

多源井震数据驱动下渝西地区Y区块页岩裂缝预测研究

陈志愿, 刘鸿宇, 吴骏豪, 吴欣雨

重庆科技大学石油与天然气工程学院, 重庆

收稿日期: 2026年9月7日; 录用日期: 2026年10月16日; 发布日期: 2026年10月28日

摘要

渝西地区Y区块五峰组-龙马溪组深层页岩受多期构造挤压改造, 天然裂缝空间非均质性强, 裂缝发育等级是控制页岩气保存条件与储层压裂改造效果的关键地质因素。传统单一地震属性方法难以有效区分裂缝发育等级, 而岩心与成像测井仅能获取井点信息, 无法实现工区尺度裂缝展布的精细刻画。针对渝西深层页岩工区样本类别不均衡的现实数据条件, 本文开展面向该特定地质背景的深度学习裂缝预测工作流程优化与验证研究; 融合叠前、叠后地震及成像测井多源井震数据, 将研究区裂缝划分为无裂缝、弱裂缝与强裂缝三个发育等级; 以成像测井解释结果为标定依据, 建立分类评价指标体系, 多维度校验井震融合预测方案的可靠性, 并剖析裂缝发育主控因素。结果表明, 五折交叉验证与留井验证证实模型泛化性能稳定, 预测结果与地质认识吻合度高。裂缝发育受断裂体系与构造部位双重控制, 强裂缝沿主干断裂带呈条带状集中分布, 背斜核部及构造转折带裂缝发育程度显著增高。研究成果可为Y区块水平井轨迹优化及压裂漏失风险预判提供地质依据。

关键词

深层页岩, 天然裂缝, 井震融合, 裂缝预测

Multi-Source Well-Seismic Data Driven Shale Fracture Prediction in Block Y, Western Chongqing

Zhiyuan Chen, Hongyu Liu, Junhao Wu, Xinyu Wu

School of Petroleum Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing

Received: September 7, 2026; accepted: October 16, 2026; published: October 28, 2026

文章引用: 陈志愿, 刘鸿宇, 吴骏豪, 吴欣雨. 多源井震数据驱动下渝西地区Y区块页岩裂缝预测研究[J]. 地球科学前沿, 2026, 16(10): 1488-1502. DOI: 10.12677/ag.2026.1610131

Abstract

The deep shale of the Wufeng-Longmaxi Formation in Block Y, western Chongqing, has undergone multi-stage tectonic compression and reworking. The spatial heterogeneity of natural fractures is strong, and the fracture development grade is a key geological factor controlling shale gas preservation conditions and reservoir fracturing stimulation performance. However, conventional single seismic attribute approaches are insufficient to hierarchically characterize complex fracture development, and core and borehole image logging data are limited to well-point scale, failing to achieve continuous and fine fracture distribution prediction across the entire study area. Targeting the class-imbalanced dataset under this specific deep shale geological setting, this paper optimizes and validates a deep-learning-based fracture prediction workflow. To address this technical bottleneck, this study integrates pre-stack seismic, post-stack seismic and borehole image logging data to construct a multi-source well-seismic fusion prediction framework. According to logging-calibrated fracture characteristics, natural fractures are classified into three grades: non-fracture, weak fracture and strong fracture. A multi-index evaluation system is established to quantitatively constrain fracture development, and the reliability and generalization ability of the prediction model are systematically verified. The five-fold cross-validation and well-leave-out validation demonstrate that the proposed method achieves stable performance and high consistency with regional geological laws. Fracture development is jointly controlled by fault systems and structural positions. Zones of intense fracturing are distributed in bands along major fault zones, and fracture intensity increases markedly in anticlinal cores and structural transition zones. This study provides a geological basis for horizontal well trajectory optimization and fracturing fluid loss risk prediction in Block Y.

Keywords

Deep Shale, Natural Fracture, Well-Seismic Fusion, Fracture Prediction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

四川盆地渝西地区是我国深层页岩气的核心勘探开发区域，区内上奥陶统五峰组 - 下志留统龙马溪组页岩具备优越的生烃物质基础，为页岩气富集提供了良好的源岩条件[1]。受燕山运动、喜马拉雅运动多期构造叠加改造作用，研究区褶皱、断裂构造发育，页岩储层天然裂缝体系复杂，空间非均质性极强[2]。天然裂缝对页岩气开发具有显著的双重控制效应：适度发育的弱裂缝可有效改善储层渗流条件，为页岩气运移提供通道，助力储层改造与气井产能提升；而大规模发育的强裂缝会破坏页岩气藏的封闭保存体系，在压裂施工过程中易引发压裂液漏失问题，严重影响储层压裂改造效果，制约页岩气井产能高效释放。

岩心观测、成像测井技术可精准识别单井钻遇段的裂缝发育等级，但仅能获取井点尺度的裂缝信息，难以刻画工区范围内井间裂缝的空间展布与变化规律。传统地震裂缝预测方法多依托单一地震属性开展分析，对中小尺度微裂缝的识别精度有限，预测结果常与实钻地质特征存在偏差[3]。多源井震联合预测技术可有效融合地震数据空间全覆盖、测井数据纵向高分辨率的双重优势，能够实现工区尺度页岩裂缝的分级定量评价，是精细化裂缝预测的有效技术手段[4]。

在裂缝分级定量评价研究中，需依托分类统计模型实现预测效果的量化分析，通过准确率、F1 分数、

Kappa 系数、AUC 等系列定量评价指标，客观表征预测结果与地质真值的匹配程度，保障预测评价结果的科学性与可靠性[5]。当前国内井震联合裂缝预测研究多聚焦模型算法改进，工区应用中常存在测井标签样本不均衡问题，直接采用通用样本均衡方法易违背地质先验；针对预测结果实钻校验、均衡策略地质适用性及工程化流程的系统性研究尚不足。本文以渝西 Y 区块深层页岩为对象，优化数据不均衡下井震融合深度学习裂缝预测流程并开展多维度验证：对比不同网络与类别权重均衡策略在本区地质约束下的适配效果，采用井级留井验证替代随机交叉验证，构建统计指标与地质机理双重校验框架，优选可行方案，为同类页岩工区提供可借鉴的技术流程。基于此，本文以渝西 Y 区块页岩气生产开发需求为导向，简化算法模型内部构建细节，聚焦裂缝预测方案的综合应用效果评价。通过实钻数据对比分析不同数据源组合的预测优劣，结合定量评价公式剖析裂缝发育主控特征，系统厘清研究区裂缝空间分布规律。研究成果既可支撑区块内页岩气水平井优化、压裂风险预判等实际生产工作，也可为同类型深层页岩工区的裂缝精细化评价提供借鉴思路。

