

岩石组分逐点求取方法设计与应用

王婧慈^{1,2}, 郭海敏^{1,2}, 王华伟³

1. 长江大学油气资源与勘探技术教育部重点实验室, 武汉 430100
2. 长江大学地球物理与石油资源学院, 武汉 430100
3. 中国石油塔里木油田分公司勘探开发研究院, 新疆库尔勒 841000

摘要 在进行较复杂岩性储层的测井评价时, 岩石组分的逐点求取非常重要。为快捷而准确地逐点获取岩石组分信息, 以泌阳凹陷白云岩储层为例, 探讨了一种岩石组分逐点模糊聚类求取方法。首先, 利用主成分分析对多种测井参数进行降维处理, 其中对分析样本进行常规标准化、均值处理标准化、对数变换标准化后, 前 3 个主因子的累计方差贡献率分别为 86.07%、96.97%、96.71%。进而对降维后的分析样本进行聚类处理, 并对 k -均值聚类算法中类别数目的确定进行了探讨。最终, 构建隶属度表达式, 利用模糊数学的思想, 实现了利用常规测井资料的岩石组分逐点自动化定量求取。将计算结果与实验结论对比, 表明该运算方法针对性强、限制条件少、效果良好。值得一提的是, 该方法可在测井新技术资料缺乏的情况下使用。

关键词 岩性; 逐点; 主成分分析; k -均值聚类; 模糊数学

中图分类号 P631.8

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.h1.016

Design of Point by Point Method for Obtaining the Rock Element and Its Application

WANG Jingci^{1,2}, GUO Haimin^{1,2}, WANG Huawei³

1. Key Laboratory of Exploration Technologies for Oil and Gas Resources, Ministry of Education, Yangtze University, Wuhan 430100, China
2. School of Geophysics and Oil Resources, Yangtze University, Wuhan 430100, China
3. Research Institute of Exploration and Development, Tarim Oilfield Company, PetroChina, Korla 841000, the Xinjiang Uygur Autonomous Region, China

Abstract The rock components are very important for the logging interpretation of complex lithology reservoir. In order to obtain the ratio of rock matrix components point by point quickly and accurately, a fuzzy clustering method was discussed by taking the Biyang dolostone reservoir as an example. First, logging parameters were processed by principal component analysis and the purpose is to reduce the number of dimensions. Samples were processed by routine standardization, mean processing standardization, and logarithmic transformation standardization. The cumulative variance contribution rates of the first three principal factors are 86.07%, 96.97%, 96.71%, respectively. Then the samples are clustered and the classification number of k -means clustering is discussed. Finally, the lithologic component is point by point and quantitatively obtained by using the idea of fuzzy mathematics and calculating the degree of membership. The results show that the method is effective and suitable for the analysis of a large number of well logging data. It is worth to point out that this method is also effective when the new materials of logging technique are lack of.

Keywords lithological character; point by point; principal component analysis; k -means clustering; fuzzy mathematics

0 引言

泌阳凹陷白云岩层系主要由碳酸盐、碎屑、泥质三端元的混合物组成, 岩石组分的逐点获取有助于构建更加合理的骨架测井响应值, 使储层参数的计算更趋于真实情况。利用

测井资料进行岩性识别的方法较多^[1-3], 很多方法在定性判断方面取得较好效果, 但无法进行岩石组分的逐点定量计算, 有些方法中必须确定一定前提参数, 也给实际操作带来了一定困难, 另外还有一些方法依赖于测井新技术资料, 面对常

收稿日期: 2012-11-28; 修回日期: 2012-12-13

基金项目: 国家科技重大专项(2008ZX05005-006)

