

引用: 赵邦六, 雍学善, 高建虎, 等. 中国石油智能地震处理解释技术进展与发展方向思考 [J]. 中国石油勘探, 2021, 26(5): 12-23.

Zhao Bangliu, Yong Xueshan, Gao Jianhu, et al. Progress and development direction of PetroChina intelligent seismic processing and interpretation technology[J]. China Petroleum Exploration, 2021, 26(5): 12-23.

# 中国石油智能地震处理解释技术进展与发展方向思考

赵邦六<sup>1</sup> 雍学善<sup>2</sup> 高建虎<sup>2</sup> 常德宽<sup>2</sup> 杨 存<sup>3</sup> 李海山<sup>2</sup>

(1 中国石油勘探与生产分公司; 2 中国石油勘探开发研究院西北分院; 3 中国石油杭州地质研究院)

**摘 要:** “十三五”期间, 中国石油天然气股份有限公司(简称中国石油)紧跟国际人工智能发展形势和物探领域的重大需求, 在地震处理、解释环节超前谋划, 积极布局, 有力推动了物探技术向智能化发展, 形成了智能地震处理和智能地震解释两大技术系列, 并创新研发了智能地震标签数据集构建软件; 同时, 创新研发模式, 牵头组建了由北京大学等组成的“6+1”智能物探“产学研”联盟, 有效推动了中国石油智能物探技术创新工作, 实现了与国际智能物探技术的同步发展。“十四五”期间, 中国石油将围绕公司的“数字化转型, 智能化发展”战略, 顺应全球能源转型和智能化发展趋势, 明确“123456”的发展思路 and 方向; 立足模块替代, 探索流程再造, 积极推动智能地震处理解释技术创新发展与落地见效。其中, 在人力密集型环节实现智能模块替代, 提高地震处理解释效率, 支撑实际生产提效降本; 在技术密集型环节实现智能流程再造, 提高地震处理解释精度, 引领物探技术创新发展, 形成世界一流的智能地震处理解释技术系列, 实现智能物探科技自立自强, 全面推进中国石油物探业务智能化发展, 最终实现智能化找油找气, 并为水平井钻井提供实时导向。

**关键词:** 中国石油; 地震处理解释; 智能化; 发展方向

**中图分类号:** P631.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-7703.2021.05.002

## Progress and development direction of PetroChina intelligent seismic processing and interpretation technology

Zhao Bangliu<sup>1</sup>, Yong Xueshan<sup>2</sup>, Gao Jianhu<sup>2</sup>, Chang Dekuan<sup>2</sup>, Yang Cun<sup>3</sup>, Li Haishan<sup>2</sup>

(1 PetroChina Exploration & Production Company; 2 PetroChina Research Institute of Petroleum Exploration & Development-Northwest, 3 PetroChina Hangzhou Research Institute of Geology)

**Abstract:** During the 13<sup>th</sup> Five-Year Plan period, PetroChina has kept up with the development trend of advanced artificial intelligence and major needs in the field of geophysical prospecting, planned in advance and actively deployed researches, which highly promotes the development of intelligent geophysical technology. Till now, two major technology series of intelligent seismic processing and interpretation have been developed, and intelligent seismic software platform and label data set software have been released. Meanwhile, PetroChina has led an innovative “6+1” intelligent “industry-university-research institute” alliance for geophysical exploration consisting of Peking University, etc., which effectively promotes the innovation of PetroChina intelligent geophysical technology and achieves the synchronous development with the international intelligent geophysical technology. During the 14<sup>th</sup> Five-Year Plan period, PetroChina will focus on the strategy of “digital transformation and intelligent development” and clarify the development plan and direction of “123456”, so as to conform to the global

基金项目: 中国石油勘探与生产分公司科技项目“智能化地震叠前去噪技术研究与试验”(kt2021-12-03)。

第一作者简介: 赵邦六(1964-), 男, 河南南阳人, 博士, 2005年毕业于中国科学院地质与地球物理研究所, 中国石油勘探与生产分公司副总经理、教授级高级工程师, 主要从事油气勘探及技术管理工作。地址: 北京市东城区东直门内大街9号, 邮政编码: 100007。E-mail: blzhao@petrochina.com.cn

通信作者简介: 常德宽(1989-), 男, 内蒙古乌兰察布人, 在读博士, 工程师, 现主要从事智能物探技术研究工作。地址: 甘肃省兰州市城关区雁儿湾路535号, 邮政编码: 730020。E-mail: changdk@petrochina.com.cn

收稿日期: 2021-08-30; 修改日期: 2021-09-10

energy transformation and intelligent development trend. Based on module replacement, PetroChina will actively explore process regeneration and promote the innovative development and application of intelligent seismic processing and interpretation technology. In labor-intensive scenarios, intelligent module replacement will be implemented to improve efficiency of seismic processing and interpretation, support industrial production to improve efficiency and reduce costs. Meanwhile, in technology-intensive scenarios, intelligent process will be regenerated to improve accuracy of seismic processing and interpretation, forming a world-class series of intelligent seismic processing and interpretation technologies, and realizing the self-reliance of intelligent geophysical exploration technology, which supports to comprehensively promote the intelligent development of geophysical business of PetroChina, ultimately achieves the intelligent petroleum exploration, and provides real-time guidance for horizontal well drilling.

**Key words:** PetroChina, seismic processing and interpretation, artificial intelligence, development direction

## 0 引言

物探领域人工智能的研究是物探技术转型升级的关键,目前全球各大油公司、油服公司为赢得市场竞争主动权,抢占技术先机,纷纷开展智能化技术研发。埃森哲公司2017年对石油行业高管进行的一项调查发现,70%的受访者将加大对数字技术的投资,“数据就是新石油”的说法已成为大家的共识。Geophysical Insights公司在2017年的国际勘探地球物理学家学会(SEG)年会上就推出了“机器学习”的宣传主题,主要产品是Paradise多属性分析软件包,将地震多属性分析与机器学习技术应用于薄层解释、直接烃类指示(DHI)等方面;2018年2月油服巨头BHGE公司携手NVIDIA公司进军石油人工智能;2018年4月,道达尔公司宣布和谷歌云签署协议,二者将联合发展人工智能技术,为石油勘探开发提供全新智能解决方案。壳牌公司宣布与微软公司扩大合作,在石油行业大规模推广人工智能。

人工智能在油气领域的应用日益广泛,智慧油田、智慧炼厂、智慧管道、智能物探、智能测井和智能钻完井等新技术层出不穷。中国石化集团物探技术研究院与中兴通讯公司签署5G合作协议,共同推进人工智能在油气勘探领域的市场拓展;中国海油与阿里云牵手,为南海气田复杂地质环境下的生产系统装上智能“大脑”。中国石油大学(北京)顺应时代潮流,成立人工智能学院,成为国内首所成立该类学院的石油高校,未来将为我国油气行业输送人工智能人才,为行业转型提供人才保障。“十三五”期间,中国石油大力投入智能物探科研攻关研究,取得初步成果。从2017年起中国石油勘探与生产分公司连续组织召开4届“智能物探”技术研讨会,旨在推动国内新一代智能化地震资料处理解释技术发展。

物探包含重力、磁法、电法、地震4类地球物理

探测方法,目前在油气探测中应用最多、发挥作用最大的是地震勘探。地震勘探又分为地震采集、处理、解释三大环节,服务公司的技术竞争力和研发重点主要体现在地震采集上,而油公司的研发重点主要在地震处理解释环节。所以,本文站在油公司的角度,重点论述中国石油智能地震处理解释技术进展、思路及发展方向,部分涉及智能物探的其他相关领域或环节。文中智能物探也泛指智能地震处理解释,这是智能物探的重中之重。

## 1 国内外发展现状

自20世纪90年代末,随着计算机技术的飞速发展,摩尔定律为人工智能的发展带来了新的可能性。当飞速提升的计算能力被应用到人工智能的研究后,显著提升了人工智能的研究效果,使传统的基于神经网络和机器学习技术在石油物探领域引起广泛的关注和深入的研究。

