

# 黄土区不同土地经营方式径流量神经网络模拟

赵鹏宇<sup>1</sup>, 徐学选<sup>2</sup>

(1. 忻州师范学院 地理系, 山西 忻州 034000; 2. 中国科学院 水利部 水土保持研究所, 陕西 杨凌 712100)

**摘 要:**基于黄土坡面降雨—径流关系的复杂性和非线性, 引用 3 层前馈型 BP 网络模型, 对不同土地经营方式(草灌地、刈割地、翻耕地)径流量进行模拟, 以植被盖度、降雨强度、坡度、土壤前期含水率和土壤容重 5 个因子作为输入层变量, 次降雨下径流量作为输出层变量。利用野外人工模拟降雨试验所得到的不同降雨强度下各类土地经营径流小区的径流量实测资料, 对网络进行模拟训练并预测, 径流量平均误差不超过 10%, 且径流量较大的翻耕地训练精度及预测结果较草灌地、刈割地准确性更高些。与传统回归统计方法进行了误差比较, 结果表明, 该模型能更好地预测次降雨的径流量。

**关键词:**黄土区; 径流量; 神经网络; 土地经营方式; 模拟降雨

中图分类号: P333.5

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2012)03-0227-04

## Runoff Simulated with Neural Network under Different Management Patterns in Loess Region

ZHAO Peng-yu<sup>1</sup>, XU Xue-xuan<sup>2</sup>

(1. Department of Geography, Xinzhou Teachers University,

Xinzhou, Shanxi 034000, China; 2. Institute of Soil and Water Conservation,

Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** Based on the complexity and nonlinear characteristics of rainfall and slope runoff, a three-layer feed-forward back-propagation (BP) neural network model was constructed and used to simulate the runoff under different management patterns (grass and shrub land, harvested land, and tillage land). In this network model, vegetation coverage, rainfall intensity, gradient, antecedent soil moisture and soil bulk density were selected as the input variables, and runoff intensity under individual rainfall event was the only output variable. The network model was trained and validated by using the measured data obtained from different runoff plots under different rainfall intensity. The results showed that the mean error was less than 10%. The training accuracy and predictive results of tillage land were better than grass and shrub land and harvested land. The comparison for the results of the BP neural network model method and regression statistics method showed that the BP neural network model was better to predict the runoff under individual rainfall event.

**Key words:** loess region; runoff; neural network; management patterns; simulated rainfall

降雨—径流过程被认为是高度非线性过程, 并且不易用简单模型来描述<sup>[1]</sup>, 径流量的确定是研究降雨产流中非常重要的一个环节, 而影响径流量的因素很多, 并且多为非线性关系, 为此引入了人工神经网络 (ANN)<sup>[2]</sup>, 人工神经网络是一种能模拟具有非线性输入输出关系的数学工具, 其中之一的 BP 网络模型具有较强的自学习能力和处理非线性问题能力<sup>[2-3]</sup>。

曹广学<sup>[4]</sup>利用山西岔口流域的实测数据对 BP 网络预报的检验表明, 洪水过程的合格率为 79.13%, 取得了满意的精度; 舒畅<sup>[1]</sup>通过实例仿真, 表明该模型对不同类型降雨径流过程模拟具有较高的精度; 敖汝庄<sup>[5]</sup>通过观测资料建立坡面小单元产流量 BP 网络模型, 通过验证其功能是有效的; 任妮等<sup>[6]</sup>建立了松花江干流流域的降雨径流 BP 网络预报模型, 并与其

收稿日期: 2011-11-10

修回日期: 2011-12-22

资助项目: 2011 年山西省软科学研究计划项目 (2011041020-02); 2012 忻州师范学院专题研究项目 (2012014)

作者简介: 赵鹏宇 (1981—), 男, 山西保德人, 硕士研究生, 助教, 主要从事植物土壤与水土保持方面的研究。E-mail: 497154516@qq.com

通信作者: 徐学选 (1966—), 男, 陕西大荔人, 博士生导师, 研究员, 主要从事水土保持方面的研究。E-mail: xuxuexuan@nwsuaf.edu.cn

