

# 基于 BP 神经网络的陕北黄土高原 侵蚀产沙影响因子显著性研究

赵明伟<sup>1</sup>, 汤国安<sup>1</sup>, 李发源<sup>1</sup>, 袁宝印<sup>2</sup>, 陆中臣<sup>3</sup>

(1. 南京师范大学 虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210046;

2. 中国科学院 地质与地球物理研究所, 北京 100029; 3. 中国科学院 生态环境研究中心, 北京 100085)

**摘要:** 黄土高原地区的侵蚀产沙与影响因子的关系特征一直是研究热点。以陕北黄土高原 23 个小流域为实验样区, 采用 BP 神经网络方法, 将 6 个影响侵蚀产沙的因子作为输入变量, 侵蚀产沙模数作为输出变量, 通过输入变量与隐含层之间、隐含层与输出变量之间的权重矩阵关系, 构建关系模型。实验结果显示, 该方法可以有效地区分不同因子对侵蚀输沙模数影响的显著性; 6 个因子对侵蚀产沙影响的显著性由高到低依次为: 岩土抗蚀性 > 蚕食度 > 沟谷密度 > 年均降雨量 > NDVI 指数 > 粉砂黏土含量。最后, 随机选择 3 个小流域作为检验样本, 采用 BP 神经网络进行预测, 验证了该模型的有效性。该研究可望完善小流域侵蚀产沙分析方法。

**关键词:** 黄土高原; BP 神经网络; 侵蚀产沙; 影响因子

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2012)01-0005-05

中图分类号: S157.1

## Significance of Impact Factors upon Erosion and Sediment Yield on Northern Shaanxi Loess Plateau Based on BP Neural Network

ZHAO Ming-wei<sup>1</sup>, TANG Guo-an<sup>1</sup>, LI Fa-yuan<sup>1</sup>, YUAN Bao-yin<sup>2</sup>, LU Zhong-chen<sup>3</sup>

(1. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment of the Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210046, China; 2. Institute of Geology and Geophysics, Chinese Academy of

Sciences, Beijing 100029, China; 3. Eco-environment Research Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China)

**Abstract:** The relations of erosion and sediment yield with their impact factors on the Loess Plateau of China have been a research focus. A relation model based on BP neural network model is constructed by taking 23 small watersheds on the Northern Shaanxi Loess Plateau as test areas. In the relation model, six impact factors are selected as input variables and erosion and sediment yield modulus, as output variable. The weighted matrix is employed to express the interface for input variables and hidden layers and the interface for hidden layers and output variable. Results show that the model can effectively distinguish the correlativity between the six impact factors and erosion—sediment yield modulus. From strong to weak, the six impact factors can be ordered as: soil anti-erodibility > nibble degree > gully density > average annual precipitation > NDVI > the ratio of silt to clay. Finally, the validity of the relation mode is verified by randomly selecting 3 small watersheds and employing BP neural network model. This study may be helpful to improve the methodology of the analyses of erosion and sediment yield in a watershed.

**Keywords:** Loess Plateau; BP neural network; erosion sediment—yield; impact factor

土壤侵蚀输沙规律的研究是国土资源动态变化模拟, 土地资源环境质量评价, 制定水土保持规划措施的重要理论基础, 对指导生产实践具有十分重要的

意义。我国黄土高原的土壤侵蚀始终是研究的热点, 而关于影响侵蚀输沙的因素的研究更是受到众多学者的关注。影响侵蚀输沙的因素有十几个之多, 关于

收稿日期: 2011-03-18

修回日期: 2011-05-11

资助项目: 国家自然科学基金项目“基于 DEM 的黄土高原地貌形态空间格局研究”(40930531); 国家自然科学基金项目“基于 DEM 的黄土坡面景观结构及其空间分异研究”(40801148); 资源与环境信息系统国家重点实验室开放基金项目(2010KF0002SA)

