

文章编号: 1001-1986(2015)04-0094-05

煤层含气量测井解释方法参数选择及适用性

唐 颖^{1,2}, 李乐忠², 蒋时馨², 张滨海³, 仲米虹², 孙玉红⁴

(1. 中国地质大学(北京)能源学院, 北京 100083; 2. 中海石油气电集团技术研发中心, 北京 100027;
3. 中海油研究总院, 北京 100027; 4. 中海油能源发展采技服钻采工程研究院, 天津 300457)

摘要:多元线性回归及 BP 神经网络是煤层含气量测井解释的常用方法。基于澳大利亚 Galilee 盆地和沁水盆地煤层测井资料和实测含气量数据, 通过相关性分析和显著性检验, 筛选了和含气量相关的测井参数, 通过多元线性回归建立含气量与测井参数的解释模型; 基于 BP 神经网络的理论, 通过网络训练和测试, 建立了煤层含气量和测井参数的非线性解释模型。讨论了多元线性回归模型的参数选择方法, 并对两种解释方法的误差特点进行了分析, 讨论了两种方法的适用性。结果显示: 多元线性回归法和 BP 神经网络法是煤层含气量解释的常用方法, 前者的解释误差比后者大; 多元线性回归法解释精度与煤层含气量相关, 适用于含气量较高的井; BP 神经网络法解释精度普遍较高, 在含气量高和低的井中均可适用, 解释效果受输入层样本的数量和质量影响, 样本数量越多, 区域代表性越强, 解释效果越好。

关键词:煤层气; 测井; 煤层含气量; 多元线性回归; BP 神经网络; 参数选择; 适用性

中图分类号: P631.8; TE132 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1986.2015.04.020

Parameter selection and applicability of gas content logging interpretation methodology in coal seam

TANG Ying^{1,2}, LI Lezhong², JIANG Shixin², ZHANG Binhai³, ZHONG Mihong², SUN Yuhong⁴

(1. School of Energy Resources, China University of Geosciences, Beijing 100083, China; 2. Research and Development Center, CNOOC Gas & Power Group, Beijing 100027, China; 3. CNOOC Research Institute, Beijing 100027, China; 4. CNOOC Energy Technology & Service-Oilfield Technology Services Co. Drilling and Production Engineering Research Institute, Tianjin 300457, China)

Abstract: Multiple linear regression and BP neural network are gas content logging interpretation methodologies commonly used in coal seam. Based on well logging data and measured gas content of CBM well in Galilee basin of Australia and Qinshui basin of China, this study screened the logging related parameters of gas content through correlation analysis and then established the relationship model between gas content and logging parameters. Based on BP neural network theory, this study not only established a nonlinear prediction model of CBM gas content and logging parameters through the network training and prediction, but also analyzed the error of the two methods and discussed their applicability.

Key words: CBM; well logging; gas content; multiple linear regression; BP neural network; parameter selection; applicability

含气量是进行煤层气储层评价的重要参数。准确获取煤层含气量对煤层气的地质勘探、资源评价、有利区块优选等均有重要的意义^[1-3]。煤层含气量测定的常用方法包括现场解吸法、等温吸附法、测井解释法等。测井解释法通过测井数据与实测含气量的数学关系进行直接计算, 可以减少钻井取心测试的成本, 缩短钻井时间, 降低作业成本。

Kim^[4]提出了通过煤的工业组分和地层温压条件计算煤层吸附气含量的方法; Mullen^[5]通过对圣胡安盆地煤层气研究, 提出了密度与含气量线性拟合计算煤层含气量的方法; Mavor 等^[6]通过密度测井计算煤层灰分含量, 在此基础上建立了含气量与灰分含量的经验公式; Hawkins 等^[7]在等温吸附理论的基础上, 建立了煤层含气量与工业组分及 Langmuir 参

收稿日期: 2013-10-14

作者简介: 唐颖(1986—), 男, 四川安岳人, 博士研究生, 工程师, 从事非常规天然气地质勘探工作。

E-mail: tangying@sina.cn.

引用格式: 唐颖, 李乐忠, 蒋时馨, 等. 煤层含气量测井解释方法参数选择及适用性[J]. 煤田地质与勘探, 2015, 43(4): 94-98.