作者简介: 王婧慈, 博士研究生, 研究方向为地球物理测井解释方法及优化, 电子信箱: 851211wjc@163.com

规测井资料则束手无策。

利用测井资料逐点定量计算岩石组分比较繁琐,尤其在仅有常规测井资料时,建立具有地区针对性的计算方法更加困难。例如,以体积模型为基础的最优化方法^[4]对地层组分测井响应参数要求很高,且逐点进行最优化计算使得计算速度降低,而近年来被广泛应用于测井解释的数理分析方法^[5,6]的弊端也是运算时间较长,达不到批量数据快速处理的要求。因此,在逐点求取岩石组分的过程中,为了将测井信息和数学方法有机结合并扬长避短,本文建立了一种经过降维处理和聚类分析的模糊计算方法(图1),它的主要特点是在无须确定前提参数的基础上,对批量数据进行岩石组分快速逐点定量求取。



图1 计算方法流程

Fig. 1 Flowchart of computing process

1 高维测井资料降维处理

将多测井资料联合考虑的难点是分析数据维数过高,无论使用何种数据处理方案,高维数据都将使过程繁琐,影响关键特征的提取。可以使用主成分分析法^[7]对测井信息进行降维处理。

1.1 主成分分析数据标准化的改进办法

主成分分析^[7]的目的在于利用降维的思想,把多维变量转化为少数几个综合指标。应用主成分分析时,可使用分析样本的协方差矩阵或相关系数矩阵。若研究中单个变量的方差对研究目的起关键作用,即需优先考虑各变量的变异性时,使用协方差矩阵较恰当。反之若需优先考虑变量之间的相互关系,即需避免单个变量方差产生的影响,应使用相关系数矩阵。相关系数矩阵可剥离单变量的方差,仅保留变量间的相关性。

设分析样本矩阵为 n 个 p 维变量数据,表示为

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{(p-1)1} & x_{(p-1)2} & \cdots & x_{(p-1)n} \\ x_{p1} & x_{p2} & \cdots & x_{pn} \end{pmatrix} \quad (1)$$

若使用协方差矩阵,则直接对原始分析样本求取协方差矩阵。若使用相关系数矩阵,则首先进行数据标准化处理。

常规标准化方法为

$$a_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_i) / \sigma_i \quad (i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式中, \bar{x}_i 为分析样本第 i 个变量的均值, σ_i 为其标准差。再对标准化后的分析样本求取协方差矩阵。

应用协方差矩阵或相关系数矩阵进行主成分分析各有优缺点,二者分别考虑了单变量的变异性和多变量间的相关性,却无法全面反映分析样本包含的全部信息。对此,叶双峰^[8]证明对分析样本求均值后可获得原始矩阵的全部信息。

由此提出均值处理标准化:

$$a_{ij} = x_{ij} / \bar{x}_i \quad (i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

其中, \bar{x}_i 为分析样本第 i 个变量的均值。

当分析样本各变量间线性相关性较差时,做主成分分析后会出现特征值相差不大,累积贡献率较小的情况。对此,陈述云等^[9]提出了对数变换标准化方法:

$$a_{ij} = \ln x_{ij} - \sum_{i=1}^p \ln x_{ij} / p \quad (i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

其中, p 为原始分析样本的变量数。

另外,在主成分特征向量的求解中会遇到特征向量方向不一致的情况,可通过人为观察解决。

1.2 分析样本的选取

分析样本必须代表性强、包含信息丰富。筛选出恰当的测井资料及其衍生参数非常关键。经分析,本次研究中选用89个具有薄片分析资料的采样点作为分析样本点。由于研究层段缝洞发育,选择以下分析参数:①自然电位幅度 A ; ②实测井径与钻头直径之比 B ; ③深浅电阻率比值 C ; ④冲洗带电阻率 D ; ⑤纵波时差幅度 E ^[10]; ⑥利用电阻率资料计算的裂缝孔隙度 F ^[10]; ⑦孔隙度差异参数 G ^[10]; ⑧孔隙度指数参数^[10] H ,即构成了89个样本点的8维变量组成的分析样本。

