

地表下沉系数计算的人工神经网络方法研究

Study on artificial neural network method for calculation of subsidence coefficient

郭文兵^{1,2}, 邓喀中², 邹友峰¹

(1. 焦作工学院 资源与材料工程系, 河南 焦作 454000; 2. 中国矿业大学 环境与测绘学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 在综合分析地表下沉系数影响因素的基础上, 采用人工神经网络方法建立了地表下沉系数的计算模型, 运用我国典型的地表移动观测站资料作为网络模型的学习训练样本和测试样本, 对网络模型的计算结果与实测值进行了对比。结果表明, 用人工神经网络方法求算地表下沉系数考虑的因素更为全面, 结果准确可靠, 更接近于实际, 为地表下沉系数的理论计算探索出一种新方法。

关键词: 下沉系数; 神经网络; 开采沉陷

中图分类号: TD 325; TP 183

文献标识码: A

文章编号: 1000- 4548(2003) 02- 0212- 04

作者简介: 郭文兵(1969-), 男, 河南宁陵人, 副教授, 中国矿业大学在读博士, 从事“三下”采煤与特殊开采方面的科研和教学工作。

GUO Wen-bing^{1,2}, DENG Ka-zhong², ZOU You-feng¹

(1. Department of Resource and Material Engineering, Jiaozuo Institute of Technology, Jiaozuo 454000, China; 2. College of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

Abstract: The main factors influencing subsidence coefficient were comprehensively analyzed. Then the model to calculate subsidence coefficient was established by applying the theory of artificial neural network (ANN). A large amount of data of observation stations was used as learning and training samples to train and test the artificial neural network model. The calculated results of the ANN model and the observed values were compared and analyzed. The results show that it is comparatively precise to calculate the subsidence coefficient of ground surface by ANN technology.

Key words: subsidence coefficient; artificial neural networks; mining subsidence

0 引言^①

地表下沉系数是表征开采沉陷和地表移动规律的重要参数, 也是“三下”采煤研究中进行地表移动和变形预计的关键性参数。地表移动和变形预计的方法有多种, 但不论是以概率积分法(基于随机介质力学理论)为代表的影响函数法还是以剖面函数法和典型曲线法为代表的经验方法, 都需要这一参数。其取值的准确性直接影响到地表移动和变形预计结果的精度。因此我国自开展“三下”采煤试验研究以来, 曾建立了 200 多个地表移动观测站进行实测研究, 积累了大量的实测资料^[1~3]。在理论研究方面, 采用相似理论的方程分析法、模糊聚类分析方法、岩石力学理论以及数理统计方法对地表下沉系数进行了研究^[4~7]。

然而, 影响地表下沉系数的因素很复杂, 这些因素有些是确定的、定量的, 有些则是随机的、定性的、模糊的, 并且下沉系数与这些因素之间可能存在着复杂的非线性关系, 用数学或力学方法很难全面而准确描述。因此, 只能在宏观上给予半定量化的规律性描述或给出一定的取值范围。有关下沉系数的理论研究难以全面考虑各种因素的影响, 其成果应用也因而受到一定限制。而大量重复地建立地表移动观测站实测求取下沉系数的方法, 不仅耗费大量的人力、财力, 而且周期长(约 3 a 左右), 难以满足煤矿生产的急需。人工神

经网络技术具有自组织、自学习和强容错性能, 具有同时能处理确定性和不确定动态非线性信息的能力, 能建立复杂的非线性映射关系^[8~11]。因此在岩石力学、采矿工程等领域得到广泛的应用^[12~16], 为探索新的地表下沉系数计算方法提供了可靠的理论基础。

1 地表下沉系数的影响因素分析

大量的实测资料以及理论研究已证实, 地表下沉系数主要与以下地质采矿因素有关^[1~3]。

(1) 上覆岩层岩性。覆岩强度对煤层开采以后上覆岩层及地表的下沉值起着重要作用。统计规律表明, 下沉系数与上覆岩层的性质密切相关, 覆岩岩性越坚硬, 下沉系数越小, 反之越大。通常用覆岩平均坚固性系数 f 来反映上覆岩层岩性, f 按下式计算:

$$f = \frac{\sum m_i R_i}{10 \sum m_i}, \quad (1)$$

式中 m_i 为覆岩第 i 层的法向厚度(m); R_i 为第 i 层的单向抗压强度(MPa)。

(2) 开采深度 H 和开采厚度 M 。开采深度越大, 开采厚度越小, 地表下沉系数就越小。资料表明, 初次采动时地表下沉系数与深厚比有关。根据国内 30 个

① 基金项目: 河南省自然科学基金资助项目
收稿日期: 2002- 06- 13

观测站资料回归得出下沉系数与深厚比的关系为^[5]

$$q = 1 - 0.29235 \left(\frac{H - \delta}{M} \right)^{0.054573}, \quad (2)$$

式中 H , M 分别为开采深度和开采厚度(m); δ 为松散层厚度(m)。文献[6]通过模糊聚类分析也得出了下沉系数与深厚比成反比的结论,故本文采用深厚比(H/M)来反映采深与采厚对地表下沉系数的影响。

(3) 松散层厚度 δ 。采动破裂岩体碎胀或离层是使地表最大下沉值小于采厚的主要原因。开采影响下松散层的移动主要表现为弯曲下沉,基本无碎胀性或离层特征,因此,表现为松散层厚度越大,地表下沉系数也越大,公式(2)也反映出了这一规律。有关资料表明^[7]:如果上覆岩层中以第四纪土层为主或其厚度很大时,地表下沉系数在初次采动时可接近甚至大于1。

(4) 覆岩中坚硬岩层所占的比例。根据关键层理论,坚硬岩层在岩层移动过程中起着重要的控制作用。它不仅反映了上覆岩层的强度性质,更重要的是反映了地层结构和地表下沉模式。统计表明,坚硬岩层在上覆岩层中所占的比例越大,地表下沉系数就越小。

(5) 是否为重复采动。由于上覆岩层在受到初次采动时已破裂、离层而“软化”,使得重复采动时岩体的碎胀量减小,或者重复采动引起老采空区的“活化”,地表移动变形增大。文献[1]在宏观上给出了下沉系数在重复采动时增大10%~20%的变化规律,且给出了重复采动与初次采动下沉系数之间的关系:

$$q_1 = (1 + a)q, \quad (3)$$

式中 q_1 为重复采动时的地表下沉系数; q 为初次采动时的地表下沉系数; a 为活化系数。本文考虑重复采动的影响,初次采动时变量输入为0,重复采动时变量输入为1。

(6) 顶板管理方法。顶板管理方法对上覆岩层及地表下沉值起着至关重要的作用,不同的顶板管理方法下沉系数差别很大,如采用水砂充填时下沉系数就很小。本文考虑全部垮落法及水砂充填法管理顶板时的下沉系数,对刀柱法管理顶板及采取岩层控制措施(如离层注浆等)时的下沉系数不作讨论,因此本文考虑两种情况,全部垮落法变量输入为0,充填法时变量输入为1。

(7) 工作面尺寸。工作面沿走向和倾向的尺寸分别反映了两个方向的采动程度,非充分采动时下沉系数随采动程度的增大而增大。充分采动时下沉系数不随工作面尺寸而变化。本文所指的下沉系数是充分采动时地表最大下沉值 $W_{\max}$ 与开采厚度 M 的比值。故可不考虑采动程度的影响。当观测站工作面为非充分采动时,可将非充分采动的下沉系数按采动程度换算到充分采动时的下沉系数。

(8) 采煤方法。我国普遍采用的采煤方法是长壁式采煤法,并且大部分地表移动观测站是建立在长壁开采工作面之上。因此,本文仅讨论长壁式采煤法的地表下沉系数,对特殊的采煤方法如条带开采法、房柱式采煤法等暂不作讨论。

2 人工神经网络模型的建立

2.1 BP神经网络学习算法及其改进

BP神经网络模型具有自学习、自组织、强容错性、计算简单、并行处理速度快等优点,并且它在理论上可以任意逼近任何非线性映射,因此应用最为广泛。但是,在实际应用中容易陷入局部误差极小点,而且网络收敛速度与学习精度之间也存在矛盾。为克服上述弊端,采用改进的BP算法。BP算法的改进主要有两种途径:一是采用启发式学习方法,另一种是采用更有效的优化算法。标准BP算法收敛速度慢的一个重要原因是学习率选择不当,学习率太小,收敛太慢;学习率太大,可能修正过头,导致震荡甚至发散。故本模型采取启发式学习方法,即自适应算法和动量法来克服固定学习速率容易陷入局部误差极小点的弊端,自适应调整学习率有利于缩短学习时间,以使网络收敛速度快,可靠性强。其改进算法为

$$\left. \begin{aligned} w(k+1) &= w(k) + \alpha(k) \cdot D(k) \\ \alpha(k) &= 2^{\lambda} \alpha(k-1) \\ \lambda &= \text{sign}[D(k) \cdot D(k-1)] \end{aligned} \right\}, \quad (4)$$

