

# 年径流系数变化特征及预测模型研究

王少丽<sup>1</sup>, 臧敏<sup>2</sup>, 王亚娟<sup>2</sup>, 王材源<sup>2</sup>, 常晓敏<sup>1</sup>, 陶园<sup>1</sup>

(1.中国水利水电科学研究院水利研究所,北京 100048;2.北京市水文总站,北京 100089)

**摘要:**以北京市漫水河流域为研究对象,对漫水河1956—2016年年降雨量、年径流系数变化特征及径流系数突变性进行分析,以2000—2016年代表现状下垫面条件,采用主成分分析法分析了时段降雨量和年降雨量对年径流系数的影响,并建立了年径流系数与主要降雨因子的线性主成分回归模型及基于LM(Levenberg—Marquardt)算法的BP神经网络模型。结果表明:漫水河流域年径流系数在过去的61年间呈极显著下降趋势,年径流系数从1956年到上世纪70年代初、上世纪70年代末到80年代末、2000年至今有3个急剧的下降趋势;现状下垫面条件下,短时期强降雨对年径流系数的影响较大,采用神经网络模型预测的年径流系数值和实测值相关系数0.99,平均绝对误差MAE为0.0026,均方根误差RMSE值为0.005,与回归模型相比,神经网络方法构建的年径流系数预测模型精度高,预测效果好。

**关键词:**降雨量;径流系数;主成分;神经网络

**中图分类号:**TV11 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-2242(2020)05-0056-05

**DOI:**10.13870/j.cnki.stbcbx.2020.05.008

## Research on Annual Runoff Coefficient Characteristics and Prediction Model

WANG Shaoli<sup>1</sup>, ZANG Min<sup>2</sup>, WANG Yajuan<sup>2</sup>, WANG Caiyuan<sup>2</sup>, CHANG Xiaomin<sup>1</sup>, TAO Yuan<sup>1</sup>

(1. Department of Irrigation and Drainage, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100048; 2. Beijing Hydrological General Station, Beijing 100089)

**Abstract:** Taking Manshuihe watershed, Beijing as the research object, the characteristics and abrupt change point of the annual precipitation and runoff coefficient from 1956 to 2016 were analyzed. Principal Component Analysis was used to analyze the influence of hourly rainfall and annual rainfall on annual runoff coefficient based on runoff coefficient under the underlying surface condition of 2000—2016. A linear principal component regression model and BP neural network model based on LM Algorithms for annual runoff coefficient and main rainfall factors was established. The results showed that annual runoff coefficient had been declining significantly in the past 61 years, and had three sharp downward trends from 1956 to early 1970s, late 1970s to late 1980s, 2000 to present. The short-term rainfall had a great influence on annual runoff coefficient under the current underlying surface. The correlation coefficient, Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Squared Error (RMSE) were 0.99, 0.0026 and 0.005 respectively between annual runoff coefficient predicted by neural network model and measured value. Compared with regression model, the neural network model gave a better result in simulating annual runoff coefficient.

**Keywords:** rainfall; runoff coefficient; principal component; neural network

径流系数是表征流域降雨产流多少的重要参数,它是指某一时间段内汇水面积上的产流量与相应时段内的降雨量的比值,反映了流域内自然地理因素对降水形成径流过程的影响,有资料<sup>[1-2]</sup>显示,受气候变化和人类活动的影响,中国主要流域出现径流量减小和水资源短缺现象。径流系数大小受降雨特征和下垫面条件影响<sup>[3-5]</sup>。降雨量相近条件下,降雨集中且

强度较大的年份较降雨相对均匀的年份径流系数偏大;反之,径流系数则偏小<sup>[6]</sup>。随着经济社会的快速发展和人口的增长,不透水格局趋向积聚,使得植被缓解径流的能力降低;河网直线化和硬化使得河流的调蓄功能下降<sup>[7]</sup>,影响径流系数的大小。不少学者对径流系数变化趋势及其影响因素进行了研究,王兆礼等<sup>[8]</sup>采用统计方法分析了径流系数年际变化特征

及其对气候变化与植被覆盖变化的响应;石扬旭等<sup>[9]</sup>以淮河上游的23个小流域为研究对象,分析流域地貌结构特征、土地利用/覆盖分类以及土壤物理性质对多年平均径流系数的影响认为,平均坡度和面积高程积分对多年平均径流系数影响最大;王心睿等<sup>[10]</sup>对渭河流域1960—2005年径流系数分析表明,由于人类活动和气候变化的影响,渭河流域降雨转化为径流的能力显著减弱,并在未来还将继续减弱。

