

文章编号: 1001-1986(2001) 03-0042-02

## 基于神经网络的采空塌陷预测

慎乃齐<sup>1</sup>, 杨建伟<sup>1</sup>, 郑惜平<sup>2</sup>

(1. 中国地质大学工程技术学院, 北京 100083;

2. 深圳市建设土石方机械工程有限公司, 广东 深圳 518028)

**摘要:** 依据某煤炭开采区的勘察资料, 综合考虑影响采空塌陷的主要因素, 建立了预测采空塌陷的 BP 神经网络模型。该模型结构为 7-10-2 型。优化学习参数后, 用该模型对采空区塌陷进行了预测分析, 结果与实际情况完全吻合, 表明 BP 神经网络模型应用于采空塌陷预测领域是行之有效的。

**关键词:** 采空塌陷; BP 神经网络模型; 预测

**中图分类号:** TU 431 **文献标识码:** A

## 1 引言

地下煤层采空使上覆岩土层陷落造成的地面塌陷, 是矿山常见的一种作用力集中、危害极大的地质灾害。因而矿山采空塌陷预测预报是灾害防治工作中重要的研究内容之一。经过长期的研究工作, 已经有了很多种方法, 如: 经验公式法、力学算法、多元统计方法等。但由于影响地面塌陷因素的多样性和复杂性, 各因素之间的线性关系不明显, 预测结果的可靠性仍待提高。近年来许多科学工作者采用模糊数学和灰色理论等非线性预测方法在实际应用中取得了较好的效果。但模糊评判方法在影响因子的量化和因子权重的确定上需要人为判断, 导致该法不可避免地带有专家主观上的不确定性及认识上的某些局限性。用灰色理论进行预测, 当原始数据序列波动较大, 信息过于分散时, 预测准确度将会降低。而人工神经网络具有很强的非线性动态处理和自组织、自学习、自适应的功能, 能从给定的学习样本中获得需要的信息。因此, 本文尝试用这种方法对采空塌陷进行预测。

## 2 BP神经网络模型

BP 网络是一单向传播的多层前向神经网络, 由输入层、隐含层和输出层组成, 包括正向传播和反向传播两个过程<sup>[1]</sup>。其计算步骤如下:

a. 网络初始化, 将各连接权重  $w_{ij}$  及阈值  $\theta_j$  赋  $[-1, 1]$  区间的随机值;

b. 给定学习样本的输入向量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  与期望的输出向量  $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ ;

c. 计算输出层各神经元的实际输出:

$$\text{对样本 } p: O_{pj} = f_j \left( \sum_i w_{ij} O_{pi} - \theta_j \right),$$

式中  $O_{pj}$ ——第  $K+1$  层是第  $j$  个神经元的输出;

$O_{pi}$ ——第  $K$  层第  $j$  个神经元的输出;

$f_j$ ——激励函数, 对隐含层采用 sigmoid 函数, 即  $f_j(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$ ;

d. 计算期望输出与实际输出的误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (T_{pi} - O_{pi})^2,$$

式中  $T_{pi}$  为期望输出;

e. 调整输出层、隐含层的连接权值和阈值:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij} O_{pj} + \Delta w_{ij}(t),$$

$$\theta_j(t+1) = \theta_j(t) + \Delta \theta_j + \Delta \theta_j(t),$$

式中  $t$ ——迭代次数;

$\Delta$ 、 $\Gamma$ ——学习率和惯性系数;

