https://doi.org/10.3799/dqkx.2022.276



基于深度神经网络的断层高分辨率识别方法

丰 超,潘建国,李 闯,姚清洲,刘 军

中国石油勘探开发研究院西北分院,甘肃兰州 730020

摘 要:传统地震属性断层识别技术多基于数据不连续性识别断裂,干扰因素多,越来越难以满足深层精细勘探的需求.为了 提高断层识别精度,提出一种断层高分辨率智能识别方法,在深度学习方法从地震数据预测断层属性的基础之上,建立高分辨 率与低分辨率断层标签库,训练深度神经网络,获得高分辨率检测模型.通过模型与实际数据证实,方法解决了深度学习中卷 积神经网络存在上采样造成高频损失,使断层分辨率有所下降的问题,提高了分辨能力,模拟数据均方根误差下降40.02%.方 法不仅相对传统算法更加准确地检测了断层特征,而且比一般的深度学习断层识别分辨率高.

关键词:卷积神经网络;Unet网络;断层识别;深度学习.

中图分类号: P631 **文章编号:** 1000-2383(2023)08-3044-09 **收稿日期:** 2022-10-22

Fault High-Resolution Recognition Method Based on Deep Neural Network

Feng Chao, Pan Jianguo, Li Chuang, Yao Qingzhou, Liu jun

Research Institute of Petroleum Exploration & Development-Northwest, PetroChina, Lanzhou 730020, China

Abstract: Fine fault identification is of great significance to improve the efficiency of exploration and development. Traditional seismic attribute fault recognition technologies identify fractures based on data discontinuity, and there are many interfering factors, making it more and more difficult to meet the needs of fine exploration in deep area. In order to improve the fault identification accuracy, this paper proposes a high-resolution intelligent identification method of fault. Based on the deep learning method to predict fault attributes from seismic data, a high-resolution and low-resolution fault label library is established, and a deep neural network is trained. It is confirmed by the model and actual data that the method solves the problem of high-frequency loss caused by up sampling in the convolutional neural network in deep learning, which reduces the resolution of faults, and improves the resolution ability. The root mean square error of the simulated data decreased by 40.02%. Compared with traditional algorithms, the method not only detects fault features more accurately, but also has a higher resolution than common deep learning fault recognition.

Key words: convolution neural network; Unet network; fault detection; deep learning.

0 引言

地震解释中,断层的解释是重要的环节,因为 断层既是油气运移的通道又是控制有效储层的重 要因素,逐渐成为研究热点(宫亚军等,2021;云龙 等,2021;周铂文等,2022).断层识别是断层研究的 重要一环.

基金项目:中国石油天然气股份有限公司十四五上游领域前瞻性基础性项目《海相碳酸盐岩成藏理论与勘探技术研究》(No. 2021DJ05). 作者简介:丰超(1990-),男,硕士,主要从事储层预测、断层检测方向研究.ORCID:0000-0003-3517-5647.E-mail: feng_chao@petrochina.com.cn

引用格式:丰超,潘建国,李闯,姚清洲,刘军,2023.基于深度神经网络的断层高分辨率识别方法.地球科学,48(8):3044-3052. **Citation:** Feng Chao, Pan Jianguo, Li Chuang, Yao Qingzhou, Liu jun, 2023. Fault High-Resolution Recognition Method Based on Deep Neural Network. *Earth Science*, 48(8):3044-3052.

