文章编号: 1671 -5888(2003) 04 -0490 -05

大庆徐家围子地区深部致密砂砾岩气层识别

黄布宙, 潘保芝, 李舟波
(吉林大学 地球探测科学与技术学院, 吉林 长春 130026)

摘要: 大庆徐家围子地区深部致密砂砾岩储层的骨架成分除了含有石英、长石外, 还含有许多酸性喷发岩, 而且各种骨架成分的含量随深度变化比较大; 复杂的岩性使得气的影响被岩性的影响所淹没, 从而造成常规气层识别方法失效。针对这一问题, 应用神经网络方法准确求取地层颗粒密度和泥质含量, 然后对中子和密度测井值进行岩性影响校正和泥质影响校正, 使得求出的中子和密度孔隙度仅受地层气的影响, 最后将得到的中子和密度孔隙度进行对比, 应用中子和密度孔隙度的差异识别气层。

关键词: 致密砂砾岩; 气层识别; 神经网络; 颗粒密度
中图分类号: P618. 13 文献标识码: A

0 引言

大庆徐家围子地区深部勘探过程中, 在致密砂砾岩储层中见到了可观的工业天然气流, 从而使深层成为一个新的油气资源勘探开发目标。气层的识别是该区测井处理与解释过程中非常重要的任务。已有的测井识别气层方法较多, 理论基础都是基于水(油) 与气的电、声、核等物理参数差异[1]; 而且已有的气层识别方法主要用于中高孔隙度的砂岩储层, 不适于大庆油田徐家围子地区致密砂砾岩储层的气层识别。该区深部致密砂砾岩储层的岩性复杂, 除了石英、长石外, 其骨架组成还含有许多岩块。因为岩性复杂, 难以计算中子视孔隙度和密度视孔隙度。储层类型属于中、低孔和中、低渗储层, 束缚水饱和度很高, 且随岩石致密程度的增大而增加。孔隙度较小且束缚水饱和度很高致使气的影响微弱。由于孔隙小、喉道细、毛细管压力高, 极易吸收泥浆滤液中的水, 形成井眼周围的“水锁”遮挡, 从而使地层中的天然气和井孔隔离①。由于泥质的存在, 降低了中子和密度视孔隙度的幅度差。正是由于上述几个因素, 使得用测井曲线识别该区致密砂砾岩气层困难。

本文针对研究区致密砂砾岩的地质特点, 通过考虑岩性的复杂性, 用神经网络分别计算骨架参数和泥质含量, 并进一步进行岩性影响校正和泥质影响校正, 突出气的影响, 从而达到提高气层识别效果的目的。

1 研究区地层特征及常规方法求取颗粒密度和泥质含量

根据薄片分析, 大庆徐家围子深层致密砂砾岩中的骨架成分主要为石英、正长石和岩块, 三者的体积分数占了整个固体矿物的 80% 以上。岩块的主要成分为酸性喷发岩。除了含有以上 3 种骨架成分外, 还含有少量的斜长石和泥质。骨架中各种成分的含量随着深度变化比较大, 图 1 为升深 4 井致密砂砾岩中 3 种主要成分含量对比图(薄片分析) 。正是由于骨架矿物成分的这种变化, 从而导致了该区致密砂砾岩颗粒密度的变化。图 2 是升深 4 井岩心分析的致密砂砾岩的骨架密度。

由于该区颗粒密度变化比较大, 不能采用固定的颗粒密度计算密度视孔隙度。为了能够求准颗粒

收稿日期: 2002 -11 -11
基金项目: 国家自然科学基金和大庆石油管理局联合资助(49894190 -42)
作者简介: 黄布宙(1979 -) , 男, 江西金溪人, 博士研究生, 主要从事岩石物理方面研究.
① 吉林大学, 大庆测井公司. 复杂储层测井数据处理与解释理论和方法研究. 国家自然科学基金“九五”重大项目研究报告(49894190 -42) , 2000.

