

# 基于神经网络的喀斯特石漠化预警分析模型研究

——以广西都安为例

苏广实<sup>1</sup>, 胡宝清<sup>2\*</sup>, 梁铭忠<sup>2</sup>, 裴凤松<sup>2</sup>, 杨文斌<sup>2</sup>

(1 中国科学院地球化学研究所环境地球化学国家重点实验室, 贵阳 550002;

2 广西师范学院资源与环境科学学院, 南宁 530001)

**摘要:** 阐述了神经网络的基本工作原理, 分析BP算法在神经网络中的应用, 并具体介绍了BP算法过程。在此基础上, 以都安石漠化预警分析为例, 提出了基于神经网络的石漠化预警模型的结构。神经网络模型实现了石漠化预警分析, 确定石漠化危险性指数, 并把分析的结果以专题图的形式来表现, 从而验证石漠化预警分析模型的可靠性和可行性。

**关键词:** 神经网络; BP算法; 预警分析; 石漠化

中图分类号: X141 文献标识码: A 文章编号: 1672-9250(2009)03-0287-06

喀斯特石漠化是在喀斯特脆弱生态环境下, 人类不合理的社会经济活动, 造成人地矛盾突出、植被破坏、水土流失、岩石逐渐裸露、土地生产力衰退丧失, 地表在视觉上呈现类似于荒漠景观的演变过程。石漠化不仅造成生态系统退化、土壤大量流失、土壤肥力下降、水资源短缺, 而且也是造成当地经济贫困的主要原因<sup>[1,2]</sup>, 因此, 加强石漠化综合治理不仅是保障国家生态安全和贯彻落实国家西部大开发战略的需要, 而且也是缩小区域贫富差距和构建和谐社会的需要, 而石漠化预警分析是石漠化综合治理必不可少的前驱。预警就是对某一警素的现状和未来进行测度正常状态的时空范围和危害程度, 以及提出防范措施。在我国, 近十几年来预警思想已在洪水预报、农业经济、气象、饥荒、疾病、地质灾害、环境等方面得到广泛应用, 出现了大量的研究成果<sup>[3-7]</sup>。将预警科学引入石漠化研究领域, 加强对石漠化区域的预警预测, 对实现石漠化综合治理具有重要的作用。以“3S”技术为代表的新技术、新方法在喀斯特石漠化灾害防治中的广泛应用, 使石漠化灾害的预报与预警成为可能。目前, 国内部分学者开

展了对石漠化预警的研究<sup>[8,9]</sup>, 但对于石漠化预警全面性研究还比较缺乏, 在石漠化预警指标体系, 预警模型等方面还有待进一步探讨。本文初步建立了石漠化预警的指标体系, 并使用BP神经网络方法来进行石漠化预警, 具有一定的理论和实践意义。

## 1 神经网络

### 1.1 神经网络的结构

人工神经网络是由大量的人工神经元广泛地相互连接, 而形成的复杂网络, 是对人脑神经网络的某些结构与功能的模拟, 着眼点在于克服实际应用中不易解决的学习、识别、记忆、归纳等问题。图1是一个人工神经元的示意图<sup>[10]</sup>。

图中 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示其神经元的输出变量,  $(w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in})$ 为其他神经元与第*i*个神经元的连接权值, 可以是正, 也可以是负, 分别表示为兴奋性连接和抑制性连接。 $\theta_i$ 为阈值常数,  $S_i$ 为偏置值,  $y_i$ 为神经单元*i*的输出,  $f(u_i)$ 称为特性函数(也称作用函数或传递函数)。

收稿日期: 2009-03-15; 改回日期: 2009-06-07

基金项目: 国家重点基础研究项目(2006GB403200)、国家自然科学基金(40661005和40871250)和新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-06-0760)和广西自然科学基金项目(0832021Z和0731068)。

第一作者简介: 苏广实(1968-), 男, 博士, 讲师, 现在中国科学院地球化学研究所从事博士后研究工作。研究方向: 资源与环境, 主要从事喀斯特土地资源开发与利用、石漠化成因与治理研究。E-mail: shuguangshi@163.com

