

基于 PCA 与 Elman 网络的地下矿山岩层移动

陈建宏, 邬书良, 杨珊

中南大学资源与安全工程学院, 长沙 410083

摘要 由于地下金属矿床地质与开采条件的复杂性, 影响岩层移动的因素错综复杂且相互影响, 使得对岩层移动的预测具有很大的不确定性。大量的样本数据减慢了神经网络的训练速度, 并且使得神经网络不稳定。将主成分分析 (PCA) 与 Elman 网络相结合构建模型, 对地下矿山岩层移动角进行预测研究。利用主成分分析对原始数据进行预处理, 提取原信息的主成分, 将输入变量减少且互不相关, 提高神经网络训练速度; 用 Elman 网络对训练样本进行训练, 进而利用训练好的网络对预测样本进行预测, 与不采用 PCA 时的预测结果相比, 采用 PCA 的预测结果更为准确, 通过期望输出与实际输出的对比, 相对误差都在 5% 以内, 其预测的结果精度高, 表明了 PCA 与 Elman 网络相结合对地下矿山岩层移动进行研究是可行的。

关键词 地下金属矿山; 岩层移动; 主成分分析; Elman 反馈神经网络

中图分类号 TD325

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2012.17.006

Rock Displacement Prediction for Underground Metal Mines Based on PCA and Elman Feedback Neural Network

CHEN Jianhong, WU Shuliang, YANG Shan

School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract With the complexity of the underground metal geological and mining conditions, the influencing factors of the rock displacement are an complicated issue and they are interactive, which leads to the great uncertainty of the prediction of the rock displacement. Large amounts of sample data slow down the training process of the neural network, which makes the neural network instable. The PCA (Principal Component Analysis) is, therefore, used, combined with the Elman network, to build the model for prediction of the underground mining rock displacement angle. The principal component analysis is used in the raw data pre-processing to extract the main ingredients from the original information, to reduce the amount of input data and make them unrelated, thus to speed up the neural network training process; the samples are then trained with the Elman network, and with the trained network to make predictions for the samples. Compared with the predicted results obtained without using the PCA, the predicted results obtained by using the PCA are more accurate. Through comparing the expected output with the actual output, the relative errors are less than 5%, which shows that the PCA combined with the Elman network is good for the prediction of the underground mining rock displacement.

Keywords underground metal mine; rock movement; principal component analysis; Elman feedback neural network

0 引言

地下金属矿山的开采导致岩层移动与地表沉陷, 由于地下金属矿山的地质结构、矿体形态及采矿方法等的复杂性, 影响岩层移动的因素错综复杂, 使得对岩层移动的预测具有很大的困难。目前对于煤矿开采岩层移动规律研究较为充

分, 并成功应用于许多煤矿^[1-2], 金属矿山岩层移动研究处于初步阶段, 国内大都只利用 BP 神经网络进行研究^[3-4], 没有考虑到各个影响因素之间的相关性及其重要性, 大量的输入数据使神经网络的训练时间加长, 影响因素之间的相关性会使得原始数据信息具有重复性; 预测时都是对一个样本进行预

收稿日期: 2012-05-07; 修回日期: 2012-05-24

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50774092); 全国优秀博士学位论文专项基金项目 (200449); 湖南省博士生科研创新项目 (1960-71131100061)

作者简介: 陈建宏, 教授, 研究方向为金属矿山开采与灾害控制, 电子信箱: cjh@263.net

测,即使预测精度高也不能反映整个网络的预测性能,利用其他类型神经网络进行研究的很少且缺乏创新性。

Elman 网络与常规的两层 BP 网络不同之处在于,Elman 网络的隐层是有反馈的,它属于动态类型的网络。反馈神经网络更加关心网络的平衡点和稳定性,即如何得到和利用稳定的网络,而前馈型网络(如 BP 网络)则更加关注学习和训练过程,主要用于模式识别与分类、数据压缩和函数逼近等方面。通过主成分分析法对输入数据进行预处理,减少输入数据,同时保留原数据的主要信息,提高数据质量,加快网络的训练速度;利用 Elman 网络对其进行训练并同时预测多个样本,反映了整个预测网络的性能并得到了预期结果。

