

ISSN 1000-0933
CN 11-2031/Q

生态学报

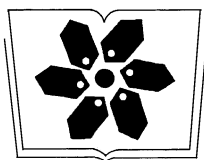
Acta Ecologica Sinica



第 32 卷 第 21 期 Vol.32 No.21 **2012**

中国生态学学会
中国科学院生态环境研究中心
科学出版社

主办
出版



中国科学院科学出版基金资助出版

生态学报

(SHENGTAI XUEBAO)

第 32 卷 第 21 期

2012 年 11 月 (半月刊)

目次

白洋淀富营养化湖泊湿地厌氧氨氧化菌的分布及对氮循环的影响.....	王衫允,祝贵兵,曲冬梅,等 (6591)
造纸废水灌溉对滨海退化盐碱湿地土壤酶活性的响应.....	夏孟婧,苗颖,陆兆华,等 (6599)
图们江下游湿地生态系统健康评价.....	朱卫红,郭艳丽,孙 鹏,等 (6609)
适应白洋淀湿地健康评价的 IBI 方法.....	陈 展,林 波,尚 鹤,等 (6619)
基于 MODIS 的洞庭湖湿地面积对水文的响应.....	梁 婕,蔡 青,郭生练,等 (6628)
崇明东滩湿地不同潮汐带入侵植物互花米草根际细菌的多样性.....	章振亚,丁陈利,肖 明 (6636)
中国东部亚热带地区树轮 $\delta^{13}\text{C}$ 方位变化的谐波分析.....	赵兴云,李宝惠,王 建,等 (6647)
甘肃臭草型退化草地优势种群空间格局及其关联性.....	高福元,赵成章 (6661)
川西亚高山/高山森林土壤氧化还原酶活性及其对季节性冻融的响应.....	谭 波,吴福忠,杨万勤,等 (6670)
模拟分类经营对小兴安岭林区森林生物量的影响.....	邓华卫,布仁仓,刘晓梅,等 (6679)
苹果三维树冠的净光合速率分布模拟.....	高照全,赵晨霞,张显川,等 (6688)
拟茎点霉 B3 与有机肥配施对连作草莓生长的影响.....	郝玉敏,戴传超,戴志东,等 (6695)
落叶松林土壤可溶性碳、氮和官能团特征的时空变化及与土壤理化性质的关系.....	苏冬雪,王文杰,邱 岭,等 (6705)
人工固沙区与流沙区准噶尔无叶豆种群数量特征与空间格局对比研究.....	张永宽,陶 冶,刘会良,等 (6715)
山地河流浅滩深潭生境大型底栖动物群落比较研究——以重庆开县东河为例.....	王 强,袁兴中,刘 红 (6726)
荣成俚岛人工鱼礁区游泳动物群落特征及其与主要环境因子的关系.....	吴忠鑫,张 磊,张秀梅,等 (6737)
北黄海秋、冬季浮游动物多样性及年间变化.....	杨 青,王真良,樊景凤,等 (6747)
鄂尔多斯市土地利用生态安全格局构建.....	蒙古军,朱利凯,杨 倩,等 (6755)
村落文化林与非文化林多尺度物种多样性加性分配.....	高 虹,陈圣宾,欧阳志云 (6767)
不同生计方式农户的环境感知——以甘南高原为例.....	赵雪雁 (6776)
两种预测模型在地下水动态中的比较与应用.....	张 霞,李占斌,张振文,等 (6788)
四川黄龙沟少花鹤顶兰繁殖成功特征.....	黄宝强,寇 勇,安德军 (6795)
硝化抑制剂对蔬菜土硝化和反硝化细菌的影响.....	杨 扬,孟德龙,秦红灵,等 (6803)
新疆两典型微咸水湖水体免培养古菌多样性.....	邓丽娟,娄 恺,曾 军,等 (6811)
白洋淀异养鞭毛虫群落特征及其与环境因子的相关性.....	赵玉娟,李凤超,张 强,等 (6819)
双酚 A 对萼花臂尾轮虫毒性及生活史的影响.....	陆正和,赵宝坤,杨家新 (6828)
孵化温度对双斑锦蛇初生幼体行为和呼吸代谢的影响.....	曹梦洁,祝 思,蔡若茹,等 (6836)
黄玛草蛉捕食米蛾卵的功能反应与数值反应.....	李水泉,黄寿山,韩诗畴,等 (6842)
互惠-寄生耦合系统的稳定性.....	高 磊,杨 燕,贺军州,等 (6848)
超微七味白术散对肠道微生物及酶活性的影响.....	谭周进,吴 海,刘富林,等 (6856)
专论与综述	
氮沉降对森林生态系统碳吸存的影响.....	陈 浩,莫江明,张 炜,等 (6864)
全球 CO_2 水平升高对浮游植物生理和生态影响的研究进展.....	赵旭辉,孔繁翔,谢薇薇,等 (6880)
跨界自然保护区——实现生物多样性保护的新手段.....	石龙宇,李 杜,陈 蕾,等 (6892)
研究简报	
会同和朱亭 11 年生杉木林能量积累与分配.....	康文星,熊振湘,何介南,等 (6901)
退化草地阿尔泰针茅生殖株丛与非生殖株丛的空间格局.....	任 珩,赵成章,高福元,等 (6909)

期刊基本参数:CN 11-2031/Q * 1981 * m * 16 * 326 * zh * P * ¥70.00 * 1510 * 35 * 2012-11



封面图说: 白洋淀是华北地区最大的淡水湖泊湿地。淀区内沟壕纵横交织错落,村庄、苇地、园田星罗棋布,在水文、水化学、生物地球化学循环以及生物多样性等方面,具有非常复杂的异质性。随着上游城镇污废水、农田径流进入水域,淀区富营养化日益加剧。复杂的水环境特点、高度的景观异质性和良好的生物多样性,使得该地区成为探索规模性厌氧氨氧化反应的良好研究地点(详见本期第 6591—6598 页)。

彩图提供: 王为东博士 中国科学院生态环境研究中心 E-mail: wdwangh@yahoo.com

DOI: 10.5846/stxb201110011443

张霞, 李占斌, 张振文, 邓彦. 两种预测模型在地下水动态中的比较与应用. 生态学报, 2012, 32(21): 6788-6794.

