

伍新明, 杨佳润, 朱振宇, 等. 计算地震构造解释与建模的实现讨论[J]. 石油物探, 2022, 61(3): 392-407

WU Xinming, YANG Jiarun, ZHU Zhenyu, et al. Discussions on computational seismic structural interpretation and modeling[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2022, 61(3): 392-407

## 计算地震构造解释与建模的实现讨论

伍新明<sup>1</sup>, 杨佳润<sup>1</sup>, 朱振宇<sup>2</sup>, 丁继才<sup>2</sup>, 王清振<sup>2</sup>

(1. 中国科学技术大学地球和空间科学学院, 安徽合肥 230026; 2. 中海石油(中国)有限公司北京研究中心, 北京 100010)

**摘要:** 三维地震构造解释与建模是油气勘探开发的关键步骤之一, 随着三维地震数据体的规模不断增大, 大量依赖于人工的传统方法在效率、精度和分辨率方面均难以满足生产需求; 同时, 随着计算机软硬件技术的发展, 基于计算机辅助的自动化三维地震构造解释与建模是必然趋势, 并且近 10 年来该领域取得了较大进展。介绍并讨论了一整套全自动三维地震构造解释与建模的计算机实现技术流程及其在多个实际数据中的成功应用案例。该流程主要包括: ①三维地震断层检测、断层面构建、断层场估计和断层恢复等一系列断层解释功能的实现; ②盐丘、火成岩和溶洞等各类地质体的识别与三维建模; ③不整合面、层序界面检测与提取; ④基于断层、地质体和不整合面等边界信息约束的层位体解释和 Wheeler 体构建; ⑤融合所有构造和层位解释结果的构造建模和井震联合物性参数建模。对相关方法技术进行了综述, 并将其与相应的实际地震数据应用情况相结合展开讨论, 以呈现整个自动化地震构造解释与建模过程中所面临的计算机技术问题及其实现情况。其中, 断层检测、地质体识别和层位提取等问题得到了较好的自动化实现, 而断层面组合、构造恢复、精细层序解释和构造建模等方面依然高度依赖人工参与。深度学习方法对所有这些任务的自动化实现均具有较好的应用前景, 但目前仍需要更好地解决训练样本缺乏的问题以及如何合理引入地质、物理先验信息约束等方面的问题。同时, 由于缺乏对结果的合理评价、质控和使用的友好度, 自动化方法可能会面临在实际场景应用中未被合理使用或获得不合理结果的风险。但是, 在自动化智能化发展的大背景驱使下, 计算构造解释与建模的发展前景令人期待。

**关键词:** 地震构造解释; 层位; 断层; 地质体; 不整合面; 构造建模; 图像处理; 深度学习

**中图分类号:** P631

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-1441(2022)03-0392-16

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-1441.2022.03.002

## Discussions on computational seismic structural interpretation and modeling

WU Xinming<sup>1</sup>, YANG Jiarun<sup>1</sup>, ZHU Zhenyu<sup>2</sup>, DING Jicai<sup>2</sup>, WANG Qingzhen<sup>2</sup>

(1. School of Earth and Space Sciences University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China; 2. CNOOC Research Institute Ltd., Beijing 100010, China)

**Abstract:** 3D seismic structural interpretation and modeling are key steps for oil and gas exploration. However, the traditional manual interpretation and modeling methods are not efficient or accurate enough to deal with the rapidly increasing 3D seismic datasets, which leaves significantly more data unutilized than utilized. On the contrary, with the rapid development of software and hardware technologies, numerous computer-assisted methods have been proposed in the past decade and have shown promising performances automating and accelerating seismic interpretation and modeling. We introduce a whole workflow of seismic structural interpretation and modeling, its computational implementation, and successful application to multiple field examples. This workflow involves the following five aspects: ① detecting faults in 3D seismic images, constructing fault surfaces, estimating fault slips, and unfauling and unfolding processes; ② characterizing and recognizing

**收稿日期:** 2022-04-01。

**第一作者简介:** 伍新明(1986—), 男, 教授, 博士生导师, 从事人工智能地球物理教学与研究。Email: xinmwu@ustc.edu.cn

**基金项目:** 国家自然科学基金委面上项目(41974121)资助。

This research is financially supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No.41974121).

ing kinds of geobodies including salt domes, igneous rock, channels, and paleokarst caves and 3D surface modeling of the geobodies; ③ detecting the positions of unconformities and sequence boundaries in 3D seismic images and constructing the corresponding surfaces; ④ volumetric horizon interpretation or seismic flattening (constructing a seismic Wheeler volume) using the interpreted faults, geobodies, and unconformities as boundary constraints; and ⑤ building rock-property models by integrating all the interpreted seismic structural and stratigraphic features and well-log measurements. Among these aspects, fault detection, geobody recognition, and horizon interpretation are better automated than the others, while fault surface construction, unfaulting and unfolding, fine stratigraphic interpretation and structural modeling still require significant human efforts. Deep learning methods show promise to further improve the automation of all the aspects of seismic structural interpretation and modeling. However, further improvement is needed to deal with missing labeled data, such as introducing prior geologic and geophysical constraints into the deep neural networks to improve their generalization in field applications. Meanwhile, the automatic methods may not be properly used in practice because their implementations may not be user-friendly to geologists and the automatically generated results are hard to quantitatively evaluate, and therefore represent a risk of full automatization without any human interactions. However, driven by the big trend of automation and artificial intelligence in many scientific fields, we can expect a significant development in computational seismic structural interpretation and modeling in the coming future.

**Keywords:** seismic structural interpretation, horizon, fault, geobody, structural modeling, image processing, deep learning

断层、不整合面、层位以及盐丘等各类地质构造和地质体信息的识别和提取是地震资料解释以及构造建模的关键内容之一。目前,以上技术均已在一定程度上实现了自动化。其中断层的自动解释通常包含以下 4 项内容:①从地震数据中计算能指示断层位置的地震属性,如相干体<sup>[1]</sup>、方差体<sup>[2-3]</sup>、断层似然度<sup>[4]</sup>和基于卷积神经网络的断层可能性<sup>[5-7]</sup>;②基于断层属性,使用不同的方法<sup>[4,8-10]</sup>对断层进行提取和构建;③通过拾取断层面两边的层位或者估计断层面两侧所有反射波同相轴的相对错动<sup>[11-12]</sup>来估计断距场;④利用计算得到的断层位置以及断层的断距信息来对地震数据体进行去断层或者断层恢复处理<sup>[13-16]</sup>,并将处理结果用于分析断层形成的动力学过程和后续层位的自动解释。

大多数不整合面自动解释方法均通过计算地震数据相干体<sup>[17]</sup>或者同相轴的汇聚和发散属性<sup>[18-19]</sup>来检测反射同相轴终止的角度不整合。RINGDAL<sup>[20]</sup>提出一种计算二维不整合面可能性属性的方法,可用于检测角度不整合以及平行不整合。WU 等<sup>[21]</sup>提出一种新的三维地震图像处理的技术流程:首先从地震数据体计算不整合面似然性来检测角度不整合及其对应的平行不整合或相关不整合;然后基于不整合似然性属性来自动提取不整合面;再使用不整合面作为边界约束来更加精确地估计地震同相轴法向量;接着再通过地震体拉平处理得到 Wheeler 体;最终将上述处理成果应用于层序地层分析。

各类地质体解释的对象包括盐丘、火成岩、溶洞和河道等。近几十年来,各大石油公司在美国墨西哥湾和其它与盐丘构造相关的深水区域进行了大量油

气勘探开发,学术界和工业界学者对盐丘构造开展了大量的研究,因此促进了三维地震盐丘自动解释方法的研发。这些研究方法大多借助计算盐丘属性检测盐丘体内部的杂乱反射或盐丘边界,这些属性包括不连续性<sup>[22-24]</sup>、纹理<sup>[25-27]</sup>、同向轴倾角或法向量场<sup>[28-29]</sup>以及盐丘相似度<sup>[30]</sup>等,采用各种方法<sup>[29-34]</sup>从这些属性中提取盐丘边界,可以对盐丘体进行三维建模。用于盐丘检测的大部分属性也可以用于其它地质体尤其是火成岩体的解释。但是火成岩体一般位于地震成像质量较差的深部,这导致其解释难度往往更大。针对火成岩高速地质体对地震信号的屏蔽作用,很多学者通过基于宽频速度模型的全波形反演<sup>[35-36]</sup>、基于层析速度分析的各向异性逆时偏移成像<sup>[37-38]</sup>以及基于 VSP 等信息提取的地震成像速度低频分量,然后进行网格层析得到速度高频分量,最终利用逆时偏移成像<sup>[39]</sup>等技术,对火成岩及下伏地层成像结果进行优化。溶洞和河道由于与油气储藏和运移直接相关,故其检测识别情况也备受关注。地震相干、方差和曲率等地质属性广泛应用于溶洞和河道的检测。目前,基于深度学习的各类方法也广泛应用于盐丘<sup>[40-41]</sup>、溶洞<sup>[42-43]</sup>和河道<sup>[44-45]</sup>的检测识别。

地震同相轴是三维地震数据体中最主要的几何图像特征,同相轴在地质上往往对应地层界面,基于同相轴追踪的地震层位追踪或拾取是地震构造和层序解释的主要任务,因此,相关的自动追踪和识别方法也被广泛研发。基于瞬时相位的方法首先计算地震数据瞬时相位以获得相对地质年代体,然后提取相对地质年代体的等时线作为层位<sup>[46-49]</sup>;基于地震波形

分类的方法则是通过递归追踪与波形最相似的种子点逐步得到层位<sup>[50-52]</sup>。基于地震数据同相轴局部倾角来估计同相轴的几何方向的方法是通过结构张量<sup>[53]</sup>、平面波破坏滤波器<sup>[54]</sup>、平滑动态图像校正<sup>[55]</sup>等手段获得同相轴局部倾角。在同相轴连续的情况下,利用该方法能够计算得到局部倾角,但通常在断层错动明显的区域得不到准确的计算结果。为了解决这一问题,一些学者提出了去断层的方法<sup>[15-16,56]</sup>,将人工控制点加在断层相反两侧作为层位计算的约束条件<sup>[57]</sup>;近年来,我们提出利用深度学习方法进行层位追踪<sup>[58-59]</sup>,通过神经网络由地震数据得到相对地质年代体图像并从中获取等值面来得到任意地震层位。

基于地震断层、地质体、不整合面和层位等地质构造和层序信息的解释完成之后,充分综合这些信息构建三维地质构造模型。常用的构造建模是基于地质界面的显式构造建模<sup>[60-61]</sup>,这类建模方法往往在定义复杂界面以及界面之间的接触关系时面临挑战。近年来,学者们对各种基于偏微分方程求解的隐式构造建模方法<sup>[62-63]</sup>进行了广泛研究和发展。此类方法基于稀疏的构造数据和其它先验信息(比如构造方向和构造空间平滑性)来构建偏微分方程,对其进行求解可以得到在全空间中拟合这些构造数据和先