数的经验公式;Bhanja等^[8]提出了利用声波时差、光电截面指数、自然伽马3个参数结合密度测井建立中间复合参数,通过复合参数与含气量的相关性计算含气量的方法;文献[9-13]先后研究了多元线性回归法、BP神经网络法在煤层含气量测井解释中的应用。

多元线性回归和BP神经网络是煤层含气量测井解释较好的方法,前人对这两种方法的应用研究较多,但多侧重于研究方法的应用。本文以气电集团EXOMA项目煤层气井为例,结合国内沁水盆地的案例,研究这两种方法参数的选择方法和误差特点,并讨论两种方法适用性,以期提高煤层含气量的解释精度,指导煤层气勘探。

1 概况

研究资料来自气电集团EXOMA项目的煤层气探井W井,位于澳大利亚Galilee盆地,完钻井深1303 m,共钻遇煤层27 m,现场完成解吸样品22个,煤层含气量为0.8~4.64 m³/t,平均为2.96 m³/t;同时选取沁水盆地东北部区块15号煤的4口煤层气井资料进行对比研究,共收集到现场解吸数据29个,煤层含气量为8.32~17.44 m³/t,平均为11.86 m³/t^[14]。

2 煤层含气量测井解释方法

2.1 多元线性回归法

多元线性回归法由于其方法理论简单,操作容易,因此常用来作为煤层含气量、工业组分等测井解释的首选方法,其缺点是误差大,对参数选择要求高。

2.1.1 参数相关性分析

一般多采用储层岩电特征或交会图^[12-13,15]来确定含气量与测井参数之间的相关性。这些方法只能定性判定是否相关。在进行含气量解释时,不同的相关程度的参数拟合带来的误差不同,为了提高解释的精度,需要定量的判定不同测井参数与含气量之间的相关程度,以此选择相关性好的参数进行多元回归。

从W井含气量与测井参数交会图上看(图1),含气量与自然伽马、声波时差、密度和补偿中子均存在一定的相关性。通过对含气量和测井参数进行两两相关性分析,含气量与声波时差、密度与自然伽马在0.01水平(双侧)上显著相关,含气量与中子在0.05水平(双侧)上显著相关,其他测井参数与含气量没有相关性。

2.1.2 多元线性建模

根据相关性分析的结果,对含气量和相关的补偿中子、声波时差、密度及自然伽马4个参数进行多元线性回归,结果如下:

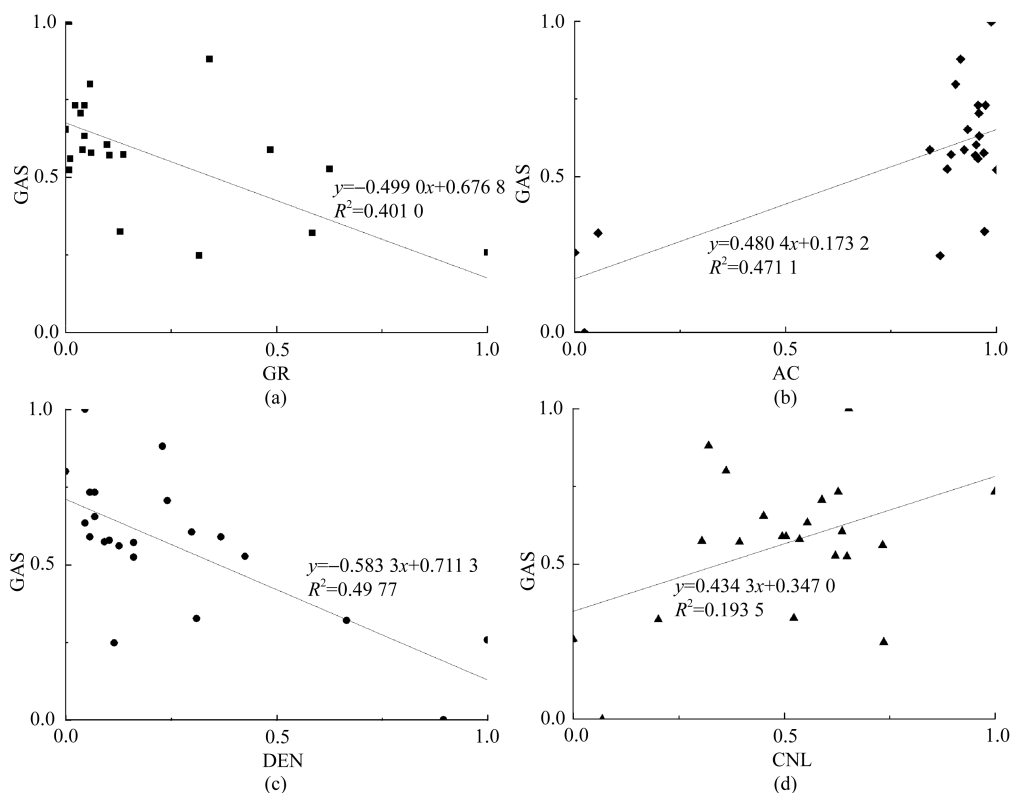


图1 含气量与自然伽马(a)、声波时差(b)、密度(c)及补偿中子(d)交会图(参数已归一化)

