

doi: 10.11720/wtyht.2020.1561

郭建宏,张占松,张超谟,等.基于灰色系统与测井方法的煤层气含量预测及应用[J].物探与化探,2020,44(5):1190-1200. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2020.1561>

Guo J H, Zhang Z S, Zhang C M, et al. Prediction and application of coalbed methane content based on gray system and logging method[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(5): 1190-1200. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2020.1561>

基于灰色系统与测井方法的煤层气含量 预测及应用

郭建宏^{1,2}, 张占松^{1,2}, 张超谟^{1,2}, 陈芷若², 张鹏浩^{1,2}, 汤潇^{1,2}, 秦瑞宝³, 余杰³

(1. 长江大学 物理与石油资源学院, 湖北 武汉 430100; 2. 长江大学 油气资源与勘探技术教育部重点实验室, 湖北 武汉 430100; 3. 中海油研究总院, 北京 100027)

摘要: 煤层气含量是评价煤储层的一个重要参数。本文将灰色系统用于煤层测井曲线, 利用改进的斜率关联度法, 分析了对煤层气含量敏感的测井曲线序列; 对正关联相关的测井曲线序列利用灰色多变量静态模型 GM(0, N) 预测煤层气含量。并以沁水煤田为例, 将预测结果与多元回归模型分析的结果进行比较并对本文方法模型的实用性进行研究分析。结果表明, 应用改进的斜率关联度对测井曲线与煤层气含量进行灰色关联分析能更充分开发测井曲线与煤层气含量的关系; 用 GM(0, N) 模型预测煤层气含量比多元回归模型预测的结果更精确, 且本文模型更为强健, 可在样本数据相对较少的情况下有效预测煤层气含量曲线, 结果可信度高, 具有实际应用价值。

关键词: 煤层气含量; 测井曲线; 灰色关联分析; GM(0, N) 预测模型

中图分类号: P631 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-8918(2020)05-1190-11

0 引言

我国煤炭资源储量丰富且开发前景广阔^[1-2]。煤层气含量是评价煤层含气储层参数之一^[3], 其与煤层气井单井产量预测、资源开发前景及资源勘探息息相关^[4], 在实际开采中为防止盲目开发带来的损失需进行区块储量预测^[5-6]。煤层气作为非常规天然气, 与常规天然气在储层中的储集与渗流机理存在不同^[7], 煤层气含量受控因素复杂繁多, 与煤阶变质程度、温度、压力、有效埋深、厚度、构造特征、水文地质特征等地质因素相关联^[8-12]。对煤层气含量的预测自几十年前起就有学者进行了相关研究, 煤层气含量的测定方法多样, 相对直接且准确的是对煤心进行实验测量, 但因煤心实测资料较少难以直接使用。继而可根据等温吸附理论、地质统计分析法等对气含量进行估算^[13]。国内外煤层气研究

学者相继提出了多种煤层气含量评价预测方法, 1997年由 Kim A G. 提出 Kim 法, 将水分、灰分含量结合煤层压力、温度及平衡水状态校正量等进行煤层吸附气含量计算^[14], 后基于这一方法将煤心工业组分含量引入并进行相关分析, 提出改进 Kim 方程; Ahmed U^[15] 等通过建立等温吸附模型对煤层气等温吸附线进行描述; Hawkins J M 等^[16] 根据 Langmuir 等温吸附理论, 进一步提出用兰氏煤阶方程计算方法进行煤层气含量预测。

除地质方法外, 利用测井手段求取煤层含气储层参数也逐步成为研究热点。由于煤层气含量受多方面因素影响, 测井与煤层气含量的关系可能为线性或非线性。预测煤层气含量的方法多以回归分析、BP 神经网络等算法为主。回归分析法多为通过分析常规测井曲线, 建立测井与煤层气含量相关关系, 预测煤层气含量, 这类模型预测效果良好, 有较好的应用前景^[17-18]; 邵先杰等^[19] 基于煤岩工业组分

收稿日期: 2019-12-02; 修回日期: 2020-04-01

基金项目: 国家科技重大专项(2016ZX05060001-012); 湖北高校省级大学生创新训练项目(201810489075)

作者简介: 郭建宏(1997-), 男, 山东招远人, 主要研究方向测井方法与解释、煤层气测井智能评价。Email: 87942024@qq.com

通讯作者: 张占松(1965-), 男, 河南登封人, 教授, 主要从事测井方法与解释研究、油藏描述等工作。Email: Zhangzhs@yangtzeu.edu.cn

间的关系及补偿密度、声波时差等的测井响应,对韩城矿区煤样应用多元回归分析和体积模型法建立了煤储集层含气量测井解释模型,计算结果匹配度好;黄兆辉等^[20]针对沁水盆地目标层,分析煤工业组分与相关测井响应特征,结合改进 Langmuir 煤阶方程对煤质与含气量关系进行建模;金泽亮等^[21]分析沁水盆地柿庄区块煤层气储层地质特征及测井资料,利用兰氏方程和多元线性回归导出了煤层气含量计算的公式,其结果具有可信度与有效性。在利用线性关系难以准确建模时,可利用神经网络等方法进行煤层气含量计算。将电阻率、体积密度、自然伽马等一系列测井曲线参数,通过神经网络训练预测值和期望值的吻合程度计算煤层气含量,该算法的非线性逼近能力强,对于已知存在某种潜在的联系但又无法用确切方程或算法表达的求解问题有其独到之处^[22]。侯俊胜等^[23]根据煤层气储层及其测井响应特征将神经网络方法应用于测井资料解释中,取得了满意的解释结果;潘和平等^[24]提出利用非线性方法预测煤层气含量,通过分析大量数据验证表明 BP 神经网络预测煤层气含量精度比较高;吴东平等^[25]应用 BP 神经网络对山西柳林杨家坪地区煤层进行煤层气含量预测,效果良好;连承波等^[26]将支持向量机引入煤层气含量的评价预测中。

在实际应用中,由于各测井参数对煤层气含量的灵敏度不同且组合方式存在差异,因而回归分析法得出的模型计算结果与实际数据存在一定偏差,误差分析数据不足导致应用效果受限,BP 神经网络

$$\gamma_{(x_0, x_i)} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{\max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)|}, \quad (3)$$

式中: $\max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 为参考序列与对比序列间的两极最大差; $\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 为参考序列与对比序列间的两极最小差; ρ 为分辨率系数, $\rho \in [0, 1]$, 多取 $\rho = 0.5$ 。

1.2 斜率关联度

一般关联度于实际应用中在规范性与无量纲化

$$\gamma_{(x_0, x_i)} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n-1} \frac{1}{1 + \left| \frac{x_0(k+1) - x_0(k)}{x_0(k+1)} - \frac{x_i(k+1) - x_i(k)}{x_i(k+1)} \right|}, \quad (4)$$

其中 $k \in [1, n-1], i \in [1, n]$ 。

后对上述斜率关联法进行改进引入 $\delta(k)$ 函数,使其既可以反映序列间的正关联情况,也能反映负关联情况^[28-31]。本文在此基础上,结合实际情况,根据参考序列煤层气含量的分布情况进行分段加权

