

DOI:10.13476/j.cnki.nsbtdqk.2020.0015

翟伟,毛静,孟雅丹,等.结合灰色理论的人工神经网络方法在水质预测中的应用[J].南水北调与水利科技,2020,18(1):138-143. ZHAI W, MAO J, MENG Y D, et al. Study on the prediction of water quality based on artificial neural network combined with grey theory[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2020, 18(1): 138-143. (in Chinese)

结合灰色理论的人工神经网络方法 在水质预测中的应用

翟伟,毛静,孟雅丹,邬雯雅,张程博,周鑫隆,高巍

(宁波工程学院 安全工程学院,浙江 宁波 315211)

摘要:针对现阶段水质监测中存在的水质变化响应滞后问题,提出了采用灰色预测法、人工神经网络(BP神经网络、径向基神经网络、广义回归神经网络)以及两者组合的方法对水质动态预测进行研究。以太湖流域嘉兴斜路港监测断面为例,并依据后验差检验比值 c 及小概率精度 p 对模型预测效果进行了分析。结果表明,对年内预测,通过广义回归神经网络的动态预测值平均相对误差为0.61%,后验差检验比值小于0.65,小误差概率大于0.7;采用灰色结合广义回归神经网络的方法对水质pH值进行预测,平均相对误差仅有0.85%,后验差检验比值小于0.65,小误差概率等于1。研究结果还表明,对年际预测,灰色结合BP神经网络和灰色结合径向基函数神经网络的动态预测值平均相对误差分别为0.57%和0.80%,其后验差比值都小于0.5,小概率误差都为0.9,大于0.8。

关键词:灰色理论;后反馈神经网络;径向基函数神经网络;广义回归神经网络;水质预测

中图分类号:X824 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Study on the prediction of water quality based on artificial neural network combined with grey theory

ZHAI Wei, MAO Jing, MENG Yadan, WU Wenya, ZHANG Chengbo, ZHOU Xinlong, GAO Wei

(School of Safety Engineering, Ningbo University of Technology, Ningbo 315211, China)

Abstract: In this paper, the grey theory, artificial neural network (back-propagation neural network, radial basis function neural network, and generalized regression neural network), and the combination of these two methods was proposed to study the dynamic prediction of water quality. Taking the Xielugang in Jiaxin as an example, the model prediction effect was analyzed based on the posterior difference test ratio (c) and small probability accuracy (p). The results showed that within a prediction year, the average relative error of the dynamic prediction value of the generalized regression neural network was 0.61%, and the c was less than 0.65, while the p was greater than 0.7, respectively. The results exhibited that the prediction value using the combination of the grey theory and generalized regression neural network, the averaged relative error was 0.85%, the $c < 0.65$, and the $p = 1.0$, respectively. The inter-year prediction based on the combination of the grey theory with BP neural network and radial basis function neural network, the averaged relative error was 0.57% and 0.80, respectively, and the ratio of posterior error was less than 0.5, and the small probability error was 0.9, but greater than 0.8.

Key words: grey theory; back-propagation neural network; radial basis function neural network; generalized regression neural network; water quality prediction

收稿日期:2019-03-15 修回日期:2019-09-28 网络出版时间:2019-10-12

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20191012.1516.004.html>

基金项目:宁波市教育科学规划重点课题(2019YZD010)

作者简介:翟伟(1997—),男,湖南溆浦人,主要从事安全评价方面研究。Email:952136556@qq.com

通信作者:高巍(1980—),男,安徽含山人,讲师,博士,主要从事安全评价方面研究。E-mail:gwei@live.com

准确预测主要河流湖泊的水质,发现水质变化的异常,能够为我国水环境生态安全的有效保护提供技术支撑^[1-4]。由于影响水质变化的影响因素众多,水质变化过程存在非线性、参数时变、以及滞后等特点,现有的传统传感器无法进行有效、及时、快速的应用和水质预测^[5]。随着现代数学和人工智能技术的发展,构建水质预测模型,从而实现对现有的监测数据进行挖掘和分析,已经成为水质预测工作的一个热点。