式中 $w(k)$ 为单个的权值或权值向量; α 为学习率; $D(k)$ 为 k 时刻的负梯度。当连续2次迭代梯度方向相同时,表明下降太慢,可使步长加倍,反之,步长减半。动量法降低了网络对误差曲面局部细节的敏感性,可抑制网络陷于局部极小。

建立BP神经网络模型,确定隐含层神经元的数目至关重要。隐含层神经元数目太少,网络所能获得的有效信息就可能太少,即网络不够强壮,预测、推广能力和容错性较差,不能很好地识别陌生样本;隐含层神经元数目太多,不仅增加训练时间,而且过多的隐节点将使网络出现“过度吻合”问题,从而使网络预测性能较差。为了解决上述问题,在网络训练过程中,对不同神经元数进行训练对比,然后适当加一点余量,以加快误差的下降速度。由于隐含层合适的神经元数目理论上没有明确的规定,本文通过对网络训练结果的对比分析,确定合适的隐含层神经元数。结果表明,采用上述改进的自适应BP学习算法,网络具有较好的收敛性和较强的自适应能力,提高了网络的学习速度和模型的精度,并不会出现局部极小点的问题。

表 1 学习和训练样本
Table 1 Learning and training samples

序号	观测站名称	f	H/M	δ/m	坚硬岩层所占比例/%	重复采动	顶板管理方法	下沉系数
1	阜新清河门主井三路	3.6	224/1.8	8.1	8.48	0	0	0.66
2	北票台吉矿一井	3.6	120/1.6	24	43.33	0	0	0.65
3	辽源保安一井二分层	6.0	122/2.1	9.5	2.21	1	0	0.83
4	本溪彩屯矿倾斜线	6.5	664/2.4	13	51.81	1	0	0.72
5	本溪彩屯矿走向线	5.0	513/5.47	13	63.74	0	0	0.68
6	辽源太信煤矿	6.0	311/4.5	10	12.11	0	1	0.13
7	峰峰局 0252 站	5.79	133/2.4	7	46.62	0	0	0.84
8	峰峰局 0252 站下	5.79	133/2.4	7	46.62	1	0	0.93
9	枣庄 2042 站	3.74	61/1.45	5	16.39	0	0	0.76
10	新汶孙村矿一采区	4.5	183/2.0	7	13.67	0	1	0.13
11	新汶梁庄矿二采区	4.5	113/1.9	8	22.12	0	1	0.16
12	新汶潘西矿一采区	5.0	91/2.2	5	24.18	0	0	0.68
13	焦作马村矿 102	4.0	128/2.2	18	47.65	1	0	0.83
14	平顶山十矿 1252	4.6	115/2.0	55	13.04	0	0	0.80
15	平顶山六矿 14110	4.0	281/3.0	13	5.34	0	0	0.83
16	徐州董庄矿 107	3.42	156/2.0	33	9.10	0	0	0.83
17	徐州权台煤矿	3.2	146.5/2.1	17	6.71	0	0	0.78
18	徐州庞庄煤矿	3.5	98.5/2	64	10.15	0	0	0.92
19	辽源梅河三井	1.5	104/2.2	10	6.38	0	0	0.97
20	涟邵洪山殿矿 1612	5.0	114.6/2.0	4.5	20.18	0	0	0.63
21	南桐 4106	6.5	146/3.0	10	66.43	0	0	0.60
22	义马耿村煤矿	6.0	280/2.4	17.4	14.29	0	0	0.66
23	铜川鸭口 905	2.5	181/1.94	110	33.70	0	0	0.86
24	萍乡王家源龙家冲	5.0	195/1.5	7	61.53	0	0	0.62
25	萍乡高坑 6219(初)	4.2	170/1.05	80	43.47	0	0	0.63
26	萍乡高坑 6219(终)	4.2	170/2.25	80	43.47	1	0	0.70
27	东梁矿二井	3.5	67/1.67	8	9.49	1	0	0.91
28	潞安五阳 7305(顶)	5.2	213/3.0	22	14.08	0	0	0.72
29	潞安五阳 7305(底)	5.2	213/3.0	22	14.08	1	0	1.00
30	兖州兴隆庄矿 5306	2.31	420/7.8	183	32.13	0	0	0.81
31	兖州杨村矿三采区	0.7	285/1.25	196	2.11	0	0	1.00
32	兖州南屯矿 33 上	1.72	284/2.9	112	21.48	0	0	0.78
33	扎赉贝尔北斜井 311	1.4	123/5.9	22	7.50	0	1	0.15
34	淮南李咀孜矿东三	5.0	130/1.9	34.2	21.93	1	0	0.84
35	阜新清河门主井 2 路	3.1	318.5/1.6	2.7	8.48	0	0	0.67
36	峰峰局 0277 站	5.06	459/4.9	63	40.74	0	0	0.72
37	新汶协庄三采区	4.5	130/2.7	10	29.23	0	1	0.14
38	徐州董庄矿 113	3.4	159.5/2.1	33	9.10	0	0	0.85
39	兖州鲍店矿 1308	2.2	427/8.5	194	5.62	0	0	0.83
40	兖州南屯矿 33 下	1.72	284/2.9	112	21.48	1	0	0.95

