

# 从SEG年会看人工智能在地震数据处理与解释中的新进展

李晓光, 吴潇

(中国石油集团经济技术研究院, 北京 100724)

**摘要:** 为满足油气田高效勘探与低成本开发需求, 支撑国家油气资源战略目标, 地球物理勘探迫切需要发展智能化地震数据处理与解释技术。通过跟踪国外技术发展前沿, 结合文献调研分析, 梳理了智能化地震数据处理与解释发展现状。人工智能技术正推动地震数据处理与解释朝自动化、智能化快速发展, 大大提高了运行效率和计算精度。地球物理行业的智能化是降本增效、提高竞争力的有效途径, 但目前智能化技术的工业应用尚处于起步阶段。以机器学习, 尤其是深度学习方法为代表的人工智能技术的迅猛发展为油气地球物理行业提供了新的机遇。国际主要石油公司及地球物理技术服务公司都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, 尽管面临众多挑战, 但发展潜力巨大。

**关键词:** 人工智能; 机器学习; 深度学习; 地震数据处理与解释; 国际勘探地球物理学家学会

**中图分类号:** P631

**文献标识码:** A

## Progresses of artificial intelligence on seismic data processing and interpretation reviewed from SEG annual meetings

LI Xiaoguang, WU Xiao

(CNPC Economics and Technology Research Institute, Beijing 100724, China)

**Abstract:** In order to meet the demands for high-efficiency exploration and low-cost development of oil and gas, and support to achieve the national oil and gas resources strategic goal, intelligent techniques of seismic data processing and interpretation are needed in geophysical exploration. By tracking the frontier foreign technology and combined with literature research, this paper analyzes and sorts out the current status of intelligent techniques of seismic data processing and interpretation. The artificial intelligence techniques are driving the rapid development of seismic data processing and interpretation towards automation and intelligence, and significantly improve operational efficiency and calculation accuracy. The intelligence of the geophysical industry is an effective way to reduce costs and improve competitiveness. However, the industrial application of automation and intelligent for geophysical prospecting is still in its infancy. The rapid development of artificial intelligence technology represented by deep learning provides new opportunities for oil and gas geophysical exploration. The major international oil companies and geophysical companies are actively exploring how to apply deep learning methods on intelligent data processing and interpretation, which shows great growth potential despite the many challenges it faces.

**Keywords:** artificial intelligence; machine learning; deep learning; seismic data processing and interpretation; society of exploration geophysicists (SEG)

为满足油气勘探与开发生产需求, 适应互联网和大数据时代浪潮, 油气地球物理勘探行业迫切需要引入新思维和新理论, 发展新技术和新方法。目前, 勘探与开发的需求导致地震资料采集数据量增

大、处理难度增加, 这与大数据科学的应用背景相契合。人工智能技术的迅猛发展正逐步改变着分析、处理与解释数据, 揭示和表述自然规律以及预测未来变化的思维方式与方法, 也为油气地球物理

收稿日期: 2020-06-23 改回日期: 2020-07-14

基金项目: “大型油气田及煤层气开发”子课题“陆上油气勘探技术发展战略研究”(2017ZX05001-005)。

第一作者: 李晓光 (1979—), 女, 硕士, 高级工程师, 2006年毕业于中国地质大学(北京), 长期从事国际地球物理勘探市场及石油地球物理勘探技术信息研究工作。

技术创新发展提供了新机遇。

地震数据处理与解释的效率和精度在油气地球物理勘探中至关重要。从海量地震数据中提取有价值的信息、减少反演和解释的不确定性、提高油气储层预测的精度、降低钻探和生产活动的风险,都需要开发更高效和精度的算法。机器学习算法不受人类大脑维度局限,可以大大减少地震资料处理、解释人员的工作量,提高工作效率,缩短工作周期,还能够降低对人工经验的依赖程度,增强数据驱动分析的可靠性,提高解决复杂问题的能力。本文通过文献分析,梳理了机器学习的各类算法在地震数据处理与解释方面的研究及应用进展,并指出今后发展潜力与面临的挑战。特别是在国外地球物理公司纷纷转向“轻资产、重技服”业务的形势下,对国内地球物理行业智能化转型提出建议。

## 1 人工智能技术

1956年,约翰·麦肯锡在达特茅斯会议上首次使用“人工智能”这个专业术语,并使得人工智能成为计算机科学一个独立的重要分支,获得了科学界认可<sup>[1-2]</sup>。人工智能是研究和开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新技术科学<sup>[3-4]</sup>,通过计算机模拟人的某些

思维过程和行为,如学习、推理、思考、规划等。

20世纪60年代和80年代,人工智能技术经历过两次发展浪潮<sup>[5-6]</sup>,在语音识别、图像处理、行为检测、智能控制、机器人学等领域取得重大应用进展<sup>[7]</sup>。21世纪以来,随着数据量呈指数式上涨,计算机性能大幅提升和新算法大量涌现,人工智能技术再次受到重视,进入第三次发展浪潮。

