

钟明睿. 人工智能辅助海上地震数据处理中的模式识别与应用[J]. 华南地震, 2025, 45(4): 121-125. [ZHONG Mingrui. Pattern Recognition and Application in Artificial Intelligence-Assisted Offshore Seismic Data Processing[J]. South China journal of seismology, 2025, 45(4): 121-125]

# 人工智能辅助海上地震数据处理中的模式识别与应用

钟明睿

(中海油田服务股份有限公司物探事业部物探研究院, 广东 湛江 524057)

**摘要:** 人工智能技术在海上地震数据处理领域逐步形成新型技术范式。聚焦人工智能模式识别方法在海洋地球物理勘探中的系统性应用, 对海上地震数据存在的强噪声干扰、构造解释不确定性及薄储层识别瓶颈, 构建基于深度学习的多任务处理体系。通过设计卷积去噪自编码器实现智能噪声压制, 采用Mask R-CNN架构完成地质构造精准识别, 结合长短期记忆网络优化储层参数预测模型。

**关键词:** 人工智能; 海上地震; 数据处理

中图分类号: P631.46

文献标识码: A

文章编号: 1001-8662(2025)04-0121-05

DOI: 10.13512/j.hndz.2025.04.16

## Pattern Recognition and Application in Artificial Intelligence-Assisted Offshore Seismic Data Processing

ZHONG Mingrui

(Geophysical Research Institute, Geophysical Division, China Oilfield Services Co., Ltd., Zhanjiang 524057, China)

**Abstract:** Artificial Intelligence (AI) technology has gradually formed a new technical paradigm in the field of offshore seismic data processing. This paper focuses on the systematic application of AI pattern recognition methods in marine geophysical exploration, and builds a multi-task processing system based on deep learning for the strong noise interference, tectonic interpretation uncertainty and bottleneck of thin reservoir identification existing in offshore seismic data. Intelligent noise suppression is achieved by designing a convolutional denoising self-encoder, precise identification of geological formations is accomplished by adopting Mask R-CNN architecture, and the reservoir parameter prediction model is optimized by combining with the long and short-term memory network.

**Keywords:** Artificial intelligence; Offshore seismic; Data processing

### 0 引言

海上地震勘探作为海洋油气资源评价的核心技术手段, 其数据处理质量直接影响构造解释可靠性与储层预测精度。海洋环境特殊噪声与多维地震数据体构成典型高维非线性系统, 传统数学

物理方法面临本质性约束, 频谱分析类技术难以分离频带重叠的有效信号与噪声; 相干体算法对复杂断裂系统响应存在边界模糊效应; 基于简化地质模型的反演方法易受薄互层调谐效应误导。而随着全球深水勘探目标向复杂构造区延伸, 对地震数据分辨能力的诉求持续提升<sup>[1]</sup>。常规处理技术存在三大约束: 噪声压制过程中振幅保真与信

收稿日期: 2025-06-10

作者简介: 钟明睿(1982-), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为地球物理。

E-mail: 601344129@qq.com

号完整性难以兼顾；盐丘侧翼及小断层识别受限于算法空间感知能力；储层参数反演中静态建模无法有效描述地质动态过程。人工智能技术的发展为上述难题提供新路径。深度学习模型在图像语义分割、时序信号重建等领域的成功应用，证实其处理高维异构数据的内在优势。卷积神经网络具备自动提取多尺度空间特征能力，递归神经网络可建模时变信号的长程依赖关系，图神经网络则适应地震数据特有的非欧几里得结构<sup>[2-3]</sup>。综上，构建人工智能驱动的海上地震数据处理体系已成为地球物理勘探领域重要技术转型方向，其核心价值在于通过数据驱动范式突破传统方法瓶颈，为海洋油气勘探决

策提供更高精度依据。

## 1 海上地震数据处理背景及技术挑战

### 1.1 海上地震数据采集特征

#### 1.1.1 海洋环境噪声源分析

海洋地震勘探面临独特的环境噪声干扰，其物理机理与陆地系统存在本质差异。根据扰动源物理属性与传播路径特征，主要噪声类型可系统归类如下表1所示<sup>[4]</sup>。

