

# 中国科学技术大学

# 博士学位论文



## 多信息约束速度建模方法研究

作者姓名： 薛智文

学科专业： 地球物理学

导师姓名： 伍新明 教授

完成时间： 2023年5月



University of Science and Technology of China  
A dissertation for doctor's degree



**Research on velocity modeling  
method with multiple information  
constraints**

Author: Xue Zhiwen

Speciality: Geophysics

Supervisor: Prof. Wu Xinming

Finished time: May, 2023





## 中国科学技术大学学位论文原创性声明

本人声明所提交的学位论文，是本人在导师指导下进行研究工作所取得的成果。除已特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含任何他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的贡献均已在论文中作了明确的说明。

作者签名： 薛智文

签字日期： 2023.05.29

## 中国科学技术大学学位论文授权使用声明

作为申请学位的条件之一，学位论文著作权拥有者授权中国科学技术大学拥有学位论文的部分使用权，即：学校有权按有关规定向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅，可以将学位论文编入《中国学位论文全文数据库》等有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。本人提交的电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

控阅的学位论文在解密后也遵守此规定。

公开  控阅（\_\_\_\_年）

作者签名： 薛智文

导师签名： 任志明

签字日期： 2023.05.29

签字日期： 2023.05.29



## 摘 要

油气是重要的能源矿产和战略性资源，在国民经济中具有极其重要的地位和作用。地震勘探是目前油气资源发现的最有力手段，其根据地震波在不同岩性介质下传播状态的差异，处理分析得到地下构造和岩性信息。在地震勘探中，求取直接反映物性参数的地震波速度是核心的技术关键，它贯穿整个地震数据处理过程，是高精度地震成像、储层描述、地质解释等技术的前提。油气勘探工作面临着越来越复杂的构造环境，对速度建模的精度提出了更高的要求。除地震资料外，充分利用地质、测井等多元化数据，综合考虑偏移成像、地震解释中包含的丰富构造信息，对速度建模过程进行针对性约束，是减少反演多解性、提高反演精度、获得更符合真实地质构造的高精度速度模型的有力手段和重要研究方向。

近地表速度结构相对于深部来说更为复杂多变，常表现为明显的高差起伏和介质横向快速变化，对地震波的传播有明显的影响，建立准确的近地表速度模型是后续地震数据处理的基础。初至波走时层析成像方法反演稳定，被广泛地应用于近地表速度建模。但初至走时包含信息有限，反演多解性强，且计算过程需要进行网格剖分，间接降低了反演精度，也限制了与多尺度信息的融合能力。本论文中，我们将程函方程嵌入到物理信息神经网络中代替正演过程，利用自动微分算法代替反演过程，实现了自动化层析成像。进一步将包含丰富近地表信息的微测井数据引入损失函数，有效融合地震和微测井数据约束反演过程，形成基于物理信息神经网络的多源信息融合层析成像方法。理论模型测试表明，我们的方法可以在不提供初始模型的情况下提升反演结果的空间分辨率，获得更符合实际地质情况的近地表速度模型。

叠加速度用于地震数据在时间域的初步成像，是获得地下空间整体速度的重要手段，为进一步的深度域成像奠定了坚实的基础。速度谱拾取是叠加速度分析的核心环节，实际数据中随机噪声和多次波会引起速度谱产生强能量团干扰，无法准确与一次波能量团进行区分，且传统的人工拾取方法在大批量数据处理时效率较低，易受多种因素干扰。本论文中，我们提出了基于物理约束的最优面自动拾取速度分析方法，将二维速度谱按共中心点位置排列成三维速度谱体，基于动态规划算法在时间方向加入了层速度物理约束，衰减异常能量团，在共中心点方向引入斜率平滑约束保证速度场的空间结构一致性，实现全自动高效拾取。理论数据测试表明，我们的方法可以突出一次波能量，获得更接近真实叠加速度且符合地质认识的拾取结果。实际数据测试表明，我们的方法可以获得具有构造一致性的叠加速度场，提高叠加剖面质量。

深度域速度模型与地下真实构造直接对应，弥补了时间域速度分析在复杂地质环境和横向介质剧烈变化情况下的局限性，直接决定了地震数据解释的准确度。深度域速度建模包括建立初始模型和更新速度剩余量两个主要步骤，偏移道集同相轴是否拉平是判断速度准确性的重要标准。本论文中，我们从初始模型建立、反射点确定和成像道集拾取三个方面对提高深度域速度建模精度进行研究。我们首先基于剩余曲率分析法，对三维剩余曲率谱体应用最优面拾取，通过在深度和共成像点方向加入平缓变化的斜率约束，获得具有横向构造一致性的初始模型。进一步提取剩余曲率谱对应拾取路径的极大值作为反射点的位置，再将该位置作为种子点，基于动态规划算法对共成像点道集进行全局最优拾取，实现自动化的高精度反射同相轴拾取。实际数据测试表明，我们的方法可以得到较为稳定的结果，为层析反演提供可靠的拾取数据支持。

全波形反演是理论上深度域速度建模最高精度的方法，充分利用地震数据中有效的动力学和运动学信息，通过最优化方法迭代反演，逐步减少实际观测和理论正演数据之间的差异，成为地球物理中重点的研究方向。全波形反演具有极强的非线性特征，易受到初始模型和数据质量的影响产生周期跳跃，使得反演结果虽然拟合数据但是不具有实际地质意义。本论文中，我们首先对低波数的初始速度模型应用叠前深度偏移，利用偏移成像剖面 and 地震解释信息构建隐式构造模型。进一步基于隐式构造模型对全波形反演进行全局约束，通过优化梯度参数压缩反演解空间，获得具有实际地质构造意义的速度模型。理论数据测试表明，我们的方法不易陷入局部极小值，在初始模型不准确的情况下仍然可以获得稳定且合理的反演结果。实际数据测试表明，我们的方法在地质复杂区域具有更高的分辨率，与偏移图像中的构造信息具有更高的一致性。

**关键词：**速度建模；多信息约束；基于物理信息神经网络；走时层析成像；速度分析；全波形反演；层析反演；剩余曲率分析

## ABSTRACT

Oil and gas are important energy minerals and strategic resources, playing an extremely important role in the national economy. Seismic exploration is currently the most powerful way for the discovery of oil and gas resources. It processes and analyzes the differences in the propagation state of seismic waves in different media to obtain underground structural and lithological information. In seismic exploration, obtaining seismic wave velocities that directly reflect physical parameters is the core technical. Its role runs through the entire seismic data processing process and is a prerequisite for establishing high-precision seismic imaging, reservoir description, geological interpretation, and other technologies. Oil and gas exploration work is facing increasingly complex structural environments, which require higher accuracy in velocity modeling. In addition to seismic data, making full use of diversified information such as geology and logging, comprehensively considering the rich structural information contained in migration imaging and seismic interpretation, and conducting targeted constraints on the velocity modeling process are powerful strategies and important research directions for reducing inversion multiplicity, improving inversion accuracy, and obtaining high-precision velocity models that are more consistent with real geological structures.

The near-surface velocity structure is more complex compared to the deep part, often manifested as obvious elevation fluctuations and rapid lateral changes in the medium, which have a significant impact on the propagation of seismic waves. Establishing an accurate near-surface velocity model is the foundation for subsequent seismic data processing. First arrival traveltimes tomography method has the advantage of stable inversion, and is widely used in near-surface velocity modeling. However, due to the limited information contained in the first-arrival traveltimes, the inversion results are prone to multiple solutions. At the same time, the computational process requires mesh generation of the model, which indirectly reduces the accuracy inversion and limits the fusion ability with multi-scale information. In this paper, we embed the Eikonal equation into a physics-informed neural network instead of the forward process, and use an automatic differential algorithm instead of the inversion process to achieve automated tomography. Further, microlog data containing rich near-surface information is introduced into the loss function to effectively fuse seismic and microlog data to constrain the inversion process, forming a multi-source information fusion tomography method based on physics-informed neural networks. Numerical tests show that our method

can improve the spatial resolution of velocity models without providing accurate initial models, and obtain near-surface velocity models that are more consistent with the actual geological structure.

Stacking velocity is used for the initial imaging of seismic data in the time domain, which is an important means to obtain the overall underground velocity and lays a solid foundation for further depth domain imaging. Picking velocity semblance is the core step of stacking velocity analysis. In field seismic data, random noises and multiples can cause strong energy cluster interference in the velocity semblance, which cannot be accurately distinguished from the energy cluster of primary waves. Moreover, traditional manual picking methods have low efficiency in large-scale data processing and are susceptible to interference from multiple factors. In this paper, we propose an automatic velocity analysis method with physics-constrained optimal surface picking, which arranges the 2D velocity semblance into a 3D velocity semblance volume by common middle point (CMP) location. Based on the dynamic programming algorithm, physical constraints on layer velocity are added in the time direction to attenuate abnormal energy clusters, and slope smoothing constraints are introduced in the CMP direction to enhance the spatial structure consistency of the velocity field, so as to achieve automatic and efficient picking. Numerical tests show that our method can highlight the energy of primary waves and obtain more accurate stacking velocity that consistent with true geological knowledge. Field data test shows that our method can obtain a stacking velocity field with structural consistency, thereby improving the quality of the stacking image. The depth domain velocity model directly corresponds to the real underground structure, making up for the limitations of time domain velocity analysis in complex geological environments and severe changes in lateral media, directly determining the accuracy of seismic data interpretation. Deep domain velocity modeling includes two main steps: establishing the initial model and updating the residual velocity. Whether the common image gather (CIG) are flattened is an important criterion for determining velocity accuracy. In this paper, we investigate the improvement of depth domain velocity modeling accuracy from three aspects: establishment of initial model, determination of reflection points, and picking of imaging gathers. We first apply optimal surface picking to the 3D residual curvature semblance volume based on residual curvature analysis method, and obtain an initial model with lateral construction consistency by adding smooth slope constraints in depth and common image point (CIP) direction. Further, we extract the maximum value of the picking path corresponding to the residual curvature semblance as the position of the reflection point. The CIG can then be globally optimal picked

based on the dynamic programming algorithm, using previously selected positions as seed points, which results in automatic high-precision picking of reflection events. Field data test shows that our method can obtain relatively stable results, providing reliable data picking support for tomographic inversion.

Full waveform inversion (FWI) is the theoretically most accurate method for deep domain velocity modeling. It makes full use of the effective dynamic and kinematics information in seismic data, and gradually reduces the difference between actual observation and theoretical forward modeling data through iterative inversion of optimization methods, becoming a key research direction in geophysics. FWI has extremely strong nonlinearity and is prone to cycle skipping due to the influence of initial model and data quality, resulting in inversion results that fit the data but do not have practical geological meaning. In this paper, we first perform pre-stack depth migration based on the low wavenumber initial velocity model, and construct an implicit structural model using migration images and interpretation information. Further, global constraints are applied to FWI based on the implicit structural model, and the inversion solution space is compressed by optimizing gradient parameters to obtain a velocity model with practical geological meaning. Numerical tests show that our method is not easily trapped in local minima and can still obtain stable and reasonable inversion results even when the initial model is inaccurate. Field data test shows that our method has high inversion resolution in complex geological areas and high consistency with the structural information in migration images.

**Key Words:** velocity model building; multi-information constraint; physics-informed neural network (PINN); travelttime tomography; velocity analysis; full waveform inversion; residual velocity analysis





## 目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究现状和进展	1
1.1.1 初至波走时层析成像	1
1.1.2 叠加速度分析	3
1.1.3 剩余速度分析	6
1.1.4 全波形反演	10
1.2 研究意义	13
1.3 本文研究内容	14
第 2 章 基于物理信息神经网络的多源信息融合层析成像	17
2.1 引言	17
2.2 方法介绍	18
2.2.1 程函方程基本理论	18
2.2.2 初至波走时层析成像	20
2.2.3 物理信息神经网络 (PINN)	21
2.2.4 基于 PINN 的多源信息融合层析成像	24
2.3 理论模型测试	28
2.3.1 理论模型测试一	28
2.3.2 理论模型测试二	29
2.4 本章小结	31
第 3 章 基于物理约束最优面拾取算法的速度分析	33
3.1 引言	33
3.2 方法介绍	34
3.2.1 叠加速度分析	34
3.2.2 基于平滑约束的动态规划算法	35
3.2.3 基于物理约束的动态规划算法	37
3.2.4 基于物理约束的最优面拾取算法	41
3.3 理论数据测试	43
3.3.1 Marmousi-2 模型介绍	43
3.3.2 数据合成与速度分析测试	44
3.4 安哥拉地区实际数据测试	48
3.5 本章小结	50

第 4 章 基于动态规划算法的剩余曲率分析和成像道集拾取	53
4.1 引言	53
4.2 方法介绍	53
4.2.1 剩余曲率分析	54
4.2.2 剩余曲率谱与更新速度的关系	58
4.2.3 基于最优面的剩余曲率谱拾取	59
4.2.4 反射位置确定与基于动态规划的 CIG 道集拾取	61
4.3 实际数据一测试	63
4.4 实际数据二测试	67
4.5 本章小结	70
第 5 章 基于隐式构造模型约束的全波形反演	73
5.1 引言	73
5.2 方法介绍	74
5.2.1 全波形反演	74
5.2.2 隐式构造模型与速度建模的关系	76
5.2.3 隐式构造模型约束全波形反演	77
5.3 理论数据测试	79
5.3.1 四层合成模型测试	80
5.3.2 Overthrust 模型测试	82
5.4 安哥拉地区实际数据测试	89
5.5 本章小结	92
第 6 章 结论和展望	93
6.1 结论	93
6.2 展望	95
参考文献	97
致谢	111
在读期间发表的学术论文与取得的研究成果	114

# 第1章 绪 论

## 1.1 研究现状和进展

### 1.1.1 初至波走时层析成像

近地表受地形条件、水流侵蚀和风化作用等影响，相对于深层连续沉积构造更为复杂多变，常存在明显的高差起伏和介质层内速度横向剧烈变化，严重的扭曲了地震反射波的双曲形态，对进一步的速度分析、叠加偏移等处理环节和后续的储层预测、地质构造解释等分析环节都有明显的影响。去除近地表对地震数据的影响主要依靠近地表静校正计算，而静校正的关键就是建立准确的近地表速度模型。图 1.1a 和 1.1b 分别展示了近地表静校正前后的叠加速度谱对比，图 1.1c 和 1.1d 分别展示了近地表静校正前后的叠加剖面对比，可以看出复杂近地表环境下近地表静校正对提高数据处理和剖面质量的重要作用。在反映近地表结构的地震数据中，初至波具有能量强、可追踪性好、走时信息的识别和获取简单可靠的优势，利用初至波走时信息对近地表进行层析反演建模，是目前高效建立稳定准确近地表速度模型最常用的方式。

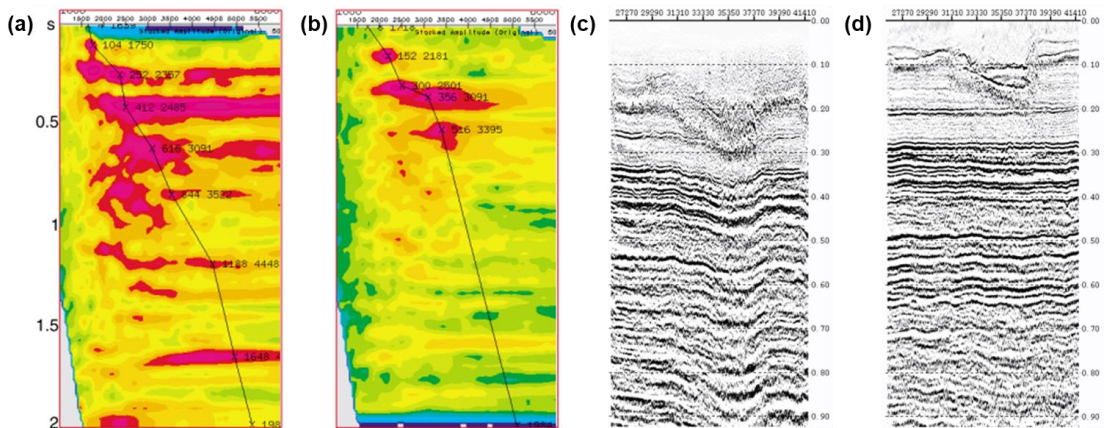


图 1.1 (a) 静校正前的数据对应的叠加速度谱；(b) 经过静校正后的数据对应的叠加速度谱；(c) 静校正前的叠加剖面；(d) 经过静校正后的叠加剖面。(Yilmaz, 2001)

层析成像概念最早诞生于 20 世纪 60 年代 Cormack (1963, 1964) 提出的 X 射线 CT (Computer Tomography) 技术，作为一种利用在探测目标表面观测到的信号来计算内部信息的反演方法被提出。Bois et al. (1972) 作为对井间速度结构的研究首次引入地球物理学，随后 Dines et al. (1979) 将层析成像技术应用于弯曲地震波对地下速度结构进行大量的成像测试，开启了层析成像技术在地球物理领域的研究热潮。1984 年美国勘探地球物理学家学会 (SEG) 在年会上正式设立地震层析成像专题，使层析技术从理论、方法到具体应用在勘探地球物理领域得

到蓬勃发展。Daily (1984); Somerstein et al. (1984); Bishop et al. (1985); Dyer et al. (1988) 等专家学者研究将层析技术用于人工震源主动激发及检波器接收的地震数据, 推动了层析成像技术的进一步发展。我国在 80 年代初期开始逐步进行层析成像方法的研究工作。金安蜀等 (1980) 首次将层析反演应用于北京地区的速度结构成像, 开启了国内对层析反演技术的应用。层析成像首先在大尺度区域结构成像中得到关注。刘福田等 (1989) 利用近震和远震数据对中国大陆及临近地区进行了层析成像反演, 朱露培等 (1990) 在频率域对模型参数进行描述, 并基于北京遥测台网数据进行层析成像。随着层析成像技术发展, 在勘探地震中也逐渐得到了应用。林伯香等 (2002) 基于最短路径法进行射线追踪正演, 基于 SIRT 方法进行反演, 将方法应用于三维速度建模并在实际数据中进行展示。张建中等 (2004) 提出动态网络最短路径射线追踪, 提高了射线追踪的精度。谢春等 (2014) 基于快速扫描法和伴随状态法进行层析反演, 提高了计算效率。李勇德等 (2017) 将走时差替换为定值进行反演, 加快反演收敛。

初至波走时层析成像是基于地震初至波的走时数据, 根据射线路径的传播规律首先进行正演射线追踪, 再计算对应走时残差迭代更新速度模型, 从而实现地下结构成像的层析方法。初至波走时层析成像具有收敛速度快、反演稳定等优势, 成为反演近地表速度结构的标准方法。初始模型对层析反演有很大影响, 初始模型与真实模型误差过大会导致反演陷入局部极小值, 建立准确的初始模型是层析反演成功的关键。刘玉柱等 (2007) 对层析反演初始模型的依赖性进行了分析并提出相应的选择策略。由于地震资料观测系统的局限性, 走时层析反演存在明显的非线性问题, 且反演解具有非唯一性。为了提高初至波走时层析成像反演的精度、保障结果的唯一性和稳定性, 很多专家学者进行了进一步的探索研究。正则化通过约束相邻模型点之间的相关性, 帮助反演收敛并减少反演结果的非唯一性, 是提高层析成像反演能力的有力手段。Zhang et al. (1998) 提出使用 Tikhonov 正则化约束反演模型并采用共轭梯度法对反演过程进行求解, 提升了反演的可靠性。正则化项的引入会导致反演出现明显的速度平滑, 对速度分界面的成像能力较弱。Zhang et al. (2017) 在正则化项中引入边界保留平滑因子, 提高了成像中速度分界面的分辨率。Sun et al. (2016) 提出多尺度稀疏约束走时层析反演减少模型在尖锐边界处的平滑效应。Jiang et al. (2017) 将改进的总变分方法 (Modified total variation, MTV) 应用于走时层析成像保留模型中分段连续的界面。Wang et al. (2019) 将折射波走时偏移成像引入走时层析, 实现速度和界面同步联合反演。Xue et al. (2019) 将最小支撑法 (Minimum support, MS) 正则化项应用于走时层析反演, 提升模型边界成像能力。随着数字化野外勘探技术的发展和真实地质构造精细刻画的需求, 基于先验信息对反演进行约束可以有效减少反演的多解性, 成为提高模型精度的重要研究方向。王孝等 (2010) 采

用小折射和微测井对层析反演进行约束建立近地表速度模型。戴海涛等(2020)将微测井约束层析反演应用于中国西部复杂山地获取近地表速度模型。

计算机数据处理能力的显著提升以及人工智能技术的高速发展,为解决地震数据处理问题提供了新思路。深度神经网络在处理不同类型间数据的非线性关系有明显的优势,如标签数据和图片的关系、图片和文本的关系、不同图片的关系。特别是对反演问题,有包括图片重构处理、真实图片合成、图像超分辨率处理等大量应用,给地震数据反演和速度建模的研究带来了新启发。在发展初期,人工智能技术主要作为地震勘探的辅助手段。Röth et al. (1994)首次提出应用多层前馈神经网络把合成的炮集数据与一维速度模型进行对应训练,从而实现时间域的地震数据到声波域的速度转换。Nath et al. (1999)将神经网络应用在井观测走时层析,实现输入井观测数据直接获取速度。近年来,人工智能技术获得了很多突破性成就,也迎来了在地球物理速度建模中的大规模研究应用。Araya-Polo et al. (2018)提取道集数据的特征,通过深度学习模型训练获得速度模型,但特征提取受人为因素影响较大。Mosser et al. (2020)生成对抗网络建立地震数据和速度模型的对应关系,可以较好的解决样本量少的问题,但模型精度有待提升。Yang et al. (2019)将地震数据直接输入卷积神经网络预测P波速度参数,但受限于训练样本数量,仅对与训练模型相似的测试模型效果较好。现阶段,人工智能技术仅做到单纯的“长得像”已无法满足实际生产的需要,对人工智能技术的研究逐渐从简单的数据对应向具有实际物理意义的方向发展。Sun et al. (2019)将循环神经网络用于对基于物理模型的波动方程的学习,实现了地震波正演模拟和全波形反演。Xu et al. (2019)用神经网络学习描述地震波传播规律的偏微分方程,实现波场快照到速度的映射。

### 1.1.2 叠加速度分析

叠加速度分析可以获得低波数时间域速度场,是后续叠加和偏移处理的基础,也可以进一步为走时层析、叠前偏移成像以及全波形反演等方法提供可靠的初始速度模型(Zhang et al., 2015; Du et al., 2017a; Yuan et al., 2019),具有十分重要的研究意义。叠加速度分析基于共中心点道集(common midpoint gather, CMP)计算速度谱,速度谱中不同时间对应的能量团峰值为该时间能够计算得到最优叠加效果的速度值,因此对于能量团峰值的准确判断和拾取是叠加速度分析的核心。Taner et al. (1969)首先将基于相似系数的相干准则在速度分析中进行应用。Neidell et al. (1971)对这一理论进行了进一步阐述,并提出了一些广泛应用的相关方法。这也开启了对速度分析方法的广泛研究,吸引了越来越多专家学者进行探索,提出了很多不同的速度分析方法。李衍达(1983)通过对最大似然法速度谱相邻道的幅值问题进行改进,从而有效地提高了速度谱的分辨率。Biondi

et al. (1989) 提出基于特征值运算的一种速度分析方法, Key et al. (1990) 进一步改进了该方法, 实现了更广泛的应用。Katz (1991) 提出基于线性速度分析与非线性惩罚函数联合的速度分析方法, 该方法提升了时间域的分辨率; Morozov et al. (1996) 将统计性相位相关应用于速度分析, 对速度拾取的分辨率有了较好的提升。Yilmaz et al. (2000) 提出均方根速度的概念, 用来代替平均速度, 通过离散化的固定时间间隔计算叠加速度, 提高了速度拾取精度。Larner et al. (2007) 提出选择性互相关的速度分析方法, 对随机噪音以及干涉同相轴有较好的适应性和拾取分辨率; Li et al. (2007) 基于动校正 (Normal Move Out, NMO) 的差分相似系数法对层间速度进行估算, Reshef (2008) 实现了在倾角域的层间速度分析, 提高了速度拾取的精度。

传统的叠加速度分析主要通过人工拾取的方式实现, 这一过程十分耗时, 特别是对大面积高密度三维地震数据进行处理时, 海量的速度谱拾取通过人工逐个识别会产生巨大的工作量。同时, 由于地震数据中噪声、多次波等信息的干扰, 速度谱的能量分布受到影响, 除代表一次波的能量团外还有干扰信号产生的能量团, 给拾取过程造成较大的影响。图 1.2a 展示了具有不同信噪比的 CMP 道集数据, 图 1.2b 为与之相对应的速度谱, 可以看出数据信噪比越低, 对有效速度的分析越困难。这对拾取人员的专业素质提出了更高的要求, 需要对相邻共中心点道集的相似性和整体的空间结构一致性进行综合考虑。叠加速度分析的研究主要针对如何快速、准确地拾取速度谱, 减少人为因素的干扰, 提高速度场计算的效率和精度。

许多专家学者对自动化速度拾取方法展开了丰富的研究。Beitzel 和 Davis (1974) 基于平均增幅能量准则, 形成叠加速度谱的概念, 通过图论法进行速度拾取, 但该方法需要基于人为提前给定大致速度进行计算, 没有实现完全的自动化。Toldi (1989) 首次提出了一种自动的速度分析方法, 该方法通过反演速度谱中叠加能量的解实现, 但该方法基于模型的线性化假设和相关约束且容易受到噪音的影响。为了进一步改进这种方法, Harlan (2001) 使用了一种变分方法来最小化速度函数。Swan (2001) 提出基于 AVO 的优化方法, 首先根据先验信息约束初始速度的范围, 再在这个约束速度的范围内进行搜寻, 从而实现速度拾取。Yambor et al. (2002) 用曲线拟合的方法来解决速度拾取问题, 通过最优化方法进行求解, 但该方法无法对地质约束进行考虑, 导致经常产生无意义的速度曲线。尤建军等 (2008) 提出用高阶动校正进行叠加速度的优化, 速度拾取的精度得到了提升。Abbad et al. (2009) 基于小偏移距的粗略双曲线速度分析对一次波的反射信号进行识别, 通过定义一种高分辨率的自举微分相似性度量实现对相应的双向时间的检测, 该方法对数据信噪比的要求较高。Luo et al. (2012) 提出将加权相似性用于速度分析, 在相似度较低的位置降低权重来避免拾取错误, 在相似

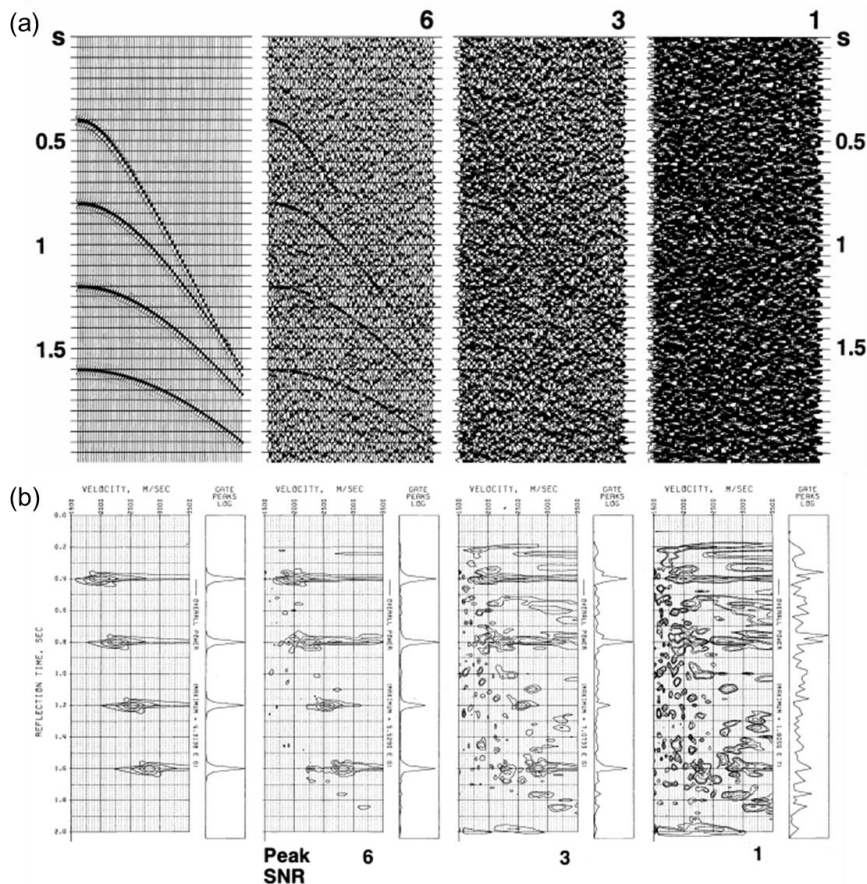


图 1.2 (a) 不同信噪比的共中心点道集; (b) 与 (a) 中的共中心点道集对应的用等值线形式表示的叠加速度谱。(Yilmaz, 2001)

度较高的位置增加权重来提取正确速度参数, 该方法改进了传统拾取算法, 但没有实现完全的自动化速度谱拾取。Fortini et al. (2013) 应用粒子群优化方法自动获得 2D 和 3D 速度分析中每一个时间步长的整体最大相似性, 同时适用于双曲和非双曲近似。林年添等 (2004) 引入 Viterbi 算子进行速度拾取中路径积分优化与光顺处理, 实现了对叠加速度的自动拾取。任岩等 (2016) 提出了一种基于非双曲线的自动速度分析法, 提高速度谱的分辨率。徐政等 (2018) 基于蒙特卡洛随机扰动法, 在速度谱中进行先验后验概率计算, 实现对最佳的叠加能量点的搜索。Velis (2021) 开发了一种约束模拟退火算法, 用于选取双曲线或非双曲线速度。Decker et al. (2021) 提出了一种多维速度曲面连续拾取的方法, 可以避免局部极小值。

随着计算机性能的显著提高和人工智能技术的快速发展, 大量基于神经网络的自动拾取算法展现出了良好的应用效果, 根据人工智能算法的不同可以主要分为聚类分析法和深度学习法。

聚类分析是无监督学习的一种, 可以挖掘数据中的隐含结构、实现对数据的特征分类。Smith (2017) 首次在速度谱拾取中应用聚类算法, 通过多种属性特征划分速度范围。K 值聚类法是聚类方法中的一种经典算法, 具有算法实现简单、



计算效率高的优势，在大样本聚类分析中展示出较强的计算能力 (Galvis et al., 2017; Araya-Polo et al., 2017)。Wei et al. (2018) 固定 K 值进行智能速度拾取并通过临道人工拾取进行约束，极大的提升了拾取效率。针对 K 值选取困难的问题，提出了密度聚类算法 (bin Waheed et al., 2019; Zhang et al., 2016)，同时 Chen (2018) 提出自底向上 K 值迭代算法用于解决不同 CMP 道集对于 K 值选择的区别。

深度学习法主要通过学习丰富的样本标签数据，搭建 CMP 道集或速度谱数据与叠加速度场之间的非线性映射关系。Ma et al. (2018) 提出了基于卷积神经网络 (Conventional Neural Network, CNN) 网络的自动速度拾取算法，通过分析欠校正和过校正造成的同相轴形态的不同建立与速度误差之间的关系，并分别进行标注训练，但方法在数据低信噪比较低的情况下无法准确识别同相轴进行校正。Park et al. (2020) 提出基于卷积神经网络的速度分类的算法，在时间轴上对速度谱进行切分，每个切分的单元与相应的速度值一一对应，通过训练实现自动化拾取。Biswas et al. (2018) 提出了基于循环神经网络 (Revolution Neural Network, RNN) 进行速度谱拾取，该算法训练中输入样本为共中心点道集正确的同相轴，对应标签为该同相轴的双曲线结构，实现对相应速度的预测。但在共中心点道集中深度数据信噪比较低，无法准确识别同相轴，该算法通常只适用于浅层的共中心点道集，且对共中心点道集图像质量要求较高。Zhang et al. (2019) 基于 YOLOv3 (You Only Look Once) 和长短期记忆网络 (Long-Short Term Memory, LSTM) 提出深度学习速度拾取算法，将从 YOLOv3 输出的时间序列向量关系中置信度最高的数个点作为输入，再进入 LSTM 网络中对序列相关性进行学习，展现出良好的拾取效果。基于神经网络的智能化速度谱拾取的方法取得了很多优秀的成果，但算法的实现通常遵循某个单一原则，缺乏对空间结构的整体考虑，且方法在低信噪比数据中适应性受限，通常只能应用于较为简单的区域数据。

### 1.1.3 剩余速度分析

叠加基于地下界面水平层状假设，当地层倾斜角度较大时，反射波时距曲线不具有双曲特征，叠后地震数据与真实界面位置不符，直接影响了地震剖面的准确度以及后续的地质构造分析和油气藏发现。偏移可以使倾斜的反射层正确归位并使得绕射波收敛，提高成像的空间分辨率，地震剖面得以与真实的地质构造互相对应 (Yilmaz, 2001)。偏移计算最初是通过在叠加剖面上手工绘图的方式实现，偏移精度较低且也无法适用于大倾角地层。Karcher (1921) 以观测点为圆心、记录时间为半径画圆，圆弧共切线即为真实地层界面，实现了圆弧包络法偏移成像，偏移成像开始应用于实际生产。Robinson (1967) 基于惠更斯原理提出了绕射波叠加概念，通过沿时距曲线上对所有波场振幅值进行加权求和实现数据偏移归位。Claerbout et al. (1972) 提出对单程波波动方进行有限差分，从而实现地



震数据偏移, 剖面信噪比较高, 在工业界得到了广泛的应用。Schneider (1978) 将地下反射点作为子震源, 对其利用波动方程进行波场分解并积分求和, 从而使倾斜地层偏移到正确的位置, 即一直被广泛应用的 Kirchhoff 积分偏移。Stolt (1978) 提出了在常速度条件下使用快速傅立叶变换进行偏移的方法, 具有较高的计算效率。Gazdag (1978) 提出了从一个深度波场到另一个深度波场的递推公式, 被称为频率-波数域 (f-k) 偏移, 即相移法。Whitmore (1983) 提出了逆时偏移概念, 对双程波波动方程进行准确求解, 模拟地震波的波场传播过程, 进一步提高了偏移成像的精度。

地震数据为时间域记录, 建立时间域速度模型较为直接和简单, 因此时间偏移方法首先得到了广泛地应用。但当横向速度梯度较大时, 地震波在速度变化明显的界面进行传播时会产生绕射现象, 时间偏移无法将反射层正确归位得到准确的地下界面信息, 需要进一步进行深度偏移, 得到更高精度的偏移图像。Hubral (1977) 首次提出了基于射线理论的深度偏移成像的概念, 开启了对深度偏移的广泛研究。叠后时间偏移 (Judson et al., 1980) 在初始地震勘探阶段中起到了重要作用, 但在构造复杂的地区, 叠加受水平层状假设制约, 难以实现同相轴叠加, 再进行叠后数偏移的准确程度受到影响。叠前深度偏移 (Schultz et al., 1980) 先进行偏移处理使得波场归位, 再对同一地下点的偏移波场进行叠加, 克服了非同相叠加给后续偏移带来的误差。叠前深度偏移在世界范围内的很多油气勘探中发挥了重要作用, 成为对复杂地区正确构造成像、高精度勘探的必要保障。

叠前深度偏移的核心是建立准确的深度域速度模型。图 1.3 展示了在不同速度下的叠前深度偏移成像结果, 可以看出当偏移速度大于或小于真实速度时, 偏移对真实地质构造的刻画也出现明显的偏差。深度域速度模型的准确性直接影响了在叠前时间偏移的成像结果, 但同时叠前深度偏移也能为深度域速度模型的修正提供成像域的关键信息, 二者相辅相成。为了提高叠前深度偏移的成像质量, 许多专家学者针对深度域速度模型建立和修改进行了大量的研究。这些方法主要是基于偏移成像结果对偏移速度模型进行多次迭代修改, 包括建立初始速度模型以及当偏移速度不准确时对速度模型进行修改 (马彦彦 等, 2014)。传统建立深度域初始速度模型需要先和时间域进行叠加速度分析, 再通过与时间域偏移进行反复迭代从而得到精确的均方根速度场, 并根据 Dix 公式将其转换为深度域层速度用作初始模型。初始模型的准确性对帮助反演收敛, 减少后续迭代修改模型参数, 得到更准确的用于偏移的速度模型至关重要。基于初始速度模型, 需要进一步考虑如何对不准确的模型进行修改。在成像域判断速度模型准确性的方法是对偏移道集同相轴是否拉平进行分辨, 即当速度准确时同向轴水平, 速度不用修改, 当速度不准确时同向轴产生弯曲, 则需要进行修改。随着建模技术的发展, 全波形反演 (在本论文的第 5 章详细介绍) 进一步丰富了速度模型修改

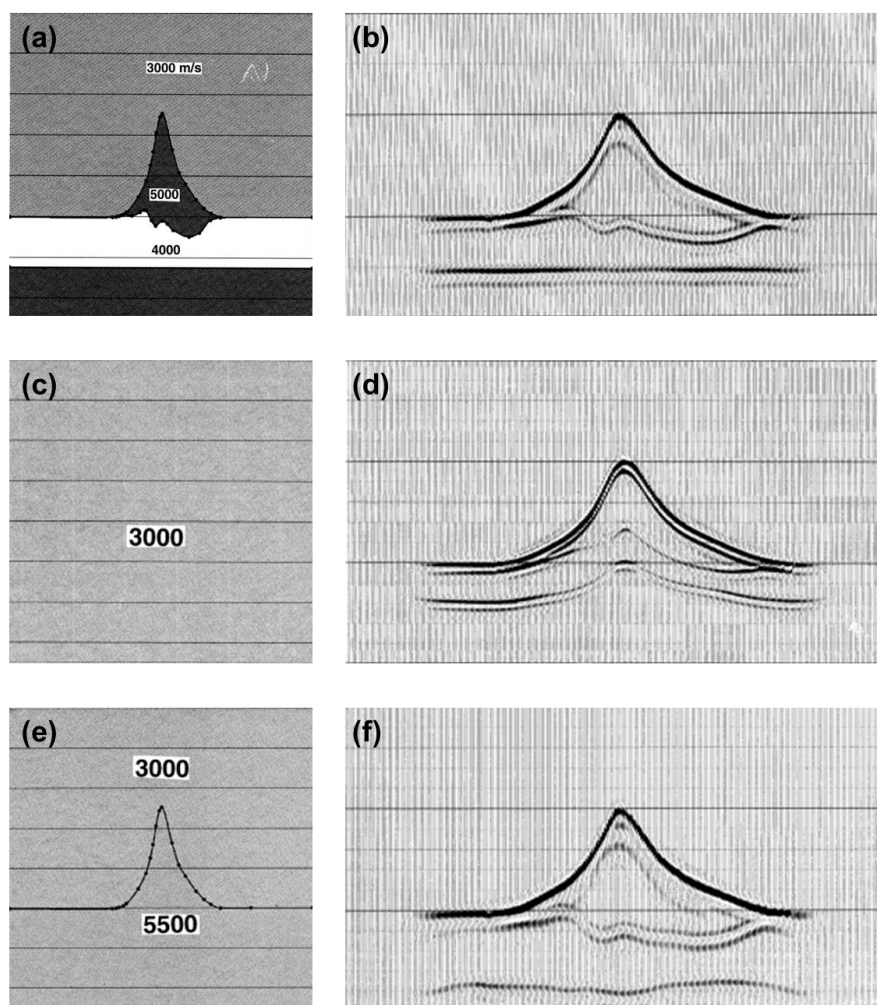


图 1.3 (a) 真实速度模型 (b) 基于真实速度模型的叠前深度偏移剖面 (c) 3000 米/秒的常速度模型 (d) 基于 3000 米/秒常速度模型的叠前深度偏移剖面 (e) 下半空间为 5500 米/秒的常速度模型 (f) 基于下半空间为 5500 米/秒的常速度模型的叠前深度偏移剖面。(Yilmaz, 2001)

的判定标准，提升了修改效果，但由于全波形反演收敛难度大且计算量高，广泛应用需要基于更多的优化方法。实际生产中较为常用的速度模型反演剩余量分析方法主要有三种，分别为深度聚焦分析法、剩余曲率分析法和层析反演法。

深度聚焦法 (DFA) 基于 Doherty et al. (1976) 提出的零时间成像与零偏移距成像深度一致准则，即对于地下成像点，用准确的速度偏移错误的深度与用错误的速度偏移到正确的深度等价。当偏移速度正确时，能量聚焦点的深度与成像点偏移后的深度完全相同，不产生剩余时差，且该成像点的同相轴能量聚焦最强。当偏移速度错误时，能量聚焦点的深度与成像点偏移后的深度不相同，共成像点道集 (Common Image Gather, CIG) 产生剩余时差，且该成像点处波场能量不聚焦。Yilmaz et al. (1984) 进一步深化了该工作，将深度聚焦分析法推广到多个叠前共中心点道集，提高了对倾斜层的适用性，在实际资料叠前时间偏移中取得了良好得效果。Jeannot (1986) 将深度聚焦分析推广应用到叠前深度偏移。

MacKay et al. (1992) 将深度聚焦分析应用于成像和速度分析, 并对应用的地层倾斜情况和层内速度横向变化进行了讨论。MacKay et al. (1993) 提出用波前曲率作为聚焦标准来降低聚焦速度分析的不确定性, 提高了聚焦速度分析的计算效率。深度聚焦分析法利用成像过程中的聚焦时间和聚焦深度对速度进行分析, 但当地层中存在大倾角构造时较难处理, 导致方法在实际生产中的应用受限。

剩余曲率分析 (RCA) 基于 Al-Yahya (1989) 提出的共成像点道集同相轴拉平准则, 即当偏移速度正确时, 叠前深度偏移后共成像点道集的同相相轴是水平的, 当偏移速度错误时, 叠前深度偏移后共成像点道集的同相相轴是弯曲的, 且同向轴弯曲的方向和弯曲程度为剩余曲率, 其与剩余速度误差直接具有直接的定量对应关系, 共成像点道集的剩余曲率信息可以直接判断偏移速度的准确性, 通过对共成像点道集上剩余曲率进行提取就可以获取速度更新量。剩余曲率分析法的计算过程可以概括为: 首先基于叠前深度偏移计算共成像点道集, 再根据共成像点道集同向轴的弯曲程度计算剩余曲率并得到相应的速度更新量, 然后根据速度更新量和初始模型计算新的速度模型。Deregowski (1990) 提出了对共成像点道集进行倾角时差校正, 从而消除了倾斜地层对反射走时的影响, 该方法基于时间偏移进行速度分析, 计算效率较高。Lee et al. (1992) 改进了剩余曲率分析法中对偏移距较短、介质为水平层状且横向速度平稳的限制条件, 在反射界面倾角不大的条件下, 加入倾角时差校正的控制条件, 进一步提高了剩余曲率分析法在倾斜地层的适应性, 得到了更广泛的应用。Meng et al. (1999) 提出反射界面法向时差和速度梯度之间的关系公式, 适用于地层界面倾角较大和层内速度横向变化剧烈的情况。Biondi et al. (2004) 分析了角道集的运动学特征, 定量建立表示角度域共成像点的偏移量和零偏移距数据的走时误差之间的关系解析方程, 较好的提升速度修正的精确度。剩余曲率分析法主要根据偏移成像共成像点道集对于同一反射层的能量聚焦程度来对速度进行修正, 可以有效的压制多次波和绕射波, 提高了数据的信噪比, 是高效、高质量速度建模的有效方法。

层析反演通过对射线传播路径和走时进行模拟, 再与实际地震记录的走时数据进行对比, 从而对偏移速度进行修正, 在大倾角反射界面情况下具有较好的适应性。反射波层析基于地震反射波数据, 包含了丰富的地下构造信息, 可以实现对全空间速度参数的更新, 是深度域偏移速度建模的重要方法。由于地震数据信噪比和干扰波的限制, 如何准确拾取反射同向轴, 进行准确的剩余时差计算, 是反射波层析的基础。Stork (1992) 基于偏移的共成像点道集中反射同向轴的连续性来进行反射层析, 进而建立速度模型。Kosloff et al. (1996) 将偏移的共成像点道集中的深度误差转换为沿共成像点道集射线对的时间误差, 实现了基于共成像点道集的反射波走时层析成像, 其中层析成像矩阵直接作用于偏移道集, 避免了手动在共成像点道集上拾取深度造成的误差。Flidner et al. (2008) 基于地质

倾角和反射层连续性信息在叠后的偏移地震图中对反射点自动拾取, 再进行波路径层析反演, 提高了层析反演的效率和精度。反射波的层析速度反演在准确拾取反射同向轴和计算剩余时差的基础上, 通过迭代拟合反射波数据, 建立高精度的深度域速度模型, 提高偏移成像质量, 保障地质构造解释的顺利进行。

#### 1.1.4 全波形反演

全波形反演 (Full Waveform Inversion, FWI) 最早由 Lailly et al. (1983) 和 Tarantola (1984) 提出, 基于 Claerbout (1971) 的偏移成像理论建立了基于最小二乘时间域全波形反演的理论框架, 通过最优化方法迭代更新速度模型, 逐步减少实际观测数据和理论正演数据之间的差异构建高分辨率地下模型 (Virieux et al., 2009)。区别于只使用地震记录中部分信息进行速度建模的方法, 全波形反演充分利用地震数据中的有效信息, 包括折射波、反射波、转换波和多次波的走时、振幅、频率、相位等关键参数的所有动力学和运动学信息, 是理论上速度建模最高精度的手段, 成为地球物理中重点的研究方向。

全波形反演分为正演和反演两个部分, 反演的效果严重依赖于正演算法的准确性和计算效率。正演算法主要是对波动方程进行求解, 包括有限差分法、有限元法、谱元法、伪谱法、有限体积法、广义射线法等。Marfurt (1984) 分别对比了有限差分法和有限元法离散在时间域和频率域中的计算精度, 对于声波方程二者表现相似, 对于弹性波方程二者的计算精度与泊松比有关且有限元法计算成本更高。Pratt (1990b) 和 Pratt et al. (1990a) 对频率域声波方程和弹性波方程的有限差分格式进行了推导, 展示了阻抗矩阵形式及其求解方法, 实现了反演成像计算中对数据频率的灵活选择。Jo et al. (1996) 提出对频率域二维常密度标量波动方程求解的 9 点有限差分格式, 优化结合标准直角坐标系和  $45^\circ$  旋转坐标系下的差分格式得出混合网络下的有限差分形式, 减少了计算内存需求并提高了计算效率。Stek (1997) 和 Štekl et al. (1998) 进一步将 Jo 的方法推广到变密度声波方程和粘弹性波动方程, 将介质吸收性质融入频率域正演。Shin et al. (1998) 在频率域常密度标量波动方程正演中提出了 25 点有限差分格式。Min et al. (2000) 进一步改进为加权平均 25 点有限差分并应用于频率域弹性波方程正演。Hustedt et al. (2004) 提出基于交错网格的频率域声波方程四阶有限差分格式, 并与二阶有限差分格式进行对比。Operto et al. (2007) 提出了频率域基于交错网格和混合网络的三维粘弹性声波方程有限差分。国内的专家学者也针对正演问题做了大量的研究。曹书红等 (2012) 在经典的四阶 9 点有限差分基础上, 构造了常规直角坐标系和  $45^\circ$  旋转坐标系组成的混合网络下的四阶 17 点有限差分, 在克服频散中展现出了优越性。刘璐等 (2013) 提出频率域二维声波方程的 15 点有限差分, 提高了压制频散的效率。张衡等 (2014) 基于平均导数法提出了频率域声波