断层识别的研究从未间断过,以Bahorich and Farmer(1995), Bahorich *et al.* (1995), Marfurt *et al.* (1998,1999)等学者为代表的相干属性,以Lisle et al. (1994), Roberts et al. (2001), Bergbauer et al. (2003)为代表的曲率属性,以Bakker et al.(1999) 等学者为代表的结构张量方法等相继出现,并在勘 探生产中广泛应用(周维维等,2014;晏文博等, 2015). 然而随着勘探精度需求的不断提高,这些传 统算法所识别的断层受地层响应干扰严重、不连续 不成片、规律性不足以及在弱信号地区效果差等弊 端也逐渐暴露出来,影响着对地质目标构造特征的 认识(王海学等,2014;杨宝林等,2014). 这些问题 从本质上来说,是由于将问题简化建立的数学模型 应用于实际而产生较大误差. Chehrazi et al.(2013) 采用多层感知器的网络结构训练断层自动识别模 型:随着深度学习的发展及在各个领域的应用取得 突破, Huang et al. (2017)首次将卷积神经网络应用 于断层识别中; Wu et al. (2019)、Ronneberger et al. (2015)将Unet卷积神经网络引入地球物理解释中, 提出了合成地震记录并用U型神经网络进行训练 的方法,断裂检测效果超越传统的相干、最大似然 属性方法;杨午阳等(2021)结合 Unet 与 Res-50 网 络模块训练断层,提高了运行效率和网络泛化能 力.深度学习方法通过数据驱动,由数据标签训练 寻找更符合实际规律的模型,其本质优势在于,其 具有能够拟合任意数学函数的能力(Lecun et al., 1998, 2015; Hinton and Salakhutdinov, 2006). Unet 卷积深度神经网络则是高效的网络模型,通过权值 共享和多重上采样的方式降低计算成本,提高收敛 速度.然而上采样的过程在加快效率的同时,也不 可避免地产生平滑的效果,在断层识别的应用上会 降低识别分辨率.针对该问题,笔者提出一种断层 高分辨率智能识别方法,与之前学者们的区别在 于,其利用Unet训练地震数据与断层标签的分类关 系,损失函数是预测数据与断层标签的交叉熵损 失,输出网络末端为 sigmoid 激活函数,实现断层与 非断层的二分类判别,而笔者建立了两种标签数据 并训练两个 Unet 网络, 第一个 Unet 网络是训练地 震数据与断层标签的对应关系,第二个Unet网络是 断层低分辨率属性与断层高分辨率属性的对应关 系,输入是断层低分辨率属性,输出是断层高分辨 率属性,损失函数是断层低分辨率属性与断层高分 辨率属性的均方误差,Unet网络末端为Relu激活函 数,因为第二个网络所要解决的问题不再是分类问题,而是回归问题,实现了对断层几何特征的优化. 在保证断层识别有效性的同时,提高断层识别精度.

1 方法原理

断层高分辨率智能识别方法可以分为两个部 分:第一部分,通过深度学习网络建立断层与地震 数据之间的非线性关系;第二部分,通过深度学习 网络建立断层高分辨率属性与断层低分辨率属性 直接的非线性关系.

1.1 深度学习建立断层与地震数据非线性关系

将叠后地震数据输入深度学习网络,计算断层数据.深度学习网络训练的本质是使网络具有拟合 地震数据与对应断层之间函数关系的能力.训练需 要大量的样本数据,即需要建立包含地震数据与相 应断层数据的样本标签库.样本数据是否具有训练 目标特征,能否足以表现地震数据与断层的对应关 系,对训练结果至关重要.

从实际地震数据中取得断层信息可采用两种 方法:1、采用人工解释的方式,人力成本高,且存在 主观误差,难以准确高效地建立标签库;2、对实际 地震数据进行传统断层计算,如相干、曲率、蚂蚁追 踪等断层识别,以其结果作为标签,这样的标签进 行样本训练,只能近似拟合传统断层特征,难以取 得突破性效果.总之,从实际地震数据中直接提取 准确的断层信息是比较困难的,因此笔者通过合成 地震数据的方式建立标签库.方法优势在于,先建 立地质模型,以断层作为已知给定信息指引地质模 型构造形态,再合成地震数据,合成地震数据与倾 角信息相互对应,断层信息准确且已知.