自2016年AlphaGo(阿尔法围棋)战胜人类棋手以后,深度学习迅速成为各行业科技创新的制高点,随着数据科学和工程的进步、GPU等高性能计算机的发展,智能物探技术也迎来了新的历史机遇。国内外智能物探经过5年的长足发展,深度学习在地震勘探各个领域均取得一定的突破和效果,显示出智能物探未来的巨大潜力和应用价值。通过对美国SEG年会近5年文章的初步统计显示,人工智能技术在物探领域中的应用呈爆发式增长,如图1所示。智能化文章占比由2016年的0.89%迅速增长到2020年的18%,这表明石油物探行业迎来智能化创新研究热潮。2019年和2020年的智能文章数量基本持平,这意味着相关研究领域和参与研究人员达到一个巅峰,深度学习等技术应用于物探领域的创新研究进入一个平稳期,后续智能物探技术研究必将向针对具体应用场景的工业化应用方向发展。



图 1 近 5 年 SEG 会议智能物探领域文章统计  
Fig.1 Statistics of SEG conference papers in recent 5 years

### 1.1 国外发展现状

在地震处理方面, Serfaty 等<sup>[1]</sup>提出一种利用波场分离的算法, 主要通过主成分分析和深度学习分类在局部角度域实现波场分离, 算法实验表明效果优于传统方法。Wang 等<sup>[2]</sup>训练了一个具有残差学习的深度卷积神经网络 (CNN)。Dong 等<sup>[3]</sup>针对沙漠随机噪声和低频噪声进行了 CNN 噪声压制尝试。Chang 等<sup>[4]</sup>将生成对抗网络用于地震数据插值, 在时间域和频率域进行特征学习, 使得插值后的地震数据在时间域和频率域双保真。Lewis 等<sup>[5]</sup>研究了用深度学习技术从地震图像中学习生成用于地质建模的特征, 用于 FWI 反演建模。Mosser 等<sup>[6]</sup>提出利用深度生成神经网络进行地震速度反演和建模的方法。Farris 等<sup>[7]</sup>定性和定量对比了深度学习速度建模和全波形反演速度建模。Yang 等<sup>[8]</sup>提出基于监督深度全卷积神经网络直接从原始地震记录建立速度模型的新方法。Picetti 等<sup>[9]</sup>开发了一个用于地震成像应用的生成对抗神经网络 (GAN), 可以将低质量的偏移成像结果转换为高质量的偏移成像结果, 还可以将偏移结果转化为反射率图像。Lu 等<sup>[10]</sup>利用深度学习提高倾角域弹性逆时偏移 (ERTM) 成像质量, 再通过深度卷积神经网络开发了额外的约束, 显著提高了 ERTM 图像的质量。He 等<sup>[11]</sup>考虑了一种利用深度神经网络 (DNN) 求解 FWI 问题的通用反演方法, 利用 DNN 的权值重新参数化物理参数。Liu 等<sup>[12]</sup>开发的纵波速度模型建立方法可以在不耗费大量人力的情况下自动建立大量的密度层/断层/盐体模型, 以构建一个真实的深度学习网络结构模型, 并使用深度学习进行全波形反演。

在地震解释方面, Huang 等<sup>[13]</sup>构建了一个面向地震数据分析的大数据处理平台, 其利用多种叠后地震属性, 应用卷积神经网络进行断层解释。Wu 等<sup>[14]</sup>利用卷积神经网络进行断裂的检测提取, 在研究过程中采用大量三维地质模型合成地震记录作为训练数据集, 不但检测断层存在的概率, 还检测断层的倾角、估算局部断层倾角, 以及进行边缘保护构造滤波处理。Geng 等<sup>[15]</sup>设计的深度卷积神经网络可自动从二维地震数据中计算构造相对地质年代, 该网络是由一个编码器、一个解码器和一个细化模块组成, 更适合于处理交叉断层和复杂折叠层等复杂结构。Duan 等<sup>[16]</sup>认为地震相分类分为属性提取和地震相聚类分析两种, 并引入深度卷积嵌入式聚类 (DCEC), 通过使用深度神经网络、学习特征表示和聚类分配, 提高地震相边缘分辨率。Liu 等<sup>[17]</sup>利用深度卷积神经网络和生成对抗网络 (GAN) 进行三维地震相分析。Biswas 等<sup>[18]</sup>利用物理引导的卷积神经网络进行叠前反演和叠后反演。Wu 等<sup>[19]</sup>通过卷积神经网络中的权值对初始速度模型进行重新参数化, 以自动捕获初始模型中的显著特征, 作为先验信息, 通过正则化迭代更新卷积神经网络权值中的先验信息来约束 CNN 反演, 通过减少数据不匹配来细化在 CNN 预训练中捕获的特征。Cui 等<sup>[20]</sup>结合 U 型网络结构 (U-Net) 和卷积神经网络, 在训练数据有限的情况下, 根据数字岩石图像进行纵波、横波速度预测。

### 1.2 国内发展现状

在深度学习方面, 国内学者开展了大量研究工作, 与国外智能物探技术发展基本同步。

在地震处理方面, 韩卫雪等<sup>[21]</sup>将深度学习用于地震随机噪声压制, 对叠后陆地数据及复杂陆地叠后数据进行去噪, 取得一定效果。王钰清等<sup>[22]</sup>提出基于数据生成和增强的深度卷积神经网络的随机地震噪声衰减。唐杰等<sup>[23]</sup>将 K-SVD 去噪算法与深度学习网络相结合, 综合考虑深度学习网络与稀疏表示方法的优点, 研究了基于深度学习的过完备字典信号稀疏表示 (Deep-KSVD) 的地震数据随机噪声压制方法。李海山等根据地震线性噪声特征, 利用深度残差网络 (DnCNN) 对西部沙漠区地震资料进行试验性应用, 见到了较好的效果。张岩等<sup>[24]</sup>考虑到现有基于深度学习的地震数据去噪方法存在单一时间域或频率域特征提取, 且卷积核尺寸固定较小的问题, 提出一种基

于联合深度学习的地震数据随机噪声压制方法。陈德武等<sup>[25]</sup>将U-Net与分割网络(SegNet)深度学习网络的优点相结合,构建新的混合网络U-SegNet,并基于U-SegNet自动拾取初至,解决了基于深度学习的初至拾取方法制作标签耗时费力、数据预处理过程烦琐、网络结构过于复杂,导致训练和测试效率较低的问题。周创等<sup>[26]</sup>提出一种基于深度卷积生成对抗网络(DCGAN)的地震数据初至拾取方法。张昊等<sup>[27]</sup>提出一种基于深度学习的地震叠加速度自动拾取方法。

在地震解释方面,魏伯阳等<sup>[28]</sup>提出利用条件生成对抗网络(CGAN)识别图像中的裂缝。王俊等<sup>[29]</sup>提出使用GRU神经网络进行测井曲线重构,该方法兼顾了测井数据之间的非线性映射关系、数据随储层深度变化的趋势及历史数据之间的关联性。常德宽等<sup>[30]</sup>利用深度残差网络(ResNet)训练深层卷积神经网络,并结合U-Net架构可表征多尺度、多层次特征信息的优势,构建了SeisFault-Net,提高了训练效率和断层识别效果,避免人工设置参数的经验误差和不确定性。陈芊澍等<sup>[31]</sup>在裂缝发育带预测中引入了极限学习机算法,通过极限学习机算法对地震属性特征与裂缝带发育程度之间对应关系进行学习,并应用到实际工区。丁燕等<sup>[32]</sup>则将测井、深度学习与裂缝预测联系起来,为裂缝的综合预测提供了新的思路。闫星宇等<sup>[33]</sup>在U-Net模型末端加入金字塔池化模块以提高模型获取全局信息的能力,提出“预测信息熵”的概念用于评估地震相预测结果的不确定性。