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

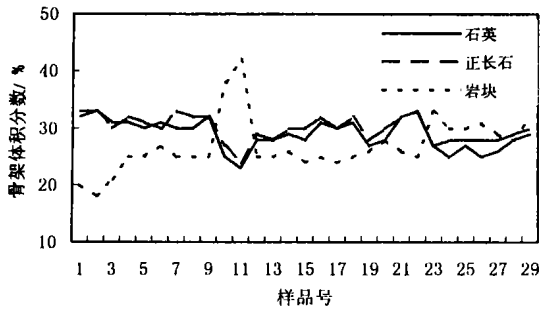


图 1　三种主要骨架成分含量(薄片分析)变化对比图

Fig. 1　Contrast of the content of three matrix minerals

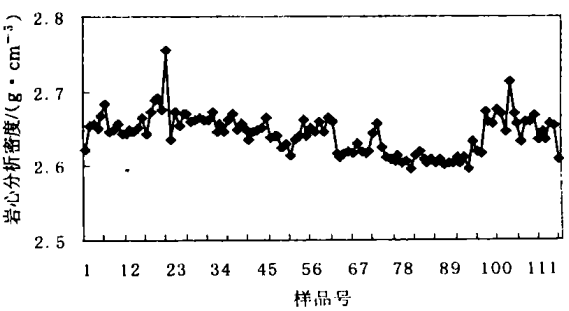


图 2　岩心分析颗粒密度变化图

Fig. 2　Variation of core matrix density

密度, 常规复杂岩性解释方法需要了解每种矿物组分准确的测井参数值, 而研究区地层中含有相当一部分的岩块, 岩块的测井参数值是不固定的, 从而限制了该方法求取地层的颗粒密度。针对这个问题, 又尝试采用多个测井值进行多元线性回归求取颗粒密度。选用了自然伽玛 GR, 光电吸收截面指数 PE, 放射性矿物含量 U、TH 和 K 这 5 种测井值进行多元线性回归。回归的结果为

$$\rho_{ma} = 2.131\,855 - 0.000\,05GR + 0.125\,943PE + 0.040\,763K + 0.006\,242TH - 0.013\,978U \quad (1)$$

用上式计算出的结果与岩心分析结果的相关系数为 0.449 46, 平均相对误差为 0.024 276, 这个结果在低孔隙度地层评价中是不可以接受的。因此常规方法不能给出准确的地层颗粒密度值。

该区致密砂砾岩储层中泥质含量的变化范围为 0%～10%, 主要的粘土矿物为高岭石和绿泥石。由于该区深部致密砂砾岩中含有酸性喷发岩块且含量变化比较大, 造成 GR 值变化也很大, 使得 GR 与泥质含量没有明显的相关性, 因此不能用 GR 值来求取泥质含量。同样, 对于用其它常规测井求取泥质含量的方法也受到酸性喷发岩块的影响, 用这些测井值来求取泥质含量的精度比较低。因此常规方法不能用来求取可靠的泥质含量。

2　神经网络求取颗粒密度和泥质含量

为了能够求准致密砂砾岩储层的中子和密度视孔隙度, 颗粒密度和泥质含量的准确求取显得尤为重要。然而从上面的分析可以看出, 常规方法难以准确地求取研究区的颗粒密度和泥质含量。针对这个问题, 尝试了人工神经网络方法[2]。因为人工神经网络能够通过比较完备的动力学模型, 在不清楚颗粒密度(或泥质含量)与测井资料的关系的情况下给出比较准确的预测[3], 这正是在低孔隙度地层测井评价中所需要的。

在实际处理中采用了 BP 算法, 并通过试算和分析发现采用以下模型能得到比较好的预测效果: 即采用四层网络结构, 其中输入层选用 5 种测井值作为输入节点, 分别是 GR、PE、U、TH、K, 两个隐含层选用了 12 个节点, 输出层则为一个节点, 即颗粒密度(或泥质含量)。