方程 25 点有限差分，能够适用于不同横纵向空间采样间隔，提高了正演精度。

全波形反演的核心是对于梯度的计算，Tarantola (1984) 提出了通过伴随状态法求解目标函数的梯度，即计算炮点处的入射波场和接收点处的残差波场的零时延互相关，从而避免了直接计算梯度导数，极大地降低了计算的复杂程度。同时，全波形反演是一个高度非线性问题，一般采用梯度法和牛顿法等局部优化算法对其进行求解。梯度类算法包括最速下降法和共轭梯度法等。最速下降法计算效率高，但收敛速度较慢。共轭梯度法沿着已知点梯度的共轭方向对目标函数的极小值点进行搜索，收敛速度快 (Shi et al., 2007)。牛顿类算法包括牛顿法、高斯牛顿法和拟牛顿法等。牛顿法通过对目标函数计算一阶和二阶导数，利用目标函数的梯度和 Hessian 矩阵进行近似，再将近似函数的极小值点作为起始值重复迭代，到满足条件停止。其中，对 Hessian 矩阵的求解是牛顿法计算中的难点。高斯牛顿法将 Hessian 矩阵用对角 Hessian 进行表示 (Hu et al., 2009)。拟牛顿法避免对 Hessian 矩阵直接求解 (Nocedal et al., 2006)，其中具有代表性的 BFGS (Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno) 算法具有收敛速度快的优势，但是对内存的要求非常高，在处理大型数据时可能会遇到困难。L-BFGS (Limited Memory-BFGS) 方法只对部分梯度向量及模型更新向量进行存储，解决了计算量大的问题，避免了对整个 Hessian 矩阵进行存储，收敛速度得到提高。

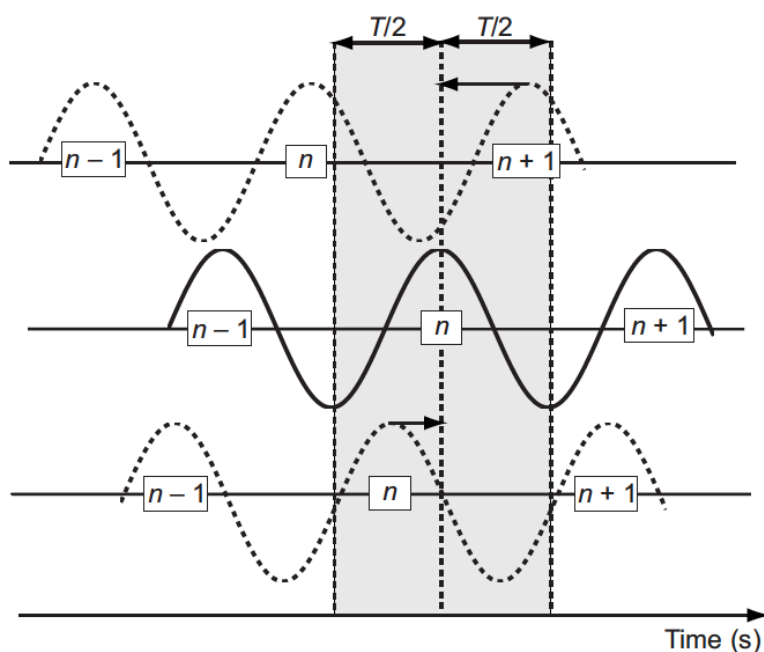


图 1.4 周期跳跃现象原理图 (Virieux et al., 2009)

全波形反演是一个高度的非线性问题，实际地震数据中，由于偏移距距离短、地表起伏、资料信噪比低、低频信息缺失等因素的限制，全波形反演极易陷入局部极小或出现周期跳跃问题，造成反演收敛困难，结果存在较强的非唯一性。图 1.4 展示了产生周期跳跃现象的示意图，其中实心黑线表示周期为  $T$  的时

间域地震波，下方的虚线表示可以正确进行数据匹配的时间延迟小于  $T/2$  的地震波，上方的虚线表示时间延迟大于  $T/2$  的地震波，在这种情况下，无法进行正确的数据对应匹配，导致数据的拟合出现误差，影响全波形反演的正确性。

初始速度模型的准确性和丰富的低频数据对于全波形反演至关重要，是使反演过程向全局最优解收敛的必要条件。全波形反演中地震观测参数和模型参数具有极强的非线性对应关系，当初始模型与实际模型相差过大或缺失低频数据时，极易出现局部极小或出现周期跳跃问题。传统用于建立全波形反演初始速度模型的方法包括速度分析 (Symes, 2008)、层析成像 (Zhang et al., 1998) 等，对地震数据中某些运动学或动力学特征进行描述，反演结果较为稳定，实现对模型中的大尺度构造形态的恢复。Pratt (1999) 提出了频率域全波形反演，区别于时间域对所有震源进行计算，频率域反演计算量只与数据中频率数量的使用有关，极大地推动了全波形反演在实际数据中的应用。Shin et al. (2008) 提出拉普拉斯域全波形反演，能够在低频数据缺失的情况下反演出中低波数信息，为频率域或时间域全波形反演提供可靠的初始速度模型。Shin et al. (2009) 进一步提出了拉普拉斯-频率混合域全波形反演，实现了模型中低波数和中高波数信息的同步恢复，更好地为全波形反演建立准确的初始速度模型。多尺度反演可以在一定程度上减少反演的多解性、提供可靠初始速度模型。Bunks et al. (1995) 在反演中从低频数据开始，首先恢复模型的低波数结构，再逐渐加入高频数据，提升速度模型精度。Wang et al. (2009) 通过利用不同偏移距信息对速度模型按深度进行逐步更新，一定程度上减弱了非线性，提高反演精度。Zhou et al. (2015) 通过分离速度模型和反射率模型构建光滑速度模型并用反射波反演对光滑背景速度模型进行更新，再利用常规全波形反演提高模型高分辨率。

全波形反演的目标是建立匹配真实地下构造的模型且地震数据本身的信噪比、偏移距和频带宽度通常较为有限，在各类算法优化的基础上，充分考虑地质构造和井数据等多类型信息，作为先验信息对反演过程进行有效约束，是减弱全波形反演解非唯一性、加速反演收敛、获得更准确和地质上合理可靠反演结果的有效手段。测井数据具有超高垂直分辨率和丰富的超低频和高频分量，对地震数据是很好的补充，使用测井、微测井、垂直地震剖面测井 (Vertical Seismic Profile, VSP) 或其他井数据资料作为全波形反演的约束，可以抑制噪声并提高反演精度。Han et al. (2007) 提出了一种用于测井约束波形反演的同伦方法。Asnaashari et al. (2013) 在全波形反演的目标函数中同时计算 Tikhonov 正则化项和先验信息约束项，实现井数据约束的全波形反演。QIN et al. (2015) 用声波时差测井数据对全波形反演的目标函数的正则化项进行约束，提出了相应的梯度公式和反演流程，在复杂模型的对该方法的正确性进行了验证。Du et al. (2017b) 建立了一个包含井数据的先验模型，并将其加入全波形反演的目标函数，提高了全波形反

演的稳定性和成像精度。井数据受到分布密度的限制，通常需要进行空间插值，在井分布密度低或地质结构空间变化大的情况下，需要更丰富的约束信息。另一种策略是引入地质知识作为先验信息，提供地层分布、倾角和层间接触关系等丰富信息，克服全波形反演的一些固有限制，如噪声、频带宽度和边界效应等问题，帮助全波形反演更好的收敛并减少反演的多解性，获得更有地质意义的反演结果。Meng (2011) 将倾角信息引入全波形反演，帮助提高反演的收敛性并减少对低频信息的依赖，成像结果对岩性特征识别和构造判断有更好的效果。Rüger et al. (2012) 根据地质解释数据中的层位信息和地质结构特点对全波形反演进行约束，反演从简单的地质区域约束逐步考虑更细节的构造特征，在全波形反演的模型中展示了丰富的地质信息。Ma et al. (2012) 提取偏移图像中的图像导向插值 (image-guided interpolation, IGI) (Hale, 2009) 及其伴随算子来约束全波形反演，首先对样本点进行选取并在稀疏空间中对全波形反演进行重构，再基于改进的图像引导共轭梯度方法对稀疏全波形反演进行求解，使全波形反演更高效稳定地计算出地质上合理的结果。

## 1.2 研究意义

在地球物理地震勘探中，地震波速度作为直接反映地下物性特征的核心参数贯穿整个地震数据处理过程，是高精度地震成像、储层描述、地质解释等技术的前提。速度参数的获取方法根据不同处理环节的数据特征和精度需求可分为层析成像、叠加速度分析、偏移速度分析、全波形反演等。相对于深部构造来说，近地表区域由于地形条件、水流侵蚀和风化作用等影响，介质更为复杂多变，对地震波的传播影响明显，对近地表复杂结构进行准确的速度建模是后续地震数据处理的基础。初至波走时层析成像利用在近地表能量较强的初至波走时信息，被广泛地应用于近地表速度建模。但走时反演结果存在极强的多解性，需要提供较为可靠的初始模型，且计算过程需要首先对模型进行网格剖分，限制了反演的精度和多元信息融合的能力，如何减少反演多解性是提高基于层析反演方法近地表速度建模准确性的关键。叠加速度分析基于共中心点道集进行时间-速度域能量谱计算，通过拾取能量峰值获得不同时刻满足双曲线假设下叠加效果最优的速度值，从而获取用于叠加计算和时间域偏移的速度场信息，同时也可以进一步转化为层速度为深度建模提供丰富的低波数信息。传统叠加速度分析主要通过人工手动拾取获得，过程十分耗时且受人为因素干扰大，在实际地震资料中多次波和噪音会对能量团的分布产生明显的影响，容易造成拾取结果出现误差，如何高效、准确拾取叠加速度是重要的研究方向。偏移速度分析是建立深度域速度模型并进行偏移成像的关键，剩余曲率分析法通过对共成像点道集拉平程度



信息的提取,建立剩余曲率与速度剩余误差的定量关系,从而实现了对偏移速度的更新,是获取准确偏移速度的基础。剩余速度拾取通常通过人工逐点进行判断拾取,计算效率较低且缺乏对空间整体构造特征的考虑,相关技术仍需进一步提高。全波形反演充分利用地震数据中的动力学和运动学信息,建立反映真实地下构造的深度域模型,是理论上速度建模最高精度的手段,也是速度建模领域研究的重点和热点。全波形反演存在极强的非线性特征,容易陷入局部极小值或出现周期跳跃现象,导致收敛困难,需要提供可靠的初始速度模型以及丰富的低频数据、多元信息用于保障全波形反演计算的稳定性,从而获得高精度的速度模型。

随着对油气资源的需求不断加大,勘探工作面临着越来越复杂的构造环境和日趋提高的成像需求,对速度建模的精度提出了更高的要求。除单一的地震波观测资料外,地质、测井等数据中包含了丰富的地质构造信息。地表地质露头可以直接提供地层展布和倾角信息,对于近地表速度建模的结构特征和深部地层分布状态有很好的描述。偏移图像中的深层地层分布直观的展现了全空间地下构造的地层分布和构造特征,对分界不敏感的速度反演方法是很好的层位信息补充。测井数据在井口附近有超高的垂直分辨率,对介质速度、岩性物性以及地层分布有着丰富的表达。综合考虑偏移成像、地震解释包含的丰富地层展布和构造信息、测井数据中的高分辨率垂直信息以及数据本身所包含的地质构造上的物理特性,采用合理的优化算法对速度建模过程进行针对性的有效约束,为地质与地球物理融合速度建模方法提供了新的思路,是减少反演多解性、提高反演精度、获得更符合真实地质构造的高精度速度模型的有力手段和重要研究方向。

### 1.3 本文研究内容

前面我们简要总结了地震勘探速度建模方法的研究现状和进展,并对目前存在的难点进行了分析。考虑到地震勘探对速度建模精度需求的不断提高以及目前实际问题遇到的挑战,我们在现有方法的基础上进一步提出利用多信息约束完善速度建模方法,研究了包括近地表初至走时层析、叠加速度分析、偏移速度分析以及全波形反演等全流程速度建模方法。

在第一章中,主要介绍地震勘探速度建模的研究进展及目前存在的研究难点,并对本文的研究意义、研究内容和结构做简要介绍。

在第二章中,主要解决利用多源信息融合对近地表高精度速度建模的问题。本章研究利用物理信息神经网络(PINN)对程函方程进行求解,在不需要初始模型和网格剖分的情况下实现了初至走时层析成像过程。通过合成数据测试,将基于PINN的初至走时层析成像与传统基于Tikhonov正则化的初至走时层析成像进行对比,证明了PINN能够获得合理的反演解。进一步地,我们将微测井信



息加入网络中约束反演过程,验证了基于 PINN 的多源信息融合层析成像的有效性以及利用不同尺度信息对近地表建模的可行性。

在第三章中,主要解决在叠加速度分析过程中异常能量团对拾取的干扰以及速度场横向连续性的问题。本章首先介绍叠加速度分析存在的问题,然后对常规动态规划算法进行介绍,进而详细推导了将均方根速度转换为层速度的物理约束加入动态规划算法的公式,并将其发展为最优面算法应用于三维速度谱体数据拾取。本研究中采用 Marmousi 模型验证了基于物理约束的最优面拾取算法的可行性与稳定性,并将一步将其应用于安哥拉地区实际数据,并与人工拾取结果进行对比,用于验证本研究方法在实际数据中应用的前景。

在第四章中,主要解决剩余曲率分析过程中相邻道集对应的剩余曲率不连续以及在层析反演过程中反射点位置以及道集拾取不准确的问题。本章首先介绍不同地层情况下剩余曲率与偏移速度扫描的原理,然后介绍剩余曲率谱与速度更新的关系,进而介绍基于最优面的剩余曲率谱拾取算法,进一步地介绍通过剩余曲率谱拾取结果提取反射点位置以及基于动态规划算法拾取共成像点道集的基本原理,最后,我们将本研究方法应用于两个实际工区数据用于展示拾取方法的可行性。

在第五章中,主要解决全波形反演容易陷入局部极小值,导致反演产生无地质意义速度模型的问题。本章首先介绍了全波形反演的基本理论,然后介绍了相对地质年代模型与速度模型的关系,从而推导了将隐式构造模型用于全局约束全波形反演梯度的原理。我们用一个合成模型例子说明约束方法的计算过程以及该方法的可行性,进一步用 Overthrust 模型测试将本方法与传统全波形反演方法进行对比,说明本方法对于初始模型以及数据质量的依赖性更低,最后用实际数据的测试验证了本方法的可行性。

在第六章中,我们总结了本论文的结论以及创新点,讨论了将物理信息神经网络用于速度建模方法未来的发展方向,指出了利用动态规划算法进行拾取的不足之处并提出利用隐式构造模型约束全波形反演的下一步研究方向。

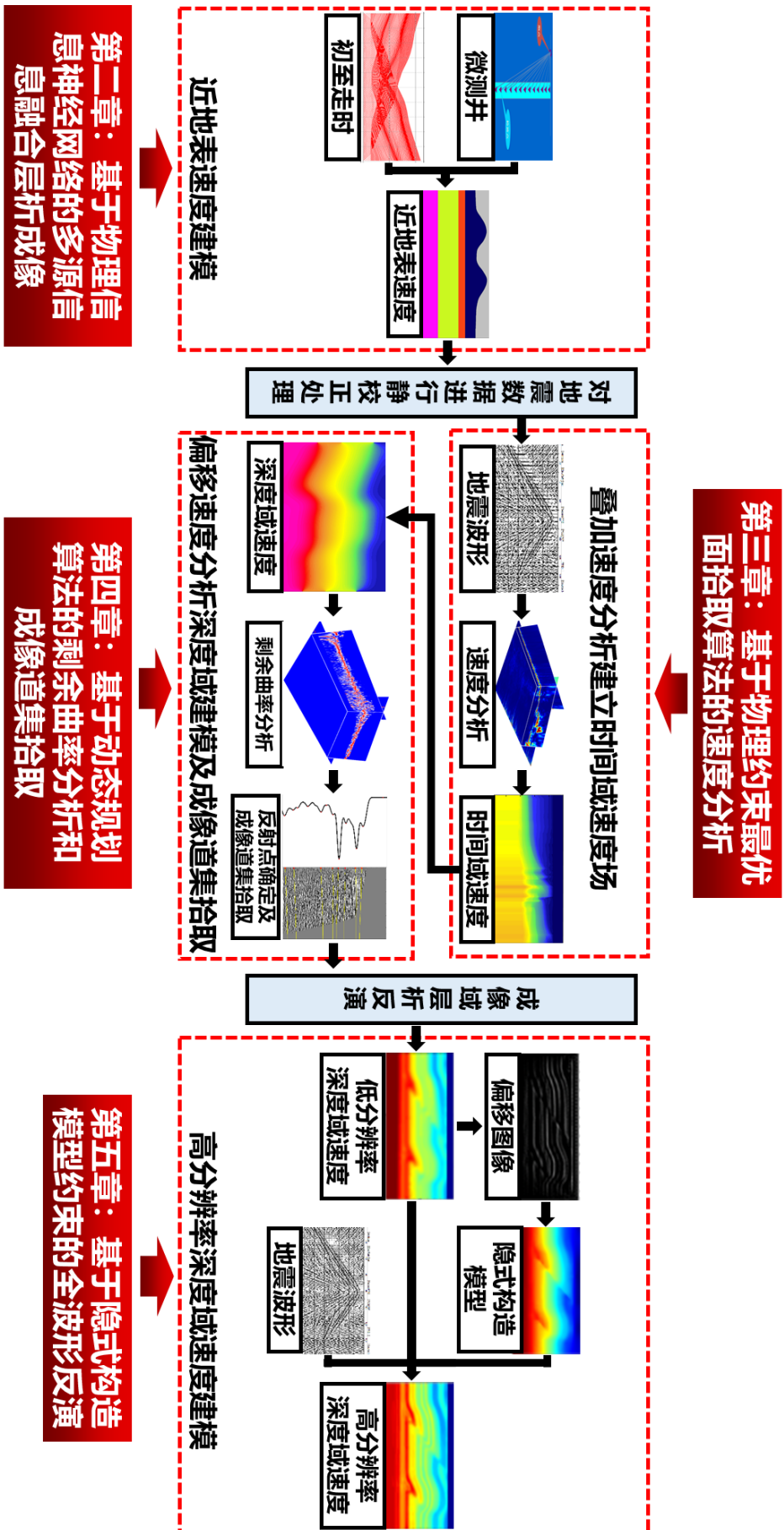


图 1.5 本论文主要研究内容流程图

## 第2章 基于物理信息神经网络的多源信息融合层析成像

### 2.1 引言

由于近地表易受地形条件、水流侵蚀和风化作用等多种条件影响，导致其速度结构相对于深部更加复杂。当近地表存在明显的高差起伏和介质横向快速变化时，会引起非常大的静态时差，从而导致反射波双曲线严重扭曲，对后续的叠加和偏移等处理有十分明显的影响 (Yilmaz, 2001)。因此，针对近地表的复杂结构建立准确的速度模型是后续地震数据处理的基础。初至波走时层析成像是近地表速度建模领域的一种标准方法，通过拟合走时信息可以较稳定地反演地下速度。随着地震勘探精度要求的提高，综合利用微测井、地表地质岩性等多种信息用于改善近地表速度建模精度十分必要。

本研究提出了一种基于物理信息神经网络 (Physics informed Neural Network, PINN) 的多源信息融合层析成像方法 (具体方法流程如图 2.1所示)。该方法利用 PINN 代替传统的正反演算法，在正演过程中利用 PINN 实现对程函方程求解，输入为空间中任意点的坐标，无需对模型空间进行网格剖分，反演过程利用网络的自动微分梯度反传实现，避免了传统反演方法线性化求解引起的误差。此外，该方法利用神经网络的灵活性，更易引入微测井、地表地质岩性以及其它先验信息的约束，解决了实际生产中微测井空间采样与反演模型网格不匹配的问题，可以获得更高分辨率的近地表速度模型。

本章首先介绍程函方程及传统初至波走时层析成像的基本理论，然后介绍物理信息神经网络的基本结构，进而介绍如何将多源信息融合到神经网络并应用于层析成像的原理，最后，我们通过理论数据和实际数据验证方法的可行性。

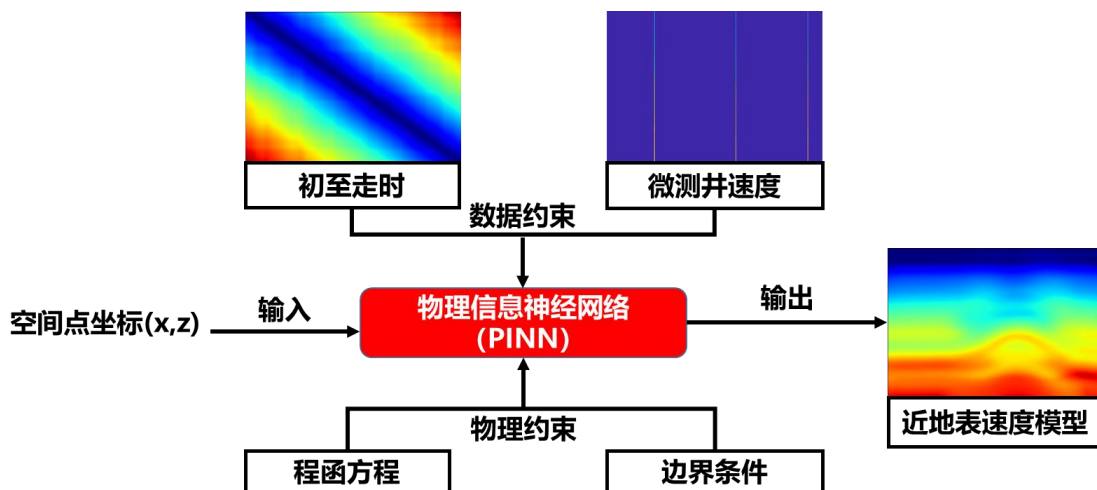


图 2.1 基于物理信息神经网络的多源信息融合层析成像流程图

## 2.2 方法介绍

本节中,我们首先在射线高频近似假设下推导了程函方程并介绍了在二维情况下程函方程的数值解,并进一步介绍了利用高斯牛顿线性化求解基于 Tikhonov 正则化的初至走时层析目标函数的过程,然后通过对 PINN 基本原理的介绍,进而介绍利用 PINN 并结合微测井约束的多源信息融合初至走时层析成像的原理。

### 2.2.1 程函方程基本理论

正演射线追踪是一种高效的波场近似方法,其算法主要包括基于运动学方程的打靶法 (Koch et al., 1985; Sambridge et al., 1990) 和弯曲法 (Wesson, 1971; Julian et al., 1977)、基于网格单元扩展的解程函方程法 (Vidale, 1988; Rawlinson et al., 2004) 和最短路径算法 (Moser, 1991; 张建中等, 2003)、基于运动学方程和网格扩展结合的混合射线追踪法 (Sava et al., 1997) 等。本研究的部分通过求解程函方程进行计算。

#### 1. 程函方程

程函方程是一个表示地震波前面的方程,是对波动方程的射线理论近似。利用程函方程可以将波动地震学转化到几何地震学领域,这样可以极大地简化弹性波动方程,因此被广泛应用于走时计算。在射线高频近似情况下,各向同性介质中 P 波弹性波动方程为:

$$\nabla^2 \phi - \frac{1}{v} \frac{\partial^2 \phi}{\partial t^2} = 0, \quad (2.1)$$

其中,  $\nabla \phi$  为标量势函数,  $v$  为 P 波波速,  $t$  代表时间。假设公式 2.1 的通解形式为:

$$\phi = A \exp[-i\omega(T(x) + t)], \quad (2.2)$$

其中,  $A=A(x)$  代表振幅,  $\omega$  代表角频率,  $T$  代表等相位面, 则函数  $\phi$  的拉普拉斯算子可表示为:

$$\begin{aligned} \nabla^2 \phi &= \nabla^2 A \exp[-i\omega(T + t)] - i\omega \nabla T \cdot \nabla A \exp[-i\omega(T + t)] \\ &\quad - i\omega \nabla A \cdot \nabla T \exp[-i\omega(T + t)] - i\omega A \nabla^2 T \exp[-i\omega(T + t)] \\ &\quad - \omega^2 A \nabla T \cdot \nabla T \exp[i\omega(T + t)] \end{aligned} \quad (2.3)$$

函数  $\nabla$  对时间  $t$  的二阶导数可表示为:

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial t^2} = -\omega^2 A \exp[-i\omega(T + t)] \quad (2.4)$$

将公式 2.3 和 2.4 带入公式 2.1 中可得:

$$\nabla^2 A - \omega^2 A |\nabla T|^2 - i [2\omega \nabla A \cdot \nabla T + \omega A \nabla^2 T] = \frac{-A\omega^2}{v^2} \quad (2.5)$$

取上式的实部方程，将其两端同时除以  $A\omega^2$  可得：

$$\frac{\nabla^2 A}{A\omega^2} - |\nabla T|^2 = \frac{-1}{v^2} \quad (2.6)$$

在高频假设情况下  $\omega \rightarrow \infty$ ，则可进一步得到程函方程：

$$|\nabla T| = s, \quad (2.7)$$

其中， $T(x)$  表示时间场， $s = \frac{1}{v}$  表示慢度。程函方程的解代表常相位的波前面，波的传播方向为波前面的垂直方向。程函方程表示了每个网格点走时梯度和速度之间的反比关系，即速度越大的网格点所对应走时的梯度越小。

## 2. 二维程函方程数值解

二维的程函方程形式可用如下公式表示：

$$\left(\frac{\partial T}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial T}{\partial y}\right)^2 = s^2(x, y), \quad (2.8)$$

其中， $\frac{\partial T}{\partial x}$  和  $\frac{\partial T}{\partial y}$  分别表示走时场沿 x 轴和 y 轴方向的梯度， $s(x, y)$  表示空间点  $(x, y)$  所对应的慢度。

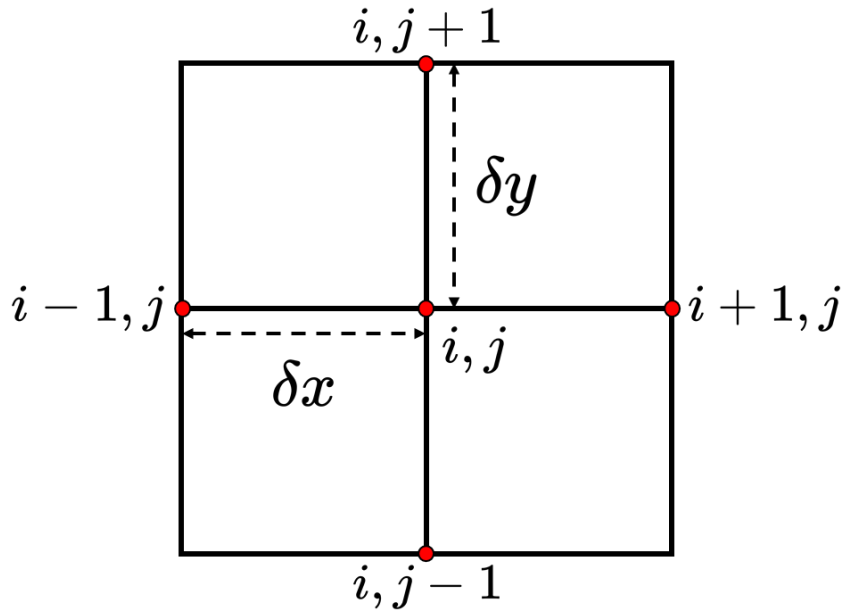


图 2.2 二维离散网格示意图

二维离散网格示意图如图 2.2 所示，其中 x 和 y 方向的网格间距分别为  $\delta x$  和  $\delta y$ 。采用迎风差分格式将公式 2.8 离散为：

$$\left(\frac{T_{i,j} - T_x}{\delta x}\right)^2 + \left(\frac{T_{i,j} - T_y}{\delta y}\right)^2 = s_{i,j}^2 \quad (2.9)$$

其中，

$$\begin{aligned} T_x &= \min(T_{i+1,j}, T_{i-1,j}) \\ T_y &= \min(T_{i,j+1}, T_{i,j-1}) \end{aligned} \quad (2.10)$$

将公式 2.9 展开为一元二次方程形式可得：

$$T_{i,j}^2 (\delta y^2 + \delta x^2) - 2T_{i,j} (\delta y^2 T_x + \delta x^2 T_y) + \delta y^2 T_x^2 + \delta x^2 T_y^2 - s_{i,j}^2 \delta x^2 \delta y^2 = 0 \quad (2.11)$$

因为走时恒为正值，所以方程的解可利用求根公式保留正数项求得。假设网格间距相等 ( $\delta x = \delta y = h$ )，此时，二维程函方程的数值解可表示为：

$$T_{i,j} = \frac{T_x + T_y + \sqrt{2s^2 h^2 - (T_x - T_y)^2}}{2} \quad (2.12)$$

### 2.2.2 初至波走时层析成像

初至波走时层析成像主要由正演走时计算和速度反演两部分组成：正演是对速度模型进行地震射线追踪求解初至走时和射线路径；反演是通过利用正演走时逐步拟合观测走时，反推地下速度场分布的过程。由于初至走时层析成像仅利用走时信息拟合数据，反演具有很强的多解性，通常会加入吉洪诺夫正则化 (Tikhonov, 1963; Zhdanov, 2002) 用于压缩解空间，增强反演的稳定性。其目标函数可表示为：

$$\Phi(\mathbf{m}) = \|\mathbf{d} - \mathbf{G}(\mathbf{m})\|^2 + \tau \|\mathbf{Lm}\|^2, \quad (2.13)$$

其中， $\mathbf{m}$  表示地下慢度模型参数， $\mathbf{d}$  和  $\mathbf{G}(\mathbf{m})$  分别表示观测走时和正演走时， $\|\mathbf{Lm}\|^2$  表示二阶吉洪诺夫正则化项， $L$  为二阶差分算子。 $\tau$  为正则化权重因子，用于控制反演平滑程度。

为了求解公式 2.13 中的非线性最小二乘问题，我们利用高斯-牛顿法 (Aster et al., 2018) 对其线性化，具体步骤如下：

首先，对  $\Phi(\mathbf{m})$  进行泰勒展开可得：

$$\Phi(\mathbf{m}) = \Phi(\mathbf{m}^*) + \Phi'(\mathbf{m}^*) (\mathbf{m} - \mathbf{m}^*) + \frac{1}{2} \Phi''(\mathbf{m}^*) (\mathbf{m} - \mathbf{m}^*)^2 + \dots \quad (2.14)$$

其中， $\mathbf{m}^*$  表示初始模型或前一次迭代的模型。忽略公式 2.14 中的高阶项，并用  $\delta \mathbf{m} = \mathbf{m} - \mathbf{m}^*$  表示模型更新量。则可将公式 2.14 进一步表示为：

$$\Phi(\mathbf{m}) = \Phi(\mathbf{m}^*) + \Phi'(\mathbf{m}^*) \delta \mathbf{m} \quad (2.15)$$

为求  $\Phi(\mathbf{m})$  的函数极小值，我们需要对其求导并令其导数等于 0。函数  $\Phi(\mathbf{m})$  的导数可以表示为：

$$\Phi'(\mathbf{m}) = \Phi'(\mathbf{m}^*) + \Phi''(\mathbf{m}^*) \delta \mathbf{m} \quad (2.16)$$

令  $\Phi(\mathbf{m})' = 0$ ，可得：

$$\Phi'(\mathbf{m}^*) = -\Phi''(\mathbf{m}^*) \delta \mathbf{m} \quad (2.17)$$

为计算模型更新量  $\delta \mathbf{m}$ ，我们根据公式 2.13 可计算  $\Phi'(\mathbf{m}^*)$ ：

$$\Phi'(\mathbf{m}^*) = 2A^T(G(\mathbf{m}) - d) + 2\tau \mathbf{L}^T \mathbf{L} \mathbf{m}^* \quad (2.18)$$

其中，

$$A = \left. \frac{\partial G(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}} \right|_{\mathbf{m}=\mathbf{m}^*} \quad (2.19)$$

其中， $A$  表示  $G(\mathbf{m}^*)$  的雅克比矩阵。根据公式 2.13 计算  $\Phi''(\mathbf{m}^*)$ ：

$$\Phi''(\mathbf{m}^*) = 2 \left. \frac{\partial^2 G(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}^2} \right|_{\mathbf{m}=\mathbf{m}^*} (G(\mathbf{m}) - d) + 2A^T A + 2\tau \mathbf{L}^T \mathbf{L} \quad (2.20)$$

当观测数据  $d$  与理论计算走时  $G(\mathbf{m})$  相差不大时， $G(\mathbf{m}) - d \approx 0$ ，则公式 2.20 可改写为：

$$\Phi''(\mathbf{m}^*) = 2A^T A + 2\tau \mathbf{L}^T \mathbf{L} \quad (2.21)$$

进一步地，将公式 2.18 和 2.21 带入公式 2.17，可得：

$$(A^T A + \tau \mathbf{L}^T \mathbf{L}) \delta \mathbf{m} = A^T (d - G(\mathbf{m})) - \tau \mathbf{L}^T \mathbf{L} \mathbf{m} \quad (2.22)$$

其中，敏感度矩阵  $A$  中包含了射线经过每个网格的长度，可以反映走时数据对模型的敏感程度。在迭代过程中，我们采用共轭梯度法 (Hestenes et al., 1952) 对公式 2.22 进行求解，并对慢度模型进行更新：

$$\mathbf{m}^{k+1} = \mathbf{m}^k + \delta \mathbf{m} \quad (2.23)$$

重复公式 2.22 和 2.23 的过程，对模型进行更新，直至目标函数  $\Phi(\mathbf{m})$  收敛到可接受的范围。至此，我们便可以得到最终的慢度模型。

### 2.2.3 物理信息神经网络 (PINN)

对偏微分方程 (PDE) 的求解作为数学和科学中的一项重要研究内容，也同样是地球物理学科的研究基础。然而，由于偏微分方程的复杂性和非线性，导致很难求解其准确的解析解。传统的数值求解方法通常基于有限差分 (FDM) (Alterman et al., 1968; Moczo, 1998)、有限元法 (FEM) (Hughes, 2012; Belytschko et al., 2014; Liu et al., 2013) 或边界元方法 (BEM) (Ge et al., 2005) 等进行近似计算。传统的差分方法将微分方程中的导数换成差分的形式，然后利用差分方程的离散解来近似微分方程的解。随着差分网格分辨率的增加，传统差分方法求解的精度也会提高，但计算成本也会相应的增加。并且对于复杂的非线性偏微分方程，传统差分方法往往还会存在收敛性和稳定性的问题。

近年来，物理信息神经网络 (Raissi et al., 2019) 作为一种新兴的数值求解方法，通过将偏微分方程和物理先验信息引入到神经网络中，把对 PDE 的求解问

题转化为函数逼近问题，理论上可以对复杂的物理问题进行求解。Dissanayake et al. (1994) 被认为是最早的 PINN 研究者之一，其使用简单的神经网络来近似求解 PDE，神经网络的输出为指定输入位置处的近似解。该网络包含两个隐藏层，网络损失函数为对空间内部和边界近似值的 L2 范数。Lagaris et al. (1998) 将微分方程的解表示为常数项以及包含未知参数的可调项，并通过神经网络确定最佳参数值。Lagaris et al. (2000) 进一步将该方法扩展到不规则边界的问题。随着计算能力的发展，神经网络也在朝着具有更多参数和更深的层数发展，利用神经网络解决 PDE 的研究在 2010 年左右持续受到关注。Raissi et al. (2017a,b) 使用高斯过程回归来构建线性算子泛函的表示，可以准确地推断出解，并为各种物理问题提供不确定性估计。Raissi et al. (2019) 基于 Kondor et al. (2018) 以及 Mallat (2016) 的研究进展提出了全新的解决方案，该方案扩展了先前的概念，并说明了求解非线性偏微分方程的 PINN 方法，该网络既可以处理估计数学模型解的正问题，也可以处理从可观测数据中学习模型参数的反问题，任何微分问题可以直接使用该框架进行求解，加速了该方案在各种领域中的应用。

PINN 通过训练神经网络以最小化损失函数来近似 PDE 的解，它包括沿着时空域边界的初始和边界条件以及在域中选定点处的 PDE 残差项。在空间中给定一个输入点位置坐标，经过训练后产生微分方程在该点的近似解。PINN 是一种无监督的训练策略，不需要利用模拟数据或实验结果作标签约束，可以利用损失函数实现对物理方程的求解。其算法本质上是一种无网格求解技术，它通过将直接求解物理方程的问题转化为损失函数优化问题来找到 PDE 的解。其工作原理是将数学模型集成到网络中，并将物理方程的残差项作为损失函数，用于将解空间约束在可接受的范围内。

PINN 能够学习并求解偏微分方程，与传统方法相比的优势在于：PINN 是一种无网格方法，可以在预测阶段按需计算解，获得任意点的解；PINN 提供了一种便捷的方式，可以使用相同的优化问题来联合求解正问题和反问题；PINN 可以求解具有非常复杂几何形状或高维度域中的偏微分方程，这些情况下很难进行数值模拟以及反问题约束优化的求解。

**表 2.1 PINN 解偏微分方程的算法流程**

序号	内容
步骤 1	构建一个模型参数为 $\theta$ 的神经网络 $u_{\theta}(x)$
步骤 2	为物理方程 $F(u(x))$ 和边界/初始条件准备训练集数据
步骤 3	通过对 PDE 方程以及边界/初始条件残差的加权 L2 范数求和设计损失函数
步骤 4	训练神经网络，获得使损失函数最小化的最佳网络模型参数 $\theta$

我们以 PINN 求解物理方程  $F(u(x))$  为例，介绍 PINN 求解 PDE 的算法，其过程如表 2.1 所示。假设物理场函数  $u(x)$  满足的物理方程可以用一个偏微分方程



表示:

$$F(u(x)) = 0 \quad (2.24)$$

其中  $F$  是表示物理方程的算子,  $u(x)$  是待求解的物理场函数。通常, 我们可以采集到一些离散的数据点  $(x_i, u_i)$ , 其中  $x_i$  代表定义域上的采样点,  $u_i$  代表这些采样点对应的函数值。我们的目标是训练一个神经网络模型  $u_\theta(x_i)$ , 使其能够满足给定的物理方程  $F(u)$  并尽可能地拟合已知的数据  $u_i$ 。因此, PINN 中的数据约束可以表示为:

$$u_\theta(x_i) - u(x_i) = 0 \quad (2.25)$$

其中,  $\theta$  为 PINN 的模型参数,  $u(x_i)$  代表已知的真实函数值,  $u_\theta(x_i)$  代表 PINN 模型的结果。通过对神经网络的训练, 使其同时满足物理方程 2.24 和数据约束项 2.25, 可以得到最优的网络参数  $\theta$ 。由此, 我们便获得了同时满足物理方程和拟合数据的 PINN 模型函数  $u_\theta(x)$ , 物理场中的任一点  $x_j$  所对应的函数值可以通过  $u_\theta(x_j)$  直接获得, 无需再进行其它运算过程求解。

PINN 对于偏微分方程的表达能力让其在解决地球物理正反演问题上有很大的潜力, 一些专家学者已经展开了相关研究。Xu et al. (2019) 利用 PINN 解决基于波动方程的反演问题, 在二维层状理论模型中将该方法与 FWI 进行了对比测试, 展现出了一定的优势。Voytan et al. (2020) 应用 PINN 来推导标量波动方程, 进一步将 PINN 扩展应用于空间变化的速度模型, 实现了吸收边界条件, 同时对齐次波动方程到非齐次波动方程的优化问题进行讨论。Karimpouli et al. (2020) 将 PINN 应用于一维时间域波动方程求解, 与高斯过程相比 PINN 在 P 波和 S 波速度以及密度反演方面有更大的优势。Moseley et al. (2020) 将 PINN 应用于求解波动方程, 分别在均质、层状和 Marmousi 模型进行波场模拟测试, 得到了较好的效果, 同时证明了 PINN 能够在比用于训练它们的边界数据晚得多的时间对波场动力学进行精确建模。Rasht-Behesht et al. (2022) 将 PINN 应用于二维声波方程进行全波形反演, 分别在均质模型和异常体模型的井间和地表观测系统中展示出良好的应用效果。Smith et al. (2020), bin Waheed et al. (2021) 以及 bin Waheed et al. (2022) 利用 PINN 求解程函方程, 通过首先将程函方程中的走时场进行因式分解为常数场  $T$  以及待求场  $\tau$ , 利用神经网络求解  $\tau$  场, 以避免炮点位置产生的奇异值。Waheed et al. (2021) 提出了基于 PINN 的走时层析成像 (PINN-tomo) 方法, 其利用 PINN 设计了两个全连接网络, 用于分别生成走时场和速度场, 并结合程函方程约束进行层析反演, 分别对基于井间和地表观测系统的理论模型进行测试, 提出 PINN 反演结果不依赖于初始速度模型的选择。

## 2.2.4 基于 PINN 的多源信息融合层析成像

### 1. PINN 在解决初至波走时层析成像问题中的优势

将 PINN 应用于地球物理初至走时层析成像中，实现对 2.2.1 节中程函方程的求解，相对于传统有限差分算法具有以下优势：

(1) 物理先验知识：有限差分方法只能利用数值方法来近似偏微分方程的解，而无法利用偏微分方程的物理先验知识。PINN 将物理先验知识嵌入到神经网络中，可以提高求解的精度和稳定性。

(2) 高效性：有限差分方法需要大量的计算和存储空间来处理大量的离散点，而 PINN 则可以通过在神经网络中计算偏微分方程的解来避免这些计算和存储开销。PINN 这种在训练过程中直接对 PDE 求解的方案可以显著提高计算效率和速度，特别是在高维度和复杂的问题中。

(3) 自适应性：有限差分方法需事先指定差分网格的分辨率，当网格剖分过大会导致求解精度低，而网格剖分过小时又会引起计算效率低下的问题。PINN 具有自适应性，无需剖分网格，可以通过空间采样自适应地学习解的特征。

(4) 求解高维问题：有限差分方法在处理高维问题时往往会遇到困难，因为随着维数的增加，离散化网格的数量将指数级别地增加。PINN 可以通过在神经网络中计算偏微分方程的解，在不需要大量计算和存储开销的情况下，对高维问题进行求解。

PINN 实现反演的过程相对于 2.2.2 节中的传统初至波走时层析成像算法也具有一定的优势：

(1) 利用 PINN 进行层析成像过程的输入为空间点的坐标位置，无需构建初始速度模型；

(2) PINN 实现反演的过程是网络通过链式法则自动微分求取梯度并进行梯度反传实现的，避免了传统算法中线性化求解引起的误差；

(3) 由于神经网络的灵活性，其输入可以为空间中任意点的坐标，因此相对于传统算法可以更加方便地加入不同尺度的观测数据约束。

### 2. 网络结构

如 2.2.2 节所述，传统的初至波走时层析成像需要利用有限差分法正演走时，然后通过高斯牛顿法将目标函数线性化并采用共轭梯度法迭代反演速度模型。基于 PINN 对 PDE 的求解能力及其网络的灵活性，我们基于 PINN-tomo (Waheed et al., 2021) 的网络框架设计了一个用于多信息融合走时层析成像的神经网络。具体的网络结构如图 2.3 所示。

基于 PINN 的多源信息融合层析成像 (PINN-MTtomo) 的模型结构由两个网络组成：生成走时场网络和生成速度网络。下面分别介绍这两个网络：

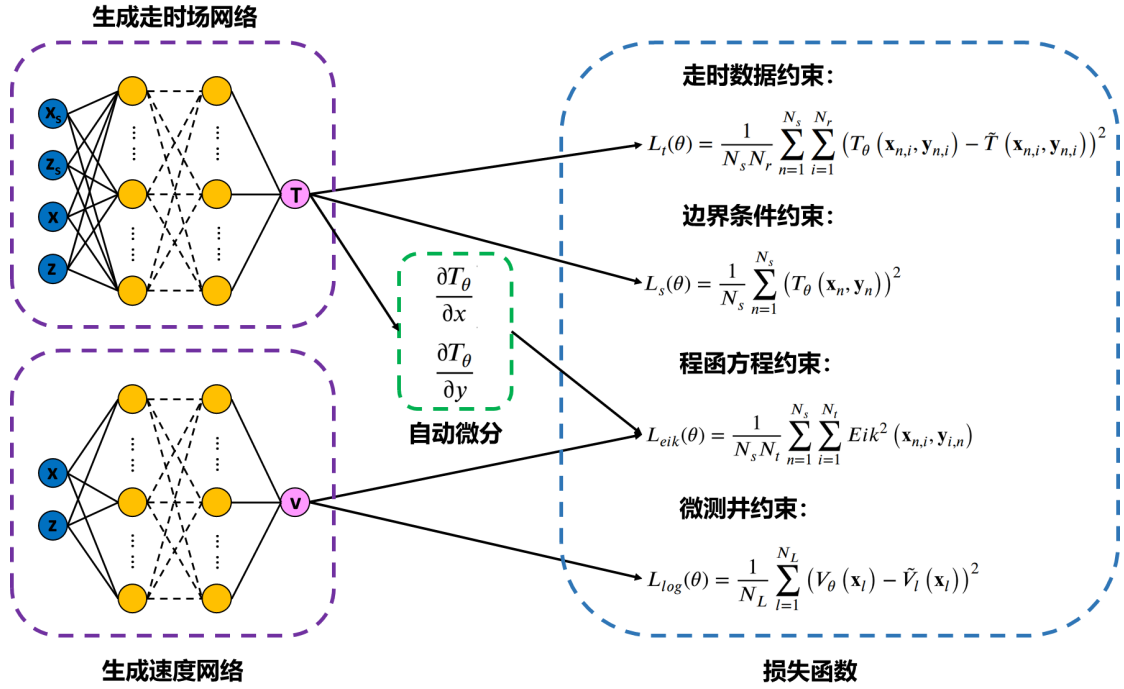


图 2.3 PINN 多源信息融合层析成像网络结构图

生成走时场网络主要用于模拟正演走时场的过程，利用 PINN 网络求解程函方程，计算出每一炮所对应的走时场。该模型由 20 个全连接层组成，隐藏层每层均包含 50 个神经元。模型的输入层包含 4 个神经元，对应空间中任意采样点的位置  $(X, Z)$  和炮点的位置  $(X_{s_i}, Z_{s_i})$ ，输入炮点位置的作用是为了指定输出与该炮点相对应的走时场  $T_{s_i}$ 。模型的输出层为 1 个神经元，表示炮点  $(X_{s_i}, Z_{s_i})$  的走时场中与输入点  $(X, Z)$  所对应的走时  $T_{s_i}(X, Z)$ 。

对于反演问题，速度场同样是未知量，因此我们还设计了一个生成速度网络。该网络主要用于生成速度场，是层析成像的最终目标。该模型在结构上与生成走时场网络类似，由 20 个全连接层组成，隐藏层每层均包含 50 个神经元。模型的输入为空间中任意采样点的位置  $(X, Z)$ ，输出为该点所对应的速度  $V(X, Z)$ 。

上述两个网络输出的走时场  $T$  和速度场  $V$  需满足程函方程，即走时场的梯度和速度具有反比的关系：

$$\left(\frac{\partial T}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial T}{\partial y}\right)^2 = \frac{1}{V^2(x, y)} \quad (2.26)$$

利用公式 2.26 所示的物理方程，我们便可以将生成走时场网络和生成速度网络结合到一起，共同组成 PINN-MTtomo 的网络结构。

### 3. 损失函数设计及网络训练

在 PINN-MTtomo 中，我们的目标是求解一个满足程函方程并拟合观测走时数据的函数  $u_\theta(x)$ 。因此，我们需要设计一个包含数据拟合项和物理约束项的损失函数，用于衡量神经网络模型的预测结果与真实结果之间的误差。

数据拟合项是用来衡量 PINN-MTtomo 神经网络模型的预测结果与已知数据之间的误差，主要包括走时数据约束和微测井约束。其中，走时数据约束为网络预测走时与观测走时的差。由于我们仅通过稀疏的检波器采集走时数据，因此走时数据约束项可以表示为：

$$L_t(\theta) = \frac{1}{N_s N_r} \sum_{n=1}^{N_s} \sum_{i=1}^{N_r} (T_\theta(\mathbf{x}_{n,i}, \mathbf{y}_{n,i}) - \tilde{T}(\mathbf{x}_{n,i}, \mathbf{y}_{n,i}))^2 \quad (2.27)$$

其中， $N_s$  代表炮点个数， $N_r$  代表每个炮点对应的检波点个数， $T_\theta(\mathbf{x}_{n,i}, \mathbf{y}_{n,i})$  代表经过生成走时场网络之后采样点  $(\mathbf{x}_{n,i}, \mathbf{y}_{n,i})$  对应的走时， $\tilde{T}(\mathbf{x}_{n,i}, \mathbf{y}_{n,i})$  代表采样点  $(\mathbf{x}_{n,i}, \mathbf{y}_{n,i})$  对应的观测走时。

