

BP神经网络在降雨侵蚀力预测预报中的应用研究^{*}

张坤, 新新, 洪伟, 吴承祯

(福建省高校森林生态系统过程与经营重点实验室, 福州 350002)

摘要:降雨侵蚀力反映由降雨引起土壤侵蚀的潜在能力,是建立通用土壤流失方程USLE的最基本因子之一。由于降雨侵蚀力计算过程中所需资料较难收集,给其计算增加了难度。运用BP神经网络方法对降雨侵蚀力与地理之间的关系进行研究,建立降雨侵蚀力BP神经网络模型。对福建省46个地域的降雨侵蚀力进行研究,结果表明:所建立的降雨侵蚀力BP神经网络模型对模拟预测福建不同地域的降雨侵蚀力,平均模拟精度为96.81%,平均预测精度为95.68%,达到了较为理想的效果。这不仅是降雨侵蚀力的预测预报提供了科学依据,而且也为BP神经网络在水土保持研究中的应用开辟了新的思路。

关键词:降雨侵蚀力; 地理因素; BP神经网络模型

中图分类号:S157.1

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2009)01-0043-04

Application of Prediction for Rainfall Erosivity Based on BP Neural Network

ZHANG Kun, DING Xin-xin, HONG Wei, WU Cheng-zhen

(Key Laboratory of Fujian Colleges and University of Forest Ecological System Process and Management, Fuzhou 350002, China)

Abstract: Rainfall erosivity reflects the potential ability of the soil loss caused by rainfall and it is very important for predicting soil loss quantitatively. It is difficult to calculate rainfall erosivity because it is difficult to collect the data needed. This paper studied the relationships between rainfall erosivity and geographic factors by BP neural network, and brought forward rainfall erosivity BP neural network model. The model was applied to study the rainfall erosivity of 46 regions in Fujian Province, and the results showed that the accuracy of the mean simulative accuracy and the mean predictive accuracy of the model for different regions in Fujian Province were satisfactory, which were 96.81% and 95.68% respectively. Therefore, it not only provided a scientific basis in predicting rainfall erosivity, but also opened up train of thought in the application of BP neural network in soil and water conservation research.

Key words: rainfall erosivity; geographic factors; BP neural network model

雨滴击溅、分离土壤颗粒和降雨形成径流产生的搬运作用导致土壤侵蚀,降雨侵蚀力(Rainfall Erosivity)反映了降雨引起土壤侵蚀的这种潜在能力。如何度量降雨侵蚀力,很多学者进行了深入研究。自Wishe-meier和Smith^[1]研究发现降雨动能 E 和最大30 min雨强 I_{30} 的乘积 EI_{30} 与土壤流失量的相关性最好并将其作为度量降雨侵蚀力的指标应用于通用土壤流失方程USLE(Universal Soil Loss Equation)中,来预报多年平均土壤流失量。之后,该指标在世界其它国家得到了广泛应用^[2],但由于计算 EI_{30} 时以次降

雨过程资料为基础,而在许多国家和地区很难获得该类型资料,且资料的整理计算十分繁琐,因此,国内外不少学者又提出了不同形式的 R 指标及 R 值的简易计算方法^[2-12],世界上已有近20多个国家和地区编制了本国或本地区的 R 值等值线图。但多是研究降雨侵蚀力与降雨量、降雨历时、降雨强度、降雨动能等气象因素之间的关系,对不同地域与降雨侵蚀力之间的关系研究较少^[3,12]。笔者曾用趋势面分析法^[13]初步建立了福建省降雨侵蚀力与地理因素的数学模型,但这种人为预先选定的数学关系研究降雨侵蚀力与

^{*} 收稿日期:2008-06-18

基金项目:教育部重点资助项目;福建省教育厅资助项目(JA05227)

作者简介:张坤(1981-),男,山西长治人,在读硕士,主要从事水土保持学与森林生态学研究。E-mail: zk0148@163.com

通信作者:洪伟(1947-),男,福建福州人,教授,博士生导师,主要从事森林生态学与水土保持学研究。E-mail: fjhongwei@126.com

地理位置之间这种十分复杂的非线性关系存在一定的局限,必须用能自动处理全局性非线性关系的方法进行研究。人工神经网络正是一种以非线性为特征,建立输入量与输出量之间全局性非线性映射关系的分析方法,已在许多领域得到广泛应用^[14-20]。因此,本文试图用 BP 神经网络方法进一步来研究降雨侵蚀力与地理因素之间的内在规律,建立新的降雨侵蚀力模拟预测模型,同时也为神经网络在水土保持领域上的应用进行积极尝试。

