

黄土区不同土地利用方式下径流量的神经网络模拟

赵鹏宇¹, 徐学选^{1,2}, 王玉³, 史新合^{1,2}, 廖鑫¹, 李波¹

(1. 西北农林科技大学 资源环境学院, 陕西 杨凌 712100; 2. 中国科学院 水利部 水土保持研究所, 陕西 杨凌 712100; 3. 延安市宝塔区项目办, 陕西 延安 716000)

摘要: 基于黄土坡面降雨—径流关系的复杂性且非线性特性, 引用 3 层前馈型 BP 网络模型, 对不同土地利用方式(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, 并利用野外人工模拟降雨试验所得到不同降雨强度下各类土地利用径流小区的径流量实测资料, 对网络进行模拟训练和预测, 取得了较好的结果, 平均误差不超过 10%。研究表明, 与传统回归统计方法进行了误差比较, 该模型的预测精度更高。

关键词: 黄土高原; 径流量; 神经网络; 土地利用方式; 模拟降雨

文献标识码: A

文章编号: 1000—288X(2008)05—0144—04

中图分类号: S157, Q242.1

Runoff Simulated by Neural Network Under Different Landuses on the Loess Area

ZHAO Peng-yu¹, XU Xue-xuan^{1,2}, LIU Pu-ling^{1,2}, SHI Xin-he^{1,2}, LIAO Xin¹, LI Bo¹

(1. College of Resources and Environment, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2. Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources,

Yangling, Shaanxi 712100, China; 3. The Project Office of Baota District in Yan'an City, Yan'an, Shaanxi 716000, China)

Abstract: Based on the complex nonlinear characteristics of rainfall-runoff on slope, a three-layer feed-forward back-propagation network model for runoff in different landuses (grass and shrubby slope, cutting slope and plowing slope) is established. Structure of the model has five input variables, including vegetation coverage, rainfall intensity, gradient, antecedent soil moisture content, and soil bulk density and one output variable of runoff amount from single rainfall event. The network model is validated by using the data observed from field simulated rainfall experiment. The BP network model is compared with conventional method as well. Results show that the BP network model may improve the precision of forecast.

Keywords: Loess Plateau; runoff; neural network; landuse type; 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^[1], 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)^[2], 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^[2-3]。曹广学^[4]利用山西岔口流域的实测数据进行了 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^[1]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精度; 敖汝庄^[5]通过观测资料建立坡面小单元产流量

BP 网络模型, 通过验证认为其功能是有效的; 任妮建^[6]建立了松花江干流流域的降雨径流预报 BP 网络模型, 并与其它方法进行对比, 实验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、土地利用方式等尚未考虑, 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 3 种土地利用方式为例, 引入 BP 网络模型对不同土地利用方式下产流规律进行研究。

收稿日期: 2008-01-01

修回日期: 2008-06-11

资助项目: 国家重点基础研究发展计划“水土流失环境效应评价理论与指标体系”(2007CB407205); 中国科学院知识创新工程西部项目“黄土高原水土保持与可持续生态建设试验示范研究”(KZCX2-XB2-05)

作者简介: 赵鹏宇(1981—), 男(汉族), 山西省保德县人, 硕士研究生, 主要从事生态水文与水土保持方面研究。E-mail: zhaopengyu2452@yahoo.com.cn.

通信作者: 徐学选(1966—), 男(汉族), 陕西省大荔县人, 博士, 研究员, 主要从事生态水文与水土保持方面研究。E-mail: xuxuexuan@nwsuaf.edu.cn.

1 研究区概况

燕沟流域位于陕西省延安市南 3 km 处,东经 109°20'00"—109°35'00",北纬 36°20'00"—36°32'00",属黄土高原丘陵沟壑区第 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

采用组合侧喷式野外人工降雨装置^[7]进行坡面模拟降雨试验。降雨量观测、产流量收集均按文献^[6]要求进行;土壤含水量和土壤容重采用烘干法测定。坡度参数设计分别为缓坡 7°,陡坡 26°。设计 5 个降雨强度,分别为 0.94, 1.23, 1.48, 1.72 和 2.22 mm/min。由于野外实验条件限制,陡坡只进行了 2 个雨强分别为 (1.72 mm/min 和 2.22 mm/min) 试验,降雨历时均为 40 min;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)等 6 个土地利用类型小区,小区面积为 5 m × 1 m,共计 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利用方式下的径流量进行模拟,具体网络模型结构参考文献^[8]。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(1)式对实测试验数据进行归一化处理^[9]。

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

式中: Z_i , T_i ——变换前后的变量; Z_{\max} , Z_{\min} ——最大和最小值; 的取值为 (0, 1) 之间,本文取 0.8; $= (1 -)/2$ 。

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,则选择 1 个隐含层,采用固定的 3 层前馈网络,并且在隐型层中使用 S 型激励函数,有足够的神经元,并且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^[10]。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^[11]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 种土地利用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,但测试样本误差较大的过度训练问题,因此 3 种土地类型的隐含层神经元个数略有差异^[9]。

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 × 14 组实测数据中的 3 × 12 组作为训练样本,其余 3 × 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 DPS6.85 版神经网络工具,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,全部小于预设误差。