验信息的标量场,该标量场可以实现对地下所有构造信息的隐式表达,有效避免了对复杂界面及其接触关系的显式定义。近年来,基于人工智能的显式和隐式构造建模方法也开始得到研发和关注:首先通过构建构造模型获得地质构造信息在地下三维空间中的显式或隐式表达和描述,进而引入或填充岩石物性参数来构建各类岩性和储层模型<sup>[64-65]</sup>。通常情况下,可利用构造模型来引导井间数据的插值<sup>[66-67]</sup>以实现岩性参数模型的构建。受插值精度的限制,通常还需进行参数反演<sup>[68-69]</sup>来更新和修正插值的模型以获得更加精确、更高分辨率的物性参数模型。

本文结合三维实际数据来阐述一整套自动化地震构造解释与建模技术流程。具体从断层解释、地质体解释、不整合面和层位解释、构造建模和岩性参数建模这几个方面阐述整个流程,讨论计算机实现中的难点技术。

## 1 计算地震构造解释与建模的实现流程

如图 1 所示,计算地震构造解释与建模流程大体可以分为 3 个部分。首先对如图 1a 所示的三维地震-测井数据体中的断层、不整合面、层位、盐丘等各类地质构造和地质体信息进行提取(图 1b),根据提取

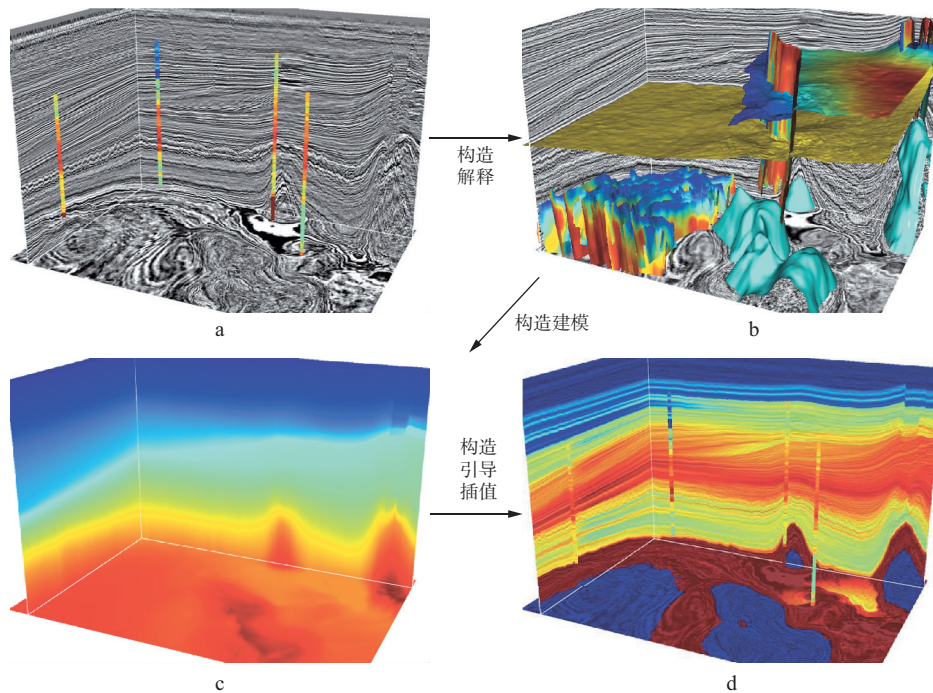


图 1 基于三维图像处理技术的自动化地震构造解释与建模

a 三维地震-测井数据体; b 地质构造和地质体信息; c 隐式构造模型; d 物性参数模型

的信息实现对三维地震-测井数据体中所有地质构造、地层信息的定量描述;然后综合解释各类构造和地层信息构建精细构造模型,得到如图 1c 所示的隐式构造模型;最后以隐式构造模型作为框架约束,结合测井和其它观测数据通过插值和反演的方式获得物性参数模型(图 1d)。

自动化地震构造解释与建模流程如图 2 所示,该流程首先通过计算各类地震属性来实现对三维地震数据中断层、不整合面和地质体(或地质体边界)的位置检测识别,然后基于检测结果进一步实现对断层面、不整合面和地质体的三维重构;再将提取的断层、不整合面和地质体界面作为边界条件约束,构建全局拟合地震波形匹配和同相轴倾角信息的偏微分方程或优化系统,通过求解优化问题来计算相对地质年代体或者高分辨率层位体,该体解释方法可一次性获取三维地震数据体中所有的层位;然后基于解释的各种地质构造和地层信息进一步构建显式或隐式构造模型,用于完整描述地下三维空间中所有网格点的构造信息;最后将构造模型作为框架约束,结合测井观测数据和物性参数插值、反演方法来构建细节丰富的物性参数模型。这些模型既可反馈回地震数据的精细成像或储层反演,也可用于指导油气勘探开发生产。

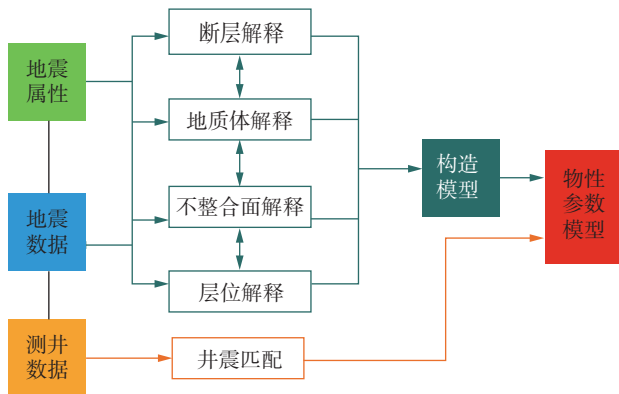


图 2 自动化地震构造解释与建模流程

### 1.1 三维地震断层自动化解释

断层既是区域动力学分析的关键信息和重要依据,同时也是控制油气运移和储藏的关键地质构造,因此,断层解释是地震构造解释中的关键内容之一,其自动解释方法已在国内外得到广泛研究。三维地震资料中断层的自动解释一般包括 4 个关键部分:①从地震数据中检测断层的位置;②估计断层的产状信息(倾向和走向);③利用估计的断层位置和方向信息

进一步构建提取断层面;④估计断层的断距信息。

#### 1.1.1 断层属性计算

由于断层往往在地震数据中表现为同相轴的不连续特征,因此基于地震反射不连续特征检测的多种地震属性均被用于检测断层。常用的属性有基于地震波形相似系数(semblance-based)的相干(二代相干)<sup>[70]</sup>、基于协方差矩阵的相干(三代相干)<sup>[71]</sup>和基于结构张量的相干<sup>[72]</sup>。以上 3 种相干属性在地震同相轴连续性较好的区域往往具有较大的值(接近于 1),而在连续性较差的区域呈现较小的值(接近于 0),因此,相干属性中值较小的区域一般指示断层的位置。图 3a,图 3b,图 3c 分别为以上 3 种相干属性经过简单变换(1-coherence)之后的可视化显示结果,属性中的高亮值(红色)指示地震反射不连续区域。虽然相干属性能在一定程度上指示断层的位置,但是其作为一种检测地震反射不连续特征的属性,通常也会对噪声、地质体边界和不整合面等非断层因素引起的不连续特征比较敏感。同时,地震数据中某些断层位置不一定呈现不连续特征,比如具有断层面波反射特征的断层以及断层断距接近于地震道波形周期的倍数等情况。因此,简单的地震反射不连续特征估计方法(如相干和方差等)往往无法得到干脆的、连续的断层检测结果。为了提高相干属性对断层检测的抗干扰性和连续性,一些学者提出断层倾向与地震同相轴法向方向平行的假设,并基于该假设来设计横向上与地震同相轴平行、垂向上与同相轴垂直的空变窗口来计算 2 种构造引导的相干属性<sup>[72-73]</sup>,结果分别如图 3d 和图 3e 所示。通过这种方式计算得到的相干属性能在一定程度上增强断层的连续性,但是依然存在大量的非断层假象特征,我们难以实现基于这些属性的断层面的自动追踪或构建。因此,一些基于断层属性的后处理方法,包括蚂蚁追踪<sup>[8,74]</sup>和最优面投票<sup>[10]</sup>等往往用于进一步压制属性中的干扰特征,以增强断层特征的空间连续性并估计断层的方向信息,进而在一定程度上实现断层面的自动化构建,图 3f 为基于最优面投票的断层增强属性。与此同时,部分学者<sup>[4,12]</sup>提出一种基于空间扫描的方式来计算断层位置检测属性(断层似然性),并同时估计断层的走向和倾角信息,然后利用检测的断层位置信息和方向信息来自动构建断层面。图 3g 和图 3h 分别为断层似然性及细化后的断层似然性。近年来,各种深度学习方法<sup>[5-7]</sup>研究在断层检测方面取得较大的进展,其断层