Zhang X, Li Z B, Zhang Z W, Deng Y. Application and comparison of two prediction models for groundwater dynamics. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(21): 6788-6794.

两种预测模型在地下水动态中的比较与应用

张 霞¹, 李占斌^{2,3,*}, 张振文¹, 邓 彦¹

(1. 陕西省环境科学研究院, 西安 710061; 2. 西安理工大学西北水资源与环境生态教育部重点实验室, 西安 710048;

3. 中国科学院水利部水土保持研究所黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室, 杨凌 712100)

摘要: 预测陕西洛惠渠灌区地下水动态变化情况, 在综合分析了各种地下水动态研究方法的基础上, 提出了基于支持向量机和改进的 BP 神经网络模型的灌区地下水动态预测方法, 并在 MATLAB 中编制了相应的计算机程序, 建立了相应的地下水动态预测模型。以灌区多年实例数据为学习样本和测试样本, 比较了两种模型的地下水动态预测优劣性。研究表明, 支持向量机模型和 BP 网络模型在样本训练学习过程中都具较高的模拟精度, 而在样本学习阶段, 支持向量机的预测精度明显优于 BP 网络, 可以很好的描述地下水动态复杂的耦合关系。支持向量机方法切实可行, 更加适合大型灌区地下水动态预测, 是对传统地下水动态研究方法的补充与完善。

关键词: 地下水动态; 洛惠渠灌区; 支持向量机; BP 神经网络模型

Application and comparison of two prediction models for groundwater dynamics

ZHANG Xia¹, LI Zhanbin^{2,3,*}, ZHANG Zhenwen¹, DENG Yan¹

1 Shaanxi Provincial Academy of Environmental Science, Xi'an, Shaanxi 710061, China

2 Key Laboratory of Northwest Water Resources and Environment Ecology of MOE, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China

3 State Key Laboratory of Soil Erosion and Dryland Farming on the Loess Plateau, Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling 712100, China

Abstract: To investigate and predict the variation of groundwater dynamics in the Luohuiqu irrigation district of Shaanxi, different methods for researching the dynamics are assessed. Evaluation and prediction of groundwater levels via specific model(s) helps in forecasting of groundwater resources. Among different robust tools available, Support Vector Machines (SVM) and Back-Propagation Artificial Neural Network (BPANN) models are commonly used to empirically forecast groundwater dynamics. The Support Vector Machine is an increasingly popular learning procedure that is based on statistical learning theory. It involves a training phase, in which the model is trained by a training dataset of associated input and target output values. The Back-Propagation Artificial Neural Network is widely used and effective, because of its flexibility and adaptability in modeling a wide spectrum of problems. In the network, data are fed forward into the network without feedback, and all links between neurons are unidirectional. These networks are versatile and can be used for data modeling, classification, forecasting, control, data and image compression, plus pattern recognition. The SVM and BPANN models are proposed for predicting groundwater dynamics and building a predictive model. The two corresponding computer programs are compiled by the MATLAB program. Here, we discuss the modeling process and accuracy of the two methods in the assessment of their relative advantages and disadvantages, based on Absolute Error (ABE), Relative Error (RE),

基金项目: 国家自然科学基金项目(40971161, 41071182); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2012JQ5001); 中国博士后基金(2011M501445); 国土资源部科研专项(201111020)

收稿日期: 2011-10-01; **修订日期:** 2012-03-13

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhanbinli@126.com

Maximum Error (ME), Average Error (AVE) and coefficient of efficiency (CE). Based on several years of measured irrigation data, relative advantages and disadvantages of the two models for predicting groundwater dynamics are compared. The results show that both SVM and BPANN have sufficiently high accuracy in reproducing (fitting) groundwater levels, and the CE for both is 0.99 in the study phase. However, in the validation phase, comparison of predictive accuracies of the SVM and BPANN models indicates that the former is superior to the latter in forecasting groundwater-level time series, in terms of ABE, RE, ME and AVE. The comparison also indicates that the SVM approach was more accurate in forecasting groundwater levels. Thus, the study results suggest that the SVM model is more reliable than BPANN for predictive modeling of groundwater levels. Although SVM shows great superiority in predicting and simulating groundwater levels, it should be recognized that it has many limitations. For instance, prediction and simulation accuracy depends greatly on the quantity and quality of the training set. Therefore, it is necessary to periodically retrain the SVM with new data. This is not only because of temporal evolution of the physical process, but also because of the necessity of a complex, diverse and more extensive training set for attainment of better prediction results. The SVM model expresses well the complicated coupling relationship of groundwater dynamics, and is more suitable for SVM prediction. Therefore, application of this method to such prediction within the irrigation district is feasible and practical. It is also complementary and ideal for traditional research methods of groundwater dynamics. Consequently, we recommend the SVM approach for these applications, based on the supporting evidence presented here.

