

# 人工神经网络在渭北灌区地下水 水位动态预测中的应用

付中原, 刘俊民, 李丽, 孔萌

(西北农林科技大学 水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100)

**摘要:** 地下水位动态变化受自然和人为因素的影响和制约, 是一个复杂的非线性系统, 而准确地预测地下水位变化在灌区水资源开发利用和生态环境建设中有着重要的意义。利用人工神经网络方法具有并行分布处理的高度非线性功能, 对渭北黄土高原灌区典型水井地下水位进行了模拟预测。结果表明, 人工神经网络有较高的预测精度, 具有一定的推广应用价值。

**关键词:** 地下水位动态; 人工神经网络; 渭北灌区; 预测

**文献标识码:** B      **文章编号:** 1000—288X(2008)04—0144—03      **中图分类号:** P641.74, TP183

## Application of Artificial Neural Network in Dynamic Prediction of Groundwater Level in Weibei Irrigation Area

FU Zhong-yuan, LIU Jun-min, LI Li, KONG Meng

(College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** Groundwater level dynamics is a complicate nonlinear system due to the effect and limitation of its natural and human factors. It is important to predict the change of groundwater level exactly in exploiting water resources of an irrigation area. Groundwater level change of typical well in Weibei irrigation area is predicted by artificial neural network (ANN) according to its high nonlinear function of parallel distribution processing. Result from the study shows that ANN may give a high precision and has a great value of extension and application.

**Keywords:** groundwater level dynamics; artificial neural network; Weibei irrigation area; prediction

渭北黄土高原灌区地处我国黄土高原的东南部——富饶的八百里秦川的中部, 该区降水偏少, 时空分布不均。河川径流常流量小, 加之近年人口的增加以及工农业生产的快速发展, 使得灌区水问题尤为突出<sup>[1]</sup>。一些地区把大量开采地下水作为解决水资源不足的主要途径, 使地下水系统的功能严重衰退, 导致出现诸如区域地下水漏斗形成, 地下水源枯竭, 供水不足等, 乃至出现地裂缝等环境问题, 严重影响着灌区地下水资源的可持续利用和生态环境安全。因此, 地下水位动态分析与预测对地下水资源的可持续利用和生态环境建设有着十分重要的理论意义和应用价值。

由于地下水动态受一系列自然和人为因素的影响和制约, 常常表现为非线性, 使得一些精确分析方法具有很大的局限性, 而人工神经网络具有并行分布处理的高度非线性功能, 本研究以渭北黄土台塬灌区

为研究区域, 采用人工神经网络中最具代表性的 BP 神经网络, 建立地下水位动态预测模型并进行预测。

## 1 BP 神经网络算法

### 1.1 BP 神经网络算法基本原理

人工神经网络 (artificial neural network, 简称 ANN)<sup>[2]</sup> 是由大量简单元件相互连接而成的复杂网络, 具有高度的非线性, 能够进行复杂的逻辑操作和非线性关系实现的系统。目前应用最广泛的神经网络模型之一, 是由 Rumelhart 等人提出的前馈网络 (back-propagation network) 模型, 即 BP 网络模型<sup>[3]</sup>。它是由输入层、隐含层和输出层组成, 每层又有若干个神经元 (如图 1), 是三层前馈神经网络的拓扑结构, 其中第一层为输入节点, 第二层为隐节点, 第三层为输出节点。各层神经元的作用是不同的。输入层接受外界信息, 输出层对输入层信息进行判别和

决策,中间的隐含层表示存贮。对于输入信号,要先向前传播到隐节点,经过作用函数之后,再把隐节点的输出信息传播到输出节点,最后给出输出结果。节点的作用函数通常选取 Sigmoid 型函数,简称 S 型函数,其表达式为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad f'(x) = \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} \quad (1)$$

式中: $f(x)$ ——网络节点作用函数; $x$ ——神经元节点的输入值。

在实际训练学习时,首先要提供一组训练样本,其中的每个训练样本由输入样本和理想输出对组成。当网络的所有实际输出与其理想输出一致时,训练结束。否则,通过误差逆传播的方法来修正权值使网络的理想输出与实际输出一致。反复学习直至样本集总误差小于预先给定的精度要求为止,此时完成网络训练<sup>[4]</sup>。BP 神经网络模型的应用设计,借助于 MA TLAB 软件包中的神经网络工具箱完成<sup>[5]</sup>。

## 1.2 原始数据标准化处理方法

为了保证训练和预报的可行性,必须对样本原始数据进行标准化处理。一般来说,进行标准化处理的公式主要如下。

预报因子与样本之间呈正相关及相应的预报对象因子所采用的标准化公式为

$$r_i = \frac{X_i - X_{i\min}}{X_{i\max} - X_{i\min}} \quad (\text{或} \quad r_i = \frac{X_i}{X_{i\max} - X_{i\min}}) \quad (2)$$

