

## 分布式声波传感垂直地震剖面法智能处理及多波成像方法

陈沅忠<sup>1,2,3\*</sup>, 胡光岷<sup>1</sup>, 李彦鹏<sup>3</sup>, 饶云江<sup>1,2</sup>, 安树杰<sup>1,2,3</sup>, 宗晶晶<sup>1\*\*</sup>, 张昊<sup>4</sup><sup>1</sup>电子科技大学资源与环境学院, 四川 成都 611631;<sup>2</sup>中油奥博(成都)科技有限公司, 四川 成都 611631;<sup>3</sup>中国石油集团东方物探公司, 河北 涿州 072750;<sup>4</sup>上海石油天然气有限公司, 上海 200040

**摘要** 本文研究了分布式声波传感垂直地震剖面(DAS-VSP)法纵波及转换波智能处理与成像方法,讨论了DAS-VSP形态成分分析法数据去噪技术、DAS-VSP多波智能分离方法和流程,以及基于深度学习的DAS-VSP数据规则化方法。创新性地提出了一种基于最小旅行时的多波VSP成像方法,通过旅行时表控制反射路径附近聚焦成像,比传统地震偏移方法的划弧减少,成像过程中计算覆盖次数,解决了覆盖不均匀成像振幅问题。通过海上斜井DAS-VSP实际数据处理,同时获得DAS-VSP上行纵波和上行转换横波成像剖面,结果显示,DAS-VSP不仅含有反射纵波信息,同时存在较强的转换横波,通过针对性处理后,能够实现DAS-VSP纵波及转换波成像,说明斜井DAS-VSP具备多波成像条件,可获得较高信噪比的纵波及转换波成像数据,多波数据更有利于油气预测和识别,智能处理及多波成像方法为DAS-VSP法用于油气勘探开发提供了新的技术手段。

**关键词** 垂直地震剖面法; 分布式声波传感; 人工智能; 形态成分分析法; 波场分离; 数据规则化; 多模板快速推进算法; 转换横波; 成像

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231346

## 1 引言

垂直地震剖面(VSP)法是一种地表附近激发井中接收地震波的地震勘探方法<sup>[1]</sup>。VSP具有高信噪比、高分辨率,以及能够识别井旁小断层、微裂隙等精细构造的优势,正在成为目前石油勘探中解决井旁精细成像、地下构造和油气储层描述等问题的一项高精度地震勘探技术<sup>[2-3]</sup>。随着分布式光纤声波传感(DAS)技术的发展<sup>[4-5]</sup>,DAS-VSP技术在井地联采、井旁高分辨成像、二氧化碳地质封存(CCS)监测等方面得到越来越广泛的应用。DAS是利用相干瑞利散射光的相位来探测光纤上的振动或温度信息。DAS-VSP具有全井段、高密度、高效率的优点,在井中地震勘探领域已被广泛使用<sup>[6-7]</sup>。Zhang等<sup>[8]</sup>研究了DAS-VSP的Q值估计,在同一口井中对常规检波器和DAS进行Q值估计,结果表明,两种采集方法之间具有极好的一致性。Horne等<sup>[9]</sup>研究了DAS Walkaway VSP的各向异性参数分析方法,使用混合电缆DAS系统在深海勘探中采集零井源距和Walkaway VSP数据,处理后DAS数据

提供的速度信息能够很好地标定和校准地震速度模型。Mizuno和Ali<sup>[10]</sup>研究了DAS-VSP的广义拉东变换偏移成像,采用广义拉东变换偏移进行DAS-VSP数据偏移,给出了减少偏移划弧的处理参数和DAS检波器数据转换的工作流程。Wilson等<sup>[11]</sup>采用时移3D/4D DAS-VSP成像评价二氧化碳封存质量,研究了DAS-VSP不同井况下资料特点和成像处理方法。

人工智能(AI),它是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学。机器学习属于人工智能的分支之一,且处于核心地位。机器学习使用算法来解析海量数据,从中找出规律,并完成学习,用学习出来的思维模型对真实事件作出决策和预测。深度学习是机器学习的一种实现技术,在2006年被Hinton等首次提出。深度学习遵循仿生学,源自神经元以及神经网络的研究,能够模仿人类神经网络传输和接收信号的方式,进而达到学习人类思维方式的目的。随着神经网络和计算机硬件的发展,深度学习在石油勘探领域也得到了广泛的应用,匡立春等<sup>[12]</sup>总结分析了人工智能在石油勘探开

收稿日期: 2023-08-02; 修回日期: 2023-09-29; 录用日期: 2023-10-23; 网络首发日期: 2023-11-09

基金项目: 国家自然科学基金(42104130)、中国博士后科学基金(2021M690536)、中央高校经费(ZYGX2021J023)

通信作者: \*764367186@qq.com; \*\*jjingzong@gmail.com

发领域的应用现状与发展趋势,机器学习在测井处理解释方面显现出巨大潜力,计算机视觉技术在初至波拾取和断层识别等地震处理解释方面应用已有成效,Huang等<sup>[13]</sup>研发了可扩展的深度学习平台用于从地震资料解释。赵海震等<sup>[14]</sup>提出了一种带有全局上下文模块和注意力机制的U型网络(GC-AB-Unet),在无先验信息的情况下压制DAS-VSP记录的背景噪声并提高数据质量,Wei等<sup>[15]</sup>提出了一种基于VSP数据的P波重建及分离方法,以最优运输理论为基础,通过生成对抗网络实现VSP数据波场分离。Tao等<sup>[16]</sup>研究了利用深度神经网络(DNN)进行VSP数据波场分离,Wang等<sup>[17]</sup>使用了基于深度学习的方法进行地震数据插值,该方法可以通过自学习以非线性方式提取训练数据的更深层次特征。郑浩等<sup>[18]</sup>提出一种基于深度学习卷积神经网络(CNN)的智能化地震数据插值技术,通过构建一个适用于地震资料插值的CNN模型,池化层实现数据压缩降维,残差学习获得缺失数据特征并实现重构数据。与传统方法相比,深度学习方法在数据处理方面具有较高的效率,它们可以提取出地震信号的潜在特征,并且通过大量的超参数进行人工调整,以识别信号、抑制噪声、识别特征、恢复有效信号。越来越多的学者开始将各种深度学习模型应用于地震数据处理领域,许多基于CNN的模型也已经成功地应用于地震信号处理领域。

VSP数据的偏移成像是数据处理中的关键步骤,受到国内外众多地震勘探方法研究人员的高度重视,Blias和Hughes<sup>[19]</sup>讨论了3D-VSP与地面地震成像的差异, Lee等<sup>[20]</sup>研究改进3D-VSP成像品质的方法,包括基于3D弹性有限差分建模的XYZ矢量场重新定向,以及使用近场水听器数据去气泡技术。同时,VSP成像处理是当前发展VSP技术的瓶颈,其主要问题包括非对称观测方式覆盖次数不均匀及速度建模困难。Walkaway-VSP和3D-VSP的处理流程和方法仍处于发展完善探索之中,Li等<sup>[21]</sup>使用3D DAS-VSP进行速度分析和更新,从而改善VSP及地面地震成像结果,

Wu等<sup>[22]</sup>研究了Walkaway-VSP多次波成像方法,研究认为多次波成像方法可以对井筒侧面进行良好的成像,从而改善VSP成像的照明区域。国内外除了瞄准对陡倾构造和盐体侧翼成像的各种偏移(包括回转波偏移、全波方程逆时偏移、真振幅偏移)方法之外,另一个动向是从各向同性叠后时间成像向各向异性叠前深度成像发展,尤其是在复杂地区,各向异性叠前深度成像技术改善了地震能量的聚焦和地质构造成像的位置精度。