在预测水质的理论方法中,包括有水质模拟模型预测法、灰色预测模型和人工神经网络等方法。水质模拟模型以水质模拟原理为理论基础,属于目前应用最为广泛的水质预测模型之一。国外已开发的水质模型应用较为成熟,但要求较为丰富的数据资料,且精度难以掌握。国内研究往往以小范围为研究对象,缺乏建模所需要的数据资料,因而开发的水质模型不具有全面性和通用性。灰色预测模型通过分析离散数据,找寻个离散数据彼此直接之间关系。灰色预测模型能在一定程度上反映出水质各因素呈现非线性变化的特征,基本能实现水质变化的实时、动态预测^[6-7]。灰色预测模型最大优点是建模过程简单、易求解;但当水质指标监测的原始数据波动性较大、规律性较弱时,灰色模型预测所得到的结果与实际结果误差较大,拟合精度较低。人工神经网络亦是进行水质预测的常见方法,人工神经网络能将低维的非线性问题,通过三层结构,转变成高维线性可分的问题,从而能够对水质的变化进行预测。目前常见的是使用BP人工神经网络对水质进行预测^[8-9]。人工神经网络作为人工智能技术的一部分,对于不确定、非线性问题具有很好的适用性,适合处理海量数据,并从海量数据中获取规律性的结论。灰色理论和人工神经网络的结合能够集合两者的优点,对水质的变化进行预测^[10-11]:一方面,灰色理论与人工神经网络联合模型减少了数据波动性对预测结果影响,增加了预测结果的可靠性和稳定性;另一方面,灰色理论结合人工神经网络方法可以处理实际水质监测过程中获取的大数据,模拟由灰色理论得出的预测值与原始实测数据之间的偏差关系。

在现有技术方法无法完全准确监测水质变化的情况下,将成本更低、手段更先进、可靠性更强的灰色理论、人工神经网络相结合的方法引入到实际水质监测当中,对于解决水质变化的响应滞后问题、提高水环境监测精度具有非常重要的现实意义。

1 研究方法

1.1 灰色理论

灰色系统理论比较适合一些信息量少、数据不足、结构不完全明确的研究对象。通过运用数学的方法对“部分”已知的信息进行数据挖掘和提炼,分析研究对象内部无规律的离散数据,找出其内在联系和规律,提炼出更多有价值的规律特征,从而实现对研究对象更进一步的描述^[12]。灰色系统预测主要是对数据少及不确定性系统进行预测。通过基于灰色系统理论,采用累加生成操作等技术对原始数据进行生变换,从而将较少原始数据中的不确定性和波动性,生成具有较强规律性的新数列,进而建立GM预测模型^[13-17]。

1.2 人工神经网络

人工神经网络是20世纪80年代以来人工智能领域兴起的研究热点。通过对人脑神经元网络进行抽象模拟,按不同的连接方式,建立起相关模型的网络。常见的人工神经网络包括有BP神经网络(back-propagation neural network, BPNN),径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)和广义回归神经网络(generalized regression neural network, GRNN)。本文中,通过将训练数据的DO、COD_{mn}、NH₃-N作为输入值,训练数据中的pH值作为输出值来构建人工神经网络,然后将验证数据的DO、COD_{mn}、NH₃-N作为该神经网络的输入,来预测pH值。

1.3 灰色理论和人工神经网络组合

将由灰色理论得出的预测值作为人工神经网络的输入值,将原始实测数据作为人工神经网络的输出值,然后对人工神经网络进行训练,就可以得到能够反映预测值和实测值偏差的网络。然后在输入由灰色理论得出的下一时刻的预测值到训练好的人工神经网络,得到的相应输出即为下一时刻的最终预测值。

1.4 预测检验精度

通过误差检验公式对模拟值进行精度检测,若模拟值与实际值的误差满足精度要求,则模型可用于系统预测^[18]。检验公式见表1。

其中, c 和 p 两项指标的精度检验等级见表2。

1.5 实验数据

在水质监测中,pH值是衡量水体酸碱性的重要尺度,是表征水体有机污染程度的指标性参数。文中数据来源于中华人民共和国环保部公开的“全

表 1 误差检验计算公式

Tab.1 Error test calculation formula

	残差	原始数据
均差	$\bar{\epsilon} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \epsilon_i^{(0)}$	$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^{(0)}$
方差	$S_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\epsilon_i^{(0)} - \bar{\epsilon})^2$	$S_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i^{(0)} - \bar{X})^2$
后验差检验比值 c	$c = S_1 / S_2$	
小误差概率 p	$p = P\{ \epsilon_i^{(0)} - \bar{\epsilon} < 0.6745 S_2\}$	

