

# 基于弹性阻抗统计岩石物理模型的孔隙度反演方法研究与应用

张世鑫<sup>1</sup>, 尹川<sup>1</sup>, 彭文绪<sup>1</sup>, 李爱山<sup>1</sup>, 曹丹平<sup>2</sup>

(1. 中国海洋石油国际有限公司, 北京 100027;

2. 中国石油大学(华东), 青岛 266580)

**摘要:** 孔隙度是开展储层评价的重要参数, 在储量计算、岩性识别以及优质储层评价等方面发挥着不可替代的作用。在实际应用中通常采用孔隙度与波阻抗、速度、密度等弹性参数之间的回归关系来进行预测, 但叠前地震反演中密度参数反演精度不足、单一参数与孔隙度参数回归关系不理想等问题限制了孔隙度参数的预测精度。笔者充分利用不同角度叠加地震数据反演的弹性阻抗稳定性好的特点, 发挥大中小三个角度的弹性阻抗与物性参数之间的联系与差异, 联合构建出弹性参数与孔隙度参数之间更合理的统计岩石物理模型, 并进一步基于贝叶斯理论通过概率估算方法反演得到目标储层的孔隙度数据。将上述方法应用于碳酸盐岩实际工区开展孔隙度参数预测, 基于地震资料反演的孔隙度结果与测井实测孔隙度数值吻合度高, 为基于地震资料开展优质储层评价提供了更合理的孔隙度参数。

**关键词:** 弹性阻抗反演; 统计岩石物理模型; 贝叶斯理论; 孔隙度反演

**中图分类号:** P631.4

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1749.2025.01.06

## 0 引言

孔隙度是石油天然气勘探开发领域中开展储量计算、岩性识别以及优质储层评价时最关键的物性参数, 基于地震资料在三维空间针对孔隙度参数开展反演对储层定量预测具有重要的意义。但孔隙度预测精度受沉积环境和储层非均质性等因素的影响, 对地震反演和岩石物理模型的精度具有很强的依赖性。目前, 采用地震资料开展孔隙度参数反演主要包括基于岩石物理统计关系的间接预测和基于岩石物理理论的直接反演两个方面。

在基于岩石物理统计关系进行孔隙度参数预测方面, 需要通过大量的岩石物理分析构建出声波速度、阻抗等敏感弹性参数与孔隙度参数之间的统计关系, 并将该统计关系应用到地震反演得到的弹性

参数数据体, 从而实现储层孔隙度参数的定量预测。姜勇等<sup>[1]</sup>优选出适用于孔隙度参数预测的相关弹性参数, 采用多属性拟合实现孔隙度参数预测; 周凡等<sup>[2]</sup>通过阻抗校正公式去除了薄层的调谐效应, 利用校正后的波阻抗进行孔隙度预测; 李慧琼等<sup>[3]</sup>在对孔隙度与物性相关测井曲线进行分析的基础上, 采用声波时差进行孔隙度参数反演。卢昕<sup>[4]</sup>在采用多元拟合双波法及加权平均开展孔隙度参数反演的基础上, 通过自适应加权来改善传统方法的应用效果; 周单等<sup>[5]</sup>在提取 AVO 属性、叠前反演结果以及叠后地震属性的基础上, 采用概率神经网络开展孔隙度参数预测。蔡克汉等<sup>[6]</sup>基于敏感参数与孔隙度参数之间的回归关系开展储层孔隙度预测的方法具有方便、快捷和稳定性好的优势, 但孔隙度参数反演的精度依赖于岩石物理统计关系的精度, 通常实际工区弹性参数与孔隙度参数之间的统计关系不理

收稿日期: 2023-11-10

基金项目: 中国海洋石油集团有限公司“十四五”重大科技项目(KJGG2022-0903)

第一作者: 张世鑫(1985—), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事油气勘探相关地球物理工作, E-mail: zhangshx2@cnooc.com.cn。

想,孔隙度预测结果精度较低。

在基于岩石物理理论进行孔隙度参数反演方面,需要针对不同的储层类型构建孔隙度参数与纵波速度、横波速度和密度参数有针对性的岩石物理理论模型,并通过理论模型建立反演方程来开展孔隙度参数的反演。邓继新和王尚旭<sup>[8]</sup>在 Bayesian 理论和随机岩石物理模型的基础上,提出了物性参数联合反演方法,在高孔隙度含气砂岩储层应用取得了较好的效果;蔡涵鹏等<sup>[9]</sup>在叠前弹性参数反演的基础上,基于岩石物理理论推导了弹性参数与孔隙度的数学模型;白俊雨<sup>[10]</sup>将先验约束信息引入到物性参数反演过程中,改善了物性参数反演的收敛性、计算效率以及反演精度;张志伟等<sup>[11]</sup>基于 Gassmann 理论推导了包含孔隙结构参数的孔隙度反演公式,取得了较好的预测效果;杨培杰<sup>[12]</sup>基于岩石物理理论建立了砂泥岩 Simon 模型,通过多信息联合约束开展物性参数的同步反演;杜伟<sup>[13]</sup>通过构建包含孔隙结构参数的岩石物理模型,在孔隙结构参数约束的基础上开展针对碳酸盐岩储层的孔隙度反演。田军等<sup>[14]</sup>基于岩石物理模型推导了物性参数反演公式,通过迭代反演及二分法迭代求解孔隙度参数。受叠前地震密度参数反演精度不足等问题的影响,基于岩石物理理论模型开展孔隙度参数直接反演容易出现反演不稳定等问题。

