

基于构造复杂程度定量评价的瓦斯含量预测 BP 模型

魏建平, 郝天轩, 刘明举

(河南理工大学 安全科学与工程学院, 河南 焦作 454000)

摘 要: 首先分析总结了构造复杂程度的3个定量评价指标—— K_d (断层复杂程度系数)、 K_z (褶皱复杂程度系数) 和 K_q (倾角复杂程度系数); 然后, 在分析潘三煤矿瓦斯地质特征的基础上, 把 K_d , K_z , K_q , 煤层埋深和基岩厚度作为影响该矿煤层瓦斯含量的因素, 建立了潘三煤矿的瓦斯含量预测 BP 神经网络模型; 对建立的模型进行学习训练, 经 5 470 次迭代, 模型收敛, 其精度高于多元回归模型, 说明利用构造复杂程度定量评价系数来预测瓦斯含量是可行的。

关键词: 构造复杂程度; 定量评价; 瓦斯含量预测; BP 神经网络

中图分类号: TD712.3 文献标识码: A

BP model of gas content prediction based on quantitative assessment of geological structure complexity

WEI Jian-ping, HAO Tian-xuan, LIU Ming-ju

(School of Safety Science and Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Three kinds of quantitative assessment indexes were analyzed and summarized, which were K_d (representing the fault structure complexity), K_z (representing the fold structure complexity), K_q (representing the inclined angle structure complexity). Then, the BP neural model of Pansan Mine' gas content prediction model was found based on analysis its gas-geological characteristic by selecting K_d , K_z , K_q , buried depth and bedrock depth as affecting factors. The BP neural model was convergent by learning and training of 5 470 repetitions and the model precision was greatly higher than muti-variable regression model, which shows that using quantitative assessment coefficient of the geological structure complexity to prediction gas content is feasible.

Key words: geological structure complexity; quantitative assessment; gas content prediction; BP neural model

国内外大量实际资料表明, 地质构造往往控制着煤层瓦斯的赋存及分布, 造成同一井田内瓦斯赋存的不均衡性, 存在着明显的分区、分带特征^[1]. 人们对地质构造与煤层瓦斯赋存之间的定性关系已经有了初步认识, 但是它们之间的定量关系尚在探索之中. 而研究描述和评价地质构造的定量指标, 研究定量指标与煤层瓦斯含量之间的定量关系, 对提高煤层瓦斯含量的预测精度具有重要的理论意义和实际意义.

1 构造复杂程度的定量评价指标

B. B 鲁基诺夫曾在研究顿巴斯煤田西南部煤层突出危险性时, 提出了构造条件的综合评定方法——构

收稿日期: 2008-10-08 责任编辑: 毕永华

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50504008); 国家重点基础研究发展计划“973”课题资助项目 (2005CB221501); 教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目 (NECT-07-0257); 教育部长江学者和创新团队发展计划资助项目 (IRT0618)

作者简介: 魏建平 (1971—), 男, 河南遂平人, 副教授. E-mail: weijianping@hpu.edu.cn

造复杂程度综合系数, 构造复杂程度综合系数考虑了断层、褶皱、煤岩层倾角 3 项基本构造参数^[2-3]. 刘明举等对构造复杂程度综合系数的计算公式进行修正, 来定量研究潘、谢矿区地质构造特征与突出之间的关系^[4]. 实际上, 所提出的断层、褶皱和煤岩层倾角的定量评价方法, 还可以用来研究地质构造与煤层瓦斯含量之间的关系.

1.1 断层复杂程度系数 (K_d)

该指标反映了断层对煤体造成的伸展量或收缩量, 在一定程度上, 可作为影响瓦斯含量大小的指标.

$$K_d = \frac{1}{S} \sum h \tan \alpha L, \quad (1)$$

式中, S 为统计单元的面积; h 为断层的断距; α 为断层面倾角; L 为断层的延伸长度.

1.2 褶皱复杂程度系数 (K_z)

褶皱的紧闭程度、复杂程度与瓦斯的赋存也关系密切. B. B 鲁基诺夫提出了褶皱复杂程度系数 K_z , 定义为统计单元内各等高线的长度和该单元内相应等高线两端点之间的最短距离的差与这条等高线的长度之比的和. 该指数在不对称褶皱中, 很好地反映了实际情况, 但在两翼平缓的缓倾褶皱中, 求得的系数结果差异较大, 因此把鲁基诺夫的公式改为

$$K_z = \sum \frac{L_i - L_0}{L_i}, \quad (2)$$

式中, L_i 为统计单元内某等高线的长度; L_0 为统计单元内该等高线两端点之间的最短距离.