总体来说,针对物探领域已开展初步的人工智能探索和实践,并已经获得阶段性研究成果,可以概括为两个方面:一是大数据、机器学习等技术在勘探开发数据分析处理上的应用,现阶段大多是“点”上的应用,尚未形成“面”上的推广。二是国家和大多数企业意识到数据共享的重要性,开始研发一体化分析平台、集成软件等。但人工智能在石油勘探开发领域的应用刚刚起步,尚未形成颠覆性成果,却又显现出巨大的潜力。人工智能涉及多学科交叉,包含的研究范围较为广泛,且大多数算法需要建立在大数据基础上,对输入和输出之间的映射关系要求明确清晰。而油气储层地下条件复杂多变,石油勘探开发问题多具有多解性,勘探开发数据普遍面临样本小、特征缺失等问题,这在一定程度上加大了人工智能在石油勘探开发中的应用推广难度。

## 2 智能物探技术研发进展

“十三五”期间,中国石油提出“数字化转型、智能化发展”战略,将智能技术作为发展重点,抢占物探科技竞争的主动权和制高点。中国石油主力地震处理解释软件GeoEast面向未来研发的全新一代平台——GeoEast-iEco软件平台,其采用先进的软件架构,秉持共享、协同、开放的设计理念,致力于为国产物探软件发展、构建国产物探软件生态系统提供坚实的平台支撑,加速中国石油智能物探技术发展。中国石油勘探开发研究院携手华为云打造“E8认知计算平台”赋能油田勘探,平台通过让知识参与到计算,把各种形态的知识,借助一系列人工智能技术进行抽取、表达、计算,进而产生更为精准的模型,再次赋能给机器和人。中国石油勘探开发研究院西北分院受中国石油勘探与生产分公司委托,为推动中国石油智能物探技术产学研协同发展,积极贯彻中国石油“共建、共享、共赢”的发展理念,与北京大学等6所大学签署了中国石油智能物探产学研合作联盟协议,充分利用高校在大数据和人工智能等技术领域的优势,协同开展跨学科、跨领域的智能物探技术创新研发,坚定不移突出智能物探技术创新研发,整体协调推动智能物探技术发展,共同推动中国石油智能物探技术迈入世界一流行列。

中国石油自2017年开始超前规划智能物探技术研发,推动物探技术向“智能化”转变,力争在全球新一轮产业变革中抢占制高点。一是打造开放、共享的物探技术智能化研究平台,促进物探技术智能化快速发展。二是采用“试点先行、逐步展开”的方式,开展物探技术多领域人工智能技术攻关,优先发展生产急需和重点突破的技术。三是构建并发布物探专业数据集与经验样本集,为智能物探技术发展提供成熟的先验信息与便利条件。目前在智能物探方面形成两大技术系列,即智能地震处理技术与智能地震解释技术,并研发出一套智能地震标签数据集构建软件。

### 2.1 智能地震处理技术

#### 2.1.1 智能地震初至拾取技术

初至拾取是地震处理中极为基础且重要的一项工作,采用人工拾取方式,工作量大,拾取效率低,容易引入系统的人为误差。而且初至拾取的精确与否,在很大程度上影响后续处理精度。通过将U-Net与SegNet深度学习网络的优点相结合,构建新的混合



网络 U-SegNet, 并基于 U-SegNet 自动拾取初至, 形成了智能地震初至拾取技术。U-SegNet 以 SegNet 结构为基础, 通过在解码器网络的反卷积层之前融合跳跃连接信息, 提供编码器网络的多尺度信息, 以获得更好的性能, 并且其上采样操作将 U-Net 中的反卷积改为反池化, 池化索引被传递到上采样层, 网络模型收敛更快。因此, U-SegNet 网络结构更有利于分割背景噪声区域和含噪信号区域, 从而提高初至拾取精度, 如图 2 所示。基于 U-SegNet 的初至自动拾取流程包括制作训练数据集、设计网络模型、训练网络模型、测试网络模型和实际资料应用。测试和应用结果表明, 该方法的初至拾取效率约为某商业软件的 2.2 倍, 且易于工业化应用, 具有良好的应用前景。

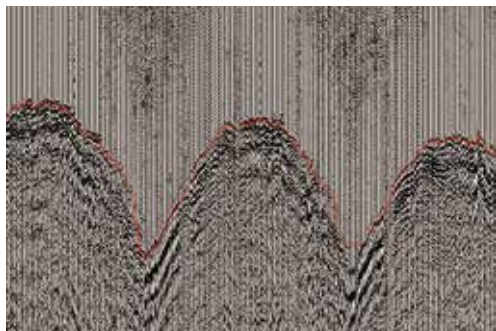


图 2 智能初至拾取结果  
Fig.2 Result of intelligent first arrival picking

### 2.1.2 智能地震数据去噪技术

针对海量叠前数据的噪声压制难题, 开展了采用人工智能技术进行地震数据去噪的技术创新研究, 并在塔里木盆地取得良好的应用效果。以叠前随机噪声去噪为例, 利用曲波迭代阈值法获取随机噪声标签数据, 并对构建的深度学习随机噪声去噪网络进行训练, 使其具有智能识别随机噪声的能力, 图 3 所示为深度学习随机噪声去噪结果。深度学习随机噪声去噪网络与曲波迭代阈值法相比具有显著优点, 智能去噪效率高, 其去噪效率与曲波迭代阈值法相比提高了近 200 倍; 且智能去噪方法不再像曲波迭代阈值法那样需要复杂的参数调试, 可以自动识别并分离出噪声; 同时, 智能去噪方法只学习随机噪声的特征, 因此在去噪过程中不会损害有效信息, 去噪后的数据保幅性好, 可以满足地震处理保幅性要求。

针对西部沙漠区线性噪声特征, 利用基于弹性波方程的散射面波模拟生成训练数据集, 其中直达波和面波由基于常速度模型的正演模拟生成。数值实验结果显示, DnCNN 方法可以实现自动化去除面波。图 4a

展示了一个包含散射面波的实际测试数据; 图 4b 展示了基于合成数据的迁移学习去噪结果和对应去除的面波、散射面波, 可以看到去噪效果和有效信号保留效果均较好。相对于时间域—频率域 ( $F-K$ ) 方法, 该方法在信噪比、面波和散射面波压制信号保幅方面均具有优势, 可以显著提高去噪品质, 改善炮集数据质量, 这对西部油气勘探区的准确成像具有重要意义。

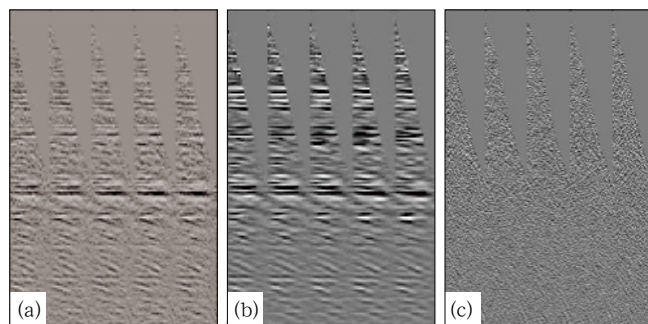


图 3 深度学习随机噪声去噪结果  
Fig.3 Deep learning denoising results of random noise  
(a) 原始 CRP 道集; (b) 深度学习去噪后的道集; (c) 深度学习去除的噪声

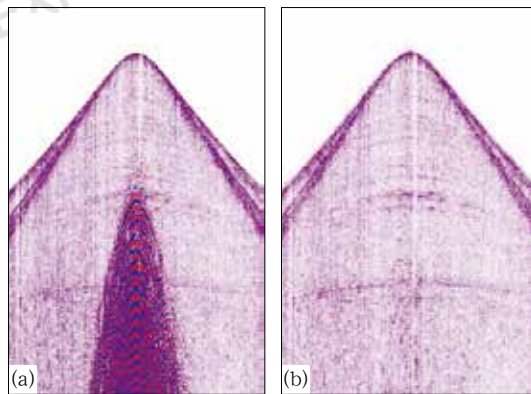


图 4 深度学习面波压制结果对比  
Fig.4 Comparison of deep learning ground-roll noise attenuation  
(a) 原始炮记录; (b) 深度学习去噪后的记录

