

BP神经网络在渭北旱塬区地下水埋深预测中的应用

董起广¹, 周维博¹, 刘雷¹, 云涛¹, 张向飞¹, 刘小学²

(1. 长安大学 环境科学与工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 陕西省地下水管理监测局, 陕西 西安 710002)

摘要: 地下水埋深变化是地下水动态变化的主要特征之一。本文选取了渭北旱塬区两个具有典型性的观测井点, 利用已有的2000年-2010年埋深数据以BP神经网络的方法对地下水埋深进行模拟和预测。结果表明: 预测值与实测值拟合较好。故该方法可应用于地下水动态的预测。

关键词: BP神经网络; 地下水埋深预测; 地下水动态变化; 渭北旱塬区

中图分类号: TP183; P641.2 文献标识码: A 文章编号: 1672-643X(2012)04-0112-03

Application of BP neural network to prediction of groundwater table in Weibei dry highland

DONG Qiguang¹, ZHOU Weibo¹, LIU Lei¹, YUN Tao¹, ZHANG Xiangfei¹, LIU Xiaoxue²

(1. College of Environmental Science and Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, China;

2. Shaanxi Bureau of Groundwater Management Monitoring, Xi'an 710002, China)

Abstract: The change of groundwater table is one of the main characters of dynamic variation of groundwater. Two typical wells are chosen in Weibei dry highland of Shaanxi Province in China. Using the available measured ground water table data from 2000 to 2010, the paper carried out the simulation and prediction for groundwater table by BP neural network method. The results showed that the predicted values were in a good coincidence with the observed values. Therefore, this method can be used to predict the dynamic variation of groundwater.

Key words: BP neural network; groundwater table prediction; dynamic variation of groundwater; Weibei Dry Highland

0 引言

渭北旱塬区位于陕西省关中平原以北, 陕北丘陵沟壑区以南, 东西分别与山西省和甘肃省接壤, 平均海拔高度在800 m以上, 是陕西省重要的粮棉基地^[1]。行政区划辖宝鸡、咸阳、杨凌、西安、渭南、铜川及延安7市(区)的41个县(区)^[2]。当地的水文变化规律和水资源条件对渭北旱塬区的农业良性发展起着至关重要的作用, 在地表水资源相对匮乏的情况下, 研究该区地下水的动态变化规律就显得尤为重要。通过对该区地下水埋深的预测, 可以反映未来地下水的动态变化, 并据此制定出合理的水资源开发利用规划, 对于当地的社会经济发展具有重要意义。

目前, 对于地下水动态研究的数学模型可分为确定性模型和随机模型^[3]。确定性模型是从地下

水运动的物理特性出发, 按照地下水要素之间的确定性关系, 建立地下水运动微分方程式, 进行数值求解或解析求解, 然而此种模型的前提是要清楚地了解当地各种水文地质条件之间的联系, 因此, 在应用上有着很大的局限性; 相对于确定性模型来说, 随机模型就显得更加实用, 它对于研究不确定性问题有着很强的灵活性和模仿性。常用的随机模型的求解方法有多元回归分析法、频谱分析法、灰色理论、小波分析等。本文采用BP神经网络的方法, 以滚动预测的方式对于渭北旱塬区两个观测井的水位埋深进行模拟预测, 并分析该方法在地下水动态预测应用中的精度和可靠性。

1 BP神经网络方法

BP网络是一种多层前馈型神经网络, 其神经元的传递函数多半是S型函数, 输出量多为0到1之

收稿日期: 2012-05-03; 修回日期: 2012-05-08

基金项目: 陕西省水利厅科技项目

作者简介: 董起广(1988-), 男, 河北邢台人, 硕士, 主要从事地下水资源评价及开发利用研究。

通讯作者: 周维博(1956-), 男, 陕西乾县人, 教授, 博导, 从事水资源与水环境及节水灌溉方向的教学与研究。

间的连续量^[4]。它由若干层神经元组成,它们可分为输入层、隐含层和输出层,各层的神经元作用是不同的^[5]。输入层接受外部信息;隐含层用来表示和存储知识;输出层用来输出结果。3层的神经网络几乎可以解决所有非线性拟合问题。在网络中,上下层之间实现全连接,每层神经元之间无连接^[6]。当把学习样本提供给网络后,按照减少目标输出与实际误差的原则,再从输出层经过隐含层逐层修正各连接权值,最后返回输入层^[7]。一个基本的BP神经元模型一般具有 n 个输入,每个输入都通过一个适当的权值 w 和上一层相连,网络输出可表示为:

$$a = f(w \cdot p + b) \quad (1)$$

f 表示输入/输出关系的传递函数。BP网络中隐含层神经元的传递函数通常用log-sigmoid型函数 $\text{logsig}()$ 、tan-sigmoid型函数 $\text{tansig}()$ 以及纯线性函数 $\text{purelin}()$ 。BP神经网络的结构图如图1。