受储层非均质性和密度参数反演精度不足等因素的影响,基于纵波速度、横波速度和密度等三个参数开展孔隙度预测受到一定的限制。考虑到弹性阻抗反演通常比较稳定,充分利用不同角度的弹性阻抗与孔隙度参数之间关系能够构建出更加精确合理的统计岩石物理关系,使得孔隙度参数预测效果得到改善。笔者联合三个角度弹性阻抗的联系与差异来构建弹性阻抗与物性参数更加合理的数学统计关系,建立满足实际工区特征的弹性阻抗统计岩石物理模型,并进一步在贝叶斯理论的基础上,通过概率估算反演出孔隙度参数。由于孔隙度、泥质含量和含水饱和度均能够对弹性参数产生一定的影响,因此在构建岩石物理模型时通常将三者统一考虑。对于泥质含量较少的碳酸盐岩储层来说孔隙度对弹性参数的影响是最大的,将弹性阻抗与物性参数的统计岩石物理模型用于孔隙度预测具有可行性。因此,笔者基于弹性阻抗与物性参数之间的统计岩石物理模型来进行实际工区的孔隙度预测,为基于地震资料开展储层评价提供可靠的数据支持。

## 1 方法原理

### 1.1 统计岩石物理模型构建方法

受沉积环境、储层非均质性、孔隙结构、地层温度压力变化以及矿物颗粒磨圆度等复杂因素的影响,在实际工区中往往难以构建出非常精确的确定性岩石物理模型,从而限制了利用岩石物理理论直接开展孔隙度预测的精度。

统计学作为用于岩石物理建模的一种常见方法,通过对测井数据中的弹性参数和物性参数进行分析,建立两者之间的数学统计关系,采用随机抽样方式来抽取实际数据中的样本,通过多元线性等拟合方式来构建弹性参数与物性参数之间的统计模型。为了降低地层因素造成的影响和拟合过程中产生的误差,可以通过添加随机误差项来提高岩石物理建模的准确性。在岩石物理模型中考虑地层的复杂性和不确定性,可以更符合实际地层的真实特征,提高模型的合理性及可靠性:

$$T = m_{det}(C) + \epsilon \quad (1)$$

式中, $T$  表示弹性参数; $C$  表示物性参数,可以是多个参数也可以是一个参数,即  $C = [\varphi, V_{shale}, S_w]$ , 其中, $\varphi$  表示孔隙度, $V_{shale}$  表示泥质含量, $S_w$  表示含水饱和度; $m_{det}$  代表统计岩石物理关系, $EI = f(\varphi, V_{mud}, S_w) + \sigma$  是充分考虑干扰因素影响而引入的随机误差项。

### 1.2 基于弹性阻抗的统计岩石物理模型构建

由于密度参数反演精度不足以及单一参数与孔隙度参数回归关系不理想,导致孔隙度预测精度较低。根据目的层地震数据的有效角度范围,确定小中大三个弹性阻抗( $EI_1$ 、 $EI_2$ 、 $EI_3$ )角度叠加范围分别为  $3^\circ \sim 14^\circ$ 、 $13^\circ \sim 24^\circ$  和  $24^\circ \sim 35^\circ$ 。图 1 所示为不同角度弹性阻抗与孔隙度的交会图,从图中可以看出,不同角度弹性阻抗与孔隙度之间既有较好的相关性又存在差异;图 2 所示为三个角度弹性阻抗与孔隙度的交会图,从图中可以看出,三个角度弹性阻抗组合与孔隙度的相关性更高,为孔隙度反演奠定理论基础。笔者充分发挥角度叠加地震数据体反演的弹性阻抗稳定性较好的优势,充分利用不同角度弹性阻抗数据与物性参数之间的联系与差异,将统计岩石物理模型与基于不同角度部分叠加地震数据反演的弹性阻抗紧密结合,建立两者之间的统计岩石物理模型。当利用统计模型估算出来的结果与实际计算数据之间的误差达到期望要求时,就可以将