本文主要探索研究了DAS-VSP智能处理方法及纵波和转换波成像方法,采用形态成分分析(MCA)法去除振铃噪声,利用DAS-VSP数据多波智能分离方法分离下行纵波、上行纵波和上行转换横波,并利用智能数据规则化方法解决炮点缺失、覆盖次数剧烈变化等问题,提出了一种基于最小旅行时的VSP成像方法,解决了转换波成像、覆盖不均匀和偏移划弧等问题。通过海上实际DAS-VSP数据处理,验证了该方法的准确性,获得了DAS-VSP纵波及转换波成像,结果显示DAS-VSP具备多波成像基础。

## 2 DAS-VSP多波资料分析

本次研究的DAS-VSP资料位于中国东海平湖油气田<sup>[23]</sup>,DAS-VSP与OBN联合采集,采用气枪震源激发,斜井光纤DAS接收。本文抽取一条井轨迹方向的炮线进行研究分析,如图1所示,炮点最大井源距为4190 m,炮点距为50 m,总炮数为148炮,光缆测量深度为3357 m,最大偏移为-1533 m,DAS接收道距为2 m。图1箭头指示了上行转换波射线(虚线)和偏振方向(与上行转换波射线传播方向垂直,宽箭头指示方向),从图中可见井轨迹(实线)方向(offset为负的炮点)上行转换波偏振与光缆基本垂直,井轨迹反方向(offset为正的炮点),上行转换波与光缆基本平行,由于上行纵波与上行转换横波偏振特征垂直,上行纵波则是相反的现象,即offset为负的炮点上行纵波传播方向与光缆基本平行,offset为正的炮点上行纵波传播方

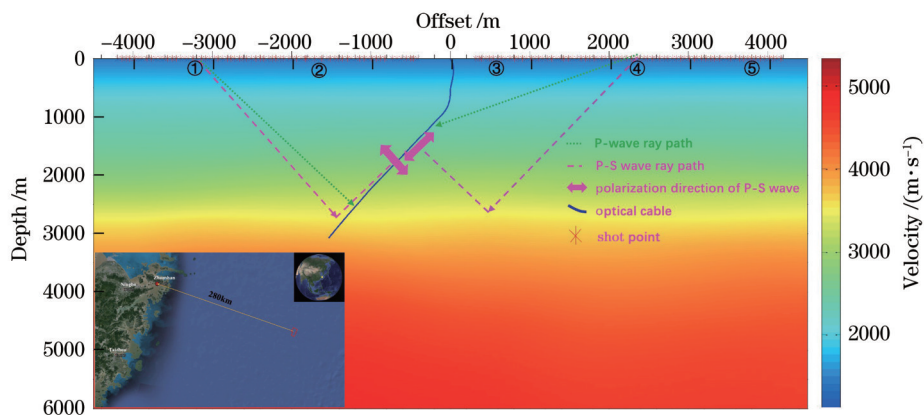


图1 DAS Walkaway-VSP观测系统

Fig. 1 DAS Walkaway-VSP observation system

向与光缆基本垂直,可以预见,井两边的 DAS-VSP 记录波场能量分布不同。

图 2 展示了井源距分别为 -3195、-1661、598、2165、3750 m 的 5 个 DAS-VSP 单炮记录(未展示浅层资料),对应图 1 所示的 5 个炮点位置,从图中可见,单炮记录上主要分布下行纵波、下行转换横波、上行纵波和上行转换波,从图上分析反射波能量可见,①号激发点以上行纵波反射为主,②号点上行纵波和上行转换

横波都发育,③、④和⑤号点以上行转换横波为主。

图 3(a)为③号点 598 m 井源距的 DAS-VSP 单炮记录,图 3(b)中线条为正演上行纵波旅行时曲线,图 3(c)中线条为正演上行转换波旅行时曲线,从图中可见,近 offset 单炮上行纵波能量发育,部分深度转换横波能量比纵波强,可见斜井 DAS-VSP 资料不仅可以获得上行纵波反射信息,也可以获得上行转换波,具备多波处理基础。

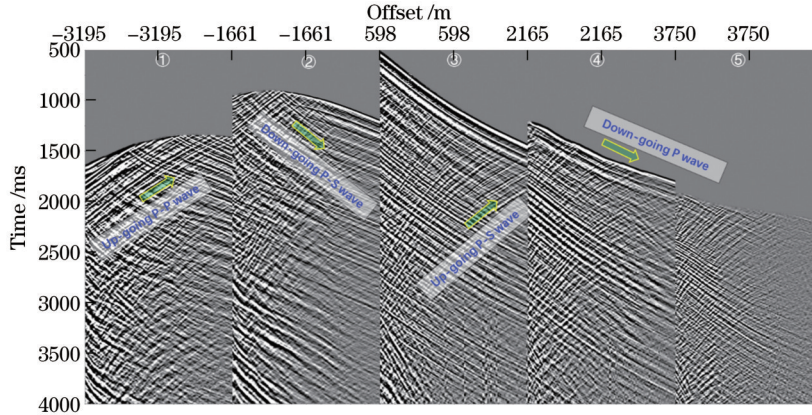


图 2 DAS-VSP 不同井源距单炮记录

Fig. 2 DAS-VSP shot gathers at different offsets

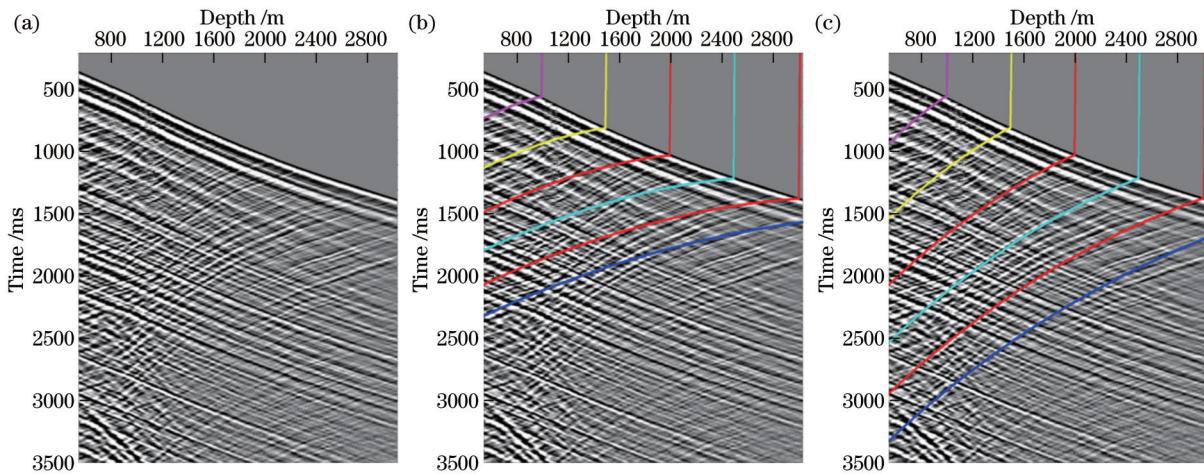


图 3 DAS-VSP 近偏单炮记录。(a)全波场记录;(b)不同深度上行纵波旅行时;(c)不同深度上行转换横波旅行时

Fig. 3 DAS-VSP near-offset shot gather. (a) Full wave field record; (b) P-P wave travel time record at different depths; (c) P-S wave travel time record at different depths

### 3 DAS-VSP 信号智能处理

#### 3.1 DAS-VSP 智能去噪

DAS-VSP 虽然可以避开地面观测时来自地表的噪声,但是其在井筒内存在特有噪声,如背景噪声、井筒波、套管波噪声,套管内 DAS-VSP 采集时,光纤电缆和井壁耦合不好时往往会产生振铃噪声。背景噪声可以利用深度学习智能去除,而对于 DAS-VSP 数据,噪声类型不只是随机的高斯噪声,还有规则的非随机噪声,这一类噪声具有低秩性和稀疏性,本文采用