Key Words: groundwater dynamic; Luohuiqu irrigation district; support vector machines; back-propagation artificial neural network

我国西北内陆灌区由于水资源开发和管理中还存在不完善的方面,出现了不良的生态环境问题,水资源贫乏和生态环境脆弱已成为制约经济发展的主要因素之一,地下水动态预测是干旱内陆灌区水资源优化管理与调控的基础^[1-4]。自然—人工—生物条件下的地下水系统时空变异性极为显著,受多尺度、过程特征复杂性、随机性等诸多因素影响,因果关系存在很强的非线性,难以准确把握^[5-8],同时受大量准确数据来源、水文地质参数率定、时空变异性、边界条件等问题的影响,大大限制了传统方法的实现。因此想要获得“最优解”是很难的,只能寻求“满意解”,在这种情况下,人工智能机器学习语言与地下水动力学交叉,为地下水研究提供了一种很好的分析方法,目前应用较为广泛的是人工神经网络和支持向量机学习方法。

支持向量机(Support Vector Machines(SVM))和BP神经网络(Back-Propagation Artificial Neural Network(BPANN))虽然都可以用来做地下水动态非线性回归,但它们所基于的理论基础不同,回归的机理也不相同^[9-11]。目前国内外有关大型灌区地下水动态预测的机器学习语言的研究主要集中在单一方法的探讨方面,而涉及到两种方法在地下水动态领域的预测效果特别是适用性和普遍性方面的研究则相对较少^[12-18]。因此本研究采用改进的BP神经网络和SVM函数拟合方法来预测地下水动态,分析了自然—人工—生物复合因素对灌区地下水动态的影响,比较了两种预测模型的泛化能力、预测精度,讨论了进行地下水动态预测的可行性和有效性,以寻求更加适合于大型灌区地下水动态预测的机器学习语言,为改善灌区生态环境提供了更精确的科学依据。

1 研究区概况与研究方法

1.1 研究区概况

洛惠渠灌区位于陕西关中平原东部的渭洛河阶地,属大荔、蒲城、澄城三县管辖,灌溉面积为320 km²,海拔高度为329—533.5 m。灌区因地层北升南降,河流迁移,曲化、淘深,以及降水冲蚀,形成了塬梁的沟壑和河谷阶地堆积地貌。灌区属温带大陆性半干旱气候区,年平均气温为13.5℃,年平均降雨量为480 mm,年平均蒸发量约1690 mm。灌区地下水补给来源主要是降雨和引水灌溉,其次是塬区潜水和微承压水,地面40—50 m以下的古湖沉积物中富集了大量的可溶盐类,在水循环作用下,古湖沉积物中富集的可溶盐上升,致使

潜水矿化度偏高,有些地区水味咸苦,不能引灌^[19-21]。

1.2 支持向量机的基本理论

1.2.1 支持向量机的基本思想

支持向量机的基本思想是通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,在这个高维空间中寻找输入变量和输出变量之间的一种非线性关系。SVM 有着严格的理论基础,采用结构风险最小化原则,具有很好的推广能力;SVM 算法是一个凸二次优化问题,保证找到的解是全局最优解;能较好地解决小样本、非线性、高维数等实际问题。因此,支持向量机是当今研究的热点问题^[13-14]。

1.2.2 支持向量机算法

支持向量机算法主要用于解决模式识别问题和函数拟合问题,本研究主要说明基于支持向量机的函数拟合问题。对于支持向量机函数拟合,首先考虑用线性拟合函数 $f(x) = wx + b$ 拟合数据 $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, n$, $x_i \in R^n, y_i \in R$, 的问题。假设所有训练数据在 ε 精度下无误差地用线性函数拟合,即:

$$\begin{aligned} wx_i + b - y_i &\leq \varepsilon \\ y_i - wx_i - b &\leq \varepsilon \end{aligned} \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (1)$$

优化目标是最小化 $\frac{1}{2} \|w\|^2$, 根据统计学习理论,在这个优化目标下可取得较好的推广能力。考虑到允许误差的情况,引入松弛因子 $\xi_i \geq 0$ 和 $\xi_i^* \geq 0$, 则式(1)变为:

$$\begin{aligned} y_i - wx_i - b &\leq \varepsilon + \xi_i \\ wx_i + b - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i^* \end{aligned} \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (2)$$

优化目标是最小化 $\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$, 其中,常数 $C > 0$, C 表示对超出误差 ε 的样本的惩罚程度。采用优化方法可以得到其对偶问题:

$$W(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)(x_i x_j) + \sum_{i=1}^k y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^k (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (3)$$

约束条件为:

$$\left(\sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) \right) = 0 \quad 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

由上面的最大化函数可得到支持向量机拟合函数为

$$f(x) = wx + b = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*)(xx_i) + b \quad (5)$$

其中, α_i, α_i^* 将只有小部分不为 0, 它们对应的样本就是支持向量。

对于非线性问题,可以通过非线性变换将原问题映射到某个高维特征空间中的线性问题进行求解。在高维特征空间中,线性问题中的内积运算可用核函数来代替,即 $K(x_i, y_i) = \Phi(x_i) \Phi(y_i)$, 核函数可以用原空间中的函数来实现,没有必要知道非线性变换的具体形式。这样式(3), (4), (5)变为如下形式:

$$W(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^k y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^k (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (6)$$

约束条件为:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) &= 0 \\ 0 &\leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, k \end{aligned} \quad (7)$$

$$f(x) = wx + b = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) K(xx_i) + b \quad (8)$$

目前常用的核函数主要有:

$$(1) \text{ 多项式核函数} \quad K(x, y) = (xy + 1)^d \quad (d = 1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

$$(2) \text{ 径向基函数核函数} \quad K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (10)$$

$$(3) \text{ Sigmoid 核函数} \quad K(x, y) = \text{th}[\varphi(xy) + \theta] \quad (11)$$