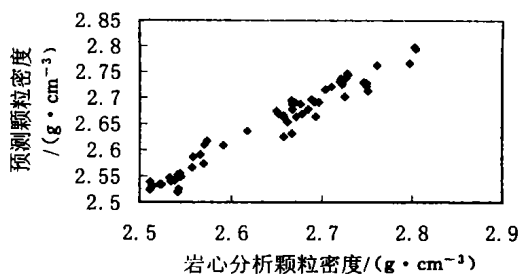


图 3　训练后的神经网络预测的颗粒密度与岩心分析颗粒密度交会图

Fig. 3　Cross plot of matrix density calculated using trained neural network and core matrix density

针对该区的实际情况, 选择了该区几口井有代表性的 142 块致密砂砾岩岩心分析颗粒密度及其响应的测井读数作为训练样本。用上述网络结构对 142 块样本进行了 10 万次的训练, 训练得出的颗粒密度与岩心颗粒密度的相关系数为 0.997 3。图 3 为用上述训练得到的神经网络结构对其它地层致密砂砾岩预测的颗粒密度与岩心分析颗粒密度交会图。从图中可以看出, 预测的颗粒密度与岩心分析颗粒密度相关性比较好, 二者的相关系数为 0.978, 说明神经网络方法可以用来预测其它井段致密砂砾岩的颗粒密度。同样用上述网络结构对该区几口井

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

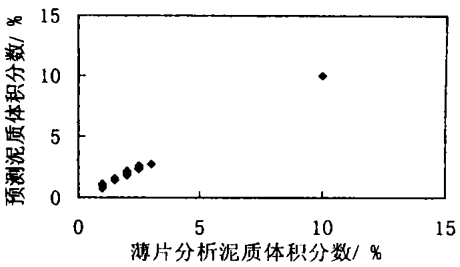


图 4 训练后的神经网络预测的泥质含量与薄片分析泥质含量交会图

Fig. 4 Cross – plot of shale content calculated using trained neural network and core shale content

深部致密砂砾岩 46 块薄片分析样本及其测井读数进行了 1 万次的训练, 训练得出的泥质含量与薄片分析泥质含量的相关系数为 0. 999 396。图 4 为用训练后的神经网络对其它致密砂砾岩井段预测的泥质含量与薄片分析泥质含量交会图, 二者的相关系数为 0. 998, 精度能够达到测井评价的要求, 可以用来预测其它致密砂砾岩井段的泥质含量。

3 中子和密度视孔隙度影响因素校正

3.1 中子、密度测井的环境校正

中子、密度测井仪的刻度环境与中子、密度实际测井环境不同, 因此必须对中子、密度测井资料进行环境校正, 如井眼尺寸、泥浆和泥饼影响校正等。在实际处理过程中, 针对不同公司仪器测量的测井值, 通过计算机自动采用相应公司的校正图版进行环境校正。

3.2 中子、密度测井的岩性校正

由于补偿中子测井仪是在标准的纯石灰岩刻度井中刻度的, 以石灰石孔隙度为单位, 因此在别的岩性情况下测得的中子孔隙度要受到岩性的影响, 这时候就要进行岩性校正, 校正的公式为[4]

$$\varphi'_N = \frac{\varphi_N - \varphi_{Nma}}{\varphi_{Nw} - \varphi_{Nma}} 。 \qquad (2)$$

式中, φ'_N 为经过岩性校正后的中子视孔隙度; φ_N 为环境校正后岩性校正前的中子视孔隙度; φ_{Nw} 为地层水的中子视孔隙度, 在这里取为 1; φ_{Nma} 为骨架中子视孔隙度。中子视孔隙度与含氢指数一致。

骨架中子孔隙度的求取采用地层各种骨架成分的含氢指数加权求和; 对于研究区的砂砾岩, 由于其中主要含有 3 种骨架成分, 分别为石英、长石和岩块, 这 3 种成分的含量接近于各占 1/3, 而且这几种矿物成分的含氢指数都是比较低的, 因此可以按各种成分 1/3 加权求和对中子进行岩性校正。

