

BP神经网络L—M优化算法在地下水动态预测中的应用

孔 萌, 刘俊民

(西北农林科技大学 水利与建筑工程学院, 陕西 杨陵 712100)

摘 要:根据地下水动态的时间序列数据资料,建立地下水动态模型,应用BP神经网络的L—M优化算法进行模拟和预测,并与灰色模型预测法的分析结果进行比较,得出该方法不仅简单可行,而且预测精度更高,可在地下水动态、河流水质、大气环境质量预测等方面广泛使用的结论。

关键词:地下水水位;BP神经网络;L—M优化算法;灰色模型预测法

中图分类号:P641.74

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2007)05-0051-02

Applying the BP Net work L—M Optimize Arithmetic to Simulate and Forecast the Ground Water Dynamic

KONG Meng, LIU Jun-min

(Northwest A & F University, Water & Architecture Conservancy College, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: According to the time-serial datum of the ground water dynamic, set up the ground water dynamic model, apply to the BP Network L—M optimize arithmetic to simulate and forecast, compare to the result of the Gray-model, and then elicit the more simple, more capable and higher precise conclusion that ANN's application. It shows that the BP Network L—M optimize arithmetic can be used broadly in the area of ground water dynamic, river water quality, at mosphere environment quality and so on.

Key words: ground water level; BP Net work; L—M optimize arithmetic; Gray-model forecast

地下水系统是一个高度复杂的非线性系统,地下水水位因受降水、开采、蒸发等多种因素的影响和制约,在时序上常呈现出复杂的非线性特征。关于地下水动态预测的方法,从早期最简单的水量均衡分析法、水文地质参数比拟法,到后来随着计算机科学技术的兴起逐步发展起来的有限差分法(FDM)、有限单元法(FEM)、边界元法(BEM)和有限分析法(FAM)^[4],再到如今应用广泛的人工神经网络方法,其预测方法在理论上已日趋成熟。其中,人工神经网络方法是处理非线性问题最有效的方法之一,本研究将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水位动态预测模型。

1 人工神经网络方法简介

人工神经网络(ANN, Artificial Neural Networks)是理论化的人脑神经网络的数学模型,是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建立起来的一种信息处理系统。它具有高度的非线性性,学习、记忆、判断以及各种智能处理能力,可在不同程度上模仿人脑的信息处理、存储、及检索功能。并具有分布存储和容错性,大规模并行处理,自学习、自组织和自适应性,以及高度的非线性全局作用等特点。可用于函数逼近、感知器模拟、多目标跟踪、联想记忆及数据恢复等。比较适宜解决模式信息处理和模式识别,最优化问题求解,信息的智能化处理,复杂控制,信号处理等问题^[1]。目前常用的神经网络有十余种,较典型的有BP网络、Hopfield网络、CPN网络等。本文

使用了其中最经典的反向误差传播算法的BP(Back Error Propagation)网络模型来对地下水水位进行预测^[3]。

2 BP神经网络及其算法

BP网络(Back-Propagation Network)即反向传播网络。是将W—H学习规则一般化,对非线性可微分函数进行权值训练的多层网络。它具有很强的非线性映射及自学习能力,可以广泛应用于函数逼近、模式识别、分类和数据压缩。

BP网络属多层状型的人工神经网络,由若干层神经元组成,它们可分为输入层、隐含层和输出层,3层神经网络几乎可对所有非线性函数进行模拟。在一般情况下,均是在隐含层采用S型激活函数。理论已证明,S型激活函数可处理和逼近任何非线性的输入输出关系。S型激活函数有两种:

(1)对数S型激活函数(logsig),输入、输出函数关系为:

$$f = \frac{1}{1 + e^{-(\pi + b)}} \quad (1)$$

(2)双曲正切S型激活函数(tansig),其输入、输出函数关系为:

$$f = \frac{1 + e^{-2(\pi + b)}}{1 - e^{-2(\pi + b)}} \quad (2)$$

输出层采用线性激活函数,其输入输出关系为:

$$A = f(W \times P + b) = W \times P + b \quad (3)$$

BP网络的产生归功于BP算法的获得。BP算法属于 δ

收稿日期:2006-04-26

基金项目:国家自然科学基金“黄土原灌区地下水新含水层形成机理与调控方式研究”(40271023)

