

内蒙古河套灌区节水灌溉工程实施后 地下水变化的BP模型预测

屈忠义¹, 陈亚新¹, 史海滨¹, 魏占民¹, 李延林², 张艺强²

(1. 内蒙古农业大学; 2. 内蒙古河套灌区沙壕渠试验站)

摘要: 根据黄河河套灌区多年的水文、气象和地下水资料,应用不同的ANN—BP网络模型对灌区年、月地下水埋深的变化进行了模拟,预测了黄河河套灌区节水工程实施后未来灌区年平均地下水位下降的情况,从预测结果可以看出,河套灌区节水工程实施后灌区平均地下水位预计下降0.5m左右。此外对BP模型的结构设计中隐含层数、隐含单元数和学习速率的合理确定作了具体分析,提出了学习速率取值范围 $lr = 0.01 \sim 0.1$,为河套灌区节水工程改造规划、设计和管理决策及BP模型的应用提供了参考依据。

关键词: 区域地下水; 人工神经网络; BP模型; 预测

中图分类号: S641

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2003)01-0059-04

1 引言

随着我国大型灌区节水改造工程的实施,黄河河套灌区的引水量将由目前的年均引水量52亿 m^3 减少到2010年的40亿 m^3 ^[9],灌区引水量的大幅度减少和渠道的衬砌防渗,将使灌区土壤和地下水补给、生态环境发生新的变化,多年来形成的土壤、水(盐)-地下水动态的水环境将形成新的平衡体系。节水工程实施后,影响干旱气候生态环境的土壤水盐动态和地下水位、水质的变化情况如何?成为目前急需研究解决的课题之一。区域土壤水-地下水的变化预测有许多不同的方法,传统经验方法适用范围有限,数值模拟方法参数较多不便使用。由于需要大面积水文地质勘察和野外试验才能获得有关参数,并受到多孔介质空间变异性的尺度效应的影响,基础工作量较大,获得成果周期较长。随着人工智能神经网络(Artificial neural network,简称ANN)理论和应用技术的日益完善,它的应用范围越来越广,在水文水资源方面的应用显示出强大生命力^[3,8]。20世纪90年代开始,国内外在陆地水文方面应用较多,近两年在土壤水分、作物根系、作物水分生产函数等方面开始涉及,并取得良好效果^[1,4,5,7]。由于地下水位动态受水文地质参数、气象条件、灌溉排水及土壤植被等多种因素的影响,在其固有的相关性、周期性的基础上,还伴随有随机性,表现出很强的非线性特征。使用一些机理模型在表达系统之间的非线性关系有很大局限,而人工神经网络所具有的高度非线性、容错性和鲁棒性特征,为解决水系统的模拟预测提供了新的解决途径^[8]。本文尝试运用ANN技术对引黄河河套灌区的地下水位变化预测进行了应用,预测了灌区

节水工程改造后的区域地下水位变化。为灌区节水工程的规划、设计、管理评估及未来灌区水资源的优化配置提供了重要依据,也可供类似的灌区参考。

2 人工神经网络的原理和方法

ANN是采用物理可实现的系统来模仿人脑神经细胞的结构和功能的系统,通过向环境学习获取知识并改进性能是神经网络的一个重要特点。ANN模型和算法种类很多,本文应用的ANN网络是一种非线性变换单元组成的前馈网络(Back-Propagation),简称BP网络,数学上已经证明多层前馈网络具有很强的函数映射功能。BP网络模型包括输入层、输出层、一个或多个隐含层,每层含有多个神经元,各层之间以权值相连。激励函数是一个非线性函数,即输入与输出满足非线性单调上升。BP网络是完成 n 维空间向量对 m 维空间的近似映射,这种映射通过神经元之间的连接权和阈值来实现的。通过对 p 个实际的映照对进行训练学习,得到神经元的连接权值 w 和阈值 θ ^[6]。

BP网络学习过程分为两个阶段,即信息的向前传播过程和误差的反向学习过程。外部输入的信号经输入层、隐含层的神经元逐层处理,向前传播到输出层,输出结果。误差的反向学习过程则是指,如果输出层的输出值与样本的期望值有误差,则该误差沿原来的连接通路反向传播,通过修改各层神经元的权值和阈值,使得误差变小,当误差值小于允许误差值时,网络的训练过程即可结束。

