维普资讯 http://www.cqvip.com

5卷3期
1996年8月

自 然 灾 害 学 报
JOURNAL OF NATURAL DISASTERS

Vol. 5, No. 3
Aug. 1996

47-50

基于神经网络的泥石流预测

P642.23

鲁小兵　　李德基

(中科院力学所，北京 100080)　(中科院水利部成都山地灾害与环境研究所，成都 610041)

A

摘　要

作者用神经网络方法对泥石流预测进行了探讨，讨论了训练参数的选择及训练方法，并结合泥石流预报的具体情况，对BP模型进行了适当的改进。研究表明，模型及算法是可行的。

主题词： 神经网络　泥石流　灾害预测

中国图书分类号： P642.23

1　引言

泥石流是一种具有严重危害的自然灾害，对其进行提前预报及趋势预测是十分必要的。但是，由于泥石流预报的复杂性，到目前为止还没有一套行之有效的实用方法。引起泥石流产生的因素很多，而且是复杂的非线性关系，因此，要建立确定性的而且很实用的模型还很困难。

神经网络具有与人脑相似的某些功能，如很强的非线性及容错性、自组织、自学习等，因此，这种方法对泥石流预测是很适合的。

2　BP神经网络介绍[1]

BP神经元网络模型是一个多层网络模型，在这一神经元网络模型中引入了中间隐含神经元层，即一个标准的BP模型包括输入层、中间层及输出层。各层间的神经元之间形成全互连的连接，而各层内的神经元之间没有连接(图1)。

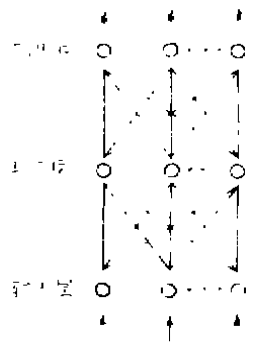

图1　神经网络结构示意图

对于输入层神经元，其输出与输入相同。中间层及输出层的神经元操作特性为：

$$net_{pi} = \sum_j W_{ij} O_{pj} \tag{1}$$

$$O_{pi} = O_i(net_{pi}) \tag{2}$$

式中 p 表示当前的输入样本，W_{ij} 表示从神经元 j 到 i 的连接权值，O_{pj} 为神经元 j 的当前输入，O_{pi} 为其输出，O_i 为非线性可微函数，一般取为 $O_i(x) = 1/(1+\exp(-(x-\theta_i)))$，其中 θ_i 为阈值。

由输入样本对网络进行训练时，当网络的所有实际输出与对应的理想输出一致时，训练结束。否则，要按下式对权值进行调整：

$$\Delta_p W_{ij} = \eta(t_{pi} - O_{pi})O_{pj} = \eta\delta_{pi}O_{pj} \tag{3}$$

维普资讯 http://www.cqvip.com

其中 η 为调整系数，t_{pi} 为理想输出，O_{pi} 为实际输出，i 为网络输入向量的第 i 个元素。

3 泥石流预测参数的选取及模型的改进

泥石流产生的影响因素很多，包括水文、气象、地质地貌等各方面的因素。但归结起来可以化为三个条件[1-3]：1）物质条件，即流域内固体物质贮量；2）水源条件，包括降水、冰川融水等；3）能量条件，即坡度。坡度越大，固体散粒体堆积越不稳定，越容易形成泥石流。这三个条件是泥石流产生的必备条件。

泥石流产生的各因子量一般为大于1.0的值，为计算输入方便，将网络能量函数 O_j 取为

$$O_j(x) = A/(1 + \exp(-x_i + \theta_i)) + B \tag{4}$$

其中 A、B 为根据实际情况取的常数值。

网络权值修改方法如下：

设网络的输出误差为 $E_p = \frac{1}{2}\sum_i (t_{pi} - O_{pi})^2$，$E = \sum E_p$ 为整个网络对所有样本产生的输出误差之和，则有

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_{pi}} \cdot \frac{\partial \mathrm{net}_{pi}}{\partial W_{ij}}$$

而

$$\frac{\partial \mathrm{net}_{pi}}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial(\sum_k W_{ik} O_{pk})}{\partial W_{ij}} = O_{pj}$$

定义

$$\delta_{pi} = -\frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_{pi}}$$

则

$$\delta_{pi} = -\frac{\partial E_p}{\partial O_{pi}} \cdot \frac{\partial O_{pi}}{\partial \mathrm{net}_{pi}} = -\frac{\partial E_p}{\partial O_{pi}} O'_i(\mathrm{net}_{pi})$$

