing RBF net and BP net. In conclusion , RBF network is a neural network model on simulation and prediction of underground water dynamics which is deserved to be popularized.

Key words underground water simulation and prediction of dynamics BP network RBF network

人工神经网络是 20 世纪 80 年代兴起的一种处理复杂非线性问题十分有效的手段 ,具有自组织、自学习、自适应等特点 ,不仅被广泛应用于模式识别、图像处理、非线性系统辨识和自适应控制等领域 ,也广泛用于动态预测和优化组合等方面(韩力群 , 2001)。神经网络模型与传统的统计分析模型相比 ,具有更好的持久性和适时预报性 ,且能用于解决同时存在多个自变量和多个因变量的地下水系统预报问题。

现有近 200 种神经网络模型和十多种常用的算法 ,然而 ,目前大多数的神经网络课题采用 BP(Back Propagation 的缩写)网络。笔者在分析径向基函数

(RBF)网络基本原理的基础上 ,指出 ,径向基函数网络具有结构自适应确定、输出与初始权值无关的优良特性 ,并以 matlab 为平台通过实例应用研究了训练样本集与检测样本集的构建、原始数据的预处理、神经网络的构建、训练、检测及结果评价等整个过程 ,收到了良好效果 ,径向基函数网络是一种值得推广的地下水动态模拟与预测神经网络模型。与 BP 网进行对比 ,BP 网表现出结构确定的人为性、训练速度与精度均不如 RBF 网络以及初始权值对结果影响的随机性等缺陷 ,同时 BP 网还具有学习过程易陷入局部极小、易出现震荡和网络存在冗余连接或节点等缺陷(孟斌等 , 2001) ,认为选用 BP 网进行

地下水资源动态模拟与预测应十分慎重。

1 径向基网络原理

以 matlab 6.5 为基准 ,介绍径向基神经网络的基本原理及其训练方法 (从爽 ,2002 ;Demuth ,1997 ;Wasserman ,1993):

径向基函数网络是由输入层、隐层和输出层构成的三层前向网络 (以单个输出神经元为例) ,隐层采用径向基函数作为激励函数 ,该径向基函数一般为高斯函数 (图 1)。隐层每个神经元与输入层相连的权值矢量 $w1_i$ 和输入矢量 X^q (表示第 q 个输入矢量 , $X^q=(x_1^q, x_2^q, \dots, x_j^q, \dots, x_m^q)$)之间的距离乘以阈值 $b1_i$ 作为本身的输入 (图 2) ,从中可见 ,隐层第 i 个神经元的输入为

输出为

$$k_i^q, k_i^q = \sqrt{\sum_j (w1_{ji} - x_j^q)^2} \times b1_i,$$
$$r_i^q = e^{-(k_i^q)^2} = e^{-\left(\sqrt{\sum_j (w1_{ji} - x_j^q)^2} \times b1_i\right)^2} = e^{-\left(\|w1_i - X^q\| \times b1_i\right)^2}$$

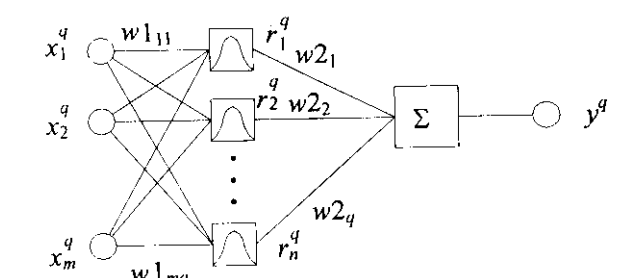


图 1 径向基网络结构图
Fig. 1 Construction of RBF network

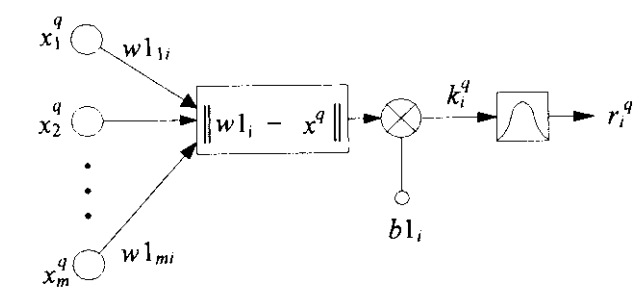


图 2 RBF 网络隐层神经元的输入与输出示意图
Fig. 2 Sketch map for input and output about the hidden nerve cell in RBF network