$W_{pj}$ 、 $W_{pi}$ ——输出层和隐含层神经元参考误差, 其公式为:

$$W_{pj} = O_{pj} (1 - O_{pj}) (T_{pj} - O_{pj}),$$

$$W_{pi} = O_{pi} (1 - O_{pi}) \sum_j W_{pj} w_{ij};$$

f. 返回步骤 b 进行迭代计算, 直到  $E$  满足精度要求为止;

g. 用学习好的网络, 输入待测的样本参数, 可以直接得到预测结果。

## 3 模型的建立和预测

## 3.1 采空塌陷预测模型的建立

本文以北京西山某地区地面塌陷为例<sup>[3,4]</sup>, 进行采空塌陷预测 BP 网络模型的应用研究。该区煤炭

收稿日期: 2000-02-08

作者简介: 慎乃齐 (1956-), 女, 浙江人, 中国地质大学工程技术学院副教授, 主要从事工程地质与环境地质的研究工作。

表 1 学习样本输入与输出值

编号	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	期望输出	网络输出结果
1	3	7.5	2	28	18	10.4	3	(1, 0)	(0.9989, 0.0010)
2	3	11.5	2	45	18	22.0	3	(1, 0)	(0.9987, 0.0012)
3	2	14.5	3	55	14	16.0	3	(1, 0)	(0.9982, 0.0017)
4	3	12.5	3	55	11	14.5	4	(1, 0)	(0.9978, 0.0021)
5	3	15.0	2	50	10	17.5	3	(1, 0)	(0.9951, 0.0047)
6	2	15.5	1	35	5	18.2	1	(0, 1)	(0.0002, 0.9997)
7	1	12.0	2	40	7	25.0	2	(0, 1)	(0.0112, 0.9886)
8	3	17.0	3	80	20	20.2	2	(1, 0)	(0.9985, 0.0014)
9	2	12.0	3	50	10	13.5	3	(1, 0)	(0.9967, 0.0031)
10	3	14.0	3	70	15	16.7	2	(1, 0)	(0.9976, 0.0022)
11	3	13.5	2	50	1.5	15.4	3	(0, 1)	(0.0034, 0.9963)
12	2	19.0	2	35	6.0	26.0	1	(0, 1)	(0.0012, 0.9981)
13	1	10.0	2	50	4.0	22.5	2	(0, 1)	(0.0020, 0.9980)
14	2	15.0	2	40	2.0	16.5	1	(0, 1)	(0.0010, 0.9990)
15	2	10.0	2	45	2.5	16.4	1	(0, 1)	(0.0012, 0.9987)
16	2	15.0	1	25	5.5	30.0	2	(0, 1)	(0.0022, 0.9978)
17	3	9.5	3	75	12.0	12.7	3	(1, 0)	(0.9976, 0.0023)
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

注:  $X_1$  赋值: 1—地质构造简单; 2—地质构造一般; 3—地质构造复杂;  
 $X_3$  赋值: 1—粉质粘土、粘土为主, 少量砂砾; 2—砂砾、粉土和粘土; 3—黄土或碎石、砂砾夹粉土

表 2 各因素的相对贡献率

因素	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$
贡献率 /%	6.6	7.1	11.2	10.0	38.6	20.7	5.8

表 3 检验样本及预测结果

编号	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	网络预测结果	实际情况
1	3	12.0	2	40	10	17.0	2	(0.9970, 0.0030)	塌陷
2	3	10.5	3	50	13	14.5	3	(0.9974, 0.0025)	塌陷
3	2	16.5	3	70	20	20.2	3	(0.9988, 0.0012)	塌陷
4	2	15.0	3	70	18	17.0	2	(0.9978, 0.0021)	塌陷
5	2	10.0	2	45	2.5	18.4	1	(0.0023, 0.9976)	稳定
6	2	15.0	1	25	5	24.8	2	(0.0025, 0.9974)	稳定
7	2	16.0	1	25	5.8	40.0	3	(0.0028, 0.9971)	稳定