MCA 法<sup>[24-25]</sup>去除规则噪声, MCA 通过结合图像的稀疏表示理论和变分方法进行图像分解,将多种波形字典联合起来构成超完备冗余字典,从而对数据进行有效信号与规则非随机信号的分离,达到降噪目的。

MCA 方法利用信号稀疏性和形态多样性去噪, MCA 假设信号有多种组成成分,即由多个子信号构成,如下式所示:

$$y = \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n D_i a_i, \quad (1)$$

式中:  $y$  为原信号;  $x_i$  为子信号;  $a_i$  为子信号对应的稀疏

表示系数;  $D_i$  为相应字典, 便可以得到 MCA 的算法模型如下:

$$\{a_1^{opt}, a_2^{opt}, \dots, a_n^{opt}\} = \text{Arg min}_{a_1, a_2, \dots, a_n} \sum_{i=1}^n \|a_i\|_1 + k \|y - \sum_{i=1}^n D_i a_i\|_2^2 \quad (2)$$

每个子信号只能在对应的字典得到好的稀疏性, 上面模型的最小值即对应子信号的完全分离。该算法主要包含以下几个步骤: 对应 DAS 数据根据形态成分分析法找出合适的字典, 使得有效信号在字典中具有稀疏性和低秩性; 利用低秩性与稀疏性对数据进行低秩稀疏表达; 利用低秩稀疏表达重构有效信号, 达到去

噪目的。如图 4 所示, 图 4(a) 为去噪前的单炮记录, 图 4(b) 为 MCA 去噪后的单炮记录, 图 4(c) 为去除的噪声, 从图中可见, MCA 法去噪后, 浅层强能量干扰和振铃噪声得到明显的压制, 有效波信噪比明显提高。

图 5 展示了去噪前后的频谱, 从图中可见, 去噪前后频谱变化较小, 去除的噪声频谱主要为一些单频干扰, 不含有效信号。图 6 对比了带通滤波和 MCA 两种去噪方法去除的噪声, 图 6(a) 为带通滤波法去除的噪声, 从图上可以看到明显的低频有效信号; 图 6(b) 为 MCA 去除的噪声, 不含有效信号, 可见, MCA 法去除 DAS-VSP 噪声优于带通滤波。

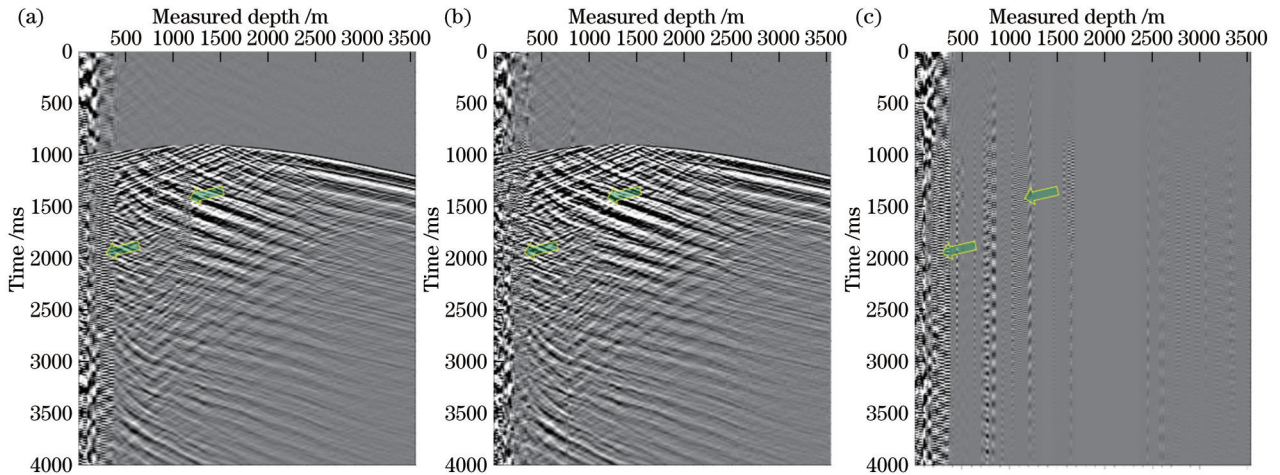


图 4 DAS-VSP 去噪前后单炮记录。(a) 去噪前; (b) MCA 去噪后; (c) 去除的噪声

Fig. 4 DAS-VSP shot gathers before and after denoising. (a) Before denoising; (b) after MCA denoising; (c) removed noise

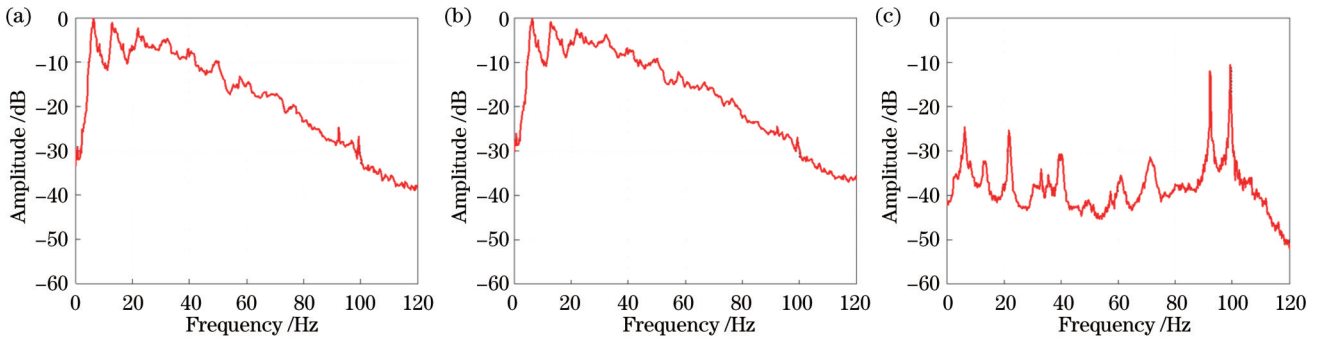


图 5 DAS-VSP 去噪前后单炮频谱。(a) 去噪前; (b) MCA 去噪后; (c) 去除的噪声

Fig. 5 DAS-VSP shot spectrograms before and after denoising. (a) Before denoising; (b) after MCA denoising; (c) removed noise

### 3.2 DAS-VSP 多波信号智能分离

由以上分析可见, 斜井 DAS-VSP 主要存在下行纵、下行横波、上行纵波和上行转换横波, 本文采用智能分离方法分离各种波场, 流程如图 7 所示, 主要步骤包括智能去噪、AI 初至拾取、自动层位追踪及中值滤波等。自动层位追踪主要针对转换波规律进行自动拾取, 采用动态时间规划 (DTW) 方法<sup>[26]</sup>, 算法步骤如下: 1) 对 VSP 信号进行采样, 得到一个规则的网格, 作为样本空间; 2) 计算样本空间中的地震道对之间的相关

性, 得到样本空间的“相关系数梳子”; 3) 根据“相关系数梳子”计算样本空间中每个点的全局位置; 4) 通过成本函数计算最佳模型并输出追踪层位结果。

图 8 是智能波场分离获得的上行纵波记录, 5 个上行纵波记录对应图 1 展示的 5 个单炮数据, 图 9 是分离得到的上行转换横波记录, 波场分离的方法采用了动态时间规划自动层位追踪、中值滤波和频率波数域 (FK) 滤波, 其中 FK 滤波是在上行纵波校正 (NMO) 记录上进行, 分离结果相对保真, 转换横波与纵波信噪

