

开采地面沉陷预测的自适应神经模糊推理方法研究

丁德馨^{1,2}, 张志军^{1,2}, 毕忠伟^{1,2}

(1. 南华大学 建筑工程与资源环境学院, 湖南衡阳 421001;

2. 中南大学 资源与安全工程学院, 长沙 410083)

[摘要] 现行各种开采地面沉陷预测方法均存在着一个共同的缺陷, 均不能在集成以往开采地面沉陷工程实例的基础上对某一地下采矿工程所引起的地面沉陷进行预测, 而只能根据某种物理的或力学的方法对其进行预测。人类在工程实践中所创造的开采地面沉陷方面的经验是非常宝贵的财富, 应当在建立开采地面沉陷预测方法时加以充分利用。以所收集的开采地面沉陷工程实例为基础, 应用自适应神经模糊推理系统对他们进行了集成, 建立了开采地面沉陷预测的自适应神经模糊推理方法, 并进而采用工程实例对该方法进行了检验。结果表明, 该方法具有收敛速度快、拟合能力强、推广预测精度高、解的稳定性好等优点, 是一种优异的开采地面沉陷预测方法。

[关键词] 地下开采; 开采地面沉陷; 自适应神经模糊推理系统

[中图分类号] TD325⁺.4 [文献标识码] A [文章编号] 1009-1742 (2007) 01-0033-07

1 前言

地下开采引起的地面沉陷常产生一系列破坏效应。如使沉陷区内的管线破坏、建筑物开裂、铁路及公路路基下陷、灌溉水渠损坏等。特别是在较坚硬的岩层下采用空场法采矿而未实施嗣后充填的情况下, 这种沉陷还具有突发性特征。例如, 1999年12月27日23时左右, 湖南省水口山矿务局铅锌矿鸦公塘区二采区突然发生大规模沉陷, 其来势有如地震爆发, 让人感觉天旋地转, 并伴有巨大声响, 附近居民闻风逃命。这场突如其来大规模沉陷, 造成附近数座民房开裂、倾斜, 造成大片山林被毁^[1]。开采地面沉陷的预测与控制, 一直是空场法矿山和崩落法矿山十分重要的研究课题^[2]。

近几十年来, 开采地面沉陷预测研究已取得巨大进展, 先后提出了预测开采地面沉陷的经验方法、剖面函数法、数值模拟法、物理模拟法以及随机介质理论法等^[3~5]。这些方法虽然是开采地面沉

陷预测的较为有效的方法, 但只能用于解决某一具体的开采地面沉陷问题, 而无法在集成以往多个开采地面沉陷实例的基础上解决这一具体问题。

近年来, 笔者尝试了应用神经网络建立开采地面沉陷预测方法^[6,7]。但这种方法尚存在缺陷: 网络收敛速度较慢, 拟合能力较差, 推广预测精度较低, 在不改变训练数据对秩序的情况下或在改变训练数据对秩序的情况下重新进行训练, 均得不到相同的结果。这些缺陷严重影响了该方法的应用。

研究表明, 由人工神经网络和模糊逻辑推理相结合构成的自适应神经模糊推理系统 (ANFIS), 具有收敛速度快、拟合能力强、预测精度高、网络训练结果具有可重复性等特点, 这些正是克服开采地面沉陷预测神经网络方法缺陷所需要的^[8,9]。笔者应用 ANFIS 原理, 建立开采地面沉陷预测的自适应神经模糊推理方法, 并对该方法的拟合能力和推广预测能力进行研究。

[收稿日期] 2005-07-19; 修回日期 2005-10-22

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目 (50274043); 湖南省自然科学基金重点资助项目 (01JJY1004); 湖南省教育厅重点资助项目 (01A015)