2. 研究区概况及多源数据构建

2.1. 研究区地质背景及裂缝分级标准

渝西 Y 区块勘探目的层为五峰组 - 龙马溪组深层页岩，受多期构造挤压作用影响，区块内断裂、褶皱构造极为发育，储层空间非均质性特征显著，对页岩裂缝发育规律及储层品质造成显著影响[2]。本文综合成像测井图像识别结果与岩心实测观测资料，结合研究区构造发育特征，将研究区构造裂缝发育程度划分为无裂缝、弱裂缝、强裂缝三个等级，具体分级标准如下：① 无裂缝：岩层整体完整，几乎无构造裂缝发育，岩体连续性好；② 弱裂缝：以微观微细裂缝为主要发育类型，宏观裂缝不发育，岩层完整性中等，岩体破坏程度较低；③ 强裂缝：裂缝密集交错发育，岩层破碎程度高，高角度开启裂缝普遍发育，岩体完整性较差。

本次研究共采集 1249 组裂缝样本数据，对全部样本开展统计分析后发现，数据集存在典型的类别不均衡问题，将对裂缝分级智能预测模型的训练精度与泛化能力造成不利影响。各类别样本数量及占比统计结果如下：弱裂缝样本 776 个，占比 62.1%；无裂缝样本 261 个，占比 20.9%；强裂缝样本 212 个，占比 17.0% (图 1)。

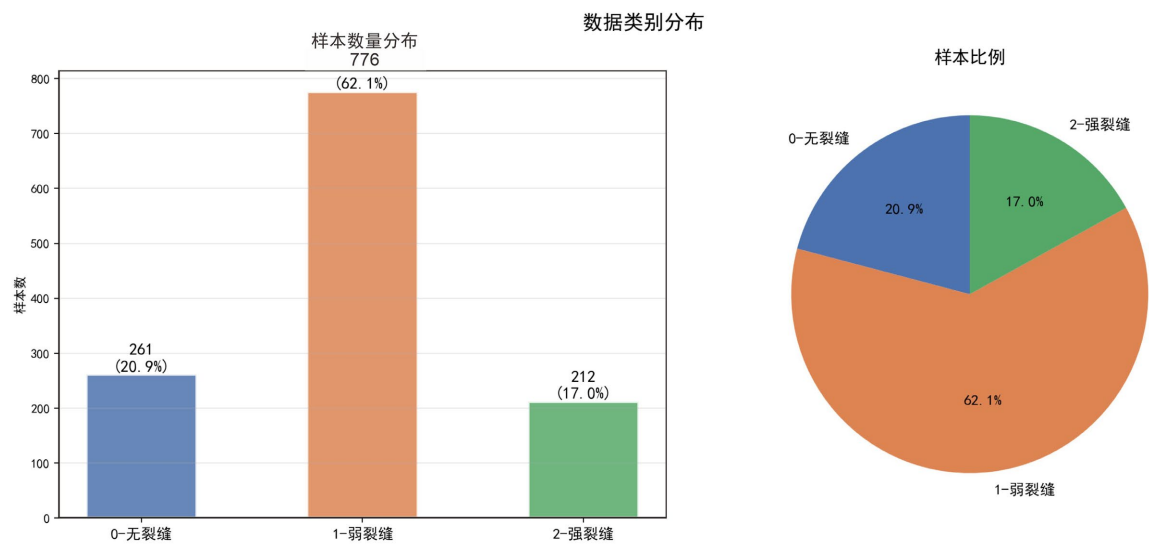


Figure 1. Distribution of sample quantity and category proportion in the study area
图 1. 研究区样本数量与类别占比分布

各类别样本占比计算公式如下：

$$P_i = N_i / \sum N_i \quad (i = 0, 1, 2) \tag{1}$$

式中： P_i 为第*i*类裂缝样本占比； N_i 为第*i*类裂缝样本数量； $i=0$ 、 $i=1$ 、 $i=2$ 分别对应无裂缝、弱裂缝、强裂缝样本类别。显著的样本类别不均衡特征，易导致模型训练过程中偏向优势样本类别，降低小众裂缝类型的识别精度，是本次裂缝分级预测研究需要重点解决的技术难题[6]。

2.2. 多源数据选取

本研究所有基础资料均来源于工区实际勘探生产数据，资料体系主要涵盖钻井测井数据、三维地震数据及地质解释成果，可为研究区裂缝特征识别与分布规律研究提供可靠的数据支撑。研究依托工区多口井录井资料、常规测井曲线与成像测井解释成果开展井点精细分析，以成像测井结果作为裂缝等级标定的真值标准，同时通过常规测井数据反演计算，获取储层可信度、岩石强度等关键储层参数，完成井点尺度裂缝与储层特征的定量表征。

研究对工区三维地震资料开展精细处理与解释，提取相干、曲率、蚂蚁体等叠后裂缝敏感地震属性与强度、方位角、可信度等叠前地震派生属性，并依托成像测井提取 FVDC 参数，弥补了单井资料横向表征局限，有效提供了井间裂缝发育的平面信息[7]。同时结合工区断层解释成果与构造层面数据，明确区域构造与地层展布特征，为系统分析研究区裂缝空间分布规律、探究裂缝发育的地质控制因素奠定了坚实的资料基础。

2.3. 数据预处理

原始多源数据存在量纲不统一、时深匹配偏差及异常噪声样本等问题，需开展数据预处理工作。为消除各特征之间的量纲差异，对全部输入特征采用 Z score 标准化处理，计算公式为：

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{2}$$

式中： x 为原始特征值； x' 为标准化后的特征值； μ 为该特征的样本均值； σ 为该特征的样本标准差。

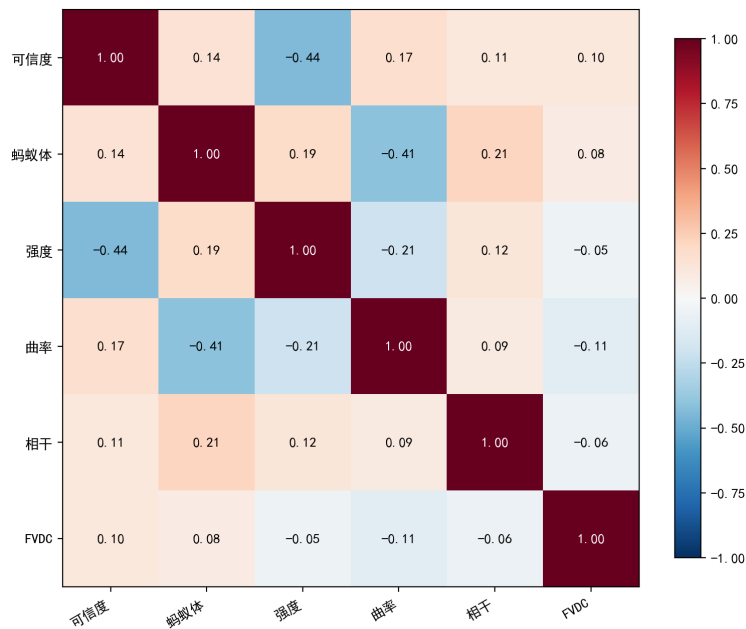


Figure 2. Heatmap of multi-dimensional correlation for input features
图 2. 输入特征多维相关性热力图