1 资料来源

为研究不同地域降雨侵蚀力的地理分布规律,在福建省选择 46 个有代表性的站(表 1,2),其中 41 组数据用作训练样本(表 1),5 组数据用作预测样本(表 2),收集各气象站有关站台地理因素,利用周伏建等^[8]通过福建安溪、南安、龙海、长汀、将乐等站点试验数据建立的福建省年降雨侵蚀力资料为基础,研究福建降雨侵蚀力与地理因素间的内在规律。

2 BP 神经网络方法

人工神经网络起源于 20 世纪 40 年代,到 60 年代末进入低潮,80 年代中期,美国物理学家 Hopfield 用单层反馈网络解决旅行商问题,人工神经网络的研究又引起人们的巨大兴趣。1986 年 Rumelbart D E 和 McClelland J L 提出了前向多层网络的反向传播学习算法(Back Propagation,简称 BP 算法),同一时期,Hinton,Sejnowski 和 Ackley 提出了波耳兹曼机模型,Grossberg 和 Carpenter 提出了自组织特征映射模型,都为人工神经网络的发展作出了贡献。人工神经网络是涉及生物学、医学、脑科学、认知学、信息论、计算机、数学、物理学等多学科的交叉学科,它的机理在某种程度上模拟人脑功能的若干基本特征,如大规模并行处理、分布式存储、自适应过程等。目前这一方法在信号处理、模式识别、自动控制、最优化等方面得到广泛的应用,其中应用最广泛的人工神经网络模型是前馈反向传播模型,即 BP 模型。它由输入层、输出层和若干隐含层组成。当信号输入时,先传到隐含层神经元,经神经元作用函数转换后再把隐含层神经元的输出信号传播到输出神经元,经过处理后给出输出结果。BP 网络是通过许多简单的神经元作用函数(如 S 型函数)的复合来逼近输入、输出之间的映射的。

BP 算法是一种误差反向传播的自动学习过程。BP 网络包含输入层、隐含层和输出层,网络作用函数取为 Sigmoid 函数,即

表 1 降雨侵蚀力时空变化代表站情况

站名	经度	纬度	降雨侵蚀力	模拟值	相对误差/%	精度/%
南安	118°22′	24°58′	249.54	237.90	4.67	95.33
闽清	118°51′	26°14′	239.36	247.41	3.37	96.63
诏安	117°08′	23°46′	239.68	239.02	0.28	99.72
莆田	119°00′	25°26′	215.1	219.87	2.22	97.78
龙海	117°49′	24°27′	230.08	237.01	3.01	96.99
安溪	118°09′	25°04′	258.3	253.49	1.86	98.14
闽侯	119°09′	26°09′	220.49	218.67	0.83	99.17
云霄	117°22′	23°59′	292.69	293.86	0.40	99.60
南靖	117°22′	24°31′	293.43	293.86	0.15	99.85
晋江	118°34′	24°49′	187.02	190.54	1.88	98.12
长乐	119°30′	25°58′	222.73	227.20	2.01	97.99
永春	118°16′	25°20′	280.85	280.35	0.18	99.82
福清	119°23′	25°43′	212.3	206.85	2.57	97.43
连江	119°32′	26°30′	250.33	236.61	5.48	94.52
长泰	117°45′	24°37′	245.6	252.94	2.99	97.01
同安	118°08′	24°43′	240.06	235.69	1.82	98.18
拓荣	119°54′	27°15′	335.52	335.50	0.01	99.99
寿宁	119°25′	27°32′	322.39	322.16	0.07	99.93
福安	119°39′	27°06′	252.23	246.31	2.35	97.65
古田	118°44′	26°35′	260.87	253.26	2.92	97.08
霞浦	120°00′	26°53′	214.7	232.35	8.22	91.78
宁德	119°32′	26°20′	329.28	328.07	0.37	99.63
将乐	117°28′	26°43′	282.24	283.43	0.42	99.58
漳平	117°25′	25°18′	249.52	258.70	3.68	96.32
建宁	116°51′	26°50′	299.29	304.40	1.71	98.29
龙岩	117°02′	25°06′	288.86	263.13	8.91	91.09
永安	117°02′	25°58′	259.25	279.24	7.71	92.29
长汀	116°22′	25°51′	284.7	295.37	3.75	96.25
连城	116°45′	25°43′	286.8	281.37	1.89	98.11
永定	116°43′	24°44′	257.14	263.56	2.49	97.51
沙县	117°48′	26°24′	277.32	267.93	3.39	96.61
大田	117°50′	25°42′	262.73	257.51	1.99	98.01
明溪	117°09′	26°24′	296.71	284.92	3.97	96.03
武平	116°06′	25°06′	281.47	286.35	1.73	98.27
南平	118°10′	26°39′	270.72	264.50	2.30	97.70
浦城	118°32′	27°55′	278.62	280.27	0.59	99.41
建瓯	118°19′	27°03′	280.36	268.17	4.35	95.65
邵武	117°28′	27°20′	300.68	297.51	1.06	98.94
政和	118°49′	27°22′	210.58	262.83	24.81	75.19
松溪	118°48′	27°31′	280.88	265.68	5.41	94.59
光泽	117°18′	27°31′	314.75	305.81	2.84	97.16
平均					3.19	96.81