1 主成分分析法

1.1 主成分分析的基本思想

实际课题中,为了全面分析问题,往往提出很多与此有关的因素,因为每个因素都在不同程度上反映这个课题的某些信息,这些因素也称为指标。主成分分析是设法将原来众多具有一定相关性的 p 个指标,重新组合成一组新的互相无关的综合指标代替原来的指标。通常数学上的处理就是将原来 p 个指标作线性组合,作为新的综合指标。

1.2 主成分分析的数学模型

设 n 个样本,每个样本 p 个随机变量 $X_1, X_2, \dots, X_p (n > p)$, 样本均值记为 $\bar{X}_1, \bar{X}_2, \dots, \bar{X}_p$, 样本标准差记为 S_1, S_2, \dots, S_p 。

$$X = \begin{pmatrix} X_1 & X_2 & \dots & X_p \\ X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{np} \end{pmatrix}$$

主成分分析最大的问题是受量纲的影响,因此,实际应用中,需要对数据进行标准化。

首先做标准化变换:

$$x_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{S_j}$$

标准化后的 $x=(x_1, x_2, \dots, x_p)$, p 个变量组成 p 个新的综合变量,即

$$\begin{cases} y_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1p}x_p \\ y_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2p}x_p \\ \vdots \\ y_p = a_{p1}x_1 + a_{p2}x_2 + \dots + a_{pp}x_p \end{cases}$$

其中, $a_{11}^2 + a_{12}^2 + \dots + a_{1p}^2 = 1$, a_{ij} 的确定原则是 y_i 互不相关。由于解 a_1, a_2, \dots, a_p 是 p 维空间的一个单位向量,它代表一个方向,称为主成分方向。

对于 $y_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1p}x_p$, 使方差 $\text{var}(y_1)$ 最大,则称 y_1 为第 1 主成分; $y_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2p}x_p$, $(a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2p})$ 垂直于 $(a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1p})$, 且使 $\text{var}(y_2)$ 最大,则称 y_2 为第 2 主成分;类似地,可有第 3, 4, 5, \dots , 主成分,至多有 p 个。对于主成分性质包括:各主成分的方差是依次递减的,即 $\text{var}(y_1) \geq \text{var}(y_2) \geq \dots \geq \text{var}(y_p)$;总方差不增不减,即 $\text{var}(y_1) + \text{var}(y_2) + \dots + \text{var}(y_p) = \text{var}(x_1) + \text{var}(x_2) + \dots + \text{var}(x_p)$ 。

实际研究中,由于主成分的目的是降维,减少变量的个数,故一般选取少量主成分(不超过 5 或 6 个),只要它们能包含原变量信息量 80% 以上即可^[5]。全部 p 个主成分所反映的 n 例样本的总信息,等于 p 个原变量的总信息。信息量的多少,用变量方差度量。所以,当前几个主成分累积方差在总方差中达到 80% 以上(累积贡献率),主成分个数便确定了。

2 Elman 反馈神经网络

2.1 Elman 网络基本原理

Elman 反馈神经网络是一种带反馈的两层神经网络,反馈连接从第 1 层输出连接到输入端。此反馈连接使得 Elman 网络能够用来检测和生成时变模式。Elman 网络结构如图 1 所示。图中, $a^1(k) = \text{tansig}(LW^{1,1}p + LW^{1,1}p a^1(k-1) + b^1)$, $a^2(k) = \text{purelin}(LW^{2,1}a^1(k) + b^2)$ 。

Elman 网络的隐层的神经元采用 tansig 传递函数,而输出层采用线性传递函数。这种传递函数的组合使得 Elman 网络能够在有限的时间内以任意精度逼近任意函数。唯一的要求是其隐层中必须包含足够多的神经元,但并非越多越好^[6-7],