预处理过程中首先完成地震-测井时深校正,依托合成记录建立的时深转换关系,将深度域测井曲线与成像测井裂缝标签转换到地震时间域,并针对目的层完成测井序列重采样对齐;以井轨迹时间域位置为中心选取周边地震面元窗口,求取窗口内叠前(强度、方位角、可信度)、叠后地震属性均值作为井点地震特征,削弱地震面元空间偏移带来的采样噪声。适配 CNN-LSTM 网络时序输入要求,采用固定长度滑动窗口生成时序样本,窗口组合测井派生参数、叠前与叠后地震属性作为输入特征。数据集采用两种划分策略:分层随机划分用于五折交叉验证与内部测试评估;井级留井划分把单井生成的全部窗口样本整体划入测试集,整口井不参与训练,规避同源样本泄露引发的评价指标虚高。根据窗口内成像测井裂缝等级占比确定样本标签,剔除标签混杂的噪声样本,构建井震融合时序样本集;基于成像测井解释成果完成单井裂缝等级标签标定,建立“特征裂缝等级”样本数据集,将数据集划分为训练集、验证集与内部测试集;同时设计井级轮换留井验证方案,以完整钻井为单元隔离评估,模拟工区新井预测场景,检验模型跨钻井泛化能力[8]。完成数据预处理之后,对全部输入井震特征开展相关性分析,厘清各特征之间耦合关系,输入特征多维相关性热力图(图 2)。结果显示可信度与强度呈负相关,蚂蚁体与曲率存在一定负相关,表明输入特征集合存在局部共线性,为后续模型特征输入选择提供参考。

3. 研究框架与裂缝预测评价方法

3.1. 井-震协同裂缝预测总体技术框架

测井数据可实现储层纵向精细刻画,能够精准表征井点尺度的储层细节与裂缝发育特征,而地震数据可提供工区范围内连续的空间地层信息,二者在裂缝识别与预测研究中具有良好的互补性。基于这一技术优势,本研究开展多源井震信息融合的裂缝分级预测,以成像测井解释得到的井点裂缝等级作为真值标签,综合利用测井储层参数与裂缝敏感地震属性构建模型特征,实现裂缝发育等级由离散井点向整个研究区空间外推,完成无裂缝、弱裂缝、强裂缝三级裂缝发育程度的全域定量预测[9]。

本研究重点保障预测结果的地质有效性与工程应用价值,围绕预测精度与地质规律开展系统分析。通过定量精度校验明确模型预测效果,溯源预测误差的形成机制,同时系统剖析研究区裂缝发育的主控因素,阐明区块裂缝的空间展布规律。研究成果可为该区裂缝型储层的精细评价提供可靠依据,有效支撑区块油气勘探与开发工作[10]。

3.2. 井-震多源数据融合与样本均衡方法

为探究不同网络结构对裂缝分级识别效果的影响,本文在保持输入特征集合完全一致的前提下设计三组模型对照实验,分别采用 CNN-LSTM 融合网络、单 CNN 网络、单 LSTM 网络开展裂缝等级预测对比分析[11]。各组模型统一使用由地震属性与测井储层参数共同构成的输入特征集,训练样本、数据预处理方式保持不变,严格控制实验条件,确保对比实验的唯一变量为网络架构本身。

研究区裂缝样本类别数量差异显著,直接训练易引发模型类别偏置。本文采用权重与 Focal 损失函数协同约束训练过程,类别平衡权重计算公式为:

$$w_i = \text{Total} / (C \cdot N_i) \quad (3)$$

式中: w_i 为第 i 类样本权重; Total 为总样本数; C 为裂缝类别总数; N_i 为第 i 类样本数量。

为降低大量简单样本对训练过程的主导效应,提升少数裂缝样本的识别能力,引入 Focal 损失函数,表达式如下:

$$FL(p_i) = -\alpha_i \cdot (1 - p_i)^\gamma \cdot \log(p_i) \quad (4)$$

式中: p_i 为模型类别预测概率; α_i 为类别平衡因子; γ 为难易样本调节系数。结合研究区地质条件优选权

重参数组合，避免通用机器学习均衡策略与工区地质实际相冲突，保障预测结果符合地质客观规律。

3.3. 裂缝预测多维度评价体系构建

为客观评估模型综合性能，建立定量指标统计与地质机理校验相结合的双维度评价体系。基于混淆矩阵统计各类样本的预测与真实标签对应关系，计算得到准确率、精确率、召回率、F1 分数与 Kappa 系数等定量指标，选取准确率、精确率、召回率、F1 分数与 Kappa 系数作为定量评价指标，分别表征模型整体分类水平、各类别识别能力以及分类结果的一致性[5]。

为消除数据集随机划分带来的评价偏差，采用 5 折交叉验证评估模型稳定性，通过多组验证结果的均值与标准差实现定量表征：

$$\mu = \frac{1}{5} \sum_{k=1}^5 Acc_k, \sigma = \sqrt{\frac{1}{5} \sum_{k=1}^5 (Acc_k - \mu)^2}$$
 (5)

式中： μ 为交叉验证平均准确率； σ 为准确率标准差； Acc_k 为第 k 折验证集准确率。

仅依靠统计评价指标尚不足以充分验证裂缝预测模型输出结果的可靠性，统计指标仅能反映样本点上的拟合精度，无法评判预测结果是否符合区域地质认识，因此进一步引入地质合理性校验。针对裂缝预测平面成果开展细致地质解析，甄别无裂缝发育区直接突变为强裂缝区等违背地质演化规律的异常预测区域；同时结合模型特征重要性分析结果，校核高贡献输入特征与工区已有地质认识、裂缝主控机制之间的匹配程度，综合统计精度与地质机理两个维度，实现对裂缝预测结果的双重约束，提升模型预测成果的可信程度[12]。

4. 裂缝预测结果与分析

4.1. 多源数据输入组合的预测指标对比

在保持输入特征集合完全一致的前提下，为探究网络架构对储层裂缝分级识别效果的影响，构建 CNN-LSTM 融合网络、单 CNN 网络、单 LSTM 网络三组对比模型开展试验。内部测试集共计 175 组样本，采用总体分类指标、逐类别分类报告、5 折交叉验证以及 ROC-AUC 分析方法，从分类精度、类别识别均衡性、模型泛化稳定性等维度开展模型性能评估，不同网络架构的测试集整体评价指标(表 1)。为进一步解析模型对不同裂缝等级的判别能力，绘制 CNN-LSTM 融合模型分裂缝类别 ROC 曲线(图 3)。无裂缝类别判别效果最优，弱裂缝 AUC 相对偏低，反映微裂缝识别存在固有难度。

Table 1. Overall evaluation metrics for different input schemes
表 1. 不同输入方案整体评价指标

方案	Acc	wF ₁	mF ₁	AUC	Kappa	MCC
CNN-LSTM 融合	0.7943	0.7961	0.7759	0.8989	0.6438	0.6451
CNN-only	0.7943	0.7948	0.7718	0.9036	0.6406	0.6412
LSTM-only	0.7886	0.7924	0.7744	0.9100	0.6413	0.6457

