

一种基于变骨架参数的孔隙度预测新方法

申波^{1,2},王刚³,樊海涛³,张金凤⁴,李彦普⁵

(1. 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 430010; 2. 长江大学 地球物理与石油资源学院,湖北 武汉 430010; 3. 中国石油 新疆油田分公司 勘探开发研究院,新疆 克拉玛依 834000; 4. 中国石油 新疆油田分公司 吉庆油田作业区,新疆 吉木萨尔 8317002; 5. 中国石油 大港油田分公司 第一采油厂,天津 300280)

摘要:利用测井资料计算储层孔隙度是测井定量评价的基础内容,储层孔隙度计算是否准确直接影响到后续的储层评价可靠性。对于岩矿组分复杂地层,如何快速、准确地开展孔隙度测井评价是复杂储层解释与评价的首要问题。A凹陷L组发育凝灰质砂岩储层,由于砂质成分复杂多变,且受后期成岩作用影响,导致不同层位骨架测井响应规律存在明显差异,进而导致基于岩心刻度测井的单孔隙度模型以及基于多元统计方法的孔隙度解释结果存在一定的适用性问题。以体积物理模型为基础,以主成分分析为手段,根据岩石骨架参数降维结果提出一种基于变骨架参数的孔隙度预测方法。实际资料处理结果表明,该方法预测结果与岩心分析结果吻合较好,且简化了分层段处理的解释流程,对复杂岩石组分的孔隙度预测具有一定借鉴意义。

关键词:主成分分析;变骨架参数;复杂岩石组分;凝灰质砂岩;孔隙度预测;储层评价

中图分类号:TE122.2

文献标识码:A

A new method for porosity prediction based on variable matrix parameters

Shen Bo^{1,2}, Wang Gang³, Fan Haitang³, Zhang Jinfeng⁴, Li Yanpu⁵

(1. Key Laboratory of Exploration Technologies for Oil and Gas Resources, Ministry of Education/Yangtze University, Wuhan, Hubei 430010, China; 2. Geophysics and Oil Resource Institute, Yangtze University, Wuhan, Hubei 430010, China; 3. Research Institute of Exploration and Development, Xinjiang Oilfield Company, CNPC, Karamay, Xinjiang 834000, China; 4. Jiqing Oilblock Operation Department, Xinjiang Oilfield Company, Jimsar, Xinjiang 8317002, China; 5. NO. 1 Oil Production Plant, Dagang Oilfield Company, PetroChina, Tianjin 300280, China.)

Abstract: Porosity prediction from logging data is a common practice of quantitative evaluation of hydrocarbon reservoirs. The accuracy of reservoir porosity calculation directly affects the reliability of subsequent reservoir evaluation. For evaluating reservoirs with complex mineral components, the main challenge is how to quickly and accurately predict the porosity with logging data. One such example is the tuffaceous sandstone reservoir developed in L Formation of A Sag. Its complex and changeable sandy composition and late diagenesis result in logging responses varying significantly from one layer to another, making the applicability of the single-porosity model built based core-calibrated logging data and multivariate statistical method to porosity calculation of these layers rather questionable. To tackle the issue, this study proposes a porosity prediction method based on variable matrix parameters by using a volume physical model and through principal component analysis. Porosity prediction by using the method with actual logging data fits well with core analysis results and the workflow for separate-layer porosity interpretation is simplified. The method may serve as a certain reference for the prediction of porosity of rocks with complex components.

Key words: principal component analysis, variable matrix parameter, complex rock component, tuffaceous sandstone, porosity prediction, reservoir evaluation

引用格式:申波,王刚,樊海涛,等.一种基于变骨架参数的孔隙度预测新方法[J].石油与天然气地质,2022,43(3):711-716. DOI:10.11743/ogg20220319.

Shen Bo, Wang Gang, Fan Haitang, et al. A new method for porosity prediction based on variable matrix parameters[J]. Oil & Gas Geology, 2022, 43(3):711-716. DOI:10.11743/ogg20220319.

