石油与天然气地质
第47卷 第5期 OIL & GAS GEOLOGY 2026年10月

文章编号:0253-9985(2026)05-1775-16 doi:10.11743/ogg20260522

压制煤层干扰的致密砂岩井-震智能反演储层预测方法

张佳睿[1,2],岳大力[1,2],王武荣[1,2],唐钦锡[3],李明强[1,2],王 琦[3],赵怿玮[1,2],李 伟[1,2],常向阳[1,2]

[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 长庆油田分公司 风险作业管理项目部第二项目部,内蒙古 乌审旗 017300]

摘要:鄂尔多斯盆地东缘二叠系盒(下石盒子组)8段和山(山西组)1段致密砂岩储层非均质性强,下部普遍发育多套煤层和灰岩,造成砂岩储层地震反射特征多样。常规储层预测方法难以精细刻画中-薄层砂体及其井间分布,亟需研发一种压制煤层干扰的智能反演方法。结合研究区沉积特征,构建了4种正演概念模型,采用多子波分解与重构方法对地震资料进行强反射压制和时-频信息重构。在此基础上结合分频智能反演方法,通过神经网络建立地震波形特征与自然伽马测井曲线之间的非线性映射关系,实现多源信息的综合约束与协同反演,从而提高中-薄层砂体的识别能力。正演模拟结果显示,下伏煤层对砂体地震响应具有显著干扰作用,其影响程度随砂体叠置关系、砂体厚度及与煤层垂向距离变化而不同。分频智能反演方法在强反射压制后,能够精确刻画宏观砂体展布,显著提升中-薄层砂体识别能力与井间预测合理性。当砂体厚度大于4 m时,砂体响应比例超过90%,井旁道响应明显优于原始地震波形,充分反映了井信息约束效果,提高了砂体的分辨率。在煤层压制的背景下,基于神经网络的分频智能反演表现出良好的适用性和可靠性,识别出研究区目的层砂体主要发育垂向叠置型、侧向拼接型和孤立型3类组合模式。该方法弥补了传统波阻抗反演在致密砂岩储层预测中的不足,为研究区致密砂岩储层精细刻画与空间分布预测提供了可靠的技术手段。

关键词:正演模型;多子波分解与重构;BP智能反演;储层预测;致密砂岩;煤系地层;苏里格气田

中图分类号:TE122.2 **文献标识码:**A

Well-seismic intelligent inversion method for tight sandstone reservoir prediction under coal-seam interference suppression

ZHANG Jiarui[1,2], YUE Dali[1,2], WANG Wurong[1,2], TANG Qinxi[3], LI Mingqiang[1,2], WANG Qi[3], ZHAO Yiwei[1,2], LI Wei[1,2], CHANG Xiangyang[1,2]

[1. *State Key Laboratory of Petroleum Resources and Engineering*, *China University of Petroleum* (*Beijing*), *Beijing* 102249, *China*; 2. *College of Geosciences*, *China University of Petroleum* (*Beijing*), *Beijing* 102249, *China*; 3. *Second Project Department*, *Risk Operation Management Project Department*, *Changqing Oilfield Company*, *PetroChina*, *Uxin Banner*, *Inner Mongolia* 017300, *China*]

Abstract: The tight sandstone reservoirs in the 8th member of the Permian Lower Shihezi Formation (He 8 Member) and the 1st member of the Shanxi Formation (Shan 1 Member) along the eastern margin of the Ordos Basin are highly heterogeneous. Multiple coal seams and limestone beds are widely developed beneath the target reservoirs, resulting in complex and variable seismic reflection characteristics of the sandstone bodies. Conventional reservoir prediction methods are limited in their ability to finely characterize medium- to thin-bedded sand bodies and their interwell distribution. Therefore, an intelligent inversion method capable of suppressing coal-seam interference is urgently needed. Four forward conceptual models were established according to the sedimentary characteristics of the study area, and multi-wavelet decomposition and reconstruction were used to suppress strong reflections and reconstruct the time-frequency information from the seismic data. On this basis, frequency-decomposed intelligent inversion was combined with neural network modeling to establish a nonlinear mapping relationship between seismic waveform features and gamma-ray (GR) logs. This enabled integrated constraints and collaborative inversion of multi-source information, thereby improving the identification of medium- to thin-bedded sand bodies. As indicated by the research results, the forward modeling results show that underlying coal seams

收稿日期:2026-02-12;**修回日期:**2026-05-12。
第一作者简介:张佳睿(2000—),女,博士研究生,油气田开发地质。**E-mail:** zhangjr966@163.com。
通信作者简介:岳大力(1974—),男,教授、博士研究生导师,油气田开发地质。**E-mail:** yuedali@cup.edu.cn。
基金项目:国家科技重大专项(2025ZD1404304);国家自然科学基金项目(42272186,42472179,42302128)。

significantly interfere with the seismic responses of sand bodies, and the degree of interference varies with sand body stacking relationships, sand body thickness, and the vertical distance between the sand bodies and coal seams. After strong reflection suppression, the frequency-decomposed intelligent inversion method can accurately characterize the macroscale distribution of sand bodies and significantly improve the identification of medium- to thin-bedded sand bodies and the reliability of interwell prediction. When the sand body thickness exceeds 4 m, the sand body response ratio surpasses 90%, and the responses of well-adjacent traces are markedly improved compared with the original seismic waveforms. This fully reflects the constraint effect of well information and improves the resolution of sand body identification. Under the condition of coal-seam suppression, the neural-network-based frequency-decomposed intelligent inversion method exhibits good applicability and reliability. Three main types of sand body assemblage patterns were identified in the target interval of the study area: vertically stacked, laterally amalgamated, and isolated. This method compensates for the limitations of conventional acoustic impedance inversion in tight sandstone reservoir prediction and provides an effective technical approach for the fine characterization and spatial distribution prediction of tight sandstone reservoirs in the study area.

Key words: forward model, multi-wavelet decomposition and reconstruction, BP intelligent inversion, reservoir prediction, tight sandstone, coal-bearing formation, Sulige Gas Field

引用格式:张佳睿,岳大力,王武荣,等. 压制煤层干扰的致密砂岩井-震智能反演储层预测方法[J]. 石油与天然气地质,2026,47(5):1775-1790. DOI:10. 11743/ogg20260522.

ZHANG Jiarui, YUE Dali, WANG Wurong, et al. Well-seismic intelligent inversion method for tight sandstone reservoir prediction under coal-seam interference suppression[J]. Oil & Gas Geology,2026,47(5):1775-1790. DOI:10. 11743/ogg20260522.

致密砂岩作为中国非常规油气资源的重要储层类型,其开发潜力巨大。苏里格气田致密砂岩储层具有典型的"低孔、低渗、强非均质"特征,砂体规模小、厚度变化快,河道砂体在平面与垂向上的叠置关系复杂,且砂岩和泥岩在物性与波阻抗上的差异普遍较小[1-2]。地震资料作为大尺度连续性解释的基础,是定量预测储层参数和识别砂体的重要地球物理信息来源[3-5]。

地震反演技术是获取与储层岩性和物性相关参数的重要手段[6-8]。地震反演包括叠前地震反演和叠后地震反演:叠前方法主要包括弹性阻抗反演、基于振幅随偏移距变化(amplitude variation with offset,AVO)理论的纵、横波阻抗联合反演、叠前波形反演及地质统计学反演等[9-12];叠后地震反演是储层预测的主流技术,常用方法主要包括约束稀疏脉冲反演、有色反演及地质统计学反演等。约束稀疏脉冲反演在不同井控条件下均可使用,但受地震子波、井资料质量及地震分辨率限制,对厚度小于垂向分辨率的波阻抗差异体难以精确刻画[13-14]。由于叠后资料低频信息常常缺失,需要通过井资料内插或外推构建低频模型补充反演。总体来看,叠后反演应用广泛,对厚层识别表现良好,但在薄层或低分辨率资料条件下识别精度受限[15]。

在含煤系沉积体系中,煤层与致密砂岩之间存在显著阻抗差异,下部煤层可产生强反射,掩盖或干扰上覆砂体的弱反射特征[16-17]。现有研究表明,煤层干扰不仅影响砂体反射振幅,还可能在地震反演中引入与煤层相关的冗余信息,从而降低储层预测精度[18]。由于,现有砂体预测方法多依赖常规地震处理手段,对煤层强反射引起的干扰考虑不足,煤层对上覆砂体的干扰范围和强度不明确,导致砂体识别、厚度预测及边界刻画存在较大不确定性,成为当前含煤系致密砂岩预测中的关键难题[19-20]。研究区苏A区块目的层(下石盒子组8段和山西组1段)下方发育本溪组低速煤层及山西组和太原组薄煤层[21-22],这些围岩形成的强反射显著弱化了砂体的有效反射波形特征。目的层地震资料分辨率相对较低,使得在目标时窗内提取的地震属性中包含大量与煤层地质特征相关的冗余信息,从而极大影响了砂体预测效果。苏A区块二维地震资料品质一般,主频约为30 Hz,垂向分辨率为40.38~262.50 m,最佳垂向分辨厚度约为35.00 m。当前,对于煤层干扰强、资料品质一般、分辨率低的地震资料,如何有效提取目标砂体信息并降低煤层干扰,已成为致密砂岩储层预测研究亟待解决的关键问题[23-25]。

针对煤系致密砂岩储层中煤层强反射对砂体地震响应的显著干扰问题,本文提出了一种压制煤层干扰的分频智能反演新方法。首先,通过构建正演概念模型定量分析下伏煤层对上覆砂体地震响应的影响范围与干扰机制,明确煤层强反射对目的层地震信号的控制规律;在此基础上,采用多子波分解与重构方法对地震数据体进行强反射压制以及时-频信息重构,提升目的层弱反射信息的可识别性。结合分频智能反演方

法，充分利用不同频段地震数据对砂体尺度响应特征的差异性，通过神经网络建立地震波形特征与自然伽马测井曲线之间的非线性映射关系，实现地震与测井多源信息的综合约束与协同反演。该方法在压制煤层干扰的同时，能够精细刻画宏观砂体展布特征，显著提高中-薄层及井间砂体的识别能力，弥补传统波阻抗反演在复杂含煤背景下预测能力不足的缺陷，从而满足苏里格气田致密砂岩储层精细描述与开发的实际需求。

1　地质背景

鄂尔多斯盆地位于华北克拉通西缘，是一个稳定发育的中-新生代叠合含油气盆地，盆地面积约 25 × 10^4 km^2，是中国西部最重要的油气盆地之一[26-28]。盆地由西缘冲断带、天环坳陷、伊陕斜坡、晋西挠褶带、渭北隆起和伊盟隆起 6 个构造单元构成，其中伊陕斜坡为盆地最重要的油气成藏区[29-30]。苏里格气田位于鄂尔多斯盆地伊陕斜坡中西部，整体呈北东-南西向缓倾的单斜构造，构造变形弱、断裂发育程度低，对油气聚集的控制作用相对有限，油气成藏主要受沉积相带与储层非均质性控制[31-32]（图 1a）。苏里格气田是中国目前已发现规模最大的致密砂岩气田，但单井产量低、气藏非均质性强，开发难度较大[33-34]。

