

文章编号:1009-9603(2022)01-0069-11

DOI:10.13673/j.cnki.cn37-1359/te.2022.01.009

基于深度学习的地震断层检测与断面组合

王子健¹,伍新明¹,杜玉山²,张强²,于会臻²

(1.中国科学技术大学地球和空间科学学院,安徽合肥230026;
2.中国石化胜利油田分公司勘探开发研究院,山东东营257015)

摘要:断层解释是油气勘探和开发中的关键步骤,由于采集的三维地震数据体数量增多,人工以及传统方法很难精细解释数据体中的断层。为了更好地满足目前油气勘探开发对高效、高精度、高分辨率断层解释的迫切需求,研究基于深度学习算法实现地震数据的自动化和智能化断层检测。通过正演模拟的方法生成大量的、多样化的、符合实际情况的训练数据,同时结合已解释的断层结果构建完备的训练样本库。在此基础上设计优化的、简单的三维卷积神经网络模型高效处理大的三维地震数据体并获得精确的断层检测结果,对断层检测结果做进一步的匹配滤波扫描处理来获得增强的断层概率体、断层倾向和走向估计。最后根据这3个断层属性体,采用区域生长算法来全自动构建出数据体中所有的断层面。通过与传统的常规方法进行对比,该方法在抗噪性、精度和效率等方面均具备明显的优势。

关键词:断层解释;深度学习;正演模拟;卷积神经网络;断面组合

中图分类号:TE319

文献标识码:A

Deep learning-based seismic fault detection and surface combination

WANG Zijian¹, WU Xinming¹, DU Yushan², ZHANG Qiang², YU Huizhen²

(1.School of Earth and Space Sciences, University of Science and Technology of China, Hefei City, Anhui Province, 230026, China; 2.Exploration and Development Research Institute, Shengli Oilfield Company, SINOPEC, Dongying City, Shandong Province, 257015, China)

Abstract: The fault interpretation is a crucial step in oil and gas exploration and development. Due to the increase in the number of collected 3D seismic data volumes, the manual and traditional methods can hardly interpret faults in data volumes in detail. To better meet the urgent needs for high-efficiency, high-precision, and high-resolution fault interpretation in oil and gas exploration and development, we propose a deep learning-based algorithm to realize the automatic and intelligent fault detection with seismic data. The forward modeling method is used to generate a large number of diversified training data in line with the actual situation, and at the same time, a complete training sample volume is constructed in combination with the existing fault interpretation results. On this basis, an optimized and simple three-dimensional (3D) convolutional neural network (CNN) model is designed to efficiently process large 3D seismic data volumes and obtain accurate fault detection results. We further apply scan processing of matched filtering to the fault detection results to enhance the fault probability volumes and at the same time, obtain an estimation of fault strikes and dips. Given the three fault attribute volumes, we finally utilize a region-growing algorithm to automatically construct all the fault surfaces in the data volumes. Compared with the conventional methods commonly used in the industry, our method is significantly superior to the conventional methods in robustness to noise, accuracy, and efficiency.

Key words: fault interpretation; deep learning; forward modeling; convolutional neural network; fault surface combination

地震成像资料中断层的解释不仅是油气勘探和开发中的关键步骤,也是构造和地球动力学分析

收稿日期:2021-12-20。

作者简介:王子健(1998—),男,吉林松原人,在读硕士研究生,从事地球物理技术方面的研究。E-mail:wzj0913@mail.ustc.edu.cn。

的重要依据。在油气勘探开发方面,断层由于对油气的运移和聚集作用而受到中外广泛关注^[1]。同时,断层及其控制的裂缝和溶洞发育带也是重要的研究对象^[2]。地震资料中断层的精细解释对油气储层预测以及油气勘探开发至关重要。断层自动解释方法已经在中外得到广泛的研究。然而,大多数的相关研究仅仅限于通过计算各种地震属性包括相干^[3]、方差^[4]、曲率^[5]和断层似然性^[6]等来检测地震数据中断层的位置,并且所有这些属性都是通过计算地震同相轴的连续性或者不连续性来检测断层。噪音和地震采集误差等非地质因素会使地震同相轴产生不连续性,导致以上地震属性计算方法对这些非地质因素非常敏感,在检测断层的同时也会突出一些与断层并不相关的信息。因此,基于这些地震属性,进一步的断层解释往往依然需要大量的后期处理和人工干预。一些学者提出蚂蚁追踪^[7-8]、沿断层平滑滤波^[9]和最优面投票^[10]等后期处理方法来进一步加强地震属性中断层的特征并压制噪音。关于断面自动构建方面的相关研究相对较少。尽管有部分学者提出利用蚂蚁追踪^[7-8]和四边形网格^[11]的方法来自动构建断面,但是准确性不高,很难自动提取几何构造复杂的三维断面。因此,目前主要依靠人机互动的模式从地震属性中构建断面。

随着三维地震勘探技术的广泛应用,采集的三维地震数据体越来越多、单个数据体越来越大,人工解释已经无法满足断层高分辨率的精细解释要求,断层解释走向自动化和智能化是必然趋势。尽管关于断层解释的自动化方法均有一定程度研究,但是目前每一部分依然需要大量的人工干预,意味着断层解释的自动化、智能化在存在不少困难的同时也有很大的发展空间。近年来,深度学习在计算机视觉和图像处理领域取得巨大成功,尤其在图像分类^[12]和图像分割^[13]方面。笔者将地震数据中断层检测考虑成二值图像分割问题,设计了轻量级的具有多尺度特征分析融合的三维U-net卷积神经网络来实现三维地震断层检测。通过地质和地球物理过程正演自动生成大量包含多样化构造模式及实际地震反射特征的三维地震数据体及其对应的真实断层标签体,并且在正演过程中考虑了实际构造模式及实际数据噪声来进一步增强训练样本的真实性^[14]。在此基础之上,利用高效并行实现的匹配滤波扫描方法进一步增强断层检测结果的同时得到断层的走向和倾向估计信息,进而通过区域生长算法在断层走向和倾向的引导下实现从断层增

强属性体中全自动构建出所有断面组合。以胜利油田辛50断块为例,验证断层检测网络模型及断层组合方法的适用性。

1 基于深度学习的断层检测

将三维地震数据中断层检测看作计算机视觉领域的典型二值图像分割问题,部分学者提出应用简化后的三维U-net卷积神经网络来实现端到端的三维地震断层检测^[15]。对该方法从训练样本、训练策略等方面进行改进并提出基于深度学习的断层检测方法流程(图1):首先,根据实际工区设计了一套正演模拟的方法可以生成断层以及对应的标签,结合人工解释的断层地震样本,构建了更加符合实际工区的断层样本库,为深度学习网络的训练提供了丰富的训练样本。其次,设计合理的网络结构,针对三维地震数据量较大的问题,改进深度学习模型,轻量化网络架构,降低计算成本。然后,通过数据标准化、数据增广以及选择更加优化的损失函数提升网络模型检测断层的能力。最后,对真实的数据进行预测,将预测结果与传统方法进行比较和评价,并调整和完善训练数据。

