

# 水文多变量相空间重构自记忆模型研究

张高锋<sup>1,2,3</sup>, 沈冰<sup>1</sup>, 黄领梅<sup>1</sup>, 张晓伟<sup>1</sup>, 莫淑红<sup>1</sup>

(1 西安理工大学 西北水资源与环境生态教育部重点实验室, 陕西 西安 710048;

2 西安市水资源科研服务中心, 陕西 西安 710054; 3 西安市水务局, 陕西 西安 710007)

**【摘要】**【目的】针对单变量相空间重构自记忆模型存在的不足, 研究多变量相空间重构自记忆模型在水文预报中的适用性。【方法】根据多变量相空间重构理论构造多维相空间, 并在此基础上, 结合自忆性原理, 建立多变量相空间重构自记忆模型, 最后利用新疆和田绿洲的实测月蒸发能力资料进行验证。【结果】和田绿洲月蒸发能力实测资料检验结果表明, 建立多变量相空间重构模型是可行的, 可以取得理想的效果。【结论】多变量相空间重构自记忆模型的建立使得相空间重构自记忆模型从一维拓展到了多维, 也使得该模型更加符合生产实际。

**【关键词】** 水文; 灰色关联分析; 多变量相空间重构; 自记忆模型; 季节性指数; 月蒸发能力; 新疆和田

**【中图分类号】** P333.1

**【文献标识码】** A

**【文章编号】** 1671-9387(2009)12-0229-06

## Study on self-memory hydrologic forecasting model based on multi-dimensional phase-space reconstruction theory

ZHANG Gao-feng<sup>1,2,3</sup>, SHEN Bing<sup>1</sup>, HUANG Ling-mei<sup>1</sup>, ZHANG Xiao-wei<sup>1</sup>, MO Shu-hong<sup>1</sup>

(1 Key Lab of Northwest Water Resources and Environmental Ecology, MOE, XAUT, Xi'an, Shaanxi 710048, China;

2 Xi'an Water Resource Scientific Research and Service Center, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

3 Xi'an Water Affairs Bureau, Xi'an, Shaanxi 710007, China)

**Abstract:** 【Objective】As phase-space self-memory reconstruction model by the single variable have deficiencies, the multi-dimensional phase-space was studied. 【Method】A multi-dimensional phase-space was reconstructed according to phase-space reconstruction theory with multi factors. Based on this, a self-memory hydrologic forecasting model was built and verified by monthly evaporation conducted in Hotan oasis, Xinjiang. 【Result】Through monthly evaporation capacity forecast in Hotan oasis, the case study indicates that the model is reasonable and ideal. 【Conclusion】Multivariable phase space reconstruction self-memory modeling changes one dimension phase space reconstruction into multi-dimension, which is much more in line with practical production.

**Key words:** hydrology; grey relational analysis; multivariable state space reconstruction; self-memory model; seasonal exponent; monthly evaporation; Hotan oasis, Xinjiang

干旱是我国西北内陆地区长期以来面临的一个严重问题, 水资源短缺已经成为制约该地区发展的一个主要因素。近年来, 随着人口增加、全球气候变暖, 干旱地区水资源短缺问题变得更加突出。为了更加科学地规划、利用有限的水资源, 使其更好地为

社会经济的发展做出贡献, 就必须建立更加接近实际的水文预报模型。

始于 20 世纪 90 年代的自记忆预测模型, 从非线性、动力学角度出发, 将系统的记忆性引入模型中进行拟合及预报, 已取得了许多可喜的成果<sup>[1-8]</sup>。但

\* [收稿日期] 2009-03-27

[基金项目] 国家自然科学基金项目(50779052, 50579063)

[作者简介] 张高锋(1982-), 男, 陕西户县人, 助理工程师, 硕士, 主要从事旱区水文过程及水资源演变研究。

E-mail: zgf-820425@126.com

是以往的自记忆模型大多从系统自身出发,探索系统自身的规律,对其影响因素未作太多考虑,有一定的不合理性。为了弥补上述缺陷,更好地揭示系统内部的变化规律,本文在多变量相空间重构理论的基础上,将系统的影响因素在建模时加以考虑,建立了多维相空间重构的自记忆模型,使得相空间重构的自记忆模型从传统的一维拓展到了多维,并利用新疆和田绿洲的实测月蒸发能力资料对该模型进行了验证,以期对水资源的预测预报提供参考。