作者简介: 赵明伟(1986—), 男(汉族), 山东省莱芜市人, 硕士研究生, 主要从事空间分析与数字地形分析的研究工作。E-mail: zhaomingwei68@163.com。

通信作者: 汤国安(1961—), 男(汉族), 浙江省宁波市人, 博士生导师, 教授, 主要研究方向为地理信息系统, DEM 与数字地形分析, GIS 空间分析。E-mail: tangguoan@njnu.edu.cn。

降雨量与植被覆盖状况对侵蚀输沙的影响<sup>[1-4]</sup>,地面坡度、沟壑密度等地貌特征与流域侵蚀输沙的关系<sup>[5]</sup>,以及地面岩土抗蚀性因素对流域侵蚀输沙的影响<sup>[6]</sup>等均有相关研究。

影响侵蚀输沙的因素众多,因此,如何确定各个因素对流域侵蚀输沙影响的重要性,或如何量化各个因素对流域侵蚀输沙模数的贡献程度,已成为一个重要的研究课题。相关学者针对土壤质地、降水、植被、坡度、沟壑密度等因素,分别建立了它们与输沙侵蚀模数的经验关系,分析了侵蚀输沙模数对于各个要素的临界现象,并且采用多变量回归方法建立了侵蚀输沙模数与上述变量的关系式,提出了用侵蚀输沙贡献量及总输沙贡献率等概念分析不同因素对侵蚀输沙的贡献<sup>[7]</sup>。也有学者选取年降雨量、悬移质泥沙中径和干流比降作为影响侵蚀输沙的因子指标,并考虑不同因子之间的交互作用,采用逐步回归方法建立侵蚀输沙模数与上述因子以及交互变量之间的关系,然后,以各个因子的二阶偏导数作为衡量因子对侵蚀输沙显著性差异的依据<sup>[8]</sup>。

然而,当用回归分析方法建立侵蚀输沙模数与多因子之间的关系时,因子之间的相关性以及模型的多重共线性都会严重影响模型的精度<sup>[9]</sup>。尽管相关学者在建立模型时考虑了因子之间的交互作用,但在分析诸因子对侵蚀输沙的贡献量时,又因为复杂性而不得不忽略这些交互变量的影响<sup>[7]</sup>,因此,有必要寻求新的方法来分析不同因子对侵蚀输沙影响的显著性差别。神经网络模型目前广泛地应用于侵蚀输沙的预测,诸多学者以所研究的因子变量为输入变量,以侵蚀输沙量为输出变量,建立三层 BP 神经网络进行侵蚀输沙预测<sup>[10-12]</sup>。此外,以坡度因子作为输出向量,以坡长、高程、沟壑密度等因子作为输入向量,根据输入层与隐含层以及隐含层与输出层之间的权重矩阵确定各个输入变量与输出变量的关联度<sup>[13]</sup>。

本研究在广泛总结前人研究成果的基础上,以陕北黄土高原 23 个流域为实验样区,选取代表降雨量、植被覆盖状况、地貌形态、地貌发育阶段以及地质状况的平均年降雨量、NDVI 指数、沟壑密度、蚕食度(正负地形面积之比)、粉砂黏土含量以及岩土抗蚀性 6 个因子指标,建立三层 BP 神经网络模型。根据输入层与隐含层以及隐含层与输出层之间的权值矩阵之间的关系,确定上述因子对侵蚀产沙模数影响的显著性。

## 1 研究方法 with 实验数据

### 1.1 实验方法

神经网络是由大量的神经元广泛互连而形成的

网络,具有多种不同的实用模型,根据其连接方式的不同,可以分成前向网络、反馈网络和自组织网络 3 大类。BP 网络是一种单向传播的多层前向网络,对输入因子到输出因子具有高度的非线性映射功能,广泛应用于复杂的非线性函数逼近<sup>[14-16]</sup>。

