

基于KNN分类算法的微生物白云岩 岩相测井综合识别 ——以四川盆地GM地区灯四段为例

李昌^{1,2}, 王鑫^{1,2}, 冯周³, 宋连腾³

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; 3 中国石油勘探开发研究院

摘要 微生物碳酸盐岩的岩-电关系复杂,目前常规测井与电成像测井结合是最有效且精度最高的识别手段。针对人工智能测井岩相识别方法存在的不同维度的测井数据融合难、取心资料有限而训练样本数量不充足的问题,提出基于适应小样本的机器学习法——K邻近分类算法(KNN),对常规测井与电成像测井分别训练和识别,再将识别结果融合的技术方法。首先,基于岩心资料分别建立岩相分类方案和岩石构造特征分类方案,建立岩心训练样本参数库;然后,基于KNN方法,应用常规测井识别的岩相类型,应用电成像测井识别岩石构造特征类型;最后,根据专家经验对2种识别结果进行融合,获得细分类的岩相类型。以四川盆地GM地区灯影组四段为例,应用上述方法分别识别6种岩相类型和7种岩石构造特征类型,在此基础上根据专家经验融合,最终识别9种细分类的岩相类型。该方法总体识别符合率在85%以上,有效支撑了GM地区灯四段沉积微相的精细研究,推动了该区的勘探和开发工作。该方法发挥了常规测井和电成像测井的优势,能够实现高效率、高精度的岩相测井识别,可推广应用。

关键词 微生物碳酸盐岩; KNN算法; 常规测井; 电成像测井; 特征参数; 岩相识别

中图分类号: TE122.2 文献标识码: A

0 前言

微生物丘滩是储层发育的有利相带^[1-3], 复杂多样的岩性类型^[4]导致其岩-电关系复杂, 仅依靠常规测井无法识别微生物岩的具体岩相(如藻纹层岩、藻叠层岩和藻凝块岩等)^[5-6], 仅能从整体上识别微生物岩。电成像测井具高分辨率特征, 近似岩心观察, 能够区分不同微生物构造, 是有效识别微生物构造的主要手段^[7-8], 但对于块状构造的砂屑白云岩和硅质泥晶白云岩, 仍存在多解性问题^[8]。目前常规测井与电成像测井结合是最有效且精度最高的识别手段, 结合的主要方式包括图版法和人工智能学习法。作为传统方法的图版法^[6-8], 其识别效率低且受人工经验影响较大。人工智能方法也存在2个问题: ①不同维度的测井数据融合难。常规测井为一维数据, 采样间距为

0.125 m; 而电成像测井为二维数据, 采样间距为0.25 cm。②岩心数量有限, 训练样本数量不充足, 而深度学习需要海量训练数据。

本文优选适应小样本的机器学习法——K邻近分类算法(KNN), 提出分开训练和识别, 将识别结果再融合的技术手段, 这样可以有效解决上述2个问题, 发挥不同测井系列的优势。首先基于岩心资料, 分别建立岩相分类方案和岩石构造特征分类方案。以四川盆地GM地区灯影组四段(简称灯四段)为例, 划分了6种岩相类型(包括藻白云岩、砂屑白云岩、粉晶白云岩、硅质白云岩、泥晶白云岩和泥质泥晶白云岩)和7种岩石构造特征类型(包括藻叠层、藻凝块、藻纹层、块状、层状、斑点状、薄层状)。分别建立岩心训练样本参数库: 对于常规测井, 采用自然伽马、声波时差、中子、深电阻率和浅电阻率参数; 对于电成像测井, 采用动态图像的纹理特征

收稿日期: 2023-02-15; 改回日期: 2023-08-08; 网络出版日期: 2023-10-25

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, 从事碳酸盐岩储层测井评价工作。通信地址: 310023 浙江省杭州市西溪路920号; E-mail: lic_hz@petrochina.com.cn

通信作者: 王鑫, 硕士, 高级工程师, 从事沉积储层研究工作。通信地址: 310023 浙江省杭州市西溪路920号; E-mail: wangx_hz@petrochina.com.cn

和方向梯度参数作为样本训练参数。然后基于KNN方法,采用常规测井识别出6种岩相类型,采用电成像测井识别出7种岩石构造类型。最后根据专家经验,对这两种识别结果进行融合,获得9种岩相类型,即藻叠层白云岩、藻凝块白云岩、藻纹层白云岩、藻砂屑白云岩、砂屑白云岩、粉晶白云岩、硅质白云岩、泥晶白云岩和泥质泥晶白云岩。实际应用表明,与取心井对比,识别符合率在85%以上,满足了研究区灯影组精细沉积微相研究的需求,推动了勘探和开发生产。该方法充分利用常规测井和电成像测井的各自优势,实现高效率、高精度的测井岩相识别,可推广应用。

