

# 川南地区寒武系筇竹寺组页岩纹层和纹层系智能识别及其对储层的影响

张祖友<sup>1,2,3</sup>, 陈雷<sup>1,2,3,4</sup>, 陈鑫<sup>5</sup>, 熊敏<sup>1,2,3</sup>, 于朕翔<sup>1,2,3</sup>, 韦凤洁<sup>1,2,3</sup>, 廖崇杰<sup>1,2,3</sup>, 吴帅材<sup>1,2,3</sup>

(1. 油气藏地质及开发工程全国重点实验室 西南石油大学, 四川 成都 610500; 2. 天然气地质四川省重点实验室 西南石油大学, 四川 成都 610500; 3. 西南石油大学 地球科学与技术学院, 四川 成都 610500; 4. 中国石油集团 碳酸盐岩储层重点实验室 西南石油大学 研究分室, 四川 成都 610500; 5. 中国石油 西南油气田分公司 页岩气研究院, 四川 成都 610056)

**摘要:** 纹层的高效高精度定量表征对于页岩储层评价至关重要。页岩纹层研究存在纹层识别方法准确率低、操作繁琐, 宏观尺度纹层与微观尺度纹层未建立联系等问题。基于薄片鉴定、成像测井及岩心分析数据, 通过图像处理、信号处理、LightGBM模型、卷积神经网络、长短期记忆网络和柯尔莫戈洛夫-阿诺德网络(KAN)创建了川南筇竹寺组页岩不同尺度纹层识别方法和纹层系识别预测模型(Laminae-Net), 建立了不同尺度纹层密度之间的统一表征方法, 并探讨了纹层发育特征对页岩储层的影响。研究结果表明: 基于图像处理和信号处理的薄片纹层识别分析方法能够准确识别出亮色纹层和暗色纹层, 实现纹层厚度和密度的精确表征; 成像测井纹层识别分析方法可以高效、高精度表征纹层数量和厚度。川南地区筇竹寺组主要发育8类纹层系, Laminae-Net模型在测试集上识别纹层系的准确率达到95.4%。筇竹寺组纹层主要发育在①、③、⑤、⑥、⑦和⑧小层, 通过薄片和成像测井纹层密度验证了纹层发育尺度不变性特征。首次建立跨尺度的纹层计算方法, 其拟合优度( $R^2$ )达到0.813。总有机碳含量(TOC)与纹层密度呈负相关关系, 孔隙度及水平渗透率与纹层密度呈正相关关系。研究为不同尺度的纹层识别分析提供了方法支撑, 将纹层的研究推广到更大的尺度, 对于推动纹层的研究有一定的借鉴意义。

**关键词:** 纹层识别; 纹层系识别; 深度学习; 纹层密度; 储层表征; 页岩; 筇竹寺组; 川南地区

**中图分类号:** TE19 **文献标识码:** A

## Intelligent identification of laminae and laminasets in the Qiongzhusi Formation shale, southern Sichuan Basin and their impacts on reservoirs

ZHANG Zuyou<sup>1,2,3</sup>, CHEN Lei<sup>1,2,3,4</sup>, CHEN Xin<sup>5</sup>, XIONG Min<sup>1,2,3</sup>, YU Zhenxiang<sup>1,2,3</sup>, WEI Fengjie<sup>1,2,3</sup>, LIAO Chongjie<sup>1,2,3</sup>, WU Shuaicai<sup>1,2,3</sup>

(1. State Key Laboratory of Oil and Gas Reservoir Geology and Exploitation, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China; 2. Natural Gas Geology Key Laboratory of Sichuan Province, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China; 3. School of Geoscience and Technology, Southwest Petroleum University, Chengdu, 610500, China; 4. Research Branch of Southwest Petroleum University, Key Laboratory of Carbonate Reservoirs, CNPC, Chengdu 610500, China; 5. Shale Gas Research Institute, PetroChina Southwest Oil & Gas Field Company, Chengdu, 610051)

**Abstract:** The efficient and high-precision quantitative characterization of laminae is critical to shale reservoir assessment. However, research on shale laminae faces some challenges, including the low accuracy and cumbersome nature of lamina identification methods, as well as the failure to establish the relationship between macroscale and microscale laminae. In this study, we investigate laminae at varying scales in the Qiongzhusi Formation within the southern Sichuan Basin based on thin section and core observations, imaging logs, as well as analytical and test data. Using image and signal processing, Light Gradient Boosting Machine (LightGBM), convolutional neural networks (CNNs), Long Short-Term Memory (LSTM) network, and Kolmogorov-Arnold Networks (KANs), we develop methods

收稿日期:2025-05-14;修回日期:2025-07-29。

第一作者简介:张祖友(1999—),男,硕士研究生,非常规油气地质与人工智能。E-mail:18281214593@163.com。

通信作者简介:陈雷(1985—),男,博士、教授,非常规油气地质、碳酸盐岩与储层。E-mail:cl211@126.com。

基金项目:国家自然科学基金项目(42372173)。

to identify the laminae of varying scales and establish a laminaset identification and prediction model (Laminae-Net). Furthermore, we develop a method for the unified characterization of laminae at varying scales and explore the impacts of lamina characteristics on shale reservoirs. The results indicate that the proposed thin section-based lamina identification method using image and signal processing allows for the accurate discrimination of bright and dark laminae, contributing to the precise characterization of lamina thickness and density. In contrast, the proposed lamina identification method based on FMI images can efficiently characterize the lamina number and thickness with high precision. Eight types of laminasets primarily occur in the Qiongzhusi Formation in the southern Sichuan Basin. Using the Laminae-Net model, these laminasets can be identified with an accuracy of up to 95.4% on the test set. These laminae preferentially occur in the 1st, 3rd, 5th, 6th, 7th, and 8th sublayers of the formation. Scale invariance of lamina development frequency is verified through integrated thin section and image logging analysis. A first-of-its-kind cross-scale lamina calculation method is built for lamina characterization, achieving a goodness of fit ( $R_2$ ) of up to 0.813. The TOC content shows a negative correlation with the lamina density, while the porosity and horizontal permeability exhibit positive correlations with the lamina density. This study provides methods for identifying and analyzing laminae at varying scales, expanding the scope of lamina research while also serving as a reference for advancing the research.

**Key words:** lamina identification, laminaset identification, deep learning, lamina density, reservoir characterization, shale, Qiongzhusi Formation, southern Sichuan Basin

引用格式:张祖友,陈雷,陈鑫,等. 川南地区寒武系筇竹寺组页岩纹层和纹层系智能识别及其对储层的影响[J]. 石油与天然气地质, 2026, 47(1): 332–350. DOI: 10.11743/ogg20260122.

ZHANG Zuyou, CHEN Lei, CHEN Xin, et al. Intelligent identification of laminae and laminasets in the Qiongzhusi Formation shale, southern Sichuan Basin and their impacts on reservoirs[J]. Oil & Gas Geology, 2026, 47(1): 332–350. DOI: 10.11743/ogg20260122.

四川盆地寒武统筇竹寺组是五峰组–龙马溪组之外的页岩气有力接替层系<sup>[1–2]</sup>。受早期技术条件限制, 筇竹寺组仅在埋深小于3 500 m的区域开展了勘探评价工作<sup>[3]</sup>。位于四川盆地威远背斜东北翼裂隙构造带的资201井(井深4 868 m)取得了筇竹寺组页岩重要勘探突破, 该井测试获得 $73.88 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ 产量的高产工业气流; 同时资阳2井(井深4 713 m)打破了演化程度高、埋深大的勘探“禁区”, 测试获得 $125.70 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ 产量的高产工业气流。这些突破不仅证实筇竹寺组具备页岩气富集高产条件和规模化开发潜力, 更在泸州区块龙马溪组深层页岩气开发遭遇产能瓶颈之际, 为行业实现产量接续和战略资源接替提供了重要实证。此次勘探突破对优化中国页岩气开发层系结构、推动非常规天然气产业可持续发展具有重要战略价值<sup>[4–9]</sup>。

筇竹寺组页岩发育大量纹层, 准确识别纹层类型并表征纹层发育段储层特征, 是页岩储层评价和工程开发的基础。页岩微观尺度的纹层主要通过薄片鉴定、扫描电镜分析和扫描电镜矿物定量评价(QEMSCAN)等方法识别<sup>[10–13]</sup>, 宏观尺度纹层主要基于成像测井或岩心识别<sup>[14–15]</sup>。然而, 前人研究多对单一尺度的纹层进行研究, 较少将显微尺度纹层研究与成像测井相结合, 二者结合表征纹层的方法尚未建立<sup>[16–23]</sup>。前人对于薄片中文层的识别方法主要基于人工和机器识别方法。目前

基于机器识别的方法包括基于数学形态学的图像处理<sup>[24]</sup>、频域法<sup>[25]</sup>和卷积神经网络<sup>[26]</sup>。其中, 基于数学形态学的方法在进行图像二值化时需要人工调整, 并且形态学操作难以准确分割, 容易引入较大误差。基于傅里叶变换和主成分分析的方法具有一定的局限性, 如当页岩薄片存在强烈的非均质性或者大量分散的小颗粒时, 频域图像的特征可能被干扰, 导致误判。这些方法无法统计出纹层的厚度和密度等关键参数。同样, 基于卷积神经网络的方法需要大量的标注数据, 对差异较小的纹层难以进行分类识别。此外, 成像测井纹层识别的方法多基于图像分割、边缘检测等技术<sup>[13, 15]</sup>。由于图像分割需要大量的标注数据, 并且成像测井图像进行纹层的标注十分困难, 在进行模型训练的时候容易导致模型泛化性和稳定性差等问题。边缘检测算法容易受到纵向成像测井图像颜色阈值的影响, 使得纹层定量表征结果出现较大误差。

页岩纹层通过其频率、厚度、排列方式、矿物组成及内部有机质分布等特征显著影响储层的孔隙度、渗透率和储集性能<sup>[27–32]</sup>。熊敏等对五峰组–龙马溪组海相页岩纹层的研究发现, 有机质纹层的发育程度决定了有机质的富集和含气性<sup>[33]</sup>。倪良田等发现连续纹层发育的页岩一般有更好的连通孔隙度和覆压渗透率<sup>[34]</sup>。武瑾等研究发现不同的纹层组合会造成页岩

储层在生烃性、储集性和可压性上存在差异<sup>[21]</sup>。窦伟等研究发现纹层的横向连续性程度和密集程度越好,层理缝越发育<sup>[35]</sup>。石英和长石等刚性矿物含量高的纹层抗压实能力强,原生孔隙保存较好,且脆性矿物含量高有利于压裂改造<sup>[36-37]</sup>。基于现有的研究可以看出,目前研究主要集中于纹层类型对页岩储层的影响,但关注纹层密度对储层影响的研究相对较少。

针对目前纹层识别和表征方法的不足,以及纹层对页岩储层的影响机理不清的问题,本次研究利用川南地区寒武系筇竹寺组页岩薄片鉴定、岩心分析及成像测井数据,结合图像处理、信号处理、机器学习和深度学习方法建立了页岩薄片纹层、成像测井纹层识别分析方法和基于测井数据的纹层识别方法。同时,对页岩纹层参数进行了精细表征,建立了薄片、成像测井纹层密度与总纹层密度之间的关系,明确了页岩纹层密度对储层的影响。本研究可为智能识别分析不同尺度页岩纹层提供可靠方法,为筇竹寺组页岩的资源评价提供理论依据,有望推动筇竹寺组页岩气的勘探开发。

## 1 区域地质概况

在Rodinia超大陆裂解的板块构造背景下,扬子板块西缘于新元古代晚期—早寒武世受兴凯地裂运动驱动发生裂解,形成南北向展布的德阳—安岳裂陷槽(绵阳—长宁拉张槽)<sup>[38-40]</sup>。该裂陷槽与城口—鄂西拉张槽共同构成“两槽夹一棚”的沉积格局<sup>[41]</sup>。这一构造格局不仅控制了筇竹寺组深水陆棚相黑色页岩与粉砂质页岩的旋回沉积,而且形成了厚度显著差异的沉积中心与边缘地带,致使筇竹寺组厚度介于100~700 m<sup>[42]</sup>。全球早寒武世海平面快速上升事件促使上扬子地区普遍发育缺氧静水环境,直接导致了筇竹寺组富有机质页岩的大面积发育,同时西部康滇古陆作为主要物源区,为筇竹寺组提供了丰富的陆源长石和石英矿物<sup>[43-44]</sup>,加剧了筇竹寺组页岩储层的非均质性。

处于裂陷槽内的资阳地区以深水缓坡相为主,发育硅质页岩,脆性矿物组合(石英+长石)占比65%~75%<sup>[45]</sup>;槽缘井研地区为浅水缓坡相,粉砂质页岩发育,内部可见风暴沉积构造,总有机碳含量(TOC)平均值为0.91%<sup>[46]</sup>。地层厚度与砂质含量呈现明显空间分异,由裂陷槽向西地层厚度由450~600 m减薄至320~380 m,砂质含量递增,形成滨岸—浅水陆棚—深水陆棚—斜坡—盆地的沉积格局<sup>[47]</sup>。具体表现为:裂陷槽内深水陆棚相暗色泥页岩累计厚度为150~300 m,岩

性以富有机质硅质页岩为主;槽外东西两侧浅水陆棚相暗色泥页岩厚度为50~150 m,夹泥质粉砂岩、粉砂质泥岩及含粉砂页岩(图1)<sup>[42,48]</sup>。

