

视岩石结构数计算技术及其在碳酸盐岩岩相测井识别中的应用

李昌^{1,2}, 沈安江^{1,2}, 张建勇^{1,2}, 周进高^{1,2}, 蔡君¹, 刘江丽¹, 王鑫^{1,2}

1 中国石油杭州地质研究院; 2 中国石油集团碳酸盐岩储层重点实验室

摘要 利用测井资料识别碳酸盐岩岩石结构组分,对于碳酸盐岩沉积相研究具有重要的实用意义。碳酸盐岩地层通常经历强烈的成岩作用,缝洞发育,如何利用常规测井资料较精确地识别其基于岩石结构组分分类的岩相一直是个难题。目前有效测井参数与机器学习方法结合已经成为提高岩相识别精度的有效手段,其中 Lucia 的视岩石结构数参数在国外碳酸盐岩地层中取得了很好的应用效果。然而,ARFN 技术建立的条件为非裂缝和非水层,这使得其应用受到较大限制。以四川盆地 GM 地区寒武系龙王庙组为例,提出了改进的方法。首先,参考 Lucia 的岩石类型分类方案,将岩相划分为 3 大类:颗粒白云岩(包括砂屑白云岩和细晶白云岩)、粉晶白云岩和泥晶白云岩(包括泥晶白云岩和泥质泥晶白云岩)。然后,通过岩-电关系分析优选出最敏感测井曲线,包括密度、声波时差和自然伽马。根据测井计算的孔隙度、含水饱和度及薄片鉴定资料,按照水层和非水层条件,对 Lucia 的视岩石结构数公式进行改进。计算结果表明,改进的 ARFN 曲线能够快速定量识别岩石结构组分,尤其对颗粒白云岩和泥晶白云岩的识别率很高。最后,将改进的 ARFN 作为输入测井参数之一,与 K 邻近分类算法(KNN)结合进一步提升岩相测井识别精度。取心井岩心资料验证表明,改进后的 ARFN 将平均识别符合率从 74% 提高到 80% 以上,有效推动了四川盆地 GM 地区龙王庙组碳酸盐岩沉积微相的精细研究工作。

关键词 碳酸盐岩;测井识别;视岩石结构数;KNN 算法;龙王庙组

中图分类号:TE122 **文献标识码**:A

0 前言

碳酸盐岩储层的发育与颗粒滩密切相关,储层发育受控于岩相分布^[1]。沉积微相精细研究对于储层预测非常重要,由于取心资料有限,因此充分利用测井资料准确识别岩相,对于颗粒滩的预测有着重要意义。碳酸盐岩储层常常受到强烈成岩作用改造,裂缝、溶蚀孔洞发育,非均质性较强^[2-4],如何高精度识别基于岩石结构组分分类的岩相一直是个难题。目前,有效测井参数与机器学习方法结合已经成为提高岩相识别精度的有效手段^[5]。视岩石结构数参数 ARFN(apparent rock fabric number)作为一种有效的测井参数,在国外碳酸盐岩地层中取得了较好应用效果^[6]。然而该技术建立的条件为非裂缝和非水层,这使得其应用受到限制。特别是对于国内深层裂缝发育的碳酸盐岩地层,应用该技术会出现奇异值,因此

并不适用这项技术。为此,本文以四川盆地 GM 地区寒武系龙王庙组碳酸盐岩为例,提出了 ARFN 改进公式,并把改进的 ARFN 作为输入测井参数之一,与 K 邻近分类算法(KNN)结合进一步提升岩相测井识别精度,经岩心资料验证取得了较好的效果。

1 地质概况

1.1 岩石学特征

四川盆地 GM 地区揭示寒武系龙王庙组的钻井分布较广(图 1a),龙王庙组厚度为 67~106 m,平均为 90 m。龙王庙组的岩性主要包括泥质白云岩、泥晶白云岩、晶粒白云岩及颗粒白云岩等,少见砂质白云岩^[7-11]。龙王庙组经历了两期海平面升降旋回,每一旋回的下部均为泥(粉)晶白云岩等相对低能的碳酸盐岩,而中上部则以相对高能的砂屑白云岩和鲕粒白云岩为主^[12](图 1b)。

收稿日期:2022-01-06; 改回日期:2022-05-07

本文受中国石油天然气集团有限公司“十四五”前瞻性基础性战略性技术攻关课题“人工智能测井储层评价新方法研究”(编号:2021DJ3806)资助

第一作者:李昌,硕士,高级工程师,主要从事测井地质评价研究。通信地址:310023 浙江省杭州市西湖区西溪路 920 号;E-mail:lic_hz@petrochina.com.cn