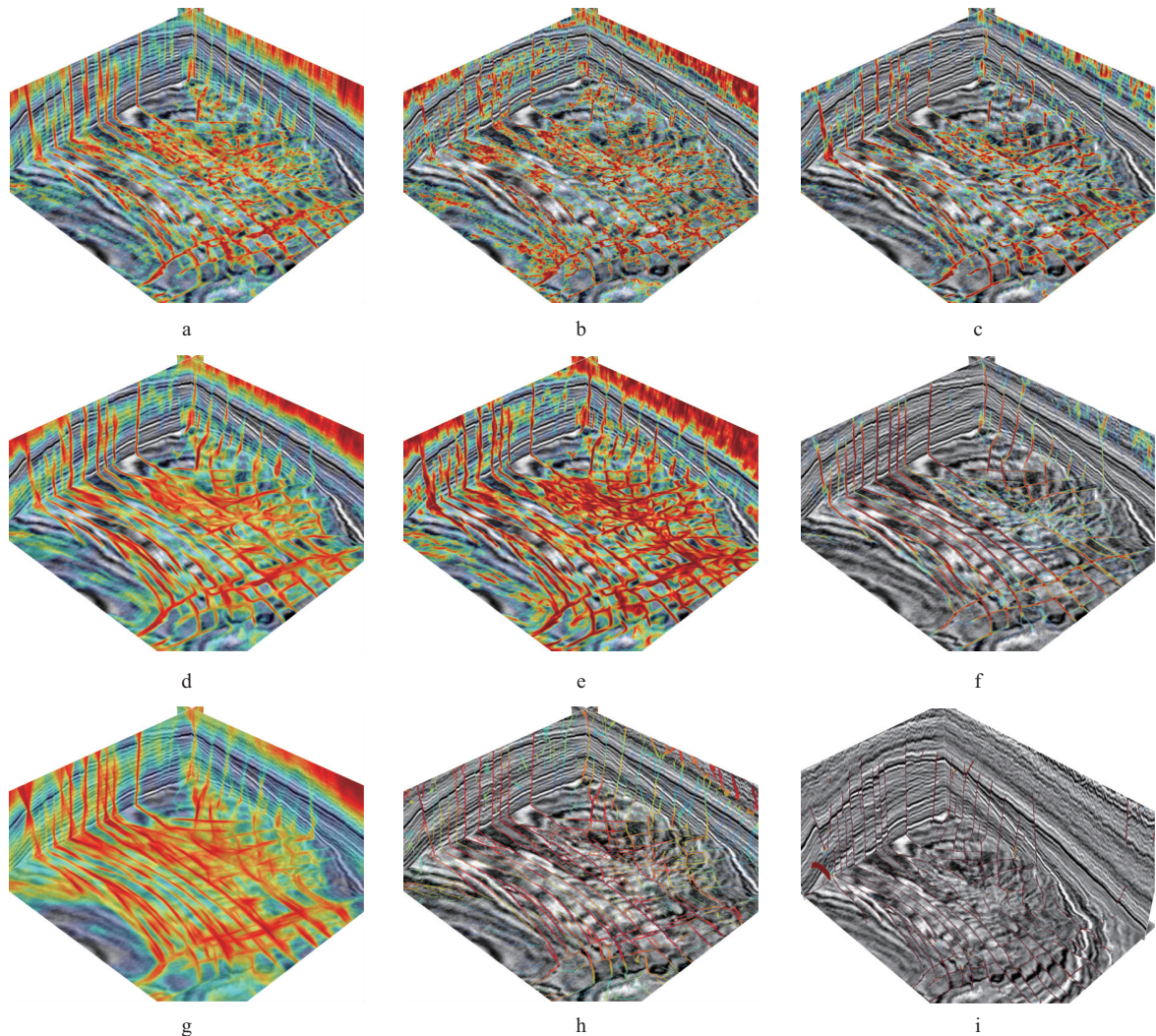


图 3 地震断层属性计算结果

a 二代相干属性<sup>[1]</sup>; b 三代相干属性<sup>[71]</sup>; c 基于结构张量的相干属性<sup>[72]</sup>; d 构造引导的相干属性<sup>[72]</sup>; e 构造引导的结构张量相干属性<sup>[73]</sup>; f 基于最优面投票的断层增强属性<sup>[10]</sup>; g 断层似然性<sup>[11,56]</sup>; h 细化后的断层似然性<sup>[11,56]</sup>; i 基于深度学习的断层可能性<sup>[6]</sup>

检测结果在连续性、抗噪性、准确性、分辨率和计算效率(预测效率,不含训练过程)等方面均超过所有传统属性(非深度学习方法计算)。图 3i 为基于深度学习(三维二值图像分割卷积神经网络<sup>[6]</sup>)的断层可能性。

### 1.1.2 断层面自动构建

断层位置检测和方向估计只是自动化断层解释的第一步,断层面构建或组合作为一个极具挑战性的任务,已进行了广泛的探索和研究。基于蚂蚁追踪的断层面组合<sup>[8,74]</sup>便是一种具有代表性的方法。HALE<sup>[4]</sup>提出了一种基于四边形生长的方法用于实现断层面的自动构建,得到了四边形网格数据结构表示的断层面(图 4a)。WU 等<sup>[12]</sup>提出了一种更适用于断层面构建的链式数据结构来表示和生成断层面,结

果如图 4b 所示。以上各种方法虽然采取不同的算法来构建断层面并使用不同的数据结构来表示断层面,但根据方法的基本原理均可归纳为区域生长算法。在自动构建一个断层面的过程中,这类方法首先根据断层似然性属性选取一个可靠(断层似然性较大)的种子点,然后沿着估计的断层倾向和走向追踪或连接属于同一断层面的相邻断层点,来完成断层面的生长和构建,直到没有合适的相邻断层点可供连接。由于检测的断层点中可能存在较多的噪声点,如何判断相邻断点是否属于同一断层并对其连接是算法的关键,虽然可以通过断层的相对位置关系、断点属性(包括断层可能性、走向和倾向等)的一致性准则进行判别,但这类方法均难以避免出现误判或错误路径

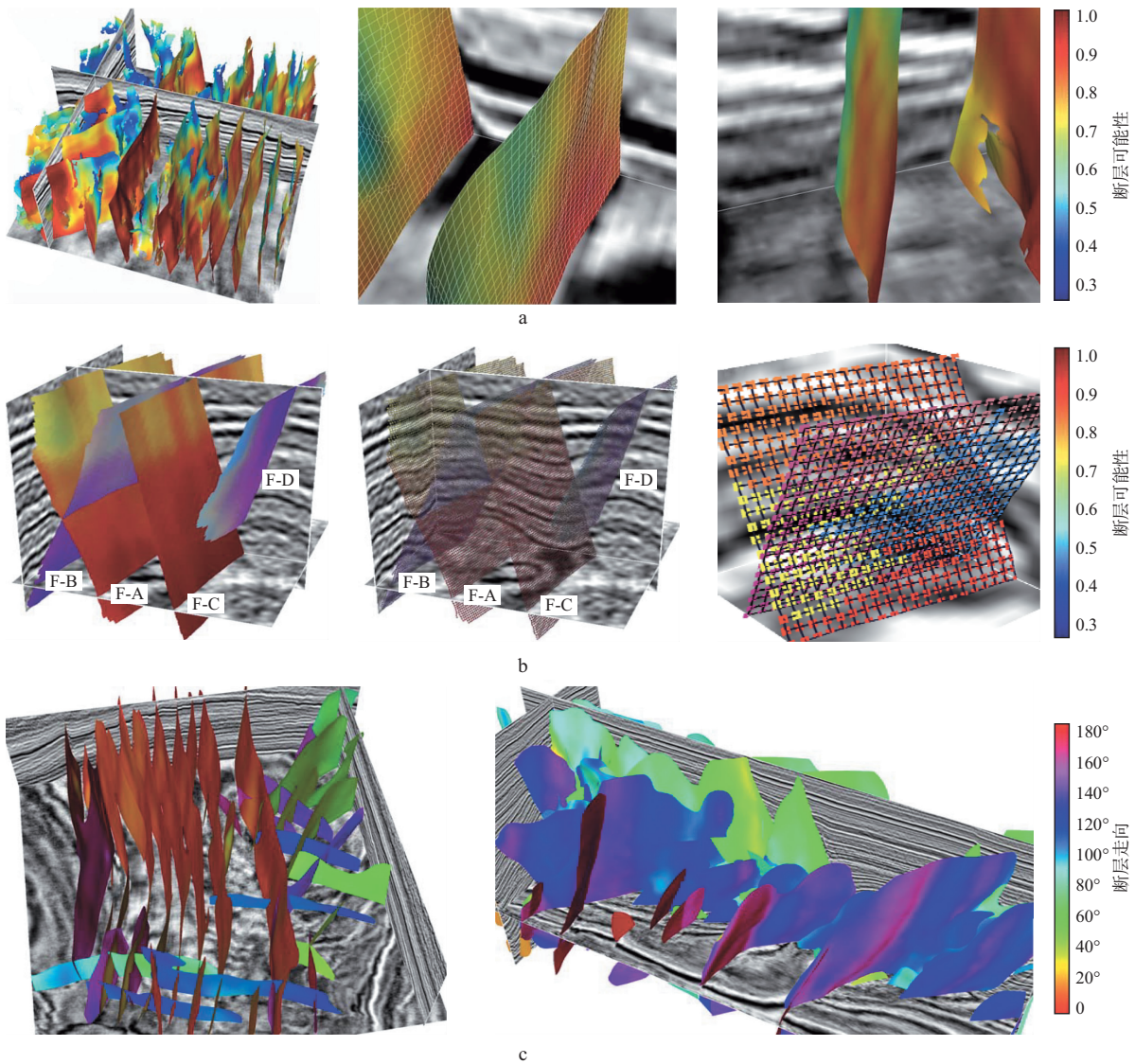


图 4 不同自动组合方法生成的断层面

a 基于四边形网格生长的方法<sup>[4]</sup>; b 基于链式数据结构的区域生长方法<sup>[56]</sup>; c 基于全局最优面提取的方法<sup>[10]</sup>

连接。此外,断层检测结果中往往存在不少缺失的(未检测到的)断层点,导致仅凭区域生长算法难以构建完整的断层面。同时,区域生长算法作为一种局部关联性判别算法,缺乏全局性考虑,三维断层面构建结果通常与种子点位置以及生长路径相关。因此,这类方法难以获得稳定的、一致性较强的断层面结果。为了提高断层面的稳定性和完整性,WU等<sup>[16]</sup>提出一种基于全局最优面提取的解决方案。该方案基于动态规划(dynamic warping)的最优路径算法,从断层可能性属性体中提取全局最优面(及面上所有点的累积断层属性最大值),进而构建断层面,该方法可以从不连续的断层检测结果中构建出较为完整的断层

面(图 4c)。该方案基于全局优化的思路也有助于获得相对稳定的断层面构建结果。这类方法在断裂系统比较复杂的情况下(比如具有复杂分支和相交的断裂系统)难以获得理想的结果,需要进一步的人工干涉。

总体而言,相对于断层位置的检测方法,目前断层面的自动构建方法成熟度依然较低,难以获得稳定的工业生产(比如构造建模)应用,主要难点可概括如下。①断层面的空间展布自由度大,其延展方向和空间展布范围均不确定,且通常未落在地震采样网格上,因此难以对断层面空间几何描述的数据进行定义。与层位的数据建模类比可知,一般情况下层位可

以数学表示为深度  $z$  关于横坐标  $x$  和  $y$  的函数  $z(x, y)$ , 也就是说层位的横向维度可以认为和地震采样网格和范围一致, 而断层却没有这样的建模网格和范围, 导致其方法设计难度更大。② 实际情况下, 断层面往往不是封闭且可以用单值函数来进行表达的几何图像, 而这与构造地质建模里面的平滑、连续断层面假设相悖。③ 实际情况下, 断层面之间具有复杂的接触连接关系, 成百上千的断层可连成一个关系复杂的断裂系统, 难以对这些断层面进行自动切割和分离。断层面构建虽然难度很大, 但却比断层位置检测更为关键, 前者可以应用于构造建模、断距估计和断层恢复。