当预报因子与样本之间呈负相关时所采用的标准化公式为

$$r_i = 1 - \frac{X_i - X_{i\min}}{X_{i\max} - X_{i\min}} \quad (\text{或} \quad r_i = 1 - \frac{X_i}{X_{i\max} - X_{i\min}}) \quad (3)$$

式中: $X_i$ ——输入样本的原始数据, $i = 1, 2, \dots$ ;  $X_{i\max}$ ,  $X_{i\min}$ ——输入样本中第  $i$  个节点中的最小值和最大值; $r_i$ ——标准化后的输入向量。

## 2 BP 神经网络算法的应用

### 2.1 研究区概况

周城—苏坊洼地(以下简称周苏洼地)位于渭北黄土台塬区(乾县和武功接壤地带)的塬面洼地,洼地总体呈现南北和东部高,向中西部开口的箕状地形,地面坡度  $5^\circ \sim 8^\circ$ 。地层岩性为大孔隙和垂直裂隙极为发育的深厚中、上更新统黄土。下部的下中更新统黄土中发育多层古土壤及钙质结核层<sup>[6]</sup>。

在灌区建成以前,区内几乎无灌溉农业,地下水深一般在  $40 \sim 80 \text{ m}$  之间。自 1971 年宝鸡峡引水工程开灌以来,大量引水灌溉,有灌无排,致使区内地下水位迅速上升,开灌十年地下水位即接近地表。1983 年,洼

地内就有  $400 \text{ hm}^2$  耕地出现大面积明水,渍涝灾害严重,多个村庄被淹,给群众生产生活造成严重影响<sup>[6-7]</sup>。随后,政府采用排水工程及控制地表水灌溉等措施,地下水位明显下降。近年来,洼地中低洼地区地下水位保持在  $10 \text{ m}$  左右,基本恢复了生态平衡。

### 2.2 样本选取及处理

取周苏洼地内 201# 监测井 1991—2003 年间的地下水埋深的统计数据为算例,以降雨量、蒸发量、单位面积的灌溉及人工开采量 4 个地下水水位的主要影响因素为预报因子,利用 BP 网络进行训练,对地下水位进行外延和预报。BP 网络模型训练样本资料如表 1 所示。

表 1 BP 网络训练资料

年份	地下水埋深/m	降雨量/mm	灌溉量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{hm}^{-2})$	蒸发量/mm	开采量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{hm}^{-2})$
1991	2.36	487.80	1 141.77	1 188.30	411.71
1992	2.57	575.30	1 158.74	1 418.50	526.32
1993	2.60	475.70	993.21	1 512.00	522.07
1994	3.25	399.40	1 557.72	1 217.70	802.21
1995	4.55	327.90	950.76	1 550.20	445.67
1996	5.07	643.10	997.45	1 181.80	560.27
1997	5.57	295.60	895.59	1 225.10	500.85
1998	6.42	602.80	645.05	1 243.50	369.27
1999	6.88	588.70	827.67	1 410.10	513.58
2000	7.78	349.25	713.07	1 243.50	505.09
2001	8.71	332.25	645.16	1 410.10	424.45
2002	8.91	363.08	751.27	1 332.26	458.40
2003	8.99	786.67	492.36	1 266.10	369.27

对样本原始数据进行标准化处理,其中,年降水总量和单位面积引灌水量等与地下水位变动正相关,采用公式(2);预报对象地下水位埋深亦采用公式(2);蒸发量和单位面积开采量与地下水位变动负相关,采用公式(3);其中, $i = 1, 2, \dots, 13$ 。经过标准化处理后的数据如表 2 所示。

### 2.3 预测网络的设计

2.3.1 BP 网络结构的确定 网络采用 3 层结构,其中 1991—1999 年均地下水埋深为网络的输出值,对应年份的年降水量、单位面积引地表水灌溉水量、蒸发量和地下水开采量 4 项作为网络输入值,则输入节点为 4。以地下水埋深为期望输出值,则输出节点为 1。由于隐含层数目较难确定,通过尝试在训练过程中实现对隐含层节点数目的选择<sup>[8-9]</sup>。网络学习的目的是根据已有系列的样本资料,通过网络学习来确定合理的预测网络的模型参数,用于地下水位的模拟预测。