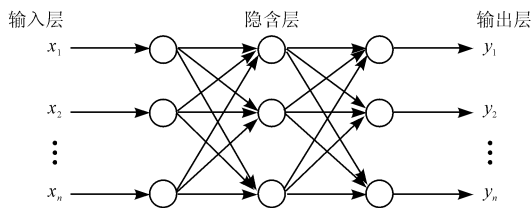


图1 神经网络结构

2 建立地下水动态的BP网络模型

2.1 样本的选择及预处理

本文选取渭北旱塬区渭南市蒲城县41361060号井和咸阳市泾阳县41265200号井2000年-2009年7月份的月平均埋深数据作为样本数据进行网络训练,得到模型并以2010年的数据进行检验。在该网络中,以S形函数作为转换函数,该函数值域为 $[0,1]$,因此在训练前要将数据规范到 $[0,1]$ 区间。为了使数据不出现函数的极小值和极大值以影响训练速度和精度,在此将数据归一化处理到 $[0.1,0.9]$,本文采取如下归一化方法:

$$y = \frac{x - \min(x)}{\max(X) - \min(X)} \times 0.8 + 0.1 \quad (2)$$

式中: x, y 分别为变换前和变换后的值, $\min(X)$ 和 $\max(X)$ 为样本中的最小值和最大值^[8]。

2.2 滚动预测模型

在模拟过程中,用2000-2009年的埋深数据作为样本数据进行网络训练,以前三年的埋深来预测第四年的埋深,通过2007-2009年的埋深预测2010年的埋深来检验模型。可用滚动预测的方式

对未来数据进行预测。滚动预测的实现步骤:

(1)先利用预测开始前的一段数据,构造适当的数据结构并选择适当的神经网络结构;

(2)选择 t 时刻之前的 L 组数据,对神经网络进行训练,然后预测第 k 时刻的数据值;

(3)如果 $t+1 \leq N$,继续下列步骤,否则结束;

(4)在 L 组数据中舍弃最早的一组数据,利用第 t 时刻获得的实际数据构成一对新的训练样本,加入 L 组数据中,转向步骤(2)。

在滚动预测中系统是时变的,随着系统的运行,其状态在不断地变化,同时新的输入-输出数据不断得到。为了使模型能准确地反应系统的当前状态,就要用新的数据描述模型,而与当前时刻相关性变小的旧数据在建模中所占的比重应降低或忽略。因此,应建立一个随时间滚动的建模数据区间,并保持区间长度不变。当有一个新数据加入时,最早的一个数据相应地从区间滚动出去。随着系统的运行,数据区间不断地更新,模型也相应地由新区间的数据不断更新^[8]。

2.3 相关参数的确定

BP网络是通过输入层到输出层的计算来完成的。较多的隐含层能够提高网络的训练精度,但是却会花费较长的训练时间,从而降低了训练的速度,而训练精度也可以通过增加隐含层节点的个数来实现,因此在应用BP神经网络进行预测时,一般选择只有一个隐含层的三层BP神经网络就足够了^[9]。根据所选择样本数据输入层神经元个数为3,对应的输出层神经元个数为1,对于隐含层神经元个数的确定可由下式给出:

$$i = \sqrt{(n+m)} + a \quad (3)$$

式中: n, m 分别为输入层和输出层神经元个数, a 为常数,且一般 $1 < a < 10$ ^[10]。由此取隐含层神经元个数为6。对于激活函数,例1的隐含层和输出层选择 tansig 和 purelin 函数,例2的隐含层和输出层分别选择 tansig 和 logsig 函数,训练函数选择梯度下降训练函数 traingd ,S型激活函数的输入与输出具有如下的关系:

$$\text{输入} \quad \text{net} = x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n$$

$$\text{输出} \quad y = f(\text{net}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}}}$$

在网络训练中,为了得到较好的结果,取的训练精度为0.001,循环次数取为50000。

3 网络训练及仿真

所有参数设置完成后,对样本进行训练并开始

预测。样本数据来源于覆盖整个渭北旱塬区的160个观测井的2000-2010年观测资料,本文从中选取具有代表性的渭南市41361060号井和咸阳市41265200号井2000-2009年7月的月平均埋深数据作为样本,并以2010年7月的平均埋深进行模型检验。

3.1 实例1

渭南市41361060号井的训练过程如图2,实测结果与预测结果如表1,两者的拟合曲线见图3。运用得到的模型预测该井2011年7月的埋深,然后以滚动预测的方式预测2012-2014年的埋深,2011-2014年埋深数据见表2。