机器学习是实现人工智能的一种重要方法,是人工智能技术的核心。机器学习主要研究如何使用计算机模拟和实现人类获取知识(学习)的过程,通过创新、重构已有的知识,提升自身处理问题的能力。机器学习的最终目的是从数据中直接获取知识<sup>[8]</sup>。过去20年里,发展了数十种机器学习算法,如人工神经网络、遗传算法、蚁群算法、深度学习<sup>[7-9]</sup>等,其中,深度学习使得机器学习算法研究获得重大突破。

深度学习是在人工神经网络基础上发展起来的机器学习方法之一。2006年多伦多大学Geoffrey Hinton等提出了深度学习的概念<sup>[10-11]</sup>。深度学习是用于建立、模拟人脑进行分析学习的神经网络,并模仿人脑的机制来解释数据的一种机器学习技术。它的基本特点是试图模仿大脑的神经元之间传递、处理信息的模式,其中“神经网络”是其主要的算法和手段<sup>[12]</sup>。图1展示了人工智能、机器学习与深度学习三者的发展历程和相互关系。

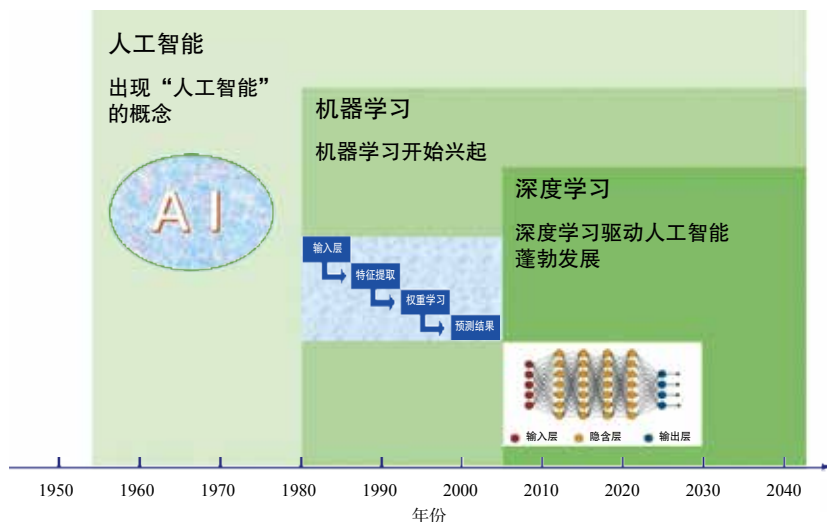


图1 人工智能、机器学习和深度学习的关系

Fig.1 The development and relationship of artificial intelligence, machine learning and deep learning

## 2 智能化地震数据处理与解释技术发展现状

地球物理学家在 20 世纪 90 年代就开始使用神经网络等算法进行模式识别及聚类分析, 开启了人工智能算法在地震数据解释应用领域的大门<sup>[13]</sup>。地球物理领域人工智能技术的进步主要围绕地震数据处理和地震资料解释领域。基于机器学习的人工智能技术在地震解释中的应用从 2016 年开始崭露头角, 据不完全统计, 2016 年 SEG (国际勘探地球物理学家学会) 年会上, 相关论文约 10 余篇; 2017 年 SEG 年会相关论文增至 29 篇; 2018 年 SEG 年会相关论文爆发式增长至 100 余篇, 约占全部论文 (1 100 篇) 的 1/10; 2019 年 SEG 年会人工智能技术应用研究的论文高达 138 篇, 占全部论文 (978 篇) 的 14% 左右。

从近两年 SEG 年会的相关论文来看, 人工智能技术在地震资料中的应用领域包括: (1) 地震数据处理, 主要包括地震波初至拾取、微地震事件识别、去噪、地震速度分析、地震初始速度模型建立等方面。(2) 地震解释与油藏综合描述, 主要包括地震属性提取与分析、地震反演、断层识别、岩相识别、盐丘边界拾取等。

国际上各地球物理公司虽然都在积极探索如何利用机器学习, 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 等公司目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<sup>[14]</sup>。Geophysical Insight 公司的 Paradise 系统是一款综合的人工智能分析工具, 主要包括各种地震属性的提取和选择、属性分类、属性生成、地质体识别、地震相分类、断层识别等功能模块<sup>[15]</sup>, 能够深入分析地震和测井数据, 并提高效率, 缩短地震资料解释的周期。Emerson 公司发布了用于岩相分类的机器学习算法, 并嵌入

SeisEarth 解释平台, 该算法通过计算概率的方法得到岩相数据体以描述岩相类型和分布等<sup>[16]</sup>。这些地震解释软件产品主要应用的是机器学习 (或深度学习) 方法, 这也是当前地震解释中主要应用的人工智能技术。

