

\*\*\*\*\*  
\* 水 \*  
\* 保 \*  
\* 监 \*  
\* 测 \*  
\*\*\*\*\*

# 基于支持向量机回归的次降雨小流域 侵蚀产沙预报研究

——以晋西王家沟为例

李斌兵<sup>1,3</sup>, 郑粉莉<sup>1,2</sup>, 龙栋才<sup>3</sup>, 李静<sup>2,3</sup>

(1. 陕西师范大学 旅游与环境学院, 陕西 西安 715600; 2. 西北农林科技大学  
资源环境学院, 陕西 杨凌 712100; 3. 武警工程学院, 陕西 西安 710086)

**摘 要:** 基于次降雨小流域侵蚀产沙过程的复杂性、非线性, 利用支持向量机回归和主成分分析方法, 确定了影响次降雨小流域侵蚀产沙量的关键因子, 包括浑水径流深、洪峰最大流量、降雨量和 30 min 最大降雨强度。建立了向量机回归支持下的次降雨小流域侵蚀产沙预测模型。利用 60 次侵蚀产沙实测资料, 对模型预报精度进行了分析, 结果表明, 基于支持向量回归的次降雨流域侵蚀产沙预报模型具有较好的预测精度, 预测精度平均为在 86%。该研究为揭示次降雨小流域土壤侵蚀规律提供了新的途径和方法。

**关键词:** 次降雨; 土壤侵蚀预报; 支持向量回归; 主成分分析

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2007)06-0120-00

中图分类号: S157.1

## Soil Erosion and Sediment Prediction at Watershed Scale Under Single Rainfall Event Based on Support Vector Regression

— A Case Study in Wangjiagou Watershed, Shanxi Province

LI Bin-bing<sup>1,3</sup>, ZHENG Fen-li<sup>1,2</sup>, NONG Dong-cai<sup>3</sup>, LI Jing<sup>2,3</sup>

(1. College of Tourism and Environmental Science, Shaanxi Normal University, Xi'an, Shaanxi, 710062, China; 2. College of Resources and Environment, Northwest A & F University, Yangling, Shanxi, 712100, China; 3. The Collage of Armed Police Forces of Engineering, Xi'an, Shaanxi, 710086, China)

**Abstract:** Based on complexity and nonlinearity of soil erosion and sediment in small watershed under single rainfall event, the support vector regression (SVR) and method of the principal component analysis (PCA) were used to determine key factors affecting soil erosion and sediment from Wangjiagou watershed under single rainfall event. Results showed that mud runoff depth, peak flood discharge, maximum 30 min rainfall intensity, and rainfall amount were key factors affecting soil erosion and sediment in Wangjiagou watershed. An erosion prediction model by SVR was developed based on observed data for 60 rainfall events in Wangjiagou watershed. The model validation indicated that the model predicted precision reached as much as 86% for 60 rainfall events. The research illustrates that SVR provides a new approach to study complexity and nonlinearity of soil erosion and sediment in small watershed under a single rainfall event.

**Keywords:** single rainfall event; soil erosion prediction; support vector regression; principal component analysis

小流域侵蚀产沙预报模型对于水土保持规划和工程设计有重要意义。有关流域侵蚀产沙模型主要有两类:一类是经验模型,这类模型研究较多,其模型结构简单,且计算简便,在所代表的地区得到了一定

应用<sup>[1-5]</sup>,但这类模型缺乏物理基础,外延效果差,地域性强,不能直接推广应用到无实测资料的小流域<sup>[6]</sup>;另一类是基于机理分析建立的流域产沙数学模型,这类模型考虑因素较全面,能较好地反映流域侵

收稿日期:2007-04-23

修回日期:2007-09-11

资助项目:国家重点基础研究发展计划 973 项目(2007CB407201);国家自然科学基金重点项目(40335050);西北农林科技大学创新团队建设计划(01140202)

作者简介:李斌兵,女(汉族),陕西省安康市人,博士研究生,主要从事地理信息系统与土壤侵蚀预报模型方面的研究。E-mail: libinbing8@vip.sina.com.

通讯作者:郑粉莉(1960—),女(汉族),陕西省蓝田县人,教授,博士生导师,主要从事土壤侵蚀预报与水土保持方面的研究。E-mail: flzh@ms.iswc.ac.cn.

