

王武荣, 岳大力, 李伟, 吴胜和, 芦凤明, 续一简. 2024. 分频智能反演协同三维岩相建模的单层砂体预测. 地质科学, 59(6): 1694-1707. DOI: 10.12017/dzgx.2024.116.

Wang Wurong, Yue Dali, Li Wei, Wu Shenghe, Lu Fengming, Xu Yijian. 2024. Prediction of single-layer sand body by spectral-decomposition intelligent inversion collaborating 3D lithofacies modeling. *Chinese Journal of Geology*, 59(6): 1694-1707. DOI: 10.12017/dzgx.2024.116.

## 分频智能反演协同三维岩相建模的单层砂体预测<sup>\*</sup>

王武荣<sup>1,2</sup> 岳大力<sup>1,2</sup> 李伟<sup>1,2</sup> 吴胜和<sup>1,2</sup> 芦凤明<sup>3</sup> 续一简<sup>1,2</sup>

(1. 中国石油大学(北京)油气资源与工程全国重点实验室 北京 102249; 2. 中国石油大学(北京)地球科学学院 北京 102249;

3. 中国石油大港油田分公司勘探开发研究院 天津 300280)

**摘要** 陆相断陷湖盆重力流沉积横向相变快、非均性强, 常规地震储层预测技术通常仅能识别到复合砂体分布, 对于单层砂体的井间预测仍较困难。为此, 针对港中油田南三断块沙河街组远岸水下扇沉积, 采用分频智能反演协同三维岩相建模的方法, 旨在定量预测单层砂体分布。首先, 对地震资料进行分频处理, 优选分频反演参数, 采用支持向量机(SVM)方法进行分频智能反演; 然后, 建立反演属性与岩相(砂岩与泥岩)概率的相关关系, 以砂岩和泥岩三维概率模型作为软数据, 采用协同指示克里金方法建立三维岩相模型, 刻画单层砂体分布; 最后, 结合单井相解释和分频智能反演剖面进行连井相分析, 采用“厚度约束、模式拟合、多维互动”的方法预测单层砂体与沉积微相分布。研究结果表明: 目的层  $Es_3^{1-4}$  和  $Es_3^{1-5}$  小层发育辫状水道、朵叶体、席状砂和水道间泥4种沉积微相类型, 自下而上整体表现为砂体逐渐退积的过程;  $Es_3^{1-5-2}$  单层朵叶砂体发育广泛, 朵叶体之间侧向拼接或局部被带状泥岩侧向隔挡, 朵叶体上部发育条带状辫状水道。该方法将分频智能反演与三维地质建模相结合, 在井点处忠实于井数据, 在井间充分挖掘地震信息, 明显提高了砂体预测精度, 实现了单层砂体定量精细刻画, 可为相似研究区储层精细刻画提供借鉴。

**关键词** 砂体预测 分频反演 机器学习 岩相建模 港中油田

中图分类号: P618.13

文献标识码: A

文章编号: 0563-5020(2024)06-1694-14

## Prediction of single-layer sand body by spectral-decomposition intelligent inversion collaborating 3D lithofacies modeling

Wang Wurong<sup>1,2</sup> Yue Dali<sup>1,2</sup> Li Wei<sup>1,2</sup> Wu Shenghe<sup>1,2</sup> Lu Fengming<sup>3</sup> Xu Yijian<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Petroleum Resources and Engineering, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249;

2. College of Geosciences, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249;

3. Research Institute of Exploration and Development, Dagang Oilfield Company, CNPC, Tianjin 300280)

**Abstract** The gravity-flow deposits in continental rift lacustrine basin exhibit rapid lateral changes for sedimentary facies and strong heterogeneity. Conventional seismic technologies for reservoir prediction can usually only identify composite sand body distributions, making inter-well sand body predictions for single layers still challenging. Therefore, targeting the offshore submarine fan deposits of the Shahejie Formation in the southern third block of the Gangzhong oilfield, a method combining spectral-decomposition intelligent inversion with three-dimensional lithofacies modeling is adopted to quantitatively predict the distribution of sand body in the

\* 基金项目: 国家自然科学基金项目(编号: 42302128, 42272186)、中国石油大学(北京)科研基金项目(编号: 2462023YJRC039)和中国石油天然气集团有限公司——中国石油大学(北京)战略合作科技专项(编号: ZLZX2020-02)资助

本文作者: 王武荣, 女, 1993年生, 博士, 讲师, 地质资源与地质工程专业。E-mail: wwr@cup.edu.cn

岳大力, 男, 1974年生, 博士, 教授, 地质资源与地质工程专业。本文通讯作者。E-mail: yuedali@cup.edu.cn

收稿日期: 2024-04-21, 修回日期: 2024-07-20

single layer. Firstly, the seismic volume is processed through spectral decomposition, with optimal parameters for spectral-decomposition inversion selected, and the spectral-decomposition intelligent inversion is performed using the Support Vector Machines (SVM) method. Then, the relationship between inversion attributes and the probabilities of lithofacies (including sandstone and mudstone) is established. Using the three-dimensional probability models of sandstone and mudstone as soft data, a three-dimensional lithofacies model is constructed using the co-kriging method, and the sand body distribution in single layers can be obtained from the lithofacies model. Finally, by combining sedimentary facies interpretations of single wells with spectral-decomposition intelligent inversion profiles, inter-well facies analysis is conducted, and the sand body distribution and sedimentary microfacies distribution of single layers is predicted using methods of “thickness constraint, pattern fitting, and multidimensional interaction”. The results show that the target layers  $Es_3^{1-4}$  and  $Es_3^{1-5}$  develop four types of sedimentary microfacies, i.e., braided channels, lobe bodies, sheet sands and inter-channel mudstones, which display the gradual retrogradation process of sand body from bottom to top; the lobe sand bodies are extensively developed in single layer  $Es_3^{1-5-2}$ , with lateral superposition between lobe bodies or partial lateral separation by banded mudstones, and the upper part of the lobe bodies develops ribbon-like braided channels. This method combines spectral-decomposition intelligent inversion with three-dimensional geological modeling, significantly improving the accuracy of sand body prediction by staying true to well data at well points and fully excavating seismic data between wells. The method achieves quantitative and fine characterization of single-layer sand body, which can provide references for fine characterization of reservoirs in similar study areas.

**Keywords** Sand body prediction, Spectral-decomposition inversion, Machine learning, Lithofacies modeling, Gangzhong oilfield

近年来, 地震分频反演已成为砂体预测的重要手段(Veeken et al., 2009; 赵继龙等, 2014; Kumar et al., 2016; Mahgoub et al., 2018; Li et al., 2019b; 姜振海, 2021)。与常规地震反演技术相比, 分频反演技术能够充分利用地震资料中不同频段信息(Sinha et al., 2005; 黄林军等, 2012; 赵继龙等, 2014; 陶倩倩等, 2015; Naseer and Asim, 2017), 显著提高了砂体识别精度, 增强了薄层砂体的可预测性。随着分频反演技术的不断发展, 部分学者尝试将分频地震反演技术与机器学习算法相结合(姜振海, 2021; Liu et al., 2024), 开始将分频智能反演应用于河道砂体的预测(Li et al., 2019b; 李洪辉等, 2023), 实现了砂体厚度的定量识别。

然而, 受地震资料分辨率的限制, 在井距相对较大、井控程度较低的地区仅仅依靠地震反演往往难以满足油田精细勘探与开发的需求。基于此, 有学者将地震分频、地震反演、多属性融合等多种技术相结合(周连德等, 2017; 葛家宇等, 2023; 杨民鑫等, 2024), 亦有学者进一步引入机器学习算法(王喜鑫等, 2023; Zhang et al., 2023;

尹志军等, 2024), 尝试通过模式拟合对井控程度较低的储层进行预测, 降低了井间砂体预测的多解性(尹志军等, 2024), 但对于单层砂体的分布预测仍然较困难。随着三维地质建模技术日渐成熟(贾爱林, 2011; 冯文杰等, 2015; Canchumuni et al., 2019; Song et al., 2021; Chen et al., 2022), 部分学者将三维地质建模与地震反演相结合进行储层预测, 在一定程度上提高了小层或单层砂体的识别精度(吴键和李凡华, 2009; 陈更新等, 2014; 赵磊等, 2017)。然而, 通过分频智能反演协同三维岩相建模进行单层砂体分布预测的研究鲜有报道。

黄骅坳陷港中油田南三断块沙三段发育远岸水下扇沉积, 其横向相变快、非均性强, 砂体井控程度较低, 地震资料品质较差, 单层砂体井间预测困难。为此, 本文采用分频智能反演协同三维岩相建模的方法, 旨在定量预测单层砂体分布。该方法优选了支持向量机(SVM)算法进行分频智能反演, 并引入反演属性与岩相(砂岩与泥岩)概率的相关关系, 建立三维岩相模型, 刻画单层砂体厚度分布, 进一步通过“厚度约束、模式拟合、

多维互动”的方法完成单层砂体与沉积微相分布预测。通过将分频智能反演与三维岩相建模相结合, 在研究区地震资料品质下, 有效提高了薄砂体的预测精度, 可为相似研究区精细储层表征提供借鉴。

