

文章编号:0253-9993(2013)07-1179-06

基于改进BP神经网络的煤体瓦斯渗透率预测模型

尹光志^{1,2,3},李铭辉^{1,2,3},李文璞^{1,2,3},曹 偈^{1,2,3},李 星^{1,2,3}

(1. 重庆大学 煤矿灾害动力学与控制国家重点实验室,重庆 400030;2. 重庆大学 资源及环境科学学院,重庆 400030;3. 重庆大学 复杂煤层瓦斯抽采国家地方联合工程实验室,重庆 400030)

摘 要:分析总结了煤体渗透率的3个主要影响因素——有效应力、温度和瓦斯压力,并结合煤体的力学特性建立了一个预测煤层瓦斯渗透率的BP神经网络模型。根据不同有效应力、不同温度和不同瓦斯压力条件下大量具有代表性的煤样渗透率数据来建立学习样本,并对该模型的精度进行了检验。该BP神经网络经过11 986次学习后精度满足要求,训练后BP神经网络模型所得预测结果的最大绝对误差为 $0.049 \times 10^{-15} \text{ m}^2$,最大相对误差为4.298%。根据所建立的BP神经网络模型得到的预测值与实测值吻合较好。

关键词:煤体;瓦斯;BP神经网络;渗透率

中图分类号:TD712 **文献标志码:**A

Model of coal gas permeability prediction based on improved BP neural network

YIN Guang-zhi^{1,2,3}, LI Ming-hui^{1,2,3}, LI Wen-pu^{1,2,3}, CAO Jie^{1,2,3}, LI Xing^{1,2,3}

(1. State Key Laboratory of Coal Mine Disaster Dynamics and Control, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 2. College of Resources and Environmental Sciences, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 3. State and Local Joint Engineering Laboratory of Methane Drainage in Complex Coal Gas Seam, Chongqing 400030, China)

Abstract: Three main influential factors affecting coal seam gas permeability were analyzed and summarized in this study, which were gas pressure, temperature and effective stress. In addition, a BP neural network model of coal seam gas permeability was built based on the coal mechanical properties. A large amount of representative coal gas permeability data under different conditions were used for building training samples and the accuracy of the model was tested. After 11 986 times training, the BP neural network model satisfies the requirements. The results obtained by the BP neural network model show that the maximum absolute error was $0.049 \times 10^{-15} \text{ m}^2$ and the maximum relative error was 4.298%. The results obtained by the BP neural network model match the measured data well.

Key words: coal; gas; BP neural network; permeability

在煤矿资源的开发过程中,其煤层瓦斯渗透率的变化非常复杂,是瓦斯运移与煤层变形之间相互耦合的过程。煤层渗透率不仅与煤体本身的结构特性等因素有关,还受到其所处的地球物理场(地应力场、地温场及瓦斯场等)环境因素的影响^[1]。煤体瓦斯渗透率是反映煤层内瓦斯流动难易程度的参数,其测算对解决矿山安全问题有重要的作用。煤体瓦斯渗透率的变化,是长期困扰国内外学者的一个问题。

为研究煤体渗透率的变化,国内外一些学者进行

了系列研究,取得了许多成果。林柏泉、周世宁^[2]通过模拟地应力环境对煤样瓦斯的渗透率进行研究,得到煤体瓦斯渗透率与地应力的关系。赵阳升^[3]等进行了三维应力情况下的煤样渗透率测试试验,揭示了三维应力和煤体吸附作用对煤体瓦斯渗流规律的影响。唐巨鹏、潘一山等^[4]通过研究模拟瓦斯抽采过程中的煤层瓦斯解吸和运移规律,得到渗透率与有效应力间的关系。J. R. E Enever^[5]等的研究指出煤体渗透率的变化值与地应力的变化呈指数关系。尹光

收稿日期:2012-11-21 责任编辑:许书阁

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973)资助项目(2011CB201203);国家科技重大专项课题资助项目(2011ZX05034-004);国家自然科学基金资助项目(51204217)