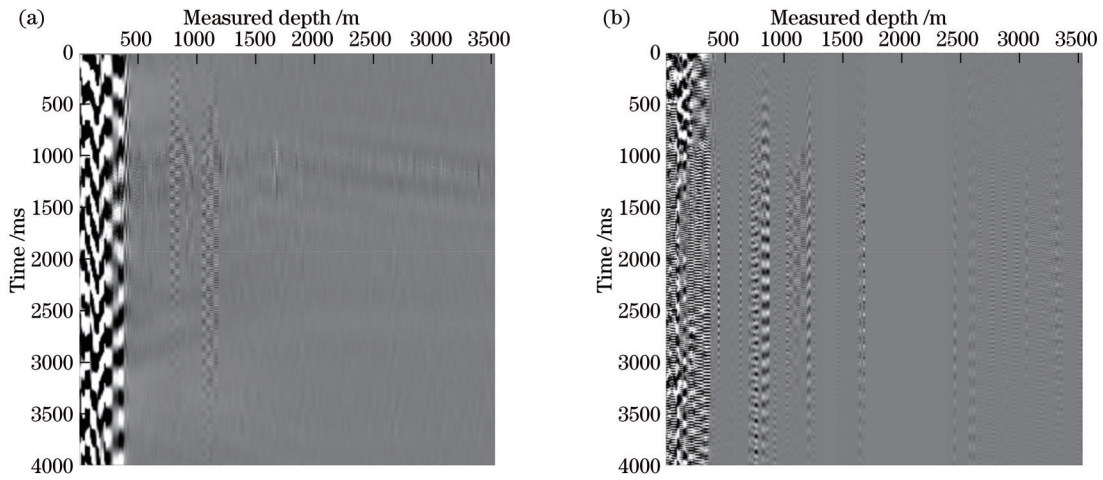


图 6 不同去噪方法去除的噪声对比。(a)带通滤波法;(b)MCA 法

Fig. 6 Noise records removed by different denoising methods. (a) Bandpass filtering method; (b) MCA method

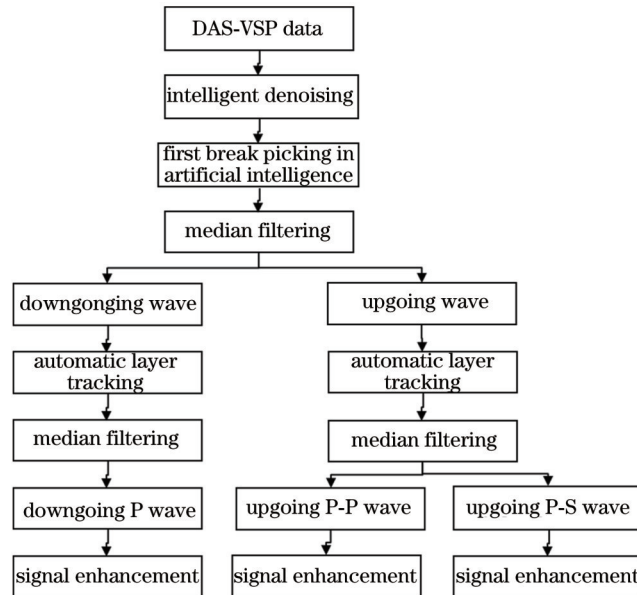


图 7 基于人工智能方法的 DAS-VSP 多波数据智能分离流程图

Fig. 7 Flow chart of DAS-VSP multi-wave data separation based on artificial intelligence methods

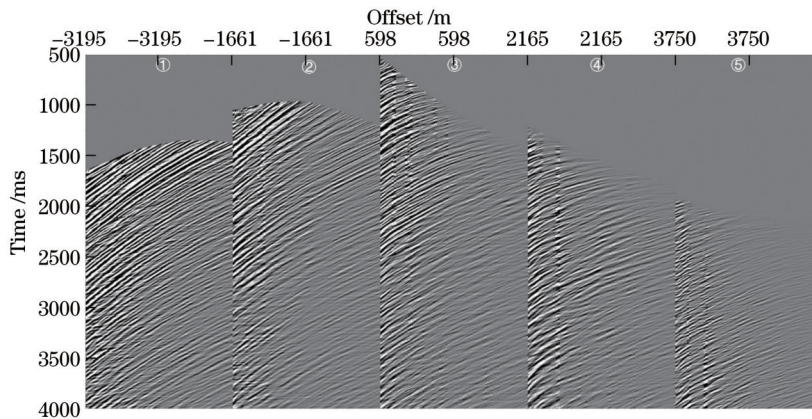


图 8 波场分离后得到的上行纵波记录

Fig. 8 Upgoing P-P wave record after wave field separation

比相当。

图 10 为③号点波场分离后的 FK 谱,从图中可见,上行纵波 FK 主要能量在左上角区域,上行转换横波

FK 谱主要在右下角区域,可知两种反射波视速度位于不同区域,可以实现有效分离。

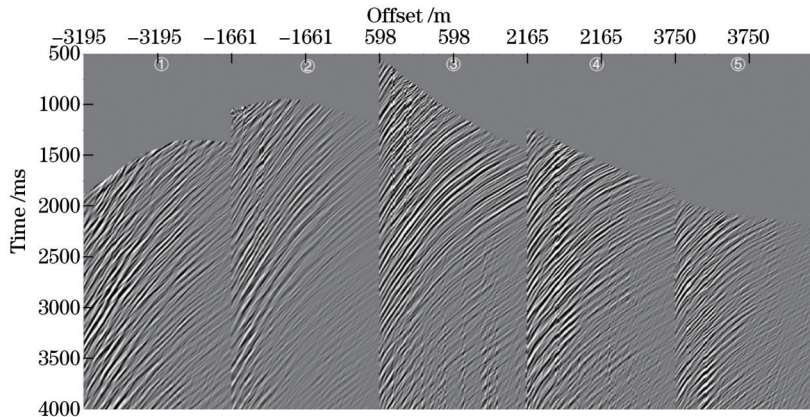


图 9 波场分离后得到的上行转换横波记录

Fig. 9 Upgoing P-S wave record after wave field separation

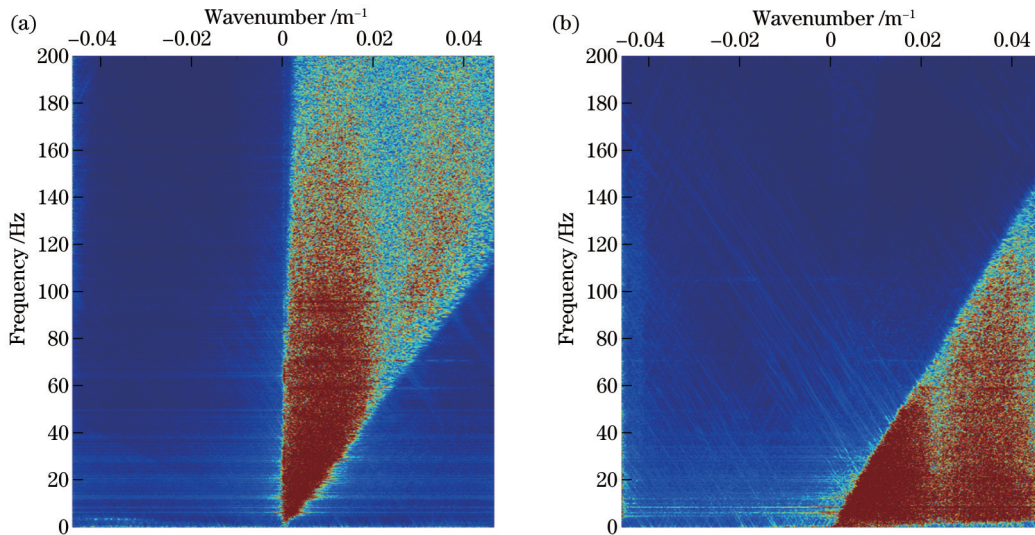


图 10 ③号点波场分离后的 FK 频谱。(a)上行纵波;(b)上行转换横波

Fig. 10 FK spectrum after wave field separation of shot ③. (a) Upgoing P-P wave; (b) upgoing P-S wave