## 1 地质背景

港中油田位于黄骅坳陷北大港二级构造带东部, 是发育在港西凸起北东斜坡古地形背景上的大型鼻状构造。港中油田共划分为 10 个开发单元, 在滨海断层以北划分为北一、北二、北三 3 个断块, 在滨海断层以南划分为南一至南六 6 个断块以及港 293 断块(吴小斌等, 2013) (图 1)。研究区位于滨海断层以南的南三断块, 主力储集层为古近系沙河街组, 其中, 沙三上亚段自下而上可划分为  $Es_3^{1-6}$  至  $Es_3^{1-1}$  共 6 个小层, 目的层为  $Es_3^{1-4}$  和  $Es_3^{1-5}$  小层, 又各细分为 2 个单层。研究区面积约为 15  $km^2$ , 沉积背景为北西物源供给的远岸水下扇沉积(荣辉等, 2010)。

研究区钻遇目的层的井共有 44 口, 井距相对较大且分布不均(200~1 500 m)。研究区三维地震资料覆盖全区, 目的层段(2 200~2 400 m)地震资料主频约 33 Hz。通过提取小层的振幅类、能量类、瞬时频率等 15 种能反映砂体分布的地震属性, 发现砂体厚度与 RMS 属性值的相关性最高(表 1), 但相关系数  $R$  仅有 0.566(对应判定系数  $R^2$  为 0.32) (表 1, 图 2b), 地震属性仅能反映小层级次砂体的宏观展布趋势, 无法准确刻画其砂体分布, 更无法满足单层砂体分布预测的需求(图 2a)。本文尝试将分频智能反演与三维地质建模相结合, 实现了单层砂体分布预测, 取得了较好的效果。

## 2 分频智能反演

分频反演的实质是在地震数据有效频宽范围内, 应用小波分频技术将原始地震数据分解为低、中、高频不同主频的分频数据体; 然后将振幅与频率的关系(图 3)引入反演, 并采用机器学习算法建立不同主频的地震参数与目标曲线的映射关系;

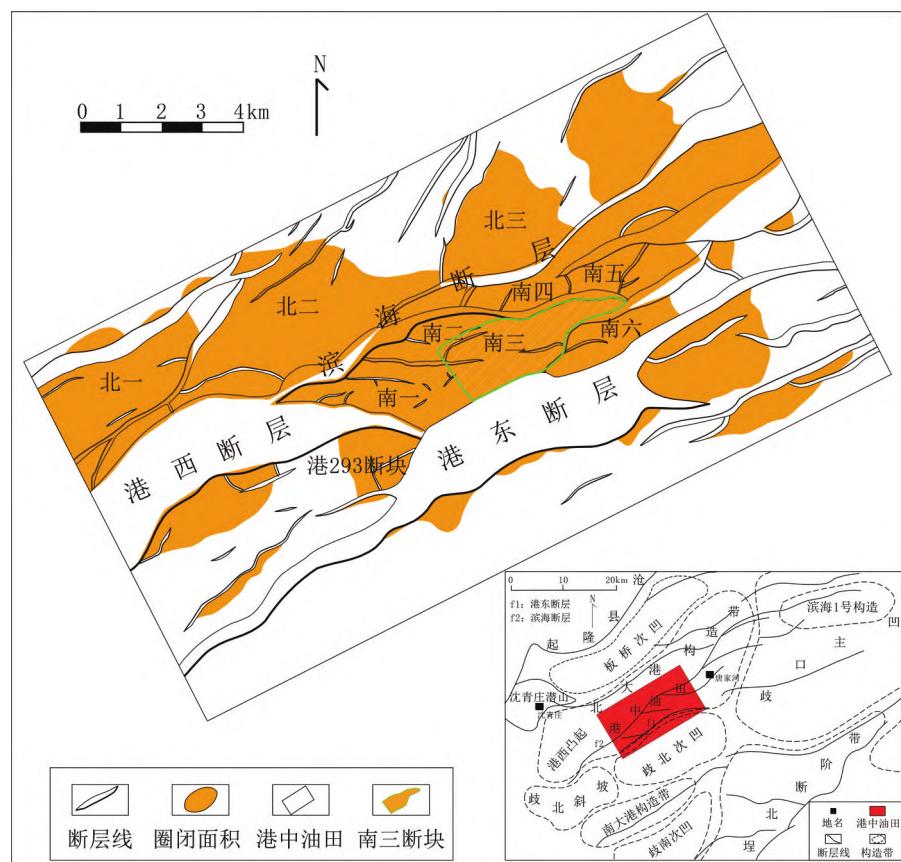


图 1 黄骅坳陷港中油田构造位置图(据吴小斌等, 2013 修改)

Fig. 1 Tectonic location of Gangzhong oilfield in Huanghua Depression (modified from Wu et al., 2013)

最后将建立的映射关系应用到全区的地震反演方法。该方法充分利用地震资料的不同频段信息, 将地震分频与机器学习方法相结合, 增强了薄层砂体的可预测性, 使反演结果更为准确且分辨率有所提高, 尤其是在地震资料品质好、有效频宽大的情况下, 该方法的先进性尤为明显。具体的技术流程包括: 分频反演曲线优选、中心频率优

选及地震分频处理、智能学习与反演、获取反演数据体及反演可靠性分析等(图4)。

## 2.1 分频反演参数优选

### (1) 反演曲线选取

地震反演以建立储层特征曲线与地震资料的映射关系为关键。在地震反演之前需要对研究区

表 1  $Es_3^{1-5}$  小层地震属性与砂体厚度相关性分析

Table 1 Correlation analysis between seismic attributes and sandbody thickness of layer  $Es_3^{1-5}$

地震属性	相关系数	地震属性	相关系数	地震属性	相关系数
最大峰值振幅	0.524	最大谷值振幅	0.448	最大绝对振幅	0.485
平均峰值振幅	0.512	平均谷值振幅	0.362	平均绝对振幅	0.532
总振幅	0.496	均值振幅	0.516	均方根振幅	0.566
总能量	0.352	平均能量	0.354	平均瞬时相位	0.158
平均峰值频率	0.475	平均瞬时频率	0.114	瞬时频率斜率	0.232

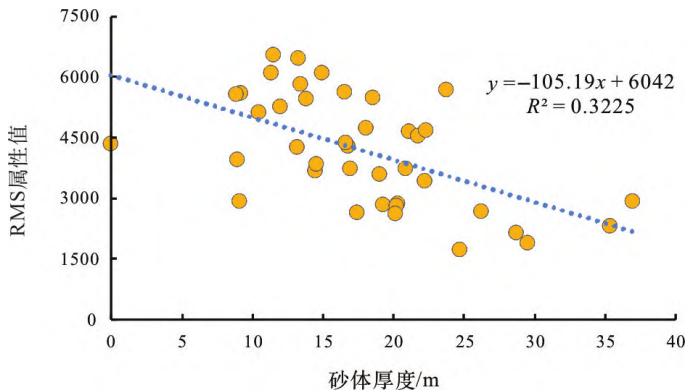
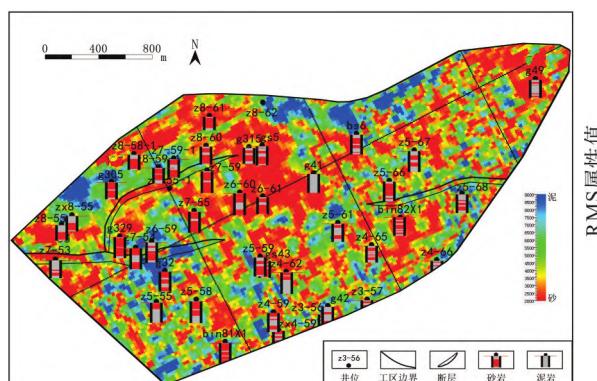


图 2  $Es_3^{1-5}$  小层 RMS 地震属性效果分析  
a.  $Es_3^{1-5}$  小层 RMS 地震属性分布图; b.  $Es_3^{1-5}$  小层 RMS 地震属性与砂体厚度相关关系  
Fig. 2 Effect analysis of RMS seismic attributes of layer  $Es_3^{1-5}$

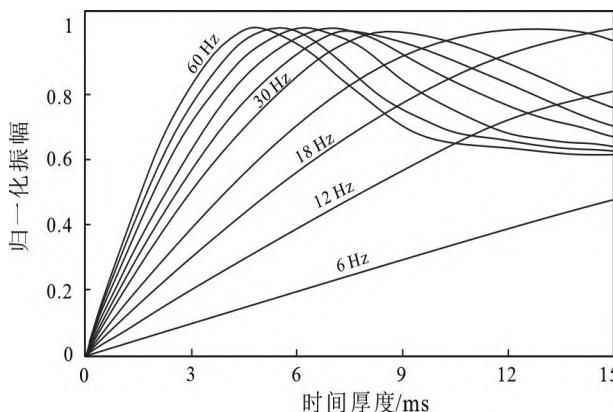


图 3 不同地震子波频率下振幅与时间厚度之间的关系(据  
Li et al., 2019a 修改)

Fig. 3 Relationship between amplitude and time thickness at different seismic wavelet frequencies (modified from Li et al., 2019a)