关于式(3), (4)和式(6), (7)对应的二次优化问题,目前已有多种方法求解,在支持向量机问题中常用的方法有内点算法^[16]、SMO 方法^[17]、分解方法等等。

1.3 BP 网络及其改进的 BP 学习算法

BP 网络具有很强的非线性映射及自学习能力,应用广泛。BP 算法是简单的最速下降静态寻优算法,权值调节采用负梯度下降法^[9]。地下水动态模拟及预测实际上是函数映射或拟合问题,3 层 BP 网络能够满足需要^[10-11]。在实际应用中出现了很多的改进算法,如:模拟退火算法、Tabusearch 算法和遗传算法等。本研究采用应用最广的增加了冲量(动量)项的改进 BP 算法,该法采用附加动量法和自适应学习率两种策略,从而避免了陷入局部极小值并加快了网络的训练速度。动量法降低了网络对于误差曲面局部细节的敏感性,有效地抑制了网络陷于局部极小;自适应调整学习速率有利于缩短学习时间。该方法是在反向传播的基础上,在每一个权值的变化上加上一项正比于前次权值变化量的值,并根据反向传播法来产生新的权值变化。带有附加动量因子的权值调节公式为:

$$\Delta V_{jl}(k+1) = (1 - mc) \eta d_l b_j + mc \Delta V_{jl}(k) \quad (j=1, 2, \dots, l; t=1, 2, \dots, n) \quad (12)$$

$$\Delta V_{lt}(k+1) = (1 - mc) \eta d_t + mc \Delta V_{lt}(k) \quad (t=1, 2, \dots, n) \quad (13)$$

式中, Δ 为增量, V_{jl} 表示输入层到隐含层(隐含层到输出层)的连接权值, k 为训练次数, mc 为动量因子, η 为学习速率, d_l 为输出层(隐含层)第 t 神经元的一般化误差曲面斜率, b_j 为第 j 神经元输出, V_{lt} 表示隐含层、输出层神经元的阈值。根据附加动量因子的设计原则,当修正的权值在误差中导致太大的增长结果时,新的权值应被取消而不被采用,并使动量作用停下来,以使网络不进入较大误差曲面;当新的误差变化率对其旧值超过一个事先设定的最大误差变化率时,也应取消所计算的权值变化。其最大误差变化率可以是任何大于或等于 1 的值,典型的值取 1.04^[11]。训练程序中采用动量法的判断条件为:

$$mc = \begin{cases} 0 & \text{SSE}(k) > \text{SSE}(k-1) \times 1.04 \\ 0.95 & \text{SSE}(k) < \text{SSE}(k-1) \\ mc & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中, SSE 为误差平方和。对于一个特定的问题,要选择适当的学习速率并不是一件容易的事情。通常是凭经验或试验获得,即使这样,对训练初期功效较好的学习速率,不一定对后来的训练合适。为了解决这个问题,可以在训练过程中自动调整学习速率。自适应学习速率的调整公式为:

$$\eta(k+1) = \begin{cases} 1.05\eta(k) & \text{SSE}(k+1) < \text{SSE}(k) \\ 0.7\eta(k) & \text{SSE}(k+1) > 1.04 \times \text{SSE}(k) \\ \eta(k) & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

初始学习速率 $\eta(0)$ 的选取范围有很大的随意性。

2 结果与讨论

2.1 地下水动态影响因素的确定及样本选取

灌区地下水动态受多种因素的影响,针对灌区实际情况,综合考虑自然—人工—生物各方面因素,选取降雨量、蒸发量、灌溉面积、灌溉引水量、地下水消耗量和作物水分盈亏量作为影响因素,综合体现了自然因素、人类活动因素以及生物因素对地下水动态的影响^[19-21]。

SVM 和 BPANN 学习前的数据预处理,对模型有至关重要的影响。前述各影响因子在数值上变化相差较大,量纲也不相同,若使用实际数据会影响学习的速度和精度,不能直接用于训练,故将输入、输出数据进行规范化处理,并留下一定的预报空间,因此在训练时采用标准的归一法将实际数据处理到 $[0, 1]$ 区间。

2.2 地下水动态两种预测模型的建立

本文所选样本数据来源于覆盖全灌区 78 个观测井 1971—2006 年观测资料,所有相关样本均参与模型的训练、检验。随机选取其中 24 组样本作为年地下水动态的预测模型学习样本,12 组样本用于测试建立的模型。

支持向量机地下水动态模型的建立,就是寻找地下水埋深与各影响因素之间的关系,本文利用 MATLAB 中的优化工具箱进行优化,并在 MATLAB 中编制了相应的支持向量机程序。学习样本集确定后,地下水动态预测模型的建立,主要是选择相应的支持向量机参数:核函数和惩罚系数 C ,它们对预测结果的影响很大,它们的合理确定直接影响模型的精度和推广能力。本文通过对各种核函数的测试,最终确定:地下水动态预测模型中,预测模型的核函数为径向基函数且 $\gamma=2$;通过对大量 C 值的测试,确定 $C=1$;然后由式(6),(7)解得 α_i, α_j^*, b ,即可得到支持向量机地下水动态预测模型。

由于 3 层 BPANN 能够满足需要^[4],本研究选取 3 层 BPANN,各层传递函数为 S 型函数 $f(x)=1/(1+e^{-x})$ 以其作为 BPANN 的传递函数,应用 MATLAB 神经网络工具箱编写程序,建立地下水位动态模型,对输入、输出样本进行训练。经过反复调整隐含层结点数,以最大和平均学习样本误差为衡量标准,最终确定网络拓扑结构为 6:8:1,学习效率 η 为 0.10,动量因子 mc 为 0.7,模型在训练过程中表现出较好的误差收敛性能。