3 用人工神经网络模型预测区域地下水位步骤

采用ANN模型方法建立区域地下水位预测模型的特点是:可描述区域水环境中复杂的非线性关系;模型建立主要依赖于长年常规观测资料,不需要专门试验和识别参数;模型有很强的学习功能,当系统水环境发生变化时,只需输入新的资料让模型再学习即可很快跟踪系统

收稿日期: 2002-07-29 修订日期: 2002-12-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50179013); 内蒙古自治区水利厅重点科研联合资助项目

作者简介: 屈忠义(1969~),男,内蒙古杭锦旗人,博士研究生,主要从事区域土壤水-地下水环境预测研究。呼和浩特昭乌达路306号

内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院,010018。Email: Qu_zhongyi@sohu.com

的变化,可操作性强;可以预测未来当输入因子发生变化时系统输出因子的变化趋势。具体步骤如下。

3.1 因子分析与选择

河套灌区是我国最大的引黄灌区,灌区水源是黄河来水,基本没有其它的径流补给和交换,由于灌区地下水埋深较浅,并有较配套的排水系统,所以灌区的地下水位变化主要受灌水量、排水量和气象等因素的影响^[2,10],通过对多年年内平均地下水埋深、气象资料,引水量、排水量进行相关分析发现,年引水量、排水量、降雨量、蒸发量和平均气温对年内平均地下水位有较好的相关性。但年平均气温与地下水埋深的相关性较小,在实际选择中只以年引水量、排水量、降雨量、蒸发量四个影响因子作为年预报模型的输入因子,以年地下水埋深为输出因子。而对于月平均地下水埋深的预报,通过相关分析发现,当月的水文气象因素和上月的水文气象因素、地下水埋深均有较好的相关性,但从实际预报意义和可操作性方面考虑,文中采用当月地下水埋深与上月排水量、灌水量、地下水埋深、蒸发量、降雨量及平均气温等六个主要因子建立预报模型。

以内蒙古河套灌区西部一个大型灌域(解放闸)为研究区域,灌域总控制面积 $2.16 \times 10^4 \text{ hm}^2$,灌溉面积为 $1.421 \times 10^4 \text{ hm}^2$ 。灌溉面积约占河套灌区总农田灌溉面积 ($5.24 \times 10^4 \text{ hm}^2$) 的 27%,从 1985 年开始灌域内布置有 67 眼常规地下水观测孔,灌域平均地下水埋深根据所有观测井的观测值进行面积加权求得^[2]。考虑到资料的同步性,取 1990~1999 年的灌溉、排水、地下水、气象资料为训练样本,以 2000,2001 年的数据作为模型检验,以检验好的模型参数进行预报,建立 BP 预报模型,进行 2005 年,2010 年两个规划水平年的地下水埋深变化预测。

3.2 BP 模型层数的比较选择

目前在 BP 模型的应用中,多为三层 BP 结构,本文通过三层 BP 与四层 BP 模拟、检验、预测比较发现:对于 10 年训练样本序列,4~6 个影响因子的地下水埋深 BP 模型,在输入因子较少的 BP 模型(4 个)中三层模型在适

宜的隐层单元数下,模型的拟合精度略逊于 4 层模型,但检验预报效果优于四层模型(见图 2),文中对于年水位预报采用三层 BP 模型;而对于较多输入因子的 BP 模型(6 个),四层 BP 网络模型虽然总体拟合效果略逊于三层模型,但检验预报效果要好于三层模型,且收敛速度较三层模型快。在进行月地下水预报时文中采用四层 BP 模型。

3.3 隐层单元数的确定

通过对三层、四层 BP 模型 1~14 个隐含因子训练对比,发现两种模型的训练拟合误差均随着隐含单元的增加而减少,但对于检验和预报误差存在一个合理隐含单元区间的问题^[8],三层 BP 模型的隐含单元数在 4~8 个内,检验误差最小;四层模型的单元区间较三层大一些,为 6~10 个(见图 1)。所以,文中三层 BP 模型采用隐层单元数为 6 个,四层模型,两个隐含层的单元数均采用 8 个。在一般情况下,通过增加隐含层的神经元数目改进训练效果要比增加层数更便于观察和调整。