## 2 纹层识别方法体系

### 2.1 页岩纹层类型及特征

基于纹层的颜色和亮度对纹层进行分类,发现川南地区筇竹寺组页岩主要发育亮色纹层和暗色纹层。亮色纹层呈现高级白干涉色和I级灰白—灰黄干涉色,暗色纹层呈现褐色和黑色。亮色纹层的成分主要为硅质矿物(石英和长石)和碳酸盐矿物(方解石和白云石),暗色纹层的成分主要为有机质和黏土矿物(图2a,b)。亮色纹层的厚度在70~1 200  $\mu\text{m}$ ,暗色纹层的厚度在60~1 600  $\mu\text{m}$ 。

### 2.2 镜下薄片纹层识别方法

首先基于页岩薄片原始图像,通过光度校正与灰度化处理获取高质量单通道图像。随后采用量子退火算法构建全局阈值优化模型,通过构建物理模型能量函数实现像素强度分布的全局最优解搜索。在此基础上,引入具有生物启发的脉冲神经网络架构,通过膜电位动态调节机制实现局部邻域的自适应阈值调整,有效克服显微图像的非均匀光照干扰。根据权重占比融合全局阈值和局部阈值生成初步二值化结果。继而开展小波多尺度特征分解,选用Haar小波基函数进行三级离散小波变换,通过空间映射算法保持各尺度特征的几何拓扑关系,依据空间坐标映射矩阵重构二值图像。沿垂向逐行统计白色像素占比 $P(y)$ ,构建垂向纹层特征曲线。采用SG滤波器进行信号平滑处理,抑制显微结构波动引起的随机噪声;进而使用高斯滤波进一步平滑得到白色像素占比曲线的趋势线。基于趋势线的波峰、波谷识别出亮色纹层和暗色纹层,并分析纹层的厚度和发育程度(图3)。

#### 2.2.1 页岩薄片图像灰度化处理

将页岩原始彩色薄片图像(图4a)通过光度校正和加权灰度化[公式(1)]转化为高质量单通道灰度图像(图4b),以精确保留页岩薄片图像的对比度和纹层特征。

$$\text{Gray}(x, y) = 0.299R(x, y) + 0.587G(x, y) + 0.114B(x, y) \quad (1)$$

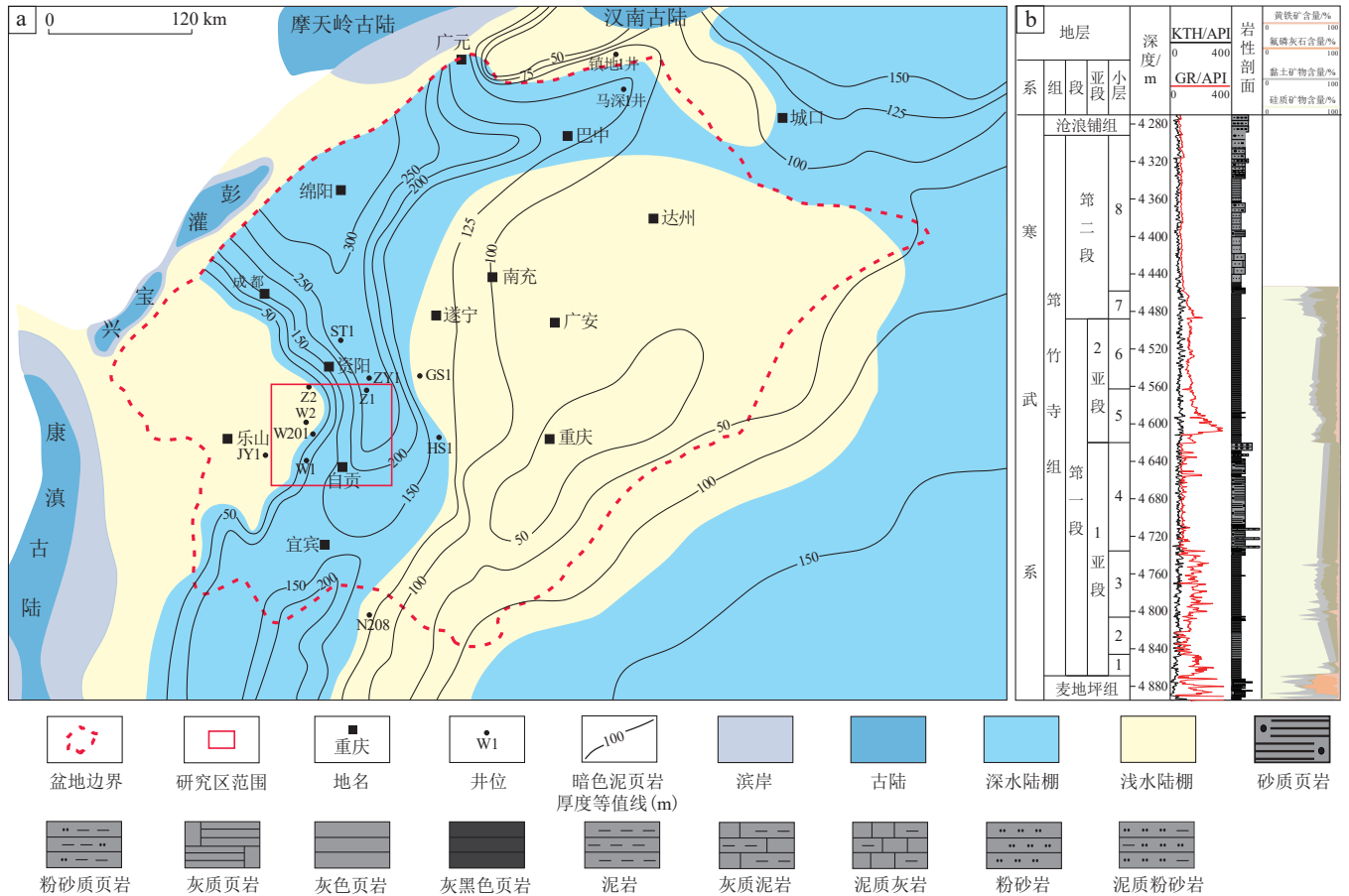


图 1 四川盆地寒武系筇竹寺组暗色泥页岩厚度等值线图(a)及地层综合柱状图(b)(据文献[48-59]修改)  
Fig. 1 Isopach map of dark argillaceous shales (a) and composite stratigraphic column (b) of the Cambrian Qiongzhusi Formation, Sichuan Basin

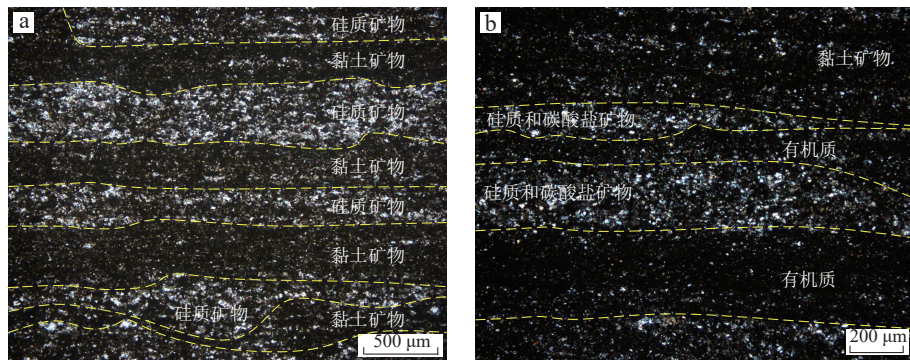


图 2 川南地区筇竹寺组页岩纹层特征显微照片(普通薄片)  
Fig. 2 Characteristics of shale laminae in the Qiongzhusi Formation, southern Sichuan Basin  
a. Z1井,埋深4 484.68 m,硅质矿物和黏土矿物,单偏光;b. W1井,埋深4 250.80 m,硅质矿物、碳酸盐矿物、有机质和黏土矿物,正交偏光

式中:  $(x, y)$  表示图像空间中的坐标;  $Gray(x, y)$  表示转化后的灰度图像;  $R(x, y)$ ,  $G(x, y)$  和  $B(x, y)$  分别表示像素在  $(x, y)$  处红、绿、蓝通道的分量值(范围  $0 \sim 255$ ); 0.299, 0.587 和 0.114 分别表示 3 个通道对应的权重系数。

### 2.2.2 量子退火全局阈值优化

量子退火全局阈值优化方法先将图像阈值分割

题转化为物理模型能量最小化问题。构建以下物理模型能量函数[公式(2)]:

$$H = - \sum_{i < j} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \sum_i h_i \sigma_i \quad (2)$$

式中:  $H$  为能量函数;  $i$  和  $j$  表示图像中两个不同像素的编号;  $\sigma_i, \sigma_j \in \{-1, +1\}$  表示像素的二值自旋态;  $J_{ij}$  表示像素间耦合强度, 反映像素间灰度相似性;  $h_i$  表示像素灰

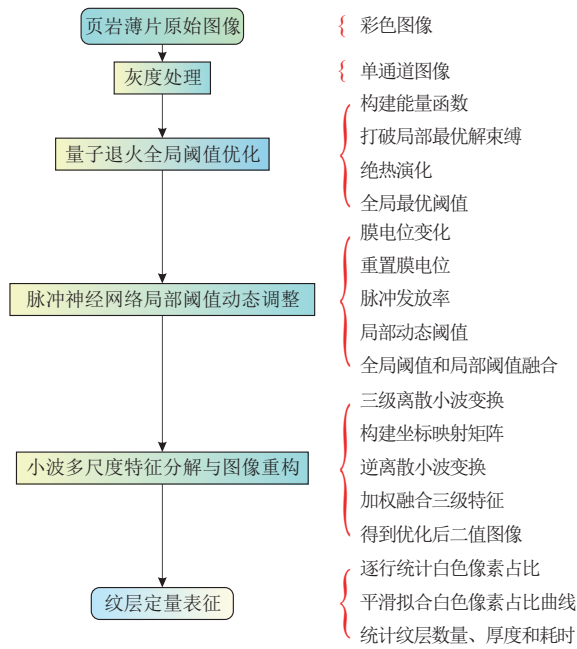


图3 镜下薄片纹层识别流程图

Fig. 3 Flow chart of lamina identification in thin sections under microscope

度与初始阈值的差异。

通过量子退火算法求解全局阈值的过程分为3个阶段,先施加横向磁场哈密顿量进行量子隧穿打破局部最优解束缚;然后,经过绝热演化在200 μs内,通过哈密顿量线性渐变逐步减弱量子扰动并增强像素间相互作用;最终,当系统收敛至经典状态时,依据最大熵准则[公式(3)],确定全局最优阈值<sup>[50]</sup>。

$$T_{\text{opt}} = \arg \min_T \left\{ \sum_{g_i \leq T} \ln P(g_i) + \sum_{g_i > T} \ln [1 - P(g_i)] \right\} \quad (3)$$

式中:  $T_{\text{opt}}$  表示全局最优阈值;  $T$  表示全局阈值(0 ~ 255);  $\arg \min_T$  表示遍历所有可能的阈值  $T$  取最小值;  $g_i$  表示第  $i$  个像素的灰度值;  $P(g_i)$  表示图像灰度分布的概率密度函数。

### 2.2.3 脉冲神经网络(SNN)局部阈值动态调整

为了有效克服页岩薄片图像非均匀光照的影响,引入受生物视觉系统启发的脉冲神经网络架构,构建自适应阈值调节系统<sup>[51]</sup>。其核心在于利用 Leaky Integrate-and-Fire(LIF)神经元模型模拟神经元的动态响应特性。具体而言,图像局部邻域  $\Omega$  的梯度幅值首先作为突触前输入信号,驱动位于像素  $(x, y)$  处 LIF 神经元的膜电位  $V(x, y, t)$  随时间  $t$  演化[公式(4)]。

$$\tau_m \frac{dV(x, y, t)}{dt} = -[V(x, y, t) - V_{\text{rest}}] + R_m \cdot \nabla g(i, j) \cdot \delta(t - t_{ij}^{\text{spike}}) \sum_{(i, j) \in \Omega} w_{ij} \quad (4)$$

式中:  $\tau_m$  表示膜时间常数,取 10 ms;  $V_{\text{rest}}$  表示静息电位,取 -70 mV;  $R_m$  表示膜电阻,取 1 MΩ;  $\nabla g(i, j) = \left( \frac{\partial g}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial g}{\partial y} \right)^2$  表示梯度幅值;  $w_{ij}$  表示突触权重;  $\delta(t - t_{ij}^{\text{spike}})$  表示 Dirac delta 函数。

当膜电位  $V(x, y, t)$  超过发放阈值  $V_{\text{th}}$  时,神经元触发脉冲并重置膜电位。但是发放阈值并非固定参数,而是根据神经元感受野内的局部平均灰度强度  $\bar{g}_{\Omega}(x, y)$  进行调节[公式(5)]。

$$V_{\text{th}}(x, y, t) = V_{\text{th}}^0 + \beta \times \bar{g}_{\Omega}(x, y) \quad (5)$$

式中:  $V_{\text{th}}(x, y, t)$  表示发放阈值;  $V_{\text{th}}^0$  表示基础阈值,取 -55 mV;  $\beta$  表示调节系数,取 0.2 mV/灰度级;  $\bar{g}_{\Omega}(x, y)$  表示局部领域  $\Omega(x, y)$  的灰度平均值。

这种自适应机制使得在较暗区域发放阈值降低,神经元更易发放脉冲;而在较亮区域发放阈值升高,神经元发放脉冲更难。因此,神经元的脉冲发放率  $r(x, y)$  (单位时间内的脉冲计数)直接反映了该像素位置局部纹理的复杂度和光照条件。

