

基于 Logistic 回归和 RBF 神经网络的土壤侵蚀模数预测

周宁^{1,2}, 李超³, 满秀玲¹

(1. 东北林业大学 林学院, 黑龙江 哈尔滨 150040;

2. 黑龙江省水土保持科学研究院, 黑龙江 哈尔滨 150070; 3. 北京林业大学 林学院, 北京 100083)

摘要: [目的] 寻求估算土壤侵蚀模数的新方法, 并通过 GIS 实现对土壤侵蚀空间分布情况的预测。[方法] 采用土壤侵蚀模数作为判别条件, 分别验证基于 Logistic 回归和 RBF 神经网络而建立的土壤侵蚀预报模型的适用性, 进而构建并验证改进模型——LOG-RBF 神经网络土壤侵蚀预测模型。[结果] (1) Logistic 回归模型判别目标土地是否发生土壤侵蚀的优势明显, 未发生和发生土壤侵蚀的预测正确率分别为 77.4% 和 97.9%, 总预测正确率为 94.9%。(2) RBF 神经网络模型估计土壤侵蚀模数的能力较强, 模拟结果的相对误差和平方和误差分别为 0.612% 和 13.292, R^2 为 0.57。(3) LOG-RBF 神经网络土壤侵蚀预测模型预测结果的相对误差和平方和误差比 RBF 神经网络模型模拟结果分别降低了 0.157% 和 2.601。 R^2 为 0.82, 拟合程度上优于 RBF 神经网络模型。随着土壤侵蚀模数的增大, 错估现象呈逐渐减少趋势。通过受试者工作特征曲线的判别, LOG-RBF 神经网络模型的曲线下面积值比 RBF 神经网络模型大 0.063, 模型判断的准确性更高。[结论] 利用 LOG-RBF 神经网络土壤侵蚀预测模型可更准确地估计土壤侵蚀模数, 基于 GIS 能够预测土壤侵蚀的空间分布情况。

关键词: Logistic 回归; RBF 神经网络; 土壤侵蚀; 预测模型; USLE

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2015)03-0235-07

中图分类号: S157

DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2015.03.050

Prediction of Soil Erosion Modulus Based on Logistic Regression and RBF Neural Network

ZHOU Ning^{1,2}, LI Chao³, MAN Xiuling¹

(1. College of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin, Heilongjiang 150040,

China; 2. Heilongjiang Institute of Soil and Water Conservation, Harbin, Heilongjiang

150070, China; 3. College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: [Objective] To found a new approach to estimate soil erosion modulus, and achieve predictions of spatial distribution of soil erosion based on GIS. [Methods] Taking soil erosion modulus as discriminant conditions, each applicability of soil erosion prediction model built based on Logistic regression and RBF neural network was validated, and then the improved model (soil erosion prediction model) based on LOG-RBF neural network was built and validated. [Results] (1) There was obvious advantage for Logistic regression model to discriminant the occurrence of soil erosion, and the accuracy of prediction for un-occurring and occurring was 77.4% and 97.9%, respectively, the total predictive accuracy was 94.9%. (2) RBF neural network model had the stronger ability to estimate soil erosion modulus, the relative error and error sum of squares of the simulation results was 0.612% and 13.292, respectively, and R^2 was 0.57. (3) Relative error and error sum of squares of the simulation results was decreased by 0.157% and 2.601, respectively based on LOG-RBF neural network model than RBF neural network model, and R^2 was 0.82, so LOG-RBF neural network model had a better fitting degree, and with the soil erosion modulus increase, misjudge phenomenon showed a trend of gradual reduction. Determined by receiver operating characteristic curve, the value of area under curve based on LOG-RBF neural network model was 0.063 larger than RBF neural network model, and the accuracy was higher. [Conclusion] LOG-RBF neural network model could be used to estimate soil erosion modulus, and predict spatial distribution of soil erosion based on GIS.

Keywords: Logistic regression; RBF neural network; soil erosion; prediction model; USLE

收稿日期: 2014-04-07

修回日期: 2014-05-20

资助项目: 国家自然科学基金项目“大兴安岭森林流域水文过程对植被和气候变化的响应”(31170420)

第一作者: 周宁(1984—), 男(汉族), 黑龙江省海伦市人, 硕士, 工程师, 主要从事水土保持规划设计及土壤侵蚀研究。E-mail: zn8764@163.com。