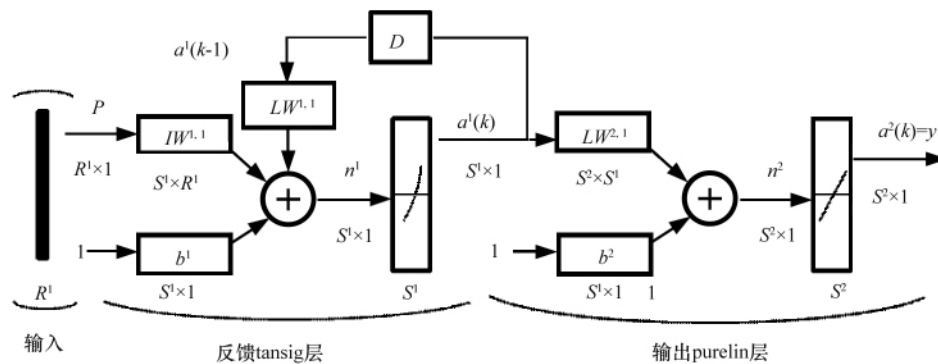


图 1 Elman 网络结构

Fig. 1 Structure of Elman neural network

需多次测试得出最优结果。

2.2 Elman 网络的特点

反馈神经网络的目标是设计一个能存储一组平衡点的网络,当给定一组网络初始值时,网络能够通过自运行最终收敛达到这些设计平衡点。

在 Elman 网络中,除普通的隐含层外,还有一个特别的隐含层,称为关联层(或联系单元层)。该层从隐含层接收反馈信号,每一个隐含层节点都有一个与之对应的关联层节点连接。关联层的作用是通过联接记忆将上一时刻的隐层状态连同当前时刻的网络输入一起作为隐层的输入,相当于状态反馈。

3 PCA 与 Elman 网络相结合应用实例

将主成分分析与 Elman 神经网络相结合,构建合理的预测模型。由于影响因素之间具有一定的相关性,通过主成分分析把重复的信息去除,保留主成分;减少神经网络的输入层的神经元数目,加快神经网络的训练速度,提高网络质量。

3.1 影响因素的相关性分析

对已有的研究成果^[8-10]及国内外充填法开采矿山的岩层移动角统计资料^[11]得出原始输入因素包括:矿体上下盘围岩

性质(普氏系数)、上下盘围岩构造特征(稳固程度)、地下水影响程度、矿体倾角、开采厚度、矿体走向长度和开采深度。

对于地下金属矿山,由于岩石岩性坚而脆,所以移动角与崩落角的差别较小,只相差 5°—10°^[12]。根据对矿山岩层与岩层移动的调查结果,选取矿体上、下盘的移动角为神经网络输出指标。

国内外充填法开采矿山的岩层移动角统计资料如表 1 所示。表中的稳固程度及地下水影响程度都是用定性的形式表达的,其中稳固程度包括不稳固、比较稳固、中等稳固、基本稳固和稳固 5 类,地下水影响程度包括严重、较严重、中等和无影响 4 类。为了将样本输入模型中,必须对这些信息进行定量处理。根据模糊数学中确定隶属度函数的原则^[13],稳固程度中的不稳固至稳固的隶属度分别为 0.1,0.3,0.5,0.7,0.9,地下水影响程度中的严重至无影响的隶属度分别为 0.2,0.4,0.6,0.8。

利用 Matlab 的 zscore 命令对 9 个影响因素数据进行标准化,然后用 corrcoef 命令得出相关系数矩阵,各因素的相关系数矩阵见表 2。可以看出,在众多影响因素中,部分因素是具有相关性的,所以利用主成分分析对数据进行处理,可以将重复的信息除去,减少网络的输入数据。

