

BP 神经网络在不同植被产流产沙分析中的应用

李森¹, 周建国², 宋孝玉³, 沈冰³

(1. 长沙理工大学 水利学院, 湖南 长沙 410076; 2. 中国水电工程顾问集团公司中南勘测设计研究院,
湖南 长沙 410014; 3. 西安理工大学 水资源研究所, 陕西 西安 710048)

摘要: 以甘肃省西峰市南小河沟小流域径流场为研究对象, 利用 BP 神经网络对 4 种植被类型的径流小区(农田、林地、人工草地和天然荒坡)进行了产流产沙量模拟和预测。其模拟产流量的相对误差分别为 0.2%~5.7%, 0.1%~2.5%, 0.7%~2.9% 和 0.1%~3%; 模拟产沙量的相对误差分别为 0.1%~3.2%, 0.2%~3.1%, 0.6%~4.2% 和 0.2%~2.7%。预测农地、林地、草地和天然荒坡产沙量最大相对误差分别为 -11%, 14%, -14.6%, 18%, 产流量最大相对误差分别为 10.9%, 27.3%, 15%, 26.3%。结果表明, BP 神经网络预测产流产沙的效果较好, 对径流小区运用神经网络进行蓄水拦沙指标分析是可行的。

关键词: BP 神经网络; 产流产沙; 植被变化

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2007)06-0152-04

中图分类号: P333.4

Application of BP Neural Network to the Analyses of Runoff and Sediment Yield with Different Types of Vegetation

LI Miao¹, ZHOU Jian-guo², SONG Xiao-yu³, SHEN Bing³

(1. College of Hydraulic Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha, Hunan 410076, China; 2. Mid-south Design & Research Institute, CHECC, Changsha, Hunan 410014, China;
3. Institute of Water Resources, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

Abstract: With the method of BP neural network, simulation and prediction of runoff generation and sediment yield in four different runoff plots (farmland, wood land, artificial grassland, and abandoned land) are studied. Relative errors of runoff generation in four different plots are 0.2%~5.7%, 0.1%~2.5%, 0.7%~2.9%, and 0.1%~3%, respectively; relative errors of sediment yield, 0.1%~3.2%, 0.2%~3.1%, 0.6%~4.2%, and 0.2%~2.7%; maximum relative errors of runoff generation, -11%, 14%, -14.6%, and 18%; the maximum relative errors of sediment yield, 10.9%, 27.3%, 15.0%, and 26.3%. The results show that the effect of simulation and prediction of runoff generation and sediment yield using the method of BP neural network is good and that application of this method to the analyses of impound and intercepting sediment from runoff plot is feasible.

Keywords: BP neural network; runoff generation and sediment yield; vegetation change

流域产流产沙过程非常复杂, 其影响因素很多, 有气候因子(降雨量、降雨强度、蒸发等)、下垫面情况(土壤性质、地形、植被等)和人类活动影响等^[1], 其根本是降水与流域下垫面相互作用的结果。从数学意义上讲则是从流域下垫面和降水条件到流域径流和输沙的一种高维的非线性映射关系, 由于其物理机理十分复杂, 往往难以用数学方式来描述。人们常把流域降水条件作为主要影响因子, 与流域径流、输沙量

分别建立经验相关关系或灰色模型^[2]。这种模型形式较为简单、便于计算, 但模拟和预报精度较低^[3]。BP (Back Propagation) 神经网络模型通过对训练样本的学习, 能自动调整自身拓扑结构及网络参数从而学习到蕴藏在样本中的知识, 以实现对训练样本的联想记忆功能和对新样本的预测能力, 具有较好的稳定性能和收敛性能^[4-5]。近年来, 已在一些有关非线性问题如模式识别、自动控制等研究领域得到了成功应

用,引起了广大工程技术人员的极大兴趣和关注。因此将BP网络模型用于流域产流产沙问题研究,不仅可把降水—径流,降水—输沙这2个问题统一起来,而且能够为预测未来流域水沙变化趋势等提供一种更好的科学方法。