同样, 密度测井读数也需要进行岩性校正, 其校正公式为

$$\varphi'_D = \frac{\rho_{ma} - \rho_b}{\rho_{ma} - \rho_w} 。$$

式中, φ'_D 为经过岩性校正后的密度孔隙度; ρ_{ma} 为地层颗粒密度, 采用上述神经网络方法求取; ρ_b 为地层密度测井值; ρ_w 为地层水密度值, 在这里取为 1。

3.3 中子、密度测井的泥质校正

由于该区是分散泥质, 因此对于中子泥质校正采用以下公式[4]:

$$\varphi''_N = \varphi'_N - V_{sh} \cdot \left(\frac{H_{sh} - H_{ma}}{H_w - H_{ma}}\right) 。 \qquad (3)$$

式中, φ''_N 为泥质校正后的中子孔隙度; φ'_N 为经过岩性校正后未经过泥质校正的中子孔隙度; H_{ma} 为骨架含氢指数, 求法同岩性校正中的骨架含氢指数求法一样; H_w 为地层水含氢指数, 由于该区地层水矿化度一般在 $(2\,000 \sim 8\,000) \times 10^{-6}$ 之间, 因此在这里取为 1。V_{sh} 为泥质含量, 它由上述神经网络方法预测得出; H_{sh} 为泥质的含氢指数; 由于该区致密砂砾岩中泥质主要含有高岭石和绿泥石, 而且这两种矿物成分的含氢指数差别比较小[5], 因此采用两种矿物成分含氢指数的平均值作为泥质的含氢指数。

为了保证中子孔隙度与密度孔隙度在水层重合, 因此也需要对密度进行泥质校正, 校正公式为

$$\varphi''_D = \varphi'_D - V_{sh} \cdot \left(\frac{\rho_{sh} - \rho_{ma}}{\rho_w - \rho_{ma}}\right) 。 \qquad (4)$$

式中, φ''_D 为泥质校正后的密度孔隙度; φ'_D 为经过岩性校正后未经过泥质校正的密度孔隙度; V_{sh} 为泥质含量, 它由上述神经网络方法预测得出; ρ_{sh} 为泥质的密度值, 可以由中子—密度交会图得到; ρ_{ma} 为颗粒密度, 由上述神经网络方法预测得出; ρ_w 为地层水密度值, 在这里取为 1。

值得说明的是, 这里的泥质校正后获得的是纯岩石部分的中子和密度的视孔隙度贡献, 并非单位体积的纯岩石中子和密度的视孔隙度。为了得到单位体积的纯岩石中子和密度视孔隙度, 采用以下公式进行转换:

$$\varphi'''_N = \varphi''_N/(1 - V_{sh}),$$
$$\varphi'''_D = \varphi''_D/(1 - V_{sh}) 。 \qquad (5)$$

式中, φ'''_N、φ'''_D 分别为单位体积的纯岩石中子和密

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

度视孔隙度; φ''_N、φ''_D 分别为岩性和泥质校正后的纯岩石部分的中子和密度视孔隙度。

4　气层识别和效果分析

经过上述一系列的校正之后, 所得到的中子孔隙度和密度孔隙度仅受到气层中所含的天然气的影响。为了说明这种增强气的处理的效果, 将升深 2 井 2 880~ 2 893 m 井段的测井曲线处理前的中子密度重叠图和处理后的中子密度重叠图进行对比

