应用GIS 和神经网络方法进行泥石流危险度评价的研究

——以云南省为例

李新坡, 莫多闻

(北京大学环境学院, 北京 100871)

摘 要: 应用了GIS 和神经网络方法, 根据云南省31年的降水数据和DEM 数据, 以该省典型的区域为样本训练神经网络, 以县、市行政区域为评价单元, 对云南省泥石流的危险度进行了评价。结果表明, 所采用的网络能够很好地收敛, 用训练好的网络对全省125个县市的样本进行测试, 结果表明网络能较好的对样本做出评价, 而且评价结果与其他方法进行评价的结果较一致, 达到了设计网络所预期的目的。

关键词: GIS; 神经网络; 泥石流危险度; 云南省

中图分类号: P642 23 文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2005)04-0007-03

Application of GIS and ANN Technology to Evaluate the Hazard Degree of Debris

—Taking Yunnan Province as an Example

LIXin-po, MO Duo-wen

(College of Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: The GIS and ANN technology was used to evaluate the hazard degree of debris in Yunnan Province based on the precipitation data of the past 31 years, using a trained artificial neural network from typical samples, taking each county or city as evaluation unit. The trained artificial neural network can converged quickly. When the trained artificial neural network is used to test the 125 samples, it can evaluate them perfectly, and the result agrees with the result from other evaluation methods, so the method is useful

Key words: GIS; ANN; hazard degree of debris; Yunnan Province

泥石流在我国分布广、类型多、危害大,是一种极为严重的自然山地灾害^[1]。云南省是我国遭受泥石流灾害最严重的省份之一,泥石流的危险度很高,防碍着城乡的经济发展^[2]。进行区域泥石流危险度的划分是减轻灾害、防灾的基础,具有最直接的现实意义。本文尝试根据降水数据和DEM 数据,运用GIS 和神经网络方法对云南省泥石流的危险度进行评价。

1 方法介绍

泥石流的危险度通常是指泥石流对人们生命财产造成 损害的可能性的大小(概率),它可以表达为泥石流规模和发 生概率的乘积[3]。通常对泥石流危险度的评价采用的是指标 加权法,就是根据影响泥石流发育的因素,选取评价指标,并 赋予不同的评价指标以不同的权重值,最后得到各个评价指 标与权重值的乘积的和,作为泥石流为危险度评价的指标, 以此作为泥石流危险度评价的依据。考虑到影响泥石流危险度的因素很多,包括地质、地貌、气候、植被以及人类活动等,因此,用指标加权法进行泥石流危险度评价就需要掌握较详尽的资料,同时还需要经验判断个指标权重值的大小。如果在对目标地区上述资料占有并不完备的情况下,运用指标加权法进行泥石流危险度评价就会有很大困难,而采用GIS和人工神经网络方法可以较好的解决这个问题。

GIS 是应用计算机进行空间信息管理、分析和处理的高效工具, 有着传统方法所不可比拟的优越性, 在泥石流危险度评价中, 应用GIS 可以从DEM 数据获取丰富的地貌信息。人工神经网络(ANN)是大量简单的神经元广泛联接而成用以模拟人脑思维方式的复杂网络系统, 它以其并行分布处理、自组织、自适应、自学习和具有鲁棒性和容错性等独特的优良性质引起了广泛关注, 尤其在信息不完备情况下, 在模

^{*} 收稿日期: 2005-04-26

基金项目: 国家重点基础研究发展规划项目(2003GB415201); 国家自然科学基金项目(40271013); 教育部博士点基金项目(99000149) 资助

式识别、方案决策、知识处理等方面具有很强的能力^[4]。广泛应用的神经网络误差反向传播算法 (Back - Propagation Network),是复杂非线性系统预报中一种有效方法^[5]。 在泥石流危险度评价中,用神经网络可以识别出有限的信息与评价目标即泥石流危险度之间的关系,可以较好地克服资料占有的不足以及经验方面的局限性。

2 研究数据

本文采用的原始数据包括云南省 125 个县市 1960~1990 年共计31 年的降水数据和云南省1 km 网格的DEM 数据。首先,根据降水数据,得到了各县市31 年来的7、8、9 三个月份的平均降雨量、年平均降雨量、7、8、9 三个月降雨量占全年降雨总量的百分比、变差系数、年均> 25 mm 降雨日数等5 项指标。用7、8、9 三个月降雨量和年平均降雨量指标来反映各县市降水的多少,用年7、8、9 三个月降雨量占全年降雨总量的百分比。 25 mm 降雨日数和降水的变差系数指标来反映降水的集中性。其中变差系数采用文献[1]中的计算方法。其次,应用GIS 方法,从DEM 数据中提取了 10 的坡地面积百分比和 25 的坡地面积百分比两项指标用来反映区域内地貌状况。以上所有数据都经过归一化处理,形成包含 125 个待测试样本的数据集。