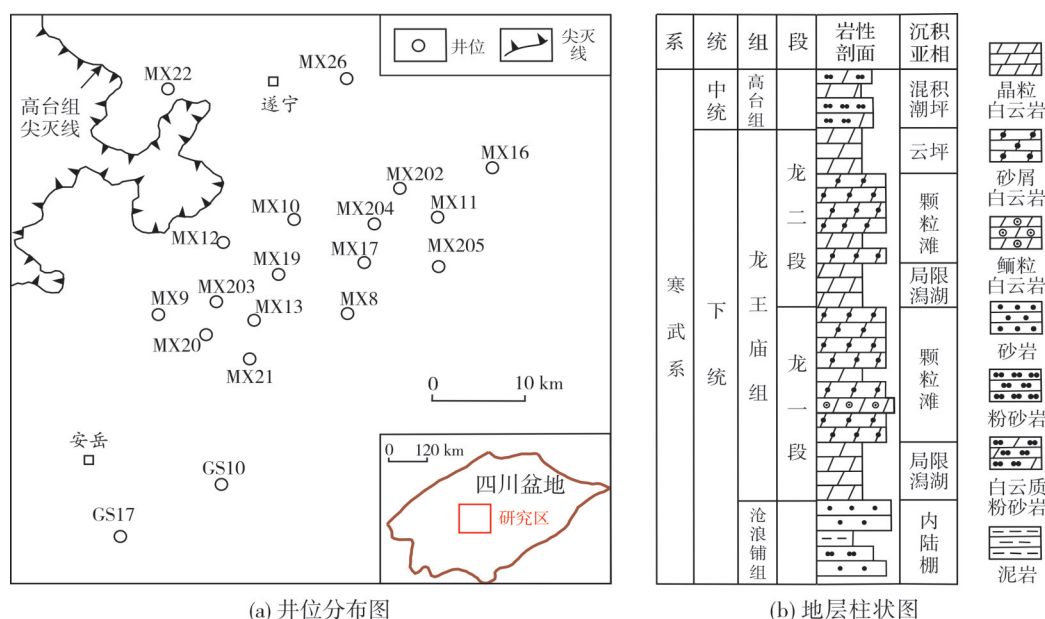


图1 四川盆地GM地区钻井分布及地层柱状图(据文献[3],有修改)

Fig. 1 Well distribution and stratigraphic column in GM area, Sichuan Basin (cited from reference [3], modified)

颗粒白云岩 主要为砂(砾)屑白云岩和鲕粒白云岩(图2a),少量为豆粒白云岩。颗粒白云岩主要在龙王庙组一段、二段的中上部颗粒滩的主体部位发育,发育的颗粒主要为砂屑,另有少量的生物碎屑和鲕粒。颗粒白云岩是龙王庙组最主要的储层岩石类型,溶蚀孔洞极为发育(图2a),常形成针孔状的砂屑(鲕粒)白云岩。经成岩作用改造,颗粒之

间的原生粒间孔只有一部分残留下来,它们是颗粒白云岩储层的重要储集空间。经过表生岩溶作用和埋藏溶蚀作用,沿残余粒间孔发生溶蚀形成扩大的溶蚀孔洞,其间常半充填粗晶(鞍状)白云石及自生石英,部分样品中可见渗流粉砂。在扫描电镜下白云石晶内可见微孔,这些微孔可能是埋藏溶蚀作用形成的。

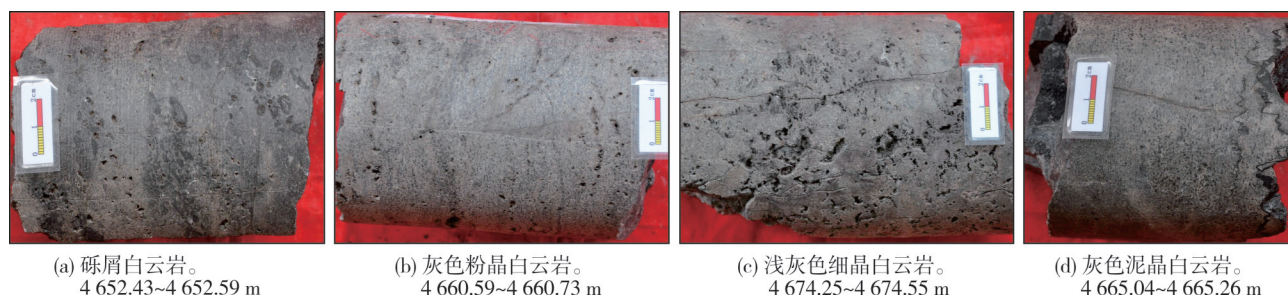


图2 四川盆地GM地区MX204井龙王庙组岩石类型(岩心照片)

Fig. 2 Rock types of Longwangmiao Formation of Well MX204 in GM area, Sichuan Basin (core photos)

晶粒白云岩 主要为粉晶白云岩(图2b)以及具颗粒残余结构的细晶白云岩(图2c),少量为中晶白云岩。晶粒白云岩储集空间以晶间孔和不规则的溶蚀孔洞为主。部分晶粒白云岩为颗粒白云岩经重结晶改造而形成,在显微镜下可见白云石粒度较粗,且可见颗粒幻影;另一部分晶粒白云岩可能为泥晶灰岩经过白云石化作用及其后的成岩改造形成。

泥晶白云岩 泥晶白云岩与泥质泥晶白云岩互

层出现,呈深灰色(图2d),主要发育在龙王庙组下部。在岩心中可见石膏假结核、生物钻孔、泥质纹层变形等指示局限静水环境的沉积构造。

龙王庙组储层主要发育于龙一段上部 and 龙二段中上部的颗粒白云岩中。根据已有的岩心物性分析资料,储层平均孔隙度为4.16%,平均渗透率为 $0.87 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$,具有中低孔、中低渗的特点。孔隙度和渗透率分布直方图见图3。