他方法进行对比,结果表明其预报精度较高,能较好反映计算流域的降雨径流规律。这些多数是以小流域为尺度,在一定条件下建立的,其输入变量主要以几个较易获得的降水特征值(降雨强度、降雨历时、降雨量)组成。而影响降雨产流的因素众多,土壤、植被、地形、土地经营方式等尚未考虑,单一以降水特征值作为输入变量,很难有效模拟产流特征。为此,本文在延安燕沟流域以(草灌地,刈割地,翻耕地)为例,引入 BP 网络模型对不同土地经营方式下的产流规律进行研究。

## 1 研究区概况

燕沟流域位于延安市南 3 km 处,东经  $109^{\circ}20'00''$ — $109^{\circ}35'00''$ ,北纬  $36^{\circ}20'00''$ — $36^{\circ}32'00''$ ,属黄土高原丘陵沟壑区第 II 副区。流域处于暖温带半湿润气候向半干旱气候过渡带,多年平均降水量为 572 mm,年最大降水量 871.2 mm,年最小降水量为 330 mm。降雨时空分布不均,57% 的降雨集中于夏季 6—9 月,特别是 7—8 月,多以暴雨形式出现,通过暴雨频率计算,延安燕沟流域 10 a 一遇 24 h 暴雨量为 110 mm,20 a 一遇 24 h 暴雨量为 130 mm,降雨是该流域土壤侵蚀的主要外营力。天然植被以灌丛和草被为主,多分布于沟坡。土壤以侵蚀性黄绵土为主,占 90% 以上。

## 2 材料与方法

试验采用中国科学院水利部水土保持研究所研制的组合侧喷式野外人工模拟降雨装置<sup>[7]</sup>,降雨喷头由喷头体、碎流挡板、出流孔板等部分组成。更换不同直径的孔板,调整压力表读数,可获得不同的降雨强度。两侧座架之间距离为 6 m,喷头高 6 m,喷头上出水高度为 1.5 m,降雨雨滴终点速度近似达到天然降雨的终速,降雨均匀度达 80% 以上。确定野外喷头组合方式的具体步骤是:先在室内率定不同压力条件下单个喷头的降雨强度和均匀系数,然后再率定 2 个喷头组合后的平均降雨强度,并确定组合喷头的最佳降雨区域以及喷头间的适宜间隔。

土壤含水量和土壤容重采用烘干法测定。植被盖度测定采用垂直照相机法,即试验前用高倍数数码相机对植被进行垂直拍摄,通过专家目估得出植被盖度。坡度参数设计分别为缓坡  $7^{\circ}$ 、陡坡  $26^{\circ}$ ;设计降雨强度 5 个:0.94 mm/min, 1.23 mm/min, 1.48 mm/min, 1.72 mm/min 和 2.22 mm/min,由于野外实验条件坡度地形的限制,陡坡只进行了 2 个雨强分别为 (1.72 mm/min 和 2.22 mm/min) 试验,降雨试验选

在早晨和下午风力较小时进行。降雨历时均为 40 min,降雨时记录降雨开始、产流开始、降雨停止及径流停止时间,接取所有径流样,时间间隔为 5 min;在小区周围布设 4 个雨量筒量测降雨量,并利用实测降雨量和径流资料计算降雨强度、径流量等。

布设草灌地(草地,灌木地)、刈割地(刈割草地,刈割灌木地)、翻耕地(翻耕草地,翻耕灌木地)6 个土地经营方式小区,小区面积为  $5\text{ m} \times 1\text{ m}$ ,共计  $1 \times 5 \times 6 + 1 \times 2 \times 6 = 42$  场降雨。

BP 网络模型学习过程实质是一个反复迭代过程,首先给网络赋一组随机初始权值,然后输入一个样本通过激活函数来计算其输出值,如果实际输出值和期望输出值与预先确定的误差值差异较大,则通过一定方法来修改各层神经节点的权值和阈值,以达到减小该差值目的,反复执行该过程直至该差值小于预先确定的值为止。本文采用 BP 网络模型对不同土地经营方式下的径流量进行模拟,具体网络模型结构参考文献<sup>[8]</sup>。在网络训练过程中,由于输入变量在数值上的变化相差较大,另外其量纲也不尽相同,故不能直接用于神经网络的训练,否则会严重影响网络的学习速度及网络的精度等。用式(1)对实测试验数据进行归一化处理<sup>[9]</sup>。

$$T_i = \frac{Z_i - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}} \beta + \xi \quad (1)$$