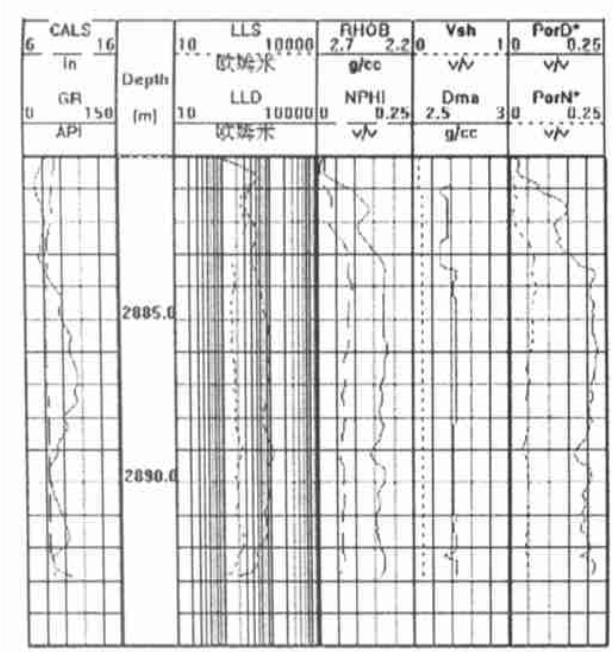


图 5　处理前后的中子—密度孔隙度差异法用于识别气层的对比图

Fig. 5　Contrast of the processed and the non- processed difference between apparent density porosity and neutron porosity

(图 5)。在图 5 中共有 6 道, 第一道为自然伽玛(GR)、自然电位(SP)测井曲线, 第二道为深度道, 第三道为深侧向(LLD)和浅侧向(LLS)测井曲线, 第四道为密度(RHOB)和中子(NPHI)测井曲线, 两者按照常规中子- 密度重叠图的方法进行刻度, 第五道为计算出的泥质含量(V_{sh})和颗粒密度(D_{ma}), 第六道为本文处理后的中子孔隙度($PorN^*$)和密度孔隙度($PorD^*$)的重叠。对比第四道和第六道, 指示气层的效果明显增强。前者的幅度差约 10 PU, 后者约 15 PU。

在实际解释过程中参考地层孔隙度的大小。对于地层孔隙度 φ 的求取, 采用下面的公式:

$$\varphi = \sqrt{\frac{(\varphi'_N)^2 + (\varphi'_D)^2}{2}}。\qquad (6)$$

式中, φ'_N 为环境校正和岩性校正后的中子视孔隙度, φ'_D 为环境校正和岩性校正后的密度视孔隙度。当孔隙度大于 8% 时, 按上述方法进一步划分气层或水层。当孔隙度小于 8% 时, 则解释为干层。

本文对处理后所得到的中子-密度孔隙度差异图采用以下解释原则: 校正后的密度孔隙度整体上比校正后的中子孔隙度要大 15 PU 以上时, 解释为工业气层; 整体上大于 10 PU 小于 15 PU 时, 解释为低产气层; 整体上大于 5 PU 小于 10 PU 时, 解释为微量气层。校正后的密度孔隙度有的地方比校正后的中子孔隙度要大, 但在有些地方二者的值基本相等, 对于这样的井段, 将其解释为气水同层; 校正后的密度孔隙度曲线与校正后的中子孔隙度曲线交叉在一起, 在有的地方密度孔隙度比中子孔隙度大, 在有的地方中子孔隙度比密度孔隙度大, 但是总体上重叠在一起, 将这样的井段解释为水层; 校正后的密度孔隙度曲线与校正后的中子孔隙度曲线交叉在一起, 并且密度和中子孔隙度的值均在 8% 以下, 对于这样的井段, 将其解释为干层。

按照上面的原则, 对大庆地区 3 口关键井的 10 余个井段进行了处理解释, 并将解释结果与试气结果对比, 符合率在 90% 以上; 而错判的只是将微量气层解释为气水同层, 并没有出现大的错判结论。表 1 为所处理解释的 10 余个井段的结果与试气结果的对照表。

5　结　论

本文针对大庆徐家围子地区深部低孔低渗致密砂砾岩储层, 采用中子-密度视孔隙度差异方法识别气层。用 BP 神经网络方法计算的颗粒密度和泥质含量, 解决了地层中酸性喷发岩块的影响问题。对中子和密度测井值进行了环境、岩性和泥质等一系列影响因素校正后, 使得中子和密度视孔隙度仅受地层气的影响, 提高了气层识别的效果。结合孔隙度的大小, 对气层进一步进行一定程度的分级。应用结果表明, 该方法能够准确地识别该区致密砂砾岩气层, 为大庆深层致密砂砾岩气层的识别提供了具有应用价值的方法。