作者简介:尹光志(1962—),男,四川西昌人,教授,博士生导师。E-mail:gzyn@cqu.edu.cn

志、蒋长宝等^[6-7]利用自主研发的“含瓦斯煤热流固耦合三轴伺服渗流实验装置”进行了大量不同条件下的瓦斯渗流实验,得到了渗透率与瓦斯压力、地应力的关系。许江等^[8-9]分别以型煤和原煤为研究对象,探讨了三轴应力条件下温度对煤样力学特性和渗流特性的影响。梁冰等^[10-11]以岩石为研究对象,研究了温度和渗透率的关系。前人的研究对推进该问题的解决起到了十分有益的作用。尽管如此,由于煤体瓦斯渗透率具有多因素性、复杂性、随机性以及模糊性等特点,其较准确的预测方法仍有待深入的探讨与揭示。

近年来,一些学者开始利用人工神经网络解决具有高度非线性、复杂性及模糊性的矿山安全问题^[12-18]。人工神经网络是模仿人脑的结构和功能所构成的一种智能信息处理系统,具有很强的自适应学习能力、并行信息处理能力、容错能力和非线性函数逼近能力,为解决具有多因素性、复杂性、随机性及非线性的问题提供了一种新的途径。误差逆传播算法(error back propagation neural network),即 BP 算法,是神经网络中最重要的网络之一,它具有很强的非线性动态处理能力,无需知道输入与输出之间的关系,可实现高度的非线性映射,适用于从样本数据中提取特征,较好地表达各输入与输出的隐式非线性对应关系。

本文通过分析各影响因素与煤体渗透率之间的关系,在实验室所获得的大量试验数据的基础上,利用 BP 神经网络建立考虑煤体本身结构特性和环境因素的煤体瓦斯渗透率预测模型。

1 煤体渗透率的影响因素

煤层渗透率的影响因素极为复杂,地应力、地质构造、煤层埋深、煤质特征、瓦斯压力及煤级等都对煤层渗透率有着不同程度的影响。因地球物理场的三要素(地应力、地温和瓦斯压力)随煤层埋深和其所处地质环境变化而变化,致使煤层渗透率也随之动态变化。有效引力、温度和瓦斯压力对煤体渗透率的非线性耦合作用是煤层瓦斯运移研究的重点。

1.1 有效应力对煤体渗透率的影响

在我国复杂的地质构造背景下,地应力对煤层渗透率影响尤为显著,煤体渗透率对应力的变化最为敏感。当温度和瓦斯压力一定时,有效应力对于煤体渗透率的影响机理^[2-3,5-7]为:

(1)随着有效应力的增大,煤体进一步被压实,孔隙和裂隙被压缩,瓦斯渗流通道越来越小,渗透率降低。

(2)瓦斯渗流通道被压缩到一定程度后,有效应力对渗流通道的压缩效应逐渐变小,则渗流通道大小将趋于稳定。

1.2 温度对煤体渗透率的影响

温度变化引起的热膨胀导致的渗流通道压缩将对煤体渗透率产生影响,其影响机理^[8-9]为:

(1)在一定的有效应力水平下和一定温度范围内,随着温度的升高,煤的弹性模量、剪切模量升高,泊松比降低,使煤体不易在应力作用下产生形变,降低了煤体的渗透能力。

(2)煤体骨架产生内向热膨胀,致使渗流通道进一步被压缩,煤体渗透率降低。

(3)随着温度升高,瓦斯气体黏度也相应升高,瓦斯在渗流通道中的流速变慢,引起煤体渗透率降低。

1.3 瓦斯压力对煤体渗透率的影响

瓦斯压力对煤体渗透率的影响机理^[3,6-7]为:

(1)在温度和有效应力一定时,随着瓦斯压力的升高,煤体骨架产生的吸附膨胀变形增大,使渗流通道缩小,同时被吸附的瓦斯气体分子会占据有效孔道面积,使构成渗透的有效孔道截面减小,引起煤体渗透率降低。