最终,此脉冲发放率被映射并转化为一个局部动态阈值  $T_{\text{local}}(x, y)$ ,该局部动态阈值随后与量子退火算法获得的全局阈值  $T_{\text{opt}}$  依据由局部对比度  $C(x, y)$  决定的融合权重  $\alpha(x, y)$  进行加权融合[公式(6)],生成混合阈值  $(T_{\text{fused}})$ [公式(7)],使用此混合阈值生成初始二值化图像  $I(I \in \mathbb{R}^{M \times N})$ ,  $M$  表示图像长度,  $N$  表示图像宽度(图4c)。这种基于 SNN 的自适应调节机制,通过模拟生物神经元对局部环境的实时响应,显著提升了算法在非均匀光照条件下对纹层结构的鲁棒性分割能力。

$$\alpha(x, y) = \frac{1}{1 + \left( \frac{C(x, y)}{C_0} \right)^n} \quad (6)$$

$$T_{\text{fused}} = T_{\text{opt}} \cdot \alpha(x, y) + [1 - \alpha(x, y)] T_{\text{local}}(x, y) \quad (7)$$

式中:  $C_0 = 0.2$ ;  $n = 4$ ;  $T_{\text{fused}}$  表示混合后的阈值。

### 2.2.4 小波多尺度特征分解与图像重构

首先,对初始二值化图像  $I$  进行三级离散小波变换多尺度分解,采用 Haar 小波基函数实现高频和低频的

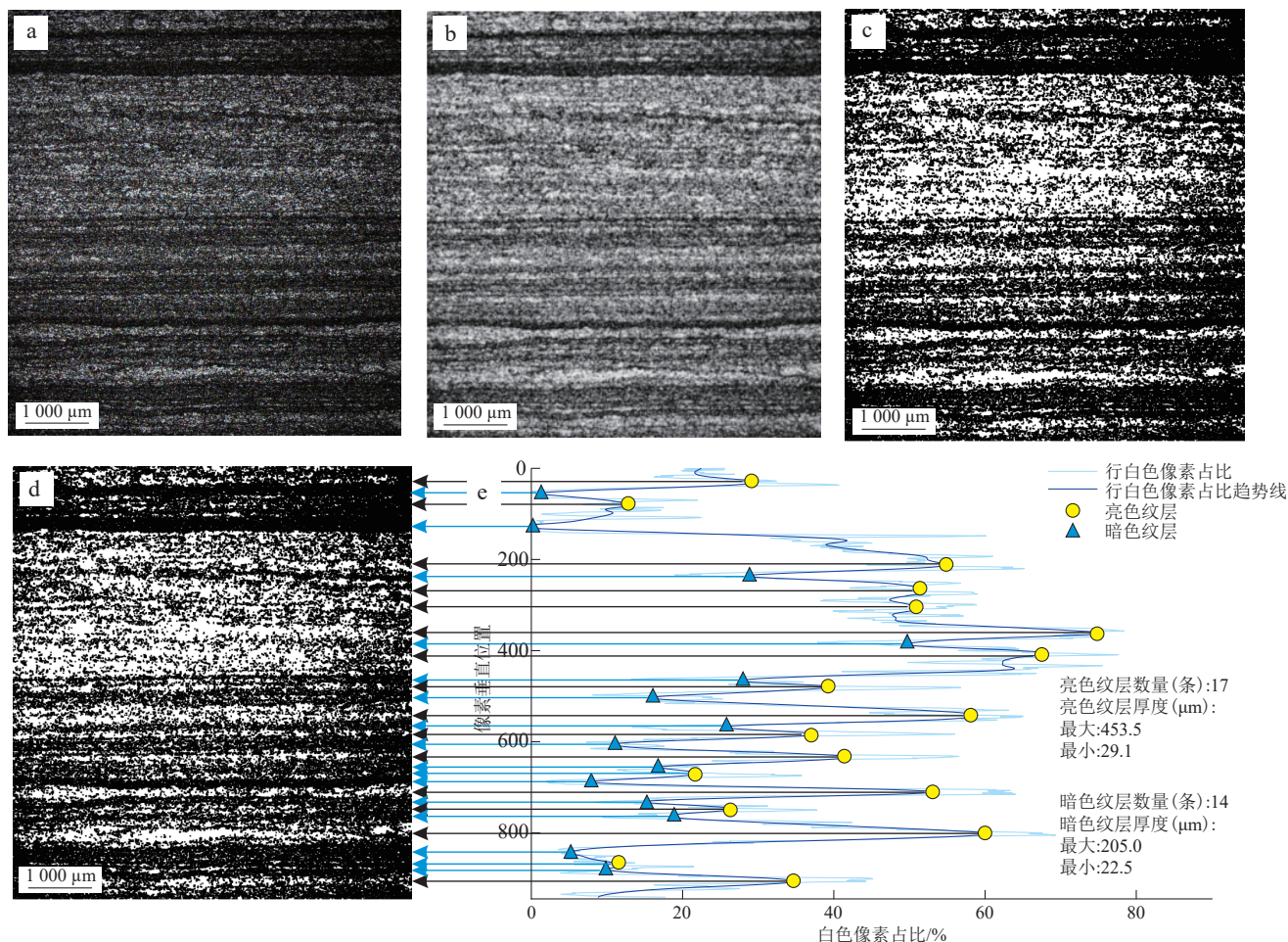


图4 页岩薄片纹层识别关键步骤结果图像

Fig. 4 Schematic diagram illustrating key steps in lamina identification of shale thin sections under microscope

a. 原始页岩薄片图像(镜下照片); b. 灰度图像; c. 初始二值化图像; d. 小波变换重构图像; e. 纹层识别结果

有效分离。具体地,定义低通滤波器  $h = [\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}]$

与高通滤波器  $g = [\frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}}]$ ,逐级对输入信号(首级为原始图像,后续为上级的低频分量  $LL$ )进行下采样和卷积滤波。每一层级  $k$  分解得到4个关键子带:低频近似分量  $LL^{(k)}$  保留图像的主体结构,水平细节  $LH^{(k)}$ 、垂直细节  $HL^{(k)}$  和对角细节  $HH^{(k)}$  则分别捕捉不同方向的纹理特征。

为严格保持几何拓扑一致性,同步构建坐标映射矩阵,精确记录子带像素与原始图像空间的映射关系。在重构阶段,需解决尺度对齐问题:利用双线性插值将各子带特征重采样至原始分辨率,消除下采样导致的坐标偏差。随后,通过逆离散小波变换逐级融合子带,将高频细节注入低频骨架,最终采取加权融合策略整合三级特征,重点强化深层尺度信息以增强纹层连续性,最后输出优化后的二值图像(图4d)。

## 2.2.5 纹层定量表征

通过逐行统计白色像素占比生成曲线  $P(y)$ ,针对原始曲线中单条纹层内包含多个波峰或波谷的问题,采用Savitzky-Golay滤波器(SG滤波器),通过局部多项式拟合(窗口宽度11点、2阶多项式)进行初步平滑得到  $P_{SG}(y)$ ,然后使用高斯滤波进一步抑制残余高频噪声后,得到白色像素占比曲线的趋势线  $P'(y)$ 。通过检测拟合曲线  $P'(y)$  的波峰(最低峰高阈值为10%,峰的最小突出度为3%,峰的最小宽度为5像素,相邻峰最小间距为20像素)和波谷(动态谷高阈值为50%,谷的最小突出度为3%,谷的最小宽度为5像素,相邻谷最小间距为20像素),可以准确识别亮色纹层和暗色纹层,以及纹层的厚度(图4e)。

为验证方法有效性,选取研究区Z1井100张涵盖多种纹层特征(亮色/暗色纹层占比差异大、厚度变化显著、纹层发育程度不一)的页岩薄片图像进行测试。在

表1 镜下薄片纹层识别方法对比

Table 1 Comparison of lamina identification methods in thin sections under microscope

| 方法                      | 原理                                | 应用效果                                   | 优、缺点                                      |
|-------------------------|-----------------------------------|----------------------------------------|-------------------------------------------|
| 卷积神经网络法 <sup>[26]</sup> | 构建各类纹层数据集,模型训练,验证                 | 能够对3类纹层进行分类,但错误较多,准确率最高为73%            | 优点在于能够识别出纹层类别;缺点在于无法统计出纹层厚度和数量等特征,准确率低    |
| 频域法 <sup>[25]</sup>     | 将薄片图像转化为频域图像,结合主成分分析提取特征,建立纹层发育参数 | 能够识别出水平、倾斜等类型纹层,识别准确率为90%              | 优点在于能够识别倾斜、弯曲的纹层;缺点在于无法统计纹层数量和厚度          |
| ImageJ法 <sup>[18]</sup> | 将薄片图像转化为二值图像,提取灰度曲线,统计纹层          | 纹层特征不明显                                | 优点在于操作简单;缺点在于统计结果不准确,依赖研究人员经验             |
| 本研究方法                   | 将薄片图像转化为二值图像,提取并拟合白色像素曲线,自动统计纹层参数 | 能够准确识别出亮色纹层和暗色纹层,统计出纹层数量和厚度等参数,准确率为95% | 优点在于速度快、准确度高、能够统计出纹层各个参数;缺点在于不能识别出具体的纹层类别 |

Windows10系统(13900K CPU的工作站)上,单张2 cm × 3 cm薄片处理仅需0.5 s。与人工鉴定结果对比显示,正确识别95张(准确率95%)。对比实验表明(表1),本方法在原理创新性、处理效率、识别准确度以及参数适用性等方面均具有优势,更适合纹层定量研究。

### 2.3 成像测井图像纹层识别方法

首先采用自适应高斯滤波算法对成像测井原始图像进行横向平滑处理,通过动态调整核尺寸和标准差,在抑制噪声的同时保留纹层细节特征。删除白色斜条纹像素值,基于行平均灰度分布的滑动窗口检测算法,结合地质纹层灰度渐变特性设定差分阈值,实现亚像素级精度的纹层边界识别,然后统计纹层数量和厚度(图5)。

#### 2.3.1 成像测井图像预处理

在成像测井图像预处理阶段,对宽 $W$ 、高 $H$ 的成像

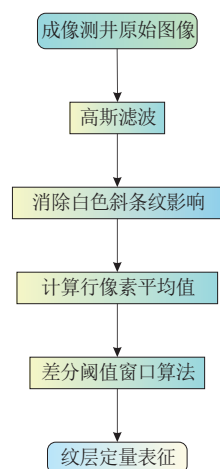


图5 成像测井图像纹层识别流程图

Fig. 5 Flow chart of lamina identification based on imaging logging

测井原始图像 $I(x, y)$ ( $x$ 和 $y$ 分别表示横、纵坐标)(图6a)采用自适应高斯核函数[公式(8)]进行横向卷积滤波。标准差根据图像特征动态设置为 $\max(1.0,$

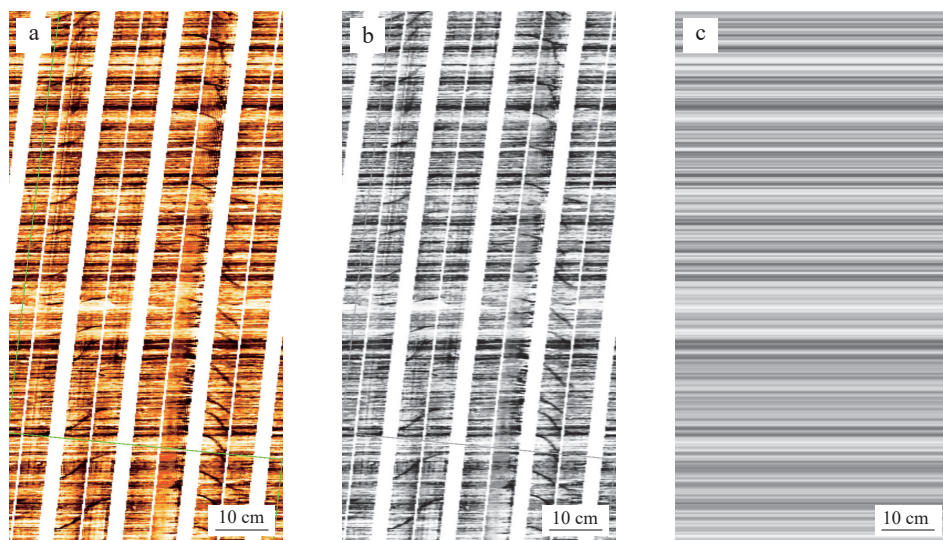


图6 页岩成像测井图像纹层识别重要步骤及结果

Fig. 6 Critical steps and their results for shale lamina identification based on imaging logging

a. 原始成像测井图像;b. 增强图像;c. 行平均像素灰度图像及分析结果(统计结果:315条)

$H/300$ ),核尺寸 $k$ 的大小由公式(9)确定,这样设置既保证噪声抑制效果又避免过度平滑。该滤波过程将原始成像测井图像转化为增强图像 $I'(x,y)$ (图6b),随后删除像素值大于245的像素点,消除白色斜条纹的影响,再通过计算行平均像素值[公式(10)]生成垂向灰度分布曲线(图6c)。

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

式中: $G(x)$ 表示高斯核函数的值; $x$ 表示自变量; $\sigma$ 表示标准差。

$$k = \max\left(5, \left\lfloor \frac{w}{100} \right\rfloor\right) \vee 1 \quad (9)$$

