

基于 GIS 和神经网络的泥石流危险性评价系统

张 峰^{1,3}, 何政伟^{1,2}, 杨 斌¹, 张俊峰¹, 汪宙峰⁴

(1. 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室, 成都 610059; 2. 首都师范大学资源环境与地理信息系统北京市重点实验室, 北京 100037; 3. 山西省太原市第二外国语学校, 太原 030001; 4. ESRI 中国(北京)有限公司成都代表处, 成都 610016)

摘 要: 基于 ArcEngine 组件和 .Net 集成开发天山公路泥石流危险性评价系统, 将 GIS 技术和神经网络集成应用于泥石流危险性评价中, 发挥 GIS 强大的空间信息可视化管理和分析功能以及神经网络的非线性描述和分析功能, 实现泥石流危险性评价的可视化管理, 为工程决策者和管理人员提供一种强有力的决策支持方案。

关键词: BP 神经网络; 灰色关联法; ArcEngine 组件; 泥石流危险性

Debris Flow Hazard Assessment System Based on GIS and Neural Network

ZHANG Feng^{1,3}, HE Zheng-wei^{1,2}, YANG Bin¹, ZHANG Jun-feng¹, WANG Zhou-feng⁴

(1. National Key Laboratory of Geo-hazard Prevention and Geo-environment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059; 2. Beijing Municipal Key Laboratory for Resource Environment and Geographic Information System, Capital Normal University, Beijing 100037; 3. Taiyuan Second Foreign Language School, Taiyuan 030001; 4. Chengdu Office, ESRI China (Beijing) Co., Ltd., Chengdu 610016)

【Abstract】 This paper proposes a debris flow hazard assessment system of Tianshan road based on ArcEngine component tools and .Net platform. The system integrates the theoretics of neural network and GIS in the process of debris flow regional hazard evolution, plays powerful management of spatial information visualization and analysis functions, and makes it available of the depicting the nonlinear phenomena by BP neural network to the assessment processing of debris flow regional hazard, actualizes the visualization management of debris flow regional hazard evolution and provides stronger decision support scheme to both the policymakers and managers.

【Key words】 BP neural network; gray correlation; ArcEngine component; debris flow hazard

1 概述

泥石流危险性是指灾害事件在各种条件综合作用下的活动程度。对泥石流灾害发生的危险性、危害范围和程度以及破坏损失等方面进行研究和评价, 为认识灾害灾情, 制定防灾政策, 对防治区域进行规划、实施预防、治理措施等多方面奠定了坚实的基础。

诱发因素的多样性、不确定性等特征, 增大了泥石流评价模型评价的难度, 而人工神经网络特有的自学习和联想记忆功能, 在一定程度上可克服资料和经验上的不足, 从而对区域泥石流危险度进行评价, 这与以往的数学分析方法有本质的区别, 也显得更加客观、合理^[1]。而 GIS 具有空间信息管理和分析等强大功能。

本文将 GIS 与人工神经网络相结合, 在模型中引入 GIS 和人工神经网络的有关理论和方法, 以天山公路沿线泥石流区域为研究对象, 开发基于 ArcEngine 和神经网络模型的泥石流危险性评价系统。

2 基于 GIS 的神经网络模型原理

GIS 具有强大的信息处理和空间分析功能, 可大幅提高稳定性分析的速度和精度。在 GIS 支持下的危险性评价分析的目的主要是得到危险性等级, 并以专题图的形式直观显示。运用 GIS 进行泥石流危险性评价分析, 是将每个影响危险性的因子作为一个矢量图层来考虑, 通过叠加相关数学模型, 从已知危险性的地质图元推出其他地质图元的危险性。

在评价危险性时, 对不同地区的不同地段, 甚至是同一地区的不同类型的地段, 由于其所受内在因素和外动力条件各不相同, 综合考虑其适用条件、可操作性、数据的可获得性、分析结果的可靠性等多方面因素, 选定神经网络方法作为泥石流危险性评价分析的基本数学模型, 并将结果以唯一值专题图的形式展示。

2.1 基于 BP 网络的评价模型

BP 网络是当前工程应用中最为广泛的一种人工神经网络, 由输入层、隐含层和输出层组成, 它能实现信号从输入空间到输出空间的变换, 其信息处理能力来自于简单非线性函数的多次复合, 通常比较适合预测、模式识别以及非线性函数的逼近等^[2]。基于 BP 网络的评价模型主要分为网络学习训练和预测评价 2 个方面, 如图 1 所示。其中, 直线表示学习过程流程, 虚线表示预测过程流程。

