

基于灰色遗传算法的 LM-BP 的河流溶解氧预测

崔雪梅

(湖北工程学院生命科学技术学院,湖北 孝感 432000)

摘要:溶解氧(DO)是影响河流生态系统健康非常重要的一项指标,以沦河孝感段实测 DO 为例,在灰色理论的基础上提出并建立遗传算法(GA)的 LM-BP 网络河流 DO 预测模型。对 DO 的原始数据采用灰色理论进行预测,对其残差采用 GA 的 LM-BP 网络进行拟合并测试,结果表明:基于 GA 的 LM-BP 网络基本上 100%拟合,对最后 3 个数据进行测试,其误差不超过 2.933%,说明可以用该灰色 GA 的 LM-BP 模型对本地区的 DO 进行预测。为河流水质分析提供了新的方法。

关键词:灰色理论;GA-LM-BP 网络;测试误差;水质预测

中图分类号:TP181;X703.1

文献标识码:A

文章编号:1000-0852(2013)05-0046-06

水质变化趋势已经成为全人类共同关注的热点问题,DO 含量的变化是衡量水体初级生产力高低的一个重要标志,同时也可以直接反映水体污染程度^[1]。近几年,关于预测的方法主要有灰色理论、神经网络方法等。灰色理论主要通过部分已知信息的生成、开发,提取有价值的信息、实现对系统运行行为、演化规律的正确描述和有效监控^[2],但灰色预测的拟合误差比较大。LM-BP 网络具有全局收敛、速度快、拟合能力强等特点,但其泛化能力不强,采用多次拟合测试的方法^[3]能够在一定的程度上提高其泛化能力,但有时训练测试上万次也不一定能获得很好的结果。缪新颖^[4]等建立了一个基于 Levenberg—Marquardt(LM)神经网络和遗传算法(GA)的 DO 预测模型 GA-LM,GA 具有很好的优化能力,该方法相对于单纯的 BP 方法来讲取得了很好的效果,但没有进一步测试结果,不能反映其泛化能力。

本文提出灰色 GA 的 LM-BP 方法对以上各种方法进行取长补短,首先采用灰色 GM(1,1)描述河流 DO 随时间的变化规律,对沦河孝感段的 DO 数据进行预测,再采用 LM-BP 网络对其残差进一步拟合、测试并预测。由于 LM-BP 网络对其初始权阈值敏感,对残差的拟合测试中,采用 GA 对其初始权阈值进行优化,进行优化后的 LM-BP 网络泛化能力得到大大提高。最后,将 LM-BP 网络预测得到的数据,对灰色 GM

(1,1)的预测结果进行修正,最终得到较合理的预测值。采用该方法对 DO 进行拟合和测试时,拟合精度高和测试效果好,具有一定的应用价值。

1 灰色 GA 的 LM-BP 模型简介

1.1 GM(1,1)的灰色预测模型

单序列一阶线性灰色模型是以微分拟合为核心,根据系统的数据特征,找出各数据之间的变化规律。GM(1,1)模型是灰色系统理论的基本预测模型,其动态预测建模过程如下^[5-7]:

(1)数据预处理:设时间序列 $X^{(0)}$ 有 k 个观察值 $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(k)\}$,通过累加生成新序列 $X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(k)\}$,其中 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$ $k=1, 2, \dots, n$

(2)GM(1,1)模型相应的微分方程为:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(0)} = b \quad (1)$$

式中: a 为发展系数; b 为灰色作用量。

$$[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (2)$$

$$\text{其中 } B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

收稿日期:2012-11-26

基金项目:基于灰色理论的孝感市郊区农业用地土壤重金属污染评价及控制研究(Z2011019);非环境科学类专业学生环境保护教育的研究与实践(2009B106,湖北省教育科学“十一五”规划 2009 年度课题)

作者简介:崔雪梅(1979-),女,云南宣威人,讲师,硕士,主要从事生态环境及智能预测研究。Email:xgughr@126.com

(3)预测:求 $k+1$ 时刻的预测值:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1)=(x^{(0)}(1)-\frac{b}{a})(1-e^a)e^{-ak} \quad (3)$$

