doi: 10.11720/wtyht.2026.0052
周小荣, 涂文茂, 师修琳, 等. 基于地质约束的半监督 AI 断裂预测技术在川东南赤水地区的应用[J]. 物探与化探, 2026, 50(4): 684-697. https://doi.org/10.11720/wtyht.2026.0052
Zhou X R, Tu W M, Shi X L, et al. A geologically constrained semi-supervised AI technique for fault prediction and its application in the Chishui area, southeastern Sichuan[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2026, 50(4): 684-697. https://doi.org/10.11720/wtyht.2026.0052

基于地质约束的半监督 AI 断裂预测技术在川东南赤水地区的应用

周小荣[1], 涂文茂[2], 师修琳[1], 汪仁富[1], 龙毅[1], 王淳[1], 胡达[1]
(1. 中石化西南油气分公司, 四川 成都 610000; 2. 中石化石油工程地球物理有限公司 南方分公司, 四川 成都 610000)

摘 要: 断层是油气运移的关键通道与储集空间, 其精准识别是油气勘探突破的重要前提。针对传统人工解释效率低、纯 AI 预测依赖海量标注且缺乏地质约束的问题, 本文提出一种 “基于地质约束的半监督辅助人工智能断层预测技术”。该技术将地质认识转化为质控约束手段, 设计 “机器预测—人工监督—模型优化” 的闭环流程, 以少量标注为锚点, 结合改进型 ResUnet-19A 网络, 实现多尺度断层特征的高效提取。通过小样本迁移学习, 模型可快速适配工区, 在大幅减少人工成本的同时, 显著提升了预测精度与效率。实际应用表明, 该技术有效克服了传统方法与纯 AI 技术的局限, 为复杂地区的油气勘探断层识别提供了兼具效率与可靠性的实用解决方案。

关键词: 半监督学习; ResUnet-19A 网络; 迁移学习; 断层预测; 特征提取
中图分类号: P631.4;P31 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-8918(2026)04-0684-14

0 引言

随着全球能源结构转型的深入推进, 我国油气勘探正加速向深层—超深层领域拓展。断裂作为控制油气运移与富集的关键地质要素, 其精准识别直接关系到勘探成效与开发效益, 是当前亟待突破的技术瓶颈。传统解释方法依赖于专家经验, 虽能保证地质合理性, 但在处理海量三维地震数据时效率低下且主观性强, 已难以满足现代化勘探需求。

人工智能技术的兴起为断裂识别提供了新的解决路径, 其通过多源数据融合、特征智能提取及复杂非线性关系建模, 有效弥补了传统方法抗噪弱、精度有限、难以处理碎片化结果等缺陷, 在各类断裂识别、储层预测及资源勘查中形成多元化技术路径, 展现出显著应用优势。鲍明阳等[1] 针对致密碳酸盐岩储层裂缝预测难题, 以 SVM 优选 5 类敏感地震属性, 结合 GBDT 算法挖掘非线性关系, 测试样本相关系数达 0.75, 预测结果与单井解释高度吻合; 徐宝荣等[2] 采用 “倾角导向滤波 + 断层聚焦成像” 增强处理, 搭配深度学习提升准南缘逆断裂识别精度, 成功捕捉常规方法难识别的小断层; 徐敏等[3]、王善明等[4] 将 AI 分别应用于银洞子地区断裂及大牛地气田小断层识别, 精准提供高质量地质数据; 任伟等[5] 将 AI 拓展至断裂力学领域, 为裂纹诊断与预测提供支撑。此外, 刘洪博等[6] 的随机森林模型融合多环境变量, 精准刻画宝清县表层有机碳分布; 卷积神经网络为山东金矿勘查提供新路径[7]; 吴涛等[8] 运用 AI 提升川南页岩气地震资料分辨率, 助力储层精细刻画。

以监督学习为主的初代智能方法仍存在明显短板, 陈梁[9] 研究表明, 常规智能模型在复杂储层条件下拟合精度不足; 罗枭等[10] 指出传统 AI 断裂识别抗噪性差, 易受地震噪声干扰, 预测结果可靠性受限。为弥补单一算法缺陷, 多技术融合预测成为主流趋

收稿日期: 2026-02-27; **修回日期:** 2026-05-19
基金项目: 地球深部探测与矿产资源勘查国家科技重大专项“大地电磁三维探测网(一期)”(2024ZD1000200, 2024ZD1000206)
第一作者: 周小荣(1984-), 女, 2011 年 7 月毕业于长安大学地球探测与信息技术专业, 主要从事构造解释、储层预测工作。Email: www.zhouxiaorong.xnyq@sinopec.com

势: 周江辉等[11]、马元琨等[12]结合地质力学、孔缝叠置分析优化裂缝评价体系; 刘宇等[13]、杜惟一等[14]依托测井识别与数值模拟, 完善裂缝储层识别理论; 黄彦庆[15]、陈更生等[16]、周鹏[17]、王成泉等[18]依托地震多属性融合、方位分析等手段, 提升不同区块裂缝与储层预测精度。

在断裂精细成像方面, 谢清惠等[19]优化蚂蚁追踪算法, 黄苇等[20]结合分频时频变换强化复杂断裂识别效果; 李尧等[21]、王亚等[22]将地球物理反演与裂缝预测结合, 为潜山类复杂油气藏勘探提供支撑。高利君等[23]建立深层缝洞储层定量描述技术; 屈雪峰等[24]厘清致密储层裂缝发育控制因素; 王超等[25]通过叠前反演实现地应力定量表征, 为断裂解释提供地质约束。

同时, 裂缝识别理论与技术不断跨界延伸: 孙大利等[26]、李洋等[27]围绕深部地质体与井壁裂缝开展特征分析; 申有义等[28]结合边缘检测技术实现煤系地层裂缝预测; 石雨田等[29]利用分形方法定量评价裂缝发育程度; 王国群[30]依托探地雷达技术, 完善多成因裂缝的快速识别方法。本文针对传统方法效率低, 而纯 AI 方法依赖标注、缺乏地质可控性的问题, 提出了一种基于地质约束的半监督辅助人工智能断层预测方案。该方案将区域断裂发育的地质规律转化为可量化约束并融入半监督学习框架, 以少量精准人工标注为锚点设计 “机器预测—监督评估—再优化” 的闭环迭代机制, 结合改进型 ResUnet-19A 网络优化特征提取与迭代拟合过程, 实现预训练模型对目标工区的快速适配。该方案有效降低了对大规模标注数据的依赖, 显著提升了复杂构造区多尺度断层的识别精度与处理效率, 为深层油气勘探的断层精准识别提供了可靠的技术支撑。

1　研究区地质背景与数据基础

1.1　区域构造特征

本研究选取的川东南赤水区块, 其深层陆相致密砂岩的天然气勘探实践表明, 断裂与裂缝系统的发育是控制油气富集与高产的关键地质因素。目标层段为上三叠统须家河组, 该套地层经历了多期强烈的构造运动, 形成了复杂且多尺度的断裂与裂缝网络, 为深入理解与验证智能断层预测技术提供了理想的地质场景。

研究区须家河组整体为一套三角洲沉积体系(图 1~4), 其发育特征的砂泥岩互层“韵律型”组合。这种岩性组合在构造应力作用下易于发生脆性破裂, 是裂缝发育的有利层段。多口钻井的岩心与成像测井资料揭示, 储层基质极为致密, 孔隙度普遍低于 5%, 渗透率多低于 0.1 mD。然而, 宏观与微观裂缝在层内广泛发育, 主要包括高角度构造缝、斜交缝以及网状微裂缝。这些裂缝多数被石英或方解石半充填或未充填, 且在裂缝壁及周缘常伴随强烈的溶蚀作用, 形成次生溶孔与晶间孔, 从而将孤立的基质孔隙连通, 构建了有效的“裂缝—孔隙”型双重储渗

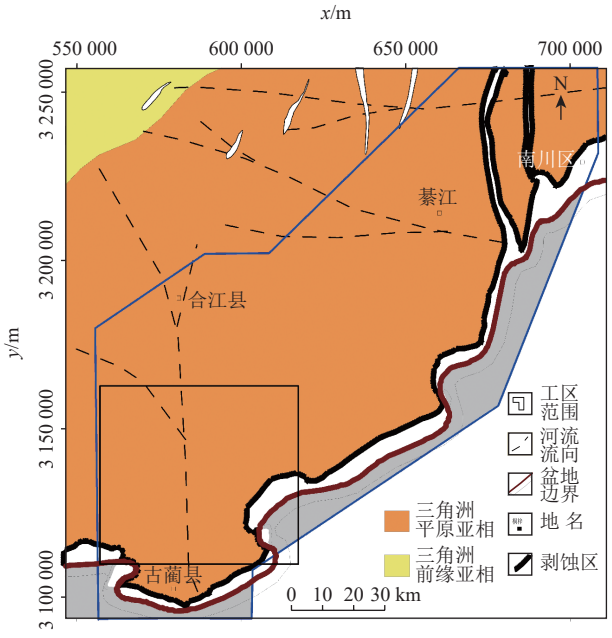


图 1　川东南地区须家河组六段沉积相

Fig. 1　Sedimentary facies map of the sixth member of the Xujiahe Formation in the southeastern Sichuan