基金项目: 西部交通建设科技基金资助项目“天山公路工程地质灾害研究”之“国道 217 线独山子-库车段(天山公路)沿线遥感信息提取与公路建设地理信息系统研制”(200431800003); 四川省学术与技术带头人培养基金资助项目(2200319)

作者简介: 张 峰(1980—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 地理信息系统, 3S 技术; 何政伟, 教授、博士生导师; 杨 斌, 博士; 张俊峰、汪宙峰, 硕士

收稿日期: 2008-05-13 **E-mail:** sj-2@qq.com

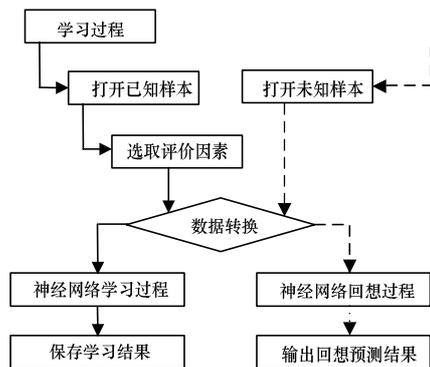


图1 BP神经网络评价预测模型

样本的选择要注意样本类别的均衡,尽量使每个类别的样本数量大致相等。系统在设计泥石流风险评价的神经网络时,用户可通过从因素图层导入,Excel导入,打开已知样本库等多种方式提供样本。使用 purelin 函数作为 BP 神经网络输出层的转移函数,其输出范围是[0, 1],在网络输入数据之前必须进行样本数据的预处理:

$$T=(X-X_{\min})/(X_{\max}-X_{\min})$$

其中, X 为原始数据; T 为处理后的数据; X_{\max} , X_{\min} 为原始数据的最大和最小值。

BP 学习算法存在收敛速度慢等缺点,因此,相应地使用增加动量项,自适应调节学习率,误差分级迭代^[3]等方法对其加以改进。

2.2 GIS 与神经网络的结合

利用 GIS 本身的空间分析功能,进行适当的用户扩展,可方便地处理已输入的基础资料,得出分析评价模型所要求的数据。参与评价的因子按神经网络模型中的因素选取确定之后,必须以地图图层的形式输入 GIS 系统中,才能进行有效分析。例如流域高差数据,可通过数字化的等高线得到研究区的数字高程模型(DEM),再与河流流域图层叠加提取流域高差数据;此外,得到的因子图层中有的属于连续分布的类型,因此,还须对这种连续分布的因子进行重新分类。

在系统实现时,可将图元区域的各项因素指标值写入中间数据库,供人工神经网络等用户分析模型直接调用,充分利用面向对象编程语言的优势,调用方法可采用预先绑定方式,真正实现 GIS 数据与评价分析模型的无缝连接。

GIS 还具有强大的图形显示和输出功能,通过编程将评价模型所得结果写入相应图元的属性数据,便可将分析预测结果通过 GIS 直接成图,在 GIS 编辑模块中调配好颜色,加上图例和注记,形成最终专题图成果。

3 系统设计与架构

3.1 系统工作流程

基于神经网络和 GIS 的泥石流危险性评价系统的工作流程如图 2 所示,主要由以下几个步骤组成:

- (1)现场调研,收集泥石流影响区域范围内地质、水文等详细资料。
- (2)确定科学的评价因子及神经网络拓扑结构。
- (3)对各因素(如坡高,坡度,降雨量等)进行矢量化,录入属性数据,并将各因素图层进行矢量叠加,建立样本库及相应的专家决策支持库^[4]。
- (4)建立神经网络评价模型得到结果。
- (5)以专题图的形式分级显示。

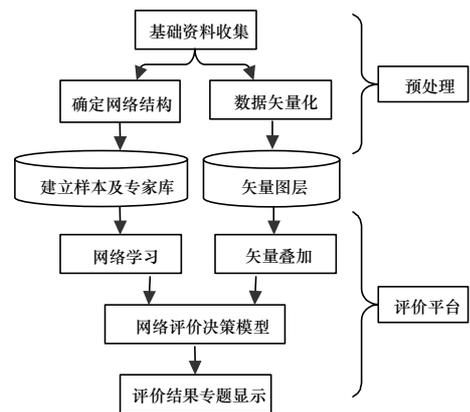


图2 系统工作流程

3.2 系统总体设计

系统主要针对公路泥石流灾害进行评价,在公路的选线和维护方面都有重要意义。系统的最终用户是公路建设决策人员,因此,采用 ArcEngine 组件开发有针对性的系统,使其不必再使用原有的专业 GIS 应用软件。