1.1 训练数据生成

构建完备的训练样本库是关键^[16],然而三维断层标注工作量大、主观性强,难以获得丰富的、多样化的、完备的、准确的训练样本库,因而无法满足深度学习方法对样本数量和多样性的需求。为了解决训练样本缺乏的问题,利用地质和地球物理过程正演的方法^[15]自动构建大量特征丰富的、多样的三维合成地震数据以及对应的准确的断层标定(无需任何人工解释)。考虑到正演的数据往往跟实际工区存在差异,进一步在训练样本中引入实际工区数据中的特殊构造模式和反射特征来提高合成数据的真实性和多样性。由于断面反射波的存在,地震数据体中部分断层呈现能量较强且连续的反射特征,导致基于地震反射不连续特征识别的断层检测方法难以将其有效检测出来。因此,特意在训练样本中生成具有断面波反射特征的样本。此外,为了提高数据的复杂程度和真实性,还从实际数据中提取了实际噪声并引入到合成数据中来获得更加真实的地震数据(图2)。相比于之前的数据正演方法^[17],合成的训练样本训练的网络模型在实际工区数据应用中具有更强的稳定性、泛化能力和抗噪能力。

在生成三维地震数据以及对应断层标签的方

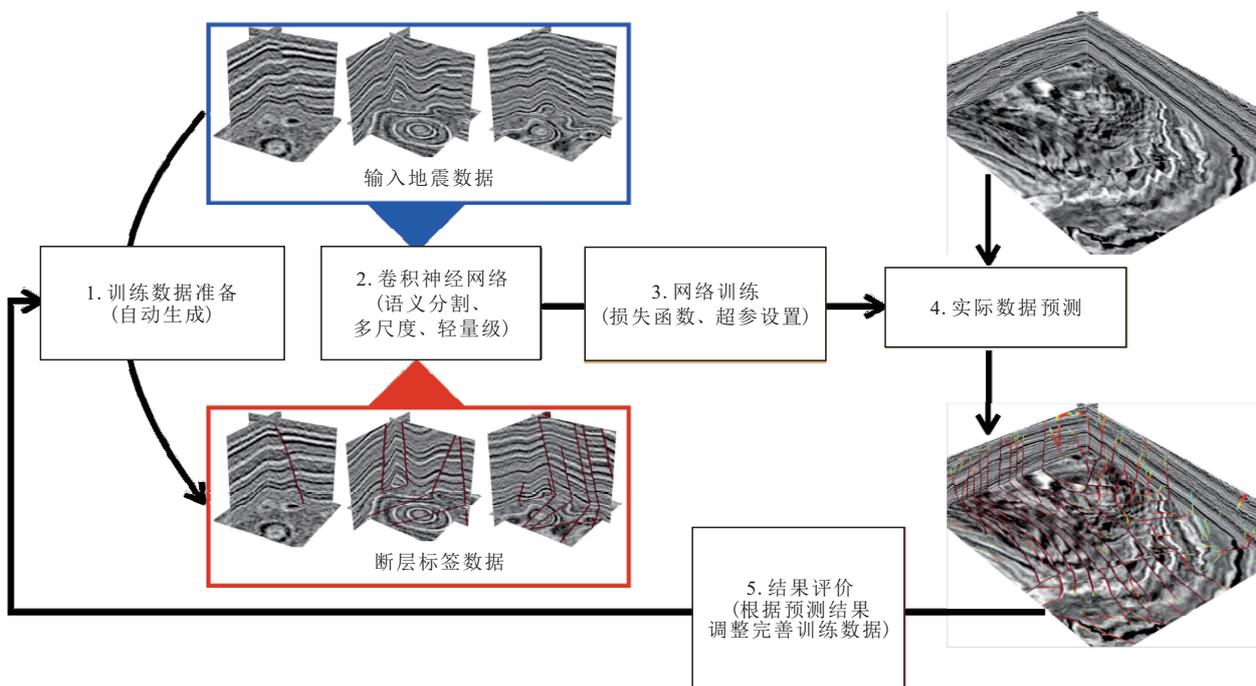
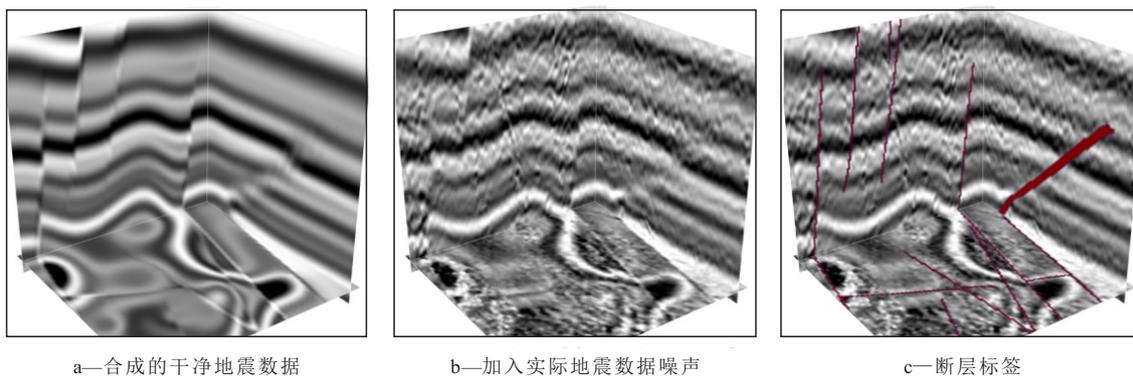


图1 基于深度学习的地震断层检测方法流程

Fig.1 Flowchart of seismic fault detection based on deep learning



a—合成的干净地震数据

b—加入实际地震数据噪声

c—断层标签

图2 训练样本合成示意

Fig.2 Synthesis of training samples

法中,相关的参数包括褶皱、断层、子波、模型反射系数、噪声等,均不是固定的,而是随机选取的。每一组随机选取的参数对应一个特征完全不同的训练样本。由于参数的随机组合种类丰富,因此可以自动生成大量的地质特征丰富而又真实的训练样本。使用上述工作流程自动创建了400个128×128×128合成地震图像和相应的断层标记图像,这些图像在断层位置为1,在其他位置为0。

1.2 神经网络结构与训练

对于断层检测这样一个二值图像分割问题,目前有很多成熟的深度卷积神经网络^[18](常规U-net^[17]、DeepLab^[19]以及包含残差模块的更深的卷积神经网络^[20]等)均可简单推广到三维以后实现断层的精确检测。但是由于要处理的往往是海量的大

型三维地震数据体,在保证断层检测精度的同时,必须要考虑实际中可能面临的内存需求大和计算量大的问题。因此,对网络模型进行优化的同时,需要保证预测精度,尽可能追求高效和轻量级的网络模型。在前人提出的简化后的U-net断层检测网络模型的基础上^[15],通过消融实验对网络层数和网络通道个数进行了优化,包括增加最终设计如图3所示的卷积神经网络。该网络相对于原始的用于医学图像分割的U-nets在网络层数和通道个数方面均做了删减,不过消融实验表明若进一步减少通道个数或网络层数会使网络的性能变差。