三组模型总体准确率差异较小，CNN LSTM 融合网络与 CNN only 网络准确率均为 0.7943，略高于 LSTM only 网络的 0.7886。三组模型内部测试集整体指标数值差异很小，总体评价指标绝对值差距微弱，说明三种网络在全局分类能力上较为接近；CNN-LSTM 融合模型的优势并不体现在总体准确率，而体现在对少数类(强裂缝)精确率-召回率之间的权衡效果，这对于工程评价更为关键，不能仅依靠整体准确率评判模型优劣。CNN LSTM 融合网络加权 F1 分数达到 0.7961，为三组模型最优；Kappa 系数为 0.6438，高于 0.6 的评价阈值，说明模型预测结果与真实标签具备较高的分类一致性(图 4)。

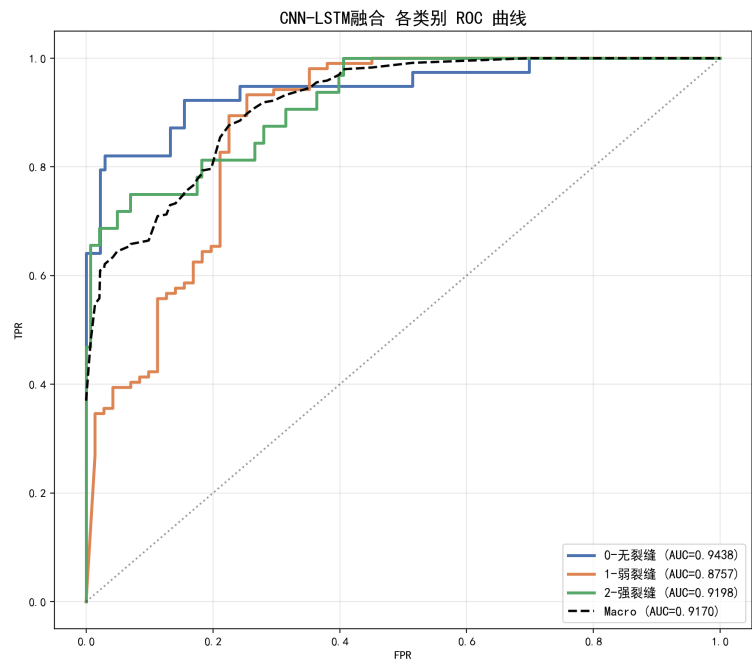


Figure 3. ROC curves for fracture classification based on CNN-LSTM fusion model
图 3. CNN-LSTM 融合分裂缝类别 ROC 曲线

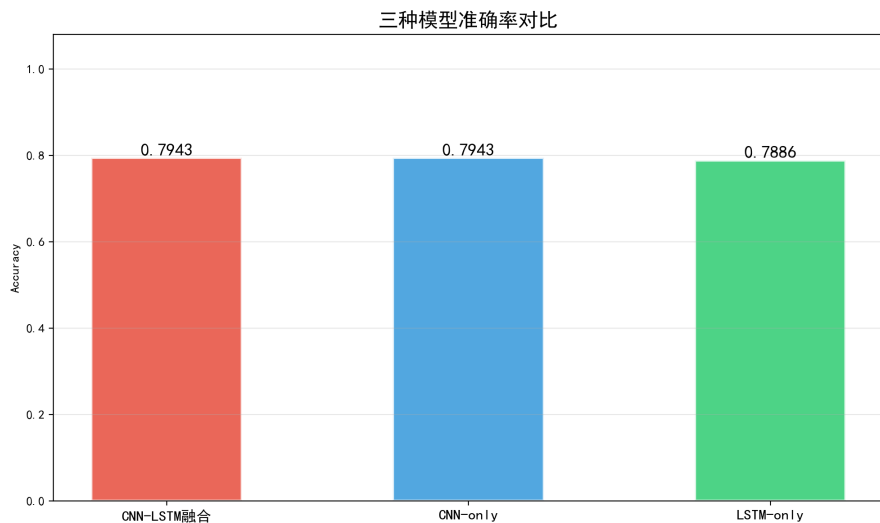


Figure 4. Comparison of overall accuracy for three prediction schemes
图 4. 三种预测方案总体准确率对比

测试集样本存在明显的类别不均衡现象,其中无裂缝样本 39 个、弱裂缝样本 104 个、强裂缝样本仅 32 个。结合分类报告、5 折随机分层交叉验证箱线图(图 5)与独立内部 hold-out 测试集(表 1)结果,两种数据集抽样方式存在差异:LSTM-only 虽然 5 折交叉验证平均准确率偏高,但独立测试集表现有所下降,箱线图四分位范围大、离散程度高,说明该模型对数据集划分敏感,存在过拟合风险;CNN-LSTM 融合网络 5 折结果分布更为紧凑,受数据集划分扰动更小,泛化稳定性更优,这也说明不能仅依靠交叉验证平均准确率选择模型,需要结合多套验证结果综合评判可以看出,CNN LSTM 融合网络对强裂缝样本可实现精确率 0.6486 与召回率 0.7500 的相对平衡;CNN only 网络强裂缝召回率仅为 0.6875,存在较高的

漏判风险；LSTM only 网络虽然将强裂缝召回率提升至 0.7812，但精确率下降至 0.5952，模型误判概率显著增大(图 5)。由此可见，融合网络针对样本数量稀缺的强裂缝类别，实现了精确率与召回率的权衡，更满足储层工程评价的实际需求。

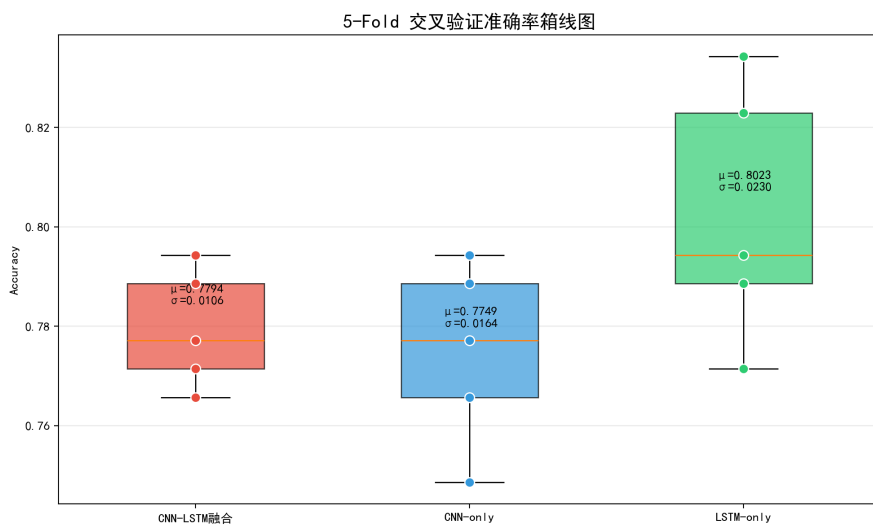


Figure 5. Boxplot of accuracy for 5-fold cross-validation
图 5. 5 折交叉验证准确率箱线图

ROC-AUC 可从类别判别概率维度评价多分类模型的性能。本文采用 weighted-OVR 加权方式计算得到 CNN-LSTM 融合模型加权 AUC 为 0.8989；绘图采用宏平均 ROC 曲线开展可视化对比，对应的宏平均 AUC 为 0.9170。分类统计 AUC 结果表明，无裂缝、强裂缝、弱裂缝的 AUC 依次为 0.9438、0.9198、0.8757(图 6)。其中弱裂缝以微裂缝发育为主，地震响应信号微弱，不同类别间特征区分度有限，是本区裂缝分级预测工作固有的地质难点。