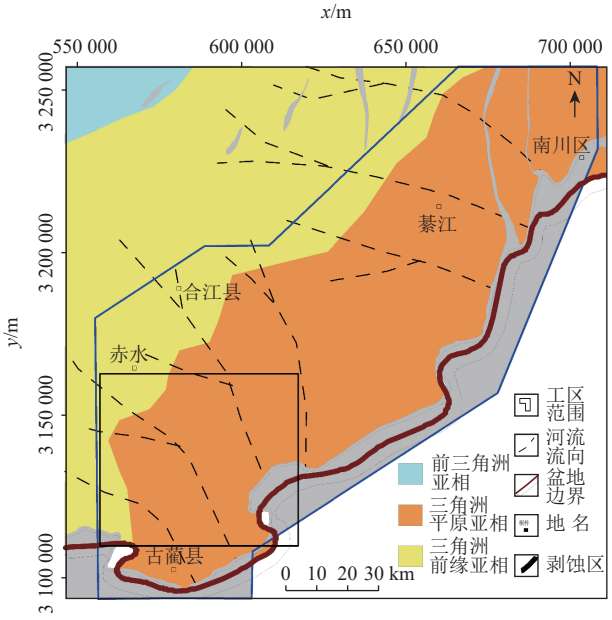


图 2　川东南地区须家河组五段沉积相

Fig. 2　Sedimentary facies map of the fifth member of the Xujiahe Formation in the southeastern Sichuan

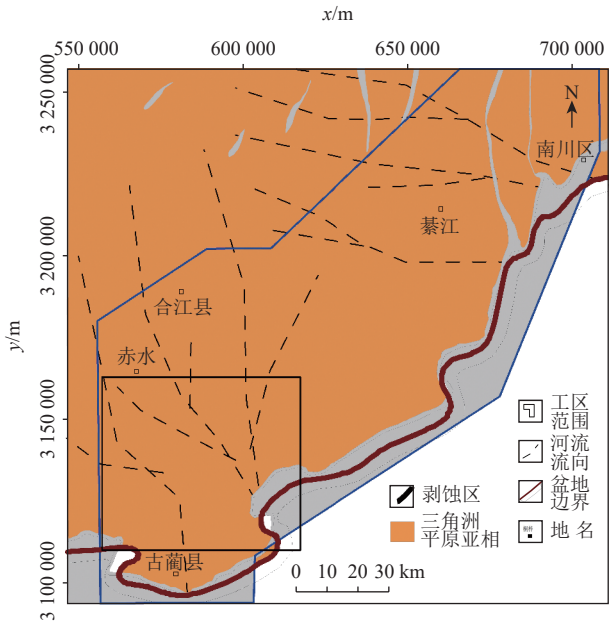


图 3　川东南地区须家河组四段沉积相

Fig. 3　Sedimentary facies map of the fourth member of the Xujiahe Formation in the southeastern Sichuan

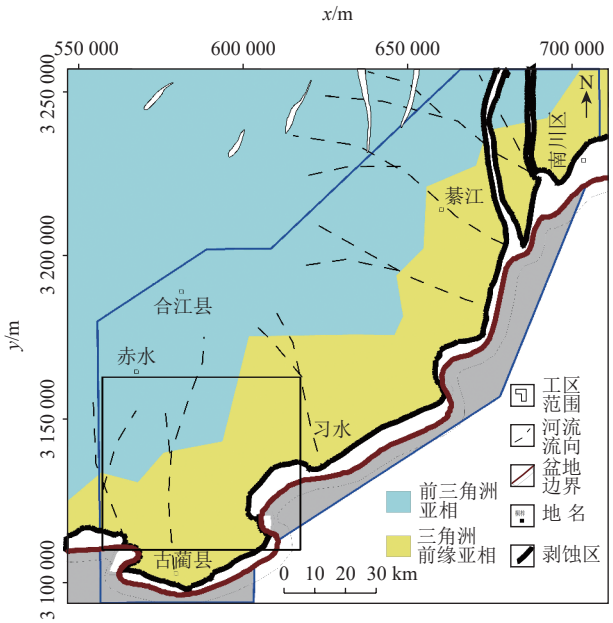


图 4　川东南地区须家河组三段沉积相

Fig. 4　Sedimentary facies map of the third member of the Xujiahe Formation in the southeastern Sichuan

体系。因此，裂缝的密度、开度、充填程度及空间组合关系直接决定了储层的有效性与产能。

研究区的断裂系统具有多期次、多方向叠加的复杂特征。主要发育 NE 向与近 EW 向两组主干断裂，它们往往延伸较长、断距明显，是沟通深部海相烃源岩的关键垂向输导通道(即“通源断裂”)。在这些主干断裂的附近，尤其是断裂上盘、转折端及不同方向断裂的交汇部位，派生应力场使得裂缝的发育程度显著增强，形成破碎带或裂缝密集带。此外，远离主干断裂的褶皱构造，如背斜的轴部与倾伏端，也是构造裂缝发育的有利区。裂缝的发育明显受控于岩性界面与岩石力学层，在脆性较高的砂岩中更为发育，尤其在须家河组五段的砂泥岩薄互层段，由于岩性差异导致应力不均，往往形成密集的层间缝与穿层缝(图 5)。

综合地质分析表明，研究区的天然气富集遵循“断裂输导、裂缝储集”的模式。油气沿深大断裂垂向运移至须家河组后，在断裂附近的裂缝网络中和相对优质的孔隙性砂岩中聚集成藏。高产井均位于裂缝发育的构造有利部位，而失利井则多位于裂缝不发育的均质厚层砂岩区或断裂下盘。地球物理上，裂缝发育的“甜点”区常表现为“低频、弱振幅、同相轴凌乱”的地震反射特征，与围岩形成明显差异。

该区块这种断裂—裂缝系统空间变化剧烈、与产能关系密切且地震响应特征复杂的地质条件，对断裂识别技术的精度、效率及地质合理性提出了极高要求，也为验证和发展新型人工智能预测方法提供了充分的必要性与挑战性。

1.2　数据基础

本次研究使用研究区目的层段范围内的三维叠前地震数据，覆盖完整构造区如图 6 所示，地震资料信噪比良好，剖面连续性稳定，能够清晰反映地层接触关系、断层褶皱形态及同相轴错断特征，可满足断裂精细识别需求。

图 7 为该区域某地震剖面切片及频带情况，可以看到，三维资料整体频带较宽，主频较高，可开展构造解释和储层预测。浅层目标层系频带为 5～75 Hz、主频 40 Hz，中层目标层系频带为 5～65 Hz、主频 30 Hz，深层目标层系频带为 5～55 Hz、主频 25 Hz。

浅、中、深层地震反射特征清楚，断层在剖面上表现为明显的同相轴中断、反射结构突变、产状突变等标志，为模型训练与人工标注提供了可靠的数据基础。

2　方法原理与技术流程

2.1　基于 ResUnet-19A 的深度学习裂缝预测技术

ResUnet-19A 是一种融合了残差网络(ResNet)与 U-Net 架构优势的改进型卷积神经网络，专门针对地震断层识别任务设计。其核心设计理念是：在保证深层特征提取能力的同时，实现断层边界的精确定位。