式中: $k$ 表示核尺寸大小; $w$ 表示图像的宽度; $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整函数; $\vee 1$ 表示按位或运算,强制结果为奇数; $\max(\cdot, \cdot)$ 表示取二者的较大值。

$$A(y) = \frac{1}{w} \sum_{x=0}^{w-1} I'(x, y) \quad (10)$$

式中: $A(y)$ 表示第 $y$ 行的像素平均值。

### 2.3.2 成像测井图像纹层表征

在纹层检测部分,与原始成像测井图像对比,发现纹层灰度渐变特性,设计差分阈值[公式(11)]滑动窗

口算法。对于满足条件的像素段,系统记录其起始行和终止行,并计算对应纹层的参数。此外,当检测到的厚度大于1 cm时,不记为纹层。

$$\Delta A = |A(y+1) - A(y)| \leq 5 \quad (11)$$

式中: $\Delta A$ 表示平均像素差值。

为验证此方法的应用效果,从Z1井成像测井图像中随机选取100 m,拆分为单张图像,每张图像包含的深度为1 m。使用同一工作站进行识别分析,识别100张成像测井图像耗时3 s。将所有识别结果与人工鉴定结果对比,87张图像与人工鉴定结果符合,13张图像符合度相对较低,符合率为87%。将本研究方法与目前存在的成像测井图像纹层识别方法的原理、应用效果、准确度和优缺点进行对比(表2),结果表明本方法准确度更高,适用性更强。

## 2.4 纹层系识别方法

### 2.4.1 纹层系

纹层系由两个或以上的成分、结构和产状近似的纹层组,或成因关联的不同性质纹层组垂向叠覆构成,沉积过程连续、无明显间断。基于图7所示的纹层划分方案,研究区纹层类型按发育程度依次划分为5类:

表2 成像测井纹层识别方法对比

Table 2 Comparison of lamina identification methods based on imaging logging

| 方法                         | 原理                             | 应用效果                        | 优、缺点                         |
|----------------------------|--------------------------------|-----------------------------|------------------------------|
| 霍夫变换与垂向切片法 <sup>[52]</sup> | 构建纹层密度指数及层间电性特征值               | 能够识别出纹层,但是结果准确度较低           | 优点在于能够识别出纹层特征;缺点在于准确率低       |
| 纹层指数法 <sup>[53]</sup>      | 将成像测井图像处理为动态灰度图像,拾取纹层边界并计算纹层指数 | 识别效果与岩心描述结果差异较大,符合率为60%~70% | 优点在于操作简便;缺点在于准确率较低           |
| 本研究方法                      | 先进行卷积滤波,计算行像素均值,合并差异小的值,统计纹层参数 | 能够统计出纹层的各个参数,符合率达到87%       | 优点在于速度快,统计的参数准确;缺点在于只能统计水平纹层 |

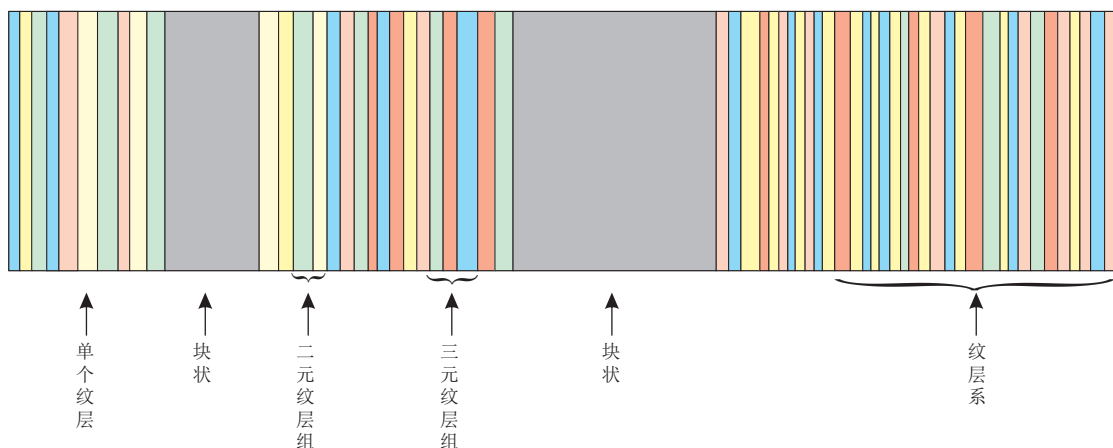


图7 纹层划分示意图

Fig. 7 Schematic diagram of lamina classification

块状(纹层不发育)、单个纹层、二元纹层组、三元纹层组和纹层系。结合岩心观察和薄片分析,识别出8类纹层系:A类纹层系(黏土质-钙质纹层组垂向叠置)、B类纹层系(黏土质-硅质(钙质)纹层组垂向叠置)、C类纹层系(黏土质-硅质纹层组垂向叠置)、D类纹层系[黏土质-硅质(钙质)-有机质三元纹层组垂向叠置]、E类纹层系(硅质-有机质纹层组垂向叠置)、F类纹层系[硅质(钙质)-有机质纹层组垂向叠置]、G类纹层系(黏土质-有机质纹层组垂向叠置)和H类纹层系(钙质-有机质纹层组垂向叠置)。由于纹层系厚度一般大于12.5 cm,超过常规测井数据的分辨率,因此可使用测井数据结合深度学习模型进行纹层系的识别和预测。

#### 2.4.2 数据集

选择研究区W1,W2,Z1和Z2井为例,先根据4口井的岩心资料和岩心环扫图像划分出纹层系,再结合薄片鉴定、XRD(X射线衍射)和XRF(X射线荧光光谱)分析及主、微量元素分析数据进行综合校正,最终建立连续准确的纹层系数数据集。初始选取的测井参数包括声波时差(AC)、井径孔隙度(CAL)、补偿中子孔隙度(CNL)、密度(DEN)、自然伽马测井值(GR)、钾含量(K)、无铀伽马测井值(KTH)、深侧向电阻率(RT)、钍含量(TH)、铀含量(URAN)和光电吸收截面指数

(PE),这些参数能够有效表征识别纹层系的重要矿物组分,即纹层系中黏土矿物、硅质矿物、碳酸盐矿物和有机质<sup>[54-55]</sup>。相关性分析(图8)显示,自然伽马值(GR)和铀含量(URAN)的皮尔逊相关系数 $r$ 达0.93,声波时差(AC)和补偿中子孔隙度(CNL)的皮尔逊相关系数 $r$ 达0.86。为消除高相关性特征对模型性能的影响<sup>[56]</sup>,采用主成分分析法(PCA)对这两组特征进行降维处理:对自然伽马值(GR)和铀含量(URAN)提取第一主成分(PC1-GRU),方差贡献率为99.15%;对声波时差(AC)和补偿中子孔隙度(CNL)提取第一主成分(PC1-ACN),方差贡献率为93.23%。最终确定的纹层系识别特征参数包括:井径(CAL)、密度(DEN)、无铀伽马测井值(KTH)、深侧向电阻率(RT)、钍含量(TH)、光电吸收截面指数(PE)、PC1-GRU和PC1-ACN。

#### 2.4.3 模型设计

本研究提出了一种新型混合模型Laminae-Net,该模型在CNN-LSTM-Attention架构基础上进行改进,并创新性地融合了LightGBM算法。CNN-LSTM-Attention模型融合了卷积神经网络(CNN)的局部特征提取能力、长短期记忆网络(LSTM)的时序依赖性建模优势以及注意力机制的关键信息聚焦功能。具体而言,CNN层负责从输入数据中提取空间特征,LSTM层

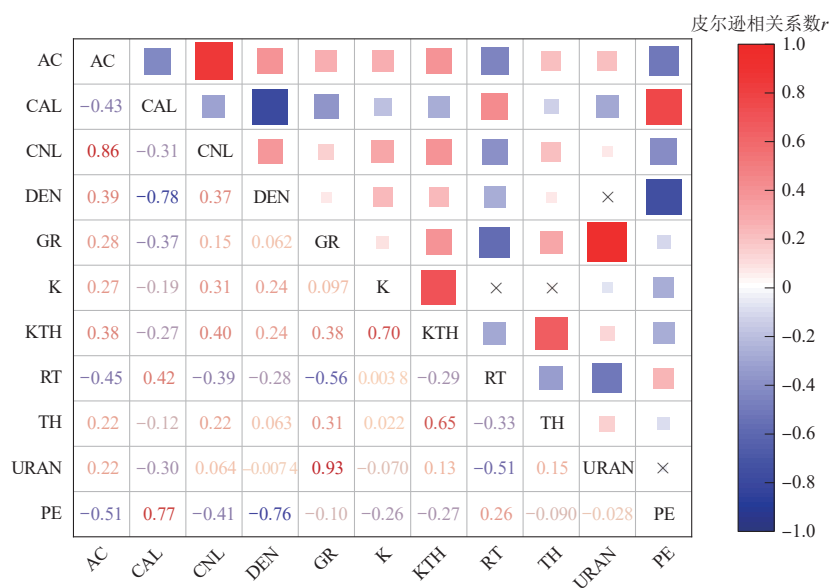


图8 初始测井数据之间的相关性热图

Fig. 8 Heatmap showing the correlation among initial log data

(图中方块越大,颜色越深表示相关性越强;方块越小,颜色越浅表示相关性越弱。皮尔逊相关系数 $r$ 无量纲, $r$ 等于1表示完全正相关,-1表示完全负相关,0表示变量之间无相关性。AC为声波时差;CAL为井径;CNL为补偿中子;DEN为密度;GR为自然伽马;K为钾含量;KTH为无铀伽马;RT为深侧向电阻率;TH为钍含量;URAN为铀含量;PE为光电吸收截面指数。)

通过其特有的遗忘门、输入门和输出门动态调节信息流,捕捉序列数据的长期时间依赖性;注意力机制层则通过计算各时间步隐藏状态的权重分布,实现对关键时间节点的动态加权,从而提升模型对重要特征的识别能力<sup>[57]</sup>。模型改进的关键在于采用柯尔莫戈洛夫-阿诺德网络(Kolmogorov-Arnold network, KAN)构建最终的分类头,形成 CNN-LSTM-Attention-KAN 架构。与多层感知机(MLP)不同(图9),KAN 网络具有独特的结构特点:其激活函数位于网络边(权重)而非节点,每个权重参数由 B 样条函数替代,节点仅执行简单的求和运算。这种设计使得 KAN 网络的激活函数可以直观地表示样条曲线,并支持通过稀疏化、剪枝和符号化等操作简化网络,从而显著提升模型的可解释性<sup>[58-59]</sup>。

LightGBM 模型支持特征并行和数据并行,本研究采用基于投票的数据并行。首先,基于投票的数据并行 LightGBM 模型由各计算节点在本地保存完整数据集,通过直方图算法,将连续特征离散化为多个分桶,并统计每个桶内的样本梯度信息。随后,每个节点独立筛选出本地分裂增益最高的 Top K 候选特征分割点,接着通过全局投票机制,汇总所有节点的候选分割点并统计得票数,仅保留投票数最高的 Top 2K 特征分割点作为全局候选集合。在同步阶段,采用分散规约算法,将直方图合并任务动态分配到不同节点并行处理,同时利用直方图作差技术直接通过父节点与兄弟节点的直方图差值,生成子节点统计量,减少约 50%

的通信数据量。最终,确定全局最优分割点,各节点基于本地完整数据,直接执行数据划分<sup>[60]</sup>。

本研究融合 CNN-LSTM-Attention-KAN 和 LightGBM 模型得到 Laminae-Net(图10),并行训练 CNN-LSTM-Attention-KAN 模型和 LightGBM 模型。根据验证集上 CNN-LSTM-Attention-KAN 模型和 LightGBM 模型对各个类别的分类准确率进行比较,选择两者中分类准确率更高的模型,对相应类别进行识别预测。最终选择结果如下:块状、A、E 和 F 类别使用 LightGBM 模型部分,B、C、D、G 和 H 类别使用 CNN-LSTM-Attention-KAN 模型部分。

#### 2.4.4 训练策略及识别流程

本研究基于 CNN-LSTM-Attention 进行消融实验。先使用单独的 CNN-LSTM-Attention 和 LightGBM 进行实验,然后在 CNN-LSTM-Attention 的基础之上加入 KAN 网络,最后使用混合模型 Laminae-Net。此外,还将此模型与其他主流模型(XGBoost, SVM, TableNet, 集成学习模型 SVM-XGBoost-RF 和 LightGBM-CatBoost-HGB)进行对比。本研究使用 13<sup>th</sup> Gen Intel (R) Core (TM) i9-13900K 处理器,4090D 显卡,Windows10 操作系统,Python3.11 编程及 Pytorch2.5.1 框架对模型进行训练,超参数寻优。在训练时,采用 AdamW 优化器,负对数似然损失(NLLLoss)函数,使用 L1 和 L2 正则化进行权重约束,时序模型的窗口长度设置为 0.5 m/3 m/5 m,步长为 0.25 m(表3)。评价指标

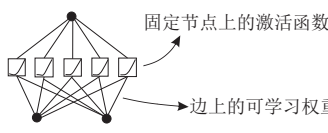
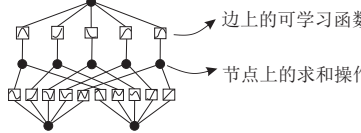
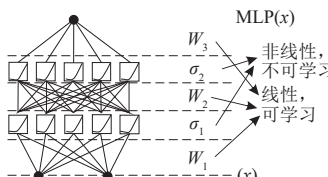
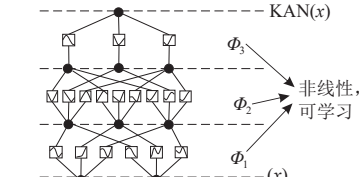
| 模型     | 多层感知机(MLP)                                                                          | 柯尔莫戈洛夫-阿诺德网络(KAN)                                                                    |
|--------|-------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|
| 方程(浅层) | $f(x) \approx \sum_{i=1}^{N(\epsilon)} a_i \sigma(w_i x + b_i)$                     | $f(x) = \sum_{q=1}^{2n+1} \Phi_q [\sum_{p=1}^n \phi_{q,p}(x_p)]$                     |
| 模型(浅层) |  |  |
| 方程(深层) | $MLP(x) = (W_3 \circ \sigma_2 \circ W_2 \circ \sigma_1 \circ W_1)(x)$               | $KAN(x) = (\Phi_3 \circ \Phi_2 \circ \Phi_1)(x)$                                     |
| 模型(深层) |  |  |