### 2.1.3 智能地震数据插值技术

地震数据插值在处理中应用较广, 特别是进行 OVT 域的处理时需要通过插值重建技术来规则化地震数据。针对地震数据插值难题, 开展了基于生成对抗网络的地震数据插值技术研究, 如图 5、图 6 所示。该技术利用待插值数据的同一工区的完备数据进行网络训练, 在时间域、频率域开展联合学习, 利用生成对抗网络的无监督特性, 生成缺失的地震道, 从而实现地震数据的插值重建, 使插值后的地震数据在时间域、频率域双保真。该技术利用生成网络进行数据

插值, 用判别网络对生成的数据进行监督, 使得生成的数据与真实的数据在时间域和频率域均具有一致的特征, 提高了生成地震道数据的保真性。

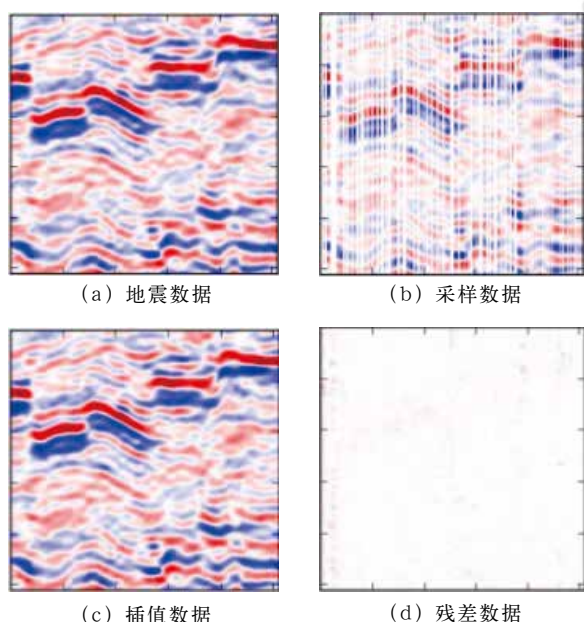


图5 生成对抗网络时间域地震数据插值结果

Fig.5 Interpolation seismic data using generative adversarial networks in time domain

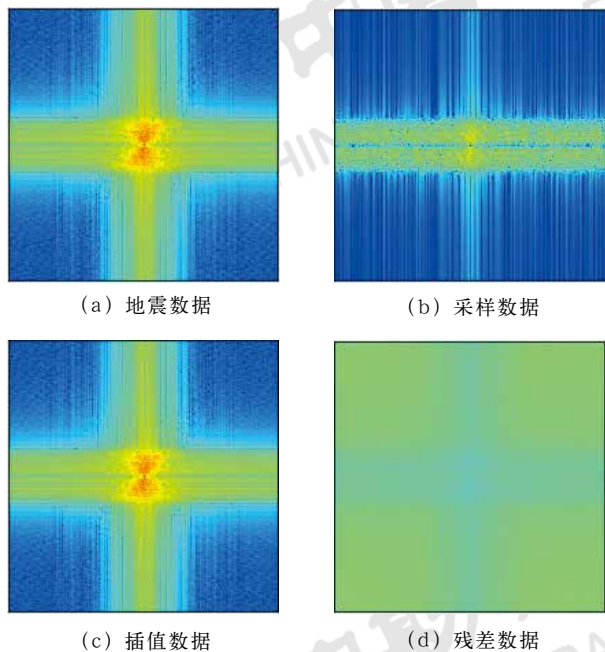


图6 生成对抗网络频率域地震数据插值的 $F-K$ 谱数据

Fig.6  $F-K$  spectrum data of interpolation seismic data using generative adversarial networks in frequency domain

#### 2.1.4 智能混采数据分离技术

近年来, 多震源采集技术(简称混采技术)发展迅速。传统地震采集邻炮之间需要设置等待时间来避

免交叉干扰, 效率较低。混采技术同时激发多组震源, 极大提高了采集效率, 但也导致来自不同震源的地震波发生混叠, 降低了地震数据信噪比和成像质量。因此, 进行混采分离是混采数据处理的必要环节。在深度学习网络的基础上, 采用地震数据和激发时间同时作为网络输入, 研发了智能混采数据分离技术。该技术利用更多的有效信息, 提高了混采分离的精度。图7为建立的智能混采分离网络结构, 该网络采用双输入和端到端的学习模式, 根据激发时间确定多震源的波场初至, 充分利用先验信息及深度神经网络来挖掘邻炮干扰的特征, 建立混采数据与主炮信号的映射关系, 有效提升了混采分离的效率和精度。

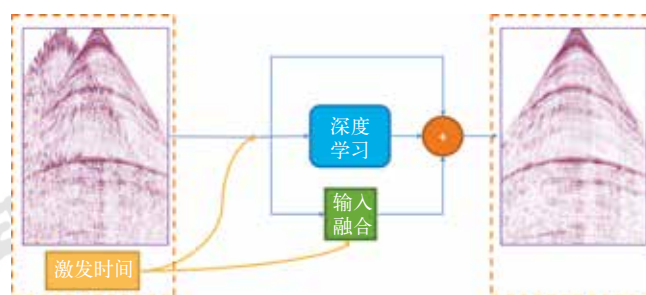


图7 智能混采分离网络结构

Fig.7 Architecture of intelligent seismic debrending network

## 2.2 智能地震解释技术

### 2.2.1 智能地震断裂检测技术

传统的断裂解释主要是一种人机交互方式, 这导致断层解释效率低、人为不确定性大, 增加了油气勘探开发的成本和风险。而常规的断层识别方法通常需要专业人员设置多个参数来控制断层识别效果, 这导致识别的断层结果严重依赖参数设置的准确性。通过将 Resnet 和 U-net 进行联合, 利用这两种网络架构的优势, 构建了地震断层识别网络架构(SeisFault-Net), 形成了智能地震断裂检测技术。U-net 架构由两个子网络组成, 包括编码子网络和解码子网络, 这两个子网络使 SeisFault-Net 以端到端的方式进行模型训练。Resnet 则克服了深层网络梯度弥散的问题, 有效提高 SeisFault-Net 的训练效率。训练后的 SeisFault-Net 无须设置任何参数即可对地震数据进行断层识别, 这避免了常规方法中人为设置方法参数的经验误差和不确定性。通过一系列数值实验, 表明深度残差网络和 U-net 方法可有效、准确地识别断层位置, 且识别的断层垂向连续性好、分辨率高。图8是吉林



油田某工区地震数据断裂检测结果,相比于图 8b 的相干算法识别的断裂结果,图 8c SeisFault-Net 网络识别的断裂更加清晰、细节信息更为丰富,这为断裂构造解释提供了更准确的参考数据,且该方法效率高,有助于压缩地震断裂解释周期。

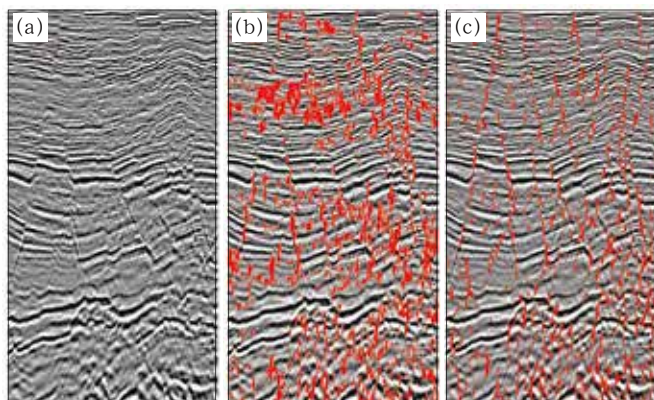


图 8 断裂检测结果对比

Fig.8 Comparison of faults detection results

(a) 地震数据; (b) 相干算法检测断裂; (c) SeisFault-Net 网络检测断裂

### 2.2.2 智能地震层位解释技术

地震层位解释是油气勘探中的关键环节,也是地震解释中最耗时的一项工作。目前层位解释和标定更多的是依靠人工或机器辅助的方式进行,如同相轴追踪、基于神经网络和图像边缘提取技术的层位解释。目前,地震层位追踪方法偏重于三维层位追踪和剖面自动追踪算法,存在效率低、需要人为指定种子点、训练追踪时间长等缺陷。因此,创新提出了基于卷积的长短时记忆网络(ConvLSTM)的地震层位解释方法,将地震层位解释问题表述为一个时空序列预测问题,利用 ConvLSTM 代替 CNN 卷积层,构建了 ConvLSTM 的 U-net 网络架构,从三维地震数据中学习具有时空相关性的地震层位信息,实现准确的地震层位解释。实际资料的应用结果表明了 ConvLSTM\_U-net 网络层位解释的有效性,如图 9 所示。利用迁移学习方法训练 ConvLSTM\_U-net 网络,可有效应用于不同工区层位解释任务,大幅提高层位解释的精度和效率。