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表 1 大庆徐家围子深部致密砂砾岩井段处理解释结果与试气结果的对比

Table 1 The contrast of interpretation result and test result in tight sandstone/gravel gas-bearing reservoirs at the deep of Xujiaweizi in Daqing

井名	井段/m	解释结果	试气结果	符合情况
升深 6 井	3 082.00~3 085.20	微量气层	微量气层(气 139 m^3/d)	符合
	3 091.14~3 095.20	气水同层	微量气层(气 139 m^3/d)	不符合
	3 465.00~3 482.00	干层	干层	符合
	3 489.00~3 492.00	干层	干层	符合
升深 2 井	2 683.50~2 687.00	干层	干层	符合
	2 819.25~2 822.25	低产气层	低产气层(气 17 735 m^3/d)	符合
	2 880.00~2 893.00	工业气层	工业气层(气 326 972 m^3/d)	符合
	2 900.00~2 904.00	工业气层	工业气层(气 326 972 m^3/d)	符合
升深 4 井	2 634.00~2 636.88	气水同层	气水同层(气 104 m^3/d, 水 0.23 m^3/d)	符合
	2 695.00~2 698.00	气水同层	气水同层(气 104 m^3/d, 水 0.25 m^3/d)	符合
	2 743.25~2 753.25	水层	水层(水 2.5 m^3/d)	符合
	2 797.25~2 801.00	水层	水层(水 0.62m^3/d)	符合

参考文献:

[1] 谭廷栋. 几种有效的测井找气方法[J]. 国外测井技术, 1992, **7**(1): 1-5.
Tan Tingdong. Several effective log methods to recognize gas reservoirs[J]. Foreign Well Logging Technology, 1992, **7**(1): 1-5.

[2] 薛林福, 潘保芝. 用自组织神经网络自动识别岩相[J]. 长春科技大学学报, 1999, **29**(2): 144-147.
Xue Linfu, Pan Baozhi. Identify lithofacies automatically using self-organizing neural network[J]. Journal of Changchun University of Sciences and Technology, 1999, **29**(2): 144-147.

[3] 雍世和, 洪有密. 测井数据处理与综合解释[M]. 北京: 石油大学出版社, 1996.
Yong Shihe, Hong Youmi. Log data processing and interpretation[M]. Beijing: University of Petroleum Publishing House, 1996.

[4] 李舟波. 钻井地球物理勘探[M]. 北京: 地质出版社, 1986.
Li Zhoubo. Borehole geophysical prospecting[M]. Beijing: Geological Publishing House, 1986.

[5] 谭廷栋. 核磁测井孔隙度解释深层天然气[J]. 测井技术, 1987, **11**(2): 32-45.
Tan Tingdong. Interpreting deep gas reservoirs by NMR porosity[J]. Well Logging Technology, 1987, **11**(2): 32-45.

THE RECOGNITION OF GAS-BEARING TIGHT SANDSTONE/GRAVEL RESERVOIRS AT THE DEEP OF XUJIAWEIZI IN DAQING

HUANG Bu-zhou, PAN Bao-zhi, LI Zhou-bo

(College of Geo-Exploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China)

Abstract: The matrix lithology of tight sandstone/gravel reservoirs at the deep of Xujiaweizi in Daqing is complex, which includes not only quartz and feldspar but also many fragments of acid eruptive rock. The lithologic composition varies with depth. So the influence of gas is submerged by the influence of complex lithology in log data, which leads to the failure to recognize gas reservoirs by using conventional methods. In order to solve the problem, matrix density and shale content are accurately obtained with neural network. And the density porosity and neutron porosity obtained after lithology and shale correction are only influenced by gas. Thus the difference between density porosity and neutron porosity can be used to recognize gas reservoirs.

Key words: tight sandstone/gravel; recognition of gas-bearing reservoirs; neural network; matrix density

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net