表 2 精度检验等级

Tab.2 Level of precision

预测精度等级	p	c
好(1级)	>0.95	<0.35
合格(2级)	>0.80	<0.50
勉强(3级)	>0.70	<0.65
不合格(4级)	≤ 0.70	≥ 0.65

表 3 采用灰色理论、人工神经网络以及灰色理论结合人工神经网络对 2017 年第 22 至 29 周水质 pH 值的预测

Tab.3 Prediction of pH values in the 22nd to 29th week of 2017 using grey theory, artificial neural network and the combination of grey theory and artificial neural network

周序号	实测值	神经网络						
		灰色	人工神经网络			灰色理论结合神经网络		
		预测值 (相对误差)	BPNN 预测值 (相对误差)	RBFNN 预测值 (相对误差)	GRNN 预测值 (相对误差)	灰色 & BPNN 预测值 (相对误差)	灰色 & RBFNN 预测值 (相对误差)	灰色 & GRNN 预测值 (相对误差)
22	7.02	6.97(-0.67%)	7.44(6.01%)	7.08(0.89%)	7.05(0.38%)	6.90(-1.68%)	7.16(2.01%)	6.98(-0.51%)
23	7.12	6.97(-2.15%)	7.50(5.33%)	7.06(-0.83%)	7.06(-0.89%)	6.90(-3.07%)	7.25(1.82%)	6.98(-1.93%)
24	7.07	6.96(-1.55%)	7.77(9.95%)	7.06(-0.15%)	7.02(-0.68%)	6.90(-2.39%)	7.35(3.92%)	6.98(-1.25%)
25	7.01	6.95(-0.79%)	7.84(11.83%)	7.12(1.55%)	7.03(0.29%)	6.90(-1.56%)	7.45(6.31%)	6.98(-0.43%)
26	6.91	6.95(0.56%)	7.55(9.29%)	7.11(2.90%)	7.03(1.67%)	6.90(-0.14%)	7.56(9.46%)	6.98(1.00%)
27	7.00	6.94(-0.82%)	7.42(6.06%)	7.11(1.57%)	7.04(0.54%)	6.90(-1.42%)	7.68(9.74%)	6.98(-0.32%)
28	7.04	6.94(-1.47%)	7.35(4.45%)	7.10(0.82%)	7.04(-0.01%)	6.90(-1.99%)	7.80(10.86%)	6.98(-0.90%)
29	7.01	6.93(-1.13%)	7.30(4.11%)	7.08(0.96%)	7.04(0.45%)	6.90(-1.57%)	7.93(13.13%)	6.98(-0.50%)
平均相对误差		1.14%	7.13%	1.21%	0.61%	1.73%	7.15%	0.85%
c		0.65	3.29	0.93	0.57	1.00	4.94	0.64
p		0.75	0	0.75	0.75	0.63	0	1.00

从表 3 可以看出,灰色理论预测的 pH 值的与原始实测数据之间的平均相对误差为 1.14%;采用 BPNN、RBFNN 和 GRNN 预测得到 pH 值与实测值的平均相对误差(绝对值)分别为 7.13%、1.21% 和 0.61%。从表 3 中还可以看出,使用 GRNN 方法得到的 pH 预测值的相对误差精度较其它三种方法高,达到了第三等级;且 GRNN 方法还接近于达到第二等级。

此外,从表 3 可以看出,采用灰色理论和 BPNN、RBFNN 和 GRNN 的组合预测的 pH 值与实测值的平均相对误差(绝对值)分别为 1.73%、7.15% 和 0.85%。灰色理论的相对误差为 1.14%。从表 3

国主要流域重点段面水质自动检测周报”中太湖流域嘉兴斜路港监测断面的水质监测周报,以年内数据(2017 年第 2 周到第 29 周)共 28 组水质数据和年际数据(2016 年第 1 周到 2017 年第 30 周)共 72 组水质数据作为实测数据。数据除包括 pH 值外,还包括有 DO、COD_{Mn}和 NH₃-N 等数据。