1.3 对分析样本进行主成分分析

对分析样本进行常规标准化、均值处理标准化、对数变换标准化后,前3个主因子的累计方差贡献率分别为86.07%、96.97%、96.71%。可见对于测井数据而言,均值处理标准化和对数变换标准化在特征提取方面有一定优势。考虑到研究区块地质条件复杂,各分析参数间高度非线性化,本次研究选用对数变换标准化方法。对分析样本作对数变换标准化后的协方差矩阵的特征值为

$$\lambda_1=0.5161, \lambda_2=0.1059, \lambda_3=0.0124, \lambda_4=0.0109$$

$$\lambda_5=0.0061, \lambda_6=0.0041, \lambda_7=4.6355 \times 10^{-4}, \lambda_8=-1.6405 \times 10^{-17}$$

其中,第8个特征值出现负值,可将所有特征值加一极小正数做一平移,不影响特征提取结果。前3个主因子的累计方差贡献率为96.71%。因此,选用前3个主因子进行研究。前3个特征值对应的特征向量为

$$u_1 = (0.0142, 0.6482, -0.5059, -0.4927, -0.1372, 0.1215, 0.0896, 0.1124)^T$$

$$u_2 = (0.2386, -0.4777, -0.0300, -0.1390, -0.5900, 0.3380, 0.4148, 0.2454)^T$$

$$u_3 = (-0.2337, -0.2890, -0.6791, 0.2162, 0.4613, 0.1220, 0.3518, 0.0504)^T$$

可用如下 3 个变量代替原先选择的 8 个变量表现原始矩阵的特征:

$$F_1 = 0.0142 \ln A + 0.6482 \ln B - 0.5059 \ln C - 0.4927 \ln D - 0.1372 \ln E + 0.1215 \ln F + 0.0896 \ln G + 0.1124 \ln H \quad (5)$$

$$F_2 = 0.2386 \ln A - 0.4777 \ln B - 0.0300 \ln C - 0.1390 \ln D -$$

$$0.5900 \ln E + 0.3380 \ln F + 0.4148 \ln G + 0.2454 \ln H \quad (6)$$

$$F_3 = -0.2337 \ln A - 0.2890 \ln B - 0.6791 \ln C + 0.2162 \ln D +$$

$$0.4613 \ln E + 0.1220 \ln F + 0.3518 \ln G + 0.0504 \ln H \quad (7)$$

表 1 所示为部分样本点主成分计算结果与薄片实验资料对比,其中已排除缝洞体积,即换算为泥质(%) + 碎屑(%) + 碳酸盐(%) = 100%。分别用 F_1 、 F_2 、 F_3 表示前 3 个主成分,可见第 2、3 主成分特征向量的方向统一为孔渗结构好、以碎屑为主则计算值较大,因此应用时将第 1 主成份取负号。

随着碎屑含量的提高、碳酸盐含量的减少,3 个主成分计

表 1 部分样本点主成分与薄片实验资料对比

Table 1 Partial computing values of principal components comparing with the experimental results

编号	含量/%			F_1	$-F_1$	F_2	F_3	编号	含量/%			F_1	$-F_1$	F_2	F_3
	泥质	碎屑	碳酸盐						泥质	碎屑	碳酸盐				
1	5.00	12.00	83.00	-1.8842	1.8842	0.1831	0.2733	12	0.75	97.82	1.43	-2.9764	2.9764	0.7502	0.3167
2	10.00	29.00	61.00	-1.9206	1.9206	0.2184	0.2104	13	1.50	97.16	1.34	-2.9917	2.9917	0.79	0.3232
3	7.00	29.00	64.00	-1.6976	1.6976	0.1395	0.565	14	1.04	96.57	2.39	-3.1117	3.1117	0.7527	0.3351
4	3.00	21.00	76.00	-0.8453	0.8453	0.5181	0.5345	15	0.35	97.36	2.29	-3.141	3.141	0.7585	0.3233
5	3.23	96.48	0.29	-3.3735	3.3735	0.4876	0.3517	16	0.81	97.38	1.81	-3.189	3.189	0.6998	0.2774
6	2.43	95.09	2.48	-3.2669	3.2669	0.6447	0.2764	17	0.50	97.21	2.29	-3.3154	3.3154	0.7351	0.3013
7	1.09	96.04	2.87	-3.1694	3.1694	0.7211	0.3559	18	0.95	96.18	2.87	-3.3449	3.3449	0.778	0.3504
8	1.05	98.76	0.19	-3.1431	3.1431	0.7028	0.3905	19	1.05	96.37	2.58	-3.4088	3.4088	0.7347	0.3988
9	1.52	97.72	0.76	-3.1129	3.1129	0.7421	0.3618	20	25.00	2.87	72.13	-1.9282	1.9282	0.6938	0.1403
10	0.81	99.00	0.19	-3.0312	3.0312	0.7919	0.3007	21	30.00	8.54	61.46	-3.2729	3.2729	-0.5511	0.0059
11	0.35	97.64	2.01	-3.0058	3.0058	0.7365	0.346								