在准备完备训练集和设计合理的神经网络的基础之上,网络模型参数优化训练过程中合理的损失函数选取和训练策略的设计也至关重要。由于

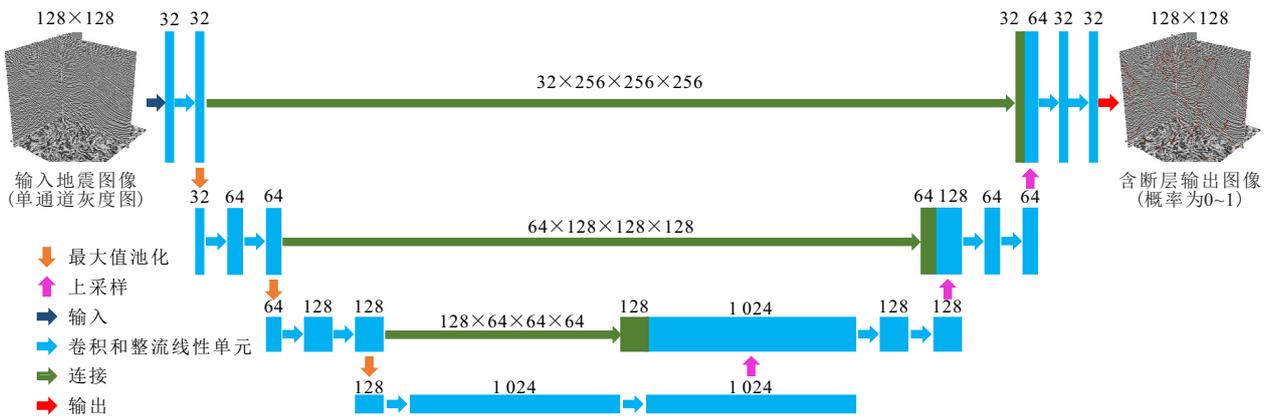


图3 用于三维地震断层检测的卷积神经网络结构(据文献[15]修改)

Fig.3 Convolutional neural network architecture for 3D seismic fault detection(Modified from Reference[15])

断层检测的特殊性,需要对传统的用于二值图像分割的损失函数进行改进。断层标签数据具有严重的样本不均衡的现象(三维数据中非断层点远远多于断层点),因此,提出利用加权的交叉熵损失函数来优化网络模型。此外,训练样本不均衡特性也容易导致网络参数优化过程出现不收敛的情况,因此在使用Adam优化方法的同时采用自适应变学习率的策略^[21],让训练过程跳出死循环。为了进一步增加训练样本的多样性,在训练过程中引入多种类型的数据增广方式:首先,每个训练过程中从提前准备好的400个128×128×128训练样本随机截取96×96×96的数据体输入到网络过程中,截取的位置随机产生,这样虽然每个训练epoch遍历的是相同的400个样本,但实际截取并输入到网络中的数据体是不一样的,大大增加了样本的多样性。其次,在训练过程中对输入的样本随机引入不同信噪比的实际噪声和随机噪声来增加样本的复杂程度和多样性。最后,还对训练样本做沿Z轴方向的不同角度随机旋转和上下翻转来增加训练样本构造模式的多样性。

通过以上训练策略,获得了断层预测精度高且具备跨工区泛化能力的网络模型。利用训练的网络模型可以从一个相对简单的地震数据体(图4a)中预测得到一个干净、连续且合理的断层检测结果(图4b)。随后还将在复杂实际数据中对网络模型进行进一步的测试和验证。

2 全自动断层方向估计与断面组合

断层检测指示了地震数据体中断层的位置(图4b),但只是地震断层解释的第一步。此外,断层解释通常还需要估计断层的方向信息以及根据断层

位置和方向信息形成完整的断面组合,断面组合是后期构造建模与储层建模的关键。在断层检测的基础上,进一步提出断层方向(包括走向和倾角)估计和断面组合的全自动构建方法。

2.1 基于匹配滤波的断层增强和方向估计

断面自动构建和组合面临的主要问题包括:①检测的断层属性特征依然存在一定程度的不连续性和噪声;②断面本身比较复杂,不在地震数据网络上且其空间延展范围和方向均不确定。为了解决这些问题,提出匹配滤波扫描方法对深度学习得到的断层检测结果做进一步的后处理。

设计如图5a所示的合成断层图,其中断层的斜率设计为 $\tan\alpha = 5$ 。为了验证匹配滤波扫描方法对增强断层连续性的效果,断层被特意设置成沿断层倾向线性分布的不连续点状能量团特征。为了估计这些断层特征的排列方向,同时增强断层特征的连续性,对断层图中每一点沿各种可能的方向进行匹配平滑滤波。对于二维断层图处理,滤波核为如图5b中所示的沿某特定方向(倾向)排列的1D高斯核;对于三维断层属性体处理,滤波核为沿某特定平面(对应某特定断层走向和倾向)的2D高斯核。对于如图5所示的二维情况,假设断层可能的倾角范围为 $65^\circ\sim 85^\circ$,对图5a中每一个像素点均沿着该范围内不同倾角方向进行滤波扫描,得到一系列沿不同倾角方向的响应结果(图5c)。当扫描滤波的倾角约为 78.75° 时到达最大匹配响应(图5c紫色响应),该倾角方向正好与断层的已知倾向方向($\arctan 5 \approx 78.69^\circ$)吻合。因此,在对每一个像素点的扫描滤波过程只要记录最大的匹配滤波响应便能得到该点的断层倾角估计。同时,在匹配滤波过程中,如果保留最大匹配滤波响应值,还可以将不连续的断层属性能量团沿着断层的倾向方向进行