## 1 系统影响因素的筛选及数据的预处理

影响因素的合理选取对提高模型预测精度有重要作用。灰色系统理论中的关联分析方法通过对系

$$\xi_i(t) = \text{sgn}(\Delta x(t), \Delta y_i(t)) \left[ \frac{1 + \left| \frac{1}{x} \cdot \frac{\Delta x(t)}{\Delta t} \right|}{1 + \left| \frac{1}{x} \cdot \frac{\Delta x(t)}{\Delta t} \right| + \left| \frac{1}{x} \cdot \frac{\Delta x(t)}{\Delta t} - \frac{1}{y_i} \cdot \frac{\Delta y_i(t)}{\Delta t} \right|} \right]. \quad (1)$$

式中:  $\text{sgn}(\Delta x(t), \Delta y_i(t)) = \begin{cases} 1, \Delta x(t)\Delta y_i(t) \geq 0, \\ -1, \Delta x(t)\Delta y_i(t) < 0; \end{cases}$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(t), \Delta x(t) = x(t+\Delta t) - x(t);$$

$$\bar{y}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i(t), \Delta y_i(t) = y_i(t+\Delta t) - y_i(t).$$

令  $\epsilon_i = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \xi_i(t)$ , 为  $x(t)$  与  $y_i(t)$  的灰色斜

率关联度。 $\epsilon_i > 0$  表示正相关,即  $x(t)$  的增(减)将直接导致  $y_i(t)$  的增(减);  $\epsilon_i < 0$  表示负相关,即  $x(t)$  的增(减)将直接导致  $y_i(t)$  的减(增);  $\epsilon_i = 1$  表示 2 个因素变量完全相关。

由于干旱地区的水文时间序列往往具有很大的季节性波动,筛选出研究变量的影响因素后,如果不进行数据预处理,即使使用了对波动性较大的时间序列具有较好适应性的自记忆模型,也很难达到理想的模拟效果<sup>[8-10]</sup>。为了提高模型在原始时间序列波动较大时的适应性,就需要对原始数据进行预处理。其步骤如下:

(1) 设有季节性波动的时间序列为  $\{x_t\}$ ,  $t=1, 2, \dots, n$ 。该序列的季节性波动周期为  $P$ ,  $MA$  为“滑动平均值”,则:

$$MA\left(t + \frac{P-1}{2}\right) = (x_t + x_{t+1} + \dots + x_{t+P-1})/P; \quad (2)$$

$$t=1, 2, \dots, n-P.$$

(2) 计算“中心滑动平均值” $CMA$ 。有:

$$CMA\left(t + \frac{P}{2}\right) =$$

统数据系列几何关系的比较,分析系统中各因素之间的关联程度。但以往的关联度大都与邓氏关联度类似,不能反映负相关关系,为了克服这一缺陷,本研究采用如下的改进方法<sup>[9]</sup>。

对于时间区间  $[a, b]$ ,  $0 \leq a < b$ , 令:

$$\Delta t_k = t_{k+1} - t_k,$$

$$[a, b] = \bigcup_{k=1}^{n-1} \Delta t_k,$$

$$\Delta t_k \cap \Delta t_{k+1} = \phi, k=1, 2, \dots, n-1.$$

式中:  $t_k$  为第  $k$  时刻,  $t_{k+1}$  为第  $k+1$  时刻,  $\Delta t_k$  为第  $k$  时刻与第  $k+1$  时刻的时间间隔,  $n$  为总时段数。

设  $x(t)$  为系统特征函数,  $y_i(t)$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 为相关因素函数,则  $x(t)$  与  $y_i(t)$  在  $t$  时刻的灰色斜率关联系数为:

$$\frac{1}{2} \left[ MA\left(t + \frac{P-1}{2}\right) + MA\left(t + \frac{P+1}{2}\right) \right]. \quad (3)$$

(3) 计算比例因子  $Ra$ 。则:

$$Ra\left(t + \frac{P}{2}\right) = x_{t+\frac{P}{2}}/CMA\left(t + \frac{P}{2}\right). \quad (4)$$