其中 L_0/L_i 是区段内等高线的弯曲度, 反映了褶皱面再平面上的弯曲度. 当 L_0 和 L_i 近于相等时, 即煤层底板等高线比较平直, K_z 近于 0, 当 L_0 和 L_i 差别很大时, K_z 近于 1, 因此 K_z 的取值范围为 0 ~ 1.

1.3 煤岩层倾角复杂程度系数 (K_q)

在煤岩层走向、倾向和倾角突然变化的地方, 往往造成瓦斯的分布不均衡. B. B 鲁基诺夫提出了评价煤层倾角的参数 K_q , 笔者引用这一参数的计算公式

$$K_q = \frac{\alpha_{\min} + \alpha_{\max}}{180}, \quad (3)$$

式中, α_{\min} 和 α_{\max} 分别为煤层的最小和最大倾角.

2 构造复杂程度的定量评价指标的煤层瓦斯含量预测 BP 模型

2.1 BP 神经网络简介

随着开采深度的增加, 影响瓦斯含量的地质因素日益复杂多变, 有些甚至是随机的、模糊的^[5], 与瓦斯含量之间没有明确的影响关系, 难以建立一种确定的数学模型. 在这种情况下, 必须借助于能够解决未知不确定非线性系统的建模技术, 以尽可能真实地描述复杂地质因素与瓦斯含量之间的关系, 从而提高预测的精度. 神经网络是 20 世纪 80 年代末期发展起来的一种新技术, 具有很强的非线性函数逼近能力、自适应学习能力、容错能力和并行信息处理能力, 为解决未知不确定非线性系统的建模、预测、控制和作为数据融合手段提供了一种新的途径^[6-7].

误差反传播算法 (Back Propagation), 简称 BP 算法, 是神经网络中最重要的网络之一, 也是迄今为止应用最为广泛的网络算法, 实践证明, 这种基于误差反传递算法的 BP 网络具有很强的映射能力, 可以解决许多实际问题^[8]. BP 网络由输入层、隐含层和输出层节点组成, 隐含层可 1 层, 也可多层, 前层至后层节点通过权联接.

2.2 BP 网络设计

淮南矿业 (集团) 有限责任公司潘三煤矿瓦斯赋存及分布受构造的影响较大, 具有明显的分区特征. 北区和中区靠近背斜破裂轴和断裂发育区, 构造复杂, 瓦斯含量低. 相反在南部单元, 构造简单, 断裂不发育, 而次级褶曲发育, 不但瓦斯含量高, 而且瓦斯压力也大. 潘三煤矿的优势构造以轴向近 EW 的褶皱

和同向断裂为主, 这表明, 褶曲构造对瓦斯赋存有封闭作用, 而断裂构造, 不论是张性断裂构造还是压性断裂构造, 均能够造成瓦斯的散失. 断裂越发育, 散失越严重.

在分析潘三煤矿瓦斯地质特征及对构造复杂程度的定量评价基础上, 利用 3 层 BP 网络来建立该矿的瓦斯含量预测模型. 取输入层节点数 $n=5$, 分别代表煤层埋深、基岩厚度、 K_d , K_z , K_q ; 取输出层节点数 $w=1$, 代表瓦斯含量. 隐含层节点数 m 取 10.

2.3 学习样本数据准备

本次研究获取了 12 个地勘钻孔瓦斯含量、4 个生产期间实测的瓦斯含量以及 5 个由瓦斯压力间接计算的瓦斯含量数据, 并把各含量点所对应的煤层埋深、基岩厚度、 K_d , K_z , K_q 统计值求出, 从而建立了 21 个学习样本 (表 1).

表 1 瓦斯含量学习样本基础数据

Table 1 Learning sample basic data of gas content

序号	类别	地点	煤层埋深/m	基岩厚度/m	K_d	K_z	K_q	瓦斯含量/($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)
1	地勘	8703	545.89	188.30	0.042 0	0.008 2	0.088 9	9.55
2	地勘	8702	553.17	181.77	0.045 0	0.035 0	0.092 3	4.07
3	地勘	十东 1	470.18	103.88	0.031 0	0.123 0	0.065 0	3.45
4	地勘	十 23	517.64	148.67	0.002 3	0.005 2	0.321 3	2.92
5	地勘	十一东 9	590.83	211.42	0.032 2	0.053 0	0.062 1	4.95
6	地勘	319	650.23	258.73	0.015 4	0.043 1	0.065 2	6.78
7	地勘	十一东 5	485.50	107.60	0.134 2	0.018 0	0.254 0	0.32
8	地勘	十二 13	725.67	320.77	0.042 2	0.006 8	0.189 0	6.35
9	地勘	十二 7	701.92	300.61	0.020 1	0.009 0	0.050 1	10.14
10	地勘	十三 5	598.91	169.93	0.072 2	0.015 7	0.127 5	6.98
11	地勘	十三 7	526.43	97.66	0.011 1	0.083 0	0.173 5	2.28
12	地勘	十四东 3	517.25	67.25	0.053 7	0.008 9	0.255 7	0.09
13	实测	1781(3)运输巷	628.40	286.10	0.000 7	0.005 2	0.080 5	15.02
14	实测	1781(3)轨道巷	615.10	274.50	0.000 7	0.004 8	0.081 1	14.67
15	实测	1452(3)轨道巷	675.40	217.40	0.063 3	0.061 2	0.153 3	6.15
16	实测	1452(3)开切眼	684.20	234.60	0.072 1	0.021 3	0.087 8	6.74
17	间接	东四采区轨道下山	662.40	361.90	0.012 5	0.018 1	0.091 1	12.11
18	间接	-650 东运巷第四联	628.00	370.00	0.033 0	0.012 5	0.052 1	7.00
19	间接	中央皮带石门	710.40	326.00	0.025 0	0.013 5	0.098 9	11.40
20	间接	1781(3)底板岩石	615.10	274.50	0.000 7	0.005 0	0.081 0	14.10
21	间接	西二回风下山	730.00	230.00	0.005 3	0.009 7	0.212 2	8.80