标准的 BP 网络是由输入层,一个或多个隐含层,一个输出层组成。实验发现,含有隐含层的 BP 网络对数据间的关系模式学习的较好,预测精度高。对于输入信息,首先向前传播到隐含层的节点上,经过作用函数运算后,把隐含节点的输出信息传播到输出节点,最后给出输出结果。网络的学习过程由正向和反向传播两部分组成。在正向传播过程中,每一层神经元状态只影响下一层神经网络。如果输出层不能得到期望输出,实际输出值与期望输出值之间就有误差,那么转入反向传播过程,将误差信号沿原来的连接通路返回,通过修改各层神经元的权值,逐次地向输入层传播进行计算,再经过正向传播过程。这 2 个过程的反复运用,使得误差最小。

建立 BP 神经网络模型时,对于传输函数的选择并没有确定的方法,大多是基于经验或者反复试验。相关研究认为在 BP 神经网络中,tansig 传输函数与其他传输函数相比,可以有效地提高预测精度<sup>[17]</sup>。

### 1.2 实验数据及预处理

本实验中沟谷密度与蚕食度基于 5 m 分辨率 DEM 数据计算得到,具体计算过程见参考文献<sup>[18-19]</sup>。部分实验数据如表 1 所示。对于实验数据,选取 20 个样本来进行神经网络模型的建立,3 个样本用作精度检验。

为了消除量纲的影响,首先对数据作极差标准化处理。由于本文在建立神经网络模型时采用 S 形传输函数,该函数的值域为 $[0, 1]$ ,当采用标准的归一方法进行极差标准化得到的输入输出向量中至少有一个值为 0,至少有一个值为 1,这恰好是 S 形函数的极小值和极大值。因此,要求联接权足够大才能使网络的输出值与其匹配,从而需要相当多的训练次数来不断修正权值,导致训练速度缓慢。为避免这种现象,本文采用一种极差标准化的改进方法<sup>[20]</sup>,通过非线性函数来处理数据,将原始输入输出变量的值变换到 $[0.2, 0.8]$ ,从而大大加快网络学习速率,而数据间的联系并不减少。

$$x' = 1 - \frac{1}{e^{[0.223 + (1.609 - 0.223) \times (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})]}} \quad (1)$$

式中: $x$ ——极差标准后的变量值; $x_{\min}, x_{\max}$ ——每组变量中的最小值和最大值。

表 1 试验样区侵蚀产沙影响因子统计值

试验样区	输沙模数/ ( $t \cdot km^{-2} \cdot a^{-1}$ )	年均降雨量/ mm	沟谷密度/ ( $km \cdot km^{-2}$ )	NDVI	粉砂黏土 含量/%	蚕食度	岩土抗 蚀性 <sup>[6]</sup>
1	14 014.8	460.0	9.1	0.36	63.9	0.80	1.8
2	11 648.8	441.2	6.8	0.32	65.8	0.86	1.8
3	11 144.1	440.6	8.6	0.42	61.7	0.80	2.0
4	10 428.4	493.6	10.9	0.42	65.3	0.94	2.2
5	10 311.8	517.4	9.4	0.42	70.6	0.88	2.0
6	10 666.4	533.4	8.7	0.47	72.1	0.77	2.0
7	9 333.5	455.5	10.9	0.44	72.2	0.79	2.6
8	7 438.4	557.7	9.2	0.58	70.7	0.87	2.5
9	6 077.4	552.0	10.7	0.48	75.4	0.73	2.5
10	10 033.2	473.5	9.4	0.41	67.9	0.80	2.2
11	7 568.0	469.2	9.5	0.40	76.5	0.74	2.6
12	5 470.8	462.6	6.3	0.40	74.6	0.80	2.8
13	4 557.4	445.1	7.9	0.46	74.7	0.81	3.0
14	11 760.4	527.7	9.1	0.51	74.5	0.82	2.2
15	8 101.2	550.3	8.3	0.66	70.5	0.76	2.5
16	3 845.4	580.7	7.5	0.73	87.7	0.71	3.0
17	4 811.4	582.3	5.6	0.56	85.0	0.85	3.0
18	2 775.0	578.1	5.0	0.69	85.0	0.60	3.2
19	3 326.9	575.4	8.7	0.65	83.4	0.62	3.0
20	1 945.4	590.6	2.9	0.57	89.4	0.25	3.3
21	1 847.5	587.9	4.6	0.61	89.8	0.48	3.5
22	2 270.4	578.6	5.6	0.70	88.9	0.37	3.3
23	2 346.1	553.5	3.7	0.69	88.5	0.43	3.5