### 3.3 DAS-VSP 智能规则化

目前深度学习技术在勘探地球物理领域得到了广泛的应用,深度学习可提取数据的深层特征,且不需要地震数据满足某种先验条件,例如,矩阵的低秩性、稀疏性、不含空间假频等。深度学习在波场插值、断层解释等各方面都表现出了其强大的研究价值。图 1 展示了 DAS-VSP 数据在井口附近有接近 800 m 的空炮,需要插值处理。本文采用基于 U-net 结构(如图 11 所示)的网络体系结构实现部分卷积插值过程。由于卷积插值方法带有边缘增强的效果,能够较好地保持图像的细微结构,卷积插值相对于其他插值方法,DAS-VSP 数据不需要满足一些低秩性、稀疏性等假设条件,采用基于 U-net 的编码器-解码器结构,可以充分挖掘使用临近地震道的深度相关信息。U-net 网络由 13 层组成,所有的卷积层都是部分卷积层,卷积核大小设置为  $3 \times 3$ ,每

层卷积步长设置为 2。通过部分卷积运算输出一个形式为  $b \times h \times w \times c$  的四维矩阵,其中  $b$  为批量梯度下降使用的样本数量, $h$  为卷积结果的长度, $w$  为卷积结果的宽度, $c$  为卷积结果中的特征数量。为了使卷积层具有非线性映射能力,在编码部分使用了 ReLU 激活函数,在解码部分使用了 Leaky ReLU 激活函数。

整个模型的完整训练框架如图 12 所示,主要包括以下三个部分:有监督学习预训练、通过模型数据预训练基于部分卷积的网络模型、基于自动频谱抑制机制的自监督迁移学习。在时间域的数据保真项的基础上,频率与正则项也参与到反向传播过程中,共同优化网络参数学习过程。

图 13 为智能规则化前后共接收点 DAS-VSP 道集,从图中可见,规则化后空炮数据得到有效的弥补,经过偏移后剖面对比可见(图 14),数据规则化后下行

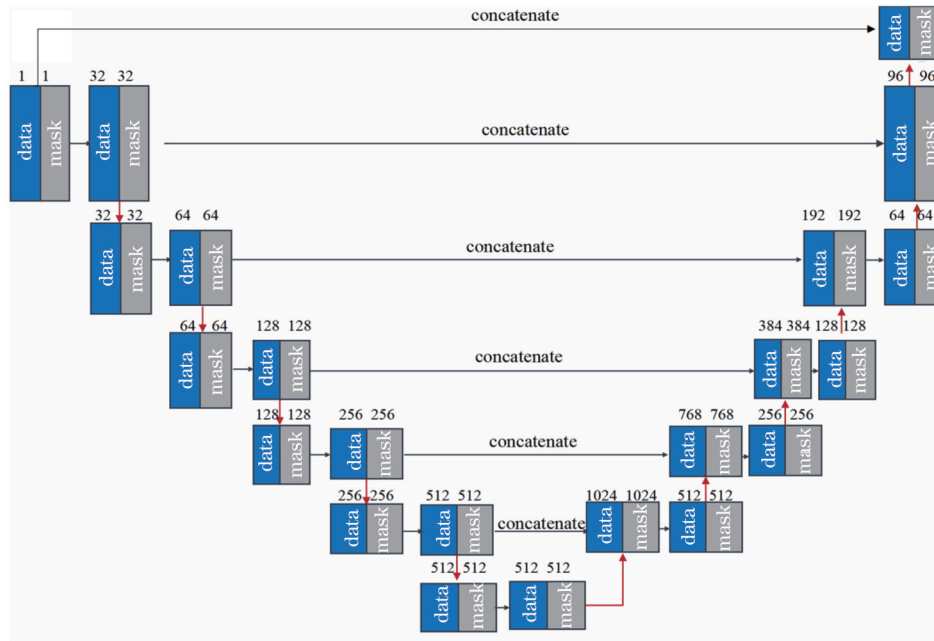


图 11 部分卷积 U-net 网络结构图

Fig. 11 Partial convolutional U-net network architecture map

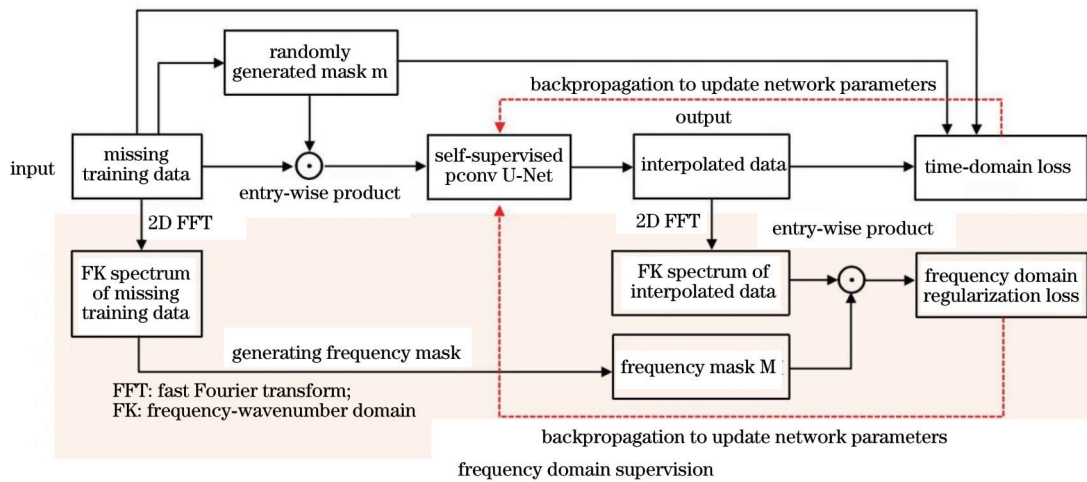


图 12 训练过程流程图

Fig. 12 Flow chart of training process

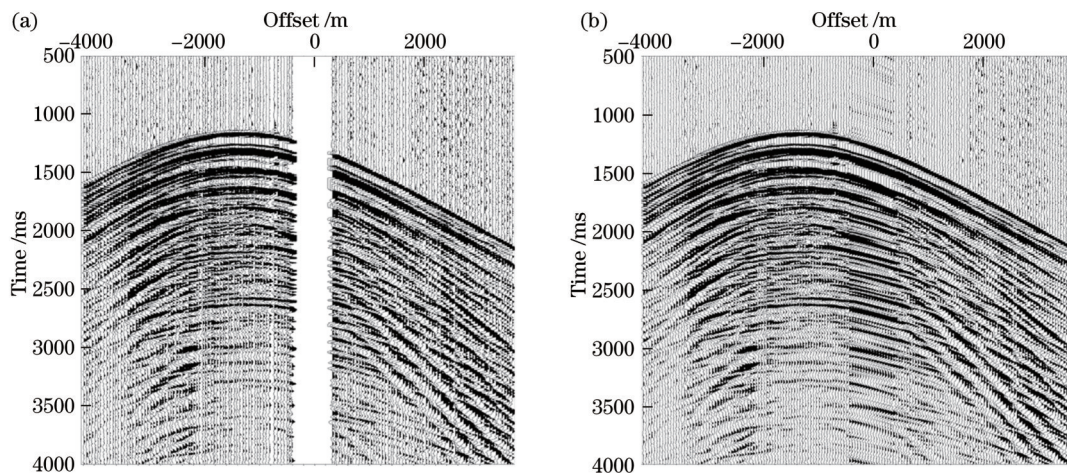


图 13 智能规则化前后共接收点 DAS-VSP 道集。(a) 规则化前；(b) 规则化后

Fig. 13 DAS-VSP common receiver gathers before and after AI assisted regularization. (a) Before regularization; (b) after regularization