图9 KAN和MLP不同层次方程与模型对比结果

Fig. 9 Comparison between KANs and multi-layer perceptron (MLP)

$x$ . 输入变量; $f(x)$ . 整个网络的输出; $i$ . 索引; $N(\epsilon)$ . 隐藏层神经元总数; $a_i$ . 权重; $\sigma$ . 激活函数; $w_i$ . 权重向量; $b_i$ . 偏置项;  
 $\circ$ . 函数复合; $p, q$ . 索引; $n$ . 输入变量 $x$ 的维度; $\Phi_q(\cdot)$ . 外层可学习函数; $\phi_{q,p}(\cdot)$ . 内层可学习函数。

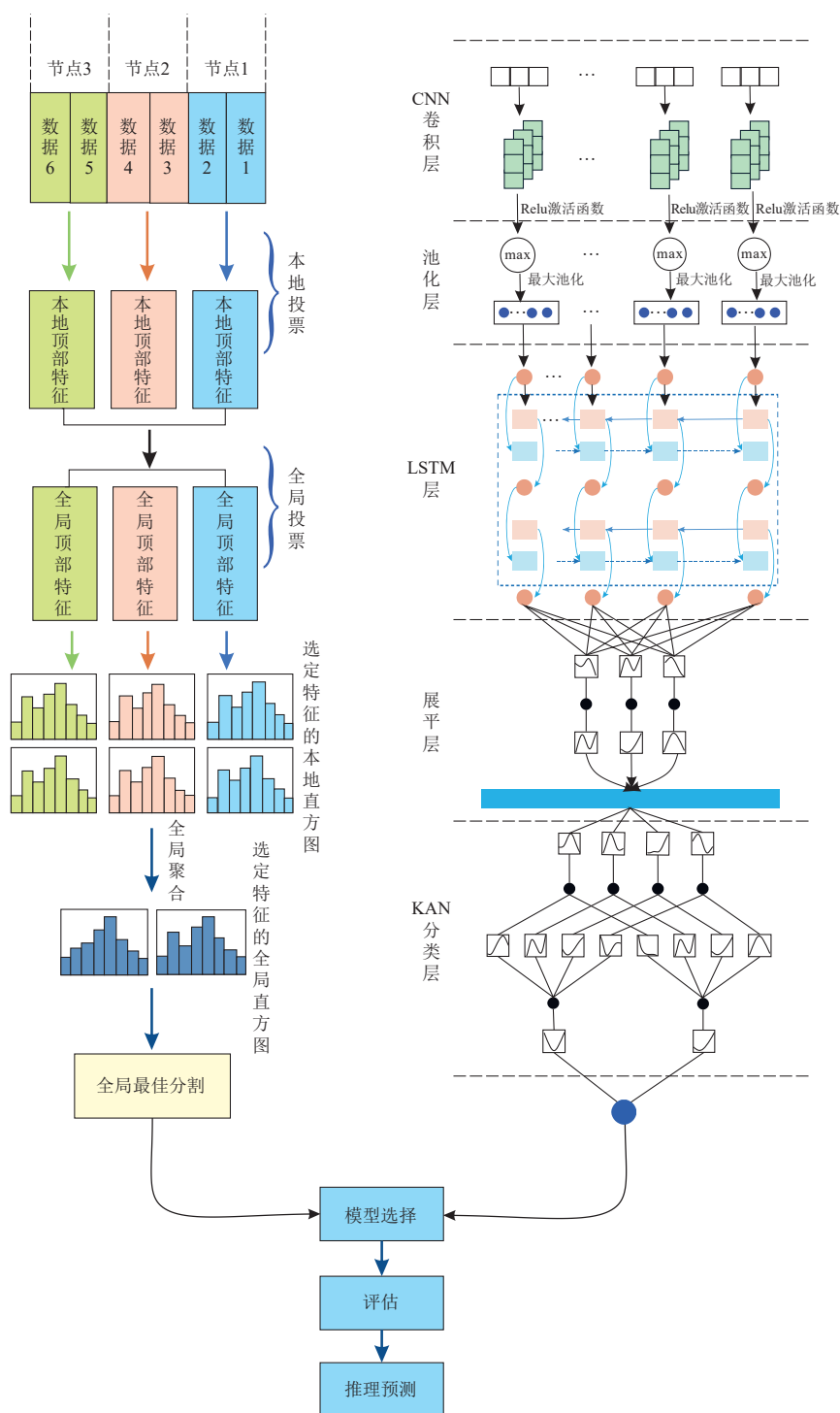


图10 Laminæ-Net模型结构图

Fig. 10 Architecture diagram of the Laminæ-Net model

选用召回率(*Recall*)、*F1*值和准确率(*Accuracy*)。召回率用于衡量模型对实际正类样本的覆盖能力[公式(12)]。精确率[公式(13)]和召回率的调和平均数定义*F1*值[公式(14)],当精确率和召回率都比较高时,*F1*值才有显著提升。准确率是反应整体预测的正确率[公式(12)]。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

式中:*TP*表示真实类别为正例且模型正确预测为正例的样本数量;*FN*表示真实类别为正例,但模型错误预测为负例的样本数量。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

表 3 超参数寻优结果

Table 3 Results of hyperparameter optimization

| 模型                     | 参数值                                                               |
|------------------------|-------------------------------------------------------------------|
| LightGBM               | $lr:0.05; n\_estimators:600; num\_leaves:63; L1:0.1;$<br>$L2:0.1$ |
| SVM                    | $class\_weight:balanced; n\_estimators:200; max\_depth:8$         |
| TableNet               | $Epochs:400; lr:0.02; AdamW$                                      |
| XGBoost                | $n\_estimators:300; lr:0.1; max\_depth:6; L1:0.5; L2:1$           |
| RF                     | $n\_estimators:200; max\_depth:8$                                 |
| CNN-LSTM-Attention     | $Epochs:400; Batch\ size:64; lr:0.001; AdamW; NLLoss$             |
| CNN-LSTM-Attention-KAN | $Epochs:400; Batch\ size:64; lr:0.001; AdamW; NLLoss$             |

注: $lr$ . 学习率;  $n\_estimators$ . 决策树的数量;  $num\_leaves$ . 单棵树的  
最大叶子数;  $L1$ .  $L1$  正则化;  $L2$ .  $L2$  正则化;  $max\_depth$ . 树的最大  
深度;  $Epochs$ . 训练轮次;  $AdamW$ . 优化器;  $Batch\ size$ . 批次大小;  
 $NLLoss$ . 负对数似然损失函数。

式中: $Precision$  表示精确率;  $FP$  表示真实类别为负例, 但模型错误预测为正例的样本数量。

$$F1 = 2 \frac{Recall \cdot Precision}{Recall + Precision} \quad (14)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (15)$$

式中: $TN$  表示真实类别为负例, 且模型正确预测为负例的样本数量。

本研究的识别流程如图 11 所示, 首先进行纹层系划分, 随后针对 W1, W2, Z1 和 Z2 井的测井数据进行筛选。通过相关性分析和主成分分析进行特征优化, 构建最优数据集。将 Z1, Z2 和 W2 井的数据划分为训练集、验证集和测试集用于模型训练, 同时将 W1 井数据用于推理预测。

#### 2.4.5 结果分析

Laminae-Net、消融实验和对比实验结果如表 4 所示。结果表明, 单独的支持向量机(SVM)模型表现最弱, 准确率仅为 0.664; 引入 KAN 网络后, 模型性能获得提升, 准确率增加 0.009; Laminae-Net 模型通过集成 LighGBM 和 CNN-LSTM-Attention-KAN 模型的优势, 取得了 0.954 的最高准确率。这些结果验证了集成学习策略的有效性, 表明多模型融合能够显著提高模型识别性能。

#### 2.4.6 预测推理

将训练好的最优模型用于 W1 井纹层系的推理预测, 结果如图 12 所示。Laminae-Net 模型虽然存在个别错误识别, 但其整体预测结果与真实值最接近;

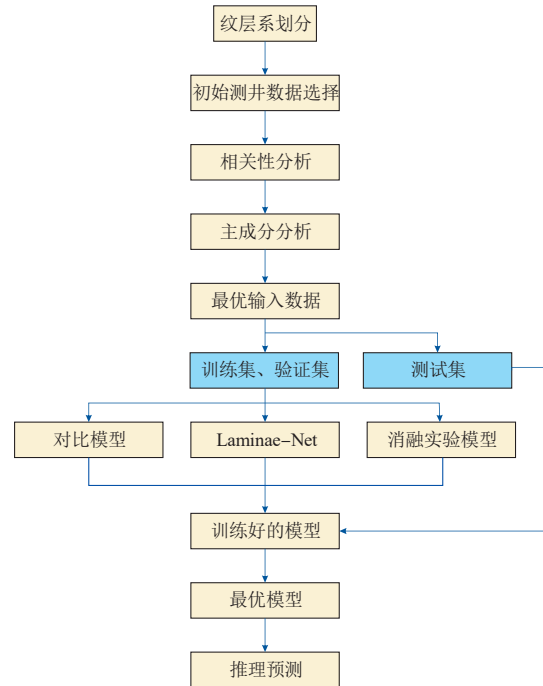


图 11 纹层系识别流程图

Fig. 11 Flow chart of lamina identification developed in this study

表 4 各个模型实验结果

Table 4 Experimental results of various models

| 模型                     | 召回率   | $F1$  | 准确率   |
|------------------------|-------|-------|-------|
| XGBoost                | 0.924 | 0.923 | 0.922 |
| SVM                    | 0.661 | 0.647 | 0.664 |
| TableNet               | 0.794 | 0.783 | 0.792 |
| SVM-XGBoost-RF         | 0.931 | 0.937 | 0.932 |
| LightGBM-CatBoost-HGB  | 0.941 | 0.939 | 0.942 |
| CNN-LSTM-Attention     | 0.934 | 0.935 | 0.937 |
| LighGBM                | 0.933 | 0.936 | 0.939 |
| CNN-LSTM-Attention-KAN | 0.946 | 0.947 | 0.946 |
| Laminae-Net            | 0.954 | 0.956 | 0.954 |

注: $F1$  为精确率和召回率的调和平均数。

CNN-LSTM-Attention-KAN 和 LighGBM 模型也表现出较好的预测性能; 而 SVM 和 TableNet 的预测结果误差相对较大, 出现较多的错误识别现象。

### 3 纹层密度对储层的影响

#### 3.1 不同尺度纹层密度之间关系的建立

本研究采用多尺度纹层识别方法对筇竹寺组 Z1 井页岩进行了系统分析(图 12)。显微薄片观察结果表明, 亮、暗色纹层的厚度存在差异, 暗色纹层厚度普遍大于亮色纹层。具体而言, 暗色纹层的厚度范围为

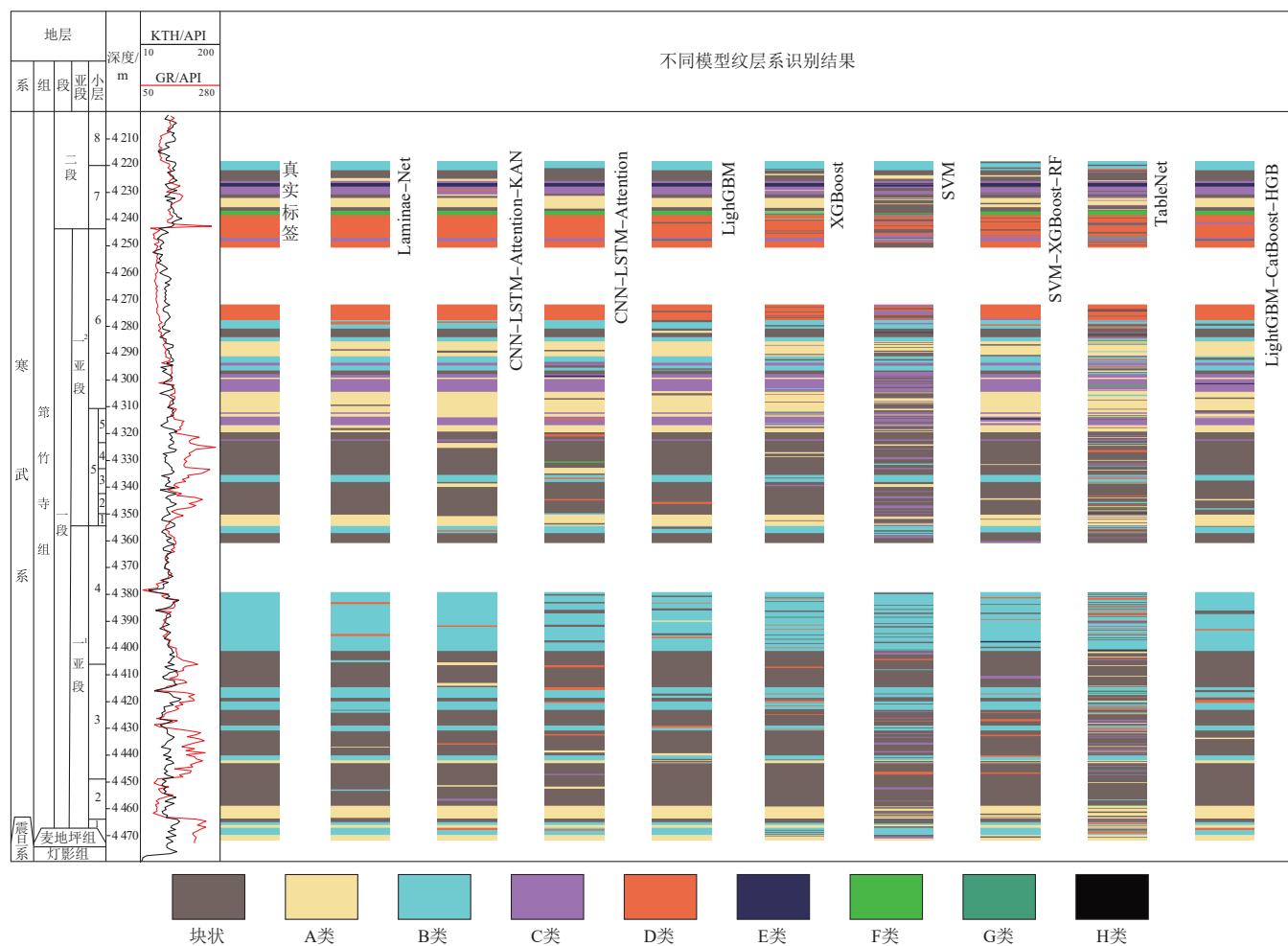


图12 不同模型识别纹层系结果对比

Fig. 12 Comparison of laminaset identification results across various models

[A类为黏土质-钙质纹层组垂向叠置;B类为黏土质-硅质(钙质)纹层组垂向叠置;C类为黏土质-硅质纹层组垂向叠置;D类为黏土质-硅质(钙质)-有机质三元纹层组垂向叠置;E类为硅质-有机质纹层组垂向叠置;F类为硅质(钙质)-有机质纹层组垂向叠置;G类为黏土质-有机质纹层组垂向叠置;H类为钙质-有机质纹层组垂向叠置。]