## 2 结果与分析

### 2.1 各指标因子影响侵蚀输沙显著性的确定

根据前人的研究并结合本文的实际情况,本文选取 tansig 函数作为隐含层与传输层之间的传输函数,线性函数(purelin)作为隐含层与输出层之间的传输函数。第 1 层与第 3 层神经元个数与输入输出向量一致,分别设输入层与隐含层之间权重矩阵为 6 和 1,隐含层神经元的个数采用试错法,最后确定隐含层神经元个数为 6。设输入层与隐含层之间的权重矩阵为  $w_1$ ,隐含层与输出层之间的权重矩阵为  $w_2$ 。据此,输入输出之间的函数关系式为:

$$f(x) = \text{purelin}[w_2 \times \text{tansig}(w_1 \times X, b_1), b_2] \quad (2)$$

式中: $X$ ——6 个输入因子的数值矩阵; $b_1$ ——输入层与隐含层的阈值矩阵; $b_2$ ——隐含层与输出层的阈值矩阵。

由于传输函数是对矩阵中的每个元素分别起作用,并不影响矩阵的整体结构,若将传输函数作用于矩阵  $X$  后的结果记为  $X'$ ,则式(1)可简化为:

$$f(X) = w_2 w_1 X' \quad (3)$$

式(2)中  $w_2 \times w_1$  为各个因子指标对侵蚀产沙模数影响显著性的量化表示。实验采用 MATLAB 软件进行 BP 神经网络模型的建立与求解,最后得到的权重矩阵为:

$$w_1 = \begin{bmatrix} 2.58 & -2.08 & 3.90 & 2.39 & 1.43 & 1.64 \\ 3.07 & 0.29 & -0.09 & 3.50 & 1.94 & -3.67 \\ -3.21 & 3.34 & 2.46 & 0.91 & 1.69 & -2.38 \\ 2.67 & 3.18 & -2.24 & -2.92 & -0.44 & -2.84 \\ 1.24 & -3.19 & -0.69 & 3.28 & 1.46 & -3.77 \\ -2.25 & 3.12 & 2.78 & 3.10 & -2.01 & 2.42 \end{bmatrix}$$

$$w_2 = [0.051 \quad 0.034 \quad 0.212 \quad 0.104 \quad 0.043 \quad -0.113]$$

据式(3)便可以得到各个影响因子对侵蚀产沙模数影响的显著性。由于在实际水土保持工作中,人们更关注的是不同因子对侵蚀产沙模数影响显著性的差别,为了使结果易于解释,增加其可信度并进而更好地指导实践,根据神经网络模型计算的结果将不同因子对侵蚀产沙的影响程度进行排序。表 2 为最终结果,可以看出研究因子对侵蚀产沙模数影响的显著性由高到低依次为岩土抗蚀性>蚕食度>沟谷密度>年均降雨量>NDVI 指数>粉砂黏土含量。

表 2 不同因子对侵蚀输沙影响的显著性

输入因子	年均降雨量/mm	沟谷密度/( $\text{km} \cdot \text{km}^{-2}$ )	NDVI	粉砂黏土含量/%	蚕食度	岩土抗蚀性
显著性量化值(绝对值)	0.140 5	0.451 2	0.138 5	-0.077 3	0.741 7	-1.276 1
显著性排序	4	3	5	6	2	1

