第 39 卷　第 10 期
2011 年 10 月

西北农林科技大学学报(自然科学版)
Journal of Northwest A&F University(Nat. Sci. Ed.)

Vol. 39　No. 10
Oct.　2011

DOI:CNKI:61-1390/S.20110907.1052.007　　网络出版时间:2011-09-07　10:52
网络出版地址:http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20110907.1052.007.html

正则化 RBF 网络模型在地下水位预测中的应用

张殷钦,刘俊民,郝　健
(西北农林科技大学 水利与建筑工程学院,陕西 杨凌 712100)

[摘　要]　【目的】建立地下水位预测的正则化 RBF 网络模型,为区域地下水资源的利用、规划和管理提供决策依据。【方法】以 MATLAB7.0 为平台,用函数 newrb 创建正则化 RBF 网络模型,基于宝鸡峡灌区 B210 号观测井1983—2009 年的地下水位埋深资料,对网络模型进行训练后再用测试集检验,分别绘制训练集与测试集的拟合曲线,同时计算实测值与预测值间的相对误差(RE)、平均绝对偏差(MAD)和均方误差(MSE),并将其与 BP 网络模型的相应值进行对比。【结果】正则化 RBF 网络模型和 BP 网络模型的相对误差均小于 5%,平均绝对偏差分别为 0.53 和 0.85,均方误差分别为 0.54 和 1.15,相比之下,正则化 RBF 网络模型的预测精度更高。【结论】训练样本和测试样本的合理选取为时间序列的拟合扩展了思路,良好的泛化能力使正则化 RBF 网络模型在区域地下水位预测中具有一定的可行性。

[关键词]　正则化;RBF 网络模型;径向基函数;地下水;水位预测
[中图分类号]　P332.3　　[文献标识码]　A　　[文章编号]　1671-9387(2011)10-0204-05

Application of regularized RBF network model in the groundwater level prediction

ZHANG Yin-qin, LIU Jun-min, HAO Jian
(*College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract:【Objective】Establishing regularized RBF network model for groundwater level prediction can provide strategic decision for groundwater use, planning and management.【Method】Regularized RBF network model was built employing newrb function in MATLAB7.0 for well B210 in Baojixia irrigation area based on the groundwater level depth data from 1983 to 2009. The training sets and testing sets were used to train and test the network respectively. Corresponding fitting curve was plotted as well. Meanwhile, relative error(RE), mean absolute deviation (MAD) and mean-square error (MSE) between predicted and measured values were all calculated and the comparison was addressed with BP network model.【Result】RE of both regularized RBF and BP network model is less than 5%, MAD is 0.53 and 0.85, MSE is 0.54 and 1.15 respectively. By contrast, the precision of regularized RBF network model about predicted values is much higher.【Conclusion】Selecting training sample and testing sample reasonably has provided a new way for time series simulation. Regularized RBF network model is viable in forecasting regional groundwater table due to its good generalization.

Key words: regularization; RBF network model; redial basis funcion; groundwater; water level forecast

地下水是水资源的重要组成部分,是农业灌溉、工矿企业以及生活用水的主要供水水源之一,因而系统地研究地下水的运动规律,并科学地预测地下水位动态有着重要的现实意义。地下水位动态的预

*　[收稿日期]　2011-03-25
[基金项目]　国家科技支撑计划项目(2006BAD11B05);国家自然科学基金项目(50879071)
[作者简介]　张殷钦(1985—),女,甘肃会宁人,博士,主要从事水资源持续利用与管理研究。E-mail:yinqin928@163.com
[通信作者]　刘俊民(1953—),男,陕西咸阳人,教授,博士生导师,主要从事水文与水资源研究。E-mail:Jmlslx@yahoo.com.cn