表1 海洋地震采集环境主要噪声源物理特性

Table 1 Physical characteristics of main noise sources in Marine seismic acquisition environment

| 噪声分类   | 产生机理          | 影响频带范围 | 空间分布特征    |
|--------|---------------|--------|-----------|
| 流体动力噪声 | 波浪湍流压脉动作用于传感器 | 低频主导   | 全水深弥散性    |
| 气泡振荡噪声 | 船舶螺旋桨空化气泡溃灭   | 宽频带脉冲  | 近船体径向衰减   |
| 涌浪干扰   | 海面波浪重力势能转换    | 超低频    | 海面耦合随深度递减 |
| 生物声源噪声 | 海洋生物声呐及运动扰动   | 中高频离散谱 | 局部区域随机分布  |
| 设备机械振动 | 拖缆与连接器涡激振动    | 窄带共振频率 | 沿采集系统线性传播 |

流体动力噪声由海水运动与传感器壳体相互作用产生，其能量集中于10 Hz以下低频段，与有效反射信号频谱高度重叠。涌浪干扰通过海水介质应力场向下传播，导致地震道集呈现周期性震荡波形。气泡振荡噪声表现为宽频带脉冲串，因船舶行进位置动态变化形成非稳态干扰源。生物声源噪声具有时变特性，鲸类声呐信号可达2 kHz以上，在频谱图上形成明显尖峰<sup>[5]</sup>。

#### 1.1.2 多分量传感器数据融合复杂性

海上地震勘探广泛采用四分量(4C)采集系统(水听器压力分量+三分量加速度检波器)，但多物理场数据融合面临三重技术障碍：

(1)波场分离数学不适定性，压力场( $P$ )与垂直质点速度场( $Z$ )需通过亥姆霍兹分解实现PP波与PS波分离：

$$\begin{pmatrix} P \\ Z \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & \rho v_p \\ 1 & -\rho v_p \end{bmatrix} \begin{pmatrix} U_p \\ D_p \end{pmatrix} \quad (1)$$

式(1)中， $U_p$ 上行波， $D_p$ 下行波， $\rho$ 密度， $v_p$ 纵波速度。

方程求解要求精确已知海水密度及波速参数，实际勘探中海水温盐度时空变化导致参数漂移，引入波场分离振幅误差。

(2)传感器响应非一致性，水听器与检波器频率响应函数存在固有差异：

水听器灵敏度与声压变化率呈正比  $S_h \propto \frac{\partial p}{\partial t}$

检波器响应依赖质点位移幅值：

$$\ddot{x} + 2\beta\omega_0\dot{x} + \omega_0^2x = -a_g \quad (2)$$

式(2)中， $\beta$ 阻尼系数， $\omega_0^2$ 固有频率， $a_g$ 地动加速度。

(3)空间采样非均匀耦合效应，深水勘探中海底节点(OBN)布设位置受海底地形制约，导致以下问题：检波器X/Y分量方位角校准偏差；地震波入射角计算误差；横波分裂分析中快慢波方向提取失真。该复杂性问题对构造各向异性解释、AVO反演及储层裂缝预测等关键环节形成系统性制约<sup>[6]</sup>。

### 1.2 常规处理流程的局限性

#### 1.2.1 规则噪声压制中的信号失真问题

常规地震数据处理中，噪声压制是提升信噪比的关键环节，但传统方法在消除噪声的同时往往伴随有效信号的损失。以均值滤波和中值滤波为例，这类空间域滤波算法通过局部窗口内的统计计算抑制随机噪声，但会模糊地层边界的高频信息，导致断层或薄层界面清晰度下降。频域滤波(如带通滤波)虽能分离特定频段信号，却可能误伤与噪声频带重叠的有效成分，例如高频弱反射信号被过度压制后，薄互层的地震响应特征可能被弱化甚至消