### 2.2.3 智能沉积相解释技术

层序地层解释和沉积相解释一直是地质构造解释中的重要工作,传统的地震解释、沉积相预测技术效率低、工作量大且多解性强,容易受到人为因素影响,已经无法满足日益增长的生产需求。据此提出了地震层序和沉积相的智能化解释技术,综合利用地质、地

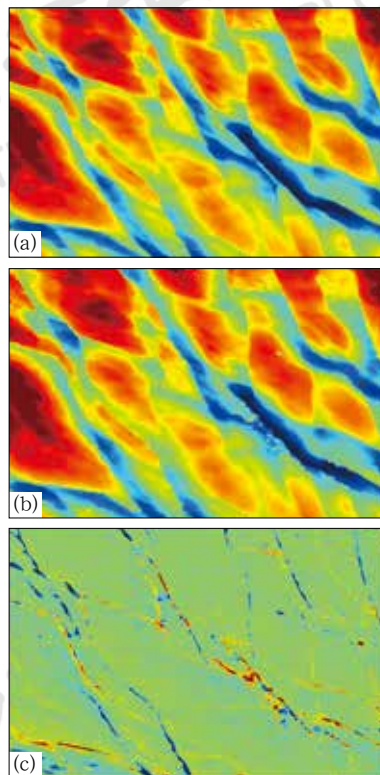


图 9 层位解释结果对比

Fig.9 Comparison of horizon interpretation results

(a) 专家解释目标层位; (b) ConvLSTM\_U-net 网络预测目标层位; (c) 差值图(图 a 与图 b 差值)

震、测井数据构建层序地层与沉积相解释种子点标签,构建面向地震数据的卷积神经网络深度学习模型,智能化建立三维层序地层格架与沉积相解释模型,模拟地质学家和地震解释专家的先验知识,智能预测沉积相平面和空间分布,具备快速高效、准确可靠的解释功能。大庆松辽盆地古龙页岩油重点区块的塔拉哈三维地震工区白垩系主要目的层同轴连续性强,断层发育复杂,智能层序地层解释处理断层断点更加准确(图 10)。图 11 所示为四川盆地磨溪地区灯影

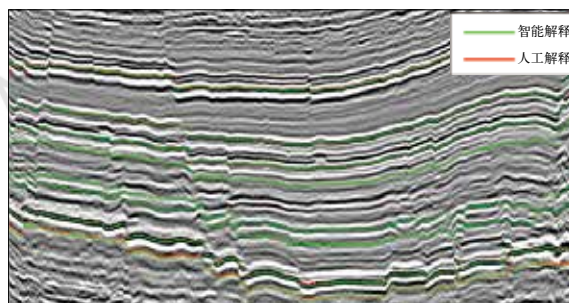


图 10 智能层序地层解释结果

Fig.10 Intelligent sequence stratigraphic interpretation results

组灯三段—灯四段盐下碳酸盐岩生物礁体及前积体空间分布智能识别结果,底部层位为灯三段底,生物礁主要分布在测试工区的台地边缘上,与地质认识吻合。智能层序地层解释和沉积相解释将大幅提高地震解释、沉积相预测技术效率,降低多解性,确保构造解释准确高效。

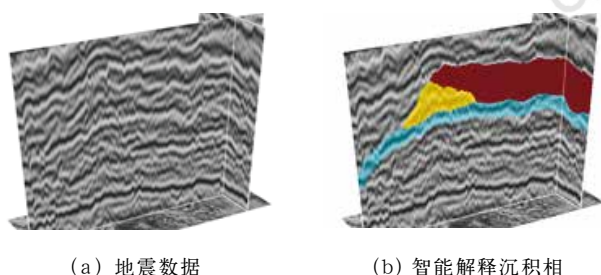


图 11 智能沉积相解释结果

Fig.11 Intelligent sedimentary facies interpretation results

## 2.2.4 智能地质体检测技术

地质体检测一直是油气勘探中的重点,特别是河道、盐丘、溶洞等可能是重要的油气储集体。传统方法是通过几何、物理和地质原理计算导出的各种地震属性来解释地质体数据,主要包括边缘检测方法、纹理属性方法、地震属性计算方法,这些识别检测方法的困难之处在于对地震反射波中受到的噪声、反射、折射等非常敏感。基于此,研发了智能地质体检测技术,依据构造沉积理论,生成高度逼近实际资料的合成数据体及准确标注的河道数据体,用于深度学习网络模型训练。搭建智能河道识别网络架构并进行训练,使智能河道识别网络具备复杂河道体系检测能力。在网络模型中,将特征金字塔注意力模块在高级输出特征上执行空间金字塔注意力,并结合全局池化学习一个更完善的特征表示;全局注意力上采样模块在每个解码器层提供全局上下文信息,并指导底层特征选择类别的定位细节。如图 12 所示为智能河道检测技术在塔里木盆地哈 7 工区应用实例,该技术识别的地质体能准确反映地下暗河的真实情况,将隐藏在地震反射振幅中的河道清晰准确地识别出来(蓝色圆圈处),为定量描述储集体的大小、几何形态及其三维空间分布特征提供了准确依据。

## 2.3 智能地震标签数据集构建软件

地震标签数据集构建研究采用分层框架(图 13),从底层到顶层依次是硬件/数据库、技术系列、构建过程、支撑研究和标准规范。实现了“点—线—面—体”

不同维度地震数据标签的制作,其中“点”标签包括坏道识别标签、弹性参数反演或物性参数预测标签等,“线”标签包括初至拾取标签、二维断层和层位解释标签等,“面”标签包括混采分离标签、叠前去噪标签、二维地质异常体解释标签等,“体”标签包括三维断层/层位/地质异常体解释标签、叠后去噪标签等。

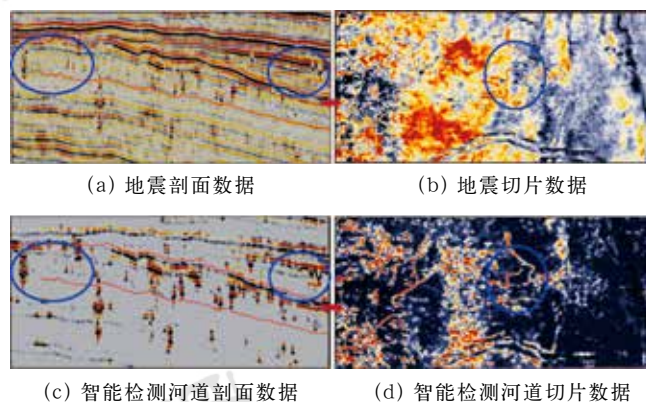


图 12 智能河道检测结果

Fig.12 Intelligent river channel detection results

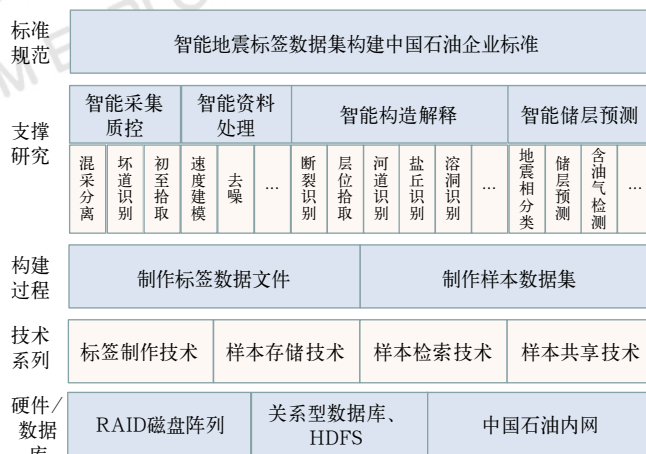


图 13 智能地震标签数据集构建研究框架

Fig.13 Study framework by intelligent seismic label dataset

智能地震处理标签数据分为分类模型的标签数据和回归模型的标签数据。分类模型的标签数据包括智能初至拾取标签数据、智能坏道识别标签数据等,分类模型的标签数据样点值需要根据所划分的不同类型写为不同的整数值。回归模型的标签数据主要用于去噪和速度建模等,具体包括智能混采分离标签数据、智能面波压制标签数据、智能随机噪声压制标签数据、智能沙丘鸣震压制标签数据、智能叠加速度建模标签数据等,回归模型的标签数据为从单炮或炮集数据中分离的噪声数据或建立的速度模型等。