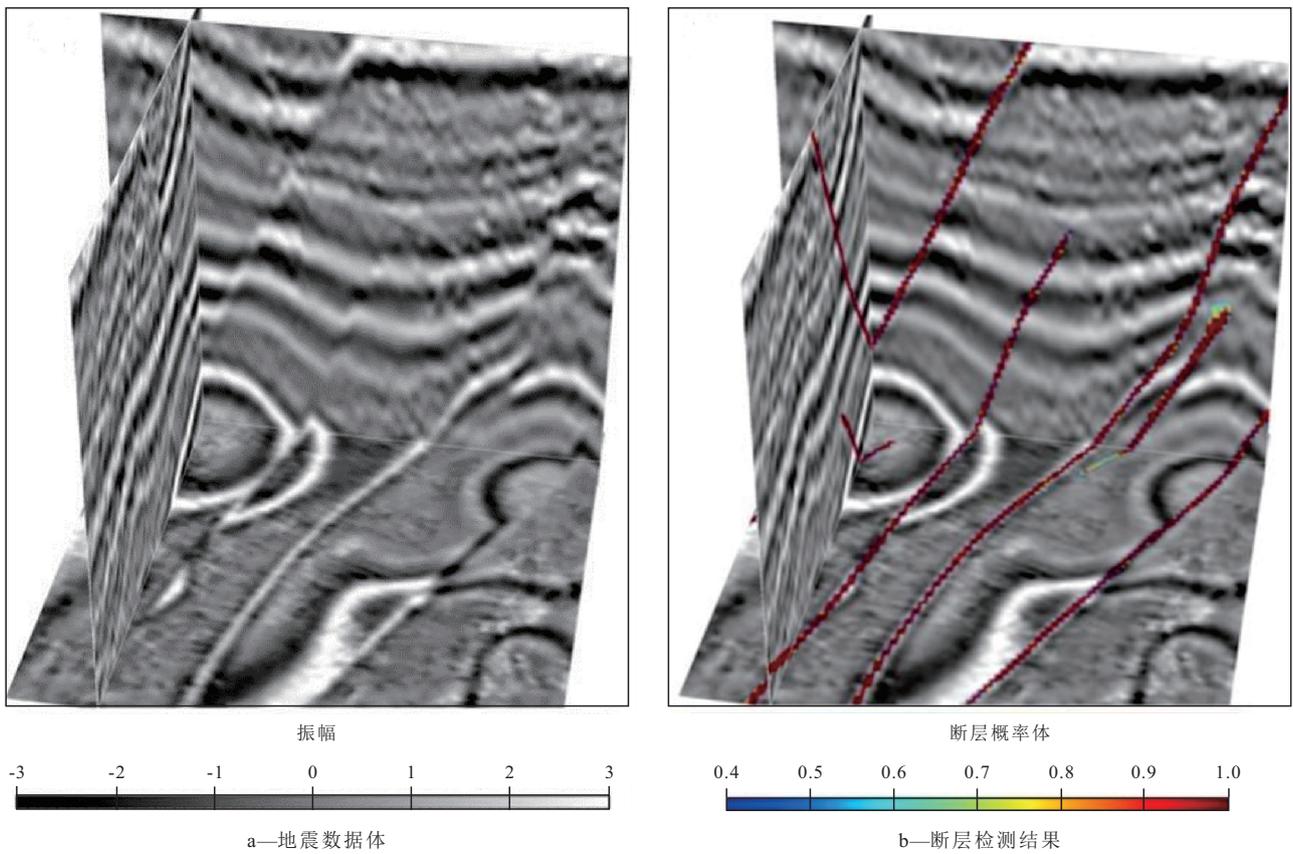


图4 基于深度学习的断层检测与断面组合方法流程

Fig.4 Flowchart of deep learning-based fault detection and fault surface combination

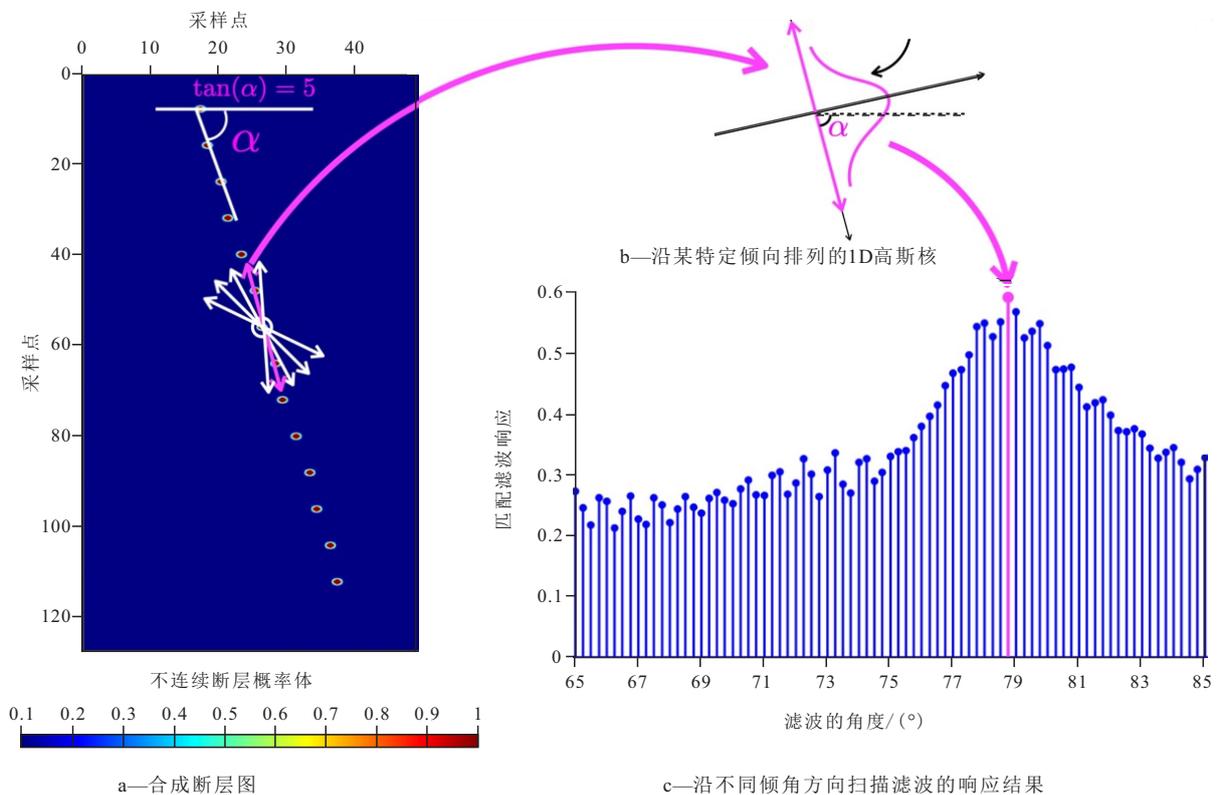


图5 基于匹配滤波的断层增强与方向扫描

Fig.5 Fault enhancement and orientation scanning based on matched filtering

扩散延拓,进而得到连续性更好的断层属性增强结果。

记录扫描滤波过程中在每一个像素点记录的最大匹配滤波响应值,得到沿断层倾向连续分布的断层属性增强结果(图 6a)及其对应的断层倾角信息(图 6b),据此便能沿着倾向方向实现连续的断层自动追踪。值得注意的是,虽然图 5 中定义的扫描倾角范围为 65°~85°,但应用过程中应根据实际断层可能的方向分布范围来决定,扫描范围越小,计算时间越短。对于三维情况,扫描的角度范围由断层的走向和倾向的组合范围来共同决定,因而匹配滤波可以同时估计得到断层的倾向和走向。利用匹配滤波方法对深度学习断层检测结果(图 4b)做进一步处理后得到增强后的断层概率体(图 7a)、断层走向(图 7b)和断层倾角估计(图 7c),由于该断层检测结果(图 4b)已经足够好,增强处理后的断层概率体(图 7a)并没有明显的变化。不过匹配滤波处理在后期的复杂实际断层检测后处理中能体现出明显的优势,更加重要的是,通过匹配滤波处理可以同时得到断层走向和倾角的估计信息,这些方向信息对于下一步的断面组合至关重要。

2.2 基于区域生长算法的断面组合

基于匹配滤波得到的增强断层概率体(图 7a)及其对应的断层走向(图 7b)和倾角(图 7c)估计这三个属性体,进一步设计类似洪水填充算法^[22]的区域生长算法来实现三维断层属性数据体中所有断面

的自动构建或组合。具体来说,算法以断层概率体(图 7a)中概率最大的点作为种子点,然后以种子点为起始点沿着断层的走向和倾向方向进行生长,将相邻且方向一致的点连接起来直至所有相关的点都连接完成为止,最终形成一个断面组合。接着在未被连接的断层点中寻找另一个概率最大的点作为新的种子点,重复上述的过程完成另一个断面的组合。直至所有断层点都被连接完成,得到三维地震属性体中如图 7d 所示的断面(不同颜色代表不同的断面)。值得注意的是,在断面组合生长过程中,当断面生长的规模较小时,一般是一些断层噪声点连接生成的,因此一般只保留规模较大的断面组合。从图 7d 展示的断面自动组合结果来看,该方法能自动构建出三维地震数据体中所有的断面,该过程利用 16 核计算机耗时不到 30 s(时间与断面的数据成正比),大大节约了人工构建断面所需要的时间。