盆地上古生界自下而上依次发育石炭系本溪组及

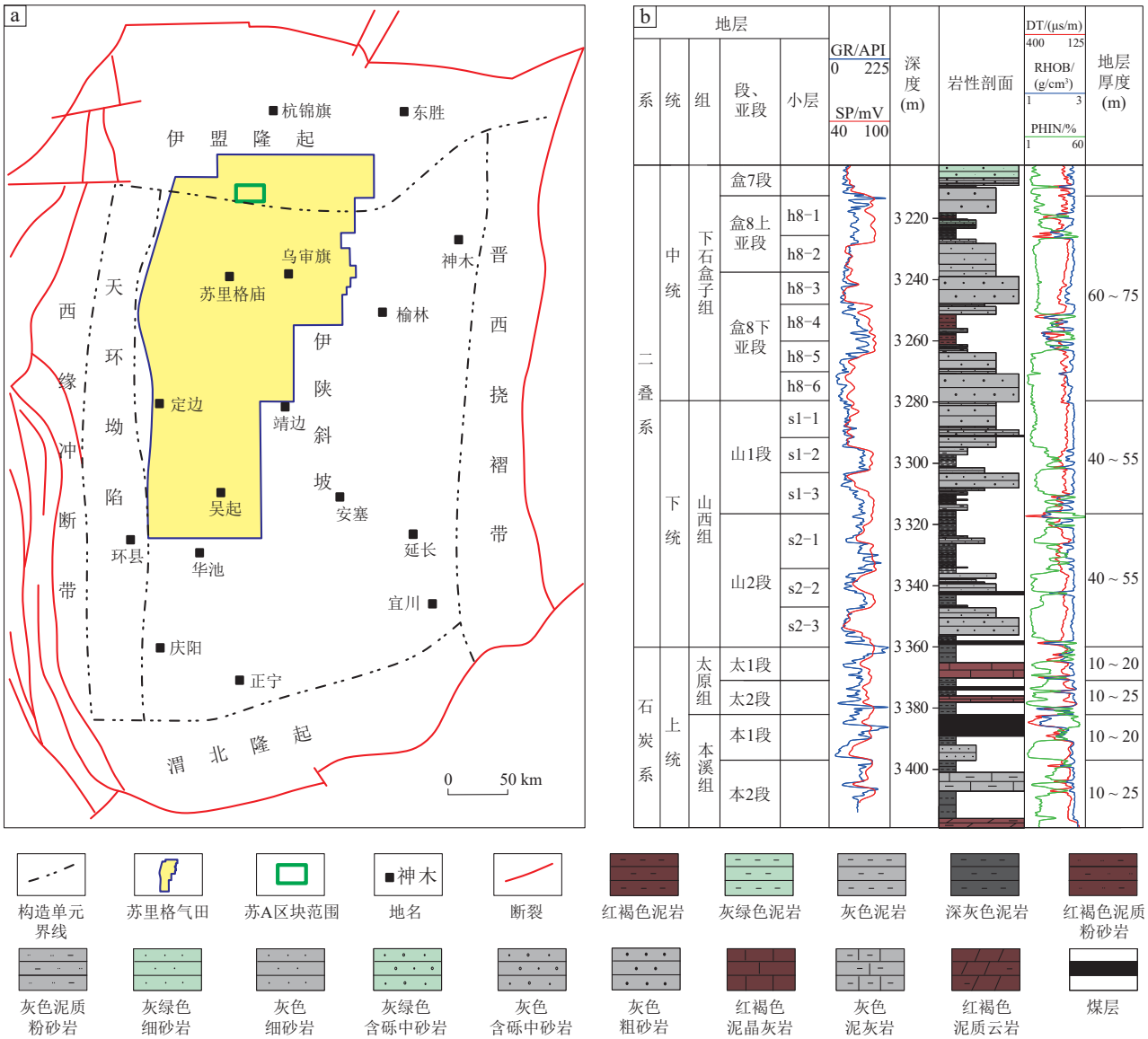

图 1　鄂尔多斯盆地苏 A 区块综合地质图（据文献[29]修改）

Fig. 1　Comprehensive geological map of Block SuA in the Ordos Basin (modified after reference [29])

a. 鄂尔多斯盆地构造单元划分及苏里格气田位置；b. 苏里格地区盒 8 段—本 2 段综合柱状图

（GR 为自然伽马曲线；SP 为自然电位曲线；DT 为声波时差曲线；RHOB 为地层体积密度曲线；PHIN 为中子孔隙度曲线。）

二叠系太原组、山西组、石盒子组和石千峰组，其中本溪组与山西组均广泛发育煤层，并以碳质泥岩和煤层沉积为主。本溪组局部夹薄层灰岩，太原组沉积环境向浅海碳酸盐台地过渡，其内部发育互层的煤层与灰岩[35-36]。研究区苏A区块位于苏里格气田西北部，是典型的致密砂岩气开发区块，地震工区共布设二维测线18条，测网密度约为1.2 km×2.4 km。目的层为盒(下石盒子组)8段与山(山西组)1段，总厚度约为100 m，为一套典型的河流-三角洲平原相砂岩储集层，自下而上可进一步划分为9个小层，即s1-3，s1-2，s1-1，h8-6，h8-5，h8-4，h8-3，h8-2和h8-1小层[37](图1b)。研究区沉积时期整体处于水上沉积环境，以三角洲平原亚相为主，河道砂体发育并明显受北东-南西向河道体系控制，横向变化快、叠置关系复杂[38-39]。储层岩性以细-中粒石英砂岩和岩屑石英砂岩为主，成岩作用强烈，经历了明显的压实、胶结和溶蚀作用改造。致密砂岩储层孔隙度在8.0%~10.0%，渗透率一般小于1×10^{-3} μm²，局部优质储层主要受溶蚀孔隙和微裂缝发育控制，整体表现为“低孔、低渗、低压、低丰度”的典型致密气藏特征，储层非均质性极强[40-41]。

2 煤系地层对砂体响应的影响及处理

2.1 正演模型设计及波形响应

地震正演模拟是针对特定地质或地球物理问题，在适当简化的基础上建立数学或物理模型，并通过数值计算或物理实验获得地震响应的过程，对揭示地震波在地下介质中传播规律、解释野外观测数据方面具有重要作用[42]。正演模拟采用雷克子波，参考实际地震资料设定子波主频为30 Hz，依据研究区实际地层的波速和密度对模型参数进行合理设置(表1)。

综合考虑研究区三角洲平原分流河道的曲流型与辫流型叠置样式(如叠加型和叠切型)[43-45]以及下伏煤层和灰岩对砂体波阻抗的影响，构建了4个简化的正演概念模型(图2a—d)。正演结果揭示了下伏煤层与砂体在空间配置、厚度及叠置关系方面对地震响应的综合影响(图2e—h)。

模型1为垂直叠置砂体受下伏煤层反射特征影响的正演模型(图2a)。结合地层砂体发育情况，把盒8下亚段设定为2个厚砂体(厚度8 m)叠置，把盒8上亚段和山1段设定为孤立的薄砂体(厚度5 m)。盒8段砂体与山1段砂体在垂向上距离较近，二者地震响应产生反射干涉效应并相互叠加，同时下伏煤层产生的强反射具有严重的干扰作用。该干扰会导致目的层砂体的反射能量明显减弱，局部响应不连续，整体识别难度极大(图2e)。

模型2为孤立单砂体受下伏煤层反射特征影响的正演模型(图2b)。排除叠置砂体在垂向上响应的影响，山1段单层砂体的地震响应表现出明显衰减甚至难以识别，表明在砂体厚度有限且紧邻煤层的条件下，煤层强反射对砂体响应具有显著遮蔽作用(图2f)。

模型3为等厚砂体受砂体与煤层间距离影响的正演模型(图2c)。砂体的地震响应随其与煤层间距的增大而逐渐增强。在山1段，当砂体靠近煤层时，其反射波峰在时间域上与煤层反射几乎连结，表现为复合波形；随着砂体逐渐远离煤层，其独立反射特征逐步显现，振幅和连续性明显改善，表明距离煤层越近，砂体的响应受到煤层的干扰越严重(图2g)。

模型4为孤立砂体在煤层影响下垂直分辨率的正演模型(图2d)。设计楔形模型的目的是分析孤立砂体在煤层影响下的垂直分辨率，砂体的厚度范围为0~25 m。砂体厚度对抵抗煤层干扰具有重要影响。在薄砂体远离煤层的前提下，通过设计楔形砂体，发现砂体厚度越大，其反射振幅越高，波峰越清晰，受煤层强反射影响越小；而薄砂体在煤层背景下更易被掩盖，响应稳定性较差(图2h)。

综合上述分析可知，煤层强反射对邻近砂体的地震响应具有显著干扰作用，其影响程度受砂体叠置关系、与煤层的相对距离以及砂体厚度等多因素共同控制。当砂体与煤层之间的垂向距离小于50 m时，其波形被煤层响应屏蔽。因此，在实际地震资料处理中，有必要采用针对强反射背景的去煤层干扰等处理方法，提高砂体的识别可靠性。

表1 苏A区块盒8段—本2段不同岩性波速、密度和波阻抗统计

Table 1 Statistics of wave velocity, density, and acoustic impedance for different lithologies from the He 8 Member to the 2nd member of the Benxi Formation (Ben 2 Member) in Block SuA, Ordos Basin

岩性	平均波速/(m/s)	平均密度/(g/cm³)	平均波阻抗/[10⁶(g/cm³)·(m/s)]
砂岩	4 545.45	2.52	1.145
泥岩	4 166.67	2.62	1.092
煤层	2 631.58	1.81	0.476
灰岩	5 000.00	2.58	1.290

2.2 多子波分解与重构

传统人工合成地震记录通常基于线性褶积模型构

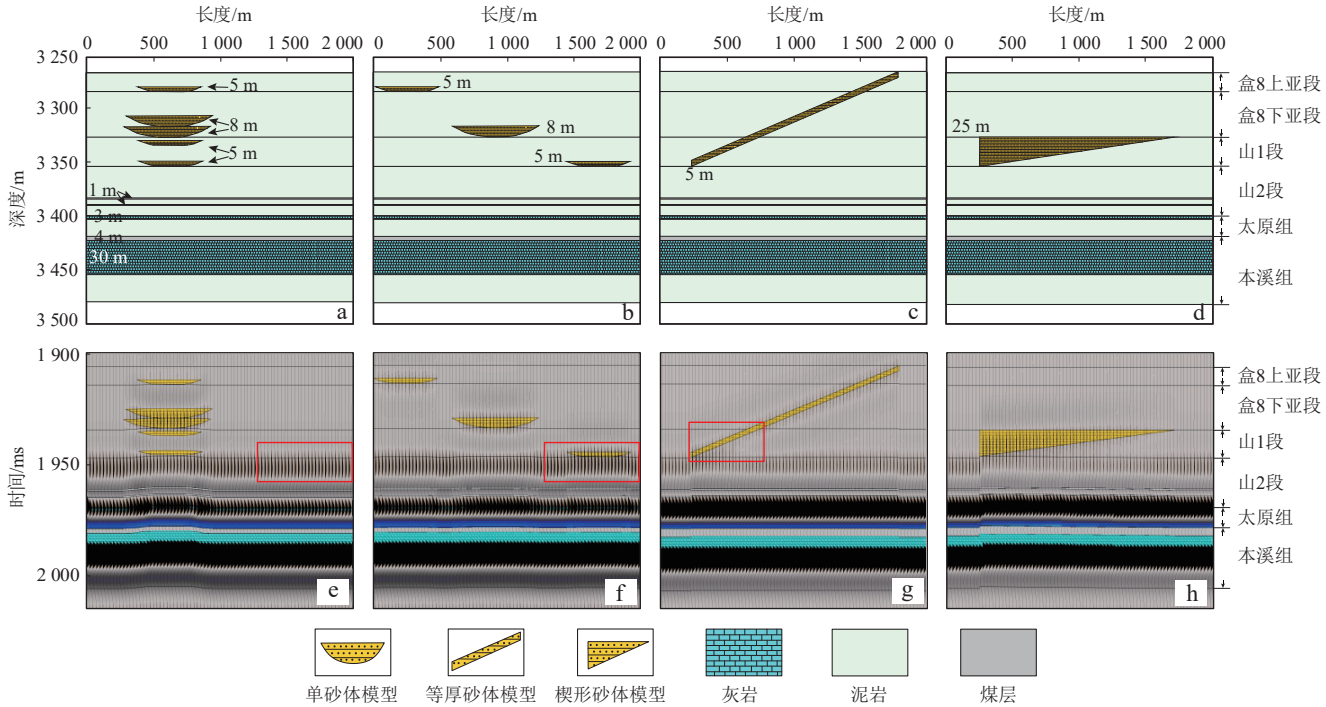

图2　苏A区块盒8段—本2段地震波正演模型及正演结果

Fig. 2　Forward models and simulation results of seismic wave from the He 8 Member to the Ben 2 Member in Block SuA

a. 垂直叠置砂体受下伏煤层反射特征影响的正演模型(模型1)；b. 孤立单砂体受下伏煤层反射特征影响的正演模型(模型2)；c. 等厚砂体受其距煤层距离影响的正演模型(模型3)；d. 孤立砂体在煤层影响下垂直分辨率的正演模型(模型4)；e. a图的正演结果；f. b图的正演结果；g. c图的正演结果；h. d图的正演结果