作者简介:孔萌(1983—),陕西商洛人,硕士,主要从事地下水动态预测模型和水资源优化配置研究。

算法,是一种监督式(有导师)的学习算法。由信息的正向传递与误差的反向传播两部分组成。其主要思想是通过连续不断地在相对误差函数斜率下降方向,计算网络权值和偏差的变化来逐渐逼近目标,使得网络输出层的误差平方和达到最小。每一次权值和偏差的变化都与网络误差的影响成正比,并以反向传播的方式传递到下一层的。在动手编写网络的程序之前,必须先根据具体问题所给出的输入矢量 P 与目标矢量 T ,选定所要设计的神经网络的结构(包括网络的层数、每一层的神经元数和每层的激活函数),才能建立适宜的 BP 网络模型收到精度较高的预测效果^[1]。

3 BP 神经网络在地下水动态预测中的应用

本文以位于陕西省渭北黄土台塬灌区的武功县 201 观测井为例,来检验人工神经网络 BP 算法在地下水动态预测中应用的准确性和有效性。该观测井位于周苏洼地地区,地下水类型属灌溉-降雨入渗-径流排泄型,地下水水位动态主要受降雨、引灌和人工开采 3 方面因素的影响。

3.1 训练样本的选取

由于年内最高水位和该区的国民经济密切相关,过高则会导致渍水和土壤盐碱化灾害。选取该井连续 11 a 的逐年开采量统计数据 and 同期降雨量资料、引灌量资料,以及区域地下水年最高水位观测值作为训练、检验样本(见表 1)。以 1~8 a 最高水位为网络的输出值,其对应年份的年降水量、引地表水灌溉水量和地下水开采量作为网络的期望输入值。建立一个输入节点为 3,输出节点为 1 的 BP 网络模型。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。网络学习的目的是根据已有系列的样本资料,通过网络学习确定合理的预测网络的模型参数,用于地下水年最高水位的模拟预测。其网络结构图如图 1:

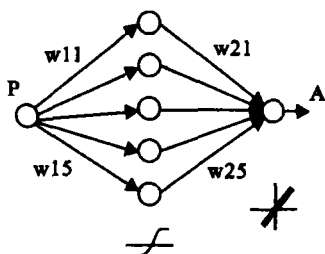


图 1 BP 网络拓扑结构图^[1]

表 1 地下水年最高水位及影响因子监测数据表^[2]

年份	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
年降水总量/mm	459.8	568.55	722.6	545.8	925.5	802.1	517.15	398.1	513.2	717.4
年引灌水量/($\text{m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$)	1499.25	2135.7	1600.35	1399.95	877.8	787.35	765.15	1471.95	913.35	392.55
年开采量/($\text{m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$)	0	140.85	184.5	190.5	194.1	56.1	61.05	202.25	327	214.5
年最高水位/m	556.21	556.61	557.41	557.25	557.99	557.28	556.93	556.9	556.53	557.29

3.5 仿真

对训练好的网络用第 9 年、10 年的资料进行模拟仿真。在将仿真的输入值 $a2 = [717.4000, 26.1700, 14.3000, 480.4000, 62.4400, 8.5000]$ 输入训练好的网络时,也必须进行归一化处理,调用 Matlab 工具箱中的 `trannmx` 函数,其

3.2 网络结构的选择

为了避免一般的 BP 反向传播算法收敛速度慢,易陷入局部最小值区,数值稳定性差的缺点。本文结合牛顿全局优化的思想,在多层前馈 BP 神经网络的基础上提出一种 L-M(Levenberg-Marquart)优化神经网络算法。该方法可使收敛过程平稳并在较短的时间完成网络迭代求参的过程。整个程序在 Matlab 的 M 文件中编写,并运用它的人工神经网络工具箱进行调试和模拟运算。

