

# BP 神经网络组合模型在次洪量预测中的应用

冯鑫伟, 黄领梅, 沈冰

(西安理工大学 西北旱区生态水利工程国家重点实验室培育基地, 陕西 西安 710048)

**摘要:** [目的] 探讨 BP 神经网络组合模型在次洪量预测中的应用, 为黄土高原淤地坝群的安全度汛提供决策依据。[方法] 构建基于多元线性回归模型(MLR)和去趋势互相关分析法(DCCA)的 BP 神经网络组合模型; 选择均方差(MSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)以及确定性系数(DC)作为评价指标, 与单一模型(多元线性回归模型、BP 神经网络模型以及去趋势互相关分析法)进行比较。[结果] BP 神经网络组合模型的 4 项指标 MSE, MAE, MAPE 和 DC 分别为 2.144, 5.453, 0.074 和 0.988, 均优于单一模型; 模型预测效果从优到劣分别为 BP 神经网络组合模型、BP 神经网络模型、多元线性回归模型和去趋势互相关分析法。[结论] BP 神经网络组合模型较单一模型平稳性增强, 提高了预测效果, 可用于淤地坝群的次暴雨洪量预测。

**关键词:** 淤地坝; 次洪量预测; BP 神经网络组合模型

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2017)06-0173-05

中图分类号: P333.2

**文献参数:** 冯鑫伟, 黄领梅, 沈冰. BP 神经网络组合模型在次洪量预测中的应用[J]. 水土保持通报, 2017, 37(6):173-177. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2017.06.029; Feng Xinwei, Huang Lingmei, Shen Bing. Application of optimized BP neural network combined model in forecasting flood discharge[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2017, 37(6):173-177. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2017.06.029

## Application of Optimized BP Neural Network Combined Model in Forecasting Flood Discharge

FENG Xinwei, HUANG Lingmei, SHEN Bing

(State Key Lab Base on Ecology and Hydraulic Engineering for

Northwest Arid Area, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

**Abstract:** [Objective] To provide a reference for the flood-control safety of the loess plateau check dam system, a BP neural network combination model was tried to apply for predicting runoff from a storm-flood event. [Methods] The BP neural network(BPNN) combination model(BPNNC) was constructed on the base of multiple linear regression model(MLR) and detrended cross-correlation analysis(DCCA). Its output was compared with those from other three single models(MLR, BP neural network and DCCA) by the model evaluation indexes of mean square error(MSE), mean absolute error(MAE), mean absolute percentage error(MAPE), and deterministic coefficient(DC). [Results] The four values of MSE, MAE, MAPE and DC from BP neural network combination model were 2.144, 5.453, 0.074 and 0.988, respectively, which were better than the ones of the single models. The order of model precisions from high to low was BP neural network combination model, BP neural network model, multiple linear regression model and detrended cross-correlation analysis, successively. [Conclusion] The BP neural network combination model is more stable as compared with the single models, which can be used to predict the runoff from a storm-flood event.

**Keywords:** check dam; runoff prediction for a storm-flood event; BP neural network combination model

淤地坝在有效拦截泥沙, 保持水土, 防洪保安, 改善生态环境, 淤地造田, 发展灌溉, 便利交通等方面起

到了积极的作用, 尤其对黄河而言, 在减少入黄泥沙, 实现黄河长治久安等方面, 发挥着十分重要的作用,

收稿日期: 2017-03-09

修回日期: 2017-05-16

资助项目: 国家自然科学基金项目“基于溯源重构的淤地坝影响下设计洪峰计算理论”(51679184); 陕西省水利厅项目(2016slkj-12); 国家重点研发计划项目(2016YFC0402704)

第一作者: 冯鑫伟(1991—), 男(汉族), 陕西省榆林市人, 硕士研究生, 研究方向为水文学及水资源研究。E-mail: 337602401@qq.com。

通讯作者: 黄领梅(1972—), 女(汉族), 四川省乐至县人, 博士, 副教授, 主要从事水文学及水资源研究。E-mail: huanglm@xaut.edu.cn。