[作者简介] 丁德馨 (1959-), 男, 湖南常德市人, 博士, 南华大学教授、博士生导师, 从事岩土工程灾害预测与控制研究

2 开采地面沉陷预测的力学模型及自适应神经模糊推理方法的建立

2.1 力学模型

对于某一平面应变状态下的地下采场，若已知采场围岩的变形模量 E 、泊松比 μ 、内聚力 c 、内摩擦角 ϕ 、采场垂高 h 、采场埋深 H 、矿体倾角 α 和采场顶板暴露面积 A ，则要预测的开采地面沉陷的几何参数有上山移动角 γ_r 、下山移动角 γ_d 、中心移动角 γ_c 和地面最大下沉 S_{max} ，其力学模型如图 1 所示。

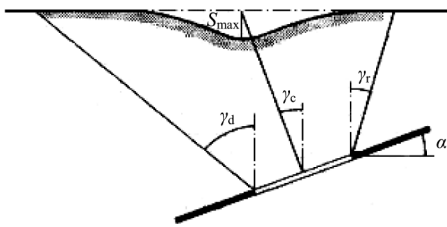


图 1 开采地面沉陷预测的力学模型

Fig.1 The mechanical model for predicting mining-induced surface subsidence

2.2 训练数据集和测试数据集的构建

综合分析文献 [10~20]，得到 28 个开采地面沉陷实例，其开采地面沉陷的影响因素列于表 1，开采地面沉陷的几何参数列于表 2。

由于目前最成熟的 ANFIS 为单输出系统，因此，须构建 4 个彼此独立的系统，用以对 γ_r 、 γ_d 、 γ_c 和 S_{max} 进行预测。这 4 个 ANFIS 分别记为 γ_r -ANFIS、 γ_d -ANFIS、 γ_c -ANFIS 和 S_{max} -ANFIS。为了对这 4 个 ANFIS 进行训练和测试还须根据所收集的 28 个开采地面沉陷实例，构建 4 个训练数据集和 4 个相应的测试数据集。表 1 和表 2 中前 25 个实例用作构建训练数据集，后 3 个实例用作构建测试数据集。

4 个训练数据集如下（其中 $i=1, 2, \dots, 25$ ）：

用于训练 γ_r -ANFIS 的训练数据集中包含的数据对表示为

$$(E_i, \mu_i, c_i, \phi_i, h_i, H_i, \alpha_i, A_i) \rightarrow \gamma_{ri} \quad (1)$$

用于训练 γ_d -ANFIS 的训练数据集中包含的数据对表示为

$$(E_i, \mu_i, c_i, \phi_i, h_i, H_i, \alpha_i, A_i) \rightarrow \gamma_{di} \quad (2)$$

表 1 开采地面沉陷的影响因素
Table 1 The factors influencing mining-induced surface subsidence

例号	影响因素							
	E/GPa	μ	c/MPa	$\phi/(\text{°})$	h/m	H/m	$\alpha/(\text{°})$	$A/\text{m} \times \text{m}$
1	2.6	0.18	0.39	28	2.00	400	0	500×200
2	9.4	0.23	0.32	31	2.00	207	0	400×250
3	3.1	0.20	0.42	32	2.00	400	0	160×70
4	8.3	0.26	0.28	37	2.20	125	10	173×82
5	12.7	0.30	0.33	33	3.00	225	5	185×30
6	13.4	0.27	0.45	37	1.65	147	3	200×110
7	12.0	0.26	0.47	31	1.67	272	12	260×260
8	13.0	0.28	0.47	39	2.80	310	12	300×120
9	3.0	0.23	0.36	27	2.00	333	8	420×200
10	2.0	0.28	0.45	33	1.26	55	22	304×115
11	9.6	0.24	0.38	32	2.00	115	12	348×178
12	2.4	0.27	0.26	31	2.50	163	12	370×207
13	2.8	0.20	0.41	30	2.00	400	0	210×110
14	3.0	0.22	0.43	32	2.00	400	0	210×110
15	3.2	0.24	0.45	34	2.00	400	0	210×110
16	3.4	0.26	0.47	36	2.00	400	0	210×110
17	1.0	0.36	0.28	26	2.13	221	8	300×115
18	10.5	0.20	1.06	32	4.16	187	6	600×210
19	6.5	0.23	0.515	33	4.30	385	6	970×400
20	6.5	0.23	0.515	33	5.00	385	6	1 000×400
21	8.7	0.22	0.58	33	2.40	584	14	1 060×180
22	6.5	0.23	0.515	33	2.60	380	6	50×90
23	3.0	0.20	0.40	35	2.00	325	21	420×200
24	28	0.24	1.20	32	1.25	230	6	80×80
25	10	0.20	0.62	34	7.10	197	5	110×90
26	6.5	0.23	0.515	33	1.94	181	9	300×102
27	3	0.20	0.40	35	2.00	287	21	420×180
28	10	0.20	0.62	34	5.90	400	4	600×200