径流系数确定方法有径流小区试验<sup>[11-13]</sup>,基于历史统计数据的回归模型、时间序列模型、人工神经网络模型<sup>[14-15]</sup>,水文模型<sup>[16-17]</sup>等。由于流域水文系统的复杂性和非线性,近年来人工神经网络法开始应用于降雨径流预报中,武晟等<sup>[18]</sup>通过模拟降雨试验,分析了降雨强度等因素对场次径流系数影响,并建立了基于BP神经网络的径流系数预测模型;李志新等<sup>[19]</sup>以5—10月月平均流量作为预报影响因子,建立了年径流量预报的BP神经网络模型;农振学等<sup>[20]</sup>采用主成分分析法筛选预报因子,并结合BP人工神经网络构建了赣江流域上游万安水库入库径流的中长期预报模型。已有研究<sup>[18,21]</sup>表明,与传统方法比较,基于神经网络构建的预测模型精度更高。

以往针对下垫面对径流系数影响的研究较多,而不同时段降雨量对年径流系数的影响尚未见报道,本文以北京市漫水河流域为研究对象,分析漫水河流域1956—2016年径流系数的变化特征以及突变性,以2000—2016年代表现状下垫面条件,采用主成分分析法分析时段降雨和年降雨对年径流系数的影响,同时建立年径流系数与主要降雨因子的线性主成分回归模型及BP神经网络模型,旨在为北京地区水资源管理、洪涝灾害防治及水资源的可持续利用提供理论支撑。

## 1 研究区概况

研究区为漫水河流域,控制站为漫水河水文站。漫水河站位于大石河上游,地处北京市房山区河北镇磁家务村,东经 $115^{\circ}59'$ ,北纬 $39^{\circ}48'$ (图1),控制面积约 $653\text{ km}^2$ ,流域自西向东倾斜成树叶状,为封闭小流域。大石河发源于北京市房山区境内,属拒马河支流,流经该区9个乡镇,于路村出市界,汇入北拒马河。流域全部为山区,上游森林密布,水土保持较好,中下游植被较差,个别地区水土流失严重。该流域属于温带大陆性季风气候区,季节性差别较大,冬夏两季气温变化大,冷暖气团交汇频繁,时有暴雨发生,是北京市频发暴雨地之一。1956—2016年61年平均降水量为 $590.8\text{ mm}$ ,降水量年内变化极不均匀,全年80%以上降水量集中在6—9月。

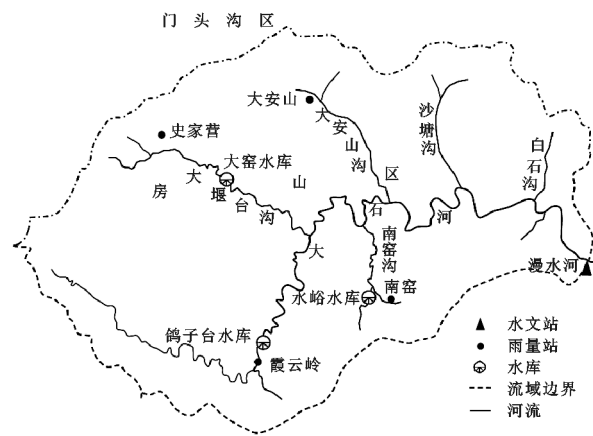


图1 漫水河水文站控制流域

## 2 数据来源与研究方法

### 2.1 数据来源

收集了漫水河流域1956—2016年年降雨量、天然径流量系列,以及流域内大安山、南窑、史家营、霞云岭站及漫水河水文站5个站2000—2016年小时降雨量记录,整理5个站2000—2016年年降雨量、最大24 h降雨量、最大6 h降雨量、最大3 h降雨量等时段降雨量值,考虑到这5个雨量站在面上分布较为均匀,采用算术平均法将5个站点不同时段降雨量的平均值作为漫水河控制流域对应时段降雨量值。