### 1.1.3 断距估计和断层恢复

对如图 5a 所示的三维地震数据体进行断层属性计算和断层面构建, 结果分别如图 5b 和图 5c 所示, 可用于进一步估计断距场沿每一个断层面的空间分布情况。断距场是用于断层构造研究的关键动力学特征, 对断层两边层位的自动解释而言至关重要。目前, 国内外学者在断距场自动估计方面研究较少, 通常通过解释断层两侧一些有限的地震层位来估计断

距信息, 导致工作量巨大并且得到的结果分辨率较低。具有代表性的断距场自动估计是由 HALE<sup>[11]</sup> 和 WU 等<sup>[12]</sup> 提出的基于图像配准的方法。考虑到地震数据对走滑断层的断距分辨能力较差, 往往只能刻画沿断层倾向方向的滑移矢量, 因此通过计算断层面上盘和下盘地层(或地震同相轴)之间的相对错动, 来估计断层的倾向滑移量。该方法忽略了断层的走向滑移, 具体步骤如下: ① 首先沿着断层面附近分别从断层的上盘和下盘提取两个二维地震剖面, 这两个地震剖面在空间上与断层面平行且与断层面靠近(法向距离 2~3 个采样点), 其横坐标对应断层的走向、纵坐标对应断层的倾向; ② 利用二维动态图像归整算法<sup>[11]</sup> 来计算能够将这两个地震剖面进行配准的纵轴方向(断层倾向方向)偏移场, 计算得到的偏移场相当于断层的倾向断距场。

由于断层附近地层或地震同相轴往往破碎严重, 故在断层两边提取地震剖面之前通常会先进行构造引导(沿地震同相轴), 并且采用保持断层边界的平滑滤波来增加断层两边地震同相轴的连续性(图 5d), 进而提高地震剖面配准和断距估计的稳定性。采用

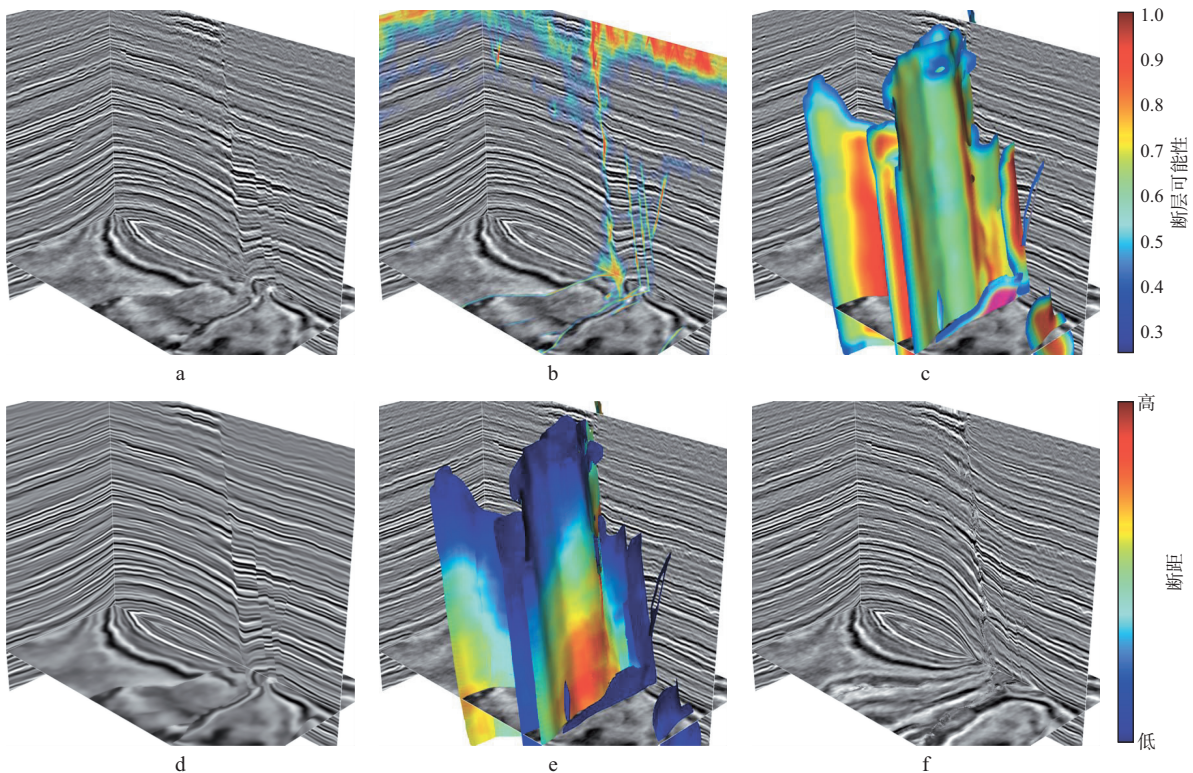


图 5 三维断层自动解释全流程

a 三维地震数据体; b 指示断层位置的属性体; c 从断层属性体中自动构建的三维断层面; d 构造引导和平滑滤波后的地震数据体; e 利用相对错动估计的断层面断距在垂直方向的分量(断面颜色显示); f 利用 WU 等<sup>[12]</sup> 提出的方法得到的去断层处理结果

上述方法针对各个断层面进行处理,可以得到分辨率较高、连续分布的断距场,图 5e 中断层面上不同颜色代表的是估计的倾向断距在垂直方向的不同分量。

基于估计的断距场,可以对地震数据体或断层两边的地层进行去断层或断层恢复处理。去断层处理可以用于检验估计的断距场的准确性、分析断层的动力学过程,同时也有助于后期的地震层位自动化解。对地震数据体或地层在三维空间中进行去断层处理,需要估计一个三维的偏移矢量场来校正数据体中所有断层的上、下盘地层相对错动。HALE<sup>[4]</sup>提出固定断层下盘和断层位置、移动断层上盘的思路来实现去断层处理,该方法首先通过插值,将在断层面上估计的断距场连续且光滑地扩散到所有断层的上盘空间中,得到一个三维空间中的偏移矢量场;然后将该矢量场应用于校正数据体中断层上、下盘的相对错动。由于该方法在去断层过程中固定断层的下盘和断层的空间位置,导致其在对相交的新老断层进行恢复过程中容易产生畸变,因为在这种情况下老断层被新断层切割会导致老断层的位置发生变化,要实现断层恢复必须对老断层的位置也进行校正。WU 等<sup>[12]</sup>提出一种相对灵活的去断层方法,该方法无需固定断层的位置和断层的下盘,通过同时求解一些断层上、下盘匹配的方程(利用估计的断层断距场构建)和正则化偏微分方程来计算去除断层所需的矢量位移,最后同时移动断层上、下盘和断层位置来实现断层的恢复或去断层处理。图 5f 为利用该方法获得的地震数据去断层处理结果,可以看到去断层处理后,断层两边的同相轴变得更加连续,使得后期的层位自动追踪更加容易、准确。

### 1.2 三维地震层序自动化解

三维地震层序解释包含地震层位和层序界面的拾取。层位在地质上可以定义为一个等地质时间线或面<sup>[75]</sup>;层位在岩性上表现为上、下两个具有一定岩性差异的地层的分界面,在地震数据中往往呈现为具有一致性反射特征和相位的反射波同相轴。层位的精细解释对于地震地貌学研究、构造建模和层序地层建模都至关重要。而不整合面或层序界面在地质上代表一个沉积间断、缺失或剥蚀界面<sup>[75]</sup>,其上、下地层呈现明显的上超、下超和顶超、削截的超覆关系;同时它也是一个岩性界面,因而在地震数据中呈现出明显的反射特征。地质专家一般会通过反射终止特征(包括上超、下超、顶超和削截)来确定地震数据中的

不整合面和层序界面位置。下文中我们对地震数据中层位和层序界面的自动化解分别进行阐述,但实际上层位和层序界面的解释并不应当作为两个独立的任务来看待,而应当作为相互关联和耦合的任务来一并解决。

#### 1.2.1 三维地震层位自动化解

三维地震数据体中不一定存在不整合面或者层序界面,但是通常存在断层,而断层也会影响层位的自动化解。层位的自动化解已经被广泛研究并提出了多种研究方法,本文主要讨论基于体解释的层位拾取方法。对于去断层处理后的地震数据体(图 5f),可以通过体拉平的方法<sup>[76-78]</sup>对其进行进一步的地震地层拉平处理(图 6a)。该方法首先利用地震同相轴的倾角信息构建计算拉平偏移量的偏微分方程,然后求解偏微分方程来估计拉平偏移量,最后根据估计的拉平偏移量来实现整个地震数据体从去断层后的空间到拉平空间的映射。拉平的过程实质上是地震数据体从原始的深度(或双程旅行时)域变换到了地质年代空间或 Wheeler 域。在图 6a 中,所有地震反射波同相轴均呈水平对齐的状态,因此可以通过直接提取水平切片来获取数据体中的任意地震层位,实现三维地震数据中所有地震层位的一次性解释。利用估计的拉平偏移量,还可以计算如图 6b 所示的相对地质年代体。该地质年代体和对应的地震数据体具有相同的网格和维度,其中的值并非绝对地质年代,而是相对地质年代。相对地质年代体中的红色部分代表的地质年代较老,蓝色部分代表的地质年代较新,随着深度的增加,地质年代整体呈现由新到老的变化趋势,具有相同值(或颜色)的采样点对应相同的地层或地震层位。当地震数据体中存在逆断层或者反转地层时,计算得到的相对地质年代体也会在深度方向出现对应的地质年代由老到新的翻转情况,该相对地质年代体可以看作地震数据中所有地震层位的隐式表达式,因为地质年代体中的等时线或面对应着地震层位,所以该相对地质年代体也可以看作一个包含地震数据体中所有层位等构造信息的隐式构造模型(图 6c),用于引导后期井间插值以构建岩性参数模型和储层模型。

相对于传统的地震层位单个、逐一解释的模式,这种体解释的方法通过对全局信息进行拟合可以获得更稳定的层位解释结果;同时体解释的方法可以一次性获得地震数据体中的所有地震层位,在解释的效