由于训练的复杂性并且对数据样本要求较高,使用存在局限性。针对上述问题,本文将灰色关联技术这一数学方法结合测井曲线参数进行煤层气含量预测,即通过计算各测井曲线参数与煤层气含量的灰色关联度并结合 GM(0, N) 模型进行煤层气含量预测,并用实际数据来验证本文方法的有效性和实用性。

1 基本原理

1.1 灰色关联计算

对数据分析时使用灰色关联法所得的结果直观且对数据样本数量、数据形态及数据间隔要求较低,并且对于无典型分布规律的数据,定量计算与定性分析结果相符合,实用性强。最早且应用最为广泛的灰色关联法是由邓聚龙教授提出的一般关联度,基本思想为将各序列曲线的几何形状进行对比,根据其相似程度来比较判断各序列联系的紧密程度,曲线几何形状接近,则序列间关联度大,反之形状不接近则关联度小。

一般关联度的具体形式为规定一参考序列 x_0 与一对比序列 x_i , 其形式分别为

$$x_0 = \{x_0(k) \mid k = 1, 2, 3, \dots, n\}, \quad (1)$$

$$x_i = \{x_i(k) \mid k = 1, 2, 3, \dots, n\}, \quad (2)$$

其中 $i \in [1, \infty)$, 将 x_0 与 x_i 之间的一般关联度定义为:

保序性上存在缺陷,继而有学者提出斜率关联法。该关联法的基本思想为根据参考序列与对比序列在同一时段上各序列曲线斜率的接近程度来判定序列之间的关联度。若参考序列与对比序列在各时段上斜率方向相同且数值接近则两序列间关联程度大,反之则相对小。斜率关联度的计算公式为^[27]:

平均,加权系数取决于各段上样本数量的多少。本文假定参考序列根据数值范围分选至 m 个区域,根据各区域样本数量的多少进行加权平均,计算公式可写为:

$$\gamma_{(x_0, x_i)} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n-1} \delta(k) \frac{1}{1 + \left| \frac{|x_0(k+1) - x_0(k)|}{\bar{\Delta}_{0w}} - \frac{|x_i(k+1) - x_i(k)|}{\bar{\Delta}_{iw}} \right|}, \quad (5)$$

其中 $\bar{\Delta}_{0w} = \frac{1}{\sum_{l=1}^m w_l} \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^{n-1} w_l |x_0(k+1) - x_0(k)|$; $\bar{\Delta}_{iw} = \frac{1}{\sum_{l=1}^m w_l} \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^{n-1} w_l |x_i(k+1) - x_i(k)|$; $\delta(k) = \pm 1$,

当 $(x_0(k+1) - x_0(k))(x_i(k+1) - x_i(k)) \geq 0$ 时值为 1, 当 $(x_0(k+1) - x_0(k))(x_i(k+1) - x_i(k)) < 0$ 时值为 0。

1.3 GM(0,N) 模型

GM(0,N) 模型为不含导数的静态模型, 该模型与多元线性回归模型有着本质上的区别, 一般的多元线性回归模型以原始数据为基础, GM(0,N) 模型则是以原始数据一次累加的新数据序列为建模基础^[29]。GM(0,N) 模型的建模形式弱化了原始数据间的随机性, 将数据规律性提高^[32], 且该模型对统计数据数量要求小, 在实际生产中更能满足使用条件, 这也是本文对工区数据使用 GM(0,N) 模型的原因之一。

规定 $x_1^{(0)} = \{x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(n)\}$ 为系统特征序列, 将相关因素序列规定为:

$$x_2^{(0)} = \{x_2^{(0)}(1), x_2^{(0)}(2), \dots, x_2^{(0)}(n)\},$$

$$x_3^{(0)} = \{x_3^{(0)}(1), x_3^{(0)}(2), \dots, x_3^{(0)}(n)\},$$

⋮

$$x_N^{(0)} = \{x_N^{(0)}(1), x_N^{(0)}(2), \dots, x_N^{(0)}(n)\},$$

$x_i^{(1)}$ 为 $x_i^{(0)}$ 的一次累加生成序列, 即 1-AGO 序列。可将 GM(0,N) 模型写成:

$$x_1^{(1)}(k) = a + b_2 x_2^{(1)}(k) + b_3 x_3^{(1)}(k) + \dots + b_N x_N^{(1)}(k) \quad (6)$$

预测步骤为:

- 1) 求取各序列的 1-AGO(一次累加) 序列;
- 2) 构造数据矩阵:

$$B = \begin{bmatrix} 1, & x_2^{(1)}(2), & \dots, & x_N^{(1)}(2) \\ 1, & x_2^{(1)}(3), & \dots, & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & & & \\ 1, & x_2^{(1)}(n), & \dots, & x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix},$$

$$Y = \begin{bmatrix} x_1^{(1)}(2) \\ x_1^{(1)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(1)}(n) \end{bmatrix};$$

3) 计算参数列: $\hat{a} = [a, b_2, \dots, b_N]^T$

参数列计算的最小二乘估计公式为:

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y, \quad (7)$$

4) 按照式(6)建立 GM(0,N) 模型;

5) 还原数据列得到预测值:

按照式(6)计算得到的数据无实际物理意义, 通过序列内数据累减得到还原数据序列, 公式为:

$$\hat{x}_1^{(0)}(k+1) = \hat{x}_1^{(1)}(k+1) - \hat{x}_1^{(1)}(k), \quad (8)$$

若要预测系统特征数据第 n 个值以后的值, 仍可通过上述步骤建立 GM(0,N) 模型计算得到累加数据后进行累减逆生产即可^[33]。

2 煤层气含量预测应用实例

本文使用的工区实例为山西省沁水煤田柿庄北区 15 号煤层气含量数据, 结合本文上述方法对煤层数据进行处理并预测煤储层气含量并与邻近工区使用的多元回归法进行对比^[34]。

2.1 工区概况

沁水煤田是中国目前产煤最多的大型石炭—二叠纪煤田^[35]。沁水煤田煤层气资源丰富, 约占全国煤层气资源量的 1/4, 其勘探程度在国内最高、储量条件稳定、开发潜力巨大, 新一轮资源评价结果显示, 沁水盆地煤层气地质资源量大于 $1 \times 10^{12} \text{ m}^3$ ^[36]。本文所用数据其勘探区于沁水煤田柿庄北区 15 号煤层。勘探区共取得煤层气含量测试样品 40 个。将 40 个测试样品气含量及对应的标准化以后的自然电位、自然伽马、补偿密度、声波时差、补偿中子、深浅侧向电阻率及深度收集制表(表 1)。

2.2 测井参数关联分析

煤层气含量理论上受煤层有效埋深及煤层顶底板岩性等多个地质因素所控, 而这些地质因素决定了煤层测井响应特征。因此, 不同测井曲线上会因煤层气含量的变化出现不同响应。根据研究区柿庄北区 15 号层的 40 组煤储层气含量测试样品, 能对煤层气测井响应与煤层气含量做相关性分析(图 1), 找到与煤层气含量相关性相对明显的测井曲线, 根据拟合优度建立关联序(表 2)。再应用改进的斜率关联法计算各测井参数与煤层气含量间的关联度与关联序(表 3), 为消除主控因素不同量纲的数据对预测结果的影响, 进行关联度计算前需要对数据进行初值化处理^[18]。