(a—d图中标注的数值代表砂体、灰岩或煤层的厚度；e，f图中的红色方框代表煤层干扰对山1段底部砂体反演响应的对比；g图中的红色方框代表山1段砂体在煤层作用下出现的复合波形特征。)

建，认为地震记录可表示为地下介质反射系数序列与地震子波的褶积，并叠加噪声项[46-47]，即

$$S(t) = R(t)\omega(t) + N(t) \tag{1}$$

式中：$S(t)$为地震记录；$R(t)$为反射系数序列，无量纲；$\omega(t)$为地震子波；$N(t)$为噪声；t为时间，ms。

该模型在假设地震子波为恒定子波的前提下，能够较好地描述理想条件下的地震成像过程，因此被广泛应用于合成记录生成和地震资料处理。然而在实际地下介质中，地震波传播过程受到波前扩散、反射与透射、折射、介质吸收、Biot效应、挤喷流效应以及频散等多种因素的共同影响，使地震能量随传播距离不断衰减，且不同频率成分的衰减程度和传播速度存在显著差异[48]，导致地震波在时间和空间上呈现明显的非平稳特征，其振幅、相位及频谱特性随传播路径和地质条件不断变化。在此背景下，采用单一固定子波描述整个地震记录难以准确刻画真实波场特征，从而限制了地震资料分解与重构的保真度。

从数字信号处理角度来看，傅里叶级数理论表明，任意一个在有限时间区间$[t_0, t_0+T]$内的复杂信号，均可表示为一组具有不同频率、振幅和相位的正弦简谐信号之和[49]，即

$$x(t) = A_0 + \sum_{n=1}^{+\infty} A_n(\sin 2\pi n f_0 t + \varphi_n) \tag{2}$$

式中：$x(t)$为$[t_0, t_0+T]$范围内的复杂地震信号；A_0为地震信号的直流分量，无量纲；A_n为第n个谐波分量的振幅，无量纲；$f_0=1/T$为基频，Hz；φ_n表示第n次简谐分量的相位，rad。

该理论揭示了复杂地震信号在频率、振幅和相位域上的可分解性与可重构性[50]。因此，多子波分解与重构方法将地震道视为由多组具有不同频率、振幅和相位的地震子波序列共同叠加形成。通过多子波分解，可以在时间-频率域意义上提取反映不同尺度地质响应的子波成分，在重构阶段有选择地对特定频率、振幅和相位特征的子波进行组合，从而获得更符合地下真实传播特征且更有利于地质解释的重构地震信号[51]。

为了压制研究区目的层下部的强反射，将计算时窗限定为“一个波峰、两个波谷”，采用匹配追踪多子波算法进行子波分解。通过设定最大迭代次数(原子数)，保证重构信号的局部能量累计占比达到极高的精度，以实现有效信号的充分逼近与噪声的有效截

断[52]，将原始地震信号分解为一组具有不同振幅、频率和相位特征的400个高斯子波原子叠加信号[53-54]。

在多子波分解过程中，参数的选取直接关系到煤层干扰压制的效果与储层信息的保真度。子波分解参数统计表明，原子能量呈现显著的断崖式分布（图3a）。研究区第331道前3个原子的“中心时间、主频与绝对振幅能量”分别为：第1个原子中心时间2 052 ms，主频20 Hz，绝对振幅能量68 298；第2个原子中心时间2 062 ms，主频15 Hz，绝对振幅能量9 787；第3个原子中心时间2 034 ms，主频35 Hz，绝对振幅能量4 847。由于煤层极强的波阻抗反差，其地震响应通常表现为宽频带的复合强反射。从重构波形对比来看，若仅剔除第1个煤层主反射干扰的原子，残留的第2个高能原子仍会以旁瓣的形式掩盖2 025 ~ 2 050 ms段的致密砂岩响应；而将前2个原子去除后，目标层异常的低频强干扰被有效压制，2 000 ~ 2 025 ms左右代表致密砂岩的高频有效波峰得以凸显；若过度去除第3个原子，则会导致2 025 ~ 2 075 ms区间内的有效波峰开始受损衰减。因此，去除前2个原子是消除煤层响应并完整保留有效储层信号的最佳参数选择。

对重构结果进行带通滤波处理，滤波参数在原始地震数据频带基础上适当放宽，低通截止频率设置为8 Hz，低通频率为10 Hz，高通频率为50 Hz，高通截止频率为52 Hz。处理结果表明，在强反射压制后，由煤层及碳酸盐岩层引起的强反射同相轴振幅得到明显削弱，由1个正波峰和2个负波谷构成的高振幅反射轴的能量显著衰减（图4）。同时，在压制煤层强反射干扰后，山1段砂体的波形响应更加明显（图4中绿色虚线框部分）。因此，强反射的有效压制改善了地震资料的动态范围与振幅对比关系，为后续智能反演中砂体精细刻画与预测精度的提升奠定了重要基础。

3 智能反演及其可靠性

基于研究区地质及岩石物理响应特征，本研究提出了人工智能反演砂体分布预测方法，以提高砂体预测精度（图5）。分频反演的实质是以测井与地震资料为依据，建立不同频段振幅（包括0°相位与90°相位）与砂体厚度的关系，并将其引入地震反演之中，充分利用地震资料的不同频段信息，增强薄层砂体的可预测性，使得反演结果更为准确且分辨率有所提高[55-57]。

在地震数据有效频宽范围内，采用小波分频技术将原始地震数据分解为不同主频的分频数据体，高频地震信息分辨率高，适合刻画薄层砂体，而低频信息调节厚度大，有利于预测厚层砂体；同时，考虑多个频率的地震信息，能有效提高地震解释精度并降低多解性；然后将不同频段振幅与砂体厚度的关系作为独立信息引入反演，分别建立不同主频的地震体属性与目标曲线的映射关系；最后将建立的映射关系应用到全区。该方法具有人为影响因素少、反演目标参数广、稳定性好等优点。

3.1 反演参数选取与处理

建立测井曲线与地震数据之间的非线性映射关系是分频地震反演的关键。因此，优选出最能反映研究区岩性特征的测井曲线具有重要意义。研究区目的层埋深约为3 200 m，受岩石骨架和孔隙流体性质影响，致密砂岩与泥岩波阻抗差异较小，难以形成较强的有

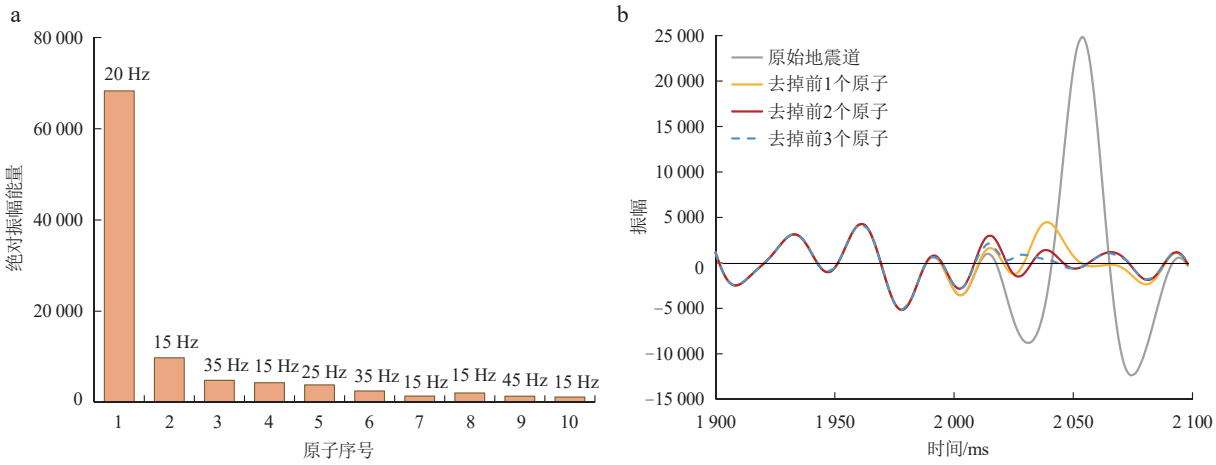

图3 苏A区块地震道（第331道）多子波分解结果

Fig. 3 Multi-wavelet decomposition results of the 331st seismic trace in Block SuA

a. 计算时窗内提取的前10个原子绝对振幅能量分布，柱上方标注的频率为对应原子的主要频率；b. 目标层时域波形重构特征对比

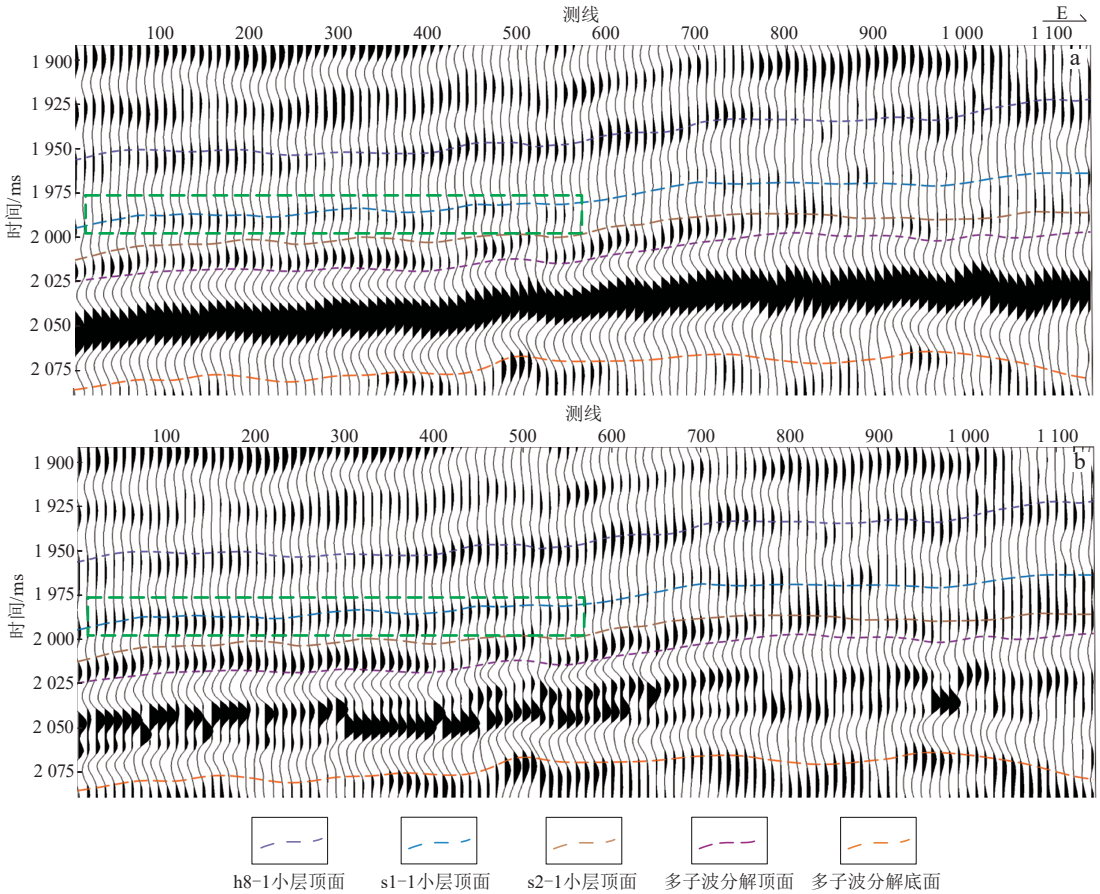

图4　苏A区块地震道多子波分解与重构压制煤层干扰地震体剖面压制前(a)和压制后(b)效果对比

Fig. 4　Comparison of seismic volume profiles befor (a) and after (b) coal-seam interference suppression by multi-wavelet decomposition and reconstruction in Block SuA

