

基于灰色动态模型群法的河流水质预测研究

李如忠^{1,2}, 汪家权², 钱家忠²

(1. 河海大学 水文水资源及环境学院, 江苏 南京 210098 2. 合肥工业大学 资源与环境工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要: 水质预测是水环境规划、评价和管理工作的基础。依据灰色系统理论, 构造了一个由 6 个 GM(1, 1) 模型组成的灰色动态模型群, 并运用该模型群对淮河干流枯水期氨氮浓度变化趋势进行了预测分析, 得到令人满意的结果。研究表明, 灰色动态模型群法能够充分利用近期水质资料信息预测未来水质变化趋势; 以模型群统计平均值作为最终预测值, 避免了单一灰色模型容易利用不稳定信息的缺陷, 使得预测精度更加准确, 预测结果更为可信。

关键词: 水质预测; 灰色动态模型群; 氨氮; 淮河

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2002)04-0010-03

中图分类号: X522

Prediction of River Water Quality Based on Gray Dynamic Model Group

LI Ru-zhong^{1,2}, WANG Jia-quan², QIAN Jia-zhong²

(1. School of Water Resources and Environment, Hehai University, Nanjing 210098, China;

2. School of Natural Resources and Environmental Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract Water quality prediction is the basis of water environmental planning, evaluation and management. A gray dynamic model group is put forward made up of six simple gray models. Then the model group is used to predict the trend of concentration of $\text{NH}_4^+ \text{N}$ in the Huaihe river during dry season. The result shows that the gray dynamic model group can make full use of the recent information about water quality to predict the future trend of water quality, and that prediction result stemming from gray dynamic model group is more accurate and reliable than that of a simple gray model.

Keywords water quality prediction; gray dynamic model group; concentration of $\text{NH}_4^+ \text{N}$; Huaihe river

水质预测是水环境规划、评价和管理工作的基础。目前, 有关河流水质预测的方法已有如污染源调查法、季节性肯达尔检验法 (Seasonal Kendall Test Method)、线性回归预测法、滑动平均法等。由于难以获得完整系统的污染源调查统计资料, 加之水质信息的不完全性, 给这些预测方法的使用带来了很大困难。灰色系统分析方法对于信息不完整或不完整的实际情况具有良好的适用性^[1], 其中的 GM(1, 1) 模型在水质预测中得到了较为广泛的运用^[2,3], 但多属于单一灰色 GM(1, 1) 预测模型形式, 难以克服由不稳定信息 (如部分监测值偏大或偏小) 给预测结果带来的不利影响。本文采用的灰色动态模型群法, 利用不同时段数据建立了不同的灰色 GM(1, 1) 模型来构造灰色预测模型群, 分别对未来时刻的各项预测值进行统计计算, 并将统计平均值作为最终预测值。该法有效地克服了由不稳定信息带来的不利影响, 进一步提高了预测的精度和预测结果的可靠性。

1 GM(1, 1) 建模原理^[4,5]

对于给定的原始时间序列 $\{x^{(0)}(t)\}, t = 1, 2, \dots, n$, 将其累加可生成新的数据系列 $\{x^{(1)}(t)\}$, 其中

$$x^{(1)} = \sum_{k=1}^t x^{(0)}(k), \text{ 其相应的微分方程为: } \frac{dx^{(1)}}{dt} +$$

$ax^{(1)} = u$, 式中 a, u 为待辨识参数, 记系数参量 $\hat{a} [a, u]^T$, 用最小二乘法对 \hat{a} 求解得: $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N$, 式中 B 为累加生成矩阵, Y_N 为数据向量

$$B = \begin{bmatrix} -1/2[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(1)] & 1 \\ -1/2[x^{(1)}(3) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -1/2[x^{(1)}(n) + x^{(1)}(n-1)] & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y_N = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$$

时间响应函数离散化得 GM(1, 1) 模型为:

$$\hat{x}^{(1)}(t+1) = (x^{(0)(1)} - \frac{u}{a})e^{-at} + \frac{u}{a}$$

收稿日期: 2002-05-07

作者简介: 李如忠 (1970-), 男 (汉族), 河海大学博士生, 合肥工业大学讲师。主要研究方向为水环境保护、环境规划评价与管理。电话: (0551) 4670472

还原模型为: $\hat{x}^{(0)}(t+1) = \hat{X}^{(1)}(t+1) - \hat{X}^{(1)}(t)$

其残差为: $X^{(0)}(t) = x^{(0)}(t) - \hat{X}^{(0)}(t)$

相对误差为 $q = X^{(0)}(t) / x^{(0)}(t) \times 100\%$ 。

为检验模型群中单个模型的拟合程度, 可进行后验差检验

$$\text{原始数据均值 } \bar{x}^{(0)} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x^{(0)}(t)$$

$$\text{方差 } S_1^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n [x^{(0)}(t) - \bar{x}^{(0)}]^2$$

$$\text{均方差 } S_1 = \sqrt{S_1^2}$$

$$\text{残差均值 } \bar{X}^{(0)} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X^{(0)}(t)$$

$$\text{方差 } S_2^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n [X^{(0)}(t) - \bar{X}^{(0)}]^2$$

$$\text{均方差 } S_2 = \sqrt{S_2^2}$$

后验差比值 $C = S_2 / S_1$, 小误差概率 $P = \{ |X^{(0)}(t) - \bar{X}^{(0)}| < 0.6745 S_1 \}$ 模型的精度由上述 2 项指标共同确定, 其检验精度指标如表 1 所示。当后验差检验精度不合格时, 可通过建立残差模型来对原模型进行修正。