得到了国家的高度重视<sup>[1-2]</sup>。目前,淤地坝规模从小型到中型再到大型骨干坝如雨后春笋般发展,截至目前黄土高原地区建坝的总数超过 10.7 万座<sup>[3]</sup>。淤地坝的排水流量一般为 1~1.5 m<sup>3</sup>/s,一遇暴雨,拦蓄水量几乎都在坝内,会给下游坝系带来巨大的危害,甚至引起连锁溃坝<sup>[4]</sup>。在半干旱区,次暴雨洪水过程中受到多种因素共同制约。一场暴雨的起始时间、终止时间、降雨量相差较大,时空分布不均,暴雨中心等很难寻找其规律,呈现出很大的随机性;而流域下垫面变化也直接或间接地影响暴雨洪水关系,但其在不同区域及不同量级暴雨的影响程度到目前还没有一个明确的科学结论<sup>[5]</sup>。因此,精准的次洪量预测已经成为淤地坝安全度汛的重要课题<sup>[6]</sup>。在预测实践中,通常同一问题可以有不同的预测方法,其预测精度也是不同的。那么,将一些不同的预测方法进行适当的组合,从而形成所谓的组合预测方法,这将有利于提高预测的精度<sup>[7]</sup>。在已有研究基础上,选取次暴雨量<sup>[8]</sup>、前期影响雨量<sup>[9]</sup>、林地覆盖率<sup>[10]</sup>等 7 个因子作为影响次洪量的指标,建立单一模型(多元线性回归模型、BP 神经网络模型、去趋势互相关分析法)和 BP 神经网络组合模型,并将其应用到岔巴沟流域次洪量预测中,以误差指标最小和确定性系数最大为评价目标,评价模型预测性能;改善 BP 神经网络模型的输入,克服了不同单一模型提供的不同有用信息,为进一步提高次洪量预测提供了支持<sup>[11,12]</sup>。

## 1 研究方法

### 1.1 多元线性回归

多元线性回归模型<sup>[13]</sup>是用 2 个或 2 个以上的解释变量来解释因变量的一种计量模型。设  $Y$  为因变量,  $X_1, X_2, \dots, X_m$  为  $m$  个用来说明  $Y$  的被称为解释变量的不同变量,则:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m + \epsilon \quad (1)$$

式中:  $\beta_0$ ——常数项,又被称作截距;  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$ ——回归系数,表示在其他自变量均保持不变时,  $X_2 (i=1, 2, \dots, m)$  每改变一个单位,因变量  $Y$  的平均变化量;  $\epsilon$ ——去除  $m$  个自变量对  $Y$  影响后的随机误差,又称残差。

### 1.2 去趋势互相关分析法(DCCA)

去趋势互相关分析<sup>[14-15]</sup>(DCCA)是对去趋势波动分析法(DFA)的改进和升级。DCCA 分析是一种基于去趋势协方差的互相关性分析方法,主要针对两组非平稳时间序列,通过系统地滤去各阶趋势成分、消除原始序列中数据非平稳性的影响,可以有效避免由于数据非平稳性所导致的序列之间的伪相关现象;

可以检测含有噪声且叠加有多项式趋势信号的长程互相关特征。目前已成为定量分析两组非平稳时间序列相关性的有效的方法。

(1) 已知两个原始序列  $\{x_i, i=1, 2, \dots, R\}$  和  $\{y_i, i=1, 2, \dots, R\}$  ( $R$  为时间序列的长度)分别归并成新的累积序列,即:

$$x_k = \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x}) \quad (2)$$

$$y_k = \sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y}) \quad (3)$$

式中:  $k=1, 2, \dots, N$ ;  $\bar{x}, \bar{y}$ ——原始序列的平均值。

(2) 将  $\{x_k\}$  和  $\{y_k\}$  进行等间隔处理,划为步长为  $r$  的数据段,对其中每个数据段均用最小二乘法进行线性拟合,即得到针对某一特定时间尺度  $r$  内数据波动的局部趋势,最后将所有数据段的趋势信号组合在一起作为局部趋势  $\tilde{x}_{k,i}$  和  $\tilde{y}_{k,i}$ 。

(3) 用  $\{x_k\}$  和  $\{y_k\}$  减去趋势  $\tilde{x}_{k,i}$  和  $\tilde{y}_{k,i}$ ,得到残余信号,并计算每一段残余信号的协方差,即:

$$f_{\text{DCCA}}^2(r, i) = 1/(r-1) \sum_{k=1}^{i+r} (x_k - \tilde{x}_{k,i})(y_k - \tilde{y}_{k,i}) \quad (4)$$