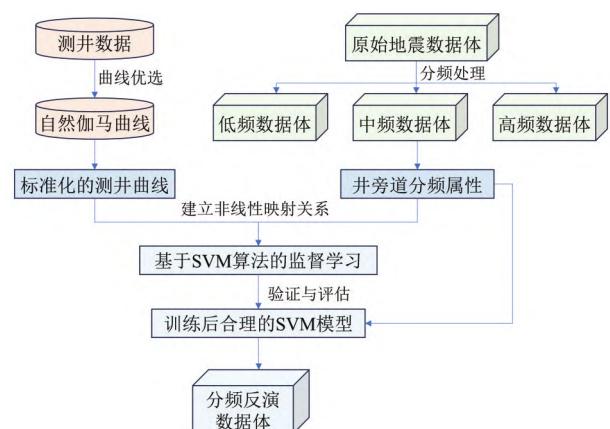


图 4 分频智能反演技术流程图  
Fig. 4 Workflow of spectral-decomposition intelligent inversion technique

各测井曲线响应特征进行分析, 优选出能较好反演岩性的测井曲线。研究区自然伽马曲线能够更好地区分砂岩、泥岩(图5), 故在测井曲线标准化的基础上, 选取标准化后的自然伽马曲线作为反演学习的目标曲线。

## (2) 中心频率优选

中心频率指地震分频过程中母小波的中心频率。应用小波分频技术, 将原始地震数据在10~60 Hz范围内, 以5 Hz为间距, 分为11个中心频率, 进行小波分解。通过分析各个分频数据体的频谱可知, 小波分频可得到具有一定主频和频宽

的分频数据体; 当中心频率选取50 Hz和60 Hz时, 得到的分频数据体的主频一致, 但后者高频成分略多一些(图6f、图6g); 但就整体而言, 两者的频率组成已经极为相似, 反映原始地震数据中频率大于60 Hz的成分非常少, 有效分频数据体的中心频率截止到60 Hz。

研究区井上砂体厚度变化较大, 从几米到几十米不等, 其最小厚度小于地震资料最高分辨率, 故在地震信息不丢失的情况下, 尽可能挖掘高频信息。同时, 考虑地震分频的3个原则: 1) 分频地震数据的总频带宽度能够覆盖原始地震数据,

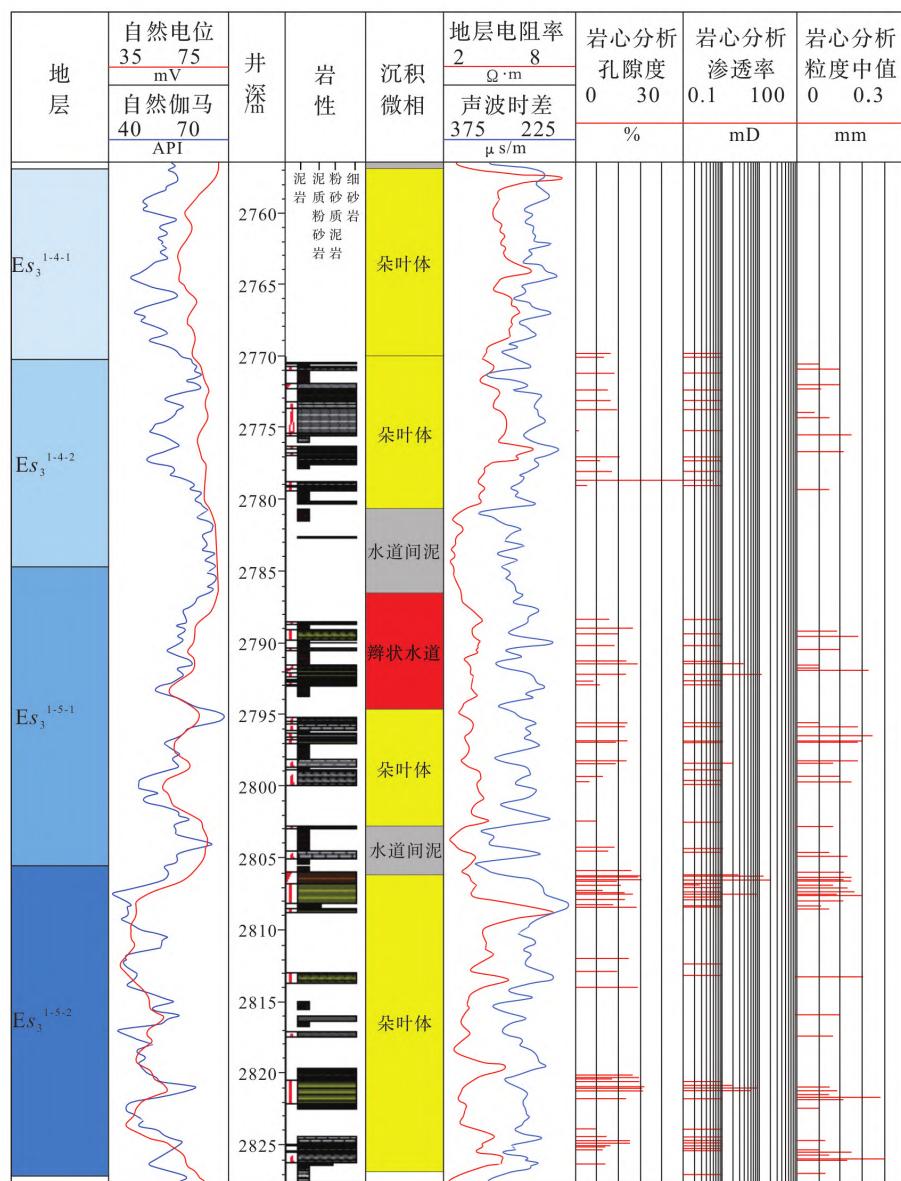


图 5 研究区 z7-59 井单井综合图

Fig. 5 Comprehensive column of well z7-59 in the study area

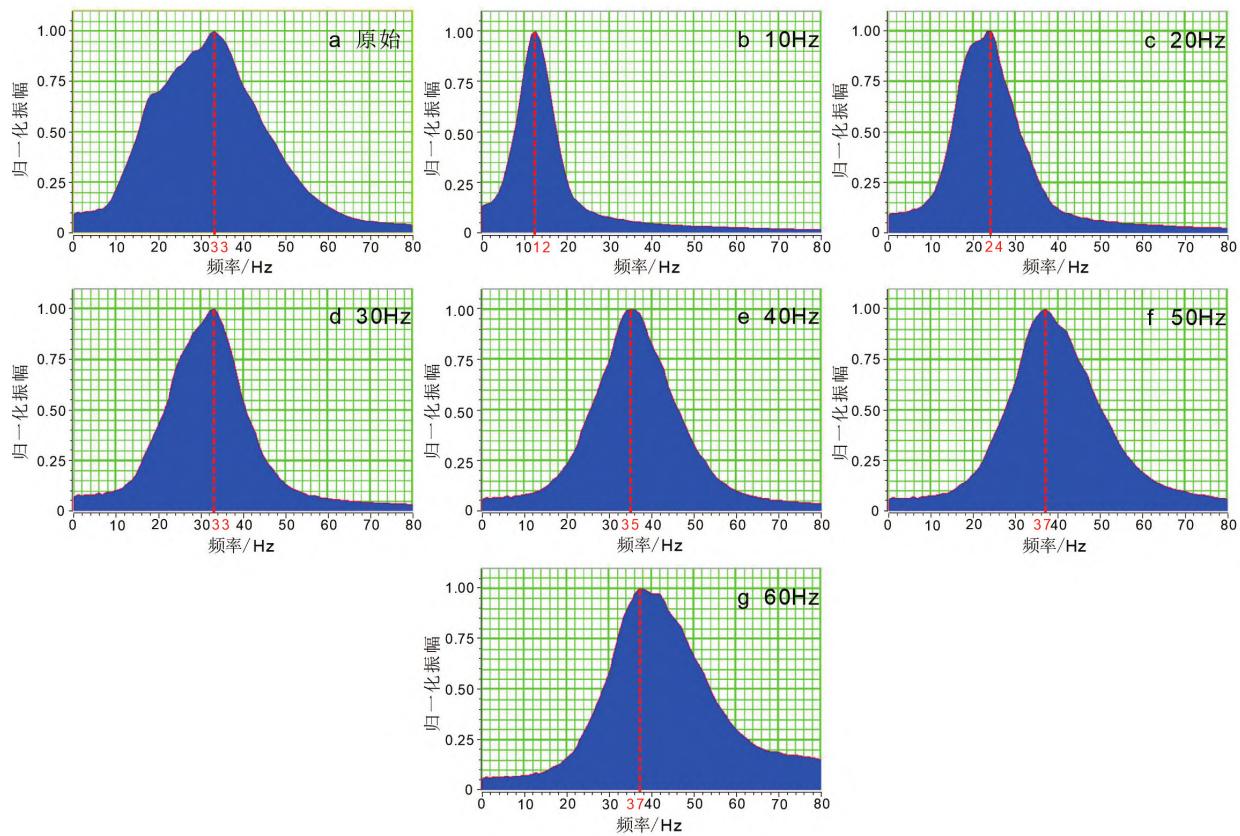


图 6 各分频地震数据体频谱分析

a. 原始地震数据频谱图；b ~ g. 中心频率为 10 ~ 60 Hz 数据体频谱图

Fig. 6 Spectrum analysis of each frequency-decomposed seismic volume

确保有效地震信息不缺失；2) 分频数据体的实际主频不宜过高, 应在原始数据的有效频宽范围内, 以维持较高的信噪比；3) 分频数据体不宜过多, 以免信息重复、冗杂(李伟等, 2017; Yue et al., 2019; 万晓龙等, 2023)。因此, 地震分频的中心频率选择低频 15 Hz、中频 30 Hz、高频 60 Hz 共 3 个频段, 其中, 中频数据体的实际主频与原始地震数据体的主频一致(图 6a、图 6d)。根据优选出的中心频率利用小波分频技术将振幅与频率的关系(AVF)引入反演中, 有效降低地震反演的多解性并提高解释精度。