表 2 降雨侵蚀力 BP 模型预测检验

站名	经度	纬度	降雨侵蚀力	模拟值	相对误差/%	精度/%
漳浦	117°36′	24°08′	243.36	229.06	5.87	94.13
仙游	118°42′	25°22′	255.6	243.56	4.71	95.29
上杭	116°25′	25°03′	263.09	276.92	5.26	94.74
宁化	116°38′	26°14′	302.39	295.90	2.15	97.85
顺昌	117°48′	26°48′	286.06	275.74	3.61	96.39
平均					4.32	95.68

$$F(x)=1/(1+e^{-x}) \tag{1}$$

BP 算法简述如下:
选择一个三层网络, 输入信息记作 $I_l(l=1, 2, \dots, L)$, 输出记作 $O_n(n=1, 2, \dots, N)$, 中间隐含层有 M 个神经元, 其信息分配形式如下:

$$d_m=\sum_{l=1}^L W_{lm}^1 I_l + \theta_m, (m=1, 2, \dots, M) \tag{2}$$

式中: W_{lm}^1 ——第一层 l 单元到第二层 m 单元的权值; θ_m ——第二层 m 单元的触发阈值。

而第二层 m 单元的输出 C_m 是其输入 d_m 的函数

$$C_m=F(d_m) \tag{3}$$

同样可定义第三层(输出层)的单元输入 g_n 和输出 O_n 分别为

$$g_n=\sum_{m=1}^M W_{mn}^2 C_m + \Psi_n, O_n=F(g_n) \tag{4}$$

由于网络输出的值域为 $(0, 1)$, 因此需对实际值作归一化处理。并根据网络输出 O_{nj} 和归一化后的实际值实际值 Y_{ij} 之间的误差, 按误差反向传播算法进行反学习以确定网络的权值。在反学习过程中, 要求网络全局误差函数 E

$$E(W_{lm}^1, W_{mn}^2)=\sum_{n=1}^N (O_{ij}-Y_{ij})^2/2<\delta \tag{5}$$

式中: δ ——预先规定的误差临界值; N ——训练样本数, 当(5)式满足时中止网络学习, 输出结果。当(5)式不满足时, 反向调整网络的权值 W_{lm}^1 与 W_{mn}^2 (统记为 W_{ij}) 和阈值 θ 与 Ψ (统记为 η), 修正方法为:

$$\Delta W_{ij}(n+1)=\beta \lambda X_i + \alpha \Delta W_{ij}(n) \tag{6}$$

$$\Delta \eta_j(n+1)=-\beta \lambda + \alpha \Delta \eta_j(n) \tag{7}$$

其中, λ 当 j 为输出层节点时, $\lambda=O_j(1-O_j)(Y_j-O_j)$; 当 j 为隐含层节点时, $\lambda=X_j(1-X_j)\sum_{m=1}^M \lambda_m W_{jm}(n+1)$, m 取 j 节点所在之上一层的所有节点; X_j 是节点 j 的输入。其中, β 是学习率, $0<\beta<1$ 。 α 是冲量因子, $0<\alpha<1$ 。

BP 算法的训练步骤: (1) 选择一个三层前馈人工神经网络, 确定输入层信息(即作为训练的导师信息)、隐含层的神经元个数和输出层信息。(2) 随机地给出各神经元之间的权值以及神经元自身的触发阈值, 作为网络的初始状态。(3) 让网络作前向运算, 并判别网络实际输出与期望输出之间的误差。