多次波偏移剖面波组更连续(箭头指示位置),成像结果更可靠,可见在炮点空炮较多的情况下,需要对不规

则炮点进行数据规则化处理,弥补空炮对成像的影响,获得地下更真实的成像结果。

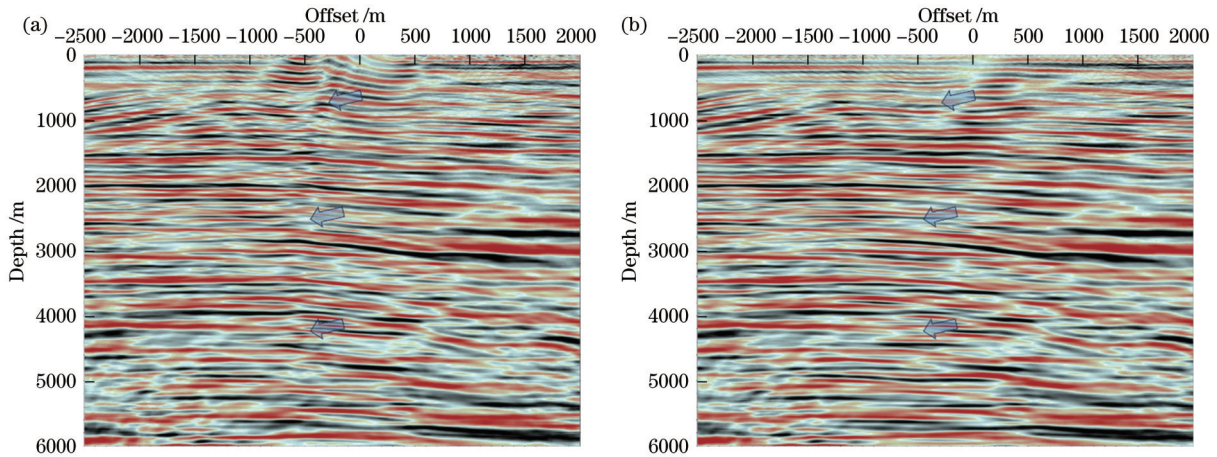


图 14 智能规则化前后的下行多次波偏移剖面。(a)规则化前;(b)规则化后

Fig. 14 DAS-VSP final images for downgoing multiples before and after AI assisted regularization. (a) Before regularization; (b) after regularization

#### 4 基于最小旅行时的 DAS-VSP 多波成像

针对 VSP 非对称在观测、偏移划弧严重、成像信噪比低等问题,本文研究了基于最小旅行时的 VSP 成像方法,主要处理流程如图 15 所示,采用多模板快速推进算法(MSFM)计算每一个激发点和每一接收点的旅行时间表(利用纵波速度计算旅行时间表进行纵波成像;炮点用纵波速度、检波点用横波速度计算旅行时间表进行转换波成像),针对每一个炮检对、旅行时间表求和,旅行时间表逐个深度对旅行时间从小到大排序,给定网

格数,按旅行时,把波场数据投影放置相应位置,对波场数据投影求和,计算每个位置投影次数,求取每个位置的平均值,逐个炮检对数据和旅行时间表转换成成像,最后全部叠加,形成成像剖面。该方法结合了共深度点(CDP)转换和偏移的优点,反射路径附近聚焦成像,划弧减少,成像过程中计算覆盖次数,解决了覆盖不均匀成像振幅问题。该方法具有以下优点:针对 VSP 观测特点,反射路径附近聚焦成像,划弧减少;成像过程中计算覆盖次数,解决了覆盖不均匀成像振幅问题;成像孔径可大可小,适用简单构造和复杂构造;计算效率比波动方程偏移高,缩短了计算时间;可以计算直达波初至,对速度精度可控。

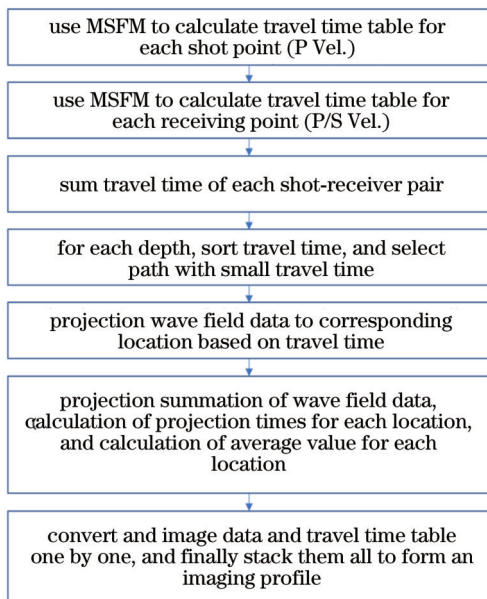


图 15 基于最小旅行时的 VSP 多波成像处理流程

Fig. 15 Flow chart of VSP multi-wave imaging processing based on minimum travel time

图 16 为一个炮检对数据,采用最小旅行时成像的实现过程,图 16(a)为一个炮检对的 VSP 反射波数据;图 16(b)为旅行时间最小的 200 个网格对应的旅行时间表;图 16(c)为成像剖面。成像结果显示,反射特征振幅一致,偏移划弧现象不明显,成像效果较好。

图 17 为采用智能处理和最小旅行时成像方法获得的 DAS Walkaway-VSP 成像剖面,图 17(a)为上行纵波成像剖面,实线对应上行转换横波成像范围,图 17(b)为上行转换波成像剖面。从成像结果看,两种反射波都获得了高信噪比成像结果,上行转换波成像范围小于上行纵波成像结果,转换波成像深层信噪比高于纵波结果,证明了斜井 DAS-VSP 观测方式具备纵波和转换波成像处理条件。

#### 5 结 论

本文分析了斜井 DAS-VSP 观测方式记录波场特征,虽然 DAS-VSP 是单分量资料,但是从实际斜井 DAS-VSP 采集数据看,纵波和转换波信噪比都较高,



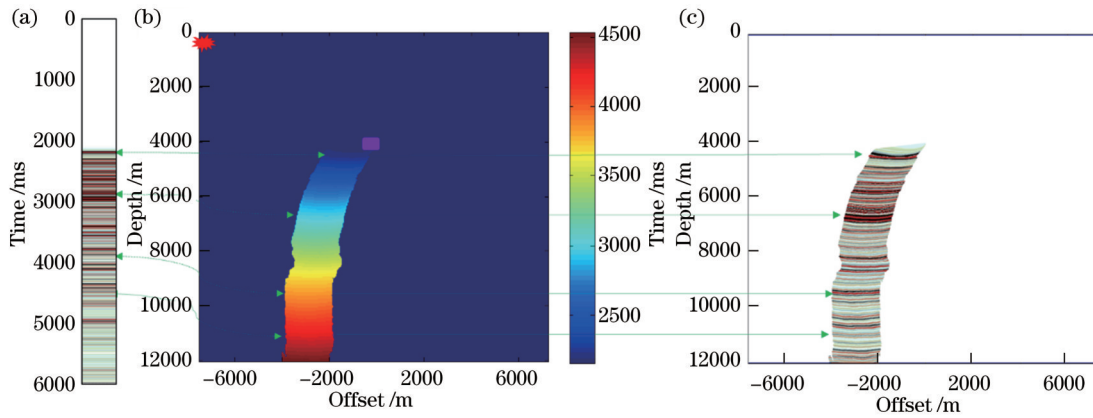


图 16 基于最小旅行时的 VSP 成像过程。(a)1 道 VSP 反射波数据;(b)旅行时间最小的 200 个网格对应的旅行时表;(c)成像剖面  
Fig. 16 VSP imaging process based on minimum travel time. (a) 1 VSP reflected wave data; (b) travel time table corresponding to 200 grids with minimum travel time; (c) imaging profile