Fig.1 Gas content crossplot with GR(a), AC(b), DEN(c) and CNL(d)

$$\text{GAS} = -0.375\text{DEN} + 0.017\text{AC} - 0.045\text{CNL} - 0.411\text{GR} + 0.696 \quad (1)$$

$$R = 0.752, F = 4.882$$

式中 GAS 为含气量, m^3/t ; GR 为自然伽马, API; AC 为声波时差, $\mu\text{s}/\text{m}$; DEN 为密度, g/cm^3 ; CNL 为补偿中子, %; R 为复相关系数, 无量纲; F 为 F 统计量, 无量纲。

给定显著性水平 $\alpha = 0.01$, 多元回归的样本容量 $M = 20$, 回归方程 $n = 4$, 查表得到 $F_{0.01}(n, M - n - 1) = F_{0.01}(4, 15) = 4.89$, 因 $F = 4.882 < F_{0.01}(4, 15)$, 因此含气量与 4 个参数多元线性关系不显著。

由于含气量与 4 个测井参数线性关系不显著, 因此剔除相关性较低的补偿中子, 重新对剩余 3 个参数与含气量进行回归, 结果如下:

$$\text{GAS} = -0.232\text{GR} - 0.005\text{AC} - 0.377\text{DEN} + 0.691 \quad (2)$$
$$R = 0.751, F = 6.920$$

给定显著性水平 $\alpha = 0.01$, 多元回归的样本容量 $M = 20$, 回归方程 $n = 3$, 因 $F = 6.920 > F_{0.01}(3, 16) = 5.29$, 因此多元回归关系成立。

利用回归公式(2), 计算得到 W 井含气量结果及误差情况见表 1。

表 1 W 井多元线性回归及 BP 神经网络法含气量解释结果与误差情况表
Table1 Gas contents and their errors interpreted by multiple linear regression and BP neural network

序号	GR /API	DEN /($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$)	AC /($\mu\text{s}\cdot\text{m}^{-1}$)	CNL /%	实测含气量 /($\text{m}^3\cdot\text{t}^{-1}$)	多元线性回 归含气量 /($\text{m}^3\cdot\text{t}^{-1}$)	线性回归 绝对误差 /($\text{m}^3\cdot\text{t}^{-1}$)	线性回归 相对误差 /%	BP 神经网络 含气量 /($\text{m}^3\cdot\text{t}^{-1}$)	神经网络 绝对误差	神经网络 相对误差 /%
1	50.7	1.53	440	59.7	2.05	2.87	0.82	40.01	2.05	0	0.00
2	44.5	1.52	433	64.7	3.12	2.91	-0.21	6.58	3.14	0.02	0.64
3	32.9	1.31	423	58.5	3.06	3.32	0.26	8.38	2.81	-0.25	8.17
4	26.5	1.40	449.8	65.2	2.81	3.19	0.38	13.66	2.96	0.15	5.34
5	26.4	1.30	445.5	65.4	4.64	3.36	-1.28	27.57	4.60	-0.04	0.86
6	36.4	1.26	415.8	52.7	3.87	3.38	-0.49	12.55	3.69	-0.18	4.65
7	33.7	1.31	434.6	64.3	3.61	3.31	-0.30	8.25	3.34	-0.27	7.48
8*	93.1	1.46	420	50.9	4.18	2.80	-1.38	33.04	3.12	-1.06	25.36
9	121.9	1.58	394.5	58.9	3.06	2.47	-0.59	19.20	3.07	0.01	0.33
10	45.7	1.40	432.3	54.1	2.99	3.11	0.12	3.99	3.09	0.1	3.34
11	52.2	1.34	412.2	50.2	3.00	3.18	0.18	6.04	3.12	0.12	4.00
12	29.3	1.32	440.7	80.5	3.61	3.31	-0.30	8.18	3.61	0	0.00
13	27	1.37	434.5	68.9	2.95	3.24	0.29	9.91	2.95	0	0.00
14	33.7	1.30	435.6	61.1	3.23	3.33	0.10	3.06	3.27	0.04	1.24
15	36.9	1.35	439.2	60.3	3.02	3.23	0.21	6.99	3.06	0.04	1.32
16*	150	1.63	409	64	2.82	2.26	-0.56	19.74	2.61	-0.21	7.45
17	224.9	2.13	99.4	36.9	1.79	1.11	-0.68	37.72	1.77	-0.02	1.12
18	174.4	2.04	107.4	39.9	0.80	1.49	0.69	86.13	0.86	0.06	7.50
19	88.1	1.36	403	69	1.75	2.99	1.24	70.78	1.74	-0.01	0.57
20	32	1.47	435.2	62.6	3.51	3.05	-0.46	13.00	3.23	-0.28	7.98
21	141.8	1.84	118.8	45.7	2.03	1.97	-0.06	3.14	2.03	0	0.00
22	24.8	1.32	425.9	56.6	3.31	3.34	0.03	0.78	3.49	0.18	5.44