式中: $Z_i, T_i$ ——变换前后的变量; $Z_{\max}, Z_{\min}$ ——最大和最小值; $\beta$ ——一般取值为(0,1)之间,本文取 0.8, $\xi = (1 - \beta) / 2$ 。在计算出预测值后,仍然利用公式(1)反向算出实际值以确定实际误差。

## 3 结果与分析

### 3.1 网络结构的选择

3.1.1 输入变量及输出变量确定 坡面降雨产流影响因素众多,主要有降雨、地形、土壤、植被等方面,其中植被(以盖度表现)可有效拦蓄径流,从而影响产流强度。本试验中草灌地可通过盖度(70%~80%)反映植被因素,植被因素对刈割地和翻耕地产流影响可不予考虑。降雨因素对坡面产流影响与降雨量、降雨强度和最大 30 min 雨强等因子有关,本试验采用稳定的雨强和相同的降雨历时,因此可仅用降雨强度来反映降雨因素;用坡度来反映地形因素;土壤因素用(0—30 cm)土壤前期含水率和(0—20 cm)土壤容重来反映;基于上述分析,在 BP 网络模型中,草灌地可采用盖度、降雨强度、坡度、土壤前期含水率和土壤容重这 5 个因子作为模型输入变量,刈割地和翻耕地采用后 4 个因子作为模型输入变量,降雨径流量作为模

型的输出变量。

3.1.2 隐含层数及隐含层神经元数的确定 在对隐含层数及隐含层神经元数的确定中,考虑到坡面降雨产流预测是个较为复杂的非线性问题,既要满足精度要求,又要尽可能减少学习时间,因此选择 1 个隐含层,采用固定的三层前馈网络,在隐型层中使用 S 型激励函数,有足够的神经元,在输出层中使用线性激励函数,就可以任意精度逼近几乎任何复杂程度的非线性函数<sup>[10]</sup>。隐含层神经元可理解为降雨量、降雨历时等。其个数与所研究问题复杂程度有关,根据 Kolmogorov 定理<sup>[11]</sup>暂定为  $2n+1$ ,  $n$  为输入样本个数,为了提高准确性,在误差训练中神经元从 3~12 分别进行试算。

综上所述,3 种土地经营方式计算径流量神经网络结构见表 1。训练和测试中发现,在样本数量较少时,隐性层的神经元个数不宜过多,否则会造成训练样本误差比较小,而测试样本误差较大的过度训练问题,因此 3 种土地经营方式的隐含层神经元个数略有差异<sup>[11]</sup>。

3.2 坡面降雨径流量的 BP 网络模型

利用模拟降雨试验所得到的  $3\times 14$  组实测数据中的  $3\times 12$  组作为训练样本,其余  $3\times 2$  组作为预测样本(见表 2),取训练样本集误差为 0.000 5,学习率

为 0.10,动量因子为 0.60,最大学习次数为 10 000,用(1)式对实测数据归一化处理后,应用 DPS 神经网络工具,对上述网络进行训练,草灌地、刈割地、翻耕地网络分别学习到 6 320,5 900,5 180 次后网络趋于收敛,训练停止,训练样本集误差分别达到 0.000 49,0.000 49,0.000 48,小于预设误差。表 2 可看出,前  $3\times 12$  组分别代表草灌地、刈割地、翻耕地训练样本集,其平均相对误差分别 3.60%,3.34%,1.10%,最大相对误差分别为 9.38%,8.37%,2.96%。后  $3\times 2$  组分别代表草灌地、刈割地、翻耕地预测样本,其平均相对误差分别 5.99%,6.67%,3.01%,说明该 BP 网络模型的训练精度及预测结果都较好,从中发现翻耕地训练精度及预测结果较草灌地、刈割地准确度更高,相同降雨条件下翻耕地产流量很大,因此更有利于径流量的准确测算。

表 1 计算径流强度的神经网络结构

土地经营类型	神经网络结构			
	输入因素	隐性层激励函数	神经元个数	网络层结构
草灌地	$I, S, B, W, C$	Logsig	4	5—4—1
刈割地	$I, S, B, W$	Logsig	4	4—4—1
翻耕地	$I, S, B, W$	Logsig	8	4—8—1