3 实际应用

为了验证利用合成数据训练的断层检测网络模型以及断面组合方法的有效性和在实际数据应用中的泛化能力,采用东营地区辛 50 断块的三维地震数据进行测试。辛 50 断块构造上处于济阳拗陷东营凹陷中央隆起带中段,在东营穹隆构造和辛镇背斜构造之间的构造过渡带的西南部,四周被断层

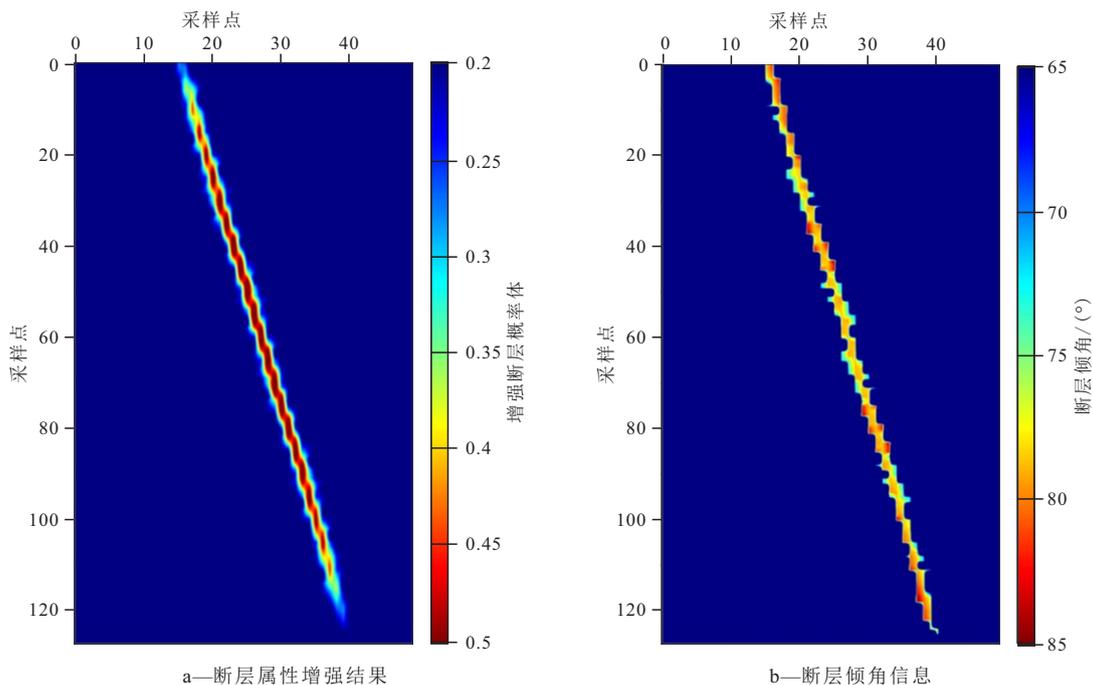


图 6 基于匹配滤波的断层增强结果

Fig.6 Fault enhancement results based on matched filtering

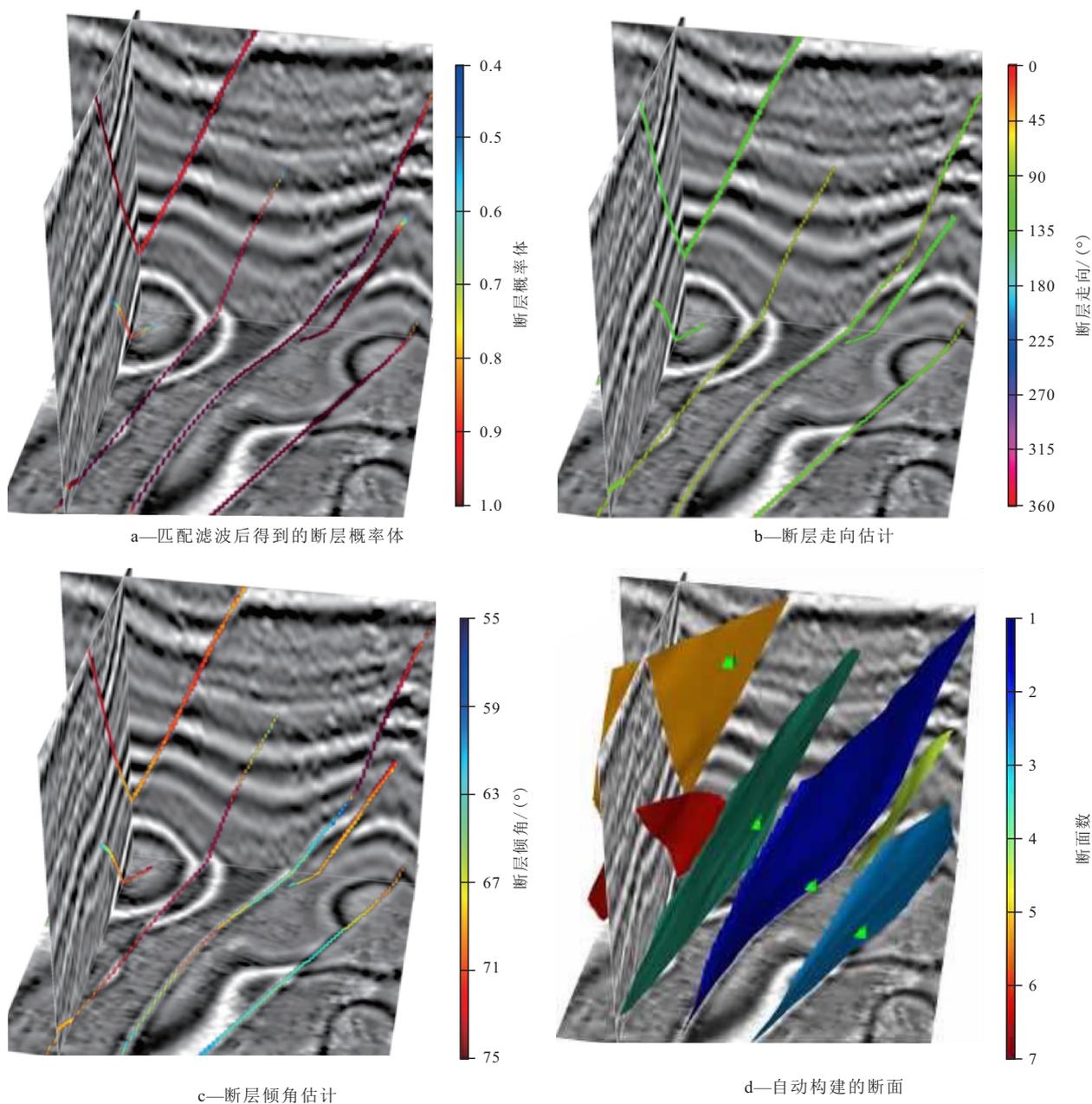


图7 断面组合流程

Fig.7 Flowchart of deep learning-based fault surface combination

切割包围,内部又被次一级小断层切割复杂化。断块发育西北向二级断层1条,近东西向三级断层7条,南北向三级断层1条、四级断层4条,地层倾向南倾,倾角为 $3^{\circ}\sim 20^{\circ}$,北部地层较陡,断层呈条带状,形成封闭式断块。