测有以下 2 种途径：一是依据地下水位随时间变化的非平稳时间序列进行预测，目前常见的预测方法有小波分析法[1]、时间序列分析法[2]、灰色系统法[3]等；二是着眼于地下水位动态受自然和人为因素的影响，存在着众多不确定性和模糊因素，目前已有大量的拟合方法在此领域得以成功应用，如多层递阶组合模型[4]、BP 网络模型[5]、RBF 网络模型[6-8]、支持向量机[9]等。但这些方法存在对地下水文过程的物理概念要求严格，计算量偏大，或者即使考虑到地下水动态的非线性特征，网络训练耗时也较长且易陷入局部极小等问题。此外，尽管 RBF 网络在处理非线性问题方面的应用广泛，但其合适的隐含层神经元数目、节点的径向基中心以及扩展宽度仍然难以界定[10]。正则化 RBF 网络可为解决此类问题提供新的途径，但至今尚未见将其应用于地下水位动态预测的研究报道。因此，本研究通过加入先验知识平滑逼近函数，建立正则化 RBF 网络模型，再将其用于对宝鸡峡灌区 B210 号观测井的地下水位预测，并用该井的实测资料建立正则化 RBF 网络模型，以检验该模型的预测精度，以期为宝鸡峡灌区地下水资源的合理开发和利用提供参考，并为地下水位的预测提供支持。

1　正则化 RBF 网络模型[11]

1.1　正则化理论

正则化理论是 Tikhonov[12]于 1963 年提出的一种用以解决不适定问题的方法。传统的方法是通过最小化目标函数来实现的，而所谓的正则化方法，是指在标准误差项的基础上增加了一个控制逼近函数光滑程度的项，称为正则化项，即：

$$E_c[F(X)]=\frac{1}{2}\parallel DF(X)\parallel^2。\tag{1}$$

式中：$E_c[F(X)]$是正则化项；$F(X)$是逼近函数；X是自变量；D是线性微分算子，其代表了对 $F(X)$的先验知识。

正则化理论要求最小化的量为：

$$E[F(X)]=E_s[F(X)]+\lambda E_c[F(X)]=\frac{1}{2}\sum_{p=1}^{P}[d^p-F(X^p)]^2+\frac{1}{2}\lambda\parallel DF(X)\parallel^2。\tag{2}$$

式中：$E[F(X)]$为基于正则化理论的最小化目标函数；$E_s[F(X)]$为基于传统法的最小化目标函数；λ 是正则化参数，其值控制着 $F(X)$的光滑程度；d^p 为期望输出；$X^p(p=1,2,\cdots,P)$为输入样本；p 为样本数。

由泛函知识可知，上述正则化问题的解为：

$$F(X)=\sum_{p=1}^{P}\omega_p G(X,X^p)。\tag{3}$$

式中：$G(X,X^p)$为 Green 函数；ω_p 为权系数。

可见，正则化问题的解是 P 个基函数的线性组合。$G(X,X^p)$的形式依赖于微分算子 D，若 D 有平移和旋转不变性，那么 Green 函数就是中心对称的径向基函数，于是有：

$$F(X)=\sum_{p=1}^{P}\omega_p G(\parallel X-X^p\parallel^2)。\tag{4}$$

1.2　正则化 RBF 网络模型的结构及原理

基于上述正则化理论的 RBF 网络即为正则化 RBF 网络，其中包含 1 个输入层、1 个隐含层和 1 个输出层。输入层节点只传递输入信号到隐含层，不需要通过权连接而直接将输入矢量映射到隐含层空间，隐含层的激励函数为径向基函数，以实现输入层到隐含层的非线性变换，并且隐节点中的径向基函数对输入信号产生的是局部响应，即当输入信号靠近径向基函数的中央范围时，隐节点将产生较大的输出；对于输出层而言，其节点的激励函数通常是简单的线性函数，用以完成隐含层输出的加权和。因此正则化 RBF 网络模型具有较强的局部逼近能力。对于一个 4-P-1 结构的正则化 RBF 网络模型，其结构图如图 1 所示。

图 1 中，$X=(x_1,x_2,x_3,x_4)^T$ 为输入向量；$G(X,X^j)(j=1,2,\cdots,P)$为任一隐节点的激活函数；W 是隐含层各节点与输出层节点间的权值矩阵；$\sum$表示输出层神经元采用线性激活函数；y 为网络的输出向量。正则化 RBF 网络的数学模型如(4)式所示，该网络模型的特点是其隐节点数等于输入样本数，隐节点的激活函数为 Green 函数(即为中心对称的径向基函数)，并将所有的输入样本设为径向基函数的中心，各径向基函数取统一的扩展常数。因此，在正则化 RBF 网络模型的设计中，需要确定的参数有扩展常数以及隐含层至输出层间的各连接权值。