在上述数据集里面选择特征县市作为网络训练的样本。 从中国泥石流危险区划图[1]和文献[6]中"云南省泥石流灾 害危险度评价结果图"可以看出,云南省泥石流危险度平面 上有北部地区比南部地区泥石流的危险度高,而且危险度分 区区域性较强的特点。据此遴选了13个特征的市县作为神 经网络训练样本(表1)。

表 1 网络训练样本的指标值与危险度分级表

样本号	县市	指标1	指标2	指标3	指标4	指标5	指标6	指标7	危险度
1	德钦	0 0000	0 0261	0 5715	0 0000	0 3612	1 0000	0 5690	高
2	福贡	0 0291	0 1295	0 0000	0 1083	0 6484	0 4337	0 0000	极高
3	华坪	0 3298	0 2282	1 0008	0 3503	1 0000	0 0936	0 0107	高
4	潞西	0 4628	0 4856	0 7200	0 3217	0 7644	0 1130	0 0000	中
5	勐海	0 2946	0 3466	0 6362	0 1911	0 5194	0 1171	0 0000	中
6	勐腊	0 3697	0 4332	0 6357	0 4236	0 5174	0 0905	0 0000	中
7	巧家	0 0649	0 1083	0 5554	0 1210	0 6310	0 3264	0 4020	极高
8	丘北	0 1992	0 2775	0 5463	0 2548	0 4929	0 0231	0 0000	低
9	宣威	0 1178	0 1889	0 5256	0 1465	0 6243	0 0686	0 0000	中
10	砚山	0 1589	0 1996	0 6132	0 1752	0 5053	0 0016	0 0000	低
11	盈江	0 3545	0 4263	0 6054	0 3471	0 6952	0 2103	0 0033	中
12	镇雄	0 1232	0 1607	0 6084	0 1369	0 4836	0 0133	0 0000	高
13	中甸	0 0600	0 0231	0 8638	0 0064	0 7819	0 9838	0 3272	高

注1: 表中所列所有数据都经过了归一化处理。

注2: 指标1 为7,8,9 三个月份的平均降雨量. 指标2 为年平均降雨量. 指标3 为7,8,9 三个月份降雨量. 指标3 为年均> 25 mm 降雨日数. 指标6 为 10 的坡地面积百分比. 指标7 为 25 的坡地面积百分比.

3 网络训练与泥石流危险度评价结果

3.1 网络训练

本文采用的网络类型是BP 网(Back- Propagation Net-

work)。BP 网络是应用最为广泛的一类人工神经网络。BP 算法是由两部分组成:信息的正向传播与误差的反向传播。在正向传播过程中,输入信息从输入端经隐含层逐层计算传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层没有得到期望的输出,则计算输出层的误差变化值,然后转向反向传播。通过网络将误差信号沿原来的连接通路反传回来修改各层神经元的权值直至达到期望目标。

文中构建的BP 神经网络结构包括输入端、隐含层和输出端3层,分别有7,5,4个结点(图1)。输入端依次分别为指标1到指标7,输出端用向量[1,0,0,0]^T、[0,1,0,0]^T、[0,0,1,0]^T 和[0,0,0,1]^T 分别表示极高危险度,高危险度、中等危险度和低危险度。网络参数为: 学习速率0 1; 设计最小误差0 1; 最大循环次数5 万次; 转移函数为Log-Sigmoid 转移函数。把表1 所示的训练样本输入网络,进行训练。网络循环4 483 次终止。训练误差最大0 17,最小误差0 05(图2)。

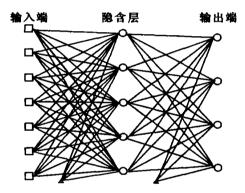


图 1 文中所采用的BP 神经网络的结构图

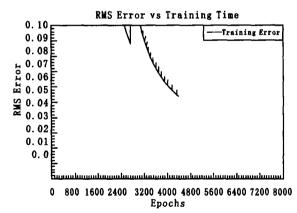


图 2 文中BP 神经网络的训练误差分布图

3 2 泥石流危险度评价结果

把以上训练好的神经网络用来评价数据集中 125 个待测试样本,结果表明,根据网络的输出能较好地把样品归为4类,并达到了较高的识别率。把 125 个样品输出都作整数化处理,结果有4 个样品的向量中有两个数值为1,还有6 个样品的输出全部为0,其他 115 个测试样品的输出均可归为以上设计输出的4 个向量之一,也就是得到了识别。所以整体上网络的识别率为92%。