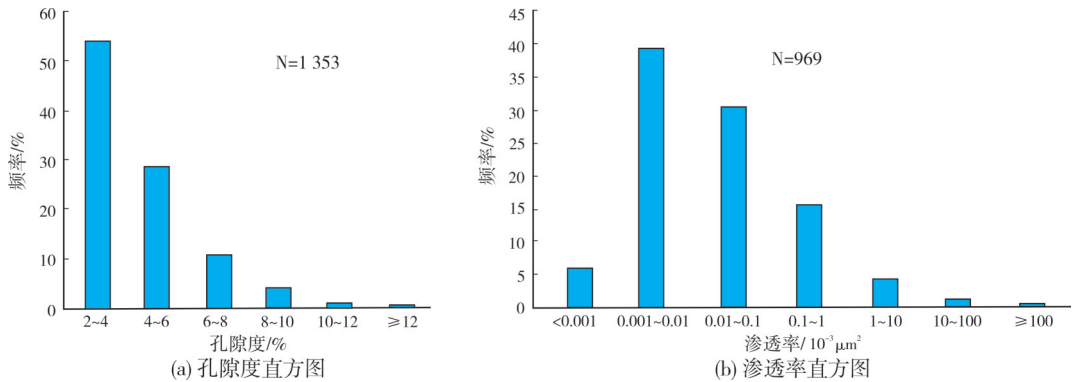


图3 四川盆地GM地区龙王庙组孔隙度和渗透率分布直方图(孔隙度大于2%的小样,据文献[9])
Fig. 3 Histograms of porosity and permeability of Longwangmiao Formation in GM area, Sichuan Basin
(small samples with porosity more than 2%, cited from reference [9])

岩性在纵向上变化较快,而测井曲线受分辨率所限有时候不能完全反映薄层的岩性信息;另外岩性类型过多,会导致岩性测井识别精度很低。因此,综合考虑沉积微相的生产研究需求,兼顾识别精度,本次研究将岩相划分为3大类(表1)。其中,颗粒白云岩相代表高能沉积环境,粉晶白云岩相代表中等能量的沉积环境,泥晶白云岩相代表低能沉积环境。由于砂屑白云岩和细晶白云岩的粒径和晶体尺寸都比较大,在测井特征上难于区分,而且两者都反映高能沉积环境,因此统一归为颗粒白云岩相。

1.2 岩-电关系

从测井参数交会图(图4)看,GM地区龙王庙组岩-电关系比较简单,按照不同测井响应特征的4个级别(低、中等、较高和高),总结3类岩相的测井定性特征如下:

表1 四川盆地GM地区龙王庙组岩相分类表
Table 1 Lithofacies classification of Longwangmiao Formation in GM area, Sichuan Basin

岩相	岩性
颗粒(砂屑、细晶)白云岩	砂屑白云岩、细晶白云岩等粗结构的白云岩
粉晶白云岩	粉晶白云岩等粉晶级别的白云岩
泥晶白云岩	泥晶白云岩,泥质泥晶白云岩,泥质泥—粉晶白云岩等

颗粒白云岩相 表现为低自然伽马、高声波时差、低密度、中等电阻率。如果为纯水层,则电阻率为低值。

粉晶白云岩相 与颗粒白云岩的测井特征相似,表现为低自然伽马、中等声波时差(低于颗粒白云岩,物性上较颗粒白云岩相略差)、中高密度、中等电阻率。当岩性致密、不发育孔隙时,表现为高电阻率、低声波时差。

泥晶白云岩相 当泥质含量低且孔隙不发育

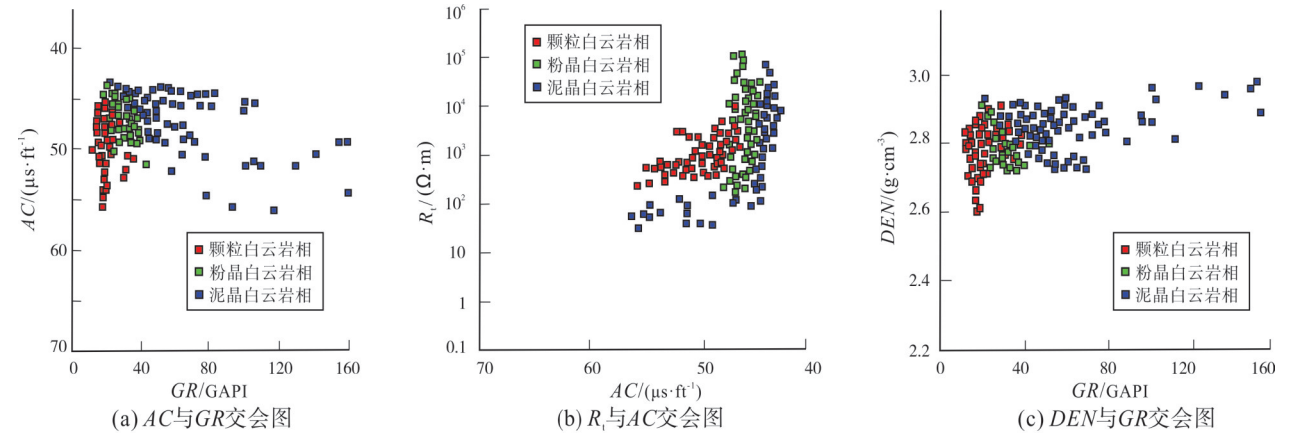


图4 四川盆地GM地区龙王庙组不同岩相的测井参数交会图
Fig. 4 Crossplots of logging parameters of different lithofacies of Longwangmiao Formation in GM area, Sichuan Basin