(4) 如果误差小于给定值, 则终止训练; 否则转第 5 步。(5) 将误差反向传播, 按(6)式和(7)式调整连接权值和阈值, 转第 3 步, 直到迭代过程收敛为止。

3 结果与分析

3.1 网络参数与输入、输出变量的确定

3.1.1 输入量与输出量的确定 用 BP 网络模型的映射原理, 对样本集合 X 和输出 Y , 假设存在一映射下使得

$$Y_i=F(X_i) \quad i=1, 2, \dots, n$$

为了寻求 F 的最佳逼近值, BP 网络模型将样本集合的输入、输出转化为非线性优化, 通过对简单非线性函数的复合, 建立一个高度的非线性映射关系, 实现 F 值的最优逼近。本文选地理位置的经、纬度为输入量, 降雨侵蚀力为输出量, 主要探讨降雨侵蚀力与地理位置的关系。

3.1.2 隐含层节点数的确定 隐含层节点个数的确定直接影响到网络模型的迭代收敛速度、运算时间及识别能力。本文隐含层节数依文献[21]: 隐含层节数= $\sqrt{n+l} + \phi$ (n 为输入层节点数, l 为输出层节点数, ϕ 取 1-10 之间的常数), 选为 5 个隐含层节点数。

3.1.3 初始权值和阈值的确定 神经元的输入、输出函数的阈值决定了 S 形函数曲线变化的梯度。其值越小, 曲线越陡, 函数随自变量变化变得敏感, 易发生振荡; 其值越大时, 曲线平坦, 学习速度加大。但学习过程线性化, 影响了网络的识别能力。研究表明, 在学习过程中, 阈值初始值范围取 $[0, 0.3]$ 之间时, 收敛速度快、时间短。故本文网络初始状态的连接权值和阈值皆取大于 0 小于 0.3 的随机数。

3.1.4 学习率和冲量因子的确定 学习率取 0.75, 冲量因子取 0.5。

3.2 模拟结果

选择一个三层网络, 以表 1 中 41 组站台的经度、纬度和降雨侵蚀力数据作为学习样本, 网络输出以

$$E=\sum_{j=1}^N (O_j-Y_j)^2/2$$

来考核网络的学习状况, 并不断迭代使 E 趋于最小。当学习 13 725 次时, E 趋于收敛, 网络全局误差为 0.006 536 16, 于是中断网络学习, 输出 41 组学习信息的网络输出值(表 1), 训练结束后的连接权值和阈值(表 3)。利用训练以后的权值和阈值, 就可以得到降雨侵蚀力的 BP 神经网络模型。

表 1 看出, 用人工神经网络所建立的 BP 模型对参加训练的 41 组数据的模拟结果, 平均相对误差 3.19%, 平均模拟精度 96.81%, 且误差远低于笔者^[13]用趋势面分析法所建模型(表 4)。说明用 BP 神

经网络方法研究降雨侵蚀力与地域之间的关系,效果较为理想。为了检验降雨侵蚀力 BP 神经网络模型的预测精度,利用训练结束后权值和阈值(表 3),对表 2 中的 5 组数据进行预报(表 2)。结果表明, BP 神经网络模型对 5 组数据的预测,平均预测相对误差为

表 3 降雨侵蚀力 BP 神经网络模型

项目	阈值或权值				
隐含层阈值	- 298. 5889	- 11. 8775	11. 3243	5. 259	12. 3457
输入层与隐含层连接权值	130. 4079	21. 3933	- 155. 2509	1. 9182	- 166. 7919
	202. 9285	- 24. 0242	198. 3187	- 1. 5909	212. 5860
隐含层与输出层连接权值	56. 6383	- 285. 2524	159. 6524	- 207. 4468	- 159. 9722
输出层阈值	206. 6904				

表 4 两种模拟方法比较

	趋势面分析法	BP 神经网络模型
平均误差/%	8. 68	3. 19

4 讨论

用 BP 神经网络方法建立降雨侵蚀力 BP 预测模型,平均模拟精度为 96. 81%,平均预测精度为 95. 68%,说明用 BP 神经网络方法研究降雨侵蚀力与地域之间的关系,其效果较为理想,利用训练结束后的模拟预测模型,即可对不同地域的降雨侵蚀力预测预报,只要输入该地的经度和纬度就可以由模型预测出该地的降雨侵蚀力。BP 神经网络具有较强的自学习和联想记忆能力,特别适合于处理非线性的映射问题,而且它可以避免人为因素等外界干扰,本项研究结果说明了 BP 神经网络技术研究降雨侵蚀力与地域之间的规律具有可行性,另外从 BP 神经网络所建立的降雨侵蚀力 BP 模型与趋势面分析法所建模型比较结果也显示了该方法的先进性和优良性。