(1)扩展常数的确定。扩展常数 δ 按下式计算：

$$\delta=\frac{d_{\max}}{\sqrt{2P}}。\tag{5}$$

式中：δ 为径向基函数的扩展常数，δ 越小，径向基函数的宽度越小，基函数就越有选择性；$d_{\max}$ 为样本间最大距离；P 为样本数。

(2)用最小均方算法(LMS)确定权值变化量。权值变化量 ΔW 按下式计算：

$$\Delta W=\eta(d-\boldsymbol{W}^TG)G。\tag{6}$$

式中：ΔW 是权值变化量；η 为学习速率，$\eta\in(0,1)$；d

为期望输出;$\boldsymbol{W}$ 为隐含层各节点与输出层节点间的权值矩阵;G 是格林函数,这里取 G 为 Gauss 形式,其表达式为:

$$G(\| X-X^p \|)=\exp\left(-\frac{\| X-X^p \|^2}{2\delta^2}\right)。\quad (7)$$

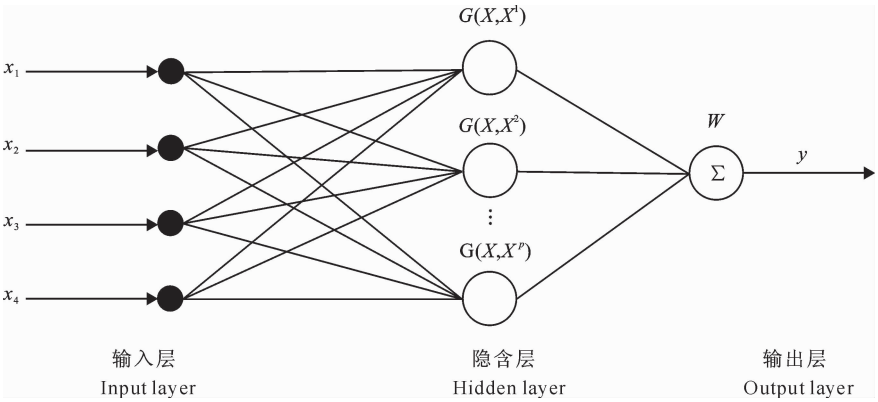

图 1 正则化 RBF 网络模型结构图

Fig. 1 Schematic of regularized RBF network model

2 实例应用及分析

2.1 研究区概况

宝鸡峡灌区属大陆性季风气候,多年平均年降水量 576 mm。该灌区通过引渭河水及开采地下水灌溉关中地区 19.44 万 hm^2 的农田。其中地下水是宝鸡峡灌区水资源的重要组成部分。灌区地下水多为孔隙水,分布比较均匀且呈层状,含水层水力联系密切,具有统一的地下水面,连通性好。宝鸡峡灌区可划分为渭河阶地区和黄土台塬区 2 大水文地质单元,其中一、二级阶地地下水埋深一般小于 20 m,属极强富水区;三级阶地地下水埋深为 20~40 m,属强富水区。本区地下水补给主要来源于降水、灌溉和径流;主要的排泄途径有人工开采、蒸发和侧向径流排泄。对于黄土台塬区而言,其主要的含水层为第四系黄土和下伏河湖相砂砾石层,地下水埋深一般为 20~80 m;其富水性自西向东、由南到北逐渐变弱,该区主要接受降雨、灌溉入渗补给,以侧向径流和开采的方式排泄[13]。本研究以位于宝鸡峡灌区黄土台塬区的 B210 号观测井(武功县贞元乡桃园庄西南)为例,模拟其地下水位的动态变化规律。

2.2 正则化 RBF 网络模型的建立

基于 MATLAB7.0 中的人工神经网络工具箱,用 B210 号典型井 1983-2009 年的年均地下水位埋深资料,构建正则化 RBF 网络模型。具体过程如下:

①原始数据的归一化。首先用函数 premnmx 对原始数据作归一化处理,其目的是为了避免奇异样本所导致的网络训练时间延长以及网络无法收敛的现象[14]。

②训练集和测试集的选取。采用前 4 年的地下水位埋深预测下一年的水位埋深,每隔 2 年提取 1 期长度为 4 年的观察数据。将 21 期数据样本分成 2 组,分别作为训练集(1983 年开始,共 12 个样本集)和测试集(1984 年开始,共 11 个样本集)。

③正则化 RBF 网络结构的确定。输入变量的选择对网络的精确度有着重要影响,相应的网络结构为 4-11-1,用函数 newrb 创建正则化 RBF 网络模型,其基本思路是用迭代方法设计网络,即每迭代 1 次就增加 1 个神经元,直到平方和误差下降到目标误差以下或神经元个数达到最大值时停止。具体格式为:

net=newrb($\boldsymbol{P}$,$\boldsymbol{T}$,GOAL,SPREAD,MN,DF)。 (8)

式中:$\boldsymbol{P}$,$\boldsymbol{T}$ 分别表示输入矢量和目标矢量;GOAL 是目标误差,设为 0.001;SPREAD 为扩展常数,相当于 δ,这里取值 0.58;MN 是最大神经元个数,即 MN=12;DF 为迭代过程显示频率,取为 1。

④网络模型的训练和测试。用组织好的训练集和测试集分别对已建立的正则化 RBF 网络模型进行训练和测试,从而权衡网络的泛化能力[15]。

⑤拟合结果的反归一化。最后用函数 postmnmx 对正则化 RBF 网络模型的输出值进行反归一化,并分别绘制训练集和测试集的拟合效果图如图 2 所示。由图 2 可见,训练集的实测值与正则化 RBF 网络模型的拟合值完全吻合;对于测试集的拟合结果而言,当测试集的样本数超过 8 时,正则化

RBF 网络模型的模拟结果稍微偏低，整体上其泛化能力良好。

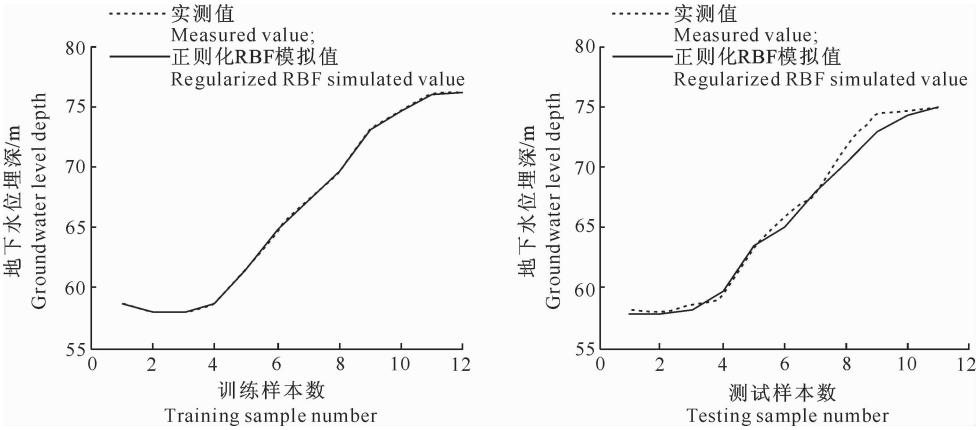

图 2　正则化 RBF 网络模型训练集和测试集实测值与模拟值的比较

Fig. 2　Comparison between measured and simulated values of training sets and testing sets of regularized RBF network model

2.3　预测结果分析

为了检验正则化 RBF 网络的拟合精度，将其模拟结果与相应的 BP 网络进行对比。经调试，BP 网络的结构为 1-12-1，其隐节点数目是通过试错法[16]来确定的。将同样的训练集和测试集输入 BP 网络模型中，其输出值与实测值之间的拟合曲线如图 3 所示。由图 3 可知，BP 网络模型对训练集的模拟稍有偏差；对测试集的模拟结果在实测值周围上下摆动，但幅度不大。由预测值与实测值的相对误差（表 1）可知，正则化 RBF 网络模型和 BP 网络模型的相对误差分别为 0%～2.01%和 0.15%～3.41%，两者均低于 5%。