2.2 选择学习和训练样本

根据文献[1, 5]中 208 个典型的地表移动观测站资料, 筛选出 40 个实测数据作为学习训练和测试样本, 见表 1。将其中 1~ 34 号观测站数据作为学习样本对网络进行训练, 35~ 40 号观测站数据作为计算测试样本用于检验网络的性能。

2.3 网络模型结构

BP 网络是通过将网络输出误差反馈来对网络参数进行修正, 从而实现网络的非线性映射能力。Robert-Nielson 证明了具有 1 个隐含层的 3 层 BP 网络模型可以有效地逼近任意连续函数, 即包含输入层、隐含层和输出层。

本文所建立的地表下沉系数网络模型, 采用 3 层

BP 网络结构, 其基本结构为: 输入层为 6 个节点, 与 6 个输入变量相对应, 即 6 个影响因素; 输出层为 1 个节点, 与 1 个输出变量相对应, 即地表下沉系数; 隐含层数为 1, 隐含层节点数由网络自适应确定。网络结构如图 1 所示。

2.4 网络的学习训练

根据表 1 中所列样本的数据特点, 将它们进行归一化处理到[0, 1]区间内, 在 BP 网络学习算法改进的基础上, 对网络进行学习训练。当达到收敛精度 0.005 时系统停止, 迭代次数为 7652 次。训练误差随迭代次数变化趋势如图 2 所示。学习率在 0.01~ 0.8 之间自适应变化, 变化曲线图如图 3 所示。图 2 表明改进的自适应 BP 算法不会出现局部极小点的问题。