所构建的模型应用于实际数据。

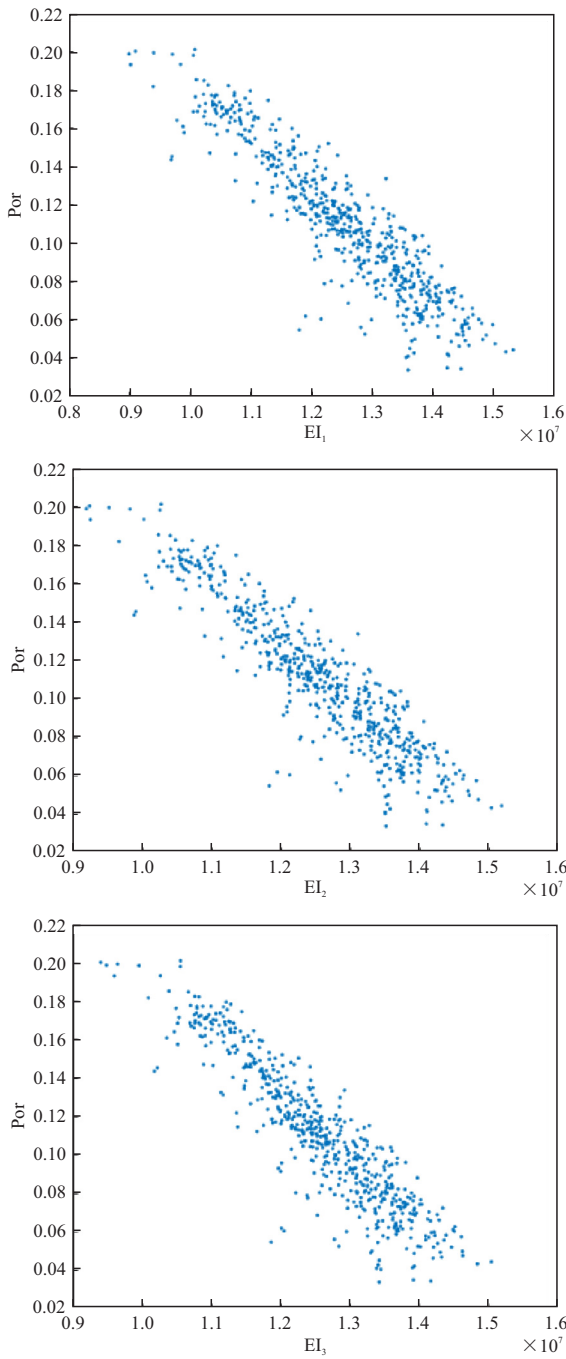


图1 弹性阻抗与孔隙度交会图

Fig. 1 Intersection diagram of elastic impedance and porosity

将弹性阻抗与物性参数之间的统计关系表示成：

$$EI_n = m_n(\varphi, V_{shale}, S_w) + \epsilon_n, n=1,2,3 \quad (2)$$

其中,  $EI$  是不同角度叠加地震数据体反演的弹性阻抗,  $n$  代表角度叠加地震数据所对应的角度,  $m$  是物性参数与弹性参数之间的统计关系,  $\epsilon_n$  是随机误差。

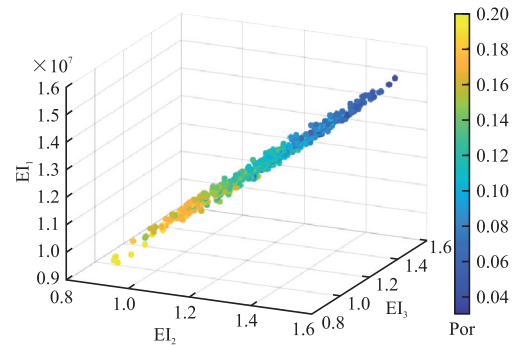


图2 三个角度弹性阻抗与孔隙度交会图

Fig. 2 Intersection diagram of elastic impedance at three angles and porosity

在构建统计岩石物理模型时,叠前弹性阻抗反演结果与地震资料之间的采样间隔完全一致,但测井数据的物性参数以及弹性参数的采样间隔较小,受两种资料在尺度和频率上的差异影响,弹性阻抗反演结果的纵向分辨率远小于测井数据。因此,需要在构建弹性阻抗与物性参数之间的统计岩石物理模型之前对测井数据进行预处理,确保处理后的测井资料在尺度上可以与地震数据相匹配。Backus等效平均方法是一种对测井数据进行尺度粗化的方法,在保证井震尺度匹配的基础上,尽可能的保留原始测井数据中的细节信息,笔者采用该方法对测井数据进行预处理,为在地震尺度上构建统计岩石物理模型提供合理的数据。图3所示为测井纵波速度及预处理后的纵波速度。

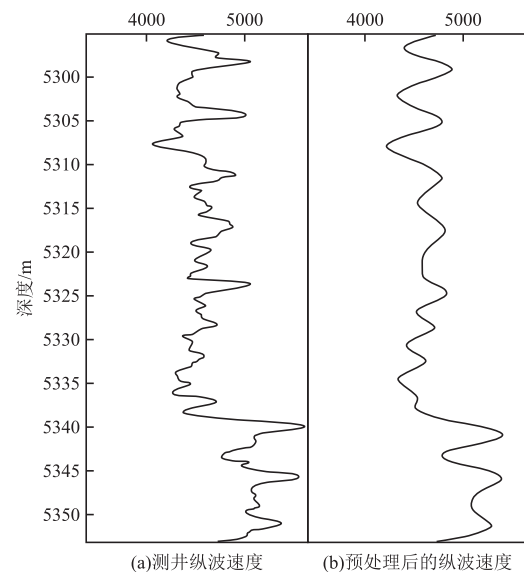


图3 测井数据预处理前后对比

Fig. 3 Comparison of logging data before and after processing

采用 Backus 等效平均方法对声波测井数据进行尺度粗化过程中,主要涉及参考频率和时窗长度两个关键参数,参考频率设为目的层地震数据的主频,然后在参考频率下根据测井曲线当前深度的速度值计算地震波波长,将该深度的地震波长设定扫描时窗的长度,在时窗范围内开展加权平均得到尺度粗化后的等效弹性参数。在对测井数据进行尺度粗化后,根据多元线性拟合能够构建出纵横波速度、密度参数与物性参数之间的统计关系:

$$\begin{bmatrix} V_p \\ V_s \\ \rho \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi \\ V_{shale} \\ S_w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{11} \\ \epsilon_{12} \\ \epsilon_{13} \end{bmatrix} \quad (3)$$