径向基函数的阈值 $b1$ 可以调节函数的灵敏度 ,但实际工作中更常用另一参数 C (称为扩展常数) , $b1$ 和 C 的关系在实际应用中有多确定方法 ,在 matlab 神经网络工具箱中 $b1$ 和 C 的关系设置为 $b1_i = 0.8326/C_i$,此时隐层神经元的输出变为 :

$$g_i^q = e^{-\left(\frac{\|w1_i - X^q\| \times 0.8326}{C_i}\right)^2} = e^{-0.8326^2 \left(\frac{\|w1_i - X^q\|}{C_i}\right)^2}$$

从中可见 , C 值的大小实际上反映了输出对输入的响应宽度。 C 值越大 ,隐层神经元对输入矢量的响应范围将扩大 ,且神经元间的平滑度也较好。

对于输出层而言 ,输入为各隐层神经元输出的加权求和 ,激励函数为纯线性函数 ,故而输出为 :

$$y^q = \sum_{i=1}^n r_i \times w2_i$$

RBF 网络的训练分为两步 ,第一步为非监督式学习 ,训练输入层与隐层间的权值 $w1$,第二步为监督式学习 ,训练隐层与输出层间的权值 $w2$ 。网络的训练需要提供输入矢量 (X) 对应的目标矢量 (T) 以及径向基函数的扩展常数 (C)。训练的目的是求取两层权值 $w1$ 、 $w2$ 和阈值 $b1$ 、 $b2$ (当隐层单元数等于输入矢量数时 ,取 $b2=0$)。

在 RBF 网络训练中 ,隐层神经元数的确定是一个关键问题 ,过去的做法是使其与输入矢量数相等 ,显然 ,在输入矢量很多时 ,过多的隐层单元数是难以让人接受的 ,为此提出了改进方法 ,基本原理是 :从 0 个神经元开始训练 ,通过检查输出误差使网络自动增加神经元 ,每次循环使用 ,使网络产生最大误差所对应的输入矢量作为权值向量 $w1_i$ 产生一个新的隐层神经元 ,然后检查新网络的误差 ,重复此过程直到达到误差要求或最大隐层神经元数为止。由此可见 ,径向基函数网络具有结构自适应确定、输出与初始权值无关的特点。

2 径向基网络应用

以 matlab 6.5 为平台通过某地的地下水动态模拟与预测实例来说明。

2.1 原始数据

原始数据引自郑书彦等 (2002 ;表 1) ,河道流量、气温、饱和差、降水量、蒸发量都是影响地下水位的重要因子 ,通过神经网络建立地下水位与各影响因子间的非线性关系模型。

2.2 神经网络的准备工作

(1) 训练样本与检测样本的选择 随机选定 14~18 号 5 个样本为检测样本 ,其余为训练样本。

(2) 原始数据的预处理 :①利用 Preinmx 函数将原始数据归一化为 -1 至 1 之间的数据 ;②利用 Prestd 函数将原始数据标准化均值为 0 ,标准差为 1 数据 ;③对原始数据不进行预处理。

表 1 地下水位及其影响因子监测数据表
Table 1 Monitored data on underground
water level and impact factors

样本号	河道流量 /m ³ ·s ⁻¹	气温 /℃	饱和差 /×100 Pa	降水量 /mm	蒸发量 /mm	水位 /m	备注
1	1.5	-10	1.2	1	1.2	6.92	训练样本
2	1.8	-10	2	1	0.8	6.97	
3	4	-2	2.5	6	2.4	6.84	
4	13	10	5	30	4.4	6.5	
5	5	17	9	18	6.3	5.75	
6	9	22	10	113	6.6	5.54	
7	10	23	8	29	5.6	5.63	
8	9	21	6	74	4.6	5.62	
9	7	15	5	21	2.3	5.96	
10	9.5	8.5	5	15	3.5	6.3	
11	5.5	0	6.2	14	2.4	6.8	
12	12	0.5	4.5	11	0.8	6.9	
13	.5	1	2	1	1	6.7	
14	3	-7	2.5	2	1.3	6.77	检测样本
15	7	0	3	4	4.1	6.67	
16	10	10	7	0	3.2	6.33	
17	4.5	18	10	19	6.5	5.82	
18	8	21.5	11	81	7.7	5.58	
19	57	22	5.5	186	5.5	5.48	训练样本
20	35	19	5	114	4.6	5.38	
21	39	13	5	60	3.6	5.51	
22	23	6	3	35	2.6	5.84	
23	11	1	2	4	1.7	6.32	
24	4.5	-7	1	6	1	6.56	