(2)瓦斯压力较低时,由吸附瓦斯产生吸附膨胀增幅较大,但随着瓦斯压力的升高,瓦斯吸附逐渐接近平衡,吸附膨胀增幅减小,煤体渗透率随瓦斯压力的升高呈现出先急剧减小而后逐渐平缓的现象。

(3)随着瓦斯压力的升高,煤体骨架由于吸附瓦斯引起的吸附膨胀变形将缩减外应力对骨架的压缩效应,导致煤体渗透率对有效应力的敏感度不再明显。

2 BP 神经网络算法

2.1 BP 神经网络算法流程

BP 神经网络算法属于 Delta 学习规则,该算法是基于极小化二次函数式进行,其实质是把样本数据输入输出问题变为一个非线性优化问题,利用最速梯度下降法,使权值沿着误差函数的负梯度方向改变,其流程如图 1 所示。

2.2 BP 神经网络算法的改进

BP 神经网络算法在迭代过程中存在容易陷入局部极小值和收敛速度较慢的问题。本文采用附加动量法和自适应学习速率法来解决这些问题。

附加动量法是在反向传播法的基础上在每一个权值的变化上加上一项正比于前一次权值变化的值,并根据反向传播法来产生新的权值变化。其具体做

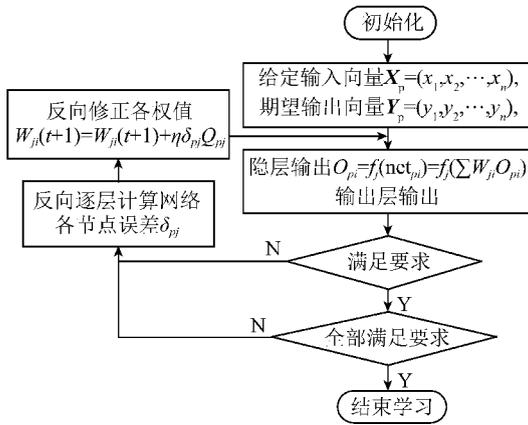


图 1 BP 神经网络算法流程

Fig. 1 Algorithm flow of BP neural network

法是将前一次权值调整量的一部分叠加到按本次误差计算所得的权值调整量上,作为本次的实际权值调整量,即

$$\Delta\omega_{ij}(n) = \alpha\Delta\omega_{ij}(n - 1) + (1 - \alpha)\eta \nabla f(\omega_{ij}(n - 1)) \quad (1)$$

式中, η 为学习速率; n 为训练次数; α 为动量因子; $\nabla f(\omega_{ij}(n - 1))$ 为误差函数的梯度。

采用附加动量法后,促使权值的调节向着误差曲面底部的平均方向变化,当网络权值进入平坦区时可以防止 $\Delta\omega=0$ 的出现,有助于使网络从误差曲面局部极小值中跳出。

自适应学习速率法的基本设想是学习速率根据误差变化而自适应调整。在训练过程中采用如式(2)所示的学习速率自适应调节机制,可以增加稳定性,提高收敛速度。

$$\eta(n) = \begin{cases} 1.05\eta(n - 1) & (E(n) < E(n - 1)) \\ 0.7\eta(n - 1) & (E(n) > 1.04E(n - 1)) \\ \eta(n - 1) & (\text{其它}) \end{cases} \quad (2)$$

式中, $E(n)$ 表示第 n 步的误差。

3 煤体渗透率预测的神经网络模型

3.1 BP 神经网络结构

在前述分析的基础上,本文利用 3 层 BP 神经网络来建立煤体渗透率预测模型,选取有效应力、温度、瓦斯压力及煤体抗压强度作为输入层神经节点,输出层节点数为 1,代表煤体渗透率,隐含层节点数取为 20。渗透率预测神经网络结构如图 2 所示。