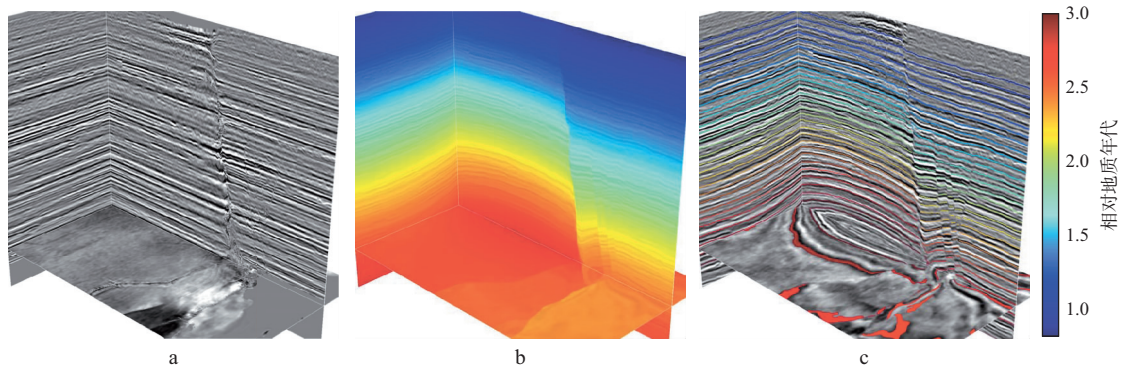


图 6 地震层位解释流程

a 拉平处理后同相轴水平对齐的地震数据体；b 相对地质年代体；c 提取等值面(线)得到的包含地震层位的隐式构造模型

率和结果的分辨率方面优势明显。本文展示了一种基于地震断层解释、去断层处理、拉平处理的地震层位体解释以及相对地质年代体估计的方法流程。目前,部分学者<sup>[58-59]</sup>提出利用深度学习的方法从输入的地震数据体直接估计或映射出对应的包含断层信息的相对地质年代体。深度神经网络对输入地震数据体中构造信息的多尺度特征关注能力和拟合能力远优于基于偏微分方程的体解释方法,深度神经网络具有广阔的发展前景,目前基于深度学习的地震层位解释方法面临最大的挑战包括两个方面:①对大三维地震数据体的处理内存需求巨大;②目前网络训练主要依赖合成数据集,训练后的网络可能存在泛化能力不足的问题。

### 1.2.2 三维地震层序界面和层位的耦合解释

当地震数据体中存在不整合面时,部分层位可能在不整合面位置终止,导致层位的自动追踪难度增加。因此,一般考虑先检测出不整合面位置,然后将其作为边界约束引入到层位自动提取方法中。考虑到层序界面或不整合面附近往往存在地震同相轴终止(上超、下超、顶超和削截等)的特征,因此通过计算能得到反映地震同相轴的发散或收敛程度的几何特征,并将其用于指示不整合面位置。我们采用 WU 等<sup>[78]</sup>提出的方法对如图 7a 所示的三维地震数据体计算不整合面似然性,得到的属性体如图 7b 所示,该结果可用于指示地层终止区域以及其对应的平行不整合面位置,从图 7b 的极值位置处自助提取得到如图 7c 所示的两个不整合面(图 7c 中绿色为主体的层位)。

不整合面在地质上代表沉积间断、缺失或剥蚀界面,地层的地质年代在不整合面位置存在跳变,地层在拉平的空间(或 Wheeler 域)呈现明显的空白区域(对

应于沉积间断、缺失或剥蚀)。这种不连续性特征的存在,给前面阐述的体拉平或相对地质年代体估计等层位体解释方法带来挑战。一种可行的方法是将事先提取的不整合面作为边界条件约束<sup>[78]</sup>引入到层位的体解释方法中,使得估计的相对地质年代体(图 7d)在拟合地震数据体构造的同时保持在不整合面附近的不连续跳变。从该地质年代体在不同色标下的可视化显示结果可以看到,自动提取和构建的等时地层或层位(图 7e)与相同地质年代的地层和背景的地震同相轴高度吻合,同时在不整合面位置有明显的地层终止(顶超)现象。基于估计的相对地质年代体,可以将图 7a 的地震数据体从原始的深度域转换到如图 7f 所示的地质时间域三维 Wheeler 体,在此空间中可以明显看到所有地层成水平层状展布,两个不整合面对应两块明显的地层缺失区域,这与地质认识吻合。

### 1.3 三维地震地质体自动化解释

地震数据体中常见的地质体包括盐丘、火成岩、溶洞和河道等,这些地质体的雕刻和解释也是构造建模和储层建模的重要内容。地质体的自动化解释一般包括两部分:①通过计算地震属性来检测地质体或其边界的位置;②基于属性对地质体进行三维建模。在地震数据体中各类地质体一般呈现反射不连续、杂乱反射或地质体内外的反射振幅和几何构造变化明显等特征,因此,能够检测这些特征的各种属性(包括方差、相干、曲率等)均可用于检测地震数据体中的地质体或其边界。通常情况下,如果地震数据体中地质体的成像质量较差,容易导致基于这些属性的地质体雕刻或建模方法的自动化程度或精度较低。图 8a 为从背景三维地震数据体中计算得到的构造引导的盐丘边界似然性<sup>[30]</sup>,该属性通过估计盐丘内外地震反

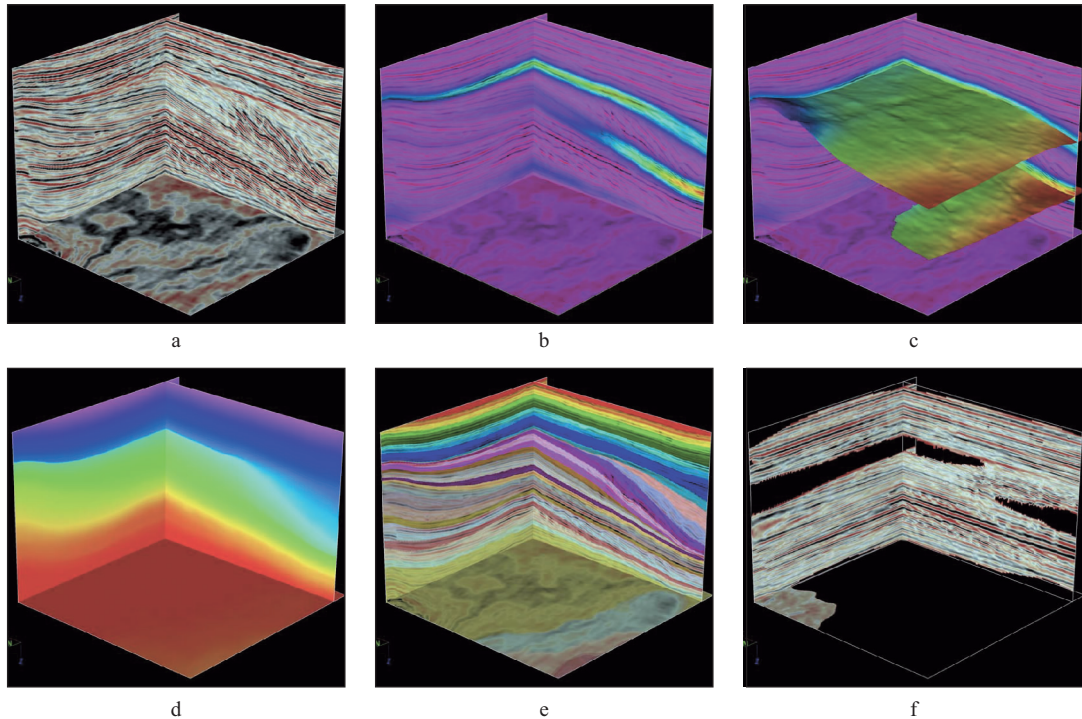


图 7 不整合面解释

a 三维地震数据体; b 指示不整合面位置的属性体; c 从图 7b 中自动提取得到的两个不整合面; d 估计的相对地质年代体; e 自动提取和构建的等时地层或层位; f 地质时间域三维 Wheeler 体

射几何构造特征的变化,在一定程度上检测出部分明显的盐丘边界的位置和一些非盐丘边界的干扰特征,一些不明显的盐丘边界存在检测缺失的情况,因此仅利用该属性得到的盐丘边界检测结果,难以实现自动化的盐丘三维建模。为此,WU<sup>[30]</sup>根据水平集(level-set)方法思路,利用该盐丘边界检测结果并结合盐丘边界构造方向信息,计算得到用于描述盐丘体几何形态的隐式标量场,结果如图 8b 所示。在计算该标量场过程中,通过全局拟合检测的盐丘边界位置信息来提高其抗干扰能力,通过引入方向信息和平滑正则化约束来实现对盐丘边界检测及缺失区域的连续插值。在该隐式标量场中,正值(红色区域)代表盐丘的内部,负值(蓝紫色区域)代表盐丘的外部,从该标量场提取零等值面便可以获得完整盐丘边界(图 8c),完成对盐丘体的三维建模。利用该方法可以获得光滑且封闭的盐丘边界,但是部分位置可能还需要人工修正以获得精确的建模结果。为此,WU 等<sup>[34]</sup>提出一种交互式的半自动方法,通过引入人为干预来实现更加精确的盐丘边界建模。该方法首先通过人工或者自动方法定义一个初始盐丘边界(与目标盐丘边界接近,如图 8d 蓝色曲线所示),然后利用最优路径拾取

算法对初始边界更新来拟合目标盐丘边界。

由于强大的抗干扰能力和对复杂特征的提取、映射能力,近年来,深度学习方法在地质体目标检测方面取得较大成功,相对于利用传统属性的方法,深度学习方法优势明显。基于图像分割思路的卷积神经网络<sup>[40]</sup>自动识别的盐丘体如图 8e 所示,该结果(暗红色区域)可以完整且准确地检测出盐丘体的位置。类似地,图 8f 为基于图像分割思路的卷积神经网络计算<sup>[40]</sup>自动识别的火成岩。将合成数据集训练卷积神经网络<sup>[42]</sup>应用于实际地震数据的溶洞检测,得到的溶洞体三维模型如图 8g 所示。图 8h 为基于图像分割思路的卷积神经网络<sup>[40]</sup>自动识别的验证集溶洞体,图 8i 为基于图像分割思路的卷积神经网络<sup>[40]</sup>自动识别的实际溶洞体。随着深度学习方法和各类地质体样本集的完善,有望能更好地实现三维地震数据中地质体自动化智能建模。

虽然我们在此将地震层位解释和地质体解释分开来讨论,但事实上这两个任务高度耦合。地质体的雕刻尤其对层位的自动解释至关重要,这是因为块状地质体对地层的终止和遮挡使得层位的自动追踪难度加大。地质体的边界同时也是部分地层或层位的