(4)对残差进行修正:采用 GA 的 LM-BP 神经网络对残差进行拟合,测试并预测,结合 GM(1,1)的预测值和 LM-BP 网络对残差的修正值,可以得出正确的预测结果。

1.2 LM-BP 神经网络

标准 BP 学习算法的基本思想是:把输出误差以一定的方式通过隐层向输入层逐层反向传播,并将误差传给各层的所有节点,最后根据各层节点的误差来修正各节点的权值。该方法速度慢,容易陷入局部极小值。LM(Levenberg Marquardt)算法又称阻尼最小二乘法,它解决了 BP 学习算法的局部极小值问题。针对改进 BP 神经网络的算法中,LM 算法是精度很高速度最快的一种^[3]。

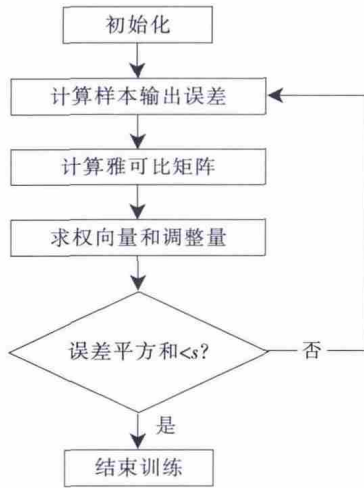


图 1 LM-BP 网络训练流程图

Fig.1 The flow diagram of the LM-BP network training

LM-BP 算法训练神经网络的流程^[8]如图 1 所示,其各步完成如下内容:

(1)初始化:随机产生初始权阈值,确定所有样本的误差平方和要达到的收敛准则 ϵ 。

(2)计算输出误差:对于 n 个隐含层节点、 m 个输出节点的三层网络来说,其输出误差计算如下:

隐含层节点输出:

$$A_i=f_1\left(\sum_{j=1}^r \omega_{1ij}x_j+b_{1i}\right) \quad i=1,2,\dots,n \quad (4)$$

输出层节点输出:

$$Y_k=f_2\left(\sum_{i=1}^n w_{2ki}a_i+b_{2k}\right) \quad k=1,2,\dots,m \quad (5)$$

输出层节点输出误差:

$$E=\frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_{sk}-y_k) \quad (6)$$

(3)计算雅可比矩阵:

$$J(w)=\begin{bmatrix} \frac{\partial E_{1,1}}{\partial w^1} & \frac{\partial E_{1,1}}{\partial w^2} & \dots & \frac{\partial E_{1,1}}{\partial w^M} \\ \frac{\partial E_{2,1}}{\partial w^1} & \frac{\partial E_{2,1}}{\partial w^2} & \dots & \frac{\partial E_{2,1}}{\partial w^M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial E_{S^u,q}}{\partial w^1} & \frac{\partial E_{S^u,q}}{\partial w^2} & \dots & \frac{\partial E_{S^u,q}}{\partial w^M} \end{bmatrix} \quad (7)$$

(4)计算权和阈值调整量:

$$\Delta W_k=W_{k+1}-W_k =-[J^T(W_k)J(W_k)+\mu_k I]^{-1}J^T(W_k)E(W_k) \quad (8)$$

LM-BP 网络对初始权和阈值非常敏感,具有学习能力强预测能力差的特点,因此,引入 GA 对其初始权阈值进行优化,能够大大提高其泛化能力。

1.3 遗传算法 GA

GA 是借鉴达尔文进化思想和遗传学演化出的一种随机搜索算法^[9]。其基本思想是:初代种群产生之后,按照适者生存和优胜劣汰的原理,逐代演化产生出越来越好的近似解,在每一代,根据问题域中个体的适应度大小选择个体,并借助于自然遗传学的遗传算子进行组合交叉和变异。产生出代表新的解集的种群。这个过程将导致种群像自然进化一样的后代种群比前代更加适应于环境,末代种群中的最优个体经过解码,可以作为问题近似最优解。

1.4 灰色遗传算法的 LM-BP 预测模型

本文采用灰色 GA 的 LM-BP 预测模型结合了灰色理论、GA 和 LM-BP 神经网络各自的优点,其流程图如图 2 所示。首先,对原始数据进行灰色 GM(1,1)建模,得到其残差。由于 GM(1,1)拟合精度不高,进一步采用 LM-BP 神经网络对残差进行拟合并预测。为了进一步提高其泛化能力,结合 GA,对 LM-BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化。最后,用 GM(1,1)进行预测,并用 LM-BP 神经网络预测得到的残差进行修正,得到正确的预测结果。