3.2 学习样本数据

笔者利用重庆大学煤矿灾害动力学与控制国家重点实验室自行研制的“含瓦斯煤热流固耦合三轴伺服渗流装置”^[7,19] 对不同有效应力、温度及瓦斯压

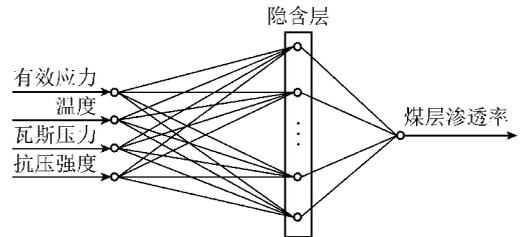


图 2 煤体渗透率预测神经网络结构

Fig. 2 Neural network structure of coal permeability prediction
力条件下的含瓦斯煤力学及渗流特性进行了详细的试验。本次研究采用 25 个试验所获不同条件下具有代表性的煤体渗透率数据来建立学习样本(表 1)。为检验模型的精度,其中最后 3 个数据作为检验样本不参加学习。

表 1 煤体渗透率学习样本基本数据

Table 1 Data of training samples

序号	有效应力/MPa	瓦斯压力/MPa	温度/°C	抗压强度/MPa	渗透率/ (10^{-15} m^2)
1	2.00	0.5	30	14.13	1.042
2	3.00	1.0	50	11.62	0.516
3	2.00	1.0	30	12.85	0.810
4	2.50	1.0	70	11.50	0.516
5	2.00	1.5	30	12.37	0.769
6	3.00	1.0	30	12.85	0.565
7	2.00	1.0	50	11.62	0.724
8	2.50	1.0	50	11.62	0.588
9	3.00	0.5	30	14.13	0.683
10	3.00	1.5	30	12.37	0.632
11	3.00	1.0	70	11.50	0.451
12	2.00	1.0	70	11.50	0.632
13	1.45	1.0	70	11.50	0.786
14	3.78	1.0	70	11.50	0.402
15	1.62	1.0	50	11.62	0.891
16	3.62	1.0	50	11.62	0.479
17	1.23	1.5	30	12.37	1.023
18	3.29	1.5	30	12.37	0.619
19	1.48	1.0	30	12.85	1.054
20	3.78	1.0	30	12.85	0.491
21	1.73	0.5	30	14.13	1.189
22	4.01	0.5	30	14.13	0.559
检验	2.50	1.5	30	12.37	0.677
检验	2.50	1.0	30	12.85	0.656
检验	2.50	0.5	30	14.13	0.801

3.3 学习样本训练及预测结果

设置最小均方误差为 0.000 01,学习率为 0.01,动量系数为 0.95,最大训练次数为 15 000,将表 1 中 1~22 号样本数据条件作为学习输入,煤体渗透率结果作为目标输出进行学习。本文采用批训练,样本顺

序对结果没有影响。该网络经过 11 986 次学习后精度满足要求,表 2 对结果和实测值进行了分析。

表 2 神经网络预测结果与实测值对比

Table 2 Prediction data vs. measured data

序号	训练结果/ (10^{-5} m^2)	实测值/ (10^{-5} m^2)	绝对误差	相对误差/%
1	1.062	1.042	0.020	1.883
2	0.529	0.516	0.013	2.457
3	0.810	0.810	0	0
4	0.517	0.516	0.001	0.193
5	0.773	0.769	0.004	0.517
6	0.568	0.565	0.003	0.528
7	0.727	0.724	0.003	0.413
8	0.590	0.588	0.002	0.339
9	0.682	0.683	-0.001	-0.147
10	0.634	0.632	0.002	0.315
11	0.450	0.451	-0.001	-0.222
12	0.626	0.632	0.006	0.958
13	0.766	0.786	-0.020	-2.611
14	0.412	0.402	0.010	2.427
15	0.898	0.891	0.007	0.780
16	0.470	0.479	-0.009	-1.915
17	1.014	1.023	-0.009	-0.888
18	0.602	0.619	-0.007	-1.163
19	1.058	1.054	0.004	0.378
20	0.478	0.491	-0.013	-2.720
21	1.140	1.189	-0.049	-4.298
22	0.561	0.559	0.002	0.357
检验	0.659	0.677	-0.018	-2.731
检验	0.654	0.656	-0.002	-0.306
检验	0.834	0.801	0.033	3.957