用于训练 γ_c -ANFIS 的训练数据集中包含的数据对表示为

$$(E_i, \mu_i, c_i, \phi_i, h_i, H_i, \alpha_i, A_i) \rightarrow \gamma_{ci} \quad (3)$$

用于训练 S_{max} -ANFIS 的训练数据集中包含的数据对表示为

$$(E_i, \mu_i, c_i, \phi_i, h_i, H_i, \alpha_i, A_i) \rightarrow S_{maxi} \quad (4)$$

4 个测试数据集如下（其中 $i=26, 27, 28$ ）：

用于测试 γ_r -ANFIS 的测试数据集中包含的数

表 2 开采地面沉陷几何参数实测结果

Table 2 The geometrical parameters for mining induced surface subsidence profile

例号	沉陷几何参数			地面最大下沉 S_{max}/m
	上山移动角 $\gamma_r/(\circ)$	下山移动角 $\gamma_d/(\circ)$	中心移动角 $\gamma_c/(\circ)$	
1	70	70	90	0.817
2	73	73	90	0.156
3	68	68	90	0.740
4	73	70	85	0.943
5	68	65	87	0.595
6	71	71	88	0.830
7	70	66	84	0.385
8	70	66	84	0.248
9	70	70	86	0.258
10	72	67	80	0.652
11	72	70	84	0.913
12	72	68	84	0.573
13	74	74	90	0.804
14	71	71	90	0.798
15	76	76	90	0.784
16	76	76	90	0.771
17	82	81	85	1.281
18	71	71	87	0.556
19	76	65	86	1.026
20	66	59	87	1.513
21	73	62	83	0.908
22	70	68	87	1.036
23	62	60	81	0.251
24	71	65	87	3.293
25	73	70	88	3.051
26	70	68	85	1.031
27	64	62	81	0.248
28	73	70	88	1.250

据对表示为

$$(E_i, \mu_i, c_i, \phi_i, h_i, H_i, \alpha_i, A_i) \rightarrow \gamma_{ri} \quad (5)$$

用于测试 γ_d -ANFIS 的测试数据集中包含的数据对表示为

$$(E_i, \mu_i, c_i, \phi_i, h_i, H_i, \alpha_i, A_i) \rightarrow \gamma_{di} \quad (6)$$

用于测试 γ_c -ANFIS 的测试数据集中包含的数据对表示为

$$(E_i, \mu_i, c_i, \phi_i, h_i, H_i, \alpha_i, A_i) \rightarrow \gamma_{ci} \quad (7)$$

用于测试 S_{max} -ANFIS 的测试数据集中包含的数据对表示为

$$(E_i, \mu_i, c_i, \phi_i, h_i, H_i, \alpha_i, A_i) \rightarrow S_{max_i} \quad (8)$$

2.3 预测开采地面沉陷各几何参数的 ANFIS 结构确定

根据前述力学模型，分别设定 4 个 ANFIS 初始结构，它们均具有 8 个输入、1 个输出。随后对 4 个训练数据集中的所有数据进行标准化处理，即将各数据变换到 0.2~0.8 的范围内，同时将输出隶属度函数设定为一阶 Sugeno 模型。训练采用最小二乘法 (LSE) 和梯度下降法 (GD) 相结合的混合训练方法^[8,21,22]。各结构的训练情况如下：