收稿日期:2021-01-06;修订日期:2022-03-08。

第一作者简介:申波(1981—),男,博士、讲师,复杂储层测井评价与解释。E-mail: shhd151@126.com。

基金项目:国家自然科学基金项目(41504103)。

孔隙度是储层评价中的基础参数,应用测井资料计算储层的孔隙度是测井定量评价技术中最成熟和最基础的组成部分,也是渗透率、含油饱和度等其他储层参数测井评价顺利开展的基础^[1-13]。岩心刻度方法是目前最常用的一种计算孔隙度的方法,该方法是通过岩心分析孔隙度与孔隙度测井值进行函数回归建立孔隙度预测模型,此方法将同种岩性骨架参数视为固定值。当地层岩性相同,且岩石矿物组合比例稳定无明显变化时,该方法得到的孔隙度预测效果较好,能够满足储量计算的要求。同时,该方法也依赖于所取岩心的数量是否具有统计意义及岩心分析结果的可靠性。但在实际地层中,岩石往往是由多种矿物组分构成,即使相同岩性的地层也是由特定的几种岩石组分按照不同比例组合而成。因此从理论上讲,利用变化的骨架参数值计算孔隙度更符合储层实际情况。本文旨在针对这类复杂地层提供一种快速有效的岩石骨架参数提取技术,通过孔隙度预测精度分析检验骨架参数提取效果,进而为后续储层测井评价提供可靠保障。

1 岩心刻度测井方法

以A凹陷L组为例,L组自下而上分为L1段和L2段,储层岩性为凝灰质砂岩。根据薄片鉴定结果,其砂质成分复杂多样,主要由凝灰岩、流纹岩等火山碎屑岩及酸性火山岩组成,并存在以硅化和碳酸盐化作用为主的多种蚀变作用,同时伴生次生石英、方解石等多种蚀变矿物。根据孔隙度测井值与岩心分析孔隙度(CPOR)关系图可知(图1),密度(DEN)、中子测井值(CNL)与岩心分析孔隙度相关性较差,显示出多矿物组分造成的测井响应不敏感问题。声波时差(AC)与岩心分析孔隙度关系相对较好,但需要分层位建模以提高孔隙度模型预测精度。根据声波时差与岩心分析孔隙度交会图,L1段与L2段骨架声波时差

值存在明显差异,其中L1段高声速岩石组分含量更多,骨架声波时差更小。

2 变骨架参数提取技术

2.1 主成分分析

主成分分析是由Hotelling提出的一种根据主成分特征值进行降维的数据处理方法^[14]。该方法是将多维数据信息矩阵映射到低维空间中,以较少的几个主成分因子表征研究对象多参数信息的综合特征,其中,主成分个数的选取一般按照累积方差大于等于85%或特征值大于1的原则。主成分分析方法的优点在于它是对研究对象所有属性信息进行重组、降噪以提取最具表征能力的主成分因子,而不是对原始变量个数进行取舍和选择。

主成分分析注重目标信息贡献影响力的综合响应,在岩性识别、流体性质识别和储层分类等评价方面均取得了良好的应用效果^[15-24]。需要指出的是,只应用综合主成分分析开展研究可能会破坏样本在空间中的相对位置,无法显示原始样本间的差异性,导致所提取的信息重叠、混淆^[25],因此需要对提取的主成分进行多维数据的相关性分析,以明确不同主成分的解释意义。

2.2 变骨架参数提取方法

M-N交会图法是综合应用中子、密度和声波时差3种孔隙度测井值进行岩性测井识别的方法,因此也被称为岩性孔隙度交会图。 M 和 N 是弱化孔隙度和流体性质的影响,突出岩石组分骨架差异的孔隙度测井组合参数。以 N 值为例(图2),其本质是在中子-密度交会图中骨架点与水点连线的斜率,反映某一类岩性或矿物在密度测井响应单位增量影响下中子测井值的

