

Mid-Long-Term Runoff Forecasting Based on an Improved Normalized Periodic Regression Model*

—A Case Study in the Xinfeng River Basin

Xiaomei Luo¹, Xiaohong Chen^{1,2}, Silong Cai¹

¹Department of Water Resources and Environment, Geography and Planning School, Sun Yat-sen University, Guangzhou

²Key Laboratory of Water Cycle and Water Security in Southern China, Guangdong High Education Institute, Guangzhou

Email: xmeiluo@126.com, 775174690@qq.com

Received: Nov. 17th, 2012; revised: Nov. 29th, 2012; accepted: Dec. 11th, 2012

Abstract: In this study we analyzed monthly runoff evolution in Xinfeng River Basin based on normalized periodic regression forecasting model, and obtained the variable tendency and the steady period of the river channel discharge. Artificially selected period were added to avoid fakes to certain time scale and in consideration of the difference of runoff in different months, another earlier runoff and precipitation are added in both flood season and non-flood season. It was concluded that the improved method can raise the prediction accuracy as in the Xinfeng River basin, thus being used to forecast the mid-long-term runoff.

Keywords: Normalized Periodic Regression Model; Runoff Forecasting; Xinfeng River Basin

基于改进正规化周期回归模型的中长期径流预测*

—以新丰江流域为例

罗小妹¹, 陈晓宏^{1,2}, 蔡斯龙¹

¹中山大学地理科学与规划学院水资源与环境系, 广州

²华南地区水循环与水安全广东省普通高校重点实验室, 广州

Email: xmeiluo@126.com, 775174690@qq.com

收稿日期: 2012年11月17日; 修回日期: 2012年11月29日; 录用日期: 2012年12月11日

摘要: 本文基于正规化周期回归模型, 对新丰江流域月径流量序列的演变规律进行分析, 得到序列演变趋势和稳定周期波序列。在此基础上加入人工干预筛选周期, 一定程度上避免了提取到的部分伪周期; 同时, 考虑到不同月份径流量丰枯程度不同, 对汛期和非汛期选取不同的前期时刻流量和雨量作为校正因子。结果表明改进后的方法可以提高新丰江月径流量预测精度, 可用于中长期径流预报。

关键词: 正规化周期回归; 径流预测; 新丰江流域

1. 前言

中长期水文预报的方法很多, 一般可将其分为传

统方法和新方法两大类^[1]。传统方法主要有成因分析和水文统计方法, 新方法主要包括模糊数学分析、人工神经网络、灰色系统分析、小波分析、支持向量机等方法以及这些方法的相互耦合。

水文统计方法是建立在大量历史资料进行统计分析基础上的一种预报方法, 由于模型简单、概念

*基金项目: 国家自然科学基金重点项目(50839005); 广东省科技厅项目(2010B050300010); 广东省水利科技创新项目(2009-39)。

作者简介: 罗小妹(1988-), 女, 广东韶关人, 硕士研究生, 主要从事水文预报、水环境保护研究。

清晰、易于实现, 因此在实际中获得了广泛的应用。Box 等^[2]提出的 ARMA 类模型逐步广泛应用于中长期水文预报。冯国章等^[3]将最优模糊划分模型(OFP)与 SETAR 模型相结合, 提出了最优模糊划分自激励门限自回归模型, 用于枯水径流预报。金菊良等^[4]将改进遗传算法与 TAR 模型结合, 提出了遗传门限自回归模型, 用于年径流预测。

成因分析方法主要是应用前期大气环流、海温特征、太阳活动等的长期演变规律来进行预报。黄忠恕等^[5]分析了北太平洋和青藏高原下垫面热状况变化与长江流域汛期旱涝之间的关系, 初步揭示出一些相关性。刘清仁^[6]以太阳活动为中心, 分析了太阳黑子和厄尔尼诺事件对松花江流域水文影响特征及其水、旱灾害发生的基本规律。成因分析模型具有较明确的物理意义, 但是因子与水文要素间的相关性不易分析, 且不易收集大量的预报因子资料, 缺乏天气图资料。