## 2.2 结果分析与验证

将本文中得到的结果与文献[7]中得到的结果进行对比分析。参考文献[7]中虽然建立了包含变量之间交互变量的多变量函数关系式,但是,在计算各个指标对侵蚀输沙的贡献量时并没有考虑交互变量。因此,这里只建立各个因子变量与侵蚀输沙量之间的函数关系式(图 1),将所有实验样区的各个因子指标

的平均值带入其中得到各个因子对侵蚀输沙的贡献量,单个因子的贡献量与所有因子贡献量之和的比值作为每个因子对侵蚀输沙的贡献率。

根据各个因子与侵蚀产沙模数的关系式,带入各个因子变量在所有实验样区的平均值,得到各个影响因子的侵蚀输沙的贡献量与对总输沙贡献率,结果如表 3 所示。

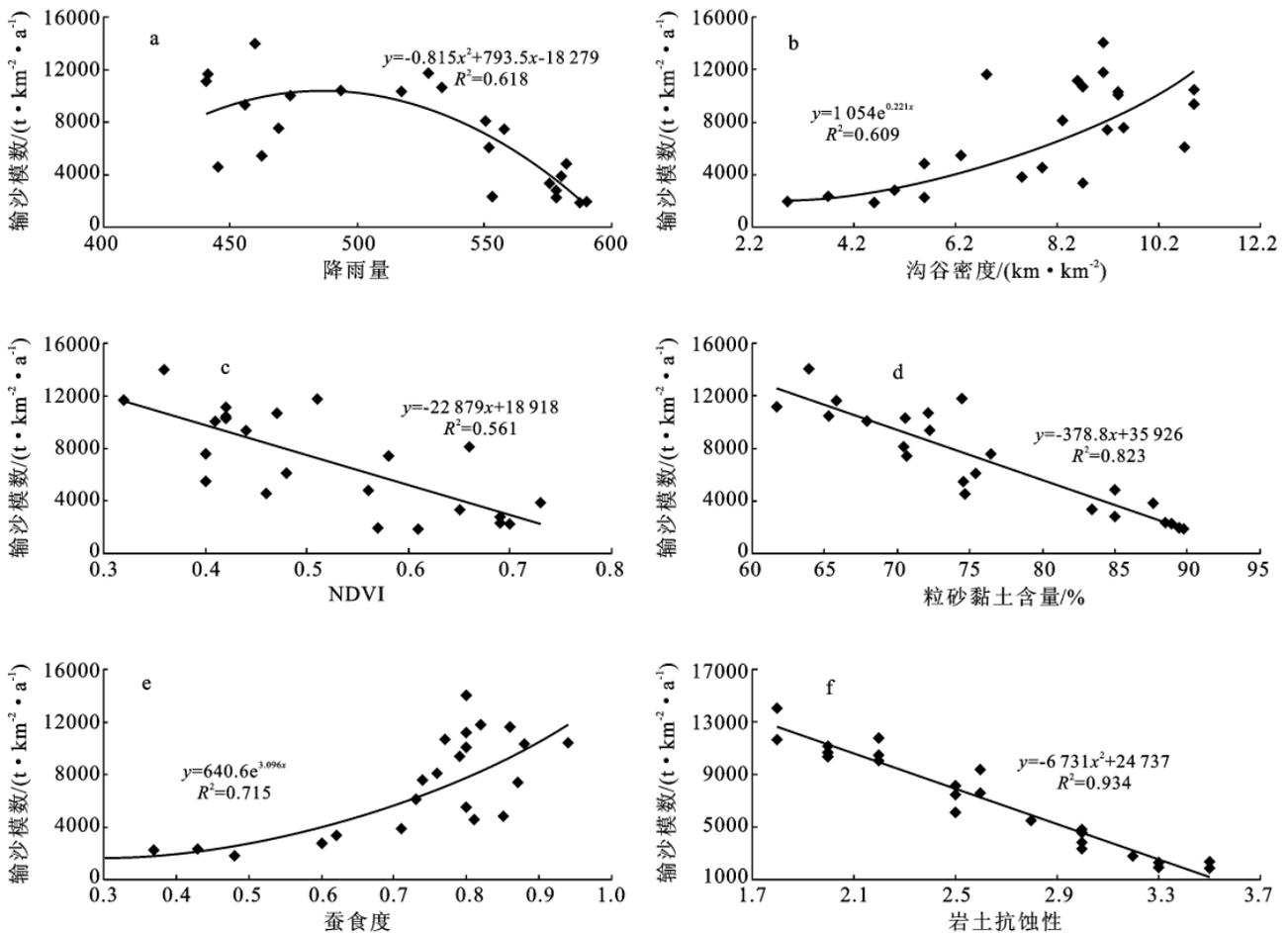


图 1 研究因子与输沙模数的关系

表 3 不同因子对侵蚀输沙的贡献量与贡献率

因子指标	平均降雨量/mm	沟谷密度/( $\text{km} \cdot \text{km}^{-2}$ )	NDVI	粉砂黏土含量/%	蚕食度	岩土抗蚀性
侵蚀输沙贡献量	9 421.10	5 796.00	7 296.00	7 084.50	6 103.50	7 202.60
对总输沙贡献率	21.96%	13.51%	17.00%	16.51%	16.79%	14.23%

对这 2 种方法,可以使用实验中预留的检验样本进行精度检验。对神经网络模型,直接用检验样本进

行预测即可。对回归分析方法,可以将各个影响因子数值代入相应的单变量拟合方程,得到单变量侵蚀产

沙模数的预测值,然后以各影响因子对总输沙的贡献率为权重,求和得到回归模型的预测值。得到模型的预测值后,采用下式计算模型的误差:

$$e = \frac{|v_{\text{观测}} - v_{\text{预测}}|}{v_{\text{观测}}} \quad (4)$$

式中: $e$ ——模型误差; $v_{\text{观测}}$ ——侵蚀产沙模数实际观测值; $v_{\text{预测}}$ ——采用 BP 神经网络模型或回归模型的侵蚀产沙模数预测值。精度评价结果如表 4 所示。

从表 4 可以看出,与传统的回归分析方法相比,BP 神经网络模型的预测精度较高,因此,采用神经网

络模型神经元层之间权重矩阵关系所确定的影响因子显著性更为合理。此外,参考文献[7]中所定义的侵蚀输沙贡献量以及对总输沙的贡献率,在概念上容易产生误解。例如,岩土抗蚀性越大,地表物质越难被侵蚀,相应的侵蚀输沙量应该越小。类似地,NDVI 指数越大表示该区域的植被覆盖状况越好,侵蚀输沙量也应该减小。因此,对这些因子定义侵蚀输沙贡献量在概念上容易引起混淆,因为岩土抗蚀性、NDVI 等是抑制侵蚀输沙因子。

表 4 BP 神经网络模型与回归模型精度评价

样区序号	观测值( $t \cdot km^{-2} \cdot a^{-1}$ )	BP 神经网络模型		回归模型	
		预测值	误差/%	预测值/ $(t \cdot km^{-2} \cdot a^{-1})$	误差/%
1	11 144.1(0.722 5)	0.791	9.48	8 230.73	26.14
2	10 311.8(0.694 9)	0.727	4.62	8 077.26	21.67
3	3 845.4(0.362 7)	0.377	3.80	3 038.22	20.99