### (3) 智能学习与反演

采用机器学习方法建立地震分频属性与测井曲线间的非线性映射关系, 可提高地震反演结果的精度(李洪辉等, 2023)。目前, 可用于地震智能反演的监督算法众多, 其中 SVM 支持向量机算法在小样本监督学习中表现良好, 在分频智能反演中应用极为广泛(张雪婷, 2022; 李洪辉等,

2023; Liu et al., 2024)。因此, 本文采用 SVM 支持向量机算法, 针对研究区港中油田南三断块进行分频智能反演。基于 SVM 算法对目标曲线的学习结果可知, 该方法所得的学习曲线与目标曲线整体较为一致(图 7), 局部存在微弱差异; 由反演结果可知, 智能反演结果与测井解释砂体以及井间地震波形吻合程度均较高(图 8), 反演结果在忠于原始地震信息的同时, 分辨率明显高于原始地震资料。

### 2.2 分频反演的可靠性和精度分析

由分频智能反演成果可知(图 8), 研究区分频智能反演结果可靠, 但仍有一定的局限性: 1) 就整体而言, 反演成果与地震波形响应吻合度高, 反映了反演过程充分考虑了地震信息; 在细节上, 反演成果所识别的砂体与测井解释基本吻合, 且反演属性响应明显优于地震波形响应, 说明反演过程中充分拟合了井信息, 使得反演结果的分辨率明显高于原始地震资料; 2) 研究区局部发育断

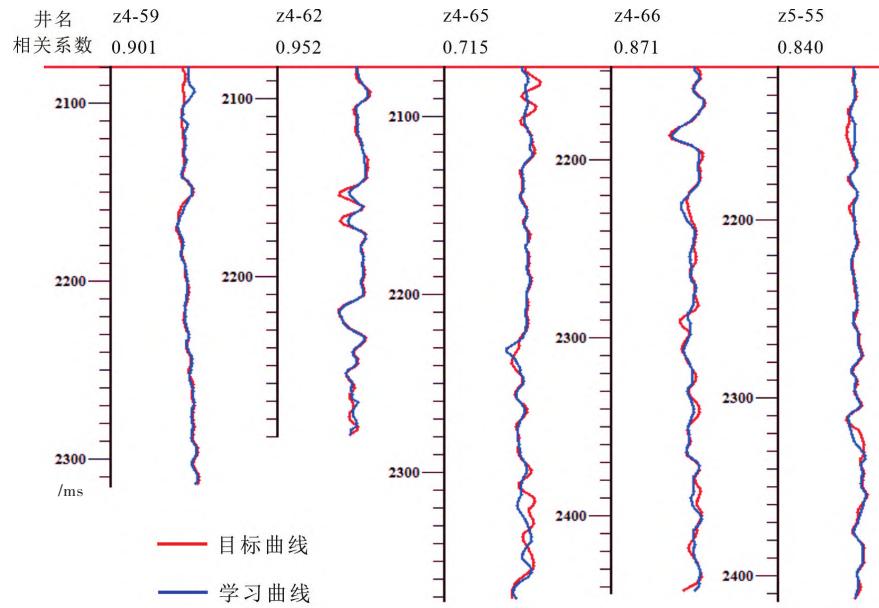


图 7 分频反演支持向量机方法学习结果

Fig. 7 Spectral-decomposition inversion learning results by SVM method

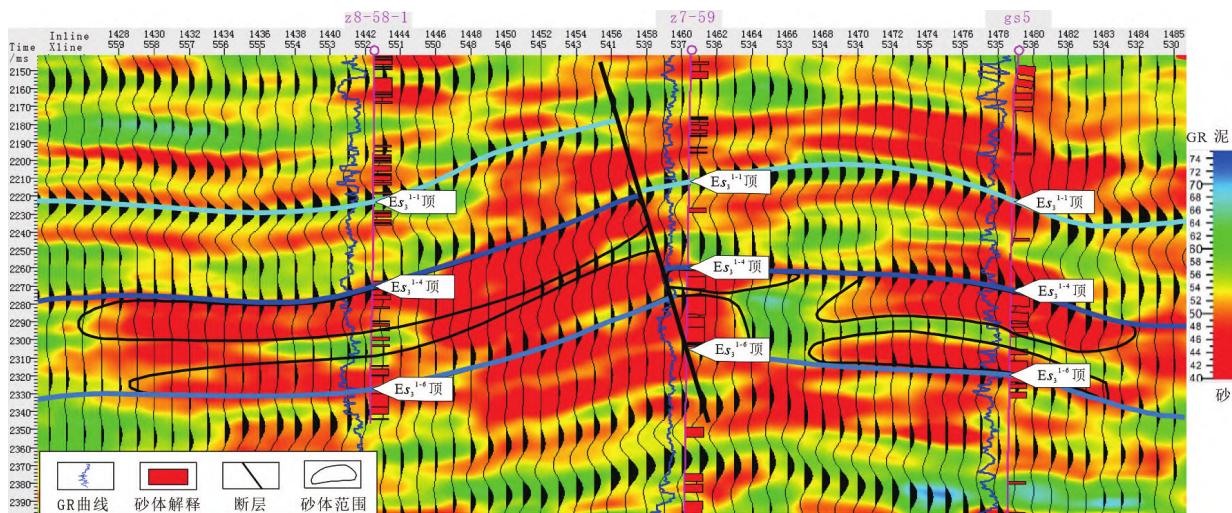


图 8 地震分频智能反演剖面(gs5 井为未参与反演的测试井)

Fig. 8 Seismic spectral-decomposition inversion profile (well gs5 is a test well that did not participate in the inversion)

层, 反演成果对断层的反映依然比较清晰; 3) 随机选取未参与反演学习的 gs5 井, 对比其目的层  $Es_3^{1-4}$  和  $Es_3^{1-5}$  小层的井旁道反演结果与测井解释砂体数据(图 8), 显然智能反演在 gs5 井砂体叠置的位置精准响应为低值, 在厚层泥岩的位置精准响应为高值, 但由于地震分辨率的限制, 智能反演对于单砂体仍无法准确响应; 4) 研究区单砂体厚度一般小于 5 m, 而反演成果的垂向分辨率在 10 m 左右, 故反演成果仅能刻画复合砂体的包络范围(图 8), 无法满足单层砂体识别的精度要求, 存在

一定局限性。单层砂体预测对于油田开发中后期剩余油挖潜和采收率提高非常重要。本文尝试采用分频智能反演协同三维岩相建模方法, 以期达到单层砂体精细表征的要求。

### 3 分频智能反演协同的三维岩相建模

#### 3.1 反演属性与岩相概率相关性分析

基于分频智能反演结果, 利用速度模型对反演数据体进行时深转换, 并通过重采样离散到深

度域的构造模型。通过分析反演属性值与测井解释的岩相(砂岩与泥岩)间的概率相关关系(图9),结果表明:当反演属性值 $>63$ 时,砂岩发育概率为0;当反演属性值 $<44$ 时,砂岩发育概率为1;

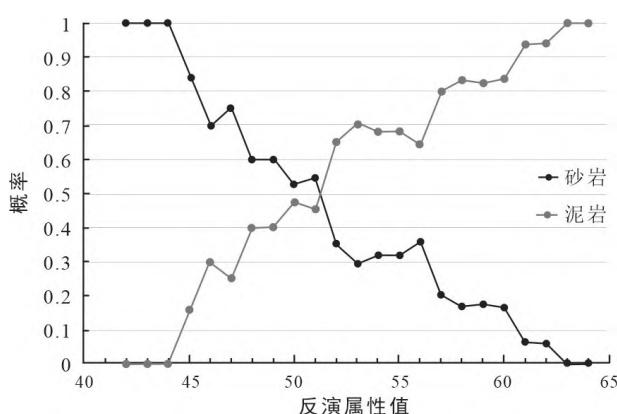


图 9 反演属性值与岩相的概率相关关系

Fig. 9 Correlation between the inverse attribute value and the probability of lithofacies

当反演属性值介于44~63两者之间时,随着反演属性值降低,砂岩发育概率增加。根据岩相与反演属性值的概率相关关系,在构造模型的基础上,建立目的层三维泥岩和砂岩概率模型(图10)。