系统的总体设计是按“GIS 二次开发+专业模块”进行的,采用 ArcEngine 开发组件和.NET 开发环境。系统功能模块如图 3 所示。

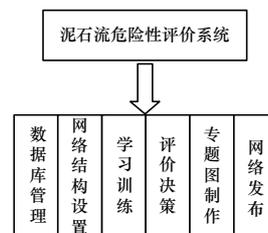


图3 系统功能模块

其中,数据库管理模块提供专家决策支持数据、已知样本数据、未知样本数据的编辑、导入和导出等功能,导入功能包括从因素图层导入、Excel 导入、样本数据库导入等;网络结构设置模块提供网络调整功能,使用户通过调试得到最佳的神经网络预测模型;学习训练模块根据用户调整好的网络及已知样本库进行训练学习,得到权矩阵;评价决策模块通过学习结果对未知样本进行预测并根据已有专家库给出相应的防治决策;专题图制作和网络发布模块发布信息。

3.3 系统关键技术

(1)系统采用无缝开发模式,利用 ESRI 的 ArcEngine 开发组件,将 GIS 功能进行重组和整合,使之成为一个面向用户的、操作灵活的危险性评价决策软件系统。

(2)将 BP 神经网络模型可精确刻画非线性函数的优点与 GIS 具有的强大空间分析和可视化功能相结合,在模式识别、决策支持、空间信息可视化表达等方面效果显著。

(3)在因子选择方面进行专家通信调查,将具体数据按某些灰数所描述的类型进行归纳整理并进行灰色统计,制定出科学的评价因子。

(4)由于 BP 神经网络具有收敛速度慢、易陷入局部最小等缺点,使用误差分级迭代法、自适应调节学习率等方法对网络进行优化,实践证明当训练设置为 0.000 1 时循环次数控制在 1 000 次以内。

(5)网络技术的飞速发展使 GIS 研究成果的大范围共享成为可能。本次结果在网络上发布,实现某一特定范围内的成

果共享,最终达到更大领域共享,也满足开放式 GIS 的要求,对 WebGIS 发布模块,选用 ESRI 公司的 ArcIMS 软件来实现定制发布。

4 危险性评价系统的实现

系统研究对象为国道 217 线独山子-库车段(天山公路),泥石流危险程度的评价是该区域泥石流研究的基本内容,也是开展该区域泥石流防治的基础和依据。泥石流危险性评价及决策系统能够准确、快速地反映区域泥石流活动现状和发展趋势,并能给出相应的防治决策,它对整个工程的经济与社会效益都起着极其重要的作用^[5]。

4.1 神经网络模型的建立

泥石流危险性评价的目是对泥石流进行风险判别和风险区划,即模式识别的问题。本文选择 BP 神经网络作为泥石流风险评价的基本模型。

网络结构的确定是 BP 神经网络工程应用最重要的工作。网络结构由输入层,中间隐含层和输出层组成。3 层之间通过各层节点之间的连接权依次前向连接。中间隐含层可为一层或多层,但事实证明 3 层网络可实现以任意精度模拟任何连续函数,因此,一般只设一层中间层。经过分析研究和大量试算,确定本系统采用的 BP 神经网络模型为 3 层结构:8×6×1。为提高系统的灵活性和可用性,系统提供了网络结构编辑功能,用户可自行调整网络结构,以达到最佳效果。

(1)输入层元素取 8

影响泥石流危险性的因素主要有地形地貌、地质和水文条件及人类活动等。选择影响因子应符合以下原则:具有明确的物理意义;各因子相互独立;容易获取和量化^[6]。通过对全国 100 名泥石流专家的通信调查,并对结果运用灰色关联法进行统计处理,得出一次泥石流可能的最大冲出量和泥石流发生频率是最主要因子,流域面积、主沟长度、流域最大相对高差是次要因子。根据因子选择的原则,结合综合考虑,选择以下 8 个因素作为泥石流危险度的影响因子:一次泥石流最大冲出量 $X_1(\times 10^4 \text{ m}^3)$,泥石流发生频率 $X_2(\text{次}/100 \text{ 年})$,流域面积 $X_3(\text{km}^2)$,主沟长度 $X_4(\text{km})$,流域相对高差 $X_5(\text{km})$,流域切割密度 $X_6(\text{km}/\text{km}^2)$,24 h 最大降雨量 $X_7(\text{mm})$,松散固体物质储量 $X_8(\times 10^4 \text{ m}^3)$ 。表 1 为已知样本数据。