注:括号中的数据为实验中采用式(1)处理的数据。

综合以上分析,本文所计算的显著性指标,不仅可以有效地区分不同因子对侵蚀产沙模数影响的显著性差别,而且在概念上容易理解,与实际情况相符。为了进一步区分不同因子对侵蚀产沙模数的影响,可以根据各个因子与侵蚀产沙模数的关系作进一步判断。从图 1 中可看出,年均降雨量对侵蚀产沙的影响存在临界值,即在一定范围内侵蚀产沙模数随着年均降雨量的增加而增加,超过此阈值则随着年均降雨量的增加而减小;侵蚀产沙模数随着沟谷密度、蚕食度的增加呈指数形式增加;侵蚀产沙模数随 NDVI 指数、粉砂黏土含量、岩土抗蚀性的增加而线性减小。因此,沟谷密度、蚕食度对侵蚀产沙模数的影响为加剧,且蚕食度对侵蚀产沙模数影响的显著性大于沟谷密度;NDVI 指数、粉砂黏土含量、岩土抗蚀性对侵蚀产沙模数的影响为抑制,且影响的显著性由高到低依次为岩土抗蚀性、NDVI 指数、粉砂黏土含量。

### 3 结论

本实验选取的平均年降雨量、沟谷密度、NDVI 指数、黏土粉砂含量、岩土抗蚀性以及蚕食度等因子,反映了研究区域的降水、地形、植被覆盖、地表物质特性以及地貌发育情况。实验得出上述因子对侵蚀模数影响的显著性由高到低依次为岩土抗蚀性>蚕食度>沟谷密度>年均降雨量>NDVI 指数>粉砂黏土含量。结合各个因子与侵蚀产沙模数的单变量拟合函数关系,进一步发现,沟谷密度、蚕食度对侵蚀产沙模数的影响为加剧,NDVI 指数、粉砂黏土含量、岩

土抗蚀性对侵蚀产沙模数的影响为抑制。本文研究结果表明影响陕北黄土高原地区土壤侵蚀的主要因素为地表物质特性以及地貌发育阶段。

为了验证本文模型的有效性,实验中选取了 3 个实验样区作为检验样本,采用所建立的神经网络模型进行预测,预测误差分别为 9.48%,4.62%,3.89%,预测精度大大高于传统的回归模型,证实了基于 BP 神经网络模型所计算的侵蚀产沙影响因子的显著性是有效的。此外,本文所提出的显著性指标在概念上也更容易理解。本文根据前人的研究和专家的经验选取影响侵蚀产沙模数因子,这具有一定的主观性,今后拟将影响因子的选取对结果的影响作为研究内容,得到更好的结果。

#### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 许炯心,姚文艺,韩鹏,等.基于气候地貌植被耦合的黄河中游侵蚀过程[M].北京:科学出版社,2009:9-17.
- [2] 陈浩,梁广林,周金星,等.黄河中游植被恢复对流域侵蚀产沙的影响与治理前景[J].中国科学:D辑,2005,35(5):452-463.
- [3] 余新晓,张晓明,武思宏,等.黄土区林草植被与降水对坡面径流和侵蚀产沙的影响[J].山地学报,2006,24(1):19-26.
- [4] 李勉,姚文艺,陈江南,等.坡面草被覆盖对坡沟侵蚀产沙过程的影响[J].地理学报,2005,60(5):725-732.
- [5] 卢金发.黄河中游流域地貌形态对流域产沙量的影响[J].地理研究,2002,21(2):171-178.

(下转第 226 页)

## 4 结论

本文从土地生态服务价值功能和生态风险性出发对潜江市土地生态环境质量进行了评价及分区,避免了单因子评价对土地利用的生态环境影响的认识误差。结果表明,研究区西南部的生态风险整体较高,建设用地和湖泊水面的生态风险性较大。生态系统服务价值较低,其中低生态价值区域分布最广,占地 52.24%,其次是中等生态价值区域,占地 32.47%。土地生态环境质量比较均衡且具有显著的空间分布特征,其中低价值中风险土地类型最多,主要分布于以西南部返湾湖为中心的外围区域。其后依次是中价值中风险区、中价值低风险区、高价值高风险区和低价值高风险区。

通过将土地生态环境质量分区图与建设用地管制分区耦合分析发现,各建设用地管制分区的布局与土地生态环境质量现状比较协调,能够达到控制建设用地空间扩展和保护生态环境的基本目的,但存在以用地需求为导向和建设用地空间管制依据不足的问题。