1 BP网络模型工作原理

BP(Back Propagation)网络是指在具有非线性传递函数神经元构成的神经网络中采用误差反向传播算法作为其学习算法的前馈网络,通常由输入层、输出层和隐含层构成层与层之间的神经元通过相应的网络权系数 w 采用全互连的连接方式,每层内的神经元之间没有连接(图1即为典型BP网络结构示意图)^[5]。BP网络也可看成是从输入到输出的一种高度非线性映射 F ,映射中保持拓扑不变性,在数学上可简单地描述为:

$$Y = F(x) \quad F: R^{N_1} \rightarrow R^{N_2} \quad (1)$$

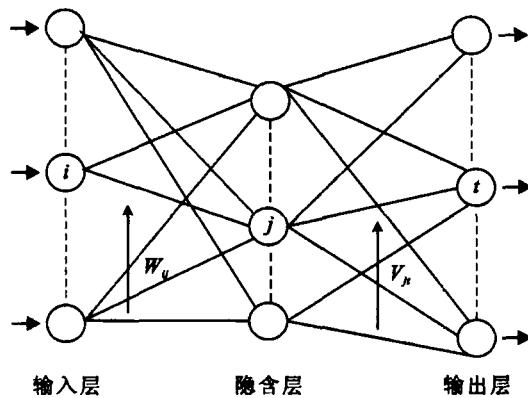


图1 三层BP神经网络结构示意图

2 BP网络模型的计算方法

网络节点作用函数 $f(x)$ 有许多,如 $y = \sin x$, $y = \cos x$, $y = 1/\sqrt{x^2 + c}$ 等,常用的为sigmoid函数。在本研究中拟采用此类函数^[6]:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

网络误差 E 的函数形式,本研究采用常见的平方误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{N_3} (T_{pk} - O_{pk})^2 \quad (3)$$

式中: P —输入样本数; N_3 —输出节点数; T_{pk} —实际输出量; O_{pk} —网络模型计算所得输出量。

由sigmoid函数的性质可知,神经元节点的输入

绝对值太大时,易出现神经元节点的饱和,因此对输入向量须做标准化处理:

$$\bar{X}_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (4)$$

式中: X_{\min}, X_{\max} —分别为输入样本中第*i*个节点中的最小值和最大值; X_i —表示标准化后的输入向量。

上述各式构成了BP神经网络模型。应用该模型,根据神经网络的训练学习算法,可优化确定网络的连接权向量和阈值等参数,即确定输入向量与输出向量的映射关系,使实际输出与计算输出的误差达到最小。

3 BP网络模型的应用

3.1 研究区概况

南小河沟是泾河支流——蒲河左岸的支沟,属于典型的黄土高原沟壑区。位于东经 $107^{\circ}37'$,北纬 $35^{\circ}42'$,海拔高度 $1050\sim1423$ m。流域面积 36.3 km 2 ,沟道平均比降为 2.8% ,沟道密度为 1.69 km/km 2 。流域地貌主要有塬面、坡、沟谷3种类型,沟谷面积占 27.5% ,塬面、坡占 72.5% ,塬面坡度多在 5° 以下。坡是连接塬面与沟谷的纽带,坡度一般为 $10^{\circ}\sim20^{\circ}$,沟谷坡度一般在 25° 以上。据西峰气象站1937—1980年的降雨资料统计^[6],年最大降雨量为805.2 mm(1964年),年最小降雨量为319.2 mm(1942年),最高气温 39.6°C ,最低气温零下 22.6°C ,平均气温 8.7°C ,无霜期 $150\sim180$ d。

1959—1980年,西峰水保站在南小河沟流域共布设了54个径流小区,其中农田小区18个,荒草地小区13个,林地小区9个,人工草地小区8个,道路小区3个,庄院小区3个。在各径流小区中分别进行降雨量、径流量、泥沙量和覆被度的观测。该小流域的综合治理措施有:塬面布设“三道防线”;沟坡修水平梯田,建山地果园、护坡林、苜蓿坡等;沟谷打柳谷坊、土谷坊,沟底建防冲林、淤地坝和小水库。