在土壤侵蚀评价研究中,模型的应用对实践工作具有很大帮助,各国学者针对区域土壤侵蚀评价开展了长期、系统的研究,形成了对土壤侵蚀的过程反馈和趋势预报的经验模型、物理模型和概念模型等多种模型。W. H. Wischmeier 等^[1]提出的通用土壤流失方程(universal soil-loss equation, USLE)以及之后修正通用土壤流失方程(revised universal soil-loss equation, RUSLE)最具代表性,在此基础上,由美国 4 机构联合开发并发布了 WEPP 模型(water erosion prediction project),该模型能够完整反映水力侵蚀过程。荷兰研究机构基于地理信息系统(geographic information system, GIS)建立了 LISEM 模型(limburg soil erosion model),这种模型实现了研究成果的直观可视。Kirkby 等^[2]提出了可用于流域土壤侵蚀研究的方法。De Jong 等^[3]等通过对土壤侵蚀过程的研究,阐述了区域土壤侵蚀研究的新方法。另多位学者构建了适用于欧洲^[4]的土壤侵蚀评价模型,其中具有典型性的包括:EUROSEM^[5](European soil erosion model), PESERA^[6](pan-European soil erosion risk assessment), SHE^[7](système hydrologique Européen)和 SEMMED(soil erosion model for Mediterranean regions)等。中国早期研究主要是对 USLE 和 RUSLE 等成熟模型的介绍引入,之后相继出现了符合中国自然规律和实际情况的土壤侵蚀评价模型,如孙立达等^[8]提出的小流域土壤流失预报方程,牟金泽等^[9]开展的降雨侵蚀土壤流失预报方程研究。特别指出的是,针对区域的土壤侵蚀评价模型研究得到了广泛的开展,形成了诸多具有地域适用性的基础性评价模型,如杨艳生等^[10]构建的长江二峡区土壤流失预测方程,赵羽等^[11]进行的内蒙古土壤侵蚀研究,陈楚群等^[12]以陕北小流域为例建立的土壤侵蚀量多因子灰色模型,张宪奎等^[13]进行的黑龙江省土壤流失方程的修订,付炜等^[14]建立的黄土丘陵沟壑区土壤侵蚀预测模型,黄炎和等^[15]开展的闽东南土壤流失预测研究,杨子生^[16-17]分别就滇东北山区坡耕地和云南省金沙江流域构建的土壤流失方程,刘宝元等^[18]提出的中国水土流失方程(Chinese soil loss equation, CSLE)对已有研究进行了全面汇总分析,阐述了适用全国范围的具统一规范标准的模型。但利用数学方法构建土壤侵蚀反演预测模型的研究相对较少,本研究以黑龙江省拉林河流域为研究区,在建立和验证 Logistic 回归和 RBF 神经网络土壤侵蚀模型的基础上,构建经改进的 LOG-RBF 神经网络土壤侵蚀模型,尝试估算土壤侵蚀模数更为便捷的方法,并实现与 GIS 的有机结合,预测土壤侵蚀模数的

空间分布情况,对区域土壤侵蚀预报及评价模型研究具有积极的实践意义。

1 研究区概况

黑龙江省拉林河流域的地理位置、水文、气象、土壤、植被、地形以及地貌等自然概况,与文献^[19]相同,此处不再赘述。

2 数据处理

土壤类型、土地利用、降雨和数字高程模型(digital elevation model, DEM)等基础数据的处理方法,土壤侵蚀模数、降雨侵蚀力(R 值)的计算和标准化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、坡度以及坡向的提取方法详见同期研究^[20],此处不再赘述。仅介绍 NDVI、坡度和坡向的分级处理方法。在 ArcGIS 上,将 NDVI 划分为 8 级,如附图 3 所示,0 表示存在裸土、水面或岩石等。《黑土区水土流失综合防治技术标准》^[21]中,判别坡耕地土壤侵蚀时坡度共划分 6 级,分别为 $\leq 0.25^\circ$, $0.25^\circ \sim 1.5^\circ$, $1.5^\circ \sim 3^\circ$, $3^\circ \sim 4^\circ$, $4^\circ \sim 5^\circ$ 和 $> 5^\circ$;判别荒山荒坡土壤侵蚀时坡度共划分 5 级,分别为 $3^\circ \sim 5^\circ$, $5^\circ \sim 8^\circ$, $8^\circ \sim 15^\circ$, $15^\circ \sim 25^\circ$ 和 $> 25^\circ$,参考其分级标准并结合黑龙江省拉林河流域坡度分布情况,将研究区坡度划分为 9 级(附图 4)。参考相关研究^[22],坡向划分为 8 级(附图 5)。

3 研究方法

3.1 Logistic 回归模型的建立

判别目标土地是否发生土壤侵蚀是进行合理土壤侵蚀评价的基础,Logistic 回归分析适合对事件存在或发生与否做出概率预测,相关研究有:姜文亮等^[23]采用空间 Logistic 回归模型,进行了城市空间扩展的预测;邢秋菊等^[24]采用 Logistic 回归分析法,进行了滑坡地质灾害危险性评价;王海鹰等^[25]建立并验证了用于城市边缘区界定的 Logistic 回归模型;王静等^[26]利用 Logistic 回归方法,分析了土地退化和环境之间的空间关系。本文通过 Logistic 回归分析的方法,构建并验证黑龙江省拉林河流域空间 Logistic 回归模型,实现对空间栅格是否发生土壤侵蚀的判别和预测。

Logistic 回归分析在一个因变量和若干个自变量间构建多元回归关系,对预测任意或某一事件的发生概率具有一定优势,自变量可以是连续型变量或离散型变量,且不要求必须满足正态分布。Logistic 回归模型^[27]表达式为:

$$P = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad (1)$$

$$z = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n \quad (2)$$

式中: P ——土壤侵蚀发生的概率,发生土壤侵蚀的条件概率为 $P = P(Y=1 | X_1, X_2, \dots, X_n)$; X_n ——第 n 个变量; z ——变量参数; a_0 ——回归常数; a_n ——第 n 个变量的回归系数; n ——自然数。Logistic 回归分析中,因变量 Y 取值 0 和 1,分别代表未发生土壤侵蚀和发生土壤侵蚀。

在 Logistic 分析过程中,要以土壤侵蚀模数对是否发生土壤侵蚀做出定量判别,依据现行的水利行业标准,区域土壤侵蚀强度为微度即可狭义地认定不发生土壤侵蚀,《土壤侵蚀分类分级标准》^[28]和《黑土区水土流失综合防治技术标准》以土壤侵蚀模数为量度分别对不同土壤侵蚀强度做出了级别划分,考虑到黑龙江省拉林河流域地处东北黑土区,且以水力侵蚀为主,容许土壤流失量为 $200 \text{ t}/(\text{km}^2 \cdot \text{a})$,对发生土壤侵蚀的定量界定基准宜采用下限值,即土壤侵蚀模数 $\leq 200 \text{ t}/(\text{km}^2 \cdot \text{a})$ 表示未发生土壤侵蚀,否则发生土壤侵蚀。