LM-BP 神经网络学习能力强,泛化能力差,对其初始权值和阈值敏感。为了提高其泛化能力,采用 GA 对 LM-BP 神经网络的初始权阈值进行优化,其主要思想如下:

①建立 BP 网络,设置好网络训练参数,随机初始

化 GA 种群。

②将 GA 种群的每组个体作为 BP 网络的初始权值和阈值,采用 LM 算法对神经网络进行训练。

③将训练好的神经网络对测试值进行预测,将测试值和预测结果进行比较,计算其均方误差,将均方误差作为 GA 的评价函数,计算出每个个体的适应度。

④根据适应度对个体进行遗传操作(选择、交叉、变异)。

⑤满足结束条件就停止,否则,转第二步,进入下一代遗传。

在编程的过程中,需要求出所有代所有个体中适应度最小的值,并且记下此时神经网络的权值和阈值,这样就能保证网络经过多次训练多代遗传后,最终得

到最优的网络参数。经过 GA 对初始权值和阈值的优化后,神经网络的泛化能力能得到大大增强,比文献[3]中多次盲目拟合测试效果好。在第三步中,GA 的适应度,跟种群的个体之间是一种间接的关系,中间经过了神经网络的训练和预测,这是实现该方法的一个难点。

2 基于灰色遗传算法的 LM-BP 网络的 DO 预测

采用灰色 GA 的 LM-BP 模型对伦河孝感段所测的 DO 数据进行拟合、测试并进行预测。取样数据隔月一次,连续取最近 21 个数据,即 42 个月的数据,这些数据大约有三年半的时间跨度,足以反映近期伦河孝感段的 DO 含量的变化趋势和规律,用这些数据做样本再进行下一步预测,有一定的代表性和实际意义。采用灰色 GM(1,1)模型对原始数据进行建模,得到模拟值、残差及相对误差如表 1 所示。原始数据与 GM(1,1)模拟值效果图如图 3 所示,从表 1 和图 3 中可以看出,GM(1,1)能很好地描述原始数据的总体变化趋势,但其拟合误差比较大。

表 1 中残差的相对误差有些比较大,且没有一定的规律性,采用 GA 的 LM-BP 对其进行建模并测试。将前 17 个相对误差作为训练样本,最后 3 个作为测试数据,训练样本中的前 8 个连续数据作为输入,第 9