3.3 输入和输出数据的预处理

为了有效利用隐含层 Sigmoid 激活函数的特性,保证网络神经元的非线性作用,我们必须对表 1 中的数值型样本进行归一化处理。Matlab 的神经网络工具箱中的函数 `premnmx`,可用于将网络输入值 p 和输出值 t 进行归一化处理^[1,5]。该函数的调用格式为:

$[pn, \minp, \maxp, tn, \min t, \max t] = \text{premnmx}(p, t) \quad \text{net} = \text{train}(\text{net}, pn, t n)$

经过归一化处理,使 p 和 t 的值变成取值范围在 $[-1, 1]$ 之间的 pn 和 tn 值。归一化结果如下:

$pn = [-0.76602, -0.35362, 0.23057, -0.43989, 1, 0.53204, -0.54854, -1, 0.26977, 1, 0.38577, 0.15584, -0.44325, -0.54703, -0.5725, 0.23845, -1, -0.13853, 0.12844, 0.16514, 0.18716, -0.65688, -0.62661, 0.23853]$

$tn = [-1, -0.55056, 0.34831, 0.16854, 1, 0.20225, -0.19101, -0.22472]$

函数 `postmnmx` 用来把输出值转化成和原始的目标输出具有相同的单位^[5]。其调用格式为:

$an = \text{sim}(\text{net}, pn) \quad a = \text{postmnmx}(an, \min t, \max t)$

其中,网络的输出 an 与目标输出 tn 同单位,网络输出 a 和最初的目标输出 t 同单位。

3.4 网络训练初始参数的选择及网络训练

按照 L-M 优化算法,对经过归一化处理的 pn 和 tn 值进行网络学习,误差精度指标取 $1e-7$,学习速率取 0.05,动量因子取 0.9,显示间隔次数取 10 次。经过多次网络学习后发现,选用 5 个隐含层节点的网络结构,收敛速度最快,拟合效果最好,仅用了 5 步就可迭代收敛至控制精度 $\text{MSE } 2.21635e-010/1e-007, \text{Gradient } 8.23848e-005/1e-010$ 。

调用格式为, $[a2n] = \text{trannmx}(a2, \minp, \maxp)$ 。处理后的值为 $a2n = [0.2065, -0.4197]$ 。用 $a2n = \text{sim}(\text{net}, a2n)$ 进行仿真。最后将 $a2n$ 的值再用函数 `postmnmx` 进行还原,其调用格式为: $[a2] = \text{postmnmx}(a2n, \min t, \max t)$ 。得出的仿真结

(下转第 61 页)