算值均有增大趋势。研究区块现有的白云岩区并钻遇地层中,基本没有纯泥岩层,泥质大多分散于白云岩和砂岩中,以泥质白云岩和泥质砂岩的形式存在。但随着泥质含量的增加,从 3 个主成分中能获得明显信息。如表 2 中 21 号岩心第 1 主成分取值很大,而第 2、3 主成分取值极小。对比 4 号岩心与 21 号岩心可知,两者碎屑与碳酸盐含量比值相差不大,仅有泥质含量差异较大,而两者从 3 个主成分值上能进行明显区分。可见以上提取的 3 个主成分不仅可体现出碎屑与碳酸盐混合比例这一信息,还可反映出泥质含量的变化性。

2 聚类分析及其类别数目的确定

2.1 k -均值算法最优分类数的确定

k -均值聚类分析时^[11,12]如果分类数目确定不当,会造成分类过于精细或过于粗糙。若仅将类内距离确定为最优分类的衡量标准,则当每个样本自成一类时,聚类损失函数将取得最小值,显然这就失去了聚类分析的意义。所谓最优分类,不仅要类内距离尽量小,还需类间距离尽量大。则当分类数目为 k 时,各聚类中心之间距离的平均值为

$$D = \left(\sum_{i,j=1}^k \| M_i - M_j \|^2 \right) / ((k^2 - k) / 2) \quad (8)$$

其中, k 为当前类别数; $\| M_i - M_j \|^2$ 为任意 2 个类别中心之间

的马氏距离,其中 $i, j = 1, 2, \dots, k$ 。设 J 为衡量类内距离的指标,令 $A = DJ$ 。随着分类数目的增加, J 和 D 发生变化,为了避免分类数无休止增加,应选择 A 相对较大的分类方案,即相对而言每个样本点到其相应的聚类中心距离的平均值越小越好,而各聚类中心之间距离的平均值越大越好。本次研究中,选择 $A > 200$ 的分类方案。

2.2 聚类步骤设计

步骤 1: 若对 n 个样本点的 f 维矩阵进行聚类分析,首先进行归一化处理。输入分类数 k , 样本点写为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{if})^T$, 输入初始聚类中心 $M_j = (m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jf})^T$, 设定 $t = 1$, 根据 M_j 按最小马氏距离原则将样本点分类, 若有 n_j 个样本点被划分到第 j 类中, 则聚类损失函数(衡量类内距离的指标)为 $J = \left[\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (X_i - M_j)^T \Sigma^{-1} (X_i - M_j) \right] / n$, 其中 Σ 为 n_j 个样本点构成的样本集的协方差矩阵。

步骤 2: 对聚类中心进行更新: $MM_j = \sum_{i=1}^{n_j} X_i / n_j$ ($j = 1, 2, \dots, k$), 根据 MM_j 划分样本集。

步骤 3: 计算更新聚类中心后的聚类损失函数。

步骤 4: 若对任意 j 都有 $MM_j = M_j$, 则至步骤 5, 否则令 $M_j = MM_j, t = t + 1$, 返回步骤 2。

步骤 5: 迭代结束后计算 A , 改变 k 进行多次聚类, 至 $A > 200$, 利用反归一化方法处理各类别中心。

2.3 实际资料的聚类处理

聚类参数为 1.3 节中分析样本的主成分 F_1, F_2, F_3 及薄片

实验资料提供的泥质含量(%)、碎屑含量(%)、碳酸盐含量(%), 即构成了 89 个样本点的 6 维变量的聚类矩阵。利用不同分类数进行多次聚类, 计算 J, D, A (表 2), 直至 $A > 200$ 。本次研究最终选用分类数目为 10 的聚类结果(表 3)。