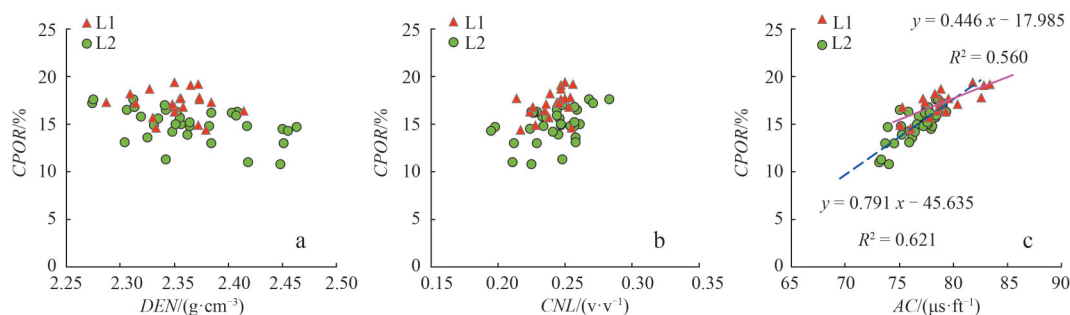


图1 A凹陷L组不同层位孔隙度测井数据与岩心分析孔隙度交会图

Fig. 1 Crossplots of porosity values from core analysis vs. different logging data, L Formation, A Sag
a. 密度与岩心分析孔隙度关系; b. 中子测井值与岩心分析孔隙度关系; c. 声波时差与岩心分析孔隙度关系

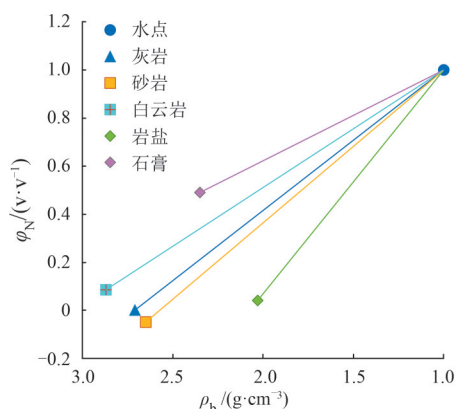


图2 不同岩性和矿物中子与密度测井值交会图

Fig. 2 Neutron vs. density cross plot of different lithology and minerals

变化差异,斜率不同则表示岩石组分存在一定差异,而骨架点和水点是在极限条件下($\varphi=0$ 和 $\varphi=100\%$)的不同矿物组分的测井响应值^[26]。 M 和 N 表达式为:

$$M = \frac{\Delta t_f - \Delta t_{ma}}{\rho_{ma} - \rho_f} \times 0.01 = \frac{\Delta t_f - \Delta t}{\rho_b - \rho_f} \times 0.01 \quad (1)$$

$$N = \frac{\varphi_{Nf} - \varphi_{Nma}}{\rho_{ma} - \rho_f} = \frac{\varphi_{Nf} - \varphi_N}{\rho_b - \rho_f} \quad (2)$$

式中: M 和 N 为骨架的组合参数(小数); ρ_{ma} 、 φ_{Nma} 和 Δt_{ma} 分别为骨架密度(g/cm^3)、骨架中子测井值(小数)和骨架声波时差($\mu\text{s}/\text{ft}$); ρ_b 、 φ_N 和 Δt 分别为密度(g/cm^3)、中子(小数)和声波时差($\mu\text{s}/\text{ft}$)测井值; ρ_f 、 φ_{Nf} 和 Δt_f 分别为水点的密度(g/cm^3)、中子(小数)和声波时差($\mu\text{s}/\text{ft}$)测井值,取值分别为 $1 \text{ g}/\text{cm}^3$ 、 1 和 $189 \mu\text{s}/\text{ft}$ 。

M 和 N 值本质上是以斜率的直观方式,反映单位密度变化量对应的声波时差和中子响应特征。定义两者的比值为 P ,该值则是声波时差与中子测井值之间的联动性,即单位声波时差变化量下中子测井值响应的变化规律。 M - N 交会图多用于岩性识别、流体性质识别等定性解释,储层定量评价方面很少用到,而基于 P 值的测井定量评价则更为少见。该参数表达式为:

$$P = \frac{N}{M} = \frac{\varphi_{Nf} - \varphi_N}{\Delta t_f - \Delta t} \times 100 \quad (3)$$