设二维水平速度模型为V(X,Z),按照公式(1) 进行垂向位移,产生扭曲构造速度模型V(X',Z').

$$\begin{bmatrix} X \\ Z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X \\ Z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ Z_m(X) \end{bmatrix} , \qquad (1)$$
$$V(X',Z') = V(X,Z) + M(Z)$$

其中:X,Z分别为水平速度模型的水平坐标与深度 坐标;X',Z'分别为扭曲构造速度模型的水平与深度 坐标;Z_m(X)为垂向位移量,在不同水平坐标X处位 移不同,产生位移场M(Z_m),形成起伏.

在扭曲构造速度模型 V(X',Z')的基础上生成 断层,随机给定断层中心点位置(x₀,y₀,z₀),先生成 水平椭圆断层面,为了保证模型多样性,椭圆长短





轴随机生成 l_x和 l_y. 断面生成时,在椭圆面内赋值1, 否则赋值0. 建立距离公式(2)

dis
$$(x,y) = \frac{(x-x_0)^2}{l_x} + \frac{(y-y_0)^2}{l_y}$$
. (2)

椭圆断面赋值:

$$F(x,y,z_0) = 0 \quad \operatorname{dis}(x,y) \ge 1$$

$$F(x,y,z_0) = 1 \quad \operatorname{dis}(x,y) \le 1$$
(3)

在生成三维水平断面之后,对断面进行随机方 位角、倾角旋转,可得任意产状的断层.然后生成三 维离散型0值数据,断面不一定能穿过离散点,所以 取最接近断面位置的那些离散点赋值为1,其余赋 值为0,进而形成含断层信息的三维数据体,但这就 导致有一定的离散斑块,因此,进行了稍许平滑,得 到三维断层属性体,图1c所示.速度模型V(X',Z') 在断层面附近产生错断,可以得到含断层的地层速 度模型,如图1a所示.

由地层模型进行合成地震记录.将随机主频雷 克子波与地层模型信息进行褶积产生合成记录.将 主频设置为随机变化是关键,可以避免地震数据频 率对断层识别的干扰,使训练的卷积神经网络能适 用于不同主频地震资料.图1b展示了生成地震数据 剖面.

因为计算断层不需要原始Unet模型那么高的 复杂度,我们对模型进行了简化处理,以保障训练 过程与预测过程的高效性.如图2,将128×128× 128个元素的地震数据体作为输入,增加两个3× 3×3卷积层与激活层,在keras中设定卷积前后图 像大小不变.接下来,进行2×2×2池化,特征图像 大小减半,并继续加入卷积层与Relu激活层.如此 循环迭代4次,每次循环将特征图像数量增加两倍. 当Unet模型特征图像大小为16×16×16,再进行上 采样还原成32×32×32,并与第三次循环的结果合 并,继续卷积层激活层,并上采样.当特征图像大小 还原成128×128×128,经过卷积层与激活层后,进 行3×3×3卷积与激活.最终用1×1×1卷积方式 降维,将特征图像数量降到1个128×128×128的 图像.深度卷积神经网络结构如图2所示.

对数据标签进行训练,收敛后即可得到断层与 地震数据的非线性对应关系.保存好训练的模型, 以实际地震资料作为输入,即可输出断层特征.

1.2 深度学习建立断层高分辨率属性与断层低分 辨率属性的非线性关系

深度卷积神经网络中上采样及图像共享权值 的策略使卷积网络实现高效训练,但也带来了上采 样模糊的问题.在断层识别中,断层宽度表现较为 粗糙,分辨率较低.因此,笔者进行了高分辨率与低 比分辨率同时建模,以断层低分辨率模型作为输 入,以高分辨率模型作为输出,训练断层高分辨率 识别网络.

断层高分辨率智能识别流程如下,图3所示.

断面生成的过程与上文类似,不同之处在于, 给定的断面不再是面,而是有厚度的体,高分辨率 断面厚度较薄,而低分辨率断面较厚.初始水平断 面公式(4)如下:

 $F(x,y,z_0 \pm dz) = 0 \quad \operatorname{dis}(x,y) > 1$ $F(x,y,z_0 \pm dz) = 1 \quad \operatorname{dis}(x,y) \leq 1.$ (4)

同样,在生成三维水平断面体之后,对断面进 行随机方位角、倾角旋转,可得任意产状的断层.为 了使断层更真实,将断面进行一定程度的起伏位移.