表 2 不同分类数目对应的 J, D 和 A

Table 2 J, D and A corresponding to the different number of categories

k	6	7	8	9	10	11
A	98.0969	175.1799	171.4929	157.5868	246.1039	210.9262
D	0.8405	0.7865	0.6559	0.6106	0.7327	0.7012
J	0.0093	0.0051	0.0047	0.0050	0.003478	0.00397

表 3 k 为 10 时反归一化的 k -均值聚类中心

Table 3 Anti-normalized values of the k -means clustering centers when k is 10

类别	含量/%			F_1	F_2	F_3	类别	含量/%			F_1	F_2	F_3
	泥质	碎屑	碳酸盐					泥质	碎屑	碳酸盐			
1	11.0860	86.9340	1.9800	2.9516	1.5303	1.0966	6	1.3667	97.7733	0.8600	1.7158	1.2954	0.8672
2	1.3533	98.0733	0.5733	2.4994	0.7346	0.6171	7	27.5000	5.7050	66.7950	2.7697	0.7708	0.0429
3	2.8300	90.6050	6.5650	2.7501	1.8600	1.0210	8	0.9726	97.1537	1.8737	2.0812	1.6023	1.0838
4	1.7529	95.9129	2.3343	2.4170	1.3972	0.9801	9	1.2160	96.6560	2.1280	3.9939	1.5378	1.0974
5	6.2500	22.7500	71.0000	0.6591	0.7155	0.8473	10	2.6950	92.0025	5.3025	1.2734	1.0122	1.1693

3 岩石组分模糊聚类逐点计算与实例验证

在 1.3 与 2.3 节的基础上, 逐点计算目标层段各采样点到各类别中心的距离, 构造以下表达式计算某一采样点对于第 j 个类别的隶属度:

$$\mu_j = 1 / \left\{ \frac{(\mathbf{X} - \mathbf{C}_j)^T \Sigma (\mathbf{X} - \mathbf{C}_j)}{\max[(\mathbf{X} - \mathbf{C}_j)^T \Sigma (\mathbf{X} - \mathbf{C}_j)]} \right\} \quad j=1, 2, \dots, k \quad (9)$$

其中, \mathbf{C}_j 为第 j 个类别中心对应的主成分值(表 3)构成的矩阵 $(F_1, F_2, F_3)^T$; \mathbf{X} 为该采样点对应的主成分计算值构成的矩阵 $(F_1, F_2, F_3)^T$; $\Sigma =$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1/F_1^2 & 0 & 0 \\ 0 & 1/F_2^2 & 0 \\ 0 & 0 & 1/F_3^2 \end{bmatrix}$$

对隶属度进行归一化:

$$\phi_j = \mu_j / \sum_{j=1}^k \mu_j \quad (10)$$

则该采样点岩石组分的计算结果为

$$V_1 = \sum_{j=1}^k V_{1j} \cdot \phi_j \quad V_2 = \sum_{j=1}^k V_{2j} \cdot \phi_j \quad V_3 = \sum_{j=1}^k V_{3j} \cdot \phi_j \quad (11)$$

其中, V_1, V_2, V_3 分别为该采样点的泥质、碎屑、碳酸盐含量, V_{1j}, V_{2j}, V_{3j} 为第 j 个类别中心的各组分含量值。

可利用非样本薄片分析资料验证处理结果的合理性。表 4 为泌 130 井部分采样点计算结果与薄片资料对比。图 2、图 3 为泌 130 井、泌 205 井解释成果图, 图中可见常规测井曲线

表 4 泌 130 井部分采样点计算结果与薄片资料对比

Table 4 Partial calculation results of Bi130 well comparing with the experimental results

