

BP 神经网络在地表移动边界角预测中的应用

井彦林¹, 郭爱侠², 林杜军³, 孟永会³, 姜德晟²

(1. 长安大学 建筑工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 中交第一公路勘察设计研究院有限公司, 陕西 西安 710054; 3. 中煤西安设计工程有限责任公司, 陕西 西安 710054)

摘要: 在对煤矿采空区地表移动及其边界角影响因素分析的基础上, 提出用 BP 神经网络预测采空区地表移动边界角。建立了边界角预测的 BP 神经网络模型, 利用国内近 30 项工程的采空区地表移动实测数据作为学习样本对网络进行训练, 用实际工程对网络进行了测试分析。结果显示, 预测精度平均达 90%, 研究表明用 BP 神经网络计算边界角方法可行, 具有实用性, 为边界角的确定提供了一条新的途径。

关键词: 采空区; 边界角; BP 神经网络; 预测

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2009)03-0193-04

中图分类号: TP183

A Study on Prediction of Boundary Angle of Surface Movement by BP Artificial Neural Network

JING Yan-lin¹, GUO Ai-xia², LIN Du-jun³, MENG Yong-hui³, JIANG De-sheng²

(1. School of Civil Engineering, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710061, China;

2. CCC First Highway Cosultants Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710075, China;

3. China Coal Xi'an Design & Engineering Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710054, China)

Abstract: Based on the analysis of influence factors on boundary angle of surface movement in coal mine goaf, this paper presents a method used to predict the boundary angle by the BP Artificial Neural Network. A prediction model of the boundary angle is constructed with BP Artificial Neural Network. Data of the boundary angle from 30 practical engineering projects are used as the assembly of training samples of Neural Network. The prediction model is then validated using data from practical engineering projects. Results from the validation show that prediction precision for the boundary angle is up to 90%, indicating that the prediction method based on bp artificial neural network is very use ful and feasible in engineering.

Keywords: goaf; boundary; BP artificial neural network; prediction

地下煤层被采出后, 在岩体内部形成一个空间, 即采空区。当采空区扩大到一定范围后, 岩层移动发展到地表, 使地表产生移动和变形, 从而导致建筑物破坏、交通中断等一系列灾害的发生, 因此煤矿采空区的移动和变形规律研究一直是环境地质方面的重要课题。

边界角是预测地表移动影响范围的重要参数, 边界角一经确定, 便可基本确定采空区的影响范围。但边界角的确定是一个较为复杂的问题, 它受岩性及煤层埋藏条件等多种因素影响, 影响机理复杂, 不易建立解析模型, 工程中常采用经验法确定, 但这种方法存在很大的随机性。

人工神经网络具有自组织, 自学习和强容错性能, 可建立复杂的非线性映射关系, 因此在处理非确

定性及多元非线性问题方面得到了广泛应用。本文采用人工神经网络方法确定采空区地表移动边界角。

1 地表移动分区及边界角

地下采煤形成地表移动, 地表移动形成移动盆地, 当达到充分采动后, 其移动盆地也基本稳定。移动盆地可分为 3 个区^[1]。

(1) 均匀下沉区(中间区)。盆地中心的盆底部分(当盆地尚未形成平底时, 该区不存在)。该区地表下沉均匀, 地表较平坦, 一般无明显裂缝。

(2) 移动区(边缘区或危险变形区)。区内地表下沉不均匀, 变形种类多, 对建筑物破坏作用大, 该区的外围边界称为主要影响边界。在该区出现裂缝时, 称该区为裂缝区。

(3) 轻微变形区。地表变形较小,一般对建筑物不起破坏作用。该区与移动区的分界是以建筑物的允许变形值来划分。理论上是地表变形值为 0 的边界,鉴于观测误差,一般取地表下沉值 10 cm 为其标准。该区外围边界与下部采空区边界的连线与水平线在矿层一侧的夹角称为边界角(走向边界角见图 1 中的 β_0)。边界角分为走向边界角、上山边界角及下山边界角等。