(图中的绿色虚线框指示山1段砂体在多子波分解与重构后波形的差异。)

效反射。具体而言，砂岩颗粒骨架波速略大于泥岩，但致密砂岩的含气特性使得其波速降低，导致二者波阻抗差异进一步减小，甚至出现泥岩波阻抗高于致密砂岩的情况，从而使得岩性差异界面难以形成较强的有效反射。针对这一问题，可利用GR-DT(自然伽马-声波时差)交会图中的GR曲线有效区分研究区的砂岩和泥岩(图6)。

由于每口井测井曲线在采集过程中均存在客观差异，需首先对研究区所有井的自然电位和自然伽马曲线采用“均值-方差法”进行标准化处理。同时，考虑到测井资料的垂向分辨率远高于地震资料，为降低机器学习复杂程度并增强井-震信息匹配性，需对GR曲线进行粗化处理，将其采样间隔放大至1 ms(地震采样间隔)。

3.2　中心频率优选

原始地震数据体的不同频段蕴含着不同的地质信息。通过地震分频处理，可有效改善调谐效应，并降低地震分辨率对砂体预测的制约。在分频过程中，有效频宽、主频及分频数据体的数量是3个关键参数，其选择需遵循以下3个基本原则：①所有分频数据体的总频带宽度应等于或略宽于原始数据体的有效频宽范围，以保留最有价值的信息；②每个分频数据体的主频应位于原始数据体的有效频宽范围内，确保较高的信/噪比；③在分频过程中应当设置适宜的分频间距，保证各分频数据体对于地质信息的响应具有一定的独特性，尽量减少各分频数据体有效频带的重叠范围，避免信息冗余[55]。

采用小波分频技术，以5 Hz为分频间隔，将原始地震数据体分解为中心频率为5～70 Hz的14个分频数据体。当中心频率大于45 Hz时，分频数据体实际主频变化趋于平缓，反映原始地震数据频率大于45 Hz的成分十分有限。原始地震数据体有效频带主要集中在8～52 Hz，主频约为30 Hz(图7a)。结合各分频数据体理论调谐厚度和研究区实际单井砂体厚度分布，最终优选出中心频率分别为15，30和45 Hz的低频、中频和高频数据体，其对应的实际主频分别为18，30和37 Hz(图7)。

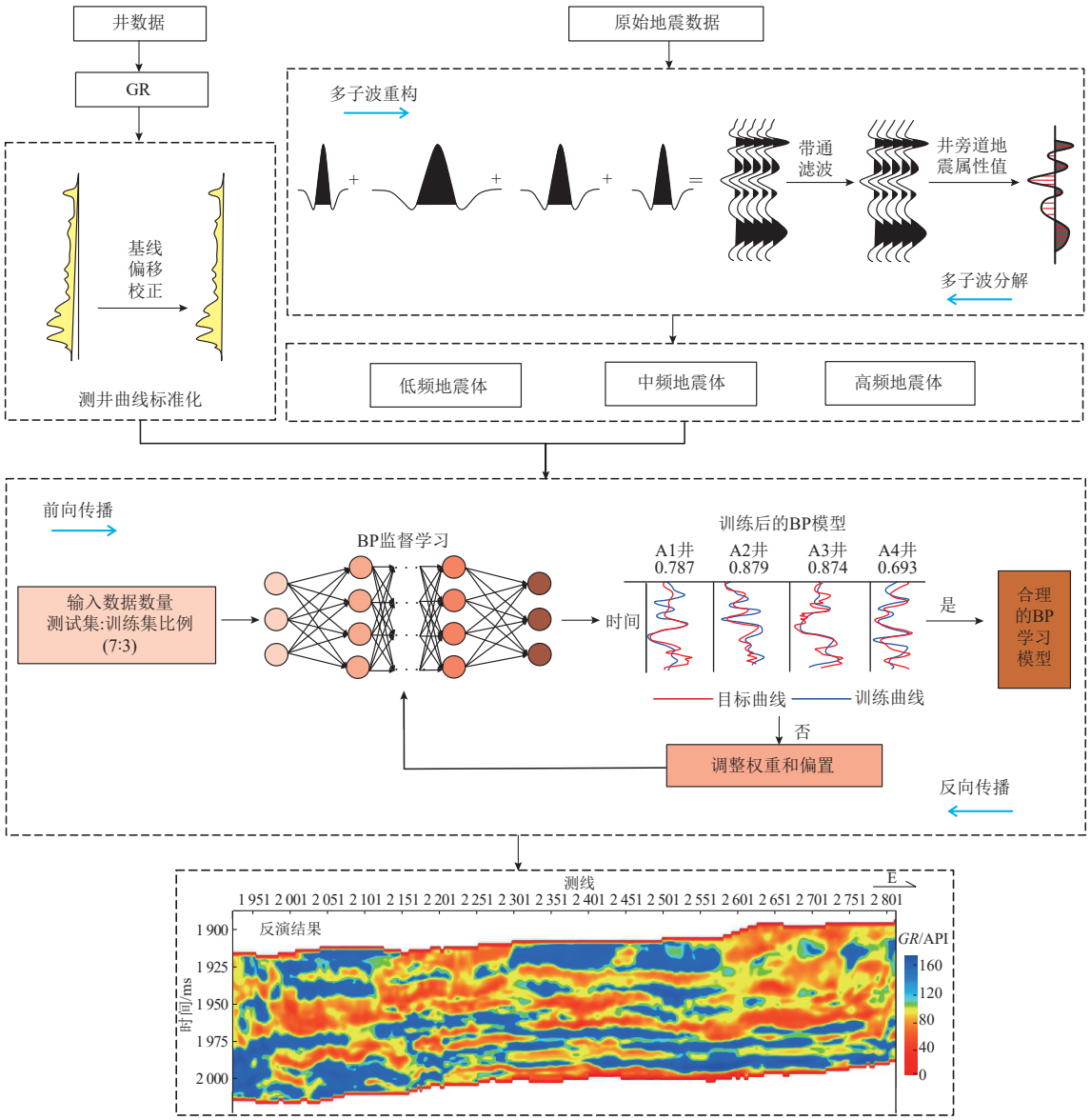

图5 基于神经网络的苏A区块智能砂体反演流程

Fig. 5 Workflow of neural-network-based intelligent sand body inversion in Block SuA

[0.787,0.879,0.874和0.693为训练曲线与目标曲线的相关系数(*R*)。]

3.3 非线性映射关系建立

通过提取各分频体的地震振幅值与地震道积分,将其作为神经网络模型(back propagation neural network,BP)的输入特征,用于建立GR与地震体属性之间的非线性映射关系。沿每条二维测线,均匀选取直井和导眼井作为测试井,其余未参与训练的井作为验证井。在每个分频地震数据体中,以井点周围地震道作为特征向量,以GR测井曲线作为监督标签,由此得到的反演数据体属性值能够在一定程度上反映GR的分布特征。

采用神经网络建立回归模型,实现地震属性与目标测井曲线GR之间的非线性映射。BP神经网络模型通过多层非线性变换逼近复杂函数关系,具有较强的非线性拟合能力与泛化能力。在BP回归建模过程中,影响模型合理性与泛化性能的关键超参数主要包括网络结构参数、学习率、训练迭代次数以及正则化项等。一般而言,若隐含层节点数与学习率设置过大,虽然可提高模型对训练样本的拟合程度,但易导致模型过度学习噪声,从而引发过拟合;反之,若隐含层节点数与学习率设置过小,则可能造成欠拟合,难以有效捕捉地震属性与测井响应之间的非线性关系。因此,本文在训练集与验证集的约束下,通过多轮实验对上述参数进行调试。先优选隐藏层数(1层与3层),确定最佳隐藏层后,再在该最佳隐藏层数下进一步调节节点数以优化性能,最终确定了性能最优的网络结构与训练参数组合(表2)。

经过多次训练与验证,对隐藏层数和节点数进行

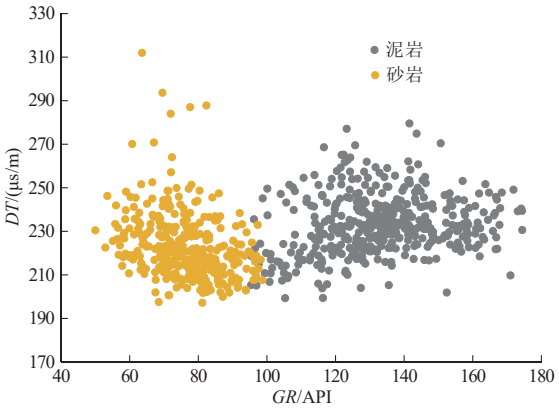

图6　苏A区块盒8段-山1段砂、泥岩测井响应交会图

Fig. 6　Cross plot of sandstone and mudstone logging responses from the He 8 Member to the Shan 1 Member in Block SuA

（GR为自然伽马曲线；DT为声波时差曲线。）

优选。结果表明，隐藏层数越少，模型的相关性越高（表2）。其中，具备1个隐藏层、13个节点数的BP神经网络在测试集上的相关系数最高。最终，训练数据与标签曲线的相关系数（R）达到0.903 8，测试数据与标签曲线的相关系数（R）达到0.895 5（图8），证明神经网络算法建立的测井曲线和波形特征之间的非线性映射关系可靠。基于BP建立GR参数与地震道之间的非线性映射关系，将多频段地震属性综合映射为代表标准化GR测井曲线的反演数据体，为后续储层解释与砂体预测提供了可靠的数据基础。

3.4　反演效果及可靠性分析

整体来看，两组反演结果（表2）均能较好地反映研究区目的层砂体的宏观展布特征（图9）。同时，反演结果与GR曲线的整体变化趋势基本吻合，说明基于神经网络的分频智能反演能够有效建立测井曲线与多主频地震数据体波形特征之间的非线性映射关系，反演结果兼顾了地震信息与井信息，整体结果可靠。然而，压制煤层干扰前的反演剖面在局部细节刻画方面仍存在不足，部分测井解释的中-薄层砂体响应不清（图9中白色箭头），井间砂体连通关系易受强轴控制（图9中黑色虚线框部分），反映出强反射对地震属性的主导作用导致有效信息挖掘不充分。