深度/m	隶属度(归一化后)										含量(计算结果)/%			含量(薄片实验资料)/%		
	类别1	类别2	类别3	类别4	类别5	类别6	类别7	类别8	类别9	类别10	泥质	碎屑	碳酸盐	泥质	碎屑	碳酸盐
2611.86	0.153	0.139	0.203	0.139	0.003	0.102	0.029	0.037	0.162	0.033	3.980	91.153	4.867	4	92	4
2612.26	0.195	0.002	0.307	0.186	0.002	0.097	0.057	0.042	0.109	0.003	5.253	87.550	7.196	3	89	8
2617.50	0.067	0.109	0.135	0.109	0.336	0.013	0.058	0.029	0.009	0.135	5.579	64.554	29.866	5	68	27
2614.04	0.338	0.126	0.007	0.029	0.107	0.028	0.035	0.186	0.015	0.129	6.205	81.917	11.878	6	82	12
2614.65	0.063	0.127	0.137	0.198	0.168	0.005	0.139	0.057	0.069	0.037	6.723	70.051	23.226	7	73	20
2631.67	0.185	0.118	0.103	0.138	0.023	0.087	0.019	0.135	0.082	0.110	4.057	90.523	5.420	3	92	5
2632.13	0.008	0.018	0.003	0.012	0.309	0.016	0.591	0.021	0.009	0.013	18.415	19.956	61.630	20	20	60
2634.14	0.138	0.009	0.031	0.027	0.192	0.018	0.534	0.011	0.017	0.023	17.680	32.280	50.040	19	31	50