### 2.1 自动化速度建模

在地震数据中, 为了获得高精度偏移成像需要建立尽可能精确的速度模型。常规速度建模方法是基于反演流程, 如速度层析法或全波形反演法。目前的偏移速度建模方法大都是非自动或是半自动的, 主要因为速度建模非常耗时, 并需要消耗大量计算机资源。

基于机器学习的自动化速度建模技术 (Tony Martin, 2019) 使用蒙特卡罗模拟方法<sup>[17]</sup>, 对初始模型执行多次随机扰动, 然后进行层析成像反演, 主要流程为: (1) 采用蒙特卡罗算法创建一个包含大量速度模型的“种群”。(2) 基于层析反演算法对“种群”中的所有模型进行反演, 并基于统计学分析结果对初始模型进行更新。(3) 迭代重复建模和反演更新的过程, 直到生成校平后的共成像点道集 (CIGs), 在每一次更新后, 都会输出动校正量, 据此判断算法是否收敛。(4) 最终产生一个能够拟合真实数据的速度模型。这种自动化速度建模方法无需人工干预即可生成速度模型, 其结果与传统人工建立的速度模型效果相当, 主要优势是缩短地震资料处理的周期。

自动化速度建模技术取得了较好的应用结果。利用其对西非地区采集的  $500 \text{ km}^2$  三维地震资料进行处理, 在无井约束的情况下, 初始模型与真实模型的差异约为 15%, 所需周期时间从传统建模的 90 d 缩短到 10 d 以内。图 2 显示了 3 组根据不同速度模型得到的叠加道集, 图 2 (a) 为用于自动建模的初始模型; 图 2 (b) 为采用传统方法经过 90 d 的建模结果; 图 2 (c) 为自动化速度建模的结果。由图可见, 利用自动化速度模型的地震道集的校平程度与传统方法 [图 2 (b)] 相当, 相同尺度渲染后的自动化速度模型与传统方法建立的模型非常相似。



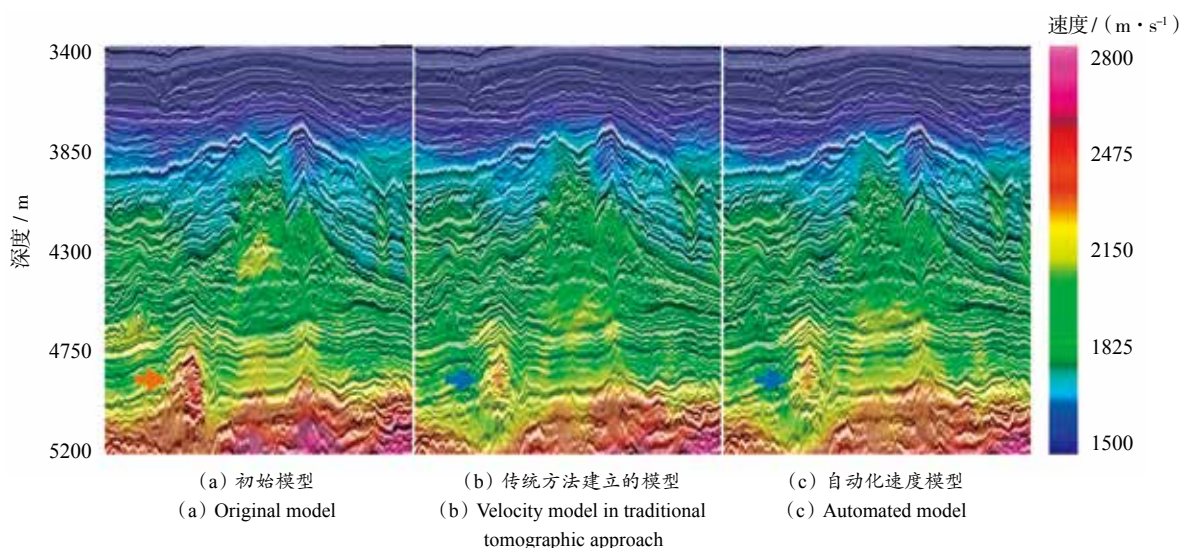


图2 传统方法与自动化速度建立的模型对比图

Fig.2 Model comparison between conventional workflow and automatic velocity

资料来源: PGS 公司网站

## 2.2 地震属性分析技术

地震属性可用于分析地下地质条件,例如地层、岩性、断裂活动、流体和压力等。地震属性分析技术是3D地震数据解释不可或缺的部分,利用机器学习中的深度神经网络以及大数据技术进行地震属性分析,能大大减少地震资料解释的不确定性,进而推动定量解释技术的发展。

机器学习算法通过选择最具敏感性的属性来进行分类,并选择与地层相关的聚类任务将多属性整合,将属性组合分类到基于样本的高维度聚类中,可改善地震多属性分析结果,为地震属性分析增加新的功能<sup>[18]</sup>。