表 1 15 号煤层测试含气量与测井标准化参数

Table 1 Test gas content and logging standardization parameters of coal seam 15

样号	测试气量 /($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)	深度曲线 /m	自然伽马 /API	自然电位 /mV	补偿密度 /($\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$)	声波时差 /($\mu\text{s} \cdot \text{m}^{-1}$)	补偿中子 /($\text{V} \cdot \text{V}^{-1}$)	深电阻率 /($\Omega \cdot \text{m}$)	浅电阻率 /($\Omega \cdot \text{m}$)
1	18.58	974.26	37.5	65	1.41	411	0.50	8174	5524
2	16.59	974.50	50.4	55	1.47	413	0.51	7594	5225
3	16.99	976.99	49.1	28	1.25	414	0.47	1620	1641
				⋮					
40	17.17	1239.27	24.0	83	1.54	443	0.46	159	237

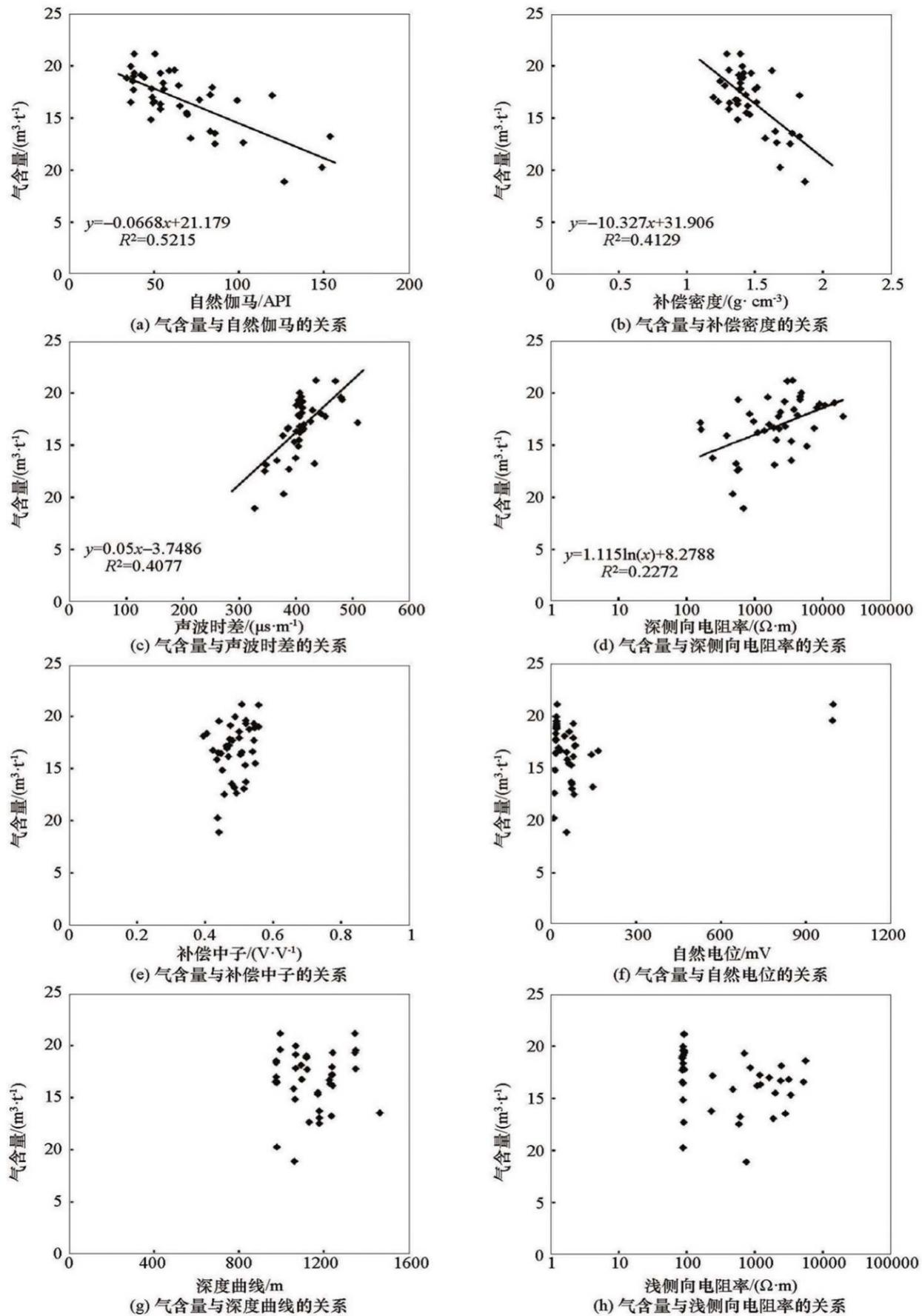


图 1 煤储层含气量与测井参数之间的关系

Fig. 1 Relationship between gas content of coal reservoir and logging parameters

表 2 线性回归相关系数结果

Table 2 Linear regression correlation coefficient results

	R_1^2 自然伽马	R_2^2 深电阻率	R_3^2 补偿密度	R_4^2 声波时差
拟合优度	0.522	0.227	0.413	0.408
关联序	1	4	2	3

表 3 本文斜率关联度计算结果

Table 3 The calculation results of slope correlation degree in this paper

	$\gamma(x_0, x_1)$ 深度曲线	$\gamma(x_0, x_2)$ 自然伽马	$\gamma(x_0, x_3)$ 自然电位	$\gamma(x_0, x_4)$ 声波时差	$\gamma(x_0, x_5)$ 补偿密度	$\gamma(x_0, x_6)$ 补偿中子	$\gamma(x_0, x_7)$ 深电阻率	$\gamma(x_0, x_8)$ 浅电阻率
关联度	0.173	0.368	0.097	0.524	0.517	0.229	0.384	-0.085
关联序	6	4	7	1	2	5	3	8

结合线性回归及斜率关联度法判断各测井曲线与煤层气含量的关联性,通过线性回归图得到自然伽马、补偿密度、声波时差及深侧向电阻率与煤层气含量存在相关关系,但其他测井曲线序列相关性不明显。而斜率关联法分析的结果为:除浅侧向电阻率曲线与煤层气含量为负关联外,其余测井曲线序列均与煤层气含量呈正关联,即可用于煤层气含量建模预测。基于上述结果对各测井曲线与煤层气含量间的关系结合 15 号煤层数据进行分析。

2.2.1 煤层气含量与深度曲线之间的关系

煤层所在的深度决定着煤化作用产生的气体是否能得到保存,理论上随着煤层埋深的增加,煤化程度与生烃量增加,即煤层气含量应相应增大^[20],但深度达到某一临界深度后,基于地质构造因素等原因^[37]导致含气量增加趋势缓慢,遵循朗格缪尔吸附定律。本区 15 号煤层所处位置相对 3 号煤层更深,样本分布区间集中,在线性回归上难以得到气含量与深度曲线间的相关关系,两者无法用线性方程解释;经斜率关联法计算后,发现煤层气含量与深度曲线为正关联,结合该地区煤层埋藏深、封闭性好等特点与斜率关联度计算结果理论上不相悖,可将深度曲线用于煤层气含量预测。