选取坡度(X_1)、坡向(X_2)、NDVI(X_3)、土地利用类型(X_4)和土壤类型(X_5)作为变量,坡度、坡向和 NDVI 的分级结果(附图 3—5),以及土壤类型、土地利用^[20]分类作为状态指标,对离散型变量土壤类型和土地利用类型直接以二进制表示,即存在赋值 1,否则赋值 0。模型共考虑 74 个独立变量,其中连续型变量 25 个、离散型变量 49 个。在 ArcGIS 上,进行分类区统计,以土壤类型矢量数据为分类区数据层,土壤侵蚀模数栅格数据作为统计数据,统计各土壤类型对应的土壤侵蚀模数,然后将分区统计后土壤侵蚀模数添加到土壤类型矢量数据属性表中。将坡度分级、坡向分级和 NDVI 分级栅格数据转化成矢量数据。通过交集操作,将土壤类型、土地利用、坡度分级、坡向分级和 NDVI 分级等矢量数据的所有属性在新的图层显示,得到含 82 137 个像斑的矢量数据。

3.2 RBF 神经网络模型的建立

在对区域土壤侵蚀进行预报评价时,最直接的量化指标就是土壤侵蚀模数。神经网络适合对复杂、非线性事件做出处理,在组织、学习和适应上的自主优势显著,适用于图像处理、模式和非线性系统识别。RBF 神经网络模型在许多领域都得到了应用,伊燕平等^[29]利用径流系数、汛期降雨量、有机质含量、土壤容量及孔隙度等因子,基于 RBF 神经网络模型构建并验证了土壤侵蚀预测模型;黄华^[30]利用 SPSS 软件构建主成分分析—RBF 神经网络模型,实现了利

用人工近红外谱模拟数据对葡萄糖浓度的估计;张宇等^[31]利用 RBF 神经网络模型对森林蓄积量进行了估测;赵玉芹^[32]基于 RBF 神经网络模型,分别对不同的水质参数构建了水质遥感反演模型。本文通过构建土壤侵蚀模数的 RBF 神经网络模型,实现对黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀模数的预测,并比较分析预测值与实际值之间的相对误差,验证模型的有效性和适用性。

RBF 神经网络^[33]是 Broomhead 和 Lower 于 1988 年设计的,是一种 3 层前向网络,第 1 层为输入层,由信号源结点组成;第 2 层为隐含层,隐节点的基函数采用距离函数,并使用以中心点径向对称呈衰减的非负非线性径向基函数作为激活函数,隐单元数依需要确定;第 3 层为输出层,将对输入模式的效果作出响应。从输入层到隐含层的变换是非线性的,从隐含层到输出层的变换是线性的,且能以任意精度逼近任意连续函数。通常将高斯函数作为径向基函数,其表达式为:

$$K_i(x - c_i) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (3)$$

式中: K_i ——隐含层中第 i 个点的输出值; x ——输入值; c_i ——隐含层中第 i 个点的中心; σ_i ——隐含层中第 i 个点的方差,反映函数与中心点的宽度, σ 与宽度呈正相关,其值越小表示函数选择性越好; $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。

选择可充分表现土壤侵蚀信息的多年平均降雨侵蚀力、土壤颗粒的几何平均粒径、坡度、坡向和 NDVI 这 5 个变量作为输入量,以土壤侵蚀模数作为输出量,构建黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀模数 RBF 神经网络模型。

输入层变量的处理。在 ArcGIS 上,对土壤类型矢量数据添加属性,增加不同土壤类型对应的土壤颗粒的几何平均粒径。通过进行分类区统计添加土壤侵蚀模数属性,以土壤类型矢量数据为分类区数据层,土壤侵蚀模数栅格数据作为统计数据,统计各土壤类型对应的土壤侵蚀模数,然后将分区统计后土壤侵蚀模数添加到土壤类型矢量数据属性表中。同理,将多年平均降雨侵蚀力、坡度、坡向和 NDVI 等栅格数据经分类区统计后添加到土壤类型矢量数据属性表中。经处理,得到含多年平均降雨侵蚀力、土壤颗粒的几何平均粒径、坡度、坡向和 NDVI 这 5 个变量属性的土壤类型矢量数据库。将数据导出,得到以土壤类型分类为承载基础平台的变量矩阵,列 \times 行为 6×140 。

4 结果与分析

4.1 Logistic 回归模型的适用性验证

在 SPSS 上进行 Logistic 回归分析, no 为未发生土壤侵蚀, 内部值为 0; yes 为发生土壤侵蚀, 内部值为 1。Hosmer 和 Lemeshow 检验表明预测值与期望值逐渐接近, 模型的整体拟合效果较好。经过 20 次迭代运算, 模型参数逐渐收敛至稳定值, 直接读取分析结果, 未发生土壤侵蚀的预测正确率为 77.4%, 发生土壤侵蚀的预测正确率为 97.9%, 总预测正确率为 94.9%, 参考同类模型研究, 模型预测效果理想。