21 个瓦斯含量学习样本中后 2 个样本不参加学习训练, 而作为检验样本来评价模型的精度. 由于样本中煤层埋深、基岩厚度与 K_d , K_z , K_q 以及瓦斯含量为不同量纲, 取值量级相差较大, 进入网络之间, 需要先进行归一化处理, 将它们都刻度在统一的数值量纲范围内, 一般在 $[0, 1]$ 之间. 结合原始数据的特点, 可以采用线性归一化公式^[9], 即

$$X = \frac{X^* - X_{\min}^*}{X_{\max}^* - X_{\min}^*}, \quad (4)$$

式中, X 是经归一化后的数据; X^* 为原始数据; X_{\max}^* , X_{\min}^* 为原始数据的极大和极小值.

要注意的是, 极大值 X_{\max}^* 、极小值 X_{\min}^* 并不是样本中已知数据的最大、最小值, 而要根据矿井的实际情况, 把取值范围扩大, 保证模型有一定的外推预测能力. 本次建模中, 潘三煤矿各数据的极大值 X_{\max}^* 、极小值 X_{\min}^* 的取值见表 2.

表2 潘三煤矿建模数据归一化参数

Table 2 Unitary parameters for founding model of Pansan Coal Mine

参数	煤层埋深	基岩厚度	K_d	K_z	K_q	瓦斯含量
极小值	2	2	0	0	0	0
极大值	1 000	800	0.5	0.5	0.5	20

2.4 样本训练

设置最小均方误差 0.001、学习率 0.3、动量系数 0.8、最大训练次数 15 000, 并对网络的权值、阈值随机赋以 0~1 之间的初值, 然后将表 1 中前 19 个归一化后的样本数据作为网络的输入进行学习, 直到网络输出的最小均方误差达到预定值 0.001. 若网络不收敛或达到最大训练次数 15 000 时, 不断调整学习率, 或重新设置动量系数及最大迭代次数, 直到网络收敛且精度满足要求. 本网络经过 5 470 次训练, 精度满足要求. 网络训练结束后, 将训练结果与多元回归所建立数学模型的预测值进行了对比分析(表 3).

表3 神经网络训练与多元回归分析结果对比

Table 3 Results contrast between neural network and multiple regression models

 m^3/t

位置	瓦斯含量实际值	神经网络值	多元回归值	神经网络残差	多元回归残差
8703	9.55	8.41	8.23	1.14	1.32
8702	4.07	6.03	6.57	-1.96	-2.50
十东 1	3.45	2.54	2.16	0.91	1.29
十 23	2.92	2.78	3.62	0.14	-0.70
十一东 9	4.95	4.77	7.30	0.18	-2.35
319	6.78	6.94	9.08	-0.16	-2.30
十一东 5	0.32	0.25	-1.27	0.07	1.59
十二 13	6.35	6.50	7.50	-0.15	-1.15
十二 7	10.14	9.94	11.66	0.20	-1.52
十三 5	6.98	6.87	5.75	0.11	1.23
十三 7	2.28	2.50	2.62	-0.22	-0.34
十四东 3	0.09	0.54	2.49	-0.45	-2.40
1781(3)运输巷	15.02	14.94	11.39	0.08	3.63
1781(3)轨道巷	14.67	14.92	11.25	-0.25	3.42
1452(3)轨道巷	6.15	5.52	3.70	0.63	2.45
1452(3)开切眼	6.74	6.75	7.35	-0.01	-0.61
东四采区轨道下山	12.11	11.65	10.56	0.46	1.55
-650 东运巷第四联	7.00	7.15	10.87	-0.15	-3.87
中央皮带石门	11.40	11.58	10.14	-0.18	1.26

从表 3 可知, 训练后 BP 网络模型的预测残差最大为 -1.96, 而多元回归模型的预测残差最高达到 3.63, 且其瓦斯含量预测值有出现负值的情况, 明显不符合要求. 这说明, 对潘三煤矿所建立的基于地质构造复杂程度定量评价的 BP 网络瓦斯含量预测模型很好地表达了瓦斯含量和诸影响因素的内在规律.