2 结果及分析

2.1 年内预测结果

根据灰色理论、人工神经网络以及灰色理论结合人工神经网络对年内监测水质的 pH 值进行了预测,计算结果见表 3。用于训练的数据为 2017 年第 2 至 21 周的监测数据,用于预测的数据为 2017 年第 22 至 29 周的数据。随后通过误差检验公式可以计算出 c 和 p 值。

中可以看出,灰色结合 GRNN 方法得出的预测值误差精度可以达到三级,其 p 值为 1。

2.2 年际预测结果

根据灰色理论、人工神经网络以及灰色理论结合人工神经网络对年内监测水质的 pH 值进行了预测,计算结果见表 4。用于训练的数据为 2016 年第 1 周到 2017 年第 20 周的监测数据,用于预测的数据为 2017 年第 21 至 30 周的数据。随后通过误差检验公式可以计算出 c 和 p 值。

从表 4 可以看出,灰色理论预测的 pH 值与原始实测数据之间的平均相对误差为 0.61%;采用 BPNN、RBFNN 和 GRNN 预测得到的 pH 值与实

测值的平均相对误差(绝对值)分别为 2.55%、0.53%和 1.22%;灰色和 RBFNN 方法得到的 pH 值相对误差精度较其他两种方法高,达到了第二等级;GRNN 方法相对误差精度达到了第三等级。

表 4 采用灰色理论、人工神经网络以及灰色理论结合人工神经网络对 2017 年第 21 至 30 周水质 pH 值的预测

Tab. 4 Prediction of pH values in the 21st to 30th week of 2017 using grey theory, artificial neural network and the combination of grey theory and artificial neural network

周	实测值	灰色 预测值 (相对误差)	人工神经网络(三因素 DO、COD _{mm} 、NH ₃ -N 预测 pH)			灰色理论结合神经网络		
			BPNN	RBFNN	GRNN	灰色 & BPNN	灰色 & RBFNN	灰色 & GRNN
			预测值 (相对误差)	预测值 (相对误差)	预测值 (相对误差)	预测值 (相对误差)	预测值 (相对误差)	预测值 (相对误差)
21	7.10	7.05(-0.74%)	7.17(0.95%)	7.21(1.56%)	7.11(0.18%)	7.02(-1.11%)	7.07(-0.40%)	7.10(0.00%)
22	7.02	7.05(0.37%)	7.31(4.07%)	7.03(0.08%)	7.12(1.38%)	7.02(-0.01%)	7.07(0.73%)	7.10(1.14%)
23	7.12	7.04(-1.07%)	7.26(1.97%)	7.08(-0.59%)	7.12(-0.06%)	7.02(-1.45%)	7.07(-0.70%)	7.10(-0.29%)
24	7.07	7.04(-0.39%)	7.13(0.83%)	7.06(-0.15%)	7.11(0.52%)	7.01(-0.79%)	7.07(0.00%)	7.10(0.41%)
25	7.01	7.04(0.44%)	7.15(2.01%)	7.03(0.30%)	7.11(1.43%)	7.01(0.02%)	7.07(0.84%)	7.10(1.26%)
26	6.91	7.04(1.86%)	7.15(3.47%)	7.01(1.45%)	7.11(2.89%)	7.01(1.44%)	7.07(2.30%)	7.10(2.72%)
27	7.00	7.04(0.53%)	7.22(3.13%)	7.00(0.04%)	7.11(1.64%)	7.01(0.10%)	7.07(0.97%)	7.10(1.39%)
28	7.04	7.04(-0.07%)	7.25(3.02%)	7.01(-0.43%)	7.12(1.08%)	7.00(-0.50%)	7.07(0.39%)	7.10(0.81%)
29	7.01	7.03(0.34%)	7.22(3.02%)	7.04(0.37%)	7.11(1.50%)	7.00(-0.11%)	7.07(0.81%)	7.10(1.23%)
30	7.01	7.03(0.31%)	7.22(3.02%)	7.04(0.37%)	7.11(1.50%)	7.00(-0.14%)	7.07(0.81%)	7.10(1.23%)
平均相对误差		0.61%	2.55%	0.53%	1.22%	0.57%	0.80%	1.05%
c		0.38	0.78	0.40	0.60	0.43	0.43	0.55
p		0	0.60	0.90	0.70	0.90	0.90	0.90