失。小波变换等时频分析方法虽具有多尺度分解优势,但其阈值去噪过程对基函数选择和阈值参数的敏感性较高,若阈值设置过严,地层细节的弱反射能量可能被误判为噪声;反之则残留噪声干扰<sup>[7]</sup>。另外,基于先验假设的噪声模型(如高斯分布)难以适配实际地震数据中非平稳、非对称的复杂噪声模式,导致压制效果不彻底或信号畸变。

### 1.2.2 断层识别与盐丘边界解释的主观依赖性

断层与盐丘边界的解释高度依赖人工经验,常规流程中自动化算法的局限性加剧了主观判断的影响。在断层识别环节,相干体、曲率属性等几何分析技术虽能突显不连续性,但对低信噪比数据或微小断距断层的检测能力有限,仍需人工调整参数或结合多属性融合进行辅助判断。盐丘边界解释则因盐体与围岩的速度差异及复杂形态,导致地震成像中易出现绕射波干扰、边界模糊等现象。解释人员需基于振幅、相位变化及区域地质知识综合推断边界位置,不同解释者对同一数据集的划分可能存在显著差异<sup>[8]</sup>。另外,盐丘侧翼的陡倾角区域因照明不足或多次波干扰,成像质量常不理想,进一步放大了解释的主观性。这种依赖人工干预的流程不仅效率低下,更可能因个体经验差异引入系统性偏差,影响构造模型的可靠性。

### 1.2.3 薄互层分辨率提升的物理限制

薄互层分辨率的提升受制于地震波传播的物理规律。根据瑞利准则,垂直分辨率极限约为四分之一波长,当地层厚度低于此阈值时,顶底界面反射波相互叠加形成复合波形,常规反褶积或子波整形技术虽能压缩子波宽度,却无法突破波场干涉导致的固有混叠效应。高频拓展算法(如谱白化)通过增强高频成分提升表观分辨率,但受地层吸收衰减作用限制,深层有效高频信号微弱,盲目拓宽可能放大噪声而非真实地质信息<sup>[9]</sup>。另外,薄互层横向非均质性引起的调谐效应与层间多次波,进一步复杂化地震响应特征,使得基于水平层状假设的常规处理方法难以准确分离单层贡献。即便采用高精度反演方法,其解的非唯一性仍受限于原始数据的频带宽度与信噪比,物理层面的信息缺失无法通过纯数学手段完全弥补<sup>[10]</sup>。