3.4 学习速率的选择

按照 BP 模型的特点,一般较大的学习速率可以减少训练次数,但不能保证绝对收敛,较小的学习速率在同等训练误差条件下导致训练次数的增加,收敛速度较慢,但能够保证网络的误差值不跳出误差表面的低谷而最终趋于最小误差值,所以一般情况下,倾向于选取较小的学习速率以保证系统的稳定性,学习速率的选取范围一般在 0.01~0.8 之间^[6],有较大区间,不便于选择。通过作者对三层、四层 BP 网络中学习速率 lr 的实例研究表明,三层 BP 网络的学习速率 $lr = 0.1$ 时,训练稳定收敛,但 lr 取 0.01 时训练拟合和预报结果最好。对于四层网络,当 $lr = 0.1$ 时虽然收敛很快,但在训练初期出现不稳定(见图 1)。在实际应用中最好取 0.01~0.1 之间。文中取 $lr = 0.01$ 。所以实际的学习速率范围要小于文献^[6]的经验值,所以作者认为,对于不同的研究对象,不同的 BP 模型结构,学习速率的取值需要具体试算确定,一般情况倾向于选取较小的学习速率,可以保证训练的稳定。

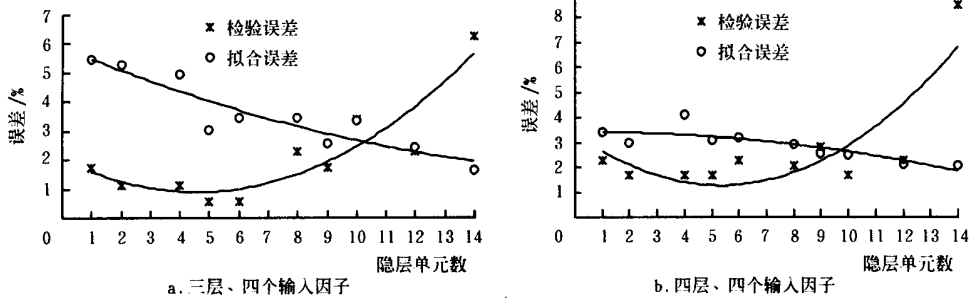


图 1 不同结构隐层单元数误差对比图

Fig. 1 Comparison of error on different structure and hidden units of BP model

3.5 激励函数的选取

不同的激励函数可以反映样本与输出之间不同的对应关系,本文对三层、四层 BP 网络中输入、输出的激励函数进行了不同组合训练对比,发现 Tansig 函数训练结

果最好,所以,隐含层采用双曲正切 Sigmoid 激励函数

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

处理输入数据和输出数据的非线性关系,输出层采用线性激活函数,不限制网络的输出。由此

可以看出, 在使用BP 模型进行具体模拟预报的过程中, 并不是所有的激励函数都可以取得满意效果, 对于不同

的输入、输出有不同的非线性对应关系, 在使用BP 模型时应注意灵活应用。

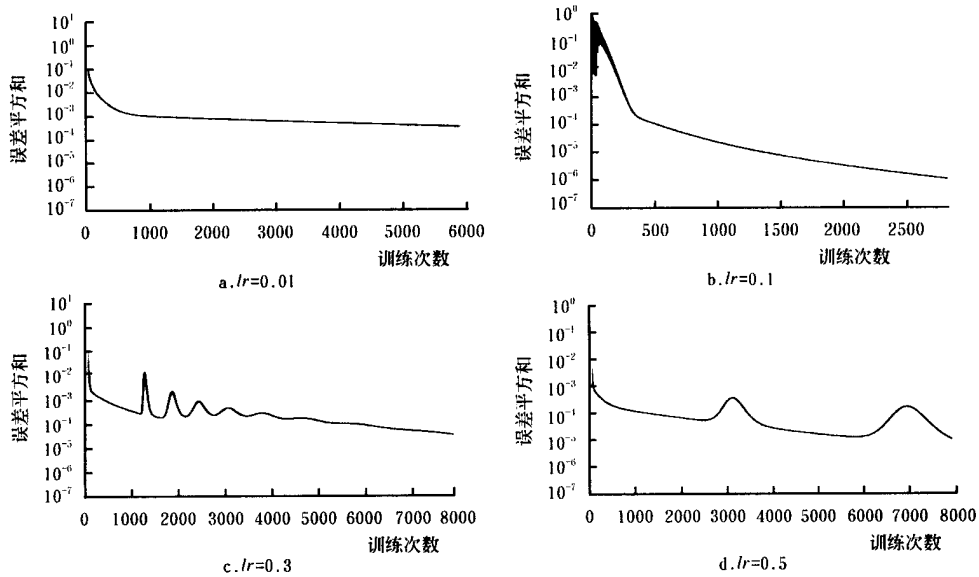


图 2 不同学习速率训练误差收敛图

Fig 2 Training error convergent under different learning rates

3 6 资料的标准化处理

3 6 1 因子数据处理

设样本因子为 x_{ij} ($i = 1, 2, \dots, NU; j = 1, 2, \dots, N$), 其标准化过程为

$$BR_j = \frac{1}{NU} \sum_{i=1}^{NU} x_{ij} \quad (1)$$

$$BRR_j = \frac{1}{NU - 1} \sum_{i=1}^{NU} (x_{ij} - BR_j)^2 \quad (2)$$

$$BRRR_j = \sqrt{BRR_j} \quad (3)$$