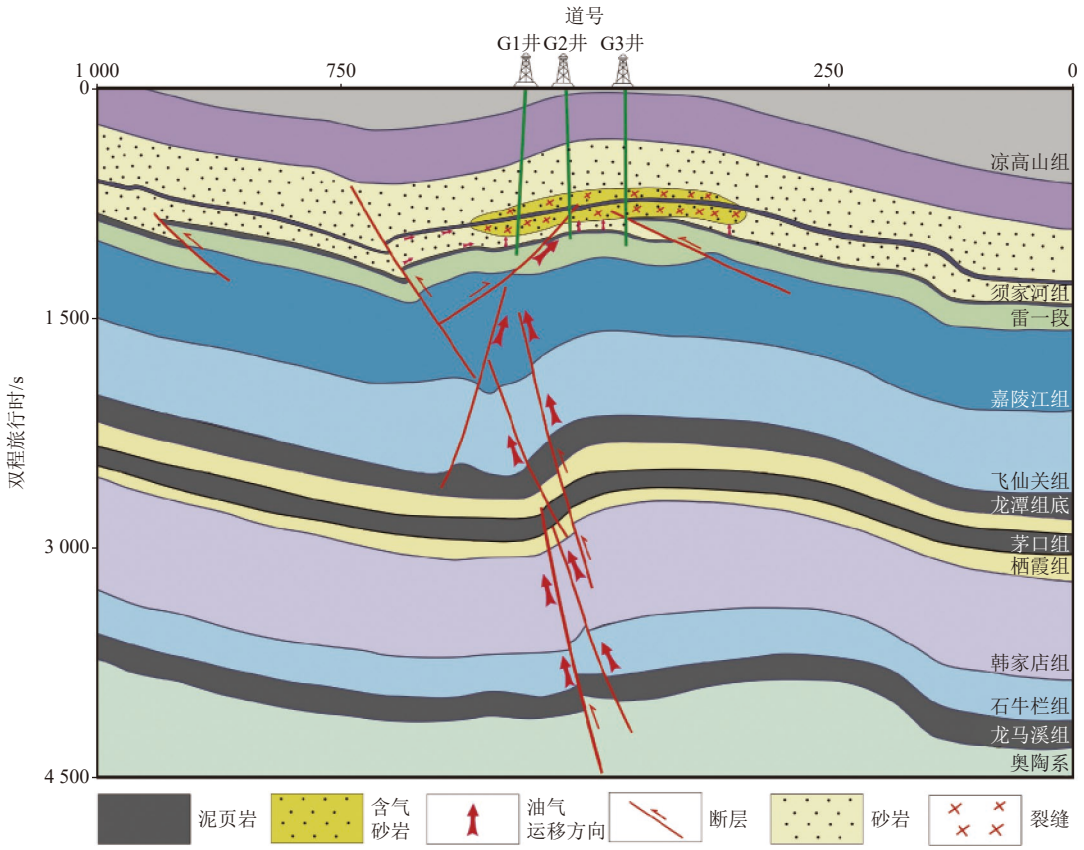
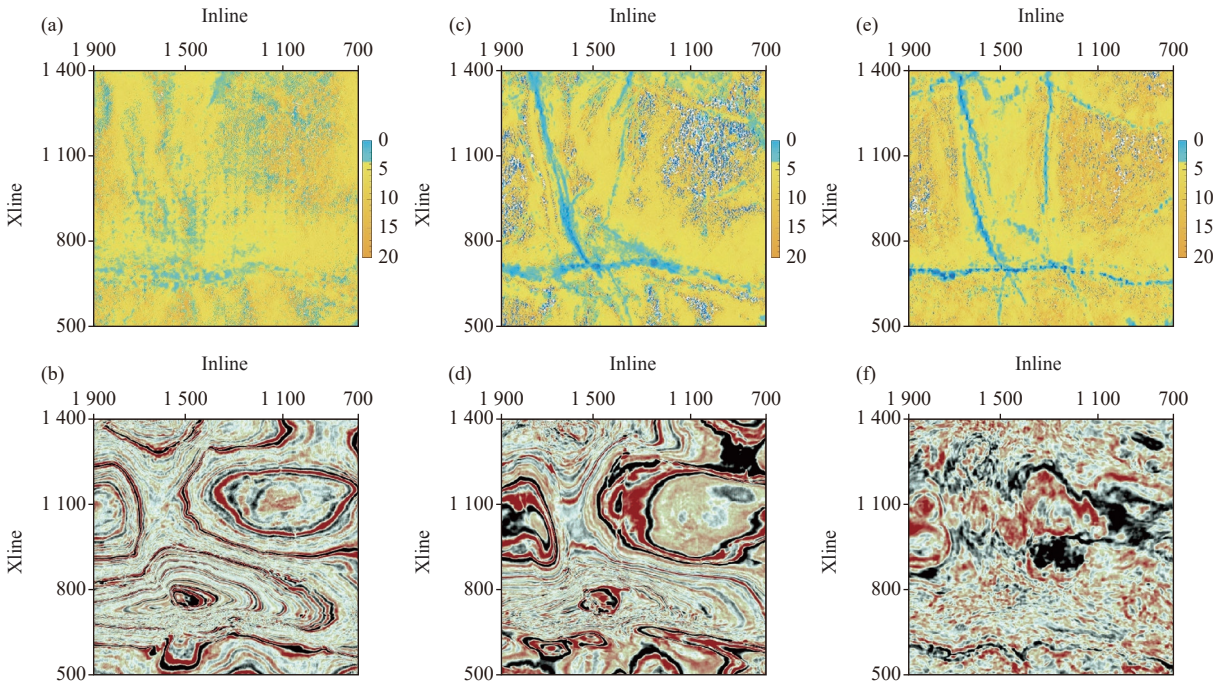


图 5　川东南地区须家河组成藏模式

Fig. 5　Hydrocarbon accumulation model of the Xujiahe Formation in southeastern Sichuan Basin



a,b—T=1 300 ms; c,d—T=2 000 ms; e,f—T=3 300 ms

图 6　工区局部叠前时间偏移资料平均信噪比 (上) 及对应时间切片 (下)

Fig. 6　Average signal-to-noise ratio map of local prestack time migration data in the work area(up) and corresponding time slices(down)

2.1.1　基础架构设计

ResUnet-19A 延续 U-Net 经典的编码器—解码器对称结构, ResUnet-19A 中的 “19” 代表网络整体的卷积层与全连接层(核心计算层)总数量为 19 层,

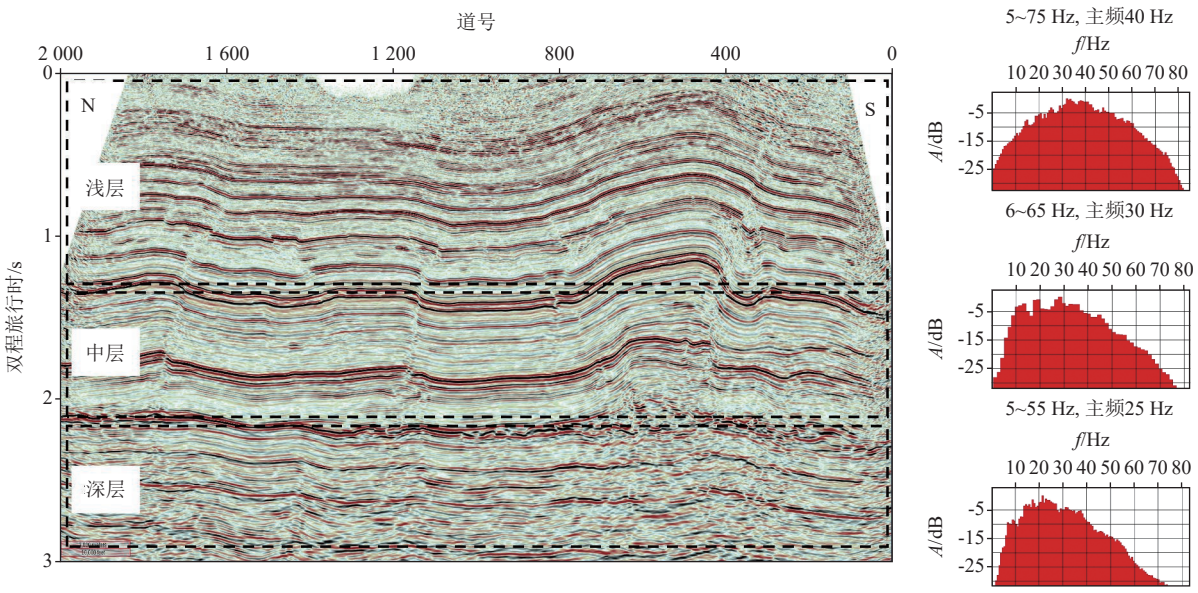


图 7　地震剖面切片及频带情况

Fig. 7　Seismic profile slices and frequency band characteristics

包括输入层、卷积层、残差块、池化层、上采样层、跳跃连接层及输出层，这一命名规则与 ResNet 系列（如 ResNet18、ResNet34）的层数定义逻辑一致。

其 19 层核心计算层的构成遵循 U-Net “编码器—解码器” 对称架构，结合残差块设计，具体分布如图 8 所示。

编码器部分（9 层）：包含 4 组残差块（每组含 2 层卷积）共 8 层卷积，加上输入层后的 1 层初始卷积，合计 9 层。该部分通过逐步下采样压缩空间维度，提取从浅层到深层的多尺度特征，例如在三维地震数据处理中，可捕获振幅异常、频率变化等基础特征及裂缝关联的深层语义特征。