蚀产沙过程,但其结构复杂且计算难度较大;加上对模型的敏感性分析和有效性检验比较困难,限制了模型的推广应用<sup>[7]</sup>。近年来,一些学者尝试将BP神经网络模型用于侵蚀产沙预报<sup>[8-10]</sup>。这种基于多层神经网络的自适应径流预报模型具有可变的结构和大量可调参数,与传统预报方法相比,具有较好的贴近实际的能力,主要适合于非线性水文系统的预测,但其训练速度慢且容易陷入局部极值问题。目前一种新的通用学习方法支持向量机(Support Vector Machine)能较好地解决小样本、非线性和高维数等实际问题,有效地避免了神经网络易陷入的局部极值问题<sup>[11]</sup>,并成功地应用于非线性问题的分类、模式识别等方面。但将向量机理论用于降雨侵蚀产沙预报研究还处在初始阶段,用支持向量机方法建立小流域侵蚀产沙模型的研究也刚刚起步。

次降雨土壤侵蚀产沙过程是一个涉及到气象、水文以及侵蚀动力学等的复杂过程,该过程既受到确定性因素的作用,又具有随机性、模糊性、灰色性等多种不确定性,因此是一个高度复杂的高维、非线性系统。本文基于大量实际观测资料,利用支持向量机方法及主成分分析方法,确定影响次降雨条件下小流域侵蚀产沙的主控因素,构建向量机支持下小流域侵蚀产沙模型,并对60次降雨事件的侵蚀产沙进行预测,期望能为预测未来流域侵蚀产沙变化趋势等提供一种新的研究方法。

## 1 研究区概况与资料来源

本文选取晋西王家沟小流域为研究区。该小流域自1955年作为晋西黄土丘陵沟壑区的典型示范流域,流域面积9.1 km<sup>2</sup>,年均降水量506.5 mm,年际变化大,最高796.2 mm,最低231.9 mm。6—9月降

水占全年的72%,7—8月占全年降水量的47%,雨型多属暴雨。年均气温9℃,最高温度38.9℃,最低温度零下27.2℃,年日照时数2592.2 h,年均风速1.3 m/s,无霜期160~200 d,水土流失非常严重。

本文选用该小流域1955—1981年的204次降雨数据(来源于黄河中游水土保持泥沙测验资料),包括前期影响雨量,次降雨量,30 min最大降雨强度,以及次降雨径流泥沙观测数据,包括混水径流深、清水径流深、混水径流系数、清水径流系数、最大洪峰流量、洪峰模数以及侵蚀产沙量数等因子。

## 2 结果与讨论

### 2.1 影响流域侵蚀产沙的因子分析

图1显示了年径流深度和年侵蚀产沙量的动态变化过程,二者呈现很强的周期性和线性相关性。但次降雨径流深度和次侵蚀产沙量之间的关系却非常复杂(图2),相同的次径流深度,可对应多个侵蚀产沙量值,这主要受流域降雨特性和空间分布以及土地利用和地面覆盖的影响。

图3和图4分别显示了次降雨条件下30 min最大降雨强度与次侵蚀产沙量、次降雨量与次侵蚀产沙量的关系,二者皆呈非线性关系。

基于以上分析,为了确定降雨因子和径流因子对侵蚀产沙影响的量化关系,本文分别采用主成分分析和向量机回归方法,确定降雨特征参数和径流特征参数对流域侵蚀产沙的影响。

2.1.1 主成分分析方法 对降雨特征参数进行主成分分析,然后以6个降雨特征参数和次降雨侵蚀产沙量进行分析,得到相关矩阵及相关矩阵R的特征值,贡献率和累计贡献率及因子载荷矩阵(表1—3)。