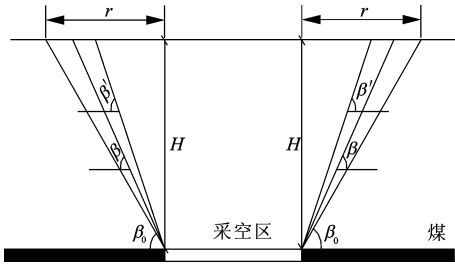


图 1 走向边界角及影响半径示意图

图 1 中 r 为影响半径。在影响半径外围,即超出了轻微变形区,一般认为对建(构)筑物影响较小或无影响(工程上通常留有一定的安全距离)。因此,可根据边界角确定采空区的影响范围,也常用于确定采空区塌陷灾害评估的范围,进行矿区建筑场的稳定性及适宜性评价。在实际工程中,采空区影响半径按下式计算。

$$r = H / \tan \beta_0 \quad (1)$$

式中: r ——影响半径; H ——开采深度(见图 1); β_0 ——边界角。

由公式(1)可知,对于一定的地质条件,采深 H 是确定的,因此计算影响半径的关键参数是 β_0 。走向边界角、上山边界角及下山边界角是不同的,本文主要讨论下山边界角。当煤层为水平岩层或近水平岩层,三者数值接近,可近似认为其相等。实际工程中,缓倾斜的煤系地层较为多见。

2 采空区地表移动边界角影响因素^[2-3]

(1) 地层岩性。覆岩强度对煤层开采后上覆岩层移动规律起着重要作用。统计规律表明,地表移动与上覆岩层的性质密切相关。覆岩越坚硬,强度越高,地表移动边界角值越大,反之越小。

(2) 松散层。松散层及岩石中采空区地表移动和变形规律不同。相对于岩层而言,松散层的变形量大,边界角值小,因而地表移动影响范围大;同时,松散层厚度越大,边界角值越小,反之,边界角值越大。

(3) 采深与采厚。采深与采厚是影响地表移动的主要因素。前苏联的研究成果表明,开采深度越

大,边界角值越小。工程中将采深与采厚的比值作为判定采空区地表移动影响强度的重要依据。采深采厚比小于 30,一般认为地表移动强度,采深采厚比大于 60,地表移动较弱,采深采厚比为 30~60,地表移动强度中等。

(4) 煤层倾角。边界角分为走向、上山、下山及急倾斜煤层边界角,只有当煤层产状为水平或近水平时,各边界角值才相等或近于相等,因此边界角与煤层倾角密切相关。煤层倾角不但影响地表移动边界角的大小,还影响地表移动的方向。

(5) 推进速度。煤层被采出后,其上覆岩层松动后的再稳定具有时间效应,因此,地表移动与采煤推进速度有关。

3 BP 神经网络学习算法

人工神经网络(ANN)起源于机器学习,其最初主要用于分类。随着 ANN 研究的不断深入,其应用领域也在不断地拓展,现成为机器学习,模式识别,数据挖掘等领域的热点。它不仅用于分类,在预测方面应用也很广。神经网络在数据挖掘中的应用非常广泛,尤其适合处理描述性和预测性数据的挖掘,还可用于特征规则提取和关联规则提取。神经网络算法的种类很多,本文采用 BP 神经网络建模。建模时网络采用 3 层网络。3 层网络分别为输入层、隐含层及输出层,其传递函数一般采用 3 种形式中的一种,即线性或 S 型或双曲正切型,隐含层及输出层的传递函数可相同,也可不同。近年来,对 BP 算法的研究较为深入,这方面的文献较多,其原理本文不做介绍,仅简要叙述其基本思路和主要计算公式。

用 BP 算法进行网络训练时,首先对原始数据进行归一化处理,给各层网络的权值和阈值赋初值,再计算各层的输入和输出值。根据网络输出值与相应实测值计算网络输出误差。若误差达到网络的规定误差,则训练结束,否则计算权值、阈值增量,调整权值及阈值,重新计算网络各层的输出,再计算网络误差,进行迭代运算。训练结束后,得到一组权值和阈值。当网络结构和传递函数一经确定,BP 网络的算法就已确定。训练的过程实质上是确定网络权值和阈值的过程,所以对网络进行训练后,最终就得到一确定的模型,据该模型,用一组输入,就可计算出对应的输出,即可实现仿真^[4]。

(1) 首先进行归一化处理:

$$\frac{p_i - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}} \Rightarrow p \quad (2)$$

(2) 给权值和阈值赋初值, 再按照下列公式计算^[5-6]:

$$I_j = \sum_{i=1}^p w_{1j} y_i + b_{1j}, \quad j=1, 2, \dots, q \quad (\text{隐层输入}) \quad (3)$$

$$O_j = f_1(I_j), \quad j=1, 2, \dots, q \quad (\text{隐层输出}) \quad (4)$$

$$S = \sum_{i=1}^q w_{2i} O_i + b_2 \quad (\text{输入层输入}) \quad (5)$$

$$y = f_2(S) \quad (\text{网络输出}) \quad (6)$$

$$\text{err} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (\text{单输出}) \quad (7)$$