1) γ_r -ANFIS 结构的训练情况：给 8 个输入变量分别赋予 2-1-2-1-2-1-2-1 个 Gaussmf 型隶属度函数，结构的各训练参数均取为缺省值，训练经过 43 次循环后结束，训练误差为 0.014 467。训练过程中误差的变化情况如图 2 所示，训练后所得到的结构如图 3 所示。

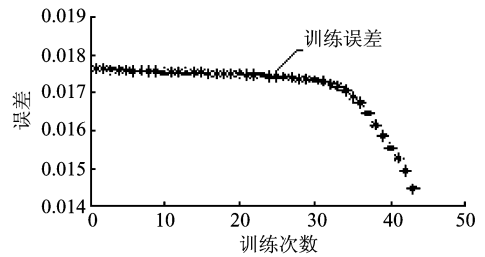


图 2 γ_r -ANFIS 训练过程中误差的变化情况

Fig.2 The error variation during the training of γ_r -ANFIS

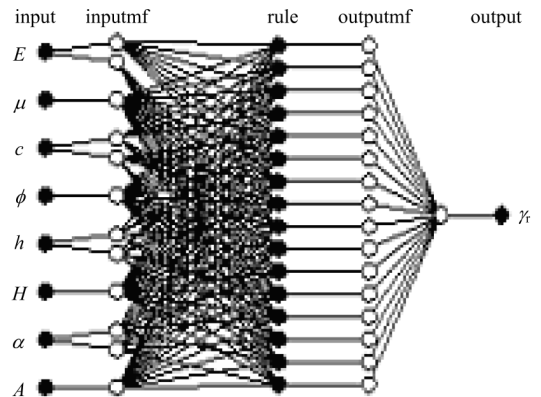


图 3 经过训练得到的 γ_r -ANFIS 结构

Fig.3 The architecture of γ_r -ANFIS acquired after the completion of the training

2) γ_d -ANFIS 结构的训练情况：给 8 个输入变量分别赋予 2-1-2-1-1-1-2-2 个 Gbellmf 型隶属度函数，结构的各训练参数均取为缺省值，训练经过 3 次循环后结束，训练误差为 0.016 18。训练过程中误差的变化情况如图 4 所示，训练后所得到的结构如图 5 所示。

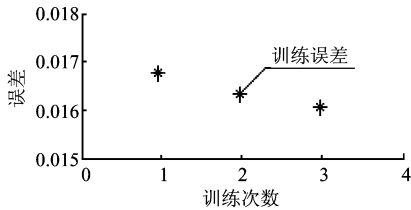


图 4 γ_d -ANFIS 训练过程中误差的变化情况

Fig. 4 The error variation during the training of γ_d -ANFIS

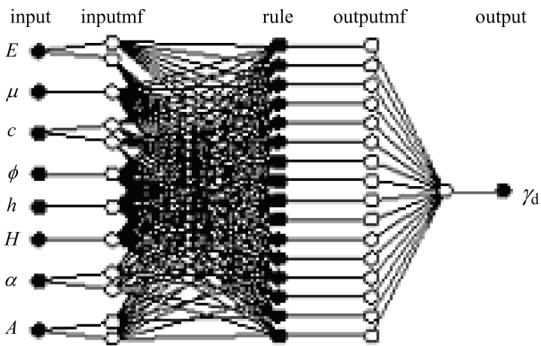


图 5 经过训练得到的 γ_d -ANFIS 结构

Fig.5 The architecture of γ_d -ANFIS acquired after the completion of the training

3) γ_c -ANFIS 结构的训练情况：给 8 个输入变量分别赋予 2-1-2-1-2-1-2-2 个 Gbellmf 型隶属度函数，结构的各训练参数均取为缺省值，训练经过 4 次循环后结束，训练误差为 0.000 042 989。训练过程中误差的变化情况如图 6 所示，训练后所得到的结构如图 7 所示。