1 岩相类型及测井特征

四川盆地GM地区灯四段是灯影组主力天然气产层^[9]。根据岩心观察,灯影组储层岩性主要以与

藻类(蓝细菌)有关的白云岩为主^[10]。基于岩心观察与薄片鉴定,参考邓哈姆分类方案,将灯影组岩相划分为9类:藻叠层白云岩、藻凝块白云岩、藻纹层白云岩、藻砂屑白云岩、砂屑白云岩、粉晶白云岩、硅质白云岩、泥晶白云岩和泥质泥晶白云岩。岩心物性资料显示:藻叠层白云岩和藻砂屑白云岩物性最好,藻凝块白云岩和藻纹层白云岩次之,砂屑白云岩、泥—粉晶白云岩及泥质白云岩物性较差。

GM地区共有11口取心井,其岩心总长度为428.6 m,选择其中6口井作为样本井(GS1、GS18、GS102、GS21、MX108、MX51、GS16),4口井作为验证井(GS101、GS20、MX105、MX9)。基于岩心(已归位)测井标定(图1),通过常规测井交会图(图2)和电成像测井动态图像(图3)定性分析,得出如下认识(表1):

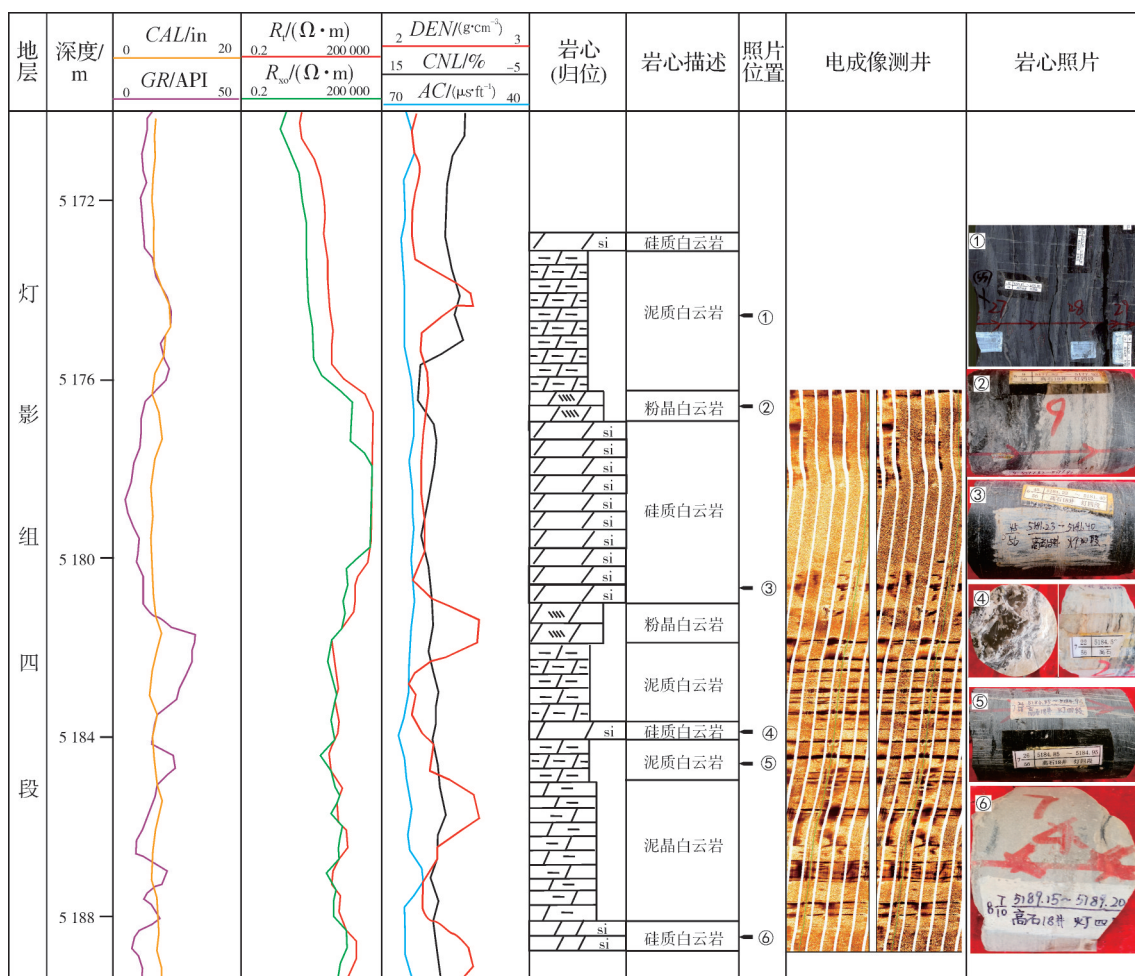


图1 岩心测井标定(GS18井)

Fig. 1 Core-logging calibration (Well GS18)