### 2.2 研究方法

采用 $M-K$ 方法和滑动 $T$ 检验法对年径流系数变化趋势及突变性进行检验分析,以近期径流突变点以后的年代代表现状下垫面条件。首先,采用主成分分析不同时段降雨量对年径流系数的影响,确定影响年径流系数的主要降雨因子,建立年径流系数与主要降雨因子的线性主成分回归模型。主成分分析是利用“降维”的思想,在损失很少信息的前提下把原来多个变量指标转化为少数几个互不相关的综合指标的一种统计分析方法。通过建立原始数据矩阵,经过数据标准化处理,计算相关关系矩阵,分别求出主成分的方差贡献率及累积贡献率,选择主成分个数,然后求出相关矩阵的特征根和特征向量,建立主成分方程<sup>[22]</sup>。

其次,将基于主成分法选定的主要降雨因子作为BP神经网络模型的输入因子,模拟预测年径流系数,并与线性主成分回归预测模型进行对比。人工神经网络是基于模仿人类大脑结构和功能而构成的一种信息处理系统,是一个高度复杂的、非线性动力学系统,具有学习、记忆、联想、归纳、概括和抽取、容错以及自学自适应的能力,具有广泛的应用前景<sup>[23]</sup>。BP神经网络模型是一种按误差逆向传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一,由输入层、输出层和多个隐含层组成,含有一个隐含层的3层BP网络是标准的BP网络模型。模型算法由正向传播过程与反向传播过程组成,正向传播

时,输入样本经各隐层逐层传向输出层,若误差达不到要求,则转入误差的反向传播阶段,将输出误差通过隐含层向输入层传播,从输出层、隐含层、输入层逐次修改网络参数权值和阈值,使网络实际输出值与期望输出值的误差均方差值为最小<sup>[24]</sup>。

### 3 结果与分析

#### 3.1 年径流系数变化特征

3.1.1 年径流系数趋势变化 从图2可以看出,漫水河

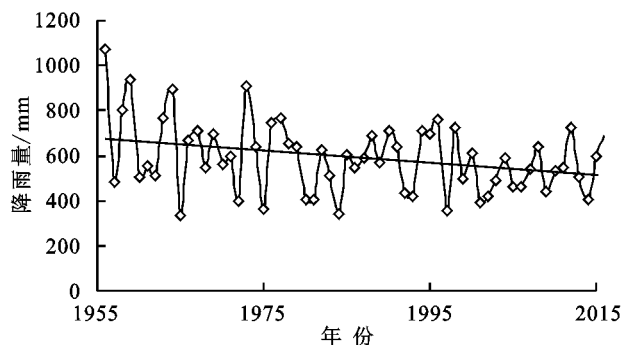
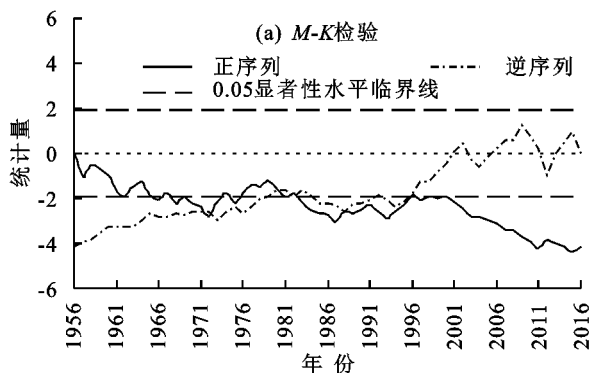


图2 年降雨量、径流系数年际变化

3.1.2 年径流系数突变检验 采用 $M-K$ 方法对年径流系数的突变检验(图3)表明,1956年至今, $UF$ 统计量均小于0,表明年径流系数呈下降趋势; $UF$ 曲线从1956年到上世纪70年代初、上世纪70年代末到80年代末、2000年至今有3个急剧的下降趋势,表明在这3个时期内年径流系数处于明显的减少趋势,并且从上世



纪80年代初开始, $UF$ 统计量超出0.05显著水平下限,特别是2000年至今 $UF$ 统计量远超出0.05显著水平下限,表明近期年径流系数下降趋势显著。年径流系数的2条时间序列线在信度线范围内的1980年有1个突变点。滑动 $T$ 检验法对年径流系数的突变检验结果表明,1980年、1981年、1988年和1999年为突变点。