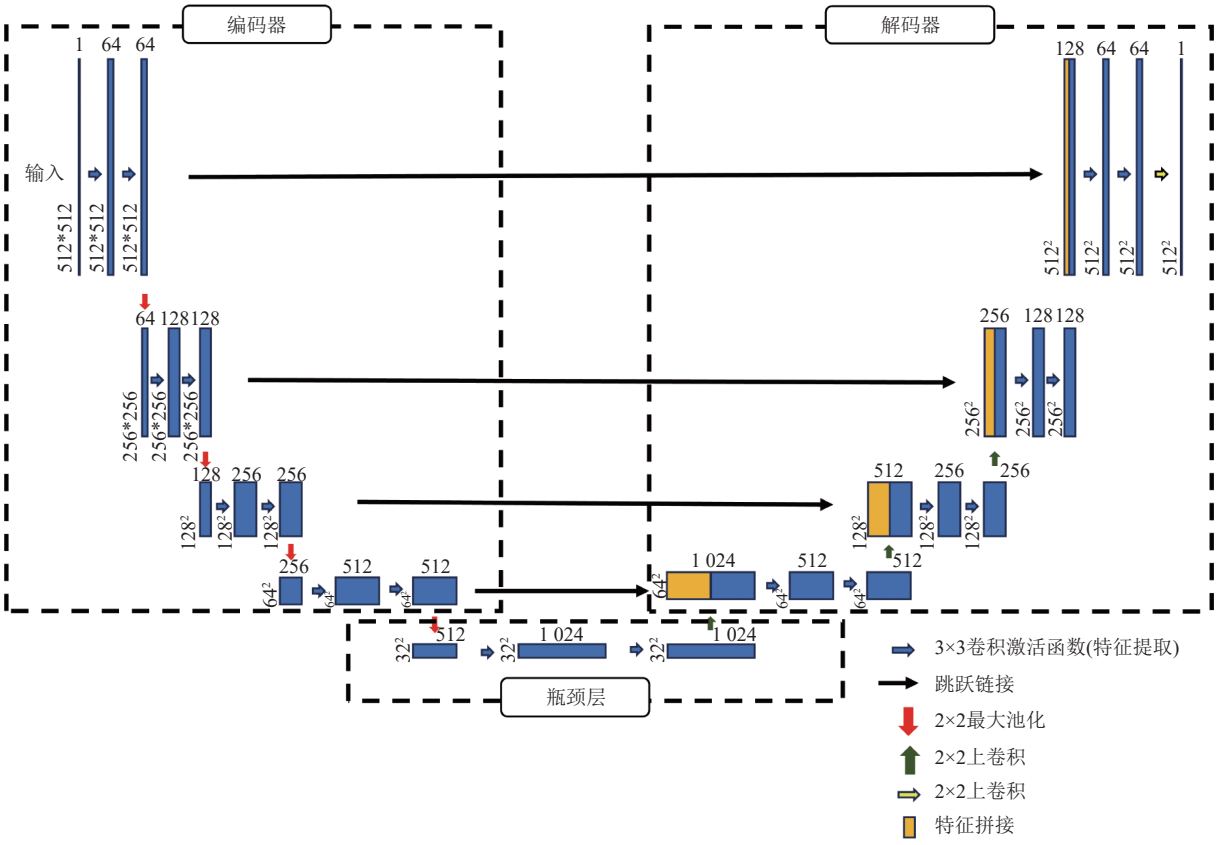


图 8　U-Net 网络架构示意

Fig. 8　Schematic of the U-Net network architecture

解码器部分(8 层): 包含 4 组残差块(每组含 2 层卷积)共 8 层卷积。该部分通过上采样恢复特征图维度, 结合跳跃连接融合编码器对应层级的细节特征, 保障裂缝预测的空间定位精度。

瓶颈层(2 层): 位于编码器与解码器之间, 由 2 层卷积构成, 负责对深层特征进行集中处理与维度转换, 是连接特征提取与特征恢复的关键环节。

上述 9 层编码器+8 层解码器+2 层瓶颈层, 合计 19 层核心计算层, "19"即直接对应这一明确的网络深度设计, 既保证了特征提取的充分性, 又通过残差连接避免了深层网络的梯度消失问题。

对于输入的三维地震数据的处理, 完整数据体被规则切割为大量二维地震切片(Inline/Crossline 切片), 网络以单张二维地震切片为输入单元, 完成裂缝特征提取、空间映射与预测输出, 实现像素级裂缝精准分割。

2.1.2　残差网络（ResNet）连接机制

传统卷积网络随着层数加深, 会出现梯度消失问题——反向传播时浅层网络的梯度趋近于零, 导致网络无法有效训练。ResNet 通过引入残差学习解决这一问题。在每个残差块中, 网络学习的是输入与输出的差值而非直接映射:

$$y = F(x) + x, \qquad (1)$$

式中: x 为输入特征; $F(x)$ 为残差映射(由卷积层、批归一化、ReLU 激活函数组成); y 为残差块输出。残差模块结构如图 9 所示, 残差连接使得梯度可以直接通过恒等路径传播至浅层, 有效缓解了梯度消失问题, 使网络能够稳定提取从浅层地震响应到深层断层构造的多尺度特征。

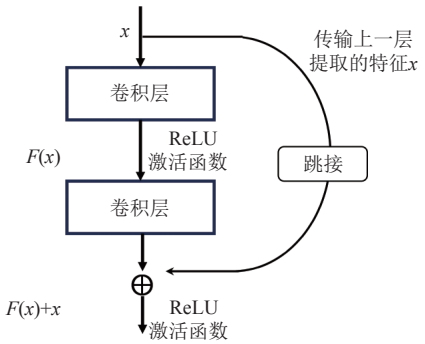


图 9　ResNet 残差模块示意

Fig. 9　Schematic of ResNet residual module

2.1.3　ResUnet 网络结构及应用方式

ResUnet 将残差连接(residual connection)嵌入卷积模块, 构建残差块(residual block)作为网络基本计算单元, 有效解决了深层网络训练中的梯度消失问题, 为地震数据中微弱裂缝特征的提取提供结构支撑。在实际数据处理中, 三维地震数据体通过规则化切割生成系列二维切片(Inline/Xline 方向), 网络以单张二维地震切片为基础输入单元, 通过端到端学习完成裂缝特征提取与像素级预测, 最终将所有切片预测结果拼接整合, 还原三维裂缝分布特征。其技术流程如下。

第一步, 输入数据预处理: 采用均值滤波与小波去噪结合的方式压制噪声与干扰信号, 剔除异常切片。经过去噪、振幅补偿等预处理的叠后地震数据体, 消除背景干扰, 为模型精准学习断层特征提供优质数据输入, 从源头保障后续概率体的生成精度(图 10)。

第二步, 将预处理后的标准化二维地震切片输入神经网络输入层, 切片尺寸统一设定为 256×256×1 或 512×512×1 的单通道灰度图像格式, 既保证网络计算效率, 又能完整保留地震切片中振幅异常、相位突变、地层不连续性等裂缝敏感物理特征。

第三步, 编码器特征下采样与提取: 编码器的每级残差块包含 2 层 3×3 卷积层(步长设为 1, 采用 same padding 策略)、BatchNorm 归一化层、ReLU 激活函数及残差连接支路, 通过 "输入 + 卷积特征" 的残差映射模式构建恒等映射通路。每级残差块处理后, 接入 2×2 最大池化层(步长设为 2)执行下采样, 将特征图空间尺寸压缩为原来的 1/2, 同时将特征通道数翻倍, 逐步扩大特征感受野, 实现从浅层纹理特征(地震波振幅细节)到深层语义特征(裂缝连续性、延伸方向规律)的递进式提取。

第四步, 瓶颈层特征优化: 瓶颈层由 2 层卷积构成的残差块组成, 特征通道数保持为编码器末端的最大值。通过卷积运算对编码器输出的深层抽象特征进行集中优化, 压缩冗余信息, 强化裂缝与地层构造的关联特征, 降低跨模块特征传递复杂度, 为解码器特征恢复提供高纯度、高辨识度的输入。

第五步, 解码器特征上采样与融合: 解码器每级首先通过 2×2 转置卷积层(步长设为 2)执行上采样, 将特征图空间尺寸扩大 2 倍, 特征通道数同步减半, 与编码器下采样策略精准对应。上采样后, 通过跳跃连接将解码器当前层级特征图与编码器对应层级的高分辨率特征图在通道维度拼接融合, 补充上采样过程中丢失的地层边界、微小断裂等细节信息。融合后的特征图送入残差块(结构与编码器残差块一致)进一步优化, 强化有效裂缝特征、抑制噪声干扰, 确保特征传递的完整性与有效性。

第六步, 后处理与结果输出: 首先, 解码器末端输出的特征图经 1×1 卷积层映射, 生成与输入二维地震切片尺寸一致的单通道裂缝置信度概率图, 图

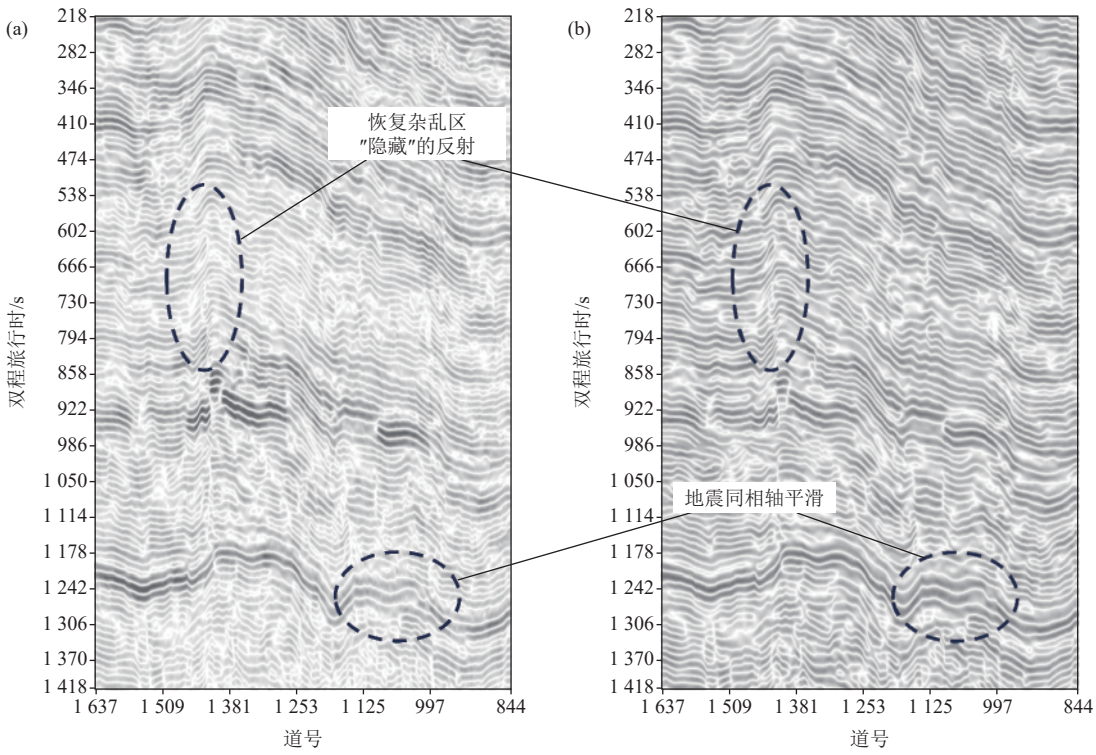


图 10　规整化前 (a)、后 (b) 剖面对比

Fig. 10　Comparison of sections before(a) and after(b) regularization

中像素值取值范围为 [0,1], 其数值大小直接表征对应位置存在裂缝的置信水平; 随后, 按原始三维地震数据体的 Inline、Xline 及 depth 空间位置关系, 将所有二维切片的裂缝分割结果进行拼接整合, 重构形成完整的三维裂缝预测数据体, 还原裂缝在三维空间中的分布形态、延伸规律及密度特征。本文所用到的 ResUnet 网络参数如图 11 所示。