在得到纵横波速度、密度传统三参数与物性参数统计关系的基础上,将统计关系代入叠前部分角度叠加地震资料的弹性阻抗反演方程:

$$\begin{bmatrix} \ln EI_1 \\ \ln EI_2 \\ \ln EI_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ln V_p \\ \ln V_s \\ \ln \rho \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \end{bmatrix} \quad (4)$$

由此可以建立起弹性阻抗与物性参数之间的统计关系,从而有助于避免密度参数反演精度不足所带来的影响。

### 1.3 物性参数反演目标函数构建

地震反演通常采用贝叶斯理论框架来构建目标函数,也就是通过概率的思想来构建反演参数与实际观测数据之间的理论关系。笔者旨在充分采用大中小三个角度的弹性阻抗来开展物性参数反演,也就是物性参数作为反演目标,而观测数据则是弹性阻抗反演数据体。因此,基于 Bayesian 理论可以建立起弹性阻抗与物性参数之间的推断关系:

$$P(C|EI) = \frac{P(C)P(EI|C)}{\int P(C)P(EI|C)dC} \quad (5)$$

其中  $C$  为物性参数,  $C[\varphi, V_{shale}, S_w]$ ,  $EI$  为不同角度弹性阻抗  $EI[EI_1, EI_2, EI_3]$ ,  $P(C[\varphi, V_{shale}, S_w])$  为物性参数的先验条件。

由于叠前部分角度叠加地震数据之间具有较强相关性,导致通过弹性阻抗反演得到的不同角度的弹性阻抗数据之间也存在较强的相关性,如果利用该数据进行反演会造成一定的不良影响。不同于弹性阻抗之间的关联性,单个弹性阻抗与物性参数是相互独立的关系。从 Bayesian 反演的概率层面来讲,其联合概率特征可以表示为各自的概率相乘:

$$P([EI_1, EI_2, EI_3] | [\varphi, S_w, V_{shale}]) = P(EI_1 | [\varphi, S_w, V_{shale}]) \times P(EI_2 | [\varphi, S_w, V_{shale}]) \times P(EI_3 | [\varphi, S_w, V_{shale}]) \quad (6)$$

通过对反演目标的后验条件概率分布进行估算,然后寻找概率分布中的最大值,并将相应的值作为反演的最终结果。

$$[\varphi, V_{shale}, S_w] = \underset{argmax}{\left\{ \begin{array}{l} P([\varphi, V_{shale}, S_w]) \times \\ P(EI_1 | [\varphi, V_{shale}, S_w]) \times \\ P(EI_2 | [\varphi, V_{shale}, S_w]) \times \\ P(EI_3 | [\varphi, V_{shale}, S_w]) \end{array} \right\}} \quad (7)$$

基于贝叶斯理论的孔隙度等物性参数反演目标函数可以看作是通过已经得到的弹性阻抗数据来对未知的孔隙度等物性参数进行预测,采用估算概率最大的方法确定物性参数反演的结果,图 4 是基于弹性阻抗开展物性参数反演的流程示意图:

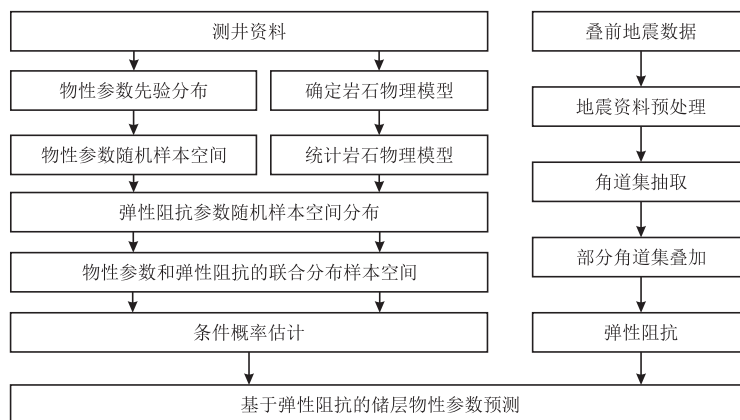


图 4 物性参数反演流程

Fig. 4 Physical property parameter inversion process

## 2 应用实例及效果

根据实际测井数据中的弹性参数( $V_p, V_s, \rho$ )以及物性参数( $\varphi, V_{\text{shale}}, S_w$ )数据构建统计岩石物理模型,测试孔隙度反演方法的可靠性,本工区优质储层为碳酸盐岩储层,

通过对目的层段的测井数据进行统计分析,得到了两者之间的统计关系:

$$\begin{aligned} V_p &= -4804.11 \times \varphi - 2276.12 \times V_{\text{shale}} + \\ &1038.21 \times S_w + 2054.23 \\ V_s &= -2135.28 \times \varphi - 1636.31 \times V_{\text{shale}} + \\ &554.92 \times S_w + 1554.5 \\ \rho &= -2007.53 \times \varphi + 10.57 \times V_{\text{shale}} + \\ &43.35 \times S_w + 554.9 \end{aligned} \quad (8)$$