现代预报方法是近年来随着计算机技术的发展和新的数学方法的不断涌现出来的。陈守煜等^[7,8]首先提出了径流分级长期预报的模糊聚类分析方法。Hsu 等^[9]提出了确定 3 层 BP 网络模型结构和参数的线性最小二乘单纯形法。屈亚玲等^[10]提出了改进的采用局部回归的 Elman 神经网络, 并将其应用于凤滩水库的中长期预报。谢敏萍^[11]等采用灰色系统理论中的关联分析方法建立径流与主要影响因子之间的多元线性回归预测模型。林剑艺等^[12]探索了中长期径流预报中支持向量机模型的参数识别问题。这些新兴的预报方法各有优势, 但理论发展还不够成熟。

尽管径流中长期预报的方法很多, 但由于其预见期长, 受各种不确定因子的制约, 其物理机制并未完全弄清楚, 加上资料系列不够长或缺乏, 使预报难度加大, 往往是预报精度低于还原拟合精度, 因此目前准确地进行径流中长期预报仍然是一个难题。目前还没有一种模型对所有水文序列都适用, 因此在径流预报方法方面要因地制宜, 根据流域具体情况建立预报模型。

新丰江是东江的最大支流, 新丰江流域水资源量为东江水资源量的四分之一, 是东江流域内极为重要的水资源调配枢纽。另一方面, 东江是香港、广州、深圳、东莞等重要城市的水源地, 随着流域内城市经济的快速发展导致用水需求快速增长, 目前东江流域河道外年取水总量已经十分接近正常年份东江流域

年份水总量, 而年内分配上由于来水分布不均更突出时段性区域性供水危机。因此, 做好水量调度的径流预报工作, 向水量调度提供可靠的数据意义重大。做好中长期径流预报在防洪、水库调度及水资源管理中起着十分重要的作用。

本文根据径流的变化具有连续性、周期性和随机性等特点来开展研究, 首先采用正规化周期回归方法对月径流量序列的演变规律进行分析, 得到趋势序列 $T(t)$ 和稳定周期波序列 $Pr(t)$ 。在此基础上加入人工干预筛选周期, 一定程度上避免了提取到部分伪周期; 同时, 考虑到不同月份径流量丰枯程度不同, 对汛期和非汛期选取不同的前期时刻的流量和雨量作为校正因子。此改进的正规化周期回归方法对新丰江月径流量的中长期预测起到了很大的改善作用。

2. 新丰江流域概况

东江是珠江水系三大河流之一, 新丰江是东江第一大支流, 发源于广东省新丰县, 流域跨韶关、河源两市, 由西北流向东南, 在河源市北口汇入东江。集水面积 5813 km², 干流全长 163 km, 河道比降为 1.29%, 主要支流为大席水、忠信河和船塘河。新丰江流域处于东、西风带交替影响的过渡区, 受到热带和亚热带各种天气系统的影响。降雨特点为雨量多、强度大、汛期长, 时程及地区分布不均。年内降雨在时空分配上极不均匀, 其中 4~9 月份的降雨量约占全年的 80% 以上, 因此年内降雨量分布基本呈双峰型, 第一个高峰值一般发生在前汛期的月份, 第二个高峰值一般发生在后汛期的月份。年最大降雨量 3912.6 mm, 年最小降雨量 584.5 mm, 年际间水量变化大, 丰水年和枯水年的水资源量相差约 5 倍。

本文为研究预测新丰江流域径流量, 收集了 1961 年 1 月~2011 年 12 月新丰江水库逐月入库流量资料及 1961 年 1 月~2010 年 12 月的新丰江水库集水区內岳城、长沙、忠信、骆湖、大湖、连平等六个雨量站的逐月雨量资料。预见期为 12 个月。

3. 研究方法

3.1. 正规化周期回归模型原理结构

本模型把时间序列看成由长期变化趋势函数项、各种周期函数项和噪声项叠加而成^[13]:

$$Y_t = \hat{Y}_{Tt} + \hat{Y}_{Pt} + Y_{et} \quad (t=1,2,\dots,n) \quad (1)$$

其中, Y_t 为原始序列, \hat{Y}_{Tt} 为长期变化趋势函数项, \hat{Y}_{Pt} 为各种周期函数项, Y_{et} 为噪声项, 其平均值为 0。