开采已有数百年的历史。经实地勘察研究表明,区内发育的地面塌陷灾害是由浅层历史老空和近期小煤窑开采引起的。影响地面塌的主要因素有 7 个: 覆盖层类型  $X_1$ , 覆盖层厚度  $X_2$ , 地质构造复杂程度  $X_3$ , 煤层倾角  $X_4$ , 采空区体积率  $X_5$ , 采空区距地表的垂直深度  $X_6$ , 采空区空间叠置层数  $X_7$ 。因此输入层设 7 个神经元, 隐含层设 10 个神经元, 输出层设 2 个神经元, 分别对应两种输出状态: 塌陷 (1, 0) 和未塌陷 (0, 1)。确定的网络结构为: 7—10—2 型

根据文献 [3, 4] 资料, 选取实际塌陷的样点 14 个和未塌陷的样点 16 个。每个样点代表下伏采空区尺寸及其距地表垂深、覆盖层类型和厚度、煤层产状、地质构造特征都相近的地点。将 30 个学习样本的输入向量和期望的输出向量赋给网络进行学习、

训练, 初始学习率  $Z$  取 0.7, 惯性系数  $T$  取 0.5。为了提高网络的学习速度, 避免发散和减小振荡性, 本文对学习速率  $Z$  和惯性系数  $T$  作了一定的优化, 采用基于梯度下降法的动量法和学习速率自适应法<sup>[2]</sup>对网络进行训练。网络学习终止系统平均误差  $E$  取 0.0005, 经 314 次迭代 (学习时间 5 秒) 后网络收敛。表 1 列出了部分样本的输入参数、实际输出和期望输出结果, 可见回判结果符合率为 100%。

为了比较各输入神经元 (即影响因素) 对输出 (即塌陷是否发生) 的作用程度, 本文利用神经网络的权值计算出各影响因素对采空塌陷预测的贡献率 (表 2)。由表 2 可见, 各因素对塌陷的影响程度是不相同的, 它们由大到小的排列顺序为采空区体积率 ( $X_5$ )、采空区距地表的垂深 ( $X_6$ )、地质构造复杂程度 ( $X_3$ )、煤层倾角 ( $X_4$ )、覆盖层厚度 ( $X_2$ )、覆盖层类型 ( $X_1$ ) 和采空区空间叠置层数 ( $X_7$ ), 这与用层次分析法计算法计算出的主要影响因素权重的分析结果基本吻合。

3.2 采空塌陷预测

从文献 [3, 4] 资料中另取 7 个样点作检验样本, 分别将其参数输入以上训练好的神经网络模型, 立即可得到预测结果。由表 3 可见, 预测结果与实际情况完全吻合, 说明运用 BP 神经网络方法进行采空塌陷预测是可行的。因此在西山具有类似条件的采空区, 可利用该模型对地面塌陷进行预测。

4 结语

- a. 利用文献 [3, 4] 的勘察资料, 应用 BP 神经网络原理, 建立了采空塌陷预测模型。算例表明, 该模型预测准确且运算速率高。
- b. BP 神经网络是一个开放的非线性动态系统, 可以根据实际需要充分考虑诸多因素的影响, 随着学习样本数量的增加, 通过网络不断自学习能形成更加完善的网络结构, 从而提高了预测精度。因此, BP 神经网络可成为采空塌陷预测的一种有效手段。

参考文献

[1] 焦李成著. 神经网络系统理论 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1996.

[2] 罗小强, 王仁华. 学习常数自适应的反向传播算法 [D]. 中国神经网络首届学术大会论文集, 上册, 1990: 263.

[3] 单青生等. 北京市西山地区地面塌陷勘察报告 [R]. 北京市地质研究所, 1995.

[4] 赵波等. 北京市门头沟区门城镇西区地面塌陷灾害勘察报告 [R]. 北京市地质研究所, 1999.