将序列中相同季节的比例因子  $Ra$  乘以 100 后取平均值,即可得到各季节的平均比例因子。调整各季节的“平均比例”,使其和等于  $100P$ ,即可得各季节的季节指数。用原始序列的各个观测值除以其对应的季节指数,可得到新的比较平滑的时间序列。如果时间序列的季节波动周期  $P$  为奇数,则省略步骤(2)。

## 2 模型的建立

### 2.1 多变量相空间重构理论

随着混沌理论的发展完善,人们逐渐意识到单变量时间序列重构的相空间并不能十分准确地描述动力系统状态变量的演化轨迹,加之在水文、气象等领域,在实际资料观测中通常是观察 1 组要素,这就为进行多变量系列分析提供了可能。为了解决单变量时间序列的重构相空间问题,以及更充分地利用已有的观测资料,就必须重构多变量相空间<sup>[11-13]</sup>。

设有  $m$  个多变量的时间序列  $x_1, x_2, \dots, x_m$ , 其中对应于每个变量  $x_i$  的时间序列为  $\{x_{i,j}\}$ ,  $j=1, 2, \dots, N$ , 则可构造如下的多变量相空间:

$$V_n = (x_{1,n}, x_{1,n-\tau_1}, x_{1,n-2\tau_1}, \dots, x_{1,n-(m_1-1)\tau_1}, x_{2,n}, x_{2,n-\tau_2}, x_{2,n-2\tau_2}, \dots, x_{2,n-(m_2-1)\tau_2}, \dots, x_{M,n}, x_{M,n-\tau_M}, x_{M,n-2\tau_M}, \dots, x_{M,n-(m_M-1)\tau_M}) \quad (5)$$

式中:  $n = J_0, J_0 + 1, \dots, N$ ,  $N$  为时间序列总长度,  $J_0 = \max_{1 \leq i \leq M} (m_i - 1)\tau_i + 1$ ;  $\tau_i$  为各变量的延迟时间, 可采用自相关函数法、复自相关法、互信息法、真实矢量场法等计算;  $m_i$  为各变量的嵌入维数, 可采用 G-P 法、伪最邻近点法、C-C 法等计算<sup>[14]</sup>。

### 2.2 反演多变量非线性动力方程

对于多变量相空间, 当  $m_i$  或  $m = \sum_{i=1}^M m_i$  充分大

$$x_{1,T+\rho} \cong f(V_T) = f_0 + \sum_{k_1=0}^{m_1-1} f_{1k_1}^{(1)} x_{1,T-k_1\tau_1} + \dots + \sum_{k_d=k_{d-1}, \dots, k_2=k_1, k_1=0}^{m_1-1} f_{dk_1 k_2 \dots k_d}^{(1)} x_{1,T-k_1\tau_1} \dots x_{1,T-k_d\tau_1} + \dots + \sum_{k_1=0}^{m_2-1} f_{1k_1}^{(2)} x_{2,T-k_1\tau_2} + \dots + \sum_{k_d=k_{d-1}, \dots, k_2=k_1, k_1=0}^{m_2-1} f_{dk_1 k_2 \dots k_d}^{(2)} x_{2,T-k_1\tau_2} \dots x_{2,T-k_d\tau_2} + \dots + \sum_{k_1=0}^{m_M-1} f_{1k_1}^{(M)} x_{M,T-k_1\tau_M} + \dots + \sum_{k_d=k_{d-1}, \dots, k_2=k_1, k_1=0}^{m_M-1} f_{dk_1 k_2 \dots k_d}^{(M)} x_{M,T-k_1\tau_M} \dots x_{M,T-k_d\tau_M} \quad (6)$$