利用自组织映射网络地震属性分析技术优化地震解释的主要工作流程(见图3)<sup>[19]</sup>: (1) 确定研究的地质问题,考虑到不同地震属性对不同参数体的相对敏感性存在差异,分别计算多种地震

属性。(2) 采用主成分分析(PCA)方法进行属性选择与提取,并量化属性对参数的贡献。(3) 基于自组织映射网络(SOM)进行无监督属性分类,提高对地震相及其展布的解释精度。(4) 利用二维ColorbarMap对SOM聚类结果进行解释,标注异常地质体。(5) 完善解释结果。

如Geophysical Insights公司将基于机器学习的地震多属性分析技术应用于断层解释、井位设计、直接烃类指示(DHI)等方面。对DJ盆地100 mile<sup>2</sup> (1 mile<sup>2</sup> = 2.590 km<sup>2</sup>)的多客户三维地震数据,采用SOM将一组地震属性进行分类,用于解释复杂断层断裂活动及其在储层层段内的变化,并利用多属性分类体辅助钻井目标层位的识别、储量计算和水平井段规划<sup>[20]</sup>。该应用案例证明了机器学习属性分析技术对改进Niobrara和Codell组储层分辨率的有效性。

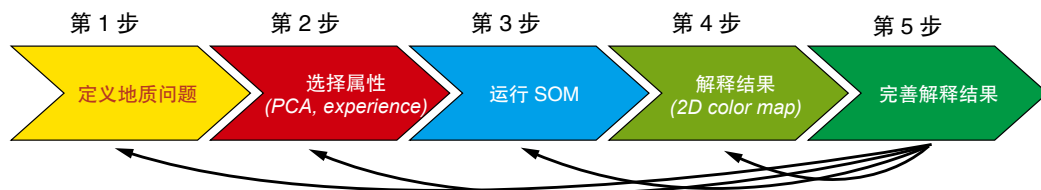


图3 基于机器学习的地震属性解释工作流程

Fig.3 Multi-attribute machine-learning interpretation workflow

## 2.3 地震岩相分析与预测

机器学习地震岩相分析技术已经在实际应用中取得良好效果。其采用的方法主要是神经网络、聚类分析等算法,包括卷积神经网络、循环神经网络、概率神经网络、深度神经网络、自编码器网络、自组织投影网络、高斯混合模型等。

基于机器学习的地震岩相分析与预测技术的优点在于反演更稳定、全局收敛、反演分辨率更高,使常规岩性特征曲线与地震分辨率更为匹配。在美国伍德福特、鹰滩及巴奈特页岩的一些层段,利用机器学习中的监督神经网络及自主成分分析等方法进行沉积相与页岩岩相分类,都取得了令人满意的结果。实际应用表明,基于机器学习的地震岩性预测技术在复杂岩性地区勘探中具有应用价值。

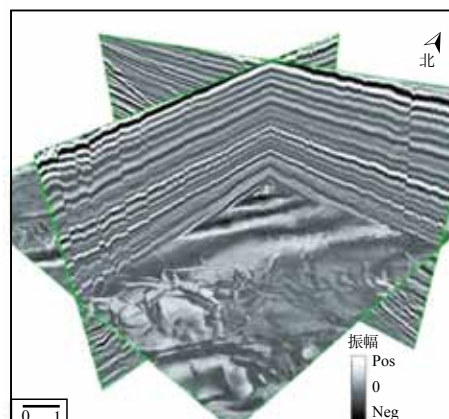
例如,Emerson 公司将岩相分类的机器学习算法嵌入 SeisEarth 解释平台,基于地质统计学的算法得到岩相数据体,描述岩相类型和分布。该方法计算效率高,节省人力,不管是常规油藏,还是非常规油藏,都能够在量化不确定性分析时减少主观猜测,提供更加客观的油藏描述结果<sup>[16]</sup>。

## 2.4 构造解释

近年来,深度学习算法在地震构造解释方面的应用快速发展,通过深度学习算法自动识别断层、圈闭、盐丘等,取得了显著的效果。运用深度学习方法进行断层识别和盐丘边界圈定是两个典型的应用方向。目前,断层自动拾取的研究方法基本都采用卷积神经网络,如 Pablo Guillen-Rondon 等<sup>[21]</sup>提出用深度学习的卷积神经网络进行断层识别。