2.2.2 煤层气含量与补偿密度之间的关系

煤的基质密度较低,补偿密度测井上,15 号煤层统计煤的体积密度为 1.20~1.87g/cm³,平均为 1.47g/cm³。煤层气主要以吸附态、游离态及溶解态的形式赋存于煤层中,吸附态气量占煤层气含量比例最大,约占总体的 80%~95%。在测井密度值的响应上,密度值随着致密程度的增加而增大,即致密程度的增大相应的会使孔隙度及煤层气含量降低,反之致密程度越小煤层越松软,煤层气含量会相对升高。因而随着煤层气含量的增加,对应的说明煤的体积密度减小,利用线性回归发现气含量与补

偿密度间为负相关关系,通过斜率关联度计算两者在数值变化趋势上呈正关联。

2.2.3 煤层气含量与声波时差之间的关系

煤的分子结构相对松散,且声波传播受制于煤层内部结构,导致其传播速度较低,因而在声波时差测井曲线上表现为时差较高。声波时差对含气性敏感,在含气储层由于声波能量严重衰减导致声波时差会明显增大或出现周波跳跃现象^[37]。在声波时差测井响应上,煤层含气性使得声波时差增大或出现周波跳跃现象,声波时差增大越明显说明能量衰减越严重,指示气含量高,反之若煤层段声波时差增大不明显对应说明能量衰减相对更弱,气含量为相对低值。结合线性回归图中煤层气含量与声波时差呈正相关关系且斜率关联度计算表明两者在数值变化趋势上呈正关联,与理论分析相符。

2.2.4 煤层气含量与补偿中子之间的关系

在煤层中,储层实际孔隙度通常较低,一般不足 10%,但由于煤层由碳、氢、氧组成且煤层气中含有甲烷,导致含氢指数高,补偿中子测井呈现一种虚高假象。15 号煤层段补偿中子主要分布在 40%~56% 之间,其测量数值偏大。理论上煤层含气后补偿中子测井值会相对减小,但实际影响补偿中子测井值的因素较多,例如其受制于煤层其他组分的中子骨架值,煤层气组分及对应的中子骨架值和储层含水量等一系列因素。结合实际煤层气含量与补偿中子的线性回归分析,补偿中子反映煤层气含量的相关性弱;而通过斜率关联法计算发现两者在数值变化趋势上呈正关联。

2.2.5 煤层气含量与自然伽马之间的关系

煤体本身的自然放射性较弱,煤的天然放射性取决于成煤过程中的外来矿物质。煤中存在的黏土矿物,会通过影响煤的吸附性能而影响煤层气含量,煤中黏土矿物增多,煤层气含量减少,而煤层中含有

较多黏土矿物时会导致自然放射性增强。测井曲线中煤层自然伽马值越高,对应的泥质等灰分含量越高,煤层的有效孔隙减少,导致煤层气含量降低;反之,伽马值越低,煤层泥质等灰分含量越低,煤层的有效孔隙增加,气体含量就会升高。通过线性回归可以发现自然伽马与煤层气含量为负相关,与理论分析相符,结合数据斜率关联度计算,两者数值大小的变化趋势为正关联。

2.2.6 煤层气含量与自然电位之间的关系

煤层的岩性相对较纯,泥质及盐类含量较低,且煤电阻率较高,则煤层和泥浆间的化学作用和动电学作用很弱,自然电位读数低,呈现负异常变化,自然电位负异常幅度与黏土含量呈反比,而黏土矿物的存在会使得煤层气含量减少,即自然电位负异常幅度越大,黏土含量相对更少,对应的煤层气含量增加,反之自然电位负异常不明显对应的煤层气含量减少。但实际自然电位曲线的变化对泥浆滤液及地层水电阻率,储层渗透性等较多因素敏感,煤层中自然电位测井更多地用于储层划分,通过与气含量回归发现两者在数值上关联性较低,煤层段自然电位负异常趋势明显,读数普遍为低值,部分数据组存在自然电位随气含量增大而减小的趋势;利用斜率关联法计算煤层气含量与自然电位间的关联度得到两者数值变化趋势上具有关联性,由于自然电位受制于较多影响因素,两者关联序靠后,可用于煤层气含量预测但不占主导位置。

2.2.7 煤层含气量与电阻率之间的关系

在自然条件下,煤的电阻率除了受煤层含气量影响外,还受煤的变质程度、煤岩构造、矿物质含量和分布及等较多因素影响。例如随着煤层埋深的增加,煤变质程度越高,电阻率值越大,且一般来说煤层气含量增加,电阻率也会相应增加。柿庄北区 15 号层电阻率测井包含深侧向电阻率与浅侧向电阻率,深侧向电阻率主要反映地层真电阻率的变化,浅侧向电阻率反映侵入带电阻率的变化。通过回归分析发现,煤层气含量与深侧向电阻率的对数存在相关性,在线性回归图上,煤层气含量与深侧向电阻率的对数在数值上呈正相关。但煤层气含量与浅侧向电阻率相关性较弱,通过分析数据可以发现浅侧向电阻率相对更低且多组气含量测试样品对应的浅侧向电阻率数值相近或相同。分析原因为煤层受泥浆侵入影响导致浅侧向电阻率测井反映的电阻率为泥浆滤液电阻率;利用斜率关联法计算发现煤层气含量与深侧向电阻率呈正关联但与浅侧向电阻率呈负关联,即浅侧向电阻率曲线无法参与煤层气含量预

测,考虑到由于侵入关系浅侧向电阻率主要反映的是泥浆滤液电阻率而非煤层气电阻率,结果与理论相符合。

综上所述,利用线性回归能找到与煤层气含量理论关联相对直接的测井曲线,结合实际数据分析能找出与 15 号煤层气含量相关的自然伽马、补偿密度、声波时差及深侧向电阻率测井曲线,对煤层气含量相对不敏感的曲线难以通过线性回归找到关联;而通过斜率关联法面对同样的测井曲线样本,可以得到更多与煤层气含量呈正关联相关的测井曲线,即可发掘不同测井曲线与煤层气含量间的隐性关联,对于浅侧向电阻率不能完全反映煤层气含量也能做出正确判别,计算结果均与理论实际相符,也印证了斜率关联法能更好地发掘无典型分布规律数据变量间的关系且结果可靠。

2.3 预测模型 GM(0,7) 的建立

根据上述关联度分析结果,深度曲线、自然伽马、自然电位、深侧向电阻率、声波时差、补偿密度及补偿中子与煤储层气含量斜率关联度均为正数,即表明其正关联关系,结合 GM(0,N) 模型建立步骤,利用 15 号煤层前 25 个气含量测试样品建立 GM(0,7) 预测模型,并利用该模型对之后 15 组数据的煤层气含量进行预测。

将给出的煤储层气含量测试样品中的气含量及相关测井数据进行累加累到各序列的 1-AGO 序列,再利用最小二乘法进行建模,根据式(6)得到的模型为:

$$\begin{aligned} x_1^{(1)}(k) = & -1.976 - 0.002x_2^{(1)}(k) - 0.052x_3^{(1)}(k) \\ & + 0.003x_4^{(1)}(k) + 0.222\ln(x_5^{(1)}(k)) + \\ & 0.357x_6^{(1)}(k) - 0.129x_7^{(1)}(k) + 12.899x_8^{(1)}(k), \end{aligned} \quad (9)$$