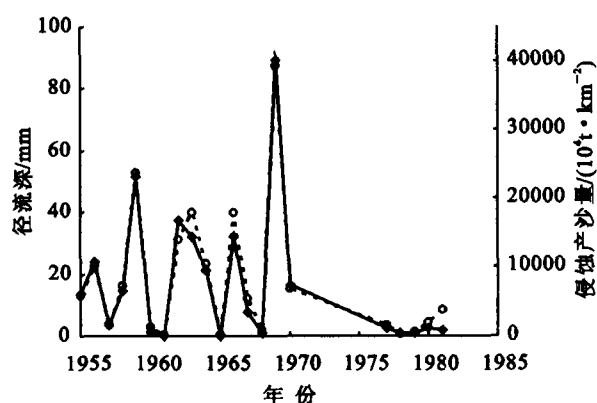


图1 年径流深和年侵蚀产沙量关系

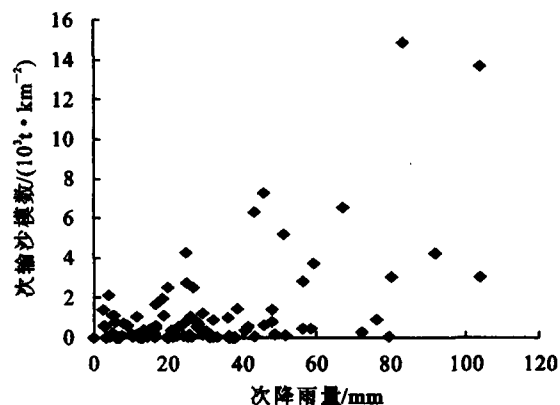


图2 1955—1981年王家沟次径流深与侵蚀产沙量关系

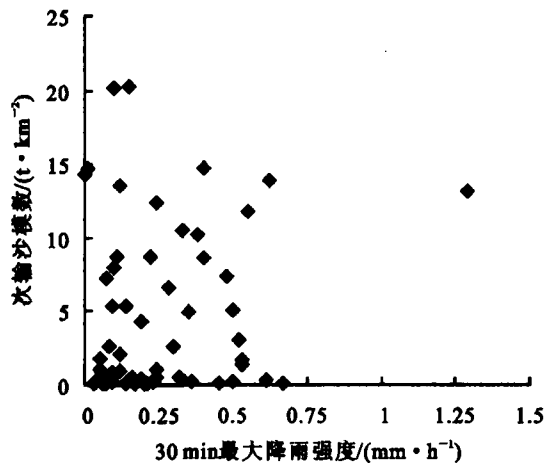


图 3 30 min 最大降雨强度和次侵蚀产沙量关系(1955—1981)

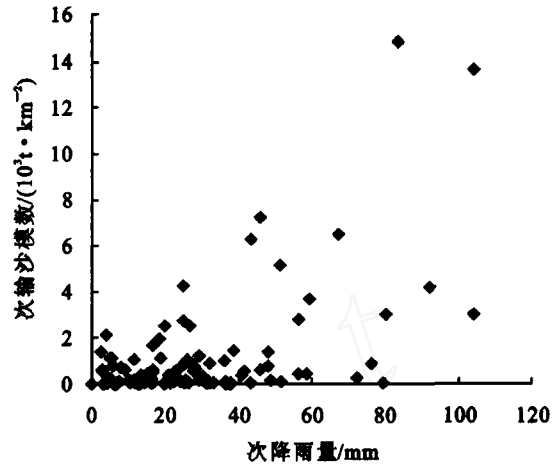


图 4 (1955—1981)王家沟次降雨量与次侵蚀产沙量

表 1 降雨特征参数和次降雨侵蚀产沙量相关矩阵

特征向量	前期雨量	降雨量	30 min 最大降雨强度	混水径流深	清水径流深	最大洪峰流量	产沙量
前期影响雨量	1.000	0.240	-0.014	0.387	0.401	0.393	0.327
降雨量	0.240	1.000	0.303	0.843	0.842	0.613	0.845
30 min 最大雨强	-0.014	0.303	1.000	0.257	0.247	0.562	0.322
混水径流深度	0.387	0.843	0.257	1.000	0.999	0.793	0.991
清水径流深度	0.401	0.842	0.247	0.999	1.000	0.784	0.986
最大洪峰流量	0.393	0.613	0.562	0.793	0.784	1.000	0.834
侵蚀产沙量	0.327	0.845	0.322	0.991	0.986	0.834	1.000