2.2　地质认识约束

尽管通过 ResUnet-19A 的神经网络训练处理后, 输出的三维概率体已实现大规模断层的初步识别, 但受深层地震数据信噪比差异、构造复杂性等因素影响, 并常存在多解性、局部细节偏差等问题, 难以满足实际勘探对断层识别精度的要求, 因此必须通过人工解释构建可靠的断层线样本集, 进行具有地质认识的人工约束。

如图 12 所示, 其分别为该工区内两个十字交叉地震剖面。根据具体剖面分析, 从 Inline 来看, 工区自北向南发育近 EW 向的背斜构造, 受多层滑脱影

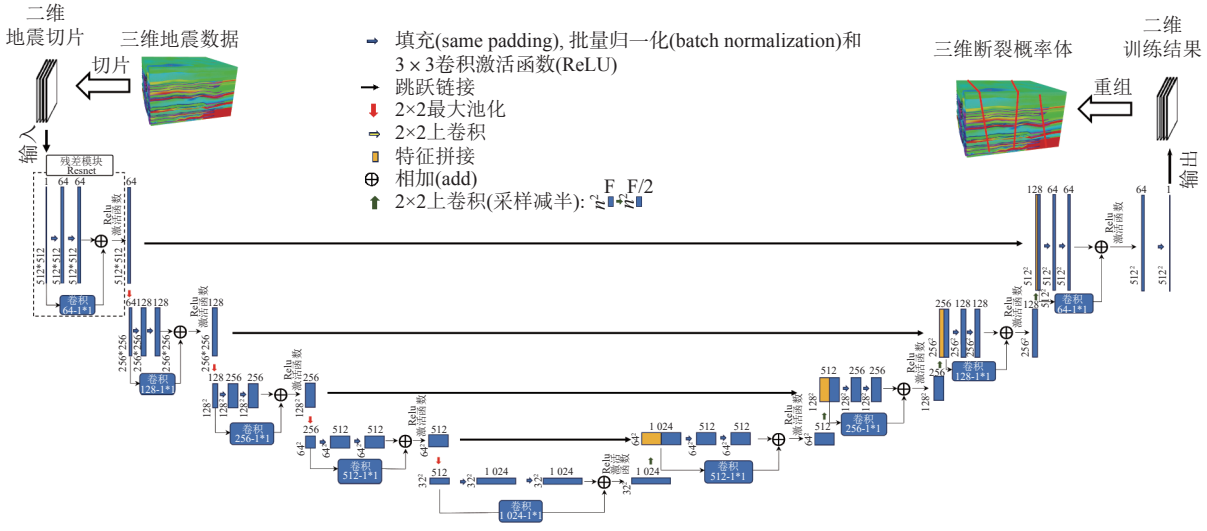


图 11　ResUnet-19A 网络对地震数据训练原理示意

Fig. 11　Schematic of the training principle of ResUnet-19A network for seismic data

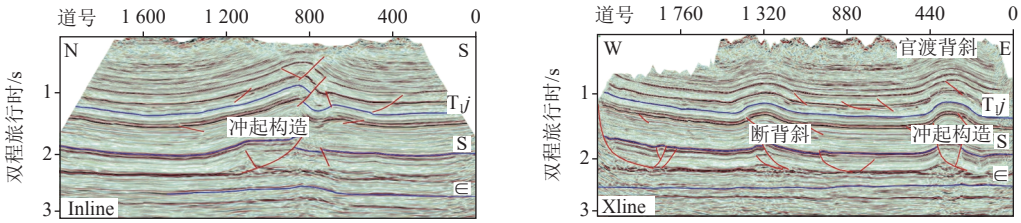


图 12　某 Inline 和 Xline 剖面人工解释断层样本

Fig. 12　Manually interpreted fault samples from a certain Inline and Xline profile

响, 纵向上形成断背斜叠加构造样式。浅、中、深构造层的变形存在不协调性, 局部发育层间反向调节断层; 从 Xline 来看, 工区自东向西发育多排近 SN 向背斜构造, 受区域多套滑脱层的影响, 纵向上发育盖层滑脱构造。深部构造层呈前展式的褶皱冲断作用, 发育自东向西逆冲的断层, 并逐渐向西传递; 深部构造层的断层规模较大, 影响中、浅部的构造发育。

结合断层褶皱组合关系和实际地质认识, 我们把该工区的断裂类型细分为表 1 所示的 7 种构造样式。

以前期地质分析归纳的 7 种断裂构造样式为指

表 1　工区构造样式类型

Table 1　Classification of structural styles in the work area

构造样式类型	构造样式名称	构造特点	地震剖面实例
断层相关褶皱	断展褶皱	铲式逆冲断层上升导致上盘岩层发生挠曲变形	
	断弯褶皱	在深变形层内, 其断面形态表现为坡坪式逆冲断层	
	滑脱褶皱	受盐岩聚集的影响, 形成同心褶皱或平行褶皱	盐岩
逆冲断层及其组合	双重逆冲构造	发育顶、底板逆冲断层	
	叠瓦逆冲构造	在深部变形层发育多条低角度逆冲断层	
	对冲构造	两条逆冲断层相向逆冲, 导致公共下盘地层发生下降或挠曲变形	
	背冲构造	两条逆冲断层相背逆冲, 夹持其公共上盘地层发生强烈隆升	

导，结合预训练输出的断层概率体，对工区须家河组范围内断层开展了 100×100 面元的网格化的人工断裂解释工作。在解释的过程中，判断为真的断裂要满足以下 3 个要求：一是地震剖面中存在反射波组错断、同相轴突变等典型断层响应，且与概率体高置信度区域重叠；二是符合区域构造演化规律，如逆冲断层的下拉反射特征与工区应力场分布一致；三是结合实际工区的地质认识，构造解释成果进行定性判断。确认后，研究人员沿断层产状精准勾勒断层线并标注编号，形成高质量标签（图 13）。

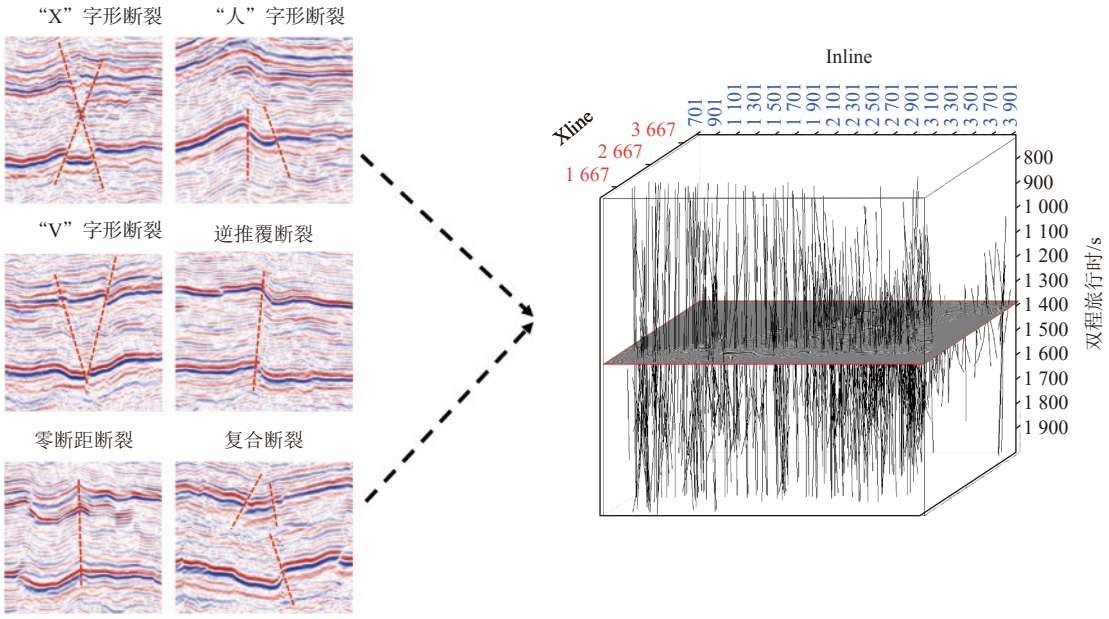


图 13　人工解释断层样本与类型

Fig. 13　Fault samples and types from manual interpretation

2.3　质控的迁移学习

迁移学习是本技术实现“小样本、高精度”工区适配的核心步骤。该环节以人工监督控制环节产出的高质量断层标签为驱动，对预训练的 ResUnet-19A 模型进行定向微调，使其快速学习目标工区特有的断层样式与地震响应特征。此过程可迭代进行：利用新一轮的概率体可解释出更完备的样本，进而驱动模型进一步优化，形成“人工标注—模型优化—概率体更新”的增强闭环（图 14）。