式中, $x_1^{(1)}(k)$ 为系统特征数据含气量的 1-AGO(一次累加)序列; $x_2^{(1)}(k)$ 、 $x_3^{(1)}(k)$ 、 $x_4^{(1)}(k)$ 、 $x_5^{(1)}(k)$ 、 $x_6^{(1)}(k)$ 、 $x_7^{(1)}(k)$ 及 $x_8^{(1)}(k)$ 分别为深度曲线、自然伽马、自然电位、深侧向电阻率、声波时差、补偿密度及补偿中子的 1-AGO(一次累加)序列。再结合式(8)将预测系统特征数据进行累减逆生成得到预测数据,即预测煤层气含量,以 X 井为例做出预测含气量曲线(图 2),并将预测结果与测试样品结果进行数据对比(图 3a、表 4)。

经计算研究,利用 GM 模型预测得到的气含量曲线与测试含气量数值结果吻合,且绝对误差与相对误差较小,可以有效预测。将本文方法与多元回归法进行对比,为防止敏感性差的曲线降低评价精

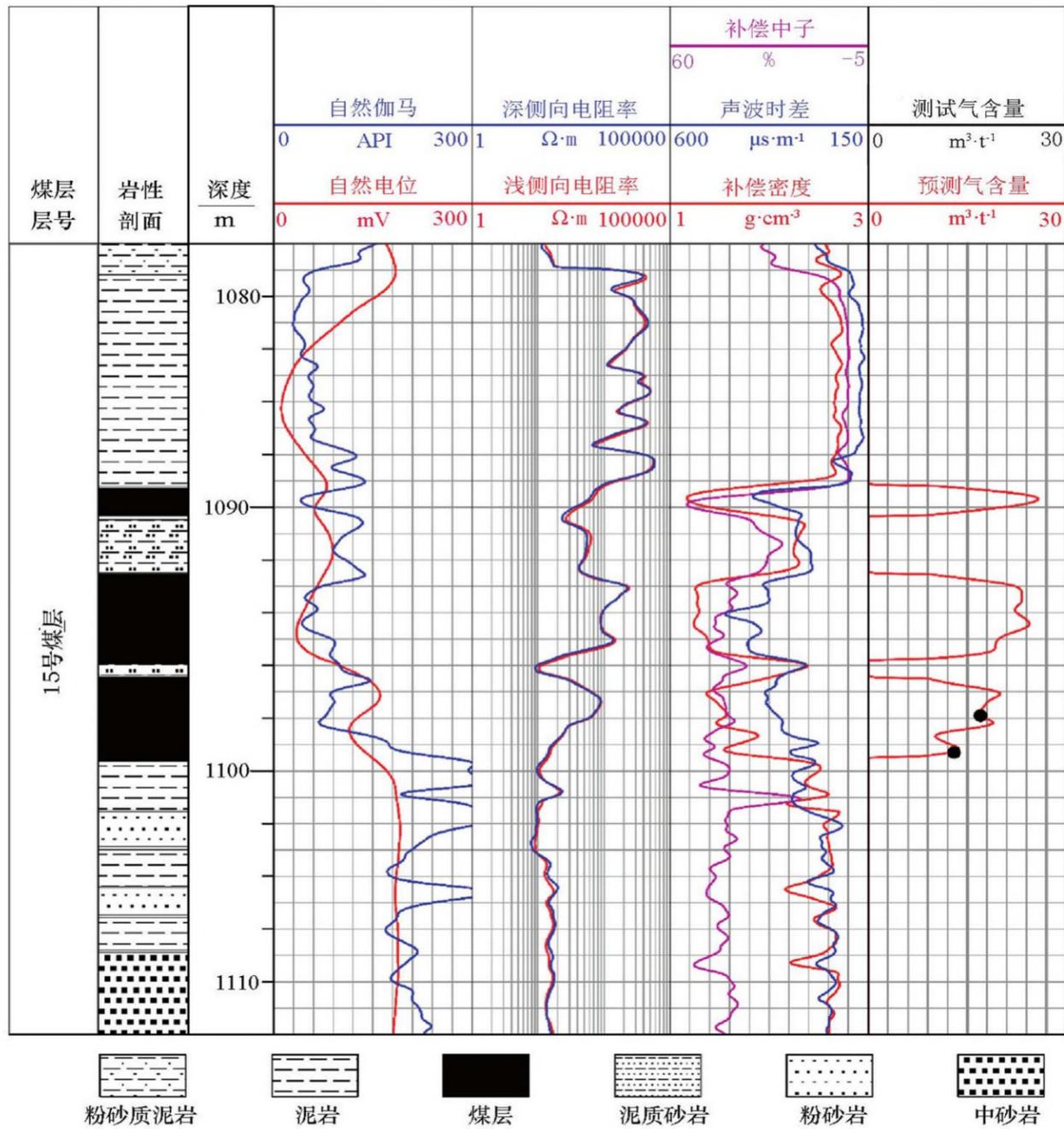


图 2 X 井 15 号煤层预测气含量曲线

Fig. 2 Predicted gas content curve of coal seam 15 in well X

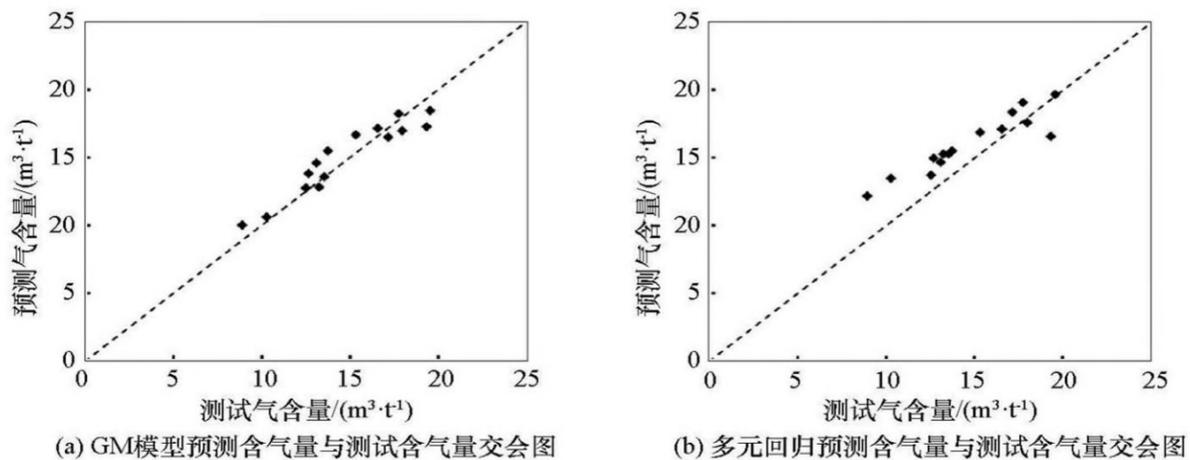


图 3 预测含气量与煤层测试含气量间的关系

Fig. 3 Relationship between the prediction of gas content and the measurement of gas content in coal seam

度,选择相关性明显的自然伽马、声波时差、补偿密度及深侧向电阻率曲线进行回归,多元回归法计算出的平均绝对误差与平均相对误差分别为 1.69 和 13.2%,GM 模型预测对应的分别为 0.90 与 6.1%,

均低于多元回归法,因而证明本文方法相对于多元回归法能更全面有效地使用数据及其正确性。

GM 模型所得的结果精度较高且对数据样本数量要求较低,对于无典型分布规律的数据也能得到

表 4 测试含气量与灰色预测含气量的关系

Table 4 The relationship between testing gas content and grey prediction gas content