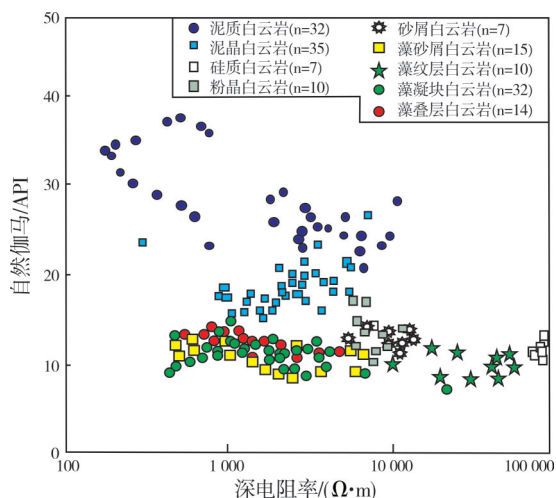


图2 岩-电关系分析图

Fig. 2 Analysis diagram of lithology-electrical property relationship

(1)藻叠层白云岩、藻凝块白云岩和藻砂屑白云岩的物性最好,具有低自然伽马、中—低电阻率、高声波时差、高中子特征,这3类岩相常规测井难于区分(图2),在电成像测井上具有不同的岩石构造特征而容易区分。藻叠层白云岩具有叠层构造特征(图3a),藻凝块白云岩具有凝块构造特征

(图3b),藻砂屑白云岩具有斑点状构造特征(图3c)。

(2)藻纹层白云岩物性较差,为低中子、低声波时差、低自然伽马和中—高电阻率特征(图2),常规测井难于区分其与硅质白云岩和粉晶白云岩,但在电成像测井上具有纹层构造特征(图3d)。

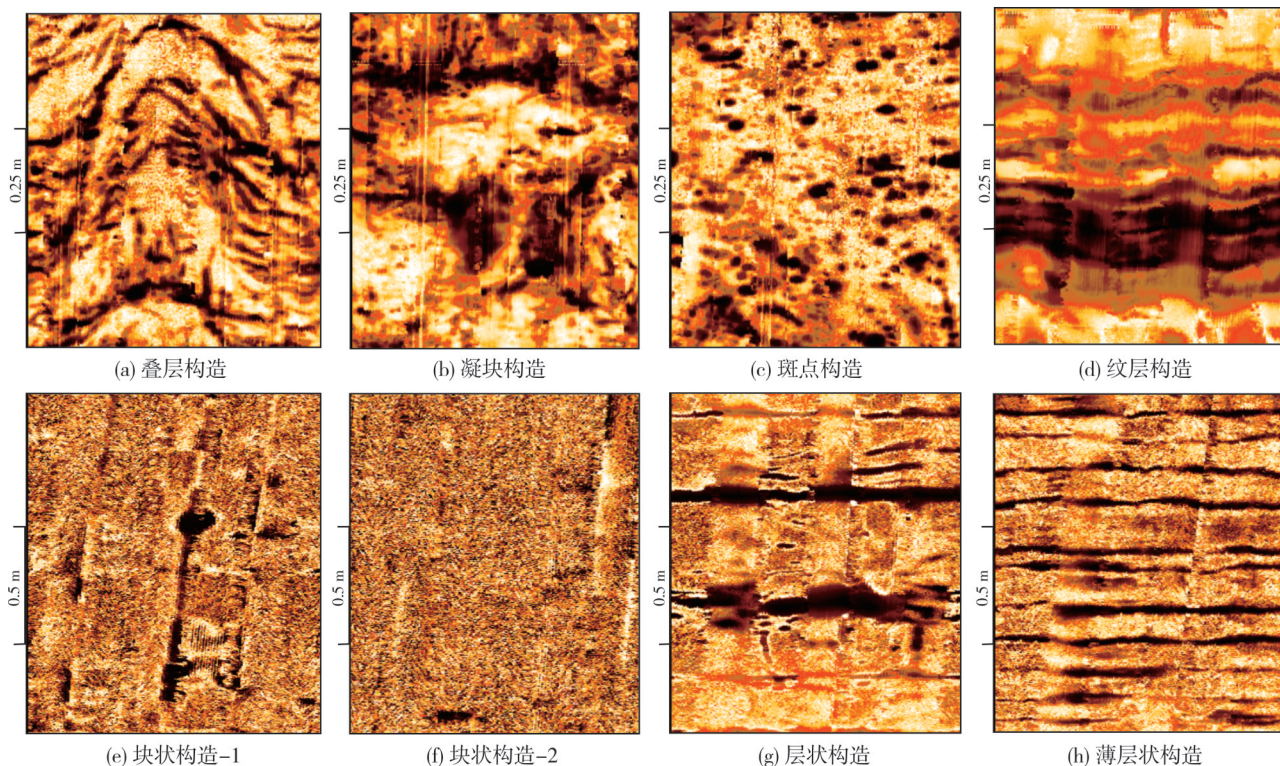
(3)砂屑白云岩物性差,具有较高电阻率(图2)、低声波时差、低中子、高密度特征,在电成像测井上为块状构造特征,块状内部有零星斑块分布(图3e,以块状构造-1指代这种特征)。