另外，随着数据采集技术的发展，微测井信息已经成为提供精确浅地表速度的重要手段。然而，由于微测井速度采样率较高，造成其采样点与传统层析方法所得到的速度模型网格大小不匹配，导致微测井数据融入层析反演过程比较困难。PINN 网络无需剖分网格的特点则可以很灵活地解决微测井速度融入反演的问题。我们在损失函数中加入微测井信息用于约束生成速度网络，可以进一步增加 PINN-MTtomo 网络整体的稳定性和精确性。微测井数据约束项可以表示为：

$$L_{log}(\theta) = \frac{1}{N_L} \sum_{l=1}^{N_L} (V_\theta(\mathbf{x}_l) - \tilde{V}_l(\mathbf{x}_l))^2 \quad (2.28)$$

其中， $N_L$  代表微测井个数， $V_\theta(\mathbf{x}_l)$  代表经过生成速度网络之后水平位置  $\mathbf{x}_l$  处对应的微测井速度， $\tilde{V}_l(\mathbf{x}_l)$  代表水平位置  $\mathbf{x}_l$  处对应的真实微测井速度。需要注意的是， $V_\theta(\mathbf{x}_l)$  与  $\tilde{V}_l(\mathbf{x}_l)$  的采样率可以与反演模型网格大小不一致。

物理约束项是用来约束 PINN-MTtomo 神经网络模型满足程函方程和边界条件的约束项。程函方程约束项可以表示为：

$$L_{eik}(\theta) = \frac{1}{N_s N_t} \sum_{n=1}^{N_s} \sum_{i=1}^{N_t} Eik^2(\mathbf{x}_{n,i}, \mathbf{y}_{i,n}) \quad (2.29)$$

其中， $Eik^2(\mathbf{x}_{i,n}, \mathbf{y}_{i,n})$  由公式 2.26 可得：

$$Eik^2(\mathbf{x}_{i,n}, \mathbf{y}_{i,n}) = \left( \frac{\partial T_\theta}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial T_\theta}{\partial y} \right)^2 - \frac{1}{V_\theta^2(x, y)} \quad (2.30)$$

其中， $N_t$  代表网络训练时的采样点个数， $\frac{\partial T_\theta}{\partial x}$  和  $\frac{\partial T_\theta}{\partial y}$  分别表示走时  $T_\theta(\mathbf{x}_{i,n}, \mathbf{y}_{i,n})$  在  $x$  和  $y$  方向的偏微分， $V_\theta^2(x, y)$  代表采样点  $(\mathbf{x}_{i,n}, \mathbf{y}_{i,n})$  经过生成速度网络之后的速度平方。

边界条件约束项的物理意义为炮点所在位置所对应的走时为 0，可表示为：

$$L_s(\theta) = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} (T_\theta(\mathbf{x}_n, \mathbf{y}_n))^2 \quad (2.31)$$

我们将数据拟合项和物理约束项加权求和，得到最终的损失函数：

$$L(\theta) = \lambda_1 L_t(\theta) + \lambda_2 L_{log}(\theta) + \lambda_3 L_{eik}(\theta) + \lambda_4 L_s(\theta) \quad (2.32)$$

其中， $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$  和  $\lambda_4$  为平衡各数据拟合项和物理约束项的超参数。在本文的测试中，各项损失函数的权重参数均取 1。在处理实际数据时，可以根据数据的准确程度灵活调整损失函数的权重，适当增加准确性更高的数据所对应的损失函数权重在理论上可以获得更好的反演结果。

目前 PINN-tomo 网络 (Waheed et al., 2021) 主要利用走时数据进行拟合，对较简单速度模型具有不错的反演效果。在本研究中，PINN-MTtomo 网络中加入了微测井的速度约束，利用网络的优势将任意空间位置坐标作为输入，解决了传统走时层析时微测井速度采样率与反演模型网格不匹配的问题。PINN-MTtomo 网络最小化损失函数  $L(\theta)$  的过程使用 Adam 优化器实现。在每次网络训练迭代过程中，根据当前神经网络模型的参数计算损失函数的梯度，然后根据梯度同步更新生成走时场网络和生成速度网络的模型参数，以使损失函数减小。网络损失函数训练收敛后，可以单独利用生成速度网络模型参数预测得到地下空间速度场，实现多源信息融合层析成像过程。

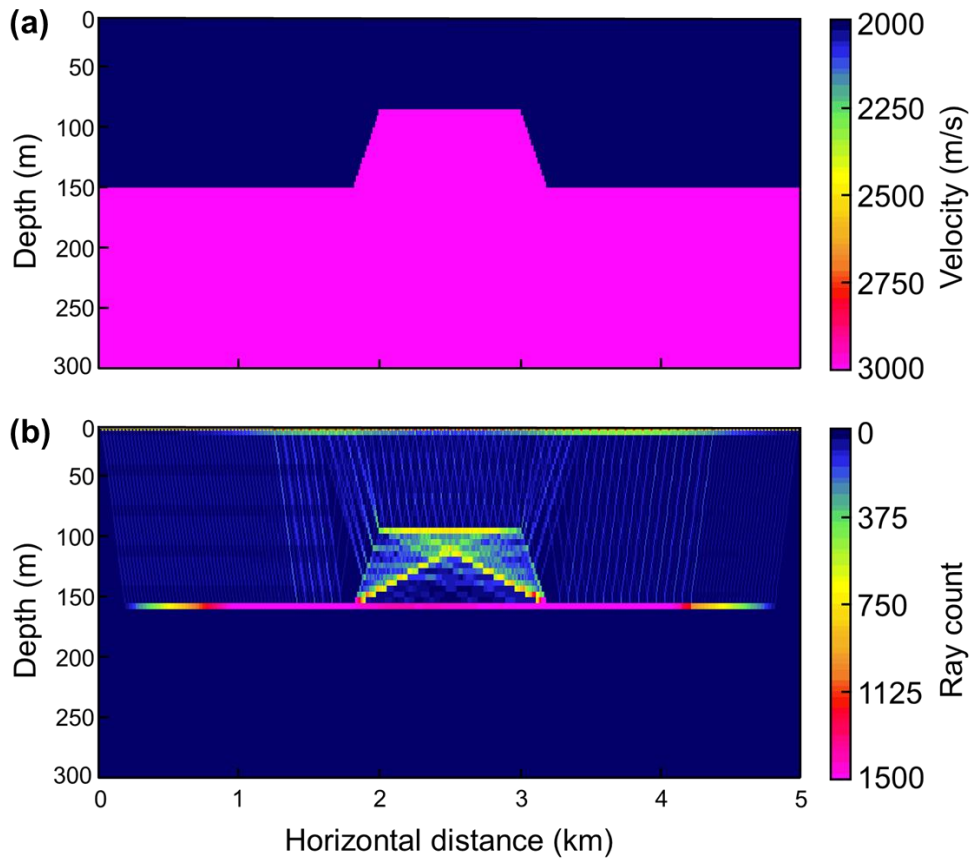


图 2.4 (a) 真实模型；(b) 利用真实模型正演的射线密度图。

## 2.3 理论模型测试

为了验证 PINN 能够真正将程函方程的约束用于更新网络参数并具有反演的能力，我们令公式 2.32 中的  $\lambda_2 = 0$ ，并设计了理论模型一用于测试基于物理信息网络的初至走时层析成像（PINN-tomo）的可行性。此时，PINN 网络的约束项包括走时数据约束、程函方程约束以及炮点边界条件约束。进一步地，我们设计了理论模型二用于测试 PINN-MTtomo 的可行性，并与 PINN-tomo 方法的结果进行对比，展示了加入微测井约束后 PINN 网络对反演准确性的提升情况。

### 2.3.1 理论模型测试一

我们设计了如图 2.4a 所示的梯形模型，其两层速度分别为 2000 和 3000 米/秒，该模型可以用于测试初至走时层析成像方法反演尖锐界面的能力。模型水平方向距离为 5000 米，深度为 300 米，模型网格间距为  $5 \times 5$  米。观测系统为固定排列，其中包含 100 炮，炮间距为 50 米；每炮包含 200 个检波器，道间距为 25 米。图 2.4b 中展示了射线密度图，射线在速度分界面处具有较高的覆盖密度，预计能够对界面位置进行恢复。反演的初始速度模型采用 3000 米/秒的常速度。

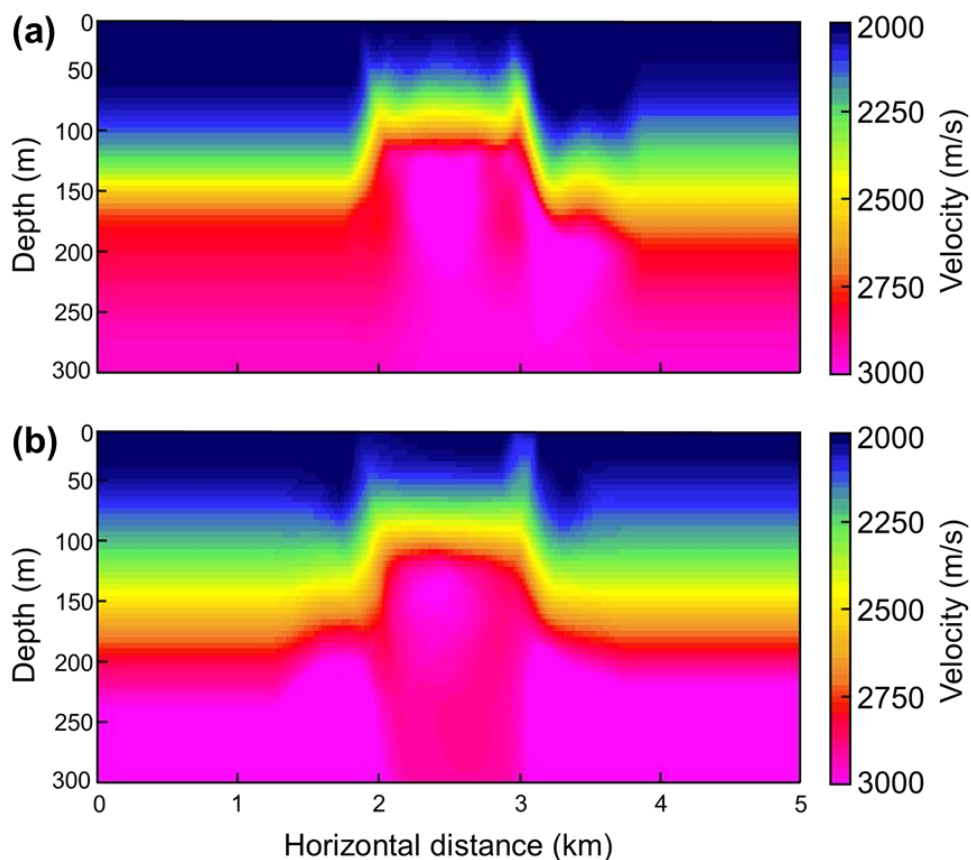


图 2.5 (a) 初至波走时层析成像的反演结果；(b) PINN-tomo 的反演结果。



图 2.5a 和 b 分别为利用传统基于 Tikhonov 正则化和 PINN-tomo 的反演结果，从中可以看出两种方法均可以恢复出梯形界面的大致形状，但 PINN-tomo 的结果在速度分界面处更加平滑。进一步对比两种结果的基岩层速度，可以发现 PINN-tomo 的结果在深部更加稳定且接近真实速度，而传统方法则更加依赖于初始模型的基岩速度。当初始模型不准确时，传统方法的结果倾向于将基岩速度反演为具有梯度变化的速度，这有利于更多射线覆盖从而更新速度。

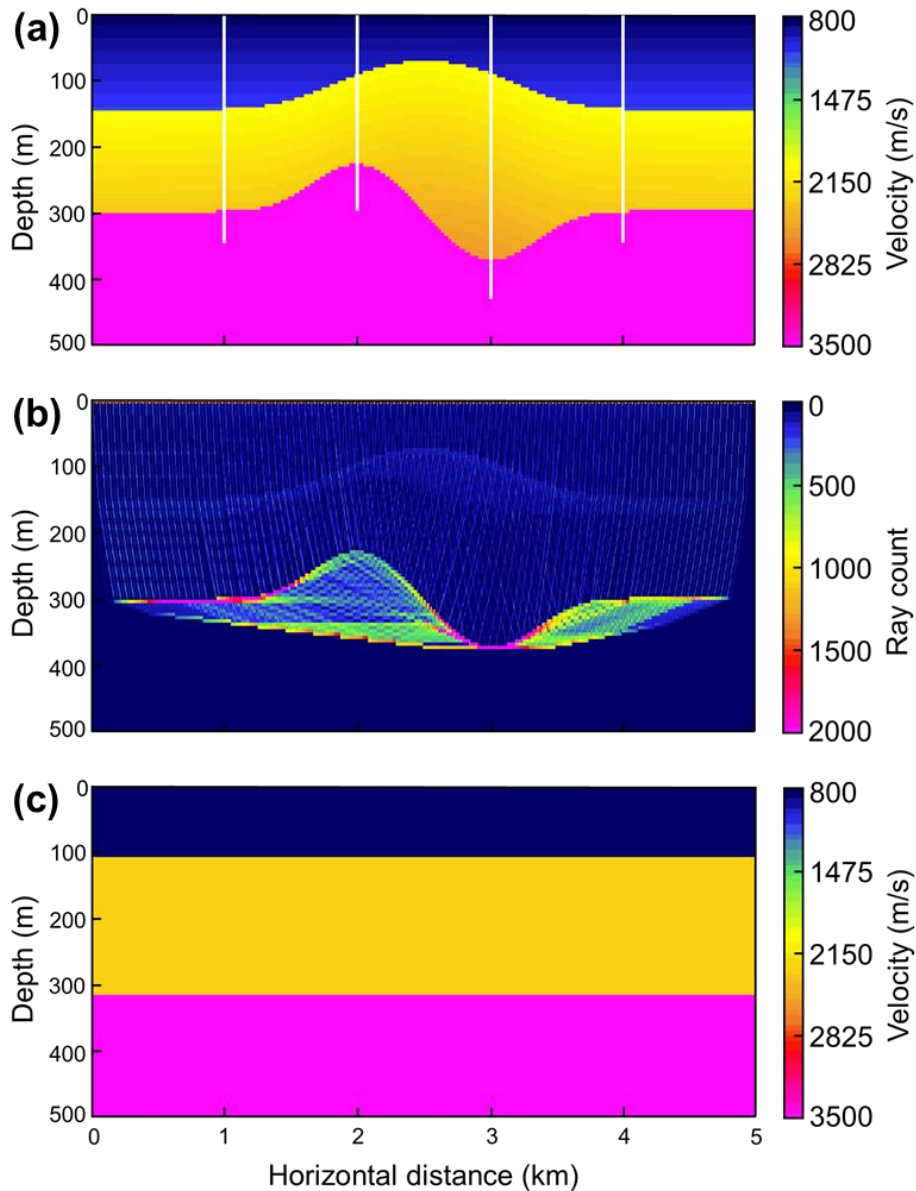


图 2.6 (a) 真实模型，白线代表微测井位置；(b) 利用真实模型正演的射线密度图；(c) 初至波走时层析成像的初始速度模型。

### 2.3.2 理论模型测试二

为了验证 PINN-MTtomo 的可行性，我们设计了如图 2.6a 所示的三层梯度速度模型。该模型的不同层之间存在尖锐的分界面，层内则具有平滑的速度梯度。

为了模拟实际近地表结构，模型的第一层为用于反映土壤层的薄低速层，速度范围为 800 ~ 1000 米/秒，第二层速度范围为 2000 ~ 2200 米/秒，第三层则用于反映稳定基岩层，速度为常速度 3500 米/秒。模型水平方向距离为 5000 米，深度为 500 米，模型网格间距为  $5 \times 5$  米。观测系统为固定排列，其中包含 100 炮，炮间距为 50 米；每炮包含 200 个检波器，道间距为 25 米。模型中的四条白线代表微测井的位置，可以提供速度信息。我们设计的每一条微测井均在进入基岩层后停止，这与实际生产情况是一致的。

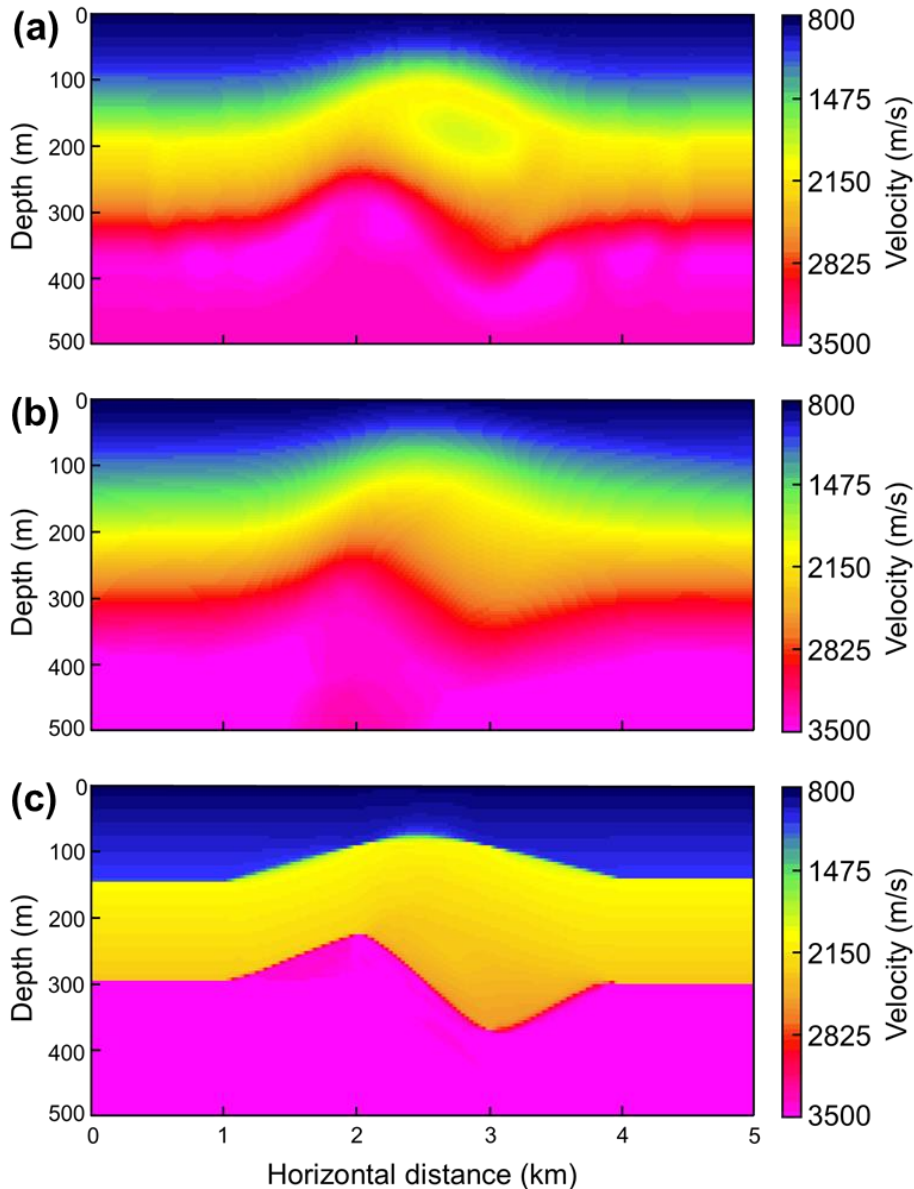


图 2.7 (a) 初至波走时层析成像的反演结果；(b) PINN-tomo 的反演结果；(c) PINN-MTtomo 的反演结果。

图 2.6b 为利用真实模型正演得到的射线密度图，射线在两个界面处均发生了折射，可以预计利用初至走时能够反演出速度和界面的位置。图 2.6c 为根据一维平均折射走时解析公式建立的初始速度模型，其速度和界面位置由走时曲



线的斜率和转折点偏移距决定。

图 2.7a 为利用传统基于 Tikhonov 正则化的初至波走时层析成像结果，从中可以看出 Tikhonov 正则化虽然可以增加反演的稳定性，但也会使反演结果的分界面较平滑，不能反映尖锐的速度界面变化。在反演速度模型 300 米以下的基岩层中还出现了一些速度不均匀的块状体，这可能是由于射线并不能穿过基岩层，速度仅在基岩层界面处更新而产生的人工假象。

作为对比，我们分别测试了不加微测井约束（令公式 2.32 中的  $\lambda_2 = 0$ ）时 PINN 走时层析成像（PINN-tomo）和基于 PINN 的多源信息融合层析成像（PINN-MTtomo）的反演效果。图 2.7b 中所示的 PINN-tomo 的反演结果与传统方法反演结果相似，速度模型相对更加平滑，是一个拟合数据的合理解。由于 PINN 可以通过网络训练学习到程函方程的物理意义，具有求解全空间走时场的能力，因此相对于传统方法反演结果（图 2.7a）具有更少的人工假象。该结果也证明了在走时数据和程函方程的约束下，PINN 网络能够反演出合理的速度模型。图 2.7c 为 PINN-MTtomo 的反演结果，从中可以看出微测井速度约束大大减少了反演的多解性，速度模型不仅保持了尖锐的分界面，层间也存在速度梯度。

为了更直观地对比反演结果的速度差异，我们选取了如图 2.8a 所示的  $x=2.5$  千米处的垂直切片，如图 2.8b 和 2.8c 所示的  $z=100$  米，250 米处的水平切片做速度对比。图中黑线为真实模型速度，蓝线为基于 Tikhonov 正则化的初至走时层析成像反演速度，红线为 PINN-tomo 反演速度，绿线为 PINN-MTtomo 反演速度。基于 Tikhonov 正则化的反演结果和 PINN-tomo 的反演结果在界面处的变化均是平滑的，而 PINN-MTtomo 的结果则在保留高分辨率的速度分界面的同时，很好地保留了层内的垂向速度梯度，与真实模型结果非常接近。

## 2.4 本章小结

本章中提出了用于高精度近地表速度建模的基于物理信息神经网络的多源信息融合层析成像（PINN-MTtomo）方法。该方法利用 PINN 求解程函方程作为物理约束，利用走时和微测井信息作为多源数据约束，同步训练生成走时场网络和生成速度网络，实现了高分辨率层析成像。理论模型测试表明，我们的方法可以提高近地表土壤层反演的准确性，能够在保留地下尖锐界面特征的同时兼顾层内的速度变化，有效提高了近地表速度建模的精度。

基于物理信息神经网络的层析成像（PINN-tomo）的输入为空间中任意点的坐标位置，输出为空间点所对应的速度值。由于在算法中缺乏对相邻空间点进行有效的约束，因此其反演速度结果较平滑，缺乏空间连续性。我们的方法基于 PINN-tomo 加入了微测井速度约束，提高了反演结果的分辨率。相比于传统走时

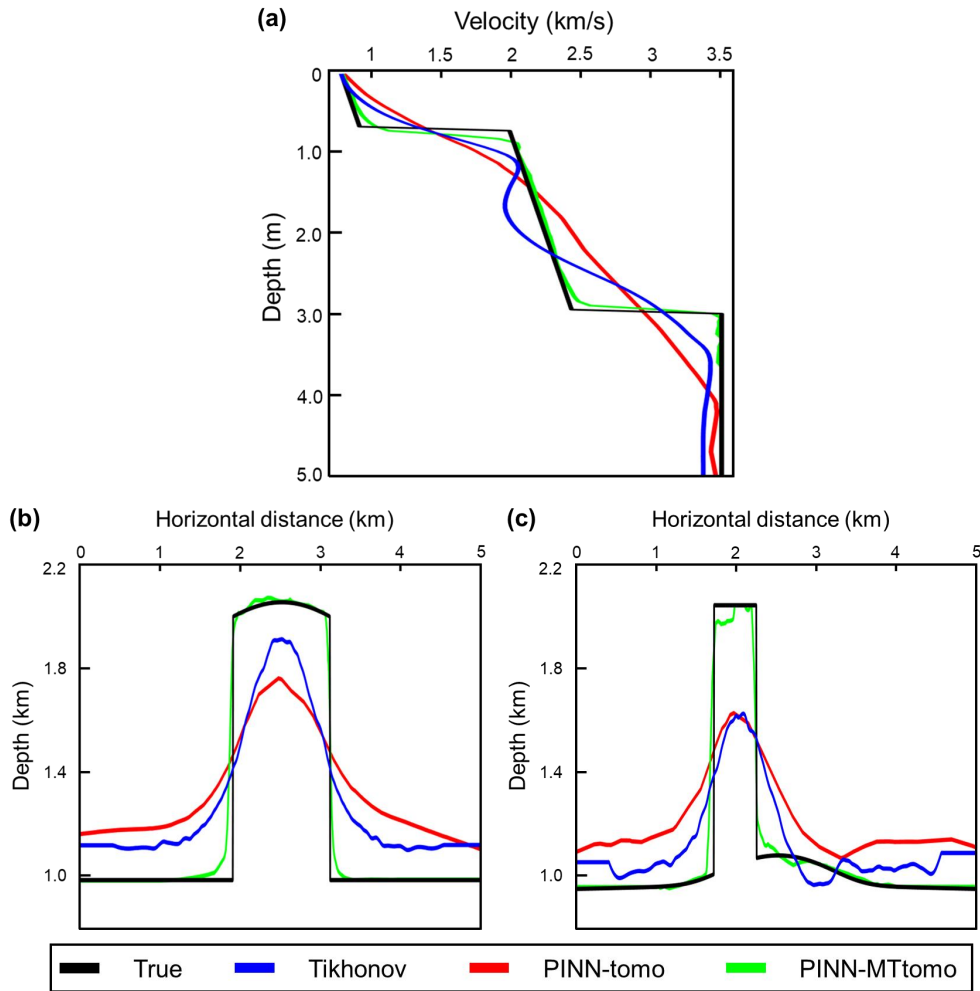


图 2.8 理论模型测试一的速度切片对比图。(a)  $x=2.5$  千米处的垂直速度切片；(b)  $z=100$  米处的水平速度切片；(c)  $z=250$  米处的水平速度切片。

层析反演算法，我们的方法在加入多源信息约束方面更具灵活性，但其计算效率仍然较低，如何加速网络反演过程仍需进一步研究。

## 第3章 基于物理约束最优面拾取算法的速度分析

### 3.1 引言

叠加速度是地震数据处理中一个非常重要的参数，通常由拾取速度谱的能量团获得，但人工拾取非常耗时。目前的自动拾取方法提高了拾取效率，但在拾取过程中主要面临两个问题：一是在对二维速度谱逐 CMP 进行拾取一维速度进而通过插值获得叠加速度场时，往往会损失模型横向一致性；二是自动拾取算法受能量团幅值影响较大，当速度谱中存在由多次波或随机噪声产生的强能量团时可能会影响拾取准确性 (Xue et al., 2023)。

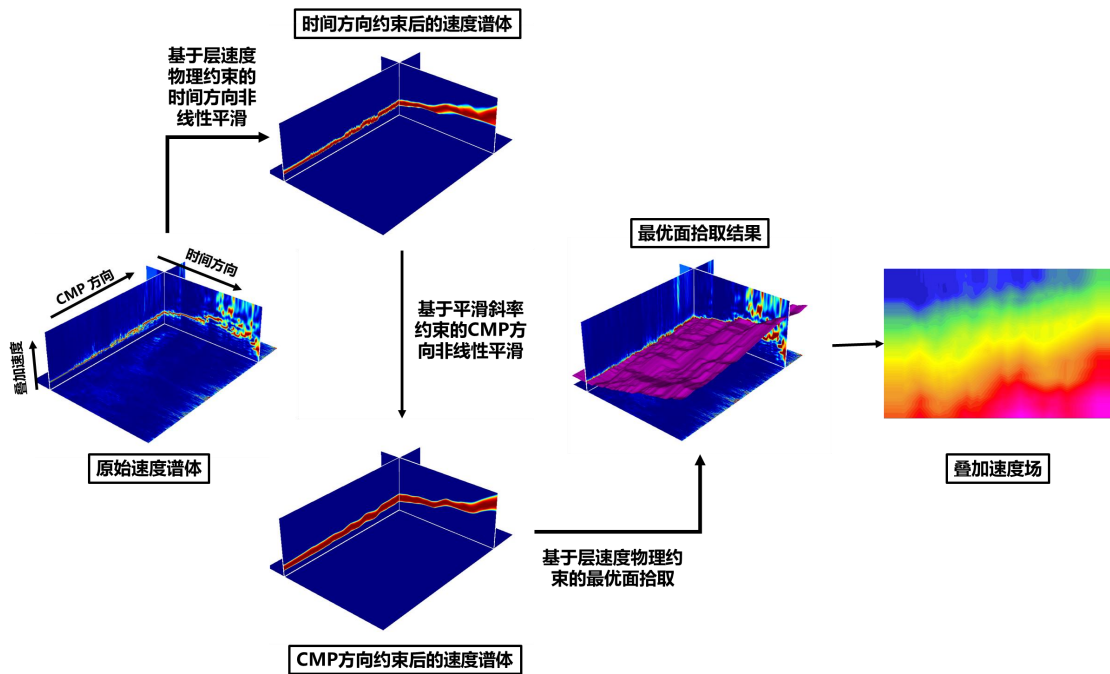


图 3.1 基于物理约束最优面拾取算法的速度分析流程图

为了解决上述问题，本研究提出了一种基于物理约束的最优面拾取方法（具体方法流程如图 3.1 所示）。该方法将二维速度谱按 CMP 位置进行排列，并对三维速度谱体进行动态规划非线性平滑处理后再拾取。首先，针对三维速度谱体在时间方向考虑均方根速度和层速度的转换关系，对其应用层速度物理约束的非线性平滑，用于衰减由多次波和随机噪声造成的异常能量团。然后，在时间方向约束后的速度谱体基础上在 CMP 方向应用平滑约束的非线性平滑，从而增强能量谱在构造方向的空间结构连续性。最后，对 CMP 方向约束后的速度谱体应用基于层速度物理约束的最优面拾取，并进一步将拾取面转化为叠加速度场。通过这种方法，可以从三维速度谱体中自动拾取二维叠加速度场，提高了拾取效率和

准确性。

本章首先介绍叠加速度分析问题定义，然后介绍常规基于平滑约束的动态规划拾取算法基本原理，进而介绍基于物理约束的动态规划拾取和最优面拾取算法，最后，我们通过理论数据和实际数据验证方法的可行性和鲁棒性。

## 3.2 方法介绍

本节中，我们首先以一个存在多次波能量干扰的合成数据说明叠加速度分析中目前存在的问题，然后通过介绍基于平滑约束的动态规划算法的基本原理，说明目前的自动拾取算法普遍存在的问题，然后介绍在速度分析过程中均方根速度与层速度的转换关系，进而对如何将层速度物理约束加入动态规划算法中，最后将二维算法进一步扩展到三维数据体拾取中，介绍基于物理约束的最优面拾取算法的工作流程。

### 3.2.1 叠加速度分析

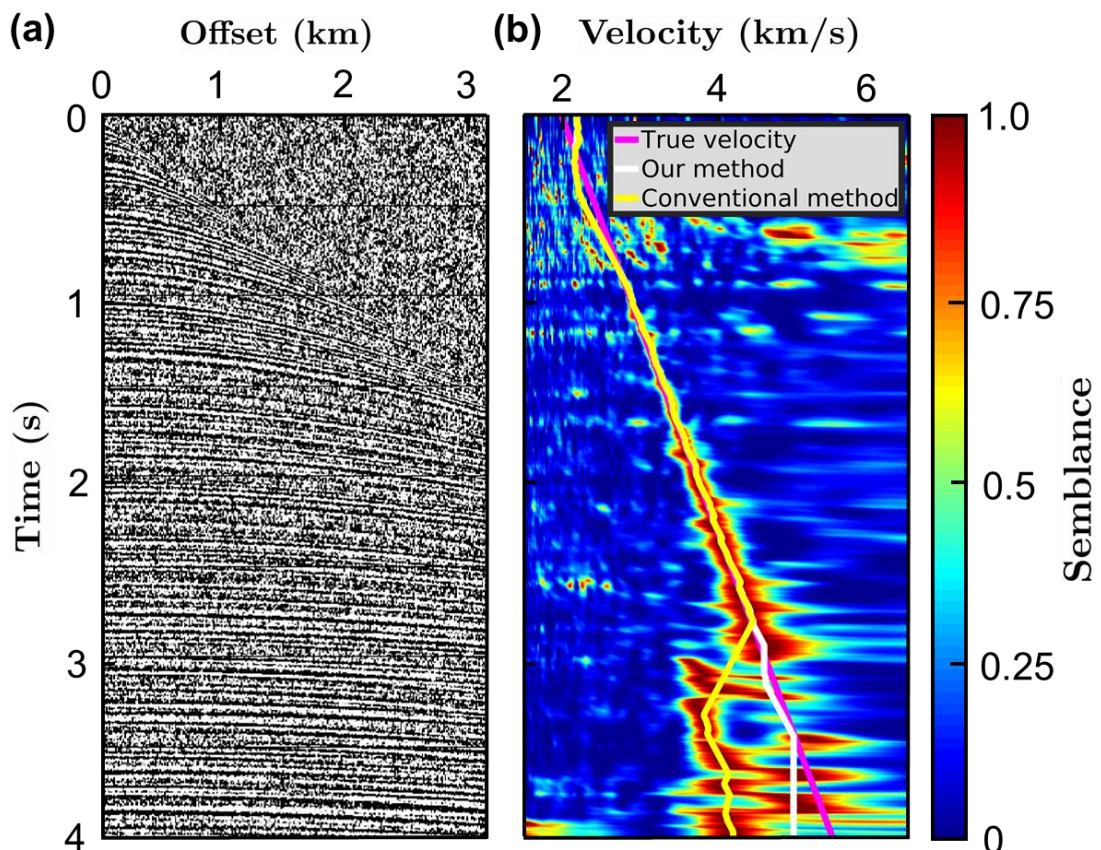


图 3.2 (a) 包含随机噪音和多次波的合成 CMP 道集。(b) 叠加速度谱，其中品红线为真实速度路径，黄线为基于常规平滑约束的动态规划算法拾取结果，白线为基于物理约束的动态规划算法拾取结果。

速度分析的目的是沿双曲线轨迹对于整个 CMP 道集选取一个使信号具有最

佳相干性的速度。在速度谱中对能量团进行拾取的过程可以转换成使用动态规划算法在速度谱中搜索全局最优路径的问题。然而，由于实际情况中存在的噪声或多次波导致的异常能量团可能会严重干扰对正确能量团选择的判断，从而导致速度分析误差。

为了模拟实际情况，我们设计了一个在 0 ~ 4 秒内速度从 2 千米/秒到 5 千米/秒线性递增的速度场。进一步向其中加入在 3 ~ 4 秒内速度从 3 千米/秒到 4 千米/秒线性递增的多次波速度和高斯噪音。图 3.2a 为我们根据速度场的信息并利用共中心点时距曲线双曲关系合成的 CMP 道集。图 3.2b 为与 CMP 道集对应的速度谱，其中品红线为真实叠加速度。在速度谱中，0 ~ 1 秒处由于接收反射波的偏移距较小，其能量团主要受随机噪音干扰；3 ~ 4 秒则主要受多次波的影响，出现了能量强且连续的异常能量团。这些异常的能量特征在真实数据中非常常见，并经常误导我们的拾取策略。我们的目标就是避免由多次波和随机噪音产生的异常能量干扰，拾取准确的可以将反射波同相轴拉平的叠加速度能量团。

### 3.2.2 基于平滑约束的动态规划算法

动态规划算法是用于求解决策过程最优化的方法，由 (Bellman et al., 2015) 提出，在各种优化问题中均已取得广泛应用。在地球物理领域，也已经在地震波形匹配 (Anderson et al., 1983; Hale, 2013a)、测井匹配 (Herrera et al., 2014)、地震层位拾取 (Yan et al., 2021)、断层拾取 (Hale, 2013b; Wu et al., 2016, 2018)、以及初至走时拾取 (Zhang et al., 2022) 等方面取得了一定的进展。

本研究中将动态规划算法 (Hale, 2013a) 应用到速度分析的问题中，并介绍其基本理论。如图 3.3a 所示，我们将速度谱按水平展示，其横纵坐标分别为时间和叠加速度。我们使用整数  $i$  ( $i = 0, 1, \dots, N - 1$ ) 表示横坐标（时间采样点数），用实数  $j$  ( $j$  的范围为  $0 \sim M - 1$ ) 表示纵坐标（叠加速度）。我们可以将选择最优叠加速度拾取路径的问题表示为选取速度谱能量全局最大路径的问题：

$$\arg \max_{j[i]} \sum_{i=0}^{N-1} s[i, j[i]], \quad (3.1)$$

其中， $j[i]$  为拾取路径， $s[i, j]$  为速度谱， $N$  和  $M$  分别为横、纵坐标的总采样点数。我们假设叠加速度在速度谱中的变化是缓慢并且连续的。因此，我们可以将拾取路径的斜率变化进行如下约束：

$$|j[i + 1] - j[i]| \leq \epsilon \quad (0 < \epsilon < 1), \quad (3.2)$$

其中， $\epsilon$  表示  $j[i + 1]$  与  $j[i]$  之间的斜率。在后续测试中均取  $\epsilon$  为 0.25，当  $\epsilon$  取值较小时会导致拾取结果更加平滑。基于斜率平滑约束计算最优路径的计算过

程主要包括三个步骤：非线性平滑，正向累积和反向追踪。

### 1. 非线性平滑

非线性平滑可以增强速度谱中的有效特征并对噪声进行衰减，包括正向（从左到右）和反向（从右到左）累积过程 (Hale, 2013a)。在公式 3.2 中平缓变化的斜率约束下，对速度谱  $s[i, j]$  进行从左到右的正向累积过程可以表示为：

$$\begin{aligned}
 & f[0, j] = s[0, j], \\
 & f[i, j] = s[i, j] + \max \begin{cases} f[i-d, j-1] + \sum_{k=i-d+1}^{i-1} s[k, j-1] \\ f[i-1, j] \\ f[i-d, j+1] + \sum_{k=i-d+1}^{i-1} s[k, j+1] \end{cases} \quad (3.3) \\
 & \text{for } i = 1, 2, \dots, N-1,
 \end{aligned}$$

其中，拾取步长  $d$  为最接近  $\frac{1}{\epsilon}$  的正整数。在我们的方法中，对于任意的拾取步长  $d$ ，我们都固定拾取点在  $j$  方向的变化为 1， $s[i, j]$  表示输入的速度谱（图 3.3a）， $f[i, j]$  表示速度谱正向累加的能量图（图 3.3c）。相似地，在公式 3.2 中平缓变化的斜率约束下，对速度谱  $s[i, j]$  进行从右到左的反向累积过程可以表示为：

$$\begin{aligned}
 & b[N-1, j] = s[N-1, j], \\
 & b[i, j] = s[i, j] + \max \begin{cases} b[i+d, j-1] + \sum_{k=i+1}^{i+d-1} s[k, j-1] \\ b[i+1, j] \\ b[i+d, j+1] + \sum_{k=i+1}^{i+d-1} s[k, j+1] \end{cases} \quad (3.4) \\
 & \text{for } i = N-2, N-3, \dots, 0,
 \end{aligned}$$

其中， $b[i, j]$  表示速度谱反向累加的能量图（图 3.3e）。正向和反向累积过程可以看作是单向的非线性平滑过程。我们进一步地将两个累积能量图结合，生成一个双向非线性平滑的结果  $ns[i, j]$ ：

$$ns[i, j] = f[i, j] + b[i, j] - s[i, j], \quad (3.5)$$

如图 3.3g 所示，经过平缓斜率约束的非线性平滑后，速度谱的能量被突出。然而，速度谱右侧的能量很明显是受多次波的影响，跟真实速度（品红色线）很明显存在偏差。

### 2. 正向累积和反向追踪

经过非线性平滑之后，我们需要对  $ns[i, j]$  根据公式 3.3 进行正向累积获得正向累积能量图  $a[i, j]$ 。然后通过对  $a[i, j]$  从右往左进行反向追踪获取最终的拾取路



径  $j[i]$ 。反向追踪的起点位于  $a[i, j]$  最后一列的最大值处  $a[N - 1, j]$ :

$$j[N - 1] = \arg \max_j a[N - 1, j]. \quad (3.6)$$

在公式 3.2 中斜率的约束下，基于动态规划的最优路径  $l = j[i]$  通过递归搜索前一位置  $j[i - 1]$  的最大值进行选取:

$$l = j[i],$$

$$j[i - 1] = \arg \max_{l-1, l, l+1} \begin{cases} a[i - d, l - 1] + \sum_{k=i-d+1}^{i-1} ns[k, l - 1] \\ a[i - 1, l] \\ a[i - d, l + 1] + \sum_{k=i-d+1}^{i-1} ns[k, l + 1] \end{cases} \quad (3.7)$$

for  $i = N - 1, N - 2, \dots, 1,$

其中， $j[i]$  是我们目前已经确定的拾取点。图 3.3a 中的黄线为基于斜率约束的动态规划算法拾取的结果。通过与真实路径（品红线）进行对比，我们可以发现最大的差异在于图 3.3a 的右侧受多次波影响很大的部分。这种由噪声和多次波引起的强烈速度谱能量异常现象在实际数据中非常常见，会严重影响叠加速度的拾取结果。

### 3.2.3 基于物理约束的动态规划算法

为了解决上述常规动态规划算法拾取速度会受到强能量团影响的问题，我们需要在速度拾取过程中加入物理约束，使得拾取策略既符合能量分布，又符合地球物理原理。我们仍然如图 3.3b 所示的水平速度谱来说明本文中的基于物理约束的动态规划拾取方法。我们假设地下为水平层状的介质，在这种情况下，叠加速度等于均方根速度。在速度分析过程中，我们在速度谱中选择的点所对应的 rms 速度（纵轴）和时间（横轴）可以分别用如下的公式表示:

$$v_{rms,i} = v_0 + (M - j[i]) \times v_{sam}, \quad (3.8)$$

$$t_i = i \times t_{sam}, \quad (3.9)$$

其中， $v_{rms,i}$  为第  $i$  个时间采样点所对应的 rms 速度； $v_0$  和  $v_{sam}$  分别表示速度扫描的初始速度和纵轴对应的速度扫描间隔； $t_i$  表示第  $i$  个时间采样点所对应的双程旅行时； $t_{sam}$  为横轴所对应的的时间采样率；经过速度分析之后得到的 rms 速度通常被应用于动校正拉平 CMP 道集中的反射波。除此之外，rms 速度还可以被转换到深度域用作全波形反演或者深度偏移的初始模型。由 rms 速度转换得到

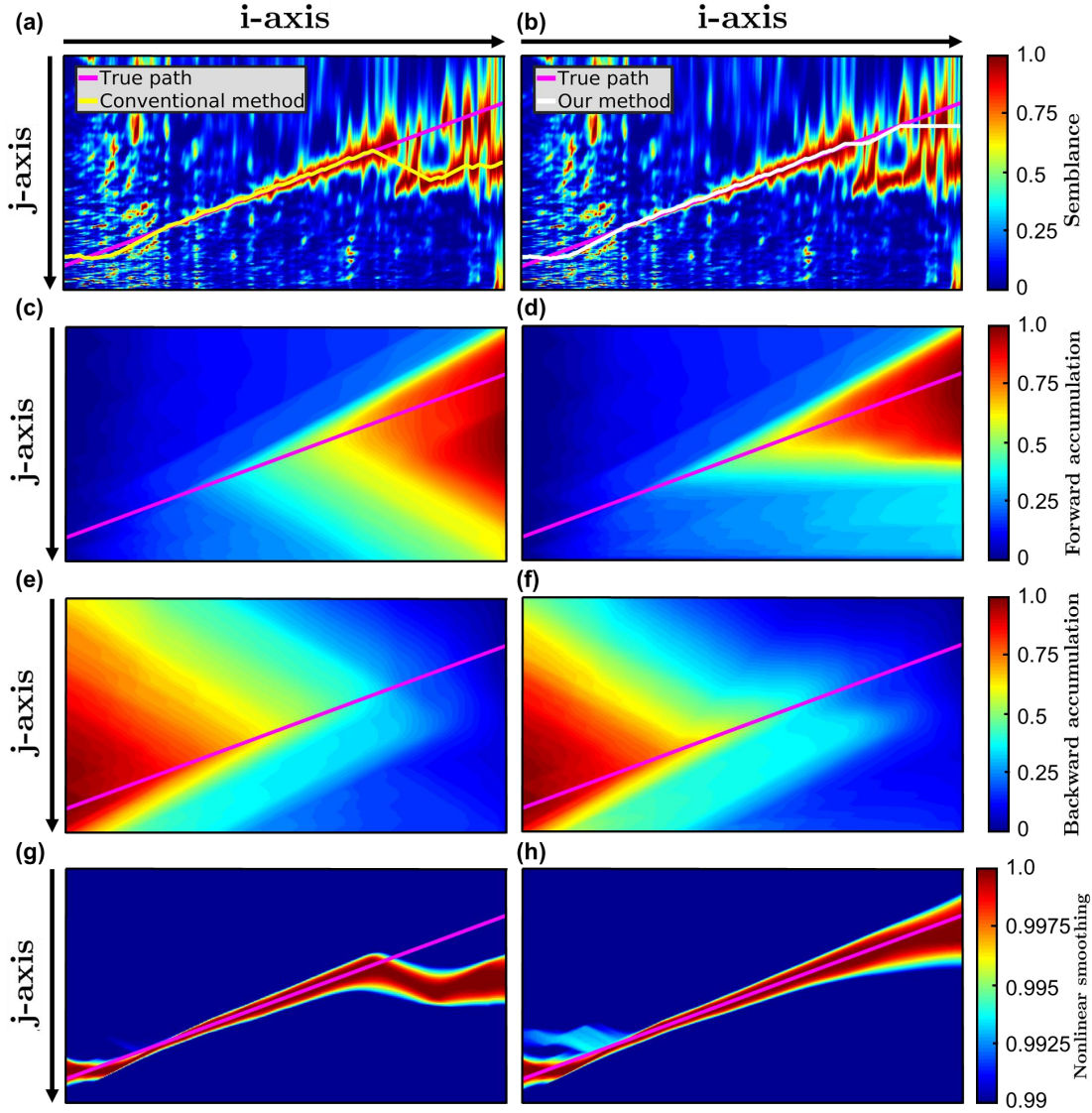


图 3.3 (a) 和 (b) 为横向展示的速度谱。(c) 和 (d) 为常规动态规划算法和基于物理约束的动态规划算法计算得到的正向累积能量图。(e) 和 (f) 为常规动态规划算法和基于物理约束动态规划算法计算得到的反向累积能量图。(g) 和 (h) 为常规动态规划算法和基于物理约束的动态规划算法计算得到的非线性平滑能量图。

的层速度具有明显的地球物理意义。假设地层水平时，层速度和 rms 速度的关系为：

$$v_{\text{int},i} = \sqrt{\frac{t_i v_{\text{rms},i}^2 - t_{i-d'} v_{\text{rms},i-d'}^2}{t_i - t_{i-d'}}}, \quad (3.10)$$

其中， $v_{\text{rms},i}$  和  $v_{\text{rms},i-d'}$  分别表示第  $i$  和  $(i-d')$  个时间采样点所对应的 rms 速度； $v_{\text{int},i}$  表示第  $i$  个时间采样点所对应的层速度； $t_i$  和  $t_{i-d'}$  分别表示第  $i$  和  $(i-d')$  个采样点所对应的双程旅行时； $d'$  为拾取  $v_{\text{rms},i}$  和  $v_{\text{rms},i-d'}$  所对应的的时间方向的拾取步长。层速度反映了地下的真实速度，因此我们必须要保证我们所拾取的 rms



所对应的层速度有意义。也就是，我们必须要保证公式 3.10 中的层速度为正值：

$$\frac{t_i v_{\text{rms},i}^2 - t_{i-d'} v_{\text{rms},i-d'}^2}{t_i - t_{i-d'}} > 0, \quad (3.11)$$

与公式 3.8 和 3.9 相似，我们可以通过如下的公式对  $v_{\text{rms},i-d'}$  和  $t_{i-d'}$  进行计算：

$$v_{\text{rms},i-d'} = v_0 + (M - (j[i - d'])) \times v_{\text{sam}}, \quad (3.12)$$

$$t_{i-d'} = (i - d') \times t_{\text{sam}}, \quad (3.13)$$

其中， $v_{\text{rms},i-d'}$  表示第  $(i - d')$  个时间采样点所对应的 rms 速度； $t_{i-d'}$  表示第  $(i - d')$  个时间采样点所对应的双程旅行时。我们将公式 3.8，3.9，3.12，和 3.13 带入公式 3.11 可以获得对于拾取步长  $d'$  的约束如下：

$$d' > i \times [1 - (\frac{(M - j[i]) \times v_{\text{sam}} + v_0}{(M - (j[i - d'])) \times v_{\text{sam}} + v_0})^2]. \quad (3.14)$$

公式 3.14 描述了在满足层速度物理约束的情况下对于拾取步长  $d'$  的约束条件。考虑到叠加速度的变化是连续且平缓的，拾取路径的计算仍然需要在公式 3.2 的约束下进行。为了保留速度拾取的细节，我们需要对拾取步长在合理的范围内设定一个步长上限  $d_{\text{max}}$ ：

$$d' \leq d_{\text{max}}. \quad (3.15)$$

我们可以进一步将步长约束转换为斜率约束：

$$|j[i + 1] - j[i]| \geq \frac{1}{d'} \geq \frac{1}{d_{\text{max}}} = \epsilon' \quad (0 < \epsilon' < 1), \quad (3.16)$$

其中， $\epsilon'$  表示与  $d_{\text{max}}$  对应的斜率。我们的方法对  $\epsilon'$  的选择并不敏感，在后续测试中统一将  $d_{\text{max}}$  的值设为 10。

结合公式 3.2 和 3.16，加入物理约束之后拾取的斜率范围可以表示为：

$$\epsilon' \leq |j[i + 1] - j[i]| \leq \epsilon \quad (0 < \epsilon' < \epsilon < 1), \quad (3.17)$$

其中， $\epsilon$  和  $\epsilon'$  分别表示  $j[i + 1]$  和  $j[i]$  之间拾取斜率的最大值和最小值。

接下来，我们来详细介绍如何将物理约束加入到传统动态规划算法的非线性平滑、正向累积和反向追踪过程中。

### 1. 非线性平滑

由于我们仅拾取满足物理约束的点，因此我们定义一个参数  $P$  用于判断拾取点的步长是否满足物理约束：

$$P = \begin{cases} 1, & \text{if } (d' \leq d_{\text{max}}) \\ 0, & \text{if } (d' > d_{\text{max}}). \end{cases} \quad (3.18)$$

当拾取步长  $d'$  大于最大拾取步长  $d_{\max}$  时, 不满足公式 3.16。在这种情况下,  $P = 0$ 。这表明我们将不会拾取  $d'$  所对应的点。当拾取步长  $d'$  小于最大拾取步长  $d_{\max}$  时, 基于物理约束的拾取步长  $d_p$  为:

$$d_p = \max(d', d), \quad (3.19)$$

因此, 在基于物理约束的拾取步长  $d_p$  的约束下, 对于输入速度谱  $s[i, j]$  从左向右计算的正向累积计算过程可以表示为:

$$\begin{aligned} f[0, j] &= s[0, j], \\ f[i, j] &= s[i, j] + \max \begin{cases} P \times (f[i - d_p, j - 1] + \sum_{k=i-d_p+1}^{i-1} s[k, j - 1]) \\ f[i - 1, j] \\ P \times (f[i - d_p, j + 1] + \sum_{k=i-d_p+1}^{i-1} s[k, j - 1]) \end{cases} \quad (3.20) \\ &\text{for } i = 1, 2, \dots, N - 1, \end{aligned}$$

其中,  $s[i, j]$  为输入速度谱 (图 3.3b),  $f[i, j]$  为基于物理约束的正向累积能量图 (图 3.3d)。与图 3.3c 中基于传统动态规划算法的正向累积结果相比, 我们可以看到经过物理约束后, 在图 3.3d 的右侧区域由多次波引起的能量被极大地衰减。

相似地, 在公式 3.17 的约束下, 对于输入速度谱  $s[i, j]$  从右向左计算的反向累积计算过程可以表示为:

$$\begin{aligned} b[N - 1, j] &= s[N - 1, j], \\ b[i, j] &= s[i, j] + \max \begin{cases} P \times (b[i + d_p, j - 1] + \sum_{k=i+1}^{i+d_p-1} s[k, j - 1]) \\ b[i + 1, j] \\ P \times (b[i + d_p, j + 1] + \sum_{k=i+1}^{i+d_p-1} s[k, j + 1]) \end{cases} \quad (3.21) \\ &\text{for } i = N - 2, N - 3, \dots, 0, \end{aligned}$$

其中,  $b[i, j]$  表示基于物理约束的反向累积能量图 (图 3.3f)。与图 3.3e 中基于传统动态规划算法的反向累积结果相比, 我们可以看到经过物理约束后, 图 3.3d 中的一次波能量被更好地增强。

正向和反向累积过程均在物理约束下进行计算, 因此我们结合这两个累积能量图可以获得双边的基于物理约束的非线性平滑结果  $ns[i, j]$ :

$$ns[i, j] = f[i, j] + b[i, j] - s[i, j]. \quad (3.22)$$

基于物理约束的非线性平滑结果  $ns[i, j]$  如图 3.3h 所示, 从中我们可以看到经过物理约束之后, 非线性平滑可以对多次波能量产生极大地衰减并对一次波能量进行增强, 其能量特征已经与真实速度路径 (品红线) 具有高度的一致性。

## 2. 正向累积和反向追踪

在经过基于物理约束的非线性平滑之后，我们仍然需要对  $ns[i, j]$  应用正向累积和反向追踪获取最终的拾取路径。正向累积计算过程仍可用公式 3.20 描述，但此时的输入能量谱为  $ns[i, j]$ ，输出的正向累积图用  $a[i, j]$  表示。最优拾取路径  $j[i]$  基于正向累积图  $a[i, j]$  从右往左进行追踪获取。追踪的路径的起点位于  $a[i, j]$  最右列  $a[N - 1, j]$  的最大值所在位置：

$$j[N - 1] = \arg \max_j a[N - 1, j]. \quad (3.23)$$

在公式 3.17 的物理约束下，最优路径  $l = j[i]$  通过递归搜索前一位置  $j[i - 1]$  的最大值进行选取：

$$l = j[i],$$

$$j[i - 1] = \arg \max_{l-1, l, l+1} \begin{cases} P \times (a[i - d_p, l - 1] + \sum_{k=i-d_p+1}^{i-1} ns[k, l - 1]) \\ a[i - 1, l] \\ P \times (a[i - d_p, l + 1] + \sum_{k=i-d_p+1}^{i-1} ns[k, l + 1]) \end{cases} \quad (3.24)$$

for  $i = N - 1, N - 2, \dots, 1$ .