3.1 断层检测

由辛50断块三维地震数据(图8a)可以看出,该数据在浅、中、深部均包含大量的断层信息。其中浅部受噪声和地震成像假象影响产生了大量不连续的反射特征,对浅部的断层检测形成干扰。深部断层的倾角较低,并在断面上呈现能量较强且具有

一定连续性的断面波反射特征。此外,地震数据从浅到深呈现较明显的由高到低的频率衰减,因此需要网络具备对不同频率数据断层检测的泛化能力。

为了更好地说明方法的有效性,利用训练好的网络模型与多种传统的断层识别方法分别对辛50断块三维地震数据进行断层检测。用于对比的传统方法包括最常用的地震属性:相干^[23]、平面性(planarity)^[24]、方差^[25]和蚂蚁追踪^[7-8]等。由辛50断块三维地震数据体以及对应的多种方法的三维可视化结果(图8)可以明显看出,基于深度学习的断层检测结果在准确性、断层连续性、抗噪声干扰和

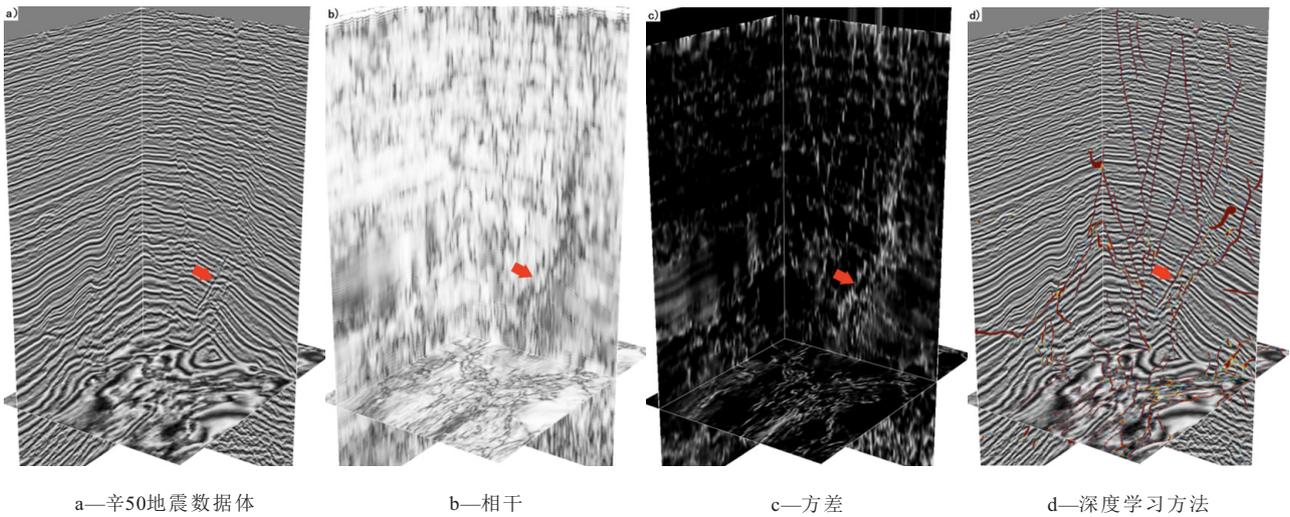


图8 断层检测结果三维显示
Fig.8 3D display of fault detection results

分辨率上均远远超过利用 petrel 软件的相干、平面性、方差、蚂蚁追踪等常用断层识别方法。传统方法存在一些问题:相干和方差对噪声或非断层构造引起的地震反射不连续敏感,导致断层检测结果中出现很多与断层无关的噪声或者干扰特征^[26]。此外,如红色箭头所示,传统方法均无法检测出具有断面波反射特征的明显断层,因为这些方法均是基

于不连续地震反射特征识别的。而基于深度学习断层检测方法通过在训练样本中引入具有类似断面波反射特征的训练样本可以有效识别出这些特征的断层。此外,通过在训练样本中引入实际数据噪声,可以大大提高网络的抗干扰能力。由三维数据体的时间切片显示(图9)同样可以看出,基于深度学习的断层检测结果在连续性、抗噪性和分辨率

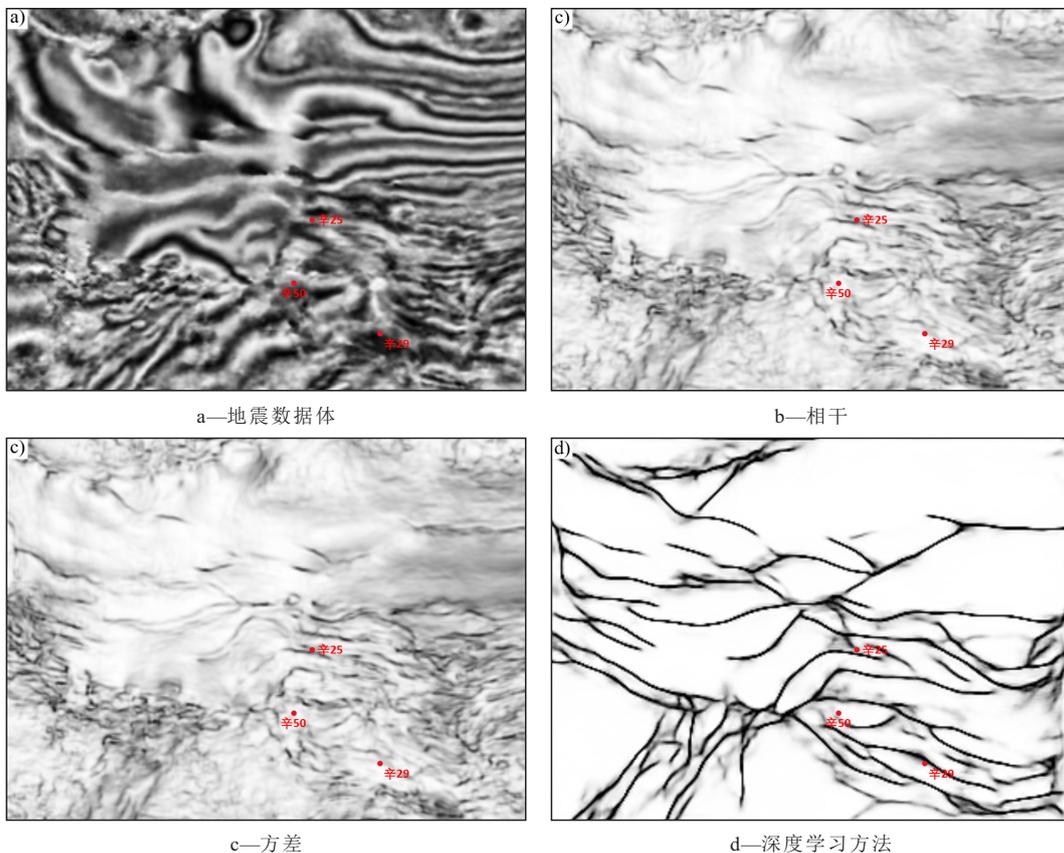


图9 1770 ms时间切片断层检测结果
Fig.9 Time slices at 1770 ms of fault detection results

上均优于常规的基于地震属性的断层检测方法。

在使用相同的32核CPU工作站的情况下,基于深度学习的断层检测网络模型在辛50断块地震数据(2 800×231×311 采样点)上计算耗时不到3分钟,而方差计算约需要32分钟,相干计算大约需要3至4个小时。尽管在模型训练时需要花费大量的时间,但是当使用训练好的模型进行实际测试时,不论是计算的效率还是精度,该方法都展示了其足够的优越性。