式中: P 为骨架组合参数 N 和 M 的比值(小数)。

由于 M 、 N 和 P 值为三孔隙度测井不同的组合参数,尽管在一定程度上减弱了孔隙度带来的影响,但三者之间难免会出现骨架信息的重叠以及无效信息的干扰,因此需要消除数据共线性问题,进一步提高数据的信噪比。

将主要岩石组分骨架参数 M 、 N 和 P 值作为主成分分析样本集合,在归一化处理的基础上,通过主成分分析结果检验降维的效果,从而得到所有样本的分布

特征;最后根据骨架参数与主成分值相关性建立变骨架参数的预测模型,经过插值即可得到目的层连续变化的变骨架参数值。根据镜下薄片的鉴定结果,先通过砂岩、碳酸盐岩和火山岩骨架参数计算获取 M 、 N 和 P 值,再与L组基于测井数据计算的 M 、 N 和 P 值共同作为主成分分析的原始输入变量。表1为A凹陷L组主要岩石组分骨架参数统计表,其中骨架参数是以薄片资料为依据,根据孔隙度预测效果调整而确定的。

表2为A凹陷L组主成分分析统计。据表可知,提取的两个主成分参数 F_1 和 F_2 的累积方差达到99.985%,表明主成分提取达到了很好的降维效果,可通过主成分 F_1 和 F_2 表征岩石骨架参数特征。根据表2可知, F_1 与 M 、 N 和 P 均存在较好的相关性,而 F_2 则主要为 N 和 P 值的综合响应。

图3和图4分别为L组凝灰质砂岩储层骨架中子与骨架密度参数预测模型,根据地层连续的 F_1 和 F_2 值,就能得到沿井深剖面连续变化的骨架参数。

表1 A凹陷L组主要岩石组分骨架参数统计

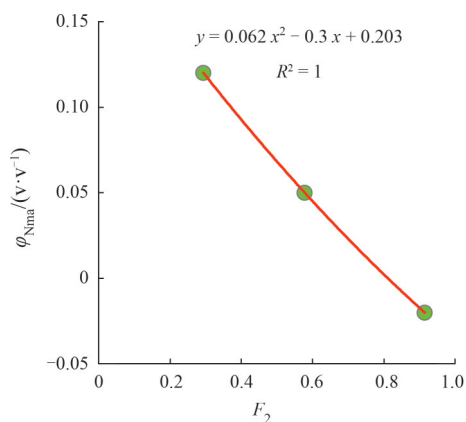
Table 1 The main rock components statistics, L Formation, A Sag

岩性	密度/($\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$)	中子测井值/($\text{v} \cdot \text{v}^{-1}$)	声波时差/($\mu\text{s} \cdot \text{ft}^{-1}$)
砂岩	2.65	-0.02	58
碳酸盐岩	2.68	0.05	59
火山岩	2.59	0.12	56

表2 A凹陷L组主成分分析统计

Table 2 Statistics of the principal component analysis results, L Formation, A Sag

主成分	初始特征值			主成分矩阵		
	特征值	方差	累计方差	M	N	P
F_1	1.981	66.025	66.025	1.000	0.778	-0.613
F_2	1.019	33.961	99.985	-0.004	0.628	0.790

图3 A凹陷L组骨架中子测井值与 F_2 值交会图Fig. 3 Crossplot of skeleton neutron vs. F_2 values, L Formation, A Sag

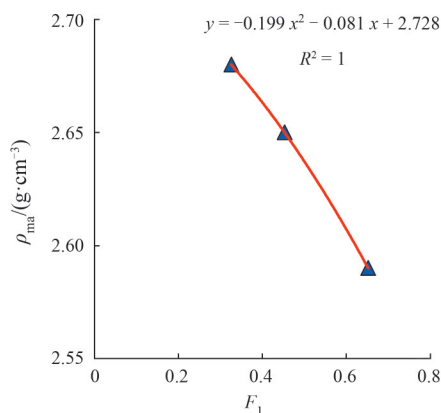


图4 A凹陷L组骨架密度与 F_1 值交会图
Fig. 4 Crossplot of skeleton density vs. F_1 values, L Formation, A Sag