表 2 降雨特征参数和次降雨侵蚀产沙量特征值及贡献率

主成分	特征值	方差贡献率/%	累计贡献率/%
1	3.792	63.201	63.201
2	1.064	17.740	80.940
3	0.768	12.804	93.744
4	0.277	4.613	98.357
5	0.098	1.638	99.995
6	0.000	0.005	100.000

表 3 因子负荷矩阵

特征向量	主成分	
	1	2
前期影响雨量	0.468	-0.591
降雨量	0.862	0.000
30 min 最大雨强	0.443	0.802
混水径流深	0.962	-0.123
清水径流深	0.960	-0.139
最大洪峰流量	0.887	0.194

从表 1 可看出侵蚀产沙量依次与混水径流深、清水径流深、降雨量、洪峰最大流量的相关性较强;而洪峰最大流量与清水径流深、混水径流深的相关性比较强;30 min 最大降雨强度与洪峰最大流量的相关性比较强。由表 2 可知,相关矩阵  $R$  有 2 个最大的特征根,即 3.792 和 1.064,它们一起解释了总方差的 80.94%,这说明前 2 个主成分已提供了原始数据的足够信息。于是在这里取前 2 个主成分分别作为第一主成分、第二主成分。从表 3 可以看出第一主成分混水径流深、洪峰最大流量、降雨量贡献比较大,第二主成分 30 min 最大降雨强度贡献比较大。

2.1.2 支持向量机回归方法 由统计学习理论确定如下回归函数:

$$f(x) = (W, \varphi(x)) + b \quad (1)$$

式中:  $\varphi: R^n \rightarrow F$ ;  $(\cdot)$  表示内积;  $\varphi: R^n$  空间到  $F$  的映射;  $X \in R^n$ ,  $W$ ——权向量;  $W \in F$ ,  $b$ ——偏置<sup>[11, 13]</sup>。

公式(1)中的  $\varphi(x)$  为已知,利用样本数据  $(x_i, Y_i)$  通过使如下泛函最小化,可求出式(1)中的  $W$  和  $b$  估计值。

$$R_{reg}[f] = R_{emp}[f] + W^2 = \sum_{i=1}^S C(e_i) + \lambda W^2 \quad (2)$$

式中:  $R_{reg}[f]$ ——约束泛函数;  $R_{emp}$ ——经验风险;  $W^2$ ——置信风险;  $C(e_i)$ ——模型的经验损失;  $C(\cdot)$ ——损失函数;  $e_i = f(X_i) - Y_i$  为样本的预测值与真实值之差;  $S$ ——样本容量。由于  $\varphi$  是固定的,  $W^2$  反映了模型在高维特征空间的复杂性,  $\lambda$  是用于控制样本训练损失与模型复杂性折中的正则化参数。

对于给定的损失函数, 该问题转化为一个二次规划问题, Vapnik<sup>[11]</sup> 提出了  $\epsilon$  不敏感损失函数, 具体定义为:

$$|y - f(x)|_\epsilon = \begin{cases} |y - f(x)| - \epsilon & \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

如果  $|y - f(x)| \geq \epsilon$ , 求解式(2)等价于求解如下优化问题:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^S (\zeta_i + \zeta_i^*) & (4) \\ \text{s. t.} & y_i - (W, \varphi(X_i)) - b \leq \epsilon + \zeta_i \\ & (W, \varphi(x_i)) + b - y_i \leq \epsilon + \zeta_i \\ & \zeta_i, \zeta_i^* \geq 0 \end{aligned}$$

式中:  $\zeta_i, \zeta_i^*$ ——引进的松弛变量, 目的在于使式(4)中的解存在。

利用拉格朗日函数和对偶原理, 可以得到式(4)的对偶问题:

$$\begin{aligned} \min & \left\{ \frac{1}{2} [a, (a^*)^T] \begin{bmatrix} Q & -Q \\ -Q & Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ a^* \end{bmatrix} + \right. \\ & \left. [\epsilon I^T + y^T \epsilon I^T - y^T] \begin{bmatrix} a \\ a^* \end{bmatrix} \right\} & (5) \end{aligned}$$

$$\text{s. t. } [I^T, -I^T] \begin{bmatrix} a \\ a^* \end{bmatrix} = 0, \quad a, a^* \in [0, C]$$