表 1 后验差检验指标

精度	P	C	等级
良好	$0.95 \leq P$	$C \leq 0.35$	1
合格	$0.80 \leq P < 0.95$	$0.35 < C \leq 0.50$	2
勉强	$0.70 \leq P < 0.80$	$0.50 < C \leq 0.65$	3
不合格	$P < 0.70$	$0.65 < C$	4

2 GM(1, 1)模型群的建立

依据 GM(1, 1) 单个模型的建模原理, 要求建模采用的数据系列 $x^{(0)}(t)$ 中的数目应不少于 4 个。假定原始数据系列 $x^{(0)}(t)$ 中有 n 个数, 含有原始数据系列中最后一位数的组合数为 $n-3$, 则可建立起 $n-3$ 个子模型组成的灰色预测模型群

以 $x^{(0)}(n-3), x^{(0)}(n-2), x^{(0)}(n-1), x^{(0)}(n)$ 建立第 1 个模型为:

$$\hat{x}_1^{(1)}(t+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{u_1}{a_1})e^{-a_1 t} + \frac{u_1}{a_1}$$

以 $x^{(0)}(n-4), x^{(0)}(n-3), x^{(0)}(n-2), x^{(0)}(n-1), x^{(0)}(n)$ 建立第 2 个模型为:

$$\hat{x}_2^{(1)}(t+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{u_2}{a_2})e^{-a_2 t} + \frac{u_2}{a_2}$$

以 $x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)$ 建立第 $n-3$ 个模型为:

$$\hat{x}_{n-3}^{(1)}(t+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{u_{n-3}}{a_{n-3}})e^{-a_{n-3} t} + \frac{u_{n-3}}{a_{n-3}}$$

然后以这些模型群分别进行预测, 再以不同时刻各模型预测值的算术平均数作为各时刻的预测值,

$$\text{即: } x^{(1)}(t) = \left[\sum_{i=1}^{n-3} x_i^{(1)}(t) \right] / (n-3)$$

3 应用实例

淮河是国家“九五”、“十五”期间重点治理的“三河三湖”之一。自 20 世纪 90 年代以来, 伴随着流域经济社会的不断发展, 淮河水污染日趋加重。目前, 该水系一半以上的支流已失去了利用价值, 干流大部分河段水质也多处于 V 类至劣 V 类水平。淮河水质污染不仅给沿淮区域工农业生产带来重大损失, 也直接威胁到了城乡居民生活用水安全。通过近几年来流域重点工业污染源达标排放措施的实施, 入河污染物 COD 排放量得到一定控制, 但还未能实现 2000 年底河水变清的目标, 氨氮浓度超标依旧相当严重。目前, 氨氮已成为继 COD 之后淮河水水质最具有代表性的有机污染指标。因此, 对淮河水体氨氮浓度变化趋势进行科学预测具有极为重要的意义。

3.1 水质数据处理

根据淮河干流某断面 1991—2000 年连续 10 a 的水质监测资料 (详见表 2), 进行氨氮浓度变化趋势分析和预测。为了能够较为准确地反映淮河水体氨氮浓度的变化状况, 研究中将水质原始资料进行如下处理: 按监测站采样当日的流量或水位高低数据, 将全年各测次划分为枯水期、平水期、丰水期 3 个时期, 根据枯水期水质最差的实际情况, 本文仅就该水期氨氮浓度进行预测研究。

表 2 1991—2000 年枯水期氨氮浓度均值 mg/L

年份	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000
浓度	2.95	3.45	3.96	3.98	3.86	3.76	4.20	4.81	5.00	5.25

3.2 模型检验

在 1991—2000 年枯水期氨氮浓度均值数据中, 将 2000 年氨氮浓度作为检验值, 其余 9 组数据可以建立 6 个灰色预测模型, 见表 3 所列。计算各模型后验差比值 $C = S_2 / S_1$, 小误差概率 $P = \{ |X^{(0)}(t) - \bar{X}^{(0)}| < 0.6745 S_1 \}$, 见表 3 所列。检验表明, 模型的精度均满足要求。

3.3 氨氮浓度预测

以这 6 个 GM(1, 1) 模型组成的模型群对 2000 年氨氮浓度进行预测, 统计均值为 5.31 mg/l, 与实际监测结果 5.25 mg/l 的相对误差仅 1.14%。再分别对 2000—2005 年枯水期淮河水体氨氮浓度进行预测分析, 得到了相应的预测结果, 见表 4