\* 通讯作者: 胡宝清(1966-), E-mail: hbq1230@gxnc.edu.cn

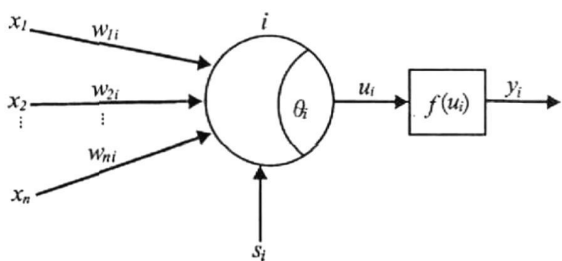


图1 人工神经元的示意图

Fig.1 Sketch diagram of the artificial neuron

## 1.2 人工神经元特性函数的类型

神经元模型中的传递函数  $f(u_i)$  可以有多种不同的形式。常用的有以下几种:

(1) 阈值型转换函数:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

阈值单元模型是最早提出的二值离散神经元模型,其特点是其传递函数为二值函数,神经元的输出为0和1,感知器 M-P 模型及最初的 Hopfield 模型中都是采用了这种类型的传递函数。

(2) Sigmoid 型转换函数:

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

Sigmoid 函数是 S 状函数的一种,由于其具有连续、可微的性质,所以得到了较广泛的应用,如 BP 网络就采用了这种类型的传递函数。

(3) 分段线性函数:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq B \\ ax + b & A \leq x < B \\ 0 & x < A \end{cases}$$

## 2 BP 网络算法

由于前馈神经网络多采用反向传播学习算法 (back propagation learning algorithm) 进行训练,简称 BP 网络算法。BP 网络是一种具有三层或三层以上的多层神经元网络,当一对学习模式提供给网络后,其神经元的激活值将从输入层经各中间层向输出层传播,在输出层的各神经元输出对应于输入模式的网络响应。然后,按减少希望输出与实际输出之间误差的原则,从输出层经各中间层、最后回到输入层逐层修正各连接权。由于这种修正过程是从输出到输入逐层进行的,所以称它为“误差逆传播算法”。随着这种误差逆传播训练的不断进行,网络对输入模式响应的正确率也不断提高。由于 BP 网有处于中间位置的隐含层,并有相应的学习规则可循,

可通过训练这种网络,使其具有非线性模式的识别能力。

BP 网络的学习过程主要由四部分组成:(1)输入模式顺传播(输入模式由输入层经中间层向输出层传播计算);(2)输出误差逆传播(输出的误差由输出层经中间层传向输入层);(3)循环记忆训练(交替循环地模拟顺传播与误差逆传播的计算过程);(4)学习结果判别(判定全局误差是否趋向极小值)。

图2以一个三层网络模型为例介绍误差逆传播学习规则的原理<sup>[11-13]</sup>。

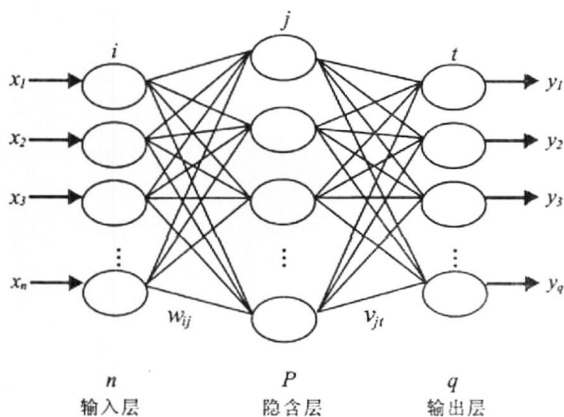


图2 三层网络模型结构

Fig.2 A three-layer structure network model.

这个网络的输入层有  $n$  个神经元,输出层有  $q$  个神经元,中间层有  $p$  个神经元,由于中间层与输入、输出端没有直接的联系,所以也常把中间层称为隐含层。网络中输入模式向量  $A_k = [a_{1k}, a_{2k}, \dots, a_{nk}]$ , 希望输出向量  $Y_k = [y_{1k}, y_{2k}, \dots, y_{qk}]$  输出实际值向量  $C_k = [c_{1k}, c_{2k}, \dots, c_{qk}]$ ,  $W_{ij}$  为输入层和隐含层之间的连接权值,  $V_{jt}$  为隐含层和输出层之间的连接权值,隐含层和输出层节点的输入是前一层节点的输出的加权和,每个节点的激励程度由它的激活函数来决定。激活函数采用 Sigmoid 型转换函数。