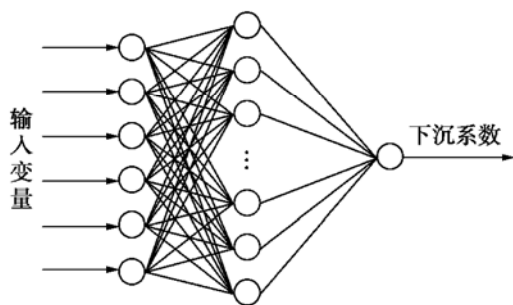


图1 地表下沉系数计算的神经网络模型结构

Fig. 1 ANN model for calculation of subsidence coefficient

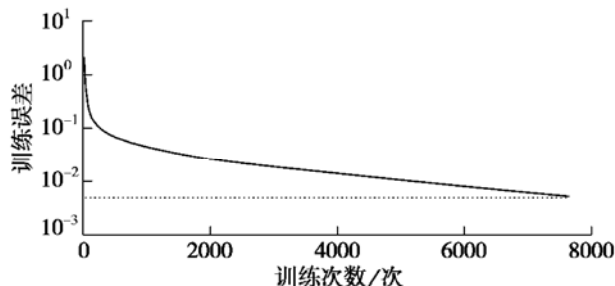


图2 训练误差随迭代次数的变化趋势

Fig. 2 The tendency of variation of error

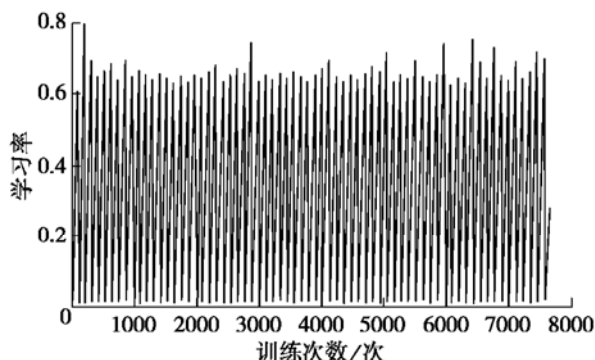


图3 学习率自适应变化图

Fig. 3 Variation of learning rate

2.5 网络的性能测试

用表1中的35~40号测试样本对训练好的网络模型进行检验,测试结果见表2。可见,地表下沉系数计算的最大绝对误差为0.0249,最大相对误差为3.45%。通过与其他考虑部分影响因素的理论计算结果比较,该网络模型的计算结果误差小,精度高,完全可以满足工程实际需要,从而证明了用人工神经网络技术计算地表下沉系数这一方法的可行性和有效性。

表2 计算结果与实测值的比较

Table 2 Comparison of calculated results of ANN with observed values

序号	观测站名称	计算值	实测值	绝对误差	相对误差
35	清河门主井2路	0.6706	0.67	0.0006	0.09%
36	峰峰局0277站	0.7449	0.72	0.0249	3.45%
37	新汶协庄三区	0.1409	0.14	0.0009	0.64%
38	徐州董庄矿113	0.8447	0.85	-0.0053	0.62%
39	兖州鲍店矿1308	0.8308	0.83	0.0008	0.10%
40	兖州南屯矿33下	0.9497	0.95	-0.0021	0.22%

3 结 语

(1) 提出并建立地表下沉系数的人工神经网络计算模型,采用改进的BP自适应学习算法,提高了学习效率。通过大量地表移动观测站实测数据对网络模型进行学习训练和性能测试,证明了人工神经网络技术用于计算地表下沉系数的可行性、准确性和科学性。

(2) 该方法所考虑的因素比较全面,与其他理论计算相比具有快速简捷、准确性高和使用范围广等特点,并在一定程度上可避免通过建立地表移动观测站实测下沉系数的耗时长等缺陷,为快速准确计算下沉系数提供了一个新的方法和途径,对提高地表移动和变形预计的精度具有积极意义。

参考文献:

- [1] 国家煤炭局. 建筑物、水体、铁路及主要井巷煤柱留设与压煤开采规程[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2000.
- [2] 何国清, 杨伦, 凌赓娣, 等. 矿山开采沉陷学[M]. 徐州: 中国矿业大学出版社, 1994.
- [3] 阿维尔申. 煤矿地下开采时的岩层移动[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1995.
- [4] 邹友峰. 地表下沉系数计算方法研究[J]. 岩土工程学报, 1997, 19(3): 109-112.
- [5] 王悦汉, 邓喀中, 张东至, 等. 重复采动条件下覆岩下沉特性的研究[J]. 煤炭学报, 1998, 23(5): 470-475.
- [6] 刘三枝, 胡贤润. 地表下沉系数的模糊聚类分析[J]. 南京建筑工程学院学报, 2001, (2): 27-31.
- [7] 李永树, 王金庄, 陈勇. 开采沉陷地区地表下沉系数分析[J]. 矿业研究与开发, 1998, 18(2): 1-3.
- [8] 冯夏庭, 王泳嘉. 采矿智能系统——人工智能与神经网络在矿业工程中的应用[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1994.
- [9] 闻新, 周露, 王丹力, 等. MATLAB神经网络应用设计[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [10] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [11] 李学桥, 马莉. 神经网络工程应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1996.
- [12] 冯夏庭, 朱维申. 智能岩石力学在地下工程中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 1999, 18(增): 822-825.
- [13] Singh V K, Singh D, Singh T N. Prediction of strength properties of some schistose rocks from petrographic properties using artificial neural networks[J]. Int J Rock Mech Min Sci, 2001, 38: 269-284.
- [14] 孙钧, 袁金荣. 盾构施工扰动与地层移动及其智能神经网络预测[J]. 岩土工程学报, 2001, 23(3): 261-267.
- [15] 周保生, 朱维申, 李术才. 神经网络在综采巷道锚杆支护设计中的应用研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(4): 497-501.
- [16] 孙豁然, 王述红, 官永军, 等. 大型地下硐室开挖过程位移变形智能预测[J]. 煤炭学报, 2001, 26(1): 45-48.