若  $V_{T_i}$  ( $i = 1, 2, \dots, k$ ) 是  $V_T$  的  $k$  个最近邻点, 如果系统是确定的, 则当  $V_T$  靠近  $V_{T_i}$  时,  $V_{T+\rho}$  也靠近  $V_{T_i+\rho}$ 。因此, 使用已知的  $k$  对  $V_{T_i}$  和  $V_{T_i+\rho}$ , 则式 (6) 的系数向量  $f$  就可以按照最小二乘法来确定, 即:

$$v = \mathbf{A}f \quad (7)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & x_{1,T_1} & \dots & x_{1,T_1-(m_1-1)\tau_1} & x_{1,T_1}^2 & \dots & x_{1,T_1}^d & \dots & x_{M,T_1} & \dots & x_{M,T_1}^d & \dots & x_{M,T_1-(m_M-1)\tau_M} \\ 1 & x_{1,T_2} & \dots & x_{1,T_2-(m_1-1)\tau_1} & x_{1,T_2}^2 & \dots & x_{1,T_2}^d & \dots & x_{M,T_2} & \dots & x_{M,T_2}^d & \dots & x_{M,T_2-(m_M-1)\tau_M} \\ 1 & x_{1,T_3} & \dots & x_{1,T_3-(m_1-1)\tau_1} & x_{1,T_3}^2 & \dots & x_{1,T_3}^d & \dots & x_{M,T_3} & \dots & x_{M,T_3}^d & \dots & x_{M,T_3-(m_M-1)\tau_M} \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1,T_k} & \dots & x_{1,T_k-(m_1-1)\tau_1} & x_{1,T_k}^2 & \dots & x_{1,T_k}^d & \dots & x_{M,T_k} & \dots & x_{M,T_k}^d & \dots & x_{M,T_k-(m_M-1)\tau_M} \end{bmatrix} \quad (8)$$

在预报时, 一般可以先剔除式 (6) 中一些系数非常小的项, 因为它们对方程的贡献很小, 这样可以减少预报的工作量。去除的方法可采用相对方差做判据, 其计算公式为:

$$\sigma_k = \frac{c_k^2}{\sum c_k^2} \quad (8)$$

式中:  $\sigma_k$  表示相对方差,  $c_k$  表示系数向量  $f$  中的任意一个系数。

当  $\sigma_k$  小于规定值  $\sigma_0$  时, 即可认为该项对方程的贡献较小, 可以剔除。由此可以确定微分方程的项及系数。

### 2.3 多维相空间重构的自记忆模型

多维相空间重构自记忆模型, 是将多变量相空间重构理论与自忆性原理进行了耦合。其原理是以重构的多变量相空间为基础反演多变量非线性方程, 并以该方程作为自记忆模型的动力核, 结合自忆

时, 在  $m$  维空间中存在一个映射  $F$ , 使吸引子上  $p$  时刻后的状态向量可近似为

$$V_{T+\rho} = F(V_T),$$

则  $V_{T+\rho}$  的第一个分量  $x_{1,T+\rho}$  可按照下式确定<sup>[15-16]</sup>。

设  $x_{1,T+\rho}$  是多维相空间  $V_{T+\rho}$  中的第一个分量, 它可以由  $d$  次多项式  $f(V_n)$  计算得到, 即:

式中:  $v = (x_{T_1+\rho}, x_{T_2+\rho}, \dots, x_{T_k+\rho})^T$ ;  $f = (f_0, f_{10}^{(1)}, \dots, f_{1(m_1-1)}^{(1)}, \dots, f_{10}^{(M)}, \dots, f_{1(m_M-1)}^{(M)}, \dots, f_{d(m_M-1) \dots (m_M-1)}^{(M)})^T$ ;  $\mathbf{A}$  为  $k$  行列的矩阵, 其中  $S = \sum_{i=1}^M C_{m_i+d}^d - M + 1$ , 需要注意的是为了得到稳定的解, 要求  $k \geq S$ 。

性原理, 即可建立多维相空间重构的自记忆模型<sup>[6-7]</sup>。

设起报时刻为  $t_0$ , 预报时刻为  $t_1$ , 回溯阶取为  $p$ 。取等间隔采样  $\Delta t$ ,  $i = -p, -p+1, \dots, 0, 1$ , 模型采用如下的离散形式:

$$y_1 = \alpha_{-p} (y_{-p} - y_{-p+1} + 2f_{-p}\Delta t) + \sum_{i=-p+1}^{-1} (y_{i-1} - y_{i+1} + 2f_i\Delta t)\alpha_i + (y_{-1} + 2f_0\Delta t)\alpha_0 + y_0\alpha_1 \quad (9)$$