图 3.3b 中的白线为应用基于物理约束的动态规划拾取算法的结果，我们可以看到该拾取结果并没有受到多次波强能量团（图 3.3b 右侧区域）的干扰，并且与真实路径非常接近。此结果证明了我们约束方法在叠加速度拾取时可以有效地避免拾取由多次波引起的异常能量团。

### 3.2.4 基于物理约束的最优面拾取算法

通常，叠加速度分析分为两步：首先，我们需要针对每个共中心点（CMP）道集所对应的速度谱进行一维速度的拾取；然后我们再通过对所有 CMP 位置对应的速度进行插值获得叠加速度场。然而，这种拾取方式会造成速度场在 CMP 方向的空间一致性减弱。因此，我们进一步发展了直接从三维速度谱体中拾取具有空间一致性的二维叠加速度场的方法—基于物理约束的最优面拾取方法。

图 3.4a 展示了按 CMP 进行排列的三维速度谱体，其坐标轴分别为时间、叠加速度和 CMP 位置。从时间方向我们可以看到在不同叠加速度的扫描下，不同时间所对应的能量团的变化；从 CMP 方向我们可以看到叠加速度所对应的能量团是随着结构平缓变化的，即相邻的 CMP 具有相似的速度。在基于物理约束的动态规划拾取算法的基础上，我们通过图 3.4 进一步详细说明基于物理约束的最优面拾取算法的流程。

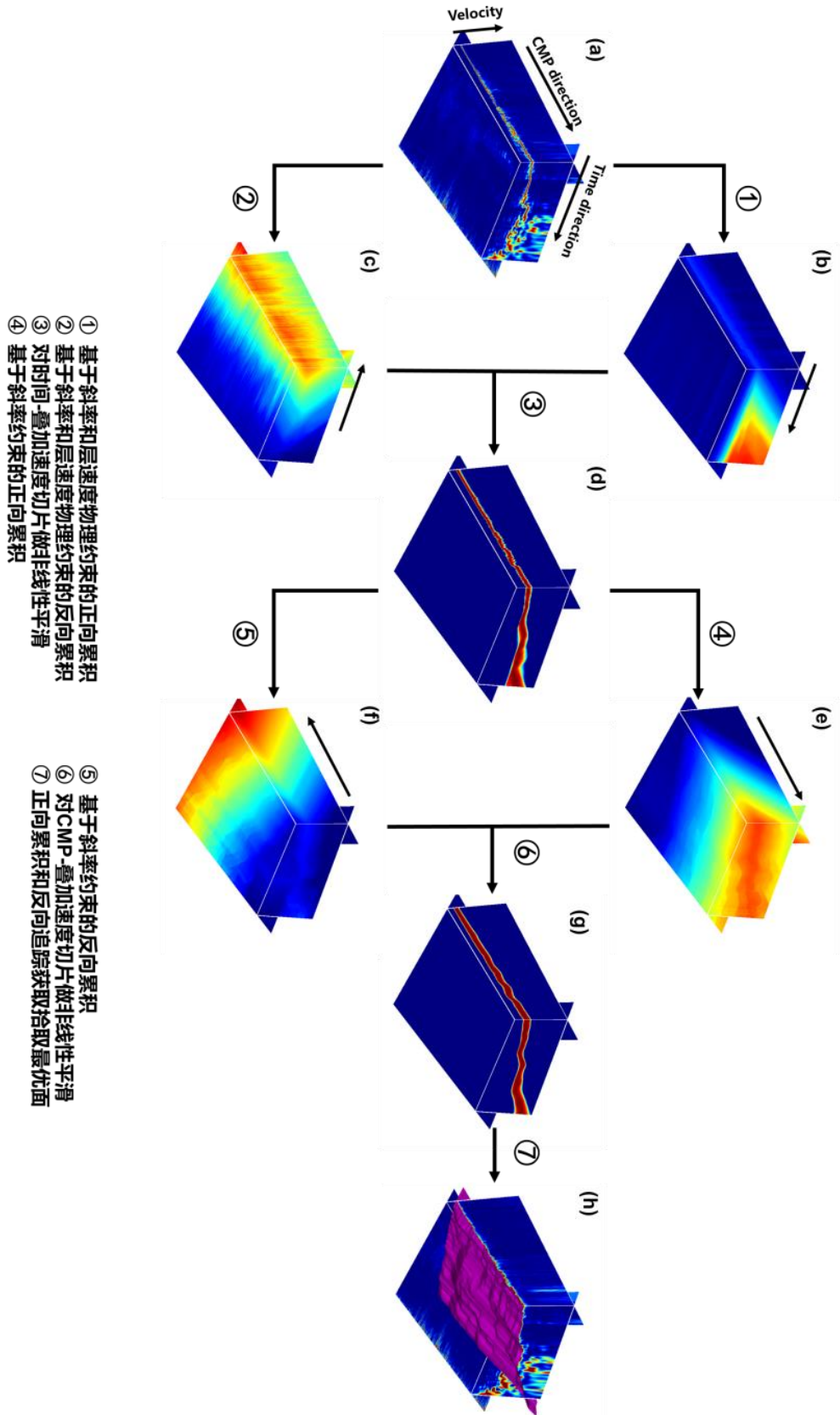


图 3.4 基于物理约束的最优面拾取算法流程图

首先，我们将三维速度谱体按时间作为 X 坐标，叠加速度作为 Y 坐标，和 CMP 作为 Z 轴进行排列（如图 3.4a 所示）。沿着 CMP 方向，我们对每一个时间-叠加速度切片应用基于物理约束的正向累积和反向累积，图 3.4b 和 3.4c 分别为正向和反向累积的速度谱能量图。图 3.4d 为基于公式 3.22 计算得到的沿时间方向的非线性平滑结果，其在时间-速度方向上的能量更加集中。同时，由于层速度物理约束的加入，由多次波和噪音引起的能量异常被明显压制。

然后，我们需要进一步对（图 3.4d）进行构造平滑。由于地质构造与层速度并没有强相关性，因此我们仅需要沿着时间方向对每一个 CMP-叠加速度切片应用常规非线性平滑。图 3.4e 和 3.4f 分别为对图 3.4d 做正向和反向累积的速度谱能量图。

通过以上步骤，我们便可以获得一个非线性平滑后的三维速度谱体（图 3.4g），其时间-叠加速度切片和 CMP-叠加速度切片均比原始速度谱体显示出了更好的能量一致性和空间一致性。

最后，最优面通过对非线性平滑速度谱体（图 3.4g）的每一个时间-叠加速度切片进行基于物理约束的正向累积和反向追踪获得。由于在计算过程中同时加入了层速度的物理约束和构造方向的平滑约束，所以每个时间-叠加速度切片所对应的最优路径会在空间上组成一个更加可信和连续的拾取面（如图 3.4h 中的品红色面所示）。

### 3.3 理论数据测试

#### 3.3.1 Marmousi-2 模型介绍

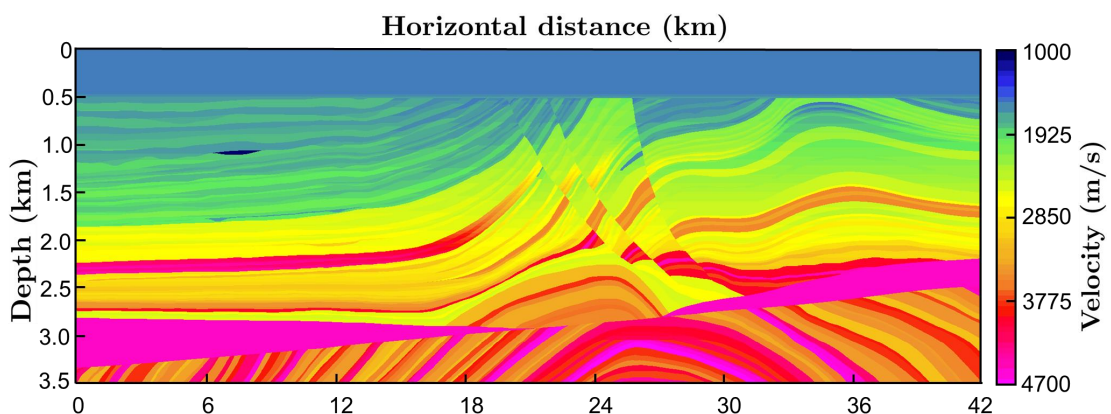


图 3.5 Marmousi-2 层速度模型

法国石油研究所于 1988 年基于安哥拉 Cuanza 盆地的海槽剖面设计并构建了 Marmousi 模型 (Brougois et al., 1990)。该模型非常复杂，包含了许多反射层、陡倾角的构造，并且在横向和垂向均有强烈的速度梯度。该模型的产生帮助地球

物理学家更好地理解地震波与地下介质的关系，推动了地球物理学和地质学的发展，是研究复杂区域勘探的经典模型。

本文使用 Marmousi-2 模型 (Martin et al., 2002, 2006) 是对 Marmousi 模型的升级和改进版本。模型水平方向距离为 42 千米，深度为 3.5 千米，模型网格间距为  $12.5 \times 5$  米。我们将基于物理约束的最优面拾取方法应用到如图 3.5 所示的 Marmousi-2 模型中，以验证我们方法的可行性。

### 3.3.2 数据合成与速度分析测试

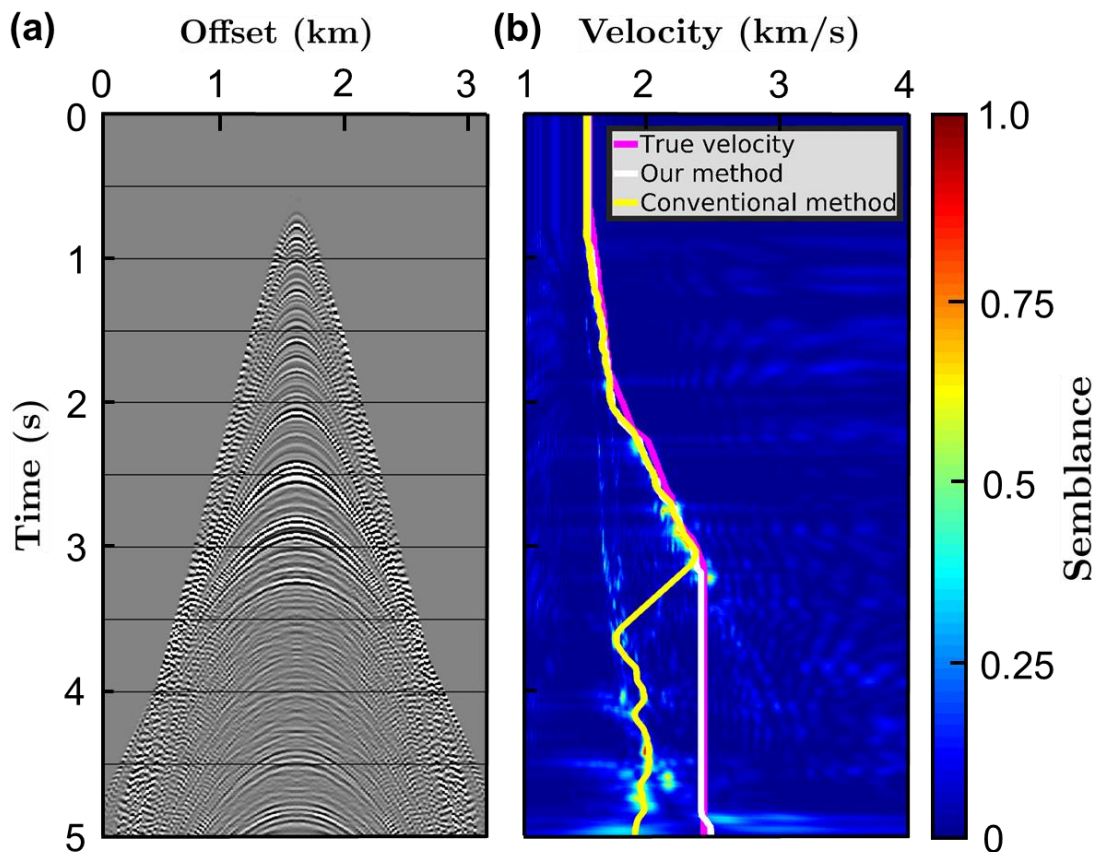


图 3.6 (a) 11 千米处的 CMP 道集；(b) 与 (a) 中的 CMP 道集相对应的速度谱，其中品红线表示真实叠加速度，黄线表示常规未加物理约束的动态规划算法拾取结果，白线表示基于物理约束的最优面拾取结果。

我们设计了一个滚动观测系统，其中包含 521 炮，炮间距为 50 米。每炮包含 640 个检波器，道间距为 25 米。地震记录长度为 5 秒，采样间隔为 2 毫秒。我们选取水平位置在 8 ~ 34 千米处的 2081 个 CMP 道集用于生成速度谱体。Marmousi-2 模型中包含非常复杂的地质构造，这也造成了其产生的地震波场信息同样会非常复杂。图 3.6a 展示了一个典型的由 Marmousi-2 模型产生的 CMP 域地震波形记录。图 3.6b 为与 CMP 道集相对应的速度谱，其中 0 ~ 3 秒主要是由一次波产生的能量团，3 ~ 5 秒主要是由多次波产生的能量团。在实际生产中，这种强多



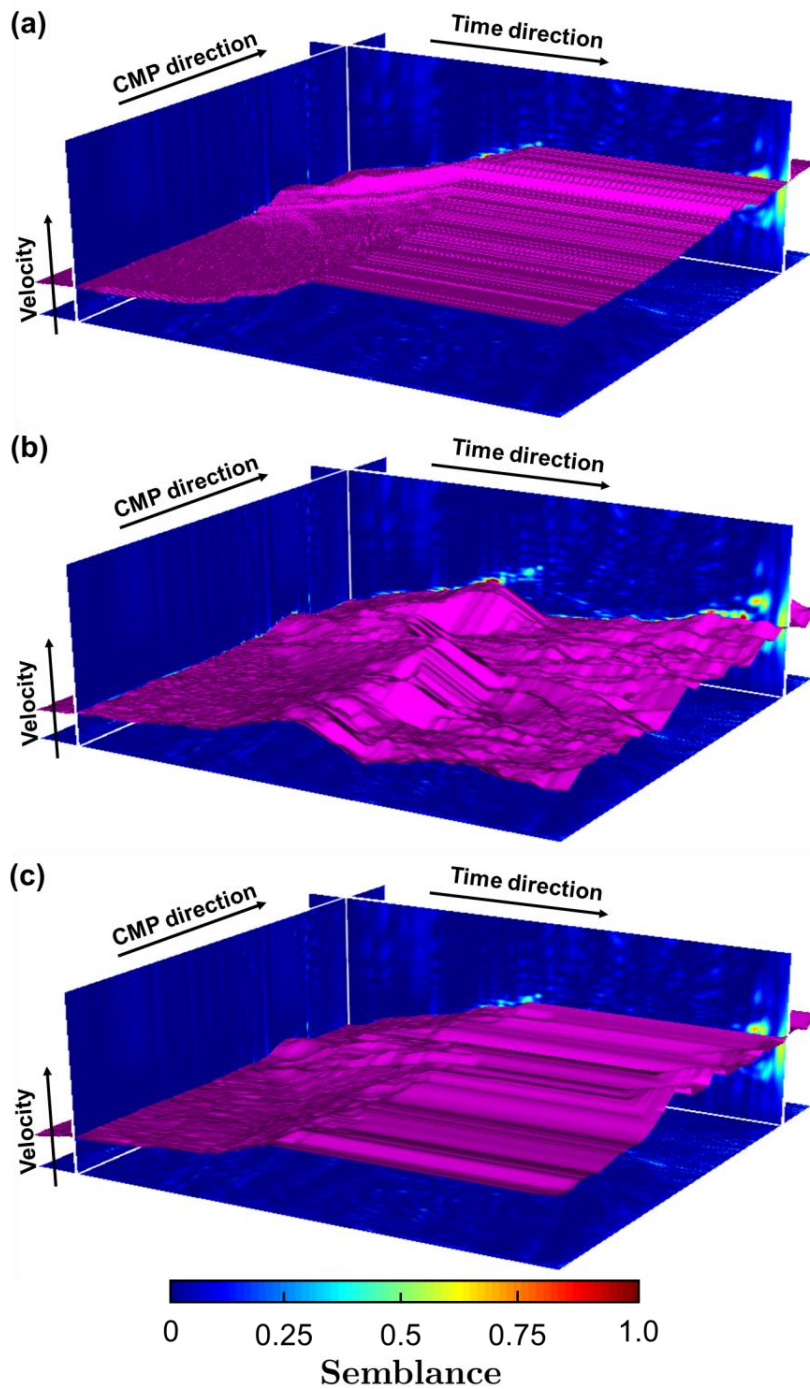


图 3.7 速度谱体及拾取面结果。(a) 真实叠加速度对应的拾取面 (b) 常规未加物理约束的最优面拾取结果；(c) 基于物理约束的最优面拾取结果。

次波能量造成的异常能量团将会对人工速度拾取造成很大的困难。

我们分别应用常规未加物理约束的最优面拾取方法和加入物理约束的最优面拾取方法对 Marmousi-2 模型产生的速度谱进行拾取。图 3.6b 中展示了速度拾取的结果，其中品红线表示真实叠加速度，黄线和白线分别表示未加入和加入物理约束的最优面拾取结果。两种拾取方法在 0 ~ 3 秒处的拾取结果均与真实速度吻合良好。但是对于 3 ~ 5 秒处几乎不包含一次波能量的区域，我们的方法仍然

可以不受多次波强能量团的影响，拾取结果（白线）仍然与真实叠加速度（品红线）十分接近。

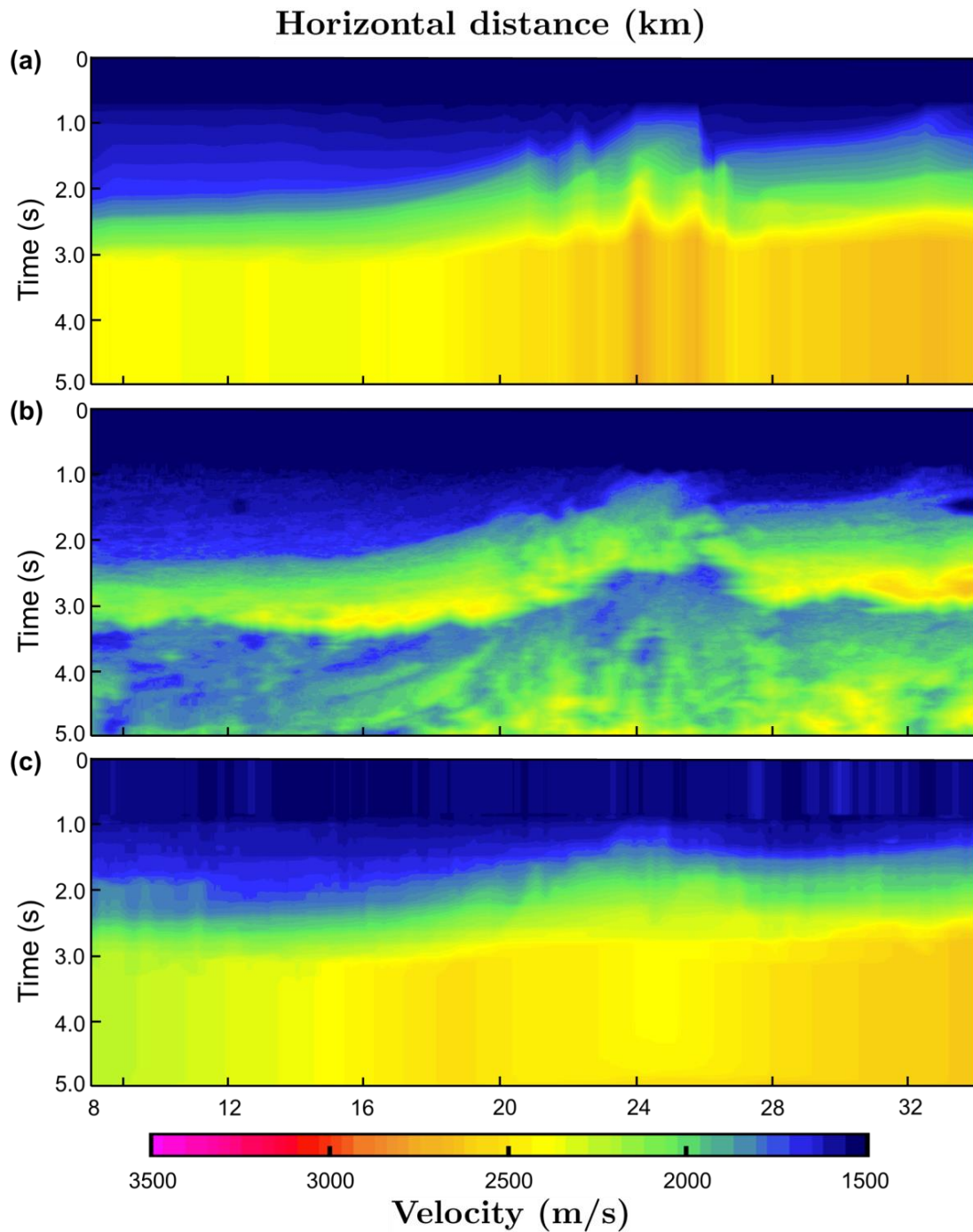


图 3.8 叠加速度场。(a) 真实叠加速度场；(b) 常规未加物理约束的最优面拾取叠加速度场；(c) 基于物理约束的最优面拾取叠加速度场

图 3.7展示了将最优面拾取结果对应到速度谱体的结果。我们可以看到两种方法在结构一致性方面均表现良好，因为面拾取的方法均考虑了相邻 CMP 的结构与速度的关系。然而，我们也可以观察到在 3 ~ 5 秒，速度谱体中出现了强多次波引起的能量团。未加入物理约束的最优面拾取结果（图 3.7b）尽管在拾取时考虑了结构一致性，但是却统一有一个巨大的跳变，拾取了由多次波引起的强能



量团。而加入物理约束的最优面拾取结果（图 3.7c）则有效降低了多次波能量的干扰，与真实叠加速度拾取面结果（图 3.7a）更为一致。

图 3.8中展示了由图 3.7中的拾取面转化得到的二维叠加速度场。图 3.8a 中的真实叠加速度场由 Dix 公式 (Dix, 1955) 计算得到。我们可以看到，未加入物理约束的最优面拾取结果（图 3.8b）在 3~5 秒处的速度偏低，这是由于该方法在拾取时并不能考虑层速度的意义，使得拾取结果更加依赖于能量团的强弱。而加入物理约束的最优面拾取结果（图 3.8c）会在拾取过程中将每个拾取点转换为层速度判断是否可以拾取，因此可以能够在速度谱几乎没有能量团的情况下仍然获得与真实叠加速度场（图 3.8a）相似的结果。

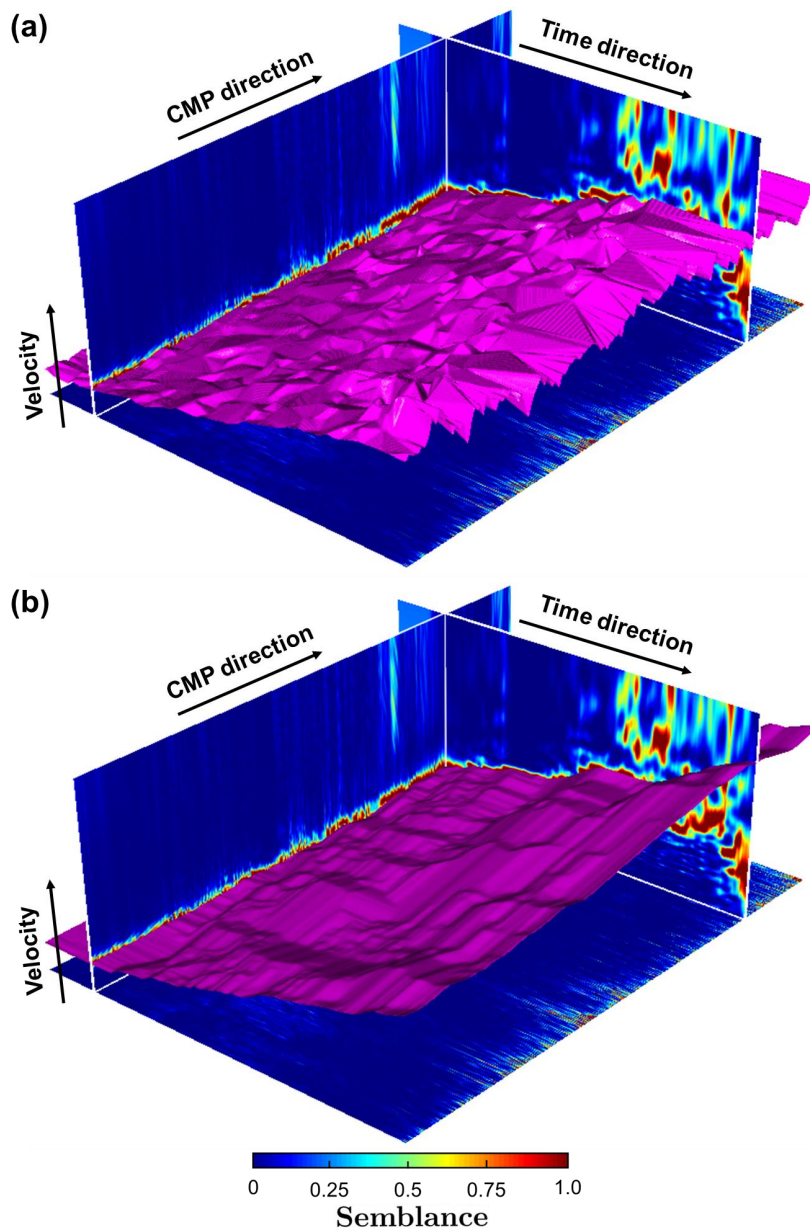


图 3.9 速度谱体及拾取面结果。(a) 人工拾取叠加速度对应的拾取面 (b) 基于物理约束的最优面拾取结果。

### 3.4 安哥拉地区实际数据测试

我们将基于物理约束的最优面拾取算法应用于安哥拉采集的二维地震数据中。该数据的观测系统包含 908 炮，炮间距为 25 米，每炮包含 156 个检波器，道间距为 25 米。勘探工区横向范围约为 27 千米，地震记录时间为 5 秒，采样率为 4 毫秒。我们将数据重新排列成 1701 个 CMP 道集并通过对其应用 1000-5000m/s 的速度扫描获得对应的速度谱。

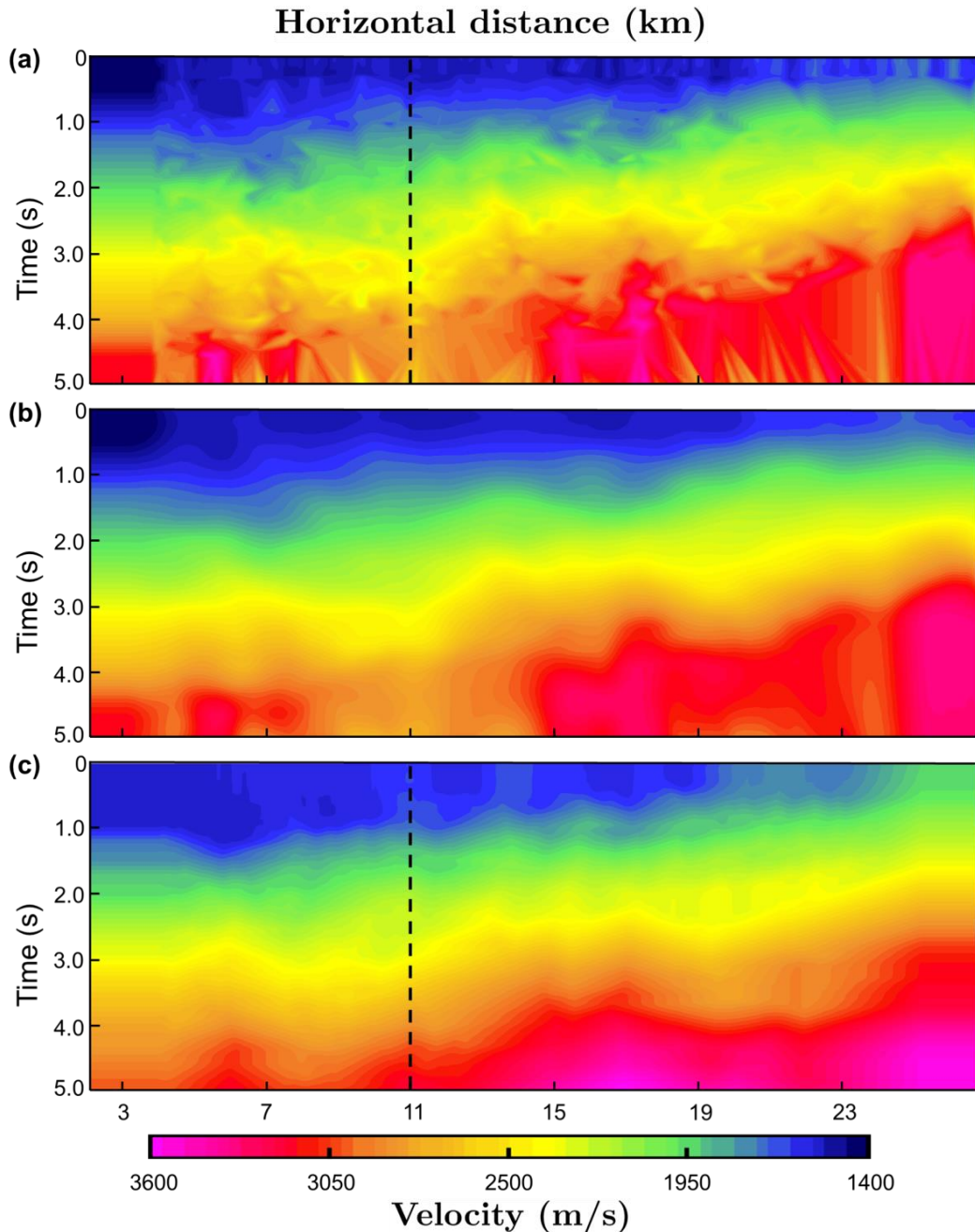


图 3.10 叠加速度场。(a) 人工拾取叠加速度场；(b) 平滑后的人工拾取叠加速度场；(c) 基于物理约束的最优面拾取叠加速度场

我们将速度谱按 CMP 位置排列组成整个数据的速度谱体以实现自动面拾取。速度谱体以及对应的拾取面结果如图 3.9 所示。图 3.9a 中的拾取面为人工拾

取的结果，虽然耗费了巨大的人力进行拾取，但由于人工很难考虑到相邻 CMP 的关系，导致其拾取面仍然不够平滑，存在较大的跳跃现象。图 3.9b 中的拾取面为我们的方法拾取的结果，由于算法中层速度物理约束的加入，导致我们方法的结果相对人工拾取速度结果更加平滑且具有横向一致性。

为了更加直观的比较叠加速度场的区别，我们将图 3.9 中的速度拾取面转化为二维的叠加速度场（图 3.10）。人工拾取的结果（图 3.10a）与我们方法自动拾取的结果（图 3.10b）总体的趋势一致，总体呈现一个倾斜层的速度场。但人工拾取的速度场在横向更具有不连续性，并且在时间方向存在很多低速异常，很可能是受到了多次波能量团的干扰。基于物理约束的最优面拾取结果在横向的速度变化更加平缓，在时间方向也基本没有速度回拾现象，速度场整体趋势更符合地质构造一致性。

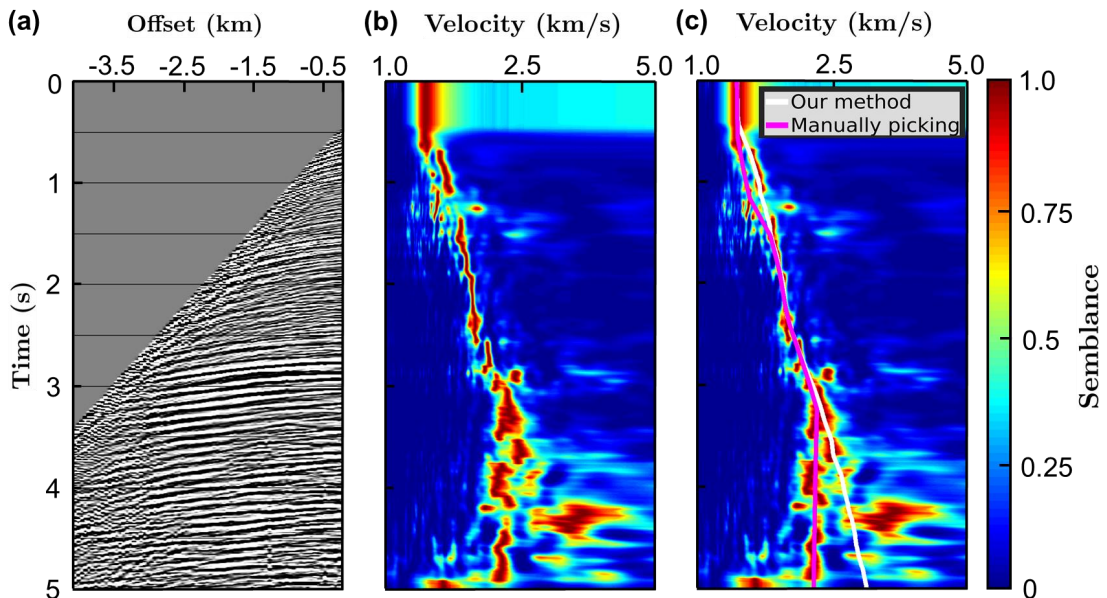


图 3.11 (a) 11 千米处对应的 CMP 道集；(b) 与 CMP 道集相对应的叠加速度谱；(c) 叠加速度谱，其中品红线为人工拾取速度路径，白线为基于物理约束的最优面算法拾取结果。

图 3.11a 展示了 11 千米处的对应的 CMP 道集，其浅部的反射波不足，很容易受到噪声影响；在 CMP 道集的深部，反射波更多地受到多次波或异常振幅的干扰。这些数据的特征在叠加速度谱（图 3.11b）中具体表现为在 0 ~ 1.5 和 3.5 ~ 5 秒处的能量团呈现出明显的杂乱和分散。在图 3.11c 中，我们对比了人工拾取结果（品红线）和我们方法拾取的结果（白线）。在速度谱的 0 ~ 1.5 秒受随机噪声影响比较大的区域，我们的方法选取了一条全局最优的路径；在 3.5 ~ 5 秒受多次波和异常振幅造成的能量团较大的区域，我们的方法考虑了层速度的物理约束和相邻 CMP 速度的连续性，选取的路径避免了拾取错误速度值。

动校正是否可以将 CMP 道集中的反射波拉平是判断叠加速度准确性的重要标准。我们将图 3.11c 中的两个拾取结果应用于对 CMP 道集动校正过程。



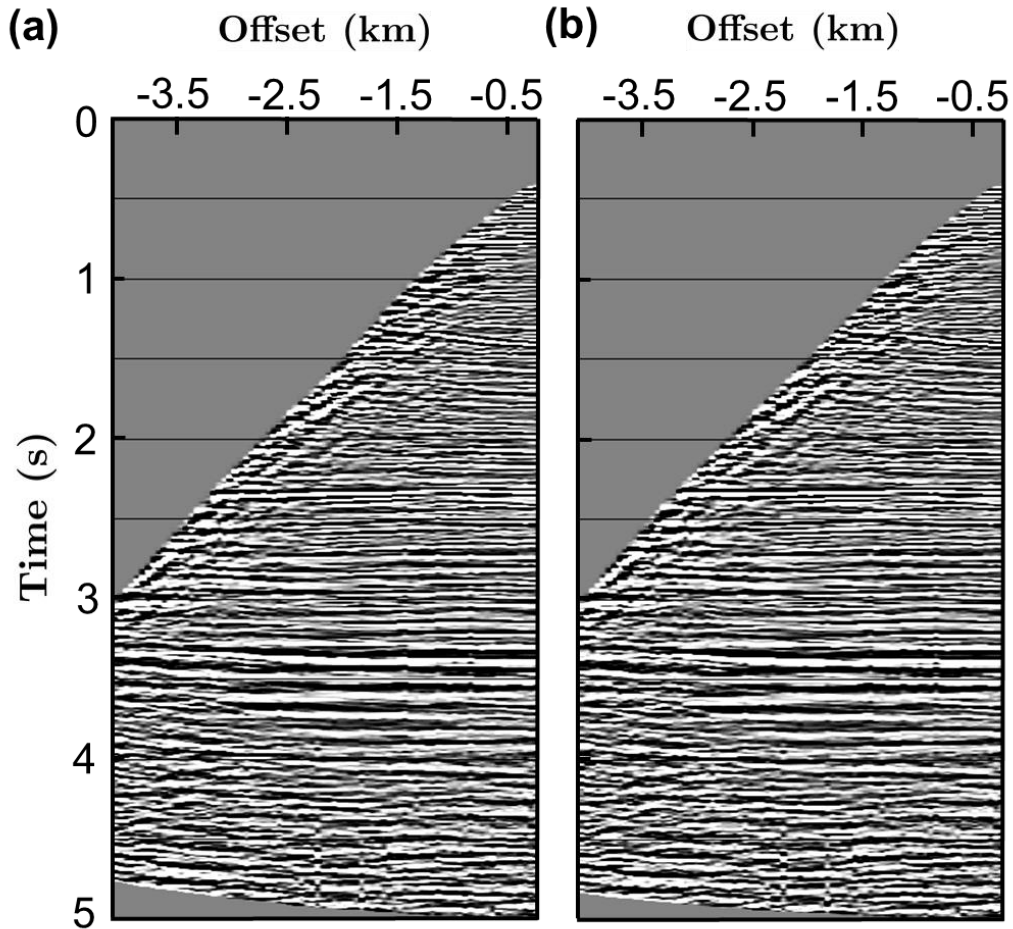


图 3.12 (a) 基于人工拾取叠加速度场的动校正结果；(b) 基于物理约束的最优面拾取叠加速度场的动校正结果。

图 3.12展示了道集拉平情况，我们方法的结果（图 3.12a）相对于人工拾取的结果（图 3.12b）在远偏移距处更平，叠加速度相对更准确。

为了进一步评价我们方法所得叠加速度场的准确性，我们对比了基于平滑后人工拾取叠加速度场（图 3.10b）和我们方法拾取叠加速度场（图 3.10c）的叠加剖面（图 3.13）。两个叠加剖面在整体结构上比较相似，这也证明了我们方法在实际数据的应用效果方面的可靠性。将图 3.13a 和 b 中红框部分放大显示，可以看到我们的结果（图 3.13c）在红色箭头所指位置处的同相轴相对人工结果（图 3.13d）更加连续，在叠加剖面的细节方面更优于人工结果。

### 3.5 本章小结

在本章中提出了一种用于自动速度拾取的基于物理约束的最优面拾取方法。该方法通过引入物理约束以确保拾取的每个叠加速度转换得到的层速度是正数，有效避免了多次波和随机噪声的干扰。另外，我们通过利用三维速度谱体在拾

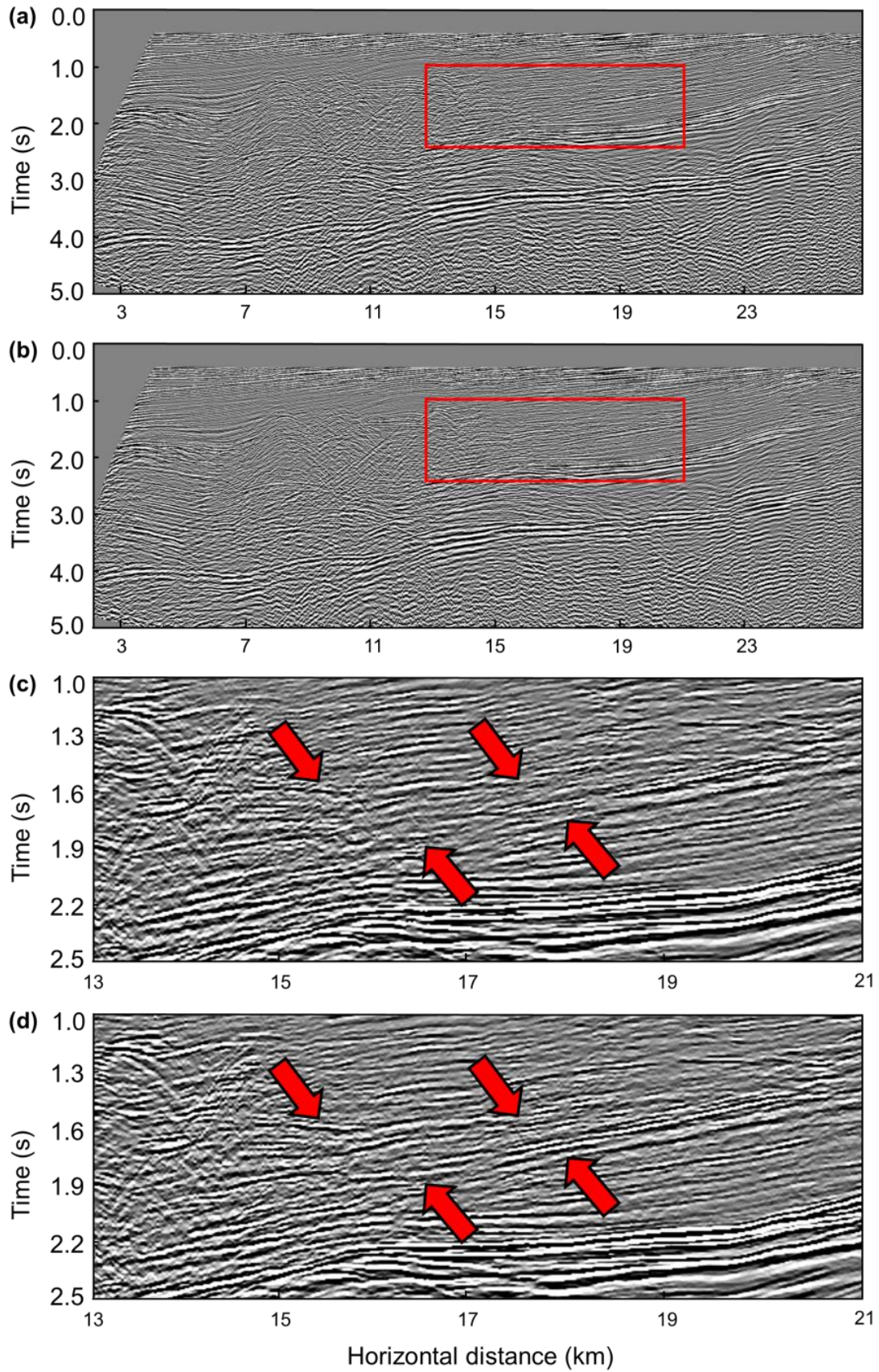


图 3.13 (a) 基于平滑后人工拾取叠加速度场的叠加剖面；(b) 基于物理约束的最优面拾取叠加速度场的叠加剖面；(c) 图 3.13a 红框部分放大显示的叠加剖面；(d) 图 3.13b 红框部分放大显示的叠加剖面。