从表 2 可看出,前 3 ×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 ×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、刈割地准确性更高些,相同降雨条件下翻耕地径流量很大,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

土地利用类型	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>I, S, B, W, C</i>	Logsig	4	5—4—1
刈割地	<i>I, S, B, W</i>	Logsig	4	4—4—1
翻耕地	<i>I, S, B, W</i>	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 不同土地利用类型坡面降雨径流量 BP 网络的训练及预测结果

草灌地			刈割地			翻耕地		
实测值/ (L · min ⁻¹)	计算值/ (L · min ⁻¹)	误差/ %	实测值/ (L · min ⁻¹)	计算值/ (L · min ⁻¹)	误差/ %	实测值/ (L · min ⁻¹)	计算值/ (L · 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: *代表预测样本的值。

3.3 BP 网络模型与回归模型对比分析

本文以翻耕地为例,根据上述试验所得的 14 组实测试验数据,同样选取降雨强度、坡度、土壤前期含水率、土壤容重这 4 个变量作为输入变量,以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,并将回归模型的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成图 1。

由图 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复杂性,能更好地预测次降雨的径流量。

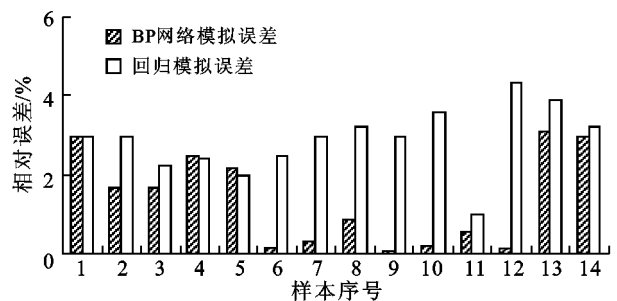


图 1 BP 网络模型误差和回归模型误差比较

4 结论

(1) 利用坡面降雨产流 BP 网络模型预测不同土地利用方式下径流量规律,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、刈割地准确性更高些。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各种土地利用方式下的降雨产流复杂非线性特性,能更好地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,具有一定的使用范围。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、坡向等都会影响坡面径流,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] Dwason C W, An artificial neural network approach to rainfall-runoff modeling[J]. Hydrol. Sci. J. 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. 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 111 页)

关于生物多样性方面需要进一步研究的主要包括如下几方面。(1) 现在实施植物措施的河道仍然存在将河流渠道化和裁弯取直的现象,应充分重视保持河流自身形态的多样性,包括纵向形态多样性和横向形态多样性,河流形态多样性是生物多样性的基础;(2) 目前关于河道植物措施与生物多样性的研究大多还处在定性或半定性的描述层次,需要进行长期定位监测,以取得系统性资料,更全面地研究植物措施对生物多样性的影响;(3) 植物措施实施后,产生新生的生态系统,植物群落不断发生演替,结构随之发生变化,有必要深入研究其演替规律,以便更科学地设计和实施植物措施。

[参 考 文 献]

- [1] 倪晋仁,刘元元. 论河流生态修复[J]. 水利学报,2006,37(9):1029—1043.
- [2] Czech B, Krausman P R, Devers P K. Economic associations among causes of species endangerment in the United States[J]. Biology Science, 2000, 50:593—601.
- [3] 岳隽,王仰麟,彭建. 城市河流的景观生态学研究:概念框架[J]. 生态学报,2005,6(25):422—429.
- [4] 陈明曦,陈芳清,刘德富. 应用景观生态学原理构建城市河道生态护岸[J]. 长江流域资源与环境,2007,16

(1):97—102.

- [5] 高永胜,叶碎高,郑加才. 河流修复技术方法[J]. 水利学报,2007(增刊):592—596.
- [6] Seifert A. Natumaeherer Wasserbflu[J]. Deutsche Wasserwirtschaft, 1983, 33(12):361—366.
- [7] 朱国平,王秀茹,王敏,等. 城市河流的近自然综合治理研究进展[J]. 中国水土保持科学,2006,4(2):92—98.
- [8] 罗朝晖. 生态型河道构建原理及应用技术研究[D]. 河海大学,2005.
- [9] 刘惠清,许嘉巍,刘凤梅. 景观生态建设与生物多样性保护[J]. 地理科学,1998,18(2):156—163.
- [10] 邬建国. 景观生态学[M]. 北京:高等教育出版社,2000:30—31.
- [11] 陈灵芝. 生物多样性保护对策[C]. 钱迎清,马克平. 生物多样性研究的原理与方法. 北京:中国科学技术出版社,1994:13—35.
- [12] 傅伯杰. 景观多样性分析及制图研究[J]. 生态学报,1998,15(4):348—350.
- [13] 周华锋,傅伯杰. 生态结构与生物多样性保护[J]. 地理科学,1998,18(5):472—479.
- [14] 韩玉玲,严齐斌,应聪慧,等. 应用植物措施建设生态河道的认识和思考[J]. 中国水利,2006(20):9—13.
- [15] 赵聚国,叶碎高,岳春雷. 浙江省平原地区河道植物调查与筛选[J]. 浙江水利科技,2007(5):13—14.