式中: x ——输入量; I, O ——别为隐含层的输入值及输出值; S ——输出层的输入值; y ——网络输出结果; t ——训练集中目标值的实测值; p, q ——分别为输入层及隐含层节点数; n ——样本数量; w_1, w_2 ——分别为隐含层与输入层以及输出层与隐含层神经元的连接权; b_1, b_2 ——分别为隐含层和输出层神经元的阈值; err ——能量函数。 f_1, f_2 ——分别为隐层及输出层传递函数, 可选下面 3 种函数中的一种^[5-6]。

(1) 线性函数: $f(S) = S$ (8)

(2) S 型函数: $f(S) = 1 / (1 + e^{-S})$ (9)

(3) 双曲正切函数:
 $f(S) = (e^S - e^{-S}) / (e^S + e^{-S})$ (10)

式中: S ——隐含层或输出层的输入值。

4 仿真分析

根据前文的分析, 边界角的影响因素包括岩性、松散层厚度、采深、采厚、煤层倾角、采煤推进速度等, 故预测边界角的神经网络输入应全部包括这些因素。建模时岩性采用砂岩及页岩厚度 2 项指标; 由于上山及下山的采深不同, 所以采深选用采深上山及采深下山, 即边界角影响因素共有 8 项量化指标, 分别是砂岩厚度、页岩厚度、采深上山、采深下山、松散层厚度、采厚、煤层倾角及采煤推进速度。依网络输入要求, 经对文献[7]中数百项工程实测数据的分析, 选择了具有代表性的 30 组数据作为网络学习样本(见表 1)。

表 1 训练样本集

序号	采厚/m	倾角/(°)	采深上山/m	采深下山/m	月推进距离/m	松散层厚度/m	砂岩厚度/m	页岩厚度/m	下山边界角/(°)
1	1.80	13.0	206	242	31.0	8.1	19.0	31.0	62.0
2	2.10	30.0	25	96	45.0	10.0	20.0	20.0	64.0
3	4.90	42.0	208	321	25.0	14.0	51.0	97.0	42.0
4	2.40	16.0	617	711	21.0	13.0	344.6	170.6	58.0
5	1.90	4.5	102	110	15.5	13.5	68.7	0.2	60.0
6	5.12	30.5	100	108	30.0	4.0	131.0	10.0	34.8
7	2.30	23.0	120	165	54.0	55.0	14.0	51.0	43.0
8	7.40	20.0	102	289	45.0	55.0	14.0	51.0	56.0
9	1.45	12.0	19	42	48.0	5.0	1.0	11.0	60.0
10	1.17	10.5	91	124	45.0	7.0	5.0	31.0	60.0
11	2.10	19.0	88	132	30.0	50.0	51.8	9.0	53.0
12	7.00	9.0	105	114	50.0	49.0	21.0	2.5	41.0
13	7.00	9.0	89	101	54.0	48.0	20.0	2.4	42.0
14	6.30	5.5	248	263	35.0	51.0	87.8	23.0	55.5
15	6.60	8.0	115	130	80.0	18.0	61.0	12.5	45.0
16	1.80	9.0	101	110	25.0	32.0	31.0	16.0	50.7
17	1.97	20.0	216	230	17.0	157.0	30.0	21.0	61.0
18	2.00	23.0	159	176	35.1	147.0	12.0	13.0	55.0
19	0.90	13.0	118	140	19.3	75.0	33.0	34.0	71.0
20	1.80	20.0	28	56	54.0	20.2	15.6	8.7	35.0
21	2.10	33.0	49	159	42.0	33.0	14.2	24.0	26.0
22	2.20	27.0	290	362	23.0	3.0	25.0	12.0	49.0
23	2.20	21.0	240	270	33.0	3.0	16.0	10.0	46.0
24	2.20	16.0	90	110	38.0	10.0	91.6	1.5	54.0
25	1.70	30.0	176	226	24.6	120.0	56.0	6.0	45.0
26	3.20	4.0	65	150	60.0	0.0	106.0	3.0	60.0
27	3.25	3.0	65	90	114.0	4.0	7.0	0.0	71.0
28	3.18	2.5	220	255	78.0	80.0	82.0	2.0	67.0
29	3.10	3.0	195	280	45.0	0.0	12.0	40.0	57.0