取过程中引入相邻 CMP 和整体构造之间的关系，提高了拾取速度场的空间一致性。理论模型测试表明，我们的方法可以通过引入物理约束的非线性平滑对多次波和噪声产生的异常能量进行衰减，从而获得更接近真实叠加速度的拾取结果。在安哥拉地区实际数据的测试中，我们方法的叠加速度场与人工拾取的速度场相似，但在整体上更合理并且符合地质构造特征。为了验证速度场的精度，我们对叠加剖面进行了对比，我们方法对应的叠加图像在局部区域的同相轴处表现出更好的聚焦性和连续性。

我们的方法直接从三维速度谱体中拾取二维叠加速度场，计算效率高，但这也意味着需要更大的内存。当处理大型三维数据体时，则需要更高性能的计算机或对数据体切割分块进行速度分析。此外，由于我们的方法本质上是一种全局搜索最优路径的算法，它可以进一步应用于任何其它拾取问题，如断层解释、盐丘体界面拾取、地震层位提取、剩余速度分析和初至走时拾取等。但实际的地球物理拾取问题非常复杂，算法只是基础，在今后的研究中我们需要根据不同的问题，在算法中加入可靠的约束，以有效避免误拾，提高准确性。

## 第4章 基于动态规划算法的剩余曲率分析和成像道集拾取

### 4.1 引言

叠前深度偏移的核心是建立准确的深度域速度模型。剩余曲率分析通过分析偏移速度对成像道集的拉平情况的影响,实现对速度模型的更新,其建模精度受到拾取精度的影响,且需要考虑横向构造一致性。成像域层析反演是针对复杂构造区域建模的重要手段,可以在剩余曲率分析提供初始模型的基础上提高深度域建模精度,但目前其配套数据拾取技术如反射点位置确定以及 CIG 道集拾取等仍需进一步提高。

本研究提出了一种基于动态规划算法的剩余曲率分析、反射点位置确定以及成像道集拾取技术,从而为深度域建模提供了完整的全自动数据拾取方案(具体方法流程如图 4.1所示)。该方案分为两部分,第一部分为剩余曲率分析,首先是将剩余曲率谱按共成像点位置排列,通过对三维数据体应用最优面拾取算法,可以获得具有构造方向一致性的拾取结果。第二部分为反射点位置确定与成像道集拾取,基于剩余曲率拾取结果提取路径所对应剩余曲率谱的极大值点,将其用于确定反射点位置,可以减少人工解释的误差;进一步地,将反射点位置作为种子点,并对 CIG 道集应用动态规划算法进行全局最优拾取,提高反射同相轴拾取的准确性。通过此方法,可以获得准确的剩余曲率用于更新速度,并且可以为成像域层析反演提供更准确的数据基础,有助于提高层析反演的精度。

本章首先介绍不同地层情况下剩余曲率分析的基本原理,然后介绍剩余曲率谱与速度更新的关系,然后介绍基于最优面的剩余曲率谱拾取算法,进一步地介绍通过剩余曲率谱拾取结果提取反射点位置以及基于动态规划算法拾取共成像点道集的基本原理,最后,我们通过实际数据展示了方法的可行性。

### 4.2 方法介绍

本节中,我们首先推导了水平层、倾斜层以及地表起伏情况下剩余曲率与扫描深度的关系,然后介绍了根据扫描路径生成剩余曲率谱以及更新速度的基本原理,然后介绍了利用最优面拾取算法对三维剩余曲率谱体进行全局最优拾取的原理,进一步地,我们描述了如何利用剩余曲率谱的拾取结果确定反射点位置,以及利用动态规划算法在反射点位置作为种子点的指导下对成像道集进行



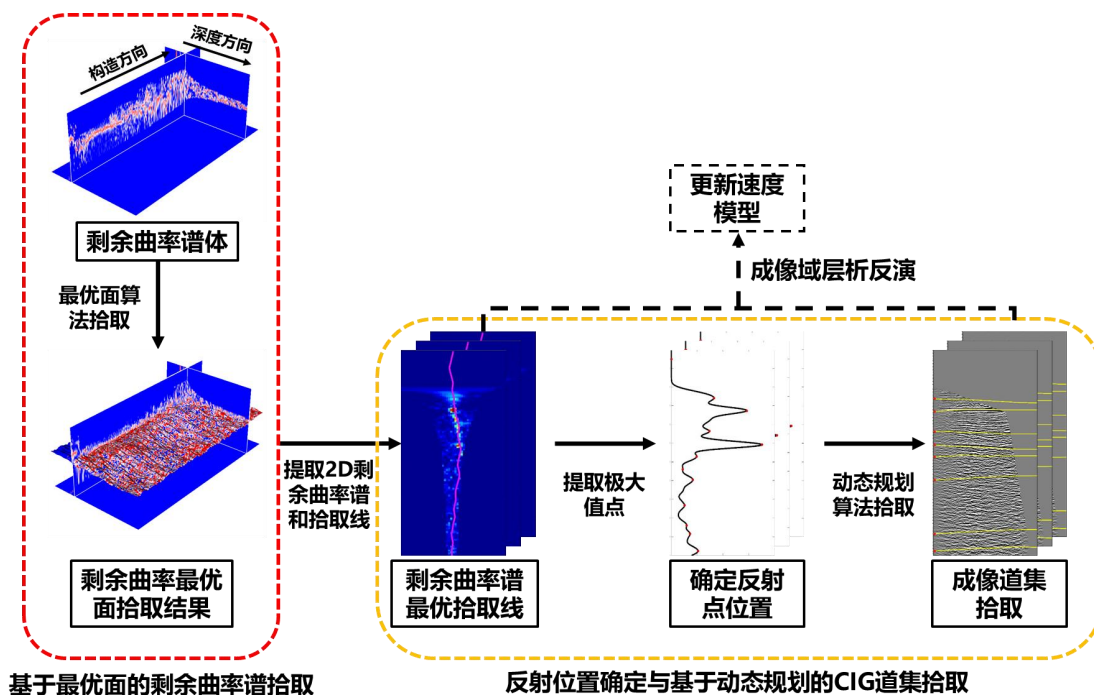


图 4.1 基于最优面拾取的剩余曲率分析和 CIG 道集拾取应用于成像域层析反演的流程

拾取的原理。

### 4.2.1 剩余曲率分析

叠前深度偏移是对复杂构造区进行精细成像的重要手段，其成像质量受到偏移速度准确性的直接影响。利用叠前深度偏移成像道集对偏移速度误差的敏感性进行分析是获取准确偏移速度的基础。

剩余曲率分析法（RCA）是通过判断成像道集是否拉平来进行偏移速度分析的方法。该方法认为当偏移速度场准确时，共成像点道集应该是水平的；当偏移速度偏小时，共成像点道集的同相轴向上弯曲；当偏移速度偏大时，则共成像点道集的同相轴向下弯曲。RCA 通过建立共成像点道集的剩余曲率和偏移速度的关系实现速度更新。本节我们将分别对水平层、倾斜层和地表起伏情况下的剩余曲率分析方法进行介绍：

#### 1. 水平层剩余曲率分析

假设地下介质为水平层状时，反射波路径如图 4.2所示，其中  $S_1$  和  $S_2$  代表炮点， $R_1$  和  $R_2$  代表检波点。对于克希霍夫叠前深度偏移的共成像点道集，其反射波走时可用如下公式表示：

$$t = 2\sqrt{\left(\frac{x}{2v}\right)^2 + \left(\frac{z}{v}\right)^2}, \quad (4.1)$$

其中， $t$  为炮点到检波点的反射波旅行时， $x$  为共成像点道集的炮检距， $z$  为反射层的深度， $v$  代表反射层以上介质的平均速度。当采用偏移速度  $v_m$  进行偏移时，



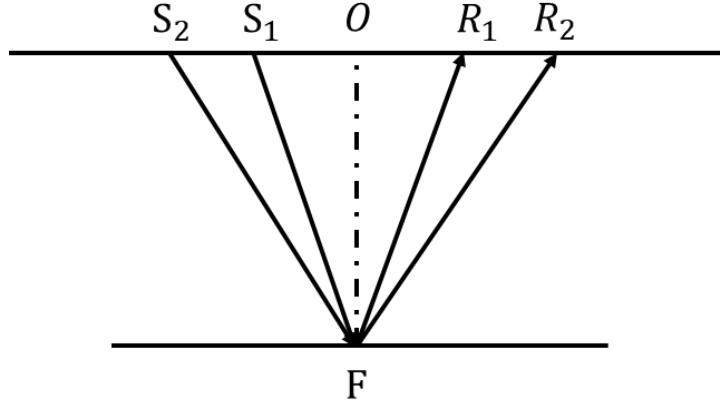


图 4.2 水平层情况下射线路径示意图

反射波旅行时变为:

$$t_m = 2\sqrt{\left(\frac{x}{2v_m}\right)^2 + \left(\frac{z_m}{v_m}\right)^2}, \quad (4.2)$$

其中,  $t_m$  同样为炮点到检波点的反射波旅行时,  $z_m$  为偏移后得到的反射面深度。当偏移速度不准确时, 偏移成像深度  $z_m$  也会不准确, 但  $t$  和  $t_m$  均为地表检波器记录到的旅行时, 并不会发生变化。令  $t = t_m$ , 即:

$$\sqrt{\left(\frac{x}{2v}\right)^2 + \left(\frac{z}{v}\right)^2} = \sqrt{\left(\frac{x}{2v_m}\right)^2 + \left(\frac{z_m}{v_m}\right)^2} \quad (4.3)$$

将公式 4.3 简化后可得水平地层情况下剩余曲率扫描的公式 (方伍宝, 2014) 为:

$$z_m = \sqrt{\frac{x^2}{4}(\gamma - 1) + \gamma^2 z^2} \quad (4.4)$$

其中,  $\gamma$  代表剩余曲率,  $\gamma = \frac{v_m}{v}$ 。当  $\gamma = 1$  时, 偏移速度等于真实速度,  $z_m = z$ , 此时成像道集被拉平。通过采用不同的  $\gamma$  值对共成像点道集进行扫描可以得到剩余曲率谱, 在剩余曲率谱中拾取最佳的  $\gamma$  值便可得到对应的更新速度。

## 2. 倾斜层剩余曲率分析

假设地下界面为倾斜层时, 反射波路径如图 4.3 所示, 其中 S 和 R 分别代表炮点和检波点的位置, F 为地下反射点。对于克希霍夫叠前深度偏移的共成像点道集, 其反射波走时可用如下公式表示:

$$t = \frac{\sqrt{a^2 + z^2} + \sqrt{b^2 + z^2}}{v} \quad (4.5)$$

其中,  $a$  和  $b$  分别为炮点和检波点到 CDP 点的距离, 炮检距  $x = a + b$ ,  $z$  为反射点距离地表的深度。当采用偏移速度  $v_m$  进行偏移时, 反射波旅行时  $t_m$  可表示为:

$$t_m = \frac{\sqrt{a^2 + z_m^2} + \sqrt{b^2 + z_m^2}}{v_m} \quad (4.6)$$

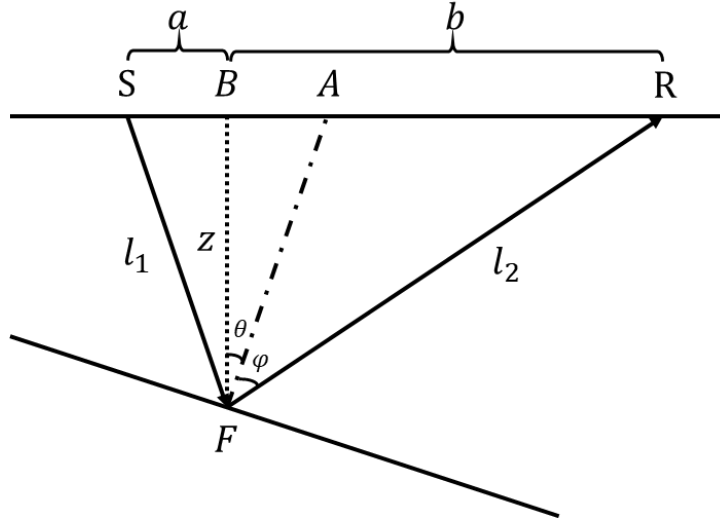


图 4.3 倾斜层情况下射线路径示意图

由于观测旅行时相同，令  $t = t_m$  可得 (方伍宝, 2014):

$$z_m = \sqrt{\frac{\gamma^2}{4}L - \frac{a^2 + b^2}{2} + \frac{(a^2 - b^2)^2}{4\gamma^2 L}} \quad (4.7)$$

其中,

$$\begin{cases} L = 2z^2 + a^2 + b^2 + 2\sqrt{z^4 + (a^2 + b^2)z^2 + a^2b^2} \\ a = z \times \tan(\varphi - \theta) \\ b = z \times \tan(\varphi + \theta) \end{cases} \quad (4.8)$$

其中,  $\theta$  为偏移所得的地层倾角,  $\varphi$  为偏移距道集的半张角,  $\gamma$  为剩余曲率。为求解未知量  $\varphi$ , 可通过图 4.3 中的三角关系获得:

$$z \tan(\varphi + \theta) + z \tan(\varphi - \theta) = x \quad (4.9)$$

进一步简化可得:

$$\tan^2 \varphi \left( \frac{x}{2} \tan^2 \theta \right) + \tan \varphi (2 + 2 \tan^2 \theta) - \frac{x}{z} = 0 \quad (4.10)$$

利用求根公式对上式求解可得:

$$\tan \varphi = \frac{x/z}{\sqrt{(1 + \tan^2 \theta)^2 + x^2/z^2 \times \tan^2 \theta} + (1 + \tan^2 \theta)} \quad (4.11)$$

将公式 4.11 和 4.8 带入公式 4.7 中则可获得倾斜层情况下的剩余曲率扫描公式。

### 3. 起伏地表剩余曲率分析

当地表起伏时, 反射波路径如图 4.3 所示, 对于克希霍夫叠前深度偏移的共成像点道集, 其反射波走时可用如下公式表示 (以图中炮点  $S_2$  到检波点  $R_2$  为例):

$$t = \frac{\sqrt{a^2 + (z - dz_1)^2} + \sqrt{b^2 + (z - dz_2)^2}}{v} \quad (4.12)$$

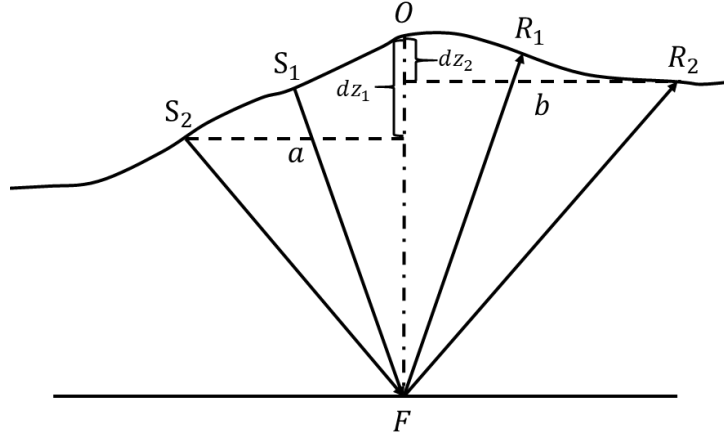


图 4.4 起伏地表情况下射线路径示意图

其中，O 点为 CDP 点，a 和 b 分别代表炮点和检波点的半偏移距。根据图 4.3 中的几何关系可得：

$$\frac{a}{z - dz_1} = \frac{b}{z - dz_2} \quad (4.13)$$

结合等效偏移距  $L_{offset} = a + b$  可进一步得到 a 和 b 的表达式：

$$b = \frac{L_{offset}(z - dz_2)}{2z - dz_1 - dz_2} a = \frac{L_{offset}(z - dz_1)}{2z - dz_1 - dz_2} \quad (4.14)$$

将公式 4.14 带入公式 4.12 可得：

$$t = \frac{1}{v}(2z - dz_1 - dz_2) \sqrt{\left(\frac{L_{offset}}{2z - dz_1 - dz_2}\right)^2 + 1} \quad (4.15)$$

令  $\hat{Z} = (2z - dz_1 - dz_2)/2$ ，则公式 4.15 中的旅行时可进一步表示为：

$$t = \sqrt{\left(\frac{L_{offset}}{v}\right)^2 + \left(\frac{2\hat{Z}}{v}\right)^2} \quad (4.16)$$

当采用偏移速度  $v_m$  进行偏移时，旅行时  $t_m$  为：

$$t_m = \sqrt{\left(\frac{L_{offset}}{v_m}\right)^2 + \left(\frac{2\hat{Z}_m}{v_m}\right)^2} \quad (4.17)$$

其中， $\hat{Z}_m = (2z_m - dz_1 - dz_2)/2$ 。由于观测旅行时不变，令  $t = t_m$  可得：

$$\hat{Z}_m = \sqrt{\frac{L_{offset}^2}{4}(\gamma^2 - 1) + \hat{Z}^2\gamma^2} \quad (4.18)$$

从而可进一步得到起伏地表情况下剩余曲率扫描公式 (方伍宝, 2014)：

$$z_m = (dz_1 + dz_2)/2 + \sqrt{\frac{L_{offset}^2}{4}(\gamma^2 - 1) + \frac{2z - dz_1 - dz_2}{4}\gamma^2} \quad (4.19)$$

### 4.2.2 剩余曲率谱与更新速度的关系

根据上一节中的剩余曲率扫描公式，以不同的  $\gamma$  沿扫描路径进行地震道集能量相关 (Al-Yahya, 1989)，可以进行剩余曲率谱的计算：

$$Spe(z, \gamma) = \left[ \sum_{i=1}^N U(z_i, i) \right]^{2n} / \sum_{i=1}^N U^{2n}(z_i, i) \quad (4.20)$$

其中， $U(z_i, i)$  为剩余曲率扫描路径， $z_i$  为扫描路径经过第  $i$  道时所对应的深度， $N$  为共成像点道集总道数。当数据信噪比较低时，可适当调大计算的阶数  $n$ ，以提高剩余速度谱的分辨率。

对剩余曲率谱拾取之后，RCA 对速度模型的更新方式主要通过以下两种方式进行：

#### 1. 逐层剥离法

对速度模型进行逐层剥离更新的方法，首先假设将地层分为  $N$  层，然后根据已知的第  $i$  层的速度估计第  $i+1$  层的速度，具体步骤如下：

- (1) 利用第  $i+1$  层的速度作为初始模型，将波场从第  $i$  层延拓到第  $i+1$  层；
- (2) 对第  $i+1$  层进行叠前深度偏移并获得共成像点道集；
- (3) 对共成像点道集进行剩余曲率分析，拾取剩余速度谱；
- (4) 将拾取的剩余速度用于更新第  $i+1$  层速度；
- (5) 更新速度模型并进行下一层的速度分析；

逐层剥离法可能会将浅层速度误差累积到深层，导致偏移速度不准确，不能很好地处理具有横向速度变化的数据。

#### 2. 纵向模型修正法

纵向模型修正方法通过计算每个 CDP 对应的剩余速度更新量，并进行空间插值获得整个模型的更新速度场。在进行偏移速度更新之前，需要首先利用拾取的  $(z_n, \gamma_n)$  和深度域初始模型计算平均速度，计算公式为：

$$\bar{v}_i = n_i / \left( \sum_{j=1}^{n_i} \frac{1}{v_j} \right) \quad (4.21)$$

其中， $\bar{v}_i$  和  $n_i$  分别代表第  $i$  个采样点处的平均速度和采样点数， $v_j$  为第  $i$  采样点对应的初始偏移速度值。则第一个拾取点处的速度更新量为：

$$\delta v_1 = \frac{\bar{v}_1}{\gamma_1} - \bar{v}_1 \quad (4.22)$$

进一步地，第  $i$  个拾取点处的速度更新量为：

$$\delta v_i = \frac{\frac{n_i - n_{i-1}}{v_i/\gamma_i} - \frac{n_i - n_{i-1}}{v_{i-1}/\gamma_{i-1}}}{\frac{n_i}{v_i} - \frac{n_{i-1}}{v_{i-1}}} \quad (4.23)$$

对于速度模型的层深度可直接根据拾取的剩余曲率计算：

$$z = z_{mig}/\gamma(x, z) \quad (4.24)$$

由公式 4.23和 4.24可以看出，偏移速度分析的速度和深度更新量对剩余曲率的选择比较敏感。因此，对剩余曲率谱进行准确拾取可以获得更加准确的模型更新量。

### 4.2.3 基于最优面的剩余曲率谱拾取

在剩余速度分析过程中，需要拾取剩余曲率谱中的能量团的位置用于更新速度。我们将剩余曲率谱按水平展示，其横纵坐标分别为深度和剩余曲率。我们使用  $i$  表示横坐标（深度采样点），用  $j$  表示纵坐标（剩余曲率采样点）。我们通过将动态规划算法 (Bellman et al., 2015; Hale, 2013a) 应用到剩余曲率谱拾取的问题中，将拾取最优剩余曲率的问题表示为选取剩余曲率谱能量全局最大路径的问题：

$$\arg \max_{j[i]} \sum_{i=1}^N S_{pe}[i, j[i]], \quad (4.25)$$

其中， $N$  为深度方向总采样点数， $j[i]$  为拾取路径， $S_{pe}[i, j]$  代表剩余曲率谱。我们假设相邻深度点对应的剩余曲率不会发生突变，对拾取路径的斜率进行如下约束：

$$|j[i+1] - j[i]| \leq \epsilon \quad (0 < \epsilon < 1), \quad (4.26)$$

其中， $\epsilon$  为相邻深度对应拾取点的斜率。利用动态规划算法进行最优路径拾取的原理与第3章 3.2.2 节相同，在此不再重复。

针对每个共中心点道集对应的剩余曲率谱进行最优拾取之后，我们还需要对整个模型空间进行插值和平滑，但这种方式没有考虑到构造方向的一致性，可能会造成修正量的偏差。剩余速度谱拾取需要考虑全局的构造特征，并且相邻剩余曲率拾取的趋势不能发生突变。因此，我们可以通过将剩余曲率谱按共成像点位置进行排列，直接对剩余曲率谱的三维体进行拾取，将全空间剩余曲率拾取问题转化为选取剩余曲率谱三维体能量全局最优面的问题：

$$\arg \max_{k[i,j]} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M S_{pe3d}[i, j, k[i, j]], \quad (4.27)$$

其中， $N$  和  $M$  分别为深度和剩余曲率方向的总采样点数， $k[i, j]$  为拾取最优面的位置， $S_{pe3d}[i, j, k[i, j]]$  为剩余曲率谱体。假设在深度和构造方向的剩余曲率均

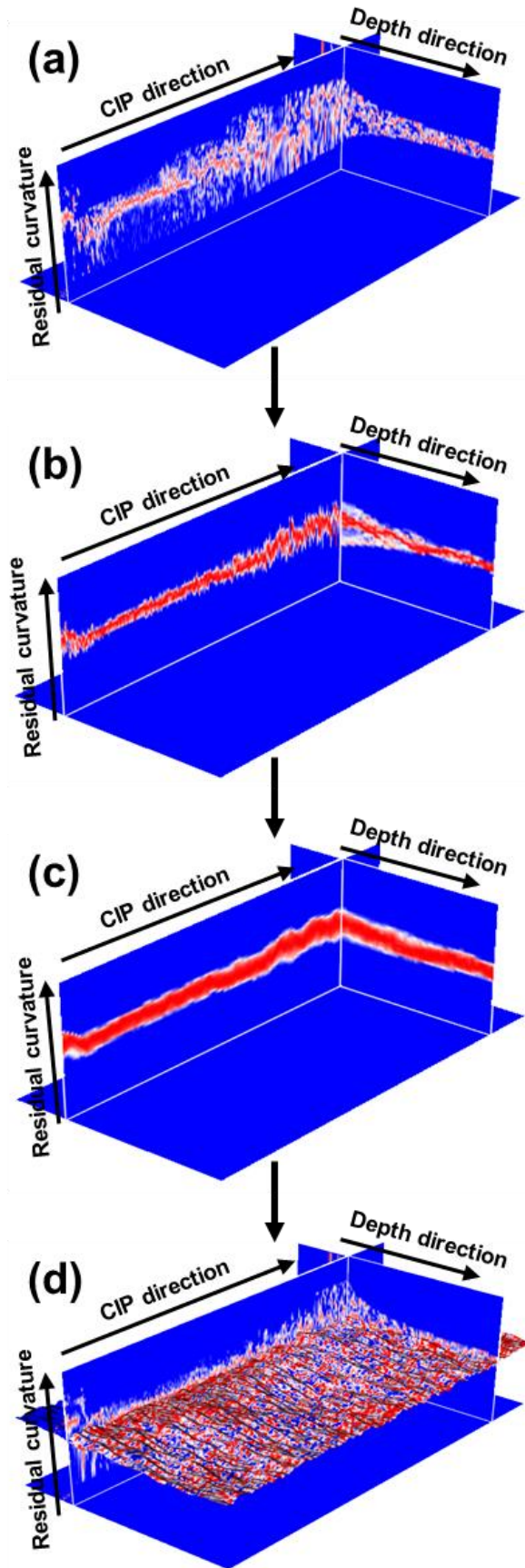


图 4.5 基于最优面剩余曲率拾取流程图。(a) 原始剩余曲率谱体；(b) 经过深度方向非线性平滑后的剩余曲率谱体；(c) 经过 CIP 方向非线性平滑后的剩余曲率谱体；(d) 基于最优面拾取结果

不发生突变，则对这两个方向的拾取斜率约束如下：

$$\begin{cases} |k[i+1, j] - k[i, j]| \leq \epsilon_i & (0 < \epsilon_i < 1) \\ |k[i, j+1] - k[i, j]| \leq \epsilon_j & (0 < \epsilon_j < 1) \end{cases} \quad (4.28)$$

其中， $\epsilon_i$  和  $\epsilon_j$  分别表示深度方向和 CIP 方向的拾取斜率，通常会选择一个较小的值（如  $\epsilon_i = \epsilon_j = 0.25$ ）用于计算过程。

图 4.5 展示了基于最优面拾取剩余曲率谱算法的流程，图中 4.5a 为按共成像点道集 (CIP) 位置排列的三维剩余曲率谱体，其坐标轴分别为时间、剩余曲率和 CIP 位置。深度-剩余曲率图展示了经过不同曲率的扫描，能量团随深度的变化，其中能量团越靠近中心位置，则代表该点的曲率越接近 1，即偏移速度越接近真实速度。CIP-剩余曲率图展示了，在不同曲率扫描情况下，能量团随着 CIP 位置的变化情况，在此平面的拾取结果应该是具有一致性的平缓变化，即相邻 CIP 具有相似的剩余曲率。图 4.5b 为在深度方向应用斜率平滑约束之后的非线性平滑结果，动态规划的正向累积和反向累积过程突出了深度方向的全局能量特征，但此时的能量谱体没有经过构造方向的约束，在 CIP 方向的能量特征不够连续。图 4.5c 在图 4.5b 的基础上，在 CIP 方向进一步地应用斜率平滑约束的非线性平滑，此时的能量谱体在深度和构造方向均具有一致性，与原始剩余曲率谱相比，随机噪音被大大衰减，展示出了更好的空间和能量一致性。最终，通过对图 4.5c 的每个深度-剩余曲率切片应用正向累积和反向追踪实现最优面拾取，拾取结果如图 4.5d 所示，该拾取结果兼顾了深度方向和构造方向 (CIP 方向) 能量的一致性，相比传统插值结果更加连续和可信。

#### 4.2.4 反射位置确定与基于动态规划的 CIG 道集拾取

剩余曲率分析方法往往基于横向速度变化均匀、小偏移距和反射层位水平的假设，对于横向速度变化强烈的复杂构造区域无法进行准确的速度更新。层析反演能够通过拟合观测旅行时更新射线路径上的速度值，理论上可以获得更加精细的速度模型。成像域层析反演通过拉平 CIG 道集实现速度更新，在每次反演迭代过程中，准确拾取 CIG 同相轴十分关键。

目前，拾取 CIG 道集主要面临两个问题：反射点的定位和反射同相轴的拾取。在本章中，我们从精确拾取的剩余曲率谱最优面中提取二维路径，并通过计算该路径的极大值点定位反射点的位置。在对 CIG 道集反射同相轴拾取时，我们首先需要根据反射点位置确定一个时窗，其横纵坐标分别为偏移距和采样深度。我们使用  $i$  表示横坐标（偏移距采样点），用  $j$  表示纵坐标（深度采样点）。我们通过将动态规划算法 (Bellman et al., 2015; Hale, 2013a) 应用到 CIG 道集拾取的问题中，将拾取反射同相轴的问题表示为搜索全局最小/最大路径的问题。假设拾取的同相轴一致性地通过波峰位置，则通过计算全局最大值进行拾取：

$$\arg \max_{j[i]} \sum_{i=0}^{N-1} g[i, j[i]], \quad (4.29)$$

其中,  $N$  为偏移距方向总采样点数,  $j[i]$  为拾取路径,  $g[i, j]$  代表所选时窗内的 CIG 道集。在经过深度偏移后的 CIG 道集中, 同相轴弯曲程度较小, 可对拾取路径采用小斜率约束:

$$|j[i+1] - j[i]| \leq \epsilon \quad (0 < \epsilon < 1), \quad (4.30)$$

利用动态规划算法对 CIG 道集进行最优路径拾取主要包括非线性平滑、反向累积和正向追踪, 其中非线性平滑的原理详见第 3 章 3.2.2 节。经过非线性平滑之后, 同相轴的能量被突出, 我们需要进一步对平滑后的道集  $g_s[i, j]$  进行反向累积获得累积能量图  $a[i, j]$ 。然后通过对  $a[i, j]$  从左往右进行正向追踪获取最终的拾取路径  $j[i]$ 。正向追踪的起点位于  $a[i, j]$  第一列的种子点处  $a[1, j]$ :

$$j[0] = a[0, j]. \quad (4.31)$$

在公式 4.30 中斜率的约束下, 基于动态规划的最优路径  $l = j[i]$  通过递归搜索其最后一列  $j[i+1]$  的最大值进行选取:

$$\begin{aligned} l &= j[0], \\ j[i+1] &= \arg \max_{l-1, l, l+1} \begin{cases} a[i+d, l-1] + \sum_{k=i+1}^{i+d-1} g_s[k, l-1] \\ a[i+1, l] \\ a[i+d, l+1] + \sum_{k=i+1}^{i+d-1} g_s[k, l+1] \end{cases} \quad (4.32) \\ &\text{for } i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned}$$

其中,  $j[i]$  为 CIG 道集拾取点位置,  $d$  表示拾取步长, 为接近  $\frac{1}{\epsilon}$  的整数。经过上述步骤, 我们便可以准确地对反射点位置所对应的反射同相轴进行准确拾取。

将基于最优面拾取的剩余速度分析和 CIG 道集拾取应用于成像域层析反演, 具体的工作步骤为:

步骤 1: 将剩余曲率谱按 CIP 道集位置排列生成剩余曲率谱体, 并对其应用最优面拾取获取剩余曲率;

步骤 2: 从三维体中提取二维剩余曲率谱及其对应的拾取路径, 计算路径的极值点作为反射同相轴位置 (种子点);

步骤 3: 按一定的时窗取出种子点对应的 CIG 道集, 并对其应用动态规划算法拾取反射同相轴;



步骤4: 将反射信息输入层析反演方程中求解模型更新量(模型更新量也可以从步骤1中对剩余曲率应用层剥离法或纵向模型修正法获得);

步骤5: 更新速度模型, 将其应用于叠前深度偏移, 观察成像道集是否拉平;

步骤6: 若道集拉平, 则输出偏移结果和速度模型; 若道集未拉平, 则重新生成剩余曲率谱, 重复步骤1~6。

上述步骤的流程如图4.6所示:

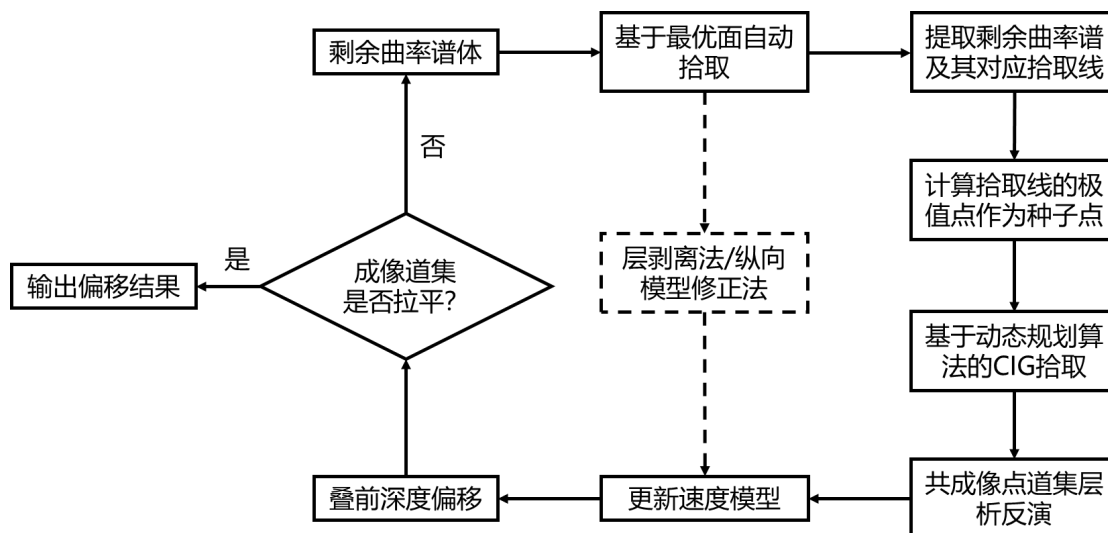


图4.6 基于最优面拾取的剩余曲率分析和CIG道集拾取应用于成像域层析反演的流程

### 4.3 实际数据一测试

为了验证基于动态规划的数据自动拾取方法在实际数据中的可行性和适用性, 选择某工区地震资料进行测试。该工区数据浅部反射特征明显, 具有较好的横向一致性, 但地层吸收问题较严重, 深层反射信号被严重衰减, 地震反射能量弱, 信号频率低, 进而造成深部反射同相轴能量弱, 薄层反射识别困难, 这也为剩余曲率在深部的拾取带来了挑战。

图4.7a中展示了按CIP道集位置排列的三维剩余曲率谱体。沿深度方向为传统的二维剩余曲率谱, 谱中的红色能量团较多, 代表此道集中存在较多的反射同相轴; 沿CIP方向为构造特征谱, 谱中能量较连续与地震偏移剖面中反射同相轴连续相对应, 代表了剖面具有较强的横向构造一致性。将最优面拾取算法应用于剩余曲率谱体可以有效提高拾取效率, 并通过综合考虑深度方向和CIP方向的能量特征, 获得如图4.7b所示的全局最优的拾取结果。该拾取面较平滑, 横向不存在突变, 拾取面中的红色条带也体现了剩余曲率在构造方向的一致性。

在本章中, 剩余曲率谱的拾取结果除用于提供层析反演初始模型之外, 主要用于进一步指导CIG道集拾取, 为基于成像道集的层析反演提供数据基础。

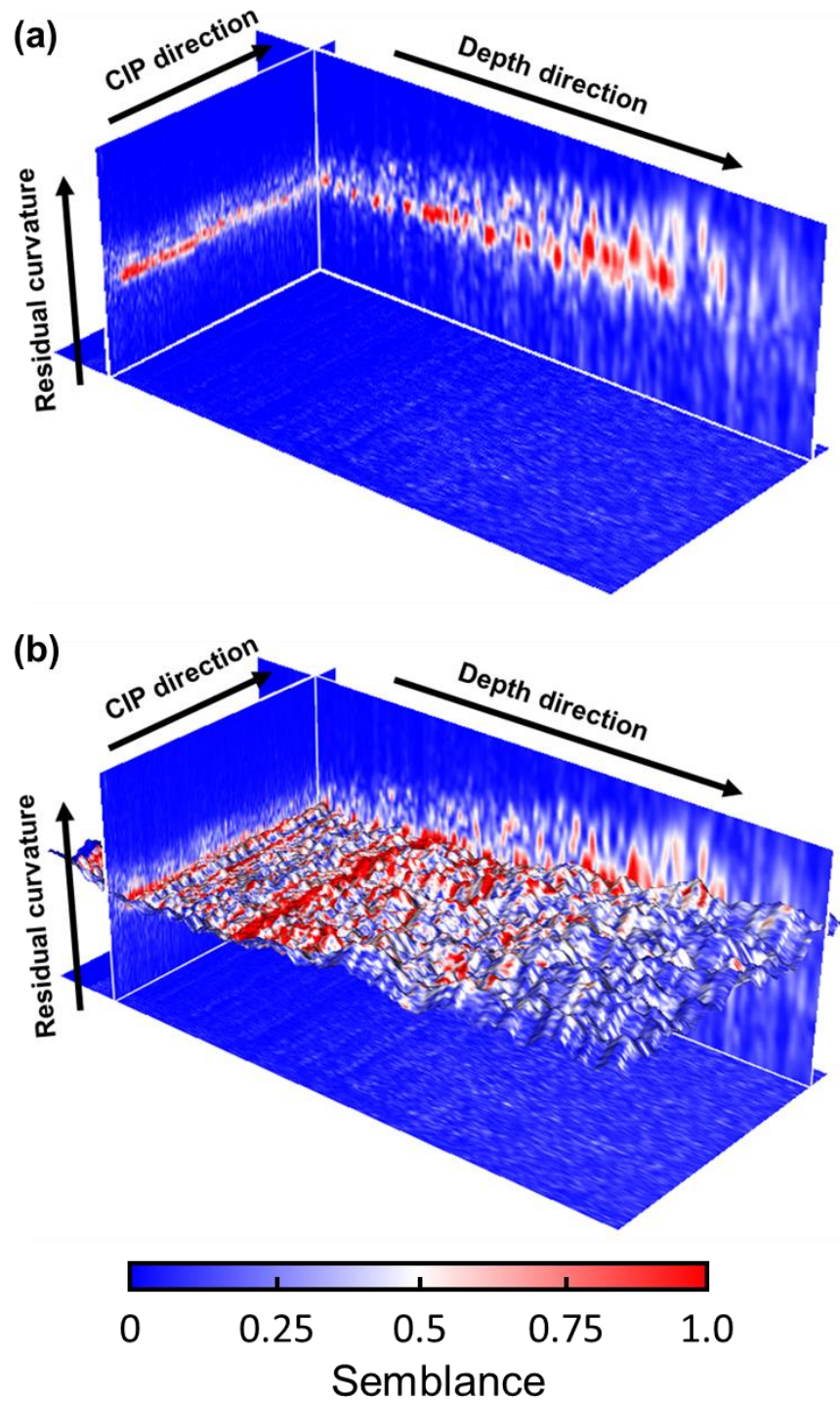


图 4.7 (a) 按 CIP 道集位置排列的剩余曲率谱体；(b) 基于最优面拾取的结果。

图 4.8 为从三维剩余曲率谱体中提取的二维剩余曲率谱及其对应的拾取路径。图 4.8a 和 4.8c 分别为 CIP 为 300 和 500 处对应的剩余曲率谱，浅部能量较强且反射层密集，但由于地层吸收作用，深部能量较弱。图 4.8b 和 4.8d 中的黄线分别为 CIP 为 300 和 500 处对应的拾取路径，该结果在浅部对能量团具有很好的拟合，同时对于深部随机干扰强的区域仍能够得到全局最优的结果。

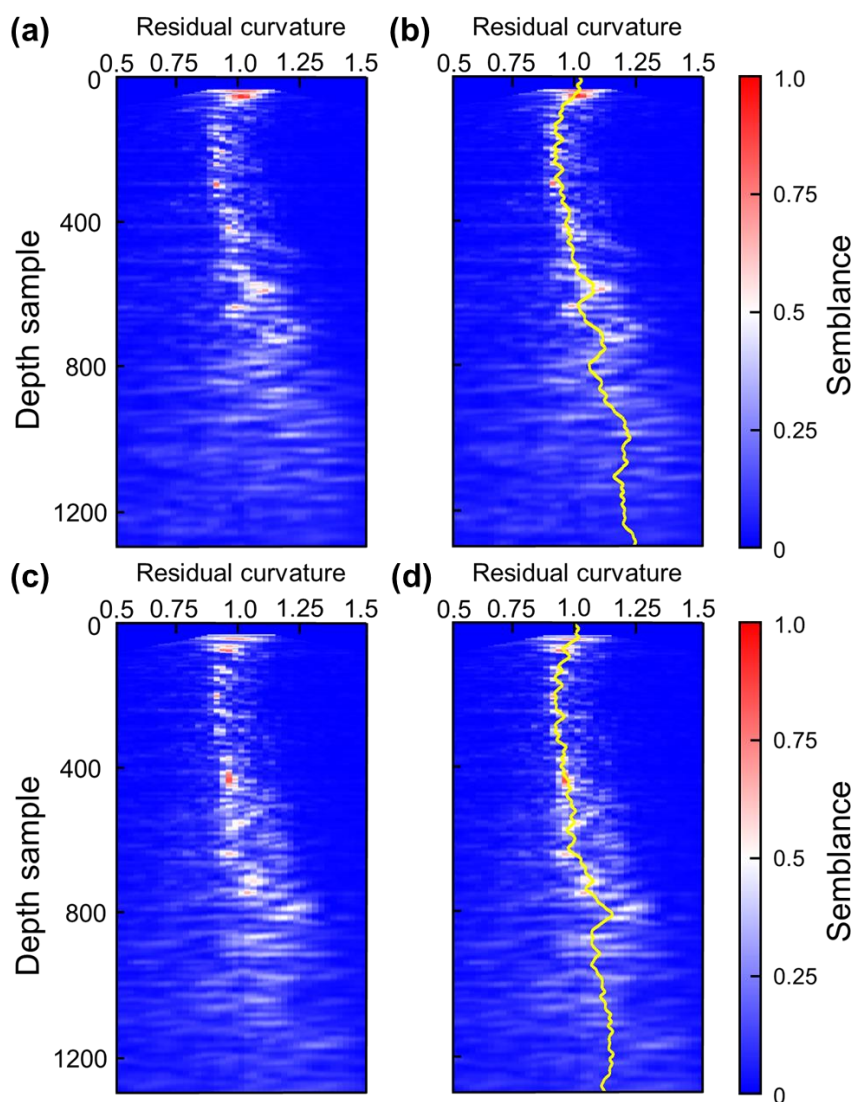


图 4.8 二维剩余曲率谱及其对应的拾取路径。(a) CIP=300 处道集对应的剩余曲率谱；(b) 提取拾取面中 CIP=300 处对应的拾取路径；(c) CIP=500 处道集对应的剩余曲率谱；(d) 提取拾取面中 CIP=500 处对应的拾取路径。

由于剩余曲率谱中的能量团与道集中的反射同相轴有较好的对应性，我们如果能确定拾取路径对应能量团所在位置便可以确定反射同相轴的深度值。我们首先提取拾取路径对应的谱能量值，然后其应用递归高斯滤波从而减弱随机噪声的干扰。图 4.9a 和 4.9c 分别为 CIP 为 300 和 500 处拾取路径对应的剩余曲率谱能量值，红点为根据能量曲线计算的极大值，用于确定反射同相轴深度位置。在实际数据应用时，红点对应的较小数值可能是由随机噪声产生的，因此在将其作为种子点之前需要根据道集情况对较小振幅对应的反射点位置进行去除。图 4.9b 和 4.9d 分别为 CIP 为 300 和 500 处的道集，红色圆圈作为种子点与图 4.9a 和 4.9c 中的红点对应，黄线为对反射同相轴的拾取线。本数据初始模型较准确，因此 CIG 道集在经过叠前深度偏移之后几乎被拉平，经过基于动态规划算法的反射同相轴拾取可以进一步提供精细的反射深度数据，为反射层析反



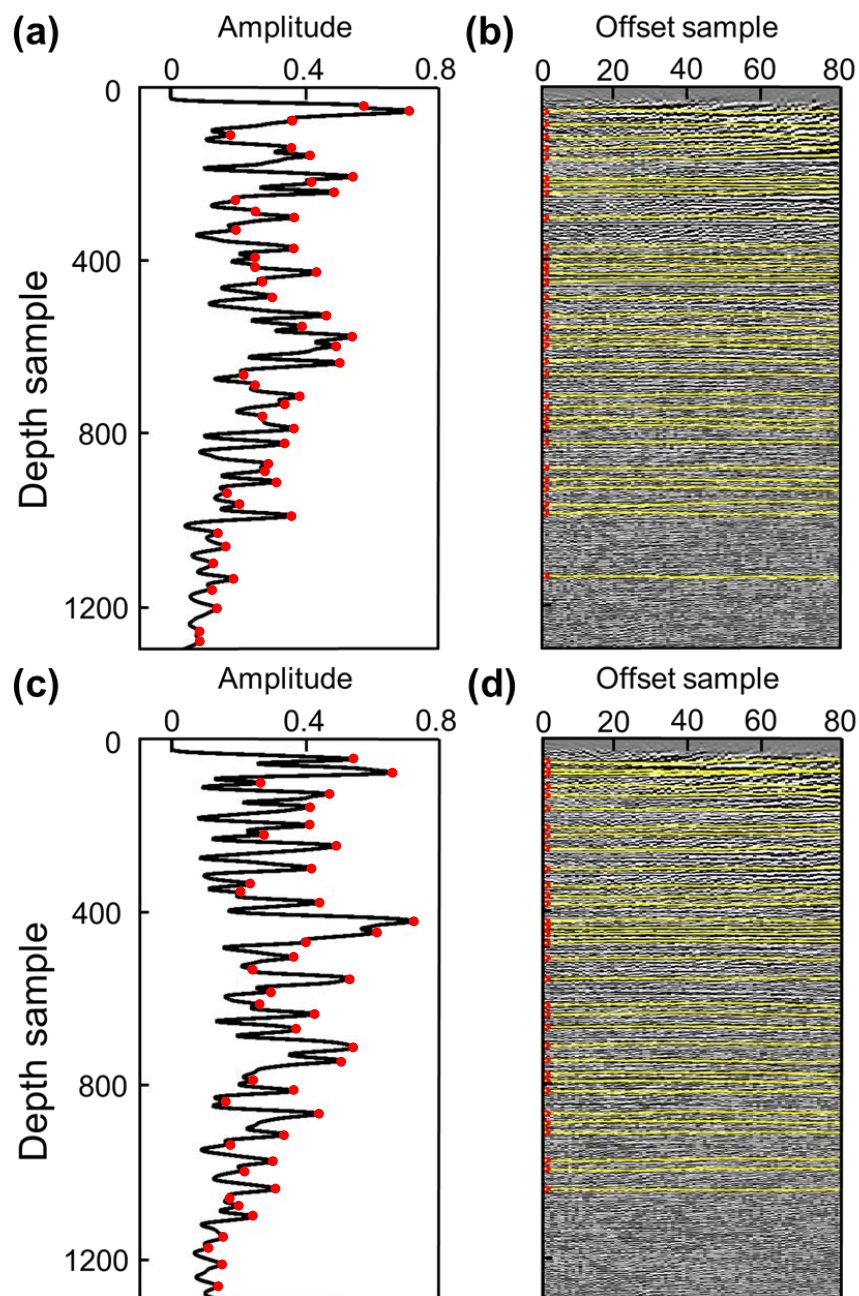


图 4.9 (a) CIP=300 处拾取路径对应剩余曲率谱能量值及反射点位置；(b) CIP=300 处共中心点道集拾取结果；(c) CIP=500 处拾取路径对应剩余曲率谱能量值及反射点位置；(d) CIP=500 处共中心点道集拾取结果。