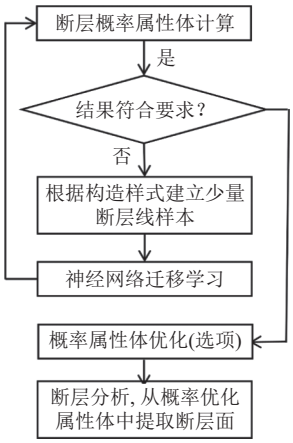


图 14　迁移学习流程

Fig. 14　Workflow of transfer learning

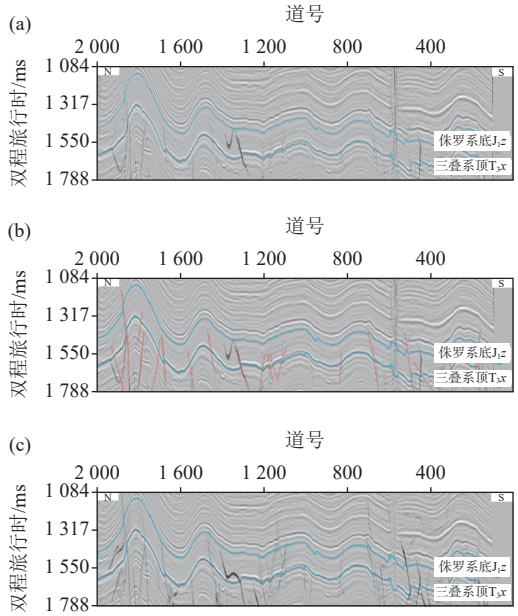
通过实施引入动态学习率、强数据增强与分层微调等策略，有效克服了小样本训练中易出现的欠拟合与过拟合问题，确保了模型在有限标签下的稳健优化。如图 15a 所示，其为预训练的断裂概率体在地震剖面上的展布（黑色线条）。可以看到有效断裂数量偏少，部分断裂不符合地质规律，且存在地震数据质量差所带来的干扰（如地震数据拼接处被识别为断裂，信噪比不足导致微小断裂未识别）。在图 15b 中，引入富有地质认识的人工断裂解释样本，进行迁移学习，对预训练概率体进行调整，并基于微调后的模型重新计算的断裂概率体如图 15c 所示，其预测结果与工区地质规律的吻合度显著提升。

3　试验效果

本文提出的动态半监督辅助人工智能断层预测技术在川东南赤水区块的实际应用中展现出显著的效果优势。

3.1　试验数据与参数设置

本次试验选取四川盆地某工区 T_3x（须家河组）—J_1z（自流井组）地层段的三维地震数据体，数据空间维度为 1875×1 200×1 100（Inline×Xline×



a—迁移学习前概率体(黑色);b—人工解释样本(红色); c—迁移学习后概率体(黑色)

a—probability volume before transfer learning (black); b—manually interpreted samples (red); c—probability volume after transfer learning (black)

图 15　质控迁移学习前、后效果对比

Fig. 15　Comparison of effects before and after quality-controlled transfer learning

depth)。ResUnet 网络参数设置贴合工区数据特征，具体如下: 输入二维地震切片尺寸统一为 512×512×1(单通道灰度图)，采用 same padding 卷积策略; 编码器包含 4 级残差块与 2×2 最大池化层(步长=2)，特征图尺寸按 512→256→128→64→32 逐级递减，特征通道数按 64→128→256→512→1 024 逐级递增，每级残差块由 2 层 3×3 卷积层(步长=1)、BatchNorm 归一化层、ReLU 激活函数及恒等映射(identity)支路构成; 瓶颈层为 2 层卷积组成的残差块，保持 256 通道; 解码器与编码器对称，通过 4 级 2×2 转置卷积层(步长=2)实现上采样，结合跳跃连接融合编码器对应层级特征; 输出层为 1×1 卷积层，输出单通道裂缝置信度概率图(像素值范围 [0,1])。

试验采用 Adam 优化器，学习率设置为 $1e^{-4}$，迭代次数为 100 轮，批处理大小(batch size)为 8; 裂缝提取阈值基于验证集优化确定，最终选取 0.6 作为最优阈值。

3.2　试验结果分析

在经过关键构造的典型剖面上，本研究方法预测的断裂区域与地震同相轴错断位置高度重合，在纯 AI 方法预测结果中(图 16 左)，地震数据拼接处的条带噪声被误判为断层(假阳性)，并漏检了次级调节断层(假阴性); 图 16 右图为基于地质约束的半监督人工智能学习后结果，上述误判区域得到有效抑制，次级断层被完整识别。自动提取的断面空间定位准确、连续光滑，产状与地震反射终端特征所暗示的断层倾向完全一致。

在平面上，预测结果清晰展示了以 NE 向和近

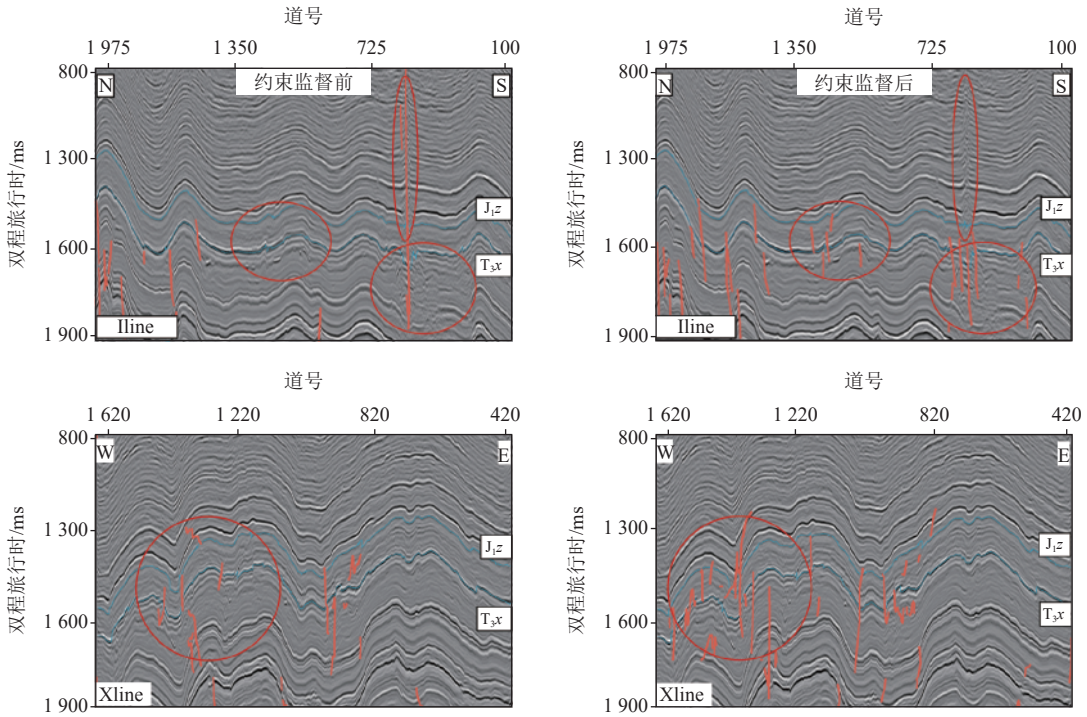


图 16　基于地质约束的半监督人工智能断裂预测前 (左)、后 (右) 断裂对比

Fig. 16　Fault comparison before(left) and after(right) geologically constrained semi-supervised AI fault prediction

EW 向为主的优势断裂方向，断裂在背斜轴部及交汇带的密集区与已知高产井位高度吻合，须家河组高产井（X1、G5、G6、G7 井等）均位于裂缝发育区；失利井（G1、G2、G3、G4 井）均位于裂缝欠发育区；裂缝发育情况与实钻油气成果分布规律基本一致，有效指示了勘探有利区（图 17）。