注:  $I$  为降雨强度;  $S$  为坡度;  $B$  为容重;  $W$  为土壤前期含水量;  $C$  为盖度。

表 2 不同土地经营方式坡面降雨径流量 BP 网络的训练及预测结果

草灌地			刈割地			翻耕地		
实测值/ ( $L\cdot min^{-1}$ )	计算值/ ( $L\cdot min^{-1}$ )	误差/%	实测值/ ( $L\cdot min^{-1}$ )	计算值/ ( $L\cdot min^{-1}$ )	误差/%	实测值/ ( $L\cdot min^{-1}$ )	计算值/ ( $L\cdot min^{-1}$ )	误差/%
0.669	0.676	1.07	0.811	0.853	5.11	2.665	2.744	2.96
1.170	1.131	3.32	2.044	2.059	0.76	3.178	3.124	1.70
2.533	2.568	1.40	0.551	0.538	2.38	6.875	6.764	1.68
2.786	2.829	1.55	4.636	4.466	3.67	5.611	5.751	2.50
3.858	3.658	5.18	4.894	5.046	3.11	12.644	12.368	2.18
0.049	0.052	5.71	0.288	0.300	4.17	7.392	7.378	0.19
0.235	0.253	7.82	0.404	0.374	7.43	4.939	4.923	0.32
0.360	0.326	9.38	0.511	0.498	2.54	7.171	7.108	0.88
0.576	0.607	5.38	0.974	1.056	8.37	8.556	8.550	0.07
0.816	0.802	1.78	7.756	7.578	2.29	8.781	8.805	0.27
0.427	0.429	0.68	1.702	1.704	0.14	2.428	2.441	0.53
0.803	0.803	0.00	1.789	1.791	0.10	3.972	3.967	0.12
0.429*	0.396	7.69	0.304*	0.286	5.92	3.549*	3.658	3.07
1.515*	1.454	4.03	3.115*	3.346	7.42	3.304*	3.401	2.94

注: \* 代表预测样本。

3.3 BP 网络模型与回归模型对比分析

以翻耕地为例,根据上述试验所得的 14 组实测试验数据,同样取降雨强度、坡度、土壤前期含水率、土壤容重这 4 个变量作为输入变量,坡面降雨径流量作为输出变量,建立坡面降雨径流量的回归模型,如下:

$$R=3.9801+1.4432S+1.5159I+1.3245W+1.5521B$$

复相关系数  $r^2=0.7786$ , 显著检验  $F=7.5966$ ,  $F_{0.05}(5,19)=2.5966, F>F_{0.05}(5,19)$ 。

将回归模型计算结果和实测实验数据的误差与 BP 网络模型计算结果与实测实验数据的误差列入图 1。可以看出,翻耕地降雨径流强度 BP 网络模型

较回归模型模拟精度高,预测结果较好。这说明对于复杂的坡面降雨径流,利用具有非线性映射功能的 BP 网络模型,能更好地模拟坡面降雨径流的复杂特性,更好地预测次降雨的径流量。

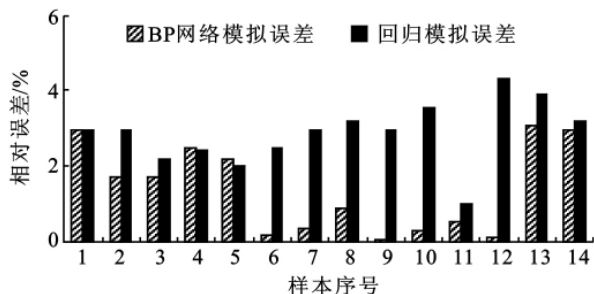


图 1 BP 网络模型误差和回归模型误差比较

## 4 结论

(1) 利用坡面降雨产流 BP 网络模型预测不同土地经营方式下径流量规律,效果较好,平均误差不超过 10%,具有较高径流量的翻耕地训练精度及预测结果较草灌地、刈割准确性更高。模型输入变量中,植被盖度、降雨强度、坡度、土壤前期含水率和土壤容重比较容易测定,模型便于利用,与回归模型相比较,该模型能更好地模拟不同土地经营方式下的降雨产流复杂非线性特性,能更好的预测次降雨的径流量。