3.2 BP模型在不同径流小区中对产流产沙的训练

对于南小河沟不同径流小区,由于小区内地质地貌、土壤特性、植被度等不同,我们在研究不同径流小区产流产沙规律时,除了考虑降雨因素外,还要考虑土壤含水量和植被度等因素的影响,拟采用降雨量、短时内最大雨强、雨前土壤含水量和小区的植被度实测资料作为输入层指标,产沙量和产流量作为输出层指标,对4种不同径流小区产流产沙进行模拟。

利用南小河沟不同径流小区农地、林地、草地和天然荒坡的降雨量、短时内最大雨强、雨前土壤含水

量和小区的植被度实测资料作为输入层指标,产沙量和产流量作为输出层指标。从 1978—1984 年农地、林地、草地、天然荒坡分别选取 38, 35, 20 和 44 场实测资料, 分别建立 BP 神经网络模型, 对不同径流小区的产流产沙量进行训练。

图 2a, 2b 分别为 BP 神经网络对农地产流量和输沙量的训练结果, 由图 2 可以看出其模拟效果很好, 产流量的相对误差为 0.2%~5.7%, 输沙量的相对误差为 0.1%~3.2%。

图 3a, 3b 为 BP 神经网络对林地产流量和输沙量的训练结果。由图 3 中可以看出其模拟效果令人

满意。产流量的相对误差在 0.1%~2.5% 之间, 输沙量的相对误差在 0.2%~3.1% 之间。

图 4a, 4b 为 BP 神经网络对人工牧草产流量和输沙量的训练结果。由图 4 可以看出其模拟效果令人满意。产流量的相对误差在 0.7%~2.9% 之间, 输沙量的相对误差在 0.6%~4.2% 之间。

图 5a, 5b 分别为 BP 神经网络对天然荒坡的产流量和输沙量的训练结果。由图 5 中可以看出, BP 神经网络的模拟效果比较令人满意。产流量的相对误差在 0.1%~3% 之间, 输沙量的相对误差在 0.2%~2.7% 之间。

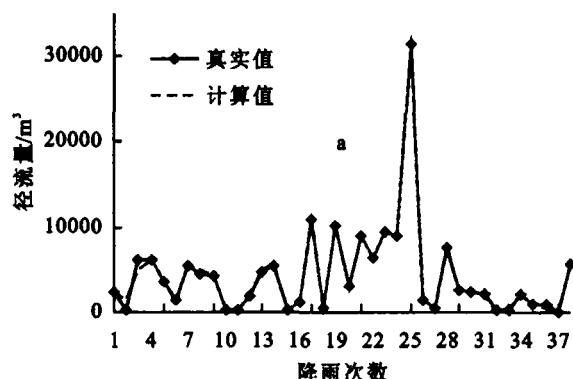


图 2 BP 神经网络对农地产流量和输沙量的验算

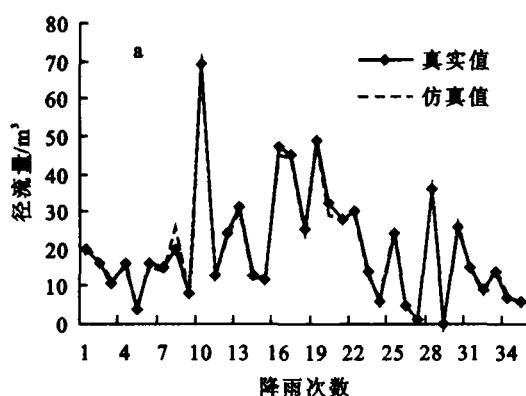
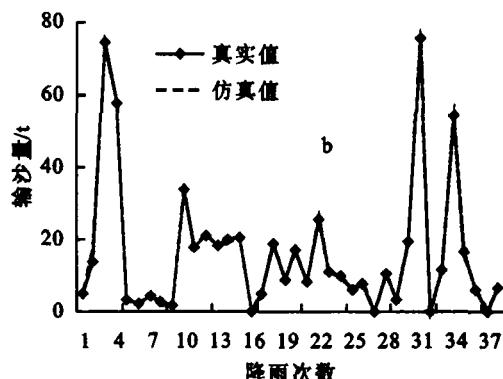