演更高分辨率的速度模型提供数据基础。

将本方法拾取的准确道集数据用于层析反演对速度模型进行迭代更新可进一步提高建模分辨率。利用更新后的速度模型对工区应用叠前深度偏移，与原始剖面相比，新剖面整体分辨率有了一定提高，中浅部与速度模型中薄层对应的同相轴更加平直和连续，深部同相轴的画弧现象也减少，横向连续的反射同相轴增多，这也与本工区的地质背景相吻合（由于数据保密原因，本部分与剖面相关的内容未做展示）。

## 4.4 实际数据二测试

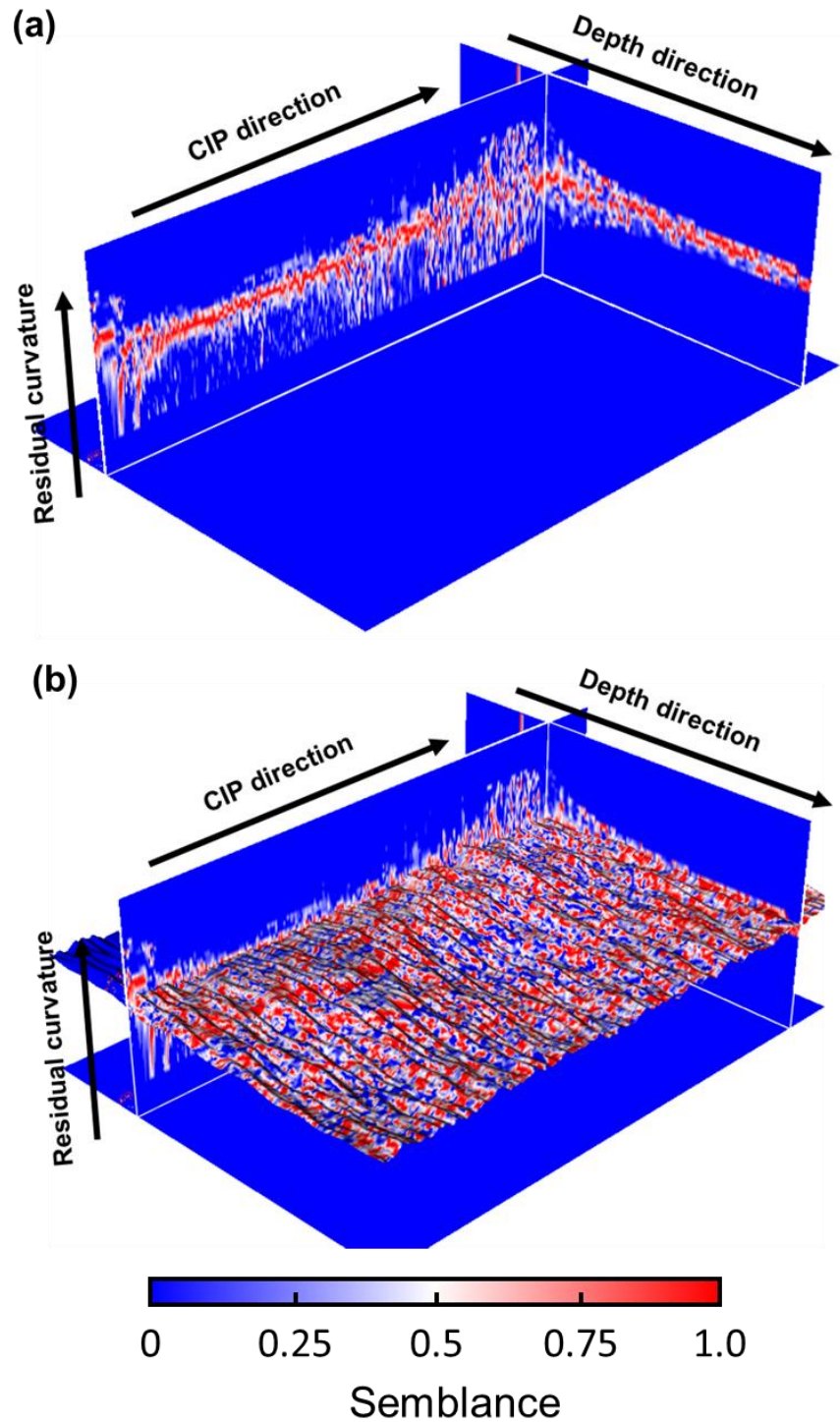


图 4.10 (a) 测线 2 数据对应的剩余曲率谱体；(b) 基于最优面拾取的结果。

我们将本章的方法应用于塔里木盆地某工区，以验证其在复杂构造区的可行性。该工区位于山前复杂构造区，地表起伏剧烈，近地表低速带厚度及速度变化剧烈，地下构造高陡复杂，这造成了该区域地震资料的地震波场复杂、噪声发育、资料品质差、信噪比低。另外，该区域的构造存在明显的东西分段特征，

在空间上存在明显的构造差异，东段为农田区域，地震资料信噪比较高，过渡带为戈壁区域，西段为山前和山体区域，地震资料信噪比极低。由于该地区地表及地下结构双复杂，速度场空间变化快，因此建立的速度模型及成像难度大。叠前深度偏移能够适应复杂构造成像，将其与偏移速度分析相结合进行建模和成像是解决速度横向变化剧烈的复杂构造工区的有效方法。对于本数据中信噪比较低的情况，准确拾取数据是提高层析反演精度的关键。

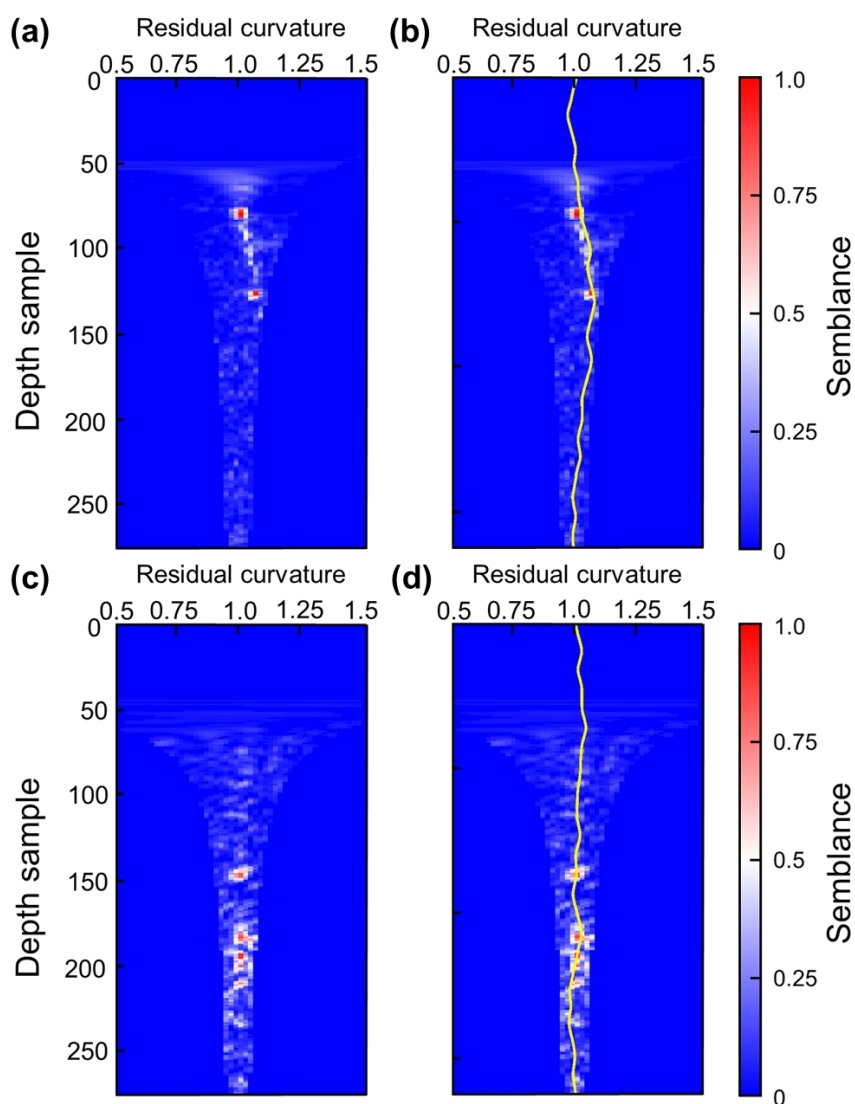


图 4.11 二维剩余曲率谱及其对应的拾取路径。(a) CIP=300 处道集对应的剩余曲率谱；(b) 提取拾取面中 CIP=300 处对应的拾取路径；(c) CIP=800 处道集对应的剩余曲率谱；(d) 提取拾取面中 CIP=800 处对应的拾取路径。

在本文中，我们主要对该工区的两条测线数据进行了处理。图 4.5a 和 4.10a 分别展示了测线 1 和测线 2 数据对应的三维剩余曲率谱体，其中测线 2 较测线 1 更接近山前区域，数据信噪比相对更低。沿 CIP 方向的谱能量分布展示了该区域的构造特征，东段的农田区域对应的剩余曲率谱能量也较为连续，西段的山前和山体区域对应的剩余曲率谱能量分散，噪声严重，这也说明了山前区域的反射



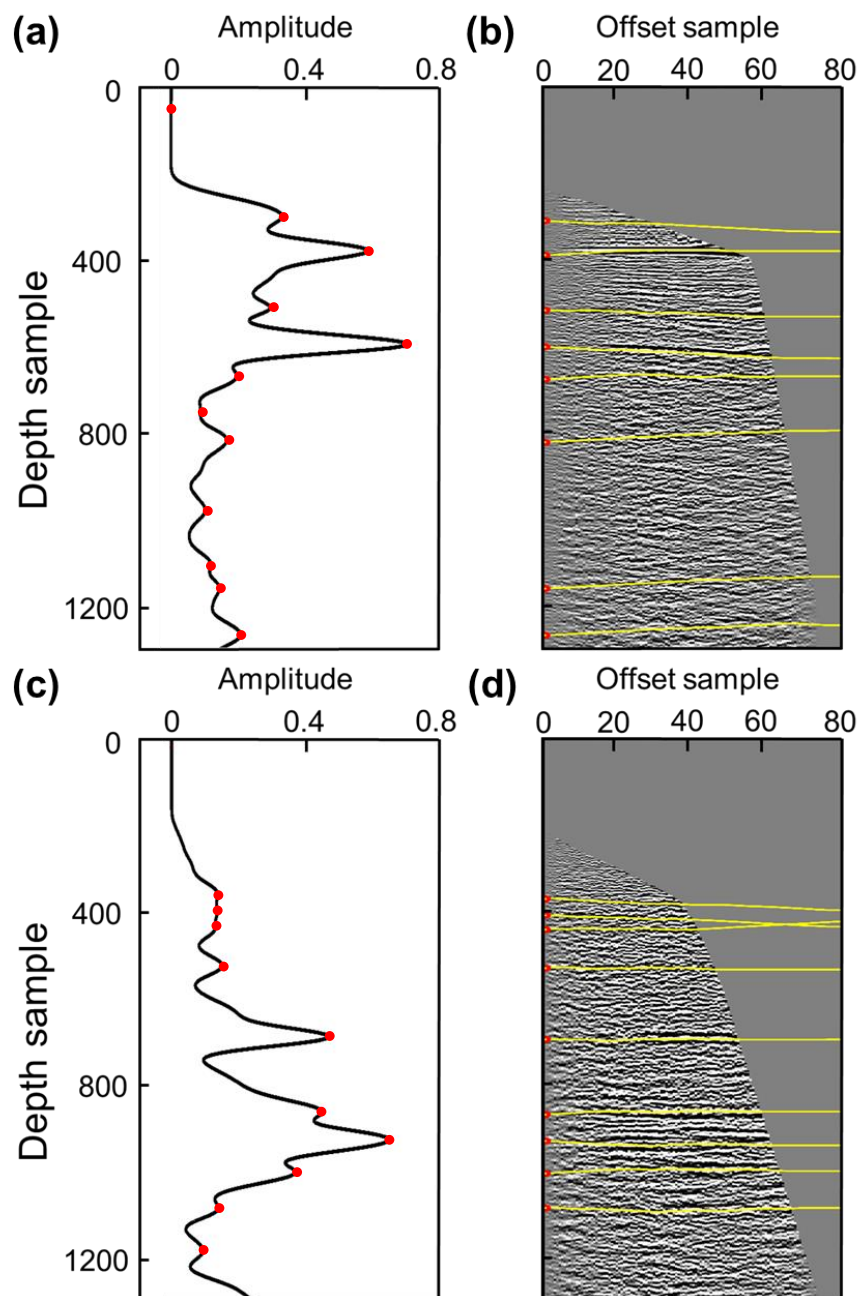


图 4.12 (a) CIP=300 处拾取路径对应剩余曲率谱能量值及反射点位置；(b) CIP=300 处共中心点道集拾取结果；(c) CIP=800 处拾取路径对应剩余曲率谱能量值及反射点位置；(d) CIP=800 处共中心点道集拾取结果。

波能量被噪声覆盖，很难获取有效反射波能量。沿深度方向的二维剩余曲率谱能量同样反映了道集特征，反射波受噪声干扰严重，同相轴对应的能量团不集中，这给拾取工作带来了很大的困难。基于动态规划的最优面拾取算法通过对深度方向和 CIP 构造方向应用非线性平滑，突出深度方向的反射波能量特征以及 CIP 方向的构造能量特征，针对全局特征优化之后的剩余曲率谱体进行拾取。图 4.5d 和 4.10b 分别展示了对测线 1 和测线 2 对应的速度谱体拾取的最优面拾取结果。由于在拾取过程中加入了平缓斜率约束，拾取面较平滑，相邻剩余曲率拾取不存

在突变，受数据资料噪声影响较小。

为了直观地展示最优面算法拾取剩余曲率的效果，我们以测线 2 的拾取结果（图 4.10b）为例进行说明。图 4.11 为二维剩余曲率谱及其对应的拾取路径展示。图 4.11a 对应于东段的 CIP 为 300 区域，该段地震资料质量较好，在浅层有明显的反射波能量。图 4.11b 中的黄线很好的拟合了能量团，在深部能量团弱的情况下可以根据相邻谱的能量获取相对准确的拾取结果；图 4.11c 对应于西段的 CIP 为 800 区域，该段资料位于山前区域，浅部反射层受噪声影响大，深部反射能量较强。图 4.11d 中的黄线在深部区域拟合了能量团，在浅部反射能量均较弱的情况下拾取结果也与能量团对应，拾取结果在深度方向没有发生突变。

图 4.12a 和 4.12c 分别为 CIP 为 300 和 800 处拾取路径对应的剩余曲率谱经过递归高斯滤波后的能量值，红点为根据能量曲线计算的极大值，用于确定反射同相轴深度位置。由于此数据信噪比较低，利用求取剩余曲率谱能量团极大值的方法可以快速准确的确定反射同相轴位置。选择振幅较大的红色点作为道集拾取的种子点，CIP 为 300 处的道集拾取结果如图 4.12b 所示，黄线为反射同相轴的拾取线，其在浅部反射特征明显的区域与数据拟合良好，在深部数据质量较差的区域能够获得全局最优的拾取结果；CIP 为 800 处的道集拾取结果如图 4.12d 所示，深部反射同相轴得到了准确的拾取结果，浅部的同相轴也同样被识别出来并获得了准确拾取。

将本方法拾取的准确道集数据用于层析反演更新速度，并利用叠前深度偏移验证更新后速度模型的准确性。更新后的偏移剖面在东段数据质量较好的区域成像质量得到了进一步提高，同相轴的连续性得到增强，在西段的山前及山体区域成像结果中层位和断层更加明显，潜山顶界面成像质量得到了增强，同相轴形态更加明显，为进一步地震解释提供了更加精细的结果（由于数据保密原因，本部分与剖面相关的内容未做展示）。

## 4.5 本章小结

本章中提出了用于成像道集层析反演的基于动态规划算法的数据自动拾取方法，主要包括剩余曲率拾取、反射点位置确定和 CIG 道集拾取。该方法首先对三维剩余曲率谱体进行最优面拾取，通过综合考虑深度方向和 CIP 方向的能量特征，获得了具有构造一致性的剩余曲率场，从而为层析反演提供更加准确的初始模型；进一步地，根据剩余曲率拾取路径提取谱能量极大值位置用于确定反射点位置，为 CIG 道集拾取反射同相轴提供种子点，同时也减少了人工解释的误差；最后，根据反射点位置对 CIG 道集应用基于动态规划算法的全局最优拾取，能够提高反射同相轴的拾取准确性。我们将该方法应用到某实际工区数据的



拾取结果表明,该方法能够在深部反射被衰减的情况下,对薄层反射数据进行全局最优拾取;塔里木盆地某工区的拾取结果表明,该方法在地表地下双复杂的山前区域仍然能够稳定准确地拾取,具有良好的抗噪性,可以获得具有全局一致性的结果,为层析反演提供良好的数据基础。



## 第 5 章 基于隐式构造模型约束的全波形反演

### 5.1 引言

全波形反演 (FWI) 因可以通过拟合全波场信息获得高分辨率速度模型而被广泛研究 (Lailly et al., 1984; Tarantola, 1984; Virieux et al., 2009)。然而, 由于 FWI 的强非线性, 反演过程容易陷入局部最小值, 导致解空间中的速度模型虽然拟合数据但并无地质意义。工业界有很多经验丰富的地震和地质解释人员, 他们对勘探工区通常有更深刻的地质认识, 但这些地质认识并没有反馈到速度反演中, 导致速度建模与地震解释通常是割裂的。先验信息提供了一种解决 FWI 非唯一性的方案, 有助于获得更准确和地质上更加合理的反演结果。Albertin et al. (2013), Almomin et al. (2013) 和 Alkhalifah (2015) 通过对反演更新的梯度进行滤波和预处理等策略, 实现了更高精度的建模, 为利用梯度引入先验信息从而约束反演过程提供了可行的方案。

本研究提出了一种基于隐式构造模型约束的全波形反演 (ICCFWI) 方法 (具体流程如图 5.1 所示)。该方法首先利用初始速度模型进行叠前深度偏移, 通过对偏移剖面进行地震解释生成隐式构造模型, 然后将隐式构造模型用于对 FWI 的梯度进行全局约束处理, 从而使反演结果在拟合地震波形数据的同时又与地质构造有更高的匹配度, 提高速度建模的精度。本章首先介绍全波形反演的基本理论, 然后介绍隐式构造模型与速度建模的关系, 进而介绍将隐式构造模型用于约束全波形反演的原理, 最后, 我们通过四层合成模型与 Overthrust 模型验证本方法的可行性并将其进一步应用到了安哥拉地区实际数据。

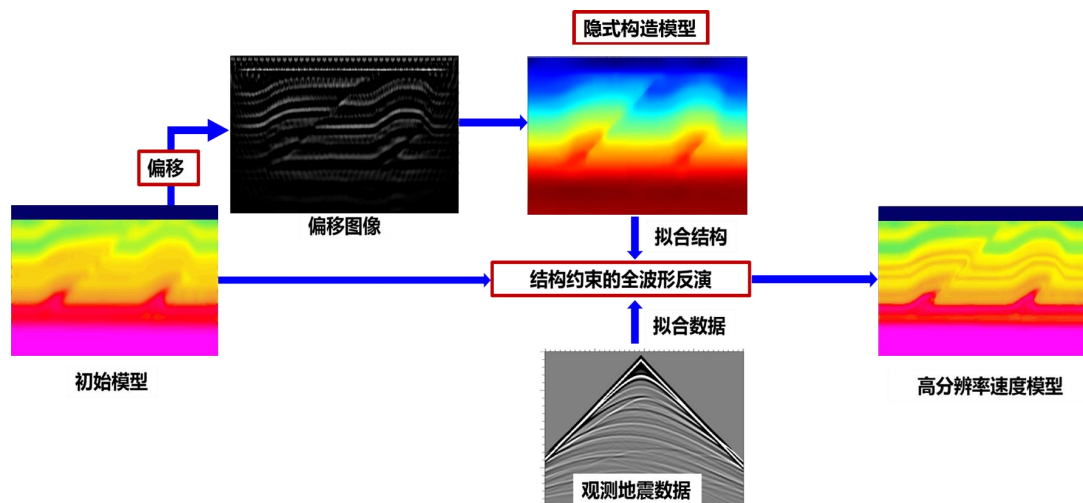


图 5.1 隐式构造模型约束全波形反演流程图

## 5.2 方法介绍

本节中，我们首先对全波形反演更新速度模型过程中涉及到的相关理论基础进行介绍，然后通过介绍隐式构造模型与速度模型的关系，进而解释将其用于反演过程的物理基础，最后介绍隐式构造模型约束全波形反演的算法实现以及工作流程。

### 5.2.1 全波形反演

全波形反演可以表述为全波场数据的最小二乘拟合问题 (Zhang et al., 2020)。基本原理是求得一个模型  $\mathbf{m}$ ，使得合成数据  $\mathbf{d}_{\text{syn}}$  和观测数据  $\mathbf{d}_{\text{obs}}$  之间的差最小。反演的目标函数  $\Phi(\mathbf{m})$  可表述为为：

$$\Phi(\mathbf{m}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{d}_{\text{syn}}(\mathbf{m}) - \mathbf{d}_{\text{obs}}(\mathbf{m})\|^2 \quad (5.1)$$

全波形反演是一个非常复杂的非线性问题，需要通过局部最优化的方法进行迭代求解。反演基于给定的初始模型，通过多次迭代得到满足条件的模型，迭代公式可表述为：

$$\mathbf{m}_{k+1} = \mathbf{m}_k + \alpha_k \delta \mathbf{m}_k \quad (5.2)$$

其中  $k$  为迭代次数， $\mathbf{m}_{k+1}$  和  $\mathbf{m}_k$  分别是第  $k+1$  次和第  $k$  次迭代中的模型参数， $\alpha_k$  是第  $k$  次迭代的更新步长， $\delta \mathbf{m}_k$  为第  $k$  次迭代的搜索方向。

为了求取  $\delta \mathbf{m}_k$ ，我们将目标函数  $\Phi(\mathbf{m})$  在  $\mathbf{m}_k$  处泰勒展开，忽略二阶以上高阶项可得：

$$\Phi(\mathbf{m}_k + \delta \mathbf{m}_k) \approx \Phi(\mathbf{m}_k) + \delta \mathbf{m}_k \frac{\partial \Phi(\mathbf{m}_k)}{\partial \mathbf{m}} + \frac{1}{2} \delta \mathbf{m}_k \frac{\partial^2 \Phi(\mathbf{m}_k)}{\partial \mathbf{m}^2} \delta \mathbf{m}_k^* \quad (5.3)$$

对  $\delta \mathbf{m}_k$  求导可得：

$$\frac{\partial \Phi(\mathbf{m}_k + \delta \mathbf{m}_k)}{\partial \delta \mathbf{m}_k} = \frac{\partial \Phi(\mathbf{m}_k)}{\partial \mathbf{m}} + \delta \mathbf{m}_k \frac{\partial^2 \Phi(\mathbf{m}_k)}{\partial \mathbf{m}^2} \quad (5.4)$$

在  $\frac{\partial \Phi(\mathbf{m}_k + \delta \mathbf{m}_k)}{\partial \delta \mathbf{m}_k} = 0$  时，目标函数  $\Phi(\mathbf{m})$  达到极小值， $\delta \mathbf{m}_k$  即可表示为：

$$\delta \mathbf{m}_k = - \left[ \frac{\partial^2 \Phi(\mathbf{m}_k)}{\partial \mathbf{m}^2} \right]^{-1} \frac{\partial \Phi(\mathbf{m}_k)}{\partial \mathbf{m}} \quad (5.5)$$

式中， $\mathbf{g}(\mathbf{m}) = \frac{\partial \Phi(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}}$  为目标函数的梯度， $\mathbf{H}(\mathbf{m}) = \frac{\partial^2 \Phi(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}^2}$  为 Hessian 矩阵。在非线性问题中，Hessian 矩阵的逆通常是奇异的，且求解过程对计算空间需求量非常高，难以适应大数据量计算。共轭梯度法避免对 Hessian 矩阵的计算，基于本次迭代的梯度  $\mathbf{g}(\mathbf{m}_k)$  和上次迭代的方向  $\mathbf{c}(\mathbf{m}_{k-1})$  构造新的共轭方向  $\mathbf{c}(\mathbf{m}_k)$ ：

$$\begin{cases} \mathbf{g}(\mathbf{m}_k), & k = 1 \\ \mathbf{g}(\mathbf{m}_k) + \beta \mathbf{c}(\mathbf{m}_{k-1}), & k > 1 \end{cases} \quad (5.6)$$

其中,  $\beta$  为权重因子, 可表示为:

$$\beta_k = \frac{(\mathbf{g}(\mathbf{m}_k))^T (\mathbf{g}(\mathbf{m}_k) - \mathbf{g}(\mathbf{m}_{k-1}))}{(\mathbf{g}(\mathbf{m}_{k-1}))^T \mathbf{g}(\mathbf{m}_{k-1})} \quad (5.7)$$

基于共轭梯度法的公式 5.2 可表示为:

$$\mathbf{m}_{k+1} = \mathbf{m}_k - \alpha_k \mathbf{c}(\mathbf{m}_k) \quad (5.8)$$

目标函数对速度模型的梯度  $\mathbf{g}(\mathbf{m})$  可表示为:

$$\mathbf{g}(\mathbf{m}) = \frac{\partial \Phi(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}} = \left( \frac{\partial \mathbf{d}_{\text{syn}}(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}} \right)^T (\mathbf{d}_{\text{syn}}(\mathbf{m}) - \mathbf{d}_{\text{obs}}) \quad (5.9)$$

梯度的求解可以通过炮点正传波场与接收点反传的残差波场互相关得到。在时间域全波形反演中, 每一炮的正反传波场均独立计算, 最终的梯度为所有炮的梯度叠加求和的结果。

对步长  $\alpha_k$  的计算基于三点抛物法进行计算: 首先, 通过在残差函数最优点附近取三个点并利用这三个点构造一条抛物线, 将抛物线的极值点作为残差函数的最优点近似; 然后此次选取的最优点可以作为下一次迭代的新构造点, 用于重新构造新的抛物线和选取最优点。经过三点抛物法搜索之后, 第  $k$  次迭代的最优化迭代步长可表示为 (刘聪 等, 2019):

$$\alpha_k = \frac{1}{2} \frac{(\alpha_{k1}^2 - \alpha_{k2}^2)E_{\alpha_{k0}} + (\alpha_{k2}^2 - \alpha_{k0}^2)E_{\alpha_{k1}} + (\alpha_{k0}^2 - \alpha_{k1}^2)E_{\alpha_{k2}}}{(\alpha_{k1} - \alpha_{k2})E_{\alpha_{k0}} + (\alpha_{k2} - \alpha_{k0})E_{\alpha_{k1}} + (\alpha_{k0} - \alpha_{k1})E_{\alpha_{k2}}} \quad (5.10)$$

其中,  $\alpha_{k1}$ 、 $\alpha_{k2}$ 、 $\alpha_{k3}$  为第  $k$  次迭代过程中所构造的三个点对应的步长,  $E_{\alpha_{k0}}$ 、 $E_{\alpha_{k1}}$ 、 $E_{\alpha_{k2}}$  为第  $k$  次迭代过程中所构造的三个点对应的残差函数值。

总体来说, 全波形反演过程可以总结为以下步骤:

步骤 1: 构建初始模型  $\mathbf{m}_0$ ;

步骤 2: 基于当前第  $k$  次迭代的模型  $\mathbf{m}_k$  计算正演理论数据  $d_{\text{syn}}(\mathbf{m}_{k+1})$ ;

步骤 3: 计算观测数据  $\mathbf{d}_{\text{obs}}(\mathbf{m})$  和正演理论数据  $\mathbf{d}_{\text{syn}}(\mathbf{m})$  并判断  $(\mathbf{d}_{\text{syn}}(\mathbf{m}) - \mathbf{d}_{\text{obs}}(\mathbf{m}))$  是否满足误差需求, 若满足进入步骤 8, 若不满足进入步骤 4;

步骤 4: 计算更新梯度  $\mathbf{g}(\mathbf{m}_k)$ ;

步骤 5: 计算共轭方向  $\mathbf{c}(\mathbf{m}_k)$ ;

步骤 6: 计算更新步长  $\alpha_k$ ;

步骤 7: 更新速度模型  $\mathbf{m}_{k+1} = \mathbf{m}_k - \alpha_k \mathbf{c}(\mathbf{m}_k)$ , 循环步骤 2 ~ 7 直至满足收敛条件;

步骤 8: 输出反演模型  $\mathbf{m}_k$ 。

### 5.2.2 隐式构造模型与速度建模的关系

隐式构造模型主要通过综合解释地震以及测井数据体中的各类地质构造以及地层信息构建，可以高效地描述地下空间任意网格点的构造信息 (伍新明 等, 2022; Caumon et al., 2012; Collon et al., 2015)。当只有稀疏的解释数据时，隐式构造模型对于理解地下空间结构展布具有重要意义。将隐式构造模型作为约束，结合不同的观测手段或者反演方法可以构建精细的物性参数模型。

在本研究中，我们采用相对地质年代模型作为隐式构造模型，用于表述地下构造信息。相对地质年代 (Relative geologic time, RGT) 模型代表了存储地震解释信息的一种方式，其概念和产生方法由 Stark (2004) 提出。图 5.2 展示了地震图像与 RGT 的关系，与地震图像 (图 5.2a) 中的数值表示振幅大小不同，RGT 模型 (图 5.2b) 中的每个点的数值仅代表相对地质时间，数值的大小代表该点相对于其它点的沉积先后顺序，数值越大则地层相对越老。RGT 本质上就是将沉积时间与地质上合理的层位联系起来，其等值线可以用于表示地震图像中的层位，而数值不连续则表示该区域可能存在断层、河道或不整合面等特殊地质构造 (如图 5.2c 所示)。相比于常规稀疏的地震解释方法，RGT 可以提供空间中任一点的构造信息，能够隐式地对整个模型区域的构造进行表达，使得地震图像中更多的数据被解释。

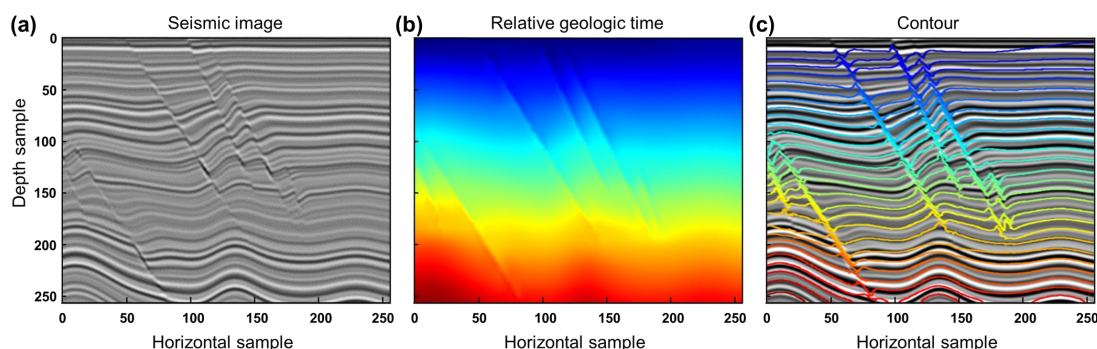


图 5.2 (a) 合成地震图像；(b) 与合成地震图像对应的相对地质年代模型；(c) 相对地质年代模型等值线与地震图像叠加显示图。

RGT 已经被广泛地应用于层位提取 (Wu et al., 2015)、地层解释 (Karimi et al., 2015)、沉积学解释 (Hongliu et al., 2012) 和储层参数建模 (Cubizolle et al., 2015) 等领域。它不仅能够追踪出符合地质构造的所有层位，还能够揭示地层的沉积历史、古地理环境和构造演化等信息，对于油气勘探和开发具有十分重要意义。假设同一地质年代沉积的地层具有相似的物性参数 (如速度、密度、孔隙度等)，那么我们可以将 RGT 作为连接速度模型与地质构造的桥梁，利用其能够隐式地表达全模型空间构造信息的特点，将其用于全局约束波形反演过程。RGT 作为一种引入构造约束的方式，使反演过程不仅要拟合波形数据，还要符合地质构造特征。基于 RGT 隐式构造模型的全波形反演将地质构造信息加入到速度反演

过程中，可以大大减少解空间，获得高分辨率且具有地质意义的速度模型。

### 5.2.3 隐式构造模型约束全波形反演

全波形反演是一个典型的“病态”问题，其反演过程具有强非线性和解的非唯一性，通常不能得到完全真实的解。如果我们在反演过程中加入先验信息约束，使其结果能够不仅满足数据约束，还能满足先验信息的要求，那么可以认为此时的反演结果更接近真实的解。RGT 中包含丰富的地质构造信息，非常适合作为先验地质约束加入到 FWI 中。梯度是全波形反演中最重要的参数，对梯度的约束处理虽然引入了一些额外计算，但可以通过有效地加速非线性优化收敛过程以节省更多的时间 (Modrak et al., 2016)。不同于对梯度的平滑处理或引入 Tikhonov 正则化 (Hansen, 1998; Vogel, 2002) 等局部约束算法，由于 RGT 可以提供全空间的隐式构造信息，我们可以对梯度进行全局约束，使得在梯度中引入构造信息的同时，避免在非线性优化过程中陷入局部极小值。

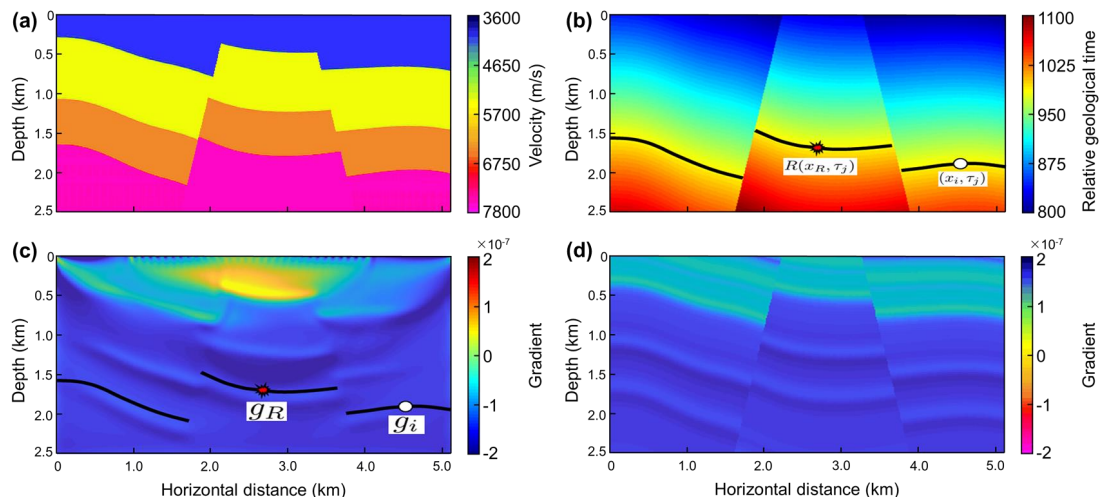


图 5.3 (a) 四层合成模型；(b) 真实隐式构造模型，其中黑线为其等值线， $R$  点为梯度待求点，坐标为  $(x_R, \tau_j)$ ， $(x_i, \tau_j)$  代表等值线上任意一点的坐标， $x_i$  和  $\tau_j$  分别表示横坐标位置和相对地质年代；(c) 隐式构造模型约束前的梯度，其中黑线为与 (b) 中对应的等值线， $g_R$  代表  $R$  点的梯度值， $g_i$  代表等值线上任意一点所对应的梯度值；(d) 经过隐式构造模型约束后的梯度

我们以一个合成模型的例子来直观地说明我们的方法如何利用隐式构造模型对梯度进行全局约束。图 5.3 展示的是我们设计的一个包含两个正断层的四层速度模型。模型水平方向距离为 5120 米，深度为 2500 米，模型网格间距为  $10 \times 10$  米。观测系统为固定排列，其中包含 31 炮，炮间距为 100 米；每炮包含 255 个检波器，道间距为 20 米。

在实际情况下，隐式构造模型可以通过对深度偏移图像的相位估计 (Wu et al., 2012) 或直接通过深度学习从偏移图像中获取 (Geng et al., 2020; Bi et al., 2021)。在本节中，根据真实速度模型信息我们可以计算相对应的准确隐式构造模型：首

先, 选择速度模型的等值线作为隐式构造模型的等值线; 然后, 计算等值线上每个点对应深度的平均值作为该等值线所对应的相对地质年代值。

准确的隐式构造模型如图 5.3b 所示, 其数值只是用来区分不同的地质年代, 并不具有实际的物理意义。在图 5.3b 中, 黑线为一条地质年代等值线,  $R$  点为目标点, 其坐标为  $(x_R, \tau_j)$ , 等值线上其它任一点的坐标为  $(x_i, \tau_j)$ 。图 5.3c 中展示了反演过程中目标函数的梯度。与图 5.3b 相对应, 图 5.3c 中的黑线代表地质年代等值线所在的位置,  $R$  点所对应的梯度为  $\mathbf{g}_R$ , 等值线上  $(x_i, \tau_j)$  所对应的梯度为  $\mathbf{g}_i$ 。我们通过将同一地质年代等值线所有位置点对应的梯度值用于约束  $R$  点的梯度, 从而将隐式构造模型中包含的构造信息引入反演中,  $R$  点所对应的梯度在经过隐式构造模型约束后可以表示为:

$$\mathbf{g}_R^* = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \mathbf{w}_i} \sum_{i=1}^N \mathbf{w}_i \mathbf{g}_i, \quad (5.11)$$

其中,  $N$  为等值线上  $i$  的总点数,  $\mathbf{w}_i$  为高斯径向基函数, 表达式如下:

$$\mathbf{w}_i = e^{-\frac{(x_i - x_R)^2}{2\sigma^2}}, \quad (5.12)$$

其中,  $R$  为我们所要计算的点,  $i$  表示与  $R$  点在同一隐式构造模型等值线的点序号,  $x_i$  和  $x_R$  分别代表  $i$  点和  $R$  点对应的水平位置,  $\sigma$  表示高斯径向基的尺度因子, 用于控制衰减的程度。

计算空间中任一点隐式构造模型全局约束梯度的过程与上述计算  $R$  点梯度的过程相同, 图 5.3d 为对图 5.3c 中的梯度进行隐式构造模型约束的结果。引入构造信息后, 图 5.3c 中由炮点位置、初始模型不准确或数据问题引起的梯度异常明显消失, 梯度异常消失可以避免反演方向向着局部极小发展。由于每次迭代过程中均会对梯度应用全局约束, 因此有利于在反演过程中向全局最优收敛, 获得更精确的反演模型。

基于隐式构造模型约束后的梯度  $\mathbf{g}^*$ , 可以进一步通过共轭梯度法 (Mora, 1987; Tarantola, 1987) 对模型进行更新:

$$\mathbf{m}_{k+1} = \mathbf{m}_k + \alpha_k \mathbf{h}_k, \quad (5.13)$$

$$\mathbf{h}_k = -\mathbf{g}_k^* + \beta_k \mathbf{h}_{k-1}, \quad (5.14)$$

$$\beta_k = \frac{(\mathbf{h}_k)^T (\mathbf{h}_k - \mathbf{h}_{k-1})}{(\mathbf{h}_{k-1})^T \mathbf{h}_{k-1}}, \quad (5.15)$$

其中,  $k$  代表当前迭代次数,  $\mathbf{m}_{k+1}$  和  $\mathbf{m}_k$  分别对应第  $k+1$  次和第  $k$  次迭代时的模型参数,  $\mathbf{h}_{k-1}$  和  $\mathbf{h}_k$  分别代表第  $k+1$  次和第  $k$  次迭代时的共轭方向,  $\mathbf{g}_k^*$  为第  $k$



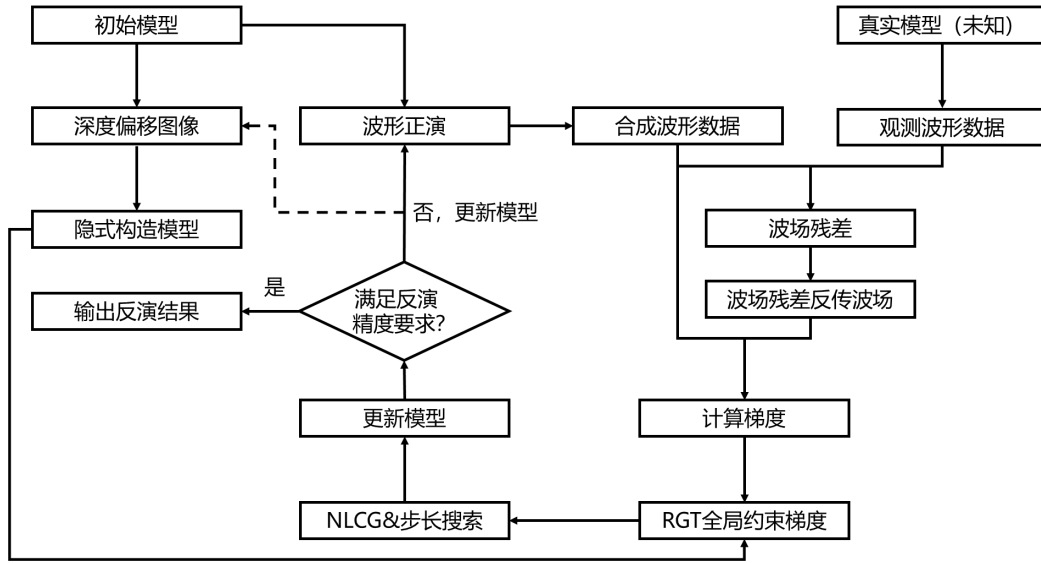


图 5.4 隐式构造模型约束全波形反演流程图

次迭代时经过隐式构造模型约束后的更新梯度， $\beta_k$  是用来保证  $h_k$  和  $h_{k-1}$  共轭的权重参数。

基于隐式构造模型约束的全波形反演（ICCFWI）流程主要分为如下步骤：

步骤 1：对初始速度模型应用叠前深度偏移，计算隐式构造模型；

步骤 2：对速度模型进行波形正演模拟，并计算正演合成波形与观测波形的残差： $(d_{syn}(m_k) - d_{obs})$ ；

步骤 3：根据正传波场与残差反传波场互相关计算梯度  $g_k$ ；

步骤 4：计算由隐式构造模型全局约束后的梯度  $g_k^*$ ；

步骤 5：计算模型更新方向  $h_k$  与步长  $\alpha_k$ ；

步骤 6：更新模型参数： $m_{k+1} = m_k + \alpha_k h_k$ ，若不满足反演精度要求，则继续重复步骤 2 ~ 6 或将步骤 1 中的初始模型替换为更新后的速度模型并重复步骤 1 ~ 6，直至收敛为止。

上述过程的具体流程如图 5.4 所示。

### 5.3 理论数据测试

本节中，我们首先利用四层合成模型验证 ICCFWI 的有效性。进一步地，我们利用二维 Overthrust 模型测试其在复杂构造模型中应用的可行性，并通过设计两种不同平滑程度的初始模型，测试 ICCFWI 在初始模型和隐式构造模型不准确情况下的反演能力。

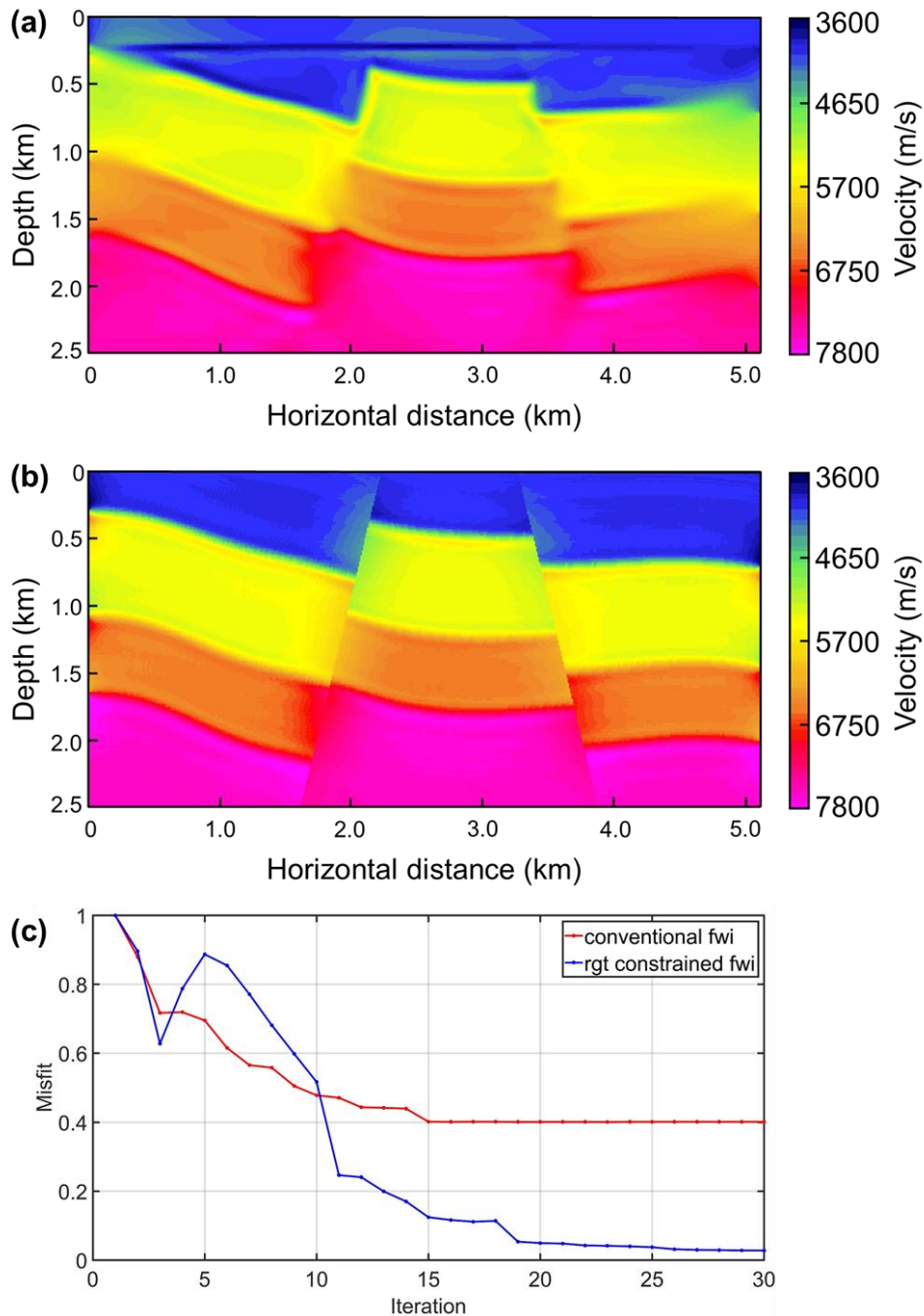


图 5.5 (a) 常规 FWI 反演的速度模型；(b) ICCFWI 反演的速度模型；(c) 数据残差收敛曲线。

### 5.3.1 四层合成模型测试

真实速度模型如图 5.3a 所示。地面观测系统采用固定排列，包含了从 1000 ~ 4000 米布置的 31 个炮点，每一炮包含从 20 ~ 5100 米布置的 255 个检波器，道间距为 20 米。图 5.5a 和 5.5b 分别展示了常规 FWI 和 ICCFWI 的反演结果，两个结果均表现出了波形反演在速度建模方面的优势，能够较准确地恢复出模型的真实速度和形态。然而，在传统 FWI 的结果（图 5.5a）中可以在近地表和地质构造变化的区域观察到一些速度异常假象。ICCFWI 的结果（图 5.5b）在断层

位置和速度界面处相对更加清晰，速度模型整体与真实模型构造更具有有一致性。此外，由于 ICCFWI 为全局约束算法，隐式构造模型中的层位信息有助于在覆盖次数不足的区域（如模型边界）约束反演过程，从而获得与地质构造具有一致性的速度模型（如图 5.5b 的两侧区域）。