表 1 充填法开采矿山岩层移动资料统计

Table 1 Statistical datum of rock displacement in filling mine

矿山号	普氏系数		稳固程度		地下水影响程度	矿体倾角/(°)	开采厚度/m	矿体走向长度/m	开采深度/m	移动角/(°)	
	上盘	下盘	上盘	下盘						上盘	下盘
1	8	9	中等稳固	中等稳固	严重	45	10	60	200	63	68
2	10	10	稳固	比较稳固	无影响	79	21	350	1000	80	80
3	5	7	不稳固	基本稳固	严重	20	5	140	50	54	63
4	9	8	稳固	稳固	严重	70	45	760	370	60	58
5	7	9	稳固	中等稳固	较严重	70	27	450	175	55	60
6	9	6	不稳固	比较稳固	较严重	40	9	1000	310	60	50
7	7	5	比较稳固	不稳固	中等	70	55	500	210	55	50
8	10	9	不稳固	比较稳固	中等	75	15	500	330	70	70
9	9	10	比较稳固	比较稳固	严重	40	30	200	280	55	55
10	9	8	稳固	稳固	无影响	33	11	370	250	76	72
11	8	9	不稳固	比较稳固	中等	50	23	2100	150	70	75
12	9	10	中等稳固	中等稳固	中等	15	14	20	455	65	70
13	8	8	比较稳固	比较稳固	无影响	65	45	550	650	72	72
14	7	7	比较稳固	比较稳固	中等	52	7.2	600	400	70	70
15	5	7	不稳固	不稳固	较严重	45	31	1200	480	55	65
16	7	10	比较稳固	中等稳固	中等	60	11	2200	450	56	60
17	9	8	稳固	稳固	中等	60	2	800	60	62	60
18	9	7	稳固	中等稳固	较严重	70	20	780	60	70	65
19	8	6	基本稳固	基本稳固	中等	65	14	940	440	70	65
20	10	7	基本稳固	基本稳固	无影响	65	8	1320	300	75	65
21	9	6	基本稳固	基本稳固	中等	50	5	1690	600	70	65
22	11	12	稳固	稳固	无影响	60	11	910	70	78	80
23	10	11	基本稳固	基本稳固	无影响	60	13	795	85	78	75
24	8	7	比较稳固	比较稳固	无影响	45	13	980	68	76	74
25	9	8	基本稳固	基本稳固	中等	60	9	1000	100	68	66

表 1 充填法开采矿山岩层移动资料统计(续表 1)

Table 1 Statistical datum of rock displacement in filling mine (continued)

矿山号	普氏系数		稳固程度		地下水影响程度	矿体倾角/(°)	开采厚度/m	矿体走向长度/m	开采深度/m	移动角/(°)	
	上盘	下盘	上盘	下盘						上盘	下盘
26	10	12	稳固	稳固	无影响	58	14	1800	85	79	80
27	8	10	基本稳固	基本稳固	无影响	35	12	590	80	78	79
28	7	9	比较稳固	比较稳固	中等	75	9	1380	112	75	77
29	9	10	稳固	稳固	无影响	68	10	1820	112	70	75
30	10	9	比较稳固	比较稳固	较严重	35	19	1650	65	69	70
31	9	11	稳固	稳固	中等	70	9	1900	112	75	75
32	10	11	稳固	稳固	无影响	65	11	1980	98	78	79
33	9	10	中等稳固	中等稳固	中等	70	10	590	50	74	75
34	10	9	基本稳固	基本稳固	严重	68	11	1550	105	65	70
35	9	7	中等稳固	中等稳固	严重	60	7	1830	83	62	60

表 2 各因素的相关系数矩阵

Table 2 Correlation coefficient matrix of various factors

因素	普氏系数		稳固程度		地下水影响程度	矿体倾角/(°)	开采厚度/m	矿体走向长度/m	开采深度/m	
	上盘	下盘	上盘	下盘						
普氏系数	上盘	1								
	下盘	0.4528	1							
稳固程度	上盘	0.5218	0.366	1						
	下盘	0.4195	0.3847	0.7724	1					
地下水影响程度		0.2914	0.3045	0.2927	0.2095	1				
矿体倾角/(°)		0.2613	0.0991	0.3602	0.0624	0.1814	1			
开采厚度/m		-0.21	-0.1895	-0.1616	-0.4236	-0.1269	0.193	1		
矿体走向长度/m		0.1702	0.1637	0.0837	0.2153	0.1455	0.2712	-0.2403	1	
开采深度/m		-0.0811	-0.1982	-0.095	-0.3314	0.1252	0.0838	0.3008	-0.2031	1