智能地震解释标签数据也分为分类模型的标签数据和回归模型的标签数据。分类模型的标签数据包括智能层位解释标签数据、智能断层解释标签数据、智能地质异常体解释标签数据、智能地震相划分标签数据等,分类模型的标签数据样点值需要根据解释的不同类型写为不同的整数值。回归模型的标签数据主要用于智能弹性参数反演和智能物性参数预测,回归模型的标签数据为测井曲线中的弹性参数、物性参数或解释结果等。

通过研发智能地震标签数据集构建软件(图14),搭建跨区域、跨专业、跨学科的智能物探技术共享平台,将地震勘探领域多年积累的海量数据打上标签,转换为“大数据”,为智能地震勘探具体研究领域科研人员提供训练神经网络所需要的训练数据集。利用数据挖掘、知识共享等理念与技术构建不同业务、不同需求层次的数据库,进行各类预测、评估等决策,提升科研人员获取、创造、传递、共享、使用物探信息的能力,达到物探信息和资源共享的目的。

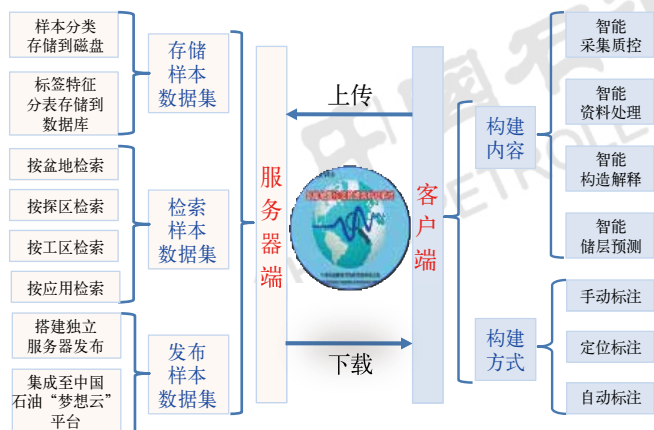


图14 智能地震标签数据集构建软件 SeismicNet 功能图

Fig.14 SeismicNet function diagram by intelligent seismic label dataset

### 3 智能物探发展趋势、思路与方向

为贯彻落实中国石油天然气集团有限公司“数字化转型、智能化发展”的总体部署,按照中国石油“深化东部、加快西部、油气并重、常非并举”的战略布局,在物探等工程技术领域打造技术利剑,保障油气突破发现和规模增储,着力加快“卡脖子”等关键勘探技术攻关突破,重点发展完善剩余资源空间分布预测、复杂山地高精度三维地震等核心技术,加快数字化转型和智能化发展,为勘探突破和可持续发展提供有力的技术支撑<sup>[34-38]</sup>,全面推动智能物探技术向纵深发展。“十四五”期间需要有计划、分阶段地推进

中国石油智能物探技术研究工作,确保智能物探技术在未来10年内达到国内领先、国际一流水平,实现以科技创新支撑公司当前发展、引领公司未来发展。

#### 3.1 智能物探发展趋势

石油物探领域长期以来一直是高性能计算、三维可视化、计算机网络等信息技术的一个重要应用领域,是较早实现数字化采集、处理和分析的一个领域。国际上“物探+人工智能”研究发展迅速。国际主要石油公司及地球物理技术服务公司均在积极探索如何利用人工智能方法进行地震数据处理与解释,尤其是在利用深度学习方法进行智能化数据处理与解释方面,但总体处于起步阶段,尚未大规模推广应用。Geophysical Insight、Emerson、Schlumberger、CGG、PGS等公司日前已经形成了相关的软件产品,如CGG公司的Hampson Russell软件具备基于深度学习的属性体预测与反演、测井曲线复杂岩性解释等功能。Geophysical Insight公司的Paradise系统是一款综合的人工智能分析工具,能够深入分析地震和测井数据,并可以提高效率,缩短地震资料解释的周期。

目前,石油物探已全面进入高密度勘探阶段,物探采集数据呈指数级增长,新采集的大面积三维地震数据,其规模已由TB级进入PB级时代,巨大的数据计算量依靠人工和计算机交互完成已很明显影响到生产周期。如何提升物探计算效率甚至精度?智能化物探数据处理与信息应用将是未来必然的选择。随着人工智能新理念、新方法不断涌现,智能物探技术必将由目前的数据驱动向数据和模型(经典物探)双驱动发展,将地球物理先验知识、知识图谱等用于智能物探技术创新,在多模态学习、集成学习等重要技术加持下,真正突破落地应用难题。

#### 3.2 中国石油智能物探发展思路

智能物探作为当前物探技术创新的主战场,既顺应世界科技发展潮流,也响应国家科技发展战略,符合中国石油天然气集团有限公司技术创新方向。加快部署智能物探技术科研攻关,完善推广“十三五”期间研发的智能物探技术,全面推进智能地震采集处理解释、井中地震和重磁电技术的发展,重点攻关智能化的基于压缩感知地震采集观测系统设计、近地表速度建模、速度建模、构造层位与断层解释、储层预测、地震属性分析技术。大力探索和发展智能重磁电处理解释技术,利用深度学习和机器学习进行重磁电技术

创新研究,形成智能化重磁电处理系列方法,为解决大尺度构造、岩性识别等的复杂山前构造带和火成岩特殊岩体等领域勘探提供非地震的智能化手段。

从建立“智能物探联盟”的研发思路出发,以实际生产需求为导向,以联合科研攻关为手段,以规模化推广应用为目标,系统高效推动智能物探发展,力争“十四五”期间取得智能物探重大技术创新,以防“卡脖子”技术困境重现,力争在智能物探领域国际领先,为保障国家能源安全夯实技术基础。

### 3.3 中国石油智能物探发展方向

根据智能物探发展思路,智能物探技术总体发展方向概括为“123456”。

(1) 实现一个目标。通过智能化,以提高油气藏地震成像与储层预测的及时性、符合率为目标,让地震技术成为钻井工程的导航仪。通过创新发展智能物探技术,实现地震处理、解释、储层预测效率与精度的全面提升,为石油钻井提供实时、智能导航,做到又快又准,最终提高油气勘探开发的效率、精度和效益。

(2) 围绕两大技术领域。重点围绕油气勘探开发的核心需求,一是面向复杂构造和非常规油气藏勘探对地下地质结构精准化、精细化和实时化要求,研发应用智能化物探数据处理与地层结构精细分析技术,提高物探对地层结构的成像精度与效率,实现钻井工程的无障碍钻井与目标的导向钻进;二是面向油气储层预测成功率提升要求,研发应用智能化物探解释与储层预测技术,实现微构造与微断层研究、沉积微相分析、储层预测与油气检测、裂缝预测,以及工程地质“双甜点”刻画、水平井随钻导航等研究精度的提升和油气井全生命周期成本的降低。