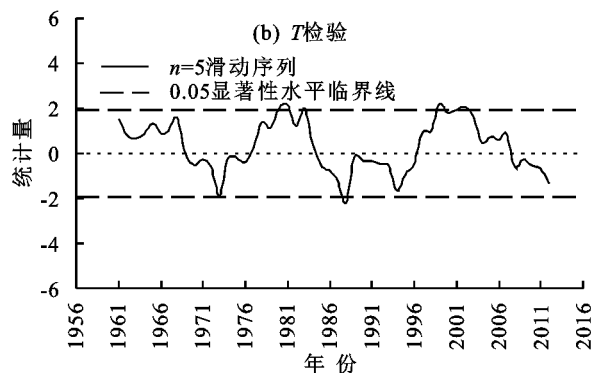


图3 年径流系数 $M-K$ 和滑动 $T$ 法突变检验

3.1.3 不同时期年径流系数的变化 为消除一些年可能的异常值带来的影响,更清晰地表征不同时期降雨量、径流系数变化特征,从1956—2016以每5年为1个时段,计算5年降雨量均值及径流系数均值,其变化过程见图4,其中2011—2016年为6年均值。由图4可以看出,年径流系数经历了3个下降阶段,1961—1965年与1956—1960年相比,径流系数从0.36下降到0.14,降幅67.5%,原因一是降雨减少,1956—1960年有3年丰水年,5年降雨量均值为760.8 mm,年径流系数总体也较大,特别是1956年达到0.68,1961—1965年5年降雨量均值为613.5 mm,虽然大于漫水河流域61年的平均降雨量590.8 mm,但与

流域1956—2016年降水量年际间变化大,存在丰水年与枯水年交替现象, $M-K$ 统计量 $Z$ 为-1.81,其绝对值小于显著水平0.05的正态分布临界值1.96,表明降雨量在过去的61年间下降趋势不显著。年径流系数随时间变化也呈递减趋势, $M-K$ 统计量 $Z$ 为-4.16,其绝对值大于显著水平0.01的正态分布临界值2.32,表明年径流系数在过去的61年间呈极显著下降趋势。

前5年相比,降雨量下降19.4%;二是可能的下垫面变化,1960年后,年径流系数又呈现先下降后上升趋势,直到1980年,但总体变化不大。年径流系数另一个下降阶段发生在上世纪80年代后,1981—1985年与1976—1980年相比,降雨量均值从642.8 mm降到497 mm,减少22.7%,年径流系数从0.13降到0.04,减少73.9%,除了降雨量减少幅度较大外,这时期下垫面变化对径流的变化可能也起了重要的作用;另外上世纪80年代大规模开采地下水,地下水位下降使土壤库容增大也是径流量减小的主要因素;1985年后径流系数呈现上升趋势直到2000年。年径流系数第3个下降阶段发生在2000年以后,2001—2005年与

1996—2000年相比,降雨量均值从588.2 mm降到471.2 mm,下降19.9%,径流系数从0.11降到0.02,下降85.5%,这时期径流系数下降原因和上一阶段下降原因可能一致,从地下水埋深变化也可以看出,这一时期地下水埋深较大,可以储蓄较多的雨水,从而减少径流产生量。

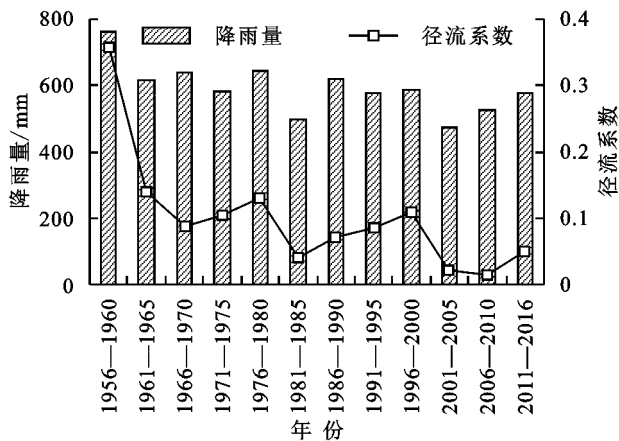


图4 不同时期年降雨和径流系数均值变化过程

### 3.2 基于主成分法和BP神经网络的年径流系数预测

地表径流是降水 and 下垫面综合作用的产物,当下垫面假定不变条件下,地表径流仅和降水密切相关。依据前年径流系数突变点分析结果,1999年为突变点,另外根据不同时期年径流系数变化特征可知,年径流系数下降幅度大于降雨下降幅度,不同时期下垫面的影响不可忽视,因此,可以认为2000—2016年期间下垫面变化不大,并且代表现状下垫面条件,据此建立基于时段降雨量的年径流系数预测模型。