3.2 主成分分析

利用 Matlab 对相关系数矩阵进行分析, 用 eig 命令求出相关系数矩阵的特征值和特征向量, 主成分方差贡献率和累

计贡献率见表 3。

从表 3 中可知, 前面 5 个成分包含的信息已经达到全部信息的 81.66%, 符合主成分占总信息 80% 以上的要求。根据

表 3 主成分和贡献率

Table 3 Principal components and the contribution rates

		Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄	Y ₅
普氏系数	上盘 x ₁	-0.411	0.167	0.11	0.005	-0.216
	下盘 x ₂	-0.371	0.007	0.13	0.198	-0.708
稳固程度	上盘 x ₃	-0.459	0.177	0.226	-0.361	0.269
	下盘 x ₄	-0.47	-0.184	0.176	-0.243	0.298
地下水影响程度	x ₅	-0.265	0.301	0.106	0.655	0.101
矿体倾角/(°)	x ₆	-0.187	0.532	-0.458	-0.293	0.038
开采厚度/m	x ₇	0.263	0.494	0.003	-0.34	-0.376
矿体走向长度/m	x ₈	-0.226	-0.067	-0.779	0.228	0.098
开采深度/m	x ₉	0.187	0.533	0.245	0.297	0.358
特征值		3.043	1.514	1.08	0.947	0.765
贡献率/%		33.81	16.82	12	10.53	8.50
累积贡献率/%		33.81	50.63	62.63	73.16	81.66

特征向量写出主成分表达式:

$$Y_1 = -0.411x_1 - 0.371x_2 - 0.459x_3 - 0.47x_4 - 0.265x_5 - 0.187x_6 + 0.263x_7 - 0.226x_8 + 0.187x_9$$

$$Y_2 = 0.167x_1 + 0.007x_2 + 0.177x_3 - 0.184x_4 + 0.301x_5 + 0.532x_6 + 0.494x_7 - 0.067x_8 + 0.533x_9$$

$$Y_3 = 0.11x_1 + 0.13x_2 + 0.226x_3 + 0.176x_4 + 0.106x_5 - 0.458x_6 + 0.003x_7 - 0.779x_8 + 0.245x_9$$

$$Y_4 = 0.005x_1 + 0.198x_2 - 0.361x_3 - 0.243x_4 + 0.655x_5 - 0.293x_6 -$$

$$0.34x_7 + 0.228x_8 + 0.297x_9$$

$$Y_5 = -0.216x_1 - 0.708x_2 + 0.269x_3 + 0.298x_4 + 0.101x_5 + 0.038x_6 - 0.376x_7 + 0.098x_8 + 0.358x_9$$