2.3 模型的学习及预测结果比较

本研究分别采用 SVM 和改进的 BPANN 分别对 24 组样本进行学习,利用建立的模型对剩下的 12 组样本进行预测,其样本训练和预测结果见图 1。

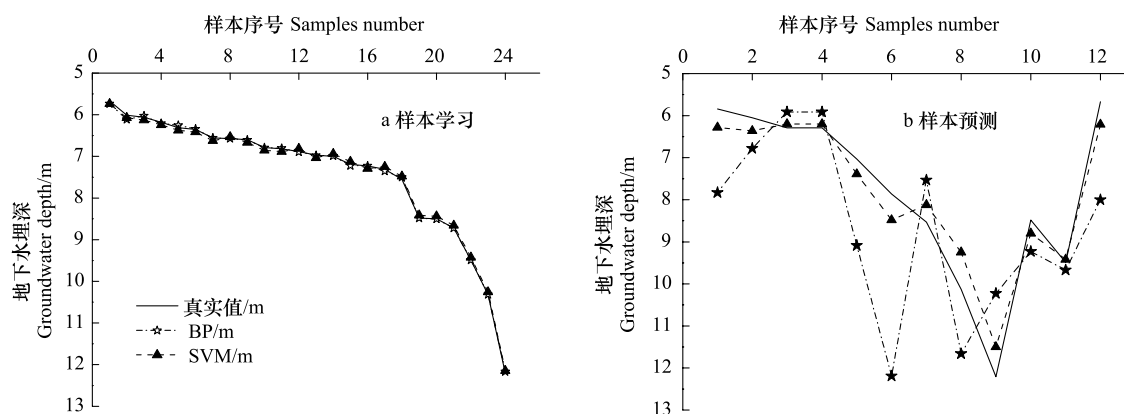


图 1 两种预测模型的地下水埋深模拟结果

Fig. 1 The simulation result of the groundwater depth with SVM and BP

从图 1 可以看出,两种模型在样本学习过程中均表现出良好的数据泛化能力,BPANN 的拟合误差之合仅为 0.544 m,稍好于 SVM 的拟合误差总合 1.551 m,拟合程度均达到 99% 以上,学习效果良好。当进入样本预测阶段,情况发生变化,SVM 预测曲线围绕真实值小幅度浮动,和真实值拟合效果较好,预测精度较高,而 BP 模型的预测曲线围绕真实值上下波动,波动幅度较大,精度较差。

由表 1 可以看出,在样本预测过程中,支持向量机和 BPANN 的平均误差分别为 0.4033 m、1.4692 m,支持向量机的误差明显小于 BPANN,最大误差和平均误差仅为 BP 网络的 20.3% 和 27.5%,预测结果明显优于 BP 神经网络。

综合以上分析可知,良好的样本学习拟合效果并不能代表一个好的预测结果,因此在使用模型进行实际预测之前,需要不断确认模型预测方法。鉴于误差分析和精度比较,支持向量机模型的预测效果要明显优于神经网络模型。由支持向量机的预测结果可以看出,最大相对误差小于 10%,表明上述建立的预测模型是合理可靠的,能有效表征自然—人工—生物条件下地下水位动态的变化情况。因此在该灌区地下水研究中,建议使用支持向量机模型进行地下水动态预测研究。

表 1 两种模型的预测结果与实际值对比
Table 1 Comparison of predicted results with measured values

样本序号 Sample serial number	真实值 true value /m	支持向量机模型 SVM			BP 神经网络模型 BPANN		
		预测值 predictive value/m	绝对误差 absolute error/m	相对误差 relative error/%	预测值 predictive value/m	绝对误差 absolute error/m	相对误差 relative error/%
1	5.84	6.28	-0.4400	-7.53	7.83	-1.9889	-34.06
2	6.05	6.36	-0.3107	-5.13	6.78	-0.7269	-12.01
3	6.29	6.20	0.0912	1.45	5.91	0.3774	6.00
4	6.30	6.21	0.0912	1.45	5.92	0.3800	6.03
5	7.03	7.39	-0.3607	-5.13	9.09	-2.0579	-29.27
6	7.86	8.48	-0.6200	-7.89	12.19	-4.3309	-55.10
7	8.53	8.12	0.4100	4.81	7.53	0.9956	11.67
8	10.13	9.25	0.8800	8.69	11.66	-1.5330	-15.13
9	12.21	11.50	0.7100	5.81	10.23	1.9800	16.22
10	8.48	8.80	-0.3200	-3.77	9.23	-0.7500	-8.84
11	9.49	9.42	0.0654	0.69	9.67	-0.1800	-1.90
12	5.67	6.21	-0.5400	-9.52	8.00	-2.3300	-41.09
最大误差 Maximum error/m			0.8800			-4.3309	
平均误差 Average error/m			0.4033			1.4692	

2.4 模型参数对预测结果的影响及选取

在模型的建立过程中,考虑到支持向量机参数对预测结果的影响,对大量的参数进行了测试,最终确定了本文中的参数,图 2,图 3 表示了地下水动态预测模型中 γ 和 C 对最大相对误差的影响。由于人工搜索支持向量机参数存在很大的盲目性,不能保证找到的参数是最优参数,因此,本研究将遗传算法和支持向量机结合,用遗传算法来搜索支持向量机参数。