### 3.2 三维岩相建模

变差函数分析是建立三维岩相模型的关键。在对研究区井数据预处理的基础上,利用指数模型进行多个方向的变差函数拟合(图11),最终确定了主变程方向为325°,主变程为386.1 m;次变程方向为235°,次变程为193.6 m;垂向变程为10.5 m。以各井砂体解释的一维井数据作为岩相建模的条件数据,以砂岩和泥岩的三维概率模型作为岩性建模的软数据(图11),采用协同指示克里金方法建立目的层三维岩相模型(图12)。模型体现了研究区自北西向南东的物源方向,与主变程方向相吻合;在主变程方向上,砂体的连续性较好,次变程方向上砂体连续性相对较差。

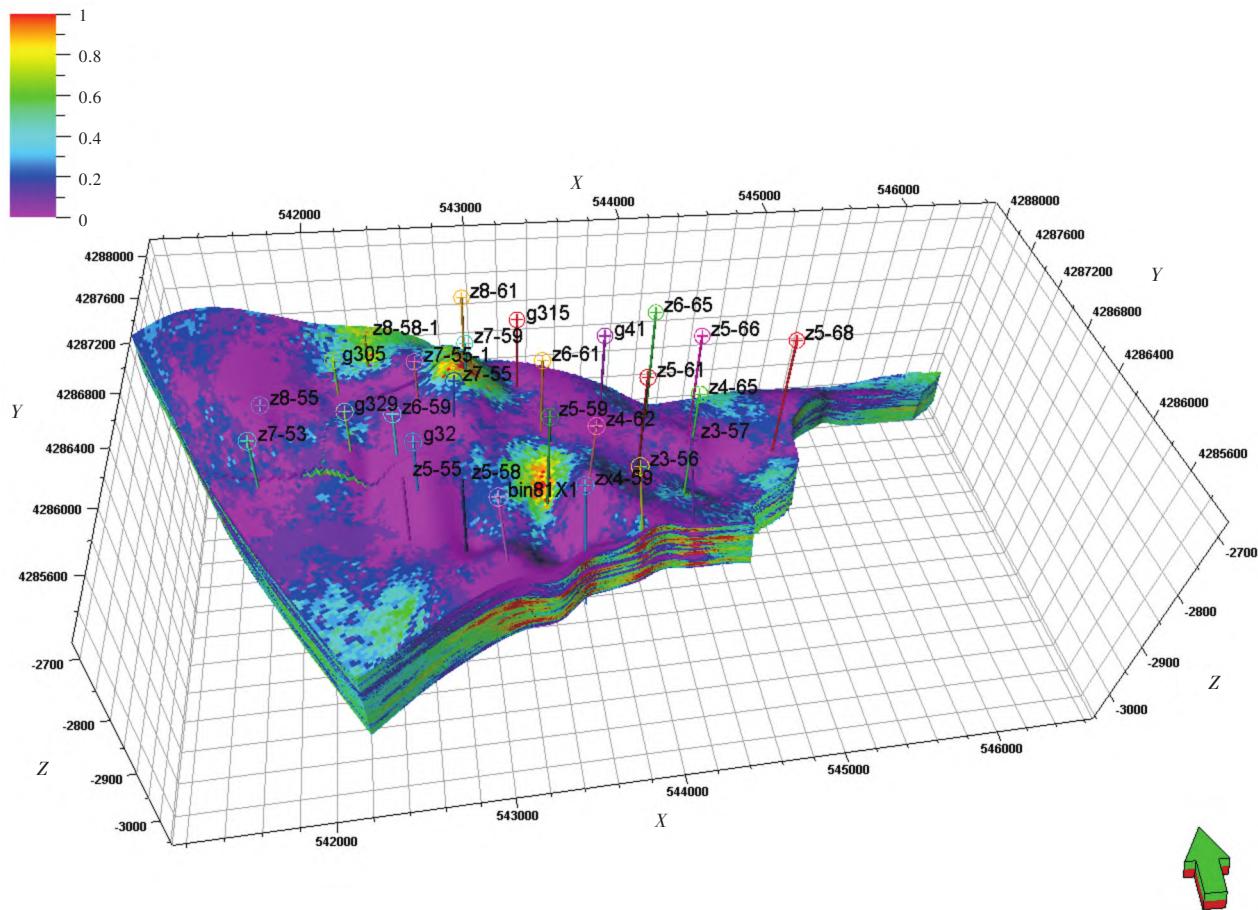


图 10 三维岩相概率模型

Fig. 10 Three-dimensional lithofacies probability model

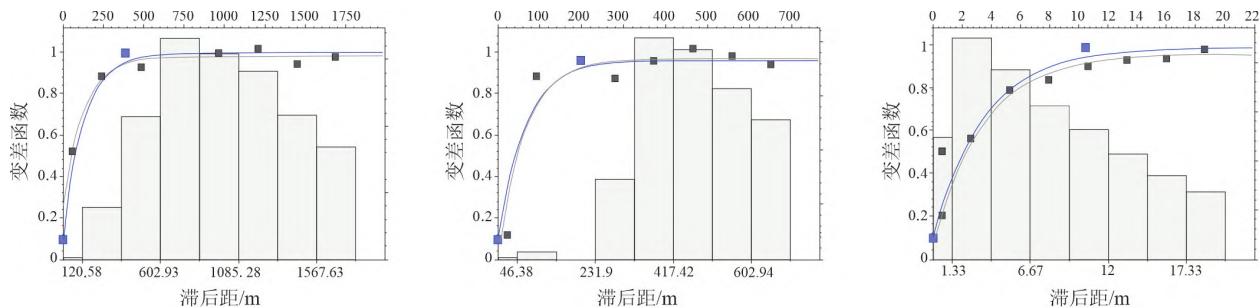


图 11 三维岩相模型变差函数

a. 主变程方向; b. 次变程方向; c. 垂向变程

Fig. 11 Variation function of three-dimensional lithofacies model

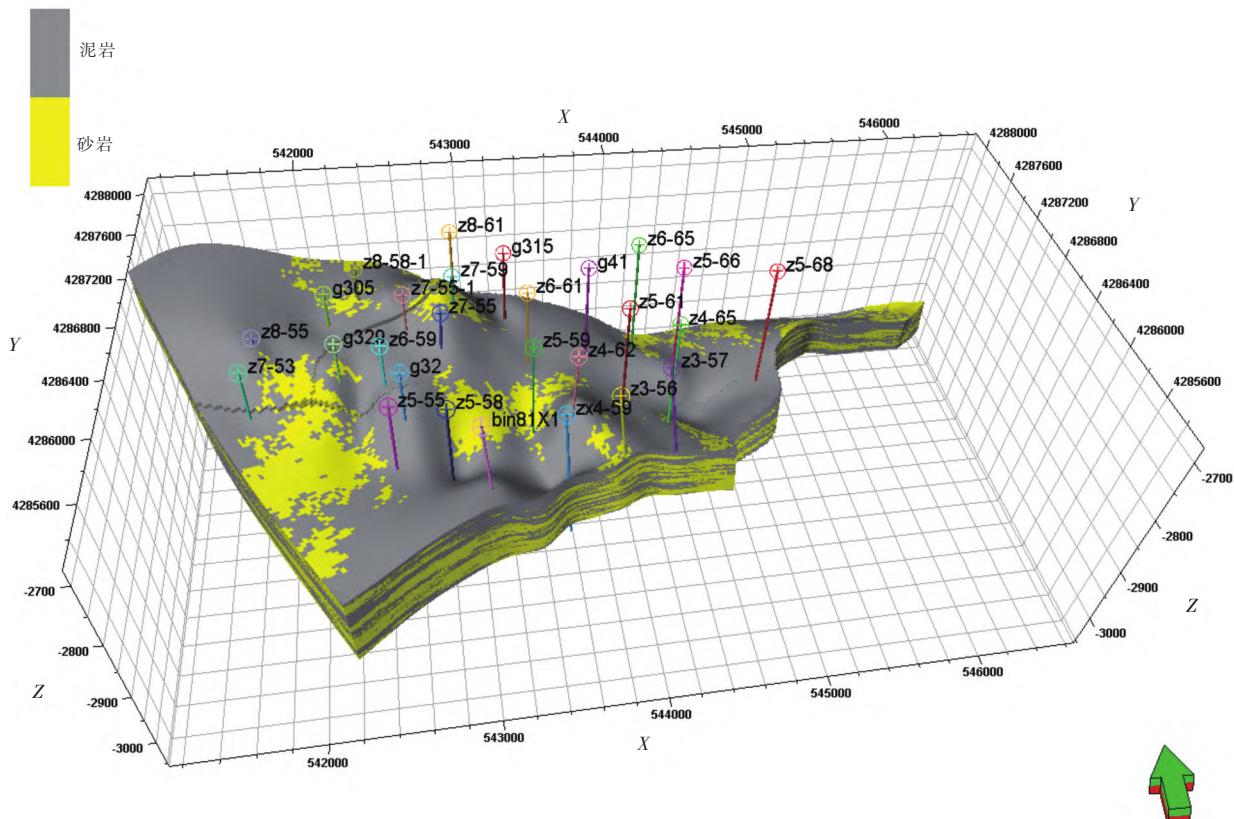


图 12 三维岩相模型

Fig. 12 Three-dimensional lithofacies model

#### 4 单层砂体厚度及沉积微相分布预测

#### 4.1 单层砂体厚度分布刻画

根据三维岩相模型(图12)提取单层的砂地比与地层厚度分布,对砂地比等值线图与地层厚度等值线图进行相乘计算,即可得到单层砂体厚度分布(图13,图14)。以港中油田南三断块 $E_{s_3}^{1-5-2}$ 单层为例,图13砂体厚度分布显示, $E_{s_3}^{1-5-2}$ 单层砂体广泛发育,沉积中心位于离物源较近的西北