从表 4 还可以看出,采用灰色理论和 BPNN、RBFNN 和 GRNN 的组合预测的 pH 值与实测值的平均相对误差(绝对值)分别为 0.57%、0.80%和 1.05%;灰色理论的相对误差为 0.61%;灰色、灰色结合 BPNN 和灰色结合 RBFNN 方法得出预测值误差精度可以达到二级;采用灰色结合 GRNN 方法得出的预测值误差精度可以达到三级。

2.3 讨论

从上述年内的数据预测结果可以看出,BPNN 的预测值与实测值之间的偏差较灰色理论及 RBFNN 和 GRNN 的大些,RBFNN 方法预测的 pH 值与实测值的相对误差跟灰色理论相当;而 GRNN 方法预测的 pH 值与实测值之间的相对误差较灰色理论小。年内数据结果还表明灰色理论结合 RBFNN 得出的 pH 值的相对误差较其他三种方法大。而年际数据预测结果表明 BPNN 和 GRNN 预测值与实测值之间的偏差较灰色理论以及 RBFNN 的偏差要大些;RBFNN 方法预测得到的 pH 值与实测值的相对误差比灰色理论的略小。年际数据结果还表明灰色和灰色结合 BPNN 方法的预测值与实测值之间的偏差相当,且较灰色结合 RBFNN 和灰色结合 GRNN 的小,但四种方法中最大平均相对误差也只有 1%左右。总之,年内预测的 GRNN 和

灰色联合 GRNN 方法的相对误差最小,年际预测的 RBF 和灰色联合 BPNN 的相对误差最小;GRNN 和灰色结合 GRNN 的年内预测值精度相较于其他方法为高,均达到第三等级,灰色、RBFNN、灰色结合 BPNN 以及灰色结合 RBFNN 等方法的年际预测值误差精度均达到第二等级,GRNN 和灰色结合 GRNN 方法年际预测值误差精度达到第三等级。

综合上述结果,可见 GRNN 和灰色联合 GRNN 的表现最为稳定,无论是年内预测结果还是年际预测结果,对 pH 值的预测值与实际值的偏差在 1%左右,预测值误差精度都在第三等级,可见,GRNN 和灰色联合 GRNN 方法具有较好的非线性逼近能力,对训练网络所需要的输入数据量的大小依赖不强,这与其特点是一致的。GRNN 是建立在数理统计基础上的径向基函数神经网络,理论基础是非线性回归分析,网络收敛于样本量集聚较多的优化回归,样本数据少时,预测效果很好,这与年内预测中各方法的表现是相一致的。此外,可以看出当训练网络的样本数较少时(年内预测),BPNN、RBFNN 以及灰色联合 BPNN 和灰色联合 RBFNN 的预测值较样本数多时(年际预测)的相对误差都大,且预测值的相对误差精度也低。这可能主要与 BPNN 及 RBFNN 的结构有关。BPNN 和 RBFNN

都是非线性多层前向网络,它们都是通用逼近器,样本较少时的逼近精度较样本较多时的逼近精度要低,这与上述 pH 预测结果是一致的。此外当样本数较多时,BPNN 通过调整神经元的权值来逼近最小误差,RBFNN 通过自动增加神经元,从而可以对 pH 值进行高精度的预测。也因为如此,在样本数较多(年际预测),RBFNN,BPNN 与灰色理论的联合方法对 pH 值的预测误差精度都较高。

3 结 论

通过使用灰色理论、人工神经网络和灰色结合人工神经网络的方法,对水质进行预测。研究结果表明人工神经网络结合灰色理论的方法能够对水质 pH 值进行预测。其中,GRNN 和灰色结合 GRNN 的方法能对年内的 pH 值进行有效预测。通过 GRNN 的动态预测值平均相对误差为 0.61%,后验差检验比值 $c < 0.65$,小误差概率 $p > 0.7$,在对嘉兴斜路港监测断面水质 pH 值动态预测结果与实测值十分接近。采用灰色结合 GRNN 方法对水质 pH 值进行预测,平均相对误差仅有 0.85%,后验差检验比值 $c < 0.65$,小误差概率 $p = 1$,变化趋势也实测值高度吻合。因此,灰色结合 GRNN 的方法预测模型能够实现对水质动态变化的实时、准确预测。此外,当样本数据较多时(年际预测),BPNN 和 RBFNN 与灰色联合方法能对水质 pH 值进行有效预测。通过灰色联合 BPNN 和灰色联合 RBFNN 的动态预测值平均相对误差分别为 0.57% 和 0.80%。其后验差比值都小于 0.5;小概率误差都为 0.9,大于 0.8。因此,灰色结合 BPNN 和灰色结合 RBFNN 能够对年际的 pH 值进行预测。

参考文献(References):

[1] 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))

[2] DELLANA S, WEST D. Predictive modeling for wastewater applications: linear and nonlinear approaches [J]. Expert Systems with Application, 2009(24): 96-106. DOI: 10.1016/j. envsoft. 2008. 06. 002.