建设用地空间管制分区作为新一轮土地利用总体规划中引导土地可持续利用的重要手段之一,目前相关的分区划定和空间管制还处于不断探索之中。本文从空间管制的基本目的出发,根据土地生态环境质量对建设用地布局的合理性进行了评价,研究表明土地生态环境质量能够为建设用地空间管制分区提

供理论依据,并促进区域社会经济与资源环境的协调发展。

### [参 考 文 献]

- [1] 刘康. 为什么要建立“城乡建设用地空间管制制度”[N]. 北京:中国国土资源报,2008-11-28(第 1 版).
- [2] 中华人民共和国国土资源部. 市(地)级土地利用总体规划编制规程(TD/D1023—2010)[S]. 北京:中国标准出版社,2010.
- [3] 徐明德,李静,彭静,等. 基于 RS 和 GIS 的生态系统健康评价[J]. 生态环境学报,2010,19(8):1809-1814.
- [4] 王瑞燕,赵庚星,周伟,等. 县域生态环境脆弱性评价及其动态分析:以黄河三角洲垦利县为例[J]. 生态学报,2009,29(7):3790-3799.
- [5] 尹海伟,徐建刚,陈昌勇,等. 基于 GIS 的吴江东部地区生态敏感性分析[J]. 地理科学,2006,26(1):64-69.
- [6] 谢花林. 基于景观结构和空间统计学的区域生态风险分析[J]. 生态学报,2008,28(10):5020-5026.
- [7] Daily G C. Natures services: societal dependence on natural ecosystems [M]. Washington D C: Island Press, 1997:1-10.
- [8] 曾勇. 区域生态风险评价:以呼和浩特市为例[J]. 生态学报,2010,30(3):668-673.
- [9] 刘勇,张红,尹京苑. 基于土地利用变化的太原市土地生态风险研究[J]. 中国土地科学,2009,23(1):52-55.
- [10] 谢高地,鲁春霞,冷允法,等. 青藏高原生态资产的价值评估[J]. 自然资源学报,2003,18(2):189-196.
- [11] 尹国康,陈钦彦. 黄土高原小流域特性指标与产沙统计模式[J]. 地理学报,1989,44(1):32-46.
- [12] 陈劲锋,刘全友,陆中臣,等. 黄土高原多沙粗沙区侵蚀产沙的多维临界[J]. 生态学报,2007,27(8):3277-3285.
- [13] 陈浩,陆中臣,李忠艳,等. 流域产沙中的地理环境要素临界[J]. 中国科学:D 辑,2003,33(10):1005-1012.
- [14] 方开泰. 实用多元统计分析(上)[M]. 上海:华东师范大学出版社,1989:142-175.
- [15] 王协康,方铎. 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.
- [16] 王协康,方铎. 坡面产流模式的神经网络模拟[J]. 水动力学研究与进展:A 辑,2004,19(2):202-206.
- [17] 彭清娥,曹叔尤,刘兴年,等. 坡面产沙 BP 神经网络模型研究[J]. 水土保持学报,2002,16(3):79-82.
- [18] 张婷,汤国安,王春,等. 黄土丘陵沟壑区地形定量因子的关联性分析[J]. 地理科学,2005,25(4):468-472.
- [19] 周开利,康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京:清华大学出版社,2004:69-90.
- [20] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,1999:127-143.
- [21] 闻新,周露,王丹力,等. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社,2002:207-232.
- [22] 李曦. 神经网络信息传输函数 Sigmoid 与 tanh 比较论证[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版,2004,28(2):312-314.
- [23] 汤国安,刘学军,闫国年. 数字高程模型及地学分析的原理与方法[M]. 北京:科学出版社,2005:355-357.
- [24] 周毅. 基于 DEM 的黄土正负地形特征研究[D]. 南京:南京师范大学,2005:50-51.
- [25] 张文鸽,吴泽宁,逯洪波. BP 神经网络的改进及其应用[J]. 河南科学,2003,21(2):202-206.

(上接第 9 页)