样品号	测试含气量/($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)	预测含气量/($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)	绝对误差/($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)	平均相对误差/%
26	15.34	16.68	1.34	8
27	19.33	17.29	2.04	10
28	17.98	16.98	1.00	5
29	17.76	18.21	0.45	2
30	16.56	17.14	0.58	3
31	13.10	14.58	1.48	11
32	19.57	18.49	1.08	5
33	13.76	15.48	1.72	12
34	12.69	13.81	1.12	8
35	10.29	10.60	0.31	3
36	12.54	12.75	0.21	1
37	13.54	13.58	0.04	0
38	17.17	16.55	0.62	3
39	13.24	12.81	0.43	3
40	16.24	16.20	0.04	0
平均值			0.83	4.9

相对良好的预测结果。本文对 GM 模型的实用性进行了分析,应用柿庄北区 15 号煤层数据,根据气含量测试样品所在的深度位置,从 974~1 230 m 的样品中按照深度段随机抽取部分数据预测 1 238~1 240 m 及 1 345~1 350 m 处的 5 组数据,使用灰色多变量静态模型进行建模预测,参与建模的数据由 6 组逐步增加至 20 组,每次增加两组数据,本文方法预测结果如表 5。根据表中结果可以看出,利用 6 组数据建模预测时,平均相对误差为 14.9%,随着参与建模样本数据的增加,预测精度逐渐增大,当建模数据超过 8 组时,平均相对误差小于 10%并最终稳定在 4%~5%。

同时利用多元回归法重复上述步骤进行对比,将不同组数的预测结果的相对误差与绝对误差绘制成图(图 4)。可以观察到随着参与建模和回归的样本数量增加,GM 模型预测结果与煤层测试气含量更为吻合,平均相对误差均在 15% 以内且最低为

4.5%;多元回归模型预测结果出现波动,平均相对误差在样本较少时出现波动,无法准确预测煤层气含量,随着样本数量的增加,预测模型逐渐有效,在样本数超过 10 组时,预测结果平均相对误差达到 14%且最终稳定在 13%。研究预测气含量发现 GM 模型预测结果在 1 238~1 240 m 及 1 345~1 350 m 段良好,相对误差稳定且较低,而多元回归模型在样本数据较低时对两段煤层气含量预测误差偏大,结果无法用于生产参考,随着样本组数增加,1 238~1 240 m 段预测误差逐渐降低,但 1 345~1 350 m 段误差始终相对偏高。分析计算结果,也验证了 GM 模型结合测井曲线预测煤层气含量的方法在小样本数据的情况下具有强健性,适用性广,能弥补多元回归法对样本数量要求高的缺陷。即在取样条件受限的情况下,可应用本文方法利用少量浅层煤层数据预测更深煤层气含量,为后续评价储层、开发储层提供可靠的参考依据,且煤样取芯成本昂贵,利用少量样本数

表 5 GM(0,7)模型基于不同样本数预测深层煤层气含量结果

Table 5 GM(0,7) model predicts the deep CBM content based on different sample numbers

建模个数	不同深度点对应的气含量预测值/($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)					绝对误差 /($\text{m}^3 \cdot \text{t}^{-1}$)	平均相对误差 /%
	1 238.67 m	1 240.82 m	1 347.34 m	1 348.54 m	1 349.44 m		
6	16.48	19.35	23.53	22.18	20.39	2.67	14.9
8	14.75	17.63	21.63	20.04	19.2	1.77	10.0
10	13.35	15.37	21.25	18.07	20.40	1.56	8.7
12	15.95	16.94	21.93	19.70	21.2	1.64	8.9
14	16.98	17.42	21.90	20.04	21.3	1.62	8.8
16	15.84	15.92	21.34	18.72	19.41	0.96	5.3
18	16.78	16.38	21.44	18.66	18.87	0.87	4.5
20	17.03	16.65	21.54	19.06	19.53	0.84	4.6
气含量	17.26	16.20	19.35	17.76	19.57		

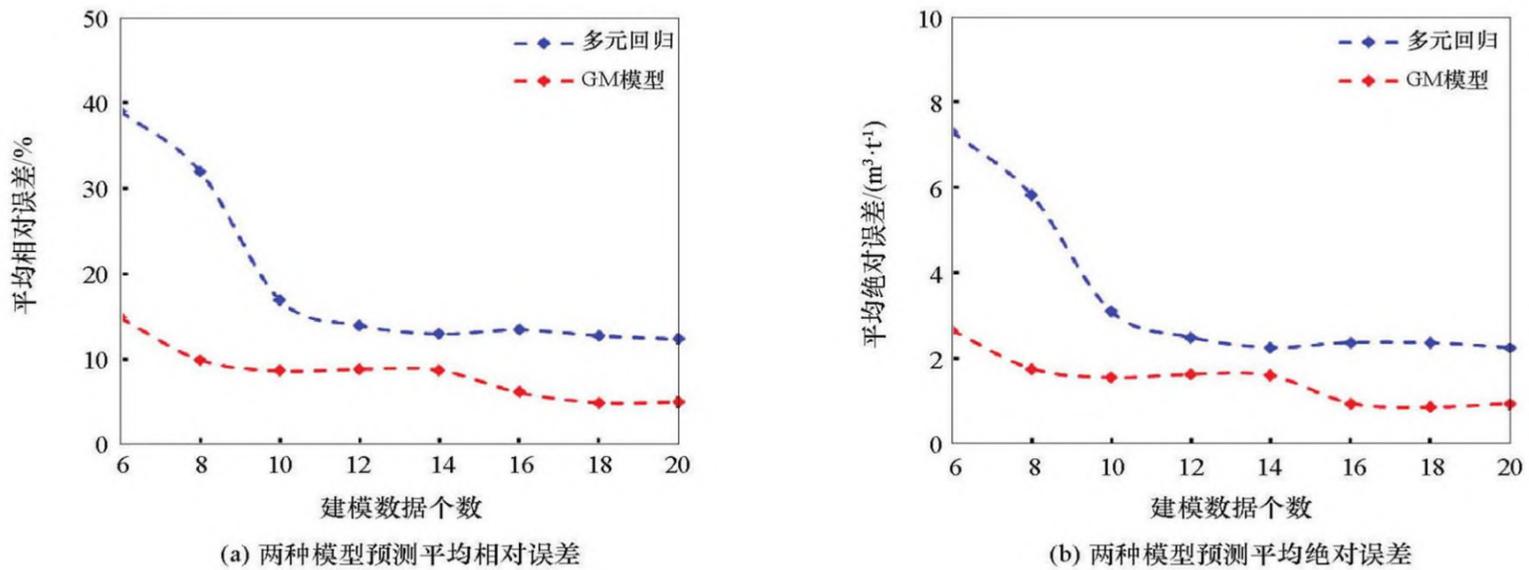


图 4 样本数据数量与预测平均误差的关系

Fig. 4 The relationship between the number of sample data and the average error of prediction