注: *为测试样本

2.2 BP 神经网络法

多元线性模型建立的方程虽然有效, 实际上含气量与各测井参数之间往往不全是简单的、线性的关系, 多元线性回归法在解释含气量时仍存在较大的误差。为了提高解释的精度, 可以使用非线性的模型来解释含气量。BP 神经网络是 20 世纪 80 年代发展起来的一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络, 具有极强的非线性逼近能力, 能真实反映煤层含气量与主控因素之间的非线性关系, 解释结果与实测值之间误差小, 相对误差小于 10%^[12-13]。

2.2.1 BP 网络设计

研究采用三层 BP 神经网络解释煤层含气量。输入层参考相关性分析的结果, 选择补偿中子、声

波时差、密度和自然伽马作为输入神经元; 中间层根据 Komogorov 理论和大量的研究, 当输入层为 4 个节点时, 9 个中间层能够保证网络精度^[13]; 输出层为含气量。W 井含气量 BP 神经网络拓扑图如图 2。

2.2.2 网络训练和数据测试

由于各神经元单位不一致, 为了加快训练网络的收敛性, 需对数据的大小进行归一化处理, 补偿中子、声波时差、密度和自然伽马具有近似线性特征, 采用线性函数转换^[8]。

网络中间层的神经元传递函数采用 S 型的正切函数 tansig, 输出层神经元传递函数采用 S 型对数函数 logsig, 这两个函数的输出值位于区间[0,1] 中, 满足网络输出的要求。通过测试发现 trainbfg 训练

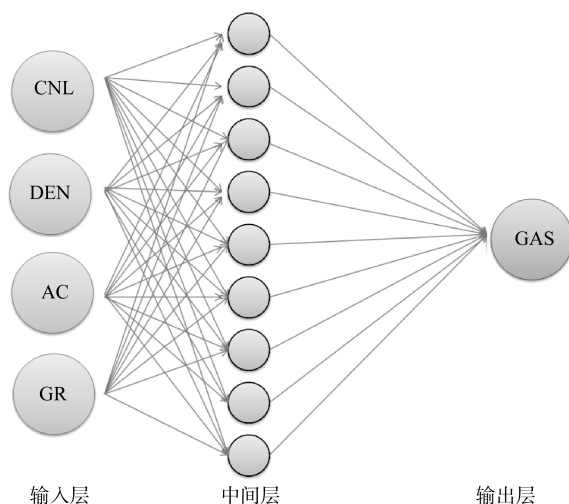


图2 W井煤层含气量BP神经网络模型拓扑图

Fig.2 Topological graph of BP neural network of gas content of well W

函数收敛速度更快,效果更好。网络最大训练次数设置为20 000,误差精度设置为0.001。

在22个数据点中,选取20个数据作为训练样本,对网络进行训练,2个数据作为测试样本(8、16号样本)。表1为W井的训练样本和测试样本集含气量解释结果及误差情况。从训练和测试结果可以看出,BP神经网络解释的含气量相对误差较小,20个训练样本平均相对误差3%,2个测试样本平均相对误差为16.4%,远小于多元线性回归。

3 参数选择及适用性

3.1 多元线性模型的参数选择

前已叙及,多元线性回归方法解释误差大,对参数选择要求高。对W井含气量与自然伽马、声波孔隙度、密度和补偿中子分别使用交会图和相关性分析,结果表明含气量与其他4个参数都表现出一定的相关性。但是,若使用4个参数与含气量进行多元线性回归,其误差比剔除相关性较小的补偿中子使用剩下3个参数进行回归大(图3)。