时,该岩相表现为中等自然伽马、低声波时差、高密度和高电阻率特征。当泥质含量较高时,测井特征显著,表现为高自然伽马、高声波时差、低电阻率特征。

2 视岩石结构数计算技术

视岩石结构数计算技术最早由 Lucia 提出^[13]。基于密闭取心样品,样品无裂缝且在油水界面以上,分析岩相与粒间溶蚀孔隙度和含水饱和度的关系(图 5a),在此基础上构建岩石结构数(RFN),计算公式如下:

$$RFN=10^{\left(\frac{3.11+1.88(\phi_{\text{core}})+\lg(S_{\text{wcore}})}{3.06+1.4\lg(\phi_{\text{core}})}\right)} \quad (1)$$

式中: ϕ_{core} 代表岩心孔隙度,无量纲; S_{wcore} 代表岩心含水饱和度,无量纲。该技术的应用条件是无裂缝发育和无水淹层。其基本原理为:①一般情况下粗

颗粒碳酸盐岩孔隙发育程度更高,其原生孔隙度更高,因此即使经历成岩改造,颗粒白云岩的孔隙发育一般要好于泥晶白云岩。②在油气成藏时,含油气程度与孔隙大小密切相关:当孔隙度较高时,油气充注程度高,含油气饱和度较高。因此,颗粒较粗的岩相,含油气饱和度高,而含水饱和度低。③在孔隙度和含水饱和度方面,颗粒白云岩与泥晶白云岩具有较大差异性,据此可以区分不同岩石结构组分。Lucia通过岩心孔隙度、岩心含水饱和度和薄片鉴定岩石结构组分,构建了RFN。结合岩心标定,确定了不同岩相的划分阈值,从而实现通过计算RFN定量描述碳酸盐岩岩石结构:当 $RFN \geq 4$,为颗粒泥晶灰岩;当 $2.5 \leq RFN < 4$,为泥晶白云岩;当 $1.5 \leq RFN < 2.5$,为泥晶颗粒白云岩、粉晶白云岩;当 $0.5 \leq RFN < 1.5$,为颗粒白云岩、中细晶白云岩。

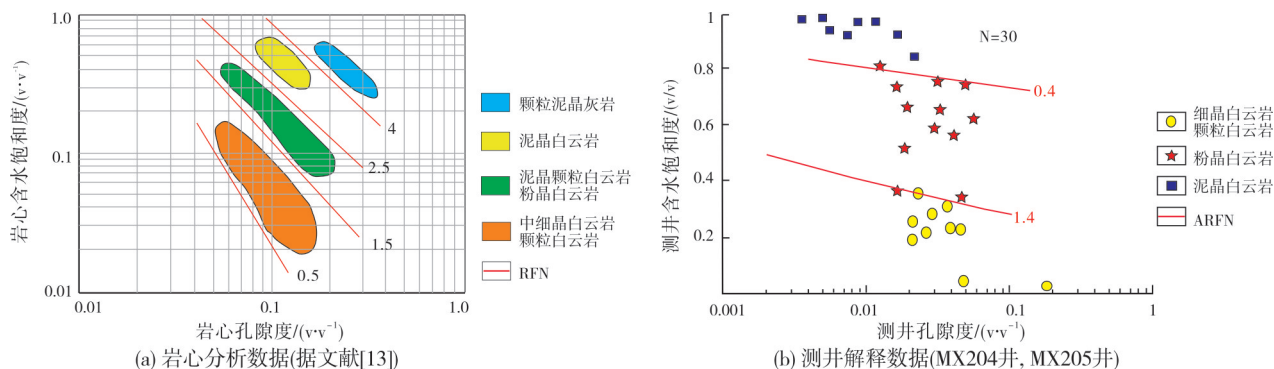


图5 不同岩相的孔隙度与含水饱和度交会图

Fig. 5 Crossplots of porosity and water saturation of rocks with different fabric components

将公式(1)中的岩心含水饱和度和孔隙度用测井计算的孔隙度和含水饱和度替换,则得到视岩石结构数(ARFN),可以利用其判别不同岩相类型。然而,上述公式是针对较高孔隙度的样品建立的,对于中国古老深层的低孔隙度碳酸盐岩地层,计算时会出现奇异值;另外,该技术并不适用于裂缝发育及水层发育的情况,具有一定的局限性。因此,需要对公式进行修正。

针对四川盆地GM地区龙王庙组,基于取心井岩心和薄片资料,分析岩相与测井计算的孔隙度和含水饱和度之间的关系(图5b),在 Lucia 公式原型的基础上,对公式进行改造如下:

$$ARFN = \begin{cases} 3 - e^{\left(\frac{3 + \lg(\phi_e) + 2 \times \lg(S_{we})}{3 + \lg(\phi_e)}\right)} & R_t \geq 200 \\ \frac{0.5 \times \Delta DT}{\Delta GR \times \Delta DEN} & R_t < 200 \end{cases} \quad (2)$$

式中: ϕ_e 为测井计算有效孔隙度,无量纲; S_{we} 为测井计算含水饱和度,无量纲; ΔGR 为自然伽马相对值,无量纲; ΔDT 为声波时差相对值,无量纲; ΔDEN 为密度相对值,无量纲; R_t 为电阻率, $\Omega \cdot m$ 。根据地层测试资料,水层深电阻率一般小于200 $\Omega \cdot m$,所以对于水层可直接采用测井曲线相对值构建视岩石结构数计算公式。最后,同样基于岩心标定,确定不同岩相的划分阈值,如图5b所示:当 $0 < ARFN \leq 0.4$,为泥晶白云岩相;当 $0.4 < ARFN \leq 1.4$,为粉晶白云岩相;当 $ARFN > 1.4$,为颗粒(细晶)白云岩相。