据结合测井曲线预测煤层气含量也具有实际应用价值。

3 结论

1) 研究计算表明:通过结合实际问题,改进的斜率关联度进行灰色关联分析,可从煤层测井曲线中确定对煤层气含量变化敏感的主要测井曲线,对直观分析无法观测出相关性的测井曲线参数能够通过计算斜率变化及数值变化趋势发掘其关联性,在使用 GM(0,N)模型时能更为全面地应用测井曲线序列;

2) 利用斜率关联分析选取适当测井曲线所建立的 GM(0,N)模型,可用来预测煤层气含量,且预测结果相对多元线性回归模型精度更高;

3) GM(0,N)模型在评价煤层气含量方面准确且强健,在面对取样受限导致的数据样本较少、样本分布规律不明显时能准确建模预测。GM(0,N)模型运算简单方便,实际生产时可利用少量无典型分布规律的样本数据结合测井曲线准确预测出煤层气含量曲线,对后续开采有良好的指导参考作用,可避免盲目开采带来的经济损失。

综上分析,本文使用的将灰色系统与测井方法相结合预测煤层气含量,构建模型强健且使用范围广泛,在生产中具有实际应用价值且有广阔的应用开发前景。

参考文献 (References):

[1] 赵庆波. 中国煤层气地质特征及勘探新领域[J]. 天然气工业, 2004, 24(5):4-7.
Zhao Q B. Geological features of the coalbed methane in China and its new exploration domains[J]. Natural Gas Industry, 2004,

24(5):4-7.
[2] 万玉金, 曹雯. 煤层气单井产量影响因素分析[J]. 天然气工业, 2005, 25(1):124-126.
Wan Y J, Cao W. Analysis on production affecting factors of single well for coalbed gas[J]. Natural Gas Industry, 2005, 25(1):124-126.
[3] 孟召平, 田永东, 雷旻. 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):28-33.
Meng Z P, Tian Y D, Lei Y. Prediction models of coalbed gas content based on BP neural networks and its applications [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2008, 37(4):28-33.
[4] 连承波, 赵永军, 李汉林, 等. 煤层含气量的主控因素及定量预测[J]. 煤炭学报, 2005, 30(6):726-729.
Lian C B, Zhao Y J, Li H L, et al. Main controlling factors analysis and prediction of coalbed gas content [J]. Journal of China Coal Societ, 2005, 30(6):726-729.
[5] 曾凡武, 薛晓辉. 煤层气含气量测定影响因素分析[J]. 中国煤层气, 2012, 9(3):24-26.
Zeng F W, Xue X H. Analysis of factors influencing measurement of gas content [J]. China Coalbed Methane, 2012, 9(3):24-26.
[6] 邓泽, 刘洪林, 康永尚. 煤层气含气量测试中损失气量的估算方法[J]. 天然气工业, 2008, 28(3):85-86.
Deng Z, Liu H L, Kang Y S. Estimation methods of lost gas in coal bed gas content testing [J]. Natrual Gas Industry, 2008, 28(3):85-86.
[7] 娄剑青. 影响煤层气井产量的因素分析[J]. 天然气工业, 2004, 24(4):62-64.
Lou J Q. Factors of influencing production of coal bed gas wells [J]. Natrual Gas Industry, 2004, 24(4):62-64.
[8] 张胜利, 陈晓东. 控制煤层气含量及可采性的主要地质因素[J]. 天然气工业, 1997, 17(4):15-19.
Zhang S L, Chen X D. Geological controls on content and productivity of coal seam gas [J]. Natural Gas Industry, 1997, 17(4):15-19.
[9] 高波, 马玉贞, 陶明信, 等. 煤层气富集高产的主控因素[J].

- 沉积学报, 2003, 21(2):345-349.
- Gao B, Ma Y Z, Tao M X, et al. Main controlling factors analysis of enrichment condition of coalbed methane[J]. Acta sedimentologica Sinica, 2003, 21(2):345-349.
- [10] 吴永平, 李仲东, 王允诚. 煤层气储层异常压力的成因机理及受控因素[J]. 煤炭学报, 2006, 31(4):475-479.
- Wu Y P, Li Z D, Wang Y C. The formation mechanisms of abnormal pressure and factor in control of the coal bed gas in Qinshui Basin[J]. Journal of China Coal Society, 2006, 31(4):475-479.
- [11] 叶建平, 武强, 王子和. 水文地质条件对煤层气赋存的控制作用[J]. 煤炭学报, 2001, 26(5):63-67.
- Ye J P, Wu Q, Wang Z H. Controlled characteristics of hydrogeological conditions on the coalbed methane migration and accumulation[J]. Journal of China Coal Society, 2001, 26(5):63-67.
- [12] 董红, 侯俊胜, 李能根, 等. 煤层煤质和含气量的测井评价方法及其应用[J]. 物探与化探, 2001, 25(2):138-143.
- Dong H, Hou J S, Li N G, et al. The logging evaluation method for coal quality and methane[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2001, 25(2):138-143.
- [13] 李贵红, 张鸿, 崔永君, 等. 基于多元逐步回归分析的煤储层含气量预测模型——以沁水盆地为例[J]. 煤田地质与勘探, 2005, 33(2):22-25.
- Li G H, Zhang H, Cui Y J, et al. A predictive model of gas content in coal reservoirs based on multiple stepwise regression analysis: a case study from Qinshui Basin[J]. Coal Geology & Exploration, 2005, 33(2):22-25.
- [14] Kim A G. Estimating methane content of bituminous coal beds from adsorption data[R]. United States Department of the Interior, Report of Investigations-Bureau of Mines 8245, 1977, 1-11.
- [15] Ahmed U, Johnston D, Colson L. An advanced and integrated approach to coal formation evaluation[C]//SPE22736, 1991:755-770.
- [16] Hawkins J M, Schraufnagel R A, Olszewsk A J. Estimating coalbed gas content and sorption isotherm using well log data[C]//SPE24905, 1992:491-501.
- [17] 刘荣芳, 王建功, 刘文华, 等. 基于煤岩结构的煤层含气量测井评价方法[J]. 中国煤层气, 2014, 11(4):22-25.
- Liu R F, Wang J G, Liu W H, et al. CBM logging evaluation method based on coal seam structure[J]. China Coal bed Methane, 2014, 11(4):22-25.
- [18] 孟召平, 郭彦省, 张纪星, 等. 基于测井参数的煤层含气量预测模型与应用[J]. 煤炭科学技术, 2014, 42(6):25-30.
- Meng Z P, Guo Y S, Zhang J X, et al. Application and prediction model of coalbed methane content based on logging parameters[J]. Coal Science and Technology, 2014, 42(6):25-30.
- [19] 邵先杰, 孙玉波, 孙景民, 等. 煤岩参数测井解释方法——以韩城矿区为例[J]. 石油勘探与开发, 2013, 40(5):559-565.
- Shao X J, Sun Y B, Sun J M, et al. Logging interpretation of coal petrologic parameters: A case study of Hancheng mining area[J]. Petroleum Exploration and Development, 2013, 40(5):559-565.
- [20] 黄兆辉, 邹长春, 杨玉卿, 等. 沁水盆地南部 TS 地区煤层气储层测井评价方法[J]. 现代地质, 2012, 26(6):1275-1282.
- Huang Z H, Zou C C, Yang Y Q, et al. Coal bed methane reservoir evaluation from wireline logs in TS District, southern Qinshui Basin[J]. Geoscience, 2012, 26(6):1275-1282.
- [21] 金泽亮, 薛海飞, 高海滨, 等. 煤层气储层测井评价技术及应用[J]. 煤田地质与勘探, 2013, 41(2):42-45.
- Jin Z L, Xue H F, Gao H B, et al. Technology for evaluation of CBM reservoir logging and its application[J]. Coal Geology & Exploration, 2013, 41(2):42-45.
- [22] 曹军涛, 赵军龙, 王轶平, 等. 煤层气含量影响因素及预测方法[J]. 西安石油大学学报:自然科学版, 2013, 28(4):28-34, 94.
- Cao J T, Zhao J L, Wang Y P, et al. Review of influencing factors and prediction methods of gas content in coal seams and prospect of prediction methods[J]. Journal of Xi'an Shiyou University: Natural Science Edition, 2013, 28(4):29-34, 94.
- [23] 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.
- Hou J S, Wang Y. Interpretation of well logging data for coalbed methane using BP neural network[J]. Geology and Prospecting, 1999, 35(3):41-45.
- [24] 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.
- Pan H P, Huang Z H. Discussion on the interpretation method of coalbed methane content[J]. Coal Geology & Exploration, 1998, 26(2):58-60.
- [25] 吴东平, 吴春萍, 岳晓燕. 煤层气测井评价的神经网络技术[J]. 天然气勘探与开发, 2001, 24(1):31-34.
- Wu D P, Wu C P, Yue X Y. Neural network of coal bed gas logging evaluation[J]. Natural Gas Exploration & Development, 2001, 24(1):31-34.
- [26] 连承波, 赵永军, 李汉林, 等. 基于支持向量机回归的煤层含气量预测[J]. 西安科技大学学报, 2008, 28(4):707-709.
- Lian C B, Zhao Y J, Li H L, et al. Prediction of coal bed gas content based on support vector machine regression[J]. Journal Center of Xi'an University of Science and Technology, 2008, 28(4):707-709.
- [27] 肖新平, 谢录臣, 黄定荣. 灰色关联度计算的改进及其应用[J]. 数理统计与管理, 1995, 14(5):27-30.
- Xiao X P, Xie L C, Huang D R. A modified computation method of grey correlation degree and its application[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 1995, 14(5):27-30.
- [28] 马保国, 成国庆. 一种相似性关联度公式[J]. 系统工程理论与实践, 2000(7):69-71.
- Ma B G, Cheng G Q. A formula of similarity correlation degree[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2000(7):69-71.
- [29] 张绍良, 张国良. 灰色关联度计算方法比较及存在问题分析[J]. 系统工程, 1996, 14(3):45-49.
- Zhang S L, Zhang G L. Comparison between computation modles of grey interconnet degree and analysis on their shortages[J]. Systems Engineering, 1996, 14(3):45-49.