(4)硅质白云岩不发育孔隙,具有极高电阻率、低自然伽马(图2)、低中子、低声波时差特征,在电成像测井上为块状构造特征(图3f,以块状构造-2指代)。

(5)粉晶白云岩物性较差,具有低伽马、较高电阻率(图2)、低中子、低声波时差特征,在电成像测井上主要为层状构造特征,偶有块状构造特征。

(6)泥晶白云岩具有低—中自然伽马、低中子、低声波时差、高电阻率特征(图2),在电成像测井上为层状构造特征(图3g)。

(7)泥质泥晶白云岩黏土含量高,因此具有中—高自然伽马、低电阻率(图2)、高中子、高声波时差特征,在电成像测井上为薄层状构造特征(图3h)。



注:图像颜色代表沿着井眼剖面的地层电阻率。颜色越暗,电阻率越低。黑色电阻率最低,一般代表孔隙和裂缝;黄色和白色为高电阻率,一般代表致密岩石。

图3 不同岩石构造的典型电成像测井特征

Fig. 3 Typical electrical imaging logging characteristics of different rock structures

表1 不同岩相的测井特征总结表
Table 1 Summary of logging characteristics of different lithofacies

序号	岩相	岩性	孔隙发育情况	常规测井特征				构造特征 (电成像测井)
				自然伽马	声波时差	中子	深电阻率	
1	藻叠层白云岩	藻叠层白云岩	发育	低	高	高	中—低	叠层构造
2	藻凝块白云岩	藻凝块白云岩	发育	低	高	高	中—低	凝块
3	藻砂屑白云岩	藻砂屑白云岩	发育	低	中	中	中—低	斑点
4	藻纹层白云岩	藻纹层白云岩	弱发育	低	低	低	中—高	纹层构造
5	砂屑白云岩	致密砂屑(细晶)白云岩	不发育	低	低	低	高	块状,偶有斑块
6	粉晶白云岩	泥-粉晶白云岩	不发育	低	低	低	高	块状
7	硅质白云岩	硅质白云岩	不发育	低	低	低	极高,平直	块状
8	泥晶白云岩	泥晶白云岩	不发育	低—中	低	低	高	层状
9	泥质泥晶白云岩	泥质白云岩	不发育	中—高	高	高	低	薄层状

2 岩相测井识别

通过岩心标定测井,选择敏感测井参数,建立训练样本库;基于KNN分类算法,实现6种岩相和7种岩石构造特征识别;最后根据专家经验进行合并,得到9种岩相。其中最为关键的是样本库的建立,其核心是测井参数的提取。对于常规测井,选用的敏感参数为自然伽马、声波时差、中子、深电阻率和浅电阻率;对于电成像测井,选择动态图像纹理参数、方向和梯度参数作为训练参数。下文予以详细阐述。

2.1 电成像测井参数提取

电成像测井图像具有空白条带,需要采用地质统计学方法对动态图像进行插值,获得全井壁覆盖图像^[11]。基于全井眼覆盖图像计算其纹理特征参数和方向、梯度参数。

2.1.1 图像纹理参数

图像纹理特征能反映出图像灰度相邻间隔及变化幅度的综合信息,非常适合描述微生物岩的叠层和凝块的构造特征。基于灰度共生矩阵(GLCM)

提取纹理特征的方法具有较强的适应能力和稳健性^[12],因此本文采用基于灰度共生矩阵提取纹理特征参数。

灰度共生矩阵就是一种通过研究灰度空间相关性来描述纹理的常用方法^[13],它是对图像上保持某距离的两个像素分别具有某灰度的状况进行统计得到的。基于灰度共生矩阵,提取4种纹理特征参数:对比度、能量、相关性和均匀性(图4)。相关性描述图像纹理的粗糙程度,细纹理的相关性小,粗纹理的相关性大。能量是描述图像灰度分布均匀程度和纹理粗细的一个度量,当图像纹理较细致、灰度分布均匀时,能量值较小。从图4可以看出,不同岩石构造的纹理参数具有一定的差异性:块状构造的纹理参数特点是对比度大、能量中等、相关性和均匀性较大,与其他构造能够较好区分。块状构造具有2种形式,其能量和对比度存在差异性:第1种构造的能量相对小而对对比度相对大,第2种构造的能量相对大而对对比度相对小。对于微生物构造如凝块、纹层构造,其对比度和能量差异较大,较容易与其他构造区分。层状构造纹理参数具有低对比度和低能量,高均匀性和高相关性的特点,与块状构造具有区分性,但与