从表 2 可知,训练后 BP 神经网络模型所得预测结果的最大绝对误差为 $0.049 \times 10^{-15} \text{ m}^2$,最大相对误差为 4.298%。这说明,针对煤体渗透率预测所建立的 BP 神经网络模型很好地表达了煤体渗透率和各个影响因素之间的内在联系与规律。

图 3 根据实测值和预测值分别给出了温度和有效应力一定时瓦斯渗透率随瓦斯压力变化的关系曲线(该曲线相关数据为未学习数据)。从图 3 可以看出,随着瓦斯压力的升高,渗透率先急剧下降,在瓦斯压力为 1 MPa 左右时趋于平稳,而后开始出现缓慢上升的趋势。研究认为存在一个临界瓦斯压力,在小于此临界瓦斯压力范围内,瓦斯压力增加导致孔隙的扩张要小于吸附瓦斯导致孔隙的收缩,从而导致孔隙率的减小,煤体的瓦斯渗透率减小;当孔隙瓦斯超过此临界瓦斯压力后,瓦斯压力增加导致孔隙的扩张要大于吸附瓦斯导致孔隙的收缩,从而导致孔隙率的增

加,煤体的瓦斯渗透率增大。从图 3 还可以看到,本文所建立的 BP 神经网络模型所得到的预测结果很好地贴合了实测值。

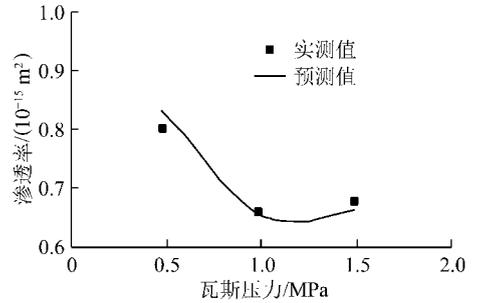


图 3 瓦斯压力-渗透率曲线

Fig. 3 Curve of gas pressure-permeability

图 4 根据实测值和预测值分别给出了有效应力和瓦斯压力一定时瓦斯渗透率随温度变化的关系曲线。从图 4 可以看出,随着温度的升高,煤样瓦斯渗透率逐渐降低。这是由于煤体骨架产生内向热膨胀,致使渗流通道进一步被压缩,渗透率降低。预测值极好地贴合了实测值。

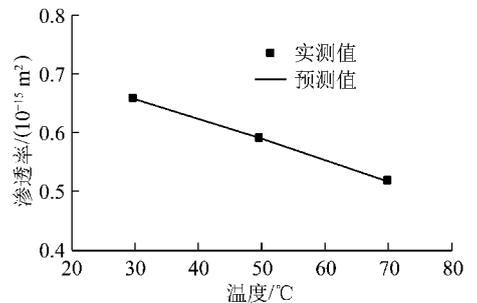


图 4 温度-渗透率曲线

Fig. 4 Curve of temperature-permeability

图 5 根据实测值和预测值分别给出了温度和瓦斯压力一定时瓦斯渗透率随有效应力变化的关系曲线。从图中可以看出,随着有效应力的增大,渗透率逐渐下降,渗透率下降速率则逐渐减小。这是由于随着有效应力的增大,煤中孔隙和裂隙被压缩,瓦斯渗流通道直径越来越小,渗透率降低。瓦斯渗流通道被压缩到一定程度后,有效应力对渗流通道的压缩效应逐渐变小,则渗透率下降速率逐渐减小^[20-21]。从图 5 还可以看到,预测结果较好地贴合了实测值。

4 结 论

(1) 分析总结了煤体渗透率的 3 个主要影响因素——有效应力、温度和瓦斯压力,再加上煤体自身的力学特性,以此为基础建立了一个预测煤体瓦斯渗透率的 BP 神经网络模型。