## 3 预警分析模型

### 3.1 预警指标

从喀斯特石漠化的人地矛盾出发,既考虑各单项因子的影响,又考虑区域人地系统的综合影响;根据喀斯特石漠化的空间分布现状,喀斯特石漠化形成过程和演化特征,考虑其可能影响因素的系统性、整体性和可比性,从地质—生态环境背景和社会经济两方面挑选出 16 个指标作为预警指标<sup>[14]</sup>(表1)。其中,土地利用指数中的土地利用程度分级采用刘纪远提出的土地利用程度数量化方法,把土地利用

强度分为 4 级, 并以一定的分级指数表征<sup>[15]</sup>。即将土地利用程度分为未利用地级, 林、草、水用地级, 农业用地级和城镇聚落用地级等, 各分级指数依次为 1、2、3、4。与此同时, 采用石漠化程度指数来反映区域石漠化的发展状况, 其值即为石漠化预警危险值。计算公式如下:

$$\text{石漠化程度指数} = \sum_{i=1}^{i=3} C_i \times S_i / R$$

式中,  $C_i$  为石漠化程度系数, 轻度为 1, 中度为 2, 强度为 3;  $S_i$  为石漠化指数,  $i = 1, 2, 3$ , 分别代表轻度、中度、强度石漠化面积占区域土地面积的比率;  $R$  为石漠化面积(轻+中+强)占区域土地总面积的比率。

表 1 预警指标体系及取值方法

Table 1 Early warning index system and value acquirement methods

0 级指标	指标	量化公式
地质生态 环境背景 $A_1$	岩性 ( $B_1$ )	区域内碳酸岩含量比率(%)
	土壤类型( $B_2$ )	区域内石灰土含量比率(%)
	平均海拔高度( $B_3$ )	区域的平均海拔高度(m)
	地表起伏指数( $B_4$ )	$RSDL = \frac{\max(h) - \min(h)}{\max(H) - \min(H)} \times (1 - \frac{P(A)}{A})$
	平均坡度( $B_5$ )	$H$ — 区域海拔高度 $h$ — 评价单元的海拔高度, $A$ — 区域国土面积 $P(A)$ — 评价单元所占面积
	$\geq 25^\circ$ 的坡地面积比率( $B_6$ )	区域内的平均坡度 区域内 $\geq 25^\circ$ 的坡地面积比率
	植被覆盖率( $B_7$ )	区域植被覆盖面积比率(%)
	多年平均降雨量( $B_8$ )	研究年限的多年平均降雨量 (mm)
社会经济 $A_2$	农业人口密度( $B_9$ )	区域内平方公里内居住农业人口的密度
	人口密度( $B_{10}$ )	区域内平方公里内居住的人口数量
	人均 GDP( $B_{11}$ )	区域内人均 GDP 指数
土地利用 $A_3$	土地利用指数( $B_{12}$ )	$L_j = 100 \times \sum_{i=1}^4 A_{ij} \times C_{ij}$ 式中, $L_j$ 为第 $j$ 单元的土地利用程度指数; $A_{ij}$ 为第 $j$ 单元第 $i$ 级土地利用程度分级值, $C_{ij}$ 为第 $j$ 单元第 $i$ 土地利用程度分级所占行政单元面积百分比。
	耕地指数( $B_{13}$ )	耕地占土地面积的比率
	林地指数( $B_{14}$ )	林地占土地面积的比率
	未利用地指数( $B_{15}$ )	未利用地占土地面积的比率
	草地指数( $B_{16}$ )	草地占土地面积的比率

从表 1 可看出指标较多, 这就带来了较大的计算量。由于指标间存在较大的相关性, 其中一些指标虽对石漠化有一定的影响, 但相关系数小。根据

获取的各指标数据, 通过相关分析从 16 个指标中选出与石漠化相关度较大的 10 个主导指标, 它们与石漠化相关系数排序见表 2。

表 2 预警指标与石漠化相关系数及排序

Table 2 The coefficient of correlation between early warning index and rocky desertification and the sequence