从主成分表达式的各项系数来看^[4], Y_1 为围岩的物理性质, Y_2 为开采技术, Y_3 为矿体赋存, Y_4 为水文地质, Y_5 为地质构造。

根据主成分表达式, 对标准化后的样本数据进行计算, 计算后的数据见表 4。

表 4 主成分计算后的样本数据

Table 4 Calculated data of principal components

矿山号	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	移动角/(°)	
						上盘	下盘
1	1.059	-1.214	1.154	-0.965	-0.400	63	68
2	-0.308	3.807	1.424	0.967	0.414	80	80
3	2.647	-3.395	1.056	-0.479	0.597	54	63
4	-0.021	1.470	0.358	-2.901	0.033	60	58
5	0.407	0.615	0.248	-1.676	-0.237	55	60
6	1.920	-0.950	-0.213	0.602	0.482	60	50
7	3.276	2.040	-0.690	-1.121	-0.370	55	50
8	0.660	0.989	-0.190	0.583	-0.918	70	70
9	1.743	-0.229	1.087	-0.726	-1.847	55	55
10	-1.034	-0.577	2.063	0.270	1.022	76	72
11	1.001	-0.384	-1.796	1.140	-0.965	70	75
12	0.734	-0.735	2.717	1.155	-0.545	65	70
13	1.942	2.820	0.430	0.637	-0.351	72	72
14	1.793	-0.194	0.197	0.886	0.845	70	70
15	3.773	0.179	-0.789	0.488	0.120	55	65
16	0.260	0.052	-1.588	1.418	0.121	56	60
17	-1.620	-0.834	0.432	-0.697	1.024	62	60
18	-0.145	0.245	-0.277	-1.736	0.320	70	65
19	0.256	0.649	0.036	-0.344	1.854	70	65
20	-1.187	0.545	-0.260	0.498	1.249	75	65
21	-0.189	0.216	-0.191	0.681	2.323	70	65
22	-3.134	0.087	0.862	0.167	-1.030	78	80
23	-1.852	0.119	0.579	0.409	-0.946	78	75
24	1.030	-0.654	-0.265	1.146	0.091	76	74
25	-0.827	-0.444	-0.056	-0.333	0.490	68	66
26	-3.050	-0.037	-0.236	0.457	-0.808	79	80
27	-0.703	-1.001	1.317	0.702	-0.305	78	79
28	0.614	-0.136	-1.611	0.514	-0.307	75	77
29	-2.523	0.072	-0.747	0.203	0.340	70	75
30	0.520	-1.135	-0.694	0.404	-1.316	69	70
31	-2.557	-0.187	-0.930	-0.278	-0.103	75	75
32	-3.042	0.086	-0.720	0.383	-0.251	78	79
33	-0.872	-0.107	-0.042	-0.113	-0.560	74	75
34	-0.201	-1.443	-1.004	-0.575	-1.081	65	70
35	0.447	-0.904	-1.659	-1.195	0.200	62	60

3.3 Elman 神经网络模型的设计、训练和预测

将 Elman 神经网络与主成分分析相结合构建模型, 对矿体上、下盘的移动角进行预测。利用表 4 中的 Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5

作为输入元素, 上、下盘的移动角作为输出因素, 并且把样本分为训练样本子集(1—30 号)和预测样本子集(31—35 号)。

任何预测方法都带有局限性。从神经元的选取、层面的

确定和迭代次数的变化等因素来看,神经网络的预测效果也是有很大的主观随意性的,神经网络模型会因选取的输入、训练次数的不同而得出不同的结果。模型的网络参数选取为:最大迭代次数为 3000,误差性能目标为 0.0001;对于隐层

神经元个数的确定^[15],经过多次训练的结果确定最佳隐层神经元个数为 34 个。将经主成分分析与未经主成分分析的预测结果进行对比,预测样本的预测结果见表 5。经主成分分析的整个样本的预测数据与真实数据的对比见图 2 和图 3。

表 5 期望输出与实际输出的比较

Table 5 Comparison between expected and actual outputs

矿山号	上盘					下盘				
	期望	经主成分分析		未经主成分分析		期望	经主成分分析		未经主成分分析	
	输出	实际输出	相对误差/%	实际输出	相对误差/%	输出	实际输出	相对误差/%	实际输出	相对误差/%
31	75	71.7762	-4.29	65.2464	-13.01	75	72.7439	-3.01	80.1483	6.86
32	78	76.6412	-1.74	75.1425	-3.66	79	78.2643	-0.93	82.7405	4.73
33	74	73.4783	-0.70	70.4359	-4.82	75	72.1007	-3.86	71.0761	-5.23
34	65	66.9504	3.00	69.3395	6.67	70	70.2178	0.31	67.5287	-3.53
35	62	62.7951	1.28	63.2898	2.08	60	60.4510	0.75	61.7846	2.97

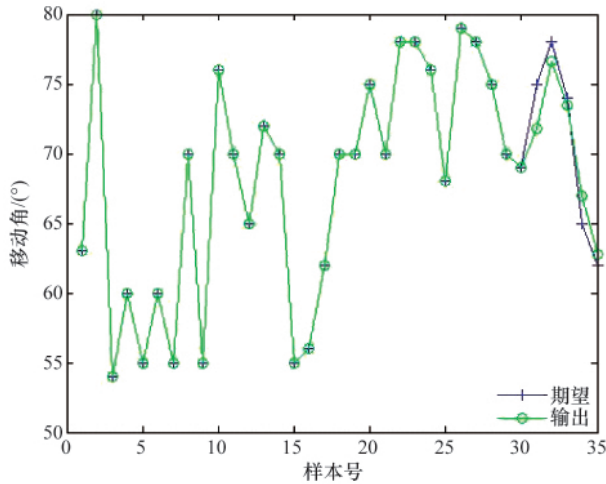


图 2 上盘移动角预测数据与实际数据
Fig. 2 Predicted data and the actual data of hanging wall displacement angle