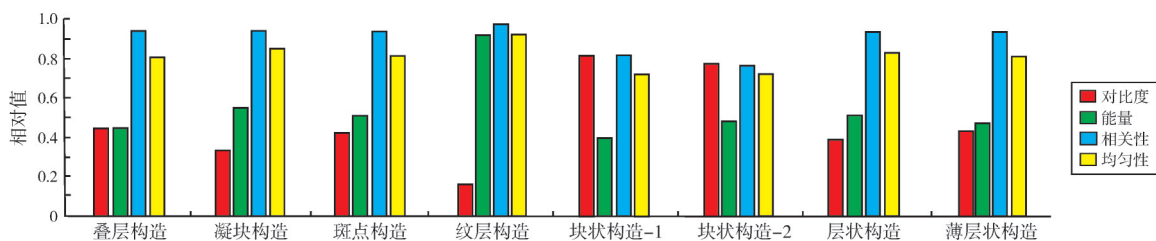


图4 不同岩石构造的图像纹理参数特征对比

Fig. 4 Comparison of image texture parameters of different rock structures

微生物构造的纹理参数比较相似,不容易区分。

2.1.2 图像梯度、方向参数

梯度和方向参数(HOG)能够对局部外观和形状很好地进行表征^[14],适用于微生物岩局部纹层及叠层构造特征的刻画。通过计算、统计图像局部区域的梯度方向直方图^[15]可以提取梯度参数特征。首先对图像进行灰度化和归一化,然后计算每个像素水平方向和竖直方向的梯度,并计算每个像素位置的梯度大小和方向。梯度是一个向量场,在标量场中某一点上的梯度指向标量场增长最快的方向,

梯度的长度是这个最大的变化率。

以7种岩石构造特征的电成像测井图像(图3)为例,展示图像颜色等值线显示方式和梯度、方向特征参数的计算效果(图5)。由图5可以看出:对于块状构造,梯度变化小,矢量方向相对较少;对于微生物构造,藻叠层和纹层呈现有规律变化的梯度和矢量方向,梯度下降较大,凝块构造则显示杂乱;对于层状构造,梯度下降相对较小,矢量方向有规律;斑点构造梯度下降中等,矢量方向杂乱,与层状构造有明显的差异性。

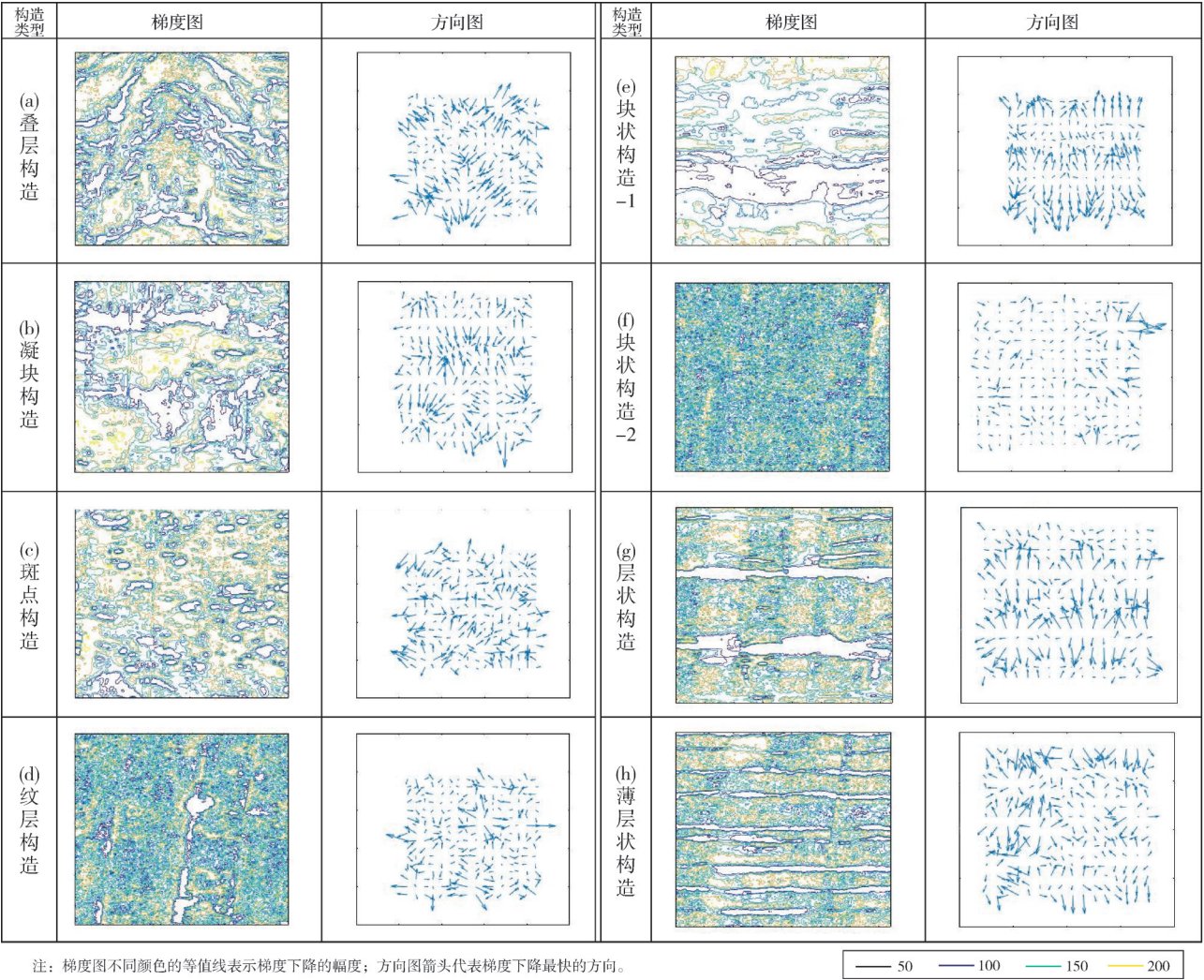


图5 不同岩石构造的图像梯度和方向特征
Fig. 5 Image gradient and directional features of different rock structures