3 孔隙度模型确定

在根据 F_1 和 F_2 得到岩石骨架密度值和骨架中子值的基础上,根据公式(4)和公式(5)计算凝灰质砂岩总孔隙度,为了进一步减小由于泥质和流体因素对孔隙度计算带来的误差,选择公式(6)作为最终的孔隙度预测模型^[27]。

$$PORD = \frac{\rho_{ma} - \rho}{\rho_{ma} - \rho_f} \quad (4)$$

$$PORC = \frac{\varphi_N - \varphi_{Nma}}{\varphi_{Nf} - \varphi_{Nma}} \quad (5)$$

$$POR = \frac{PORC + PORD}{4} + \sqrt{\frac{PORC^2 + PORD^2}{8}} \quad (6)$$

式中: $PORD$ 和 $PORC$ 分别为应用连续变化的骨架密度与骨架中子测井值预测的孔隙度,%; POR 为基于变骨架参数最终得出的孔隙度预测值,%。

4 应用效果分析

图5为J1井L组L2段凝灰质砂岩储层孔隙度计算效果对比图。其中 POR_AC 为根据声波时差测井数据,应用岩心刻度方法得到的孔隙度预测值; POR_MS 为应用多元统计方法计算的孔隙度; POR_PCA 为应用主成分分析提取骨架参数后,进而应用体积物理模型计算的孔隙度。基于声波时差测井数据的岩心刻度方法预测结果在真实反映地层孔隙发育状况存在一定适应性问题,部分储层预测值明显高于岩心分析值,同时也存在预测值偏低的情况(图5绿色阴影显示,预测值与实测值偏差趋势不同)。利用多元统计方法得到的孔隙度低于实验分析结果(黄色阴影显示),这是由于

除声波时差外其他相关性低的孔隙度测井数据引入带来的误差累积效应造成的。

图6为J1井L组L1段凝灰质砂岩储层孔隙度计算效果对比图。与L1段预测结果相同,声波时差模型预

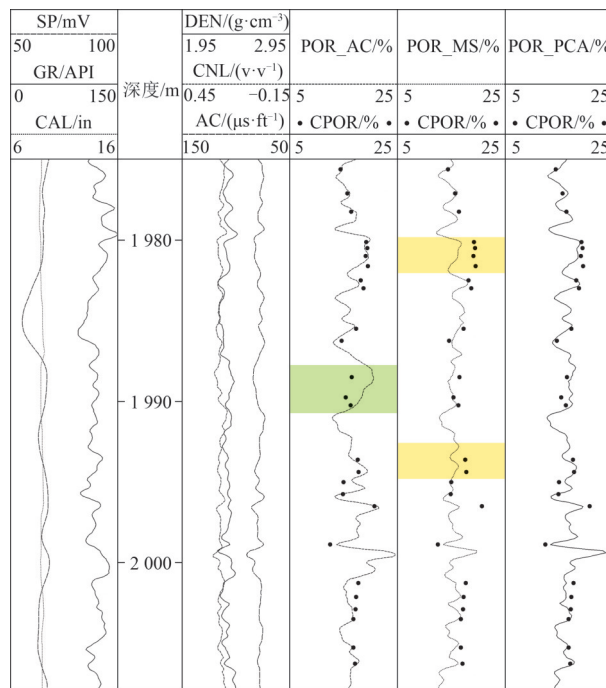


图5 A凹陷J1井L组L2段凝灰质砂岩储层孔隙度计算效果对比
Fig. 5 Porosity comparison chart for tuffaceous sand reservoir in the 2nd member of L Formation, A Sag (Well J1)