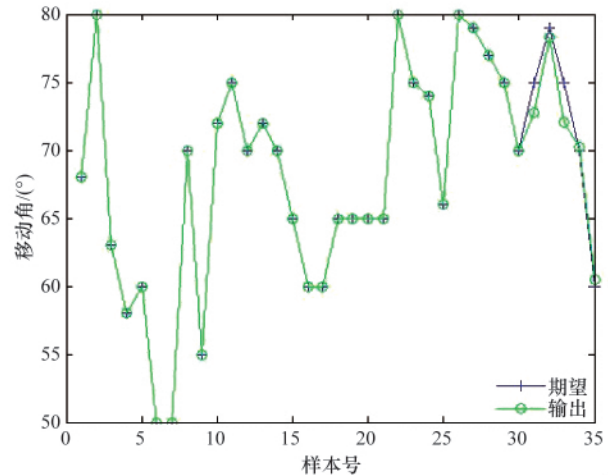


图 3 下盘移动角预测数据与实际数据
Fig. 3 Predicted data and the actual data of bottom wall displacement angle

3.4 结果分析

(1) 由表 5 可以看出,经主成分分析后的预测精度比未经过主成分分析的预测精度高,这是因为在输入数据过多且存在冗余信息情况下,神经网络的预测会出现不稳定性。

(2) 由图 2 和图 3 可知,1—30 号矿山的预测值与期望值吻合,这是在期望目标响应之下监督训练的结果,而未经过学习的 31—35 号矿山样本的预测值与期望值有些偏差,但从表 5 中可以看出,相对误差控制均在 5%以内,预测精度高,在实践中具有预测价值。

4 结论

本文通过将 PCA 与 Elman 网络相结合构建耦合预测模

型,分析了矿山岩层移动角度的问题,得出结论如下。

(1) 将 PCA 与 Elman 网络相结合构建耦合预测模型,对地下矿山岩层移动的多个样本同时进行预测,这样更能反映整个网络的预测性能。

(2) 经过主成分分析后的神经网络预测比利用单一的 Elman 网络进行预测时的精度要高,说明在利用神经网络预测时,应尽量使输入数据互不相关且不宜过多,提高神经网络的预测精度。

(3) 从预测结果来看,训练样本的预测值与期望值相吻合,这是在期望目标响应之下监督训练的结果,预测样本的预测值与期望值略有偏差,但精确度达到 95%以上。具有很好的预测价值,说明将 PCA 与 Elman 网络相结合对地下矿山

岩层移动进行预测是可行的。

参考文献 (References)