3.2 断面组合

基于深度学习的断层检测结果(图10a),利用匹配滤波扫描得到增强后的断层数据(图10b)、断层走向估计结果(10c)和断层倾向估计结果(10d)。

利用16核的CPU工作站实现,该扫描过程耗时约400 s。可以看到,匹配滤波对深度学习的断层检测结果有进一步的增强效果,其中红色箭头所示区域断层的连续性得到进一步增强,而黄色箭头所示的一些断层噪声特征得到了有效的压制。

基于匹配滤波得到的断层增强结果(图10b)及其对应的断层走向(图10c)和倾向估计(图10d)这三个属性体,进一步利用区域生长算法来实现断面的自动构建或组合。从3个不同视角的断面自动组合结果(图11)来看,该方法能自动构建出三维地震数据体中主要的断面,过程耗时不到2分钟(利用16核的CPU工作站)。当然,在实际应用中往往需要专家对断面组合进行评估和修正。

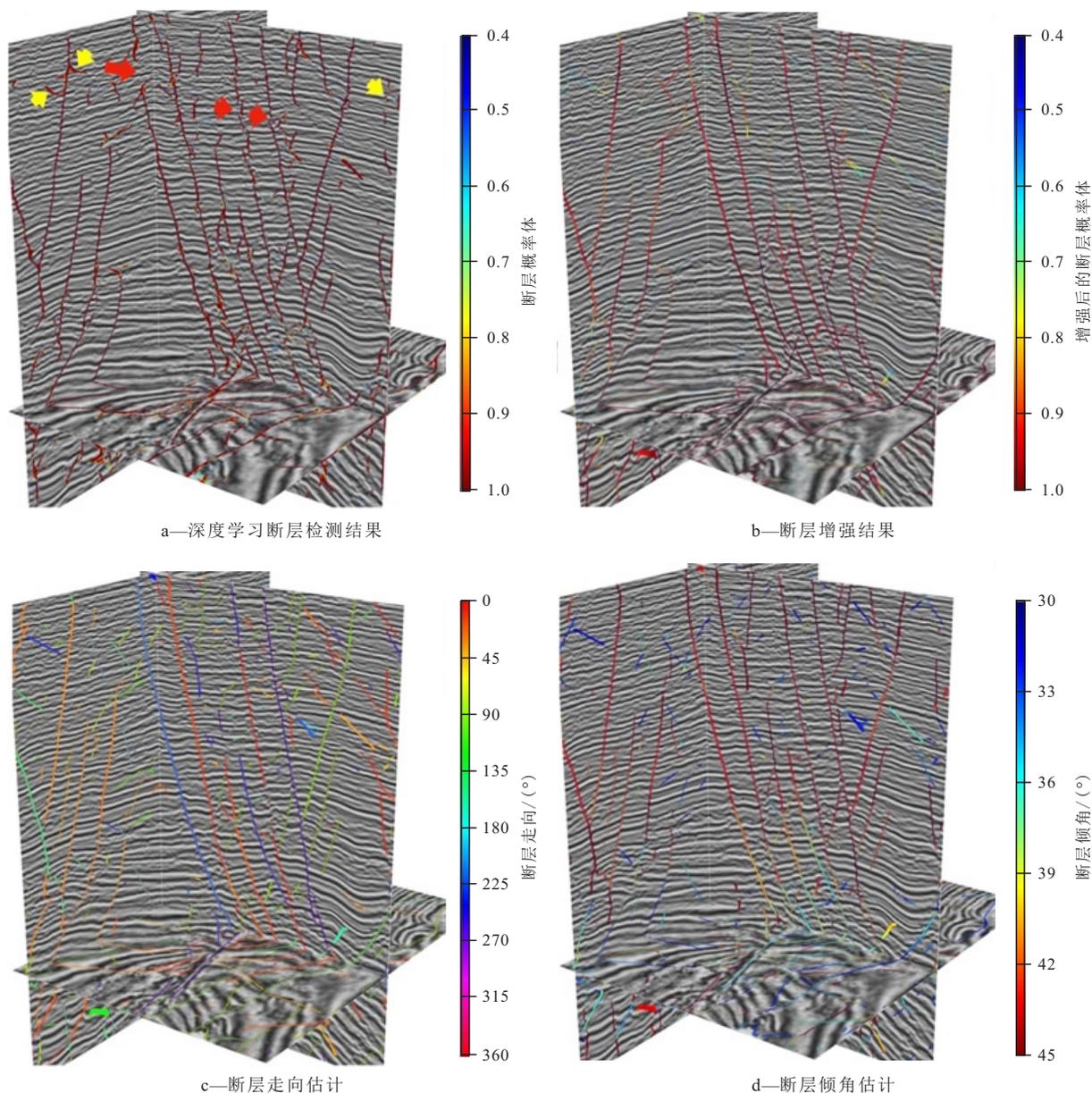


图10 基于匹配滤波的断层增强与断层方向扫描

Fig.10 Fault enhancement and orientation scanning based on matched filtering

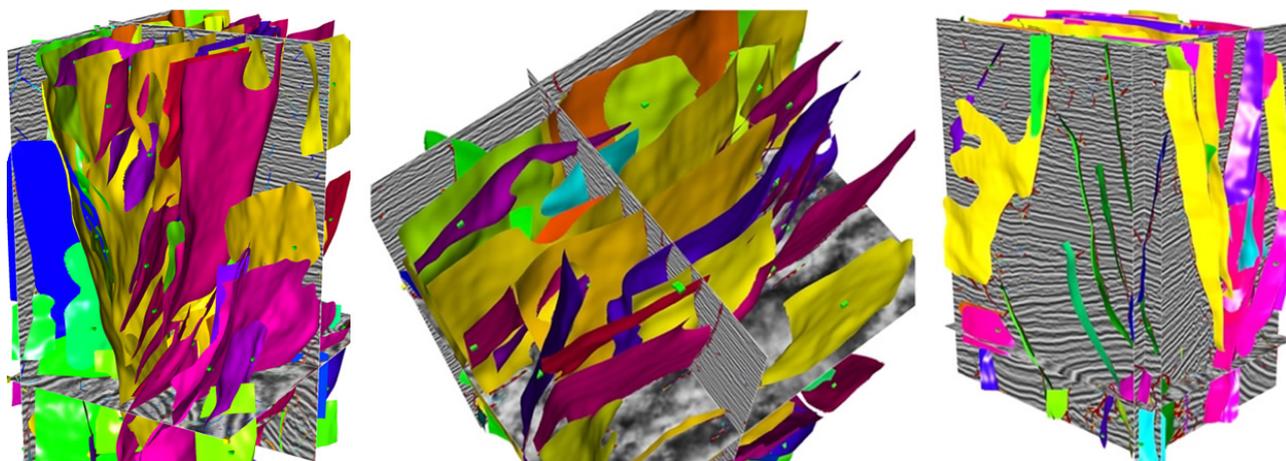


图11 三维断面组合结果(不同颜色代表断面的走向)

