

网络出版时间:2012-09-25 10:08

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20120925.1008.029.html>

地下水位粒子群优化神经网络组合预测模型

程加堂, 华 静, 艾 莉

(红河学院 工学院, 云南 蒙自 661199)

[摘 要] **【目的】**将粒子群优化神经网络组合预测方法引入地下水位预测中,以提高地下水位预测的精度。**【方法】**以回归分析法、指数平滑法、灰色 GM(1,1)模型的地下水位预测结果及预测结果平均值作为网络的输入,以实际地下水位值作为输出,对 3 个单一模型进行非线性组合,建立地下水位的粒子群优化神经网络组合预测模型,应用实例对模型的预测结果进行了验证,并与 3 个单一模型及等权平均组合模型的预测结果进行比较。**【结果】**实例运用结果表明,粒子群优化神经网络组合预测模型的均方误差为 0.740 9,平均绝对误差为 0.657 6,均小于单一模型及等权平均组合模型的相应值。**【结论】**粒子群优化神经网络组合预测方法适用于地下水位的预测。

[关键词] 地下水;水位预测;预测模型;神经网络;粒子群优化算法;组合预测

[中图分类号] P332.3

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2012)10-0218-05

Combination forecasting model based on neural network optimized by particle swarm optimization for groundwater level

CHENG Jia-tang, HUA Jing, AI Li

(Engineering College, Honghe University, Mengzi, Yunnan 661199, China)

Abstract: **【Objective】** The study was to improve the accuracy of groundwater level forecasting by applying neural network optimized by particle swarm optimization. **【Method】** In this method, the groundwater level predictions and the average forecast results of regression analysis, exponential smoothing and grey model were used as the network inputs, and the actual water level value as the outputs. Then the nonlinear combination prediction model of water level was established by combining three single models. Application instance on the prediction of the model results were verified with three single models and the equal weighted average model predictions were compared. The predicted results of the model was verified and compared with the results of the 3 single model and weighted average model. **【Result】** The example shows that the mean square error, average absolute error are 0.740 9 and 0.657 6 of the neural network optimized by particle swarm optimization combination forecasting method, less than the corresponding prediction error of a single model and the equal weight method. **【Conclusion】** The combination forecasting method of neural network optimized by particle swarm optimization is suitable for the prediction of groundwater level.

Key words: groundwater; water level forecasting; forecasting model; neural network; particle swarm optimization algorithm; combination forecasting

随着国民经济的快速发展,水资源的需求量日益增加。作为水资源的重要组成部分,地下水的开

发利用在工农业用水中占有非常重要的地位。因此,进行地下水位变化规律预测研究,以制定合理的

[收稿日期] 2012-02-20

[基金项目] 红河学院科研项目(10XJY117)

[作者简介] 程加堂(1976—),男,河南固始人,讲师,硕士,主要从事复杂系统建模研究。

开发利用策略,有着重要的现实意义。由于地下水位受一系列自然和人为因素的影响和制约,无明显的规律性,并且往往具有小样本和非线性等特点^[1],致使预测的难度加大。数值方法是目前解决地下水运动问题的主要方法,但常面临“参数欠佳”等瓶颈问题^[2]。为此,一些文献将神经网络法^[3]、模糊模式识别法^[4]、灰色理论建模法^[5]等应用于地下水位的预测,并取得了一定的成效。但是单一预测方法往往存在对信息利用不足等缺点,而组合预测方法能够综合利用各单一预测方法所提供的信息,集成不同信息来源的预测结果,其预测效果较单一预测模型更具优势^[6]。组合预测模型可分为定权组合和变权组合 2 种。目前,定权组合预测的研究较为成熟,但其受到预测精度的限制;而变权组合预测模型的应用是提高预测精度、增强模型实用性的有效途径。王新民等^[7]将变权组合预测模型用于地下水位的预测中,并通过回归法拟合组合模型的权系数函数,计算量较大且最终预测精度不高。鉴于神经网络在非线形函数拟合方面的优势,近年来,相关研究人员将基于神经网络的变权组合预测法^[8-10]用于复杂系统的预测,预测效果十分显著。然而,采用标准的 BP 神经网络将不同的单项预测数据进行非线性组合时,易出现过拟合问题,从而导致网络泛化能力下降。因此,本研究采用粒子群优化神经网络的方法建立地下水位预测模型,并用实例验证其可行性,以期为地下水位的准确预测提供支持。