式中:  $Q_{i,j} = \varphi^T(x_i) \varphi(x_j)$ ;  $I = [1, \dots, 1]^T$ ;  $a, a^*$ ——Lagrange 乘子。

求解此二次规划可求得  $a$  的值, 同时求得

$$W = \sum_{i=1}^S (a_i - a_i^*) \varphi(x_i) \quad (6)$$

利用 KKT(Karush-Kuhn-Tucker) 条件可以计算出常值偏差  $b$ , 即

$$\begin{cases} b = y_i - \epsilon - \sum_{i=1}^S (a_i - a_i^*) K(x, x_i), a_i, a_i^* \in [0, C] \\ b = y_i + \epsilon - \sum_{i=1}^S (a_i - a_i^*) K(x, x_i), a_i, a_i^* \in [0, C] \end{cases} \quad (7)$$

根据上述推导可求得  $f(x)$  表达式

$$f(x) = \sum_{i=1}^S (a_i - a_i^*) K(x, x_i) + b \quad (8)$$

式中:  $K(x, x_i) = \varphi^T(x) \varphi(x_i)$  为一个满足 Mercer 条件的核函数, 该函数可实现不知具体非线性变化条件下实现算法的非线性化。

这里以前期影响雨量, 次降雨量, 30 min 最大降雨强度, 混水径流深, 清水径流深, 洪峰最大流量等 8 个因子为输入, 侵蚀产沙量为输出, 采用高斯径向基函数做核函数,  $\epsilon$  取 0.001,  $C$  取 64, 对 1955 年到 1981 年共 204 个样本进行了训练。根据模型输出, 得到 90 个支持向量(表 4)。从表 4 可以得出, 支持向量回归与主成分分析结果基本吻合。

表 4 支持向量机得到的权值因子  $W$

影响因子	前期雨量/ mm	降雨量/ mm	30 min 最大雨强/ (mm · h <sup>-1</sup> )	混水径流深/ mm	清水径流深/ mm	最大洪峰流量/ (m <sup>3</sup> · s <sup>-1</sup> )
权值	3.286 2	8.422 6	3.177 7	9.170 2	8.454 2	7.996 8

## 2.2 次降雨流域侵蚀预报模型的建立

根据以上两种方法确定的主成分因子和支持向量机获得的权值因子大小, 选择降雨量、混水径流深、洪峰最大流量、30 min 最大降雨强度、前期影响雨量、清水径流深作为影响因子, 则侵蚀产沙量预测问题就转化为由 6 个输入和 1 个输出的支持向量机的函数回归问题。

用 1955—1980 年逐次降雨、径流、泥沙资料构成 6 个输入, 1 个输出共 183 个样本的学习集。1981 年

的相应数据作为检验样本集, 用 SVM 进行学习训练和验证。

(1) 进行核函数的选取。通过对线性核函数、多项式核函数、径向基函数(RBF)核函数、Sigmoid 核函数的比较分析, 发现  $t=0$  的线性核函数比较适合该区域的土壤侵蚀预测问题, 然后通过不同的  $\gamma, C$  参数的试验, 当  $C=110$ , 经过 272 542 次迭代学习训练, 得到 122 个支持向量,  $\alpha=110$ , 决策函数中的常数项  $b$  的值为 -9.076 34, 经预测检验其回归平方因子

为 0.990 86,得到了次降雨侵蚀产沙量的预测数据。

(2) 在流域内假定地形、土壤因子是常系数,如果不考虑人为因素影响,则侵蚀产沙量。

$$A = A_0 R_1^{a_1} R_2^{a_2} R_3^{a_3} R_4^{a_4} R_5^{a_5} R_6^{a_6} \quad (9)$$