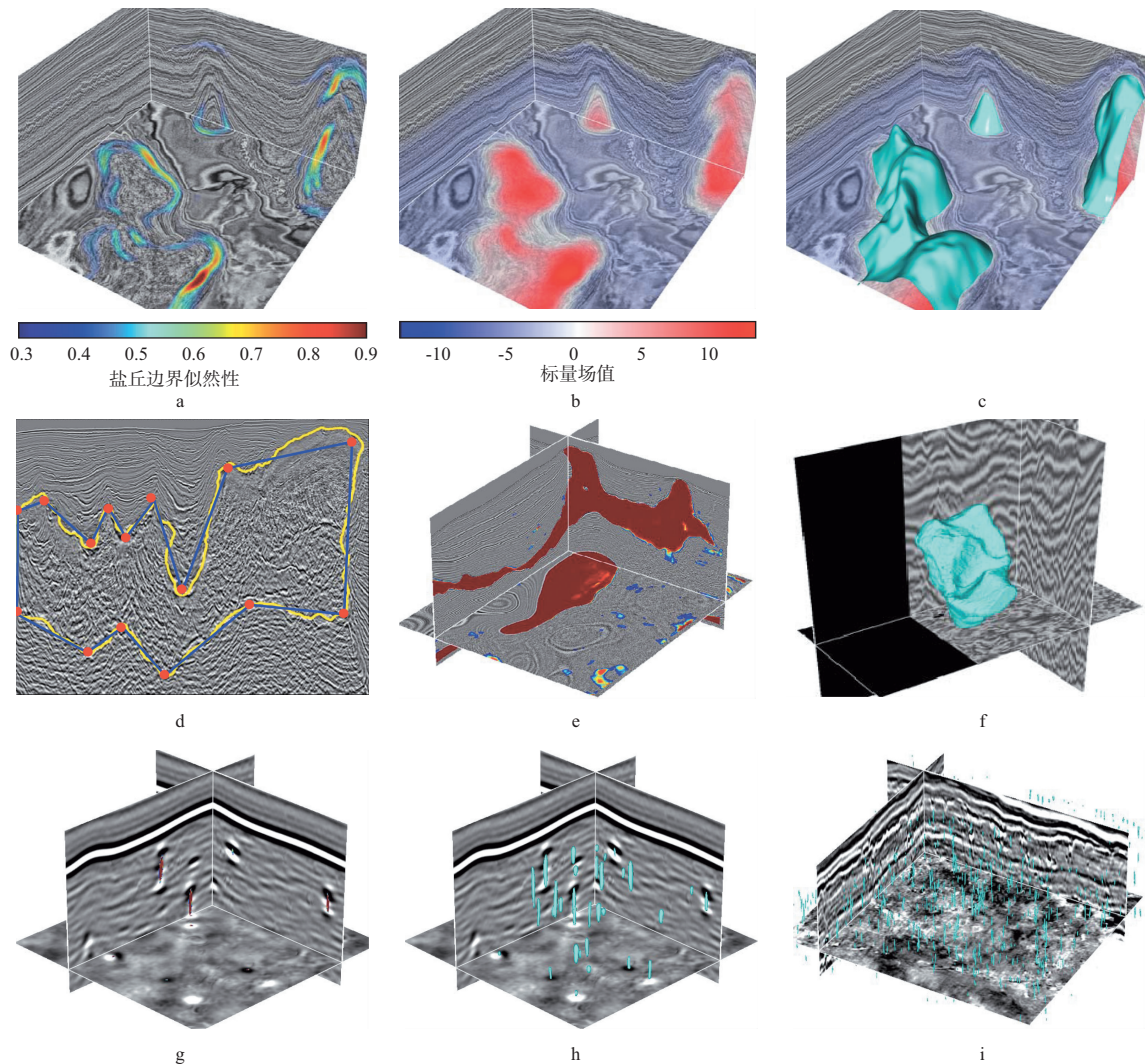


图 8 盐丘和火成岩等块状地质体解释

a 从背景三维地震数据体中计算得到的构造引导的盐丘边界似然性<sup>[30]</sup>; b 用于描述盐丘体几何形态的隐式标量场<sup>[30]</sup>; c 从隐式标量场中提取零等值面得到的完整盐丘边界面<sup>[30]</sup>; d 利用最优路径拾取算法<sup>[84]</sup>从块状地质体边界检测属性中自动提取的完整边界; e 基于图像分割思路的卷积神经网络自动识别的盐丘体<sup>[40]</sup>; f 基于图像分割思路的卷积神经网络自动识别的火成岩; g 溶洞体三维模型; h 基于图像分割思路的卷积神经网络自动识别的验证集溶洞体; i 基于图像分割思路的卷积神经网络自动识别的实际溶洞

边界,因此,地质体的检测结果也应当作为边界条件约束引入层位自动解释方法中。

#### 1.4 构造引导建模

三维地震解释获得的各类构造和地层信息可以有效应用于引导井间插值,以获得既与测井观测值吻合又与地下构造一致的三维岩性和储层模型。在井震联合建模前,往往需要先通过井震匹配方法<sup>[79-82]</sup>将测井曲线校正到垂直方向与地震数据相一致的深度或时间域,同时使得地震数据中的层位横向上对应多口测井数据中相同的地质体,因此,在井震匹配过程中除了保证单一测井曲线在纵向上与对应地震波形相

匹配,还需保证多口测井曲线的横向一致性<sup>[83]</sup>,即多口井中相同地层的观测曲线应该对应地震数据体中的相同地震层位。

完成如图 9a 所示的井震匹配之后,可直接利用地震解释计算得到的相对地质年代体(隐式构造模型)(图 9b)来引导井间插值<sup>[67]</sup>。隐式构造模型包含了对地震数据体中所有构造信息的隐式表达,对其提取等值线或面可以获得所有的层位信息(图 9c)。如果计算隐式构造模型时,充分考虑了断层、地质体边界和不整合面的约束,那么提取等值面(等地质时间面)获得的层位也符合这些关键地质界面信息。考虑

到在相同地质时期沉积的地层在区域上通常具备类似的沉积环境和物源等,可以假设在横向空间分布上岩性参数在相同的地质时间具有较好的一致性。因此,对多口测井的岩性观测值沿着等地质时间线或面进行横向插值或延拓,可以得到全空间三维岩性模型。插值过程中还应考虑用被插值点到多口测井的横向距离,并进行反向加权。图9d为利用声波速度测井曲线进行井间插值得到的速度模型,可以看到,

通过这种方式插值得到的岩性模型在数值和纵向变化趋势上与测井吻合,同时横向构造趋势与三维地震数据相吻合。考虑到地质体中岩性参数的异常和突变,可以利用对地质体中填充物的先验认识对岩性模型中地质体内部的岩性参数进行填充或修正。图9e为缝洞地质体解释结果,可以看出从三维地震数据体中检测出的溶洞位置。对溶洞内部进行低速填充,获得如图9f所示的最终的速度(岩性参数)模型。

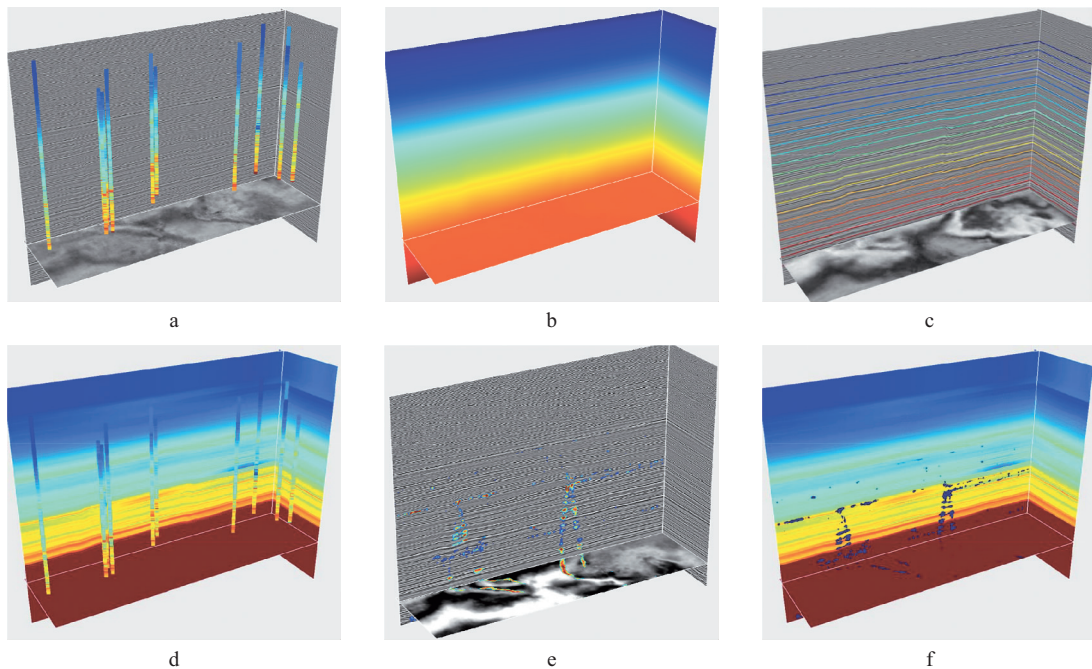


图9 构造引导的井震联合建模

a 井震匹配; b 相对地质年代体; c 层位和地层信息; d 速度模型; e 缝洞地质体解释结果; f 最终的速度模型

经过插值得到的模型虽然融合了地震构造信息和稀疏的测井信息,但是插值过程中存在横向平滑假设和近似,因而通常无法准确反映岩性参数的真实横向变化和细节信息,尤其在岩性变化较快的区域。因此,往往需要进一步利用地球物理反演方法,通过拟合地震振幅和其它观测数据来对插值模型进行进一步优化和改进,而插值模型往往会作为初始模型输入到反演流程中,用于提供低频背景和趋势约束<sup>[68]</sup>。

## 2 全流程实际数据应用

为了更好地展示和总结整个自动化三维地震构造解释和建模全流程,我们将该流程应用于包含盐丘和大量断层的三维实际地震数据,并对相应的结果进行展示和讨论。①利用基于二值图像分割的卷积神

经网络对三维地震数据体中的盐丘体进行检测,得到图10a中红色区域指示的盐丘检测结果;②基于盐丘检测结果对盐丘边界或盐丘地质体进行三维建模,结果如图10b所示,其盐丘边界作为边界约束可以用于后期的层位解释和岩性参数建模;③利用三维地震断层检测的流程(包括断层位置、走向和倾角等属性计算以及断层面组合)得到如图10c所示的三维断层面自动构建结果,图10d为断层面在不同视角下的可视化结果,可以看到这些断层受底部盐丘控制呈辐射状空间展布,基本可以确定这些断层由底部盐丘生长隆起,因对上覆地层产生抬升和拉张作用而形成;④将解释的盐丘边界和断层面作为边界约束引入层位体解释方法中,得到如图10e所示的相对地质年代体(隐式构造模型),进而可以对三维地震数据体中所有构造信息实现隐式表达,因为其等值线(图10f中横