将利用物性参数多元线性拟合的弹性参数代入到弹性阻抗方程可以得到不同角度弹性阻抗数据与物性参数( $\varphi, V_{\text{shale}}, S_w$ )之间的统计岩石物理模型:

$$\begin{aligned} EI_1 &= (-4804.11 \times \varphi - 2276.12 \times V_{\text{shale}} + \\ &1038.21 \times S_w)^{1.49} \times (-2135.28 \times \varphi - \\ &1636.31 \times V_{\text{shale}} + 554.92 \times S_w)^{-0.57} \times \\ &(-2007.53 \times \varphi + 10.57 \times V_{\text{shale}} + \\ &43.35 \times S_w)^{0.61} \times e^{0.12} \\ EI_2 &= (-4804.11 \times \varphi - 2276.2 \times V_{\text{shale}} + \\ &1038.21 \times S_w)^{1.24} \times (-2135.8 \times \varphi - \\ &1636.1 \times V_{\text{shale}} + 554.92 \times S_w)^{-0.65} \times \\ &(-2007.53 \times \varphi + 10.57 \times V_{\text{shale}} + \\ &43.35 \times S_w)^{0.68} \times e^{0.32} \\ EI_3 &= (-4804.11 \times \varphi - 2276.12 \times V_{\text{shale}} + \\ &1038.21 \times S_w)^{1.25} \times (-2135.8 \times \varphi - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &1636.1 \times V_{\text{shale}} + 554.92 \times S_w)^{-0.40} \times \\ &(-2007.53 \times \varphi + 10.57 \times V_{\text{shale}} + \\ &43.35 \times S_w)^{0.30} \times e^{1.25} \end{aligned} \quad (9)$$

为了对建立的统计岩石物理模型准确性进行评估,利用测井资料中的物性参数和统计岩石物理模型分别对各角度弹性阻抗数据进行估算,并将实际测井数据计算结果与模型估算结果进行对比,图5所示弹性阻抗估算结果与实际弹性阻抗对比,模型估算数值与井上实际计算数据吻合度较好。

在对物性参数( $\varphi, V_{\text{shale}}, S_w$ )的先验分布进行采样时,选用了随机采样方法,同时获取与物性参数相对应的不同角度叠加地震数据反演得到的弹性阻抗样本。在概率分布估算的基础上,通过寻找概率最大值获取联合分布中反演目标参数相应的高斯分量。

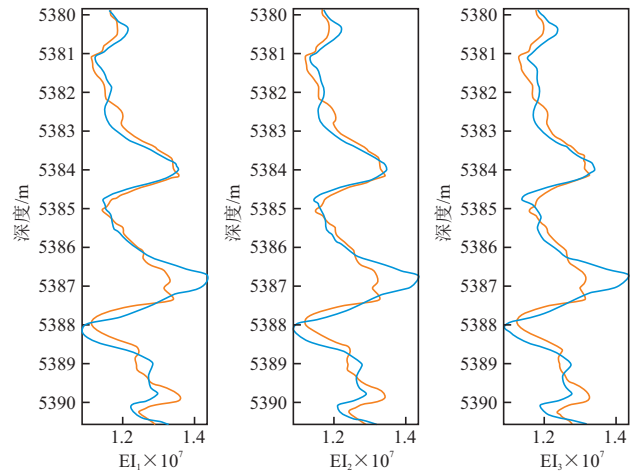


图5 测井计算弹性阻抗与模型估算结果对比

Fig. 5 Comparison of calculated elastic impedance and model estimation results of logging

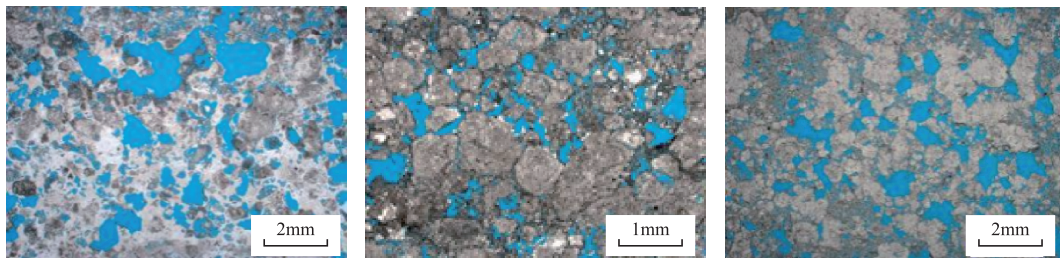


图6 铸体薄片

Fig. 6 Casting thin slice

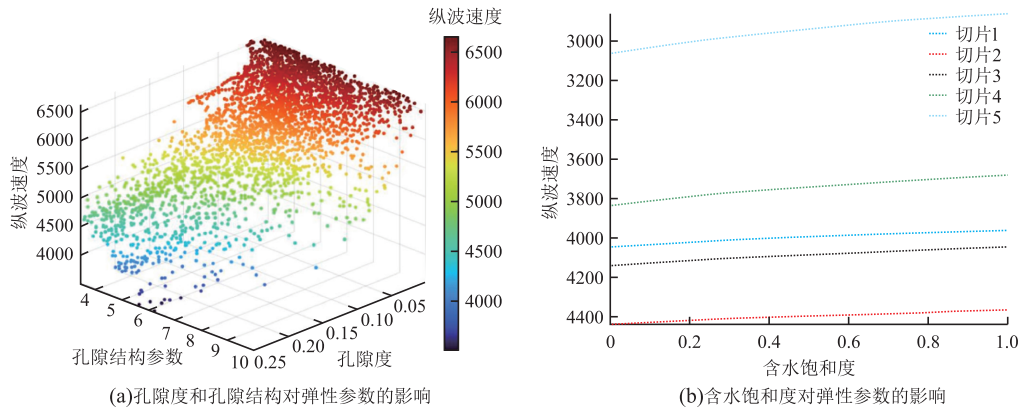


图 7 不同因素对碳酸盐岩弹性参数的影响

Fig. 7 The influence of different factors on the elastic parameters of carbonate rocks