41.00 ~ 2 217.94  $\mu\text{m}$ , 平均厚度 148.54 ~ 1 345.36  $\mu\text{m}$ ; 亮色纹层厚度范围为 38.19 ~ 1 432.97  $\mu\text{m}$ , 平均厚度 90 ~ 730  $\mu\text{m}$ ; 薄片纹层密度为 0 ~ 19 条/cm。成像测井解析进一步揭示, 研究层段纹层发育具有明显的层控特征, ①, ③, ⑤, ⑥, ⑦和⑧小层为纹层富集段, 尤以①, ③和⑤小层底部及⑧小层最为显著(纹层密度 > 150 条/m), 与非纹层发育段(< 20 条/m)形成鲜明对比。该表征结果验证了纹层发育的尺度不变性特征。

针对目前纹层研究在宏观和微观尺度之间缺乏关联的问题, 本研究基于 Z1 井和 W1 井的显微薄片分析与成像测井数据, 首次实现了页岩纹层结构在微观(毫米级)与宏观(米级)尺度的协同表征。通过高分辨率成像测井(5 mm 分辨率)与显微薄片观察(2.5  $\mu\text{m}$  分辨率)的有机结合, 建立了从微观纹层组构到宏观沉积旋回的完整识别标志体系。具体方法为: 首先通过薄

片分析获得微观纹层平均厚度  $H_1$ , 再根据成像测井数据获取宏观纹层的平均厚度  $H_2$ ; 继而确定对应位置成像测井纹层和薄片纹层的厚度比值  $h(h = H_2/H_1)$ ; 通过成像测井纹层密度与  $h$  的乘积得到总纹层密度。以 Z1 井为例, 总纹层密度垂向分布如图 13 所示。该方法有效填补了传统研究中多尺度关联的技术空白。

最后, 通过 Lasso 回归分析, 建立了显微薄片尺度与成像测井尺度纹层密度的定量转换模型[公式(18)]。该模型实现了不同观测尺度下纹层发育特征的数学关联, 其拟合优度( $R^2 = 0.813$ )表明模型具有可靠的预测能力。

$$Z = 14.03A + 12.04B - 65.11 \quad (16)$$

式中:  $Z$  为总纹层密度, 条/m;  $A$  为薄片尺度总纹层密度, 0.5 条/cm;  $B$  为成像测井尺度总纹层密度, 条/m。

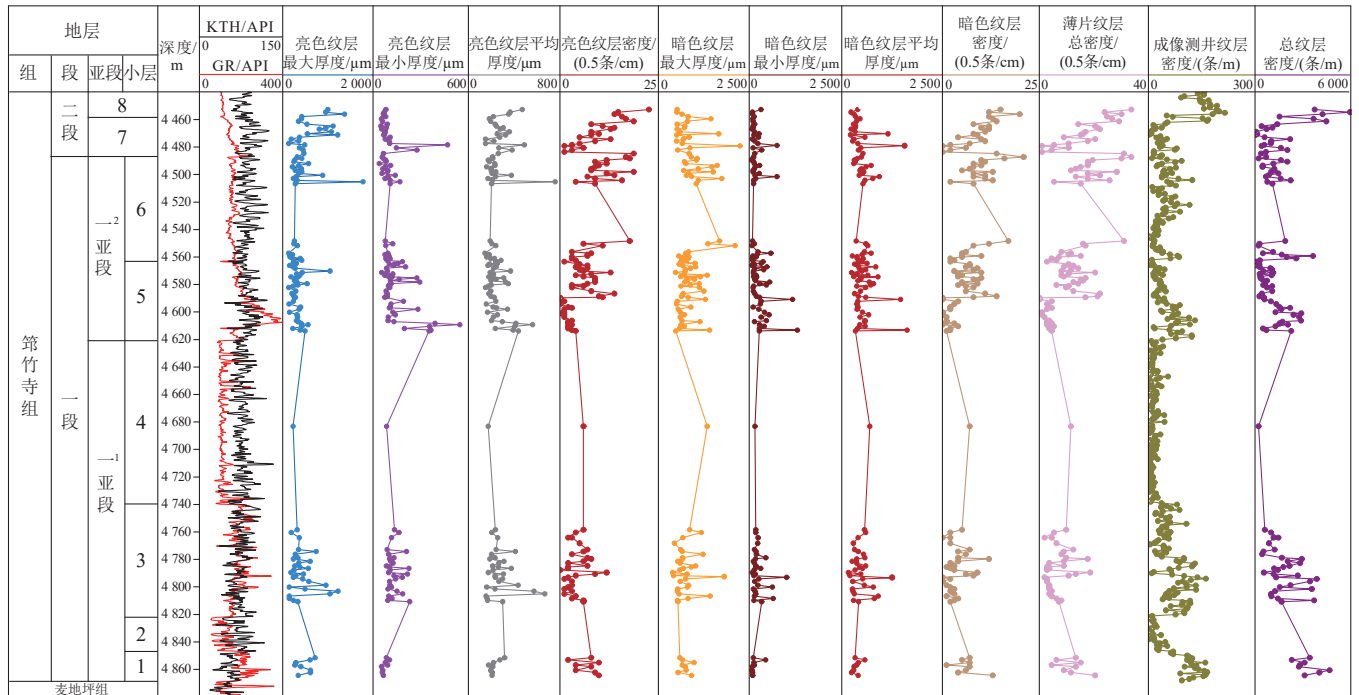


图13 Z1井不同尺度纹层发育特征

Fig. 13 Characteristics of laminae at varying scales in well Z1

### 3.2 纹层密度对储层的影响

基于川南地区筇竹寺组Z1井83块岩心样品的分析(图14),页岩总有机碳含量(TOC)与纹层密度呈负相关(皮尔逊相关系数为 $-0.62$ ,拟合优度 $R^2 = 0.380$ )。这一现象表明,纹层高频发育段通常对应较低的TOC,这主要与纹层发育所指示的动荡水动力条件和快速沉积环境有关,此类环境易导致水体氧化性增强和有机质保存条件恶化<sup>[61]</sup>,从而为优质烃源岩段的预测提供了重要依据。

本研究对83块筇竹寺组页岩岩心样品的核磁共振度测试分析表明,随着纹层密度从2条/cm增加到12条/cm,垂直孔隙度从3.21%增加到4.81%(增幅49.84%),水平孔隙度从3.14%增加到5.26%(增幅67.52%),且水平与垂直孔隙度差异始终维持在0.04%~0.60%的较小范围(图14)。值得注意的是,纹层密度对优势孔隙半径分布影响有限,孔隙半径主要集中在 $0.0025 \sim 0.1000 \mu\text{m}$ 区间(占比 $>85\%$ )。页岩纹层发育通过两种机制改善储集性能:①纹层内石英和长石等刚性颗粒构成的抗压骨架能够增强页岩抗压能力,有利于原生孔隙保存;②酸性流体对纹层中脆性矿物的选择性溶蚀产生次生溶孔,有效扩充储集空间<sup>[36-37]</sup>。

研究同时揭示了纹层密度与渗透率各向异性的显著

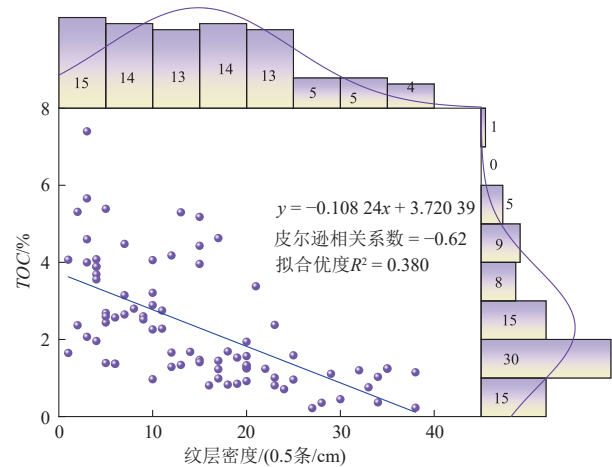


图14 页岩纹层密度与总有机碳含量(TOC)相关关系

Fig. 14 Correlation between the lamina density and TOC content of shales

(图中上坐标轴直方图表示纹层密度在此区间内的样品个数;  
图中右坐标轴直方图表示TOC在此区间内的样品个数。)

相关性(图15)。当纹层密度从2条/cm增至12条/cm时,水平渗透率呈单调递增趋势( $0.000011 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ — $0.000106 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ ),而垂直渗透率呈现先降后升的双阶段变化,临界纹层密度为7条/cm。渗透率两向异性系数(水平渗透率/垂直渗透率, $K_h/K_v$ )分析表明,纹层密度 $<5$ 条/cm时, $K_h/K_v \approx 0.9$ ;纹层密度 $=6 \sim 10$ 条/cm时, $K_h/K_v$ 增至5.5;纹层密度 $>10$ 条/cm时, $K_h/K_v$ 略降至4.8。这表明纹层发育主要通过两种途径影响渗流特

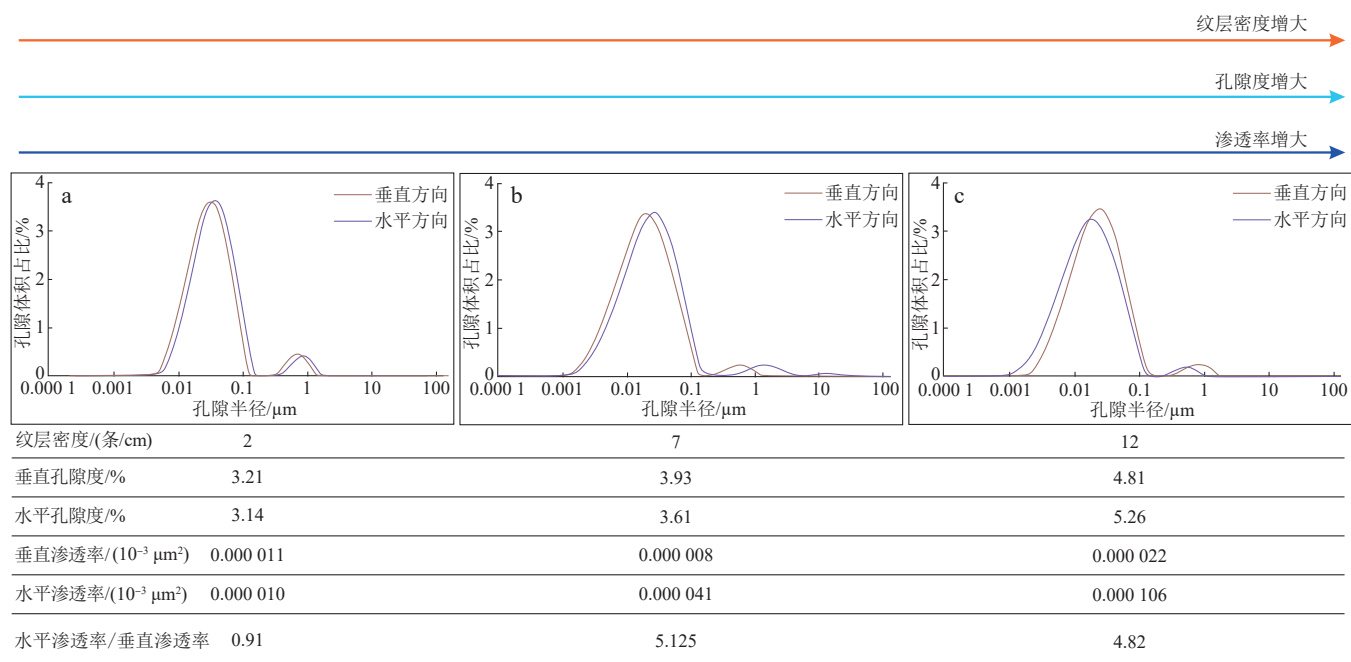


图15 页岩纹层密度与孔隙度和渗透率的关系

Fig. 15 Relationships of the lamina density with the porosity and permeability of shales

a—c. 分别为纹层密度为2条/cm、7条/cm和12条/cm样品的水平方向与垂直方向孔隙半径占孔隙体积比例分布图

性:暗色纹层通过压实作用和界面阻隔抑制垂向流动,而亮色纹层则通过刚性矿物支撑形成的垂向微裂缝增强垂直渗透率<sup>[35,62]</sup>。这些发现为理解页岩储层渗流特性的纹层结构控制机制提供了重要依据。