[3] 张松,郭怀成,盛虎,等. 河流流域生态安全综合评估方法[J]. 环境科学研究, 2012, 25(7): 826-832. (ZHANG S, GUO H C, SHENG H, et al. Methodological framework for integrated ecological security assessment of river

basins[J]. Research of Environmental Sciences, 2012, 25(7): 826-832. (in Chinese)) DOI: 10.13198/j. res. 2012. 07. 99. zhangs. 016.

[4] 韩耀宗,黄亮亮,宋新山,等. 基于小波神经网络的芦苇潜流人工湿地水质预测[J]. 环境科学研究, 2009, 22(12): 1460-1465. (HAN Y Z, HUANG L L, SONG X S, et al. Water quality prediction using wavelet neural networks in phragmites Australis subsurface flow constructed wetlands[J]. Research of Environmental Sciences, 2009, 22(12): 1460-1465. (in Chinese)) DOI: 10.13198/j. res. 2009. 12. 110. hanyz. 016.

[5] 王小艺,赵晓平,刘载文,等. 基于灰色理论的湖库水体富营养化预测方法研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(1): 17-19. (WANG X Y, ZHAO X P, LIU Z W, et al. Research on lake eutrophication forecasting methods based on grey theory[J]. Computer Simulation, 2011, 28(1): 17-19. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j. issn. 1006-9348. 2011. 01. 006.

[6] 周鑫隆,汤静,石必明,等. 基于灰熵法的深部煤层瓦斯含量影响因素分析及预测[J]. 煤田地质与勘探, 2016, 44(2): 19-23. (ZHOU X L, TANG J, SHI B M, et al. Analysis and forecast of influential factors of gas content in deep coal seam on the basis of the grey entropy[J]. Coal Geology & Exploration, 2016, 44(2): 19-23. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j. issn. 1001-1986. 2016. 02. 004.

[7] 周鑫隆. 基于差值 GM-RBF 组合模型的瓦斯涌出量预测研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2015. (ZHOU X L. Prediction of gas emission quantity based on GM-RBF neural network model combined by difference [D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2015. (in Chinese))

[8] 赵显波,雷晓云,沈志伟,等. 人工神经网络在新疆蘑菇湖水库水质评价中的应用[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2007(2): 236-239. (ZHAO X B, LEI X Y, SHEN Z W, et al. Application of artificial neural network to Xinjiang Muguhu reservoir water quality evaluation[J]. Journal of Shihezi University (Natural Science), 2007(2): 236-239. (in Chinese)) DOI: 10.13880/j. cnki. 65-1174/n. 2007. 02. 027.

[9] 苑腾飞,刘杰,徐园. 基于两种方法对比的沛沿河水质综合评价[J]. 海河水利, 2016(2): 53-56. (YUAN T F, LIU J, XU Y. Comprehensive assessment of peiyan river water quality based on the comparison of two methods[J]. Haihe Water Resources, 2016(2): 53-56. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j. issn. 1004-7328. 2016. 02. 018.

[10] 张静. 基于灰色—神经网络理论的西安市天然气中长期负荷预测[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2006.