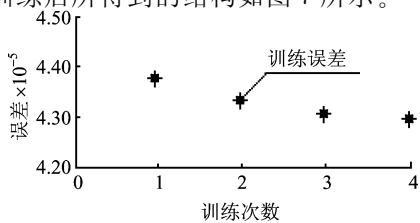


图 6 γ_c -ANFIS 训练过程中误差的变化情况

Fig. 6 The error variation during the training of γ_c -ANFIS

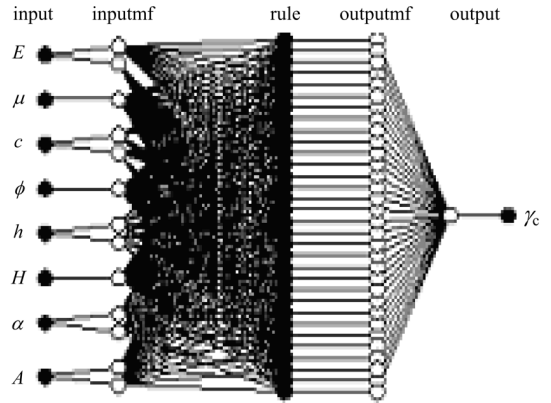


图 7 经过训练得到的 γ_c -ANFIS 结构

Fig.7 The architecture of γ_c -ANFIS acquired after the completion of the training

4) S_{max} -ANFIS 结构的训练情况：给 8 个输入变量分别赋予 2-1-2-1-2-1-1-1 个 Gaussmf 型隶属度函数，结构的各训练参数均取为缺省值，训练经过 13 次循环后结束，训练误差为 0.000 775 3。训练过程中误差的变化情况如图 8 所示，训练后所得到的结构如图 9 所示。

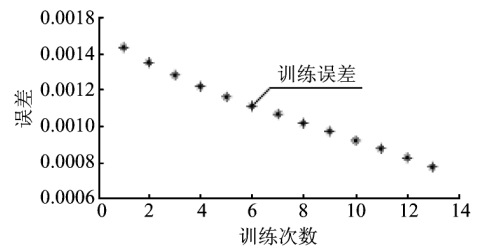


图 8 S_{max} -ANFIS 训练过程中误差的变化情况

Fig.8 The error variation during the training of S_{max} -ANFIS

至此，得到了预测开采地面沉陷几何参数 γ_r , γ_d , γ_c 和 S_{max} 的 4 个 ANFIS 结构，构成了开采地面沉陷预测的自适应神经模糊推理方法（ANFIS 方法）。

3 开采地面沉陷预测的自适应神经模糊推理方法的检验

3.1 拟合能力的检验

利用已训练好的 γ_r -ANFIS, γ_d -ANFIS, γ_c -ANFIS 和 S_{max} -ANFIS, 用表 1 中 1 例至 25 例的各参数作为它们的输入，对表 2 中 1 例至 25 例的各开采地面沉陷几何参数进行预测，并将预测结果与实测结果进行比较，从而检验该方法的拟合能力。

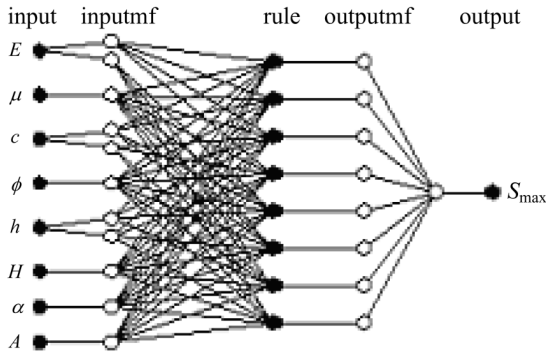


图 9 经过训练得到的 S_{\max} -ANFIS 结构

Fig.9 The architecture of S_{\max} -ANFIS acquired after the completion of the training