根据黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀模数栅格数据, 制作黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀分布图(图 1), 与 Logistic 回归模型预测的土壤侵蚀结果做比较, 表明发生土壤侵蚀的正确预测概率(图 2)集中分布在 >85% 的概率区段, 未发生土壤侵蚀的正确预测概率(图 3)集中分布在 >75% 的概率区段, 总的来看, Logistic 回归模型对发生土壤侵蚀的正确预测概率比未发生土壤侵蚀的正确预测概率要高, 两者正确预测概率的空间分布呈相似规律, 大体上呈东部 > 西部中部的分布趋势, 结合土地利用类型综合分析, 被正确预测概率林地 > 草地 > 耕地。经 Logistic 回归分析, 得到 Logistic 回归模型的回归常数 a_0 为 16.268, 变量参数 $z=16.268+0.642 X_1-0.101 X_2+0.090 X_3+a_4 X_4+a_5 X_5$, 其中 X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 根据每个图斑赋有的矢量属性确定, a_4, a_5 参数查表可得(表略)。根据变量参数可知, 土壤侵蚀发生概率与坡度和 NDVI 这 2 个连续型变量呈正相关, 与坡向呈负相关, 与土地利用中 8 个状态变量呈正相关, 7 个状态变量呈负相关, 与土壤类型中 4 个状态变量呈正相关, 23 个状态变量呈负相关。

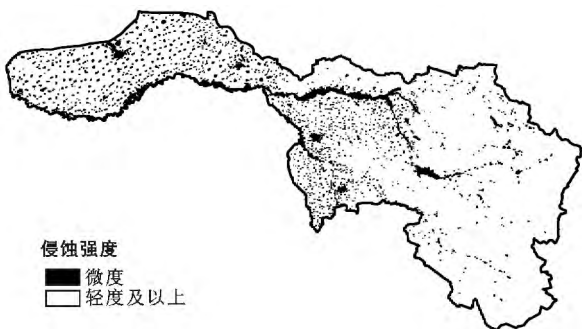


图 1 黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀分布

4.2 RBF 神经网络模型的验证

在 SPSS 上进行 RBF 神经网络分析, 以土壤侵蚀模数为因变量, 多年平均降雨侵蚀力、土壤颗粒的几何平均粒径、坡度、坡向和 NDVI 这 5 个因子作为

协变量, 选择对因变量和自变量都进行标准化处理, 系统自动分配训练和测试样本数量, 训练样本数为 103, 占样本总数的 74.1%, 测试样本数为 36, 占样本总数的 25.9%。在保证因变量和协变量不改变, RBF 不改变的前提下, 调整隐含层单位数, 进行土壤侵蚀模数 RBF 神经网络模型的模拟, 以寻求相对误差和平方和误差最小的预测结果。

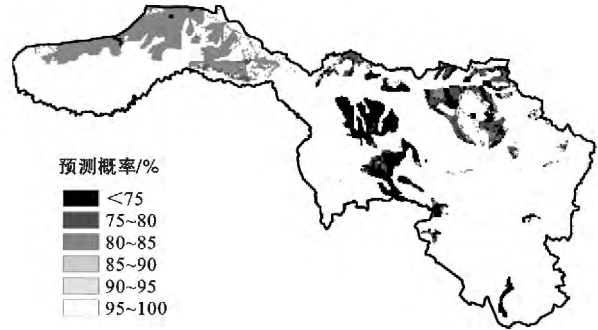


图 2 发生土壤侵蚀的正确预测概率分布



图 3 未发生土壤侵蚀的正确预测概率分布

如图 4 所示, 在隐含层单位数增加的过程中, 模拟结果的相对误差和平方和误差变化起伏较大, 隐含层单位数小于 65 时, 相对误差和平方和误差呈递增趋势; 隐含层单位数大于 95 时, 由于过度拟合相对误差和平方和误差变化趋势表现不明显; 隐含层单位数在 65—95 区间时, 相对误差和平方和误差呈明显同步下降趋势, 两者均在隐含层单位数为 95 时达到最小值, 分别为 0.612% 和 13.292。此时, RBF 神经网络模型模拟效果达到最佳。

基于对预测值的误差分析, 将预测值与实际值做比较, 预测值基本沿 1:1 参考线分布, 决定系数 R^2 为 0.57, 达到了模型估算的精度, 进一步分析发现, 土壤侵蚀模数 < 2 000 t/(km² · a) 时, RBF 神经网络模型过高估计现象较集中出现, 土壤侵蚀模数在 2 000~3 000 t/(km² · a) 时, RBF 神经网络模型过低估计现象较集中出现。总的来看, RBF 神经网络模型能够较好的估计黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀模数。

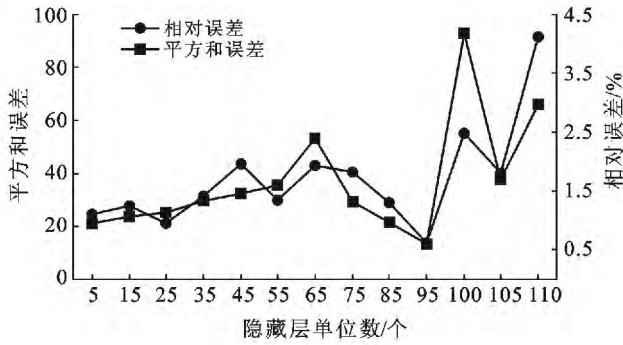


图 4 RBF 神经网络模型测试结果

4.3 LOG-RBF 神经网络模型的建立与验证

Logistic 回归模型的优势集中体现在判断土地是否发生土壤侵蚀上,但不容易直接对土壤侵蚀分级结果进行判读和预测,需要通过在阈值限制区间内进行多次 Logistic 回归分析才能实现,过程繁琐且预测预报的正确率难以得到保障。RBF 神经网络模型通过模拟训练可以估计土壤侵蚀模数,且预测预报的准确性较高,基于土壤侵蚀模数可做进一步分级处理,解读分析黑龙江省拉林河流域的土壤侵蚀强度分布情况。