利用改进的视岩石结构数计算公式能定量刻画岩石结构组分变化(图6)。对GM地区7口取心井计算ARFN,岩心验证符合率为60%~83%,平均符合率为70%(表2)。从应用效果看,该技术能够

快速判别岩相,对于颗粒白云岩和泥晶白云岩识别率高,但对于粉晶白云岩识别率低。主要原因是,粉晶白云岩在溶蚀作用比较发育的情况下,物性会变好,因而造成识别误差增大。为了提高识别精度,在实际生产应用中,一般将视岩石结构数作为输入测井参数与机器学习方法结合,消除误差影响,从而进一步提高岩相测井识别精度。

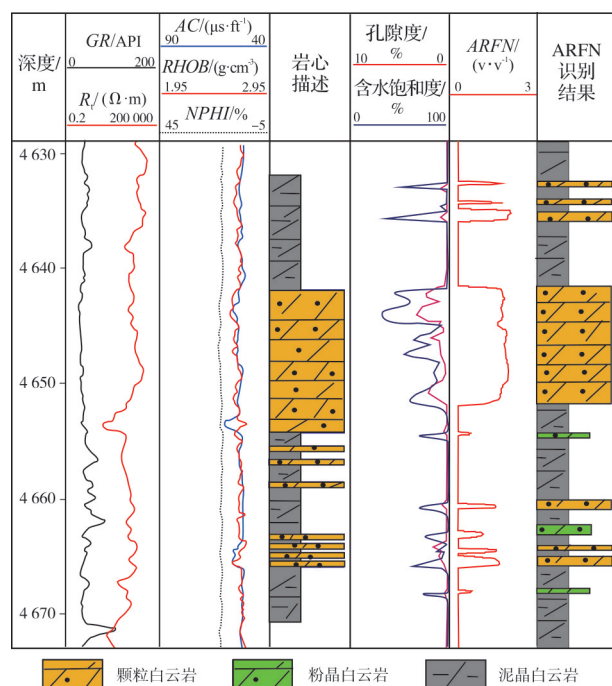


图6 应用改进 ARFN 的岩相测井识别结果(MX21井)

Fig. 6 Calculation results of modified ARFN formula(Well MX21)

表2 不同方法识别符合率统计表

Table 2 Statistics of recognition coincidence rate of different methods

取心验证井	识别符合率/%		
	ARFN方法	KNN方法	KNN+ARFN方法
MX39井	81	79	83
MX21井	80	82	77
MX202井	58	64	75
MX203井	61	61	76
MX23井	60	84	93
GS10井	66	69	78
GS17井	83	77	86
平均	70	74	81

3 KNN算法基本原理

K邻近分类算法(K-nearest neighbor, KNN),是最简单的数学分类识别算法之一,其核心思想是如果一个样本在特征空间中的K个最相邻的样本中的

大多数属于某一个类别,则该样本也属于这个类别,并具有这个类别上样本的特性。该方法在确定分类决策上只依据最邻近的一个或者几个样本的类别来决定待分样本所属的类别,其优点是强制分类对异常点不敏感,识别准确度高,因此特别适合重叠较多的待分样本集或类域的交叉的分类问题^[14-15]。

KNN算法的实现主要有两个关键因素:点距离的计算和K值的选取,距离公式一般采用欧式距离,指在n维空间中两个点之间的真实距离。假定有c个类别,每个类别的样本为 $x_i, i=1,2,\dots,c$ 个,其中每个类别的样本数量为 N_i ,对未知样本 $y_j, j=1,2,\dots,b$,欧式距离公式为:

$$d(y_j, x_i) = \sqrt{\sum_{m=1}^{N_i} (y_j - x_i^m)^2} \quad (3)$$

式中: i 为第 i 个类, $i=1,2,\dots,c$; j 为第 j 个未知样本, $j=1,2,\dots,b$; m 为第 i 类样本 x_i 中 N_i 个样本的第 m 个。

将预测的未知样本点与所有样本类别点进行距离计算,对距离进行排序,然后选出前面K个距离值,根据K个距离值对应哪些类别比较多,则 y_j 属于那个类别,即决策 $y_j \in i$ 。这一决策方法称为最近邻法。K的取值比较重要,根据数据量的大小,本文K值选择为10。

4 技术应用

四川盆地GM地区龙王庙组共有12口取心井,选择取心资料多的5口井作为样本井,其余7口井作为识别验证井。KNN输入测井参数选择自然伽马、声波时差、密度、中子、深电阻率和视岩石结构数(ARFN)。结果表明,KNN与ARFN方法结合的岩相测井识别精度较高:GS17井岩心厚度为83 m,识别符合的厚度为71.5 m(图7),符合率为86%(表2),比单独用KNN方法精度提高了9%;GS10井岩心厚度为28 m,识别符合的厚度为21.9 m(图8),符合率为78%(表2),比单独用KNN方法精度提高了9%。通过对研究区7口取心井的验证,单独用KNN方法的平均符合率为74%,KNN与ARFN方法结合的平均符合率为81%(表2),符合率提高了7%。