模型的基本原理: 首先利用多元非线性回归消除时间序列的长期变化趋势, 接着对处理后的序列进行周期函数分量的检验提取, 并用回归分析法获得稳定周期。最后用序列的长期变化趋势函数和各种周期分量对序列作出拟合估计和外推预测^[14]。

3.2. 计算步骤

3.2.1. 消除序列中超长期变化趋势

采用以时间为自变量的非线性回归, 取时间幂函数, 趋势模型为:

$$Y = b_0 + b_1t + b_2t^2 + b_3t^3 + \dots \quad (2)$$

式中, t 为时间, $b_0, b_1, b_2, b_3, \dots$ 为非线性回归系数。

经严格的 F -分布左侧概率检验, 选定一信度水平, 若通过 F -信度检验则认为序列中有明显的长期变化趋势存在, 否则认为趋势项不存在或不明显。若趋势项存在则可将它从序列中分离出来。

$$\tilde{Y}'_t = \tilde{Y}_t - \tilde{Y}_{Tt} \quad (t=1,2,\dots,N) \quad (3)$$

3.2.2 分离序列中各种周期函数分量

1) 用方差分析寻找序列第 1 周期

设周期长度为 $L(1)$, 将序列按照 $L(1)$ 长度排列,

$$Y_t = (y_{ij}) = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1L} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \dots & y_{nL} \end{bmatrix} \quad (4)$$

构造统计量 F_L

$$F_L = \frac{Q_B}{Q_R} \frac{N_R}{N_B} \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} Q_B = B - C \\ Q_R = A - B \\ N_B = L - 1 \\ N_R = N - L \end{cases} \begin{cases} A = \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^{n_j} y_{ij}^2 \\ B = \sum_{j=1}^L \left[\frac{1}{n_j} \left(\sum_{i=1}^{n_j} y_{ij}^2 \right)^2 \right] \\ C = \frac{1}{\sum_{j=1}^L n_j} \left(\sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^{n_j} y_{ij} \right)^2 \end{cases} \quad (6)$$

其中 Q_B 为组间离差平方和(周期离差平方和), Q_R 为组内离差平方和(残差平方和), N_B 和 N_R 分别为组间、组内自由度, F_L 为服从自由度为 N_B, N_R 的 F -分布。

令 $L = 2, 3, \dots, N/2$, 通过计算 F_L 进行周期普查, 通常对最大的 F_L 进行显著性检验, 若 $F_L > Fa(N_B, N_R)$, 则所选周期显著, 否则为不显著。若周期存在, 则其序列为:

$$\hat{Y}_{Lr} = \bar{y}_j \quad (t=1,2,\dots,N; j=t - [t/L] \cdot L) \quad (7)$$

将周期序列从数据序列中分离出来:

$$\tilde{Y}_t^{(1)} = \tilde{Y}_t - \hat{Y}_{Lr} \quad (t=1,2,\dots,N) \quad (8)$$

2) 序列其它显著周期

对序列 $\tilde{Y}_t^{(1)}$ 寻找其它显著周期。由于从第 2 周期起, 残余序列 $\tilde{Y}_t^{(1)}$ 已不是标准化序列。其离差平方和分解不满足 Cochran 定理。本模型采用逐次标准化的序列离差平方和分解方案, 使每次的分解满足 Cochran 定理。由于被逐次分离出来的周期分量都处在原序列不同方差水平上, 因此周期选择完毕时必须对它们逐次进行量纲的还原。

3.2.3. 拟合估计和外推预测

1) 原标准化序列的拟合和外推预测

用序列的趋势函数和各种显著周期分量对原标准化序列作拟合估计和外推预测。

2) 原始序列的拟合估计和外推预测

用估计的标准化序列和原始序列样本平均值和标准差, 对原序列作拟合估计和外推预测。

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_t \cdot S_{y_j} + E_{y_j} \quad (t=1,2,\dots,N + N_T; j=t - [t/n] \cdot n) \quad (9)$$

3.2.4. 误差估计

模型的拟合效果用确定性系数和合格率来进行评价, 确定性系数

$DC = 1 - \frac{\sum (X_0 - X_c)^2}{\sum (X_0 - X_{0m})^2}$, 其中 X_0 为实测值, X_c 为预测值, X_{0m} 为实测值的平均值; 合格率则为预测值与实测值相对误差在 $a\%$ 以下的个数占序列总个数的比例。