图4展示了高低分辨率断层三维立体图,其获 取方式如下:(1)首先生成一个水平面,随机生成一 个倾角,范围在45°~135°,随机生成一方位角,范围 在0~360°之间,按照倾角方位角旋转水平面,形成 断层面初步产状:(2)在断层面施加随机范围位移 量,产生断面起伏,使生成的断层面特征更接近实 际断层数据:(3)生成两个三维0值离散数据,设置 两个距离阈值*dz*₁,*dz*₂,其中*dz*₁>*dz*₂,其中一个三维 离散数据中对离断层面距离小于 dz₁的离散点赋值 1,形成低分辨率断层属性体,另一个三维离散数据 中对于离断层面距离小于dz。的离散点赋值1,形成 断层高分辨率属性体. 高低分辨率标签便生成了: (4)沿断层面两侧对速度模型进行位移,并与随机 频率子波褶积,即可生成断层所对应的地震数据, 在地震数据随机高斯噪音,一定程度提高合成地震 资料仿真度.通过断层面对地层进行位移,进而生 成地震数据,确保了断层产状与地震数据特征的一 致性,保证了样本可靠.



图 3 断层高分辨率识别流程 Fig.3 Process of high-resolution identification on fault



Fig.4 Labels of high-resolution and low-resolution fault models a. 合成地震数据;b. 低分辨率断层数据;c. 高分辨率断层数据



图 5 断层高分辨率识别深度卷积神经网络 Fig.5 Deep convolutional neural network for high-resolution fault detection

断层高分辨率网络结构仍采用Unet网络,但与前者有不同之处.第一,此网络的输入输出分别为断层低分辨率数据体和断层高分辨率数据体,这两者的关系比地震数据与断层间的关系相关性高,总体规律相似,重点在于对细节的刻画.因此,Unet顶层128×128×128元素层网络中的通道数仍为16,但后面三次池化后的通道数分别由32、64、256变为24、32、128,以加快训练收敛速度.第二,深度神经网络所要解决的问题从二分类问题变为回归问题,因此网络输出端的激活函数从Sigmoid变为Relu函数,使网络能够预测断层细节,实现了对断层几何特征的优化.网络结构如图5所示.

对于低分辨率断层,经过深度神经网络处理后,可以输出高分辨率断层.训练采用样本输入数据、输出数据均为128×128×128的三维数据,在训练地震数据与断层非线性关系阶段,训练集标签数量为7000对,验证集标签数量3000对,在训练断层低分辨率与高分辨率非线性关系阶段,训练集5000对,验证集2000对.

在训练过程中,笔者通过对模型损失进行监测 判断是否收敛.如图6所示,在训练地震数据与断层 非线性关系时,经过第35次遍历训练后,训练集模 型损失基本趋于稳定,验证集损失也同时降下来, 并维持与训练集基本相当的水平,说明训练结果并 未过拟合,成功学习了该非线性特征.如图7所示,



图6 地震数据与断层非线性关系训练过程中训练集与验证集损失监测图

Fig.6 Loss monitoring diagram of training set and validation set during the training process of the nonlinear relationship between seismic data and fault

在训练断层低分辨率与高分辨率非线性关系时,只 经过第15次遍历训练后便有效收敛,说明了相比前 者,断层低分辨率与高分辨率关系更加简单,易于 训练.