(2) 该 BP 网络模型的输入参数是在一定试验条件下建立的,具有一定的适用范围,影响坡面径流量

的因素众多,如最大 30 min 降雨强度、降雨量、土壤质地、坡长、坡向等,在今后的研究中仍需深入探讨。

参考文献:

- [1] 舒畅,姜铁兵,蔡华等. 降雨—径流过程的 ANN 建模[J]. 水电能源科学,1999,17(2):56-58.
- [2] Dawson C W. An artificial neural network approach to rainfall-runoff modeling[J]. Hydrological Science Journal,1998,43(1):47-66.
- [3] 鞠琴,郝振纯,余钟波. 基于人工神经网络的降雨径流模拟研究[J]. 辽宁工程技术大学学报,2007,26(6):941-943.
- [4] 曹广学,张世泉. BP 模型在降雨径流预报中的应用研究[J]. 太原理工大学学报,2005,36(3):350-353.
- [5] 敖汝庄,王协康,黄尔,等. 坡面产流模式的神经网络模拟[J]. 泥沙研究,2000,8(4):55-58.
- [6] 任妮,金生. 基于改进 BP 神经网络的降雨径流预报新方法[J]. 中国水运,2006,6(12):119-122.
- [7] 陈文亮. 组合侧喷式野外人工降雨装置[J]. 水土保持通报,1984,4(5):43-47.
- [8] 许全喜. 人工神经网络模型在流域水沙预报中的应用[J]. 人民长江,2000,31(5):30-32.
- [9] 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.
- [10] 戴葵. 神经网络设计[M]. 北京:机械工业出版社,1999:23-34.
- [11] 刘耦耕,李圣清,肖强晖. 多层前馈人工神经网络结构研究[J]. 湖南师范大学自然科学学报,2004,27(1):26-30.

(上接第 226 页)

- [14] 于格,鲁春霞,谢高地,等. 青藏高原草地生态系统服务功能的季节动态变化[J]. 应用生态学报,2007,18(1):47-51.
- [15] 李金昌,姜文来,靳乐山,等. 生态价值论[M]. 重庆:重庆大学出版社,1999.
- [16] 康文星,田大伦. 湖南省森林公益效能的经济评价(2): 森林的固土保肥、改良土壤和净化大气效益[J]. 中南林学院学报,2001,21(4):1-4.
- [17] 姜立鹏,覃志豪,谢雯,等. 中国草地生态系统服务功能价值遥感估算研究[J]. 自然资源学报,2007,22(2):161-170.
- [18] 张伟,陈洪松,王克林,等. 典型喀斯特峰丛洼地坡面土壤养分空间变异性研究[J]. 农业工程学报,2008,24(1):68-73.
- [19] 李文华,欧阳志云,赵景柱. 生态系统服务功能研究[M]. 北京:气象出版社,2002.
- [20] Norgaard R B. Editorial: Ecological economics[J]. Bioscience, 2000,50:291.
- [21] Wang Xiaodan, Li Maihe, Liu Shuzhen, et al. Fractal characteristics of soils under different land-uses patterns in the arid and semiarid regions of the Tibetan Plateau, China[J]. Geoderma,2006,134:56-61.
- [22] 秦耀辰,刘凯. 分型理论在地理学中的应用研究进展[J]. 地理科学进展,2003,22(4):426-433.
- [23] 朱晓华,蔡运龙. 中国土地利用空间分形结构及其机制[J]. 地理科学,2005,25(6):671-677.
- [24] 盛学斌,孙建中,刘云霞. 坝上地区土地利用与覆被变化对土壤养分的影响[J]. 农村生态环境,2002,18(4):10-14.
- [25] CBD S. Handbook of the convention on biological diversity[M]. London: Earthscan Publications, 2001.
- [26] 赵军. 平原河网地区景观格局变化与多尺度环境响应研究[D]. 上海:华东师范大学,2008.
- [27] 温仲明,焦峰,张晓萍. 纸坊沟流域近 60 年来土地利用景观变化的环境效应[J]. 生态学报,2004,24(9):1903-1909.
- [28] Cynthia Croissant. Landscape patterns and parcel boundaries: an analysis of composition and configuration of land use and land cover in south-central Indiana [J]. Agriculture Ecosystems and Environment, 2004, 101(2/3):219-232.