3.3. 模型的改进

经过演变规律分析得到的趋势项 T 和周期项 Pr 本身具有一定的外推预报能力, 但由于稳定的演变规

律一般表现得比较平均, 对较大的洪水流量值不能很好的作出反应, 只能得出精度较低的预报结果。因此在考虑趋势项 T 和周期项 Pr 的同时, 还须考虑与预报流量 $Q(t+L)$ 有一定相关性的信息作为对趋势和周期预报结果的校正。具体外推预报方程如下:

$$\begin{aligned}
 Q(t+L) = & \alpha_1 T(t+L) + \alpha_2 Pr(t+L) + \alpha_3 Tm(t+L) \\
 & + \alpha_4 Pmr(t+L) + \alpha_5 Q(t) + \alpha_6 Q(t-\Delta t1) + \dots \\
 & + \alpha_{(4+m)} Q(t-\Delta tm) + \alpha_{[(4+m)+1]} P(t) \\
 & + \alpha_{[(4+m)+2]} P(t-\Delta t'1) + \dots + \alpha_{[(4+m)+k]} P(t-\Delta t'k)
 \end{aligned} \tag{10}$$

式中, t 为预报发布时刻; L 为预见期; Δt 表示预报发布时刻前 Δt 时段时刻; $Q(t)$ 为预报发布时刻的流量; m 表示有 m 个 Δt 不同的前 Δt 时刻流量作为相关因子; $P(t)$ 为预报发布时刻的降雨量; k 表示 k 个 Δt 不同的前 Δt 时刻降雨量作为相关因子。

同时, 为了考虑到不同月份径流量丰枯程度不同, 采用两种方法来进行完善: 1) 对汛期和非汛期的径流量采用不同的预报模型, 即汛期和非汛期选取不同的前期时刻的流量和雨量作为校正因子; 2) 在周期筛选时加入人工干预: 原模型提取周期项时, 只能机械地使用最大的前几个周期组成稳定周期波, 但实际应用中, 仍会提取出部分伪周期, 影响径流周期项的拟合及预测效果。针对周期筛选存在的这一缺陷, 人工干预有选择地挑选或去除周期。改进后的模型结构图如图 1。

4. 径流量模拟预测

4.1. 径流序列拟合

4.1.1. 数据资料

由于中长期水文预报预见期较长, 模型外推能力有限, 因此把新丰江水库 1961 年 1 月~2005 年 12 月共 45 年的逐月入库流量资料用于模型率定, 2006 年 1 月~2011 年 12 月共 6 年的作为模型的检验期, 即率定期 45 年, 检验期 6 年。

4.1.2. 参数选择

模型的趋势临界信度水平以及周期临界信度水平设为 0.95, 趋势项为 3 阶线性趋势方程。

趋势方程为

$$Y_t = 133.9038 + 0.8379t - 2.6745t^2 + 2.2881t^3$$

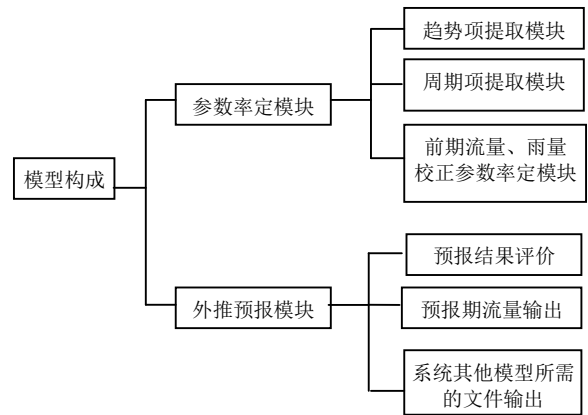


Figure 1. The structure of improved normalized periodic regression forecasting model
图 1. 改进的周期回归模型结构图