式中:  $R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, R_6$ ——分别为降雨量、混水径流深、洪峰最大流量、30 min 最大降雨强度、前期影响雨量、清水径流深;  $A_0, a_i (i=1, 2, \dots, 6)$ ——待定系数。方程两边取对数得

$$\ln A = \ln A_0 + \sum_{i=1}^6 a_i \ln R_i \quad (10)$$

令  $y = \ln A, b = \ln A_0, \ln R_i = [x]_i, (i=1, \dots, 6),$

$$a_i = [W]_i, (i=1, \dots, 6)$$

(3) 最后得到的模型为

$$y = \sum_{i=1}^6 [W]_i [x]_i + b = (W \cdot x) + b$$

根据以上模型,引入一个非线性函数  $\varphi$  将数据映射到高维特征空间  $F$ ,并在此空间进行线性回归,从而将低维特征空间的非线性问题转为高维特征空间的线性回归问题解决。通过支持向量机回归算法得到的权值因子  $\omega$ ,代入公式(9),确定了 SVR 侵蚀预报模型为:

$$A = R_1^{8.423} R_2^{9.17} R_3^{7.998} R_4^{3.718} R_5^{3.286} R_6^{8.454} \quad (11)$$

### 2.3 侵蚀产沙预报模型的预测精度分析

基于 60 次实测侵蚀产沙资料对模型的预测精度进行分析(表 5),结果表明模型预报精度变化于 55%~100%,60 个样本中有 53 个样本的预报精度达到 70%以上,有 40 个样本的预报精度达到了 80%,平均预测精度达到了 86%,说明该模型具有较好的预测精度。

表 5 模型预测值与实测值对比结果

样本 序号	实测值/ (t·km <sup>-2</sup> )	预测值/ (t·km <sup>-2</sup> )	相对误差/ %	样本 序号	实测值/ (t·km <sup>-2</sup> )	预测值/ (t·km <sup>-2</sup> )	相对误差/ %	样本 序号	实测值/ (t·km <sup>-2</sup> )	预测值/ (t·km <sup>-2</sup> )	相对误差/ %
1	61.4	50.45	17.83	21	738.9	727.88	1.49	41	420.6	429.90	2.21
2	885.5	1 127.97	27.38	22	251.7	299.74	19.09	42	171.4	110.25	35.68
3	79.1	64.69	18.21	23	34.8	29.66	14.78	43	1 009.3	642.01	36.39
4	0.2	0.25	26.15	24	25.2	15.87	37.03	44	75.8	59.66	21.30
5	5 138.7	4 920.39	4.25	25	14 800.0	14 084.20	4.80	45	562.8	561.43	0.24
6	14.3	11.55	19.22	26	33.8	35.01	3.59	46	614.1	557.64	9.19
7	250.7	238.93	4.70	27	112.9	121.52	7.64	47	0.6	0.68	12.60
8	1.1	1.39	26.14	28	2.0	2.90	44.62	48	4 186.2	4 043.67	3.40
9	20.3	22.85	12.55	29	148.3	161.62	8.98	49	897.1	939.46	4.72
10	667.3	814.70	22.09	30	403.6	419.79	4.01	50	1 060.4	1 249.47	17.83
11	263.9	275.15	4.26	31	3 028.7	3 118.90	2.97	51	312.4	455.21	45.71
12	1.8	1.40	22.01	32	1 215.1	1 184.37	2.53	52	350.4	289.79	17.30
13	42.1	53.10	26.14	33	110.4	113.88	3.15	53	5.4	5.52	2.18
14	573.7	589.20	2.70	34	23.6	25.16	6.62	54	58.4	43.43	25.63
15	2 805.6	3 619.60	29.01	35	3 006.6	3 350.18	11.43	55	3 683.0	3 910.38	6.17
16	7 223.8	6 845.73	5.23	36	792.7	941.66	18.79	56	60.3	39.96	33.74
17	551.2	686.84	24.61	37	2 499.1	2 201.18	11.92	57	6 519.0	6 519.00	0.00
18	13 662	12 727.60	6.84	38	84.5	84.28	0.26	58	1 146.0	1 560.03	36.13
19	1 093.8	1 216.61	11.23	39	500.1	609.66	21.91	59	1 699.0	1 791.16	5.42
20	2 514.7	2 042.60	18.77	40	802.6	1 023.03	27.46	60	774.8	982.00	26.74

### 3 结论

利用支持向量机回归和主成分分析方法,确定了影响次降雨小流域侵蚀产沙主控因子,建立了向量机回归支持下的小流域次降雨侵蚀产沙预报模型。

(1) 小流域次降雨侵蚀产沙量与次径流深、30 min 最大降雨强度以及次降雨量呈非线性关系。结合主成分分析和向量机回归分析方法,确定了影响小流域次降雨侵蚀产沙量的主控因子为混水径流深、最大洪峰流量、降雨量和 30 min 最大降雨强度。