- [30] 李明凉. 灰色关联度新判别准则及其计算公式[J]. 系统工程, 1998, 16(1):68-70.
Li M L. A new discriminant byelaw for grey interconnet degree and its calculation formulas[J]. Systems Engineering, 1998, 16(1):68-70.
- [31] 田敏, 赵永军, 颢孙鹏程. 灰色系统理论在煤层气含量预测中的应用[J]. 煤田地质与勘探, 2008, 36(2):24-27.
Tian M, Zhao Y J, Zhuansun P C. Application of grey system theroy in prediction of coalbed methane content[J]. Coal Geology & Exploration, 2008, 36(2):24-27.
- [32] 张诚, 江琼. 基于 GM(0,N) 和 RBF 的小样本时程数据预测[J]. 计算机工程与应用, 2005(5):62-64.
Zhang C, Jiang Q. The prediction of small sample time-displacement data based on GM(0,N) and RBF[J]. Computer Engineering and Applications, 2005(5):62-64.
- [33] 夏宏泉, 谈德辉, 梁常宝, 等. 基于灰色神经网络的测井预测地层破裂压力[J]. 西南石油学院学报, 1996, 18(4):1-8.
Xia H Q, Tan D H, Liang C B, et al. Prediction of formation fracture pressure based on grey artificial neural network logging [J]. Journal of Southwest Petroleum Institute, 1996, 18(4):1-8.
- [34] 梁亚林, 原文涛. 测井预测煤层气含量及分布规律——以山西省沁水煤田为例[J]. 物探与化探, 2018, 42(6):1144-1149.
Liang Y L, Yuan W T. The prediction of the content and distribution of coalbed gas; a case study in the Qinshui coalfield based on logging[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2018, 42(6):1144-1149.
- [35] 贾承造, 郑民, 张永峰. 中国非常规油气资源与勘探开发前景[J]. 石油勘探与开发, 2012, 39(2):129-136.
Jia C Z, Zheng M, Zhang Y F. Unconventional hydrocarbon resources in China and the prospect of exploration and development [J]. Petroleum Exploration and Development, 2012, 39(2):129-136.
- [36] 国土资源部油气资源战略研究中心. 全国石油天然气资源评价[M]. 北京:中国大地出版社, 2010.
Ministry of Land and Resources, Strategic Research Center of Oil and Gas Resources. National oil and gas resource assessment[M]. Beijing:China Land Press, 2010.
- [37] 张胜利, 陈晓东. 控制煤层气含量及可采性的主要地质因素[J]. 天然气工业, 1997, 17(4):15-19.
Zhang S L, Chen X D. Geological controls on content and producibility of coal seam gas[J]. Natural Gas Industry, 1997, 17(4):15-19.
- [38] 雍世和, 张超馍. 测井数据处理与综合解释[M]. 东营:中国石油大学出版社, 2007:134-139.
Yong S H, Zhang C M. Logging data processing and comprehensive interpretation[M]. Dongying: China University of Petroleum Press, 2007:134-139.

Prediction and application of coalbed methane content based on gray system and logging method

GUO Jian-Hong^{1,2}, ZHANG Zhan-Song^{1,2}, ZHANG Chao-Mo^{1,2}, CHEN Zhi-Ruo²,
ZHANG Peng-Hao^{1,2}, TANG Xiao^{1,2}, QIN Rui-bao³, YU Jie³

(1. College of Physics and Petroleum Resources, Yangtze University, Wuhan 430100, China; 2. Key Laboratory of Exploration Technologies for Oil and Gas Resources, Ministry of Education, Yangtze University, Wuhan 430100, China; 3. CNOOC Research Institute, Beijing 100027, China)

Abstract: The content of coalbed methane is an important parameter in evaluating coalbed reservoir. In this paper, the gray system was applied to the coalbed logging curve, the improved slope correlation method was used to analyze the logging curve series which are sensitive to the coalbed gas content. The gray multivariate static model GM(0,N) was used to predict the coalbed methane content in the sequence of positive correlation logging curves. Taking Qinshui Coal Field as an example, the authors compared the gray multivariate static model prediction results with the results of the multiple regression model analysis, and studied and analyzed the practicability of the gray multivariate static model. The results show that the improved association analysis of gray incidence can fully develop the relationship between logging curve and coalbed methane content, and that the GM(0,N) prediction model is more accurate and more robust than the multiple regression model in that it can effectively predict the coalbed methane content curve when the sample data is relatively small. The result is reliable and has practical application value.

Key words: coalbed methane content; logging curve; association analysis of gray incidence; GM(0, N) prediction model

(本文编辑:王萌)