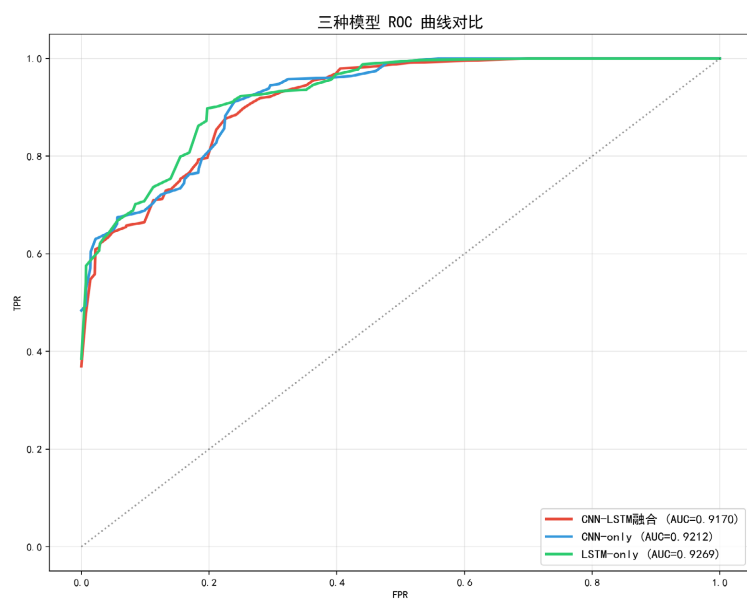


Figure 6. Comparison of macro-average ROC curves for three prediction schemes
图 6. 三种预测方案宏平均 ROC 曲线对比

综合内部测试集指标、逐类别识别结果、5 折交叉验证与 ROC 分析结果可知，单一 CNN 或 LSTM 网络容易出现不同类别识别性能此消彼长、模型稳定性不足的问题。CNN LSTM 融合网络可发挥两类模块的协同作用，在保障整体分类精度的基础上优化少数类样本识别效果，具备更优的泛化能力，更适用于研究区裂缝等级预测任务。

4.2. 裂缝各类别预测效果与混淆矩阵分析

基于混淆矩阵，采用精确率、召回率与 F1 score 完成 CNN LSTM 融合模型各类别识别能力统计，分类报告结果如表所示(表 2)。

Table 2. Classification report of multi-source well-seismic fusion scheme
表 2. 多源井震融合方案分类报告

类别	精确率 Precision	召回率 Recall	F1-score	样本数 support
0-无裂缝	0.8000	0.8205	0.8101	39
1-弱裂缝	0.8469	0.7981	0.8218	104
2-强裂缝	0.6486	0.7500	0.6957	32

结合分类报告(表 2)及混淆矩阵(图 7)可知，无裂缝类别召回率可达 0.8205，为三类样本中识别效果最优；弱裂缝样本数量占比最高，对应召回率为 0.7981；受训练样本数量偏少的限制，强裂缝召回率为 0.7500。模型错分样本主要集中于相邻裂缝等级之间，表现为无裂缝与弱裂缝、弱裂缝与强裂缝的相互误判，并未出现由无裂缝直接判别为强裂缝的跨等级错分，预测结果等级过渡符合储层裂缝发育的地质连续性特征，从分类结果层面验证了模型输出的地质合理性[13]。

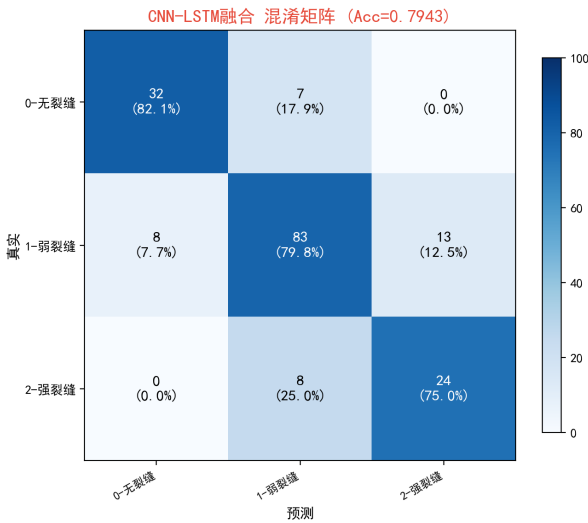


Figure 7. Confusion matrix of multi-source well-seismic fusion scheme
图 7. 多源井震融合方案混淆矩阵

对三组模型的分类结果开展横向对比，CNN only 模型对强裂缝样本召回率仅为 0.6875，存在较为突出的漏判问题；LSTM only 模型弱裂缝召回率为 0.7692，部分弱裂缝样本发生错分。相比之下，CNN LSTM 融合模型在维持整体分类精度的同时，改善了强裂缝样本的召回效果，不同裂缝等级的识别性能更为均衡，综合分类能力优于单一网络结构模型(图 8)。

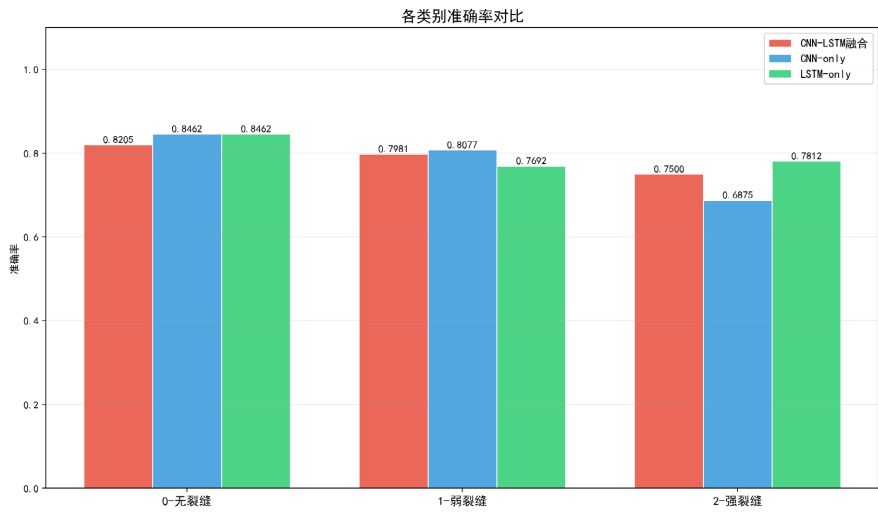


Figure 8. Comparison of accuracy for each fracture category among three schemes
图 8. 三类方案各裂缝类别准确率对比

4.3. 特征重要性与权重策略对比分析

本文采用精度下降法计算各输入特征的重要度得分 S_k ，计算公式为：

$$S_k = Acc_{ori} - Acc_{drop(k)} \tag{6}$$

式中： Acc_{ori} 为模型在原始测试集上的准确率； $Acc_{drop(k)}$ 为剔除第 k 项特征后模型的预测准确率。 S_k 数值越大，代表该特征对裂缝分级预测的贡献程度越高。