3.2.1 基于主成分法的年径流系数预测 选取年降雨量、最大3h降雨量、最大6h降雨量、最大24h降雨量4个不同时段降雨值,命名为原变量 $x_1 \sim x_4$ ,依据主成分分析原理提取影响年径流系数变化的主要降雨因子,通过对数据进行KMO检验和Bartlett检验,得KMO值为0.667,且Bartlett的球形度检验为显著性水平0,表明各降雨量值之间有一定的相关性,可进行主成分分析。

计算各变量的特征值、特征向量、方差贡献率和累积贡献率(表1),根据特征值 $>1.0$ 的提取原则,提取出1个主成分,对所有变量的解释率达83.1%。变量 $x_1, x_2, x_3$ 和 $x_4$ 在主成分上的初始因子荷载值分别为0.769, 0.915, 0.979, 0.968。

表1 特征值与主成分贡献率以及累计贡献率

成份	初始特征值			提取平方和载入		
	合计	方差百分比/%	累积/%	合计	方差百分比/%	累积/%
1	3.32	83.10	83.10	3.32	83.10	83.10
2	0.56	13.93	97.03			
3	0.11	2.63	99.66			
4	0.01	0.34	100.00			

根据中心化后的特征向量值列出各主成分表达式为:

$$F_1 = 0.4217Zx_1 + 0.5018Zx_2 + 0.5370Zx_3 + 0.5311Zx_4 \quad (1)$$

式中: $Zx_1, Zx_2, Zx_3, Zx_4$ 为 $x_1, x_2, x_3, x_4$ 的标准化变量,分析主成分表达式(1)和主成分荷载值可知,第1主成分在最大3,6,24h降雨量的荷载均较大,说明短时段集中降雨量对年径流系数的影响较大。以不同时段降雨值为自变量,年径流系数为因变量,建立漫水河站年径流系数主成分回归预测模型,结果表明,标准化后的变量 $Z_a$ 与选取的主成分 $F_1$ 回归后,相关系数 $R$ 为0.934, $R^2$ 为0.872,说明87.2%的年径流系数变化可由本模型解释。与此同时由方差分析可知, $F$ 统计量都通过 $\alpha = 0.05$ 的显著性检验,说明回归方程显著。回归系数通过95%的显著性 $t$ 检验,且不存在共线性影响。模型表达式为:

$$Z_a = 0.512 \times F_1 \quad (2)$$

将 $F_1$ 表达式(1)带入公式(2)得出用标准化自变量表示的回归方程,再转换为原始变量得到年径流系数 $a$ 的预测模型为:

$$a = -0.0632 + 0.000089x_1 + 0.00055x_2 + 0.000294x_3 + 0.000159x_4 \quad (3)$$

3.2.2 基于神经网络的年径流系数预测 理论上,只有1个隐层的3层感知器神经网络,就可以以任意精度逼近1个连续非线性函数<sup>[25]</sup>,因此,本研究采用1个隐藏层,隐层传输函数采用双曲正切函数(tansig),输出层传输函数采用线性传递函数(purelin)。建立在主成分分析基础上,输入层为与年径流系数相关的年降雨量、最大3h降雨量、最大6h降雨量、最大24h降雨量,共4个节点,预报对象为年径流系数,因此,输出层为1个节点。在BP神经网络拓扑结构中,隐含层节点的数目直接影响网络的映射能力。隐含层节点数量太少,不足以概括和体现训练集中的样本规律;隐层节点数量过多,又可能把样本中非规律性的内容也学会记牢,出现“过度拟合”现象<sup>[26]</sup>。隐含层节点数(即神经元数)确定的经验公式为<sup>[27]</sup>:

$$I = \sqrt{m+n} + a \quad (4)$$

式中: $I$ 为隐含层神经元数; $m$ 为输出层神经元数; $n$ 为输入层神经元数; $a$ 为1~10的常数项。本研究 $m$ 为1, $n$ 为4,按公式(4)计算的节点数在4~13,选取当训练与预测值误差最小时的隐层神经元个数作为模型的隐层节点数,经计算,节点数为4时可以达到预测精度要求。