对比压制强反射前、后的反演成果可知（图9），压制

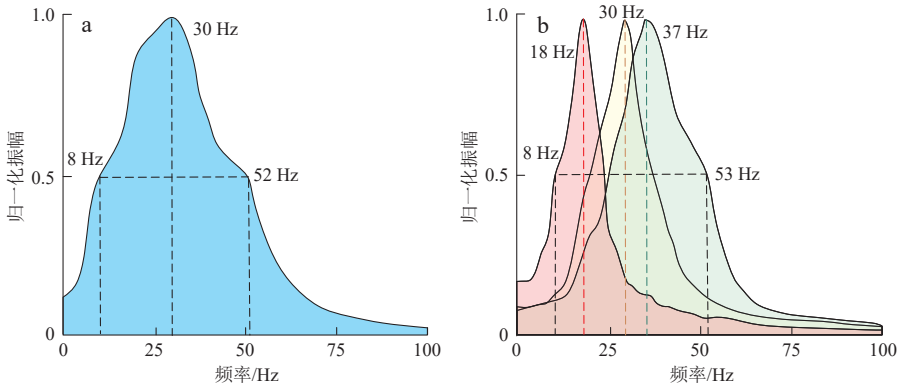

图7　苏A区块盒8段-山1段地震数据频谱分析

Fig. 7　Spectral analysis of seismic data from the He 8 Member to the Shan 1 Member in Block SuA

a. 原始地震数据体；b. 分频处理后地震数据体

（b图中红色、黄色和绿色区域分别为中心频率15，30和45 Hz的分频体。）

表2　苏A区块神经网络结构参数优选

Table 2　Optimization of neural network architecture parameters in Block SuA

隐藏层				最佳隐藏层			
层数	节点个数	训练集相关系数（R）	测试集相关系数（R）	层数	节点个数	训练集相关系数（R）	测试集相关系数（R）
1	5	0.913 8	0.843 4	1	6	0.948 7	0.656 1
	10	0.913 7	0.876 5		7	0.926 8	0.826 3
	15	0.911 8	0.870 4		8	0.926 8	0.781 6
	20	0.920 0	0.822 6		9	0.929 2	0.792 7
3	5	0.622 9	0.662 0	1	11	0.922 0	0.837 5
	10	0.655 0	0.751 8		12	0.904 2	0.889 4
	15	0.660 7	0.752 2		13	0.903 8	0.895 5
	20	0.657 2	0.757 8		14	0.907 9	0.882 8

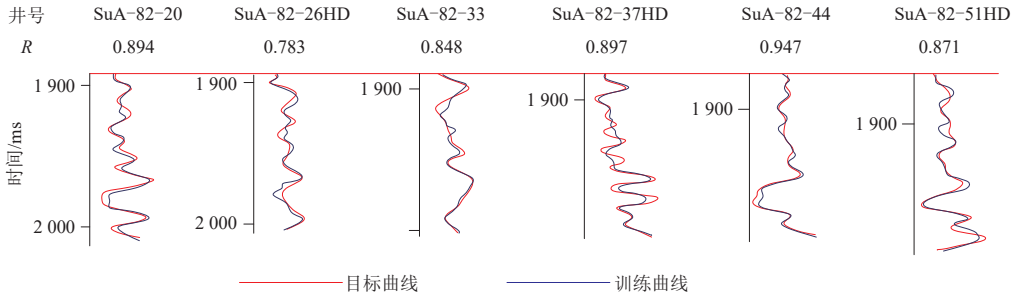

图8 苏A区块L0882测线盒8段-山1段GR曲线训练对比

Fig. 8 Comparison of GR log training results along seismic line L0882 from the He 8 Member to the Shan 1 Member in Block SuA

（*R*为训练曲线与实际曲线的相关系数。）

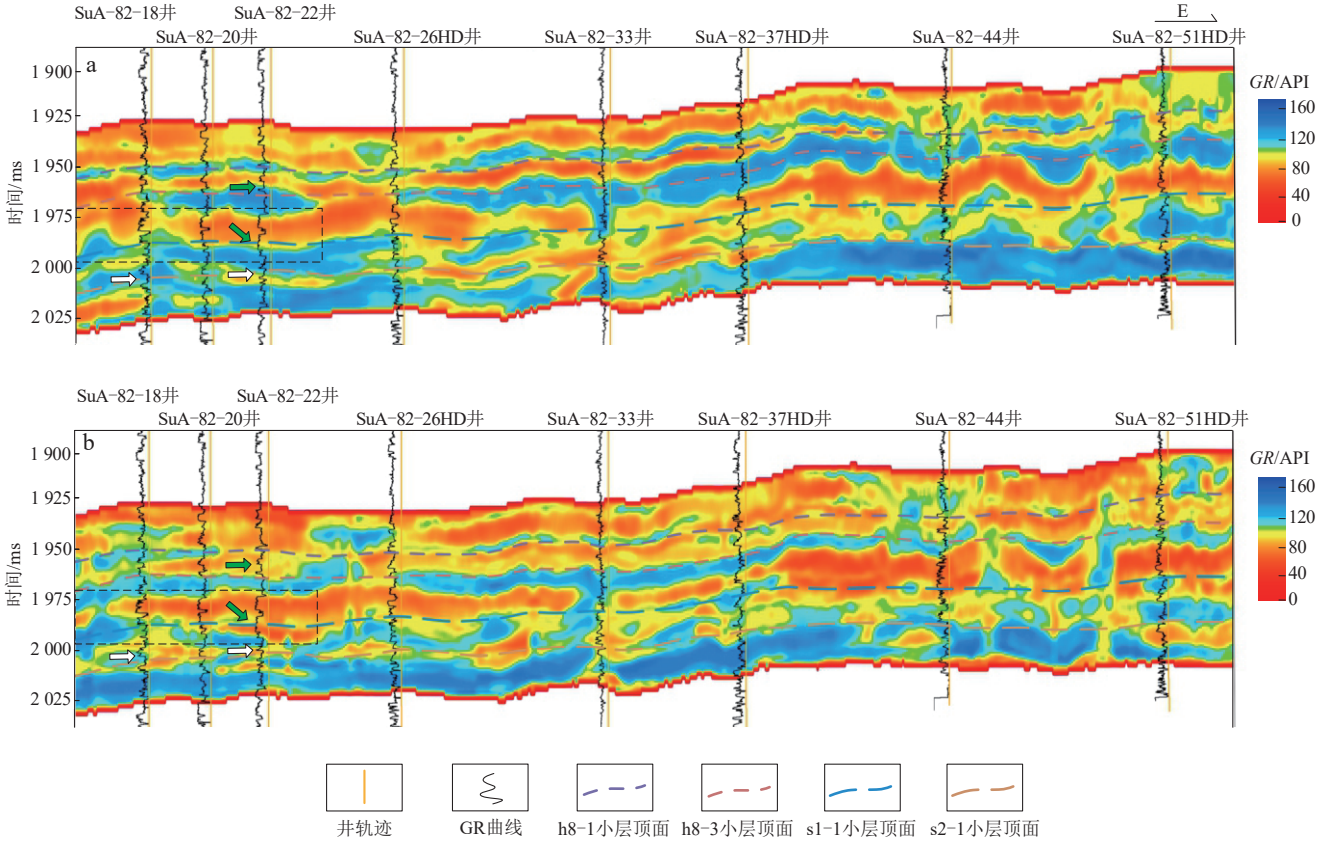

图9 苏A区块多子波分解与重构压制煤层干扰反演剖面压制前(a)和压制后(b)效果对比

Fig. 9 Comparison of inversion profiles befor (a) and after (b) coal-seam interference suppression by multi-wavelet decomposition and reconstruction in Block SuA

（GR为自然伽马曲线；图中的黑色虚线框部分代表压制煤层干扰前后井间砂体的响应差异；白色箭头处代表压制煤层干扰前、后中-薄层砂体的响应差异；绿色箭头处代表压制煤层干扰前、后厚砂体的响应差异。）

强反射后的分频智能反演在提升砂体识别能力与细节分辨率方面具有明显优势，主要体现在以下2个方面：①分辨率更高，薄层砂体刻画更清晰。压制强反射后，反演结果与测井GR曲线的对应关系更为一致，厚层砂体在井点及井间均呈现稳定的低GR响应，并能较好地反映砂体实际厚度与展布特征。尤其在未参与训练的SuA-82-18井与SuA-82-22井的山1段，能够识别出原本受强轴干扰而被掩盖的中-薄层砂体（图9白色箭头）。砂体垂向上表现为多期叠置特征，与测井解释的吻合度显著提高，说明该方法具有较好的泛化能力与预测可靠性。②反演属性更合理，弱化了强轴导致的“假连续”和异常增强现象。压制煤层干扰后，盒8下亚段及盒8上亚段厚砂体下部的响应更为突出（图9中绿色箭头）。压制前，反演结果受煤层响应干扰，在SuA-82-18井和SuA-82-20井之间砂体呈现突兀的高GR值，在井间仅见微弱的低GR值连接（图9b中黑色虚线框部

分）；压制后的反演剖面则呈现出“顶平底凸”的河道形态（图9a中黑色虚线框部分）。依据井点GR曲线响应（图9a），从SuA-82-22井至SuA-82-18井，单井砂体厚度逐渐减薄，在沉积上指示了单一河道由高能主体向低能侧翼的过渡，有效消除了井间反演属性高值假象与形态异常，使反演结果更符合河道砂体的分布规律。

通过提取井旁道GR反演结果并结合测井解释定量分析（图10），发现分频智能反演对中-厚层砂体具有较高的识别可靠性。当砂体厚度大于4 m时，砂体响应比例显著提高，表明对该类砂体而言这种反演方法具有较强的分辨能力和稳定性；当砂体厚度大于8 m时，反演仍保持较高的响应比例，能够较好反映厚层砂体的空间展布特征。相比之下，厚度小于4 m的砂体响应率较低，响应概率明显下降，反映出薄层砂体因受地震分辨率限制而仍存在一定的识别难度。

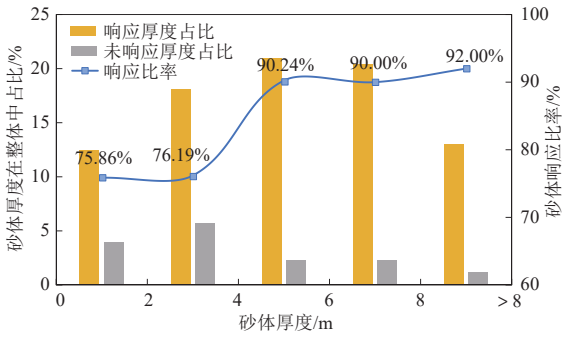

图10　苏A区块盒8段-山1段砂体厚度在整体中占比及响应比率柱状图

Fig. 10　Sand body thickness proportion and response ratio from the He 8 Member to the Shan 1 Member in Block SuA