方向；砂体厚度主要分布在3~16 m，局部厚度可达到20 m；砂体在中心部位厚度大，边缘部位厚度小；部分区域砂体之间被泥岩完全分隔，或者由于砂体侧向叠置，被泥岩局部分隔。

## 4.2 单层沉积微相分布预测

研究区目的层为北西物源的远岸水下扇沉积，沉积微相主要包括辫状水道、朵叶体、席状砂和水道间泥4种类型；其中，辫状水道和朵叶体是

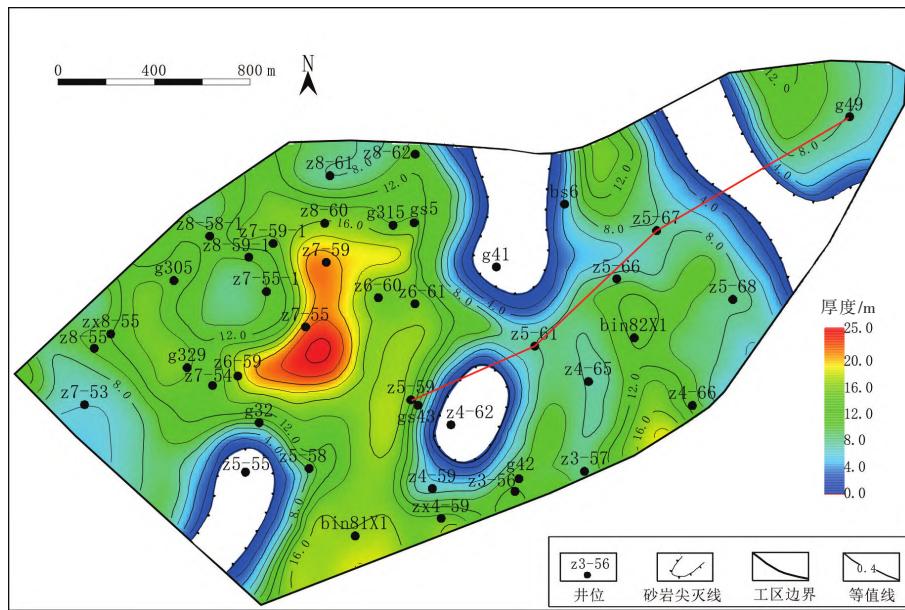
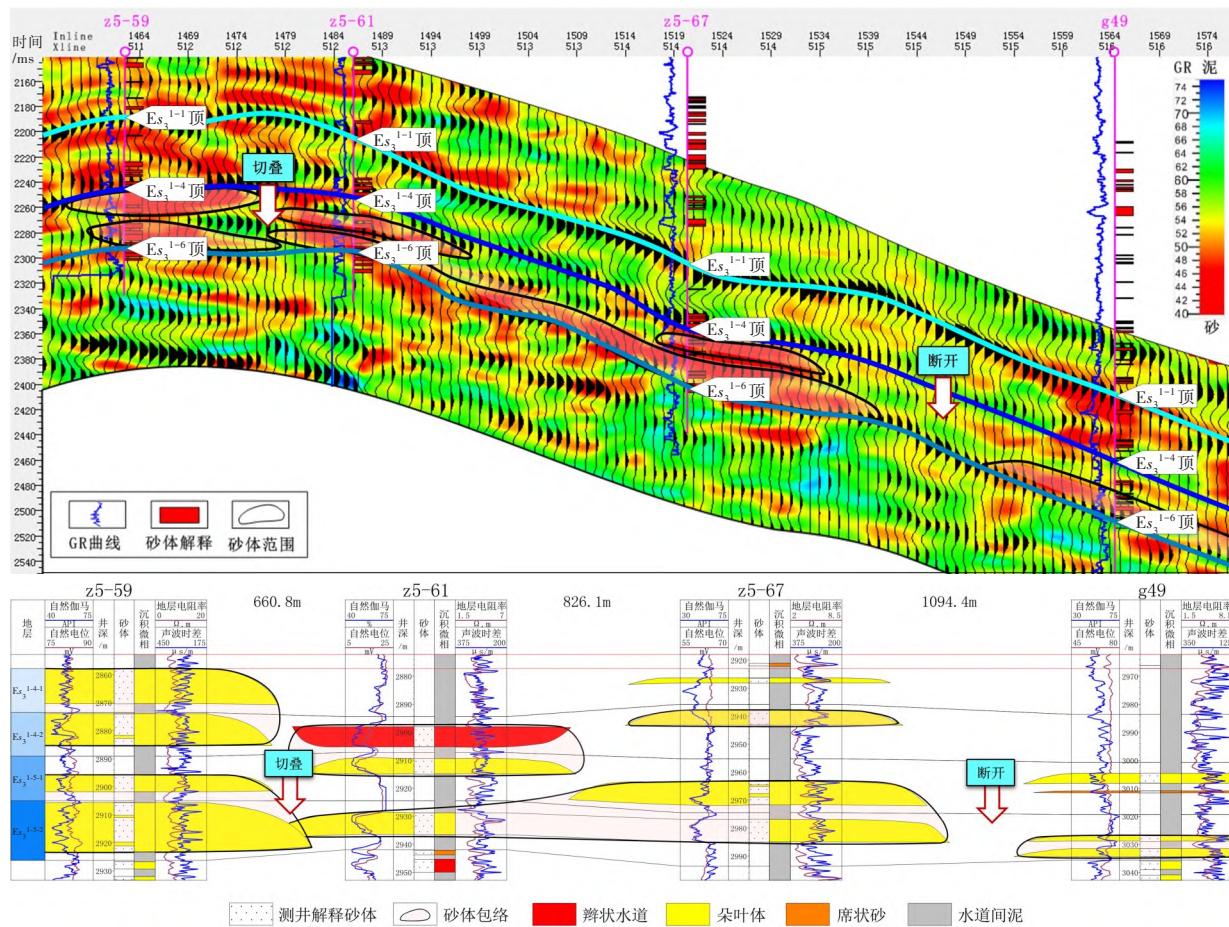
图 13  $Es_3^{1-5-2}$  单层砂体厚度等值线图Fig. 13 Sandbody thickness contour map of single layer  $Es_3^{1-5-2}$ 

图 14 分频智能反演剖面与其对应的连井相剖面(剖面位置见图 13 中红色剖面线)

Fig. 14 Spectral-decomposition intelligent inversion profile and its corresponding well profile

(the profile position is shown in Fig. 13 with the red line)

研究区发育的主要微相类型。对 z8-55 和 z7-59 两口取心井进行岩电标定, 明确了各沉积微相的岩心、测井响应特征。辫状水道以含砾中砂岩、含砾粗砂岩和细砂岩为主, 具有正韵律特征, 底部见明显的冲刷面, 砂体厚度一般大于 2 m, 自然伽马曲线为齿化钟形, 底部突变; 朵叶体以细砂岩、中砂岩为主, 具有反韵律或均质韵律特征, 砂体厚度一般大于 2 m, 自然伽马曲线为齿化漏斗形或箱形; 席状砂以泥质粉砂岩为主, 无明显韵律, 砂体厚度一般小于 2 m, 自然伽马曲线为泥岩基线背景上的指状曲线; 水道间泥以粉砂质泥岩、灰黑色泥岩为主, 无明显韵律, 自然伽马曲线近泥岩基线。基于不同类型沉积微相的测井响应特征, 对全区的单井相进行测井解释。

结合单井相解释和分频智能反演结果, 进一步刻画连井相剖面。相比于三维岩相模型, 分频反演成果能够反映砂体侧向拼接界面处属性值的变化, 从而反映砂体侧向叠置关系。在砂体侧向

拼接处, 当反演属性值升高, 反映砂体边缘与边缘侧向叠置; 当反演属性值略有升高, 反映砂体主体与主体侧向叠置; 当反演属性值突变为高值, 反映砂体突变为泥岩; 当反演属性值低值区变薄, 反映砂体侧向切叠。由图 14 反演剖面可知, 在 z5-59 井和 z5-61 井之间砂体拼接处, 反演属性值低值区变薄, 反映连井相剖面上井间砂体厚度减薄, 呈切叠接触; 在 z5-67 井和 g49 井之间, 反演属性值突变为高值, 反映连井剖面上井间应该为泥岩。根据识别出的砂体侧向拼接关系, 结合单井相解释, 刻画出连井相剖面。

在远岸水下扇沉积模式指导下(陈少平, 2015; 张自力等, 2023), 采用“厚度约束、模式拟合、多维互动”的方法, 预测了单层沉积微相砂体的分布(图 15)。结果表明, 目的层  $Es_3^{1-4}$  和  $Es_3^{1-5}$  小层自下而上整体表现为砂体逐渐退积的过程,  $Es_3^{1-4}$  小层砂体厚度以及发育程度明显低于  $Es_3^{1-5}$  小层(图 14, 图 15);  $Es_3^{1-5-2}$  单层砂体最为发