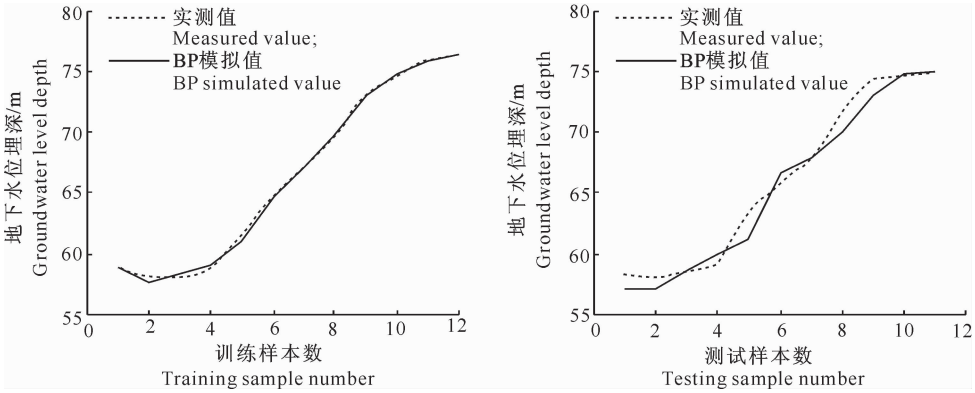

图 3　BP 网络模型训练集与测试集实测值与模拟值的比较

Fig. 3　Comparison between measured and simulated values of training sets and testing sets of BP network model

表 1　宝鸡峡灌区 B210 号井地下水位预测值与实测值的比较

Table 1　Comparison between predicted and measured values at B210 well in Baojixia irrigation

序号 Serial number	实测值/m Measured value	正则化 RBF 网络模型 Regularized RBF network prediction		BP 网络模型 BP network prediction	
		预测值/m Predicted value	相对误差/% Relative error	预测值/m Predicted value	相对误差/% Relative error
1	58.20	57.90	0.52	57.10	1.89
2	58.00	57.91	0.16	57.19	1.40
3	58.49	58.17	0.55	58.74	0.43
4	59.19	59.77	0.98	59.84	1.10
5	63.34	63.44	0.16	61.18	3.41
6	65.89	64.97	1.40	66.54	0.99
7	67.63	67.92	0.43	67.91	0.41
8	71.71	70.27	2.01	69.97	2.43
9	74.37	72.88	2.00	72.93	1.94
10	74.70	74.35	0.47	74.81	0.15
11	74.87	74.87	0.00	75.00	0.17

用平均绝对偏差（MAD）和均方误差（MSE）对表 1 的预测结果做进一步评价，其计算公式为：

$$MAD=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i-\hat{y}_i|, \quad (9)$$

$$MSE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2。 \quad (10)$$

经计算,正则化 RBF 网络模型和 BP 网络模型的 MAD 分别为 0.53 和 0.85,MSE 分别是 0.54 和 1.15。相比较而言,正则化 RBF 网络模型的泛化能力更强,预测精度更高。

3 结 论

本研究以宝鸡峡灌区 B210 号观测井的年均地下水位为预测对象,基于 MATLAB7.0,用函数 newrb 建立了正则化 RBF 网络,合理地组织训练集和测试集并对网络进行训练和仿真。结果显示,与 BP 网络模型相比,正则化 RBF 网络模型的输出稳定,即给定 SPREAD 值,则相应的网络输出是惟一的。因此,当实测的地下水位埋深及相关影响因素的观测资料有限时,正则化 RBF 网络模型能更为精确地模拟地下水位动态,这对于准确掌握灌区地下水的动态变化规律有着重要意义;加之其泛化能力强,模拟精度高,故正则化 RBF 网络模型对于小样本地下水位序列的预测是有效的。需要说明的是,正则化 RBF 网络模型尽管结构简单、泛化能力强,但并不能将其视为描述一个水文过程的万能工具。当输入样本很多时,正则化 RBF 网络模型的结构将会很庞大,此时,广义的 RBF 网络模型可为解决这一问题提供可能。