Fig.11 3D fault combinations(The colors of fault surfaces represent their strikes)

4 结论

提出了一种基于U-net卷积神经网络的断层检测方法,首先利用正演方法生成地震数据和标签数据;然后利用U-net卷积神经网络进行网络训练并对实际数据进行预测;然后对断层检测结果做进一步的匹配滤波扫描处理同时得到增强的断层概率体、断层走向和倾向估计;最后基于这3个断层属性体,利用区域生长算法自动构建三维地震数据体中所有的断面。

基于深度学习的地震断层检测方法无论是从精度和效率上均远优于基于传统地震属性的方法,具有检测断层结果连续性高、分辨率高、抗噪性强、效率高(预测效率是方差、蚂蚁追踪的10倍以上,相干的100倍以上)等优势。进一步研究可以着眼于训练集的完善、网络模型的构建、损失函数的设计,以得到更好的检测结果。匹配滤波扫描处理在估计断层倾向和走向的同时,可以进一步提高断层检测结果中断层属性的连续性和压制断层噪声特征。基于增强的断层概率体和估计的断层走向和倾向属性体,区域生长算法可以高效、可靠的自动构建数据体中所有的断面。

对未来断层的自动化智能解释提出一点展望:对现有的深度学习框架进行改进,将匹配滤波后处理直接融入到深度学习网络模型中。比如考虑利用多任务学习框架来同时实现断层检测结果和估计得到断层的倾向和走向信息,让断层检测和断层方向估计这2个任务在训练学习过程中相互约束和增强,在提高计算效率的同时获得更好的断层检测

和方向估计效果。此外,在断面组合的基础上,还可以进一步开展断层断距高精度自动估计方面的研究。

参考文献

- [1] HOOPER E C D. Fluid migration along growth faults in compacting sediments [J]. *Journal of Petroleum Geology*, 1991, 14: 161-180.
- [2] 杨子川,刘军,陈黎,等. 顺南地区奥陶系碳酸盐岩储层地震识别与评价[J]. *石油物探*, 2017, 56(2): 280-287, 294.
YANG Zichuan, LIU Jun, CHEN Li, et al. Seismic identification and evaluation of Ordovician carbonate reservoir in Shunnan area [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2017, 56(2): 280-287, 294.
- [3] WU X. Directional structure-tensor based coherence to detect seismic faults and channels [J]. *Geophysics*, 2017, 82(2): A13-A17.
- [4] RANDEN T, PEDERSEN S I, SØNNELAND L. Automatic extraction of fault surfaces from three-dimensional seismic data [C]. 81st Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 2001: 551-554.
- [5] AL-DOSSARY S, MARFURT K J. 3D volumetric multispectral estimates of reflector curvature and rotation [J]. *Geophysics*, 2006, 71(5): 41-51.
- [6] WU X, HALE D. 3D seismic image processing for faults [J]. *Geophysics*, 2016, 81(2): IM1-IM11.
- [7] PEDERSEN S I, RANDEN T, SONNELAND L, et al. Automatic fault extraction using artificial ants [C]. 72nd Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 2002: 512-515.
- [8] PEDERSEN S I. New paradigm of fault interpretation [C]. Beijing: 73rd Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 2003, 22(1): 350-353.
- [9] WU X, ZHU Z. Methods to enhance seismic faults and construct fault surfaces [J]. *Computers & Geosciences*, 2017, 107: 37-48.
- [10] WU X, FOMEL S. Automatic fault interpretation with optimal sur-

- face voting[J].Geophysics,2018,83(5):067-082.
- [11] HALE D.Methods to compute fault images, extract fault surfaces, and estimate fault throws from 3D seismic images[J].Geophysics, 2013,78(2):033-043.
- [12] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C].Advances in Neural Information Processing Systems,2012:1 097-1 105.
- [13] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C].Columbus:the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014: 580-587.
- [14] 孙致学,姜宝胜,肖康,等.基于新型集成学习算法的基岩潜山油藏储层裂缝开度预测算法[J].油气地质与采收率,2020,27(3):32-38.
SUN Zhixue, JIANG Baosheng, XIAO Kang, et al. Prediction of fracture aperture in bedrock buried hill oil reservoir based on novel ensemble learning algorithm[J].Petroleum Geology and Recovery Efficiency,2020,27(3):32-38.
- [15] WU X, LIANG L, SHI Y, et al. FaultSeg 3D: using synthetic datasets to train an end-to-end convolutional neural network for 3D seismic fault segmentation[J].Geophysics, 2019, 84(3): 1M35-1M45.
- [16] 赵约翰.基于地质模型监督的灰质泥岩发育区砂岩储层预测方法[J].油气地质与采收率,2018,25(4):46-53.
ZHAO Yuehan. A prediction method of sandstone reservoir in limy mudstone developmental area based on the geological model constraint[J].Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2018, 25(4):46-53.
- [17] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C].Munich: International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, October 5-9, 2015: 234-241.
- [18] 侯春华.基于长短期记忆神经网络的油田新井产油量预测方法[J].油气地质与采收率,2019,26(3):105-110.
HOU Chunhua. New well oil production forecast method based on long-term and short-term memory neural network[J].Petroleum Geology and Recovery Efficiency,2019,26(3):105-110.
- [19] CHEN L C, PAPANDEOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFS[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017,40:834-848.
- [20] WU Z X, SHI Y, FOMEL S. Deep learning for relative geologic time and seismic horizons[J].Geophysics,2020,85(4):WA87-WA100.
- [21] 宋辉,陈伟,李谋杰,等.基于卷积门控循环单元网络的储层参数预测方法[J].油气地质与采收率,2019,26(5):73-78.
SONG Hui, CHEN Wei, LI Moujie, et al. A method to predict reservoir parameters based on convolutional neural network-gated recurrent unit (CNN-GRU)[J].Petroleum Geology and Recovery Efficiency,2019,26(5):73-78.
- [22] HECKBERT Paul S. A seed fill algorithm [M]//GLASSNER Andrew S. Graphics Gems. London: Academic Press, 1990: 275-277.
- [23] MARFURT K J, SUDHAKER V, GERSZTENKORN A, et al. Coherency calculations in the presence of structural dip[J].Geophysics, 1999,64(1):104-111.
- [24] HALE D. Structure-oriented smoothing and semblance [R]. CWP-635 Report, 2009: 261-270.
- [25] VAN BEMMEL P P, PEPPER R E F. Seismic signal processing method and apparatus for generating a cube of variance values: US6151555A [P]. 2000-08-24.
- [26] 马承杰.多尺度边缘检测技术在断层识别及裂缝发育带预测中的应用——以车排子地区排691井区为例[J].油气地质与采收率,2021,28(2):85-90.
MA Chengjie. Application of multi-scale edge detection technology to fault recognition and fracture zone prediction: A case study of Block Well P691, Chepaizi area[J].Petroleum Geology and Recovery Efficiency,2021,28(2):85-90.

编辑 经雅丽