根据原正规化周期回归模型, 周期项初步确定为显著性最大的前三个周期, 分别为 267 月(22.25 年)、137 月(11.4 年)、12 月(1 年)。径流周期与太阳黑子的震荡周期 11a、22a 一致^[15]。根据拟合效果的改善情况, 人工干预加入其他被识别出来但是显著性较小的周期波, 分别加入了 92 月(7.67 年), 55 月(4.58 年), 67 月(5.6 年)等 3 个周期波序列, 这些周期与王兆礼^[16]、王萍^[17]等人对东江径流周期研究成果一致。

为了进一步提高模型的精度, 在预报模型中加入前期流量、雨量作为校正因子。由于汛期的流量往往与较近时期的流量、雨量相关性较强, 所以选择距预报起始时刻时间间隔较短的前期流量和雨量作为校正因子; 而非汛期则与往年同一时期的流量、雨量存在一定相关性, 因此选择近几年与预报时刻处于同一月份的流量、雨量作为校正因子。根据实际拟合效果, 非汛期预报模型采用了预报起始时刻前 2 个月及前一年该预报月份的流量等 3 个前期流量校正因子以及预报起始时刻前 3 个月及前 3 年的该预报月份雨量等 6 个前期雨量校正因子; 汛期预报模型采用了预报起始时刻前 2 个月的流量等 2 个前期流量校正因子以及预报起始时刻前 2 个月雨量等 2 个前期雨量校正因子。其中, 汛期径流与前期流量、雨量的 Kendall 相关系数分别为 0.35、-0.22 及 0.33、0.22。

4.1.3. 率定期效果

模型率定期效果见图 2。根据预报方程的建模需要, 率定期前 4 年没有足够的数据来进行预报, 因此预报值从第 5 年开始。

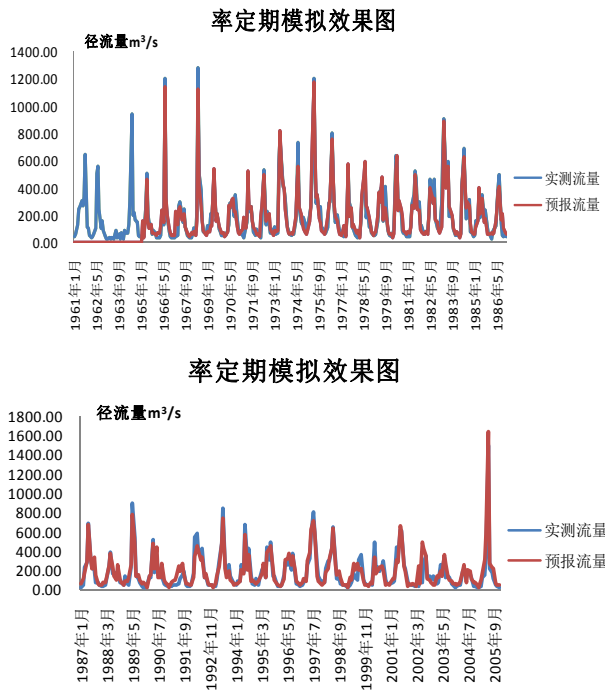


Figure 2. Comparison of predicted and observed runoff during the period of the model's calibration
图 2. 率定期实测和模拟过程对比图

从确定性系数角度来评价效果, 率定期的确定性系数为 89.93%。

从径流量误差分析来看, 根据水文情报预报规范 (GB/T22482-2008), 若以相对误差在 30% 内为合格, 则合格率(流量误差小于 30% 的预报值个数/总预报值个数)为 73.37%, 即率定期模型把 73.37% 的流量值的误差控制在 30% 内。

而传统的正规化周期回归率定期确定性系数 52.7%, 合格率 61.63%, 因此可以看出结果明显得到改善。

从洪峰出现时间差统计结果来看, 如表 1 所示。

从表 1 中可以看出, 率定期模型 78% 的峰现时间模拟准确, 87.8% 的峰现时差控制在 1 个月内。

4.2. 模型预测检验

模型检验期效果见图 3 所示。

从确定性系数角度来评价效果, 检验期的确定性系数为 61.85%。

从径流量误差分析来看, 若以相对误差在 30% 内为合格, 则合格率(流量误差小于 30% 的预报值个数/总预报值个数)为 62.50%, 即率定期模型把 62.50% 的