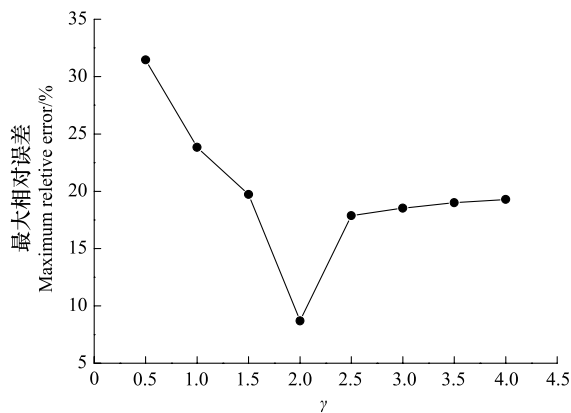


图 2 γ 值对预测结果的影响($C=1$)

Fig. 2 Influence of γ on the result of prediction with $C=1$

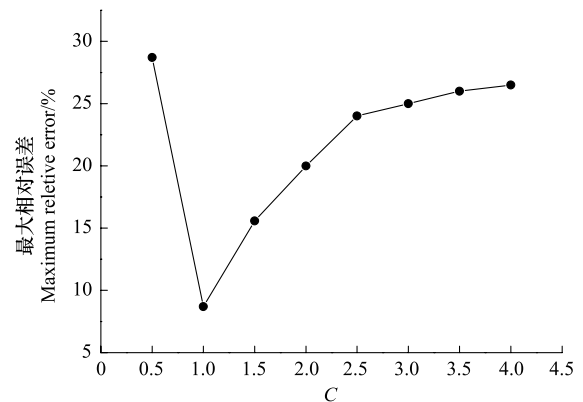


图 3 C 值对预测结果的影响($\gamma=2$)

Fig. 3 Influence of C on the result of prediction with $\gamma=2$

3 结论

灌区地下水动态受很多因素的影响,很难在地下水埋深和各个因素之间建立一种确定的合适的数学模型。一方面,这种关系是一种非常复杂的非线性关系;另一方面,地下水动态还与具体的工程措施有很大的关系。因此,充分利用灌区特有实例,寻找地下水动态与各种因素之间的关系是非常重要的。

本研究以灌区实例为学习预测的基础,建立支持向量机和改进的 BP 神经网络地下水动态预测模型,通过两种模型对灌区地下水动态预测结果比较,SVR 的预测效果明显优于 BPANN,尤其在小样本条件下,泛化

能力明显优于 BPANN,而且 SVM 训练和测试速度快,得到的回归式是唯一的,不像神经网络那样不稳定。SVR 模型具有较高的精度,能有效表征复合条件下地下水动态的变化情况以及地下水动态与各影响因子之间的响应关系,对灌区地下水动态分析预测具有更好的适用性,为解决灌区地下水分析开辟了一条新的途径,为改善灌区地表生态环境提供了更精确的科学依据。

References:

- [1] Zhang X W, Takeuchi Kuniyoshi. Methodology for modeling of groundwater flow in large area. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2004, 35(6): 7-13.
- [2] Han Y P, Xu Z M, Jiang R F. Groundwater flowing model and its numerical simulation in Yinchuan plain. *Journal of Northwest A & F University: Nat. Sci. Ed.*, 2007, 35(12): 222-226.
- [3] Zhu X M, Lu C N, Wang R Y, Bai J Y. Artificial neural network model for flood water level forecasting. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2005, 36(7): 806-811.
- [4] Liu G D, Ding J. Discussion on problems of BP neural networks applied to hydrological prediction. *Journal of Hydraulic Engineering*, 1999, 30(1): 65-70.
- [5] Joannis N Daliakopoulos, Pauline Coulibaly, Joannis K Tsanis. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 2005, 309: 229-240.
- [6] Emery Coppola Jr, Mary Poulton, Emmanuel Charles. Application of artificial neural networks to complex groundwater management problems. *Natural Resources Research*, 2003, 12(4): 303-320.
- [7] Emery A Coppola Jr, Anthony J Rana, Mary M Poulton. Aneural network model for predicting aquifer water level elevations. *Ground Water*, 2005, 43(2): 231-241.
- [8] Neuman S P, Jacobson E A. Analysis of nonintrinsic spatial variability by residual kriging with application to regional ground water levels. *Math. Geol.*, 1984, 16(5): 499-521.
- [9] Maier H R, Dandy G C. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: A review of modeling issues and applications. *Environ. Model. Software*, 2000, 15: 101-124.
- [10] Nilsson P, Uvo CB, Ronny B. Monthly runoff simulation: Comparing and combining conceptual and neural network models. *Journal of Hydrology*, 2006, 321: 344-363.
- [11] Luck KC, Ball J E, Sharma A. An application of artificial neural networks for rainfall forecasting. *Mathematical and Computer Modeling*, 2001, 33: 683-693.
- [12] Alex J Smola, Bernhard Schoelkopf. tutorial on support vector regression. *NeuroCOLT2 Technical Report Series NC2-TR-1998030*, 1998.
- [13] John C Platt. Sequential minimal optimization: a fast algorithm for training support vector machines. *Technical Report MSR-TR-98-14*, April, 1998.
- [14] Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer, New York, 1995. 316.
- [15] Toy F E H, Cao L J. Modified support vector machines in financial time series forecasting. *Neuro computing*, 2002, 48: 847-861.
- [16] Flake G W, Lawrence S. Efficient SVM regression training with SMO. *Machine Learning*, 2002, 41(1): 271-290.
- [17] Shevade S K, Keerthi S S, Bhattacharyya C. Improvements to SMO algorithm for SVM regression. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(5): 1188-1194.
- [18] Burge C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, (2): 121-167.
- [19] Zhang X, Li Z B, Li P. Investigation on dynamical rules of groundwater in Luohui trench irrigation district. *Journal of Northwest A & F University: Nat. Sci. Ed.*, 2007, 35(8): 223-226.
- [20] Yu G Q, Li Z B, Zhang X, Li P, Liu H B. BP artificial neural network model and grey correlation analysis for simulating dynamic of soil water-salt. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(11): 74-79.
- [21] Yu G Q, Li Z B, Zhang X, Li P, Du Z. Simulation Study on Groundwater level dynamic in Luohuiqu Irrigation District. *Journal of Northwest A & F University: Nat. Sci. Ed.*, 2009, 37(12): 223-228.