1 组合预测的原理

组合预测的基本原理是,将各个单一模型的预测结果赋予不同的权重并组成一个最终的预测模型,其核心是权重系数的确定。

设地下水位在 t 时段的实际值为 y_t ,采用 k 个单一预测模型,预测值分别为 f_{it} ($i=1,2,\dots,k$)。将这 k 个单一模型的预测值作为组合模型的输入,预测出最终的地下水位值。组合模型的输出为:

$$\hat{y}_t = \varphi(f_{1t}, f_{2t}, \dots, f_{kt}), \quad (1)$$

$$e = \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2. \quad (2)$$

式中: $\hat{y}_t$ 为组合模型的预测值, e 为预测误差, φ 为单一模型预测值与组合模型预测值之间的非线性函数, n 为地下水位预测数据的个数。

在这里,所建立的地下水位组合预测模型是按照误差平方和最小的原则,以拟合单一预测模型与组合模型的非线性关系,即建立无约束最优化问

题^[11]:

$$\min \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 = \min \sum_{t=1}^n (y_t - \varphi(f_{1t}, f_{2t}, \dots, f_{kt}))^2. \quad (3)$$

计算出 $\varphi(f_{1t}, f_{2t}, \dots, f_{kt})$, 即可获得组合模型。

鉴于粒子群算法在迭代寻找全局最优解方面的优势,以及 BP 神经网络具有的良好非线性映射能力,本研究利用粒子群优化神经网络模型来求解式(3)。

2 组合预测算法的实现

首先采用回归分析法、指数平滑法以及灰色 GM(1,1)建模法 3 个单一模型对地下水位分别进行预测,然后建立粒子群优化神经网络模型^[12-13],其步骤简单介绍如下。

粒子群算法在搜索空间随机初始化 m 个 d 维粒子,每个粒子 i ($i=1,2,\dots,m$) 包含 1 个速度向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 和 1 个位置向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 。该粒子经历的最优位置记为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$, 整个粒子群所经历的最优位置记为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 。在每次迭代中,粒子 i 通过跟踪这 2 个最优值,按照下式来更新速度和位置。

$$v_{id}(k+1) = \varphi\{v_{id}(k) + c_1 r_1 (p_{id}(k) - x_{id}(k)) + c_2 r_2 (p_{gd}(k) - x_{id}(k))\}, \quad (4)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1). \quad (5)$$

式中: v_{id} 为粒子的速度向量; k 为当前迭代次数; φ 为收缩因子, $\varphi = 2 / |2 - C - \sqrt{C^2 - 4C}|$, 其中 $C = c_1 + c_2$, c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为 $0 \sim 1$ 的随机数; x_{id} 为当前粒子的位置。粒子在调整自己的位置时,还受到最大速度 $v_{\max}$ 的限制。

尽管标准粒子群算法收敛速度快,具有很强的通用性,但其存在早熟收敛问题。借鉴遗传算法的变异思想,在标准粒子群算法中引入变异操作,即对某些变量以一定的概率重新初始化。变异操作拓展了在迭代中不断缩小的种群搜索空间,使粒子能够跳出先前搜索到的最优值位置,在更大的空间中继续搜索。这种方法既保持了种群的多样性,又可提高搜索出最优值的可能性^[14]。

粒子群优化神经网络的基本思想是:在确定 BP 神经网络的拓扑结构后,随机给定网络的初始权值和阈值,利用粒子群算法来搜索全局最优的权、阈值组合。然后将搜索到的参数作为 BP 神经网络的初始权、阈值,对网络进行学习训练,由梯度下降法确定最终的权值和阈值,最后得出输出结果。

3 应用实例

以国内某灌区的地下水位资料作为样本资源,该灌区地下水多为孔隙水,分布较均匀且呈层状,连通性较好。地下水的补给主要来源于降水和径流,主要的排泄方式为人工开采。本研究以其中 1 个观测井为例,根据文献[15]中的样本数据,分别采用回归分析法、指数平滑法及灰色 GM(1,1)模型,来模拟地下水位的变化规律。