表 3 GM(1, 1)模型群及其检验结果

模型标号	GM(1, 1)预测模型	P	C	精度
1	$\hat{x}^{(1)}(t+1) = 48.5274e^{0.084447t} - 44.7674$	1.000	0.212	良好
2	$\hat{x}^{(1)}(t+1) = 37.8274e^{0.096215t} - 33.9674$	1.000	0.245	良好
3	$\hat{x}^{(1)}(t+1) = 45.1748e^{0.078224t} - 41.1948$	1.000	0.194	良好
4	$\hat{x}^{(1)}(t+1) = 61.0272e^{0.058390t} - 57.0672$	1.000	0.290	良好
5	$\hat{x}^{(1)}(t+1) = 79.2348e^{0.045277t} - 75.7848$	0.889	0.341	合格
6	$\hat{x}^{(1)}(t+1) = 73.7777e^{0.046143t} - 70.8277$	1.000	0.345	良好

表 4 淮河干流氨氮浓度灰色动态模型群预测值 mg/L

年份	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	预测值	实测值
1991						2.95	2.95	2.95
1992					3.45	3.48	3.47	3.45
1993				3.96	3.67	3.65	3.76	3.96
1994			3.98	3.67	3.84	3.82	3.83	3.98
1995		3.86	3.68	3.89	4.02	4.01	3.89	3.86
1996	3.76	3.82	3.97	4.12	4.20	4.19	4.01	3.76
1997	4.28	4.21	4.30	4.38	4.40	4.38	4.32	4.20
1998	4.65	4.63	4.65	4.63	4.60	4.60	4.63	4.81
1999	5.06	5.09	5.02	4.91	4.82	4.81	4.95	5.00
2000	5.51	5.61	5.44	5.21	5.04	5.04	5.31	5.25
2001	5.99	6.18	5.88	5.52	5.27	5.28	5.69	
2002	6.52	6.80	6.35	5.86	5.53	5.52	6.10	
2003	7.11	7.50	6.88	6.21	5.77	5.79	6.54	
2004	7.74	8.24	7.43	6.58	6.04	6.06	7.02	
2005	8.41	9.09	8.03	6.98	6.32	6.35	7.53	

3.4 预测结果分析

由 2001—2005 年预测值可以看出,淮河干流氨氮浓度有明显增大趋势。从氨氮来源看,城镇生活污水、工业废水和农业面源是淮河水体的主要污染源。随着点源控制工作的不断加强,到 2000 年底淮河流域基本实现了重点工业污染源达标排放,于是城镇生活污水和农业面源治理将成为淮河流域水环境改善的重要工作。淮河干流氨氮浓度预测结果不仅反映了河流水质变化趋势,也可以为将来通过氨氮浓度实测值与预测值的比较对流域水污染控制工作的成效进行检验。淮河干流某断面 1991—2000 年枯水期氨氮浓度实测值及 1991—2005 年拟合、预测值变化曲线,如图 1 所示。

(1) 本文运用灰色动态模型群法对淮河干流枯水期氨氮浓度变化趋势进行预测,研究中多次考虑了近期氨氮浓度对未来的影响,而对时间序列靠前的浓度信息使用频率则相对减少。由于淮河水质问题主要是由近年来流域社会经济活动引起的,因此近期河流水质对水质变化趋势的影响也较以往更为重要。故此这种处理方式是科学、合理的。

(2) 以灰色动态模型群统计均值作为预测结果,可以避免单一灰色模型容易利用不稳定信息的缺陷,进一步提高了预测精度和预测结果可靠性。

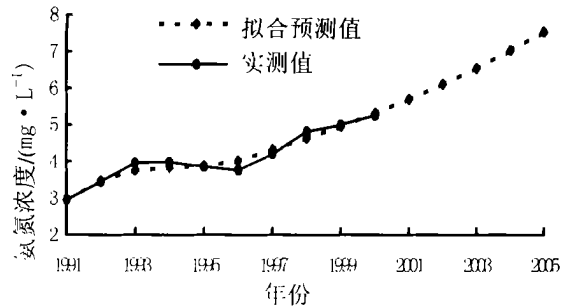


图 1 1991—2005 年氨氮浓度变化曲线

(3) 由于河流水质受人类社会经济活动等因素的影响很大,现有的水质数据只包含了已有的各种因素对水环境系统的影响,不可能包括未来出现的新因素(如流域社会经济活动的剧烈变化)对水环境系统的干扰与作用,因而,随着预测时间的延续,模型所得预测值也就不可能完全符合今后的实际情况。鉴于此,可以考虑将今后每年所得到的新数据加入 $\{x^{(0)}(t)\}$ 中重新建立模型群进行预测。

[参 考 文 献]

- [1] 夏军. 区域水环境及生态环境质量评价——多级灰关联评估理论与应用 [M]. 武汉: 武汉水利电力大学出版社, 1999.
- [2] 胥冰, 韩小勇. 淮河干流水环境评价及其趋势分析 [J]. 水资源保护, 1998(2): 10—17.
- [3] 刘兰芬, 张祥伟, 夏军. 河流水环境容量预测方法研究 [J]. 水利学报, 1998(7), 16—20.
- [4] 邓聚龙. 灰色系统预测与决策 [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1985.
- [5] 傅立. 灰色系统理论及其运用 [M]. 北京: 科学技术文献出版社, 1992.