2 模型测试

首先,测试地震数据与断层关系的预测效果. 笔者对未参与训练的合成地震数据模型进行测试, 如图 8 所示,图 8a 为合成地震数据,使值域分布在 -1至1之间,其中-1代表最大波谷,1代表最大波 峰;图 8b 为生成合成地震数据时记录的真实断层位



图 7 低分辨率断层与高分辨率非线性关系训练过程中训 练集与验证集损失监测图

Fig.7 Loss monitoring diagram of training set and validation set during the training process of the nonlinear relationship between low-resolution fault and high-resolution fault 置标签;图 8c为本方法预测结果,值域归一化在0至 1之间,越接近1,代表断层发育的可能性越大.预测 结果于标签较为吻合,证明本方法较好的建立了断 层与地震数据的非线性关系.

然后,测试高分辨率断层与低分辨率断层关系 的预测效果,笔者选用未参与训练的两条弯曲断 层,通过叠合的方式增加复杂度,如图9所示.图9a 为低分辨率断层,图9b为高分辨率断层预测结果, 可以看出,经过高分辨率深度学习,断层的精细程 度明显提高,也验证了本算法的正确性.

为了更加量化地评估预测效果,笔者随机抽取 300对未参与训练的模拟数据,分别计算断层低分 辨率、高分辨率预测结果与真实断层标签数据体的 均方根误差.如公式(5)所示:

$$\operatorname{Error} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (d_{\operatorname{real}i} - d_{\operatorname{cal}i})^{T} (d_{\operatorname{real}i} - d_{\operatorname{cal}i})}{n}}.(5)$$

最终由公式(5)计算得断层低分辨率属性均方 根预测误差约为0.008 62,断层高分辨率属性均方













根误差约为 0.005 17, 此模拟数据误差下降约 40.02%, 证明了本方法的有效性.

3 地震数据实际测试

3.1 应用实例1

3050

笔者选取了某研究工区三维实际地震数据,进 行方法对比验证.图10为原始地震剖面,图11为第 三代相干算法断层识别结果,图12为深度学习算法 断层识别结果,图13为断层高分辨率智能识别方法 结果.通过对比可以看出:传统算法受地层干扰严 重,尤其对于弱信号地区,识别效果明显较差;深度 学习只对真正的断层处有响应,可以有效排除许多 干扰因素;断层高分辨率识别方法则不仅反映出断 层所在位置,而且精细程度更高,断层收敛,更为 准确.

3.2 应用实例 2

为了验证方法的广泛适用性,我们以业界开源 数据,新西兰塔拉纳基盆地数据Kerry3D.segy为 例,进行断层识别对比.图14为Kerry三维地震资 料立体切片显示图,断层在此区域普遍发育.笔者 分别用业界最广泛应用的第三代相干算法(图15)、 蚂蚁追踪算法(图16)、深度学习断层识别算法(图 17)、深度学习断层高分辨率识别算法(图18)进行





Fig.12 The superimposed section of the fault attributes and seismic data of the deep learning algorithm



图 13 高分辨率深度学习断层属性与地震数据叠合剖面





断层识别,并归一化显示.从对比效果来看,第三代 相干算法中一些断层响应比较弱,断层不清晰,蚂 蚁追踪算法连续性得到一定增强,但深部处存在较 为杂乱的错误连通.深度学习断层识别算法与断层 高分辨率识别方法基本将发育的断层都识别了出 来,但后者较前者更为精细,且断层连续性并没有 明显下降.因此,该实际资料也证明了方法的广泛 性、有效性.

另外,生成训练样本数据与实际地震数据之间 还存在着一定的差异,虽然合成数据中加入了一定 程度的随机噪声,但难以完全模拟实际地震数据的





Fig.15 3D slice map of third generation coherence of Kerry3D data



Fig.16 3D slice map of data ant tracking of Kerry 3D data





复杂构造特征,因此,在实际资料应用中,会产生稍 许杂乱响应,没有模型数据规整.通过在合成样本 中加入一定量的人工解释断层样本,可进一步提高 方法在实际资料的适用性.另外,对模型在人工标 注实际资料中迁移学习,也可在一定程度上进一步 提高断层识别效果.但相对于合成样本,大量样本 的人工标注成本比较高.