流量值的误差控制在 30% 内。传统的正规化周期回归模型模拟的确定性系数为 50.31%, 合格率 51.39%。因此模型在通过人工增加径流周期及前期流量、雨量后, 模型效果得到显著提高。

从洪峰出现时间差统计结果来看, 如表 2 所示。

从表 2 中可以看出, 检验期模型的峰现时间模拟较为准确。

5. 结论

从模型拟合率定期和预测检验期的效果可看出, 模型能够以率定期相当的效果进行一程度上的外推, 并可连续预测多年, 其预测值与实际值比较接近。

1) 新丰江流域径流大致有 267 月(22.25 年)、137 月(11.4 年)、12 月(1 年)、92 月(7.67 年), 55 月(4.58 年), 67 月(5.6 年)等 6 个较显著周期。

2) 模型率定期的确定性系数为 89.93%, 合格率为 73.37%; 检验期的确定性系数为 61.85%, 合格率为 62.50%。

Table 1. The peak time difference during the period of calibration
表 1. 率定期峰现时差统计表

峰现时差	年数
>1 个月	5
1 个月	4
无时差	32

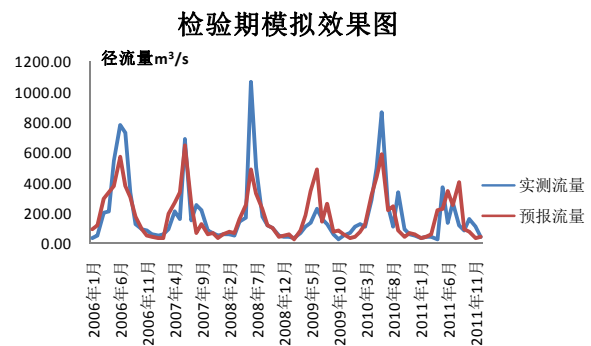


Figure 3. Comparison of predicted and observed runoff during the period of the model's validation
图 3. 验证期实测和模拟过程对比图

Table 2. The peak time difference during the period of validation
表 2. 检验期峰现时差统计表

峰现时差	年数
>1 个月	1
1 个月	0
无时差	6

虽然通过流量雨量校正和人工加入径流周期一定程度上提高了预测精度, 由于中长期预报的预见期一般较长, 且无法从降雨、流域产汇流原理机制上搭建模型, 同时预见期内的不确定性因素较大, 因此模型的预报精度有待进一步提高。应积极开展中长期水文预报所需资料的观测与积累, 特别是人类活动的影响、全球气候变暖等引起的预报因子及影响因素的变化。

参考文献 (References)