2.2 基于KNN算法的岩相测井识别

本文采用KNN算法开展岩相测井识别。该算法的优点是强制分类,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^[16]。其原理就是当预测一个新值 x 的时候,先计算 x 与它最近的 k 个邻近点的距离,通过投票,判断 x 属于哪个分类,投票原则是少

数服从多数。KNN算法应用的关键条件是各种类型的样本数量要均衡。

基于KNN分类算法,采用自然伽马、声波时差、中子及深、浅侧向电阻率等5种测井参数,识别出6种岩相,包括藻白云岩、砂屑白云岩、粉晶白云岩、硅质白云岩、泥晶白云岩和泥质泥晶白云岩。基于KNN分类算法,针对电成像测井提取的动态图像的纹理特征及方向梯度参数作为样本训练参数,识别出7种岩石构造特征,包括藻叠层、藻凝块、藻纹层、块状、层状、斑点状、薄层状。

根据专家经验对识别的大类岩相和构造特征进行组合,得到9种岩相(表2)。专家经验识别主要是在岩心描述、物性资料分析的基础上,了解物性与岩性的关系、岩性与测井上电性的关系,并结合实际经验,综合识别岩相。对于常规测井容易识别的泥质白云岩,可直接识别;对于常规测井难于区分的藻叠层白云岩、藻凝块白云岩、藻纹层白云岩等岩相,可在电成像测井上直接识别;对于常规测井特征相似而难于区分的粉晶白云岩和砂屑白云岩,可结合电成像测井构造特征综合识别,例如,如果常规测井识别为砂屑白云岩,成像测井是层状特征,则应解释为泥晶白云岩,成像测井是块状特征,则为砂屑白云岩。

表2 基于专家经验的岩相测井综合识别表

Table 2 Comprehensive logging identification of lithofacies based on expert experience

常规测井识别岩相	电成像测井识别构造特征	综合识别岩相
藻白云岩	叠层	藻叠层白云岩
	凝块	藻凝块白云岩
	纹层	藻纹层白云岩
	斑点+块状	藻砂屑白云岩
砂屑白云岩	块状	砂屑白云岩
	层状	泥晶白云岩
粉晶白云岩	块状	粉晶白云岩
	层状	泥晶白云岩
硅质白云岩	块状	硅质白云岩
	层状	泥晶白云岩
泥晶白云岩	块状	泥晶白云岩
	薄层状	泥晶白云岩
泥质白云岩	薄层状或斑块状	泥质白云岩

以GS101、GS20、MX105、MX9等4口取心井为验证井,岩相识别总体符合率大于85%。例如,GS101井测井识别的岩相与岩心描述的岩相对比

(图6),两者相符的岩相厚度为42.55 m,岩心总厚度为49.3 m,符合率为86.3%。泥晶白云岩和硅质白云岩识别符合率相对较低。泥晶白云岩比较致密,电阻率较高,电成像以块状为主,与硅质白云岩的测井特征相似,可能会造成识别误差。