$$x_{ij} = (x_{ij} - BR_j) / BRRR_j \quad (4)$$

3 6 2 样本输出数据处理

设样本输出数据为 y_1 ($1 = 1, 2, \dots, M$), 其标准化过程为

$$y_1 = \frac{y_1 - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (5)$$

式中 y_{\max} —— 序列最大值

4 模型的模拟与检验

根据上述输入输出关系及确定的BP 网络结构, 取收敛误差平方和 $\epsilon = 0.00001$, 选用前 10 组数据进行样本训练, 后 1 组数据进行模型检验, 利用 Matlab 5.3 进行编程, 通过模拟检验后, 年地下水埋深拟合结果和预报检验结果见图 4, 利用同样的步骤和方法可以对月地下水变化进行模拟预测, 得到 1990~ 2000 年 1~ 12 月地下水埋深的四层BP 模型和拟合、检验预报结果(2000 年检验), 见图 3, 从图 3 种可以看出, 灌区多年年内地下水变化有非常相似的周期性规律。

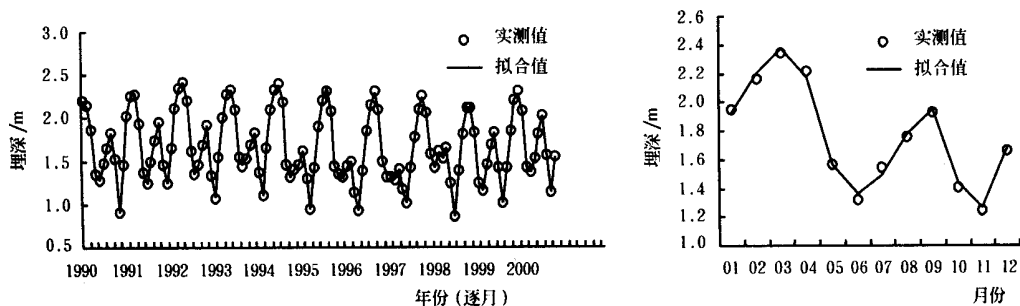


图 3 月地下水埋深模型模拟检验结果

Fig 3 Simulation and testing of BP model on monthly average depth

5 模型的预报结果分析

根据《黄河内蒙古河套灌区续建配套与节水改造规

划报告》中河套灌区 2005 年, 2010 年规划水平年的引水、排水规划可知, 解放闸灌域 2005 年的引水量为 $11.96 \times 10^8 \text{ m}^3$, 排水量为 $1.2 \times 10^8 \text{ m}^3$, 2010 年引水量

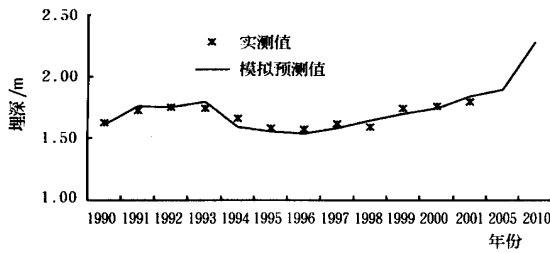


图4 年地下水埋深拟合预报结果对比图

Fig 4 Comparison of fitting and forecast results

为 $10\ 374 \times 10^8 \text{ m}^3$, 排水量为 $0\ 98 \times 10^8 \text{ m}^3$, 相应的气象因子的数据采用多年平均值, 来预测灌区正常年份的地下水水位情况。以此为输入条件进行预测, 得到年地下水平均埋深的模拟、检验和预报结果, 2005 年为 1.95 m, 到河套灌区节水改造完成后的 2010 年地下水水位将下降到 2.20 m 左右, 比目前的多年平均地下水水位 1.69 m 分别下降 0.27 m 和 0.51 m, 略大于宏观水量平衡计算的结果^[9], 可以初步推断河套灌区节水工程完成后地下水水位下降幅度可能不会很大, 但对地区生态的影响还需专门的评估研究。对于节水后逐月地下水变化预测, 由于缺乏解放闸灌域节水后月引水规划资料, 本文暂不涉及预报。