大量研究成果表明,三层 BP 神经网络具有较高的精度及收敛性,因此预测边界角采用三层 BP 神经网络(网络结构见图 2),输入层 8 个节点,分别代表砂岩厚度、页岩厚度、采深上山、采深下山、松散层厚度、采厚、煤层倾角及采煤推进速度,隐含层取 20 个节点,输出层 1 个节点,代表边界角,传递函数采用双曲正切函数[即公式(10)]。

按所构建的网络和学习样本进行学习,以确定网络权值。学习过程中初始学习速率取 0.02,误差取

0.001。为了测试训练后的网络精度,用 4 项实际工程的实测数据进行了边界角计算,网络计算值及实测值对比结果见表 2 及图 3。对比分析结果显示,第一组样本实测与预测值非常接近,由图 3 中看出,二点几乎重合;第三、第四组测试样本误差较小,仅第二组测试样本误差稍大。在四组对比数据中,预测绝对误差为 $-10.7 \sim 0.2$,预测相对误差为 $-21.4\% \sim 0.4\%$,预测的准确率平均达 90%。可见网络的预测精度较高,预测模型可用于实际工程。

表 2 边界角网络计算值与实测值对比结果

序号	采厚/m	倾角/ $^{\circ}$	采深上山/m	采深下山/m	月推进量/m	松散层厚度/m	砂岩厚度/m	页岩厚度/m	下山边界角/ $^{\circ}$		预测绝对误差	预测相对误差/%
									实测值	预测值		
1	5.60	25.0	342	440	33.0	40.0	91.0	78.0	51.0	51.2	0.2	0.4
2	6.30	22.0	244	306	42.0	40.0	91.0	78.0	50.0	39.3	-10.7	-21.4
3	2.00	30.0	47	157	30.0	33.0	14.2	24.0	45.0	46.0	1.0	2.2
4	2.10	31.0	39	147	40.0	17.0	9.8	2.9	42.5	49.4	6.9	16.2

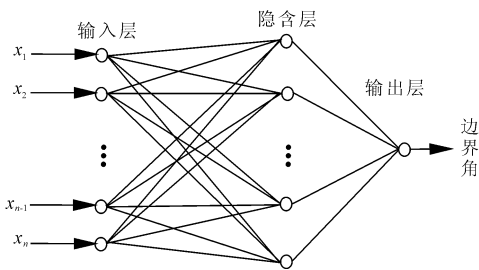


图 2 BP 神经网络结构图

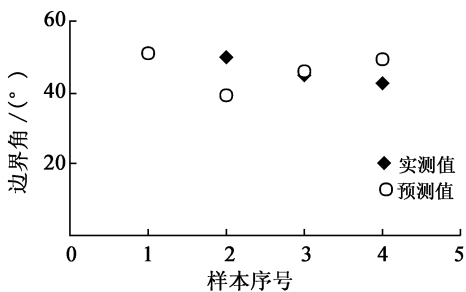


图 3 边界角实测值与预测值对比图

5 结论

采空区边界角受岩性、煤层埋藏条件等多种因素影响,这些因素存在着非常复杂的非线性映射关系,不易建立解析模型求解边界角。神经网络以其高度

的非线性映射及并行处理等优点为解决此类问题提供了科学途径。本文提出用神经网络方法计算边界角,建立了边界角预测的神经网络模型,使边界角的确定较为科学和规范,在一定程度上减少和避免了实测地表移动边界角耗时长、费用高的缺点;经实例验证模型具有可行性、准确性及实用性。

[参 考 文 献]

- [1] 《岩土工程手册》编委会. 岩土工程手册[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1995.
- [2] 郭文兵, 邓喀中, 邹友峰. 地表下沉系数计算的人工神经网络方法研究[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(2): 121-125.
- [3] 井彦林, 李寅良, 韩相超, 等. 煤矿采空区建筑场地的稳定性分析[J]. 陕西煤炭, 2002(1): 12-16.
- [4] 胡江林, 涂松柏, 冯光柳. 基于人工神经网络的暴雨预报方法探讨[J]. 热带气象学报, 2003, 19(4): 422-428.
- [5] Sahimi M. Fractal-wavelet neural network approach to characterization and upscaling of fractured reservoirs [J]. Computers Geosciences, 2000, 26(8): 877-905.
- [6] 井彦林, 仵彦卿, 杨丽娜, 等. 基于数据挖掘技术的黄土湿陷性评价[J]. 西北农林科技大学学报, 2006, 34(4): 130-134.
- [7] 煤炭工业总局, 建筑物、水体、铁路及主要井巷煤柱留设与压煤开采规程[S]. 北京: 煤炭工业出版社, 2000.