回归分析法以测试样本序号为自变量 x ,以地下水位(m)作为因变量 y ,有:

$$y=53.645+2.065x。$$

指数平滑法模型为:

$$y(k)=ax_k+(1-a)y(k-1)。$$

式中: $y(k)$ 为第 k 个样本的预测值,取 $y(0)=60.5183$; x_k 为第 k 个样本的实际值; a 为平滑常数,文中取 $a=0.5$ 。

GM(1,1)模型为:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1)=1\,696.947(1-e^{-0.033\,2})e^{0.033\,2k}。$$

式中: k 为测试样本序号。

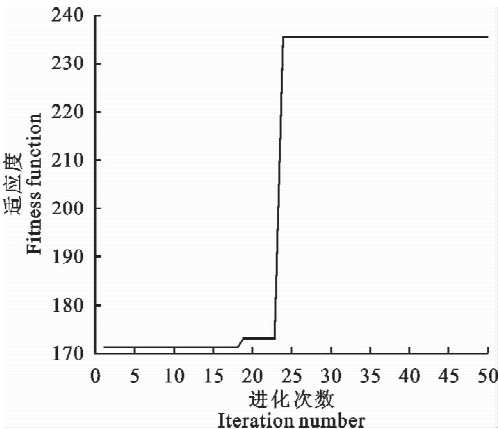


图 1 粒子群优化神经网络算法的适应度函数变化曲线
Fig.1 Fitness function change curve of PSO-BP

同时,采用等权平均组合预测方法对该灌区地下水位进行预测。为了说明粒子群优化神经网络组合预测方法的有效性,将样本数据分为 2 部分,其中前 5 组数据用于网络的训练,后 6 组用于测试。将粒子群优化神经网络组合预测法与等权平均组合法以及文中 3 个单一模型的预测结果进行对比,结果见表 1。从表 1 可以计算出,粒子群优化神经网络组合模型、等权平均组合模型预测结果的平均绝对误差分别为 0.657 6 和 1.266 3,均方误差分别为 0.740 9和 2.117 5;而回归分析法、指数平滑法及

在利用粒子群优化神经网络算法进行组合预测时,将 3 个单一模型的预测值作为神经网络的输入,实际地下水位值作为输出对网络进行学习训练。此外,由于在某预测点某个单一模型的预测误差可能较大,在这里对输入数据进行平滑处理,即将单一模型预测值的平均值也作为神经网络的输入参数。粒子群优化神经网络算法的参数设置为:网络结构 4-10-1;误差因子 0.000 1;学习率 0.1;种群规模 30;学习因子 $c_1=2.8,c_2=1.3$;最大迭代次数 50。因权值在[0,1]中变化,故粒子速度限制在[-0.1,0.1]。带变异操作的粒子群算法的变异概率 $p=0.2$,MATLAB 代码为:

```
If rand>0.8
    k=ceil(2*rand);
    pop(j,k)=rand;
end
```

在 MATLAB 环境中编程,进行运算得出的粒子群优化神经网络算法的适应度函数及训练误差变化曲线如图 1 和 2 所示。

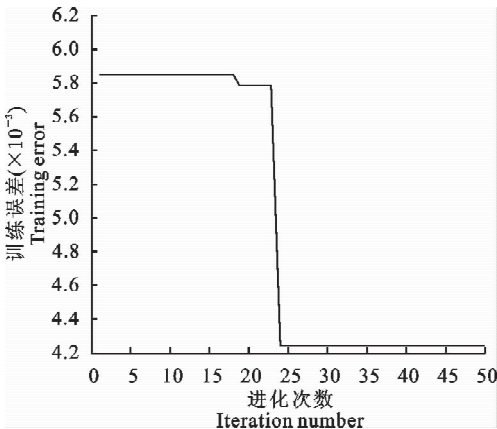


图 2 粒子群优化神经网络算法的训练误差变化曲线
Fig.2 Training error curve of PSO-BP

GM(1,1)的平均绝对误差分别为 1.032 5,2.145 8 和 1.123 9,均方误差分别为 1.598 8,5.160 4 和 2.225 1(由于只选择后 6 组数据进行测试,因而所有误差都只针对该 6 组预测结果进行计算)。同时,粒子群优化神经网络组合预测法输出的绝对误差波动幅度不大,模型输出稳定性较好,表明该组合预测方法的预测效果要优于等权平均组合预测方法以及 3 个单一模型,从而验证了粒子群优化神经网络组合预测法用于地下水位的预测是可行的。