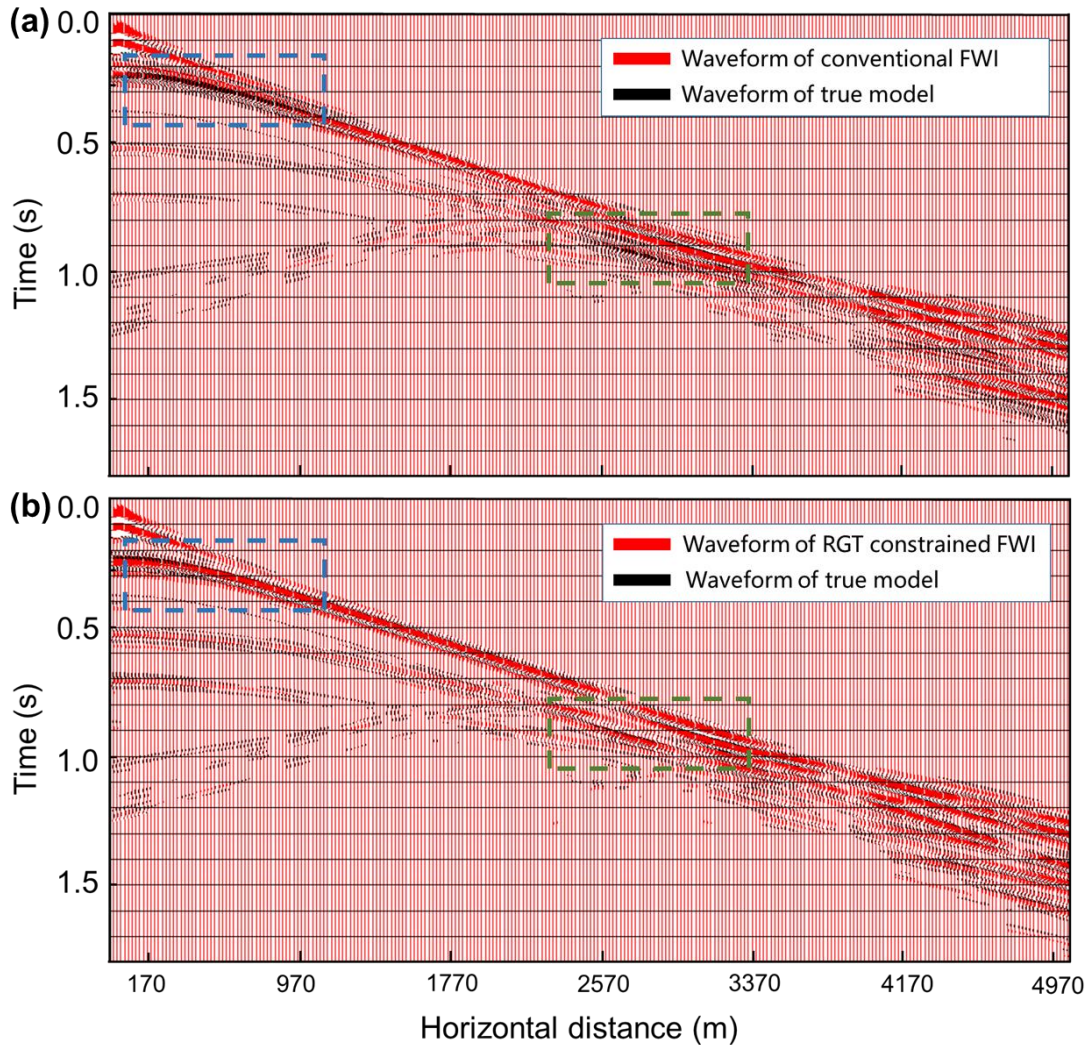


图 5.6 波形叠加显示图: (a) 红色波形为常规 FWI 反演结果的正演波形，黑色波形为真实模型的正演波形; (b) 红色波形为 ICCFWI 反演结果的正演波形，黑色波形为真实模型的正演波形。

为了验证反演结果的准确性，我们比较了数据残差收敛曲线，以比较两种方法的收敛速度。在图 5.5c 中，红线和蓝线分别表示常规 FWI 和 ICCFWI 的数据残差。从中可以看出，ICCFWI 在迭代前期相对常规 FWI 收敛较慢，但随着迭代次数的增加，构造的全局约束可以在优化算法寻求全局最优的过程中帮助反演过程快速收敛并改善数据拟合，最终实现了比传统 FWI 方法更低的波形数据残差。我们进一步通过正演比较波形拟合情况，在图 5.6 中，黑色波形表示利用真实模型正演的波形，图 5.5a 和 5.5b 中的红色波形分别表示对常规 FWI 和 ICCFWI 反演的速度模型正演的波形。两图中的蓝色和绿色框更加明显地展示了 ICCFWI

的波形更加拟合真实数据，这也可以表明其反演过程没有陷入周波跳跃，可以有效避免反演陷入局部极小值。

### 5.3.2 Overthrust 模型测试

#### 1. Overthrust 模型介绍

本文使用的 Overthrust 模型来源于勘探地球物理学家协会（SEG）与欧洲地球科学家和工程师协会（EAGE）联合项目三维建模（SEM）项目。该项目旨在为全球石油天然气行业和学术界提供三维合成地震数据集（通过数值计算模拟实际三维勘探）。图 5.7 中显示了三维 Overthrust 模型的总体视图，可以看到两条汇聚的断层和上游河道。模型由法国石油研究所于 1994 年利用 Nancy 地质学院（法国）的 GOCAD 地质建模软件设计并构建，常用于测试在存在强烈速度对比的情况下地球物理方法反演结构细节的能力。

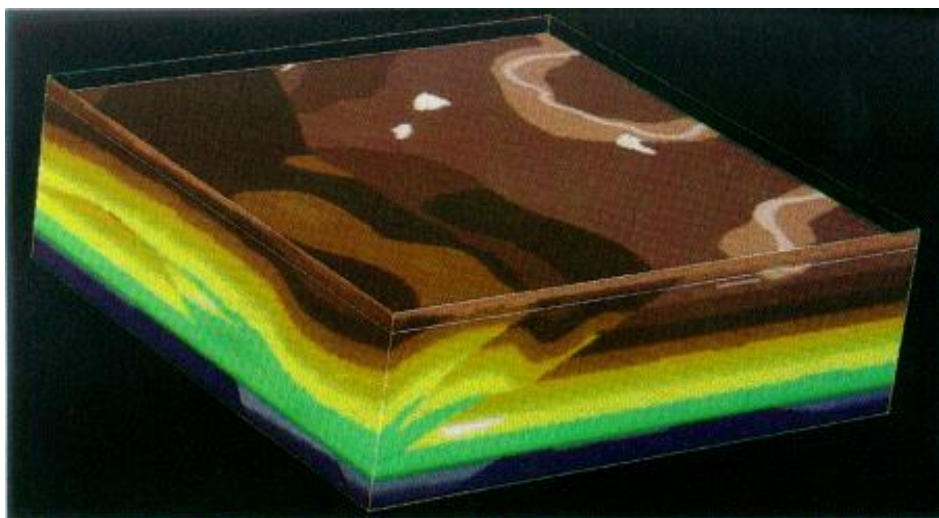


图 5.7 SEG/EAGE Overthrust 速度模型 (Aminzadeh et al., 1994)

我们从三维 Overthrust 模型中选取如图 5.8a 所示的二维模型用于测试基于隐式构造模型约束的全波形反演方法在复杂模型中应用的可行性。模型水平方向距离为 20 千米，深度为 5 千米，模型网格间距为  $25 \times 25$  米。

#### 2. 理论模型测试

我们设计了一个固定排列的观测系统，其中包含 79 炮，炮间距为 200 米。每炮包含 159 个检波器，道间距为 25 米。地震记录长度为 3 秒，采样间隔为 2 毫秒。我们对真实模型应用高斯滤波平滑，使用迭代 80 次平滑后的速度模型（图 5.8b）作为反演的初始模型。具体的高斯滤波矩阵为：

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 1 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & 2 & 1 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & 1 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$



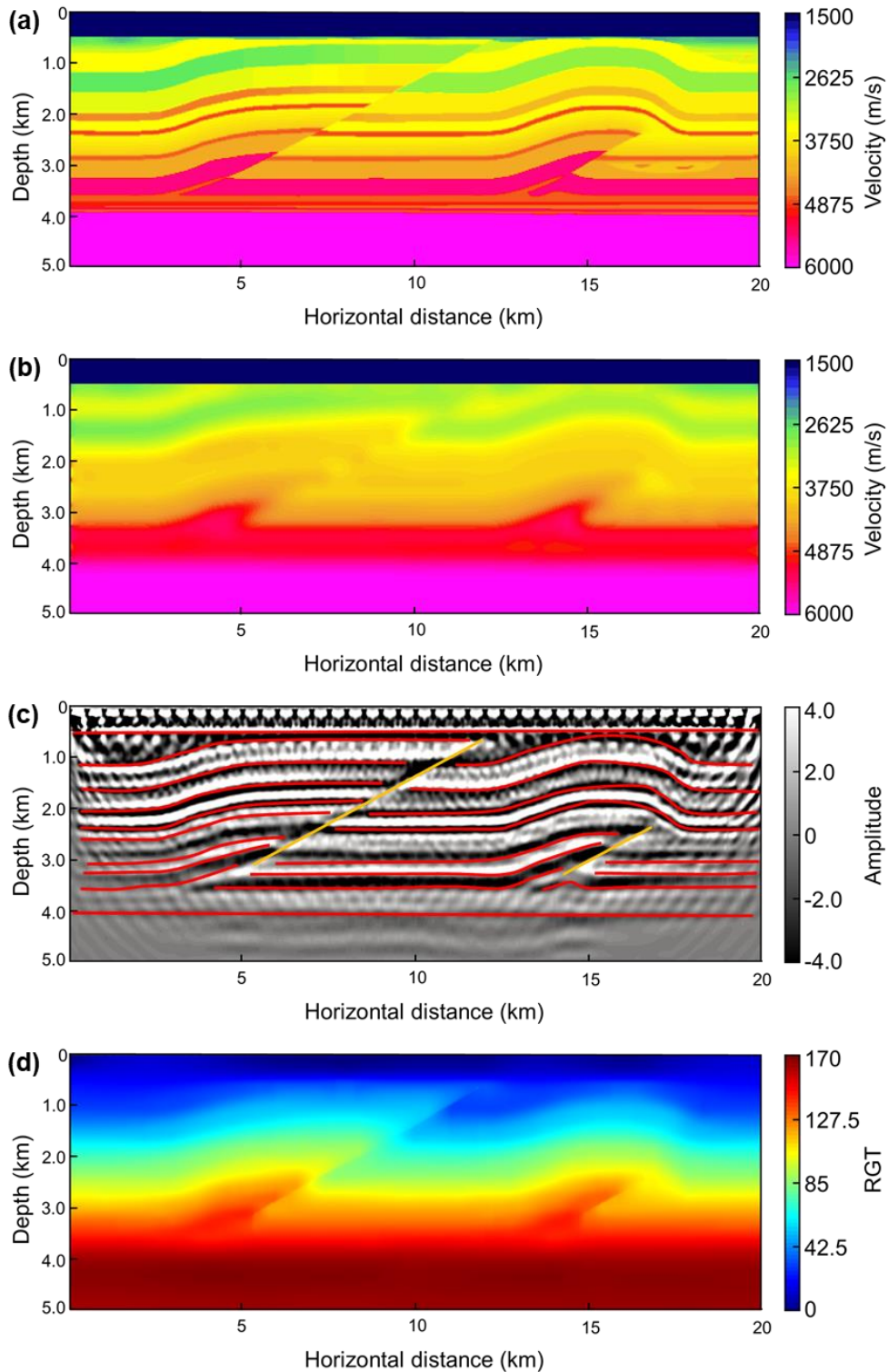


图 5.8 (a) 二维 Overthrust 模型；(b) 初始速度模型；(c) 叠前深度偏移剖面，其中红线为人工解释层位位置，黄线为人工解释断层位置；(d) 隐式构造模型。

图 5.9a 为常规 FWI 的反演结果，常规 FWI 在初始模型比较准确的情况下，可以基本反演出地层的形状和断层的位置，但是模型的分辨率相对较低并且在深部区域有明显的异常速度。

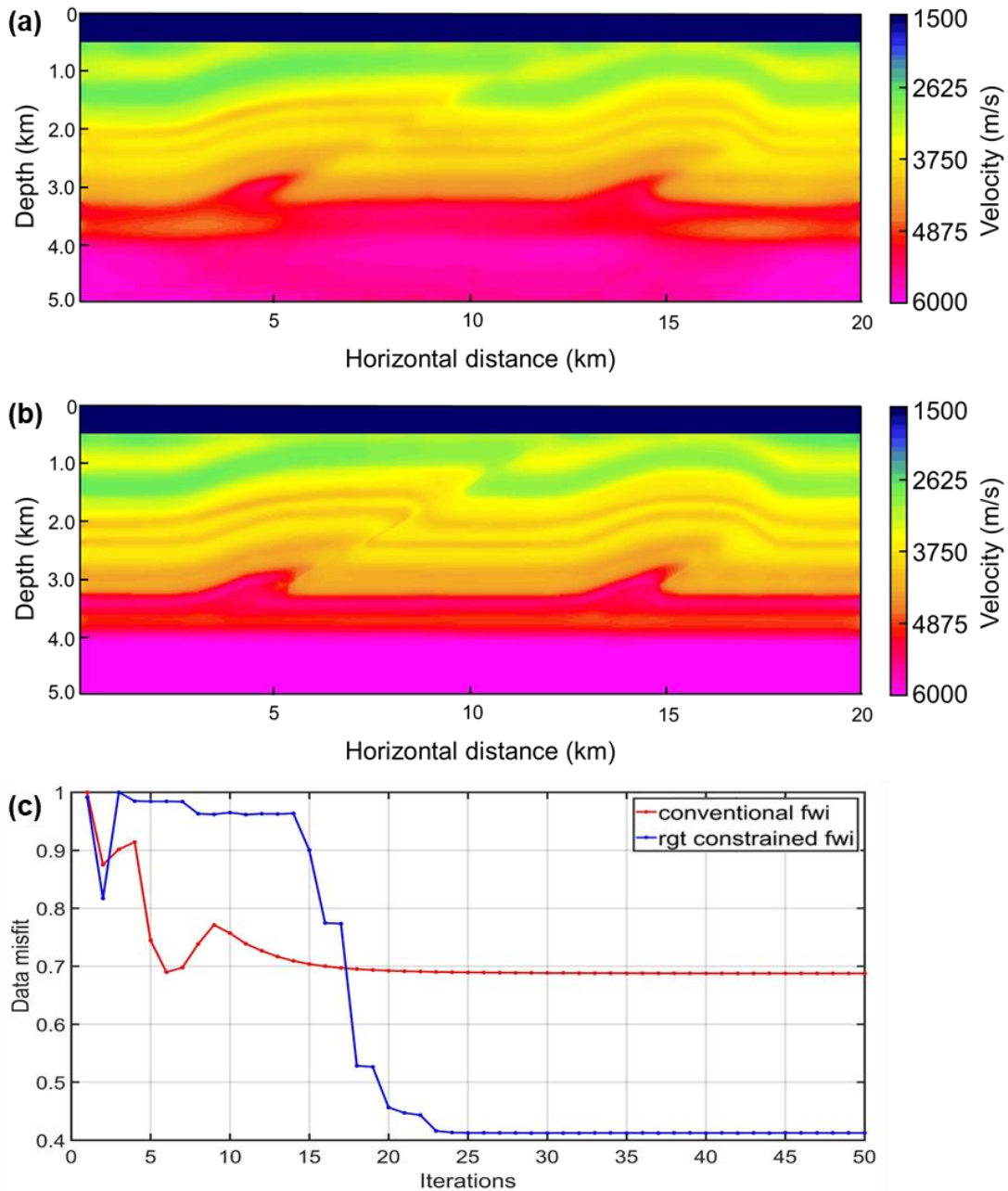


图 5.9 (a) 常规 FWI 反演的速度模型；(b) ICCFWI 反演的速度模型；(c) 波形数据残差收敛曲线。

在应用 ICCFWI 过程中，首先，我们对初始模型（图 5.8b）应用叠前深度偏移，偏移剖面中反映构造的同相轴与真实速度模型的地层具有一定的关联性；然后对偏移剖面（图 5.8c）进行人工解释层位和断层，其中的红线和黄线分别表示层位和断层的位置；进而根据偏移图像的相位信息和已知人工解释构造信息计算出如图 5.8d 所示的隐式构造模型；最后，根据图 5.4 所示的基于隐式构造模型

的全波形反演流程图，将初始模型与 RGT 模型作为输入，反演得到如图 5.9b 所示的结果。与常规 FWI 结果相比，ICCFWI 的结果层位更清晰，并且在深部区域与真实模型有更好的一致性。

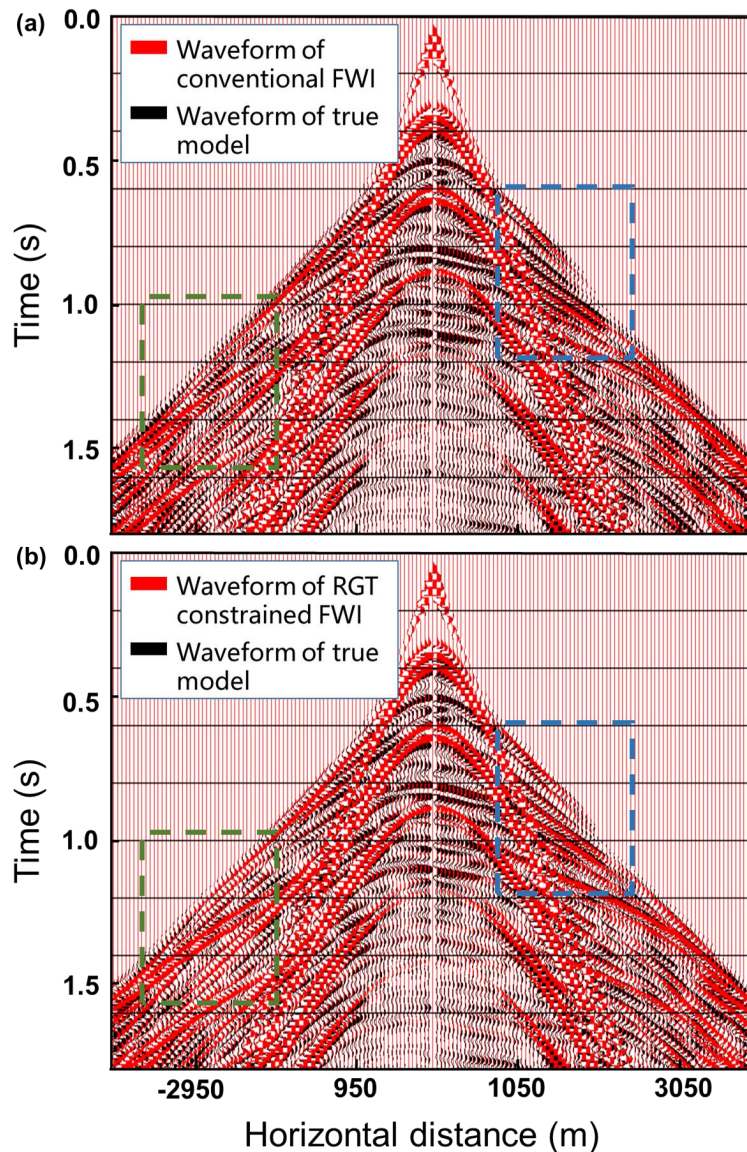


图 5.10 波形叠加显示图: (a) 红色波形为常规 FWI 反演结果的正演波形, 黑色波形为真实模型的正演波形; (b) 红色波形为 ICCFWI 反演结果的正演波形, 黑色波形为真实模型的正演波形。

为了验证反演结果的准确性, 我们比较了数据残差收敛曲线。在图 5.9c 中, 红线和蓝线分别表示常规 FWI 和 ICCFWI 的数据残差。与四层合成模型收敛情况类似, ICCFWI 具有更快的收敛速度, 随着迭代次数的增加, ICCFWI 的反演结果更加拟合数据。图 5.10 中比较了两种方法反演结果的正演波形叠加情况, 黑色波形表示利用真实模型正演的波形, 图 5.10a 和 5.10b 中的红色波形分别表示常规 FWI 和 ICCFWI 反演结果正演的波形。两图中的蓝色和绿色框展示了 ICCFWI 的反演结果的正演波形更加拟合数据。



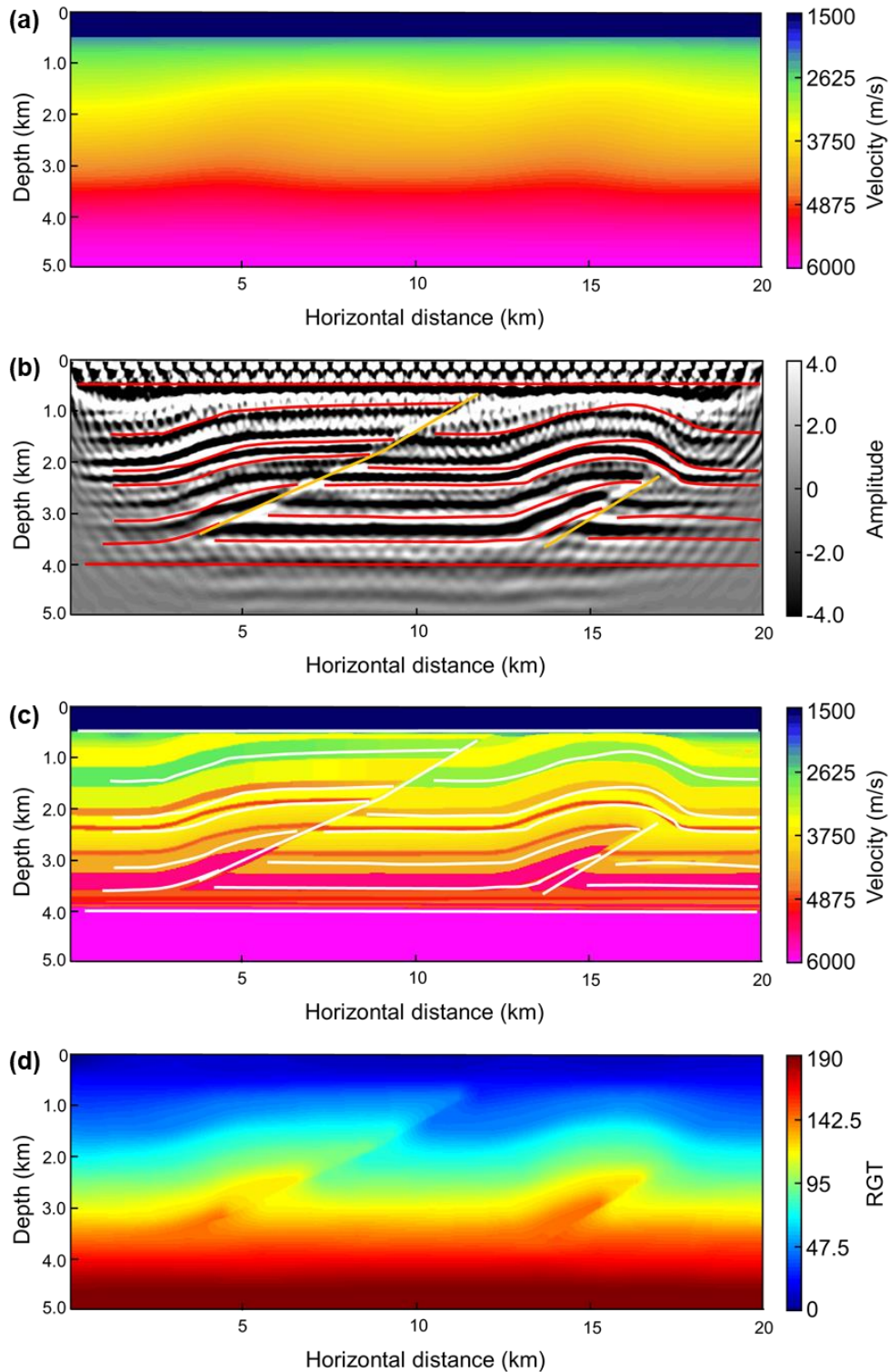


图 5.11 (a) 对真实模型进行强平滑处理后的不准确初始模型；(b) 叠前深度偏移剖面，其中红线为人工解释层位位置，黄线为人工解释断层位置；(c) 真实模型与人工解释的层位和断层位置叠加显示图；(d) 隐式构造模型。

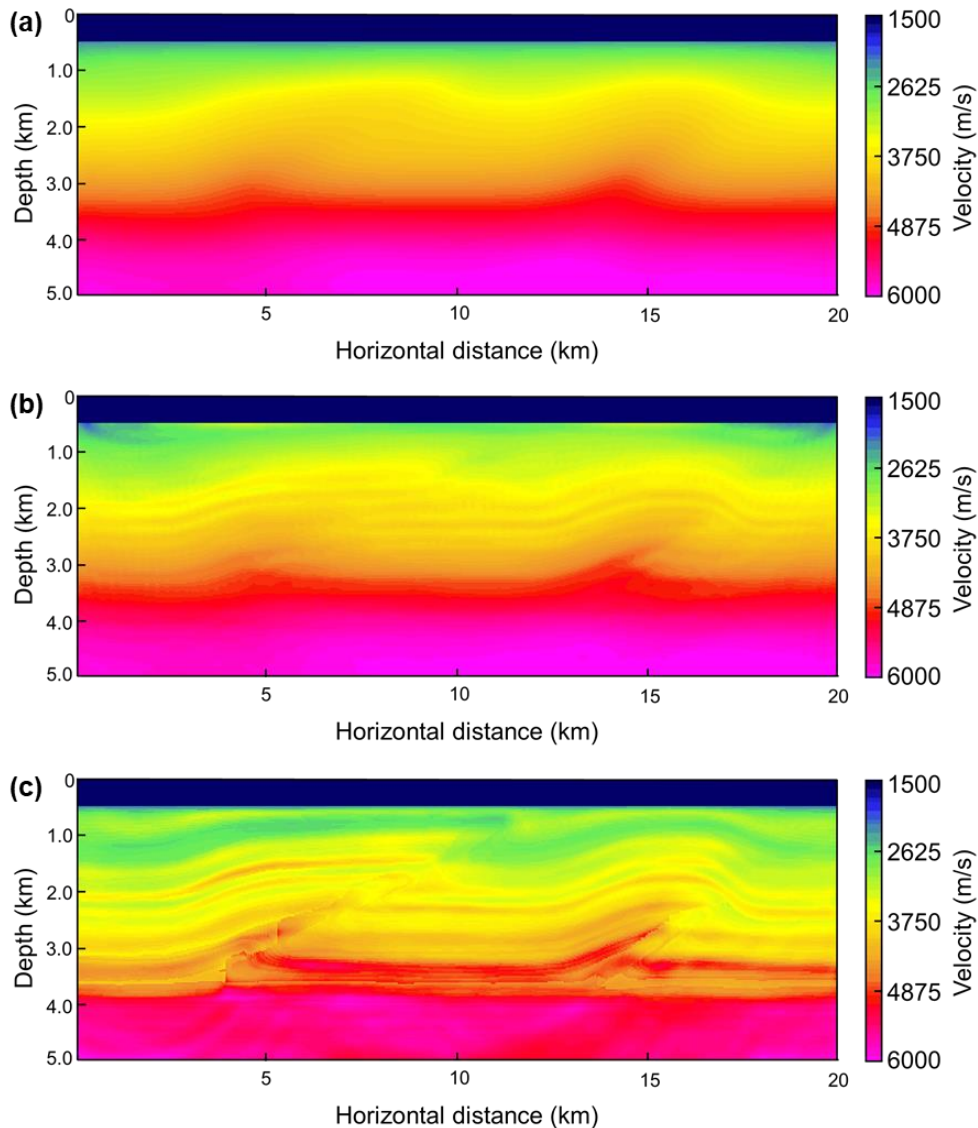


图 5.12 (a) 基于 5Hz 数据的常规 FWI 反演的速度模型；(b) 基于 15Hz 数据的常规 FWI 反演的速度模型；(c) 基于 15Hz 数据的 ICCFWI 反演的速度模型。

### 3. 初始模型依赖性测试

由于 FWI 的强非线性，初始模型的准确程度对全波形反演有非常重要的影响。不准确的初始模型会使反演陷入局部极小值并陷入周期跳跃，造成反演结果出现异常。为了测试 ICCFWI 对初始模型的依赖性，我们对 Overthrust 模型（图 5.8a）应用 1000 次迭代高斯平滑处理，得到如图 5.11a 所示的初始模型。此初始模型不包含结构细节而仅仅保留了真实 Overthrust 模型的背景速度。

在应用常规 FWI 过程中，由于初始模型的不准确导致反演很难直接反演出一个合理的速度模型。因此，我们采取对波形数据进行分频反演的策略。首先，我们采用低通滤波获得 5 Hz 的低频数据，其反演结果如图 5.12a 所示，此时的速度模型可以反映整体的背景速度；然后，我们从原数据中获取包含 10 Hz 的波形，并利用此模型（图 5.12a）作为初始反演进一步反演；如此循环，最终基于

原始 15 Hz 数据反演得到如图 5.12b 所示的结果。此时的反演结果相较于初始模型在分辨率方面有了一定提升，能够反演出层位构造，但仍然面临精度不高以及难以收敛的问题。

在应用 ICCFWI 的过程中，首先利用初始模型（图 5.11a）对地震数据做叠前深度偏移处理，图 5.11b 展示了偏移剖面以及人工解释的结果（红线和黄线分别为层位和断层的位置）；进一步将解释结果与真实速度进行叠加显示（图 5.11c），其结果显示在初始模型不准确的情况下，偏移图像与解释结果可能与真实地层存在一定的误差。我们需要在构造解释不准确的情况下，测试 ICCFWI 的稳定性与可行性。图 5.11d 为利用不完全准确的解释信息与偏移图像获得的隐式构造模型，用于约束 FWI 过程。如图 5.12c 所示，ICCFWI 方法得到了一个很高分辨率的反演结果，其中的高速薄层与底部基岩以及整体构造与真实模型构造具有很高的一致性。为了进一步对比两种方法对速度值的反演情况，我们选取了横向坐标为 6.25 千米，12.5 千米，15 千米和 18.75 千米提取模型的速度值。如图 5.13 所示，图中黑线、绿线和红线分别表示真实模型速度、常规 FWI 反演速度和 ICCFWI 反演速度。对比结果显示，ICCFWI 的反演速度更接近真实速度值，能够对 Overthrust 模型中复杂的速度变化进行更为准确的刻画。初始模型不准确的情况下，常规 FWI 可能会陷入局部极小值，最终导致反演速度产生异常，偏离真实速度。ICCFWI 在构造的约束下，反演结果更加稳定和精细。

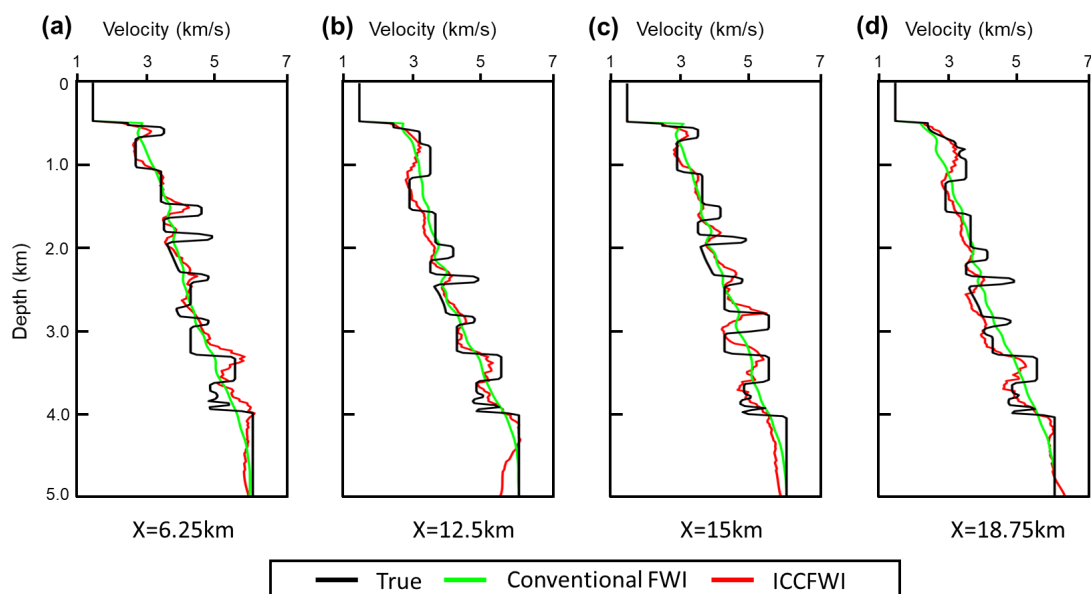


图 5.13 反演结果的速度切片。(a)  $x=6.25$  千米处的水平速度切片；(b)  $x=12.5$  千米处的水平速度切片；(c)  $x=15$  千米处的水平速度切片；(d)  $x=18.75$  千米处的水平速度切片。其中黑线为真实速度，绿线为常规 FWI 反演结果，红线为 ICCFWI 反演结果。

## 5.4 安哥拉地区实际数据测试

我们使用安哥拉地区的二维地震数据进一步测试 ICCFWI 的可行性。勘探工区横向范围为 8 ~ 18 千米，该数据的观测系统（图 5.14b）为滚动排列：包含用红色点表示的 199 炮，布置在 4175 ~ 9150 米之间，炮间距为 25 米；每炮包含 156 个检波器，道间距为 25 米。地震记录如图 5.14a 所示，记录时间为 3.6 秒，采样率为 4 毫秒。地震记录中的折射波能量较强且连续，说明该地区的基岩层比较稳定且与近地表地层速度有明显的速度分界面。另外，地震记录中的反射波双曲特征不明显，可能是数据采集过程引入的噪声较多，也可能是地下构造复杂导致地层反射能量被分散。

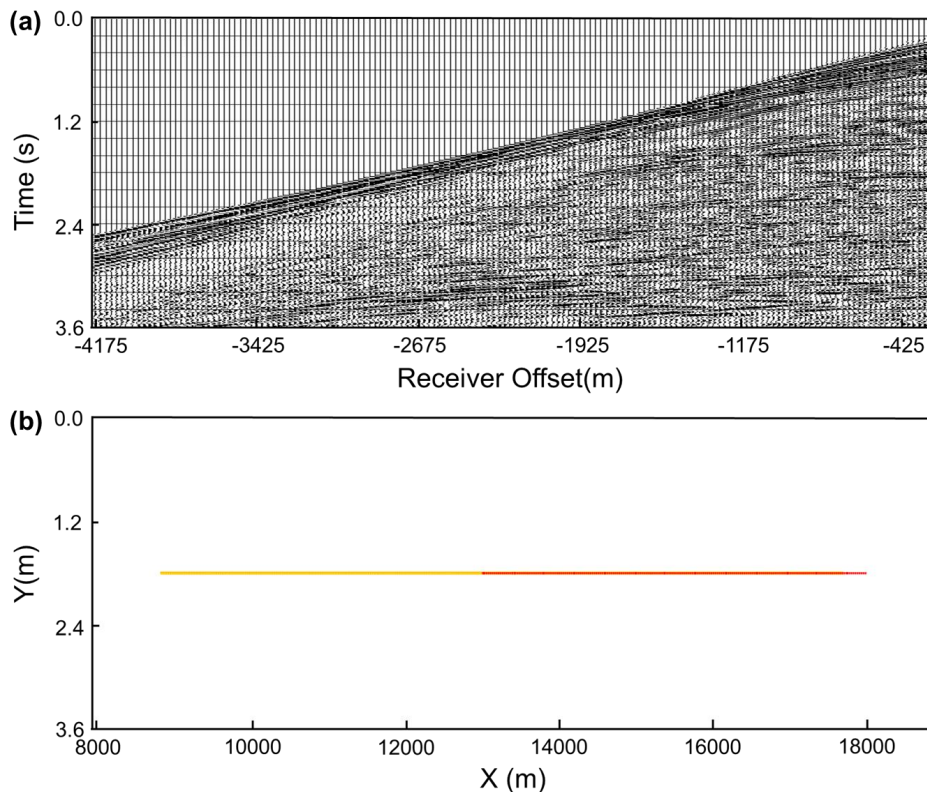


图 5.14 (a) 安哥拉地震数据原始炮集记录（第 100 炮）；(b) 观测系统，红色点代表炮点位置，黄色点代表检波器位置。

在对实际数据应用全波形反演之前，对数据进行预处理是不可或缺的，其主要目标是去除波形中的噪声和异常振幅，保留有效反射波，提高地震资料信噪比。在本研究中，数据预处理过程主要包括：截取背景噪声，去除初至之前的波形数据，以消除背景随机噪声的影响；数据滤波，通过分析该数据的频谱特征，采用 5-10-55-65 Hz 带宽对数据做带通滤波处理，以去除低频噪声并限制高频数据对反演可能陷入周期跳跃的影响。

我们将第三章中速度分析的结果转换到深度域作为本次反演的初始模型。为了获取隐式构造模型，我们需要在对数据应用叠前深度偏移之前，切除炮集的折



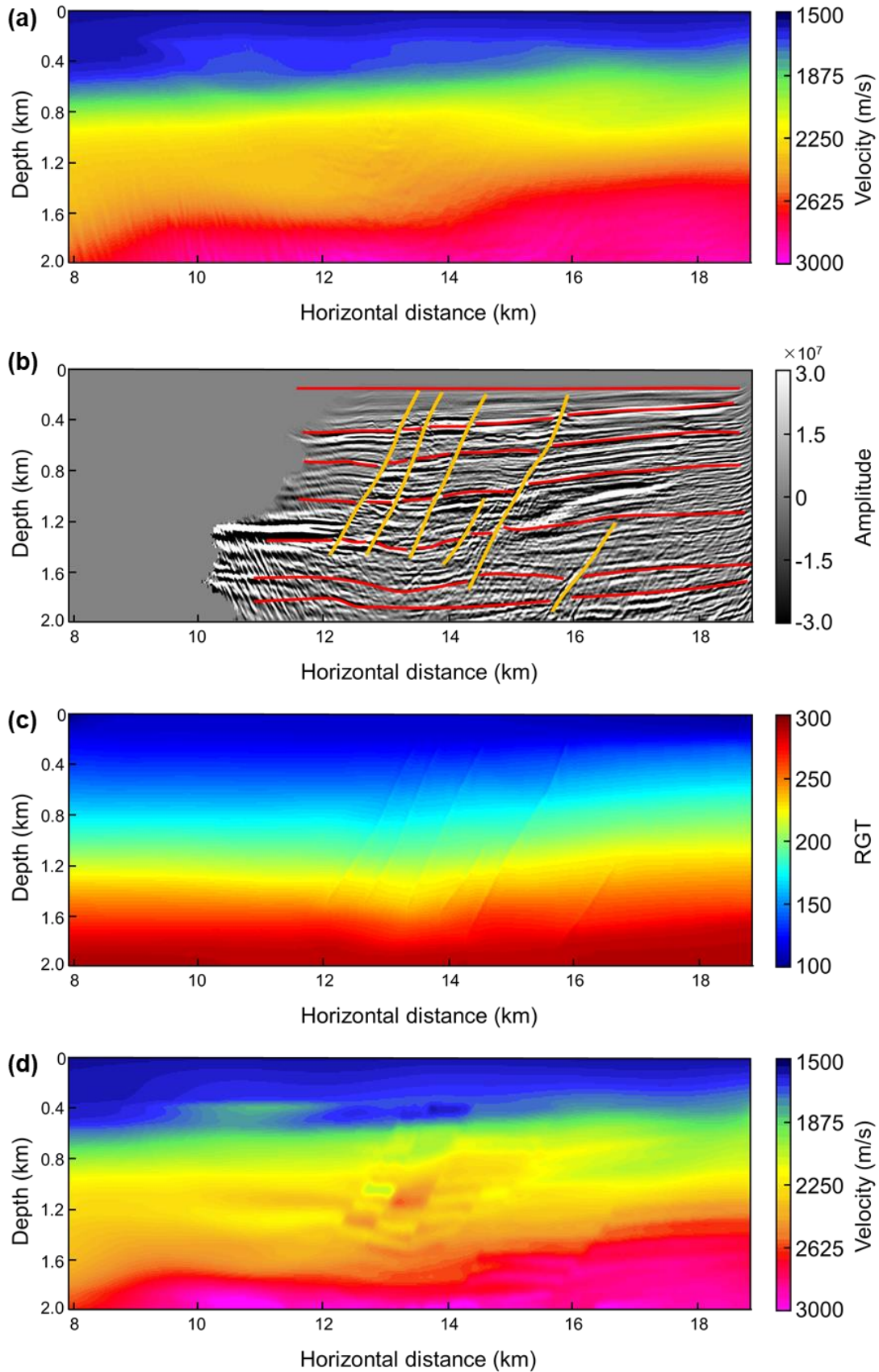


图 5.15 (a) 常规 FWI 反演结果; (b) 叠前深度偏移剖面, 其中红线为人工解释层位位置, 黄线为人工解释断层位置; (c) 相对地质年代模型; (d) ICCFWI 反演结果

射波，以消除初至波强能量的影响。由于观测系统为单边放炮，且炮点位置主要集中在工区右侧，导致图 5.15b 所示的叠前深度偏移剖面的左侧存在部分数据缺失，其中的红线和黄线分别为人工解释的层位和断层位置。图 5.15c 为利用偏移图像和解释的构造信息生成的隐式构造模型，其等值线代表同一层位，数值梯度较大的区域则代表断层，包含了整个模型空间的所有构造特征。基于此隐式构造模型约束的反演结果如图 5.15d 所示，模型右侧区域展示了与解释结果较为一致的构造特征。传统 FWI 反演（如图 5.15a 所示）结果整体比较平滑，在深部区域高速层界面出现了一些速度跳跃变化的人造假象。ICCFWI 的结果在近地表区域展示了更清晰的地层分界面，这与原始炮集中折射波的特征吻合，此外，在模型中深部构造比较复杂的区域，ICCFWI 的结果具有更高的模型分辨率。

为了比较两种方法的反演结果，我们将速度模型叠加显示到偏移图像中，以同时比较速度与结构的拟合情况。图 5.16a 和 5.16b 分别为传统 FWI 和 ICCFWI 对应的叠加显示图。在偏移图像中 12 ~ 20 千米处构造比较复杂，与之相对应的 ICCFWI 反演速度模型也在相同的区域体现出了相对传统 FWI 结果更多的速度变化情况。这表明 ICCFWI 的反演结果与深度偏移图像中的层位和断层位置更具一致性，可以提供更精确的速度结构。

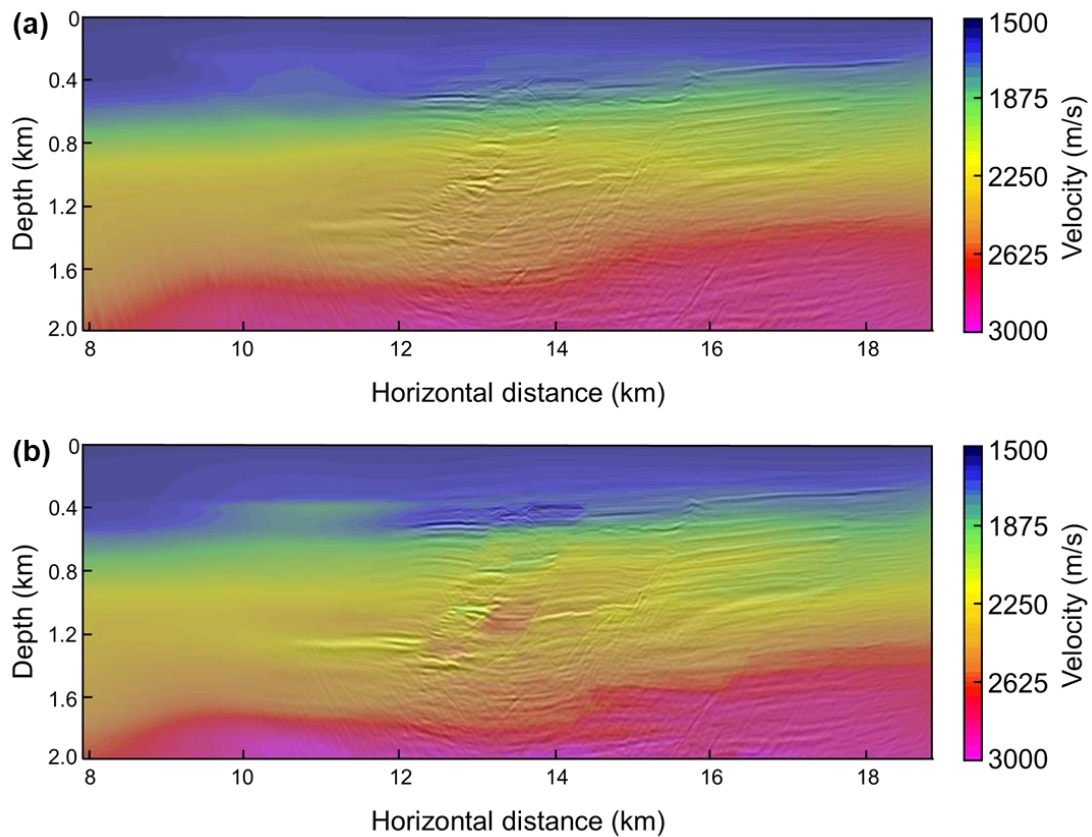


图 5.16 (a) 常规 FWI 反演速度模型与偏移图像叠加显示图；(b) ICCFWI 反演速度模型与偏移图像叠加显示图

## 5.5 本章小结

本章中提出了用于高精度速度建模的基于隐式构造模型约束的全波形反演 (ICCFWI) 方法。该方法需要首先利用初始模型对数据做叠前深度偏移, 并通过人工解释或人工智能方法从中提取 RGT 模型。进一步地, 将 RGT 作为隐式构造模型用于全局约束全波形反演过程。ICCFWI 过程不仅需要拟合波形数据还需要与 RGT 提供的构造信息保持一致性, 这有助于减少 FWI 的非唯一性, 并提高 FWI 的稳定性和准确性。四层合成模型测试表明, 我们的方法可以在隐式构造模型提供准确构造信息的情况下反演出与真实模型十分接近的结果。在 Overthrust 模型测试中, 通过采用不同平滑程度的初始模型验证了我们方法的稳定性, 具有构造全局约束全波形反演方法相对传统方法不容易陷入局部极小值, 可以在初始模型不准确的情况下仍然获得较为可信的反演结果; 将我们的方法应用到安哥拉实际数据中的测试结果表明, ICCFWI 可以在地质复杂区域获得更高分辨率的结果, 并且其反演结果与偏移图像具有更高的一致性。



## 第6章 结论和展望

### 6.1 结论

速度建模是一个综合利用和分析地质与地球物理信息的过程，精确的速度模型直接决定了偏移成像的质量和精度，进而影响对探区的整体地质认识以及钻井开发过程。随着勘探技术以及勘探需求的提高，对复杂构造区进行高精度速度建模的需求也越来越迫切，传统利用单一数据进行建模的思路需要被进一步优化。本文根据传统初至走时层析难以引入多尺度观测数据约束、叠加速度和剩余曲率分析考虑相邻道集速度相关性不足、成像道集反射点位置确定和反射同相轴拾取不准确、以及全波形反演容易获得无地质意义的局部极小值解等问题，针对性地提出了四种方法用于提高建模精度：

首先，利用基于物理信息神经网络的多源信息融合层析成像方法，将程函方程引入神经网络，并通过加入微测井约束提高了近地表建模的精度；其次，经过近地表静校正后的数据反射波可以更好地保留双曲特征，再利用基于物理约束的最优面拾取算法建立叠加速度场；进一步地，对数据进行全局最优的剩余曲率分析，根据拾取路径的极大值点确定反射点位置并拾取成像道集，建立中低波数背景速度，为层析反演提供数据基础；最后，基于层析速度应用叠前深度偏移构建隐式构造模型，并将其应用于约束全波形反演过程，建立具有地质意义的高分辨率速度模型。通过上述方案，建立了尺度由大到小，反演精度逐步递进，综合利用多种信息的速度建模体系，提高了复杂构造区速度建模的精度和稳定性。