随机采用70%数据用于训练、15%用于检验、15%用于测试,通过多层感知器,对样本进行训练模拟,优化算法采用梯度下降法与高斯—牛顿法相结合

的 LM(Levenberg-Marquardt) 算法, 神经网络模型预测年径流系数和实测径流系数变化关系以及采用回归模型的预测值变化一并绘入图 5。采用神经网络模型的年径流系数预测值和实测值总体相关系数分别为 0.99, 平均绝对误差 MAE 为 0.002 6, 均方根误差 RMSE 值为 0.005。采用回归模型预测的年径流系数值和实测值相关系数 0.93, 平均绝对误差 MAE 为 0.018 3, 均方根误差 RMSE 值为 0.023。总体来看, 年径流系数预测值与实测值变化趋势较为一致, 而基于神经网络构建的预测模型精度更高。实际研究中, 为达到更全面准确地反映某个研究对象的变化规律, 通常会考虑与其相关的多个影响因素, 为减少神经网络模型的输入变量个数, 可以结合主成分分析, 由主成分法对输入变量进行降维处理, 在保留影响因子最大信息量的前提下, 减少神经网络建模数据的输入, 简化网络结构, 加快模型的训练速度, 提高预测精度。

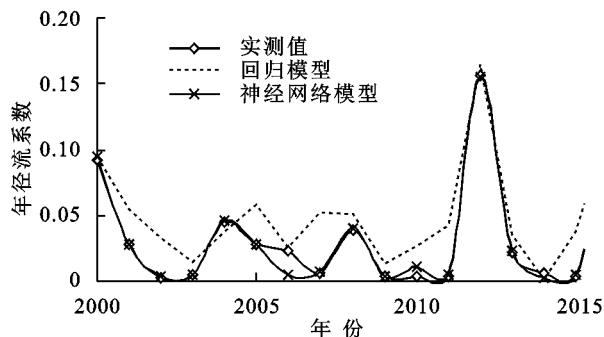


图 5 年径流系数实测值与模拟值对比

## 4 结论

(1) 漫水河流域降雨量在过去的 61 年间下降趋势不显著, 而年径流系数在过去的 61 年间呈极显著下降趋势。年径流系数变化经历了 3 个下降阶段, 第 1 阶段是 1961—1965 年, 与 1956—1960 年相比, 降雨量下降 19.4%, 径流系数从 0.36 下降到 0.14, 降幅 67.5%; 第 2 个下降阶段发生在上世纪 80 年代后, 1981—1985 年与 1976—1980 年相比, 降雨量减少 22.7%, 年径流系数从 0.13 降到 0.04, 减少 73.9%; 第 3 个下降阶段发生在 2000 年以后, 2001—2005 年与 1996—2000 年相比, 降雨量下降 19.9%, 径流系数从 0.11 降到 0.02, 下降 85.5%。

(2) 现状下垫面条件下, 主成分分析结果表明, 最大 3, 6, 24 h 短时段降雨量对年径流系数的影响均较大, 年径流系数主成分回归预测值和实测值相关系数为 0.93, 平均绝对误差 MAE 为 0.018 3, 均方根误差 RMSE 值为 0.023; 采用神经网络模型预测的年径流系数值和实测值相关系数 0.99, 平均绝对误差 MAE 为 0.002 6, 均方根误差 RMSE 值为 0.005, 神经网络方法构建的预测模型精度更高。