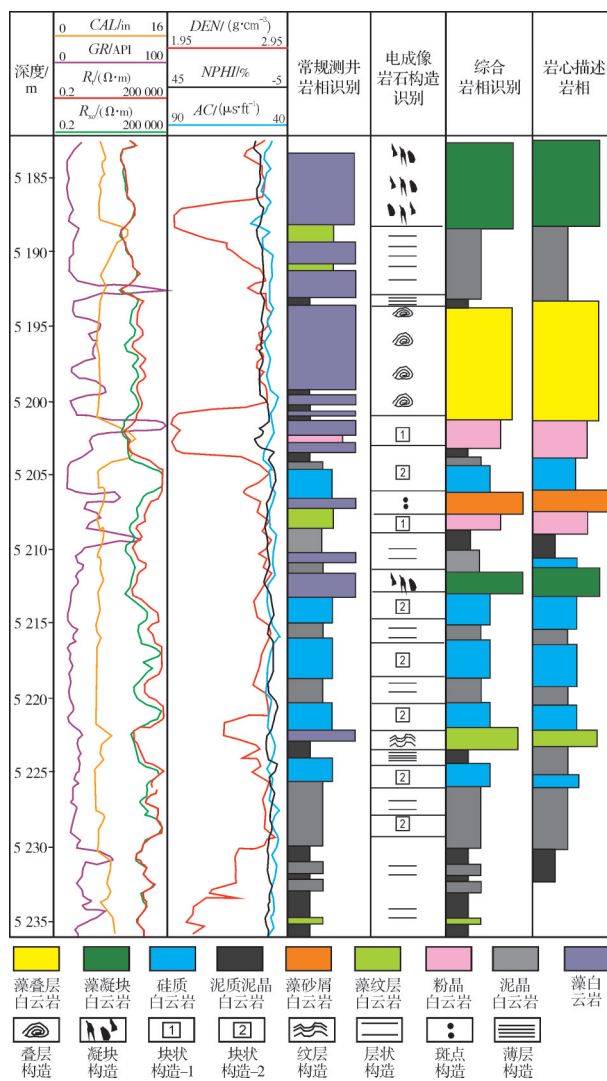


图6 GS101井岩相测井识别效果

Fig. 6 Logging identification effect of lithofacies in Well GS101

3 结论

本文提出基于适应小样本的机器学习法——K邻近分类算法(KNN),对常规测井与电成像测井分别训练和识别,再将识别结果融合的碳酸盐岩岩相测井综合识别方法。

首先,基于岩心资料分别建立岩相分类方案和岩石构造特征分类方案,建立岩心训练样本参数库;然后,基于KNN方法,应用常规测井(自然伽马、

声波时差、中子、深电阻率和浅电阻率)识别岩相类型,应用电成像测井(基于图像纹理参数和方向、梯度参数)定量识别岩石构造类型;最后,根据专家经验对2种识别结果进行融合,获得细分类的岩相类型。实际应用于四川盆地GM地区灯影组四段岩相识别,总体符合率超过85%。

该方法综合利用了常规测井的多种岩石物理特征、电成像测井的高分辨率特征及专家的地质认识与经验,可以实现高效率、高精度识别微生物碳酸盐岩的岩石类型,具有推广应用价值。

参考文献

- [1] 邹才能, 杜金虎, 徐春春, 等. 四川盆地震旦系—寒武系特大型气田形成分布、资源潜力及勘探发现[J]. 石油勘探与开发, 2014, 41(3): 278-293.
ZOU Caineng, DU Jinhu, XU Chunchun, et al. Formation, distribution, resource potential and discovery of the Sinian-Cambrian giant gas field, Sichuan Basin, SW China[J]. Petroleum exploration and development, 2014, 41(3): 278-293.
- [2] 李凌, 谭秀成, 曾伟, 等. 四川盆地震旦系灯影组灰泥丘发育特征及储集意义[J]. 石油勘探与开发, 2013, 40(6): 666-673.
LI Ling, TAN Xiucheng, ZENG Wei, et al. Development and reservoir significance of mud mounds in Sinian Dengying Formation, Sichuan Basin[J]. Petroleum exploration and development, 2013, 40(6): 666-673.
- [3] 魏国齐, 谢增业, 宋家荣, 等. 四川盆地川中古隆起震旦系—寒武系天然气特征及成因[J]. 石油勘探与开发, 2015, 42(6): 702-711.
WEI Guoqi, XIE Zengye, SONG Jiarong, et al. Features and origin of natural gas in the Sinian-Cambrian of central Sichuan paleo-uplift, Sichuan Basin, SW China[J]. Petroleum exploration and development, 2015, 42(6): 702-711.
- [4] 斯春松, 郝毅, 周进高, 等. 四川盆地灯影组储层特征及主控因素[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2014, 41(3): 266-273.
SI Chunsong, HAO Yi, ZHOU Jingao, et al. Characteristics and controlling factors of reservoir in Sinian Dengying Formation, Sichuan Basin, China[J]. Journal of Chengdu University of Technology (science & technology edition), 2014, 41(3): 266-273.
- [5] 李昌, 贾俊, 沈安江, 等. 基于常规测井识别微生物碳酸盐岩岩相新方法及应用[J]. 地球物理学进展, 2020, 35(5): 1792-1802.
LI Chang, JIA Jun, SHEN Anjiang, et al. New method for quantitative identification of carbonate lithofacies based on conventional logging curves and its application[J]. Progress in geophysics, 2020, 35(5): 1792-1802.
- [6] FENG Qingfu, XIAO Yuxiang, HOU Xiulin, et al. Logging identification method of depositional facies in Sinian Dengying Formation of the Sichuan Basin[J]. Petroleum science, 2021, 18(4): 1086-1096.
- [7] 李潮流, 王树寅. 利用FMI成像测井识别柴西第三系藻灰岩储层[J]. 测井技术, 2006, 30(6): 523-526, 586.
LI Chaoliu, WANG Shuyin. Identification of tertiary algal-limestone reservoir in West Qaidam with FMI log[J]. Well logging technology, 2006, 30(6): 523-526, 586.
- [8] 田瀚, 张建勇, 李昌, 等. 成像测井在灯影组微生物岩岩相识别中的应用[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2020, 42(5): 75-85.
TIAN Han, ZHANG Jianyong, LI Chang, et al. The application of image logging in the identification of microbialite facies in Dengying Formation, Sichuan Basin[J]. Journal of Southwest Petroleum University (science & technology edition), 2020, 42(5): 75-85.
- [9] 王文之, 杨跃明, 文龙, 等. 微生物碳酸盐岩沉积特征研究: 以四川盆地高磨地区灯影组为例[J]. 中国地质, 2016, 43(1): 306-318.
WANG Wenzhi, YANG Yueming, WEN Long, et al. A study of sedimentary characteristics of microbial carbonate: a case study of the Sinian Dengying Formation in Gaomo area, Sichuan Basin[J]. Geology in China, 2016, 43(1): 306-318.
- [10] 王文之, 杨跃明, 张玺华, 等. 四川盆地震旦系灯影组储层特征及成因[J]. 东北石油大学学报, 2016, 40(2): 1-10.
WANG Wenzhi, YANG Yueming, ZHANG Xihua, et al. Reservoir characteristics and genesis of the Sinian Dengying Formation in Sichuan Basin[J]. Journal of Northeast Petroleum University, 2016, 40(2): 1-10.
- [11] 李昌, 沈安江, 孟贺. 电成像测井新参数在碳酸盐岩岩相识别中的应用[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(26): 11130-11135.
LI Chang, SHEN Anjiang, MENG He. Application of new parameters of electrical imaging logging in carbonate facies identification[J]. Science technology and engineering, 2021, 21(26): 11130-11135.
- [12] 王熊, 张翔. 成像测井图像纹理特征提取的统计方法研究[J]. 石油天然气学报, 2012, 34(4): 83-87.
WANG Xiong, ZHANG Xiang. The statistical methods for extracting texture features of borehole imaging logging diagram[J]. Journal of oil and gas technology, 2012, 34(4): 83-87.
- [13] HARALICK R M. Statistical and structural approaches to texture[J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5): 786-804.
- [14] 曲永宇, 刘清, 郭建明, 等. 基于HOG和颜色特征的行人检测[J]. 武汉理工大学学报, 2011, 33(4): 134-138.
QU Yongyu, LIU Qing, GUO Jianming, et al. HOG and color based pedestrian detection[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2011, 33(4): 134-138.