(2) 建立了向量机回归支持下的小流域次降雨侵蚀产沙预报模型,即

$$A = R_1^{8.423} R_2^{9.17} R_3^{7.998} R_4^{3.718} R_5^{3.286} R_6^{8.454} - 9.07634$$

(3) 基于 60 次实测侵蚀产沙资料对模型的预测精度进行分析,结果表明模型具有较好的预测精度,显示出支持向量回归在解决高维非线性问题方面有较好的预测精度,有效避免了神经网络易陷入的局部极值问题。同时通过非线性变换和核函数  $\varphi$  解决了高维数问题,使其算法复杂度与样本维数无关,为次降雨土壤侵蚀产沙规律研究提供了新的方法和手段。

(4) 影响流域次降雨侵蚀产沙量的因素众多,除了本文涉及的因素外,尚有植被因子、土壤和水土保持措施因子等。因此,在今后的工作中如何选择适当的参数对模型进行训练和提高模型的预测准确度仍需做大量的工作。

#### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 牟金泽,孟庆枚. 降雨侵蚀土壤流失预报方程的初步研究[J]. 中国水土保持, 1983(6): 23—27.
- [2] 金争平,史培军. 黄河皇甫川流域土壤侵蚀系统模型和治理模式[M]. 北京:海洋出版社, 1992.
- [3] 张宪奎,许靖华,卢秀琴,等. 黑龙江省土壤流失方程的研究[J]. 水土保持通报, 1992,12(4): 1—9.
- [4] 周伏建,陈明华,林福兴,等. 福建省水土流失预报研究[J]. 水土保持学报, 1995,9(1): 25—30, 36.
- [5] 杨子生. 滇东北山区坡耕地土壤流失方程研究[J]. 水土保持通报, 1999,19(1): 1—9.
- [6] 唐克丽. 中国水土保持[M]. 北京:科学出版社, 2004.
- [7] 郑粉莉,王占礼,等. 我国水蚀预报模型研究的现状、挑战与任务[J]. 中国水土保持科学, 2005,3(1): 7—14.
- [8] 尚金成,刘鑫卿,张勇传,等. 基于多层神经网络的随机自适应径流预报模型[J]. 水电能源科学, 1995,13(1): 52—56.
- [9] 张小峰,许全喜,裴莹. 流域产流产沙 BP 网络预报模型的初步研究[J]. 水科学进展, 2001,12(1): 17—22.
- [10] 王协康,方锋,等. 土壤侵蚀产沙量的人工神经网络模拟[J]. 成都理工学院学报, 2000,27(2): 197—201.
- [11] Vapnik V, Golowich S, Smola A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing [A]// Mozer M, Jordan M, Petsche T. Neural Information Processing Systems [M]. MIT Press, 1997.
- [12] UThissen, Rvan Brakel. Using support vector machines for times series prediction[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2003, 69: 35—49.
- [13] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [14] 魏国孝,马金珠,赵华,等. 甘肃省生态环境综合评价指标体系研究[J]. 干旱区资源与环境, 2004,18(8): 7—11.
- [15] 芦彩梅,郝永红. 山西省区域生态环境质量综合评价研究[J]. 水土保持通报, 2004,24(5): 71—73.
- [16] 张明军,孙美平,姚晓军. 基于 GIS 与 SPSS 的甘肃省县域可持续发展规划[J]. 干旱区研究, 2007,24(4): 563—567.
- [17] 沈君,高志刚. 基于层次分析法的新疆尉犁县域可持续发展评价[J]. 干旱区研究, 2005,22(2): 279—283.
- [18] Saaty T L. The analytic hierarchy process[M]. New York: McGraw-Hill, 1980.
- [19] 国家环境保护总局. 全国生态示范区建设试点工作领导小组. 生态环境考核标准选编[S]. 北京: 中国环境科学出版社, 1999.
- [20] 李晶,任志远. 陕北黄土高原生态资产与区域生态安全程度研究[J]. 干旱区研究, 2007,24(3): 369—374.

(上接第 107 页)