图 3 BP 神经网络对林地产流量和输沙量的验算

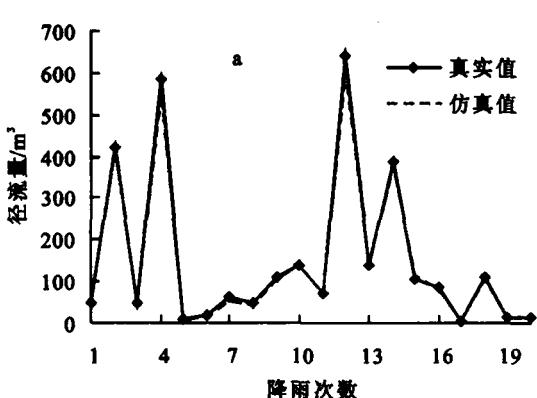
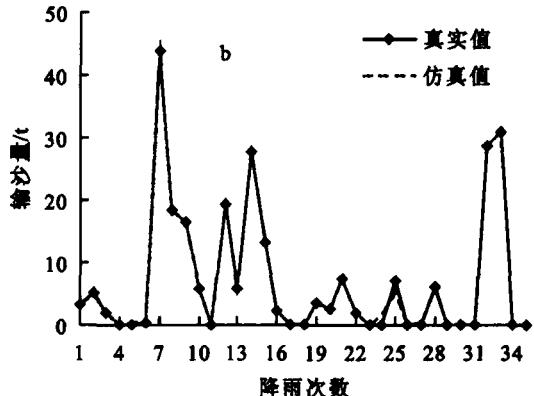
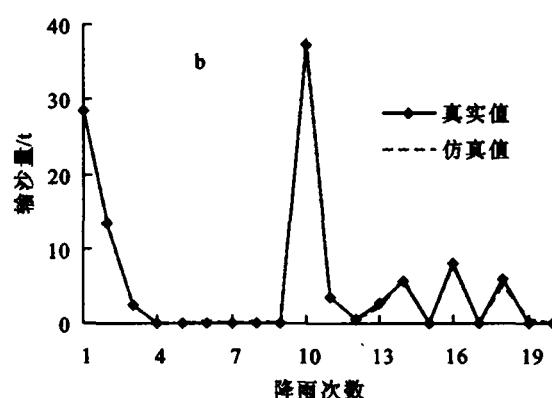


图 4 BP 神经网络对草地产流量和输沙量的验算



由以上结果可以看出,南小河沟不同径流小区产流产沙的计算结果与实测值吻合程度较高,因此利用BP人工神经网络模型对于各小区的产流产沙规律模拟精度较高,并且学习出的网络结果具有很好的稳健性、更具有灵活性和方便性。

3.3 BP模型对产流产沙的预测

运用4种径流小区最后5次降雨资料对产流产沙进行预测,其结果如表1所示。预测农地产沙量结果最大相对误差为-11%,最小为-5.3%;产流量最大相对误差为10.9%,最小为1.9%。林地产沙量最

大相对误差为14%,最小为6.9%;产流量最大相对误差为27.3%,最小为-6.3%。草地产沙量最大相对误差为-14.6%,最小为9.7%;产流量最大相对误差为15%,最小为4.3%。天然荒坡产沙量最大相对误差为18%,最小为3.1%;产流量最大相对误差为26.3%,最小为-5.3%。