特征重要度计算结果显示，叠后相干、曲率贡献最高；其次为可信度、蚂蚁体、强度、方位角。叠前地震属性整体贡献低于叠后构造类地震属性，反映本工区裂缝发育主要受控于构造变形，叠前派生属性属于次要识别信号(图 9)。曲率参数表征岩层的弯曲变形水平，曲率高值区域往往伴随构造应力集中，更易于诱导裂缝发育；相干属性用于刻画地层横向不连续性，可有效指示断裂与裂缝发育带，特征贡献的分布规律与工区已有的地质认识具有较好的一致性[7]。

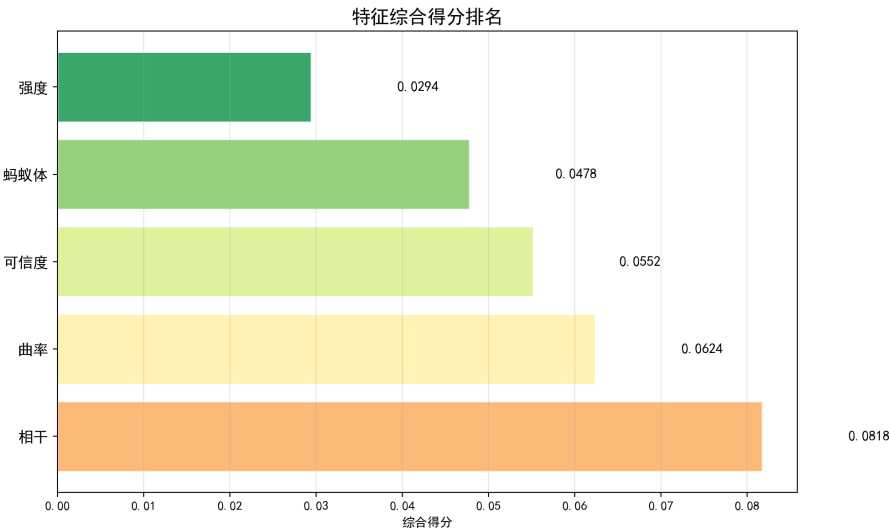
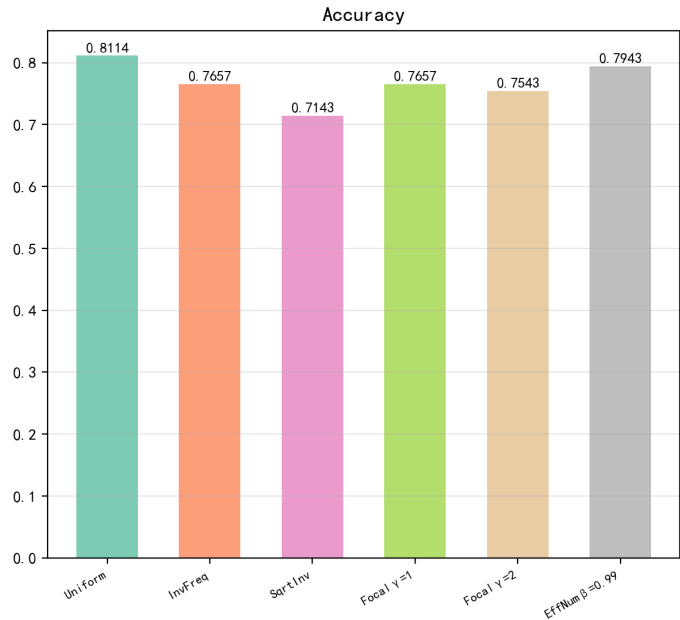
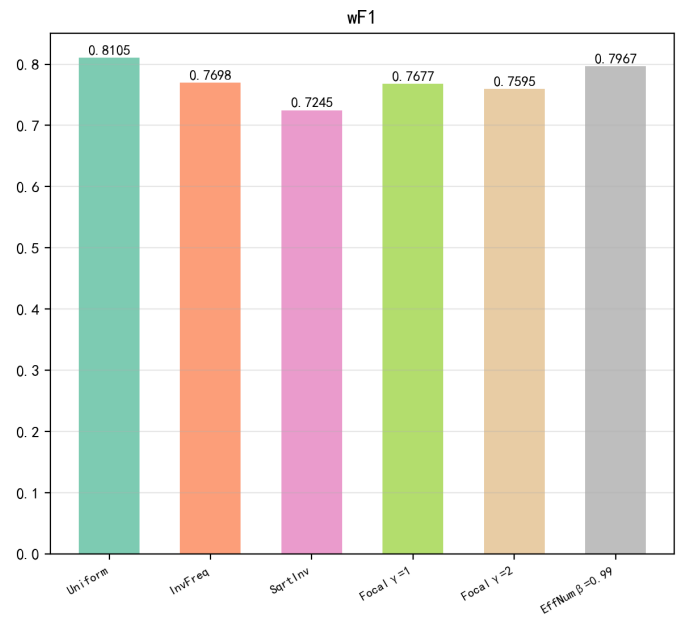


Figure 9. Importance ranking of input feature groups
图 9. 输入特征组重要度排名

针对裂缝样本类别不平衡问题，开展多组类别权重策略对比试验。实验显示 Uniform 均匀权重方案综合性能最优；InverseFreq、SqrtInv 及不同 γ 的 Focal Loss 均造成指标下降，其中 SqrtInv 准确率最大降幅 9.71%。人为提高强裂缝(少数类)样本权重，会让模型倾向预测强裂缝，误判大量弱裂缝样本，违背工区地质实际。原因在于：样本分布对应真实地质情况，强裂缝仅局部发育，抬高少数类权重会破坏原有统计规律；加之强弱裂缝标签本身存在解释不确定性，重加权会放大标签噪声。本文 CNN-LSTM 模型可平衡精确率与召回率，无需激进样本重加权。因此页岩裂缝预测不能直接套用 CV 通用类别不平衡方案，权重策略需同时兼顾模型指标与地质先验，不可一味最大化少数类召回(图 10)。



(a) Accuracy



(b) wF1

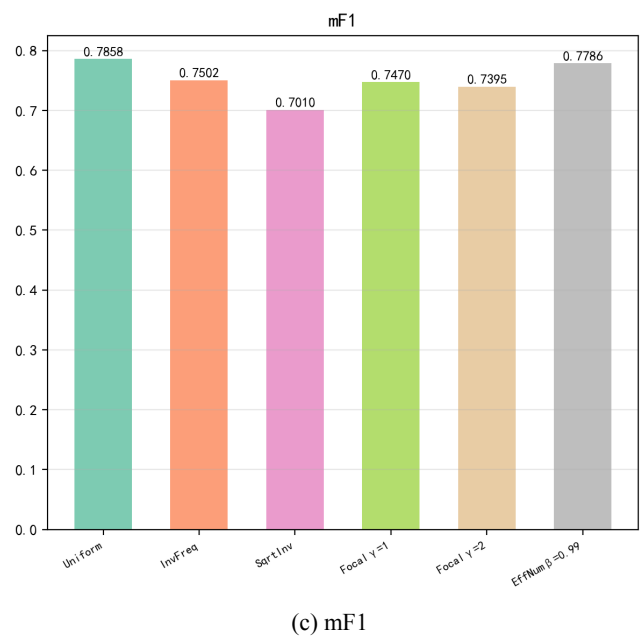


Figure 10. Comparison of model classification performance under different class weight schemes
图 10. 不同类别权重方案下模型分类性能对比