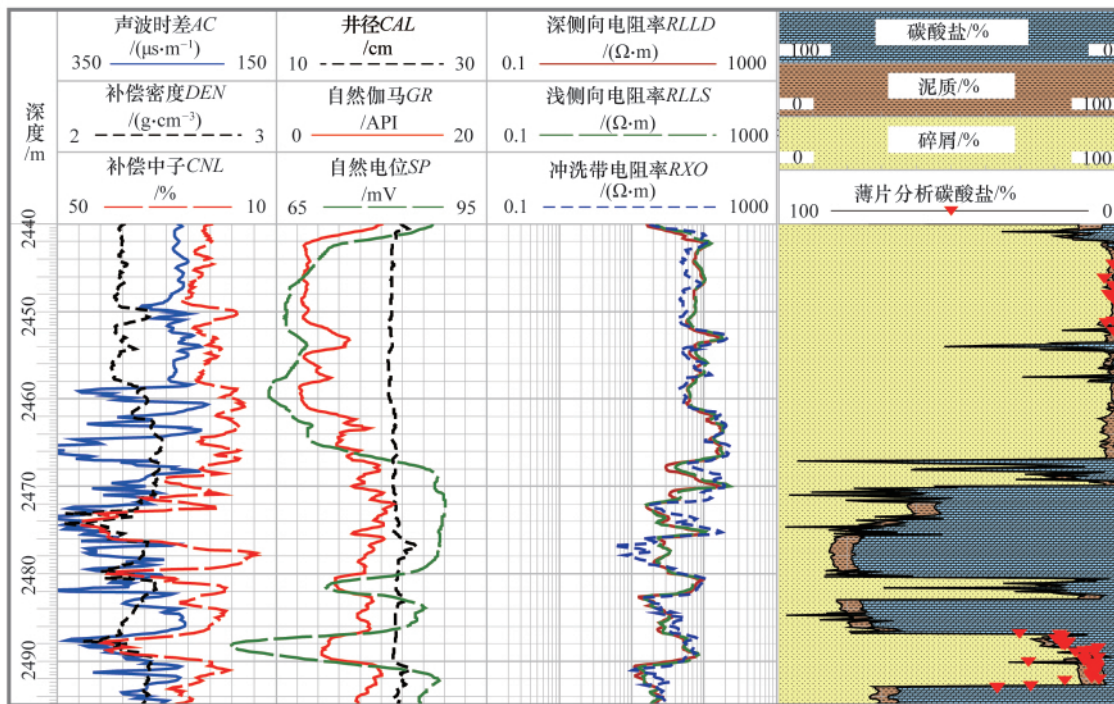


图 2 泌 130 井岩性识别结果

Fig. 2 Lithology identification results of Bi130 well

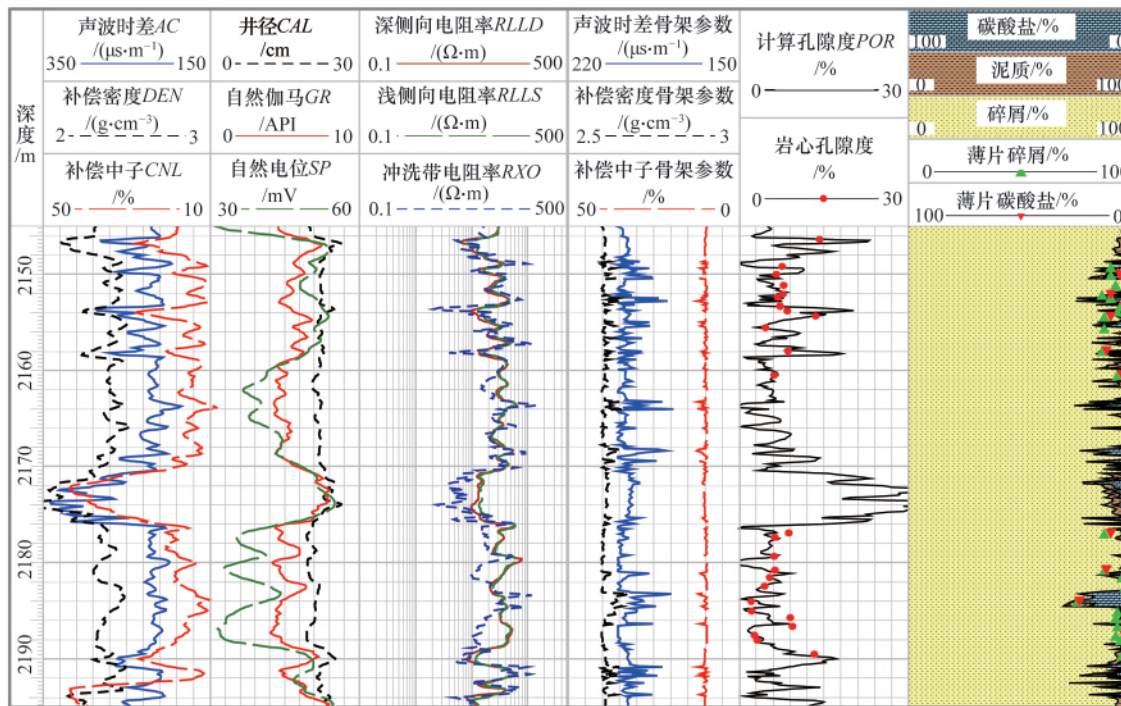


图 3 泌 205 井岩性识别结果

Fig. 3 Lithology identification results of Bi205 well

的变化特征和薄片分析数据均可验证计算结果的合理性。图 3 中根据泥质、碎屑、碳酸盐的比例采取变骨架参数计算的孔隙度与岩心孔隙度符合度较高。

4 结论

(1) 本文将岩性成分和多种测井参数结合起来,放在高维空间里分析,利用模糊数学的思想,根据各采样点的测井

参数主成分讨论其对于若干类别中心的隶属度。并不是简单将某采样点划分为哪一类,而是着重考虑其对于哪一类或哪几类具有较大的隶属度,即其为哪一类或哪几类的可能性较大。该方法在地区针对性强的基础上,还具有可识别类别数目无上限及无需确定前提参数的优点。在高维信息降维的基础上,仅样本分析时使用 k -均值聚类算法,大批数据逐点计算时无循环迭代,批量处理效率高、效果好。