6 结论

1) 在 BP 模型的应用中, 对于相对较少的输入因子的拟合预报推荐使用三层 BP 模型, 隐含神经元数以 4~8 个为宜, 学习速率不应大于 0.1, 对于相对较多的输入因子, 推荐使用四层 BP 模型, 隐含神经元数以 6~10 个为宜, 学习速率不应大于 0.1。

2) 建立的 BP 模型拟合、检验结果较好, 可以用于实际预测, 通过年水位预测结果表明, 河套灌区节水工程实

施后, 地下水位的下降与工程规划设计值接近, 说明了本灌区节水改造规划的可行性。

3) BP 模型虽然已经得到广泛的应用, 但仍有许多需要完善和改进的地方, 特别是对于土壤水-地下水环境方面的具体应用和理论、技术等方面的研究, 仍需要深入的探讨。

[参 考 文 献]

- [1] 魏占民, 陈亚新, 屈忠义等 BP 神经网络的春小麦作物-水模型的初步研究[J]. 灌溉排水, 2002, (2): 12~16
- [2] 屈忠义, 陈亚新, 史海滨等 一个试验区区域性土壤水盐关系及特征分析[A]. 第二届农业水土工程学术年会论文集, 农业水土工程科学[C]. 内蒙古教育出版社, 2001, 346~351.
- [3] Paulin Coulibaly, Francois Anctil, Ramon Aravena, et al Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations[J]. WRR, 2001, 37(4): 885~896
- [4] 杨培岭, 冯 斌, 任树梅 利用神经网络预报不同水分条件下作物根系发育参数[J]. 农业工程学报, 2000, 16(2): 46~49
- [5] Lebron L M G, Schaap D L. Saturated hydraulic conductivity prediction from microscopic pore geometry measurements and neural networks analysis [J]. WRR, 1999, 35(10): 3149~3158
- [6] 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.
- [7] 尚松浩, 毛晓敏, 雷志栋等 冬小麦田间墒情预报的 BP 神经网络模型[J]. 水利学报, 2002, (4): 60~63
- [8] 刘国东, 丁 晶 BP 网络用于水文预测的几个问题的探讨 [J]. 水利学报, 1999, (1): 65~70
- [9] 王亚东 河套灌区节水改造工程实施前后区域地下水位变化分析[J]. 节水灌溉, 2002, (1): 15~17.
- [10] 王伦平, 陈亚新, 曾国芳等 内蒙古河套灌区灌溉排水与盐碱化防治[M]. 北京: 水利电力出版社, 1993

Regional groundwater depth forecast by BP model of post-water-saving reconstruction in the Hetao Irrigation District of Inner Mongolia

Qu Zhongyi¹, Chen Yaxin¹, Shi Haibin¹, Wei Zhamin¹, Li Yanlin², Zhang Yiqiang²

(1. Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China; 2. Shahaio Channal Experiment Station of Hetao Irrigation District of Inner Mongolia, Hangjinhou Banner 015400, China)

Abstract This paper applies a three and four-layer Artificial Neural Network model (BP) based on long term regional groundwater, hydrological and climate data, for simulating dynamic movement of annual and monthly groundwater depth of the Hetao Irrigation District and forecasting the trend of change after reconstructing a water-saving engineering project. The average depth will decrease 0.51 m compared with present average depth in 2010. At the same time, it discusses the influence of different BP hidden layers, hidden units number and learning rates on the fitting errors, training efficiency, etc. The range of learning rates was presented as $lr = 0.01 \sim 0.1$. The results showed that the BP network could be applied for regional groundwater forecast, and has a higher calculating precision. This will provide an important foundation in the planning, design, and management of the water saving reconstruction project in the large-scale irrigation district, and for the application of BP model in groundwater hydrological prediction.

Key words regional groundwater; artificial neural network; BP model; forecast