整体来看，井旁道GR反演结果与实测GR测井曲线在幅值变化趋势和主要波动区间上具有较好的一致性（图11）。砂体段普遍对应较低GR值，泥

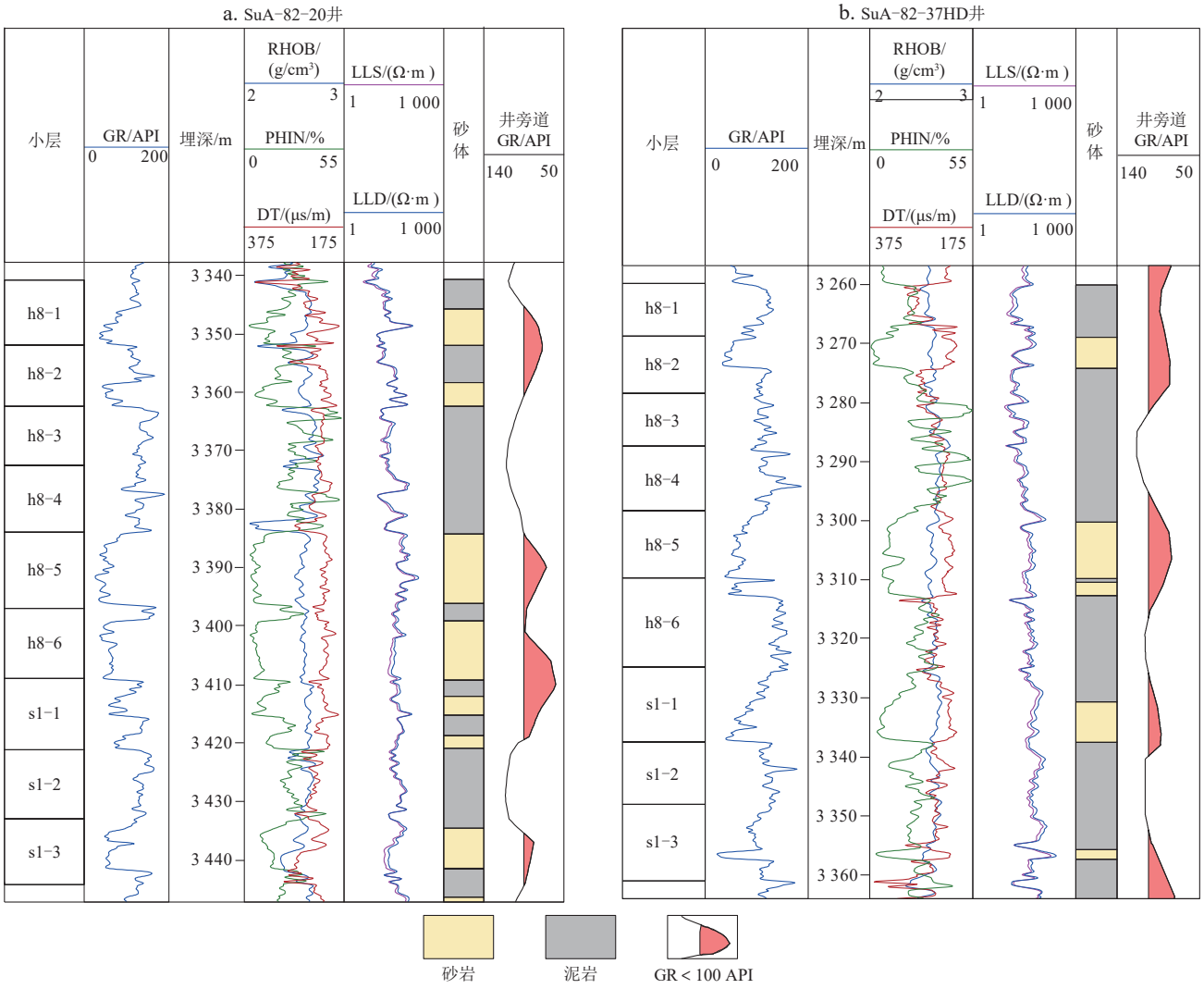

图11　苏A区块单井井旁道GR曲线拟合数据

Fig. 11　GR log fitting results of well-adjacent traces in Block SuA

（GR为自然伽马曲线；DT为声波时差曲线；RHOB为地层体积密度曲线；PHIN为中子孔隙度曲线；LLD为深侧向电阻率；LLS为浅侧向电阻率。）

岩段对应较高GR值，反演结果能够较好地反映砂岩和泥岩的纵向组合特征。对于厚层砂体，反演曲线在井旁道位置表现出清晰、连续的低GR响应，与测井解释的砂体层位高度一致；而对于薄砂体或多期河道叠置形成的复合砂体，反演曲线则表现出“包络线”拉长的特征，低GR响应区间在垂向上有所扩展，这与多期砂体在地震上的叠加响应特征相吻合。

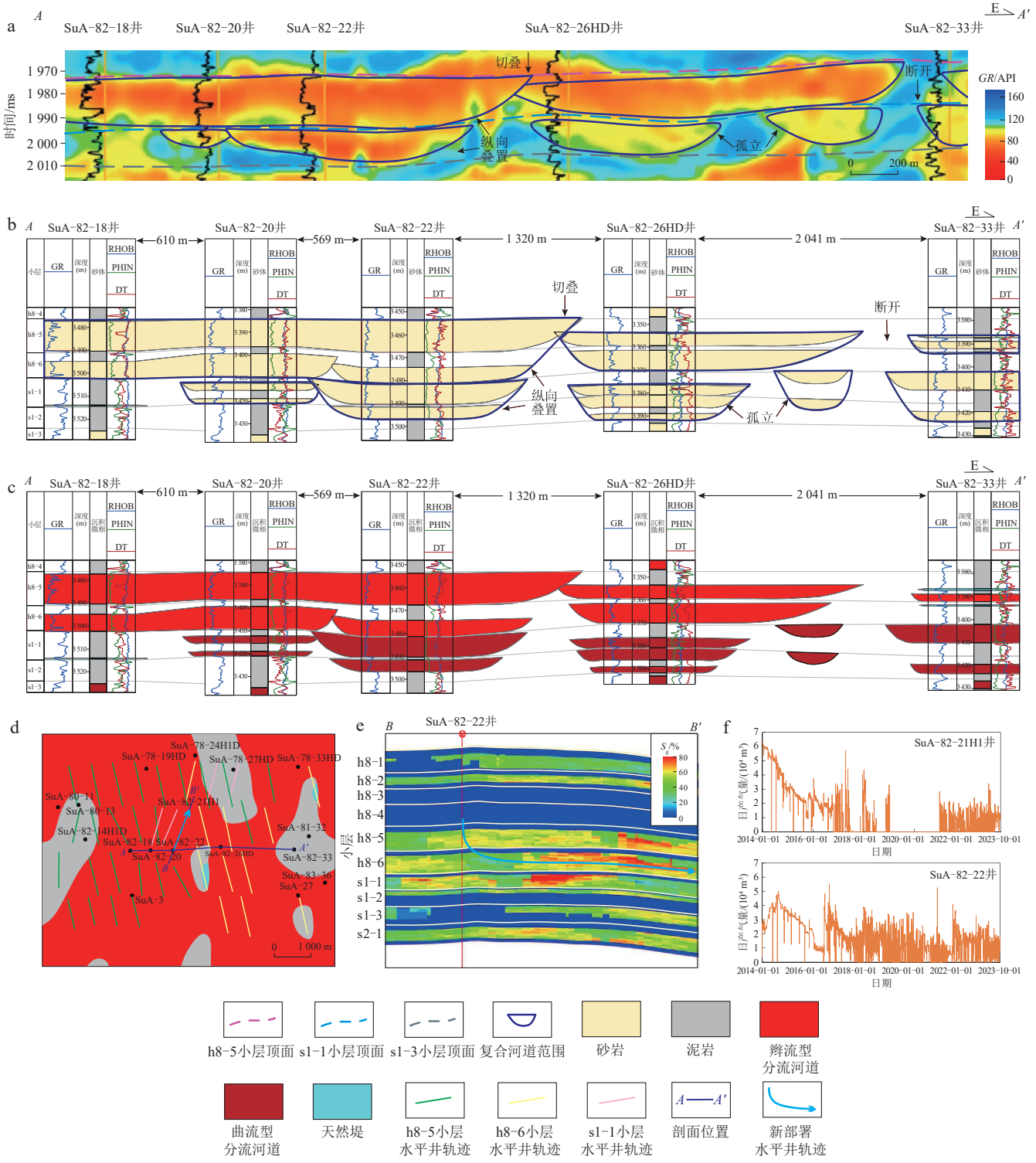

图12 基于GR智能反演结果刻画苏A区块砂体所得结果及水平井部署

Fig. 12 Sand body characterization and horizontal well deployment based on GR intelligent inversion results in Block SuA

a. 智能反演剖面；b. 砂体连井对比剖面；c. 沉积微相连井对比剖面；d. h8-6小层沉积微相平面分布；e. 含气饱和度模型切片；f. 不同开发井生产曲线（GR为自然伽马曲线；DT为声波时差曲线；RHOB为地层体积密度曲线；PHIN为中子孔隙度曲线；S_g为含气饱和度。）

4　对气层开发的指导意义

从反演剖面整体特征来看，研究区目的层砂体在平面上呈带状展布，垂向上表现为多期砂体叠置发育的复合体特征。利用沿主河道展布方向布置的A—A'剖面，并结合GR智能反演结果对砂体边界与内部属性变化进行精细刻画，可以清晰识别砂体之间的接触、切叠及侧向拼接关系（图12a，b）。研究区目的层砂体主要发育3类组合模式：①第一类是以多期河道砂体纵向叠置为特征的垂向复合型砂体，该类砂体厚度大、连续性好，是研究区最有利的气藏发育单元；②第二类是以侧向迁移为主、砂体之间呈切叠的侧向拼接型砂体，其连通性受控于河道迁移方向与规模变化；③第三类是局部发育的孤立型砂体，砂体规模较小，与周围砂体连通性较差，气藏有效性受限。

研究区盒8段和山1段沉积微相以三角洲平原辫流型分流河道、曲流型分流河道及河间洼地为主[58-59]。结合A—A'剖面揭示的砂体几何形态及单井沉积相分布特征，可进一步推断研究区沉积相带的平面展布规律（图12c，d），明确优势河道带及相带迁移方向。在此基础上，通过厘清砂体之间的连通关系与拼接样式，为直井与水平井的井轨迹优化提供了地质依据。优先在复合砂体发育、连通性良好的区域部署水平井，可有效提高单井控制储量与产能；针对多期叠置砂体发育区，可指导实施分层开发或精细化完井设计，以避免不同期次砂体之间的干扰。

在复合砂体优势发育带布置水平井，沿新部署水平井轨迹方向的B—B'剖面提取含气饱和度模型切片（图12e）。结果显示，水平井轨迹整体穿行于高含气饱和度带内，压裂改造后不仅目的层得到有效动用，上、下相邻砂体也可以实现联动开发。同时，井轨迹附近已投产井的生产曲线表明产气量稳定、递减平缓（图12f），进一步验证了砂体构型解剖与井位部署方案的合理性。基于GR智能反演结果对砂体与沉积相带分布进行精细刻画，清晰识别了砂体之间的接触、切叠及侧向拼接关系，为苏里格气田致密砂岩气藏的高效开发提供了可靠的地质依据。

5　结论

1）基于建立的4种正演概念模型，揭示了含煤层强反射对邻近砂体地震响应的干扰机制与影响规律。煤层干扰程度受砂体叠置关系、与煤层的垂向间距以及砂体厚度共同控制。垂直叠置砂体易产生反射干涉，导致振幅减弱、响应不连续；孤立砂体紧邻煤层时，反射衰减明显，易被掩盖；砂体距煤层越远，其独立反射特征越清晰，且厚砂体对煤层干扰的抵抗能力更强。

2）基于多子波分解与重构的强反射压制及时-频信息重建方法，有效改善了目的层弱反射波形特征，为复杂含煤背景下的中-薄层砂体识别提供了更有利的数据条件。在保证宏观砂体展布能够得到精细刻画的同时，显著提升了中-薄层砂体的识别能力与井间预测的合理性。

3）针对低品质地震资料，提出了压制煤层干扰的分频智能反演方法，实现了测井曲线与多主频地震波形特征之间的非线性协同约束反演。压制煤层强反射后，神经网络能够更稳定地建立地震波形与自然伽马曲线之间的非线性映射关系，提高砂体分辨率。当砂体厚度大于4 m时，砂体响应比例超过90%。

4）基于GR智能反演结果，明确了研究区目的层砂体的空间组合模式，表明该方法可为致密砂岩气藏水平井部署提供地质依据。研究区砂体主要发育垂向叠置型、侧向拼接型和孤立型3类组合模式，其中垂向叠置型砂体厚度大、连续性好，是最有利的气藏发育单元。结合砂体连通关系、沉积微相展布特征及含气饱和度模型切片，可优选含气饱和度较高的优势河道带部署水平井，指导致密砂岩气藏高效开发。

参　考　文　献

[1]　曾凡成，张昌民，魏兆胜，等. 火山活动影响下的致密砂岩气储层特征及气藏富集主控因素[J]. 地质学报，2021，95(3)：895-912.
ZENG Fancheng，ZHANG Changmin，WEI Zhaosheng，et al. Main enrichment controlling factors and reservoir characteristics of tight sandstone gas under the influence of volcanic activity[J]. Acta Geologica Sinica，2021，95(3)：895-912.