表 1 不同地下水位预测方法预测结果的比较

Table 1 Comparison of different methods of forecasting results for groundwater level

序号 Serial number	实际水位/m Actual value	单一模型预测水位/m Single model prediction			组合模型预测水位/m Combination model prediction	
		回归分析法 regression analysis	指数平滑法 exponential smoothing	GM(1,1)	粒子群优化神经网络 组合法 Neural network combination method	等权平均组合法 Equal weight combination method
1	58.20	55.710 0	59.359 2	58.200 0	—	57.743 2
2	58.00	57.775 0	58.679 6	57.284 3	—	58.006 4
3	58.49	59.840 0	58.584 8	59.218 1	—	59.211 0
4	59.19	61.905 0	58.887 4	61.217 1	—	60.668 2
5	63.34	63.970 0	61.113 7	63.283 6	—	62.766 1
6	65.89	66.035 0	63.501 9	65.419 9	65.342 6	64.985 2
7	67.63	68.100 0	65.565 9	67.628 3	67.867 4	67.097 9
8	71.71	70.165 0	68.638 0	69.911 2	70.937 2	69.571 3
9	74.37	72.230 0	71.504 0	72.271 3	72.582 7	72.001 7
10	74.70	74.295 0	73.102 0	74.710 9	74.758 1	74.035 9
11	74.87	76.360 0	73.985 9	77.233 0	75.412 5	75.859 6

4 结 论

1)利用粒子群优化神经网络算法对回归分析法、指数平滑法及 GM(1,1)模型进行非线性组合,建立了地下水位的粒子群优化神经网络组合预测模型。针对同一实例,与 3 个单一预测模型及等权平均组合法的预测结果相比,该方法预测精度更高、相对误差更小。

2)粒子群优化神经网络算法具有输出稳定性好、预测精度高等优点,在一定程度上克服了 BP 神经网络易陷入局部极小的缺陷,提高了网络的泛化能力。实例应用结果表明,该组合预测方法对地下水位具有较强的预测能力,为地下水位的准确预测提供了一种新途径。

[参考文献]

[1] 陈海涛,梁富山. 基于支持向量机的地下水位预测 [J]. 华北水利水电学院学报,2011,32(2):11-14.
Chen H T, Liang F S. Underground water level prediction based on support vector machine [J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 2011,32(2):11-14. (in Chinese)

[2] 苏国韶,张 研,张小飞. 高斯过程机器学习方法在地下水位预测中的应用 [J]. 中国农村水利水电,2008(12):48-50,54.
Su G S,Zhang Y,Zhang X F. Application of Gaussian process machine learning to the prediction of groundwater level [J]. China Rural Water and Hydropower,2008(12):48-50,54. (in Chinese)

[3] 梁斌梅. 改进梯度下降 BP 算法在地下水位预测中的应用 [J]. 煤炭技术,2009,28(11):144-146.
Liang B M. Application of improved gradient descent by BP algorithm to groundwater level forecast [J]. Coal Technology,

2009,28(11):144-146. (in Chinese)

[4] 李希灿,王 静,赵庚星. 地下水位动态预测模糊识别全解析模型 [J]. 辽宁工程技术大学学报:自然科学版,2009,28(4):637-640.
Li X C,Wang J,Zhao G X. The prediction method of groundwater level based on the complete analysis model of fuzzy pattern recognition [J]. Journal of Liaoning Technical University:Natural Science,2009,28(4):637-640. (in Chinese)

[5] 周振民,赵明亮,李 玲. GM(1,1)模型在滦河下游地区地下水位预测中的应用 [J]. 中国农村水利水电,2011(2):50-52.
Zhou Z M,Zhao M L,Li L. The application of GM(1,1)model to the prediction of underground water level in the downstream of the luanhe river [J]. China Rural Water and Hydropower, 2011(2):50-52. (in Chinese)

[6] 孙兆兵,王保良,冀海峰,等. 基于概率组合的水质预测方法 [J]. 中国环境科学,2011,31(10):1657-1662.
Sun Z B,Wang B L,Ji H F,et al. Water quality prediction based on probability-combination [J]. China Environmental Science,2011,31(10):1657-1662. (in Chinese)