上述试验结果表明，针对页岩储层裂缝预测任务，不能直接照搬机器学习通用的类别均衡策略。若一味对数量占比偏低的少数类样本开展过度权重补偿，会人为改变原始样本的数据分布特征，扭曲样本本身固有的地质统计规律，造成模型学习偏离真实地质信息。该类参数处理方式虽可能提升部分样本的分类精度，但会破坏区域地质约束条件，最终降低裂缝分级预测结果的地质可靠性与实际应用价值[14]。

4.4. 模型验证分析

采用滑动窗口对单井测井-地震序列进行切片构建样本集。若直接对全部窗口片段执行分层随机划分，同井生成的序列片段会分散至不同数据集，易造成评价指标偏优，难以客观反映模型对未知钻井的预测能力[15]。为客观评价模型的跨井泛化能力，本文采用井级轮换留井验证策略：在样本构建阶段依旧保留单井滑动窗口切片方式；在数据集划分时，将单口井对应的全部窗口样本整体隔离，完全不参与模型训练与调参，利用其余井生成的全部滑动窗口样本开展训练，再将被隔离井的全部窗口样本作为测试集进行预测，以此模拟工区新井的实际预测场景。

基于 CNN LSTM 融合模型完成三轮井级轮换验证，3 口测试井的整体准确率分别为 0.8441、0.7670、0.7465 (图 11)。

为综合衡量模型在留井测试条件下的多分类预测性能，除整体准确率外，进一步引入加权 F_1 、宏平均 F_1 与 Kappa 系数开展定量评价，各测试井完整评价指标统计结果如表 3 所示。

Table 3. Well-wise statistics for hold-out well validation under well-Rotation scheme
表 3. 井级轮换留井验证逐井统计结果

测试井编号	准确率 Acc	加权 F_1 (wF_1)	宏平均 F_1 (mF_1)	Kappa 系数
z3	0.8441	0.8423	0.8311	0.7712
z5	0.7670	0.7512	0.7345	0.6014
z7	0.7465	0.7308	0.7126	0.5723

对比成像测井解释结果可以发现，多数井段的裂缝预测等级与实测解释结果匹配较好，说明该 CNN-LSTM 融合模型在研究工区内具备开展跨井裂缝识别的基础条件，不同测试井之间预测效果的差异，也反映出工区内部井间储层与测井响应存在非均质性，需要结合后续跨井预测结果进一步讨论。

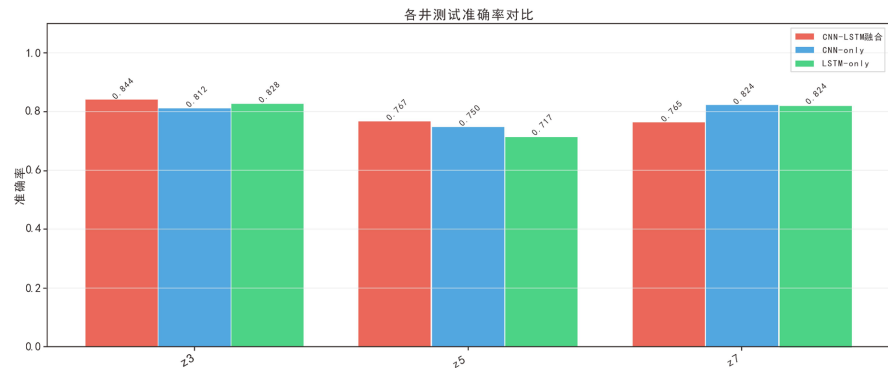


Figure 11. Comparison of well-level accuracy for well-wise rotation validation
图 11. 井级轮换验证各井准确率对比图

5. 裂缝预测及其工程应用与应用局限

5.1. 裂缝平面预测与工程应用

将训练完成的 CNN-LSTM 融合模型遍历研究区网格数据，输出目的层裂缝分级预测结果，得到研究区裂缝平面分布成果。将预测裂缝等级图与工区主干断裂叠合分析，系统剖析研究区裂缝空间发育规律。结果表明研究区裂缝发育受构造格局严格控制：强裂缝沿主干断裂带呈条带状集中发育，构造应力集中特征显著；大面积无裂缝区多分布于构造平缓区域，整体裂缝发育程度较低。模型预测结果空间过渡连续，不存在跨等级突变异常，与区域地质认识及实钻井裂缝解释结果吻合较好(图 12)。

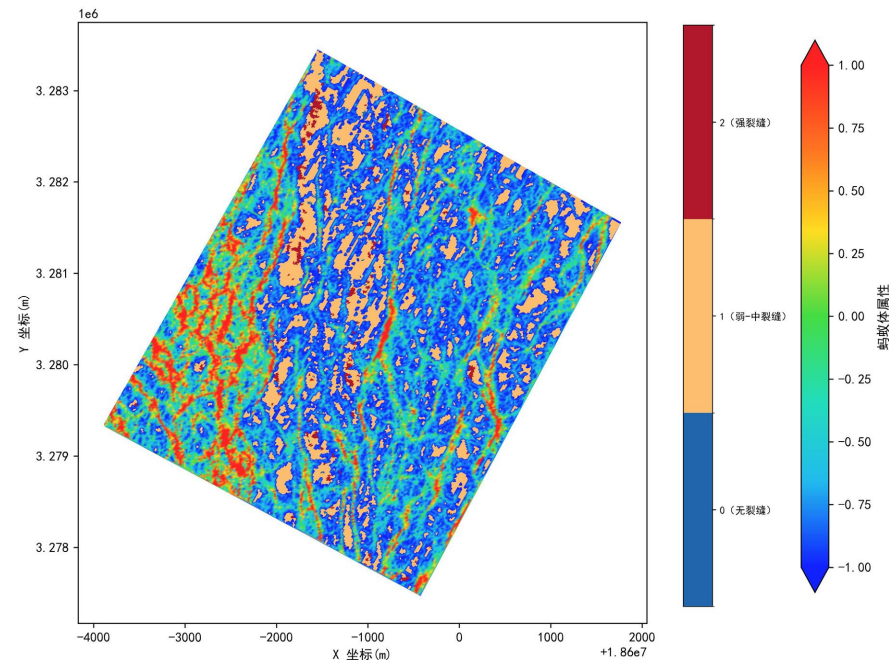


Figure 12. Overlay map of ant tracking attribute and fracture category prediction in the study area
图 12. 研究区蚂蚁体与裂缝类别预测叠合图

结合储层压裂施工实际风险,将模型“无裂缝、弱裂缝、强裂缝”三级分类结果与现场施工方案、压裂漏失风险建立分级对应关系:无裂缝区域岩体完整性好,压裂漏失风险低,可采用常规施工排量开展压裂改造;弱裂缝区域存在微裂缝滤失通道,为中等风险区,施工中需适度设计前置液比例;强裂缝区域岩体破碎、开启裂缝发育,压裂液大规模漏失风险高,水平井主体段应尽量规避,无法避让时需降低施工排量、增设暂堵工艺,降低压裂改造失败风险。该分级对应关系可直接为本区水平井轨迹优化、分段压裂策略调整及漏失风险预判提供直观地质依据。