根据文中构建的BP 网络对测试样品的评价结果, 云南地

区125 个县市中属于泥石流极高危险区的有4 个,属于高危险区的有62 个,属于中等危险区的有39 个,属于低危险区的有20 个,它们在平面上的分布见图3。云南省的北部和中部为泥石流极高。高危险区,西南部以泥石流中等危险区为主,东南部以泥石流低危险区为主。

对比根据地质、地貌、气候、泥石流沟分布和人类活动等 8 项指标对云南省泥石流危险度的评价结果^[6]。用GIS 和神经网络方法对云南省泥石流危险度的评价结果与之有较好的一致性。

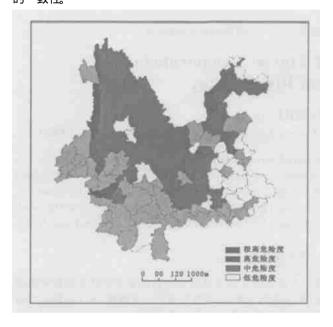


图3 用BP 神经网络对云南省 泥石流危险度进行评价的结果

4 网络实验

在对云南省泥石流危险度评价的的过程中, 分别尝试采用7项指标作为输入要素训练的网络和用5项指标作为输入要素训练的网络。通过用这两种不同的网络对云南省泥石流危险度评价结果的对比, 发现在用7项指标作为输入要素训练的网络来评价泥石流的危险度, 能得到较为满意的结果。

图4 是根据5 项指标训练的网络对云南省泥石危险度评价的结果。五项指标分别是年平均降雨量、月降雨量降水的变差系数、年均> 25 mm 降雨日数。 10 的坡地面积占区域总面积的百分比和。25 的坡地面积占总面积的百分比。从图5 中可以看出,虽然也有北部以高危险区为主,南部以低

危险区为主的总体分布趋势,但泥石流低危险区在西部和北部分布较多,而且中部出现了高危险区。显而易见,这样的结果与人们对云南省泥石流危险度的认识是不一致的。而采用7项指标作为输入训练的网络来评价,则得到了较为满意的结果(图3)。显然,7项指标比5项指标包含了更多的泥石流危险度信息,更好地满足了网络的要求。

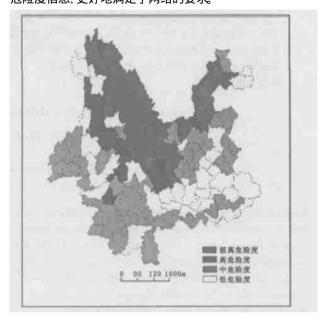


图 4 根据 5 项指标用BP 神经网络 对云南泥石流危险度评价的结果

5 结 论

- (1) 用区域泥石流危险度的典型样本训练的神经网络能够很好地收敛。训练好的神经网络能达到较高的识别率:
- (2) G IS 和神经网络方法对云南省泥石流危险度的评价结果符合人们对云南省泥石流危险度总体分布规律的认识:
- (3) 采用 G IS 和神经网络方法进行泥石流危险度评价时, 较多的指标数目包含了更多的泥石流危险度信息, 能更好地满足神经网络进行泥石流危险度的要求:
- (4) 实践表明, 用 G IS 和神经网络方法能较好地克服资料占有的不足以及经验方面的局限性对区域泥石流危险度进行评价。

致谢: 本文采用的云南省DEM 数据和降水数据由北京大学环境学院李双成老师提供, 04 级博士研究生黄秋昊同学对数据的处理提供了极大的帮助, 在此一并表示衷心的感谢!

参考文献:

- [1] 中国科学院- 水利部成都山地灾害研究所 中国泥石流[M] 北京: 商务印书馆, 2000
- [2] 唐川 云南省泥石流灾害区域特征调查与分析[J] 云南地理环境研究, 1997, 9(1): 1-9.
- [3] 刘希林, 莫多闻 泥石流风险评价[M] 四川科学技术出版社, 新疆科技卫生出版社, 2003
- [4] 李双成 中国可持续发展水平区域差异的人工神经网络判定[1] 经济地理,2001,21(5):523-526
- [5] 汪明武 基于神经网络的泥石流危险度区划[J] 水文地质与工程地质, 2002, (2): 18- 19.
- [6] 朱静, 唐川 云南省泥石流灾害危险度分区研究[J] 中国地质灾害与防治学报, 1996, 7(2): 86-93