图 6 所示为工区目标储层的铸体薄片,从图中可以看出该碳酸盐岩储层孔隙主要为粒间孔或晶间孔,图 7 所示为利用工区铸体薄片对影响碳酸盐岩弹性参数的因素分析,从图 7(a)可以看出相同孔隙结构下,孔隙度变化能够使速度变化超过 1 000 m/s,孔隙度不变的情况下,孔隙结构引起的速度变化不超过 1 000 m/s,表明孔隙度对弹性参数的影响大于孔隙结构,从图 7(b)可以看出孔隙度与孔隙结构不变条件下,含水饱和度引起的速度变化较小,因此实际工区主要开展孔隙度参数反演的应用。图 8(a)

展示的是不同深度孔隙度的后验概率分布,其中横轴表示的是孔隙度,不同颜色所表示的估算概率值不一样,红色位置所表示的后验概率最大,此时的孔隙度值即为该深度位置的参数反演结果,图 8(b)展示的是不同方法孔隙度反演结果与实际测井数据对比,其中红色为本文孔隙度反演结果,绿色为常规波阻抗拟合孔隙度结果,蓝色为实际测井孔隙度,从图中可以看出,本文孔隙度预测结果与实际数据吻合更好,表明该方法具有可行性和有效性。

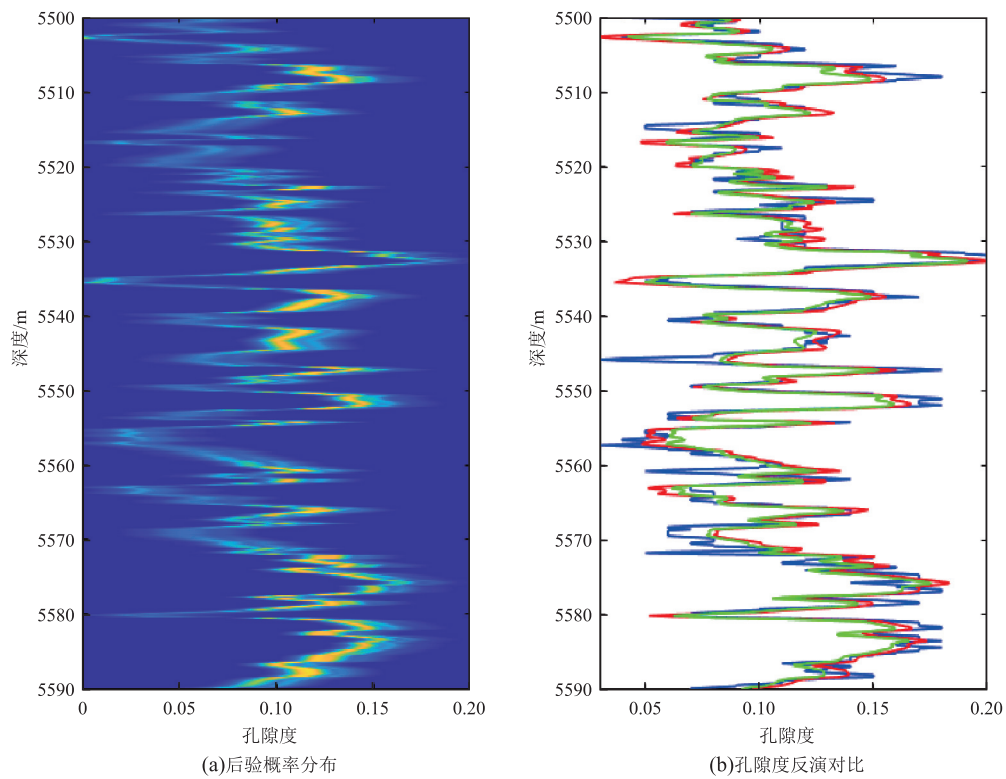


图 8 孔隙度参数反演

Fig. 8 Porosity parameter inversion

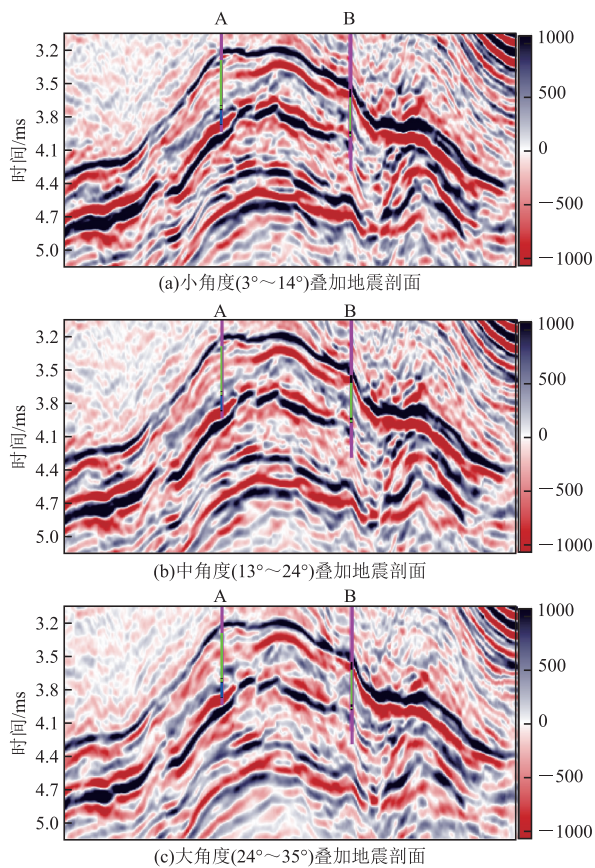


图9 地震数据部分角度叠加剖面

Fig. 9 Partial angular overlay profile of seismic data

图9所示为工区两口井连井剖面的部分角度叠加地震数据,通过不同角度部分叠加地震数据开展弹性阻抗反演。图10展示的是利用本文方法反演的孔隙度剖面,与测井实际数据吻合度较好。将该方法用于实际工区的三维地震数据,沿目的层提取孔隙度反演的结果如图11所示,通过孔隙度反演结果即可对工区的优质储层分布进行刻画。

### 3 结论

笔者提出了一种基于弹性阻抗统计岩石物理模型的孔隙度参数反演方法,该方法充分挖掘了大中小三个角度的弹性阻抗与物性参数之间的联系与差异,联合弹性阻抗反演方程,直接构建了弹性阻抗与反演目标参数的统计岩石物理模型,避免了由于密度参数反演精度不足对孔隙度预测所带来的影响。由于测试工区目标储层为碳酸盐岩,泥质含量较少,孔隙度参数对弹性参数的影响较大,因此本方法将弹性阻抗与物性参数之间的关系应用于孔隙度参数预测来说能够取得较好的效果。该方法在实际碳酸