综合以上分析,构建 Logistic 回归模型和 RBF 神经网络模型于一体的信息综合模型,将 Logistic 回归模型的变量参数作为径向神经网络模型的输入层,通过模拟训练实现 LOG-RBF 神经网络模型的构建。选择经 Logistic 回归分析得到的变量参数、多年平均降雨侵蚀力、土壤颗粒的几何平均粒径、坡度、坡向和 NDVI 这 6 个变量作为输入量,以土壤侵蚀模数作为输出量,构建黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀模数 LOG-RBF 神经网络模型。输入层变量的处理与 4.1 节所采用的方法同理,经在 ArcGIS 上处理得到含土壤侵蚀模数、变量参数、多年平均降雨侵蚀力、土壤颗粒的几何平均粒径、坡度、坡向和 NDVI 这 7 个变量属性的空间矢量数据库,导出数据得到变量矩阵,列×行为 7×1 150。在 SPSS 上进行模拟训练,以土壤侵蚀模数为因变量,变量参数、多年平均降雨侵蚀力、土壤颗粒的几何平均粒径、坡度、坡向和 NDVI 这 6 个因子作为协变量,选择对因变量和自变量都进行标准化处理,系统自动分配训练和测试样本数量,训练样本数为 815,占样本总数的 70.9%,测试样本数为 335,占样本总数的 29.1%。同理于 4.2 节方法,隐含层单位数为 85 时,模拟结果的相对误差和平方和误差均达到最小值,分别为 0.455%和 10.691,模拟效果达到最佳。对比 RBF 神经网络模型模拟的结果,LOG-RBF 神经网络模型的相对误差和平方和误差分别降低了 0.157%和 2.601,模拟结果的精度有

所提高,模型预测效果达到了预期目标。

再将预测值与实际值做比较,预测值基本沿 1:1 参考线分布,决定系数 R^2 为 0.82,LOG-RBF 神经网络模型达到了模型估算的精度,在拟合程度上明显优于 RBF 神经网络模型;进一步分析发现,对土壤侵蚀模数的过高和过低估计现象仍然存在,但随着土壤侵蚀模数的增大错估现象逐渐减少,LOG-RBF 神经网络模型能够很好的估计黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀模数。

受试者工作特征曲线^[34] (receiver operating characteristic curve, ROC 曲线)是以预测结果的每一个值作为可能的判断阈值,由此计算得到相应的敏感度和特异性。将曲线下面积 (area under the ROC Curve, AUC) 作为衡量模型预测准确度的指标, AUC 值大小与模型判断力呈正比。

在 SPSS 上绘制 ROC 曲线,将 LOG-RBF 神经网络模型和 RBF 神经网络模型估计的土壤侵蚀模数值作为检验变量,将是否做出合理范围内预测的二分类赋值作为状态变量,状态变量的值取 1。状态变量赋值采用二进制方法,结合 4.2 节对相对误差的分析,预测的土壤侵蚀模数相对误差小于 1%赋值 1,否则为 0。以 1-特异性为横坐标,表示未发生土壤侵蚀被正确预测的概率;以敏感度为纵坐标绘制而成,表示发生土壤侵蚀被正确预测的概率。

如图 5 所示,两种模型的 ROC 曲线均在 1:1 比较线之上,且均凸向左上角,表明在判断是否发生土壤侵蚀上均具有评价价值,比较来看,LOG-RBF 神经网络模型的线型大部分在上,更凸向左上角,优势更明显。LOG-RBF 神经网络模型和 RBF 神经网络模型的 AUC 值分别为 0.856 和 0.793,表明在判断土壤侵蚀发生上,LOG-RBF 神经网络模型比 RBF 神经网络模型判断的准确性更高。

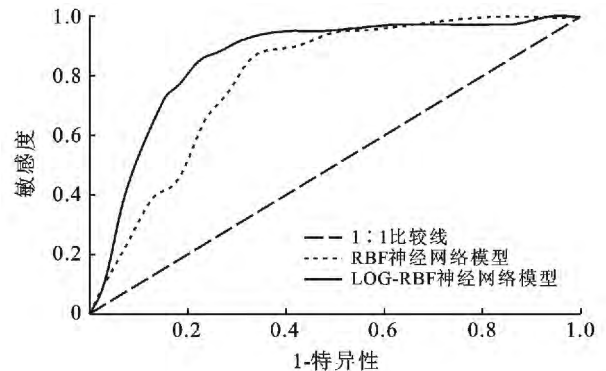


图 5 LOG-RBF 神经网络模型和 RBF 神经网络模型的 ROC 曲线

5 结论

Logistic 回归模型的构建目的是判别目标土地是否发生土壤侵蚀,评价指标选择连续型或离散型的自然属性变量,基于现有土地利用、土壤类型和遥感资料即可实现模型预报;RBF 神经网络的构建目的是对土壤侵蚀模数做出估计,网络模拟的输入层选取可充分表现土壤侵蚀信息的序列变量,在对已建立的降雨、遥感和土壤普查等空间信息数据库进行相关信息读取后,可实现土壤侵蚀模数的预测。通过改进,将 Logistic 回归模型的变量参数作为 RBF 神经网络模型的输入层,构建 LOG-RBF 神经网络模型。结果表明:

(1) Logistic 回归模型判别目标土地是否发生土壤侵蚀的优势明显,未发生和发生土壤侵蚀的预测正确率分别为 77.4%和 97.9%,总预测正确率为 94.9%;

(2) RBF 神经网络模型估计土壤侵蚀模数的能力较强,模拟结果的相对误差和平方和误差分别为 0.612%和 13.292, R^2 为 0.57;