- [1] 王雪英. 基于 BP 神经网络的山区开采沉降预计 [D]. 太原: 太原理工大学, 2010.
Wang Xueying. The prediction of mining subsidence in mountain area based on BP neural network [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2010.
- [2] 张东明, 尹光志, 魏作安. 煤矿开采中岩层移动的分形特征及其预测 [J]. 矿山压力与顶板管理, 2003(2): 98-99.
Zhang Dongming, Yin Guangzhi, Wei Zuoan. *Ground Pressure and Strata Control*, 2003(2): 98-99.
- [3] 武玉霞. 基于 BP 神经网络的金属矿开采地表移动角预测研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2008.
Wu Yuxia. The research of predict surface movement angle based on BP neural network in underground metal mine [D]. Changsha: Central South University, 2008.
- [4] 黄永恒, 曹平, 汪亦显. 基于 BP 神经网络的岩土工程预测模型研究 [J]. 科技导报, 2009, 27(6): 61-64.
Huang Yongheng, Cao Ping, Wang Yixian. *Science and Technology Review*, 2009, 27(6): 61-64.
- [5] 王淑红, 李英龙, 戈保梁. 主成分分析法与神经网络在选矿建模中的应用 [J]. 有色矿冶, 2001, 17(6): 25-28.
Wang Shuhong, Li Yinglong, Ge Baoliang. *Non-ferrous Mining and Metallurgy*, 2001, 17(6): 25-28.
- [6] 王正林, 刘明. 精通 Matlab: 升级版 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 357-359.
Wang Zhenglin, Liu Ming. *Master Matlab: Upgrade* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011: 357-359.
- [7] 吴萍, 迟道才, 王殿武, 等. Elman 反馈型神经网络模型在灌溉用水量预测中的应用 [J]. 沈阳农业大学学报, 2007, 38(4): 586-589.
Wu Ping, Chi Daocai, Wang Dianwu, et al. *Journal of Shenyang Agricultural University*, 2007, 38(4): 586-589.
- [8] 吕广忠, 明世祥, 王艳辉. 地下金属矿山地表移动影响因素敏感度分析 [J]. 金属矿山, 2003(7): 13-15.
Lu Guangzhong, Ming Shixiang, Wang Yanhui. *Metal Mine*, 2003(7): 13-15.
- [9] 李德海. 覆岩岩性对地表移动过程时间影响参数的影响 [J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(22): 3780-3784.
Li Dehai. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2004, 23(22): 3780-3784.
- [10] 王国华, 郭进平. 地下金属矿床开采岩层移动预测与控制技术 [J]. 金属矿山, 2009(10): 48-50.
Wang Guohua, Guo Jinping. *Metal Mine*, 2009(10): 48-50.
- [11] 刘志祥, 赵国彦, 王卫华, 等. 金属矿床开采岩层移动角预测知识库模型及工程应用 [R/OL]. [2010-04-06], 中国科技论文在线, <http://www.paper.edu.cn/index.php/default/releasepaper/content/201004-158>.
Liu Zhixiang, Zhao Guoyan, Wang Weihua, et al. Knowledge bank model to predict motion angle of terrane in metal deposit and its application in engineering [R/OL]. [2010-04-06], Sciencepaper Online. <http://www.paper.edu.cn/index.php/default/releasepaper/content/201004-158>.
- [12] 王艳辉, 宋卫东, 王卓. 基于模糊 BP 神经网络的地下金属矿山岩层移动范围研究 [J]. 中国矿业, 2004, 13(10): 62-66.
Wang Yanhui, Song Weidong, Wang Zhuo. *China Mining Magazine*, 2004, 13(10): 62-66.
- [13] 谢季坚, 刘承平. 模糊数学方法及其应用 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2006.
Xie Jijian, Liu Chengping. *Fuzzy mathematics and its applications* [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2006.
- [14] 李艳双, 曾珍香, 张闽, 等. 主成分分析法在多指标综合评价方法中的应用 [J]. 河北工业大学学报, 1999, 28(1): 94-97.
Li Yanshuang, Zeng Zhenxiang, Zhang Min, et al. *Journal of Hebei University of Technology*, 1999, 28(1): 94-97.
- [15] 朱凯, 王正林. 精通 Matlab 神经网络 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
Zhu Kai, Wang Zhenglin. *Master Matlab neural network* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.

(责任编辑 朱宇)

·学术动态·

“中国通信学会通信管理委员会 2012 年学术研讨会”征稿



中国通信学会通信管理委员会将于 2012 年 10 月于张家界市召开“中国通信学会通信管理委员会 2012 年学术研讨会”。

征稿范围: 国家宽带战略和经济发展; 宽带发展战略研究; 融合背景下的行业规则; 宽带发展和产业信息化; 宽带与新兴业态发展研究; 宽带背景下电信运营商的战略转型; 宽带战略中企业管理创新; 宽带战略中企业运营策略; 网络应用开发与创新; 物联网及其应用; 网络信息安全管理; 网络服务计量与收费; 带战略与绿色信息化。

全文截稿日期: 2012 年 9 月 15 日。

联系电话: 010-62282070。

电子信箱: txglwyh@sina.com。

会议网站: <http://chinaic.user.d-jet.com/Article/20362>。