指标	相关系数	排序	指标	相关系数	排序
岩性( $x_1$ )	0.908858238	1	林地指数( $x_6$ )	-0.749101044	6
土壤类型( $x_2$ )	-0.86019696	2	人均 GDP( $x_7$ )	0.745975185	7
坡地面积比率( $x_3$ )	-0.824254	3	平均海拔高度( $x_8$ )	-0.60172612	8
人口密度( $x_4$ )	0.792085306	4	耕地指数( $x_9$ )	0.6157829	9
土地利用指数( $x_5$ )	0.789919931	5	植被覆盖率( $x_{10}$ )	-0.55033662	10

### 3.2 石漠化预警分析模型

石漠化预警就是对石漠化发生、发展过程中喀斯特生态系统和石漠化灾害系统逆向演替、退化、恶化及时报警, 是石漠化原理和预警原理结合的结果。

具体来说, 石漠化预警就是对石漠化警情的发生和发展情况进行实时的监测, 在研究石漠化的成灾机理基础上, 通过运用一定的预测方法, 预报未来石漠化发展的时空范围和危害程度, 为决策者采取有效

的防范措施提供依据。利用神经网络模型,可以对石漠化的发展进行预警分析,预警分析的结果是一个危险值,代表该区域石漠化发展或者是恶化的危

险系数。在 NET 开发平台上,用 C++ 语言实现了神经网络 BP 仿真模型,如图 3 所示。

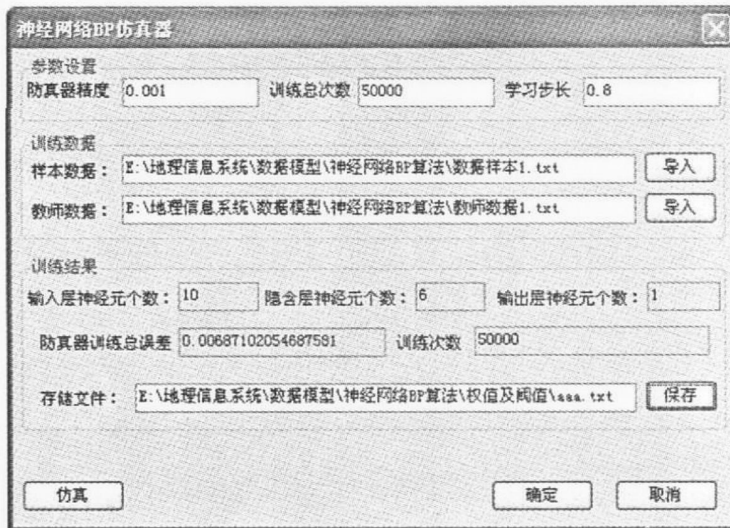


图 3 石漠化预警分析的神经网络 BP 仿真模型

Fig. 3 Neural network BP's simulation model of rocky desertification early warning analysis

### 3.3 神经网络训练

采用的神经网络是具有多个输入结点、一个输出结点的 3 层 BP 网络模型,根据选取的预警指标(10 个指标),输入层为 10 个节点,输出层为 1 个节点(模型运算结果),即为石漠化预警的危险值,一个中间隐含层中含有 6 个结点。初始设定学习步长为 0.01,学习终止误差为 0.001,网络训练最大次数为 50000 次,激活函数为 sigmoid 函数。根据指标等级标准、遥感影像资料、统计资料和实地取样考察获得

16 个学习样本集,作为训练样本(表 3)。根据样本集,逐步进行学习,直到符合条件为止。学习成功后把各层间的连接权值和阈值以固定的形式记下来,不再变更。表 4 为训练后的权值和阈值,其中,  $W_{ij}$  为第  $i$  个输入神经元与第  $j$  个隐含神经元的连接权值,  $V_j$  为第  $j$  个隐含神经元与输出神经元的连接权值,  $\theta_j$  为第  $j$  个隐含神经元的阈值,  $\theta_0$  表示输出神经元的阈值。

表 3 都安石漠化及其影响因素的 BP 网络模型训练样本

Table 4 The training sample of BP's network model of Du'an rocky desertification and its affecting factors