(3) LOG-RBF 神经网络土壤侵蚀预测模型预测结果的相对误差和平方和误差比 RBF 神经网络模型模拟结果分别降低了 0.157%和 2.601; R^2 为 0.82,拟合程度上优于 RBF 神经网络模型,随着土壤侵蚀模数的增大错估现象呈逐渐减少趋势;通过 ROC 曲线的判别,LOG-RBF 神经网络模型的线型更凸向左上角,且 AUC 值比 RBF 神经网络模型大 0.063,模型判断的准确性更高。利用数学反演模型估计土壤侵蚀模数,并与 GIS 有机结合,预测区域的土壤侵蚀空间分布情况,对开展土壤侵蚀预报及评价模型研究具有积极的实践意义。

本文仅探讨了大尺度空间上 LOG-RBF 神经网络模型预测土壤侵蚀模数的适用性,对该模型在小尺度空间的适用性未做深入探究,此外,模型参数是否适用于其他区域以及更大空间尺度区域,均需进一步验证。

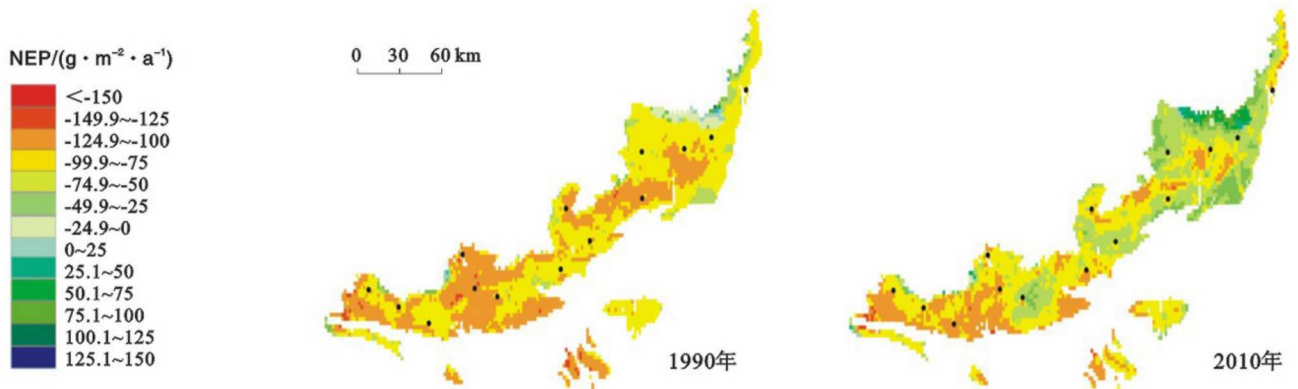
[参 考 文 献]

- [1] Wischmeier W H, Smith D D. A universal soil-loss equation to guide conservation farm planning [J]. Transactions 7th Int. Congr. Soil Sci., 1960(1): 418-425.
- [2] Kirkby M J, Abraham R, McMahon M D, et al. MEDALUS soil erosion models for global change[J]. Geomorphology, 1998, 24(1): 35-49.
- [3] De Jong S M, Paracchini M L, Bertolo F, et al. Regional assessment of soil erosion using the distributed model SEMMED and remotely sensed data[J]. Catena, 1999, 7(3/4): 291-308.
- [4] De Vente J, Poesen J, Verstraeten G, et al. Spatially distributed modelling of soil erosion and sediment yield at regional scales in Spain[J]. Global and Planetary Change, 2008, 60(3): 393-415.
- [5] Morgan R P C, Quinton J N, Smith R E, et al. The European soil erosion model (EUROSEM): A dynamic approach for predicting sediment transport from fields and small catchments[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 1998(23): 527-544.
- [6] Kirkby M, Gobin A, Irvine B. Pan European soil erosion risk assessment (deliverable 5): PESERA Model Strategy, land use and vegetation growth [J]. European Soil Bureau, 2005, 23(1): 192-197.
- [7] Abbott M B, Bathurst J C, Cunge J A, et al. An introduction to the European Hydrological System—Système Hydrologique Européen, “SHE”(1): History and philosophy of a physically-based, distributed modelling system[J]. Journal of Hydrology, 1986, 87(1): 45-59.
- [8] 孙立达,洪惜英,韩熙春,等.小流域土壤流失预报方程[J].北京林学院学报,1982(4):33-40.
- [9] 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.
- [10] 杨艳生,史德明,吕喜玺.长江二峡区土壤流失预测方程[J].土壤,1986,18(6):313-314.
- [11] 赵羽,金争平,史培军,等.内占土壤侵蚀研究[M].北京:科学出版社,1989.
- [12] 陈楚群.土壤侵蚀量多因子灰色模型的建立与应用:以陕北典型小流域为例[J].水土保持学报,1991,5(1): 27-32.
- [13] 张宪奎,许靖华.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.
- [14] 付伟.黄土丘陵沟壑区土壤侵蚀预测模型建立方法的研究[J].水土保持学报,1992,6(3):6-10.
- [15] 黄炎和,卢程,隆付勤,等.闽东南土壤流失预报研究[J].水土保持学报,1993,7(4):13-17.
- [16] 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.
- [17] 杨子生.云南省金沙江流域土壤流失方程研究[J].山地学报,2002,20(S1):1-9.
- [18] 刘宝元,谢云,张科利.土壤侵蚀预报模型[M].北京:中国科学技术出版社,2001.
- [19] 周宁,满秀玲,李超.黑龙江省黑土区拉林河流域土壤侵蚀强度评价方法比较[J].中国水土保持科学,2013, 11(3):73-77.
- [20] 周宁,李超,满秀玲.基于 GIS 的黑龙江省拉林河流域土壤侵蚀空间特征分析[J].水土保持研究,2014,