整个时间序列的协方差为:

$$F_{\text{DCCA}}^2(r) = (R-r)^{-1} \sum_{i=1}^{R-r} f_{\text{DCCA}}^2(r, i) \quad (5)$$

在所有时间尺度上重复上面的计算,得到相应的  $F(r)$ 。在双对数坐标下绘制  $\lg[F(r)]$  和  $\lg(r)$  关系曲线,如果呈线性,再用最小二乘法进行直线拟合,所得斜率  $A$  即为 DCCA 标度指数。

标度指数  $A$  定量表征了两组非平稳时间序列间的相关性。当  $A > 0.5$  时,表明两组非平稳时序变量之间存在持久的、幂率形式的正相关性,且  $A$  越大,两组时序变量的正相关性越强;而当  $A \leq 0.5$  时,则不相关或负相关。

### 1.3 BP 神经网络

BP 神经网络<sup>[16]</sup>是目前应用最广泛的 ANN 模型之一。它是一种基于误差反向传播算法训练的多层感知器前馈网络,具有以非线性适应性为特征的信息处理能力,且有非线性逼近能力以及较好的容错性,因而能够对大规模数据进行并行处理,自组织、自学习与自适应能力突出,被广泛应用于预测、分类、模式识别和聚类等领域。另外这种反向传播算法使得多层感知器具备逼近任意复杂的非线性函数的能力。

### 1.4 基于 MLR-DCCA 的 BP 神经网络组合模型

由于多元线性回归和去趋势互相关分析法在数据预测方面有较高的精度,因此本文提出了一种以 BP 神经网络为载体,以多元线性回归模型和去趋势互相关分析法模拟结果作为变量输入的组合预测模型,构建出基于 MLR-DCCA 的 BP 神经网络组合模

型并用于次洪量预测。该组合模型特点是,在 BP 神经网络模型的基础上合理利用了多元线性回归模型的线性处理和 DCCA 模型消除原始序列中数据非平稳性影响的优势。

## 2 预测效果评价

选取 4 个常用的误差评价指标,分析模型预测效果。

设某项预测模型的实际值为  $X$ , 预测值为  $\hat{X}$ , 令

$$e = X - \hat{X} \quad (6)$$

$$\epsilon = \frac{e}{X} = \frac{X - \hat{X}}{X} \times 100\% \quad (7)$$

式中: $e$ ——预测值的误差(偏差); $\epsilon$ ——相对误差。

(1) 均方差 MSE

$$MSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (8)$$

MSE 能突出误差的影响,均方误差指标大于零,其值越大,表明误差越大,该指标是应用最广泛的误差评价指标之一。

(2) 平均绝对误差 MAE

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (9)$$

由于每个  $|e_i|$  都是正值,所以平均绝对误差值可精确地显示预测精度,MAE 值越小,说明其精度越高。

(3) 平均绝对百分比误差 MAPE

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\epsilon_i| \quad (10)$$

平均绝对百分比误差能够真实反映预测的精度,是在不同资料条件下比较误差大小的一个良好指标。同样,MAPE 值越小,其精度越高。

(4) 确定性系数(DC)

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (e_i)^2}{\sum_{i=1}^n (X - \bar{X})^2} \quad (11)$$

式中: $\bar{X}$ ——实测序列的均值。

我国《水文情报预报规范》规定:  $DC \geq 0.90$ , 预报精度等级为甲级;  $0.70 \leq DC < 0.90$ , 预报精度为乙级;  $0.5 \leq DC < 0.70$ , 预报精度等级为丙级;  $DC < 0.50$ , 则不能满足预报要求。

## 3 实例应用

岔巴沟是大理河的子流域,位于陕北子洲县境内。该流域内暴雨洪水的特点为暴雨历时短、雨强大、次洪量大且单峰型洪水占主导地位,全年降雨量主要集中于几场暴雨,每逢暴雨干支流均会出现较大的洪水。因而本次研究选取半干旱地区的岔巴沟流域作为典型流域。选取 12 h 雨量超过 30 mm,且洪