序号	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$X_8$	$X_9$	$X_{10}$	石漠化预警危险标准值
U <sub>1</sub>	75.24	65.92	286.98	21.3	17.62	311	122.7	25.13	51.28	10.4	2.09
U <sub>2</sub>	75.24	89.20	247.44	20.28	21.96	1315	344.9	185.83	84.45	10.38	0.77
U <sub>3</sub>	77.22	68.17	279.11	30.44	16.96	291	20.3	92.59	72.09	3.69	0.46
U <sub>4</sub>	79.20	78.83	325.04	42.7	18.66	173	16.7	97.11	83.57	0.85	1.10
U <sub>5</sub>	74.21	84.00	397.45	25.42	20.36	310	50.1	71.02	66.87	11.04	0.40
U <sub>6</sub>	71.87	94.23	469.57	28.39	21.66	188	36.4	118.54	74.17	15.59	0.32
U <sub>7</sub>	76.96	94.27	609.7	24.67	21.24	110	4.5	45.9	43.31	49.64	0.14
U <sub>8</sub>	74.21	98.61	737.91	22.73	21.73	104	30.4	70.49	62.37	36.08	0.02
U <sub>9</sub>	76.4	82.93	422.64	30.45	19.73	122	9.7	32.98	33.17	60.02	0.08
U <sub>10</sub>	73.12	92.62	498.57	24.13	21.57	111	16.3	64.97	55.28	39.53	0.10
U <sub>11</sub>	75.32	94.88	515.58	28.24	21.82	74	10.3	68.57	57.06	40.00	0.49
U <sub>12</sub>	69.84	88.28	512.73	36.35	21.82	113	26.2	142.47	80.4	15.78	0.97
U <sub>13</sub>	68.47	95.62	484.81	32.46	21.31	116	36.3	50.52	53.49	39.89	0.29
U <sub>14</sub>	68.72	91.16	328.89	34.24	20.37	151	13.9	9.66	34.06	43.88	0.29
U <sub>15</sub>	74.39	87.26	430.37	29.21	21.6	116	12.5	23.47	36.05	48.93	0.51
U <sub>16</sub>	69.12	87.00	365.79	25.21	20.6	127	16.4	11.17	29.97	51.94	0.01

表 4 训练后影响因素的训练样本的输入层、隐含层和输出层的权值和阈值  
Table 4 The training weight and threshold value of input-layer, hidden-layer and outlet-layer of the training sample of BP's network model after training

类别	编号	权值	编号	权值	编号	权值	编号	权值
输入层到隐含层的权值	W <sub>11</sub>	1.018	W <sub>31</sub>	-0.412	W <sub>51</sub>	2.583	W <sub>71</sub>	0.241
	W <sub>12</sub>	-2.782	W <sub>32</sub>	1.171	W <sub>52</sub>	-0.973	W <sub>72</sub>	-9.987
	W <sub>13</sub>	0.763	W <sub>33</sub>	0.177	W <sub>53</sub>	0.524	W <sub>73</sub>	0.178
	W <sub>14</sub>	0.931	W <sub>34</sub>	-0.064	W <sub>54</sub>	0.854	W <sub>74</sub>	0.083
	W <sub>15</sub>	1.952	W <sub>35</sub>	0.031	W <sub>55</sub>	6.301	W <sub>75</sub>	0.726
	W <sub>16</sub>	0.609	W <sub>36</sub>	-0.104	W <sub>56</sub>	-0.264	W <sub>76</sub>	-0.896
	W <sub>21</sub>	-1.250	W <sub>41</sub>	1.455	W <sub>61</sub>	-1.656	W <sub>81</sub>	1.273
	W <sub>22</sub>	5.032	W <sub>42</sub>	1.867	W <sub>62</sub>	1.250	W <sub>82</sub>	7.426
	W <sub>23</sub>	0.262	W <sub>43</sub>	0.349	W <sub>63</sub>	-0.053	W <sub>83</sub>	0.235
	W <sub>24</sub>	0.006	W <sub>44</sub>	0.489	W <sub>64</sub>	-0.682	W <sub>84</sub>	0.257
	W <sub>25</sub>	-3.411	W <sub>45</sub>	3.808	W <sub>65</sub>	-5.658	W <sub>85</sub>	2.152
	W <sub>26</sub>	0.822	W <sub>46</sub>	-0.323	W <sub>66</sub>	0.807	W <sub>86</sub>	0.684
	W <sub>91</sub>	0.412	W <sub>94</sub>	-0.146	W <sub>101</sub>	-0.669	W <sub>104</sub>	-0.103
	W <sub>92</sub>	2.130	W <sub>95</sub>	-0.815	W <sub>102</sub>	5.716	W <sub>105</sub>	0.326
	W <sub>93</sub>	0.639	W <sub>96</sub>	0.226	W <sub>103</sub>	-0.141	W <sub>106</sub>	1.031
	隐含层到输出层的权值	V <sub>1</sub>	9.233	V <sub>2</sub>	-10.231	V <sub>3</sub>	-7.000	V <sub>4</sub>
V <sub>5</sub>		3.859	V <sub>6</sub>	1.494				
隐含层的阈值	θ <sub>1</sub>	-1.605	θ <sub>2</sub>	0.317	θ <sub>3</sub>	0.519	θ <sub>4</sub>	0.657
	θ <sub>5</sub>	0.138	θ <sub>6</sub>	-3.163				
输出层的阈值	θ <sub>0</sub>	0.320						