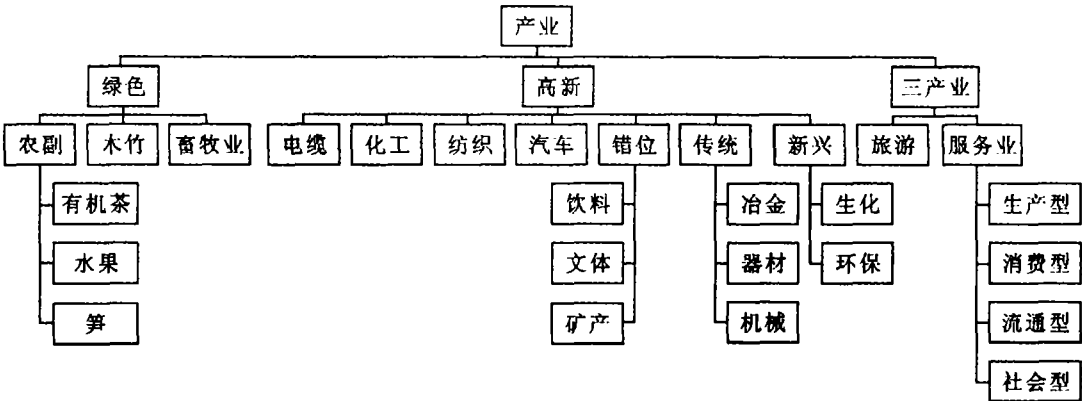


图 3 产业结构

5.3 走生态型工业区道路,循环经济理念,加强清洁生产

应对原有产业集群进行筛选,重新进行产业定位。“先污染、后治理”的发展模式不适应现阶段环保要求,应尽快建立环保科技体系,推行清洁生产。应加大科技投入,鼓励科技创新,组织对重大环境问题的科研攻关,加强对关键技术和工艺设备的研究开发和新技术、新成果的推广应用。环保产业是可持续发展的重要物质基础和技术保障,是最具潜力的新的经济增长点,因此要制定优惠政策和激励措施发展环保产业,培育一批在国内外有较强竞争力的企业集团,推动环保产业的规模化、集约化、高科技化,同时在一定程度上保留传统优势产业中污染较小的产业。产业园区内形成企业间的能源、物质、基础设施和信息等方面的循环利用和共享机制,实现资源的优化配置、废物的最小化排放,达到经济效益和生态环境双赢。

5.4 政府实施开发区建设过程中,提高入驻门槛

一个地区政府管理水平往往与生产力发展水平相一致,

而闽北经济发展相对落后,政府管理机制很难达到一个严格高效的运作水平。产业集中区要想走向一个良性发展的道路,一定要在政府的实施机制上下功夫。加强环境监督,通过生态适宜度评价、土地开发度评价、水资源承载力和环境容量的测算,提出企业入驻的门槛。管理部门需要严格控制入驻企业,达标一个,进驻一个,未达标的坚决不能入驻,从污染的源头上把好关,保护自然生态环境,建立一个“和谐共生”的产业集中区。

参考文献:

[1] [美]理查德·瑞吉斯特.生态城市——建设与自然平衡的人居环境[M].王如松译.北京:社会科学文献出版社,2002.
[2] 黄光宇.山地城市空间结构的生态学思考[J].重庆大学建筑城规学院.

(上接第 52 页)
果如表 2。

表 2 BP 仿真结果与灰色预测结果对比表

年份	BP 仿真 (9)	BP 仿真 (10)	灰色预测 (9)	灰色预测 (10)
预测值	557.2838	556.7265	556.50	557.00
原始值	557.29	556.68	557.29	556.68
绝对 误差/m	-0.0062	0.0465	-0.79	0.320
相对 误差/%	0.0011144	0.0083558	-0.142	0.0575

4 结 论

由上表可见,利用 BP 网络计算方法的误差仅为 0.001 1%和 0.008 4%,预测效果明显优于灰色系统。地下水位与影响因素之间是一种非线性、不确定关系,而 BP 网络所描述的输入输出则较准确描述了这一关系,对于地下水位的预测在一定程度上反映了客观实际,有较高的预测精度,且计

算方法简单,具有推广应用价值。同时通过大量研究表明为,收集更新、更全面的水文资料,充实已知序列来训练网络可提高预测精度,不断增强 BP 网络用于地下水位的预报能力。训练样本数量越大,网络精度就越高,用训练好了的网络模型进行该区地下水动态预测,预测结果真实可靠。

参考文献:

[1] 丛爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M].合肥:中国科学技术大学出版社,1998.
[2] 刘俊民.渭北黄土台原灌区新含水层地下水动态研究[A].现代煤炭人氏探索[M].西安:陕西师范大学出版社,1992.
[3] 张忠永,等.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,2002,2(4):21.
[4] 管新建,等.基于 BP 神经网络的区域地下水动态预测[J].人民黄河,2006,28(8):78.
[5] 徐昕,等. Matlab 工具箱应用指南—控制工程编 M[M].北京:电子工业出版社,2000.