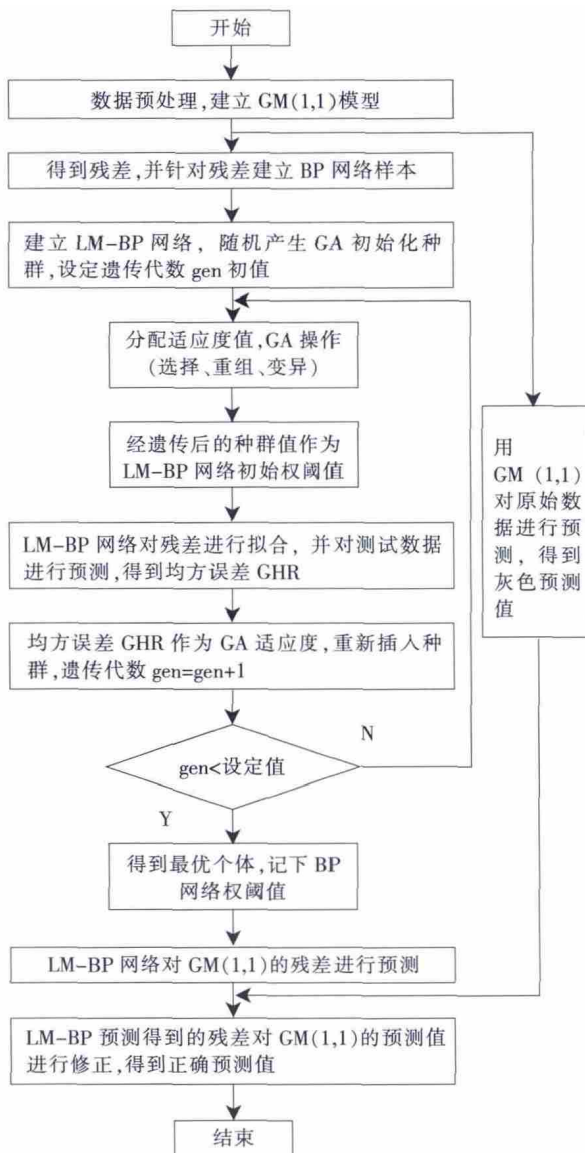


图 2 灰色 GA 的 LM-BP 预测模型

Fig.2 The forecasting model based on the grey random GA-LM-BP

表1 灰色GM(1,1)拟合结果

Table1 The fitting results of the grey GM(1,1)

原始数据/mg·L ⁻¹	模拟值/mg·L ⁻¹	残差	相对误差
7.40	7.40	0.00	0.00%
8.20	7.91	-0.29	-3.53%
7.94	7.87	-0.07	-0.87%
7.89	7.83	-0.06	-0.74%
7.80	7.79	-0.01	-0.09%
7.71	7.75	0.04	0.57%
7.00	7.72	0.72	10.22%
6.70	7.68	0.98	14.58%
8.13	7.64	-0.49	-6.05%
8.15	7.60	-0.55	-6.75%
8.34	7.56	-0.78	-9.33%
7.57	7.52	-0.05	-0.60%
7.48	7.49	0.01	0.09%
7.06	7.45	0.39	5.52%
7.23	7.41	0.18	2.52%
6.71	7.38	0.67	9.92%
7.96	7.34	-0.62	-7.81%
7.26	7.30	0.04	0.58%
7.32	7.27	-0.05	-0.74%
7.26	7.23	-0.03	-0.42%
7.22	7.19	-0.03	-0.37%

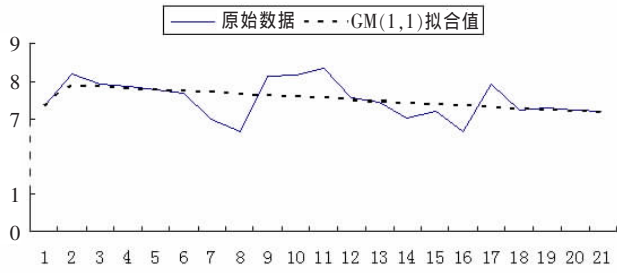


图3 GM(1,1)的拟合效果

Fig.3 The fitting effect of GM(1,1)

个数据作为输出,得到9组训练样本如表2所示,3组测试数据如表3所示。9组样本的前8个数据作为BP网络的输入,每组8个输入数据的时间跨度达16个月,能够充分反映其变化趋势。9个输出数据的时间跨度也达到18个月,即一年半时间,故该训练样本具有一定的代表性。3组测试样本不参与BP网络的训练,其测试误差的大小直接反映BP网络泛化能力。

建立LM-BP神经网络,BP网络输入层节点数为8,隐含层节点数为6,输出层节点数为1。设置GA个体(31个数据)变量的二进制位数为20,代沟为0.9,遗

传代数数为15。GA的个体作为LM-BP网络的初始权阈值,经过LM-BP网络训练后,对测试样本进行对比,求出其均方误差,将均方误差作为GA的评价函数,进一步求出每个个体的适应度。经过15代遗传后,得到种群最优解和均值变化如图4所示。

对GM(1,1)得到残差的相对误差数据进行拟合结果如表4所示,从表中可以看出,LM-BP网络基本上100%拟合,其拟合效果图如图5所示。因为LM-BP网络对残差的拟合为100%,所以,用BP网络得到的拟合数据对GM(1,1)的拟合值进行修正后,也会达到100%,即灰色GA的LM-BP网络方法对原始数据进行拟合也是100%。跟表1中用GM(1,1)得到的相对误差相比,拟合效果能得到大大提高。对最后三个数据进行预测测试,测试误差如表5所示,从测试结果可以看出,其最大误差为2.93%,跟近些年对DO的预测相比,效果要好。例如:王瑞梅^[10]等采用神经网络模糊系统预测时,测试的平均相对误差为4.8%;郭连喜^[11]等采用模糊神经网络进行预测,训练样本和测试样本的平均绝对百分误差(MAPE)分别为3.814%和