表 1 已知样本数据

沟名	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	危险度
N10	0.22	20	0.145	0.604	0.475	0.004	36.80	210.48	0.340
N14	0.74	20	0.693	1.705	1.270	0.007	36.80	1 005.93	0.537
N20	369.32	100	5.109	4.586	1.800	0.011	47.70	7416.00	0.904
N49	6.50	20	5.569	2.932	0.960	0.007	49.68	8 083.72	0.555
N32	10.02	50	2.105	2.579	0.835	0.008	104.40	3 055.53	0.431
N47	10.07	20	1.577	2.344	1.020	0.007	55.10	2 289.10	0.507
N31	8.88	50	0.607	1.488	0.690	0.011	50.40	8 458.00	0.966
N61	7.36	20	4.573	4.494	1.360	0.008	46.64	6 637.97	0.353
N63	13.33	20	2.335	2.547	0.660	0.009	46.64	3 389.38	0.495
N81	1.17	20	2.518	0.803	0.525	0.008	44.00	3 655.02	0.410
N87	1.33	20	0.629	6.318	0.105	0.005	40.32	913.03	0.236

(2)隐含层节点数取 6

确定最佳节点数的一个常用方法称为试凑法,可先设置较少的隐节点训练网络,然后逐渐增加节点数,用同一样本集训练,从中确定网络误差最小时对应的隐节点数。可采用公式 $m = \sqrt{n+1} + \alpha$ 试算,其中 m 为隐节点个数, n 为输入层节点数, l 为输出层节点数, α 为 1~10 之间的常数。

(3)输出层元素取 1,为泥石流危险度等级。等级分为极度危险、高度危险、中度危险和轻度危险,分别用 0~0.25,

0.25~0.5, 0.5~0.8, 0.8~1 这 4 个区间表示。

4.2 泥石流危险性评价分析

通过系统先导入泥石流已知样本数据及危险度值,进行网络结构的设置和调试,再进行网络训练得到训练结果,用得到的训练结果对天山公路沿线泥石流区域进行危险性评价。具体实践时选取表 1 数据为已知样本进行学习训练,将训练结果用于评价其余 77 处泥石流区域。在得到的评价结果中,全线 88 处泥石流中轻度危险 40 处,中度危险 35 处,高度危险 11 处,极度危险 2 处。评价系统界面如图 4 所示。将神经网络模型预测的结果与灰色关联分析法得到的结果对比全部一致。



图 4 评价系统界面

4.3 分析结果

通过神经网络泥石流评价模型计算,最终得到天山公路泥石流灾害危险性评价结果,并以唯一值专题图显示。图 5 为天山公路泥石流灾害危险性的评价结果,将得到结果与遥感图像等叠加通过专题化显示便于用户查询分析。根据泥石流危险性评价图可知,各危险等级的分布大致与野外调查一致。

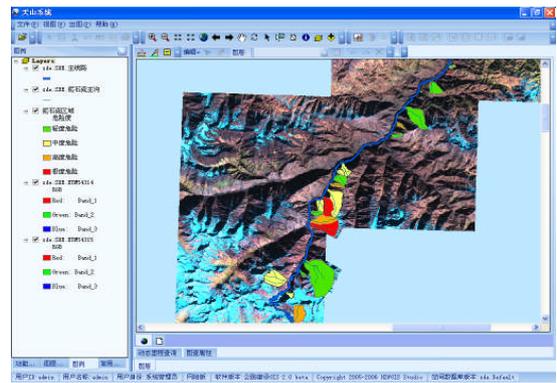


图 5 泥石流危险性分析结果

5 结束语

本文研究基于 ArcEngine 组件的 GIS 与人工神经网络模型相结合的泥石流危险性评价系统,用户通过系统可迅速得到天山公路沿线泥石流危险性等级,并获取相应的防治决策信息,为公路选线及其他相关工程的正确实施提供了有效的决策支持。人工神经网络作为一种有用的数学工具,建立在原有泥石流危险评价的基础上,是对原有泥石流危险评价技术的补充,进一步丰富了危险评价系统。从评价结果来看,本文方法用于泥石流危险性评价分析是切实可行的,在工程实践中有广阔的应用前景。

(下转第 210 页)