[2]　吕文雅，曾联波，陈双全，等. 致密低渗透砂岩储层多尺度天然裂缝表征方法[J]. 地质论评，2021，67(2)：543-556.
LYU Wenya，ZENG Lianbo，CHEN Shuangquan，et al. Characterization methods of multi-scale natural fractures in tight and low-permeability sandstone reservoirs[J]. Geological Review，2021，67(2)：543-556.

[3]　张兵，米洪刚，刘红星，等. 基于岩石物理约束的复杂致密砂岩储层叠前地震反演方法研究[J]. 地球物理学进展，2025，40(1)：220-229.
ZHANG Bing，MI Honggang，LIU Hongxing，et al. Pre-stack seismic inversion method for physical properties of complex tight sandstone reservoirs based on the rock physics model[J]. Progress in Geophysics，2025，40(1)：220-229.

[4]　HOSSEINZADEH S，SABERI M R，HAGHIGHI M，et al. Seismic inversion approaches for reservoir characterization：A

comprehensive review[J]. Journal of Applied Geophysics, 2025, 243: 105953.

[5] 葛家旺，陈聪，刘培，等. 人工智能驱动的陆架砂体地震沉积学表征——以珠江口盆地惠州凹陷新近系珠江组主力砂体为例[J]. 石油与天然气地质，2025，46(3)：860-875.
GE Jiawang, CHEN Cong, LIU Pei, et al. AI-driven seismic sedimentological characterization of shelf sand bodies: A case study on the Neogene Zhujiang Formation, Huizhou Sag, Pearl River Mouth Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2025, 46(3): 860-875.

[6] VEEKEN P C H, DA SILVA M. Seismic inversion methods and some of their constraints[J]. First Break, 2004, 22(6): 15-38.

[7] 张磊. 盐湖盆地复杂岩性区地震储层预测研究——以潜江凹陷潜4^0为例[J]. 中国石油和化工标准与质量，2021，41(1)：151-153.
ZHANG Lei. Seismic reservoir prediction in complex lithologic zones of saline lake basins: A case study of the Qianjiang Sag[J]. China Petroleum and Chemical Standard and Quality, 2021, 41(1): 151-153.

[8] 武国宁，吴春勇，杨晓璇，等. 深度学习优化算法在全波形反演中的性能对比[J]. 中国石油大学学报(自然科学版)，2026，50(1)：45-54.
WU Guoning, WU Chunyong, YANG Xiaoxuan, et al. A performance comparison of deep learning optimization algorithms for full waveform inversion[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2026, 50(1): 45-54.

[9] 苑书金，于常青. 各向异性介质中的弹性阻抗及其反演[J]. 地球物理学进展，2006，21(2)：520-523.
YUAN Shujin, YU Changqing. Elastic impedance and seismic inversion in anisotropic media[J]. Progress in Geophysics, 2006, 21(2): 520-523.

[10] WHITCOMBE D N. Elastic impedance normalization[J]. Geophysics, 2002, 67(1): 60-62.

[11] 苑书金，董宁，于常青. 叠前联合反演P波阻抗和S波阻抗的研究及应用[J]. 石油地球物理勘探，2005，40(3)：339-342.
YUAN Shujin, DONG Ning, YU Changqing. Study of prestack joint inversion of P-wave impedance and S-wave impedance and application[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2005, 40(3): 339-342.

[12] 姜岩，徐立恒，张秀丽，等. 叠前地质统计学反演方法在长垣油田储层预测中的应用[J]. 地球物理学进展，2013，28(5)：2579-2586.
JIANG Yan, XU Liheng, ZHANG Xiuli, et al. Prestack geostatistical inversion method and its application on the reservoir prediction of Changyuan oil field[J]. Progress in Geophysics, 2013, 28(5): 2579-2586.

[13] 王宇，韩立国，周家雄，等. L^1-L^2范数联合约束稀疏脉冲反演的应用[J]. 地球科学，2009，34(5)：835-840.
WANG Yu, HAN Liguo, ZHOU Jiaxiong, et al. Application of combined norm constrained sparseness spike inverse[J]. Earth Science, 2009, 34(5): 835-840.

[14] 陈飞旭，李振春，王伟奇. 基于二维经验模态分解的稀疏反演弱信号增强方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版)，2026，50(1)：76-83.
CHEN Feixu, LI Zhenchun, WANG Weiqi. Weak signal enhancement via sparse inversion of bidimensional empirical mode decomposition[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2026, 50(1): 76-83.

[15] 陈遵德，朱广生. 地震储层预测方法研究进展[J]. 地球物理学进展，1997，12(4)：76-84.
CHEN Zunde, ZHU Guangsheng. Research progress on the method of seismic reservoir prediction[J]. Progress in Geophysics, 1997, 12(4): 76-84.

[16] 吴伟涛，冯炎松，费世祥，等. 鄂尔多斯盆地神木气田二叠系石千峰组5段致密气富集因素及有利区预测[J]. 石油与天然气地质，2024，45(3)：739-751.
WU Weitao, FENG Yansong, FEI Shixiang, et al. Enrichment factors and play fairway mapping for tight gas in the 5th member of the Permian Shiqianfeng Formation, Shenmu Gas Field, Ordos Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2024, 45(3): 739-751.

[17] 赵龙梅，文桂华，李星涛，等. 鄂尔多斯盆地大宁-吉县区块山西组2^3亚段致密砂岩气储层“甜点区”评价[J]. 天然气工业，2018，38(增刊1)：5-10.
ZHAO Longmei, WEN Guihua, LI Xingtao, et al. Evaluation of “sweet spots” in tight sandstone gas reservoirs of the 2nd-3rd submembers of the Shanxi Formation in the Daning-Jixian area, Ordos Basin[J]. Natural Gas Industry, 2018, 38(S1): 5-10.

[18] 佘刚，周小鹰，王箭波. 多子波分解与重构法砂岩储层预测[J]. 西南石油大学学报(自然科学版)，2013，35(1)：19-27.
SHE Gang, ZHOU Xiaoying, WANG Jianbo. Prediction of sand reservoir with multi-wavelet seismic trace decomposition and reconstruction[J]. Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition), 2013, 35(1): 19-27.

[19] 袁悦，李帅，姜雪. 西湖凹陷K气田地震储层预测中去除煤层影响技术及其应用[J]. 海洋地质前沿，2024，40(4)：71-82.
YUAN Yue, LI Shuai, JIANG Xue. Research and application of coal seam interference trimming in seismic reservoir prediction of K Gas Field in Xihu Sag[J]. Marine Geology Frontiers, 2024, 40(4): 71-82.

[20] 张雨欣，李长洪，沈文洁，等. 长庆油田上古生界河流相砂体叠置模式研究及其在提高水平井储层钻遇率中的应用[J]. 录井工程，2023，34(2)：129-138.
ZHANG Yuxin, LI Changhong, SHEN Wenjie, et al. Study on superimposed patterns of upper Paleozoic fluvial sand bodies and its application in improving reservoir drilling rate of horizontal wells in Changqing Oilfield[J]. Mud Logging Engineering, 2023, 34(2): 129-138.

[21] 侯雨庭，喻健，张春雨，等. 鄂尔多斯盆地石炭系本溪组深部煤层气富集地质特征及勘探前景[J]. 石油学报，2025，46(5)：857-874.
HOU Yuting, YU Jian, ZHANG Chunyu, et al. Geological characteristics and exploration prospects of deep coalbed methane enriched in Carboniferous Benxi Formation, Ordos Basin[J]. Acta Petrolei Sinica, 2025, 46(5): 857-874.

[22] 刘大锰，王子豪，陈佳明，等. 基于ResNet残差神经网络识别的深部煤层显微组分和微裂缝分类——以鄂尔多斯盆地石炭系本溪组8煤层为例[J]. 石油与天然气地质，2024，45(6)：1524-1536.
LIU Dameng, WANG ZI Hao, CHEN Jiaming, et al. Classification of macerals and microfractures in deep coal seams based on ResNet: A case study of the No. 8 coal seam of the

Carboniferous Benxi Formation in the Ordos Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2024, 45(6): 1524-1536.

[23] 杜昕，范廷恩，董建华，等. 基于多层感知机网络的薄储层预测[J]. 石油地球物理勘探，2020，55(6)：1178-1187，1159.
DU Xin, FAN Tingen, DONG Jianhua, et al. Characterization of thin sand reservoirs based on a multi-layer perceptron deep neural network[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2020, 55(6): 1178-1187, 1159.

[24] 李炳颖，黄鑫，王伟，等. 基于叠前地质统计学反演的高分辨河道识别及薄层预测——以东海B气田为例[J]. 工程地球物理学报，2020，17(2)：236-241.
LI Bingying, HUANG Xin, WANG Wei, et al. High-resolution channel identification and thin bed prediction based on pre-stack geostatistics inversion-A case study of B Gas Field in the East China Sea[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2020, 17(2): 236-241.

[25] 贾爱林，孟德伟，王国亭，等. 鄂尔多斯盆地不同类型气藏开发技术与开发模式[J]. 石油勘探与开发，2025，52(3)：692-703.
JIA Ailin, MENG Dewei, WANG Guoting, et al. Development technologies and models of different types of gas reservoirs in Ordos Basin, NW China [J]. Petroleum Exploration and Development, 2025, 52(3): 692-703.

[26] 谢康，谭秀成，冯敏，等. 鄂尔多斯盆地苏里格气田东区奥陶系马家沟组早成岩期岩溶及其控储效应[J]. 石油勘探与开发，2020，47(6)：1159-1173.
XIE Kang, TAN Xiucheng, FENG Min, et al. Eogenetic karst and its control on reservoirs in the Ordovician Majiagou Formation, eastern Sulige Gas Field, Ordos Basin, NW China [J]. Petroleum Exploration and Development, 2020, 47(6): 1159-1173.

[27] WANG Wurong, YUE Dali, ERIKSSON K A, et al. Spatial variations in diagenetic facies in tight sandstones from sublacustrine-fan deposits: Upper Triassic Yanchang formation, Ordos Basin, China[J]. Marine and Petroleum Geology, 2023, 156: 106446.