文章编号: 1001-1986(2001) 03-0044-04

# 基于人工神经网络的地裂缝危险性评价系统

陈佩佩, 武 强 (中国矿业大学资源开发工程系, 北京 100083)

**摘要:** 现代地裂缝在世界许多国家普遍存在, 已成为当今世界范围的主要地质灾害之一。利用地理信息系统 (GIS) 与人工神经网络 (ANN) 耦合技术建立了地裂缝灾情非线性模拟评价系统。作者在分析地裂缝灾害成因的基础上, 利用地理信息系统 (GIS) 的空间分析功能, 建立了构造、地下水开采、地层和地貌 4 个地学信息专题层图; 采用人工神经网络 (ANN) 这一以工程技术手段模拟人脑神经网络的结构和功能特征的技术系统, 建立了地裂缝灾害危险性非线性模拟评价模型, 开发研制了危险性评价系统, 进而对榆次地裂缝灾害危险性进行了非线性模拟评价, 将研究区按危险性系数进行了分区, 为榆次城建、环保和国土规划等部门正确决策提供了重要的科学依据。

**关键词:** 人工神经网络; 地裂缝; 地理信息系统

**中图分类号:** P694 **文献标识码:** A

## 1 引言

现代地裂缝作为一种表生的地质灾害现象<sup>[1]</sup>, 其灾情发生频率与灾害规模逐年加剧, 已成为一种区域性地质灾害的主要灾种。我国区域性地裂缝灾害相当严重, 在陕西、山西、河南、山东、安徽等省均有地裂缝造成破坏的报道, 据不完全统计资料, 至 90 年代初, 由地裂缝灾害所造成的直接和间接损失已达数十亿元<sup>[2]</sup>。因而详细研究地裂缝灾害的分布特征及类型, 搞清地裂缝形成机理, 有效预测地裂缝发展趋势, 提出控制及减轻地裂缝灾害的最佳方案, 具有十分重要的现实意义和深远的历史意义。本文利用地理信息系统 (GIS) 为主控模块, 应用其强大的数据采集、处理、管理、显示、分析功能, 在对山西省榆次市地裂缝成因分析的基础上, 利用人工神经网络这一以工程技术手段模拟人脑神经网络的结构和功能特征的技术系统, 对榆次地区地裂缝灾害活

动性进行评价, 并建立了较为完善的灾害预测系统

## 2 人工神经网络

人工神经网络 (Artificial Neural Network) 简称神经网络 (ANN), 是基于现代生物学研究人脑组织的成果基础上, 用大量简单的处理单元广泛连接组成的复杂网络, 有模拟人类大脑的学习、记忆、推理、归纳等功能。

人工神经网络的种类很多, 而反向传播神经网络 (又称 BP 网) 是应用最广泛、效果最好的方法, 它与其他传统模型相比, 有更好地持久性和适时预报性。故本文选用的网络模型为 BP 网络模型。该模型一般有 3 层: 输入层、隐含层和输出层。其网络结构如图 1 所示。

输入层到隐含层关系为:

$$Hidden[j] = f\left(\sum_{i=1}^n W_{ij}a_i - \theta_j\right), \quad (1)$$

收稿日期 2000-11-24

基金项目: 国家计划委员会防灾减灾项目 (批准号: 1998[6 号]) 和中国矿业大学 (北京校区) “211” 工程项目资助。

作者简介: 陈佩佩 (1974-), 女, 安徽省寿县人, 中国矿业大学博士研究生, 主要研究方向为水文地质与工程地质、灾害地质与环境地质。

## Prediction of mining collapse based on neural network

SHEN Nai-qi<sup>1</sup>, YANG Jian-wei<sup>1</sup>, ZHENG Xi-ping<sup>2</sup>

(1. China University of Geosciences, Beijing 100083, China;

(2. Corporation of Geotechnical Engineering, Shenzhen 518028, China)

**Abstract** It is introduced that the BP neural network model of prediction of mining collapse is established based on the survey's data and main factors at a mine field where the collapse had happen. The model structure is 7-10-2. After several learning parameters are optimized, the prediction of mining collapse at the field is made with this model. The results show that BP neural network model is feasible and effective in prediction of mining collapse.

**Key words** mining collapse; BP neural network model; prediction