参考文献:

- [1] 张祥伟, 竹内邦良. 大区域地下水模拟的理论与方法. *水利学报*, 2004, 35(6): 7-13.
- [2] 韩宇平, 许拯民, 蒋任飞. 银川平原地下水流的数值模拟. *西北农林科技大学学报: 自然科学版*, 2007, 35(12): 222-226.
- [3] 朱星明, 卢长娜, 王如云, 白婧怡. 基于人工神经网络的洪水水位预报模型. *水利学报*, 2005, 36(7): 806-811.
- [4] 刘国东, 丁晶. BP 网络用于水文预测的几个问题探讨. *水利学报*, 1999, 30(1): 65-70.
- [19] 张霞, 李占斌, 李鹏. 洛惠渠灌区地下水动态变化规律研究. *西北农林科技大学学报(自然科学版)*, 2007, 35(8): 223-226.
- [20] 于国强, 李占斌, 张霞, 李鹏, 刘海波. 土壤水盐动态的 BP 神经网络模型及灰色关联分析. *农业工程学报*, 2009, 25(11): 74-79.
- [21] 于国强, 李占斌, 张霞, 李鹏, 杜中. 洛惠渠灌区地下水动态模拟研究. *西北农林科技大学学报(自然科学版)*, 2009, 37(12): 223-228.

CONTENTS

Widespread of anaerobic ammonia oxidation bacteria in an eutrophic freshwater lake wetland and its impact on nitrogen cycle	WANG Shanyun, ZHU Guibing, QU Dongmei, et al (6591)
Responses of soil enzyme activities of degraded coastal saline wetlands to irrigation with treated paper mill effluent	XIA Mengjing, MIAO Ying, LU Zhaozhua, et al (6599)
Wetland ecosystem health assessment of the Tumen River downstream	ZHU Weihong, GUO Yanli, SUN Peng, et al (6609)
An index of biological integrity: developing the methodology for assessing the health of the Baiyangdian wetland	CHEN Zhan, LIN Bo, SHANG He, et al (6619)
MODIS-based analysis of wetland area responses to hydrological processes in the Dongting Lake	LIANG Jie, CAI Qing, GUO Shenglian, et al (6628)
The diversity of invasive plant <i>Spartina Alterniflora</i> rhizosphere bacteria in a tidal salt marshes at Chongming Dongtan in the Yangtze River estuary	ZHANG Zhengya, DING Chengli, XIAO Ming (6636)
Analyzing the azimuth distribution of tree ring $\delta^{13}\text{C}$ in subtropical regions of eastern China using the harmonic analysis	ZHAO Xingyun, LI Baohui, WANG Jian, et al (6647)
In the process of grassland degradation the spatial pattern and spatial association of dominant species	GAO Fuyuan, ZHAO Chengzhang (6661)
Activities of soil oxidoreductase and their response to seasonal freeze-thaw in the subalpine/alpine forests of western Sichuan	TAN Bo, WU Fuzhong, YANG Wanqin, et al (6670)
Simulating the effects of forestry classified management on forest biomass in Xiao Xing'an Mountains	DENG Huawei, BU Rencang, LIU Xiaomei, et al (6679)
The simulation of three-dimensional canopy net photosynthetic rate of apple tree	GAO Zhaoquan, ZHAO Chenxia, ZHANG Xianchuan, et al (6688)
The effect of <i>Phomopsis</i> B3 and organic fertilizer used together during continuous cropping of strawberry (<i>Fragaria ananassa</i> Duch)	HAO Yumin, DAI Chuanchao, DAI Zhidong, et al (6695)
Temporal and spatial variations of DOC, DON and their function group characteristics in larch plantations and possible relations with other physical-chemical properties	SU Dongxue, WANG Wenjie, QIU Ling, et al (6705)
Comparisons of quantitative characteristics and spatial distribution patterns of <i>Eremosparton songoricum</i> populations in an artificial sand fixed area and a natural bare sand area in the Gurbantunggut Desert, Northwestern China	ZHANG Yongkuan, TAO Ye, LIU Huiliang, et al (6715)
Comparison study on macroinvertebrate assemblage of riffles and pools: a case study of Dong River in Kaixian County of Chongqing, China	WANG Qiang, YUAN Xingzhong, LIU Hong (6726)
Nekton community structure and its relationship with main environmental variables in Lidao artificial reef zones of Rongcheng	WU Zhongxin, ZHANG Lei, ZHANG Xiumei, et al (6737)
Zooplankton diversity and its variation in the Northern Yellow Sea in the autumn and winter of 1959, 1982 and 2009	YANG Qing, WANG Zhenliang, FAN Jingfeng, et al (6747)
Building ecological security pattern based on land use: a case study of Ordos, Northern China	MENG Jijun, ZHU Likai, YANG Qianet al (6755)
Additive partition of species diversity across multiple spatial scales in community culturally protected forests and non-culturally protected forests	GAO Hong, CHEN Shengbin, OUYANG Zhiyun (6767)
Environmental perception of farmers of different livelihood strategies: a case of Gannan Plateau	ZHAO Xueyan (6776)
Application and comparison of two prediction models for groundwater dynamics	ZHANG Xia, LI Zhanbin, ZHANG Zhenwen, et al (6788)
Pollination success of <i>Phaius delavayi</i> in Huanglong Valley, Sichuan	HUANG Baoqiang, KOU Yong, AN Dejun (6795)
Mechanism of nitrification inhibitor on nitrogen-transformation bacteria in vegetable soil	YANG Yang, MENG Denglong, QIN Hongling, et al (6803)
Archaea diversity in water of two typical brackish lakes in Xinjiang	DENG Lijuan, LOU Kai, ZENG Jun, et al (6811)
Abundance and biomass of heterotrophic flagellates in Baiyangdian Lake, as well as their relationship with environmental factors	ZHAO Yujuan, LI Fengchao, ZHANG Qiang, et al (6819)
Effects of bisphenol A on the toxicity and life history of the rotifer <i>Brachionus calyciflorus</i>	LU Zhenghe, ZHAO Baokun, YANG Jiaxin (6828)
Effect of incubation temperature on behavior and metabolism in the Chinese cornsnake, <i>Elaphe bimaculata</i>	CAO Mengjie, ZHU Si, CAI Ruoru, et al (6836)
Functional and numerical responses of <i>Mallada besalis</i> feeding on <i>Coreyra cephalonica</i> eggs	LI Shuiquan, HUANG Shoushan, HAN Shichou, et al (6842)
Stability analysis of mutualistic-parasitic coupled system	GAO Lei, YANG Yan, HE Junzhou, et al (6848)
Effect of ultra-micro powder qiweibaishuan on the intestinal microbiota and enzyme activities in mice	TAN Zhoujin, WU Hai, LIU Fulin, et al (6856)
Review and Monograph	
The effects of nitrogen deposition on forest carbon sequestration: a review	CHEN Hao, MO Jiangming, ZHANG Wei, et al (6864)
Effect of enhanced CO ₂ level on the physiology and ecology of phytoplankton	ZHAO Xuhui, KONG Fanxiang, XIE Weiwei, et al (6880)
Transboundary protected areas as a means to biodiversity conservation	SHI Longyu, LI Du, CHEN Lei, et al (6892)
Scientific Note	
The energy storage and its distribution in 11-year-old chinese fir plantations in Huitong and Zhuting	KANG Wenxing, XIONG Zhengxiang, HE Jienan, et al (6901)
Spatial pattern of sexual plants and vegetative plants of <i>Stipa krylovii</i> population in alpine degraded grassland	REN Heng, ZHAO Chengzhang, GAO Fuyuan, et al (6909)