[28] 田刚，卢明德，薛海军，等. 鄂尔多斯盆地伊盟隆起南部构造边界厘定及其油气勘探意义[J]. 石油与天然气地质，2025，46(1)：108-122.
TIAN Gang, LU Mingde, XUE Haijun, et al. Delineation of the southern structural boundary of the Yimeng Uplift in the Ordos Basin and its implications for hydrocarbon exploration[J]. Oil & Gas Geology, 2025, 46(1): 108-122.

[29] YANG Yongtai, LI Wei, MA Long. Tectonic and stratigraphic controls of hydrocarbon systems in the Ordos Basin: A multicycle cratonic basin in central China[J]. AAPG Bulletin, 2005, 89(2): 255-269.

[30] 任战利，祁凯，李进步，等. 鄂尔多斯盆地热动力演化史及其对油气成藏与富集的控制作用[J]. 石油与天然气地质，2021，42(5)：1030-1042.
REN Zhanli, QI Kai, LI Jinbu, et al. Thermodynamic evolution and hydrocarbon accumulation in the Ordos Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2021, 42(5): 1030-1042.

[31] 孟德伟，贾爱林，冀光，等. 大型致密砂岩气田气水分布规律及控制因素——以鄂尔多斯盆地苏里格气田西区为例[J]. 石油勘探与开发，2016，43(4)：607-614，635.
MENG Dewei, JIA Ailin, JI Guang, et al. Water and gas distribution and its controlling factors of large scale tight sand gas: A case study of western Sulige Gas Field, Ordos Basin, NW China [J]. Petroleum Exploration and Development, 2016, 43(4): 607-614, 635.

[32] 张金武，王国勇，何凯，等. 苏里格气田老井侧钻水平井开发技术实践与认识[J]. 石油勘探与开发，2019，46(2)：370-377.
ZHANG Jinwu, WANG Guoyong, HE Kai, et al. Practice and understanding of sidetracking horizontal drilling in old wells in Sulige Gas Field[J]. Petroleum Exploration and Development, 2019, 46(2): 370-377.

[33] 李建忠，郭彬程，郑民，等. 中国致密砂岩气主要类型、地质特征与资源潜力[J]. 天然气地球科学，2012，23(4)：607-615.
LI Jianzhong, GUO Bincheng, ZHENG Min, et al. Main types, geological features and resource potential of tight sandstone gas in China[J]. Natural Gas Geoscience, 2012, 23(4): 607-615.

[34] 卢涛，张吉，李跃刚，等. 苏里格气田致密砂岩气藏水平井开发技术及展望[J]. 天然气工业，2013，33(8)：38-43.
LU Tao, ZHANG Ji, LI Yuegang, et al. Horizontal well development technology for tight sandstone gas reservoirs in the Sulige Gas Field, Ordos Basin[J]. Natural Gas Industry, 2013, 33(8): 38-43.

[35] 刘桂珍，张丹丹，李盼. 鄂尔多斯东南部上古生界混积层沉积特征[J]. 西南石油大学学报(自然科学版)，2018，40(2)：25-34.
LIU Guizhen, ZHANG Dandan, LI Pan. Sedimentary characteristics of Upper Paleozoic mixed deposits in southeastern Ordos[J]. Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition), 2018, 40(2): 25-34.

[36] 张春林，范立勇，赵振宇，等. 鄂尔多斯盆地中-东部石炭系本溪组灰岩沉积储层特征及主控因素[J]. 石油与天然气地质，2026，47(1)：81-95.
ZHANG Chunlin, FAN Liyong, ZHAO Zhenyu, et al. Characteristics and primary controlling factors of limestone reservoirs in the Carboniferous Benxi Formation, east-central Ordos Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2026, 47(1): 81-95.

[37] 李易隆，贾爱林，冀光，等. 鄂尔多斯盆地中—东部下石盒子组八段辫状河储层构型[J]. 石油学报，2018，39(9)：1037-1050.
LI Yilong, JIA Ailin, JI Guang, et al. Reservoir architecture of braided river in Member 8 of Xiashihezi Formation, central-eastern Ordos Basin[J]. Acta Petrolei Sinica, 2018, 39(9): 1037-1050.

[38] 叶超，王超，邓攀，等. 苏里格气田苏54区块盒8段砂体特征及分布规律研究[J]. 内蒙古石油化工，2014，40(20)：134-137.
YE Chao, WANG Chao, DENG Pan, et al. The study of sandbodies distribution characterization of He 8 member in Su 54 Block of Sulige Gas Field[J]. Inner Mongolia Petrochemical Industry, 2014, 40(20): 134-137.

[39] 赵虹，党犇，李文厚. 鄂尔多斯盆地中东部上古生界三角洲沉积特征[J]. 天然气工业，2006，26(1)：26-29.
ZHAO Hong, DANG Ben, LI Wenhou. Characteristics of Upper

Paleozoic delta deposits in east-central Ordos Basin[J]. Natural Gas Industry, 2006, 26(1): 26-29.

[40] 马新华, 贾爱林, 谭健, 等. 中国致密砂岩气开发工程技术与实践[J]. 石油勘探与开发, 2012, 39(5): 572-579.
MA Xinhua, JIA Ailin, TAN Jian, et al. Tight sand gas development technologies and practices in China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2012, 39(5): 572-579.

[41] 崔明明, 李进步, 李莹, 等. 鄂尔多斯盆地苏里格气田西南部致密储层非均质性特征及对成藏的制约[J]. 地质学报, 2024, 98(1): 214-230.
CUI Mingming, LI Jinbu, LI Ying, et al. Heterogeneity characteristics and its constraints on accumulation of tight sandstone reservoirs in the southwestern Sulige Gas Field, Ordos Basin[J]. Acta Geologica Sinica, 2024, 98(1): 214-230.

[42] 孙雄伟, 张枫, 张宝权, 等. 煤系地层致密气薄储层地震预测方法——以鄂尔多斯盆地大宁—吉县区块为例[J]. 天然气地球科学, 2022, 33(7): 1165-1174.
SUN Xiongwei, ZHANG Feng, ZHANG Baoquan, et al. Seismic prediction method for tight gas thin reservoir in coal measure strata: Taking Daning-Jixian Block in Ordos Basin as an example[J]. Natural Gas Geoscience, 2022, 33(7): 1165-1174.

[43] 岳大力, 李伟, 王军, 等. 基于分频融合地震属性的曲流带预测与点坝识别: 以渤海湾盆地埕岛油田馆陶组为例[J]. 古地理学报, 2018, 20(6): 941-950.
YUE Dali, LI Wei, WANG Jun, et al. Prediction of meandering belt and point-bar recognition based on spectral-decomposed and fused seismic attributes: A case study of the Guantao Formation, Chengdao Oilfield, Bohai Bay Basin [J]. Journal of Palaeogeography (Chinese Edition), 2018, 20(6): 941-950.

[44] 岳大力, 李伟, 王武荣, 等. 曲流河沉积构型研究现状与展望[J]. 地学前缘, 2025, 32(5): 113-130.
YUE Dali, LI Wei, WANG Wurong, et al. Advances and prospects of meandering river sedimentary architecture research[J]. Earth Science Frontiers, 2025, 32(5): 113-130.

[45] MIALL A D. Reservoir heterogeneities in fluvial sandstones: Lessons from outcrop studies[J]. AAPG Bulletin, 1988, 72(6): 682-697.

[46] KELK S, FAIRBAIRN C, STUART G. Seismic attributes in coal exploration: preliminary studies to identify geological features [C]. Exploration Seismology, Geophysical Journal International, 1988, 92(3): 534-535.

[47] BREDESEN K, JENSEN E H, JOHANSEN T A, et al. Quantitative seismic interpretation using inverse rock physics modelling[J]. Petroleum Geoscience, 2015, 21(4): 71-284.

[48] ZHAO Yan, MAO Ningbo, XU Jing. Generalized stable inverse Q filtering[J]. Journal of Applied Geophysics, 2019, 169: 214-225.

[49] ABAKUMOV I, ROESER A, SHAPIRO S A. Arrival-time picking uncertainty: Theoretical estimations and their application to microseismic data[J]. Geophysics, 2020, 85(4): U65-U76.

[50] CASTAGNA P J, SUN Shengjie, SIEGFRIED R W. Instantaneous spectral analysis: Detection of low-frequency shadows associated with hydrocarbons [J]. The Leading Edge, 2003, 22(2): 120-127.

[51] MARGRAVE G F. Theory of nonstationary linear filtering in the Fourier domain with application to time-variant filtering [J]. Geophysics, 1998, 63(1): 244-259.

[52] 张繁昌, 兰南英, 李传辉, 等. 地震匹配追踪技术与应用研究进展[J]. 石油物探, 2020, 59(4): 491-504.
ZHANG Fanchang, LAN Nanying, LI Chuanhui, et al. A review on seismic matching pursuit [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2020, 59(4): 491-504.

[53] 何幼娟, 马洪涛, 邓锋, 等. 地震子波分解与重构技术在薄储层预测中的应用[J]. 断块油气田, 2024, 31(2): 319-325.
HE Youjuan, MA Hongtao, DENG Feng, et al. Application of seismic wavelet decomposition and reconstruction technology in thin reservoir prediction [J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2024, 31(2): 319-325.

[54] 黄官荣. 三塘湖油田牛圈湖东区西二段智能化地震砂体构型预测[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2023.
HUANG Guanrong. Prediction of sand body and sedimentary architecture using intelligent seismic method of the second member of Xishanyao Formation in the eastern Niujuanhu area, Santanghu Oilfield[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2023.

[55] LI Wei, YUE Dali, WU Shenghe, et al. Characterizing meander belts and point bars in fluvial reservoirs by combining spectral decomposition and genetic inversion[J]. Marine and Petroleum Geology, 2019, 105: 168-184.

[56] 岳大力, 李伟, 王武荣, 等. 碎屑岩储层智能表征与建模方法研究现状及展望[J]. 古地理学报, 2025, 27(4): 903-923.
YUE Dali, LI Wei, WANG Wurong, et al. Advances and perspectives in intelligent characterization and modeling of clastic reservoirs [J]. Journal of Palaeogeography (Chinese Edition), 2025, 27(4): 903-923.

[57] 李宏涛. 基于井-震联合的辫状河沉积微相分析——以鄂尔多斯盆地东胜气田锦77井区为例[J]. 石油与天然气地质, 2025, 46(1): 91-107.
LI Hongtao. Microfacies analysis of braided river deposits based on seismic-to-well ties: A case study of the Jin-77 well block in the Dongsheng Gas Field, Ordos Basin[J]. Oil & Gas Geology, 2025, 46(1): 91-107.

[58] 付金华, 魏新善, 任军峰, 等. 鄂尔多斯盆地天然气勘探形势与发展前景[J]. 石油学报, 2006, 27(6): 1-4, 13.
FU Jinhua, WEI Xinshan, REN Junfeng, et al. Gas exploration and developing prospect in Ordos Basin[J]. Acta Petrolei Sinica, 2006, 27(6): 1-4, 13.

[59] 胡云亭, 刘灵童, 王文升, 等. 基于沉积相控的优质储层预测——以鄂尔多斯盆地X区块下石盒子组致密砂岩气为例[J]. 断块油气田, 2020, 27(6): 705-709, 718.
HU Yunting, LIU Lingtong, WANG Wensheng, et al. High-quality reservoir prediction based on sedimentary facies control technique: Taking tight sandstone gas of X Block in Lower Shihezi Formation of Ordos Basin as an example[J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2020, 27(6): 705-709, 718.

(编辑 张济华)