式中:  $y_1$  为研究变量在  $t_1$  时刻的值,  $f_i$  为  $t_i$  时刻反演所得到的方程的动力核,  $\alpha_i$  为方程的记忆系数。

若令:

$$\begin{aligned} A_{-p} &= y_{-p} - y_{-p+1} + 2f_{-p}\Delta t, \\ A_{-p+1} &= y_{-p} - y_{-p+2} + 2f_{-p+1}\Delta t, \dots, \\ A_0 &= y_{-1} + 2f_0\Delta t, A_1 = y_0. \end{aligned}$$

则式 (9) 可改写为:  $\mathbf{Y}_1 = \mathbf{M}\alpha$ 。 (10)

$$\text{其中: } Y_1 = \begin{bmatrix} y_{1,1} \\ y_{1,2} \\ \vdots \\ \vdots \\ y_{1,m} \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} A_{-\rho,1} & A_{-\rho+1,1} & \cdots & A_{-1,1} & A_{0,1} & A_{1,1} \\ A_{-\rho,2} & A_{-\rho+1,2} & \cdots & A_{-1,2} & A_{0,2} & A_{1,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{-\rho,m} & A_{-\rho+1,m} & \cdots & A_{-1,m} & A_{0,m} & A_{1,m} \end{bmatrix}, \alpha = \begin{bmatrix} \alpha_{-\rho} \\ \alpha_{-\rho+1} \\ \vdots \\ \vdots \\ \alpha_1 \end{bmatrix}。$$

式(10)的最小二乘解为:  $\alpha = (M^T M)^{-1} M^T Y_1$ 。求出记忆系数后,即可按照式(9)进行拟合及预测。

### 3 模型的应用

根据新疆和田气象局提供的 1954~2001 年实测月蒸发能力(编号 1~576 号,取 1~552 号资料建模,用 553~576 号资料检验)、降水、气温、相对湿度、风速及日照资料,以实测月蒸发能力为研究对象,采用改进的斜率相关法对月蒸发能力的影响因素进行筛选,通过计算可知,月蒸发能力的主要影响因素为月平均气温。将筛选后的月蒸发能力和月平均气温分别采用季节性指数法进行预处理,可得到新的波动性较小的月蒸发能力和月平均气温系列,进而可得各月的季节性指数,结果见表 1。

表 1 新疆和田 1954~2001 年月蒸发能力和月平均气温的季节性指数

Table 1 Seasonal exponential of monthly evaporation and monthly mean temperature from 1954 to 2001 in Hotan oasis, Xinjiang

月份 Month	月蒸发能力 Monthly evaporation	月平均气温 Monthly mean temperature	月份 Month	月蒸发能力 Monthly evaporation	月平均气温 Monthly mean temperature
1	25.70	94.46	7	167.90	104.26
2	39.43	96.12	8	144.43	103.83
3	90.19	98.88	9	113.85	102.39
4	133.36	101.31	10	82.06	100.02
5	158.92	102.61	11	46.74	97.33
6	170.89	103.72	12	26.53	95.08

按照多变量相空间重构理论对预处理后的月蒸发能力和月平均气温系列进行相空间重构(其中延迟时间  $\tau$  和嵌入维数  $m$  分别采用自相关函数法和饱和关联维数法计算;计算结果为  $\tau_{\text{蒸发}} = 4, \tau_{\text{气温}} = 3; m_{\text{蒸发}} = 10, m_{\text{气温}} = 10$ ),在此基础上建立多维相空间并反演多变量非线性动力方程,用相对方差  $\sigma_k = 0.001$  对所建动力方程的系数进行筛选,筛选后的方程如下:

$$\begin{aligned} \frac{dx_{1,1}}{dt} = & 34.009 2 + 0.180 9x_{1,1} + 0.173 4x_{1,3} + \\ & 0.099 1x_{1,4} - 0.429 9x_{1,5} + 0.081 9x_{1,6} - \\ & 0.144 2x_{1,7} - 0.129 9x_{1,9} + 0.100 3x_{1,10} + \\ & 0.783 4x_{2,1} - 1.172 3x_{2,2} - 2.047 7x_{2,3} + \\ & 4.612 3x_{2,4} - 1.819 0x_{2,5} - 3.575 2x_{2,6} - \\ & 3.148 1x_{2,7} + 1.894 4x_{2,8} + \\ & 0.835 5x_{2,9} - 7.562 9x_{2,10}。 \end{aligned} \quad (11)$$