2.5 模型检验

训练结束后, 为了检验模型的预测性能, 把表 1 中最后 2 个归一化后的样本数据作为检验样本代入网络, 其检验结果见表 4. 根据检验结果, 表明所建立的模型可以用于潘三煤矿未采区煤层瓦斯含量预测.

表 4 BP 神经网络模型检验结果
Table 4 Testing results of BP network model

位 置	瓦斯含量实际值/($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)	神经网络预测值/($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)	残 差/($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)	相对误差/%
1781(3)底板岩石	14.1	15.08	-0.98	6.95
西二回风下山	8.8	7.76	1.04	11.82

3 结 论

(1) 分析总结了构造复杂程度的 3 个定量评价指标—— K_d (断层复杂程度系数)、 K_z (褶皱复杂程度系数) 和 K_q (倾角复杂程度系数), 并应用在煤层瓦斯含量的预测方面。

(2) 在分析潘三煤矿瓦斯地质特征及对构造复杂程度的定量评价基础上, 引用煤层埋深、基岩厚度、 K_d 、 K_z 和 K_q 作为影响该矿煤层瓦斯含量的因素, 设计了潘三煤矿的瓦斯含量预测 BP 神经网络模型, 建立了 21 个学习样本, 并进行归一化处理。

(3) 对建立的网络进行学习训练, 经 5 470 次迭代, 模型最小均方误差小于 0.001, 表明: 在构造复杂程度定量评价基础上所建立的神经网络模型精度较高, 很好地表达了潘三煤矿瓦斯含量和诸影响因素的内在规律, 能够很好地应用在未采区煤层瓦斯含量预测方面。

参考文献:

- [1] 张子敏, 张玉贵. 三级瓦斯地质图与瓦斯治理 [J]. 煤炭学报, 2005, 30 (4): 455-458.
Zhang Zimin, Zhang Yugui. Three grades of gas-geological maps and their application to gas controlling [J]. Journal of China Coal Society, 2005, 30 (4): 455-458.
- [2] 鲁基诺夫 B B. 为确定煤层突出危险性对构造条件的综合评定 [J]. 中州煤炭, 1992 (3): 47.
- [3] 张子戌. 瓦斯地质单元构造复杂程度的定量评价 [J]. 焦作矿业学院学报, 1995, 14 (1): 10-13.
Zhang Zixu. The structure complexity quantification of the gas geological unit [J]. Journal of Jiaozuo Institute of Technology, 1995, 14 (1): 10-13.
- [4] 刘明举, 王兆丰, 张子戌, 等. 国家“十五”科技攻关项目验收报告——煤与瓦斯突出区域预测瓦斯地质方法研究 [R]. 焦作: 焦作工学院, 2003.
Liu Mingju, Wang Zhaofeng, Zhang Zixu, et al. The record of national tenth five-year key science & technology project: research on gas geology method for area prediction of coal and gas burst [R]. Jiaozuo: Jiaozuo Institute of Technology, 2003.
- [5] 吴财芳, 曾 勇. 基于遗传神经网络的瓦斯含量预测研究 [J]. 地学前缘, 2003, 10 (1): 219-223.
Wu Caifang, Zeng Yong. The genetic neural networks and gas content forecast [J]. Earth Science Frontiers, 2003, 10 (1): 219-223.
- [6] 田景文, 高美娟. 人工神经网络算法研究及应用 [M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2006.
Tian Jingwen, Gao Meijuan. Research and application of manual neural network arithmetic [M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2006.
- [7] 胡伍生. 神经网络理论及其工程应用 [M]. 北京: 测绘出版社, 2006.
Hu Wusheng. Theory and engineering application of neural network [M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2006.
- [8] 苑希民, 李鸿雁, 刘树坤, 等. 神经网络和遗传算法在水科学领域的应用 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2002.
Yuan Ximin, Li Hongyan, Liu Shukun, et al. Application of neural network and genetic algorithm in water science [M]. Beijing: China Water and Electricity Press, 2002.
- [9] 杨 斌, 匡立春, 孙中春, 等. 神经网络及其在石油测井中的应用 [M]. 北京: 石油工业出版社, 2005.
Yang Bin, Kuang Lichun, Sun Zhongchun, et al. Neural network and its application in petrol well logging [M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2005.