- [15] DALAL N, TRIGGS B. Histogramms of oriented gradients for human detection [C]//CVPR '05: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE Computer Society, 2005: 886–893.
- [16] 李昌, 沈安江, 张建勇, 等. 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[J]. 海相油气地质, 2022, 27(2): 217–224.

LI Chang, SHEN Anjiang, ZHANG Jianyong, et al. Apparent rock fabric number technology and its application in carbonate lithofacies logging identification [J]. Marine origin petroleum geology, 2022, 27(2): 217–224.

编辑:董庸

Comprehensive logging identification of microbial carbonate lithofacies based on KNN classification algorithm: a case study of Dengying Formation in GM area, Sichuan Basin

LI Chang, WANG Xin, FENG Zhou, SONG Lianteng

Abstract: Microbial structures are developed in microbial carbonate rocks, with strong diagenesis superimposed, and their lithology–electrical property relationship is more complex. Conventional logging has been unable to distinguish microbial structure characteristics. Although electric imaging logging has high resolution and can identify microbial structures, there is also a problem of multiple solutions. At present, the combination of conventional logging and electrical imaging logging is the most effective and accurate identification method. The main methods of combination include chart method and artificial intelligence learning method. However, the efficiency of chart method is low, and artificial intelligence methods also have two problems: (1) there is difficulty in integrating logging data from different dimensions; (2) the core sampling data is limited, and the number of training samples is insufficient. Therefore, this article selects the K-Neighbor Classification Algorithm (KNN), a machine learning method that adapts to few samples, and proposes a method of separate training and recognition, and re-fusion of recognition results. Firstly, based on core data, we establish lithofacies classification schemes and rock structure feature classification schemes respectively, and establish a core training sample parameter library, and then use KNN method to identify lithofacies types with conventional logging and rock structure types with electrical imaging logging. Finally, based on expert experience, we fuse the two recognition results to obtain finely classified lithofacies types. Taking the Dengying Member 4 in the GM area of Sichuan Basin as an example, 6 types of lithofacies and 7 types of rock structural feature types were identified. Based on expert experience fusion, 9 types of finely classified lithofacies were finally identified, with a recognition accuracy rate over 85%. This study has effectively supported the fine research work on sedimentary microfacies of the Dengying Member 4 in the GM area and promoted the exploration and development work in Sichuan Basin. This method leverages the advantages of conventional logging and electrical imaging logging, achieving efficient and high-precision identification of lithofacies, and is worth promoting.

Key words: microbial carbonate rock; KNN; conventional logging; electrical imaging logging; characteristic parameters; lithofacies identification

LI Chang, First author: MSc, Senior Engineer, mainly engaged in carbonate reservoir logging evaluation. Add: No. 920 Xixi Rd., Hangzhou, Zhejiang 310023, China

WANG Xin, Corresponding author: MSc, Senior Engineer, mainly engaged in sedimentology and reservoir geology. Add: No. 920 Xixi Rd., Hangzhou, Zhejiang 310023, China