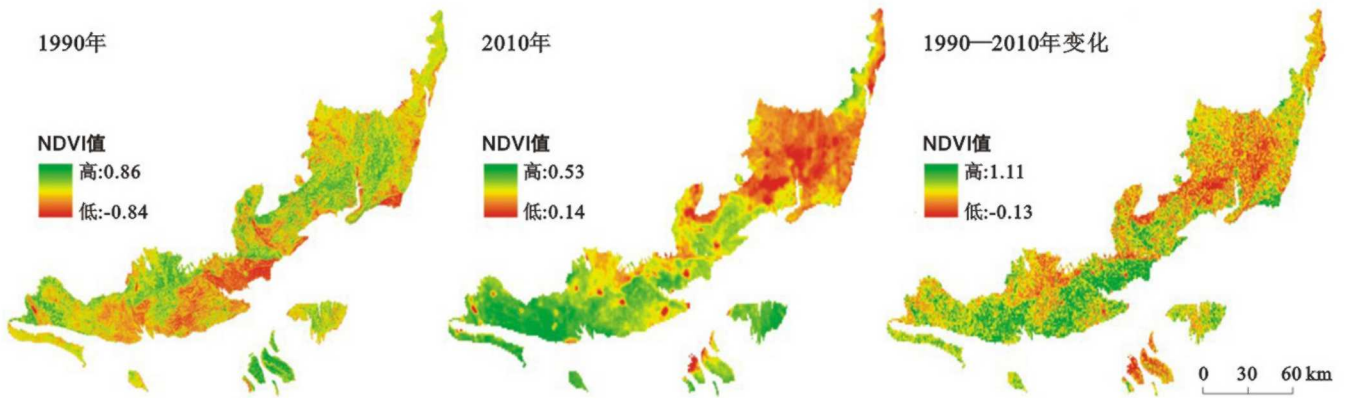
- 21(6):10-15.
- [21] 中华人民共和国水利部. SL446—2009 黑土区水土流失防治技术标准[S]. 北京:中国水利水电出版社, 2009.
- [22] 龚文峰,蔡体久,范文义,等. 松花江流域哈尔滨城区段土壤侵蚀时空格局及动态变化研究[J]. 水土保持通报, 2009, 29(5):56-60.
- [23] 姜文亮,张晓通,李霖,等. 基于 GIS 和空间逻辑回归模型的城市空间扩展预测:以深圳市龙岗区为例[J]. 测绘科学, 2008, 33(4):172-174.
- [24] 邢秋菊,赵纯勇,高克昌,等. 基于 GIS 的滑坡危险性逻辑回归评价研究[J]. 地理与地理信息科学, 2004, 20(3):49-51.
- [25] 王海鹰,张新长,赵元. 基于逻辑回归模型的城市边缘区界定方法研究[J]. 测绘通报, 2010(10):7-10.
- [26] 王静,何挺,郭旭东,等. 基于逻辑回归模型的环北京地区土地退化态势分析[J]. 地理科学进展, 2005, 24(5):23-32.
- [27] 刘艺梁,殷坤龙,刘斌,等. 逻辑回归和人工神经网络模型在滑坡灾害空间预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2010, 37(5):92-96.
- [28] 中华人民共和国水利部. SL 190—2007 土壤侵蚀分类分级标准[S]. 北京:中国水利水电出版社, 2008.
- [29] 伊燕平,卢文喜,许晓鸿,等. 基于 RBF 神经网络的土壤侵蚀预测模型研究[J]. 水土保持研究, 2013, 20(2):25-28.
- [30] 黄华. 基于 SPSS 的 PCA-RBF 神经网络模型的仿真试验[J]. 新疆农业大学学报, 2010, 33(6):535-538.
- [31] 张宇,谷建才,曹立颜,等. 基于 RS 和 GIS 的径向基神经网络模型对森林蓄积量的估测[J]. 浙江林业科技, 2009, 29(5):51-54.
- [32] 赵玉芹. 基于神经网络的渭河水质定量遥感研究[D]. 西安:陕西师范大学, 2009:28-31.
- [33] Fredric M H, Kostanic I. 神经计算原理[M]. 北京:机械工业出版社, 2007.
- [34] 王运生,谢丙炎,万方浩,等. ROC 曲线分析在评价入侵物种分布模型中的应用[J]. 生物多样性, 2007, 15(4):365-372.

(上接第 234 页)