(2) 将该方法应用于逐点定量提取复杂储层不同岩性混合比例信息是可靠的,从而为后续确定岩石骨架测井响应值提供了依据。对于地层岩性较复杂的情况,尤其当测井新技术资料缺乏时,模糊理论具有较好的应用价值。该方法对分析样本要求较高,需要建立在代表性较强的薄片分析资料基础上。

参考文献 (References)

- [1] 钟仪华, 李榕. 基于主成分分析的最小二乘支持向量机岩性识别方法 [J]. 测井技术, 2009, 33(5): 425-429.
Zhong Yihua, Li Rong. Well Logging Technology, 2009, 33(5): 425-429.
- [2] 张莹, 潘保芝. 松辽盆地火山岩岩性识别中测井数据的选择及判别方法[J]. 石油学报, 2012, 33(5): 830-834.
Zhang Ying, Pan Baozhi. Acta Petrolei Sinica, 2012, 33(5): 830-834.
- [3] 张莹, 潘保芝, 印长海, 等. 成像测井图像在火山岩岩性识别中的应用 [J]. 石油物探, 2007, 46(3): 288-293.
Zhang Ying, Pan Baozhi, Yin Changhai, et al. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2007, 46(3): 288-293.
- [4] 张兆辉, 高楚桥. 基于地层组分分析的火山岩岩性识别 [J]. 测井技术, 2012, 36(1): 29-32.
Zhang Zhaohui, Gao Chuqiao. Well Logging Technology, 2012, 36(1): 29-32.
- [5] Hamada G M, Elshafei M A. Neural network prediction of porosity and permeability of heterogeneous gas sand reservoirs [C]. SPE 126042-MS, SPE Saudi Arabia Section Technical Symposium, Alkhobar, Saudi Arabia, May 9-11, 2009.
- [6] 张莹, 潘保芝. 基于主成分分析的SOM神经网络在火山岩岩性识别中的应用[J]. 测井技术, 2009, 33(6): 550-554.
Zhang Ying, Pan Baozhi. Well Logging Technology, 2009, 33 (6): 550-554.
- [7] 范金城, 梅长林. 数据分析[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 141-158.
Fan Jincheng, Mei Changlin. Data analysis [M]. Beijing: Science Press, 2002: 141-158.
- [8] 叶双峰. 关于主成分分析做综合评价的改进 [J]. 数理统计与管理, 2001(2): 52-55.
Ye Shuangfeng. Application of Statistics and Management, 2001 (2): 52-55.
- [9] 陈述云, 张崇甫. 对多指标综合评价的主成分分析方法的改进 [J]. 统计研究, 1995(1): 35-39.
Chen Shuyun, Zhang Chongfu. Statistical Research, 1995(1): 35-39.
- [10] 王婧慈, 文得进, 张超谟. 利用常规测井评价裂缝发育强度的动态模糊评价法[J]. 石油天然气学报, 2010, 32(3): 92-95.
Wang Jingci, Wen Dejin, Zhang Chaomo. Journal of Oil and Gas Technology, 2010, 32(3): 92-95.
- [11] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [12] 边肇祺, 张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999: 280-282.
Bian Zhaoqi, Zhang Xuegong. Pattern recognition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999: 280-282.

(责任编辑 齐志红)

· 学术动态 ·

中国科协事业发展“十二五”规划 ——指导思想与主要目标

“十二五”时期科协事业发展的指导思想是:高举中国特色社会主义伟大旗帜,以邓小平理论和“三个代表”重要思想为指导,深入贯彻落实科学发展观,团结带领广大科技工作者,紧紧围绕科学发展主题和加快转变经济发展方式主线,根据中国科协“八大”的总体部署,坚持“三服务一加强”的工作定位,坚持“大联合、大协作”的工作方式,继续解放思想,坚持改革开放,服务科学发展,推动自主创新,提升科学素质,促进社会和谐,为建设创新型国家和全面建成小康社会作出更大贡献。

“十二五”时期科协事业发展的主要目标是:对经济社会发展的贡献更加突出;学术交流质量和实效显著增强;全民科学素质水平大幅提升;科技工作者对科协组织的满意度明显提高;科技开放与交流水平不断提高;自身能力切实增强。