5.2. 应用局限分析

本次构建的多源井震融合裂缝预测模型整体预测效果稳定,符合区域地质规律,但仍存在明显应用局限。模型性能受井点标签数据的数量与质量制约,训练真值来源于成像测井解释,受井眼条件、仪器噪声和人工经验影响,裂缝边界标签存在模糊问题,加之强裂缝样本数量不足,降低了少数类识别精度;受地震资料固有分辨率限制,地震属性属于时窗综合响应,无法识别亚分辨率微裂缝,弱裂缝预测精度相对更低。

此外,模型现阶段仅输出最优单值分类结果,未量化预测置信度与不确定性风险,难以完全满足精细化工程决策需求。针对该问题,后续可通过输出各网格点分类概率,结合信息熵算法绘制不确定性平面图,实现预测风险量化表征。同时,模型参数与训练策略仅适配本工区地质条件,泛化迁移能力有限,且仅针对构造裂缝开展预测,未能覆盖全部储层裂缝类型[16]。

6. 结论

1) 本文依托多源井震数据,完成渝西 Y 区块页岩无裂缝、弱裂缝、强裂缝三级裂缝分级预测,通过标准化、分类评价系列数学公式实现裂缝发育等级的定量评价。模型测试结果显示,总体准确率 $Acc = 0.7943$, 加权 F1 分数 $wF_1 = 0.7961$, Kappa 系数 $= 0.6438$, $AUC = 0.8989$ 。5 折交叉验证与井级轮换留井验证结果共同表明,本次构建的裂缝预测方案泛化性能稳定,预测结果与实钻成像测井解释结果匹配度良好,可有效实现工区尺度的裂缝空间精细刻画。

2) 在统一使用井震融合输入特征条件下,相较于单一 CNN、单一 LSTM 网络, CNN-LSTM 融合网络能够更好兼顾不同裂缝等级识别精度,尤其改善了样本占比低的强裂缝识别效果,综合预测性能更优。研究工区预测误差主要表现为弱裂缝与强裂缝之间的相互错判,几乎不会出现无裂缝直接判别为强裂缝的跨等级误判,预测结果具备良好的地质连续性。通过精度下降公式对特征参数贡献率进行计算,明确相干、曲率为工区裂缝预测的核心贡献参数,与区域地质认知高度契合。针对工区裂缝样本不均衡问题,均匀权重方案的综合预测效果最佳,过度增大少数类样本权重会导致预测结果偏离真实地质情况。

3) 渝西 Y 区块页岩裂缝发育特征受断裂体系与构造部位双重控制,非均质性特征显著。平面上,区块强裂缝沿主干断裂呈条带状集中分布,背斜构造、构造转折部位为裂缝优势发育区域。

4) 本次研究形成的页岩裂缝预测成果,能够为工区水平井轨迹优化设计、压裂漏失风险提前预判提供可靠的地质依据。同时,井震联合智能裂缝预测属于基于多源数据的宏观地质规律预判,存在模型与资料本身带来的不确定性,实际页岩气工程应用中,还需结合随钻测井、岩心实测等实钻资料开展综合校正,进一步提升预测结果的工程适用性。

基金项目

重庆科技大学研究生科技创新项目“基于 CNN-LSTM 耦合模型的多源智能融合地震裂缝预测方法——以渝西地区 Y 区块为例”(立项编号: YKJCX2520132)资助。

参考文献

- [1] 邹才能, 赵群, 董大忠, 等. 页岩气基本特征、主要挑战与未来前景[J]. 天然气地球科学, 2017, 28(12): 1781-1796.
- [2] 欧阳明华, 史建南, 胡天文, 等. 四川盆地威远地区页岩气储层多尺度裂缝预测[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2020, 47(1): 75-84.
- [3] 刘宇巍, 刘喜武, 韩磊, 等. 地震裂缝预测技术发展现状[J]. 世界石油工业, 2024, 31(3): 26-34.
- [4] 吴磊, 黄小惠, 江雨濛, 等. 基于金字塔导航算法的分尺度分期次裂缝预测——以威远页岩气田为例[C]//中国石油学会青年工作委员会, 成都理工大学, 油气藏地质及开发工程全国重点实验室. 2024 第六届复杂油气工程科技创新论坛论文汇编. 2024: 86-93.
- [5] 石广仁. 支持向量机在裂缝预测及含气性评价应用中的优越性[J]. 石油勘探与开发, 2008, 35(5): 588-594.
- [6] 范凌霄, 刘君龙, 李胜玉, 等. 川东北通江地区须家河组天然裂缝发育规律及控制因素[J]. 断块油气田, 2024, 31(4): 580-588.
- [7] 张介辉, 谢清惠, 张东涛, 等. 优化的蚂蚁追踪技术在四川盆地 Y1 井区的应用研究[J]. 石油物探, 2020, 59(6): 970-977.
- [8] 苏金鹏, 周路. 叠后地震属性裂缝预测方法研究及应用[J]. 石化技术, 2025, 32(2): 83-84, 82.
- [9] 史维, 李伟波. 多属性融合技术在裂缝储层预测中的应用[J]. 中国锰业, 2019(2): 99-103.
- [10] 汤明, 杨宇勇, 胡笑非, 等. 基于地震多属性的裂缝预测的深度学习方法研究[C]//中国地球物理学会. 2024 年中国地球科学联合学术年会论文集——专题十三 地球物理人工智能和信息技术进展、专题十四 智能物探与智能油气田关键技术. 北京: 北京伯通电子出版社, 2024: 451-454.
- [11] 李兵, 吴建军, 孟令鹏, 等. 基于深度学习的页岩气压裂缝网预测方法[J]. 中国科技论文, 2024, 19(9): 987-1001.
- [12] 杨丽娜, 许胜利, 魏莉, 等. 碳酸盐岩储层裂缝智能预测技术及其应用[J]. 大庆石油地质与开发, 2023, 42(4): 131-138.
- [13] 张冠杰, 张滨鑫, 徐珂, 等. 塔里木盆地库车坳陷博孜区块超深层致密砂岩储层裂缝特征及其对油气产能的影响[J]. 地质科技通报, 2024, 43(2): 75-86.
- [14] 史今雄, 赵向原, 潘仁芳, 等. 川中地区震旦系灯影组碳酸盐岩天然裂缝特征及其对气井产能影响[J]. 石油与天然气地质, 2023, 44(2): 393-405.
- [15] 薄昕, 徐旺林, 陈小宏, 等. 基于局部熵的 LP-PCNN 多属性融合裂缝预测方法[J]. 石油物探, 2022, 61(5): 821-829.
- [16] 陈更生, 谢清惠, 吴建发, 等. 地震多属性技术组合在泸州页岩气区块构造解释中的综合应用[J]. 物探与化探, 2022, 46(6): 1349-1358.