2.3 径向基网络的构建、训练与检测

(1)径向基网络的构建 :RBF 网络输入层神经元数取决于地下水位的影响因子数 ,据题意确定为 5 ,输出层神经元数设定为 1 ,利用 matlab 中的 newrb 函数训练网络 ,自动确定所需隐层单元数。隐层单元激励函数为 radbas ,加权函数为 dist ,输入函数为 netprod ,输出层神经元的激励函数为纯线性函数 purelin ,加权函数为 dotprod ,输入函数为 netsun(楼顺天等 ,1998 ;许东等 ,2002)。

(2)网络的训练与检测 :网络的训练程度与误差控制有关 ,表 2 列出了随均方误差的变化网络对训

练样本的拟合误差和对检测样本的泛化误差的变化情况 ,从中可见 :当控制均方误差为 0.003 时 ,所得网络是最佳的 ,此时 ,网络对 19 个训练样本的拟合误差(相对误差)最大值为 1.6948% ,对 5 个检测样本的泛化误差(相对误差)最大值为 3.7686%。即 :利用该网络进行预测 ,误差可望控制在 4% 以内 ,能够满足实际工作的要求。

(3)数据预处理方式对 RBF 网络效果的影响 :表 3 给出了原始数据的 3 种预处理方式对网络效果的影响。首先 ,通过大量试验 ,方式 1、2、3 分别在均方误差为 0.003、0.01、1 时得到最佳网络。然后再来对比 3 个网络的效果 ,从表中可见 ,综合考虑拟合与泛化误差 ,方式 3 得到的网络效果明显最差 ,方式 1、2 得到的网络效果较为接近 ,但方式 1 的总体效果约好于方式 2。

2.4 BP 网络的应用效果

作为与径向基网络的对比 ,构建了解决该问题的 BP 网络 ,过程如下 :

2.4.1 BP 网络的构建 采用三层网络 ,输入、输出层神经元数据题意分别确定为 5 和 1 ,隐层单元数的确定至今没有统一的方法 ,参照文献确定为 11。

隐层单元、输出层单元的输入输出函数(激励函数)分别采用双曲正切函数和线性函数 ,即 :matlab 中的 tansig 和 purelin 函数 ;网络采用 Powell-Beale 共轭梯度反向传播算法进行训练 ,即 matlab 中的 traincgb 函数。在该共轭梯度算法中 ,网络参数(权置与阈值)不是沿误差曲面的最快速下降方向(负梯度方向)进行调整 ,而是沿先前调整的共轭梯度方向进行调整 ,该法具有收敛速度快、占用内存少等优点(楼顺天等 ,1998 ;许东等 ,2002)。

2.4.2 BP 网的效果分析 表 4 分别给出了均方误差为 0.001、0.0001、0.00001 时 ,BP 网连续 3~4 次的训练和检测结果 ,从中可见 :

(1)同一均方误差的前提下 ,各次训练的结果包括 :训练次数、拟合误差、泛化误差差异很大 ,反映 BP 网初始权值对网络效果的显著影响。

表 2 RBF 网络训练拟合误差、泛化误差与均方误差关系
Table 2 Relationship among fitting error ,generalization error and mean squares error in RBF network

均方误差	训练次数	泛化误差/%					拟合误差/%	
		14	15	16	17	18	最大值	最大值
0.1	4	2.4059	4.0485	0.3597	1.8798	0.8519		6.9383
0.01	12	4.5999	1.2495	1.9865	2.0323	0.614	4.5999	2.067
0.005	13	4.0541	1.2349	2.7511	1.9714	0.6984	4.0541	1.8873
0.003	14	3.7686	1.9938	2.5896	2.667	0.8093	3.7686	1.6948
0.002	15	4.3711	0.59738	4.6132	2.9475	0.4611	4.6132	1.446
0.001	17	4.5395	2.4582	5.862	4.0232	0.9883	5.862	0.5531

注 :原始数据归一化到 -1 与 1 之间 ,泛化误差指对检测样本 ,拟合误差指对训练样本。

表 3 数据预处理方式对网络效果的影响

Table 3 Effect for data pretreatment method to results of the network

数据预 处理方式	均方误差	泛化误差/%						拟合误差/%
		14	15	16	17	18	最大值	最大值
1	0.03	3.7686	1.9938	2.5896	2.667	0.809	3.7686	1.6948
2	0.01	3.3457	3.6511	1.6802	0.30445	3.1201	3.6511	2.2332
3	1	10.573	9.2367	4.3616	4.0191	8.493	10.573	12.526