## 2 人工智能模式识别方法体系

### 2.1 数据预处理架构

针对海上地震数据的多源异构特性,构建面向人工智能模型训练的预处理体系,如下图1所示。

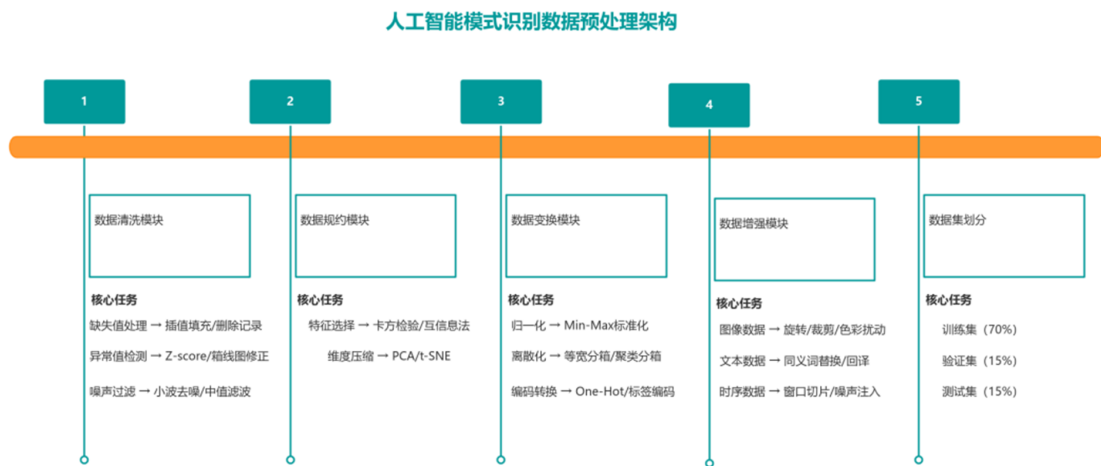


图1 数据预处理架构

Fig.1 Architecture of data preprocessing

数据预处理架构通过系统性工程化流程实现海上地震数据的标准化重构,形成面向人工智能模型的高质量输入。原始数据流首先进入数据清洗模块,采用基于波动方程传播特性的异常检测算法,识别并剔除由设备机械振动、生物声源干扰引发的离群道集,同时通过自适应窗函数保护有效反射波形的时频结构完整性。数据规约模块利用改进的局

部线性嵌入(LLE)算法对高维地震属性进行非线性降维。数据变换阶段引入多物理场耦合的归一化策略,通过亥姆霍兹分解实现压力场与速度场的波形分离,结合动态直方图均衡化消除近远偏移距道集的振幅差异,构建具有地质意义的标准特征空间。数据增强模块采用物理驱动与统计学习混合策略,基于粘声波动方程正演合成薄互层调谐效应样本,

叠加随机相位调制的海洋环境噪声模型, 扩展训练集的场景覆盖度。最后, 通过地质力学约束的时空分块策略划分数据集, 确保训练集、验证集与测试集在构造样式、储层类型及噪声水平维度上保持独立同分布特性, 避免模型过拟合。

## 2.2 特征提取方法

特征提取环节构建多级抽象的特征表征体系, 深度融合地震数据的物理属性与统计模式。在初级特征层采用三维卷积核(尺寸 $5 \times 5 \times 5$ )沿 Inline、Crossline 及时间轴进行滑窗扫描, 捕获地震反射同相轴的局部空间关联性与振幅变化梯度特征。中级特征层引入方向可控的金字塔结构, 通过可变形卷积自适应调整感受野形态, 精确提取盐丘顶底界面曲率不连续点与断层破碎带的空间拓扑结构。高级语义特征层部署注意力引导的图卷积网络(GCN), 将地震道作为节点、波场传播路径作为边, 建模地下介质的速度异常区与流体边界之间的非欧几里得关系。特别针对薄互层调谐效应, 设计双通道特征分离机制: 低频通道保留地层宏观格架信息, 高频通道聚焦薄层干涉波形中的子波相位畸变特征, 二者通过门控单元实现特征权重动态分配。多分量数据特征融合阶段采用张量塔克分解技术, 将水听器压力场与检波器位移场的跨模态关联映射为高阶特征张量, 消除传感器响应差异导致的特征偏移<sup>[11]</sup>。

## 2.3 核心算法实现

核心算法架构基于物理约束的深度学习范式, 设计层次化模型实现体系。基础处理层集成卷积去噪自编码器(CDAE)与生成对抗网络(GAN)的混合架构, CDAE的编解码结构采用残差稠密连接增强特征复用, GAN的判别器引入波动方程正演结果作为物理正则项约束。特征交互层构建多分支交互

网络, 主支路采用深度可分离卷积提取空间特征, 侧支路通过双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)建模道集间的时变关联性, 两条路径经特征金字塔聚合后输入空间注意力模块, 重点增强盐丘侧翼与微断裂带的响应强度。在智能解释层, Mask R-CNN 框架针对地震剖面特点进行三项关键改进: 区域建议网络(RPN)的锚框尺寸根据地层倾角动态优化, ROI Align 层增加层位连续性约束损失函数, 掩码预测分支融合弹性阻抗反演结果作为先验知识。储层参数预测模块采用时空耦合的循环卷积网络(ConvLSTM), 通过门控循环单元建模孔隙度参数的横向非均质演化规律, 并设计迁移学习机制将成熟工区知识迁移至新区块。