表2 LM-BP网络训练样本

Table2 The samples of the LM-BP network

样本1	样本2	样本3	样本4	样本5	样本6	样本7	样本8	样本9
-0.0353	-0.0087	-0.0074	-0.0009	0.0057	0.1022	0.1458	-0.0605	-0.0675
-0.0087	-0.0074	-0.0009	0.0057	0.1022	0.1458	-0.0605	-0.0675	-0.0933
-0.0074	-0.0009	0.0057	0.1022	0.1458	-0.0605	-0.0675	-0.0933	-0.0060
-0.0009	0.0057	0.1022	0.1458	-0.0605	-0.0675	-0.0933	-0.0060	0.0009
0.0057	0.1022	0.1458	-0.0605	-0.0675	-0.0933	-0.0060	0.0009	0.0552
0.1022	0.1458	-0.0605	-0.0675	-0.0933	-0.0060	0.0009	0.0552	0.0252
0.1458	-0.0605	-0.0675	-0.0933	-0.0060	0.0009	0.0552	0.0252	0.0992
-0.0605	-0.0675	-0.0933	-0.0060	0.0009	0.0552	0.0252	0.0992	-0.0781
-0.0675	-0.0933	-0.0060	0.0009	0.0552	0.0252	0.0992	-0.0781	0.0058

表3 LM-BP网络测试数据

Table3 The test data of the LM-BP network

测试数据1	测试数据2	测试数据3
-0.0933	-0.0060	0.0009
-0.0060	0.0009	0.0552
0.0009	0.0552	0.0252
0.0552	0.0252	0.0992
0.0252	0.0992	-0.0781
0.0992	-0.0781	0.0058
-0.0781	0.0058	-0.0074
0.0058	-0.0074	-0.0042
-0.0074	-0.0042	-0.0037

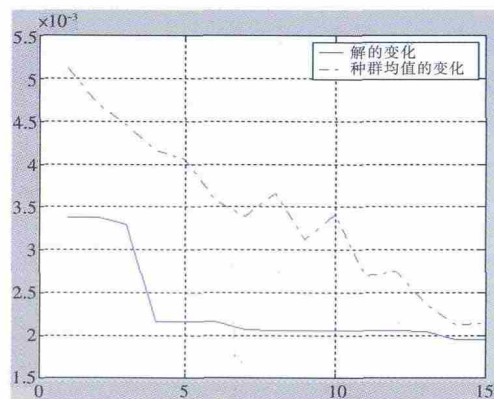


图4 各代种群的最优解和均值的变化

Fig.4 The change of optimal and mean values for individuals in the various generations

表4 GA的LM-BP模型对相对误差的拟合结果

Table4 The fitting results of the relative error based on the random GA-LM-BP

相对误差	数值
data1	-2.58E-09
data2	-1.67E-09
data3	-2.73E-08
data4	1.40E-07
data5	2.10E-09
data6	4.49E-09
data7	1.15E-10
data8	-1.97E-09
data9	1.80E-08

3.806%;宗永臣^[12]采用S-P模型预测,其DO拟合误差最大为1.17%,没提出测试误差。

最后,结合灰色GM(1,1)预测结果(x)和GA的LM-BP网络对残差的相对误差(y)预测值,对接下来5个数据进行预测,得到较合理的预测结果($x/(1+y)$),如表6所示。本系统只预测未来5个数据(即未来10个月的DO值,隔月一个数据),也可以进一步预测更多数据,在实际预测时可以随时间变化更换新的样本,也可以每隔3个月取样一次数据,则预测时间更远。

3 结论

采用灰色GA的LM-BP模型对论河孝感段的DO实测数据进行拟合并预测:一方面该方法利用灰色GM(1,1)能很好地反映本地区河流DO值随时间变化的总体趋势,另一方面,采用LM-BP网络对残差修正后,其拟合精度得到大大提高。在神经网络的拟合测试中采用GA优化其初始权阈值,使其泛化能力大大提高。实例应用结果表明,灰色GA的LM-BP模型对水质DO值的测试及预测取得了较好的效果,为河流的水质预测提供新的方法。