(3) 规划三个发展阶段。智能物探发展指从关键环节模块级智能到业务流程再造智能,最终实现物探全流程智能三个阶段。智能物探是石油物探与人工智能的跨领域结合,是一个全新的创新领域。智能物探技术发展是对传统物探技术的创新与突破,是一个循序渐进、逐步渗透的过程,中国石油智能物探技术的发展规划为三个阶段:

第一阶段(2020—2022年)关键环节模块替代。通过将地震处理、地震解释局部关键环节智能化并集成软件模块,实现模块级智能化。在此阶段中,专业人员主要发挥质控监督作用,并利用经验知识为智能物探技术提供样本支持;传统物探技术构成整体技术流程骨架,为智能物探模块提供业务管理、架构支撑

及环节对接等应用。专业人员、传统技术与智能技术优势互补,相互支撑。

第二阶段(2023—2025年)业务流程再造。针对构造研究、沉积储层、裂缝预测、油气检测等地质要素研究与预测的需要,开展细分场景(用途)的地震处理,以及逐级剥离(控制)的地震解释。将线状处理解释流程转变为网状流程,将串行流程转变为并行流程,有效缩短地震处理解释周期,提高处理解释质量和可靠性。同时,打通和破解传统物探技术发展的堵点、卡点、痛点,构建精准、高效、智能的地震处理解释流程。

第三阶段(2026—2030年)业务全流程智能。通过模块级智能、流程再造智能及后期的不断完善发展,结合石油物探特点,将多模态学习、集成学习、强化学习等学习模式与之有效结合,实现石油物探与人工智能深度融合,最终实现物探业务智能处理、智能解释、智能质控、智能预测及智能决策评估等所有环节一体化、系统化的整体智能。

(4) 实现业务四化发展。智能物探发展要以打造平台生态化和技术自动化、互动化、智能化发展为总要求,以智能物探技术平台化为抓手,打造前端应用智能展示、后端平台实时支撑的智能物探生态体系;实现物探数据处理全程自动化+智能化和地震解释及储层预测智能化+互动化,使物探技术整体实现智能化发展,将物探技术打造为油气勘探开发的“智能眼”,特别是成为水平井钻井、压裂所需的地下导航仪、监测仪。

(5) 用好五位向导。智能物探技术发展和其他工业界技术一样,离不开相关技术支持,离不开相关信息的指导,作为以数据驱动为主的智能化技术,必须用好向导才能实现精准度和效率的提升。智能物探要以数值模拟、物理模拟为导向,以测井信息为校验,以精准技术为原则和以成功案例为示范,推动智能物探技术的发展和运用,五位向导缺一不可。智能物探作为全新领域,无成功方案可照搬照抄,应汲取不同领域的成功经验,进行不断的学习借鉴。利用数值模拟解决智能物探标签样本数量不足的问题,利用物理模拟快速验证智能预测结果,借鉴测井处理解释一体化理念,利用精准技术提升标签样本质量和预测精度,吸收传统与智能物探技术及相关领域的成功案例经验,形成知识库、知识图谱等,发挥示范引领作用。

(6) 做好六大要素保驾护航。智能物探发展依托于数据来源、GPU算力、智能算法、模型驱动、认知推理



和应用场景六大要素。物探领域多年来的大力勘探积累了海量数据体,且随着高密度宽方位地震采集的普及,单体数据面临以TB级、PB级甚至EB级的规模快速增长。面对如此巨量地震数据、可靠的标签数据稀缺,出现“大数据小标签”现象,如何将这些大数据转变为能用于机器学习训练的标签数据,是人工智能应用于物探领域所面临的关键挑战。不同于传统的物探技术研发注重数理公式推导,智能算法以数据驱动为主,与物探应用场景紧密结合,目标明确,利用深度学习自动学习特定目标场景下的特征映射关系,实现准确高效的物探技术创新。智能算法在模型训练阶段、推理阶段依托于GPU、人工智能专用芯片等高性能算力,云边协同的计算平台构建是智能物探技术发展和应用的关键之一。六大关键要素相辅相成,互相作用,共同推动智能物探技术快速发展。如何做好六大要素的保驾,是中国石油发展智能物探技术面临的关键挑战。

总之,未来将以复杂常规和非常规油气探测的地质需求为导向,以现有物探技术为基础,以精准化为目标,以智能化为动力,充分发挥产学研合作优势,研发高质量智能化的地震处理解释技术,进一步提升油气地震预测的符合率。

## 4 结论与展望

中国石油在“十三五”期间已开展智能物探整体布局,并在地震处理、解释环节积极作为,有力推动了物探技术向智能化发展,出现了多点开花的良好局面,发展形成了两大智能物探技术系列,包括智能初至拾取、智能去噪等智能地震处理技术,以及智能断裂检测、智能沉积相解释等智能地震解释技术,并创新研发了智能地震标签数据集构建软件。同时,创新研发模式,牵头组建了由北京大学等单位组成的“6+1”智能物探产学研联盟,连续4年组织召开了“智能物探”研讨会,有效推动了中国石油智能物探技术创新工作,实现了与国际智能物探技术同步发展。

在“十四五”期间,中国石油将进一步加大对智能物探技术发展的支持力度,按照“123456”智能物探技术发展总体思路与方向,积极组织科研力量开展探索和攻关,并将成熟技术及时落地见效。围绕智能物探特色技术研发、智能物探软件平台建设及企业标准编制等方面开展技术创新与集成,实现中国石油智能物探技术快速发展,打造“平台生态化、处理自动化、解释互动化及整体智能化”的智能处理解释生态

系统;力争在部分领域引领智能物探技术发展,为推动中国石油天然气集团有限公司科技自立自强、创建世界一流示范企业提供强有力的科技支撑。

## 参考文献

- [1] Serfaty Y, Itan L, Chase D, *et al.* Wavefield separation via principle component analysis and deep learning in the local angle domain[C]. SEG Technical Program Expanded Abstracts 2017. Society of Exploration Geophysicists, 2017:991-995.
- [2] Wang F, Chen S. Residual learning of deep convolutional neural network for seismic random noise attenuation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019,16(8):1314-1318.
- [3] Dong X T, Li Y, Yang B J. Desert low-frequency noise suppression by using adaptive DnCNNs based on the determination of high-order statistic[J]. Geophysical Journal International, 2019,219(2):1281-1299.
- [4] Chang D, Yang W, Yong X, *et al.* Seismic data interpolation using dual-domain conditional generative adversarial networks[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020,99:1-5.
- [5] Lewis W, Vigh D. Deep learning prior models from seismic images for full-waveform inversion[C]. SEG Technical Program Expanded Abstracts 2017. Society of Exploration Geophysicists, 2017:1512-1517.
- [6] Mosser L, Kimman W, Dramsch J, *et al.* Rapid seismic domain transfer: seismic velocity inversion and modeling using deep generative neural networks[C]. 80<sup>th</sup> EAGE Conference and Exhibition, 2018.
- [7] Farris S, Araya-Polo M, Jennings J, *et al.* Tomography: a deep learning vs full-waveform inversion comparison[C]. First EAGE Workshop on High Performance Computing for Up Stream in Latin America. European Association of Geoscientists & Engineers, 2018:1-5.
- [8] Yang F, Ma J. Deep-learning inversion: a next generation seismic velocity-model building method[J]. Geophysics, 2019, 84(4):1-133.
- [9] Picetti F, Lipari V, Bestagini P, *et al.* A generative adversarial network for seismic imaging applications[C]. SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018. Society of Exploration Geophysicists, 2018:2231-2235.
- [10] Lu Y, Sun H, Wang X, *et al.* Improving the image quality of elastic reverse-time migration in the dip-angle domain using deep learning[J]. Geophysics, 2020,85(5):269-283.
- [11] He Q, Wang Y. Reparameterized full-waveform inversion using deep neural networks[J]. Geophysics, 2021,86(1):1-13.
- [12] Liu B, Yang S, Ren Y, *et al.* Deep-learning seismic full-waveform inversion for realistic structural models[J]. Geophysics, 2021,86(1):31-44.
- [13] Huang L, Dong X, Clee T E. A scalable deep learning platform for identifying geologic features from seismic attributes [J]. The Leading Edge, 2017,36(3):249-256.
- [14] Wu X, Shi Y, Fomel S, *et al.* FaultNet3D: predicting fault probabilities, strikes, and dips with a single convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019,57(11):9138-9155.
- [15] Geng Z, Wu X, Shi Y, *et al.* Deep learning for relative