## 4 结论

1) 本研究创新提出了融合量子退火优化、脉冲神经网络和像素趋势线的薄片纹层智能识别算法,实现亮色/暗色纹层的高效分析(0.5 s/薄片,准确率95%),相较传统卷积神经网络、频域法和ImageJ等方法具有显著优势。构建的成像测井纹层动态阈值分析方法,采用差分阈值算法精准定位纹层边界,实现多参数统计表征(准确率87%),较霍夫变换及纹层指数法等现有技术更具适用性。

2) 创新提出了川南地区筇竹寺组页岩8类纹层系划分方案,并集成CNN-LSTM-Attention特征提取框架与KAN网络可解释分类模块,结合LightGBM并行优化技术,研发纹层系智能识别模型Laminae-Net。该模型对8类纹层系的预测准确率达95.4%,较SVM/TableNet等传统模型提升幅度超15%,实现了测井数据到纹层系的端到端智能识别。

3) 揭示了川南地区筇竹寺组页岩①,③,⑤,⑥,⑦和⑧小层为纹层优势发育段,其中①,③和⑤小层底

部和⑧小层最为显著。通过显微薄片纹层发育特征及成像测井纹层发育特征的多尺度分析,验证了纹层发育尺度不变性规律。

4) 首创页岩纹层结构跨尺度定量融合方法,通过纹层平均厚度实现页岩厘米级薄片纹层与密集成像测井纹层的关联,并基于Lasso回归构建多尺度纹层密度统一表征模型( $Z = 0.813A + 0.187B$ ,拟合优度 $R^2 = 0.813$ ),填补了纹层跨尺度表征的技术空白。

5) 系统阐明纹层对页岩储层物性的控制机制,即TOC与纹层密度呈负相关(皮尔逊相关系数 $r = -0.62$ );孔隙度及水平渗透率随纹层密度增加分别提升49.84%和67.52%;垂直渗透率呈现先降后升的非线性变化,临界纹层密度为7条/cm。这些认识为页岩储层评价提供了新的理论依据。

## 参 考 文 献

- [1] 何晓,郑马嘉,刘勇,等. 四川盆地“槽-隆”控制下的寒武系筇竹寺组页岩储层特征及其差异性成因[J]. 石油与天然气地质, 2024, 45(2): 420-439.  
HE Xiao, ZHENG Majia, LIU Yong, et al. Characteristics and differential origin of Qiongzhusi Formation shale reservoirs under the “aulacogen-uplift” tectonic setting, Sichuan Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2024, 45(2): 420-439.
- [2] WU Jianfa, JIANG Wenbin, LUO Chao, et al. Composition-based methane adsorption models for the Qiongzhusi Formation shale in Deyang-Anyue rift trough of Sichuan Basin, China, and

- its comparison with the Wufeng-Longmaxi Formation shale [J]. *Fuel*, 2025, 393: 134976.
- [3] 雍锐, 吴建发, 吴伟, 等. 四川盆地寒武系筇竹寺组页岩气勘探发现及其意义[J]. *石油学报*, 2024, 45(9): 1309-1323.  
YONG Rui, WU Jianfa, WU Wei, et al. Exploration discovery of shale gas in the Cambrian Qiongzhusi Formation of Sichuan Basin and its significance [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2024, 45(9): 1309-1323.
- [4] 邹才能, 董大忠, 熊伟, 等. 中国页岩气新区带、新层系和新类型勘探进展、挑战及对策[J]. *石油与天然气地质*, 2024, 45(2): 309-326.  
ZOU Caineng, DONG Dazhong, XIONG Wei, et al. Advances, challenges, and countermeasures in shale gas exploration of underexplored plays, sequences and new types in China [J]. *Oil & Gas Geology*, 2024, 45(2): 309-326.
- [5] 张宇, 赵培荣, 高山林, 等. 中国石化页岩油气高质量勘探实践与启示[J]. *中国石油勘探*, 2025, 30(1): 16-27.  
ZHANG Yu, ZHAO Peirong, GAO Shanlin, et al. Practice and enlightenment of high-quality shale oil and gas exploration of Sinopec [J]. *China Petroleum Exploration*, 2025, 30(1): 16-27.
- [6] 梁峰, 吴伟, 张琴, 等. 四川盆地南部下寒武统筇竹寺组页岩孔隙结构特征与页岩气赋存模式[J]. *天然气工业*, 2024, 44(3): 131-142.  
LIANG Feng, WU Wei, ZHANG Qin, et al. Shale pore structure characteristics and shale gas occurrence pattern of the Lower Cambrian Qiongzhusi Formation in the southern Sichuan Basin [J]. *Natural Gas Industry*, 2024, 44(3): 131-142.
- [7] 饶松, 杨铁南, 胡圣标, 等. 川西南地区下寒武统筇竹寺组页岩热演化史及页岩气成藏意义[J]. *地球科学*, 2022, 47(11): 4319-4335.  
RAO Song, YANG Yinan, HU Shengbiao, et al. Thermal evolution history and shale gas accumulation significance of Lower Cambrian Qiongzhusi Formation in southwest Sichuan Basin [J]. *Earth Science*, 2022, 47(11): 4319-4335.
- [8] 杨梅华, 左银辉, 段新国, 等. 四川盆地寒武系筇竹寺组烃源岩灶演化及其对成藏的启示[J]. *地球科学*, 2023, 48(2): 582-595.  
YANG Meihua, ZUO Yinwei, DUAN Xinguo, et al. Hydrocarbon kitchen evolution of the Lower Cambrian Qiongzhusi Formation in the Sichuan Basin and its enlightenment to hydrocarbon accumulation [J]. *Earth Science*, 2023, 48(2): 582-595.
- [9] 梁峰, 姜巍, 戴赞, 等. 四川盆地威远—资阳地区筇竹寺组页岩气富集规律及勘探开发潜力[J]. *天然气地球科学*, 2022, 33(5): 755-763.  
LIANG Feng, JIANG Wei, DAI Yun, et al. Enrichment law and resource potential of shale gas of Qiongzhusi Formation in Weiyuan-Ziyang areas, Sichuan Basin [J]. *Natural Gas Geoscience*, 2022, 33(5): 755-763.
- [10] 惠克来, 李克, 操应长, 等. 鄂尔多斯盆地三叠系延长组长 $7_3$ 亚段富有机质页岩纹层组合与页岩油富集模式[J]. *石油勘探与开发*, 2020, 47(6): 1244-1255.  
XI Kelai, LI Ke, CAO Yingchang, et al. Laminae combination and shale oil enrichment patterns of Chang  $7_3$  sub-member organic-rich shales in the Triassic Yanchang Formation, Ordos Basin, NW China [J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2020, 47(6): 1244-1255.
- [11] ZHANG Yuanyuan, XI Kelai, CAO Yingchang, et al. The application of machine learning under supervision in identification of shale lamina combination types—A case study of Chang  $7_3$  sub-member organic-rich shales in the Triassic Yanchang Formation, Ordos Basin, NW China [J]. *Petroleum Science*, 2021, 18(6): 1619-1629.
- [12] 华柑霖, 吴松涛, 邱振, 等. 页岩纹层结构分类与储集性能差异——以四川盆地龙马溪组页岩为例[J]. *沉积学报*, 2021, 39(2): 281-296.  
HUA Ganlin, WU Songtao, QIU Zhen, et al. Lamination texture and its effect on reservoir properties: A case study of longmaxi shale, Sichuan Basin [J]. *Acta Sedimentologica Sinica*, 2021, 39(2): 281-296.
- [13] XIN Bixiao, HAO Fang, LIU Xuefeng, et al. Quantitative evaluation of pore structures within micron-scale laminae of lacustrine shales from the Second Member of the Kongdian Formation in Cangdong Sag, Bohai Bay Basin, China [J]. *Marine and Petroleum Geology*, 2022, 144: 105827.
- [14] 唐磊, 廖文婷, 夏连军, 等. 页岩纹层类型与测井表征方法研究——以苏北盆地高邮凹陷阜宁组二段为例[J]. *油气藏评价与开发*, 2025, 15(1): 28-39.  
TANG Lei, LIAO Wenting, XIA Lianjun, et al. Research on shale lamination types and logging characterization methods: A case study of the Funing Formation Member 2 in Gaoyou Sag, Subei Basin [J]. *Petroleum Reservoir Evaluation and Development*, 2025, 15(1): 28-39.
- [15] FENG Zhou, WU Hongliang, YAN Weilin, et al. A new method for quantitative evaluation of shale laminae using electrical image logging [J]. *Energy Geoscience*, 2024, 5(3): 100274.
- [16] 孔政, 程紫燕, 乔俊程, 等. 东营凹陷牛庄洼陷古近系不同纹层组合富碳酸盐页岩的微观储渗能力[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2025, 49(2): 68-81.  
KONG Zheng, CHENG Ziyang, QIAO Juncheng, et al. Microscopic storage and seepage capacities in laminated carbonaceous shale of Paleogene in Niuzhuang sub-sag, Dongying Sag [J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2025, 49(2): 68-81.
- [17] 施振生, 董大忠, 王红岩, 等. 含气页岩不同纹层及组合储集层特征差异性及其成因——以四川盆地志留统龙马溪组一段典型井为例[J]. *石油勘探与开发*, 2020, 47(4): 829-840.  
SHI Zhensheng, DONG Dazhong, WANG Hongyan, et al. Reservoir characteristics and genetic mechanisms of gas-bearing shales with different laminae and laminae combinations: A case study of Member 1 of the Lower Silurian Longmaxi shale in Sichuan Basin, SW China [J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2020, 47(4): 829-840.

- [18] 赵圣贤, 李博, 陈鑫, 等. 川南天宫堂构造带五峰组—龙马溪组页岩不同纹层内部结构差异及其控制机理[J]. 地学前缘, 2024, 31(5): 75–88.
- ZHAO Shengxian, LI Bo, CHEN Xin, et al. Structural differences of shale laminae and their controlling mechanisms in the Wufeng-Longmaxi formations in Tiangongtang, southwestern Sichuan[J]. Earth Science Frontiers, 2024, 31(5): 75–88.
- [19] 管全中, 董大忠, 孙莎莎, 等. 威远地区五峰组—龙马溪组页岩纹层发育特征及地质意义[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(9): 3641–3651.
- GUAN Quanzhong, DONG Dazhong, SUN Shasha, et al. Development characteristics and geological significance of laminae in Wufeng—Longmaxi shales in Weiyuan area [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2022, 53(9): 3641–3651.
- [20] LI Tingwei, JIANG Zhenxue, SU Pibo, et al. Effect of laminae development on pore structure in the lower third member of the Shahejie Shale, Zhanhua Sag, eastern China [J]. Interpretation, 2020, 8(1): T103–T114.
- [21] 武瑾, 李海, 杨学锋, 等. 深层海相页岩纹层类型、组合及其对储层品质的影响——以四川盆地南部泸州区块龙马溪组一段—亚段为例[J]. 石油学报, 2023, 44(9): 1517–1531.
- WU Jin, LI Hai, YANG Xuefeng, et al. Types and combinations of deep marine shale laminae and their effects on reservoir quality: A case study of the first submember of Member 1 of Longmaxi Formation in Luzhou block, South Sichuan Basin [J]. Acta Petrolei Sinica, 2023, 44(9): 1517–1531.
- [22] WANG Chao, ZHANG Boqiao, HU Qinhong, et al. Laminae characteristics and influence on shale gas reservoir quality of Lower Silurian Longmaxi Formation in the Jiaoshiba area of the Sichuan Basin, China [J]. Marine and Petroleum Geology, 2019, 109: 839–851.
- [23] LEI Yuhong, LUO Xiaorong, WANG Xiangzeng, et al. Characteristics of silty laminae in Zhangjiatan Shale of southeastern Ordos Basin, China: Implications for shale gas formation [J]. AAPG Bulletin, 2015, 99(4): 661–687.
- [24] 陈浩, 穆龙新, 黄继新, 等. 基于数学形态学图像处理的泥质纹层定量表征——以加拿大麦凯河油砂区块为例[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(26): 77–83.
- CHEN Hao, MU Longxin, HUANG Jixin, et al. Quantitative characterization of mud laminae based on mathematical morphological image processing: A case of Mackay river oil sands, Canada [J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(26): 77–83.
- [25] 李佳航, 李玮, 刘向君, 等. 基于岩石薄片图像的海陆过渡相页岩纹层识别方法及应用[J]. 特种油气藏, 2023, 30(4): 44–53.
- LI Jiahang, LI Wei, LIU Xiangjun, et al. Identification method and application of marine-continental transitional shale laminae based on rock thin section image [J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2023, 30(4): 44–53.
- [26] 孙正心, 金衍, 苏乾潇, 等. 基于光学薄片图像的纹层类型人工智能识别技术[J]. 石油钻探技术, 2025, 53(1): 75–85.
- SUN Zhengxin, JIN Yan, SU Qianxiao, et al. Lamination type recognition with artificial intelligence based on optical thin section [J]. Petroleum Drilling Techniques, 2025, 53(1): 75–85.
- [27] WAN Jialin, YU Zhichao, YUAN Yujie, et al. Laminae in multiple lithofacies and impact on pore structures in lacustrine shale: The cretaceous Qingshankou Formation, Songliao Basin [J]. Marine and Petroleum Geology, 2025, 174: 107321.
- [28] 王小琼, 钟毅, 万有余, 等. 纹层对页岩力学性质的影响及其对水力压裂的启示[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2025, 49(1): 92–100.
- WANG Xiaoqiong, ZHONG Yi, WAN Youyu, et al. Influence of laminae on mechanical properties and its implications for hydraulic fracturing of shale oil reservoirs [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2025, 49(1): 92–100.
- [29] XU Shang, GOU Qiyang. The importance of laminae for China lacustrine shale oil enrichment: A review [J]. Energies, 2023, 16(4): 1661.
- [30] LI Mengying, WU Songtao, ZHU Rukai, et al. Heterogeneity and sedimentary characteristics of shale laminae of fine-grained sediments in alkaline lacustrine strata in the Permian Fengcheng Formation, Mahu sag, NW China [J]. Energies, 2024, 17(4): 962.
- [31] LIANG Chao, CAO Yingchang, WU Jing, et al. Water depth – terrigenous input dynamic equilibrium controls the Eocene lacustrine shale laminae records in Jiyang Depression, Bohai Bay Basin, East China [J]. AAPG Bulletin, 2023, 107(11): 1987–2016.
- [32] 陈扬, 胡钦红, 赵建华, 等. 渤海湾盆地东营凹陷湖相富有机质页岩纹层特征和储集性能[J]. 石油与天然气地质, 2022, 43(2): 307–324.
- CHEN Yang, HU Qinhong, ZHAO Jianhua, et al. Lamina characteristics and their influence on reservoir property of lacustrine organic-rich shale in the Dongying Sag, Bohai Bay Basin [J]. Oil & Gas Geology, 2022, 43(2): 307–324.
- [33] 熊敏, 陈雷, 陈鑫, 等. 海相页岩纹层特征、成因机理及其页岩气意义[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(9): 3490–3508.
- XIONG Min, CHEN Lei, CHEN Xin, et al. Characteristics, genetic mechanism of marine shale laminae and its significance of shale gas accumulation [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2022, 53(9): 3490–3508.
- [34] 倪良田, 杜玉山, 蒋龙, 等. 济阳坳陷富碳酸盐页岩纹层结构的差异性及其对储层品质的影响——以东营凹陷沙河街组页岩为例[J]. 石油学报, 2024, 45(11): 1621–1637.
- NI Liangtian, DU Yushan, JIANG Long, et al. Difference in laminated structure of carbonate-rich shale and its effects on reservoir quality in Jiyang depression: a case study of Shahejie Formation shale in Dongying sag [J]. Acta Petrolei Sinica, 2024,