《生态学报》2013 年征订启事

《生态学报》是中国生态学学会主办的生态学专业性高级学术期刊,创刊于 1981 年。主要报道生态学研究原始创新性科研成果,特别欢迎能反映现代生态学发展方向的优秀综述性文章;研究简报;生态学新理论、新方法、新技术介绍;新书评介和学术、科研动态及开放实验室介绍等。

《生态学报》为半月刊,大 16 开本,300 页,国内定价 90 元/册,全年定价 2160 元。

国内邮发代号:82-7,国外邮发代号:M670

标准刊号:ISSN 1000-0933 CN 11-2031/Q

全国各地邮局均可订阅,也可直接与编辑部联系购买。欢迎广大科技工作者、科研单位、高等院校、图书馆等订阅。

通讯地址:100085 北京海淀区双清路 18 号 电 话:(010)62941099; 62843362

E-mail: shengtaixuebao@rcees.ac.cn 网 址: www.ecologica.cn

编辑部主任 孔红梅 执行编辑 刘天星 段 靖

生 态 学 报

(SHENGTAI XUEBAO)

(半月刊 1981 年 3 月创刊)

第 32 卷 第 21 期 (2012 年 11 月)

ACTA ECOLOGICA SINICA

(Semimonthly, Started in 1981)

Vol. 32 No. 21 (November, 2012)

编 辑	《生态学报》编辑部 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085 电话:(010)62941099 www.ecologica.cn shengtaixuebao@rcees.ac.cn	Edited by	Editorial board of ACTA ECOLOGICA SINICA Add:18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China Tel:(010)62941099 www.ecologica.cn Shengtaixuebao@rcees.ac.cn
主 编	冯宗炜	Editor-in-chief	FENG Zong-Wei
主 管	中国科学技术协会	Supervised by	China Association for Science and Technology
主 办	中国生态学学会 中国科学院生态环境研究中心 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085	Sponsored by	Ecological Society of China Research Center for Eco-environmental Sciences, CAS Add:18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China
出 版	科 学 出 版 社 地址:北京东黄城根北街 16 号 邮政编码:1000717	Published by	Science Press Add:16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China
印 刷	北京北林印刷厂	Printed by	Beijing Bei Lin Printing House, Beijing 100083, China
发 行	科 学 出 版 社 地址:东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717 电话:(010)64034563 E-mail:journal@cspg.net	Distributed by	Science Press Add:16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China Tel:(010)64034563 E-mail:journal@cspg.net
订 购	全国各地邮局	Domestic	All Local Post Offices in China
国外发行	中国国际图书贸易总公司 地址:北京 399 信箱 邮政编码:100044	Foreign	China International Book Trading Corporation Add:P. O. Box 399 Beijing 100044, China
广告经营 许 可 证	京海工商广字第 8013 号		



ISSN 1000-0933
CN 11-2031/Q

国内外公开发行

国内邮发代号 82-7

国外发行代号 M670

定价 70.00 元