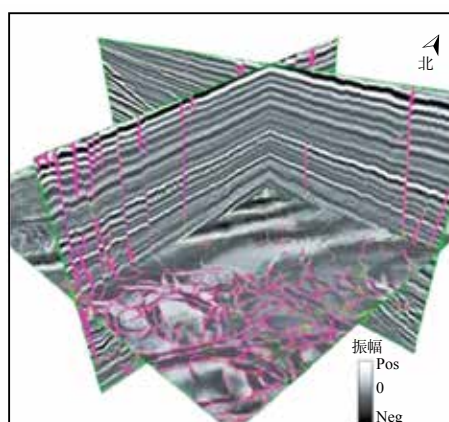
### 2.4.1 深度学习断层识别

深度学习断层识别技术采用卷积神经网络,配备通用的深度学习模型,使其适用于不同区域采集的地震数据,不需要用户提供的断层示例进行训练。采用 GPU (图形处理单元) 并行计算技术,大大缩短了断层识别的处理时间,加快了地震解释工作流程。该方法的有效性通过新西兰海上 Great South 盆地数据得到验证,结果表明,基于卷积神经网络方法的断层识别可大幅提高断层连续性、分辨率,并明显减少干扰噪声(见图4)。



(a) 振幅数据断层识别结果

(a) Seismic amplitude data on which fault detection is performed



(b) 基于卷积神经网络断层识别结果

(b) Fault probability from the CNN-based fault detection

图4 新西兰海上 Great South 盆地断层识别结果

Fig.4 Fault detection result on a seismic survey from the Great South Basin, offshore New Zealand

资料来源: Geophysical Insight 地球物理公司网站

### 2.4.2 盐丘自动识别

利用深度学习方法进行盐丘识别可明显减少人工解释工作量,并对盐体进行分类,大大提高准确率和精度等。卷积神经网络为地震数据中的盐体分类提供了强有力的架构。使用卷积神经网络进行盐体分类仅需输入原始数据中与岩体有关的部分,并对数据集中的任何给定位置进行分类。采用卷积神经网络将盐体地震图像分组,可利用不同的地震属性,如包络面、均方根振幅、绝对振幅、梯度等作为输入值,不同类别作图得出不同盐体分布,并减少运算时间<sup>[22]</sup>。



Oddgeir Gramstad 等<sup>[23]</sup>利用深度卷积神经网络自动识别盐丘体,首先采用卷积神经网络识别盐层顶界,然后再设计另一个卷积网络来识别盐层底界,并用2个面积分别为25 419 km<sup>2</sup>和33 624 km<sup>2</sup>的工区数据进行测试。测试结果表明,盐层顶界和底界解释都与人工解释的主要部分重合,超过80%的盐丘顶面预测结果与人工解释结果误差小于2个样点。并且,这种新型的自动工作流程可有效减少解释时间,盐丘顶底面拾取的周期由原来的数周下降到数天。

## 2.5 地震反演

地震反演的应用效果很大程度上取决于反演方法、数据质量和油气藏复杂度。深度学习方法在地震反演领域的应用范围正在扩大,涉及波阻抗反演、叠前弹性参数和岩性参数反演、全波形反演、联合反演等。

### 2.5.1 波阻抗反演

基于深度学习的波阻抗地震反演主要采用卷积神经网络、循环神经网络等方法进行数据训练,从而缩短反演周期,提高反演精度。

Motaz Alfarraj 等<sup>[24]</sup>结合了地震数据、井数据和地质背景,利用地震道和声波阻抗道按照时间序列进行建模,然后利用卷积神经网络和循环神经网络相结合的反演模型对地震资料进行波阻抗反演。该方法使用20个人工智能轨迹进行训练,使估计的弹性阻抗与目标弹性阻抗的平均相关度达到98%。Reetam Biswas 等<sup>[25]</sup>利用循环神经网络(RNN)直接从地震数据中计算叠加速度,用于动校正和估算叠加速度,得出清晰的叠后地震剖面。Vishal Das 等<sup>[26-27]</sup>利用卷积神经网络进行波阻抗反演,从叠前地震数据中进行岩石物理参数分析,用级联法和卷积神经网络模型,由时间域角道集反演深度域岩石物理参数,包括纵横波速度、密度和孔隙度、泥质含量、含水饱和度等,重建地下储层的性质。Chevron 能源技术公司提出了一种端对端深度神经网络地震反演方法,核心是通过训练数据去除对子波估算的依赖,从而缩短地震反演周期<sup>[28]</sup>。

### 2.5.2 全波形反演

全波形反演进行高分辨率构造反演的有效性已获得公认,但由于地震低频信息缺失等问题使得该方法在实际推广应用中受限。深度学习全波形反演采用卷积神经网络、递进迁移学习等方法训练数据集和速度模型,从而生成全波形反演先验模型,解决周期跳跃等问题。

Wenyi Hu 等<sup>[29]</sup>提出一种渐进式深度学习方法,通过学习不同频带之间的非线性关系,从采集的高频地震数据中重建缺失的低频数据。这种纯数据驱动的方法不需要任何地下地质结构的先验信息,可以任意选择或构造训练速度模型来启动网络训练过程,对后面的递进迁移学习结果进行迭代,逐渐提高低频数据的重构精度,直到训练模型收敛到真实速度模型,最终模型不受周期跳跃伪影的影响。