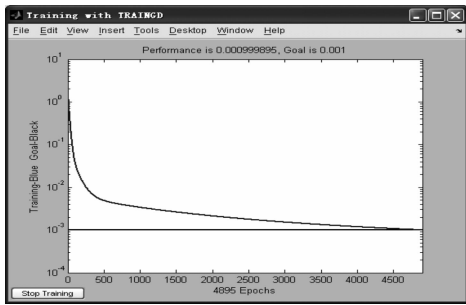


图2 渭南市蒲城县41361060号井埋深变化模型训练过程

表1 渭南市蒲城县41361060号井模拟结果 m, %

年份	实测埋深	预测埋深	绝对误差	相对误差
2003	28.60	28.553	-0.047	0.16
2004	29.18	29.298	0.118	0.41
2005	30.25	30.242	-0.008	0.02
2006	31.63	31.197	-0.433	1.37
2007	32.96	32.646	-0.314	0.95
2008	32.41	33.205	0.795	2.45
2009	33.26	33.183	-0.077	0.23
2010	33.95	33.914	-0.036	0.11
平均值	31.53	31.530	0.000	0.71

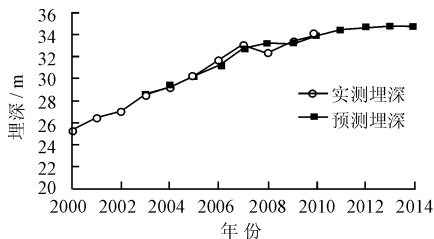


图3 渭南市蒲城县41361060号井地下水埋深拟合曲线

表2 渭南市蒲城县41361060号井2011-2014年埋深预测结果 m

年份	预测埋深	年份	预测埋深
2011	33.793	2013	33.273
2012	33.523	2014	33.699

3.2 实例2

对咸阳市泾阳县41265200号井进行模拟预测,其训练过程如图4,预测结果见表3,拟合曲线如图5。运用得到的模型预测。

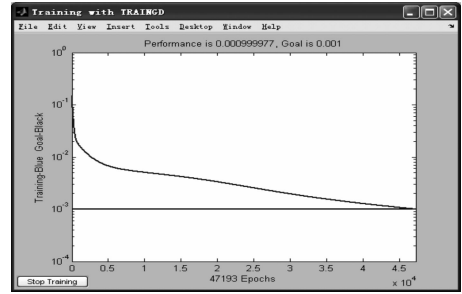


图4 咸阳市泾阳县41265200号井埋深变化模型训练过程

该井点2011年的埋深,然后用滚动预测的方法预测2012-2014年埋深数据,2011-2014年的预测结果见表4。

表3 咸阳市泾阳县41265200号井模拟结果 m, %

年份	实测埋深	预测埋深	绝对误差	相对误差
2003	18.81	18.670	-0.140	0.74
2004	13.87	14.222	0.352	2.54
2005	14.63	14.532	-0.098	0.67
2006	15.91	16.285	0.375	2.36
2007	17.38	17.341	-0.039	0.23
2008	16.51	16.581	0.071	0.43
2009	15.29	15.424	0.134	0.88
2010	15.90	15.274	-0.626	3.94
平均值	16.04	16.040	0.000	1.47

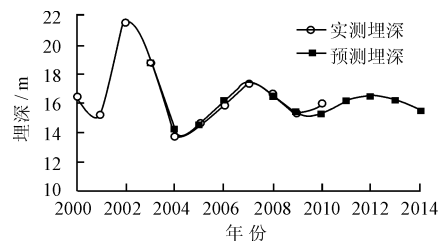


图5 咸阳市泾阳县41361060号井地下水埋深拟合曲线

表4 咸阳市泾阳县41265200号井2011-2014年埋深预测结果 m

年份	预测埋深	年份	预测埋深
2011	16.167	2013	16.165
2012	16.467	2014	15.528

从以上两个井点的仿真结果可以看出, BP神经网络对于线性和非线性变化的动态模型都具有较好的学习能力,其预测结果的误差在可接受范围内,模拟精度较高。(下转第118页)

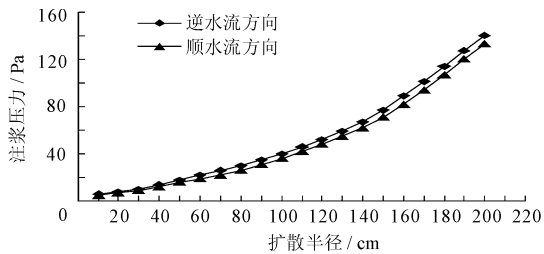


图5 动水条件下浆液扩散半径与注浆压力关系示意图

裂隙动水注浆模型,通过动水注浆模型研究分析得出在动水条件下浆液的扩散半径与注浆时间及注浆压力之间的关系,研究发现注浆压力与扩散半径的对数及浆液黏度成正比,裂隙宽度的三次方与其成反比即裂隙越窄压力消减越快。对于不同的裂隙水流流动方向,当扩散半径相同时,顺水水流方向所需的注浆压力比逆水水流方向小,顺水水流有利于浆液扩散。推导出壁后注浆浆液的扩散规律,为实际注浆堵水工程提供了有利的理论依据,具有很好的指导意义。