以此动力方程作为自记忆模型的动力核,建立回溯阶  $p=7$  的自记忆模型,并计算记忆系数  $\alpha$ 。

$$\alpha = \begin{bmatrix} -0.039 5 & -0.012 4 & 0.083 2 & -0.083 7 \\ 0.072 8 & 0.207 1 & -0.337 2 \\ 0.290 9 & 0.379 4 \end{bmatrix}^T。 \quad (12)$$

将所得记忆系数代入式(9),即可进行拟合及预

测。模型拟合及预测结果如图 1 及图 2 所示。

由图 1 和图 2 可知,该模型的拟合及预测效果较好,平均相对误差仅有 1.75%。按照中长期水文预报规范,相对误差小于 20% 为合格,则拟合部分合格率高达 87.99%,预测部分的合格率也达 75% 以上。可见,考虑系统的影响因素后建立的多维相空间重构自记忆模型具有一定的可行性。

4 结 论

### 4 结 论

1)针对一维相空间重构理论中存在的不足,本研究基于多变量相空间重构的理论,建立了多维相空间重构的自记忆模型,并将该模型应用于新疆和田绿洲月蒸发能力的预测。经实测验证,该模型具有很好的模拟精度,能够达到生产实践的要求。

2)本研究对多维相空间重构理论与自记忆模型的耦合进行了尝试性研究,使得以往相空间重构理论与自记忆模型的耦合从单变量拓展到了多变量,对系统的影响因素在建模时加以考虑,从而使所建模型更加符合实际。