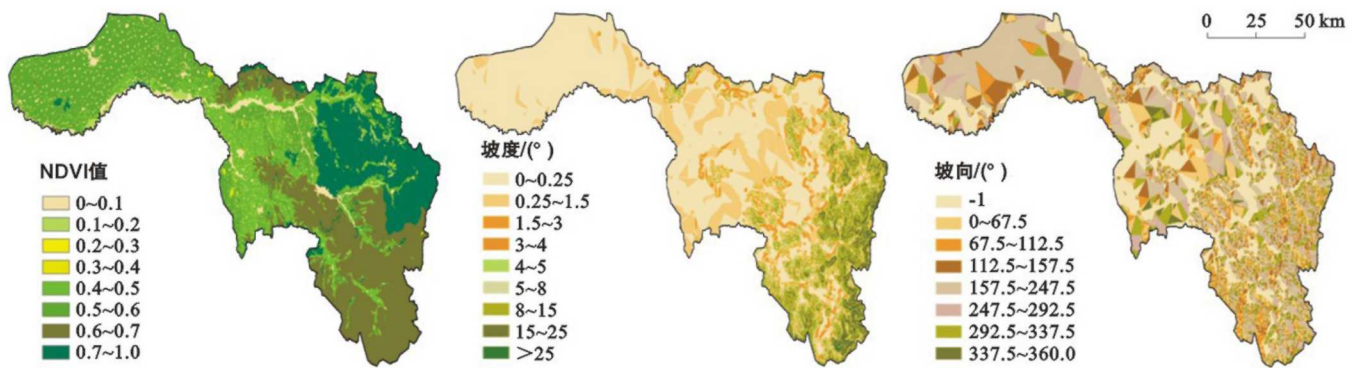
- [8] Fang J, Chen A, Peng C, et al. Changes in forest biomass carbon storage in China between 1949 and 1998 [J]. Science, 2001, 292(5525):2320-2322.
- [9] 张秀梅,李升峰,黄贤金,等. 江苏省 1996 年至 2007 年碳排放效应及时空格局分析[J]. 资源科学, 2010, 32(4):768-775.
- [10] 于贵瑞,王秋凤,朱先进. 区域尺度陆地生态系统碳收支评估方法及其不确定性[J]. 地理科学进展, 2011, 30(1):103-113.
- [11] 马彩虹,任志远,李小燕. 黄土台塬区土地利用转移流及空间集聚特征分析[J]. 地理学报, 2013, 68(2):257-267.
- [12] 孙睿,朱启疆. 中国陆地植被净第一性生产力及季节变化研究[J]. 地理学报, 2000, 55(1):36-45.
- [13] 董丹,倪健. 利用 CASA 模型模拟西南喀斯特植被净第一性生产力[J]. 生态学报, 2011, 31(7):1855-1866.
- [14] 汤洁,姜毅,李昭阳,等. 基于 CASA 模型的吉林西部植被净初级生产力及植被碳汇量估测[J]. 干旱区资源与环境, 2013, 27(4):1-7.
- [15] 毛德华,王宗明,罗玲,等. 1982—2009 年东北多年冻土区植被净初级生产力动态及其对全球变化的响应[J]. 应用生态学报, 2012, 23(6):1511-1519.
- [16] 朱文泉,潘耀忠,张锦水. 中国陆地植被净初级生产力遥感估算[J]. 植物生态学报, 2007, 31(3):413-424.
- [17] 李晶,任志远. 基于 SPOTNDVI 的陕西省耕地复种指数时空变化[J]. 干旱区资源与环境, 2011, 25(10):86-91.



附图1 1990年与2010年陕西黄土台塬区植被土壤系统植物净生态系统生产力(NEP)估算(233页)



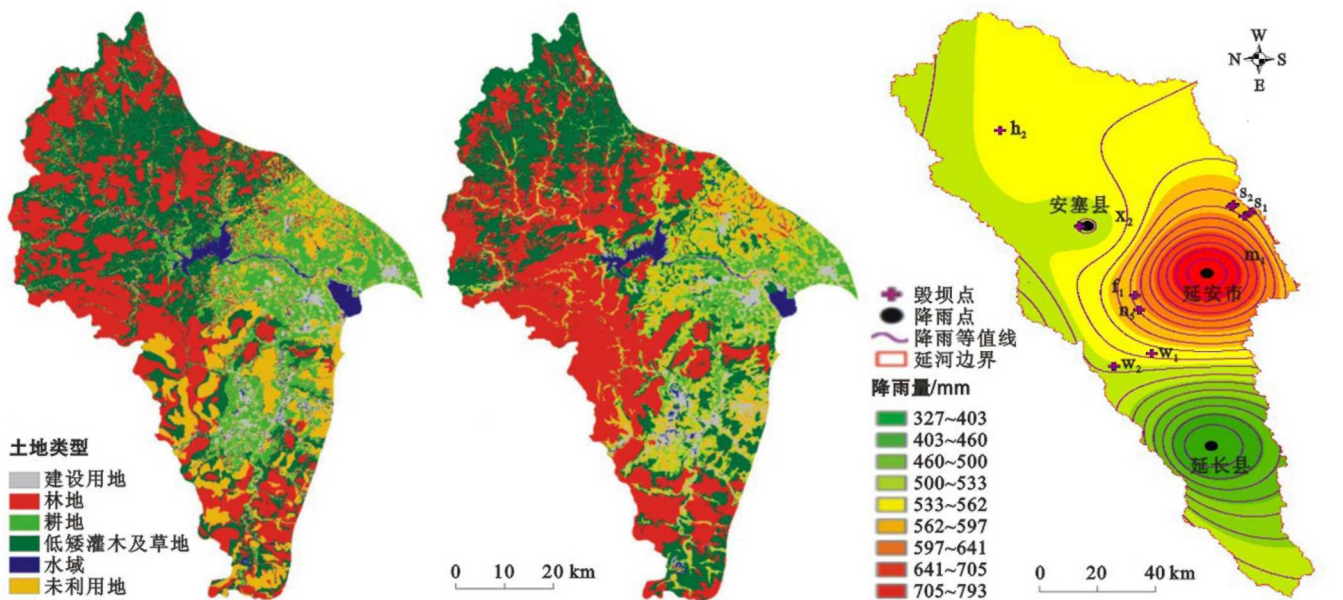
附图2 1990—2010年陕西黄土台塬区NDVI值空间格局变化(233页)



附图3 1992—2012年黑龙江省拉林河流域NDVI分级(236页)

附图4 1992年黑龙江省拉林河流域坡度分级(236页)

附图5 1992年黑龙江省拉林河流域坡向分级(236页)



附图6 2000—2010年河北省石家庄市土地利用状况(244页)

附图7 延河流域2013年7月降雨量分布(251页)