Hongyu Sun 等<sup>[30]</sup>通过卷积神经网络外推全波形反演,从外推低频信息中确定低频波数,利用数据增强现实(AR)技术增加频宽,解决全波形反演中的周期跳跃问题。从Moumarsi模型外推结果(见图5)可以看出,卷积神经网络外推结果能够准确恢复低频带数据记录。

## 3 智能化地震处理与解释技术面临的挑战和发展前景

尽管人工智能的部分算法已广泛应用于地震数据处理与解释中,但是远落后于互联网等其他行业。地震资料的处理和解释正朝着自动化、智能化方向发展并取得了明显的成果,采用云计算、人工智能、机器学习等技术,可以从日益增长的海量数据中挖掘更多信息,能够大幅度缩短地震数据采集、处理、解释到井位规划的周期。地球物理行业的智能化是降本增效、提高竞争力的有效途径,是战寒冬、求生存、谋发展的必然选择。尽管面临巨大挑战,地球物理行业仍然有着良好的智能化发展前景。

### 3.1 面临的挑战

(1) 用于人工智能算法训练的数据量不足。地球物理行业智能化发展离不开大数据对人工智能模

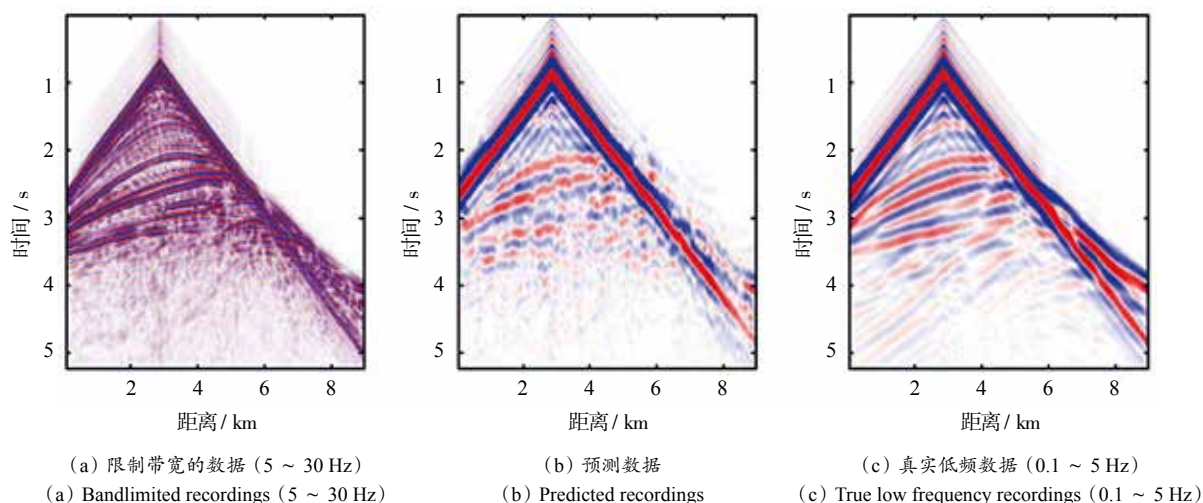


图5 Marmousi 模型的外推结果

Fig.5 The extrapolation result on the Marmousi model

型及算法的训练, 数据库的规模及样本多样性将直接决定模型的“智能”程度。采用理论模型生成的数据对算法进行训练得到的人工智能模型在实际应用中存在严重不足; 而实际采集的地震数据往往具有很高的商业价值, 不同油田及公司之间的数据共享积极性很低。这些导致训练得到的算法模型稳定性和适应性较差, 不易推广应用, 广泛存在算法“不够智能”的现象。

(2) 行业内外技术交流合作不足。地球物理研究人员的算法和模型开发能力不及专业程序员, 同时专业的程序员又缺乏地球物理理论基础, 通常的做法是将现有的人工智能算法直接应用到地震资料处理解释中, 存在算法“水土不服”的现象。

(3) 高新算法的技术转化周期较长。近年来人工智能及机器学习领域的各种算法日新月异, 但将某一项算法应用到地震处理解释中需要经历一个较长的周期。当基于某一算法开发的技术进入试验应用阶段时, 该算法在人工智能领域就有可能已被更新的算法取代或淘汰, 存在技术“未老先衰”的现象。

(4) 缺乏统一的算法平台支撑。现阶段地球物理技术的智能化已从单一的算法及技术开发转向智能化工作流程的建立。大部分都基于国外的开源代码及开发工具, 需要与现有的常规处理解释技术的软件兼容和平台统一, 存在实用化“体系不全”的现象。

### 3.2 发展前景与建议

长期以来地球物理学家、油藏地质学家、岩石物理学家和油藏工程师的工作几乎是相互独立的, 衔接过程受到不同的数据格式和软件应用程序的制约。智能化工作流程管理软件有助于协同整个勘探、开发业务链, 智能化多学科协同工作平台将是油藏地球物理发展的必然趋势。在国外地球物理公司纷纷转向“轻资产、重技服”的形势下, 加快智能化转型仍是首要任务。以智能化、大数据、高度集成化装备、多学科协同工作环境研究为重点, 发展一批支撑生产和提高竞争力的关键技术, 努力形成智能化、多学科协同、油藏全生命周期服务能力等, 尽快实现由跟跑、并跑者向领跑者角色转变。