另外,本次研究分析了学习样本数量对KNN方法识别结果的影响。分别采用5口井(MX11井、MX12井、MX13井、MX17井、MX19井)作为学习样本

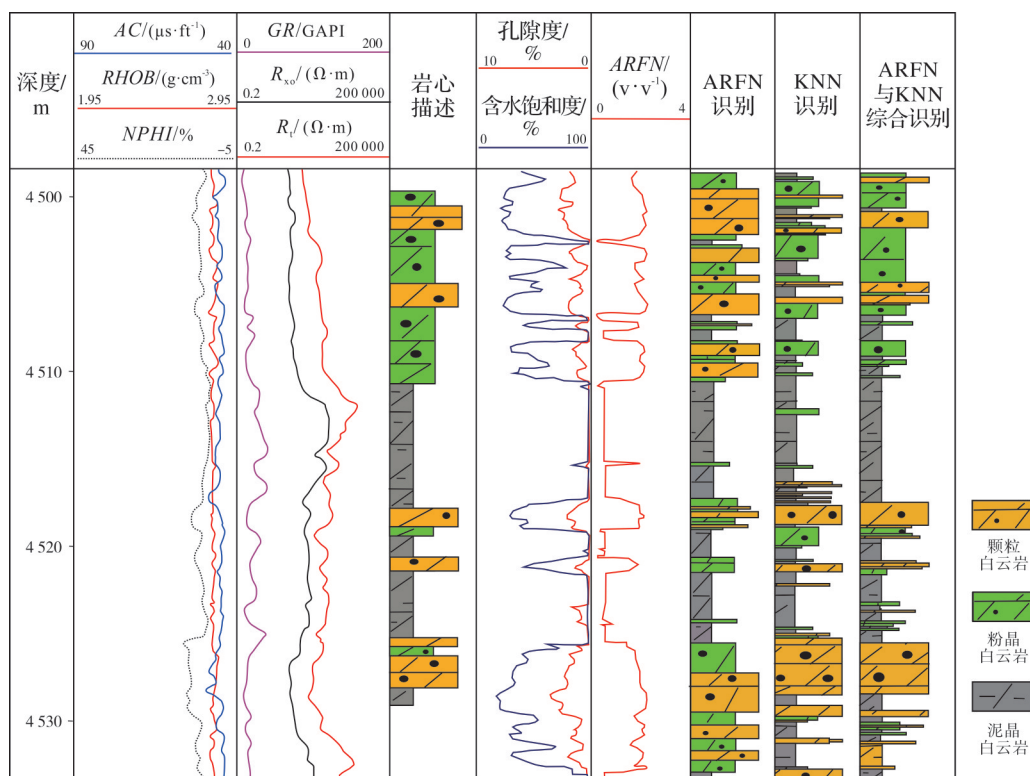


图7 四川盆地GM地区GS17井龙王庙组取心段岩相测井识别结果

Fig. 7 Lithofacies logging identification results of Longwangmiao Formation coring section of Well GS17 in GM area, Sichuan Basin

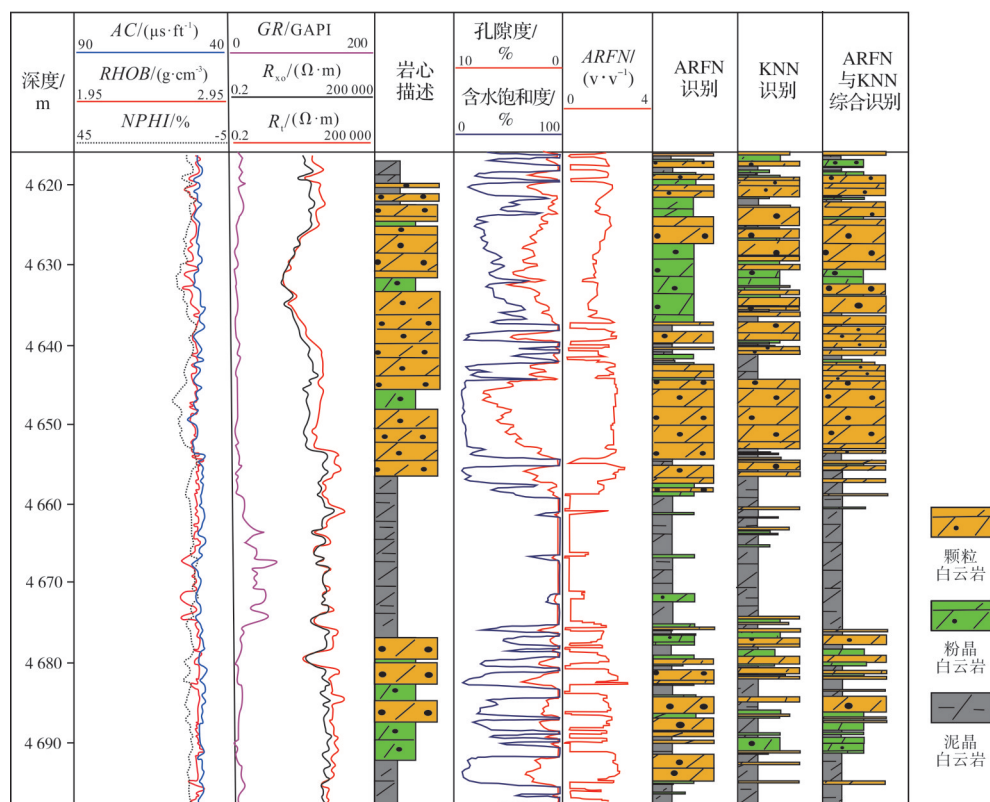


图8 四川盆地GM地区GS10井龙王庙组取心段岩相测井识别结果

Fig. 8 Lithofacies logging identification results of Longwangmiao Formation coring section of Well GS10 in GM area, Sichuan Basin