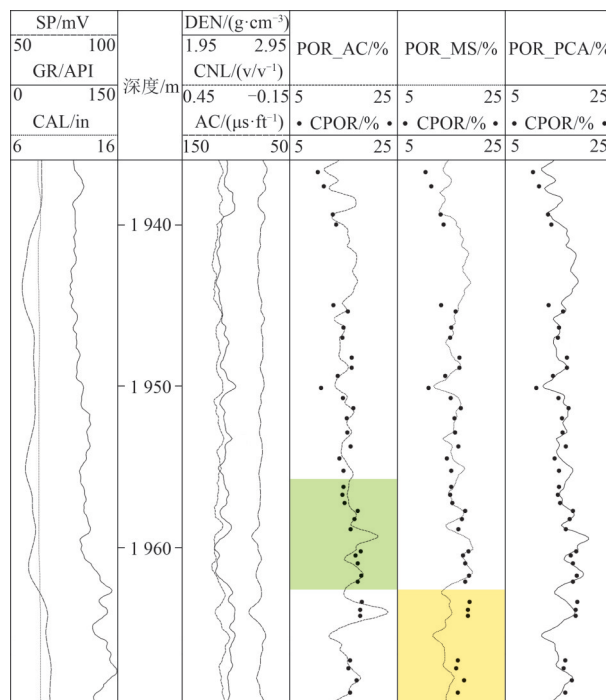


图6 A凹陷J1井L组L1段凝灰质砂岩储层孔隙度计算效果对比
Fig. 6 Porosity comparison chart for tuffaceous sandstone reservoir in the 1st member of L Formation, A Sag (Well J1)

测值明显高于或低于岩心分析孔隙度,而多元统计模型预测结果低于岩心分析孔隙度。基于主成分分析方法提取变骨架参数的孔隙度预测值与岩心分析值(CPOR)的平均绝对误差值为0.95%(表3),预测结果精度最高,解决了单因素孔隙度方法数据类型单一的缺陷,也改善了多元统计方法在数据重组时的共线性问题,从而提高了孔隙度测井数据的信噪比,此外该方法还简化了分层位建模的处理流程,能够快速、真实有效地反映地层孔隙发育状况。

表3 A凹陷L组凝灰质砂岩储层孔隙度误差分析统计

Table 3 Statistics of porosity calculation errors of tuffaceous sandstone reservoir, L Formation, A Sag

解释方法	孔隙度预测值/%	孔隙度分析值/%	平均绝对误差/%
声波时差	16.01	15.72	1.23
多元统计	14.98	15.72	1.59
变骨架参数	15.59	15.72	0.95

5 结论

在基本掌握储层主要岩石组分或矿物组合类型的前提下,可以通过主成分分析的降维技术确定岩石骨架的测井组合参数,进而建立变骨架参数的预测模型。在此基础上,应用中子孔隙度和密度孔隙度的综合解释模型,可以进一步消除岩石组分和流体差异对孔隙度预测的影响。实际资料处理表明,将该方法应用于凝灰质砂岩储层孔隙度计算中,预测值与岩心分析值具有较好的一致性。该方法考虑了多种测井信息响应,抑制了无关信息的干扰,降低了误差的引入,同时简化了分层位建模的流程,对于复杂岩石组分地层的孔隙度预测具有一定的借鉴意义。