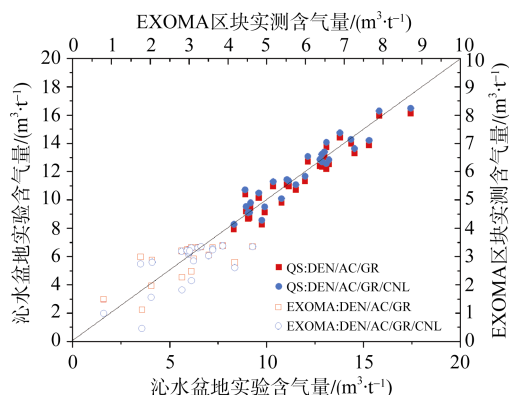


图3 不同参数含气量解释结果对比图

Fig.3 Comparison of gas contents interpreted by different parameters

在整个参数选择过程中,相关性分析和交会图法作用相同,相关性分析是交会图表征的数字化,最后通过显著性检验决定参数取舍。通过显著性检验能够将影响回归方程解释精度的参数剔除,从而提高解释的精度。

对沁水盆地区块煤层气井测井参数与实测含气量进行相关性分析和解释,结果表明含气量与密度具有极大的相关性,与补偿中子没有相关性。使用密度、声波时差、自然伽马3个参数和密度、声波时差、自然伽马、补偿中子4个参数与含气量进行多元线性建模,并使用建立的模型对测试样本进行解释,前者解释的含气量相对误差比后者解释相对误差小,但通过所有的样本检验,前者解释结果与后者的解释结果大体相同,区别不大(图3)。

综上所述,在使用多元线性回归法解释煤层含气量时,含气量和密度、声波时差和自然伽马相关性最好,在含气量较小的井中,剔除相关性较小的参数能够提高解释的精度,在含气量较大的井中,含气量由于受某一个或几个主要参数控制,相关性较小的参数对解释误差影响不大。

3.2 不同方法的适用性分析

从实测含气量,多元线性回归以及BP神经网络解释含气量结果对比可以看出(图4),多元线性回归的结果误差较大,BP神经网络解释的结果和实测的基本吻合,误差较小,说明BP神经网络法解释含气量比多元线性回归法误差小。进一步分析多元线性回归法解释的绝对误差和相对误差随含气量变化的规律,无论是绝对误差还是相对误差都随着实测含气量的减小而增大(图5)。因此,煤层气井含气量越低,使用多元线性回归法解释含气量的误差越大,多元线性回归法对含气量低的井误差较大,对含气量高的井解释误差基本能够满足勘探要求。

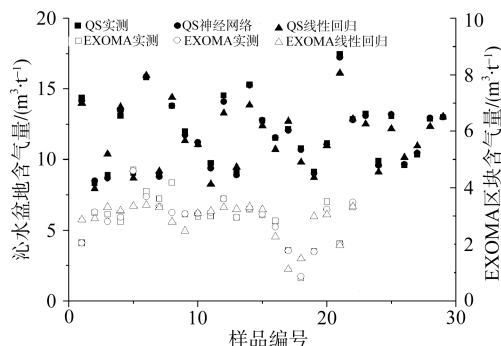


图4 多元线性回归和BP神经网络解释含气量与实测含气量对比图

Fig.4 Comparison of measured gas content and gas content interpreted by multiple linear regression and BP neural network

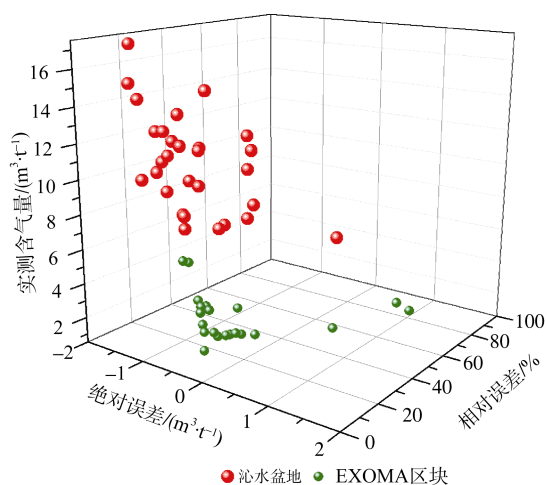


图 5 多元线性回归法解释含气量绝对误差和相对误差图

Fig.5 Absolute error and relative error of gas content interpreted by multiple linear regression

表 2 多元线性回归法和 BP 神经网络法解释煤层含气量差异对比表

Table 2 The difference of gas content interpretation methodology between multiple linear regression and BP neural network