向展布的彩色曲线)对应地震层位,其地质时间的横向跳变或等值线横向跳变对应断层位置(图 10f 中垂

直展布的红色曲线),对该隐式构造模型应用色标标注,可以更好地进行地层和断层的描述,得到的三维

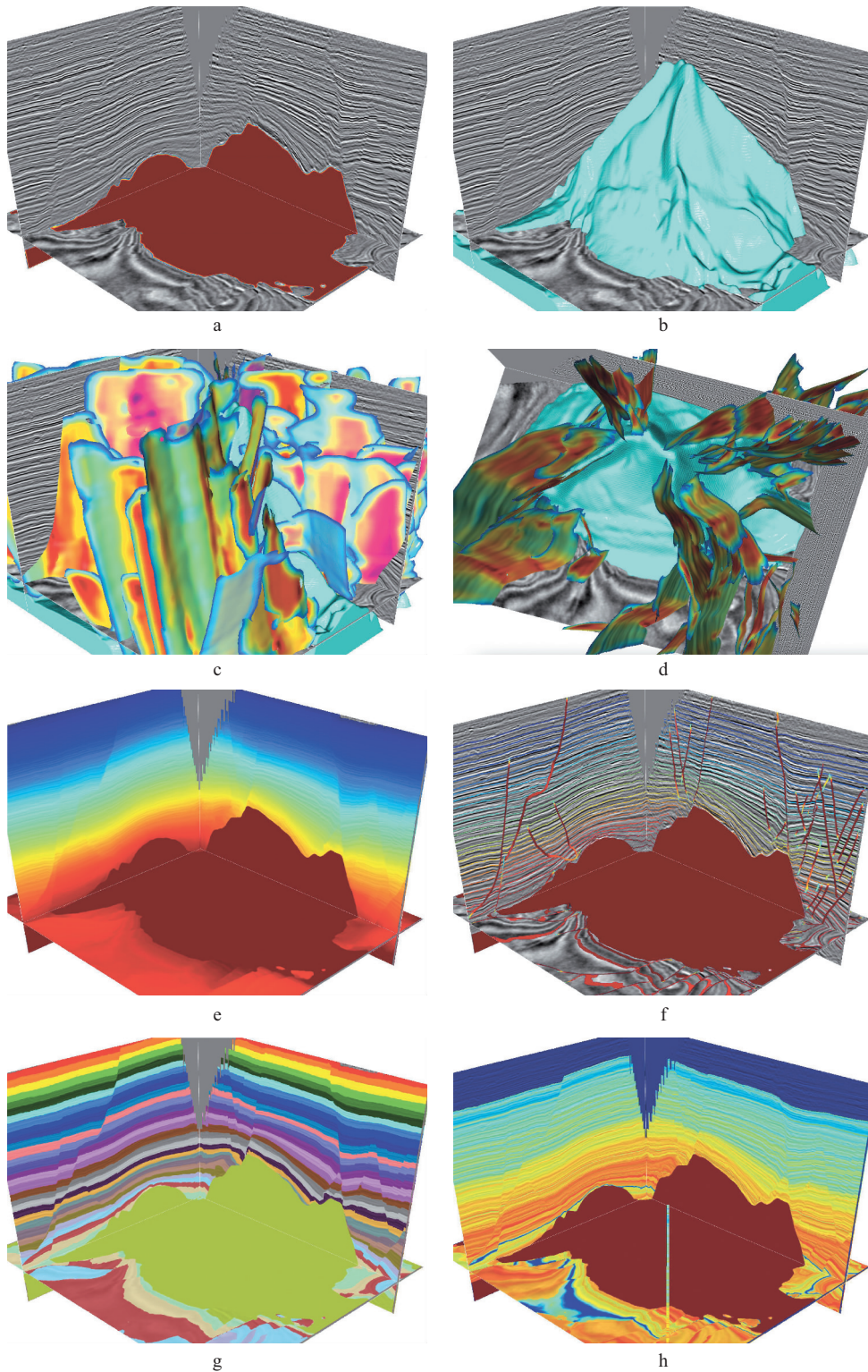


图 10 自动化构造解释与建模

a 盐丘检测结果; b 盐丘体三维模型构建结果; c 三维断层面自动构建结果; d 断层面在不同视角下的可视化结果; e 相对地质年代体; f 断层和层位; g 三维构造模型; h 三维岩性物性参数模型

构造模型如图 10g 所示;⑤引入测井岩性观测值,利用三维构造模型进行构造引导井间插值或外推,得到如图 10h 所示的三维物性参数模型。

### 3 结论

本文提出了一整套三维地震数据构造解释与建模技术流程,整个流程包含三维断层、层序和地质体自动化解释以及构造引导的井间插值岩性参数建模 4 个部分。关于地震解释的 3 个部分相互约束和耦合:通过断层解释实现对地震数据体的去断层或断层恢复处理,将断层两边的反射波同相轴重新定位使其变得连续,为后续解释其它地质构造与地质界面提供更好的条件;不整合面和地质体边界的解释结果可以作为边界约束用于层位解释;而层位解释又可以反过来用于校正断层和不整合面的解释结果。通过三维地震解释流程得到所有断层、不整合面、地质体和层位等信息可以作为构造和地层约束引导井间插值,进而构建岩性参数模型。

本文提出的自动化技术流程反映了随着先进的高维图像处理技术(尤其是深度学习方法和应用),自动化三维地震构造解释与建模取得了较大的发展,断层位置检测、地质体检测和较简单地质构造背景下层位提取等方面已经取得了较大幅度的自动化和实际应用。断层面组合、层序界面精细解释和构造建模等的自动化实现方面依然面临挑战,且存在较大的发展空间。深度学习和地质、地球物理数据以及知识的有机结合有望在自动化、智能化地震构造解释与建模方面取得进一步的突破。虽然目前也面临着缺乏样本标签、地质和地球物理约束的合理引入等挑战,但是在强大的需求引导下,国内外在计算机和油气领域以及人工智能技术方法攻关方面投入了巨大智力和科研经费,让我们对地震构造解释与建模的智能化充满希望,期待油气领域的人工智能大模型的实现,进而获得基于单网络模型的各种地震构造、层序解释的一体化实现和各类地质建模任务的单网络模型一体化实现。

**致谢:**感谢中海石油(中国)有限公司北京研究中心对本文研究工作的支持!

### 参 考 文 献

[1] MARFURT K J, SUDHAKER V, GERSZTENKORN A, et al.

- Coherency calculations in the presence of structural dip[J]. *Geophysics*, 1999, 64(1): 104-111
- [2] VAN BEMMEL P P, PEPPER R E F. Seismic signal processing method and apparatus for generating a cube of variance values: U.S. Patent 6,151,555[P]. 2000-11-21
- [3] RANDEN T, PEDERSEN S I, SØNNELAND L. Automatic extraction of fault surfaces from three-dimensional seismic data[J]. *Expanded Abstracts of 71<sup>st</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2001: 551-554
- [4] HALE D. Methods to compute fault images, extract fault surfaces, and estimate fault throws from 3D seismic images[J]. *Geophysics*, 2013, 78(2): O33-O43
- [5] HUANG L, DONG X, CLEE T E. A scalable deep learning platform for identifying geologic features from seismic attributes[J]. *The Leading Edge*, 2017, 36(3): 249-256
- [6] WU X M, LIANG L, SHI Y, et al. Fault Seg3D: Using synthetic data sets to train an end-to-end convolutional neural network for 3D seismic fault segmentation[J]. *Geophysics*, 2019, 84(3): IM35-IM45
- [7] WU X M, GENG Z, SHI Y, et al. Building realistic structure models to train convolutional neural networks for seismic structural interpretation[J]. *Geophysics*, 2020, 85(4): WA27-WA39
- [8] PEDERSEN S I, RANDEN T, SONNELAND L, et al. Automatic fault extraction using artificial ants[J]. *Expanded Abstracts of 72<sup>nd</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2002: 512-515
- [9] GIBSON D, SPANN M, TURNER J, et al. Fault surface detection in 3-D seismic data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(9): 2094-2102
- [10] WU X M, FOMEL S. Automatic fault interpretation with optimal surface voting[J]. *Geophysics*, 2018, 83(5): O67-O82
- [11] HALE D. Dynamic warping of seismic images[J]. *Geophysics*, 2013, 78(2): S105-S115
- [12] WU X M, HALE D. 3D seismic image processing for faults[J]. *Geophysics*, 2016, 81(2): IM1-IM11
- [13] WEI K H, MASET R. Fast faulting reversal-draft version 3[J]. *Expanded Abstracts of 75<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2005: 771-774
- [14] WEI K H. 3D fast fault restoration[J]. *Expanded Abstracts of 76<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2006: SEG-2006-1078
- [15] LUO S, HALE D. Unfaulting and unfolding 3D seismic images[J]. *Geophysics*, 2013, 78(4): O45-O56
- [16] WU X M, LUO S, HALE D. Moving faults while unfaulting 3D seismic images[J]. *Geophysics*, 2016, 81(2): IM25-IM33
- [17] BAHORICH M, FARMER S. 3-D seismic discontinuity for faults and stratigraphic features: The coherence cube[J]. *The Leading Edge*, 1995, 14(10): 1053-1058
- [18] BARNES A E. Attributes for automating seismic facies analysis[J]. *Expanded Abstracts of 70<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2000: 553-556
- [19] VAN HOEK T, GESBERT S, PICKENS J. Geometric attributes for seismic stratigraphic interpretation[J]. *The Leading Edge*, 2010, 29(9): 1056-1065
- [20] RINGDAL K. Flow-based segmentation of seismic data[D]. Bergen: University of Bergen, 2012