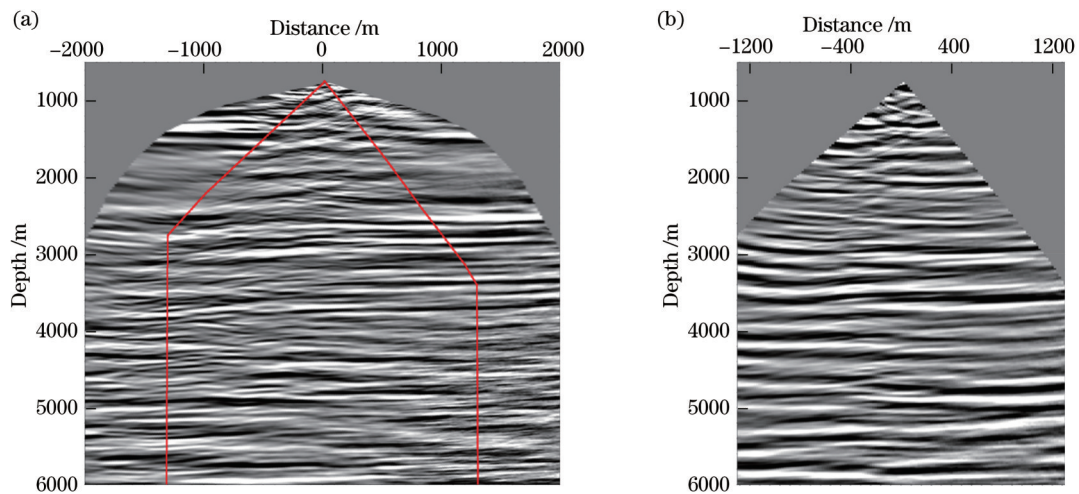


图 17 基于最小旅行时成像方法获得的 DAS Walkaway-VSP 多波成像剖面。(a)上行纵波成像剖面;(b)上行转换波成像剖面  
Fig. 17 DAS Walkaway-VSP imaging profiles obtained based on minimum travel time imaging method. (a) upgoing P-P wave imaging profile; (b) upgoing P-S wave imaging profile

DAS-VSP 具备多波处理条件。针对实际 DAS-VSP 资料,研究了 MCA 去噪技术,该方法可以智能识别有效信号和噪声,比传统带通滤波方法更能保护有效信号;DAS-VSP 多波智能分离方法和流程结合了智能处理(去噪、AI 初至拾取、自动层位追踪)及中值滤波和 FK 滤波技术,实现了海量数据自动多波信号分离;基于深度学习的 DAS-VSP 数据规则化方法采用部分卷积 U-net 网络和自监督迁移学习,实现了 DAS-VSP 数据智能插值,从而弥补了过障碍物空炮的影响;创新性地提出了一种基于最小旅行时的多波 VSP 成像方法,该方法结合传统 VSP-CDP 快速成像和高精度偏移的优点,实现了 DAS-VSP 资料多波成像。通过以上方法研究和东海平湖油气田实际资料处理,获得了高信噪比的上行纵波及转换横波成像结果,验证了斜井 DAS-VSP 具备纵波和转换波成像条件。由于多波资料更有利于油气勘探发现,智能处理及多波成像方法为 DAS-VSP 用于油气勘探开发提供了新的技术

手段。

**致谢** 感谢上海石油天然气有限公司提供研究经费并同意发表此文,同时感谢西安交通大学张春霞教授、赵海霞教授提供的技术指导和帮助!

参 考 文 献

- [1] 朱光明. 垂直地震剖面方法[M]. 北京: 石油工业出版社, 1988. Zhu G M. Vertical seismic profile method[M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 1988.
- [2] 赵邦六, 董世泰, 曾忠. 井中地震技术的昨天、今天和明天: 井中地震技术发展及应用展望[J]. 石油地球物理勘探, 2017, 52(5): 1112-1123, 884. Zhao B L, Dong S T, Zeng Z. Borehole seismic development, status quo and future: application prospect of borehole seismic[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2017, 52(5): 1112-1123, 884.
- [3] 李彦鹏, 陈沅忠, 徐刚, 等. 大阵列 3D-VSP 技术在大庆油田的应用[J]. 石油地球物理勘探, 2011, 46(2): 311-316, 163. Li Y P, Chen Y Z, Xu G, et al. Large-array 3D-VSP technique applied to Daqing Oil Field[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2011, 46(2): 311-316, 163.
- [4] 苑立波, 童维军, 江山, 等. 我国光纤传感技术发展路线图[J].

- 光学学报, 2022, 42(1): 0100001.
- Yuan L B, Tong W J, Jiang S, et al. Road map of fiber optic sensor technology in China[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(1): 0100001.
- [5] 林圣淘, 王子南, 熊吉, 等. 光纤瑞利散射传感抗干涉衰落技术研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(13): 1306008.
- Lin S T, Wang Z N, Xiong J, et al. Progresses of anti-interference-fading technologies for Rayleigh-scattering-based optical fiber sensing[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(13): 1306008.
- [6] Yu G, Cai Z D, Chen Y Z, et al. Walkaway VSP using multimode optical fibers in a hybrid wireline[J]. *The Leading Edge*, 2016, 35(7): 615-619.
- [7] 李彦鹏, 李飞, 李建国, 等. DAS 技术在井中地震勘探的应用[J]. *石油物探*, 2020, 59(2): 242-249.
- Li Y P, Li F, Li J G, et al. Application of distributed acoustic sensing in borehole seismic exploration[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2020, 59(2): 242-249.
- [8] Zhang M Y, Zhao X M, Wilson G A, et al. Q estimation from geophone and DAS VSPs[C]. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2020*. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2020: 475-478.
- [9] Horne S, Armstrong P, Soulas S. Deepwater DAS walkaway VSP analysis[C]. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2020*. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2020: 495-498.
- [10] Mizuno T, Ali S. Benchmarking DAS VSP migration methods with geophone VSP migration: case study for the generalized Radon transform migration[C]. *First International Meeting for Applied Geoscience & Energy Expanded Abstracts*, Denver, CO and virtual. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2021: 422-425.
- [11] Wilson G A, Willis M E, Ellmauthaler A. Evaluating 3D and 4D DAS VSP image quality of subsea carbon storage[J]. *The Leading Edge*, 2021, 40(4): 261-266.
- [12] 匡立春, 刘合, 任义丽, 等. 人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J]. *石油勘探与开发*, 2021, 48(1): 1-11.
- Kuang L C, Liu H, Ren Y L, et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2021, 48(1): 1-11.
- [13] Huang L, Dong X S, Clee T E. A scalable deep learning platform for identifying geologic features from seismic attributes[J]. *The Leading Edge*, 2017, 36(3): 249-256.
- [14] Zhao H X, Bai T T, Chen Y Z. Background noise suppression for DAS-VSP records using GC-AB-Unet[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 802970.
- [15] Wei Y W, Fu H H, Li Y E, et al. A new P-wave reconstruction method for VSP data using conditional generative adversarial network[C]. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2019*. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2019: 2528-2532.
- [16] Tao B C, Yang Y Y, Zhou H L, et al. Wavefield separation of VSP data based on deep neural network[C]. // *SEG 2021 Workshop: 4th International Workshop on Mathematical Geophysics: Traditional & Learning*. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2022: 86-89.
- [17] Wang B F, Zhang N, Lu W K, et al. Deep-learning-based seismic data interpolation: a preliminary result[J]. *GEOPHYSICS*, 2019, 84(1): V11-V20.
- [18] 郑浩, 张兵. 基于卷积神经网络的智能化地震数据插值技术[J]. *地球物理学进展*, 2020, 35(2): 721-727.
- Zheng H, Zhang B. Intelligent seismic data interpolation via convolutional neural network[J]. *Progress in Geophysics*, 2020, 35(2): 721-727.
- [19] Blias E, Hughes B. 3D VSP imaging: some general problems[C]. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2015*. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2015: 5630-5634.
- [20] Lee C C, Gou W P, Rollins F, et al. 3D VSP processing and imaging: a case study at Mad Dog, Gulf of Mexico[C]. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2016*. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2016: 5562-5566.
- [21] Li Y, Wu H, Wong W, et al. Velocity analysis and update with 3D DAS-VSP to improve borehole/surface seismic images[C]. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2015*. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2015: 5285-5289.
- [22] Wu S P, Huang L Z, Hu T Y. Multiple reflection imaging by using Walkaway VSP data[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2011, 50(2): 115-123.
- [23] Chen Y Z, Zong J J, Liu C X, et al. Offshore subsurface characterization enabled by fiber-optic distributed acoustic sensing (DAS): an East China Sea 3D VSP survey example[J]. *Frontiers in Earth Science*, 2023, 11: 1033456.
- [24] Starck J L, Moudden Y, Bobin J, et al. Morphological component analysis[J]. *Proceedings of SPIE*, 2005, 5914: 59140Q.
- [25] Chen J Y, Chen W C, Wang X K, et al. The DAS coupling noise removal using alternating projection iteration with United sparse transforms[C]. // *13th International Conference on Theoretical and Computational Acoustics ICTCA 2017*. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2017.
- [26] 吕雪松, 曹俊兴, 胡江涛, 等. 基于动态时间规整的地震层位自动追踪[C]. // *CPS/SEG 北京 2018 国际地球物理会议暨展览*. 北京: 中国地球地理学会, 2018.
- Lü X S, Cao J X, Hu J T, et al. Automatic seismic horizon tracking based on dynamic time warping[C]. // *CPS/SEG Beijing 2018 International Geophysical Conference and Exhibition*. Beijing: Chinese Geophysical Society, 2018.