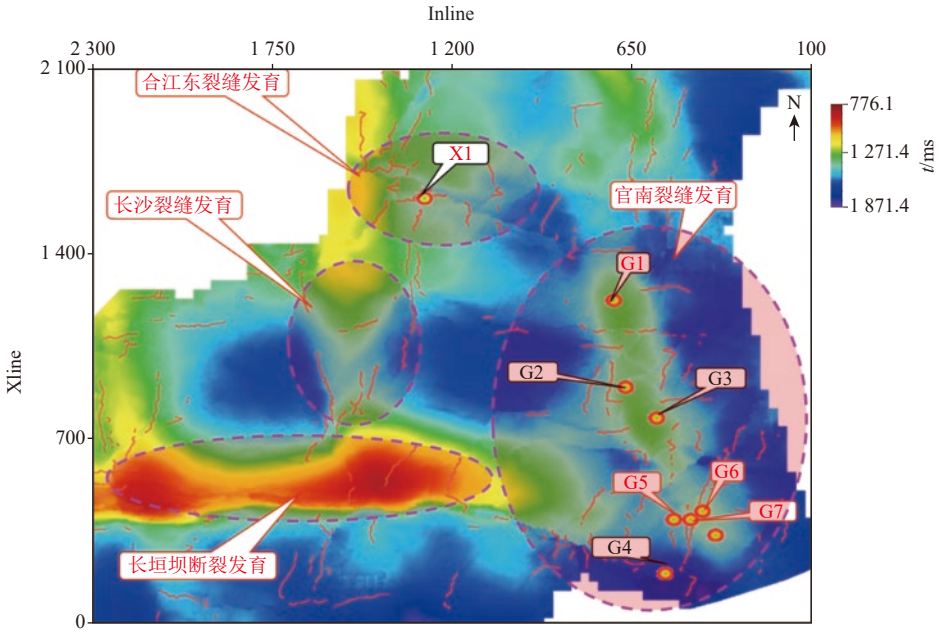


图 17　断裂预测结果延 T_3x 层位显示

Fig. 17　Fault prediction results displayed along the T_3x horizon

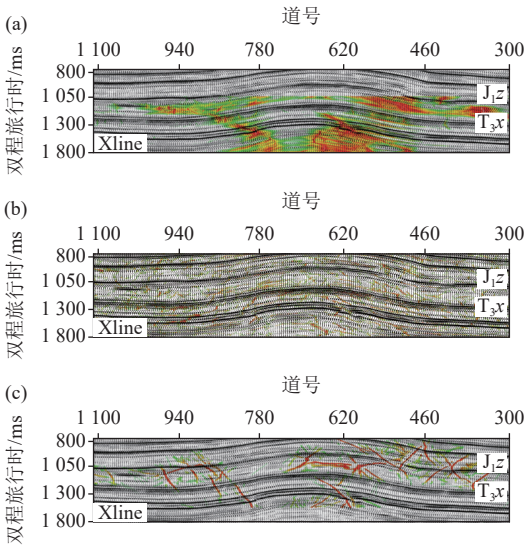
与完全依赖专家经验、耗时数月的传统人工解释相比，本技术将核心工作从繁重的手工追踪转变为高效的“人工智能预测—人工质控”模式，在保证地质精度的前提下，将工区整体解释效率提升 70% 以上。与需要海量标注的纯监督人工智能方法相比，本技术通过引入少量精准人工标注及地质约束，不仅将标注成本降低 95% 以上，更有效克服了纯数据驱动模型的多解性问题，使预测成果更贴近地质规律，兼具高效率与高可靠性。

3.3　方法横向对比分析

为进一步验证本文方法的先进性，选取典型剖面，将本文 AI 预测结果与常规地震属性分析方法（最大似然裂缝预测、蚂蚁体追踪）进行直观对比（图 18、图 19）。

图 18a、19a 为最大似然裂缝预测结果。该方法的核心问题在于分辨率不足、预测精度低，剖面上呈现“一整片一整片”的大范围高值响应，断层边界模糊不清，难以区分主干断裂与岩性突变、噪音干扰。该方法将大套砂岩与泥岩的岩性界面误判为裂缝发育带，形成大面积假阳性“斑块”。这种“成片成片”的预测结果缺乏地质针对性，无法指导实际勘探部署。

图 18b、19b 为蚂蚁体追踪结果。该方法走向另一个极端——过于细碎、杂乱无章，剖面上呈现“满天星”式的密集响应，断层与噪音混杂，主次不分。虽然能够识别部分次级断裂，但预测结果支离破碎、断断续续，无法形成连续完整的断层面。这种“全盘分散”的响应模式使得解释人员难以从中提取有效的地质信息，实际应用中往往需要大量人工干预进

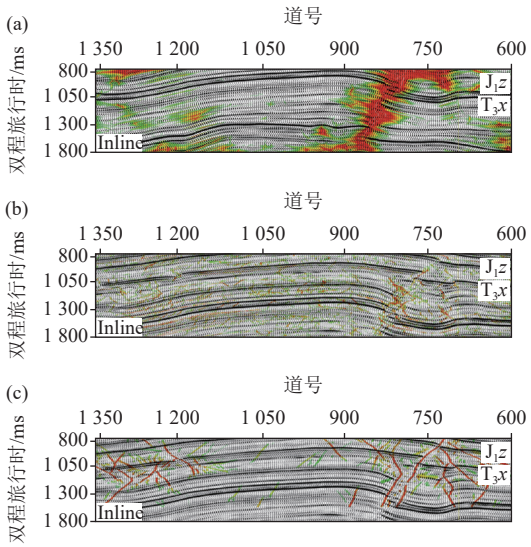


a—最大似然裂缝预测；b—蚂蚁体裂缝预测；c—本文半监督人工智能裂缝预测

a—maximum likelihood fault prediction; b—ant-tracking fault prediction; c—semi-supervised AI fault prediction in this paper

图 18　三种方法 Xline 剖面

Fig. 18　Xline profiles of three methods



a—最大似然裂缝预测; b—蚂蚁体裂缝预测; c—本文半监督人工智能裂缝预测

a—maximum likelihood fault prediction; b—ant-tracking fault prediction; c—semi-supervised AI fault prediction in this paper

图 19　三种方法 Inline 剖面

Fig. 19　Inline profiles of three methods

行“去噪”和“筛选”, 效率低下。

图 18c、19c 为本文 AI 方法预测结果。与上述两种方法相比, 本文方法实现了分辨率与连续性的最优平衡, 预测结果清晰连续、主次分明。主干断裂断面光滑连续, 次级断裂层次分明、连续可辨, 既无最大似然方法“成片成片”的假阳性斑块, 也无蚂蚁体“杂乱无章”的碎片化响应。整体预测结果与区域构造应力场一致, 断层产状、延伸方向符合地质规律, 展现出显著的应用价值。

4　结论

1)将地质规律量化嵌入半监督学习框架, 能有效解决纯 AI 预测多解性问题, 提升断裂预测的地质合理性。

2)通过构建 “少量标注—预测—质控—迭代优化”的技术闭环, 能实现小样本高效工区适配, 大幅降低人工成本。

3)利用改进 ResUnet-19A 网络结合迁移学习, 能提高多尺度断裂识别的精度与连续性。

4)本文形成了以“地质约束+半监督 AI”为基础的智能断裂预测解释范式, 能为复杂构造区油气勘探提供高效、可靠的技术支撑。

参考文献(References):

[1] 鲍明阳, 董少群, 曾联波, 等. 基于地震属性的致密碳酸盐岩储层裂缝分布的人工智能预测方法 [J]. 地球科学, 2023, 48(7): 2462−2474.
Bao M Y, Dong S Q, Zeng L B, et al. Artificial intelligence prediction method for tight carbonate reservoir fracture distribution based on seismic attributes[J]. Earth Science, 2023, 48(7): 2462−2474.

[2] 徐宝荣, 屈琳, 许海涛, 等. 基于断层增强的人工智能断层预测技术在准南缘逆断裂识别中的应用 [C]//武汉: 第二届中国石油物探学术年会论文集, 2024: 139−142.
Xu B R, Qu L, Xu H T , et al. Application of AI fault prediction technology based on fault enhancement in identification of reverse faults in southern margin of Junggar Basin[C]//Wuhan:Proceedings of the 2nd China Petroleum Geophysical Academic Annual Conference, 2024: 139−142.

[3] 徐敏, 路遥, 王红伟, 等. 基于断层增强的人工智能断裂预测技术在银洞子地区中的应用 [C]//西安:第七届油气地球物理学术年会论文集, 2025: 228−231.
Xu M, Lu Y, Wang H W, et al.Application of AI fault prediction technology based on fault enhancement in Yindongzi area[C]//Xi'an:Proceedings of the 7th Oil & Gas Geophysical Academic Annual Conference, 2025: 228−231.

[4] 王善明, 张希晨, 崇荔萍, 等. 人工智能小断层预测技术在大牛地气田的应用 [J]. 科学技术与工程, 2025, 25(22): 9287−9295.
Wang S M, Zhang X C, Chong L P, et al. Application of subtle fault prediction with artificial intelligence in the daniudi gas field[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(22): 9287−9295.

[5] 任伟, 帅健. 人工智能在断裂力学的应用——裂纹识别、诊断及预测 [J]. 力学与实践, 2023, 45(1): 1−9.
Ren W, Shuai J. The application of artificial intelligence in fracture mechanics—Crack identification, diagnosis and prediction1[J]. Mechanics in Engineering, 2023, 45(1): 1−9.

[6] 刘洪博, 史佳卉, 王思引, 等. 基于地统计学与机器学习模型的宝清县表层有机碳含量预测及比较研究 [J]. 物探与化探, 2025, 49(5): 1243−1250.
Liu H B, Shi J H, Wang S Y, et al. Prediction and comparison of organic carbon content in topsoils based on geostatistics and machine learning models: A case study of Baoqing County[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2025, 49(5): 1243−1250.

[7] 郑孝诚, 张明华, 任伟. 卷积神经网络在山东金矿勘查预测中的应用 [J]. 物探与化探, 2023, 47(6): 1433−1440.
Zheng X C, Zhang M H, Ren W. Application of convolution neural networks in gold exploration and prediction in Shandong Province [J].Geophysical and Geochemical Exploration, 2023, 47(6): 1433−1440.

[8] 吴涛, 石学文, 张洞君, 等. 人工智能技术在川南页岩气地震资料提高分辨率中的应用 [C]//武汉:第二届中国石油物探学术年会论文集, 2024: 78−81.
Wu T, Shi X W, Zhang D J, et al.Application of artificial intelligence technology in improving resolution of seismic data for shale gas in southern Sichuan Basin[C]//Wuhan:Proceedings of the 2nd China Petroleum Geophysical Academic Annual Conference, 2024: 78−81.

[9] 陈梁. 基于 AI 技术的浅层致密油藏压裂缝参数优化及生产预测 [D]. 成都: 西南石油大学, 2024.

Chen L. Optimization of fracturing parameters and production prediction in shallow tight reservoirs based on AI technology[D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2024.