4 结论

传统断层属性计算方法依据数据几何特征,建 立人工简化数学模型,断层误差较大.随着人工智 能技术的发展,数据驱动的深度学习方法在自动建 模上有着天然的优势,能够有效应用在地震数据断 层识别上面.但是深度学习中卷积神经网络上采样 会降低图像分辨率.针对该问题,本文提出了断层 高分辨率识别方法.通过地震数据与断层、低分辨 率与高分辨率断层建模,数据驱动训练深度网络, 首先建立地震数据与断层的非线性关系,然后建立 低分辨率断层与高分辨率断层的非线性关系,两步 处理,形成完整断层识别流程.以模型和实际资料 进行验证,证明本方法在断层精细识别的有效性. 随着勘探精细程度的提高,断层的精细识别也变得 更加有意义.另外,在未来研究中,在合成样本中加 入实际资料人工标注标签,以及利用实际资料进行 迁移学习,将有利于进一步增加算法的适用性.

Reference

- Bahorich, M., Farmer, S., 1995. 3-D Seismic Discontinuity for Faults and Stratigraphic Features: The Coherence Cube. *The Leading Edge*, 14(10): 1053-1058. https://doi.org/ 10.1190/1.1437077
- Bahorich, M., Lopez, J., Haskell, N.L., et al., 1995. Stratigraphic and Structural Interpretation with 3D Coherence. SEGTechnical Program Expanded Abstracts. SEG, 97– 100. https://doi.org/10.1990/1.1887435
- Bakker, P., van Vliet, L.J., Verbeek, P. W., 1999. Edge Preserving Orientation Adaptive Filtering.IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, CO: IEEE, 535-540. https:// doi.org/10.1109/CVRP.1999.786989

- Bergbauer, S., Mukerji, T., Hennings, P., 2003. Improving Curvature Analyses of Deformed Horizons Using Scale – Dependent Filtering Techniques. AAPG Bulletin, 87(8): 1255–1272. https://doi.org/10.1306/0319032001101
- Chehrazi, A., Rahimpour-Bonab, H., Rezaee, M. R., 2013. Seismic Data Conditioning and Neural Network-Based Attribute Selection for Enhanced Fault Detection. *Petroleum Geoscience*, 19(2): 169–183. https://doi.org/ 10.1144/petgeo2011-001
- Gong, Y. J., Zhang, K. H., Zeng, Z. P., 2021. Origin of Overpressure, Vertical Transfer and Hydrocarbon Accumulation of Jurassic in Fukang Sag, Junggar Basin. *Earth Science*, 46(10): 3588-3600(in Chinese with English abstract).
- Hinton, G. E., Salakhutdinov, R. R., 2006. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. Science, 313(5786): 504-507. https://doi.org/10.1126/science. 1127647
- Huang, L., Dong, X. S., Clee, T. E., 2017. A Scalable Deep Learning Platform for Identifying Geologic Features from Seismic Attributes. *The Leading Edge*, 36(3): 249-256. https://doi.org/10.1190/tle36030249.1
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep Learning. *Nature*, 521(7553): 436-444. https://doi.org/10.1038/ nature14539
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., et al., 1998. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11): 2278-2324. https://doi.org/ 10.1109/5.726791
- Lisle, R.J., 1994. Detection of Zones of Abnormal Strains in Structures using Gaussian Curvature Analysis. AAPG bulletin, 78(12): 1811-1819. https://doi.org/10.1306/ A25FF305-171B-11D7-8645000102C1865D
- Marfurt, K. J., Kirlin, R. L., Farmer, S. L., et al., 1998. 3-D Seismic Attributes Using a Semblance-Based Coherency Algorithm. *Geophysics*, 63(4): 1150-1165. https://doi. org/10.1190/1.1444415
- Marfurt, K.J., Sudhaker, V., Gersztenkorn, A., et al., 1999. Coherency Calculations in the Presence of Structural Dip. *Geophisics*, 65(1): 304-320. https://doi. org/10.1190/ 1.1444508
- Roberts, A., 2001. Curvature Attributes and Their Application to 3D Interpreted horizons. *First Break*, 19(2):85-100. https://doi.org/10.1046/j.02635046200100142x
- Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T., 2015. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 234-241. https://doi. org/10.1007/978331924574428
- Wang, H. X., Fu, X. F., Fu, G., et al., 2014. Vertical Segmentation Growth of Fault and Oil Source Fault Determination in Fuyang Oil Layer of Sanzhao Depression. *Earth Science*, 39(11):1639–1646(in Chinese with English ab-