- (ZHANG J. Prediction of middle-long term natural gas load of Xi'an City based on gray-neural network theory[D]. Xi'an; Xi'an University of Architecture and Technology, 2006. (in Chinese))
- [11] 周立建,穆志韬,邢玮,等. 基于灰色神经网络的有机涂层寿命预测研究[J]. 装备环境工程, 2011, 8(5): 62-65, 81. (ZHOU L J, MU Z T, XING W, et al. Study of service life prediction of organic coatings based on grey neural network[J]. Equipment Environmental Engineering, 2011, 8(5): 62-65, 81. (in Chinese)) DOI:10.3969/j.issn.1672-9242.2011.05.014.
- [12] 于婧,陈东景,王海宾. 基于灰色系统理论的海洋主导新兴产业选择研究——以山东半岛蓝色经济区为例[J]. 经济地理, 2013, 33(6): 109-113. (YU J, CHEN D J, WANG H B. Study on the leading industries of marine emerging industries based on grey system theory: A case of blue economic zone of Shandong Peninsula[J]. Economic Geography, 2013, 33(6): 109-113. (in Chinese)) DOI:10.15957/j.cnki.jjdl.2013.06.031.
- [13] 孙涛. 灰色系统预测理论在建筑工程造价中的应用[D]. 西安:西北工业大学, 2006. (SUN T. Application of grey system prediction theory in construction project cost[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese))
- [14] 冯惠娟,杨海娟. 基于压力-状态-响应模型的榆林市可持续发展评价及预测[J]. 水土保持通报, 2013, 33(4): 64-69. (FENG H J, YANG H J. Sustainable
- development of Yulin City and its evaluation and forecast by pressure-state-response model[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2013, 33(4): 64-69. (in Chinese)) DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2013.04.022.
- [15] 冯志,李兆平,李祎. 多变量灰色系统预测模型在深基坑围护结构变形预测中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2007(S2): 4319-4324. (FENG Z, LI Z P, LI Y. Application of a multi-point grey model to deformation predict in of supporting structure for deep pit[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007(S2): 4319-4324. (in Chinese))
- [16] 丁万涛,李术才,王书刚. 龙潭隧道围岩收敛变形灰色系统预测模型[J]. 岩土力学, 2006, 27(S1): 118-121. (DING W T, LI S C, WANG S G. Prediction of grey system model on convergence of surrounding rock deformation of Longtan tunnel[J]. Rock and Soil Mechanics, 2006, 27(S1): 118-121. (in Chinese)) DOI:10.16285/j.rsm.2006.s1.015.
- [17] 夏元友. 滑坡灰色系统预测模型及其应用[J]. 自然灾害学报, 1995(1): 74-78. (XIA Y Y. Grey system prediction model of landslide and its application[J]. Journal of Natural Disasters, 1995(1): 74-78. (in Chinese)) DOI:10.13577/j.jnd.1995.0112.
- [18] 张涛,杨娇敏. 我国区域天然气消费量的趋势预测[J]. 天然气工业, 2016, 36(9): 135-140. (ZHANG T, YUAN J M. Trend prediction of natural gas consumption in different regions of China[J]. Natural Gas Industry, 2016, 36(9): 135-140. (in Chinese))

.....

(上接第 117 页)

- [17] ZHU L, LIU J W, XU S G, et al. Deposition behavior, risk assessment and source identification of heavy metals in reservoir sediments of northeast China[J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2017, 142: 454-463. DOI:10.1016/j.ecoenv.2017.04.039.
- [18] 段圣辉,赵钰,单保庆,等. 杭州市余杭区典型农村暴雨径流污染特征[J]. 环境科学, 2015, 36(10): 3697-3705. (DUAN S H, ZHAO Y, SHAN B Q, et al. Research of the stormwater runoff and pollution characteristics in rural area of Yuhang District, Hangzhou[J]. Environmental Science, 2015, 36(10): 3697-3705. (in Chinese))
- [19] 苏广宇. 碧流河水库滨库带水质保障技术研究[D]. 大连:大连理工大学, 2016. (SU G Y. The study on the
- technology of protection measures of Bliuhe reservoir's water quality on the riparian zone[D]. Dalian; Dalian University of Technology, 2016. (in Chinese))
- [20] LI Y, HUANG T L, MA W X. Correlation analysis of rainstorm runoff and density current in a canyon-shaped source water reservoir: implications for reservoir optimal operation[J]. Water, 2018, 10(4): 447-460. DOI:10.3390/w10040447.
- [21] 曾康,黄廷林,马卫星,等. 暴雨径流对分层水库水质的影响[J]. 环境工程学报, 2016, 10(9): 4979-4986. (ZENG K, HUANG T L, MA W X, et al. Impact of storm runoff on water quality of one stratified reservoir[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2016, 10(9): 4979-4986. (in Chinese))