因此用BP神经网络系统预测4种不同径流小区产流产沙的效果较好,对径流小区运用神经网络进行蓄水拦沙指标分析是可行的,并且其方法简单,预测效果良好。

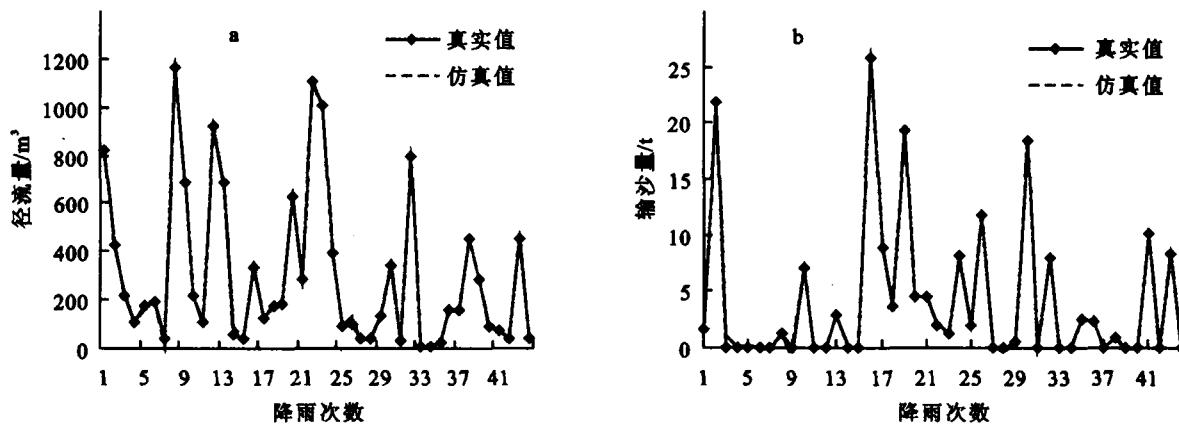


图5 BP神经网络对荒坡径流量和输沙量的验证

表1 网络模型对不同径流小区产流、产沙量预测结果

地点	产流量预测/t				产流量预测/m ³			
	产沙量	预测值	绝对误差	相对误差	产流量	预测值	绝对误差	相对误差
农地	53.2	50.4	-2.8	-5.3	1 664	1 531	-133	-8.0
	108.6	96.7	-11.9	-11.0	6 646	6 875	229	3.4
	82.2	90.8	8.6	10.5	1 899	1935	36	1.9
	26.7	28.9	2.2	8.2	211	234	23	10.9
	32.6	29.6	-3.0	-9.2	1 582	1 562	-20	-1.3
林地	10.7	12.2	1.5	14.0	10	11	1	10.0
	5.8	6.2	0.4	6.9	11	14	3	27.3
	9.3	8.6	-0.7	-7.5	16	15	-1	-6.3
	14.9	16.3	1.4	9.4	25	23	-2	-8.0
	13.8	15.6	1.8	13.0	10	9	-1	-10.0
草地	21.6	23.7	2.1	9.7	92	96	4	4.3
	20.8	18.6	-2.2	-10.6	17	15	-2	-11.8
	18.5	15.8	-2.7	-14.6	112	101	-11	-9.8
	24.4	21.5	-2.9	-11.9	20	23	3	15.0
	27.3	23.9	-3.4	-12.5	67	64	-3	-4.5
天然荒坡	12.8	15.1	2.3	18.0	19	24	5	26.3
	15.0	15.6	0.6	4.0	57	54	-3	-5.3
	14.6	13.7	-0.9	-6.2	19	22	3	15.8
	9.8	10.1	0.3	3.1	15	16	1	6.7
	23.1	24.3	1.2	5.2	67	62	-5	-7.5

(下转第224页)

土壤的有机质、全氮、全磷、全钾、速效氮、速效磷总体上表现为自由放牧明显好于不同轮牧方式,不同放牧方式之间的差异不显著,这可能是由于自由放牧的羊只活动频繁,自身排泄物在一定程度上增加了土壤的养分。土壤速效钾总体而言以6区轮牧较高,自由放牧较低。