(2) 采用 25 个试验所获不同条件下具有代表性

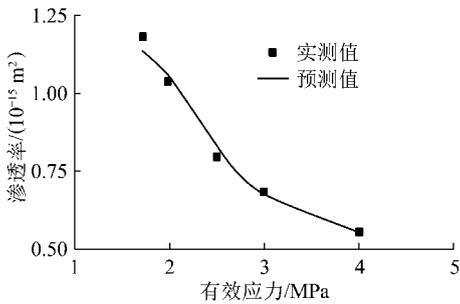


图5 有效应力-渗透率曲线

Fig. 5 Curve of effective stress-permeability

的煤体渗透率数据来建立学习样本。为检验模型的精度,其中最后3个数据作为检验样本不参加学习训练。该BP神经网络经过11986次学习后精度满足要求,训练后BP神经网络模型所得预测结果的最大绝对误差为 $0.049 \times 10^{-15} \text{ m}^2$,最大相对误差为4.298%。

(3)根据所建立的BP神经网络模型得到的预测值很好地贴合了实测值,说明针对煤体渗透率预测所建立的BP神经网络模型很好地表达了煤体渗透率和各个影响因素之间的内在联系与规律。

本文的研究工作还得到了中央高校基本科研业务费资助项目(CDJXS12240005)的资助,在此一并表示感谢!

参考文献:

[1] 谢和平,周宏伟,刘建峰,等.不同开采条件下采动力学行为研究[J].煤炭学报,2011,36(7):1067-1074.
Xie Heping, Zhou Hongwei, Liu Jianfeng, et al. Mining-induced mechanical behavior in coal seams under different mining layouts[J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(7): 1067-1074.

[2] 林柏泉,周世宁.煤样瓦斯渗透率的实验研究[J].中国矿业学院学报,1987,16(1):21-28.
Lin Baiquan, Zhou Shining. Experimental investigation on the permeability of the coal samples containing methane[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 1987, 16(1): 21-28.

[3] 赵阳升,胡耀青,杨栋,等.三维应力下吸附作用对煤岩体气体渗流规律影响的研究[J].岩石力学与工程学报,1999,18(6):651-653.
Zhao Yangsheng, Hu Yaoqing, Yang Dong, et al. The experimental study on the gas seepage law of rock-related to adsorption under 3D stresses[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(6): 651-653.

[4] 唐巨鹏,潘一山,李成全,等.有效应力对煤层气解吸渗流影响试验研究[J].岩石力学与工程学报,2006,25(8):1563-1568.
Tang Jupeng, Pan Yishan, Li Chengquan, et al. Experimental study on effect of effective stress on adsorption and seepage of coal-bed methane[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(8): 1563-1568.

[5] Enever J R E, Henning A. The relationship between permeability and effective stress for Australian coal and its implications with respect to coal-bed methane exploration and reservoir modeling[A]. Proceedings of the 1997 International Coal-bed Methane Symposium[C]. 1997.

[6] 蒋长宝,尹光志,李晓泉,等.突出煤型煤全应力-应变全程瓦斯渗流试验研究[J].岩石力学与工程学报,2010,29(S2):3482-3487.
Jiang Changbao, Yin Guangzhi, Li Xiaoquan, et al. Experimental study on gas permeability of outburst coal briquettes under the complete stress-strain process[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(S2): 3482-3487.

[7] 尹光志,蒋长宝,许江,等.含瓦斯煤热流固耦合渗流实验研究[J].煤炭学报,2011,36(9):1495-1500.
Yin Guangzhi, Jiang Changbao, Xu Jiang, et al. Experimental study of thermo-fluid-solid coupling seepage of coal containing gas[J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(9): 1495-1500.

[8] 许江,张丹丹,彭寿建,等.三轴应力条件下温度对原煤渗流特性影响的实验研究[J].岩石力学与工程学报,2011,30(9):1848-1854.
Xu Jiang, Zhang Dandan, Peng Shoujian, et al. Experimental research on impact of temperature on seepage characteristics of coal containing methane under triaxial stress[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2011, 30(9): 1848-1854.

[9] 许江,张丹丹,彭寿建,等.温度对含瓦斯煤力学性质影响的试验研究[J].岩石力学与工程学报,2011,30(S1):2730-2735.
Xu Jiang, Zhang Dandan, Peng Shoujian, et al. Experimental research on influence of temperature on mechanical properties of coal containing methane[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2011, 30(S1): 2730-2735.