盐岩储层中取得了较好的效果,表明证明该方法对于泥质含量较少的碳酸盐岩储层孔隙度反演来说具有可行性和有效性。

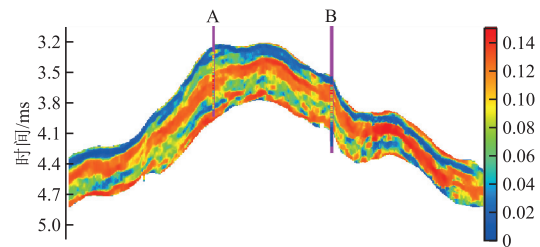


图10 孔隙度预测结果

Fig. 10 Porosity prediction results

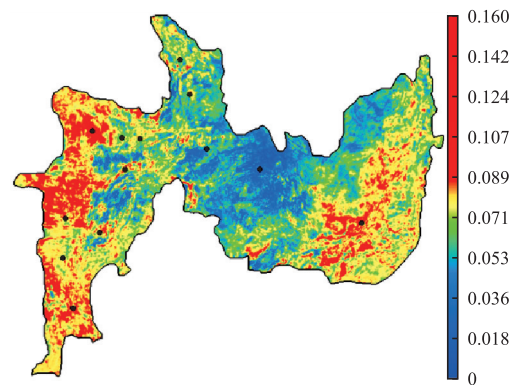


图11 孔隙度预测结果沿层切片

Fig. 11 Porosity prediction results sliced along layers

### 参考文献:

- [1] 姜勇, 李宁, 涂齐催. 基于叠前同步反演的储层参数预测技术研究及应用[J]. 油气藏评价与开发, 2016, 6(1): 9-13.  
JIANG Y, LI N, TU Q C. Study on reservoir parameters prediction technique based on pre-stack simultaneous inversion and its application[J]. Reservoir Evaluation and Development, 2016, 6(1): 9-13. (In Chinese)
- [2] 周凡, 李洋森, 李芳, 等. 消除厚度调谐影响的高阻抗储层孔隙度预测方法: 以莺歌海盆地乐东10区为例[J]. 重庆科技学院学报(自然科学版), 2020, 22(2): 21-25.  
ZHOU F, LI Y S, LI F, et al. Porosity prediction method of high impedance reservoir by eliminating the influence of thickness tuning—a case study of Ledong Block 10 of yinggehai basin[J]. Journal of Chongqing University of Science and Technology (Natural Sciences Edition), 2020, 22(2): 21-25. (In Chinese)
- [3] 李慧琼, 郝世彦, 任来义, 等. 基于井震的火山岩有