水过程为单峰的雨洪资料作为分析建模对象。1980—2010 年间岔巴沟流域满足条件的暴雨洪水共 15 次。其中 12 次暴雨洪水资料用于模型率定,剩余 3 次用于模型验证。岔巴沟流域内有 10 个雨量站,1 个水文站。影响次洪量大小的因素分为气候因素和流域下垫面因素两类。其中气候因素选取次暴雨量  $X_1$ 、暴雨中心位置  $X_2$ 、洪峰流量  $X_3$ <sup>[17]</sup>、最大 3 h 雨强  $X_4$ ; 流域下垫面因素选取前期影响雨量  $X_5$ 、淤地坝控制面积  $X_6$ 、以及林地覆盖率  $X_7$ 。利用这 7 个指标作为影响次洪量大小的因素。需要说明的是,暴雨中心位置指的是暴雨中心到出口断面的距离,而前期影响雨量可用洪水过程线起涨时刻的流量代替<sup>[18]</sup>。

### 3.1 预测模型的建立与验证

3.1.1 多元线性回归 对所选取的 7 个影响因子数值和实测次洪量进行无量纲化后,采用逐步回归法分析发现 7 个因子与次洪量相关性都较强,可不剔除。运用 SPSS 软件的多元回归分析工具对率定期 12 次雨洪资料进行分析,得到多元线性回归方程:

$$Y = 0.36X_1 + 0.131X_2 + 0.624X_3 + 0.189X_4 + 0.109X_5 + 0.284X_6 + 0.036X_7 \quad (12)$$

拟合优度  $R = 0.915$ , 接近于 1, 由此可知公式(12)中的自变量(7 个影响因子)可以解释因变量(次洪量)的变化。拟合值及其相对误差详见表 1。将剩余三场洪水的影响因子代入公式(12), 得验证期的预测值及其相对误差详见表 1。

3.1.2 去趋势互相关分析法 将率定期 12 次洪水的七个影响因子及其实测次洪量进行去趋势互相关分析。首先选择次暴雨量同次洪量进行相关分析。对次暴雨量与次洪量原始序列, 分别计算均值; 等间隔划分为 9 个步长段; 采用最小二乘法拟合, 得到步长段  $r$  对应的  $F(r)$ ; 点绘  $(\lg(r_i), \lg[F(r_i)]) (i=1, 2, \dots, 9)$ , 可用线性拟合(图 1)。从图 1 可得, 次暴雨与次洪量的标度指数为 1.07。重复上述工作, 即可得到剩余 6 个因子暴雨中心位置、洪峰流量、最大 3 小时雨强、前期影响雨量、淤地坝控制面积  $X_6$  和林地覆盖率与次洪量的标度指数, 分别为 0.42, 1.21, 0.94, 0.65, 0.32 和 0.29。

根据标度指数  $A$  的判断标准, 次暴雨量、洪峰流量、前期影响雨量和最大 3 h 雨强与次洪量之间存在较强的正相关, 而其余 3 个因子与次洪量之间的相关性较弱, 可剔除。根据公式(3—2), 计算洪峰流量、次暴雨量、前期影响雨量以及降雨强度在次洪量预测中的权重  $C_i$ , 分别为 0.31, 0.28, 0.17 以及 0.24。

$$C_i = \frac{A_i}{\sum A_i} \quad (13)$$

将 4 个影响因子的率定期以及验证期洪水分别配以相应的权重后相加后得到模型计算值及其相对误差详见表 1。

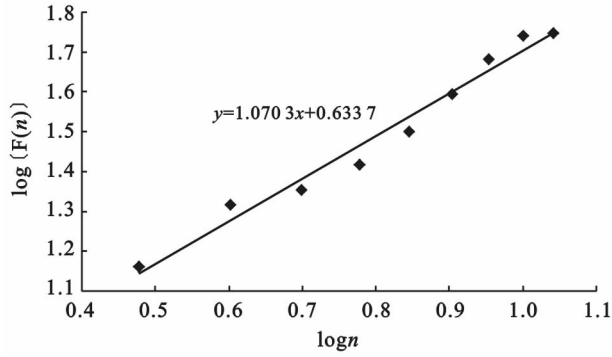


图 1 次暴雨量与次洪量的标度指数曲线

3.1.3 BP 神经网络 BP 神经网络模型同样是以率定期场次洪水中 7 个影响因子作为输入层,次洪量作为输出层,设置最大迭代次数为 10 000 次,网络目标误差为 0.000 001,学习速度为 0.01。经过经验公式和反复对比分析,比较输出误差的大小,最终确定该神经网络隐层第一层节点数为 20,隐层第二层节点数为 40。根据上述设置对 BP 神经网络训练,直至符合预定的目标,经测试神经网络在 43 步时收敛速度较快且达到要求, $R=0.96\ 986$ ,模型具有较好的拟合优度。其拟合值及其相对误差详见表 1。验证期洪水的预测值及其误差同见表 1。