BP 神经网络虽然具有较强的适应能力,但各种参数的选择严重影响预报结果。此外,对于作为网络训练之用的导师信息,若个别差异较大,也会影响网络的收敛速度和精度,有待于进行更深入研究。

参考文献:

[1] Wischmeier W H, Smith D D. Rainfall energy and its relationship to soil loss [J]. Transactions American Geophysical Union, 1958, 39: 285-291.

[2] 伍育鹏, 谢云, 章文波. 国内外降雨蚀力简易计算方法的比较 [J]. 水土保持学报, 2001, 15(3): 34-34.

[3] 洪伟, 吴承祯. Krig e 方法在我国降雨侵蚀力地理分布规律研究中的应用 [J]. 土壤侵蚀与水土保持学报, 1997, 3(1): 91-96.

[4] 王万忠, 焦菊英, 郝小品, 等. 中国降雨侵蚀力 R 值的计算与分布(iv) [J]. 水土保持学报, 1995, 9(4): 5-18.

[5] 王万忠, 焦菊英, 郝小品, 等. 中国降雨侵蚀力 R 值的

4. 32%, 平均预测精度为 95. 68%。说明利用训练结束后 BP 神经网络模型, 可对各地的降雨侵蚀力情况进行预测预报, 只要输入该地的经度和纬度, 就可由模型预测出该地的降雨侵蚀力, 将为福建的水土流失调查和水土保持规划工作提供有价值的参考和依据。

计算与分布(⑤) [J]. 土壤侵蚀与水土保持学报, 1996, 2(1): 29-39.

[6] 王万忠. 黄土地区降雨侵蚀力 R 值指标的研究[J]. 中国水土保持, 1987(12): 34-38.

[7] 黄炎和, 卢程隆, 郑添发, 等. 闽东南降雨侵蚀力指标 R 值的研究[J]. 水土保持学报, 1993, 6(4): 1-5.

[8] 周伏建, 陈明华, 林福兴, 等. 福建省降雨侵蚀力指标 R 值[J]. 水土保持学报, 1995, 9(1): 13-18.

[9] 吴素业. 安徽大别山区降雨侵蚀力简化算法与时空分布规律[J]. 中国水土保持, 1994(4): 12-13.

[10] 谢云, 章文波, 刘宝元. 用日雨量和雨强计算降雨侵蚀力[J]. 水土保持通报, 2001, 21(6): 53-56.

[11] 宁丽丹, 石辉. 利用日降雨量资料估算西南地区的降雨侵蚀力[J]. 水土保持研究, 2003, 10(4): 183-186.

[12] 门明新, 宇振荣, 许噪. 基于地统计学的河北省降雨侵蚀力空间格局研究[J]. 中国农业科学, 2006, 39(11): 2270-2277.

[13] 张坤, 洪伟, 吴承祯, 等. 福建省降雨侵蚀力 R 值预测预报方法研究[J]. 水土保持研究, 2008, 15(3): 23-25.

[14] 洪伟, 吴承祯. 闽东南土壤流失人工神经网络预报研究[J]. 土壤侵蚀与水土保持学报, 1997, 3(3): 52-57.

[15] 洪伟, 吴承祯, 何东进. 基于人工神经网络的森林资源管理模型研究[J]. 自然资源学报, 1998, 13(1): 69-73.

[16] 吴承祯, 洪伟. 马尾松自疏规律的人工神经网络模型研究[J]. 热带亚热带植物学报, 1999, 7(3): 210-216.

[17] 吴承祯, 洪伟, 何东进. 桉柏混交林密度变化的人工神经网络模型研究[J]. 西北植物学报, 1999, 19(1): 144-150.

[18] 吴承祯, 洪伟. BP-GA 混合算法在滑坡预报中的应用研究[J]. 山地学报, 2000, 18(3): 360-364.

[19] 吴承祯, 洪伟. BP-MSM 混合算法及其在森林自疏规律研究中的应用[J]. 应用生态学报, 2000, 11(5): 655-659.

[20] 何东进, 洪伟, 吴承祯. 杉木种子涩籽地理流行模型的研究[J]. 林业科学, 1999, 35(6): 58-62.

[21] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2007: 38-67.