[10] 罗枭, 韩龙, 赵宽志, 等. 人工智能在断裂识别中的应用——以塔里木盆地哈拉哈塘地区奥陶系走滑断裂的识别为例 [J]. 天然气地球科学, 2026, 37(1): 178−190.
Luo X, Han L, Zhao K Z, et al. The application of artificial intelligence(AI)in fault identification: A case study of strike-slip fault recognition in the Ordovician of the Halahatang area of the Tarim Basin[J]. Natural Gas Geoscience, 2026, 37(1): 178−190.

[11] 周江辉, 刘晓晶, 熊晨皓, 等. 地震属性与地质力学联合的裂缝建模技术及裂缝有效性分析——以四川盆地涪陵地区侏罗系页岩为例 [J]. 物探与化探, 2025, 49(6): 1271−1280.
Zhou J H, Liu X J, Xiong C H, et al. Fracture modeling technology combined with seismic attributes and geomechanics and fracture effectiveness analysis: A case study of Jurassic shale in Fuling area, Sichuan Basin[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2025, 49(6): 1271−1280.

[12] 马元琨, 温中林, 李积永, 等. 昆特依气田 2 区块基岩裂缝预测及孔—缝叠置分析 [J]. 物探与化探, 2025, 49(3): 588−598.
Ma Y K, Wen Z L, Li J Y, et al. Bedrock fracture prediction and pore-fracture superposition analysis in Block 2 of Kunteyi Gas Field[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2025, 49(3): 588−598.

[13] 刘宇, 王亮, 罗洋, 等. 川中地区茅口组碳酸盐岩储层类型测井识别 [J]. 物探与化探, 2024, 48(3): 629−639.
Liu Y, Wang L, Luo Y, et al. Logging identification of carbonate reservoir types in the Maokou Formation, central Sichuan Basin[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2024, 48(3): 629−639.

[14] 杜惟一, 张冲, 韩华洋, 等. 潜山花岗岩裂缝性储层阵列声波测井数值模拟研究 [J]. 物探与化探, 2024, 48(2): 514−520.
Du W Y, Zhang C , Han H Y, et al. Numerical simulation of array acoustic logging for fractured granite reservoirs in buried hills[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2024, 48(2): 514−520.

[15] 黄彦庆. 川东北元坝地区致密砂岩多产状裂缝刻画 [J]. 物探与化探, 2023, 47(5): 1189−1197.
Huang Y Q. Characterization of multi-occurrence fractures in tight sandstone in the Yuanba area, northeastern Sichuan Basin[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2023, 47(5): 1189−1197.

[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.
Chen G S, Xie Q H, Wu J F, et al. Comprehensive application of seismic multi-attribute technology combination in structural interpretation of Luzhou shale gas block[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2022, 46(6): 1349−1358.

[17] 周鹏. 基于叠后地震资料方位振幅变化率差异的裂缝预测技术 [J]. 物探与化探, 2026, 50(1): 137−144.
Zhou P. Fracture prediction technology based on azimuthal amplitude variation rate difference of post-stack seismic data[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2026, 50(1): 137−144.

[18] 王成泉, 王孟华, 周佳宜, 等. 多属性融合定量储层预测方法研究与应用——以廊固凹陷杨税务潜山为例 [J]. 物探与化探, 2022, 46(1): 87−95.
Wang C Q, Wang M H, Zhou J Y, et al. Research and application of multi-attribute fusion quantitative reservoir prediction: A case study of Yangshuiwu buried hill in Langgu Sag[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2022, 46(1): 87−95.

[19] 谢清惠, 蒋立伟, 赵春段, 等. 提高蚂蚁追踪裂缝预测精度的应用研究 [J]. 物探与化探, 2021, 45(5): 1295−1302.
Xie Q H, Jiang L W, Zhao C D, et al. Application research on improving the accuracy of ant-tracking fracture prediction[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(5): 1295−1302.

[20] 黄苇, 周捷, 高利君, 等. 基于同步挤压改进短时傅立叶变换的分频蚂蚁追踪在断裂识别中的应用 [J]. 物探与化探, 2021, 45(2): 432−439.
Huang W, Zhou J, Gao L J, et al. Application of frequency-divided ant tracking based on improved synchro-squeezing short-time Fourier transform in fault identification[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(2): 432−439.

[21] 李尧, 张笑桀, 刘恭利, 等. 渤海油田渤中 A 构造太古宙潜山裂缝储层预测 [J]. 物探与化探, 2021, 45(1): 37−45.
Li Y , Zhang X J , Liu G L , et al. Prediction of Archean buried hill fractured reservoirs in Bozhong A structure, Bohai Oilfield[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(1): 37−45.

[22] 王亚, 易远元, 王成泉, 等. 叠后反演技术在杨税务潜山裂缝孔隙型储层预测中的应用 [J]. 物探与化探, 2020, 44(5): 1208−1214.
Wang Y, Yi Y Y, Wang C Q, et al. Application of post-stack inversion in the prediction of fractured-porous reservoirs in Yangshuiwu buried hill[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(5): 1208−1214.

[23] 高利君, 李宗杰, 李海英, 等. 塔里木盆地深层岩溶缝洞型储层三维雕刻“五步法”定量描述技术研究与应用 [J]. 物探与化探, 2020, 44(3): 691−697.
Gao L J, Li Z J, Li H Y, et al. Research and application of “five-step” quantitative description technology for 3D carving of deep karst fractured-vuggy reservoirs in Tarim Basin[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(3): 691−697.

[24] 屈雪峰, 赵中平, 雷启鸿, 等. 鄂尔多斯盆地合水地区延长组裂缝发育特征及控制因素 [J]. 物探与化探, 2020, 44(2): 262−270.
Qu X F, Zhao Z P , Lei Q H , et al. Development characteristics and controlling factors of fractures in Yanchang Formation, Heshui area, Ordos Basin[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(2): 262−270.

[25] 王超, 宋维琪, 林彧涵, 等. 基于叠前反演的地应力预测方法应用 [J]. 物探与化探, 2020, 44(1): 141−148.
Wang C, Song W Q, Lin Y H, et al. Application of in-situ stress prediction method based on pre-stack inversion[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(1): 141−148.

[26] 孙大利, 李貅, 齐彦福, 等. 基于非结构网格三维有限元堤坝隐患时移特征分析 [J]. 物探与化探, 2019, 43(4): 804−814.
Sun D L, Li X, Qi Y F, et al. Time-lapse characteristic analysis of dam hidden dangers based on unstructured grid 3D finite element method[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2019, 43(4): 804−814.

[27] 李洋, 刘东明, 林振洲, 等. 木里地区水合物钻孔井壁构造裂缝特

征 [J]. 物探与化探, 2019, 43(1): 84−89.
Li Y, Liu D M, Lin Z Z, et al. Structural fracture characteristics of hydrate borehole wall in Muli area[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2019, 43(1): 84−89.

[28] 申有义, 田忠斌, 王建青, 等. 基于多尺度边缘检测技术的煤系灰岩裂缝分布预测 [J]. 物探与化探, 2018, 42(4): 725−730.
Shen Y Y, Tian Z B, Wang J Q, et al. Prediction of fracture distribution in coal-measure limestone based on multi-scale edge detection technology[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2018, 42(4): 725−730.

[29] 石雨田, 潘保芝. 分维的应用——定量描述裂缝发育程度 [J]. 物探与化探, 2000, 24(6): 426−430,437.
Shi Y T, Pan B Z. Application of fractal dimension: Quantitative description of fracture development degree[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2000, 24(6): 426−430,437.

[30] 王国群. 不同成因地裂缝探地雷达图像特征 [J]. 物探与化探, 2009, 33(3): 345−349.
Wang G Q.GPR image characteristics of fractures with different origins[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2009, 33(3): 345−349.

A geologically constrained semi-supervised AI technique for fault prediction and its application in the Chishui area, southeastern Sichuan

ZHOU Xiao-Rong[1], TU Wen-Mao[2], SHI Xiu-Lin[1], WANG Ren-Fu[1], LONG Yi[1], WANG Chun[1], HU Da[1]

(1. *Southwest Oil & Gas Company*,*SINOPEC*, *Chengdu* 610000,*China*;
2. *South Branch*, *Geophysical Corporation*, *SINOPEC*, *Chengdu* 610000, *China*)

Abstract: Faults act as critical migration pathways and reservoir space for hydrocarbons. Therefore, accurate fault identification is an important prerequisite for breakthroughs in hydrocarbon exploration. However, conventional manual interpretation suffers from low efficiency, while prediction based solely on artificial intelligence (AI) depends on massive data annotations and lacks geological constraints. In this context, this study developed a geologically constrained semi-supervised AI technique for fault prediction. For this technique, geological insights were transformed into quality control constraints, and a closed-loop process consisting of machine prediction, manual supervision, and model optimization was designed. With a small number of annotations as anchors, this technique allowed for the efficient extraction of multi-scale fault features by combining an improved ResUnet-19A network. Through few-shot and transfer learning, the resulting model can rapidly adapt to a new survey area, significantly improving prediction accuracy and efficiency while substantially reducing labor costs. The practical application in the Chishui area of the southeastern Sichuan Basin indicates that the proposed technique can effectively overcome the limitations of both conventional and pure AI approaches, offering an efficient and reliable solution for fault identification in hydrocarbon exploration within complex areas.

Key words: semi-supervised learning; ResUnet-19A network; transfer learning; fault prediction; feature extraction

(本文编辑: 叶佩)