方法	相关参数	解释精度	适用条件	误差影响因素
多元线性回归	DEN/AC/GR	含气量越高, 精度越高	含气量高的井	相关性较低的参数
BP 神经网络	DEN/AC/GR/CNL	普遍较高	含气量高低均适用	训练样本的数量和质量

4 结 论

a. 煤层含气量与密度、声波时差、自然伽马、补偿中子相关, 在含气量较低的井中, 通过显著性检验能够剔除影响解释误差的参数。多元线性回归法和 BP 神经网络法是煤层含气量解释的常用方法, 前者的解释误差比后者大。

b. 多元线性回归法解释精度与煤层含气量相关, 适用于含气量较高的井, 当煤层含气量较低时, 解释误差较大, 当含气量较高时, 解释结果基本能够满足勘探需要。

c. BP 神经网络法解释精度普遍较高, 在含气量高、低的井中均可适用, 解释效果受输入层样本的数量和质量影响, 样本数量越多, 区域代表性越强, 解释效果越好。

参考文献

- [1] 宋岩, 张新民, 柳少波, 等. 中国煤层气地质与开发基础理论[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [2] 张新民, 庄军, 张遂安. 中国煤层气地质与资源评价[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [3] 叶建平, 岳魏, 秦勇, 等. 中国煤层气聚集区带划分[J]. 天然气工业, 1999, 19(5): 9-13.
- [4] KIM A G. Estimating methane content of bituminous coal beds from adsorption data[C]. New York: US Bureau of Mines Report of Investigations, No. 8247, 1977.
- [5] MULLEN M J. Coalbed methane resource evaluation from wire-

通过大量的应用表明, BP 神经网络法虽然明显优于多元线性回归, 但是其自身也存在着局限^[10-11], 如在 W 井中通过样本检测误差较小, 但是通过 W 井建立的神经网络解释区块内另一口井的误差较大, 而该方法对沁水盆地 4 口井整体解释效果则较好。从两个区块神经网络的输入层数据来看, EXOMA 区块输入层数据来自单独一口井, 不能反映区域性特征, 因此对区块内其他井预效果较差; 沁水盆地输入层数据来自 4 口井, 能够反映区域上含气量与测井参数的相关性, 对区块整体解释效果较好。由此说明, BP 神经网络法可靠性受控于训练样本的数量和质量, 输入样本越多, 样本区域代表性越强, 误差越小。

多元线性回归法和 BP 神经网络法解释煤层含气量差异见表 2。

line logs in the northeastern San Juan Basin: A case study[C]// Low permeability reservoir Symposium. Colorado: SPE, 1989. doi: 10.2118/18946-MS.

- [6] MAVOR M J, CLOSE J C, MCBANE R A. Formation evaluation of exploration Coalbed-Methane wells[J]. SPE Formation Evaluation, 1994, 9(4): 285-293.
- [7] HAWKINS J M, SCHRAUFNAGEL R A, OLSZEWSKI A J. Estimating coalbed gas content and sorption isotherm using well log data[C]// SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Washington: SPE, 1992.
- [8] BHANJA A K, SRIVASTAVA O P. A new approach to estimate CBM gas content from well logs[R]. SPE 115563, 2008.
- [9] 侯俊胜, 尉中良. 自组织神经网络在测井资料解释中的应用[J]. 测井技术, 1996, 20(3): 197-200.
- [10] 侯俊胜, 王颖. 神经网络方法在煤层气测井资料解释中的应用[J]. 地质与勘探, 1999, 35(3): 41-45.
- [11] 侯俊胜. 煤层气储层测井评价方法及其应用[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000.
- [12] 潘和平, 黄智辉. 煤层含气量测井解释方法探讨[J]. 煤田地质与勘探, 1998, 26(2): 58-60.
- [13] 孟召平, 田永东, 雷嘶. 煤层含气量预测的 BP 神经网络模型与应用[J]. 中国矿业大学学报, 2008, 37(4): 456-461.
- [14] 董维武. 煤层气储层测井评价方法研究[D]. 东营: 中国石油大学, 2011.
- [15] 孟召平, 朱绍军, 贾立龙, 等. 煤工业分析指标与测井参数的相关性及其模型[J]. 煤田地质与勘探, 2011, 39(2): 1-6.
- [16] 陈钢花, 董维武. 遗传神经网络在煤质测井评价中的应用[J]. 测井技术, 2011, 35(2): 171-175.

(责任编辑 宋震炎)