参考文献:

- [1] 李国良. 嫩江水体溶解氧变化规律的混沌研究[J]. 安全与环境学报, 2007,(7):65-68.(LI Guoliang. Chaos analysis of the changing regularity of the dissolved oxygen of Nenjiang River water body[J]. Journal of Safety and Environment, 2007,(7):65-68.(in Chinese))
- [2] 韩维娜,周少华. 基于GM(1,2)残差模型的混凝土靶强度预测[J]. 科学技术与工程, 2012,(3):1950-1953.(HAN Weina,ZHOU Shaohua. The concrete target strength forecast based on GM(1,2) residual error model[J]. Science Technology and Engineering, 2012,(3):1950-1953.(in Chinese))
- [3] 崔雪梅,章爱群. 云南省森林资源发展趋势的LM-BP预测[J]. 孝感学院学报, 2009,(3):69-73.(Cui Xuemei, Zhang Aiqun. The LM-BP

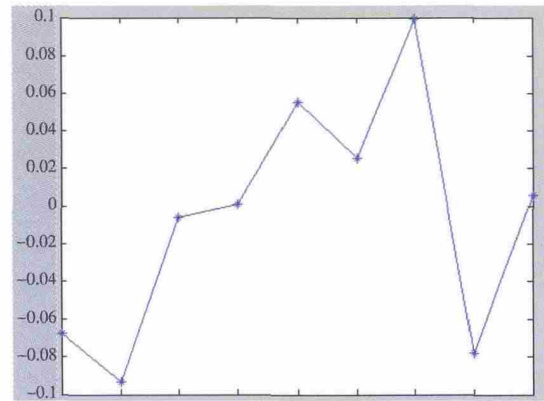


图5 GA的LM-BP网络对相对误差的拟合

Fig.5 The fitting results of the relative error based on the random GA-LM-BP

表5 GA的LM-BP网络对相对误差的测试

Table5 The test results of the relative error based on the random GA-LM-BP

测试误差 1/%	测试误差 2/%	测试误差 3/%
0.75268	2.9329	-1.5015

表6 灰色GA的LM-BP网络预测结果

Table6 The prediction results based on the grey random GA-LM-BP network

灰色预测值/mg·L ⁻¹	预测相对误差	预测值/mg·L ⁻¹
7.1573	2.96%	6.9512
7.1216	2.46%	6.9504
7.0860	7.36%	6.6001
7.0507	6.09%	7.5081
7.0155	1.87%	7.1489

prediction of developmental tendency of forest resources in Yunnan Province [J]. Journal of Xiaogan University,2009,(3),69-73.(in Chinese))

- [4] 缪新颖,葛廷友,高辉.基于神经网络和遗传算法的池塘溶解氧预测模型[J]. 大连海洋大学学报,2011,6:264-267.(MIAO Xinying,GE Tingyou,GAO Hui. A prediction model for dissolved oxygen level in a fish pond based on combination of neural network and genetic algorithm [J]. Journal of Dalian Ocean University,2011,(6):264-267.(in Chinese))
- [5] 邓聚龙.灰色系统基本方法[M].武汉:华中科技大学出版社,2004:17-40.(DENG Julong. Essential Methods of Grey System[M].Wuhan: Huazhong University of Science Technology Press, 2004:17-40.(in Chinese))
- [6] 刘思峰,谢乃明.灰色系统理论及其应用(第四版)[M].北京:科学出版社,2008:96-99.(LIU Sifeng,XIE Naiming.Grey System Theory and