注:1-归一化(-1,1)之间;2-0 均值,单位方差;3-不归一化;泛化误差指对检测样本;拟合误差指对训练样本。

表 4 BP 网对初始权值依赖性试验结果

Table 4 Experimental results for the dependence of BP network on initial weight value

均方误差	序号	训练次数	泛化误差/%						拟合误差/%
			14	15	16	17	18	最大值	最大值
0.001	1	89	3.6235	5.9782	15.834	0.2449	7.3573	15.834	1.039
	2	53	2.4167	.4889	4.5997	2.748	3.0542	8.4889	1.2532
	3	94	4.2931	0.25671	10.633	1.4738	4.0307	10.633	1.1605
	4	70	2.912	5.9664	0.7478	3.487	35187	5.9664	1.2602
0.0001	1	117	3.5585	1.0414	4.28	8.3336	1.6329	8.3336	0.2606
	2	85	2.7315	7.2336	6.653	0.0136	2.1714	7.2336	0.2656
	3	159	3.1014	7.028	15.311	0.47124	10.368	15.311	0.3169
0.0001	1	300	2.7397	1.3411	15.893	1.5422	6.3726	15.893	0.0913
	2	154	3.0261	0.6460	6.4449	5.1405	1.7783	6.4449	0.1159
	3	132	2.2739	10.73	7.8112	.4754	0.21642	10.73	0.0937

注:原始数据归一化到-1至1之间;泛化误差指对检测样本;拟合误差指对训练样本。

(2)与表 2 的 RBF 网结果对比,综合考虑拟合误差与泛化误差,BP 网的效果明显不如 RBF 网。

(3)BP 网的训练次数明显大于 RBF 网,表明其训练速度较慢。

3 结论

通过径向基网络原理与实例研究认为:径向基函数网络具有结构自适应确定、训练不依赖初始权值、速度快、精度高、结果可靠的优点,是一种值得推广的地下水动态模拟与预测神经网络模型。在采用 RBF 网进行地下水动态模拟与预测时,应注意对原始数据进行预处理,以获得较好的网络效果。

参 考 文 献

从爽.2002.径向基函数网络的功能分析与应用的研究.计算机工程与应用,38(3):85~87.

韩力群编著.2001.人工神经网络理论、设计及应用.北京:化学工业出版社,1~5.

楼顺天,施阳编著.1998.基于 MATLAB 的系统分析与设计-神经网络.西安:西安电子科技大学出版社,210~256.

孟斌,冯永杰,翟玉庆.2001.前馈神经网络中 BP 算法的一种改进.东南大学学报,31(4):1~3.

许东,吴铮编著.2002.基于 MATLAB6.X 系统分析与设计——神经网络.西安:西安电子科技大学出版社,125~168.

郑书彦,李占斌,李喜安.2002.地下水动态预测的人工神经网络方法.西北水资源与水工程,13(2):14~16.

References

Cong Shuang.2002.The function analysis and application study of radial basics function network.Computer Engineering and Applications,38(3):85~87(in Chinese with English abstract).

Demuth H,Beale M.1997.Neural network toolbox user's guide.Natick:The Math Works Inc 420~467.

Han Liqun.2001.Theory,method and application of artificial neural network method.Beijing:Chemical Industry Press,1~5(in Chinese with English abstract).

Lou Shuntian,Shi Yang et al.1998.Systems analysis and design based on MATLAB-Artificial neural network.Xian:XiDian University Publishing Company,210~256(in Chinese with English abstract).

Meng Bin,Feng Yongjie,Zhai Yuqing.2001.A modified algorithm for feedforward neural networks.Journal of Southeast University,31(4):1~3(in Chinese with English abstract).

Wasserman P D.1993.Advanced methods in neural computing.New York:Van Norstrand Reinhold,334~366.

Xu Dong,Wu Zheng et al.2002.Systems analysis and design based on MATLAB6.x-Artificial neural network.Xian:XiDian University Publishing Company,125~168(in Chinese with English abstract).

Zhang Shuyan,Li Zhanbin,Li Xian.2002.Artificial neural network method for forecast of underground water level.Northwest Water Resources & Water Engineering,13(2):14~16(in Chinese with English abstract).