表 2 样本数据标准化结果

年份	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003
$r_0$	0	0.0317	0.0362	0.1342	0.3297	0.4092	0.4845	0.6128	0.6817	0.8172	0.9581	0.9876	1
$r_1$	0.3914	0.5696	0.3668	0.2114	0.0658	0.7076	0	0.6256	0.5969	0.1093	0.0746	0.1374	0
$r_2$	0.6096	0.6255	0.4701	1	0.4303	0.4741	0.3785	0.1434	0.3147	0.2072	0.1434	0.2430	0
$r_3$	0.7405	0.8002	0.9824	0.3575	0.1037	0.9026	0	1	0.8825	0.8325	0.3803	0.5916	0.771
$r_4$	0.8648	0.6110	0.6204	0	0.7896	0.5358	0.6674	0.9589	0.6392	0.6580	0.8366	0.7614	1

2.3.2 BP 网络参数的确定 网络参数主要是网络训练初始权值和训练精度。前者根据经验给定,也可以随机产生。考虑到 BP 网络的局部极小点的干扰存在,在程序实现中,初始权重在  $(-1, 1)$  区间内随机产生。训练精度一般采用误差平方和,即所有训练样本的输出和实际值的偏差平方和。但是考虑到训练样本数  $n$  的不确定性,并且既是已知  $n$ ,对精度的估计也未必恰当。对于系统来说,给定精度偏大或偏小都不利于系统的学习和预报,因此采用绝对平均误差和来作为预期训练精度,并且在具体操作时根据实际情况作适当的调整。学习率取 0.05,冲量因子取 0.9。

2.3.3 BP 网络的训练及其预测结果 训练精度取  $=0.0001$ ,当训练误差 ( $E$ ) 小于  $\epsilon$  时,停止训练。实际值、预测值及其误差如表 3 所示。

表 3 模型训练结果

年份	期望输出	实际输出	绝对误差	相对误差/ %
1991	2.36	2.363	-0.003	0.1
1992	2.57	2.583	-0.013	0.5
1993	2.60	2.648	-0.048	1.8
1994	3.25	3.220	0.030	0.9
1995	4.55	4.441	0.109	2.4
1996	5.07	5.047	0.023	0.5
1997	5.57	5.480	0.090	1.6
1998	6.42	6.344	0.076	1.2
1999	6.88	6.835	0.045	0.7

由表 3 中可以看出,模型训练结果相对误差均不大于 2.5%,模型训练拟合精度高,符合要求。用训练好的网络进行预测,以 2000—2003 年共 4 a 的数据作为检测样本进行模型检验,预测的水位埋深值列于表 4。

表 4 渭北灌区地下水位预测结果

年份	实测值	预测值	绝对误差	相对误差/ %
2000	7.78	7.603	0.177	2.3
2001	8.71	8.672	0.038	0.4
2002	8.91	8.675	0.235	2.6
2003	8.99	8.927	0.063	0.7

由表 4 可以看出,预测结果最大相对误差 2.6%,最小误差仅为 0.4%,精度较高,体现了人工神经网络模型在地下水动态预测中的优势,具有令人满意的效果。

### 3 结语

地下水位与其影响因素之间是一种非线性,不确定的关系,而 BP 神经网络算法正是根据非线性系统的输入输出数据样本,对该系统的行为进行模拟。本文采用该算法对渭北黄土原灌区典型井地下水水位动态进行模拟预测,相对误差均小于 3%,有较高的预测精度,结果真实可靠,对该灌区地下水位监测预报,进而合理开发利用地下水具有一定的指导意义。

#### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 李佩成,刘俊民.黄土台塬灌区三水转化机理及水资源最佳调控模式研究[M].西安:陕西师大出版社,1998:12.
- [2] 王伟.神经网络原理[M].北京:北京航空航天大学出版社,1995.
- [3] 吴璞周,卫海燕.基于 GIS 和人工神经网络的区域水资源压力评价模型及其验证[J].水土保持通报,2007,27(6):160—164.
- [4] 闻新,周露,王丹力,等. MATLAB—神经网络应用设计[M].北京:科学出版社,2001.
- [5] 李森,周建国,宋孝玉,等. BP 神经网络在不同植被产流产沙分析中的应用[J].水土保持通报,2007,27(6):152—155.
- [6] 刘俊民.灌区地下水年最高水位的灰色预测[J].地下水,1993,15(3):93—96.
- [7] 刘俊民.论渭北黄土塬灌区地下水新含水层[J].西北农业大学学报,1994,22(1):1—6.
- [8] Michel A N, Siand J, Ten G. Analysis and synthesis of a class of discrete-time neural networks described on hypercube[J]. IEEE Trans NN, 1991(2):32—46.
- [9] Maron E. AM neural networks with concatenated vectors and nonzero diagonal terns[J]. Neural Networks, 1990:(3):311—318.