- 利储层综合预测:以银额盆地哈日凹陷为例[J]. 西安石油大学学报(自然科学版), 2023, 38(3): 45-54.
- LI H Q, HAO S Y, REN L Y, et al. Integrated prediction of overflow facies andesite reservoir based on well and seismic data: A case from Hari Sag in Yin'e Basin[J]. Journal of Xi'an Shiyou University (Natural Science Edition), 2023, 38(3): 45-54. (In Chinese)
- [4] 卢昕. 高精度储层孔隙度反演方法研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2014.
- LU X. Study on high-precision reservoir porosity inversion method[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2014. (In Chinese)
- [5] 周单, 朱童, 胡华锋, 等. 一种基于叠前反演的孔隙度预测方法[J]. 物探化探计算技术, 2015, 37(4): 472-477.
- ZHOU D, ZHU T, HU H F, et al. A porosity prediction method based on pre-stack inversion[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2015, 37(4): 472-477. (In Chinese)
- [6] 蔡克汉, 张盟勃, 高改, 等. 基于叠前反演的储层预测技术在陕北黄土塬白云岩气藏的应用[J]. 物探与化探, 2014, (6): 1164-1171.
- CAI K H, ZHANG M B, GAO G, et al. The application of the technology based on pre-stack inversion to reservoir prediction in the dolomite gas reservoir of the Northern Shaanxi loess tableland[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2014, (6): 1164-1171. (In Chinese)
- [7] 王亚, 易远元, 王成泉, 等. 叠后反演技术在杨税务潜山裂缝孔隙型储层预测中的应用[J]. 物探与化探, 2020, (5): 1208-1214.
- WANG Y, YI Y Y, WANG C Q, et al. The application of post-stack inversion technology to the prediction of fracture and pore reservoir in Yangshuiwu buried hill[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, (5): 1208-1214. (In Chinese)
- [8] 邓继新, 王尚旭. 基于统计岩石物理的含气储层饱和度与孔隙度联合反演[J]. 石油天然气学报, 2009, 31(1): 48-52.
- DENG J X, WANG S X. Joint inversion of saturation and porosity in gas reservoirs based on statistical rock physics[J]. Journal of Oil and Gas Technology, 2009, 31(1): 48-52. (In Chinese)
- [9] 蔡涵鹏, 贺振华, 何光明, 等. 基于岩石物理模型和叠前弹性参数反演的孔隙度计算[J]. 天然气工业, 2013, 33(9): 48-52.
- CAI H P, HE Z H, HE G M, et al. Porosity estimation based on petrophysical model and prestack elastic inversion[J]. Natural Gas Industry, 2013, 33(9): 48-52. (In Chinese)
- [10] 白俊雨. 带先验约束的碎屑岩储层物性参数反演方法[J]. 地球物理学进展, 2020, 35(2): 530-535.
- BAI J Y. Inversion method for petrophysical parameters with prior constraints[J]. Progress in Geophysics, 2020, 35(2): 530-535. (In Chinese)
- [11] 张志伟, 何敏, 陈胜红, 等. 碳酸盐岩孔隙度预测新方法在珠江口盆地的应用[J]. 海洋地质前沿, 2017, 33(10): 49-56.
- ZHANG Z W, HE M, CHEN S H, et al. Application of new method to predicting carbonate porosity in the Zhujiangkou basin [J]. Marine Geology Frontiers, 2017, 33(10): 49-56. (In Chinese)
- [12] 杨培杰. 砂泥岩储层孔隙度和含水饱和度同步反演[J]. 地球物理学报, 2018, 61(2): 673-682.
- YANG P J. Porosity and water saturation simultaneous inversion for sand-mudstone reservoir[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2018, 61(2): 673-682. (In Chinese)
- [13] 杜伟. 基于孔隙结构参数约束的孔隙度反演方法研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2020.
- DU W. Study on porosity inversion method based on pore structure parameter constraint[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2020. (In Chinese)
- [14] 田军, 刘永雷, 徐博, 等. 深埋储层孔隙度迭代反演方法[J]. 石油地球物理勘探, 2022, 57(3): 666-675.
- TIAN J, LIU Y L, XU B, et al. A method for porosity prediction of deeply buried reservoirs based on iterative inversion[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2022, 57(3): 666-675. (In Chinese)
- [15] 曹丹平. 基于 Backus 等效平均的测井资料尺度粗化方法研究[J]. 石油物探, 2015, 54(1): 105-111.
- CAO D P. The upscaling method of the well logging data based on Backus equivalence average method[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2015, 54(1): 105-111. (In Chinese)

## Research and application of porosity inversion method based on elastic impedance statistical petrophysical model

ZHANG Shixin<sup>1</sup>, YIN Chuan<sup>1</sup>, PENG Wenxu<sup>1</sup>, LI Aishan<sup>1</sup>, CAO Danping<sup>2</sup>

(1. CNOOC International Ltd., Beijing 100027, China;

2. China University of Petroleum(Huadong), Qingdao 266580, China)

**Abstract:** Porosity is an important parameter for reservoir evaluation, playing an irreplaceable role in reserve calculation, lithology identification, and high-quality reservoir evaluation. In practical applications, the regression relationship between porosity and wave impedance, velocity, density, and other parameters is usually used for prediction. However, the accuracy of density parameter inversion in pre-stack seismic inversion is insufficient, and the regression relationship between a single parameter and porosity parameter is not ideal, which limits the prediction accuracy of porosity parameters. This article fully utilizes the good stability of elastic impedance obtained from seismic data inversion from different angles. It explores the relationship and differences between elastic impedance and physical parameters from large, medium, and trim angles. By jointly constructing a more reasonable statistical rock physical model between elastic parameters and porosity parameters, the porosity data of the target reservoir is further inverted using probability estimation methods based on Bayesian theory. The above method is applied to predict porosity parameters in actual carbonate rock work areas. The porosity results obtained from seismic data inversion are highly consistent with the measured porosity values from logging, providing a more reasonable porosity parameter for evaluating high-quality reservoirs based on seismic data.

**Keywords:** elastic impedance inversion; statistical petrophysical models; bayesian theory; porosity inversion