[7] 王新民,崔 巍. 变权组合预测模型在地下水水位预测中的应用 [J]. 吉林大学学报:地球科学版,2009,39(6):1101-1105.
Wang X M,Cui W. Application of changeable weight combination forecasting model to groundwater level prediction [J]. Journal of Jilin University:Earth Science Edition,2009,39(6):1101-1105. (in Chinese)

[8] 张亚军,刘志刚,张大波. 一种基于多神经网络的组合负荷预测模型 [J]. 电网技术,2006,30(21):21-25.
Zhang Y J,Liu Z G,Zhang D B. A combination load forecasting model based on multi-neural networks [J]. Power System Technology,2006,30(21):21-25. (in Chinese)

[9] 汪克亮,杨 力. 电力需求的非线性回归组合神经网络预测研究 [J]. 计算机工程与应用,2010,46(28):225-227.
Wang K L,Yang L. Study on power demand forecasting based on non-linear regression combined neural network [J]. Computer Engineering and Applications,2010,46(28):225-227. (in Chinese)

[10] 刘东君,邹志红. 灰色和神经网络组合模型在水质预测中的应用 [J]. 系统工程,2011,29(9):105-109.
Liu D J,Zou Z H. Applications of gray forecast model combined with artificial neural networks model to water quality forecast [J]. Systems Engineering,2011,29(9):105-109. (in Chinese)

[11] 戴浪,黄守道,黄科元,等. 风电场风速的神经网络组合预测模型 [J]. 电力系统及其自动化学报,2011,23(4):27-31.
Dai L,Huang S D,Huang K Y,et al. Combination forecasting model based on neural networks for wind speed in wind farm [J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2011,23(4):27-31. (in Chinese)

[12] 程慧杰,张国印,何颖. 基于粒子群神经网络集成的肿瘤分型研究 [J]. 计算机工程,2010,36(10):209-211.
Cheng H J,Zhang GY,He Y. Study of tumor classification based on particle swarm neural network ensemble [J]. Computer Engineering,2010,36(10):209-211. (in Chinese)

[13] 王涛,王晓霞. 基于改进 PSO-BP 算法的变压器故障诊断 [J]. 中国电力,2009,42(5):13-16.
Wang T,Wang X X. Power transformer fault diagnosis based on modified PSO-BP algorithm [J]. Electric Power,2009,42(5):13-16. (in Chinese)

[14] MATLAB 中文论坛. MATLAB 神经网络 30 个案例分析 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010:236-242.
MATLAB Chinese Forum. MATLAB network analysis of 30 cases [M]. Beijing:Beijing Aerospace University Press,2010:236-242. (in Chinese)

[15] 张殷钦,刘俊民,郝健. 正则化 RBF 网络模型在地下水位预测中的应用 [J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2011,39(10):204-208.
Zhang Y Q,Liu J M,Hao J. Application of regularized RBF network model in the groundwater level prediction [J]. Journal of Northwest A&F University: Nat Sci Ed,2011,39(10):204-208. (in Chinese)

全国中文核心期刊、全国优秀农业期刊

《中国种业》

《中国种业》是由农业部主管,中国农业科学院作物科学研究所和中国种子协会共同主办的全国性、专业性、技术性种业科技期刊。刊物目标定位:以行业导刊的面目出现,并做到权威性、真实性和及时性。覆盖行业范围:大田作物、蔬菜、花卉、林木、果树、草坪、牧草、特种种植、种子机械等,信息量大,技术实用。

欢迎投稿

刊登广告

读者对象:各级种子管理、经营企业的领导和技术人员,各级农业科研、推广部门人员,大中专农业院校师生,农村专业户和广大农业生产经营者。

月刊,大 16 开,每期 8 元,全年 96 元。国内统一刊号:CN 11-4413/S,国际标准刊号:ISSN 1671-895X,全国各地邮局均可订阅,亦可直接汇款至编辑部订阅,挂号需每期另加 3 元。邮发代号:82-132

地 址:(100081)北京市中关村南大街 12 号 中国种业编辑部

电 话:010-82105796(编辑部) 010-82105795(广告发行部)

传 真:010-82105796 网 址:www.chinaseedqks.cn

E-mail:chinaseedqks@sina.com chinaseedqks@163.com