检验结果列于表 3。

从表 3 可以看出，预测值与实测值非常接近，最大相对误差不超过 3%，且绝大部分预测值与实测值的相对误差在 0.01% 以下。这表明，这种方法的拟合能力非常强。

3.2 推广预测能力的检验

同样利用已训练好的 γ_r -ANFIS, γ_d -ANFIS, γ_c -ANFIS 和 S_{\max} -ANFIS, 用表 1 中 26 例至 28 例的各参数作为它们的输入，对表 2 中 26 例至 28 例的各开采地面沉陷几何参数进行预测，并将预测结果与实测结果进行比较，从而检验该方法的推广预测能力。检验结果列于表 4。

表 3 ANFIS 方法拟合能力的检验结果

Table 3 Test results for fitting capability of the ANFIS based approach

例号	沉陷几何参数											
	上山移动角 $\gamma_r/(\circ)$			下山移动角 $\gamma_d/(\circ)$			中心移动角 $\gamma_c/(\circ)$			地面最大下沉 S_{\max}/m		
	实测值	预测值	相对误差/%	实测值	预测值	相对误差/%	实测值	预测值	相对误差/%	实测值	预测值	相对误差/%
1	70	70.005 3	0.007 5	70	70.032 0	0.045 7	90	90.000 6	0.000 7	0.817	0.814 1	0.355 7
2	73	72.996 5	0.004 7	73	72.998 2	0.002 4	90	89.999 8	0.000 2	0.156	0.155 5	0.346 7
3	68	68.000 0	0.000 0	68	68.107 1	0.157 5	90	90.002 3	0.002 6	0.740	0.749 8	1.322 8
4	73	72.998 5	0.002 0	70	69.984 4	0.022 2	85	84.999 9	0.000 2	0.943	0.942 1	0.096 3
5	68	68.001 6	0.002 4	65	65.002 6	0.004 0	87	87.000 0	0.000 1	0.595	0.595 2	0.032 8
6	71	71.000 9	0.001 3	71	70.999 7	0.000 4	88	88.000 0	0.000 0	0.830	0.830 3	0.032 1
7	70	70.000 5	0.000 7	66	65.987 5	0.019 0	84	83.999 8	0.000 3	0.385	0.384 6	0.106 0
8	70	69.999 4	0.000 9	66	66.002 9	0.004 4	84	84.000 1	0.000 1	0.248	0.248 2	0.094 3
9	70	69.999 7	0.000 5	70	69.977 6	0.032 0	86	85.999 9	0.000 1	0.258	0.263 8	2.245 7
10	72	72.000 1	0.000 1	67	66.997 5	0.003 7	80	80.000 0	0.000 0	0.652	0.652 2	0.035 3
11	72	71.998 8	0.001 6	70	70.019 9	0.028 4	84	84.000 2	0.000 3	0.913	0.913 5	0.050 5
12	72	72.001 7	0.002 3	68	67.997 2	0.004 1	84	83.999 6	0.000 4	0.573	0.573 9	0.157 5
13	74	73.514 2	0.656 5	74	73.095 3	1.222 5	90	89.997 6	0.002 7	0.804	0.791 9	1.500 4
14	71	72.508 5	2.124 7	71	73.096 7	2.953 1	90	89.999 5	0.000 5	0.798	0.799 1	0.141 5
15	76	74.410 7	2.091 2	76	74.174 0	2.402 6	90	90.000 4	0.000 5	0.784	0.790 7	0.852 7
16	76	76.563 1	0.740 9	76	76.493 1	0.648 9	90	89.999 5	0.000 6	0.771	0.765 8	0.674 5
17	82	81.999 3	0.000 8	81	81.017 8	0.022 0	85	85.000 4	0.000 4	1.281	1.279 8	0.094 7
18	71	71.000 2	0.000 3	71	71.002 0	0.002 7	87	87.000 0	0.000 0	0.556	0.556 0	0.001 6
19	76	75.999 5	0.000 6	65	64.992 4	0.011 7	86	86.000 0	0.000 0	1.026	1.026 6	0.058 3
20	66	66.000 4	0.000 5	59	59.005 3	0.009 0	87	87.000 0	0.000 0	1.513	1.512 4	0.042 2
21	73	72.999 9	0.000 1	62	61.999 5	0.000 8	83	83.000 0	0.000 0	0.908	0.908 1	0.006 8
22	70	70.000 3	0.000 4	68	68.018 6	0.027 3	87	87.000 2	0.000 3	1.036	1.035 0	0.099 3
23	62	62.000 3	0.000 5	60	60.005 2	0.008 7	81	81.000 1	0.000 1	0.251	0.249 2	0.703 5
24	71	70.999 9	0.000 2	65	64.998 6	0.002 1	87	87.000 0	0.000 0	3.293	3.293 0	0.000 9
25	73	72.999 9	0.000 2	70	69.996 1	0.005 5	88	88.000 0	0.000 0	3.051	3.050 9	0.003 1