### 3.4 实例应用

利用岩性、土壤、DEM、遥感影像等图形图像资料以及土地利用和社会经济统计资料等, 结合实地调查, 获取都安县各个乡镇数据资料, 通过分析、计算, 可得到各个乡镇 10 个预警指标数值; 然后运用已经实现了的神经网络模型及其保存的各层间的连接权值和各个神经元的阈值, 通过模型运算, 可预测出其余各个乡镇的石漠化预警危险值, 实现了人工神经网络石漠化预警分析。借鉴有关预警研究成果, 结合模型运算得出的石漠化预警危险值, 将都安喀斯特石漠化预警分为无警(小于 0.2)、轻警(0.2~0.5)、中警(0.5~0.8)和重警(大于 0.8)。最后, 将分析结果以专题图的形式来表现, 如图 4 所示:

## 4 结论

利用神经网络模型, 可以对石漠化的发生和发展进行预警分析, 预警分析的结果是一个危险值, 代表该区域石漠化发展或者是恶化的危险系数。本研究在.NET 开发平台上, 用 C# 语言实现了神经网络 BP 仿真模型, 并进行应用分析。

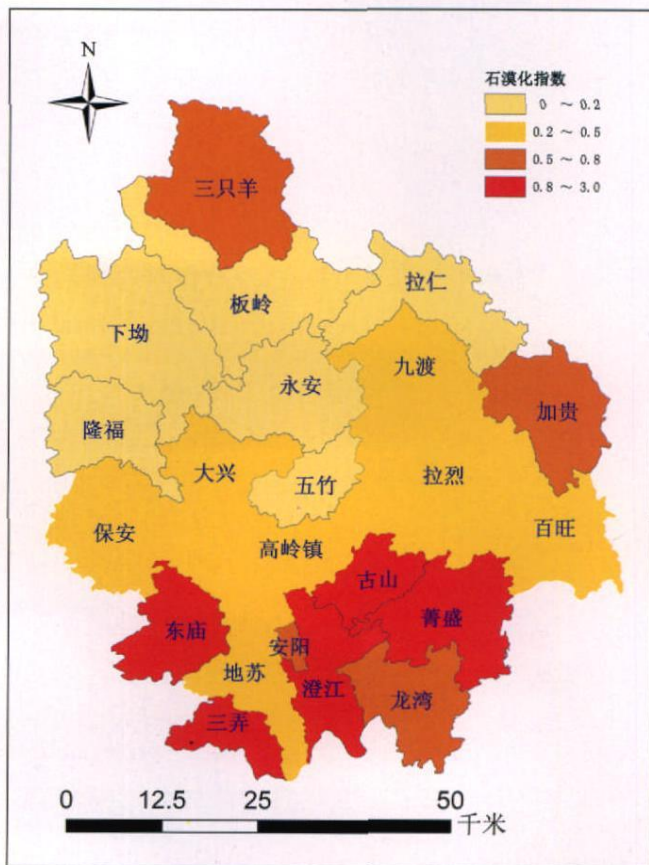


图 4 都安石漠化预警分布图

Fig. 4 Distribution map of Du'an rocky desertification early warning

本文对人工神经网络的基本工作原理进行了阐述,并分析BP算法在神经网络中的应用,具体介绍了BP算法的过程。在此基础上,构建了基于神经网络的石漠化预警模型,尝试性地以都安县为研究案例,进行石漠化预警分析。首先,运用相关分析确定预警指标,将获取的训练样本通过模型进行训练,