库与采用9口井(MX11井、MX12井、MX13井、MX17井、MX19井、MX202井、MX23井、GS10井、GS17井)作为学习样本库,分析识别符合率的差异,结果如表3,可见样本数量与符合率非正相关。对于KNN算法来说,各种类型样本数量的均衡是最关键的问题,对于岩相类型均衡的样本,不需要大量样本。

表3 KNN方法不同样本数量识别结果对比

Table 3 Comparison of identification coincidence rate with different sample numbers

取心验证井	识别符合率/%	
	5口井样本	9口井样本
MX39井	81	79
MX21井	88	89
MX203井	75	78
平均	81	82

5 结 论

(1)视岩石结构数(ARFN)计算技术能够定量描述岩石结构组分变化,虽然目前精度还不够高,仍不失为一种有效的快速定量岩相测井识别方法,具有改进的空间。

(2)对于K邻近分类算法(KNN),岩心样本数量与识别符合率没有明显的相关性,该方法最关键的是样本类型要全面和典型,如果不同类型样本的数量均衡,识别就可以达到满意效果。

(3)ARFN作为一种有效测井参数,它与KNN算法结合,较之单独使用KNN,能够有效提高岩相识别的精度。以四川盆地GM地区龙王庙组为例,提出了改进的ARFN计算公式,将其与KNN算法结合的岩相测井识别符合率从74%提升到80%以上。该方法同样适用于其他碳酸盐岩地区,对岩相测井识别工作具有一定的参考及推广价值。

参 考 文 献

- [1] 沈安江, 赵文智, 胡安平, 等. 海相碳酸盐岩储集层发育主控因素[J]. 石油勘探与开发, 2015, 42(5): 545-554.
SHEN Anjiang, ZHAO Wenzhi, HU Anping, et al. Major factors controlling the development of marine carbonate reservoirs [J]. Petroleum exploration and development, 2015, 42(5): 545-554.
- [2] 周进高, 徐春春, 姚根顺, 等. 四川盆地寒武统龙王庙组储集层形成与演化[J]. 石油勘探与开发, 2015, 42(2): 158-166.
ZHOU Jingao, XU Chunhui, YAO Genshun, et al. Genesis and evolution of Lower Cambrian Longwangmiao Formation reservoirs, Sichuan Basin, SW China [J]. Petroleum exploration and development, 2015, 42(2): 158-166.
- [3] 司马立强, 陈志强, 王亮, 等. 基于滩控岩溶型白云岩储层分类的渗透率建模方法研究: 以川中磨溪—高石梯地区龙王庙组为例[J]. 岩性油气藏, 2017, 29(3): 92-102.
SIMA Liqiang, CHEN Zhiqiang, WANG Liang, et al. Permeability modeling based on the classification of beach-controlled karst dolomite reservoirs: a case from Longwangmiao Formation in Moxi-Gaoshiti area, central Sichuan Basin [J]. Lithologic reservoirs, 2017, 29(3): 92-102.
- [4] 乔占峰, 孙圆辉, 曹鹏, 等. 巨厚灰岩油藏中隔夹层与高渗层成因与发育规律: 以伊拉克H油田Mishrif组为例[J]. 海相油气地质, 2022, 27(1): 71-83.
QIAO Zhanfeng, SUN Yuanhui, CAO Peng, et al. Genesis and development law of barrier and baffles and high permeable streak in the massive bioclastic reservoir: a case study of the Upper Cretaceous Mishrif Formation in H Oilfield, Iraq [J]. Marine origin petroleum geology, 2022, 27(1): 71-83.
- [5] 王瑞, 朱筱敏, 王礼常. 用数据挖掘方法识别碳酸盐岩岩性[J]. 测井技术, 2012, 36(2): 197-201.
WANG Rui, ZHU Xiaomin, WANG Lichang. Using data mining to identify carbonate lithology [J]. Well logging technology, 2012, 36(2): 197-201.
- [6] TANG Hong, TOOMEY N, MEDDAUGH S W. Successful carbonate well log facies prediction using an artificial neural network method: Wafra Maastrichtian reservoir, partitioned neutral zone (PNZ), Saudi Arabia and Kuwait [C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition, New Orleans, Louisiana, 2009: SPE-123988-MS.
- [7] 金民东, 曾伟, 谭秀成, 等. 四川磨溪—高石梯地区龙王庙组滩控岩溶型储集层特征及控制因素[J]. 石油勘探与开发, 2014, 41(6): 650-660.
JIN Mindong, ZENG Wei, TAN Xiucheng, et al. Characteristics and controlling factors of beach-controlled karst reservoirs in Cambrian Longwangmiao Formation, Moxi-Gaoshiti area, Sichuan Basin, NW China [J]. Petroleum exploration and development, 2014, 41(6): 650-660.
- [8] 田艳红, 刘树根, 赵异华, 等. 四川盆地中部龙王庙组储层成岩作用[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2014, 41(6): 671-683.
TIAN Yanhong, LIU Shugen, ZHAO Yihua, et al. Diagenesis of Lower Cambrian Longwangmiao Formation reservoirs in central area of Sichuan Basin, China [J]. Journal of Chengdu University of Technology (science & technology edition), 2014, 41(6): 671-683.
- [9] 张建勇, 罗文军, 周进高, 等. 四川盆地安岳特大型气田下寒武统龙王庙组优质储层形成的主控因素[J]. 天然气地球科学, 2015, 26(11): 2063-2074.
ZHANG Jianyong, LUO Wenjun, ZHOU Jingao, et al. Main origins of high quality reservoir of Lower Cambrian Longwangmiao Formation in the giant Anyue gas field, Sichuan Basin, SW China [J]. Natural gas geoscience, 2015, 26(11): 2063-2074.
- [10] 杨雪飞, 王兴志, 唐浩, 等. 四川盆地中部磨溪地区龙王庙组沉积微相研究[J]. 沉积学报, 2015, 33(5): 972-982.
YANG Xuefei, WANG Xingzhi, TANG Hao, et al. Research sedimentary microfacies of the Longwangmiao Formation in Moxi area, central Sichuan Basin [J]. Acta sedimentologica sinica, 2015, 33(5): 972-982.
- [11] 沈安江, 陈娅娜, 潘立银, 等. 四川盆地寒武统龙王庙组