参 考 文 献

- [1] 李军,路菁,李争,等.页岩气储层“四孔隙”模型建立及测井定量表征方法[J].石油与天然气地质,2014,35(2):266-271.
Li Jun, Lu Jing, Li Zheng, et al. 'Four-pore' modeling and its quantitative logging description of shale gas reservoir [J]. Oil & Gas Geology, 2014, 35(2): 266-271.
- [2] 李军,武清钊,路菁,等.页岩气储层总孔隙度与有效孔隙度测量及测井评价—以四川盆地龙马溪组页岩气储层为例[J].石油与天然气地质,2017,38(3):602-609.
Li Jun, Wu Qingzhao, Lu Jing, et al. Measurement and logging evaluation of total porosity and effective porosity of shale gas reservoirs: A case from the Silurian Longmaxi Formation shale in the Sichuan Basin [J]. Oil & Gas Geology, 2017, 38(3): 602-609.
- [3] 李军,金武军,王亮,等.利用核磁共振技术确定有机孔与无机孔孔径分布—以涪陵地区志留系页岩气储层为例[J].石油与天然气地质,2016,37(1):129-134.
Li Jun, Jin Wujun, Wang Liang, et al. Quantitative evaluation of organic and inorganic pore size distribution by NMR-Taking the Fuling Silurian shale gas as an example [J]. Oil & Gas Geology, 2016, 37(1): 129-134.
- [4] Sondergeld C H, Newsham K E, Comisky J T, et al. Petrophysical considerations in evaluation and producing shale gas resources [J]. SPE, 2010, 131768: 1-29.
- [5] 曲岩涛,戴志坚,李桂梅,等. SY/T 5336-2006 岩心分析方法[S].北京:石油工业出版社,2007:71-84.
Qu Yantao, Dai Zhijian, Li Guimei, et al. Practices for core analysis, SY/T 5336-2006 [S]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2007: 71-84.
- [6] 张岩,黄晓莹.岩心孔隙结构的分辨率核磁表征[J].中国石油大学学报(自然科学版),2021,45(4):49-58.
Zhang Yan, Huang Xiaoying. Spatially resolved NMR for rock core analysis [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2021, 45(4): 49-58.
- [7] 郭龙龙,陈洪德,黄晓波,等.富长石粗碎屑砂岩孔隙演化定量分析——以渤海湾盆地辽东凸起北段沙河街组二段为例[J].石油与天然气地质,2020,41(4):874-883.
Guo Longlong, Cheng Hongde, Huang Xiaobo, et al. Quantitative analysis on pore evolution in feldspar-rich coarse clastic sandstone: A case study of Es2 in the north part of Liaodong Uplift [J]. Oil & Gas Geology, 2020, 41(4): 874-883.
- [8] 余秋均.多井测井资料的标准化处理方法[J].石油地质与工程,2020,34(6):118-122.
Yu Qiujun. Research on standardized processing method of multi-well logging data [J]. Petroleum Geology & Engineering, 2020, 34(6): 118-122.
- [9] 魏赫鑫,赖枫鹏,蒋志宇,等.延长致密气储层微观孔隙结构及流体分布特征[J].断块油气田,2020,27(2):182-187.
Wei Hexin, Lai Fengpeng, Jiang Zhiyu, et al. Micropore structure and fluid distribution characteristics of Yanchang tight gas reservoir [J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2020, 27(2): 182-187.
- [10] 李兆亮,柳金城,王琳,等.基于神经网络的复杂储层流体分级识别[J].断块油气田,2020,27(4):498-500.
Li Zhaoliang, Liu Jincheng, Wang Lin, et al. Fluid hierarchical identification of complex reservoir based on neural network method [J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2020, 27(4): 498-500.
- [11] 魏峰,李跃林.12基于测录井资料的复杂流体性质识别技术[J].断块油气田,2020,27(6):760-765.
Wei Feng, Li Yuelin. Identification technology of complex fluid properties based on logging and mud logging data [J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2020, 27(6): 760-765.
- [12] 白龙辉,柳波,迟亚奥等.二维核磁共振技术表征页岩所含流体特征的应用[J].石油与天然气地质,2021,42(6):1389-1400.
Bai Longhui, Liu Bo, Chi Yaao, et al. 2D NMR studies of fluids in organic-rich shale from the Qingshankou Formation, Songliao Basin [J]. Oil & Gas Geology, 2021, 42(6): 1389-1400.