## 参考文献:

- [1] 张建云, 贺瑞敏, 齐晶, 等. 关于中国北方水资源问题的再认识[J]. 水科学进展, 2013, 24(3): 303-309.
- [2] 张树磊, 杨大文, 杨汉波, 等. 1960—2010 年中国主要流域径流量减小原因探讨分析[J]. 水科学进展, 2015, 26(5): 605-613.
- [3] Sriwongsitanon N, Taesombat W. Effects of land cover on runoff coefficient[J]. Journal of Hydrology, 2011, 410(3/4): 226-238.
- [4] 许翼, 徐向舟, 于通顺, 等. 强降雨条件下城市回填土草坪径流系数的影响因子分析[J]. 水土保持学报, 2014, 28(6): 82-87.
- [5] 刘俊, 尹洋洋, 沙晓军, 等. 下垫面要素变化对径流影响的多元统计分析[J]. 水资源保护, 2016, 32(2): 41-44.
- [6] 朱恒峰, 赵文武, 康慕谊, 等. 水土保持地区人类活动对汛期径流影响的估算[J]. 水科学进展, 2008, 19(3): 400-406.
- [7] 王跃峰, 许有鹏, 张倩玉, 等. 太湖平原区河网结构变化对调蓄能力的影响[J]. 地理学报, 2016, 71(3): 449-458.
- [8] 王兆礼, 陈晓宏, 杨涛. 东江流域径流系数变化特征及影响因素分析[J]. 水电能源科学, 2010, 28(8): 10-13.
- [9] 石扬旭, 张友静, 李鑫川, 等. 流域下垫面特征对多年平均径流系数的影响[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2017, 45(12): 138-147, 154.
- [10] 王心睿, 刘登峰, 陈娜, 等. 渭河流域径流系数的演变规律研究[J]. 水资源与水工程学报, 2014, 25(3): 138-142.
- [11] 李广, 黄高宝. 雨强和土地利用对黄土丘陵区径流系数及蓄积系数的影响[J]. 生态学杂志, 2009, 28(10): 2014-2019.
- [12] 罗雅雪, 张思琪, 颜红, 等. 亚喀斯特林地野外模拟降雨条件下地表径流特征[J]. 水资源与水工程学报, 2018, 29(1): 117-121.
- [13] 李和谋, 梁心蓝, 赵小东, 等. 模拟降雨条件下地表起伏对产流产沙的影响[J]. 水土保持学报, 2019, 33(6): 99-104.
- [14] 任娟慧, 任波, 郑秀清, 等. 1964—2012 年晋西黄土丘陵区圪洞流域径流变化分析[J]. 水电能源科学, 2018, 36(11): 18-21.
- [15] 李胜曙, 鲜冰, 李明达. 基于降雨径流资料对黄土高原高塬沟壑区径流系数的模拟研究[J]. 水电站设计, 2019, 35(3): 64-65, 162.
- [16] 樊慧静, 赵红莉, 蒋云钟. 不同气候情景下土地利用变化对径流系数影响研究[J]. 水利水电技术, 2012, 43(4): 11-13, 18.
- [17] 刘悦, 舒心怡, 管晓祥, 等. 城西试验流域水文特性及水文过程模拟[J]. 水资源与水工程学报, 2019, 30(4): 32-38.
- [18] 武晟, 解建仓, 汪志荣, 等. 典型下垫面径流系数预测的神经网络方法研究[J]. 环境科学与技术, 2007, 30(5): 1-5.
- [19] 李志新, 赖志琴. 年径流变化的 BP 神经网络预报模型研究[J]. 水电能源科学, 2018, 36(7): 10-12.