结合中国发展现状及面临的挑战, 提出4点建议: (1) 强化研究适合非均质、非线性、多孔多相岩石结构的复杂波动理论, 并深入研究数据驱动的人工智能地震数据采集、处理、解释技术, 将数据驱动的人工智能和模型驱动的地震勘探技术深度融合, 不仅是利用人工智能技术实现地震勘探理论颠覆性创新的关键, 也是实现地震资料处理与解释智能化的关键。(2) 整合数据资源, 建立数据资产化管理体系。目前在不同单位、不同部门、不同供应商之间存在多个管理界面, 形成内部信息孤岛, 不利于资源共享。整合现有地震数据资料, 制定统一数据标准, 搭建集成统一数据管理平台, 实现数据

资产化、集中化、平台化管理,确保数据的及时性、准确性和完整性,提高数据集成共享能力,充分挖掘数据资产价值。(3)整合、组织统一的算法平台,构建智能化地球物理技术发展生态系统,如由管理部门统一协调,整合各单位人工智能优势资源,做好与传统处理解释平台的对接工作,集成内部资源,利用云架构,构建集硬件、软件、网络与应用于一体的智能地球物理决策和管理平台,打造开放、共享的智能地球物理生态系统。(4)加强行业内外和技术交流合作,聚集并培养智能地球物理人才团队,及时吸收地球物理专业外的人工智能领域人才,采用国际合作、技术交流等方式,加快智能地球物理人才梯队建设。

#### 参考文献:

- [1] 赵改善.石油物探智能化发展之路:从自动化到智能化[J].石油物探,2019,58(6):791-810.  
ZHAO G S. Road to intelligent petroleum geophysical exploration: from automatic to intelligent [J]. Geophysical prospecting for petroleum, 2019, 58 (6): 791-810.
- [2] LUGER G F. Artificial intelligence structures and strategies for complex problem solving [M]. 6th ed. Boston: Pearson Addison Wesley, 2008: 1-12.
- [3] 谢玮,王彦春,毕臣臣.人工智能在石油地球物理勘探中的应用研究综述[C]//2017中国地球科学联合学术年会议论文集(二十七).北京:中国地球物理学会,2017:43-44.  
XIE W, WANG Y C, BI C C. Application of artificial intelligence in petroleum geophysical exploration [C]// Annual meeting of Chinese geoscience union in 2017 (27). Beijing: Chinese geophysical society, 2017: 43-44.
- [4] 林年添,张凯,张冲,等.人工智能技术在地学中的应用前景与展望[C]//第二届地球物理信息前沿技术研讨会论文摘要集.北京:中国地球物理学会信息技术专业委员会,2019:5-7.  
LIN N T, ZHANG K, ZHANG C, et al. Application and prospect of artificial intelligence technology in geosciences [C]// Beijing: Information technology committee of China geophysical society, 2019: 5-7.
- [5] 徐雷.人工智能第三次浪潮以及若干认知[J].科学,2017,69(3):1-5.  
XU L. The third wave of artificial intelligence and some cognition [J]. Science, 2017, 69 (3): 1-5.
- [6] 蔡晋安,陈会忠,沈萍,等.人工智能与地球物理[C]//2017中国地球科学联合学术年会议论文集(二十七).2017:21-22.  
CAI J A, CHEN H Z, SHEN P, et al. Geophysics and artificial intelligence [C]// Annual meeting of Chinese geoscience union in 2017 (27). Beijing: Chinese geophysical society, 2017: 21-22.
- [7] 曲晓峰.人工智能、机器学习和深度学习之间的区别和联系[EB/OL].(2016-09-06)[2020-06-01].<https://www.leiphone.com/news/201609/gox8CoyqMrXMi4L4.html>.  
QU X F. The differences and connections among artificial intelligence, machine learning and deep learning [EB/OL]. (2016-09-06) [2020-06-01]. <https://www.leiphone.com/news/201609/gox8CoyqMrXMi4L4.html>.
- [8] 陈康,向勇,喻超.大数据时代机器学习的新趋势[J].电信科学,2012,28(12):88-95.  
CHEN K, XIANG Y, YU C. New trend of machine learning in the age of big data [J]. Telecommunications science, 2012, 28 (12): 88-95.
- [9] 伍斯璇.“机器学习+量子计算”未来可期[J].张江科技评论,2020,(3):12-14.  
WU S X. The future of “machine learning + quantum computing” [J]. Zhangjiang technology review, 2020, (3): 12-14.
- [10] 王宏琳.石油物探中如何应用人工智能[N].中国石化报,2018-09-26(4).  
WANG H L. How to apply artificial intelligence in petroleum geophysical exploration [N]. China petrochemical news, 2018-09-26 (4).
- [11] 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):40-47.  
YANG W Y, WEI X J, HE X. Development plan for intelligent geophysical prospecting technology of applied geophysical + AI [J]. Oil forum, 2019 (38): 40-47.
- [12] 什么是深度学习[EB/OL].(2017-08-24)[2020-06-01].<https://www.zhihu.com/question/24097648>.  
What is deep learning [EB/OL]. (2017-08-24) [2020-06-01]. <https://www.zhihu.com/question/24097648>.
- [13] MACIAS C C, K.SEN M, 王倩.用人工神经网络系统进行地球物理解释:可行性研究[C]//美国勘探地球物理学家学会第63届年会议论文集.北京:石油工业出版社,1993:154-158.  
MACIAS C C, K.SEN M, WANG Q. Geophysical interpretation using artificial neural network system: feasibility study [C]// Proceedings of the 63rd annual meeting of the society of exploration geophysicists. Beijing: Petroleum industry press, 1993: 154-158.
- [14] CGG. CGG GeoSoftware adds machine learning applications for reservoir characterization using python ecosystem