得出符合条件的网络模型,然后,将获取的各乡镇预警指标数据输入训练好的网络模型,通过模型运算,实现了对都安其余各个乡镇石漠化的预测预警。预警结果验证了石漠化预警分析模型的可靠性和可行性,具有一定应用价值。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] 成永生. 我国喀斯特石漠化研究现状及未来趋势[ J ]. 地球与环境, 2008, 36(4): 356—362.
- [ 2 ] 李阳兵, 王世杰, 谭秋, 等. 喀斯特石漠化的研究现状与存在的问题[ J ]. 地球与环境, 2006, 34(3): 9—14.
- [ 3 ] 卞建民, 汤洁, 林年丰. 松嫩平原西南部土地碱质荒漠化预警研究[ J ]. 环境科学研究[ J ], 2001, 14(6): 47—53.
- [ 4 ] 黄志颖, 汤洁, 杜崇. 地理信息系统在水质预警中的应用[ J ]. 水土保持通报, 2002, 22(1): 60—62.
- [ 5 ] 王忠静, 郑吉林, 王海锋. 荒漠化预警模型及其应用研究[ J ]. 中国农村水利水电, 2004, 9: 4—6.
- [ 6 ] 赵彩艳, 刘坚, 卢荣安, 等. 粮食安全预警系统研究—以徐州为例[ J ]. 湖北农业科学, 2006, 45(1): 4—7.
- [ 7 ] 孙为国, 李俊. 江汉平原重要城市土壤重金属污染预警[ J ]. 资源环境与工程, 2008, 22(特刊): 23—26.
- [ 8 ] 莫彬, 曹建华, 徐祥明, 等. 岩溶石漠化演替阶段土壤质量退化的预警指标评价[ J ]. 水土保持研究, 2007, 14(3): 16—18.
- [ 9 ] 胡宝清, 王世杰, 李玲, 等. 喀斯特石漠化预警和风险评估模型的系统设计[ J ]. 地理科学进展, 2005, 24(2): 122—129.
- [ 10 ] 马少平, 朱小燕. 人工智能(第一版)[ M ]. 清华大学出版社, 2004.
- [ 11 ] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现(第一版)[ M ]. 2002.
- [ 12 ] 陶文源, 卢衍桐. 专家系统与神经网络在决策支持系统的集成[ J ]. 计算机仿真, 1998, 15(3): 352—381.
- [ 13 ] 祝世虎, 董朝阳, 张金鹏, 等. 基于神经网络与专家系统的智能决策支持系统[ J ]. 光电与控制, 2006, 13(1): 8—11.
- [ 14 ] 覃小群, 蒋忠诚. 广西岩溶县的生态环境脆弱性评价[ J ]. 地球与环境, 2005, 33(2): 45—51.
- [ 15 ] 刘纪远. 中国资源环境遥感宏观调查与动态研究[ M ]. 中国科学技术出版社, 1996.

## Research on Early Warning Analysis Model for Karst Rocky Desertification Based on Neural Network ——Taking Du' an County of Guangxi as Example

SU Guang-shi<sup>1</sup>, HU Bao-qing<sup>2</sup>, LIANG Ming-zhong<sup>2</sup>, YANG Wen-bin<sup>2</sup>

(1. National Laboratory of Environmental Geochemistry, Chinese Academy of Sciences, Guiyang, 550000  
2, China; 2. Faculty of Resource and Environmental Sciences, Guangxi Teachers Education University,  
Nanning 530001, China)

**Abstract** This paper gave a brief account of the basic principles of neural network, analyzed the BP algorithm applications in the neural network, and introduced the BP algorithm machinery. Based on BP algorithm, taking karst rocky desertification in Du' an County of Guangxi province as example, the authors proposed the neural network karst rocky desertification early warning model structure which can effect rocky desertification warning analysis, calculate the rocky desertification fatalness indices and express the rocky desertification early warning levels in the thematic map. The results verified the credibility and possibility of the early warning analysis model with BP algorithm.

**Key words** neural network; BP algorithm; early warning analysis; karst rocky desertification