stract).

- Wu, X. M., Liang, L. M., Shi, Y.Z., 2019. FaultSeg3D: Using Synthetic Data Sets to Train an End-to-End Convolutional Neural Network for 3D Seismic Fault Segmentation. *Geophysics*, 84(3): 35-45. https://doi.org/ 10.1190/geo2018-0646.1
- Yan, W. B., Wang, G. C., Li, L., et al., 2015. Deformation Analyses and Their Geological Implications of Carboniferous-Permian Tectonic Transformation Period in Northwest Margin of Junggar Basin. *Earth Science*, 40(3):504-520(in Chinese with English abstract).
- Yang, B. L., Ye, J. R., Wang, Z. S., et al., 2014. Hydrocarbon Accumulation Models and Main Controlling Factors in Liaodong Bay Depression. *Earth Science*, 39(10):1507-1520(in Chinese with English abstract).
- Yang, W. Y., Yang, J. R., Chen, S. Q., 2021. Fault Detection of Seismic Data Based on U-Net Deep Learning Network. *Oil Geophysical Prospecting*, 56(4):688-697(in Chinese with English abstract).
- Yun, L., Zhang, J., Xu, W., et al., 2021. Geometry, Kinematics and Regional Tectonic Significance of the Huahai Fault in the Western Hexi Corridor. *Earth Science*, 46(1): 259-271(in Chinese with English abstract).
- Zhou, B. W., Chen, H. H., Yun, L., et al., 2022. The Relationship between Fault Displacement and Damage Zone Width of the Paleozoic Strike-Slip Faults in Shunbei Area, Tarim Basin. *Earth Science*, 47(2):437-451 (in Chinese with English abstract).
- Zhou, W. W., Wang, W. F., An, B., et al., 2014. Identification of Potential Fault Zones and Its Geological Significance in Bohai Bay Basin. *Earth Science*, 39(11):1627– 1638(in Chinese with English abstract).

附中文参考文献

- 宫亚军,张奎华,曾治平,等,2021.准噶尔盆地阜康凹陷侏罗系 超压成因、垂向传导及油气成藏.地球科学,46(10):3588-3600.
- 王海学,付晓飞,付广,等,2014.三肇凹陷断层垂向分段生长与 扶杨油层油源断层的厘定.地球科学,39(11):1639-1646.
- 晏文博,王国灿,李理,等,2015.准噶尔西北缘石炭-二叠纪构 造转换期变形分析及其地质意义.地球科学,40(3): 504-520.
- 杨宝林,叶加仁,王子嵩,等,2014.辽东湾断陷油气成藏模式及 主控因素.地球科学,39(10):1507-1520.
- 杨午阳,杨佳润,陈双全,等,2021.基于U-Net深度学习网络的 地震数据断层检测.石油地球物理勘探,56(4):688-697.
- 云龙,张进,徐伟,等,2021.河西走廊西段花海断裂几何学、运动学及区域构造意义.地球科学,46(1):259-271.
- 周铂文,陈红汉,云露,等,2022.塔里木盆地顺北地区下古生界 走滑断裂带断距分段差异与断层宽度关系.地球科学,47 (2):437-451.
- 周维维,王伟锋,安邦等,2014. 渤海湾盆地隐性断裂带识别及 其地质意义. 地球科学,39(11):1627-1638.