- [3] Donjatee S, Tingsanchali T. Reduction of runoff and soil loss over steep slopes by using vetiver hedgerow systems[J]. *Paddy and Water Environment*, 2013, 11(1/4): 573-581.
- [4] Partha P A, Hombegowda H C, Barman D, et al. Soil erosion control and carbon sequestration in shifting cultivated degraded highlands of eastern India: Performance of two contour hedgerow systems[J]. *Agroforestry Systems*, 2017, 91(4): 757-771.
- [5] Lenka N K, Dass A, Patnaik U S, et al. Soil carbon sequestration and erosion control potential of hedgerows and grass filter strips in sloping agricultural lands of eastern India[J]. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 2012, 158(1): 31-40.
- [6] 林超文, 涂仕华, 黄晶晶, 等. 植物篱对紫色土区坡耕地水土流失及土壤肥力的影响[J]. *生态学报*, 2007, 27(6): 2191-2198.
- [7] 翟婷婷, 湛芸, 李铁, 等. 植物篱篱前淤积带与篱下土坎土壤水库和抗剪性能对比研究[J]. *生态学报*, 2020, 40(2): 1-9.
- [8] 许峰, 蔡强国, 吴淑安, 等. 等高植物篱控制紫色土坡耕地侵蚀的特点[J]. *土壤学报*, 2002, 39(1): 71-80.
- [9] 林秋月. 花岗岩区土壤抗蚀性评价因子体系研究[D]. 福州: 福建农林大学, 2006.
- [10] 郭培才, 张振中, 杨开宝. 黄土区土壤抗蚀性预报及评价方法研究[J]. *水土保持学报*, 1992, 6(3): 48-51, 58.
- [11] 谢贤健, 李永飞. 不同巨桉林下紫色土壤抗蚀性与土壤因子的耦合关系分析[J]. *水土保持学报*, 2017, 31(1): 97-102.
- [12] Zhu G Y, Tang Z S, Shangguan Z P, et al. Factors affecting the spatial and temporal variations in soil erodibility of China[J]. *Journal of Geophysical Research. Earth Surface*, 2019, 124(3): 737-749.
- [13] 邱陆畅, 张丽萍, 陆芳春, 等. 基于熵权法的林下土壤抗蚀性评价及影响因素分析[J]. *水土保持学报*, 2016, 30(4): 74-79.
- [14] 郑子成, 杨玉梅, 李廷轩. 不同退耕模式下土壤抗蚀性差异及其评价模型[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(10): 199-205.
- [15] Fernando S F, Antonio M G, Carmelo Á Z, et al. Comparison of methods for evaluating soil quality of semiarid ecosystem and evaluation of the effects of physico-chemical properties and factor soil erodibility (Northern Plateau, Spain) [J]. *Geoderma*, 2019, 354(11): e113872.
- [16] 王文艳, 张丽萍, 刘俏, 等. 黄土中主要矿物构成对土壤抗蚀性的影响及空间变异[J]. *水土保持学报*, 2013, 27(4): 7-11.
- [17] 张华渝, 王克勤, 宋娅丽. 滇中尖山河流域不同土地利用类型土壤抗蚀性[J]. *水土保持学报*, 2019, 33(5): 50-57.
- [18] 史晓梅, 史东梅, 文卓立. 紫色土丘陵区不同土地利用类型土壤抗蚀性特征研究[J]. *水土保持学报*, 2007, 21(4): 65-68.
- [19] 蒲玉琳, 谢德体, 林超文, 等. 植物篱—农作模式坡耕地土壤综合抗蚀性特征[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(18): 125-135.
- [20] 中国科学院南京土壤研究所土壤物理研究室. 土壤物理性质测定法[M]. 北京: 科学出版社, 1978.
- [21] 彭新华, 张斌, 赵其国. 红壤侵蚀裸地植被恢复及土壤有机碳对团聚体稳定性的影响[J]. *生态学报*, 2003, 23(10): 2176-2183.
- [22] 吕文星, 张洪江, 程金花, 等. 三峡库区植物篱对土壤理化性质及抗蚀性的影响[J]. *水土保持学报*, 2011, 25(4): 69-73.
- [23] 蒲玉琳, 林超文, 谢德体, 等. 植物篱—农作坡耕地土壤微团聚体组成及分形特征[J]. *土壤学报*, 2012, 49(6): 1069-1077.
- [24] 黄鑫, 蒲晓君, 郑江坤, 等. 不同植物篱对紫色土区坡耕地表层土壤理化性质的影响[J]. *水土保持学报*, 2016, 30(4): 173-177, 215.

(上接第 60 页)

- [20] 农振学, 王超, 雷晓辉. 基于主成分分析和 BP 神经网络的赣江流域中长期径流预报[J]. *水电能源科学*, 2018, 36(1): 16-19.
- [21] 高亮亮, 潘彩霞, 屠星月. 线性回归与 BP 神经网络方法的山东粮食产量预测比较研究[J]. *安徽农业科学*, 2014, 42(30): 10780-10783.
- [22] 刘广明, 吕真真, 杨劲松, 等. 基于主成分分析及 GIS 的环渤海区域土壤质量评价[J]. *排灌机械工程学报*, 2015, 33(1): 67-72.
- [23] 顾海燕, 徐文科, 于雷. 基于 BP 神经网络的河川年径流量预测[J]. *东北林业大学学报*, 2007, 35(10): 83-85.
- [24] 季刚, 华连生, 江双五. PCA—BP 神经网络在降水预测中的应用研究[J]. *微计算机信息*, 2012, 28(8): 128-130.
- [25] 戴葵. 神经网络设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [26] 刘晓刚, 褚桂红. BP 人工神经网络模型及其在年径流预报中的应用[J]. *内蒙古水利*, 2011(4): 76-78.
- [27] Han L, Li R, Zhu H L. Comprehensive evaluation model of soil nutrient based on BP neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2011, 42(7): 109-115.