- technology [EB/OL]. (2019-09-17) [2020-06-01]. <https://www.cgg.com/en/Media-and-Events/Media-Releases/2019/09/CGG-GeoSoftware-Adds-Machine-Learning-Applications-for-Reservoir-Characterization-using-Python-Ecosystem-Technology>.
- [15] Geophysical Insight. Paradise 3.1 press release [EB/OL]. (2017-04-24) [2020-06-01]. <https://www.geoinsights.com/paradise-3-1-press-release/>.
- [16] Paradigm. Machine learning for automated seismic facies classification in Paradigm 17-Perth [EB/OL]. (2017-02-07) [2020-06-01]. <https://www.pdgm.com/news-and-events/global-events/events/archived/machine-learning-for-automated-seismic-facies-clas/>.
- [17] MARTIN T, BELL M. An innovative approach automation for velocity model building [J]. First break, 2019, 37 (6): 57-65.
- [18] S. FERREIRA R, NOCE J, FERRAZ M, et al. Analysis of seismic and texture attributes for stratigraphic segmentation [C]// SEG technical program expanded abstracts 2019. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2019: 2263-2267.
- [19] RODEN R, SACREYD. Seismic interpretation with machine learning [J]. Geoexpl, 2017, 13 (6): 50-57.
- [20] LAUDON C, STANLEY S, SANTOGROSSI P, et al. Machine learning applied to 3D seismic data from the Denver-Julesburg Basin improves stratigraphic resolution in the Niobrara [C]// URTEC technical program expanded abstracts 2019. Tulsa: Unconventional resources technology conference, 2019: 4353-4369.
- [21] RONDON P G, COBOS C, LARRAZABAL G, et al. Machine learning: a deep learning approach for seismic structural evaluation [C]// SEG technical program expanded abstracts 2019. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2019: 4990-4994.
- [22] LI H Y, WEIR B, HUSTON J, et al., Statistical inversion of variable salt velocity by neural network classification in the central Gulf of Mexico [C]// SEG technical program expanded abstracts 2016. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2016: 5323-5327.
- [23] GRAMSTAD O, NICKELM. Automated interpretation of top and base salt using deep convolutional networks [C]// SEG technical program expanded abstracts 2018. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2018: 1956-1960.
- [24] ALFARRAJ M, ALREGIB G. Semi-supervised learning for acoustic impedance inversion [C]// SEG technical program expanded abstracts 2019. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2019: 2298-2302.
- [25] BISWAS R, VASILIOU A, STROMBERG R, et al. Stacking velocity estimation using recurrent neural network [C]// SEG technical program expanded abstracts 2018. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2018: 2241-2245.
- [26] DAS V, MUKERJI T. Petrophysical properties prediction from pre-stack seismic data using convolutional neural networks [C]// SEG technical program expanded abstracts 2019. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2019: 2328-2332.
- [27] DAS V, POLLACK A, WOLLERU, et al. Convolutional neural network for seismic impedance inversion [J]. Geophysics, 2019, 84 (6): 1-66.
- [28] WANG K, BANDURA L, BEVC D, et al. End-to-end deep neural network for seismic inversion [C]// SEG technical program expanded abstracts 2019. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2019: 4982-4986.
- [29] HU W Y, JIN Y C, WU X Q, et al. A progressive deep transfer learning approach to cycle-skipping mitigation in FWI [C]// SEG technical program expanded abstracts 2019. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2019: 2348-2352.
- [30] SUN H Y, DEMANET L. Extrapolated full waveform inversion with convolutional neural networks [C]// SEG technical program expanded abstracts 2019. Tulsa: Society of exploration geophysicists, 2019: 4962-4966.

(编辑: 吴森)