[参考文献]

[1] 吴东杰,王金生,滕彦国. 小波分解与变换法预测地下水位动态 [J]. 水利学报,2004,35(5):39-45.
Wu D J,Wang J S,Teng Y G. Application of wavelet decomposition and wavelet transform method to forecasting of groundwater regime [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2004,35(5):39-45. (in Chinese)

[2] 杨忠平,卢文喜,李 平. 时间序列模型在吉林西部地下水动态变化预测中的应用 [J]. 水利学报,2005,36(12):1475-1479.
Yang Z P,Lu W X,Li P. Application of time-series model to predict groundwater regime [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2005,36(12):1475-1479. (in Chinese)

[3] 毛任钊,刘小京,娄华君. 华北平原缺水盐渍区浅层地下水位动态分析 [J]. 地理科学进展,2002,21(6):564-572.
Mao R Z,Liu X J,Lou H J. A study on the dynamic variation of shallow groundwater table in the saline and water deficit region in north China plain [J]. Progress in Geography,2002,21(6):564-572. (in Chinese)

[4] 杨金忠,蔡树英. 地下水动态预报的多层递阶组合模型 [J]. 水科学进展,1995,6(2):101-106.
Yang J Z,Cai S Y. A multi-layer hierarchical combinative model for the prediction of regional groundwater level [J]. Advances in Water Science,1995,6(2):101-106. (in Chinese)

[5] Mohanty S,Madan K J,Kumar A,et al. Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of Eastern India [J]. Water Resource Management,2010,24:1845-1865.

[6] 蒋中明,徐卫亚,张新敏. 滑坡地下水位动态预测的径向基函数法 [J]. 岩石力学与工程学报,2003,22(9):1500-1504.
Jiang Z M,Xu W Y,Zhang X M. Prediction of groundwater level in land based on radial basis function [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2003,22(9):1500-1504. (in Chinese)

[7] Ghose D K,Panda S S,Swain P C. Prediction of water table depth in western region,Orissa using BPNN and RBFN neural networks [J]. Journal of Hydrology,2010,394:296-304.

[8] Sudheer K P,Jain S K. Radial basis function neural network for modeling rating curves [J]. Journal of Hydrologic Engineering,2003,8(3):161-164.

[9] Yoon H,Jun S C,Hyun Y,et al. A comparative study of artificial neural networks and support vector machines for predicting groundwater levels in a coastal aquifer [J]. Journal of Hydrology,2011,396:128-138.

[10] Chen L H,Chen C T,Pan Y G. Groundwater level prediction using SOM-RBFN multisite model [J]. Journal of Hydrologic Engineering,2010,15(8):624-631.

[11] 韩力群. 人工神经网络教程 [M]. 北京:北京邮电大学出版社,2007:127-143.
Han L Q. The artificial neural network [M]. Beijing:Beijing University of Post and Telecommunication Press,2007:127-143. (in Chinese)

[12] Tikhonov A. Regularization of incorrectly posed problems [J]. Soviet Mathematics Doklady,1963,4:1624-1627.

[13] 韩业珍. 基于变化环境的灌区地下水动态时空变异规律研究 [D]. 陕西杨凌:西北农林科技大学,2010.
Han Y Z. Study on spatial and temporal variability of groundwater regime under variational environment in irrigation area [D]. Yangling,Shaanxi:Northwest A&F University,2010. (in Chinese)

[14] 张建龙,解建仓,韩宇平,等. 基于混沌径向基神经网络模型的洪水预测研究 [J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2009,37(8):221-227.
Zhang J L,Xie J C,Han Y P,et al. Flood forecasting research based on the chaotic RBF neural network model [J]. Journal of Northwest A&F University:Nat Sci Ed,2009,37(8):221-227. (in Chinese)

[15] Dash N B,Panda S N,Remesan R,et al. Hybrid neural modeling for groundwater level prediction [J]. Neural Computer & Application,2010,19:1251-1263.

[16] Sreekanth P D,Sreedevi P D,Ahmed S,et al. Comparison of FFNN and ANFIS models for estimating groundwater level [J]. Environmental Earth Sciences,2011,62:1301-1310.