由于土壤物理性质、化学性质的演变是一个漫长的阶段,宁夏河东沙地退化草场的植被恢复措施才开展了3a,因此还需要继续对封育及不同利用方式下的土壤水分、养分及物理性质进行系统深入的研究,从而为该区域的生态恢复及草场的可持续利用提供科学依据。

[参考文献]

- [1] 王海珍,韩蕊莲,冉隆贵,等.不同土壤水分条件对辽东栎、大叶细裂槭水分状况的影响[J].水土保持学报,2004,18(1):78—81.
- [2] 苏永中,赵哈林,张铜会,等.科尔沁沙地不同年代小叶锦鸡儿人工林植物群落特征及其土壤特性[J].植物生

态学报,2004,28(1):93—100.

- [3] 徐文铎,邹春静.中国沙地森林生态系统[M].北京:中国林业出版社,1998.
- [4] 王兵,崔向慧,等.民勤绿洲——荒漠过渡区水量平衡规律研究[J].生态学报,2004,24(2):235—240.
- [5] 王占军,蒋齐,潘占兵,等.宁夏毛乌素沙地不同密度柠条林对土壤结构及植物群落特征的影响[J].水土保持研究,2005,12(6):123—125.
- [6] 李德生,张萍,张水龙,等.黄前库区森林地表径流水移动规律的研究[J].水土保持学报,2004,18(1):78—81.
- [7] 蒂斯代尔(美),纳尔逊(美).土壤肥力与肥料[M].孙秀廷,曹志洪等译.北京:科学出版社,1984:5—14,271—307.
- [8] 汤建东.耕作改制对土壤肥力的影响[J].土壤与环境,2000,9(3):257—260.
- [9] 杨金,马振江,张增旺.复合肥对秋白菜产量及土壤肥力的影响[J].土壤通报,1996,27(5):236—238.
- [10] 李生宝,王占军,王月玲,等.宁南山区不同生态恢复措施对土壤环境效应影响的研究[J].水土保持学报,2006,20(4):20—22.

(上接第 155 页)

4 结语

流域降雨→径流输沙过程是复杂的非线性映射过程,本文对南小河流域和不同径流小区的产流产沙规律进行了研究,并建立了BP人工神经网络模型。通过BP神经网络对4种植被类型的径流小区(农田、林地、人工草地和天然荒坡)进行产流产沙量进行模拟和预测,结果认为,与其它相关或灰色模型相比,该模型考虑因素较为全面,不仅具有更高的非线性映射能力,而且也有着较好的学习性和泛化性能。该模型也可用于定量评价一定时期内人类活动对流于产流产沙规律所带来的影响,为以后正确评估流域水沙量的作用打下了良好的基础。本文所建立的BP网络模型主要是小流域内无较大水利工程情况。在较大流域内,由于水利工程蓄水拦沙的作用对流域径流输沙有较大的影响,因此应把流域内各水利工程的作用也作为影响因子,这将在以后的工作中进一步研究。BP神经网络模型训练精度和学习时间易受模型结构、网络初始参数的影响,因此根据网络训练样本

特性,正确选择网络初始参数对减少网络工作时间,提高网络训练精度有着重要的实际意义。

[参考文献]

- [1] 周鸿文,金双彦,高亚军,等.坡面措施蓄水拦沙指标神经网络模型研究[J].水土保持学报,2005,27(5):50—52.
- [2] 胡铁松.神经网络预测与优化[M].大连:大连海事大学出版社,1997.
- [3] 焦李成.神经网络计算[M].西安:西安电子科技大学出版社,1993.
- [4] 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,2003,1(5):30—33.
- [5] 何长高,李友辉.人工神经网络在花岗岩侵蚀坡面产流产沙预测中的应用[J].中国水土保持,2005(6):41—43.
- [6] 刘国东,丁晶.BP网络用于水文预测的几个问题探讨[J].水利学报,1999,1(7):65—69.
- [7] 王效举,龚子同.红壤丘陵小区域不同利用方式下土壤变化的评价和预测[J].土壤学报,1998,2(35):135—139.