- [13] 钟红利, 张凤奇, 赵振宇, 等. 致密砂岩储层微观孔喉分布特征及对可动流体的控制作用[J]. 石油实验地质, 2021, 43(1): 77-85.
- Zhong Hongli, Zhang Fengqi, Zhao Zhenyu, et al. Micro-scale pore-throat distributions in tight sandstone reservoirs and its constrain to movable fluid [J]. Petroleum Geology & Experiment, 2021, 43(1): 77-85.
- [14] Wise B M, Ricker N L, Velt D J, et al. A theoretical basis for the use of principal components models for monitoring multivariate processes[S]. Process Control and Quality, 1990, 1(1): 41-51.
- [15] 周游, 张广智, 高刚, 等. 核主成分分析法在测井浊积岩岩性识别中的应用[J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(3): 667-675, 490.
- Zhou You, Zhang Guangzhi, Gao Gang, et al. Application of kernel principal component analysis in well logging turbidite lithology identification [J]. Oil Geophysical Prospecting. 2019, 54(3): 667-675, 490
- [16] Draper B A, Baek K, Bartlett M S, et al. Recognizing faces with PCA and ICA[J]. Computer Vision Image Understanding, 2003, 91(1): 115-137.
- [17] Chattopadhyay A K, Mondal S, Chattopadhyay T. Independent component analysis for the objective classification of globular clusters of the galaxy NGC 5128[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2013, 57(1): 17-32.
- [18] 刘爱疆, 左烈, 李景景, 等. 主成分分析法在碳酸盐岩岩性识别中的应用—以YH地区寒武系碳酸盐岩储层为例[J]. 石油与天然气地质, 2013, 34(2): 192-196.
- Liu Aijiang, Zuo Lie, Li Jingjing, Application of principal component analysis in carbonate lithology identification: A case study of the Cambrian carbonate reservoir in YH field[J]. Oil & Gas Geology, 2013, 34(2): 192-196.
- [19] Sharma P, Jyoti B P. Water quality assessment using water quality index and principal component analysis: A case study of historically important lakes of Guwahati City, North-East India[J]. Applied Ecology and Environmental Sciences, 2020, 8(5): 207-217.
- [20] 胡红, 曾恒英, 梁海波, 等. 基于主成分分析和学习矢量化的神经网络岩性识别方法[J]. 测井技术, 2015, 39(5): 586-590.
- Hu Hong, Zeng Hengying, Liang Haiho, et al. Lithology identification based on principal component analysis and learning vector quantization neural network[J]. Well Logging Technology, 2015, 39(5): 586-590.
- [21] 祝鹏, 林承焰, 吴鹏, 等. 基于主成分分析法的成岩相测井定量识别——以五号桩油田桩62-66块沙三下I油组储层为例[J]. 地球物理学进展, 2015, 30(5): 2360-2365.
- Zhu Peng, Lin Chengyan, Wu Peng, et al. Logging quantitative identification of diagenetic facies by using principal component analysis: A case of Es3x1 in Zhuang 62-66 area, Wu Hao Zhuang Oilfield[J]. Progress in Geophysics, 2015, 30(5): 2360-2365.
- [22] 葛新民, 范卓颖, 范宜仁, 等. 基于核主成分-小波能谱分析的复杂储层油水界面预测[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2015, 46(5): 1747-1753.
- Ge Xinmin, Fan Zhuoying, Fan Yiren, et al. Oil water contact prediction of complex reservoir using kernel principal component analysis and wavelet power spectrum analysis[J]. Journal of Central South University (Natural Science edition), 2015, 46(5): 1747-1753.
- [23] 陈修, 徐守余, 等. 基于支持向量机和主成分分析的辫状河储层夹层识别[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2021, 45(4): 22-31.
- Chen Xiu, Xu Shouyu, Li Shunming, et al. Identification of inter-layers in braided river reservoir based on support vector machine and principal component analysis [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2021, 45(4): 22-31.
- [24] 张继伟. 基于主成分分析的页岩油有利区评价——以仪陇—平昌地区大安寨段为例[J]. 断块油气田, 2021, (1): 28-32.
- Zhang Jiwei. Evaluation of favorable areas of shale oil based on principal component analysis: Taking Daanzhai member of Yilong-Pingchang area as an example[J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2021, (1): 28-32.
- [25] 林海明. 对主成分分析法运用中十个问题的解析[J]. 统计与决策, 2007, 8: 16-18.
- Lin Haiming. Analysis of ten problems in the application of principal component analysis[J]. Statistics and Decision, 2007, 8: 16-18.
- [26] 斯伦贝谢公司. 测井解释常用岩石矿物手册[M]. 吴庆岩, 张爱军译. 北京: 石油工业出版社, 1998.
- Schlumberger. Well logging handbook of rocks and mineral[M]. Wu Qingyuan, Zhang Aijun, Trans. Beijing: Petroleum Industry Press, 1988.
- [27] 谭廷栋. 岩性和孔隙流体性质的弹性模量识别法[J]. 天然气工业, 1986, 6(1): 33-38.
- Tan Tingdong. Identifying lithological characteristics and the type of pore fluid in line of elastic moduli[J]. Natural Gas Industry, 1986, 6(1): 33-38.

(编辑 张亚雄)