3.1.4 BP 神经网络组合模型 将多元线性回归模型和去趋势互相关分析法在率定期的模拟结果作为 BP 神经网络的输入值,实测次洪量作为输出值,构建基于 MLR-DCCA 的 BP 神经网络组合模型。根据 3.1.3 中 BP 神经网络的参数设置训练,经测试  $R=0.985\ 19$ ,模型拟合效果理想。其拟合值及其相对误差见表 1。同样代入两种单一模型在验证期的模拟值,得到 BP 神经网络组合模型的预测值及其相对误差(表 1)。

3.1.5 模型比较 从表 1 可得,多元线性回归、BP 神经网络、去趋势互相关分析法和 BP 神经网络组合模型率定期 12 次洪水的相对误差均值分别为 19.7%,8.8%,16.6%和 6.6%;误差范围分别是(-5.4%~-57.1%),(-0.1%~-37%), (2.8%~40.8%)和(0.3%~-36.1%)。据此可知,模型预测效果从优到劣分别为 BP 神经网络组合模型、BP 神经网络模型、去趋势互相关分析法和多元线性回归模型。验证期 3 次洪水的相对误差均值分别为 12.2%,8.6%,18.4%和 6.4%;误差范围分别是(6%~19.8%), (0.6%~19.9%), (14.0%~21.4%)和(0.1%~-14.9%)。模型预测效果从优到劣分别为 BP 神经网络组合模型、BP 神经网络模型、多元线性回归模型和去趋势互相关分析法。综上所述,从模型率定与验证、相对误差及其误差范围均表明,基于 MLR-DCCA 的 BP 神经网络组合模型的预测效果好于单一模型。

表 1 次洪量的模型计算值、实测值及其相对误差

分期	洪水编号	实测洪量	单一预测模型						组合预测模型	
			多元线性回归		BP 神经网络		去趋势互相关		BP 组合模型	
			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/%
率定期	19830726	99.3	87.5	11.9	98.0	1.4	87.5	11.9	103.5	-4.2
	19850812	43.0	49.9	-16.2	48.0	-11.7	46.0	-7.0	47.2	-9.8
	19870826	136.1	100.8	25.9	135.4	0.5	114.8	15.6	134.5	1.2
	19880713	139.8	99.6	28.7	138.7	0.8	120.6	13.7	132.6	5.2
	19890716	179.0	147.1	17.8	178.6	0.2	171.4	4.2	176.8	1.2
	19900704	35.9	56.4	-57.1	49.2	-37	49.9	-39.0	48.8	-36.1
	19940802	225.0	261.8	-16.3	245.7	-9.2	297.8	-32.3	227.9	-1.3
	19940831	45.1	41.0	8.9	52.7	-17	43.8	2.8	44.9	0.3
	19950713	50.5	53.2	-5.4	43.9	13	71.1	-40.8	46.9	7.2
	19950826	128.7	104.4	18.9	128.8	-0.1	124.4	3.4	134.5	-4.5
	19960801	155.9	141.2	9.4	155.2	0.5	171	-9.7	160.4	-2.9
	20010818	249.6	198.8	20.3	212.8	14.7	201.7	19.2	236.8	5.1
相对误差均值				19.7		8.8		16.6		6.6
验证期	20040819	65.6	61.6	6.0	52.5	19.9	74.7	-14.0	55.8	14.9
	20050807	50.7	56.2	-10.8	53.4	-5.3	60.8	-19.9	48.6	4.2
	20060829	207.9	166.8	19.8	206.8	0.6	163.4	21.4	207.6	0.1
相对误差均值				12.2		8.6		18.4		6.4