表4 ANFIS方法推广预测能力的检验结果

Table 4 Test results for generalization prediction capability of the ANFIS based approach

例号	沉降几何参数											
	上山移动角 $\gamma_r(^{\circ})$			下山移动角 $\gamma_d(^{\circ})$			中心移动角 $\gamma_c(^{\circ})$			地面最大下沉 S_{\max}/m		
	实测值	预测值	相对误差/%	实测值	预测值	相对误差/%	实测值	预测值	相对误差/%	实测值	预测值	相对误差/%
26	70	69.361 6	0.912 0	68	69.081 1	1.589 9	85	85.640 3	0.753 3	1.031	0.897 3	12.970 5
27	64	62.867 8	1.769 0	62	62.238 5	0.384 7	81	80.950 1	0.061 6	0.248	0.259 0	4.439 0
28	73	74.070 2	1.466 1	70	69.248 5	1.073 5	88	87.878 1	0.138 5	1.250	1.219 4	2.450 0

从表4可以看出,采用所建立的开采地面沉降预测的自适应神经模糊推理方法对此3例所作的推广预测,与其实测结果非常接近,最大相对误差不超过13%,且其余的相对误差均在4.5%以下。从工程应用角度来看,这种方法的精度是足够高的。而且随着工程中新创造的开采地面沉降实例不断地被集成到训练数据集中来,这种方法的预测精度还会进一步提高。

4 结语

1) 所建立的开采地面沉降预测的自适应神经模糊推理方法,具有收敛速度快,拟合能力强,推广预测精度高等优点。特别是在不改变或改变数据对秩序的情况下重新进行训练,均能得到相同的训练结果。因此,自适应神经模糊推理系统特别适合于用来建立开采地面沉降的预测方法。

2) 该法推广预测的精度较高,在采用所提供的训练数据集进行训练和测试数据集进行测试的条件下,其推广预测结果与实测结果的相对误差不超过13%,且其余的相对误差不超过4.5%。

3) 该法的推广预测精度与训练数据集的大小密切相关。因此,须将工程中新创造的开采地面沉降的实例不断地添加到训练数据集中来,以进一步提高该方法的推广预测精度。

参考文献

[1] 水口山矿务局铅锌矿. 湖南省水口山矿务局铅锌矿鸦公塘区二采区沉降纪实[R]. 湖南省水口山矿务局铅锌矿, 1999. 12

[2] 丁德馨. 弹性位移反分析的智能化方法及其在地下工程中的应用[D]. 上海: 同济大学, 2000

[3] 尹光志, 代高飞, 万玲. 南桐煤矿开采岩移规律的数值模拟[J]. 重庆大学学报, 2001, 24(5), 62~65

[4] Whittaker B N, Reddish D J. Subsidence Occurrence, Prediction and Control [M]. 1989