- geologic time and seismic horizons[J]. *Geophysics*, 2020,85(4): 87–100.
- [16] Duan Y, Zheng X, Hu L, *et al.* Seismic facies analysis based on deep convolutional embedded clustering[J]. *Geophysics*, 2019, 84(6):87–97.
- [17] Liu M, Jervis M, Li W, *et al.* Seismic facies classification using supervised convolutional neural networks and semi-supervised generative adversarial networks[J]. *Geophysics*, 2020,85(4):47–58.
- [18] Biswas R, Sen M K, Das V, *et al.* Prestack and post-stack inversion using a physics-guided convolutional neural network[J]. *Interpretation*, 2019,7(3):161–174.
- [19] Wu Y, McMechan G A. Parametric convolutional neural network-domain full-waveform inversion[J]. *Geophysics*, 2019, 84(6):881–896.
- [20] Cui R, Cao D, Liu Q, *et al.* VP and VS prediction from digital rock images using a combination of U-Net and convolutional neural networks[J]. *Geophysics*, 2021,86(1):27–37.
- [21] 韩卫雪, 周亚同, 池越. 基于深度学习卷积神经网络的地震数据随机噪声去除[J]. *石油物探*, 2018,57(6):862–869.
- Han Weixue, Zhou Yatong, Chi Yue. Deep learning convolutional neural networks for random noise attenuation in seismic data[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2018, 57(6):862–869.
- [22] 王钰清, 陆文凯, 刘金林, 等. 2019. 基于数据增广和CNN的地震随机噪声压制[J]. *地球物理学报*, 2019,62(1): 421–433.
- Wang Yuqing, Lu Wenkai, Liu Jinlin, *et al.* Random seismic noise attenuation based on data augmentation and CNN[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2019,62(1):421–433.
- [23] 唐杰, 孟涛, 张文征, 等. 利用基于深度学习的过完备字典信号稀疏表示算法压制地震随机噪声[J]. *石油地球物理勘探*, 2020,55(6): 1202–1209.
- Tang Jie, Meng Tao, Zhang Wenzheng, *et al.* Suppressing seismic random noise based on Deep-KSVD[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2020,55(6):1202–1209.
- [24] 张岩, 李新月, 王斌, 等. 基于联合深度学习的地震数据随机噪声压制[J]. *石油地球物理勘探*, 2021,56(1):9–25,56.
- Zhang Yan, Li Xinyue, Wang Bin, *et al.* Random noise suppression of seismic data based on joint deep learning[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2021,56(1):9–25,56.
- [25] 陈德武, 杨午阳, 魏新建, 等. 基于混合网络 U-SegNet 的地震初至自动拾取[J]. *石油地球物理勘探*, 2020,55(6):1188–1201.
- Chen Dewu, Yang Wuyang, Wei Xinjian, *et al.* Automatic picking of seismic first arrivals based on hybrid network U-SegNet[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2020,55(6):1188–1201.
- [26] 周创, 居兴国, 李子昂, 等. 基于深度卷积生成对抗网络的地震初至拾取[J]. *石油物探*, 2020,59(5):795–803.
- Zhou Chuang, Ju Xingguo, Li Ziang, *et al.* A deep convolutional generative adversarial network for first-arrival pickup from seismic data[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2020, 59(5):795–803.
- [27] 张昊, 朱培民, 顾元, 等. 基于深度学习的地震速度谱自动拾取方法[J]. *石油物探*, 2019,58(5):724–733.
- Zhang Hao, Zhu Peimin, Gu Yuan, *et al.* Velocity auto picking from seismic velocity spectra based on deep learning[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2019,58(5):724–733.
- [28] 魏伯阳, 潘保芝, 殷秋丽, 等. 基于条件生成对抗网络的成像测井图像裂缝计算机识别[J]. *石油物探*, 2020,59(2):295–302.
- Wei Boyang, Pan Baozhi, Yin Qiuli, *et al.* Identification of image logging data based on conditional generative adversarial network[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2020,59(2): 295–302.
- [29] 王俊, 曹俊兴, 尤加春. 基于GRU神经网络的测井曲线重构[J]. *石油地球物理勘探*, 2020,55(3):510–520.
- Wang Jun, Cao Junxing, You Jiachun. Reconstruction of logging traces based on GRU neural network[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2020,55(3):510–520.
- [30] 常德宽, 雍学善, 王一惠, 等. 基于深度卷积神经网络的地震数据断层识别方法[J]. *石油地球物理勘探*, 2021,56(1):1–8.
- Chang Dekuan, Yong Xueshan, Wang Yihui, *et al.* Seismic fault interpretation based on deep convolutional neural networks[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2021, 56(1): 1–8.
- [31] 陈芊澍, 文晓涛, 何健, 等. 基于极限学习机的裂缝带预测[J]. *石油物探*, 2021,60(1):149–156.
- Chen Qianshu, Wen Xiaotao, He Jian, *et al.* Prediction of a fracture zone using an extreme learning machine[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2021,60(1):149–156.
- [32] 丁燕, 杜启振, Qamar Yasin, 等. 基于深度学习的裂缝预测在S区潜山碳酸盐岩储层中的应用[J]. *石油物探*, 2020,59(2):267–275.
- Ding Yan, Du Qizhen, Qamar Yasin, *et al.* Fracture prediction based on deep learning application to a buried hill carbonate reservoir in the S area[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2020,59(2):267–275.
- [33] 闫星宇, 顾汉明, 罗红梅, 等. 基于改进深度学习方法的 seismic 智能识别[J]. *石油地球物理勘探*, 2020, 55(6): 1169–1177.
- Yan Xingyu, Gu Hanming, Luo Hongmei, *et al.* Intelligent seismic facies classification based on an improved deep learning method[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2020,55(6):1169–1177.
- [34] 何海清, 范士芝, 郭绪杰, 等. 中国石油“十三五”油气勘探重大成果与“十四五”发展战略[J]. *中国石油勘探*, 2021,26(1):17–30.
- He Haiqing, Fan Tuzhi, Guo Xujie, *et al.* Major achievements in oil and gas exploration of PetroChina during the 13<sup>th</sup> Five-Year Plan period and its development strategy for the 14<sup>th</sup> Five-Year Plan [J]. *China Petroleum Exploration*, 2021,26(1): 17–30.
- [35] 杜金虎, 时付更, 杨剑锋, 等. 中国石油上游业务信息化建设总体蓝图[J]. *中国石油勘探*, 2020,25(5):1–8.
- Du Jinhu, Shi Fugeng, Yang Jianfeng, *et al.* Overall blueprint of information construction of PetroChina upstream business[J]. *China Petroleum Exploration*, 2020,25(5):1–8.
- [36] 宋林伟, 王小善, 许海涛, 等. 梦想云推动地震资料处理解释一体化应用[J]. *中国石油勘探*, 2020,25(5):43–49.
- Song Linwei, Wang Xiaoshan, Xu Haitao, *et al.* Application and practice of integrated seismic data processing and interpretation driven by E&P Dream Cloud[J]. *China Petroleum Exploration*, 2020,25(5):43–49.
- [37] 谢玉洪, 高阳东. 中国海油近期国内勘探进展与勘探方向[J]. *中国石油勘探*, 2020,25(1):20–30.
- Xie Yuhong, Gao Yangdong. Recent domestic exploration progress and direction of CNOOC[J]. *China Petroleum Exploration*, 2020,25(1):20–30.
- [38] 杨午阳, 魏新建, 何欣. 应用地球物理+AI 的智能化物探技术发展策略[J]. *石油科技论坛*, 2019,38(5):40–47.
- Yang Wuyang, Wei Xinjian, He Xin. Development plan for intelligent geophysical prospecting technology of applied geophysical+AI[J]. *Oil Forum*, 2019,38(5):40–47.