- 沉积相与储层分布预测研究[J]. 天然气地球科学, 2017, 28(8): 1176–1190.
- SHEN Anjiang, CHEN Yana, PAN Liyin, et al. The facies and porosity origin of reservoirs: case studies from Longwangmiao Formation of Cambrian, Sichuan Basin, and their implications to reservoir prediction [J]. Natural gas geoscience, 2017, 28(8): 1176–1190.
- [12] 陈娅娜, 张建勇, 李文正, 等. 四川盆地寒武系龙王庙组岩相古地理特征及储层成因与分布[J]. 海相油气地质, 2020, 25(2): 171–180.
- CHEN Yana, ZHANG Jianyong, LI Wenzheng, et al. Lithofacies paleogeography, reservoir origin and distribution of the Cambrian Longwangmiao Formation in Sichuan Basin [J]. Marine origin petroleum geology, 2020, 25(2): 171–180.
- [13] LUCIA F J. Carbonate reservoir characterization[M]. Heidelberg: Springer-Verlag, 2007.
- [14] 寇莎莎, 魏振军. K-最近邻的改进及其在文本分类中的应用[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2005, 33(3): 134–136.
- KOU Shasha, WEI Zhenjun. Improvement of K nearest neighbors and applications in text classification [J]. Journal of Henan Normal University (natural science edition), 2005, 33(3): 134–136.
- [15] 孙岩, 吕世聘, 王秀坤, 等. 基于结构学习的KNN分类算法[J]. 计算机科学, 2007, 34(12): 184–186, 237.
- SUN Yan, LÜ Shipin, WANG Xiukun, et al. K-nearest neighbor algorithm based on learning structure [J]. Computer science, 2007, 34(12): 184–186, 237.

编辑:董庸

Apparent rock fabric number technology and its application in carbonate lithofacies logging identification

LI Chang, SHEN Anjiang, ZHANG Jianyong, ZHOU Jingao, CAI Jun, LIU Jiangli, WANG Xin

Abstract: The development of carbonate reservoirs is closely related to sedimentary facies. The identification of carbonate rock fabric components with logging data is of great practical significance for the study of carbonate sedimentary facies. However, due to the strong diagenesis and the development of fractures and vugs in the carbonate strata, it has always been a difficult problem to use conventional logging data to accurately identify lithofacies based on rock fabric classification. At present, the combination of effective logging parameters and machine learning methods has become an effective means to improve the identification accuracy. Among them, Lucia's apparent rock fabric number (ARFN) parameter has achieved good application results in carbonate rocks. However, ARFN technology is established in non-fractured and non-water zones, which limits its application. Therefore, this paper takes the Cambrian Longwangmiao Formation in the GM area of Sichuan Basin as an example, and proposes an improved method. The study area is dominated by carbonate ramp deposition, which is controlled by late dolomitization and hypergene dissolution, with dissolution pores and multiphase fractures developing. The reservoir has good physical properties but strong heterogeneity. Firstly, with reference to the Lucia's rock type classification scheme, the lithofacies are divided into three categories: granular dolomite (including sandy dolomite and finely crystalline dolomite), very finely crystalline dolomite and micrite dolomite (including micrite dolomite and argillaceous micrite dolomite). Then, through the relationship analysis of the rock types and log response, the most sensitive curves are selected as density, acoustic wave and natural gamma curve. Based on the logging porosity, logging water saturation and thin section identification data, Lucia's ARFN formula is improved according to the conditions of water layer and non-water layer. The results show that ARFN curve can quickly and quantitatively identify rock fabric components, and the recognition coincidence rate is high for granular dolomite and micrite dolomite, but low for very finely crystalline dolomite. Finally, the improved ARFN is used as one of the logging input parameters, and combined with the K-neighbor classification algorithm (KNN) to further improve the accuracy of lithofacies logging identification. The core data verification shows that the average coincidence rate increases from 74% to more than 80%, which effectively promotes the fine study of carbonate sedimentary microfacies of the Longwangmiao Formation in the GM area of Sichuan Basin. The improved ARFN formula can be applied to any non-microbial carbonate strata, especially for dolomite strata with fewer rock types, to achieve rapid and quantitative identification of lithofacies, so this technology is suitable for other similar carbonate rocks. The lithofacies logging identification of the formation has reference and promotion value. However, ARFN technology is established in non-fractured and non-aqueous layers, which limits its application.

Key words: carbonate lithofacies; logging identification; apparent rock fabric number; KNN algorithm; Longwangmiao Formation

LI Chang, First author: MSc, Senior Engineer, mainly engaged in logging geological evaluation. Add: PetroChina Hangzhou Research Institute of Geology, No. 920 Xixi Rd., Hangzhou, Zhejiang 310023, China