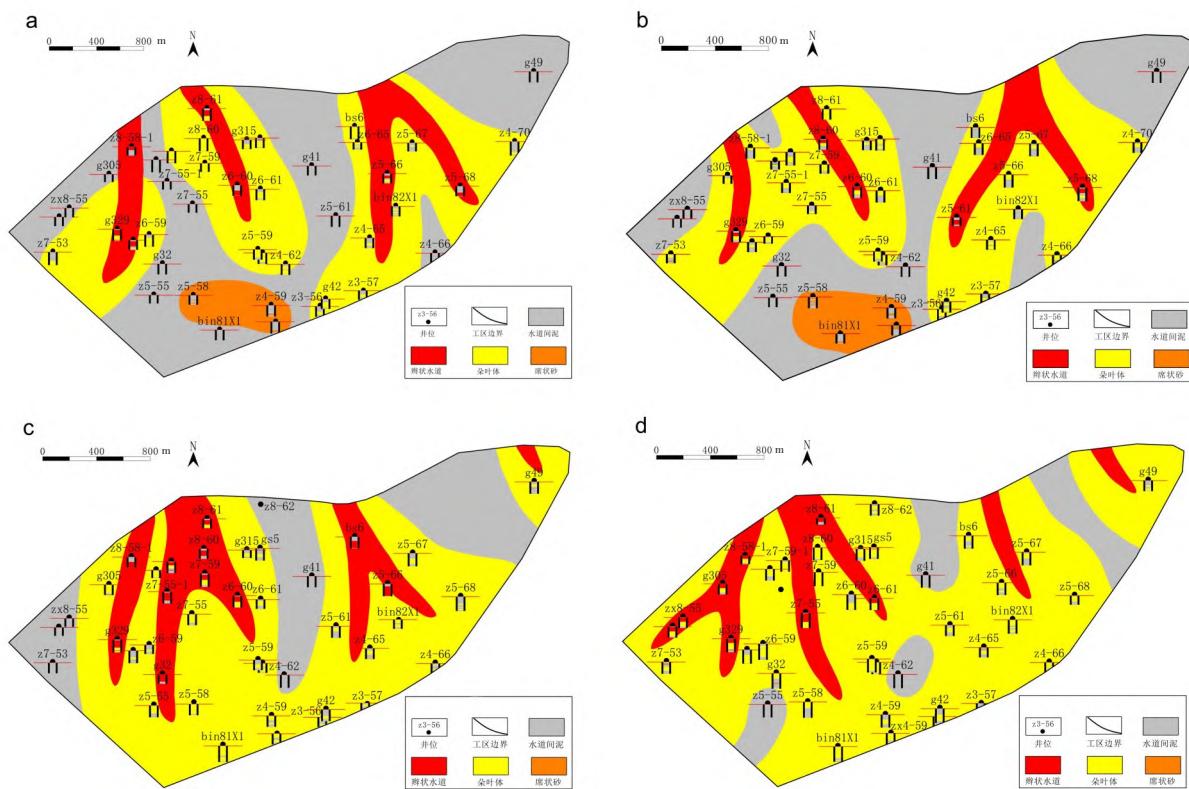


图 15 单层沉积微相分布图  
a.  $Es_3^{1-4-1}$  单层沉积微相分布图; b.  $Es_3^{1-4-2}$  单层沉积微相分布图;  
c.  $Es_3^{1-5-1}$  单层沉积微相分布图; d.  $Es_3^{1-5-2}$  单层沉积微相分布图

Fig. 15 Sedimentary microfacies distribution of single layer

育, 局部具有带状或透镜状泥岩; 朵叶体是远岸水下扇沉积的主体, 平面上呈扇状或舌状分布, 朵叶体之间侧向拼接或被泥岩侧向隔挡; 瓣状水道发育在朵叶体上部, 平面上呈条带状, 随着延伸距离增大, 水道宽度变窄。

## 5 结 论

(1) 针对研究区地震资料品质较差、横向相变快、部分区域砂体井控程度较低的特点, 采用分频智能反演协同三维岩相建模的方法进行砂体预测, 综合了井资料和地震资料各自的优势, 降低了地震反演的多解性, 提高了砂体预测的精度, 实现了单层砂体厚度定量识别。

(2) 分频智能反演将振幅与频率的复杂关系引入反演, 并采用机器学习算法建立不同主频的地震参数与目标曲线的非线性映射模型, 能够充分利用地震资料的不同频段信息, 有效提高反演精度。

(3) 港中油田南三断块沙三上亚段为北西物源的远岸水下扇沉积, 发育瓣状水道、朵叶体、席状砂和水道间泥4种沉积微相类型; 目的层 $Es_3^{1-4}$ 和 $Es_3^{1-5}$ 小层自下而上整体表现为砂体逐渐退积的过程,  $Es_3^{1-4}$ 层砂体厚度及发育程度低于 $Es_3^{1-5}$ 小层。

(4) 采用“厚度约束、模式拟合、多维互动”的原则, 精细刻画了单层沉积微相分布, 其中,  $Es_3^{1-5-2}$ 单层砂体分布最为广泛, 局部发育带状或透镜状泥岩; 朵叶体是远岸水下扇沉积的主体, 平面上呈扇状分布, 朵叶体上部发育条带状的瓣状水道沉积, 朵叶体之间侧向拼接或被泥岩侧向隔挡。

## 参 考 文 献

陈更新, 赵凡, 曹正林等. 2014. 地震反演、地质协同约束储层精细建模研究. 天然气地球科学, 25(11): 1839-1846.

Chen Gengxin, Zhao Fan, Cao Zhenglin et al. 2014. Integrated reservoir modeling based on seismic inversion and geological data. *Natural Gas Geoscience*, 25(11): 1839-1846.

陈少平. 2015. 岐口凹陷大型远岸水下扇成因. 大庆石油地质与开发, 34(4): 21-27.

Chen Shaoping. 2015. Origin of the large farshore subaqueous fan in Qikou Sag. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 34(4): 21-27.

冯文杰, 吴胜和, 夏钦禹等. 2015. 基于地质矢量信息的冲积扇储层沉积微相建模: 以克拉玛依油田三叠系克下组为例. 高校地质学报, 21(3): 449-460.

Feng Wenjie, Wu Shenghe, Xia Qinyu et al. 2015. Micro-facies modeling of alluvial fan reservoir based on geological vector information: A case study on the Triassic lower Karamay Formation, Yizhong area, Karamay oilfield, NW China. *Geological Journal of China Universities*, 21(3): 449-460.

葛家宇, 封从军, 姚兴宗等. 2023. 基于正演模拟和地震分频分析的三角洲薄砂体储层预测——以北部湾盆地海中凹陷涠洲组为例. 天然气地球科学, 34(12): 2184-2194.

Ge Jiayu, Feng Congjun, Yao Xingzong et al. 2023. Delta thin sand reservoir prediction based on forward modeling and seismic frequency division analysis: Case study of Weizhou Formation in the Haizhong Sag of Beibuwan Basin. *Natural Gas Geoscience*, 34(12): 2184-2194.

黄林军, 潘建国, 黄玉等. 2012. 分频反演技术在准东XIQ地区古沟谷薄砂层储层预测中的应用. 石油天然气学报, 34(11): 52-55.

Huang Linjun, Pan Jianguo, Huang Yu et al. 2012. Application of frequency-divided inversion of thin sand layer prediction of ancient valley reservoir in XIQ area of eastern Junggar Basin. *Journal of Oil and Gas Technology*, 34(11): 52-55.

贾爱林. 2011. 中国储层地质模型 20 年. 石油学报, 32(1): 181-188.

Jia Ailin. 2011. Research achievements on reservoir geological modeling of China in the past two decades. *Acta Petrolei Sinica*, 32(1): 181-188.

姜振海. 2021. 基于分频智能反演的储层预测研究——以大庆黑鱼泡南部探区为例. 地质科学, 56(4): 1052-1061.

Jiang Zhenhai. 2021. Research on reservoir prediction based on frequency-divided intelligent inversion: A case study from southern exploration area of Heiyupao in Daqing. *Chinese Journal of Geology*, 56(4): 1052-1061.

李洪辉, 岳大力, 李伟等. 2023. 基于分频智能反演的曲流河点坝与废弃河道识别. 石油地球物理勘探, 58(2): 358-368.

Li Honghui, Yue Dali, Li Wei et al. 2023. Identification of point bar and abandoned channel of meandering river by spectral decomposition inversion based on machine learning. *Oil Geophysical Prospecting*, 58(2): 358-368.

李伟, 岳大力, 胡光义等. 2017. 分频段地震属性优选及砂体预测方法——秦皇岛 32-6 油田北区实例. 石油地球物理勘探, 52(1): 121-130.

Li Wei, Yue Dali, Hu Guangyi et al. 2017. Frequency-segmented seismic attribute optimization and sandbody distribution prediction: An example in North block, Qinghuangdao 32-6 oilfield. *Oil Geophysical Prospecting*, 52(1): 121-130.