3)从自记忆模型本身来看,有 2 个影响模型预测精度的主要因素,即模型的回溯阶和动力核。本研究从动力核的角度出发,对多变量相空间重构自

记忆模型进行尝试性研究。结果表明,随着考虑的影响因素数量的增多,所构相空间的维数将会逐渐增加。在此基础上反演  $d$  次多项式模型,会使方程

的项数更多,不利于方程求解。所以,系统影响因素的数量以及多项式模型次数的合理选取,还有待今后进一步研究。

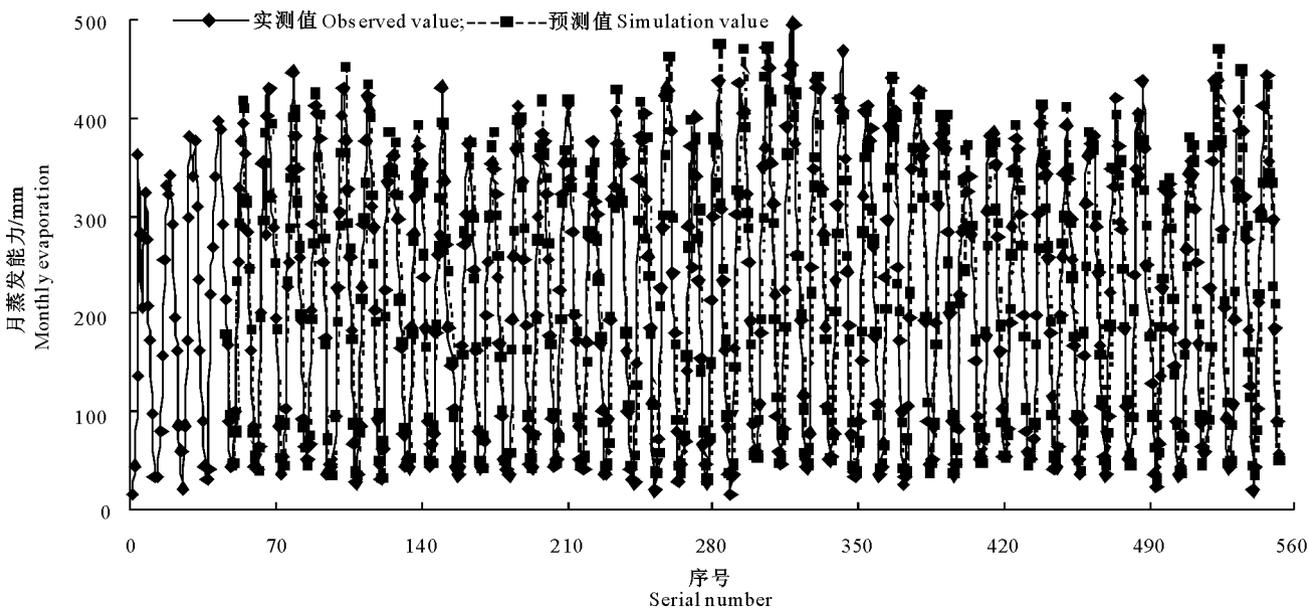


图 1 新疆和田绿洲月蒸发能力多维相空间重构自记忆模型的拟合效果

Fig. 1 Simulation value of self-memory model with multi-dimensional phase-space reconstruction theory in monthly mean evaporation capacity of Hotan, Xinjiang

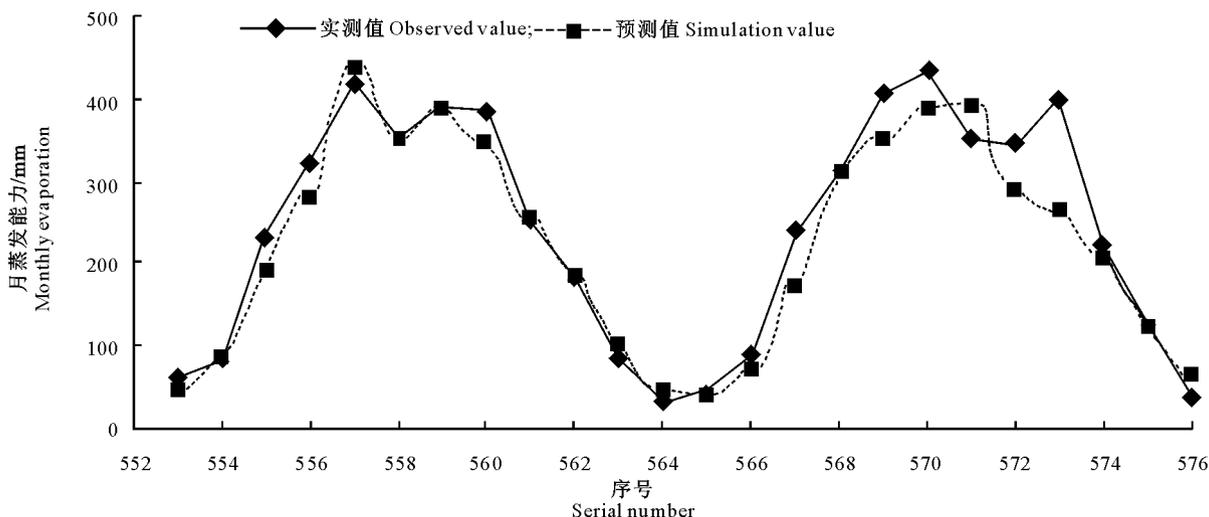


图 2 新疆和田绿洲月蒸发能力多维相空间重构自记忆模型的预测效果

Fig. 2 Forecast value of self-memory model with multi-dimensional phase-space reconstruction theory in monthly mean evaporation capacity of Hotan, Xinjiang

[参考文献]

[1] 沈冰,李荣峰,黄领梅. 年径流预测的灰色自记忆模型 [J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版, 2005, 33(4): 132-134.  
Shen B, Li R F, Huang L M. Predicting annual runoff with grey self-memory model [J]. Journal of Northwest A&F University; Nat Sci Ed, 2005, 33(4): 132-134. (in Chinese)

[2] 沈冰,刘敏,黄领梅. 灰色自记忆模型及其在新疆和田地下水埋深预测中的应用 [J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版, 2006, 34(11): 223-226.  
Shen B, Liu M, Huang L M. Grey self-memory model and its application in the prediction of groundwater depth in Hotan, Xinjiang [J]. Journal of Northwest A&F University; Nat Sci Ed, 2006, 34(11): 223-226. (in Chinese)