### 3.2 模型预测精度的评价

表2给出了3种单一模型以及本次研究建立的BP神经网络组合模型验证期的误差指标及确定性系数。从表2可得,对于指标越小越优的MSE,MAE与MAPE,4个模型预测效果从优到劣分别BP神经网络组合模型、BP神经网络模型、多元线性回归模型和去趋势互相关分析法;对于指标越大越优的DC,4个模型预测效果从优到劣分别BP神经网络组合模型、BP神经网络模型、多元线性回归模型和去趋势互相关分析法。综上所述,从模型验证期预测值的评价指标判断,基于MLR-DCCA的BP神经网络组合模型的预测效果好于单一模型。

表2 模型验证期的评价指标值

模型类别	评价指标			
	MSE	MAE	MAPE	DC
多元线性回归模型	13.948	16.901	0.122	0.789
BP神经网络模型	4.461	5.630	0.086	0.989
去趋势互相关分析法	15.525	21.270	0.184	0.661
BP神经网络组合模型	3.342	4.067	0.064	0.994

## 4 结论

本研究在总结了已有研究成果关于半干旱区次洪量预测的主要影响因子基础上,建立了多元线性回归、BP神经网络、去趋势互相关分析法以及基于MLR-DCCA的BP神经网络组合模型。经岔巴沟流域实例分析表明,基于多元线性回归模型和去趋势互相关分析法的BP神经网络组合模型在模型预测误差与评价指标角度均优于单一模型——多元线性回归、BP神经网络、去趋势互相关分析法。预测次洪量的BP神经网络组合模型仅是初步尝试,理论上适用于相似小流域,可开展进一步研究加以验证与推广。

### [ 参 考 文 献 ]

[1] 曹文洪,胡海华,吉祖稳.黄土高原地区淤地坝坝系相对稳定研究[J].水利学报,2007,38(5):606-610.  
 [2] 李莉,王峰,孙维营,等.黄土高原淤地坝水毁问题分析[J].中国水土保持,2014(10):20-22.

[3] 曲婵,刘万青,刘春春,等.黄土高原淤地坝研究进展[J].水土保持通报,2016,36(6):339-342.  
 [4] 许五弟,杨勤科,梁剑辉.淤地坝溃坝预报预警地理信息模型初探[J].中国水土保持,2010(1):42-54.  
 [5] 韩瑞光,冯平.流域下垫面变化对洪水径流影响的研究[J].干旱区资源与环境,2010(8):27-30.  
 [6] 魏霞,李占斌,沈冰,等.淤地坝建设中的水毁问题及其防御措施[J].水资源与水工程学报,2004,15(4):55-59.  
 [7] 毛开翼.关于组合预测中的权重确定及应用[D].四川成都:成都理工大学,2007.  
 [8] 曹文洪,张启舜,姜乃森.黄土地区一次暴雨产沙数学模型的研究[J].泥沙研究,1994(1):1-13.  
 [9] 张晓明,余新晓,武思宏,等.黄土丘陵沟壑区典型流域土地利用/土地覆被变化水文动态响应[J].生态学报,2007,27(2):414-423.  
 [10] 毕华兴,朱金兆,张学培.晋西黄土区小流域场暴雨径流泥沙模型研究[J].北京林业大学学报,1998(6):18-23.  
 [11] 梁毅,刘世洪.基于遗传算法优化的BP神经网络的组合预测模型方法研究[J].中国农业科学,2012,45(23):4924-4930.  
 [12] 周秀平,李天翔,王文圣.年径流预测的最小二乘支持向量机-马尔可夫链组合模型[J].水力发电学报,2013,32(4):16-19.  
 [13] 邓力,范庚,刘治学.基于回归分析方法的网络故障预测[J].计算机工程,2012(20):251-255.  
 [14] 刘春琼,刘萍.基于DCCA方法分析气候变化对四川省粮食产量的影响[J].中国农业气象,2016,37(1):43-49.  
 [15] 程占红,牛莉芹,吴必虎.基于DCCA方法的旅游从业者对旅游影响认知水平的排序[J].地理研究,2008,27(3):715-720.  
 [16] 张景阳,潘光友.多元线性回归与BP神经网络预测模型对比与运用研究[J].昆明理工大学学报:自然科学版,2013,38(6):61-67.  
 [17] 周玲微,雷廷武,武阳.岔巴沟流域次暴雨产流无量纲模型[J].农业工程学报,2010,26(11):54-60.  
 [18] 林木生,陈兴伟,陈莹.晋江西流域洪水与暴雨时空分布特征的相关分析[J].资源科学,2011,33(12):2226-2231.