- 45(11): 1621-1637.
- [35] 窦伟, 孙丕臣, 欧阳哲远, 等. 纹层发育程度对页岩储层的影响——以渤海湾盆地东营凹陷沙四上一沙三下亚段页岩为例[J]. 东北石油大学学报, 2023, 47(4): 14-28, 106, 6.  
DOU Wei, SUN Pichen, OUYANG Zheyuan, et al. Influence of lamination development on shale reservoirs: A case study of shales from the Upper Es4 and Lower Es3 sub-member in the Dongying Sag of the Bohai Bay Basin [J]. Journal of Northeast Petroleum University, 2023, 47(4): 14-28, 106, 6.
- [36] 肖月也, 牛小兵, 吕成福, 等. 鄂尔多斯盆地长7<sub>3</sub>亚段富有机质页岩纹层类型及其储集性差异机制[J/OL]. 天然气地球科学: 1-25 [2025-05-02]. <https://link.cnki.net/urlid/62.1177.TE.20250421.1122.002>.  
XIAO Yueye, NIU Xiaobing, LYU Chengfu, et al. Lamina types and mechanisms of differences in reservoir properties of organic-rich shale in the Chang 7<sub>3</sub> Sub-member, Ordos Basin [J/OL]. Natural Gas Geoscience: 1-25 [2025-05-02]. <https://link.cnki.net/urlid/62.1177.TE.20250421.1122.002>.
- [37] QIU Nansheng, LIU Wen, FU Xiaodong, et al. Maturity evolution of Lower Cambrian Qiongzhusi Formation shale of the Sichuan Basin [J]. Marine and Petroleum Geology, 2021, 128: 105061.
- [38] YE Chenglin, SHEN Junjun, LI Shanshan, et al. Sedimentological and geochemical characteristics of lower Cambrian Qiongzhusi shale in the Sichuan Basin and its periphery, SW China: Implications for differences in organic matter enrichment [J]. Petroleum Science, 2024, 21(6): 3774-3789.
- [39] 吴冬, 邓虎成, 熊亮, 等. 四川盆地及其周缘下寒武统麦地坪组-筇竹寺组层序充填和演化模式[J]. 石油与天然气地质, 2023, 44(3): 764-777.  
WU Dong, DENG Hucheng, XIONG Liang, et al. Sequence filling and evolutionary model of the Lower Cambrian Maidiping-Qiongzhusi formations in Sichuan Basin and on its periphery [J]. Oil & Gas Geology, 2023, 44(3): 764-777.
- [40] 郭彤楼, 邓虎成, 赵爽, 等. 四川盆地寒武系筇竹寺组新类型页岩气形成机理与勘探突破[J]. 石油勘探与开发, 2025, 52(1): 57-69.  
GUO Tonglou, DENG Hucheng, ZHAO Shuang, et al. Formation mechanisms and exploration breakthroughs of new type of shale gas in Cambrian Qiongzhusi Formation, Sichuan Basin, SW China [J]. Petroleum Exploration and Development, 2025, 52(1): 57-69.
- [41] 雍锐, 石学文, 罗超, 等. 四川盆地寒武系筇竹寺组页岩气“槽-隆”富集规律及勘探前景[J]. 石油勘探与开发, 2024, 51(6): 1211-1226.  
YONG Rui, SHI Xuewen, LUO Chao, et al. Aulacogen-uplift enrichment pattern and exploration prospect of Cambrian Qiongzhusi Formation shale gas in Sichuan Basin, SW China [J]. Petroleum Exploration and Development, 2024, 51(6): 1211-1226.
- [42] 谢武仁, 姜华, 马石玉, 等. 四川盆地德阳-安岳裂陷晚震旦世一早寒武世沉积演化特征与有利勘探方向[J]. 天然气地球科学, 2022, 33(8): 1240-1250.  
XIE Wuren, JIANG Hua, MA Shiyu, et al. Sedimentary evolution characteristics and favorable exploration directions of Deyang-Anyue rift within the Sichuan Basin in Late Sinian-Early Cambrian [J]. Natural Gas Geoscience, 2022, 33(8): 1240-1250.
- [43] 刘建清, 何利, 何平, 等. 康滇古陆东缘筇竹寺组地球化学特征及意义——以云南省昭通市昭阳区铍厂沟剖面为例[J]. 沉积学报, 2021, 39(5): 1305-1319.  
LIU Jianqing, HE Li, HE Ping, et al. Geochemical characteristics and significance of the Qiongzhusi Formation on the eastern margin of the ancient Kangding-Yunnan land: Taking the Xinchanggou section of Zhaoyang district, Zhaotong city, Yunnan Province as an example [J]. Acta Sedimentologica Sinica, 2021, 39(5): 1305-1319.
- [44] 杨永祯, 郭岭, 方泽鑫, 等. 康滇古陆东缘筇竹寺组沉积物源的风化特征——以云南省楚雄市武定县乌龙村剖面为例[J]. 沉积学报, 2024, 42(1): 324-341.  
YANG Yongzhen, GUO Ling, FANG Zexin, et al. Weathering characteristics of sedimentary source area of Qiongzhusi Formation, eastern margin of ancient Kangding-Yunnan land: Case study of the Wulongcun section of Wuding district, Chuxiong City, Yunnan Province, China [J]. Acta Sedimentologica Sinica, 2024, 42(1): 324-341.
- [45] 杨一茗, 石学文, 刘文平, 等. 四川盆地德阳-安岳裂陷槽中段筇竹寺组沉积演化模式与有利相带优选[J]. 天然气地球科学, 2024, 35(12): 2106-2120.  
YANG Yiming, SHI Xuewen, LIU Wenping, et al. Sedimentary evolution model and favorable facies belt selection of the Qiongzhusi Formation in the middle section of the Deyang-Anyue rift in the Sichuan Basin [J]. Natural Gas Geoscience, 2024, 35(12): 2106-2120.
- [46] 熊亮, 董晓霞, 魏力民, 等. 川西南井研-犍为地区筇竹寺组沉积古环境与有机质富集机制[J]. 天然气地球科学, 2024, 35(12): 2091-2105.  
XIONG Liang, DONG Xiaoxia, WEI Limin, et al. Sedimentary paleoenvironment and organic matter enrichment mechanism of the Qiongzhusi Formation in Jingyan-Qianwei area, southwest Sichuan [J]. Natural Gas Geoscience, 2024, 35(12): 2091-2105.
- [47] 刘忠宝, 高波, 张钰莹, 等. 上扬子地区下寒武统页岩沉积相类型及分布特征[J]. 石油勘探与开发, 2017, 44(1): 21-31.  
LIU Zhongbao, GAO Bo, ZHANG Yuying, et al. Types and distribution of the shale sedimentary facies of the Lower Cambrian in Upper Yangtze area, South China [J]. Petroleum Exploration and Development, 2017, 44(1): 21-31.
- [48] 杨雨然, 石学文, 李彦佑, 等. 四川盆地德阳-安岳裂陷槽筇竹寺组古地貌、沉积模式与勘探方向[J]. 中国石油勘探, 2024, 29(6): 67-81.  
YANG Yuran, SHI Xuewen, LI Yanyou, et al.

- Paleogeomorphology, sedimentary pattern and exploration orientation of Qiongzhusi Formation in Deyang-Anyue rift trough, Sichuan Basin[J]. *China Petroleum Exploration*, 2024, 29(6): 67–81.
- [49] 刘忠宝, 王鹏威, 聂海宽, 等. 中上扬子地区寒武系页岩气富集条件及有利区优选[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2022, 53(9): 3694–3707.
- LIU Zhongbao, WANG Pengwei, NIE Haikuan, et al. Enrichment conditions and favorable prospecting targets of Cambrian shale gas in Middle-Upper Yangtze [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2022, 53(9): 3694–3707.
- [50] ZHU Jiazheng, WANG Xiaojun, WANG Zhenghuan, et al. Quantum annealing algorithm for interval uncertainty propagation analysis in structural free vibration [J]. *Structures*, 2025, 71: 108086.
- [51] HE Ping, XIAO Rong, TANG Chenwei, et al. STSF: Spiking time sparse feedback learning for spiking neural networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2025, 36(6): 11479–11492.
- [52] 石玉江, 张凤生, 李庆峰, 等. 页岩油全生命周期测井技术进展与发展方向[J]. *测井技术*, 2022, 46(6): 643–650.
- SHI Yujiang, ZHANG Fengsheng, LI Qingfeng, et al. Progress and development direction of logging technology for shale oil life cycle[J]. *Well Logging Technology*, 2022, 46(6): 643–650.
- [53] 张永庶, 刘国强, 袁超, 等. 融合宏观结构与矿物组分分析的页岩油岩相量化识别与有利岩相优选方法[J]. *石油学报*, 2025, 46(2): 372–388.
- ZHANG Yongshu, LIU Guoqiang, YUAN Chao, et al. Quantitative identification of shale oil lithofacies and optimization of favorable lithofacies by combining macro-structure and mineral component analyses [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2025, 46(2): 372–388.
- [54] DONG Shaoqun, ZHONG Zhaohui, CUI Xuehui, et al. A deep kernel method for lithofacies identification using conventional well logs[J]. *Petroleum Science*, 2023, 20(3): 1411–1428.
- [55] CAO Zhisong, MA Chao, TANG Wenqiang, et al. CoreViT: A new vision transformer model for lithofacies identification in cores [J]. *Geoenergy Science and Engineering*, 2024, 240: 213012.
- [56] PETROVIĆ N, MOYÀ-ALCOVER G, JAUME-I-CAPÓ A, et al. Enhancing generalization in Sickle Cell Disease diagnosis through ensemble methods and feature importance analysis [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 142: 109875.
- [57] LI Wei, LI Yongsheng, GARG A, et al. Enhancing real-time degradation prediction of lithium-ion battery: A digital twin framework with CNN-LSTM-attention model [J]. *Energy*, 2024, 286: 129681.
- [58] LIU Ziming, WANG Yixuan, VAIDYA S, et al. KAN: Kolmogorov-Arnold networks [DB/OL]. (2025-02-09) [2025-04-10]. <https://arxiv.org/html/2404.19756v5>.
- [59] GAO Zibo, KONG Ming. MP-KAN: An effective magnetic positioning algorithm based on Kolmogorov-Arnold network [J]. *Measurement*, 2025, 243: 116248.
- [60] PRAJESH A, JAIN P. HBA-LightGBM: Honey badger algorithm with LightGBM model for solar irradiance forecasting [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2025, 61(3): 5081–5090.
- [61] 王超, 张柏桥, 舒志国, 等. 焦石坝地区五峰组-龙马溪组页岩纹层发育特征及其储集意义[J]. *地球科学*, 2019, 44(3): 972–982.
- WANG Chao, ZHANG Boqiao, SHU Zhiguo, et al. Shale lamination and its influence on shale reservoir quality of Wufeng Formation-Longmaxi Formation in Jiaoshiba area [J]. *Earth Science*, 2019, 44(3): 972–982.
- [62] 刘惠民. 济阳坳陷古近系页岩油地质特殊性及其勘探实践——以沙河街组四段上亚段—沙河街组三段下亚段为例[J]. *石油学报*, 2022, 43(5): 581–594.
- LIU Huimin. Geological particularity and exploration practice of Paleogene shale oil in Jiyang Depression: A case study of the upper submember of member 4 to the lower submember of Member 3 of Shahejie Formation [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2022, 43(5): 581–594.

(编辑 孙川翔)