下面，我们针对上述方法分别进行简要总结：

1. 初至波走时层析成像作为近地表速度建模领域的标准方法，能够稳定地获得较准确的速度模型。然而，其算法实现依赖于网格剖分，难以适应复杂地形情况。并且，微测井以及地表地质岩性等数据采集尺度与反演模型不匹配，导致传统方法引入多信息约束较为困难。本文提出了基于物理信息神经网络的多源信息融合层析成像方法，该方法利用神经网络的自动微分实现对程函方程的求解，无需进行网格剖分过程，从而可以适应任意复杂地形条件，避免了网格剖分误差。另外，不同尺度的数据采集信息（微测井速度等）也可以灵活地加入网络中约束反演过程，从而实现对近地表速度的高精度建模。理论模型测试表明，基于物理信息神经网络的层析成像方法在不需要初始模型的情况下能够获得与传统方法相似的反演结果，在加入微测井提供的速度信息约束后，能够明显提升反演分辨率，重建近地表尖锐速度界面。

2. 叠加速度分析基于 CMP 道集的双曲假设, 能够通过拾取叠加速度谱的能量团获得速度模型的中低波数成分。传统人工拾取的精度高但处理海量的地震数据时效率低, 目前的自动拾取算法提高了拾取效率, 但仍然难以处理多次波和随机噪声造成的异常能量团拾取问题。本文提出了基于最优面拾取算法的速度分析方法, 该方法通过在拾取过程中将均方根速度转化为层速度, 并保证其为正值, 从而有效避免了拾取多次波和随机噪声产生的异常能量团。此外, 该方法通过对三维速度谱体进行拾取, 增强了相邻 CMP 速度之间的关系, 从而得到构造方向更加具有一致性的速度场。但该方法直接对三维数据进行拾取也意味着其对内存有较高的要求, 当处理大型三维数据时, 则需要更高性能的计算机或者对数据体进行切割分块速度分析。理论模型和实际数据测试表明, 该方法能够极大地衰减由多次波和随机噪声产生的异常能量团, 同时获得准确且具有构造空间一致性的拾取结果, 速度场更加合理且符合地质构造特征。

3. 剩余曲率分析利用共成像点道集的拉平程度与偏移速度误差的关系可以建立较高精度的速度模型。本文提出基于最优面拾取算法的剩余曲率分析方法, 该方法在深度方向和构造方向加入平滑斜率约束, 增强了拾取的稳定性以及相邻共成像点对应剩余曲率之间的一致性, 可以获得更为准确且具有横向空间一致性的剩余曲率场。将叠前深度偏移和剩余曲率分析方法结合的成像道集层析可以进一步提高复杂地质构造探区的建模精度, 但对于成像道集的拾取工作主要面临反射点位置确定及 CIG 道集拾取困难等问题。本文提出利用剩余曲率谱拾取结果提取极大值点用于确定反射点位置, 并将其作为种子点对 CIG 道集应用基于动态规划算法的全局最优拾取, 提高了反射点位置确定以及反射同相轴拾取的准确性, 为层析反演提供了更精确的数据基础。实际数据测试表明, 该方法能够在深部数据衰减的情况下获得稳定且准确的拾取结果, 并且在面对山前构造区域的低信噪比数据时, 可以获得更为可信的具有全局一致性的拾取结果。

4. 全波形反演因可以通过拟合全空间地震数据的走时、相位、振幅等信息获得高分辨率速度模型。然而, 由于全波形反演的强非线性, 其对准确的初始模型和低频数据等有较强的依赖性, 且反演容易陷入局部极小值, 从而导致反演过程不收敛或者产生不符合地质意义的速度模型。本文提出基于隐式构造模型约束的全波形反演方法, 该方法通过地震解释成果构建相对地质年代模型, 然后将其用于全局约束反演梯度, 从而达到使得全波形反演在拟合数据的同时能够体现偏移成像中的构造特征。合成模型和实际数据测试结果表明, 基于隐式构造模型约束的全波形反演对初始模型和低频数据不敏感, 与传统方法相比, 反演不易陷入局部极小值且收敛更快, 在构造复杂区能够产生更高分辨率且与成像结果具有一致性的速度模型。

## 6.2 展望

1. 未来可将本文中的方法拓展到三维初至走时层析成像, 无需进行三维网格剖分。目前对于物理信息约束神经网络 (PINN) 用于地球物理反演过程还处于起步阶段, 利用 PINN 可以获得一个相对合理的解, 但如何进一步提高 PINN 的计算精度才是我们亟需解决的问题。

2. 本文中基于最优面拾取算法的速度分析主要用于解决二维地震数据的速度谱拾取问题。随着对勘探精度的需求不断提升以及三维地震数据的广泛实施, 发展将动态规划算法应用于三维地震数据速度谱的拾取十分必要。未来的研究可以考虑利用动态规划算法对不同测线对应的三维速度谱体进行全局融合后再进行拾取, 从而避免测线间的速度插值。

3. 对于动态规划这种搜索全局最优的算法, 连续性较好的线性噪音是非常难以解决的问题, 后续可考虑加入更多的地球物理知识约束拾取过程。另外, 有很多地球物理拾取问题如初至拾取、层位拾取、盐丘体边界拾取等均可以采用动态规划算法解决, 但不同的问题需要根据实际情况加入合适的约束条件才能获得更好的拾取结果。

4. 隐式构造模型通过约束全波形反演的梯度引入构造信息, 未来很容易将其应用于三维反演过程。在本文的研究中隐式构造模型在反演中是不变的, 未来可考虑将更新后的速度模型用于进一步更新隐式构造模型, 并高效地迭代同步更新成像和建模。



## 参考文献

- 任岩, 杨廷强. 2016. 确定性道重排法在非双曲线走时速度和等效各向异性参数分析中的应用[J]. 2016 中国地球科学联合学术年会论文集(十九)——专题 40: 油气田与煤田地球物理勘探.
- 伍新明, 杨佳润, 朱振宇, 等. 2022. 计算地震构造解释与建模的实现讨论[J]. 石油物探, 61(3): 392-407.
- 刘玉柱, 董良国. 2007. 初至波层析影响因素分析[J]. 石油地球物理勘探(05): 544-553.
- 刘璐, 刘洪, 刘红伟. 2013. 优化 15 点频率-空间域有限差分正演模拟[J]. 地球物理学报, 56(2): 644-652.
- 刘福田, 曲克信, 吴华, 等. 1989. 中国大陆及其邻近地区的地震层析成像[J]. 地球物理学报, 32(3): 11.
- 刘聪, 王者江, 闫英伟. 2019. 基于伴随状态法二维时间域勒夫波全波形反演研究[J]. 地球物理学进展, 34(1): 136-143.
- 尤建军, 陈强, 张超谟, 等. 2008. 各向同性介质长偏移距地震同相轴动校正[J]. 地球物理学进展, 23(4): 1173-1178.
- 张建中, 陈世军, 余大祥. 2003. 最短路径射线追踪方法及其改进[J]. 地球物理学进展, 18(1): 146-150.
- 张建中, 陈世军, 徐初伟. 2004. 动态网络最短路径射线追踪[J]. 地球物理学报.
- 张衡, 刘洪, 刘璐, 等. 2014. 基于平均导数方法的声波方程频率域高阶正演[J]. 地球物理学报, 57(5): 1599-1611.
- 徐政, 陈凡. 2018. 序贯蒙特卡洛方法计算速度的影响因素分析[J]. 电力学报, 33(1): 1-8.
- 戴海涛, 成剑冰, 王红博, 等. 2020. 复杂地表浅层速度建模技术研究及应用[J]. 石油物探, 59(3): 336-343.
- 方伍宝. 2014. 深度域地震成像新技术理论与实践[M]. 深度域地震成像新技术理论与实践.
- 曹书红, 陈景波. 2012. 声波方程频率域高精度正演的 17 点格式及数值实现[J]. 地球物理学报, 55(10): 3440-3449.
- 朱露培, 刘福田. 1990. 京津唐张地区地壳上地幔三维 P 波速度结构[J]. 地球物理学报, 33(3): 267-277.
- 李勇德, 董良国, 刘玉柱. 2017. 一种新的预条件伴随状态法初至波走时层析[J]. 地球物理学报, 60(10): 8.
- 李衍达. 1983. 最大似然法速度谱估计的改进[J]. 地球物理学报, 26(2): 168-176.
- 林伯香, 孙晶梅, 刘清林. 2002. 层析成像低速带速度反演和静校正方法[J]. 石油物探, 41(2): 5.
- 林年添, 刘洪, 李建勇. 2004. 基于 Viterbi 算法的复杂地质体速度约束化自动拾取[J]. 地球物

- 理学进展, 19(2): 311-316.
- 王孝, 贺振华, 王述江, 等. 2010. 多信息约束层析反演静校正技术及其应用[J]. 天然气地球科学, 21(2): 316-320.
- 谢春, 刘玉柱, 董良国, 等. 2014. 伴随状态法初至波走时层析[J]. 石油地球物理勘探, 049(005): 877-883.
- 金安蜀, 刘福田, 孙永智. 1980. 北京地区地壳和上地幔的三维 P 波速度结构[J]. 地球物理学报, 23(2): 172-182.
- 马彦彦, 李国发, 张星宇, 等. 2014. 叠前深度偏移速度建模方法分析[J]. 石油地球物理勘探, 49(4): 687-693.
- ABBAD B, URSIN B, RAPPIN D. 2009. Automatic nonhyperbolic velocity analysis[J]. Geophysics, 74(2): U1-U12.
- AL-YAHYA K. 1989. Velocity analysis by iterative profile migration[J]. Geophysics, 54(6): 718-729.
- ALBERTIN U, SHAN G, WASHBOURNE J. 2013. Gradient orthogonalization in adjoint scattering-series inversion[C]//2013 SEG Annual Meeting. OnePetro.
- ALKHALIFAH T. 2015. Conditioning the full-waveform inversion gradient to welcome anisotropy [J]. Geophysics, 80(3): R111-R122.
- ALMOMIN A, BIONDI B. 2013. Tomographic full waveform inversion (tfwi) by successive linearizations and scale separations[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2013. Society of Exploration Geophysicists: 1048-1052.
- ALTERMAN Z, KARAL JR F. 1968. Propagation of elastic waves in layered media by finite difference methods[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 58(1): 367-398.
- AMINZADEH F, BURKHARD N, NICOLETIS L, et al. 1994. Seg/eaeg 3-d modeling project: 2nd update[J]. The Leading Edge, 13(9): 949-952.
- ANDERSON K R, GABY J E. 1983. Dynamic waveform matching[J]. Information Sciences, 31(3): 221-242.
- ARAYA-POLO M, DAHLKE T, FROGNER C, et al. 2017. Automated fault detection without seismic processing[J]. The Leading Edge, 36(3): 208-214.
- ARAYA-POLO M, JENNINGS J, ADLER A, et al. 2018. Deep-learning tomography[J]. The Leading Edge, 37(1): 58-66.
- ASNAASHARI A, BROSSIER R, GARAMBOIS S, et al. 2013. Regularized seismic full waveform inversion with prior model information[J]. Geophysics, 78(2): R25-R36.
- ASTER R C, BORCHERS B, THURBER C H. 2018. Parameter estimation and inverse problems [M]. Elsevier.
- BELLMAN R E, DREYFUS S E. 2015. Applied dynamic programming: volume 2050[M]. Prince-

- ton university press.
- BELYTSCHKO T, LIU W K, MORAN B, et al. 2014. Nonlinear finite elements for continua and structures[M]. John wiley & sons.
- BI Z, WU X, GENG Z, et al. 2021. Deep relative geologic time: A deep learning method for simultaneously interpreting 3-d seismic horizons and faults[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 126(9): e2021JB021882.
- BIN WAHEED U, AL-ZAHRANI S, HANAFY S M. 2019. Machine learning algorithms for automatic velocity picking: K-means vs. dbscan[C]//SEG International Exposition and Annual Meeting. OnePetro.
- BIN WAHEED U, HAGHIGHAT E, ALKHALIFAH T, et al. 2021. Pinneik: Eikonal solution using physics-informed neural networks[J]. Computers & Geosciences, 155: 104833.
- BIN WAHEED U, ALKHALIFAH T, HAGHIGHAT E, et al. 2022. A holistic approach to computing first-arrival traveltimes using neural networks[M]//Advances in Subsurface Data Analytics. Elsevier: 251-278.
- BIONDI B, SYMES W W. 2004. Angle-domain common-image gathers for migration velocity analysis by wavefield-continuation imaging[J]. Geophysics, 69(5): 1283-1298.
- BIONDI B L, KOSTOV C. 1989. High-resolution velocity spectra using eigenstructure methods[J]. Geophysics, 54(7): 832-842.
- BISHOP T, BUBE K, CUTLER R, et al. 1985. Tomographic determination of velocity and depth in laterally varying media[J]. Geophysics, 50(6): 903-923.
- BISWAS R, VASSILIOU A, STROMBERG R, et al. 2018. Stacking velocity estimation using recurrent neural network[C]//2018 SEG International Exposition and Annual Meeting. OnePetro.
- BOIS P, LA PORTE M, LAVERGNE M, et al. 1972. Well-to-well seismic measurements[J]. Geophysics, 37(3): 471-480.
- BROUGOIS A, BOURGET M, LAILLY P, et al. 1990. Marmousi, model and data[C]//EAGE workshop-practical aspects of seismic data inversion. EAGE Publications BV: cp-108.
- BUNKS C, SALECK F M, ZALESKI S, et al. 1995. Multiscale seismic waveform inversion[J]. Geophysics, 60(5): 1457-1473.
- CAUMON G, GRAY G, ANTOINE C, et al. 2012. Three-dimensional implicit stratigraphic model building from remote sensing data on tetrahedral meshes: Theory and application to a regional model of la popa basin, ne mexico[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 51(3): 1613-1621.
- CHEN Y. 2018. Automatic semblance picking by a bottom-up clustering method[C]//SEG 2018 Workshop: SEG Maximizing Asset Value Through Artificial Intelligence and Machine Learning, Beijing, China, 17-19 September 2018. Society of Exploration Geophysicists and the



- Chinese Geophysical Society: 44-48.
- CLAERBOUT J F. 1971. Toward a unified theory of reflector mapping[J]. *Geophysics*, 36(3): 467-481.
- CLAERBOUT J F, DOHERTY S M. 1972. Downward continuation of moveout-corrected seismograms[J]. *Geophysics*, 37(5): 741-768.
- COLLON P, STECKIEWICZ-LAURENT W, PELLERIN J, et al. 2015. 3d geomodelling combining implicit surfaces and voronoi-based remeshing: A case study in the lorraine coal basin (france) [J]. *Computers & Geosciences*, 77: 29-43.
- CORMACK A M. 1963. Representation of a function by its line integrals, with some radiological applications[J]. *Journal of applied physics*, 34(9): 2722-2727.
- CORMACK A M. 1964. Representation of a function by its line integrals, with some radiological applications. ii[J]. *Journal of Applied Physics*, 35(10): 2908-2913.
- CUBIZOLLE F, VALDING T, LACAZE S, et al. 2015. Global method for seismic-well tie based on real time synthetic model[C]//2015 SEG Annual Meeting. OnePetro.
- DAILY W D. 1984. Underground oil-shale retort monitoring using geotomography[J]. *Geophysics*, 49(10): 1701-1707.
- DECKER L, FOMEL S. 2021. A continuation approach for avoiding local minima in seismic velocity picking[C]//SEG/AAPG/SEPM First International Meeting for Applied Geoscience & Energy. OnePetro.
- DEREGOWSKI S. 1990. Common-offset migrations and velocity analysis[J]. *First break*, 8(6).
- DINES K A, LYTLE R J. 1979. Computerized geophysical tomography[J]. *Proceedings of the IEEE*, 67(7): 1065-1073.
- DISSANAYAKE M, PHAN-THIEN N. 1994. Neural-network-based approximations for solving partial differential equations[J]. *communications in Numerical Methods in Engineering*, 10(3): 195-201.
- DIX C. 1955. Seismic velocity from surface measurements[J]. *Geophysics*, 20: 68-86.
- DOHERTY S M, CLAERBOUT J F. 1976. Structure independent velocity estimation[J]. *Geophysics*, 41(5): 850-881.
- DU Q, GUO C, ZHAO Q, et al. 2017a. Vector-based elastic reverse time migration based on scalar imaging condition[J]. *Geophysics*, 82(2): S111-S127.
- DU Z, WU G. 2017b. Full waveform inversion based on well data constraint[C]//SEG 2017 Workshop: Full-waveform Inversion and Beyond, Beijing, China, 20-22 November 2017. Society of Exploration Geophysicists: 144-148.
- DYER B, WORTHINGTON M. 1988. Seismic reflection tomography: a case study[J]. *First break*, 6(11).

- FLIEDNER M M, BEVC D. 2008. Automated velocity model building with wavepath tomography[J]. *Geophysics*, 73(5): VE195-VE204.
- FORTINI C, MAGGI D, LIPARI V, et al. 2013. Particle swarm optimization for seismic velocity analysis[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2013. Society of Exploration Geophysicists: 4864-4868.
- GALVIS I S, VILLA Y, DUARTE C, et al. 2017. Seismic attribute selection and clustering to detect and classify surface waves in multicomponent seismic data by using k-means algorithm[J]. *The Leading Edge*, 36(3): 239-248.
- GAZDAG J. 1978. Wave equation migration with the phase-shift method[J]. *Geophysics*, 43(7): 1342-1351.
- GE Z, FU L Y, WU R S. 2005. P-sv wave-field connection technique for regional wave propagation simulation[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 95(4): 1375-1386.
- GENG Z, WU X, SHI Y, et al. 2020. Deep learning for relative geologic time and seismic horizons for rgt and horizons[J]. *Geophysics*, 85(4): WA87-WA100.
- HALE D. 2009. Image-guided blended neighbor interpolation of scattered data[C]//2009 SEG Annual Meeting. OnePetro.
- HALE D. 2013a. Dynamic warping of seismic images[J]. *Geophysics*, 78(2): S105-S115.
- HALE D. 2013b. Methods to compute fault images, extract fault surfaces, and estimate fault throws from 3d seismic images[J]. *Geophysics*, 78(2): O33-O43.
- HAN B, FU H, LIU H. 2007. A homotopy method for well-log constraint waveform inversion[J]. *Geophysics*, 72(1): R1-R7.
- HANSEN P C. 1998. Rank-deficient and discrete ill-posed problems: numerical aspects of linear inversion[M]. SIAM.
- HARLAN W. 2001. Constrained automatic moveout picking from semblances[Z].
- HERRERA R H, VAN DER BAAN M. 2014. A semiautomatic method to tie well logs to seismic data[J]. *Geophysics*, 79(3): V47-V54.
- HESTENES M R, STIEFEL E, et al. 1952. Methods of conjugate gradients for solving linear systems [J]. *Journal of research of the National Bureau of Standards*, 49(6): 409-436.
- HONGLIU Z, XIAOMIN Z, RUKAI Z, et al. 2012. Guidelines for seismic sedimentologic study in non-marine postrift basins[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 39(3): 295-304.
- HU W, ABUBAKAR A, HABASHY T M. 2009. Simultaneous multifrequency inversion of full-waveform seismic data[J]. *Geophysics*, 74(2): R1-R14.
- HUBRAL P. 1977. Time migration—some ray theoretical aspects[J]. *Geophysical prospecting*, 25(4): 738-745.
- HUGHES T J. 2012. The finite element method: linear static and dynamic finite element analysis

- [M]. Courier Corporation.
- HUSTEDT B, OPERTO S, VIRIEUX J. 2004. Mixed-grid and staggered-grid finite-difference methods for frequency-domain acoustic wave modelling[J]. *Geophysical Journal International*, 157(3): 1269-1296.
- JEANNOT J. 1986. Prestack migration velocities from depth focusing analysis[J]. 56th Ann. Internat. Mtg., SEG, Expanded Abstracts: 438-440.
- JIANG W, ZHANG J. 2017. First-arrival traveltimes tomography with modified total-variation regularization[J]. *Geophysical Prospecting*, 65(5): 1138-1154.
- JO C H, SHIN C, SUH J H. 1996. An optimal 9-point, finite-difference, frequency-space, 2-d scalar wave extrapolator[J]. *Geophysics*, 61(2): 529-537.
- JUDSON D, LIN J, SCHULTZ P, et al. 1980. Depth migration after stack[J]. *Geophysics*, 45(3): 361-375.
- JULIAN B, GUBBINS D, et al. 1977. Three-dimensional seismic ray tracing[J]. *Journal of Geophysics*, 43(1): 95-113.
- KARIMI P, FOMEL S. 2015. Stratigraphic coordinates: a coordinate system tailored to seismic interpretation[J]. *Geophysical Prospecting*, 63(5): 1246-1255.
- KARIMPOULI S, TAHMASEBI P. 2020. Physics informed machine learning: Seismic wave equation[J]. *Geoscience Frontiers*, 11(6): 1993-2001.
- KATZ S. 1991. Asymptotically linear velocity analysis with high resolution in time domain[J]. *Geophysics*, 56(11): 1840-1848.
- KEY S C, SMITHSON S B. 1990. New approach to seismic-reflection event detection and velocity determination[J]. *Geophysics*, 55(8): 1057-1069.
- KOCH M, et al. 1985. Nonlinear inversion of local seismic travel times for the simultaneous determination of the 3d-velocity structure and hypocentres-application to the seismic zone vrancea [J]. *Journal of Geophysics*, 56(1): 160-173.
- KONDOR R, TRIVEDI S. 2018. On the generalization of equivariance and convolution in neural networks to the action of compact groups[C]//International Conference on Machine Learning. PMLR: 2747-2755.
- KOSLOFF D, SHERWOOD J, KOREN Z, et al. 1996. Velocity and interface depth determination by tomography of depth migrated gathers[J]. *Geophysics*, 61(5): 1511-1523.
- LAGARIS I E, LIKAS A, FOTIADIS D I. 1998. Artificial neural networks for solving ordinary and partial differential equations[J]. *IEEE transactions on neural networks*, 9(5): 987-1000.
- LAGARIS I E, LIKAS A C, PAPAGEORGIU D G. 2000. Neural-network methods for boundary value problems with irregular boundaries[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(5): 1041-1049.

- LAILLY P, BEDNAR J. 1983. The seismic inverse problem as a sequence of before stack migrations [Z].
- LAILLY P, SANTOSA F. 1984. Migration methods: partial but efficient solutions to the seismic inverse problem[J]. *Inverse problems of acoustic and elastic waves*, 51: 1387-1403.
- LARNER K, CELIS V. 2007. Selective-correlation velocity analysis[J]. *Geophysics*, 72(2): U11-U19.
- LEE W B, ZHANG L. 1992. Residual shot profile migration[J]. *Geophysics*, 57(6): 815-822.
- LI J, SYMES W W. 2007. Interval velocity estimation via nmo-based differential semblance[J]. *Geophysics*, 72(6): U75-U88.
- LIU G R, QUEK S S. 2013. *The finite element method: a practical course*[M]. Butterworth-Heinemann.
- LUO S, HALE D. 2012. Velocity analysis using weighted semblance[J]. *Geophysics*, 77(2): U15-U22.
- MA Y, HALE D, GONG B, et al. 2012. Image-guided sparse-model full waveform inversion[J]. *Geophysics*, 77(4): R189-R198.
- MA Y, JI X, FEI T W, et al. 2018. Automatic velocity picking with convolutional neural networks [C]//2018 SEG International Exposition and Annual Meeting. OnePetro.
- MACKAY S, ABMA R. 1992. Imaging and velocity estimation with depth-focusing analysis[J]. *Geophysics*, 57(12): 1608-1622.
- MACKAY S, ABMA R. 1993. Depth-focusing analysis using a wavefront-curvature criterion[J]. *Geophysics*, 58(8): 1148-1156.
- MALLAT S. 2016. Understanding deep convolutional networks[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065): 20150203.
- MARFURT K J. 1984. Accuracy of finite-difference and finite-element modeling of the scalar and elastic wave equations[J]. *Geophysics*, 49(5): 533-549.
- MARTIN G S, MARFURT K J, LARSEN S. 2002. Marmousi-2: An updated model for the investigation of AVO in structurally complex areas[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2002. Society of Exploration Geophysicists: 1979-1982.
- MARTIN G S, WILEY R, MARFURT K J. 2006. Marmousi2: An elastic upgrade for marmousi[J]. *The leading edge*, 25(2): 156-166.
- MENG Z. 2011. Dip guided full waveform inversion[Z].
- MENG Z, BLEISTEIN N, WYATT K D. 1999. 3-d analytical migration velocity analysis i: Two-step velocity estimation by reflector-normal update[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 1999. Society of Exploration Geophysicists: 1727-1730.

- MIN D J, SHIN C, KWON B D, et al. 2000. Improved frequency-domain elastic wave modeling using weighted-averaging difference operators frequency-domain elastic modeling[J]. *Geophysics*, 65(3): 884-895.
- MOCZO P. 1998. Introduction to modeling seismic wave propagation by the finite-difference methods[M]. Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University.
- MODRAK R, TROMP J. 2016. Seismic waveform inversion best practices: regional, global and exploration test cases[J]. *Geophysical Journal International*, 206(3): 1864-1889.
- MORA P. 1987. Nonlinear two-dimensional elastic inversion of multioffset seismic data[J]. *Geophysics*, 52(9): 1211-1228.
- MOROZOV I B, SMITHSON S B. 1996. High-resolution velocity determination; statistical phase correlation and image processing[J]. *Geophysics*, 61(4): 1115-1127.
- MOSELEY B, MARKHAM A, NISSEN-MEYER T. 2020. Solving the wave equation with physics-informed deep learning[A].
- MOSER T. 1991. Shortest path calculation of seismic rays[J]. *Geophysics*, 56(1): 59-67.
- MOSSER L, DUBRULE O, BLUNT M J. 2020. Stochastic seismic waveform inversion using generative adversarial networks as a geological prior[J]. *Mathematical Geosciences*, 52: 53-79.
- NATH S K, CHAKRABORTY S, SINGH S K, et al. 1999. Velocity inversion in cross-hole seismic tomography by counter-propagation neural network, genetic algorithm and evolutionary programming techniques[J]. *Geophysical Journal International*, 138(1): 108-124.
- NEIDELL N S, TANER M T. 1971. Semblance and other coherency measures for multichannel data [J]. *Geophysics*, 36(3): 482-497.
- NOCEDAL J, WRIGHT S. 2006. Numerical optimization[J]. Springer Series in Operations Research and Financial Engineering.
- OPERTO S, VIRIEUX J, AMESTOY P, et al. 2007. 3d finite-difference frequency-domain modeling of visco-acoustic wave propagation using a massively parallel direct solver: A feasibility study [J]. *Geophysics*, 72(5): SM195-SM211.
- PARK M J, SACCHI M D. 2020. Automatic velocity analysis using convolutional neural network and transfer learning[J]. *Geophysics*, 85(1): V33-V43.
- PRATT R G. 1990b. Frequency-domain elastic wave modeling by finite differences: A tool for crosshole seismic imaging[J]. *Geophysics*, 55(5): 626-632.
- PRATT R G. 1999. Seismic waveform inversion in the frequency domain, part 1: Theory and verification in a physical scale model[J]. *Geophysics*, 64(3): 888-901.
- PRATT R G, WORTHINGTON M H. 1990a. Inverse theory applied to multi-source cross-hole tomography. part 1: Acoustic wave-equation method 1[J]. *Geophysical prospecting*, 38(3):

- 287-310.
- QIN N, WANG Y G, YANG X D, et al. 2015. Analysis of influencing factors and exploration of well constrained for full waveform inversion in time domain[J]. *Progress in Geophysics*, 30(1): 210-216.
- RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. 2017a. Inferring solutions of differential equations using noisy multi-fidelity data[J]. *Journal of Computational Physics*, 335: 736-746.
- RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. 2017b. Machine learning of linear differential equations using gaussian processes[J]. *Journal of Computational Physics*, 348: 683-693.
- RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. 2019. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. *Journal of Computational physics*, 378: 686-707.
- RASHT-BEHESHT M, HUBER C, SHUKLA K, et al. 2022. Physics-informed neural networks (pinns) for wave propagation and full waveform inversions[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 127(5): e2021JB023120.
- RAWLINSON N, SAMBRIDGE M. 2004. Multiple reflection and transmission phases in complex layered media using a multistage fast marching method[J]. *Geophysics*, 69(5): 1338-1350.
- RESHEF M. 2008. Interval velocity analysis in the dip-angle domain[J]. *Geophysics*, 73(5): VE353-VE360.
- RÖTH G, TARANTOLA A. 1994. Neural networks and inversion of seismic data[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 99(B4): 6753-6768.
- RÜGER A, STORK C. 2012. Interpretive full waveform inversion using region constraints[C]// 2012 SEG Annual Meeting. OnePetro.
- SAMBRIDGE M, KENNETT B. 1990. Boundary value ray tracing in a heterogeneous medium: a simple and versatile algorithm[J]. *Geophysical Journal International*, 101(1): 157-168.
- SAVA P, FOMEL S. 1997. Huygens wavefront tracing: A robust alternative to conventional ray tracing[J]. *SEP report*, 95: 101-113.
- SCHNEIDER W A. 1978. Integral formulation for migration in two and three dimensions[J]. *Geophysics*, 43(1): 49-76.
- SCHULTZ P S, SHERWOOD J W. 1980. Depth migration before stack[J]. *Geophysics*, 45(3): 376-393.
- SHI Y, ZHAO W, CAO H. 2007. Nonlinear process control of wave-equation inversion and its application in the detection of gas[J]. *Geophysics*, 72(1): R9-R18.
- SHIN C, CHA Y H. 2008. Waveform inversion in the laplace domain[J]. *Geophysical Journal International*, 173(3): 922-931.
- SHIN C, HO CHA Y. 2009. Waveform inversion in the laplace—fourier domain[J]. *Geophysical*



- Journal International, 177(3): 1067-1079.
- SHIN C, SOHN H. 1998. A frequency-space 2-d scalar wave extrapolator using extended 25-point finite-difference operator[J]. *Geophysics*, 63(1): 289-296.
- SMITH J D, AZIZZADENESHELI K, ROSS Z E. 2020. Eikonet: Solving the eikonal equation with deep neural networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(12): 10685-10696.
- SMITH K. 2017. Machine learning assisted velocity autopicking[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2017. Society of Exploration Geophysicists: 5686-5690.
- SOMERSTEIN S F, BERG M, CHANG D, et al. 1984. Radio-frequency geotomography for remotely probing the interiors of operating mini-and commercial-sized oil-shale retorts[J]. *Geophysics*, 49(8): 1288-1300.
- STARK T J. 2004. Relative geologic time (age) volumes—relating every seismic sample to a geologically reasonable horizon[J]. *The Leading Edge*, 23(9): 928-932.
- STEK I. 1997. Frequency domain seismic forward modelling: a tool for waveform inversion.[D]. Imperial College London (University of London).
- ŠTEKL I, PRATT R G. 1998. Accurate viscoelastic modeling by frequency-domain finite differences using rotated operators[J]. *Geophysics*, 63(5): 1779-1794.
- STOLT R H. 1978. Migration by fourier transform[J]. *Geophysics*, 43(1): 23-48.
- STORK C. 1992. Reflection tomography in the postmigrated domain[J]. *Geophysics*, 57(5): 680-692.
- SUN J, NIU Z, INNANEN K A, et al. 2019. A theory-guided deep learning formulation of seismic waveform inversion[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2019. Society of Exploration Geophysicists: 2343-2347.
- SUN M, ZHANG J. 2016. Edge-preserving travelttime tomography with a sparse multiscale imaging constraint[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 131: 179-190.
- SWAN K. 2001. Virtual interaction: Design factors affecting student satisfaction and perceived learning in asynchronous online courses[J]. *Distance education*, 22(2): 306-331.
- SYMES W W. 2008. Migration velocity analysis and waveform inversion[J]. *Geophysical prospecting*, 56(6): 765-790.
- TANER M T, KOEHLER F. 1969. Velocity spectra—digital computer derivation applications of velocity functions[J]. *Geophysics*, 34(6): 859-881.
- TARANTOLA A. 1987. Method for data fitting and model parameter estimation[J]. *Inversion Problem Theory*.
- TARANTOLA A. 1984. Inversion of seismic reflection data in the acoustic approximation[J]. *Geophysics*, 49(8): 1259-1266.

- TIKHONOV A. 1963. Regularization of incorrectly posed problems[C]//Soviet Math. Dokl. 1624-1627.
- TOLDI J L. 1989. Velocity analysis without picking[J]. *Geophysics*, 54(2): 191-199.
- VELIS D. 2021. Simulated annealing velocity analysis: Automating the picking process simulated annealing velocity analysis[J]. *Geophysics*, 86(2): V119-V130.
- VIDALE J. 1988. Finite-difference calculation of travel times[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 78(6): 2062-2076.
- VIRIEUX J, OPERTO S. 2009. An overview of full-waveform inversion in exploration geophysics [J]. *Geophysics*, 74(6): WCC1-WCC26.
- VOGEL C R. 2002. Computational methods for inverse problems[M]. SIAM.
- VOYTAN D, SEN M K. 2020. Wave propagation with physics informed neural networks[C]//SEG International Exposition and Annual Meeting. OnePetro.
- WAHEED U B, ALKHALIFAH T, HAGHIGHAT E, et al. 2021. Pinntomo: Seismic tomography using physics-informed neural networks[A].
- WANG Y, RAO Y. 2009. Reflection seismic waveform tomography[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 114(B3).
- WANG Y, ZHANG J. 2019. Joint refraction travelttime tomography and migration for multilayer near-surface imaging joint refraction tomography and migration[J]. *Geophysics*, 84(6): U31-U43.
- WEIS, YONGLIN O, QINGCAI Z, et al. 2018. Unsupervised machine learning: K-means clustering velocity semblance auto-picking[C]//80th EAGE Conference and Exhibition 2018: volume 2018. EAGE Publications BV: 1-5.
- WESSON R L. 1971. Travel-time inversion for laterally inhomogeneous crustal velocity models[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 61(3): 729-746.
- WHITMORE N D. 1983. Iterative depth migration by backward time propagation[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 1983. Society of Exploration Geophysicists: 382-385.
- WU X, FOMEL S. 2018. Automatic fault interpretation with optimal surface voting[J]. *Geophysics*, 83(5): O67-O82.
- WU X, HALE D. 2015. Horizon volumes with interpreted constraints[J]. *Geophysics*, 80(2): IM21-IM33.
- WU X, HALE D. 2016. 3d seismic image processing for faults[J]. *Geophysics*, 81(2): IM1-IM11.
- WU X, ZHONG G. 2012. Generating a relative geologic time volume by 3d graph-cut phase unwrapping method with horizon and unconformity constraints[J]. *Geophysics*, 77(4): O21-O34.
- XU Y, LI J, CHEN X. 2019. Physics informed neural networks for velocity inversion[C]//SEG International Exposition and Annual Meeting. OnePetro.

- XUE Z, WU X. 2023. Automatic velocity analysis with physics-constrained optimal surface picking [J]. *Geophysics*, 88(3): 1-42.
- XUE Z, ZHANG J, WANG Y, et al. 2019. The first-arrival traveltome tomography with joint minimum support and tikhonov regularization[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2019. Society of Exploration Geophysicists: 2853-2857.
- YAMBOR W S, DRAPER B A, BEVERIDGE J R. 2002. Analyzing pca-based face recognition algorithms: Eigenvector selection and distance measures[M]//Empirical evaluation methods in computer vision. World Scientific: 39-60.
- YAN S, WU X. 2021. Seismic horizon extraction with dynamic programmingseismic horizon extraction[J]. *Geophysics*, 86(2): IM51-IM62.
- YANG F, MA J. 2019. Deep-learning inversion: A next-generation seismic velocity model building methoddl for velocity model building[J]. *Geophysics*, 84(4): R583-R599.
- YILMAZ O, CHAMBERS R. 1984. Migration velocity analysis by wave-field extrapolation[J]. *Geophysics*, 49(10): 1664-1674.
- YILMAZ Ö. 2001. Seismic data analysis: volume 1[M]. Society of exploration geophysicists Tulsa.
- YILMAZ Y, GENÇ Ş C, GÜRER F, et al. 2000. When did the western anatolian grabens begin to develop?[J]. *Geological Society, London, Special Publications*, 173(1): 353-384.
- YUAN S, WANG S, LUO Y, et al. 2019. Impedance inversion by using the low-frequency full-waveform inversion result as an a priori model[J]. *Geophysics*, 84(2): R149-R164.
- ZHANG D, FEI T W, HAN S, et al. 2022. Automatic first-arrival picking workflow by global path tracingautomatic first-arrival picking[J]. *Geophysics*, 87(1): U9-U20.
- ZHANG H, ZHU P, GU Y, et al. 2019. Automatic velocity picking based on deep learning[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2019. Society of Exploration Geophysicists: 2604-2608.
- ZHANG J, TOKSÖZ M N. 1998. Nonlinear refraction traveltome tomography[J]. *Geophysics*, 63(5): 1726-1737.
- ZHANG P, LU W. 2016. Automatic time-domain velocity estimation based on an accelerated clustering method[J]. *Geophysics*, 81(4): U13-U23.
- ZHANG P, LU W, ZHANG Y. 2015. Velocity analysis with local event slopes related probability density function[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 123: 177-187.
- ZHANG X, ZHANG J. 2017. Model regularization for seismic traveltome tomography with an edge-preserving smoothing operator[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 138: 143-153.
- ZHANG Z, WU Z, WEI Z, et al. 2020. Fwi imaging: Full-wavefield imaging through full-waveform inversion[C]//SEG International Exposition and Annual Meeting. OnePetro.
- ZHDANOV M S. 2002. Geophysical inverse theory and regularization problems: volume 36[M].

Elsevier.

ZHOU W, BROSSIER R, OPERTO S, et al. 2015. Full waveform inversion of diving & reflected waves for velocity model building with impedance inversion based on scale separation[J]. *Geophysical Journal International*, 202(3): 1535-1554.



## 致 谢

时光像一列缓缓的列车，在每个人的回忆里从不停歇。当我猛然间意识到自己即将与科大说再见的时候，才发现不知不觉中距离我第一次来到这里已经过去了六年。六年的点点滴滴涌上心头，有太多的欢笑和泪水，也有太多想要感谢的人。

首先要感谢我的恩师伍新明教授。两年前在科大 1958 咖啡馆与您交流的下午是改变我博士生涯的时刻，也是我永远不会忘记的时刻，非常荣幸能够成为 CIG 团队的一员。伍老师是一位出色的地球物理学家，对科研有着极高的热情，也时刻在用自己严谨的科研态度影响着我们。在工作中，伍老师会尽量安排自己的时间，把与学生交流科研放在首位，非常怀念在办公室的白板上与您探讨的时光。在生活上，伍老师是一位挚友，感谢伍老师能够体谅我所处阶段所遇到的各种问题和困惑，也感谢您对我未来发展和规划提的宝贵建议。在跟随伍老师学习的这段时间，您经常会安排我们与世界各地的优秀地球物理学家交流，为我们联系研究相关的专家探讨，我也会时常惊叹于您对于地球物理应用场景的捕捉能力，感谢您为我们提供了广阔的视野，让我找到了地球物理的意义。

感谢硕士期间的导师张捷教授。张老师是美国国家工程院院士，对地球物理前沿热点有着敏锐的嗅觉，一直在追求最先进的科研，感谢张老师培养了我独立探索的科研能力。张老师还是一名杰出的企业家，从张老师的身上我学到了许多为人处世的宝贵经验。还要感谢张老师在研究生期间提供的平台和出国参加会议的机会，让我们能够在更高的舞台展示自己的工作，锻炼我们公开英文演讲的能力。

感谢 Oz Yilmaz 老师曾对我科研的指导，非常幸运能够有向您学习的机会，您对于地球物理的理解以及对于每个问题的严谨态度都使我受益良多。虽然您总是记不住我的名字，但是能在每次交流时都被自己的偶像问一遍姓名并手写跟我确认也是一件非常幸福的事。感谢在沙特阿美北京研发中心实习期间指导老师骆毅老师、费同老师，刘璐师兄和韩松师兄，感谢你们让我接触了产业化科研。感谢中石油勘探开发研究院的李萌老师和曾同生老师，感谢你们能够发现实际生产中亟需解决的问题，为我们的科研提供很好的思路，与你们合作期间让我受益匪浅。感谢西安交通大学的陈文超老师和王晓凯老师对我的鼓励。本研究得到国家重点研发计划（区域介质结构动态监测与高铁沿线异常震动智能预警，2021YEA0716903）的资助。

感谢在筹备 APGSC 期间所有一起共事的同事们，感谢 SEG 中国的 Flora 和 Xuling 提供宝贵的办会经验，感谢 ERA 编辑部可爱的小姐姐徐沁为会议出版专



刊，感谢姚华建老师、张海江老师、李俊伦老师、王宝善老师以及伍新明老师在筹备工作中的建议和大力支持。感谢李佳威师兄，从你身上我学到了非常多的东西，很荣幸能够因此成为朋友。感谢艺豪从会议申请一直到成功举办期间一直以来的付出，人在美国心在科大，是非常称职的大会秘书。感谢韩守诚师兄非常靠谱的妥善安排了整个教育项目的活动，感谢康康把各种事情考虑的非常周到，还在我压力很大的时候陪我跑步，感谢张基把挑战杯办的有声有色，感谢章钰给力的技术支持，永远忘不了会议开始前一夜惊艳出场的字幕君！感谢杨文在筹备期间能够非常耐心地听我的唠叨，感谢王函为我们准备的各种会议物资，感谢香军和马洋洋在会议期间身兼数职，现在回想起让大家自愿报名时你们不断举起的手仍让我非常感动。真心感谢各个高校 SEG 分会的负责人和小伙伴们，正是由于你们的积极参与，才让这第一届由我们学生主办的学术会议如此让人难忘。一年的筹备时间非常漫长，但因为你们的陪伴和鼓励，给了我坚持下去的动力。就像我在闭幕式时说的那样，回轩驻轻盖，留酌待情人，希望我们一起战斗过的革命友谊一直保持下去，而我也即将奔赴新的城市留酌以待。

感谢在读博期间一起经历过众多难忘时光的同学们。感谢亚星，从入学到现在六年多的时间，一起经历了数不尽的趣事，永远的好兄弟，感谢娜姐、兴中对于我课程学习以及生活上的照顾，虽然只有短暂的一年多相处时间，亲切的感觉一直都在。感谢洋洋马陪我参加活动，帮我选衣服。感谢司旭给我提过很多关于报告演讲方面的建议，受益匪浅。还要感谢众多优秀的师兄师姐们对我的帮助，感谢李子昂师兄跟我组乐队，小镇青年乐队在地空楼下的冬夜排练以及在平安夜的路演真的是终身难忘，你送我的书里写的那句“燃烧一个人灵魂的，是至死方休”也会激励我一直战斗下去。感谢袁聪聪师兄在我刚入学很迷茫的时候帮我找课题，带我科研，给我很多人生选择的建议。感谢段旭东师兄和沈杨师兄，一起出国开会、办活动、喝酒、谈心，是你们让我越来越适应科大的生活，感谢老沈教我如何跟老师沟通，手把手带我处理学生工作的事情，也感谢老段总是无私地分享科研经验，靠谱的做派下还有一颗有趣的灵魂。感谢闫上升师姐在我转组时给我的鼓励，不管是生活还是学习上相处地很愉快的朋友。感谢远航师兄，感谢你总是会给我一些很正面的鼓励和经验分享。感谢江文彬师兄，非常敬佩的大神，感谢彬哥在南大的热情招待以及经常远程解答我的各种疑问。感谢晓明师兄给我很多关于就业的建议，也会经常带我喝酒吃美食，品质生活的天花板。感谢慧宇师兄经常开导我，日常的嬉笑很可爱，处理问题时又非常靠谱且认真。感谢孙梦瑶师姐在我刚入学时带我科研，是我科研路上的榜样。感谢青山师兄帮我修改论文，也会开车带我们去兜风。感谢刘志洋师兄在美国开会时给我讲关于地球物理的发展。感谢你们像灯塔一样指引了我的道路，希望大家前程似锦，顶峰再见！

感谢在读博之路上陆续加入的师弟师妹们，很幸运能够认识优秀的你们。感谢康康，办公室的大哥、运动健将、幸运体质，拥有众多令人羡慕标签的师弟，更是具有眼神默契的朋友，感谢基日常举办的各种活动总会叫我一起，生活中的你和科研中的你都充满了创造力和执行力，希望你早日成为张院士，感谢章钰陪我一起摄影，弹吉他，爱好总是志同道合的人一起的感觉是很棒的，感谢王函师妹经常提醒我关于各种事情的申请和材料准备，还鼓励我报名创新杯主持人，让我有机会体验人生中第一次的主持之旅。感谢香军经常在办公室陪我一起熬夜，感谢刘宇师妹总是充满活力，办公室的团宠，感谢光宇和张文夫妇对我的信任以及日常总是很贴心地为每次活动准备礼物。感谢瀚林，在科研之外接替了SEG分会的工作，接过了CPU服务器，还负责着组内的各种活动，很全能。感谢金涛，从你入学开始咱们一起经历了科技活动周，APGSC筹备，在平时的相处中也感谢你总是对我很支持，忘不了一起喝大乌苏时互相敞开心扉，感谢高航曾经帮我画图，是非常细心和认真的师弟，最好的答辩秘书！感谢子健请我吃海底捞，感谢麓润教我打篮球，帮我取快递，感谢建飞任劳任怨，帮我搬电脑，感谢功文帮我检查论文，感谢传力让我体验了fuji相机的魅力，感谢李游的日常夸夸，感谢高晖喊我加入德州局，感谢江蕾师妹我第一次组会时主动跟我说话，缓解了我的紧张，感谢筱璇师妹带我去见识00后班级的活动，感谢政杰帮我申请chatgpt，感谢雨婷照顾我做主持人时的日程安排，总会带给人快乐，感谢东子陪我打乒乓球和羽毛球，感谢子琛一起玩狼人杀，感谢志祥给我分享自己的博客。很感恩在读博期间能够得到你们的帮助，也感谢有机会和你们相处了一段愉快的旅程。

最后要感谢我的父母，感谢你们一直以来很尊重我的想法，又会在我做错事情的时候让我清醒。你们一直身体力行地为我做好榜样，是我遇到困难时坚强的后盾，很感激你们在我面临每一个重要选择时为我指明了方向。

时光清浅，幸之相遇。感谢我的未婚妻王艺豪，初见乍惊欢，久处亦怦然。感谢你出现在我的生命里，让我的世界充满了色彩。从读研的生活充满了挑战，感谢你始终陪在我身边，总是支持和包容我，给了我坚持下去的力量。

一年好景君须记，最是橙黄橘绿时。

## 在读期间发表的学术论文与取得的研究成果

### 已发表论文

1. Xue, Z. and X. Wu\*, 2023, Automatic velocity analysis with physics-constrained optimal surface picking, *Geophysics*, Vol. 88(3), U71-U80.
2. 王艺豪, 薛智文, 基于空间结构一致性的智能化偏移速度分析, 2022年中国地球科学联合学术年会。
3. Xue, Z., Wang, Y., Li, J., et al., 2022, Introduction of the 1st Asia-Pacific Geophysics Student Conference (APGSC 2020), *Earthquake Research Advances*.
4. 薛智文, 张捷, 应用走时反演约束的地震波形人工智能速度建模, 2020年中国地球科学联合学术年会。
5. Xue, Z., Zhang, J., Wang, Y., and Li, Z., 2019, The first-arrival traveltimes tomography with joint minimum support and Tikhonov regularization. 89th Annual Meeting of the Society of Exploration Geophysicists, Expanded Abstracts.
6. Xue, Z., Zhang, J., Sun, M., and Wang, Y., 2018, Long-wavelength statics solutions for the near surface with velocity reversal. 88th Annual Meeting of the Society of Exploration Geophysicists, Expanded Abstracts.

### 待发表论文

1. Xue, Z., Wang, Y., and X. Wu\*, 2023, Global constrained full waveform inversion based on implicit construction model, *GJI*, submitted.
2. Xue, Z., X. Wu\*, 2023, Physics informed neural network-based multi-source information fusion tomography, *Geophysics*, in preparation.
3. Xue, Z., X. Wu\*, 2023, Residual curvature analysis and imaging gathers picking based on dynamic programming algorithm, *Geophysics*, in preparation.