[3] 张双虎,黄强,孙廷容. 水文时间序列的系统自记忆模式研究

- [J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2006,34(12):221-225.
- Zhang S H, Huang Q, Sun T R. The study on system self-memory model of hydrologic time series [J]. Journal of Northwest A&F University: Nat Sci Ed, 2006, 34(12): 221-225. (in Chinese)
- [4] 李力, 沈冰, 李荣峰. 水电站入库径流量的灰色自记忆预测方法研究 [J]. 应用科学学报, 2007, 25(2): 198-201.
- Li L, Shen B, Li R F. Gray self-memory prediction of inflow to hydropower station reservoir [J]. Journal of Applied Sciences, 2007, 25(2): 198-201. (in Chinese)
- [5] 张高峰. 水文非线性多变量自记忆模型研究: 以新疆和田为例 [D]. 西安: 西安理工大学, 2008.
- Zhang G F. Study on multivariate self-memory model of hydrologic nonlinear time series analysis: A case study of evaporation in Hotan oasis [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2008. (in Chinese)
- [6] 李荣峰, 沈冰, 张金凯. 基于相空间重构的水文自记忆预测模型 [J]. 水利学报, 2006, 37(5): 583-587.
- Li R F, Shen B, Zhang J K. Self-memory hydrologic prediction model based on phase-space reconstitution [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2006, 37(5): 583-587. (in Chinese)
- [7] 李荣峰. 水文非线性时间序列分析的自记忆模型研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2005.
- Li R F. Study on self-memory model of hydrologic nonlinear time series analysis [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2005. (in Chinese)
- [8] 李荣峰, 沈冰, 张金凯. 考虑周期性变化的地下水埋深预测自记忆模型 [J]. 农业工程学报, 2005, 21(7): 34-37.
- Li R F, Shen B, Zhang J K. Self-memory model for predicting groundwater depth series with periodical fluctuation [J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(7): 34-37. (in Chinese)
- [9] 党耀国, 刘思峰, 刘斌, 等. 灰色斜率关联度的改进 [J]. 中国工程科学, 2004, 6(3): 41-44.
- Dang Y G, Liu S F, Liu B, et al. Improvement on degree of grey slope incidence [J]. Engineering Science, 2004, 6(3): 41-44. (in Chinese)
- [10] 王琪洁, 邹崢嵘, 彭悦. 季节指数及其在季节性监测资料分析和预报中的应用 [J]. 四川测绘, 2004, 27(4): 156-158.
- Wang Q J, Zou Z R, Peng Y. Seasonal index and its application in analysis and forecast of the monitoring series with seasonality [J]. Surveying and Mapping of Sichuan, 2004, 27(4): 156-158. (in Chinese)
- [11] 王海燕, 盛照瀚, 张进, 等. 多变量时间序列复杂系统的相空间重构 [J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2003, 33(1): 115-118.
- Wang H Y, Sheng Z H, Zhang J, et al. Phase space reconstruction of complex systems based on multivariate time series [J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2003, 33(1): 115-118. (in Chinese)
- [12] Liang Y C, Mee A, Judd K. Dynamics from multivariate time series [J]. Physica D, 1998, 121(1/2): 75-88.
- [13] 陆婕, 顾圣士, 蒋馥. 多维时间序列在相空间重构中的应用 [J]. 洛阳大学学报, 2002, 17(2): 9-13.
- Lu J, Gu S S, Jiang F. Application of multivariate time series in reconstructing phase space [J]. Journal of Luoyang University, 2002, 17(2): 9-13. (in Chinese)
- [14] 李眉眉. 电力符合混沌特性分析及其预测研究 [D]. 成都: 四川大学, 2004.
- Li M M. Chaotic analysis and prediction for electric power load [D]. Chengdu: Sichuan University, 2004. (in Chinese)
- [15] 方芬. 多变量混沌时间序列预测及其在股票市场中的应用 [D]. 南京: 东南大学, 2007.
- Fang F. Prediction to multivariate chaotic time series and its application to stock market [D]. Nanjing: Southeast University, 2007. (in Chinese)
- [16] 朱梅. 混沌时间序列预测及其在股票市场中的应用 [D]. 南京: 东南大学, 2004.
- Zhu M. Prediction to chaotic time series and its application to stock market [D]. Nanjing: Southeast University, 2004. (in Chinese)