- Application (4th Edition)[M].Beijing: Science Press, 2008:96-99.(in Chinese))
- [7] 杨建伟. 灰色理论在干旱预测中的应用 [J]. 水文,2009 (4):50-51. (YANG Jianwei. Application of gray system theory in drought prediction[J]. Journal of China Hydrology, 2009(4):50-51.(in Chinese))
- [8] 缪新颖,褚金奎,杜小文.LM-BP神经网络在大坝变形预测中的应用[J]. 计算机工程与应用,2011,47(1):220-222.(MIAO Xinying,CHU Jinkui,DU Xiaowen.Application of LM-BP neural network in predicting dam deformation[J]. Computer Engineering and Applications, 2011,47(1):220-222(in Chinese))
- [9] 徐强,束龙仓,杨桂莲. 基于遗传算法优化的小波神经网络在地下水位预测中的应用 [J]. 水文,2010,02:27-30.(XU Qiang, SHU Longcang, YANG Guilian. Application of optimized wavelet neural network based on genetic algorithm in groundwater level prediction[J]. Journal of China Hydrology, 2010,02:27-30.(in Chinese))
- [10] 王瑞梅,傅泽田,何有缘.基于神经网络的模糊系统池塘淡水养殖溶解氧预测模型[J].安徽农业科学,2010,38(33): 18868-18870,1887 (WANG Ruimei,et al. Dissolved Oxygen fuzzy system predicting model in aquaculture pond based on neural network [J].Journal of Anhui Agri .Sci.,2010,38(33):18868-18870,1887.(in Chinese))
- [11] 郭连喜,邓长辉. 基于模糊神经网络的池塘溶解氧预测模型[J].水产学报,2006,(4): 225-229.(GUO Lianxi,DENG Changhui. Prediction model for dissolved oxygen in fish pond based on fuzzy neural network [J]. Journal of Fisheries of China,2006,(4):225-229.(in Chinese))
- [12] 宗永臣. 基于多河段水质模型的高海拔河流水质预测—以福清河为例[J].西藏科技, 2011,10:28-31.(ZONG Yongchen. Water quality prediction for high altitude river based on multi-reach water quality model—taking Fuqing river as the example [J]. Tibet's Science and Technology,2011,10: 28-31.(in Chinese))

Predicting Dissolved Oxygen in River Based on Grey LM-BP Network of Random Genetic Algorithm

CUI Xuemei

(School of Life Science and Technology, Hubei Engineering University, Xiaogan 432000 China)

Abstract: Dissolved oxygen (DO) is a very important indicator for river ecosystem health. Taking the DO test in the Xiaogan Reach of the Lunhe River as a case, DO prediction model based on grey LM-BP network of random Genetic Algorithm (GA) was put forward and established. The raw data of DO were predicted based on grey theory, and the residual data were fitted and tested in random GA-LM-BP network. As it turned out, the data rate of accordance is approximately 100% based on random GA-LM-BP network. Furthermore, the last three months data were tested and the errors were less than 2.933%. Thus, the grey LM-BP network of random GA could be used to predict DO in local area. Therefore, it can provide a new methodology for the analysis of water quality.

Key words: grey theory; GA-LM-BP network; test error; water quality prediction

(上接第 74 页)

- [6] 贾良文,吴超羽,任杰,等. 珠江口磨刀门枯季水文特征及河口动力过程 [J]. 水科学进展,2006,17 (1):82-88. (JIA Liangwen, WU Chaoyu, REN Jie, et al. Hydrologic characteristics and estuarine dynamic process during the dry season in Modaomen estuary of the Pearl River [J]. Advances in Water Sciences, 2006,17(1):82-88. (in Chinese))

Analysis of Water Dynamic Characteristics of Modaomen Waterway during Dry Season

FANG Shenguang,WANG Shaobo

(Pearl River Hydraulic Research Institute of PRWRC, Guangzhou 510611, China)

Abstract: Analysis and investigation on water dynamic characteristics at the water surface to bottom under spring, middle and neap tides were made based on synchronously observed data for nearly 40km distance from Zhuying upstream to estuary during Dec.10-25, 2009. The results show that the velocities in Modaomen waterway are not speed with only average 0.5m/s and 0.76m/s on water surface respectively during rising and ebb duration in spring. Water dynamic characteristics commonly appear that the velocities during ebbing time are more than that during rising on water surface but there is little difference on bottom. Rising and ebbing velocities increase from neap to spring tides. Tidal rising duration is less than ebb on water surface in the waterway with converse feature on bottom. There is converse flowing phenomena along water depth between water surface and bottom in the Modaomen estuary and waterway during the second ebb duration after the first long time ebbing with revolving location closer to water surface.

Key words: Modaomen waterway; dry season; water Dynamics; observed data