- [21] WU X M, HALE D. 3D seismic image processing for unconformities[J]. *Geophysics*, 2015, 80(2): IM35-IM44
- [22] ZHOU J, ZHANG Y Q, CHEN Z G, et al. Detecting boundary of salt dome in seismic data with edge-detection technique[J]. *Expanded Abstracts of 77<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2007: 1392-1396
- [23] AQRAWI A A, BOE T H, BARROS S. Detecting salt domes using a dip guided 3D Sobel seismic attribute[J]. *Expanded Abstracts of 81<sup>st</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2011: 1014-1018
- [24] ASJAD A, MOHAMED D. A new approach for salt dome detection using a 3D multidirectional edge detector[J]. *Applied Geophysics*, 2015, 12(3): 334-342
- [25] BERTHELOT A, SOLBERG A H S, GELIUS L J. Texture attributes for detection of salt[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2013, 88: 52-69
- [26] HEGAZY T, ALREGIB G. Texture attributes for detecting salt bodies in seismic data[J]. *Expanded Abstracts of 84<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2014: 1455-1459
- [27] WANG Z, HEGAZY T, LONG Z, et al. Noise-robust detection and tracking of salt domes in postmigrated volumes using texture, tensors, and subspace learning[J]. *Geophysics*, 2015, 80(6): WD101-WD116
- [28] HALPERT A, CLAPP R G. Salt body segmentation with dip and frequency attributes [J]. *Stanford Exploration Project*, 2008, 113(1~12): 2
- [29] HAUKÅS J, RAVNDAL O R, FOTLAND B H, et al. Automated salt body extraction from seismic data using the level set method[J]. *First break*, 2013, 31(4): <https://doi.org/10.3997/1365-2397.2013009>
- [30] WU X M. Methods to compute salt likelihoods and extract salt boundaries from 3D seismic images [J]. *Geophysics*, 2016, 81(6): IM119-IM126
- [31] LOMASK J, CLAPP R G, BIONDI B. Application of image segmentation to tracking 3D salt boundaries [J]. *Geophysics*, 2007, 72(4): P47-P56
- [32] ZHANG Y, HALPERT A D. Enhanced interpreter-aided salt boundary extraction using shape deformation [J]. *Expanded Abstracts of 82<sup>nd</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2012: <https://doi.org/10.1190/segam2012-1337.1>
- [33] RAMIREZ C, LARRAZABAL G, GONZALEZ G. Salt body detection from seismic data via sparse representation [J]. *Geophysical Prospecting*, 2016, 64(2): 335-347
- [34] WU X M, FOMEL S, HUDEC M. Fast salt boundary interpretation with optimal path picking [J]. *Geophysics*, 2018, 83(3): O45-O53
- [35] PENNA R, ARA ÚJO S, SANSONOWSKI R, et al. Igneous rock characterization through reprocessing, FWI imaging, and elastic inversion of a legacy seismic dataset in Brazilian Pre-Salt Province [J]. *Expanded Abstracts of 88<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2018: 3277-3281
- [36] PENNA R, ARA ÚJO S, GEISSLINGER A, et al. Carbonate and igneous rock characterization through reprocessing, FWI imaging, and elastic inversion of a legacy seismic data set in Brazilian presalt province [J]. *The Leading Edge*, 2019, 38(1): 11-19
- [37] GAO B, ZHAO B, SHI W, et al. The application and effect of RTM technology on igneous rocks fine imaging in NP1 Area [J]. *Proceedings of Beijing 2014 International Geophysical Conference & Exposition*, 2014: 906-909
- [38] GAO B, ZHAO B, ZHANG M, et al. The seismic prediction technologies of sandstone reservoir in igneous rock development areas in NP1 Structural Belt [J]. *Proceedings of SPG/SEG 2016 International Geophysical Conference*, 2016: 392-395
- [39] ZHANG T, WANG X, LIU W. The velocity modeling techniques of igneous rock—A case study of Ha-La-Ha-Tang area [J]. *Proceedings of SEG 2019 Workshop*, 2019: 68-71
- [40] SHI Y, WU X M, FOMEL S. SaltSeg: Automatic 3D salt segmentation using a deep convolutional neural network [J]. *Interpretation*, 2019, 7(3): SE113-SE122
- [41] SEN S, KAINKARYAM S, ONG C, et al. SaltNet: A production-scale deep learning pipeline for automated salt model building [J]. *The Leading Edge*, 2020, 39(3): 195-203
- [42] WU X M, YAN S S, QI J, et al. Deep learning for characterizing paleokarst collapse features in 3-D seismic images [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2020, 125(9): e2020JB019685
- [43] ZHANG G, LIN C, REN L, et al. Seismic characterization of deeply buried paleocaves based on Bayesian deep learning [J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2022, 97: 104340
- [44] PHAM N, FOMEL S, DUNLAP D. Automatic channel detection using deep learning [J]. *Interpretation*, 2019, 7(3): SE43-SE50
- [45] GAO H, WU X, LIU G. Channel Seg3D: Channel simulation and deep learning for channel interpretation in 3D seismic images [J]. *Geophysics*, 2021, 86(4): IM73-IM83
- [46] STARK T J. Unwrapping instantaneous phase to generate a relative geologic time volume [J]. *Expanded Abstracts of 73<sup>rd</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2003: 1707-1710
- [47] STARK T J. Relative geologic time (age) volumes—Relating every seismic sample to a geologically reasonable horizon [J]. *The Leading Edge*, 2004, 23(9): 928-932
- [48] STARK T J. Generating a seismic Wheeler [J]. *Expanded Abstracts of 75<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2005: 782-785
- [49] WU X M, ZHONG G. Generating a relative geologic time volume by 3D graph-cut phase unwrapping method with horizon and unconformity constraints [J]. *Geophysics*, 2012, 77(4): O21-O34
- [50] FIGUEIREDO A M, GATTASS M, SZENBERG F. Seismic horizon mapping across faults with growing neural gas [J]. *Proceedings of 10<sup>th</sup> International Congress of the Brazilian Geophysical Society & EXPOGEF*, 2007: 1476-1481
- [51] FIGUEIREDO A M, SILVA F B, SILVA P M, et al. A seismic facies analysis approach to map 3D seismic horizons [J]. *Expanded Abstracts of 84<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg*, 2014: SEG-2014-1382
- [52] FIGUEIREDO A M, SILVA F B, SILVA P M, et al. A clustering-based approach to map 3D seismic horizons [J]. *Proceedings of 14<sup>th</sup> International Congress of the Brazilian Geophysical Society & EXPOGEF*, 2015: 1166-1170

- [53] BAKKER P, VAN VLIET L J, VERBEEK P W. Edge preserving orientation adaptive filtering[J]. Proceedings of 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999: 535-540
- [54] FOMEL S. Applications of plane-wave destruction filters[J]. Geophysics, 2002, 67(6): 1946-1960
- [55] ARIAS E. Seismic slope estimation: Analyses in 2D/3D[D]. Denver: Colorado School of Mines, 2016
- [56] WU X M, HALE D. Automatically interpreting all faults, unconformities, and horizons from 3D seismic images[J]. Interpretation, 2016, 4(2): T227-T237
- [57] WU X M, HALE D. Horizon volumes with interpreted constraints[J]. Geophysics, 2015, 80(2): IM21-IM33
- [58] GENG Z, WU X M, SHI Y, et al. Deep learning for relative geologic time and seismic horizons[J]. Geophysics, 2020, 85(4): WA87-WA100
- [59] BI Z, WU X M, GENG Z, et al. Deep relative geologic time: A deep learning method for simultaneously interpreting 3-D seismic horizons and faults[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2021, 126(9): e2021JB021882
- [60] MALLETT J L. Geomodeling[M]. London: Oxford University Press, 2002: 1-595
- [61] CAUMON G, COLLON-DROUAILLET P, LE CARLIER DE VESLUD C, et al. Surface-based 3D modeling of geological structures[J]. Mathematical Geosciences, 2009, 41(8): 927-945
- [62] CALCAGNO P, CHILÈS J P, COURRIOUX G, et al. Geological modelling from field data and geological knowledge: Part I. Modelling method coupling 3D potential-field interpolation and geological rules[J]. Physics of the Earth and Planetary Interiors, 2008, 171(1~4): 147-157
- [63] HILLIER M J, SCHETSELAAR E M, DE KEMP E A, et al. Three-dimensional modelling of geological surfaces using generalized interpolation with radial basis functions[J]. Mathematical Geosciences, 2014, 46(8): 931-953
- [64] ZHAN X, LU C, HU G. Event sequence interpretation of structural geological models: A knowledge-based approach[J]. Earth Science Informatics, 2021, 14(1): 99-118
- [65] BI Z, WU X M. Implicit structural modeling of geological structures with deep learning[J]. Proceedings of SEG/AAPG/SEPM 1<sup>st</sup> International Meeting for Applied Geoscience & Energy, 2021: SEG-2021-3583427
- [66] WU X M, SHI Y, FOMEL S, et al. Incremental correlation of multiple well logs following geologically optimal neighbors[J]. Interpretation, 2018, 6(3): T713-T722
- [67] BI Z F, WU X M, LI Y X, et al. Geological-time-based interpolation of borehole data for building high-resolution models; methods and applications[J]. Geophysics, 2022, 87(3): IM67-IM80
- [68] WU X M, YAN S S, BI Z F, et al. Deep learning for multidimensional seismic impedance inversion[J]. Geophysics, 2021, 86(5): R735-R745
- [69] YAN S S, WU X M. Seismic horizon extraction with dynamic programming[J]. Geophysics, 2021, 86(2): IM51-IM62
- [70] MARFURT K J, KIRLIN R L, FARMER S L, et al. 3-D seismic attributes using a semblance-based coherency algorithm[J]. Geophysics, 1998, 63(4): 1150-1165
- [71] GERSZTENKORN A, MARFURT K J. Eigenstructure-based coherence computations as an aid to 3-D structural and stratigraphic mapping[J]. Geophysics, 1999, 64(5): 1468-1479
- [72] HALE D. A method for estimating apparent displacement vectors from time-lapse seismic images[J]. Geophysics, 2009, 74(5): V99-V107
- [73] WU X M. Structure-, stratigraphy- and fault-guided regularization in geophysical inversion[J]. Geophysical Journal International, 2017, 210(1): 184-195
- [74] PEDERSEN S I, SKOV T, HETLELID A, et al. New paradigm of fault interpretation[J]. Expanded Abstracts of 73<sup>rd</sup> Annual Internat SEG Mtg, 2003: 350-353
- [75] VAIL P R, MITCHUM JR R M, THOMPSON III S. Seismic stratigraphy and global changes of sea level[M]. Tulsa: American Association of Petroleum Geologists, 1977: 83-97
- [76] LOMASK J, GUITTON A, FOMEL S, et al. Flattening without picking[J]. Geophysics, 2006, 71(4): P13-P20
- [77] PARKS D. Seismic image flattening as a linear inverse problem[D]. Denver: Colorado School of Mines, 2010
- [78] WU X M, HALE D. 3D seismic image processing for unconformities[J]. Geophysics, 2015, 80(2): IM35-IM44
- [79] WHITE R. The accuracy of well ties: Practical procedures and examples[J]. Expanded Abstracts of 67<sup>th</sup> Annual Internat SEG Mtg, 1997: 816-819
- [80] WHITE R E, SIMMM R. Tutorial: Good practice in well ties[J]. First break, 2003, 21(10): <https://doi.org/10.3997/1365-2397.21.10.25640>
- [81] HERRERA R H, VAN DER BAAN M. A semiautomatic method to tie well logs to seismic data[J]. Geophysics, 2014, 79(3): V47-V54
- [82] MUNOZ A, HALE D. Automatically tying well logs to seismic data[R]. CWP Report 725, 2013: 253-260
- [83] WU X M, CAUMON G. Simultaneous multiple well-seismic ties using flattened synthetic and real seismograms[J]. Geophysics, 2017, 82(1): IM13-IM20

(编辑:朱 珠)