参考文献:

- [1] In-Molee, Jae-Sung Lee, Seok-Woo Nam. Effect of seepage force on tunnel face stability reinforced with multi-step pipe grouting[J]. Tunneling and underground Space Technology, 2004, 19: 551 - 565.
- [2] Sembenelli Gropo P, Sembenelli G. Deep jet-grouted cut-

offs in riverine alluvia for ertan coffer dams[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 1999, 125 (2): 142 - 153.

- [3] Ing Hieng wong, Teoh Yaw poh. Effects of jet grouting on adjacent ground and structures[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2000, 126(3): 247 - 256.
- [4] Anthony F Stirbys, Radwanski Z Richard, Richard J Proctor. Los angeles metro rail project-geologic and geotechnical design and construction constraints[J]. Engineering Geology, 1999, 51: 203 - 224.
- [5] Shimada H, Sasaoka T, Kubota S. The application of fly-ash cement in mining backfill material[M]. Australasian Institute of Mining and Metallurgy Publication Series, 2003 (1): 199 - 204.
- [6] 杨坪,唐益群,王建秀. 地基不均匀沉降对既有村镇住宅的危害及注浆加固处理[J]. 灾害学, 2010, 25(S1): 388.
- [7] 娄吉宏,于森,胡桂娟. 袖阀管注浆法在广州白云国际机场飞行区溶洞处理工程中的应用[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2005, 30(1): 17 - 21.
- [8] Takao U eda. Acoustic Emission Monitoring on Foundation Grouting for Rock masses[C]//. Proc 6th int. isrm, 1987.
- [9] 窦铁生,赵国赢. 裂隙岩体灌浆特性的研究[J]. 华北水利水电学院学报, 1997, 18(2): 53 - 57.
- [10] 岩土注浆理论与工程实例协作组. 岩土注浆理论与工程实例[M]. 北京:科学出版社, 2001.

(上接第 114 页)

4 结 语

地下水水位动态受到诸多因素的影响,在对其预测的过程中,一般要求出各个水文地质参数,这使得传统的方法在实际应用过程中较为复杂,不易操作。本文用 BP 神经网络的方法对地下水水位进行预测分析,在对于数据呈近似线性的例 1 中选择 purelin 作为输出函数,而对于非线性的例 2 中选择 logsig 作为输出函数;在对未来数据的预测中,采用滚动模型,不断更新训练样本,剔除最早的数据,这使得模型也随着时间及时更新,由此得到的模型更加准确。BP 神经网络在对地下水埋深预测中具有很好的适用性,而且通过增加循环次数和训练精度,可以进一步减小误差。因此, BP 神经网络理论是研究地下水水位动态变化规律的一种有效方法。

参考文献:

- [1] 张向飞,周维博,云涛,等. 渭北旱塬区地下水动态研究[J]. 水资源与水工程学报, 2012, 23(1): 89 - 93.

- [2] 周维博,云涛,张向飞,等. “十一五”渭北旱塬区地下水动态研究[R]. 西安:长安大学, 2011-08.
- [3] 李贺丽. 地下水动态预测方法分析[J]. 河南水利与南水北调, 2011, 9(7): 54 - 55.
- [4] 张兴明,王爱玲. BP 神经网络在企业绩效评价中的应用[J]. 价值工程, 2011(3): 105 - 106.
- [5] 张忠永,王明涛,贾惠艳. 人工神经网络在地下水动态预测中的应用[J]. 辽宁工程技术大学学报, 2002, 21(4): 504 - 506.
- [6] 周永进,蔡慧华,尹逊震,等. 改进的 BP 网络及其在数据预测中的应用[J]. 微计算机信息, 2007, 23(9-3): 150 - 151.
- [7] 李清华,张美凤. 基于改进 BP 网络的染色合格率预测[J]. 微计算机信息, 2006, 23(4-3): 93 - 95.
- [8] 王永生,王杰,李保刚,等. 变参数混沌时间序列的神经网络滚动预测研究[J]. 武汉理工大学学报, 2010, 34(3): 456 - 459.
- [9] 周维博. 人工神经网络理论在井渠结合灌区地下水动态预报中的应用[J]. 西北水资源与水工程, 2003, 14(2): 5 - 9.
- [10] 焦淑华,夏冰,徐海静,等. BP 神经网络的 MATLAB 实现[J]. 哈尔滨金融高等专科学校学报, 2009, 3(1): 55 - 56.