[5] 洪 镀. 岩移相似材料模型观测成果的处理[A]. 全国矿山测量学术会议论文集[C]. 1984

[6] 丁德馨. 地下采场围岩刚度与强度参数的正交反演方法[J]. 中国矿业, 1998, 7(6): 47~50

[7] 丁德馨, 毕忠伟, 王卫华. 开采地面沉降预测的神经网络方法研究[J]. 南华大学学报, 2003, 16(3): 1~5

[8] 张智星, 孙春在, 水谷英二(日). 神经模糊和软计算[M]. 张平安, 高春华译. 西安: 西安交通大学出版社, 2000

[9] 张志军, 丁德馨. 人工神经网络与自适应神经模糊推理系统的拟合能力和推广预测能力的比较研究[J]. 南华大学学报, 2003, 17(4): 1~4

[10] 丁德馨. 湘西金矿极不稳固顶板稳定性控制研究[J]. 衡阳工学院学报, 1994, 8(1): 1~3

[11] 侯长祥. 覆岩岩性对地表移动变形的影响[J]. 湘潭矿业学院学报, 1999, 14(2): 20~24

[12] 梁 明, 王成绪. 厚黄土覆盖山区开采沉降预计[J]. 煤田地质与勘探, 2001, 29(2): 44~47

[13] 王金庄, 李永树, 周 雄. 巨厚松散层下采煤地表移动规律的研究[J]. 煤炭学报, 1997, 22(1): 18~21

[14] 顾少华, 石世章. 建筑物下大采宽条带开采的地表移动特征[J]. 煤炭科学技术, 1997, 25(9): 10~12

[15] 李凤明. 厚冲积层采矿条件岩层移动角量参数特点[J]. 煤矿开采, 1996, 22(3): 28~30

[16] 马 超, 何万龙, 康建荣. 采煤塌陷区塌陷面积的预测方法与分析[J]. 矿山测量, 1999, (1): 16~20

[17] 赵阳升. 有限元在采矿工程中的应用[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1994

[18] 颜荣贵. 山丘矿区地表公共建筑的开挖灾变与治理对策[J]. 江西有色金属, 1999, (2): 1~6

[19] 谢和平, 周宏伟, 王金安, 等. FLAC在煤矿开采沉降预测中的应用及对比分析[J]. 岩石力学与工程学报, 1999, 18(4): 397~401

[20] 中国矿业大学, 阜新矿业学院, 焦作矿业学院. 煤矿岩层与地表移动[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1985

[21] 闻新, 周露, 李东江, 贝超. MATLAB 模糊逻辑工具箱的分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2001

[22] 楼顺天, 胡昌华. 基于 MATLAB 的系统分析与设计模糊系统[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2001

An ANFIS-based Approach for Predicting Mining Induced Surface Subsidence

Ding Dexin^{1, 2}, Zhang Zhijun^{1, 2}, Bi Zhongwei^{1, 2}

(1. School of Architectural Engineering, Resources and Environment, Nanhua University, Hengyang, Hunan 421001, China; 2. School of Resources and Safety Engineering, Centrasouth University, Changsha 410083, China)

[**Abstract**] Current approaches for predicting mining induced surface subsidence have a drawback in common that they predict the subsidence only on the basis of a physical or mechanical approach irrespective of the practical examples in engineering practice in mining induced surface subsidence. However, these experiences created in engineering practice are of great value and full use should be made of them to establish an approach for predicting mining induced surface subsidence. Therefore, this paper accumulated a lot of practical examples of mining induced surface subsidence, integrated these examples by using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and established an ANFIS-based approach for predicting mining induced surface subsidence. The approach was further tested by using practical examples of mining induced surface subsidence. The results show that the approach can converge quickly, fit the data in very good agreement and make generalization prediction with high accuracy.

[**Key words**] underground mining; mining induced surface subsidence; adaptive neuro-fuzzy inference system

(cont. from p.32)

Cellular Automata: An Effective Tool to Explore the Complexity of Management System

Chen Guohong, Cai Binqing, Li Meijuan

(Management School, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

[**Abstract**] Cellular automata(CA) has become an effective tool to explore the complex system because it can discrete the complicated overall situation and continuous system with the simple local rule and discrete method. In this paper, the developing process, structure, characteristic, basic theories and methods of CA are presented firstly. Then the applications of CA in management systems such as the oligopoly behavior, traffic management and engineering transportation, urban development, marketing, stock investment, business strategy are introduced. Finally, the advantage and deficiency of CA are pointed out and the further research prospect is put forward.

[**Key words**] complexity; cellular automata; management system