- [1] 陈金荣, 范钟秀. 中国中长期水文预报的现状与发展趋势[A]. 水文预报论文选集[C]. 北京: 水利电力出版社, 1985: 174-179.
CHEN Jinrong, FAN Zhongxiu. The situation and development trend of medium-and-long term hydrological forecasting in China. Selected papers of hydrological forecasting. Beijing: Water Power Press, 1985: 174-179. (in Chinese)
- [2] BOX, G. E. P., JENKENS, G. M. Time series analysis: Forecasting and control. San Francisco: Holden Day, 1970.
- [3] 冯国章. 枯水径流预报的最优模糊划分自激励门限自回归模型[J]. 西北农业大学学报, 1997, 25(2): 21-26.
FENG Guozhang. Optimal fuzzy partitioned self-excited threshold autoregressive model for low flow forecast. Acta University Agriculture Boreali-Occidentalis, 1997, 25(2): 21-26. (in Chinese)
- [4] 金菊良, 丁晶, 魏一鸣. 基于遗传算法的门限自回归模型在浅层地下水水位预测中的应用[J]. 水利学报, 1999, 7: 230-234.
JIN Juliang, DING Jing. Threshold auto-regressive model based on genetic algorithm and its application to forecasting the shallow groundwater level[J]. SHUILI XUEBAO, 1999,(6): 51-55. (in Chinese)
- [5] 黄忠恕, 王钦梁, 匡奇. 北太平洋和青藏高原下垫面热状况与长江流域汛期旱涝关系初步探讨[A]. 全国水文预报学术讨论会论文集[C]. 北京: 水利电力出版社, 1985: 184-186.
HUANG Zhongshu, WANG Qinliang and KUNAG Qi. Preliminary study of North Pacific and the Qinghai-Tibet Plateau underlying surface thermal conditions and flood-drought relations in the Yangtze River Basin. Beijing: Water Power Press, 1985:184-186. (in Chinese)
- [6] 刘清仁. 松花江流域水旱灾害发生规律及长期预报研究[J]. 水科学进展, 1994, 5(4): 319-327.
LIU Qingren. A study on flood and drought change and its long-term prediction in the Songhua River Basin. Advances in Water Science, 1994, 5(4): 319-327.
- [7] 陈守煜, 许士国. 径流分级长期预报的模糊聚类分析法[J]. 水利学报, 1986, 3: 43-49.
CHEN Shouyu, XU Shiguo. Fuzzy clustering analysis of the runoff grading long-term forecasting. Shuili Xuebao, 1986, 3: 43-49. (in Chinese)
- [8] 陈守煜. 中长期水文预报综合分析理论模式与方法[J]. 水利学报, 1997, (8): 15-21.
CHEN Shouyu. Theoretical pattern of comprehensive analysis and method for mid and long term hydrology forecasts. Shuili Xuebao, 1997, (8): 15-21. (in Chinese)
- [9] HSU, K., GUPTA, H. V. and SORROSHIAN, S. Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process. Water Resource Research, 1995, 31(10): 2517-2530.
- [10] 屈亚玲, 周建中, 刘芳. 基于改进的 Elman 神经网络的径流中长期预报[J]. 水文, 2006, 26(1): 45-50.
QU Yaling, ZHOU Jian-zhong and LIU Fang. Medium and long-term runoff forecasting based on improved Elman neural network. Journal of China Hydrology, 2006, 26(1): 45-50. (in Chinese)
- [11] 谢敏萍, 王志良, 王得利. 基于灰关联分析的多元线性回归模型在中长期水文预报中的应用[J]. 重庆科技学院学报, 2007, 9(2): 85-86.
XIE Miping, WANG Zhiliang and WANG Deli. Application of multivariate linear regression model based on gray interaction analysis in medium and long term hydrologic forecast. Chongqing Institute of Technology (Natural Science), 2007, 9(2): 85-86. (in Chinese)
- [12] 林剑艺, 程春田. 支持向量机在中长期径流预报中的应用[J]. 水利学报, 2006, 37(6): 681-686.
LIN Jianyi, CHENG Chuntian. Application of support vector machine method to long-term runoff forecast. Shuili Xuebao, 2006, 37(6): 681-686. (in Chinese)
- [13] 陈俊合, 陈小红. 工程水資源计算[M]. 广州: 广东高等教育出版社, 1996.
CHEN Junhe, CHEN Xiaohong. Water resources by computing. Guangzhou: Guangdong Higher Education Press, 1996. (in Chinese)
- [14] 申云. 基于神经网络和正规化周期回归的耦合模型及其应用[J]. 广东水利水电, 2009, (10): 1-4.
SHEN Yun. Coupled model and its application based on artificial neural networks and regularized cycle regression. Guangdong Water Resources and Hydropower, 2009, (10): 1-4. (in Chinese)
- [15] Prestes, A., RIGOZO, N.R., ECHER, E., et al. Spectral analysis of sunspot number and geomagnetic indices (1986-2001). Journal of Atmosphere and Solar-Terrestrial Physics, 2006, 68(2): 182-190.
- [16] 王兆礼, 陈晓宏, 杨涛. 近 50a 东江流域径流变化及影响因素分析[J]. 自然资源学报, 2010, 25(8): 1365-1374.
WANG Zhaoli, CHEN Xiaohong and YANG Tao. Runoff variation and its impacting factors in the Dongjiang River Basin during 1956-2005. Journal of Natural Resources, 2010, 25(8): 1365-1374. (in Chinese)
- [17] 王萍. 珠江流域枯水期流量周期特征及影响因素分析[J]. 水利学报, 2007, (10): 379-382.
WANG Ping. Analysis on the period characteristic of low flow in pearl river basin and effect factors. Shuili Xuebao, 2007, (10): 379-382. (in Chinese)