荣辉, 肖敦清, 白小鸟等. 2010. 岐口凹陷中部古近系沙三—亚段水下扇沉积体系内部构成分析. 大地构造与成矿学, 34(4): 520-528.

Rong Hui, Xiao Dunqing, Bai Xiaoniao et al. 2010. Architecture of the subaqueous fan depositional system in the first

sub-member of the Paleogenetic Sha3 member in the middle of the Qikou Sag. *Geotectonica et Metallogenesis*, 34 (4) : 520-528.

陶倩倩, 李达, 杨希冰等. 2015. 利用分频反演技术预测烃源岩. 石油地球物理勘探, 50(4): 706-713.

Tao Qianqian, Li Da, Yang Xibing et al. 2015. Hydrocarbon source rock prediction with frequency-divided inversion. *Oil Geophysical Prospecting*, 50(4): 706-713.

万晓龙, 刘瑞璟, 时建超等. 2023. 基于地震属性智能融合的湖相重力流沉积致密砂岩储层预测. 石油科学通报, 8(1): 1-11.

Wan Xiaolong, Liu Ruijing, Shi Jianchao et al. 2023. Prediction of tight sandstone of lacustrine gravity-flow reservoirs using intelligent fusion of seismic attributes. *Petroleum Science Bulletin*, 8(1): 1-11.

王喜鑫, 倪雪儿, 李少华等. 2023. 基于深度学习地震多属性融合的海上少井条件下河道型砂体构型解释——以西湖凹陷 X 气田为例. 海相油气地质, 28(3): 261-268.

Wang Xixin, Ni Xueer, Li Shaohua et al. 2023. Architecture interpretation of channel sand body under offshore few well conditions based on deep learning seismic multi-attributes fusion: A case of X gas field in Xihu Sag, Donghai Shelf Basin. *Marine Origin Petroleum Geology*, 28(3): 261-268.

吴键, 李凡华. 2009. 三维地质建模与地震反演结合预测含油单砂体. 石油勘探与开发, 36(5): 623-627.

Wu Jian and Li Fanhua. 2009. Prediction of oil-bearing single sandbody by 3D geological modeling combined with seismic inversion. *Petroleum Exploration and Development*, 36(5): 623-627.

吴小斌, 侯加根, 王大兴等. 2013. 黄骅坳陷港中油田断裂构造特征及其对剩余油分布控制. 延安大学学报(自然科学版), 32(3): 72-77.

Wu Xiaobin, Hou Jiagen, Wang Daxing et al. 2013. Fault structural characteristics and oil-control pattern in Gangzhong oilfield of Huanghua Depression. *Journal of Yan'an University (Natural Science Edition)*, 32(3): 72-77.

杨民鑫, 赵晓明, 梁岳立等. 2024. 基于分频 RGB 融合技术的储层构型精细解剖——以东海盆地西湖凹陷渐新统花港组为例. 天然气地球科学, 35(7): 1323-1338.

Yang Minxin, Zhao Xiaoming, Liang Yueyi et al. 2024. Fine anatomy of reservoir architecture based on frequency division RGB fusion technology: A case study of the Oligocene Huagang Formation in Xihu Depression. *Natural Gas Geoscience*, 35 (7): 1323-1338.

尹志军, 李彦泽, 张建民等. 2024. 基于地震属性智能融合的稀井网辫状河储层构型精细表征——以渤海湾盆地 C-6 油田馆陶组为例. 沉积学报, 1-15. 网络首发.

Yin Zhijun, Li Yanze, Zhang Jianmin et al. 2024. Fine characterization of braided river reservoir architecture with sparse well patterns based on intelligent fusion of multiple seismic attributes: A case study of the Guantao Formation from C-6 oilfield, Bohai Bay Basin. *Acta Sedimentologica Sinica*, 1-15. Published online.

张雪婷. 2022. 垦岛油田中区馆陶组上段井震结合储层构型研究(硕士学位论文). 北京: 中国石油大学(北京). 1-80.

Zhang Xueting. 2022. The Study on Reservoir Architecture of Well Logging and Seismic Data Combination of the Upper Guantao Formation in the Central Area of Chengdao Oilfield (Master's Thesis). Beijing: China University of petroleum (Beijing). 1-80.

张自力, 李琦, 朱筱敏等. 2023. 陆相断陷湖盆重力流湖底扇沉积与地震响应特征分析: 以渤海湾盆地霸县凹陷古近系沙河街组为例. 古地理学报, 25(5): 1049-1068.

Zhang Zili, Li Qi, Zhu Xiaomin et al. 2023. Sedimentary and seismic responses characteristics of gravity flow sublacustrine fans in lacustrine rift basin: Case study on the Paleogene Shahejie Formation in Baxian Sag, Bohai Bay Basin. *Journal of Palaeogeography*, 25(5): 1049-1068.

赵继龙, 熊冉, 陈戈等. 2014. 分频重构反演及在薄互层储层预测中的应用. 西南石油大学学报(自然科学版), 36(4): 47-54.

Zhao Jilong, Xiong Ran, Chen Ge et al. 2014. Seismic inversion of frequency divisions reconstruction and its application thin interbedded sand reservoir prediction. *Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition)*, 36 (4): 47-54.

赵磊, 柯岭, 段太忠等. 2017. 基于地震反演及多信息协同约束的冲积扇储层精细建模. 东北石油大学学报, 41(1): 63-72.

Zhao Lei, Ke Ling, Duan Taizhong et al. 2017. The alluvial fan reservoir modeling based on seismic inversion data and multiple information constraint. *Journal of Northeast Petroleum University*, 41(1): 63-72.

周连德, 田晓平, 时新磊等. 2017. 海上大井距条件下河流相窄薄储层预测. 长江大学学报(自科版), 14(11): 22-26.

Zhou Liande, Tian Xiaoping, Shi Xinlei et al. 2017. The prediction of narrow-thin fluvial reservoirs under larger well spacing condition in offshore oilfield. *Journal of Yangtze University (Natural Science Edition)*, 14(11): 22-26.

Canchumuni S W A, Emerick A A and Pacheco M A C. 2019. Towards a robust parameterization for conditioning facies models using deep variational autoencoders and ensemble smoother. *Computers & Geosciences*, 128: 87-102. DOI: 10.1016/j.cageo.2019.04.006.

Chen M, Wu S H, Bedle H et al. 2022. Modeling of subsurface sedimentary facies using Self-Attention Generative Adversarial Networks (SAGANs). *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 214: 110470. DOI: 10.1016/j.petrol.2022.110470.

Kumar R, Das B, Chatterjee R et al. 2016. A methodology of porosity estimation from inversion of post-stack seismic data. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 28: 356-364. DOI: 10.1016/j.jngse.2015.12.028.

Li W, Yue D L, Wang W F et al. 2019a. Fusing multiple frequency-decomposed seismic attributes with machine learning for thickness prediction and sedimentary facies

interpretation in fluvial reservoirs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 177: 1087-1102. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.03.017.

Li W, Yue D L, Wu S H et al. 2019b. Characterizing meander belts and point bars in fluvial reservoirs by combining spectral decomposition and genetic inversion. *Marine and Petroleum Geology*, 105: 168-184. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2019.04.015.

Liu R J, Yue D L, Li W et al. 2024. Characterization of tight sandstone and sedimentary facies using well logs and seismic inversion in lacustrine gravity-flow deposits. *Journal of Asian Earth Sciences*, 259: 105897. DOI: 10.1016/j.jseaes.2023.105897.

Mahgoub M I, Padmanabhan E and Abdullatif O M. 2018. Facies and porosity 3D models constrained by stochastic seismic inversion to delineate Paleocene fluvial/lacustrine reservoirs in Melut Rift Basin, Sudan. *Marine and Petroleum Geology*, 98: 79-96. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2018.08.003.

Naseer M T and Asim S. 2017. Detection of cretaceous incised-valley shale for resource play, Miano gas field, SW Pakistan: Spectral decomposition using continuous wavelet transform. *Journal of Asian Earth Sciences*, 147: 358-377. DOI: 10.1016/j.jseaes.2017.07.031.

Sinha S, Routh P S, Anno P D et al. 2005. Spectral decomposition of seismic data with continuous-wavelet transform. *Geophysics*, 70(6): 19-25. DOI: 10.1190/1.2127113.

Song S H, Mukerji T and Hou J G. 2021. GANSim: Conditional facies simulation using an improved progressive growing of Generative Adversarial Networks (GANs). *Mathematical Geosciences*, 53: 1413-1444. DOI: 10.1007/s11004-021-09934-0.

Veeken P C H, Priezzhev I I, Shmaryan L E et al. 2009. Nonlinear multitrace genetic inversion applied on seismic data across the Shtokman field, offshore northern Russia. *Geophysics*, 74(6): WCD49-WCD57. DOI: 10.1190/1.3223314.

Yue D L, Li W, Wang W R et al. 2019. Fused spectral-decomposition seismic attributes and forward seismic modelling to predict sand bodies in meandering fluvial reservoirs. *Marine and Petroleum Geology*, 99: 27-44. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2018.09.031.

Zhang X, Yan Z H, Xu X et al. 2023. Seismic facies recognition of ultra-deep carbonate rocks based on convolutional neural network. *Earth Sciences*, 12(2): 41-46. DOI: 10.11648/j.earth.20231202.11.