[10] 梁冰,刘建军,范厚彬,等.非等温条件下煤层中瓦斯流动的数学模型与数值解法[J].岩石力学与工程学报,2000,19(1):1-5.
Liang Bing, Liu Jianjun, Fan Houbin, et al. The mathematical model and its numerical solution of gas flow under unequal temperatures[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2000, 19(1): 1-5.

[11] 梁冰,高红梅,兰永伟.岩石渗透率与温度关系的理论分析和试验研究[J].岩石力学与工程学报,2005,24(12):2009-2012.
Liang Bing, Gao Hongmei, Lan Yongwei. Theoretical analysis and experimental study on relation between rock permeability and temperature[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(12): 2009-2012.

[12] 尹光志,谭钦文,魏作安.基于混沌优化神经网络的冲击地压预测模型[J].煤炭学报,2008,33(8):871-875.
Yin Guangzhi, Tan Qinwen, Wei Zuohan. Combined optimization model of rock-burst prediction based on chaos optimization and BP neural networks[J]. Journal of China Coal Society, 2008, 33(8): 871-875.

[13] 冯夏庭,刁心宏.智能岩石力学(1)—导论[J].岩石力学与工程学报,1999,18(2):222-226.
Feng Xiating, Diao Xinhong. Intelligent rock mechanics(1)—intro-

- duction[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(2): 222-226.
- [14] 魏建平, 郝天轩, 刘明举. 基于构造复杂程度定量评价的瓦斯含量预测 BP 模型[J]. 煤炭学报, 2009, 34(8): 1090-1094.
Wei Jianping, Hao Tianxuan, Liu Mingju. BP model of gas content prediction based on quantitative assessment of geological structure complexity[J]. Journal of China Coal Society, 2009, 34(8): 1090-1094.
- [15] 朱红青, 常文杰, 张 彬. 回采工作面瓦斯涌出 BP 神经网络分源预测模型及应用[J]. 煤炭学报, 2007, 32(5): 504-508.
Zhu Hongqing, Chang Wenjie, Zhang Bin. Different-source gas emission prediction model of working face based on BP artificial neural network and its application[J]. Journal of China Coal Society, 2007, 32(5): 504-508.
- [16] 李业学, 谢和平, 朱建波, 等. BP 网络在粗糙断面分形特性试验中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(S2): 4402-4409.
Li Yexue, Xie Heping, Zhu Jianbo, et al. Application of BP network to tests on fractal characteristics of coarse cross-sections[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(S2): 4402-4409.
- [17] 何 吉, 徐 青, 陈胜宏. 裂隙岩体渗透特性反演分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(S1): 2730-2735.
He Ji, Xu Qing, Chen Shenghong. Back analysis of permeability of fractured rock[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(S1): 2730-2735.
- [18] 陈海军, 郦能惠, 聂德新, 等. 岩爆预测的人工神经网络模型[J]. 岩土工程学报, 2002, 24(2): 229-232.
Chen Haijun, Li Nenghui, Nie Dexin, et al. A model for prediction of rock-burst by artificial neural network[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2002, 24(2): 229-232.
- [19] 许 江, 彭守建, 尹光志, 等. 含瓦斯煤热流固耦合三轴伺服渗流装置的研制及应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, 29(5): 907-914.
Xu Jiang, Peng Shoujian, Yin Guangzhi, et al. Development and application of triaxial servo-controlled seepage equipment for thermo-fluid-solid coupling of coal containing methane[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(5): 907-914.
- [20] Yin Guangzhi, Jiang Changbao, Xu Jiang, et al. An experimental study on the effects of water content[J]. Transport in Porous Media, 2012, 94(1): 87-99.
- [21] 李祥春, 聂百胜, 刘芳彬, 等. 三轴应力作用下煤体渗流规律实验[J]. 天然气工业, 2010, 30(6): 19-21.
Li Xiangchun, Nie Baisheng, Liu Fangbin, et al. An experimental study on seepage flow in coal under triaxial stress[J]. Natural Gas Industry, 2010, 30(6): 19-21.