若 u_i 为网络输出神经元，则

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{pi}} = -(t_{pi} - O_{pi}) \tag{5}$$

$$\delta_{pi} = (t_{pi} - O_{pi}) O'_i(\mathrm{net}_{pi}) \tag{6}$$

若 u_i 不为输出神经元，则

$$\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_{pk}} \cdot \frac{\partial \mathrm{net}_{pk}}{\partial O_{pi}} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_{pk}} \cdot \frac{\partial(\sum_i W_{ki} \cdot O_{pi})}{\partial O_{pi}}$$

$$= -\sum_k \delta_{pk} \cdot W_{ki} \tag{7}$$

故

$$\delta_{pi} = O'_i(\mathrm{net}_{pi}) \sum_k \delta_{pk} W_{ki} \tag{8}$$

将 $O_{pi} = A/(1 + \exp[-(\sum_j W_{ji} O_{pj} - \theta_i)] - B$ 代入式(6)、(8)，则有：当 u_i 为输出神经元时

$$\delta_{pi} = (t_{pi} - O_{pi}) \cdot (O_{pi} - B)(1 - (O_{pi} - B)/A + B/A) \tag{9}$$

当 u_i 不为输出神经元时

$$\delta_{pi} = (O_{pi} - B)(1 - (O_{pi} - B)/A + B/A) \sum_k \delta_{pk} W_{ki} \tag{10}$$

这样，经过修改以后，计算步骤如下：

维普资讯 http://www.cqvip.com

a. 对 BP 网络的所有权值及阈值设置随机初值。

b. 将样本交给网络训练，当所有样本都被训练，且连接权值稳定时，迭代结束。

c. 代入能量函数(4)，计算隐含层及输出层的输出值。

d. 用(9)式计算输出层结点的误差项。

e. 调节隐含层到输出层之间的权值：

$$W_{ij}(t+1)=W_{ij}(t)+\eta\delta_{pj}x_i \tag{11}$$

其中 x_i 为隐含层节点 j 的输出值，t 为步数。

f. 用式(10)及(11)计算隐含层结点的误差及调节输入层到隐含层之间的权值，然后转入式(2)。

4　实例

为了验证上述神经网络在泥石流预报中的可靠性，选择了一组泥石流观测资料，进行了训练及预报。前 10 组用于训练，后 4 组用于预报检验。其中网络输入神经元取为 3 个：固体物质贮量、前期降水量、沟道纵比降。网络输出神经元取为两个：发生和不发生，值分别为 10.0、0.0。中间神经元个数取为 6，即为三层网络。网络初始参数见表 1，训练组及预报组数据分别见表 2 及表 3。训练经 5692 次迭代结束。

从计算结果看出，这种方法是令人满意的，神经网络用于泥石流预报无疑开辟了一个新的途径，其实用价值是很可观的。

表 1　网络参数

样本个数	单个误差限	整体误差限	调速系数	加速系数	A	B	中间神经元
10	0.0001	0.001	0.1	[illegible]	10.0	10.0	6

表 2　训练组数据

沟道纵比降(10^{-2})	前期降水量($\times10$mm)	固体物质贮量($\times10^4m^3$)	发　生	不发生
2.04	7.60	2.13	0.0	10.0
2.18	5.41	3.19	10.0	0.0
3.28	9.37	1.59	10.0	0.0
1.32	13.19	5.36	10.0	0.0
2.74	7.60	0.75	0.0	10.0
1.32	9.36	5.48	10.0	0.0
3.48	14.89	3.12	10.0	0.0
2.46	7.60	7.15	0.0	10.0
1.56	14.59	10.56	10.0	0.0
3.73	14.89	3.72	10.0	0.0

维普资讯 http://www.cqvip.com

表3 预测结果表

沟道纵比降(10^{-2})	前期降水量 10mm	固体物质贮量 10^3m^3	预测值		实际值	
			发 生	不发生	发 生	不发生
2.88	7.60	20.08	0.0	10.0	0.0	10.0
2.51	6.11	6.37	10.0	0.0	10.0	0.0
2.71	14.89	5.79	10.0	0.0	10.0	0.0
2.56	5.41	19.33	10.0	0.0	10.0	0.0
2.22	9.58	6.87	10.0	0.0	10.0	0.0

5 结果与讨论

人工神经网络具有较高的处理非线性问题的能力，能较好地处理泥石流预报这类复杂的问题，它有如下优点：

1. 容错能力强，网络中信息采取分布式存贮，个别单元的干扰不会引起整个系统的错误，因此，可靠性高。

2. 非线性能力强，而且可以不必知道各因子量与结果量之间的具体函数关系，而是通过各层间的各单元的非线性映射来表达实际问题的非线性关系。

3. 本文结果表明，神经网络用于泥石流预报具有很大优越性，是可行而有效的。

参 考 文 献

1 胡守仁，余少波等. 神经网络导论. 北京：国防科大出版社，1993

2 周必凡，李德基等. 泥石流防治指南. 北京：科学出版社，1991

（1995年11月2日收稿）

DEBRIS FLOW FORECAST BASED ON NEURAL NET

Lu Xiaobing

(Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing)

Li Deji

(Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences & Ministry of Water Conservancy, Chengdu)

ABSTRACT

In this paper, neural net is applied to forecase the generation of debris flow. The selection of parameters and the training method are discussed, and the BP net is modified to fit the debris flow. The results show that the model and method is practical.

KEY WORDS: Disaster forecast Debris flow Neural net