# Multi-Wave Imaging Methods for Distributed Acoustic Sensing Vertical Seismic Profile Assisted by Artificial Intelligence Processing

Chen Yuanzhong<sup>1,2,3\*</sup>, Hu Guangmin<sup>1</sup>, Li Yanpeng<sup>3</sup>, Rao Yunjiang<sup>1,2</sup>, An Shujie<sup>1,2,3</sup>,  
Zong Jingjing<sup>1\*\*</sup>, Zhang Hao<sup>4</sup>

<sup>1</sup>*School of Resources and Environment, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 611631, Sichuan, China;*

<sup>2</sup>*Optical Science and Technology (Chengdu) Ltd., Chengdu 611631, Sichuan, China;*

<sup>3</sup>*BGP, Inc., China National Petroleum Corporation, Zhuozhou 072750, Hebei, China;*

<sup>4</sup>*Shanghai Petroleum and Natural Gas Co., Ltd., Shanghai 200040, China*

## Abstract

**Objective** We investigate intelligent processing and imaging methods for distributed acoustic sensing vertical seismic profile (DAS-VSP) data, focusing on longitudinal waves and converted waves. Meanwhile, we discuss DAS-VSP morphology component analysis for noise reduction, intelligent separation of multiple waves in DAS-VSP data, and regularization methods using deep learning for DAS-VSP data, and study a multi-wave VSP imaging method based on minimum travel time. The proposed method combines the advantages of VSP-CDP conversion and conventional ray-based Kirchhoff migration and utilizes minimum travel time information to determine the reflection wave paths in the VSP data. By controlling the focusing imaging near the reflection paths using travel time tables, this method reduces the curvature compared to traditional seismic migration methods and calculates the coverage during the imaging to resolve uneven imaging amplitudes. By the actual data processing of offshore inclined well DAS-VSP, the DAS-VSP P-P wave and P-S wave imaging profiles are obtained simultaneously for the first time in China. Combining targeted processing, the researchers achieve imaging of both P-P and P-S waves from DAS-VSP data. The results indicate that the DAS-VSP from deviated wells provides conditions for multi-wave imaging and yields higher signal-to-noise ratio (SNR) imaging data for P-P waves and P-S waves. Multi-wave data is more conducive to oil and gas prediction and identification, and artificial intelligence (AI) processing and multi-wave imaging methods provide new technical means for DAS-VSP in oil and gas exploration and development.

**Methods** The process of the proposed VSP imaging method based on minimum travel time is demonstrated, and multi template fast advancement algorithm is employed to calculate the travel time table for each shot and receiver pair. Further, the two travel time tables are summed and sorted from small to large ones by depth. Given the number of grids (migration aperture), the wave field data are projected at the corresponding position according to the travel time and stacked. Meanwhile, we repeat the projection for each location, followed by calculating the coverage folds to average the seismic amplitude anomaly due to uneven coverage. Finally, we stack them all to form an imaging profile. This process is applicable for both the P-wave and converted wave imaging. This method combines the advantages of common depth point conversion and migration and focuses imaging near the reflection path, thus reducing migration artifacts, calculating the number of coverage times during the imaging, and addressing abnormal imaging amplitudes due to uneven coverage.

**Results and Discussions** Our data are located in the Pinghu Oil and Gas Field in the East China Sea, which is excited by air gun source and received by DAS. The converted wave imaging process extracts a shot line in the well trajectory direction for testing (Fig. 1). The maximum offset is 4190 m, the shot point distance is 50 m, and the total number of shots is 148, with the measured optical cable depth of 3357 m, and maximum offset of  $-1533$  m, and DAS receiver channel distance of 2 m. Figure 1 shows the upgoing converted wave ray and polarization direction. It indicates that the polarization of the upgoing converted wave in the well trajectory direction is perpendicular to the optical cable, the well trajectory is in the opposite direction, and the upgoing converted wave is parallel to the optical cable.

The DAS Walkaway-VSP P- and converted-wave imaging profiles obtained by the grid ray tracing imaging method are shown in Fig. 17 respectively. The imaging results indicate that the imaging range of the upgoing converted wave is smaller than that of the upgoing P-wave. Both images have considerable correspondence in the dominant reflectors. Additionally, deeper in the section, the SNR of converted wave imaging is higher than that of P-wave results, which proves that DAS-VSP performs well in converted wave imaging. The current results demonstrate the capability of the proposed grid-based ray tracing imaging method in conducting imaging on both P- and converted waves.

**Conclusions** We study a VSP imaging method based on grid ray tracing, which has the following advantages:

- 1) More focused imaging around the reflectors with significantly reduced migration artifacts is common under a VSP configuration.
- 2) By calculating the coverage folds during the imaging, the proposed method allows for a straightforward solution to solve the problem of abnormal imaging amplitudes due to the uneven coverage.
- 3) The flexibility in choosing the imaging aperture is suitable for imaging structures with variable complexity.

The proposed VSP imaging method based on minimum travel time combines the advantages of VSP-CDP transform and migration, which can achieve VSP imaging profiles in complex structural conditions at a cost-efficiency mode, as demonstrated in the numerical example. The field data example further shows the effectiveness of the proposed method in conducting imaging on both the P- and S-wave.

**Key words** vertical seismic profiling; distributed acoustic sensing; artificial intelligence; morphological component analysis; wavefield separation; data regularization; multi-stencils fast marching algorithm; converted S-wave; imaging