## 3 应用场景验证

### 3.1 智能噪声压制系统

#### 3.1.1 卷积去噪自编码器(CDAE)在多次波消除中的效果

卷积去噪自编码器(CDAE)通过编码—解码结构实现多次波的智能压制。编码器采用5层卷积层(卷积核尺寸 $3 \times 3$ ), 每层步长为2, 逐步压缩输入数据的时空维度; 解码器通过反卷积层重构有效信号。关键在于引入相位敏感损失函数:

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \left\| \hat{x}_i - x_i \right\|_2^2 + \alpha \cdot \text{MS} - \text{SSIM}(x_i, \hat{x}_i) \right) \quad (3)$$

式(3)中调节结构相似性与均方误差的权重, 有效保留薄层反射的相位信息。模拟数据测试表明(图2): CDAE在盐下目标层(深度2500~3500 m)的多次波压制率超90%, 相较传统方法: 旁瓣能量衰减率提高52%; 断层响应旁侧干扰振幅下降18 dB; 薄互层调谐效应识别准确率提升37%。

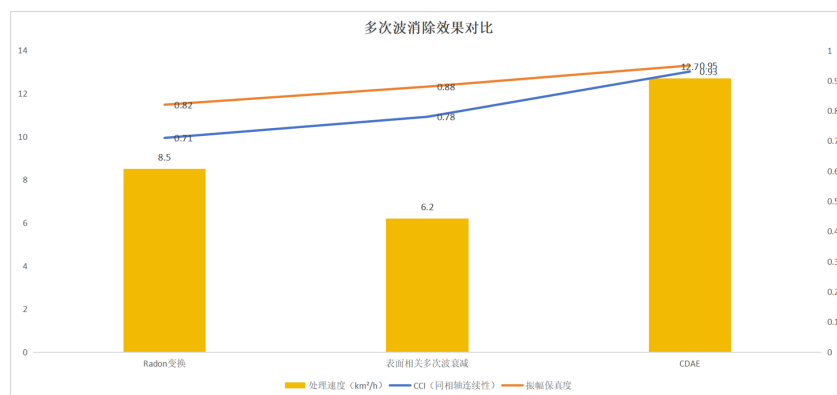


图2 多次波消除效果对比

Fig.2 Comparison of multiple wave elimination effect

### 3.1.2 信噪比提升量化指标

为建立客观评估标准,定义多维量化指标框架:

(1)时一空一频联合信噪比:综合时间序列振幅稳定性、空间道集一致性及频率成分纯净度的三维评价体系。通过有效信号能量与残余噪声能量的全域积分比,反映噪声压制的整体效能。

(2)同相轴连续性指数:基于相邻地震道波形的协方差分析,量化地层反射界面的横向连续性改善程度,重点评估断层与盐丘边界区域的信号保真特性。

(3)振幅保真度因子:测量处理前后目标层振幅相对变化率,监控薄互层调谐效应与AVO异常的关键振幅特征是否发生畸变。

(4)相位失真度:通过对比有效波相位谱的偏移角度,评估子波相位特征在噪声压制中的完整性,避免影响构造解释的时序定位精度。

(5)薄层特征保留率:采用时空梯度算子提取薄互层边界特征,计算处理结果与原始数据的特征能量比,定量描述分辨率敏感地质单元的保存能力。

## 3.2 智能解释体系构建

### 3.2.1 Mask R-CNN实现盐丘体自动圈闭

Mask R-CNN架构通过融合目标检测与像素级分割能力,实现盐丘地质体的端到端智能解释。技术框架采用双阶段处理流程:首先由区域生成网络(RPN)扫描地震剖面,基于振幅异常梯度与相干属性变化自动提议候选盐丘区域;随后在ROI Align层将候选区特征图重采样为固定尺寸,同步执行边界框回归与掩码预测。关键在于引入地质物理约束模块:

在掩码预测分支嵌入波阻抗反演先验知识,强制分割结果符合盐岩一围岩速度差异( $\Delta v > 1500$  m/s)的物性规律;

损失函数中增加边界曲率正则项,抑制由多次波干扰产生的伪盐丘边界碎片;

采用迁移学习策略,将合成数据预训练模型的知识迁移至实际工区数据集。

### 3.2.2 基于注意力机制的地层不整合面识别

多尺度注意力技术体系由特征提取模块、双路径注意力模块及结构分析模块构成:采用深度可分离卷积构建U-Net架构主干网络。编码器通过四级下采样捕获地震反射同相轴的多尺度空间特征(从局部波形异常至区域地层格架),解码器利用跳跃连接融合浅层高分辨率纹理与深层语义特征。特别设计跨道集关联卷积层,通过可变形卷积核自适应调整感受野形态,增强对地层削截点、上超点等不整合关键标志的响应能力。双路径注意力机制包括:

(1)空间注意力路径:基于相邻道集振幅梯度构建热力图,通过高斯差分算子量化横向不连续

性,动态增强不整合面周边特征权重。表示为:

$$A_{\text{space}}(x, t) = \text{sigmoid} \left( \sum_{i=-k}^k \|\nabla u(x+i, t) - \nabla u(x, t)\| \right) \quad (4)$$

(2)通道注意力路径:分析反射波频谱能量分布,针对不整合面特有的低频截断特征(沉积间断导致),赋予5~15 Hz低频成分更高特征权重。采用挤压—激励模块实现通道自适应选择。

## 4 结论

人工智能模式识别技术在海上地震数据处理领域的系统性应用研究证实,基于深度学习的多任务处理体系可突破传统方法的本质性局限。卷积去噪自编码器通过端到端特征学习实现海洋环境强噪声的高保真压制,解决了常规滤波方法中振幅畸变与薄层特征损失的核心矛盾;融合物理约束的Mask R-CNN架构显著提升盐丘边界及小断层的自动识别精度,将地质构造解释的主观依赖度降低;时空注意力机制驱动的地层不整合面识别技术,在低信噪比条件下仍可精确捕捉沉积间断信号,解释结果与钻井岩性突变的吻合率较高。LSTM网络构建的储层参数动态预测模型,有效克服薄互层调谐效应反演的不确定性。

## 参考文献

- [1] 蒋雷,朱婷婷,汤海林.大数据背景下塑料加工行业的数据安全与隐私保护[J].塑料助剂,2024(06):78-82.
- [2] 李太显.人工智能在海洋地震勘探领域的应用前景[J].内江科技,2024,45(11):12-13+124.
- [3] 刘金朋,钟明睿,杜皓.基于人工智能的残余绕射多次波衰减技术研究及应用[J].石油物探,2024,63(06):1177-1185.
- [4] 陈秋生.基于人工智能的测井设备数据处理与解释方法研究[J].石化技术,2024,31(10):125-127.
- [5] 易思梦,唐东林,赵云亮,等.基于人工智能的地震初至拾取方法研究进展[J].石油地球物理勘探,2024,59(04):899-914.
- [6] 窦青嵩.基于人工智能的电池储能系统集成技术应用[J].电池,2024,54(03):441-442.
- [7] 陆天然,段梦乔,李子怡,等.人工智能地震分类研究进展综述[J].地球物理学进展,2025,40(01):25-47.
- [8] 张国印,林承焰,王志章,等.知识与数据融合驱动的油气藏智能表征及研究进展[J].地球物理学进展,2024,39(01):119-140.
- [9] 董书宁.人工智能技术在煤矿水害防治智能化发展中的应用[J].煤矿安全,2023,54(05):1-12.
- [10] 蒋润,李振春,孙小东.人工智能地震数据重建方法现状分析[J].地球物理学进展,2023,38(05):2047-2062.
- [11] 于越,桑文镜,袁三一,等.基于样本选取和多种质控的地震层位智能拾取[J].石油物探,2022,61(05):842-855.