

基于分频智能反演的曲流河点坝与废弃河道识别

李洪辉^{1,2}, 岳大力^{*1,2}, 李伟^{1,2}, 郭长春³, 李响³, 吕梅^{1,2}

(1. 油气资源与探测国家重点实验室, 北京 102249; 2. 中国石油大学(北京)地球科学学院, 北京 102249; 3. 中国石化胜利油田分公司勘探开发研究院, 山东东营 257000)

摘要:曲流河点坝、废弃河道级次构型表征对丰富曲流河储层构型模式、指导油气田高效开发具有重要意义。为此,以渤海湾盆地孤岛油田中12—斜检3011井区馆陶组为例,基于分频智能反演技术识别曲流河点坝与废弃河道。首先,通过地震资料分频处理,依据振幅与砂体厚度之间的关系优选最佳频段地震资料,采用支持向量回归(SVR)的机器学习算法进行分频反演;其次,在利用反演数据体平面属性刻画复合河道砂体分布规律的基础上,根据河道边界的地震、测井等响应特征预测单一曲流带;最后,以废弃河道泥质半充填的样式为指导,选取目的层上、中、下部的反演属性切片进行RGB融合,建立废弃河道识别模板,并在定量模式约束下识别点坝和废弃河道。研究表明:①基于机器学习的分频反演技术能够充分利用不同频段地震信息与测井信息,提高了反演结果的分辨率,可指导河道边界识别;②采用RGB融合技术融合河道不同位置的反演属性切片,能够辅助判别砂体之间的空间组合关系,有助于井间废弃河道识别;③在地震资料主频为38 Hz的情况下,利用基于分频智能反演的曲流河点坝与废弃河道识别技术在研究区目的层复合曲流带中共识别了4个单一曲流带、13个废弃河道和15个点坝。开发动态资料验证了识别结果的准确性,该方法具有很好的应用前景。

关键词:储层构型,分频反演,RGB融合,机器学习,曲流河,孤岛油田

中图分类号:P631 文献标识码:A doi: 10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2023.02.013

Identification of point bar and abandoned channel of meandering river by spectral decomposition inversion based on machine learning

LI Honghui^{1,2}, YUE Dali^{*1,2}, LI Wei^{1,2}, GUO Changchun³, LI Xiang³, LYU Mei^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Petroleum Resources and Prospecting, Beijing 102249, China; 2. College of Geosciences, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China; 3. Research Institute of Exploration & Development, SINOPEC Shengli Oilfield Company, Dongying, Shandong 257000, China)

Abstract:Characterizing the hierarchical architecture of point bars and abandoned channels of a meandering river is of great significance for enriching the architecture pattern of the meandering river reservoir and guiding the efficient development of oil and gas fields. Therefore, the Guantao Formation of Zhong12-Xiejian 3011 well block in Gudao Oilfield in Bohai Bay Basin is taken as an example, and the point bars and abandoned channels of the meandering river are identified based on spectral decomposition inversion technology. Firstly, with the seismic data processed by spectral decomposition, the optimal seismic data of frequency bands are selected according to the relationship between the amplitude and the thickness of the sand body, and the machine learning algorithm of support vector regression (SVR) is used for spectral decomposition inversion. Then, on the basis of describing the distribution law of sand bodies in composite channels by the plane attribute of inversed data volume, the single meander belt is predicted according to the seismic, well logging, and other response characteristics of channel boundaries. Finally, guided by the muddy semi-filling pattern of abandoned channels, this paper selects the inversion attribute slices of the upper, middle, and lower parts of the target layer for RGB fusion, so as to establish the identification pattern of abandoned channels and identify point bars and abandoned channels under the constraints of the quantitative model. The results show that: ①The spectral decomposition inversion technology based on machine learning can make full use of seismic information and logging information of different frequency bands, which improves the resolution of inversion results and can guide channel boundary identification; ②RGB fusion technology is used to fuse the inversion attribute slices at different positions of the channel, which can help

*北京市昌平区府学路18号中国石油大学(北京)地球科学学院,102249。Email:yuedali@cup.com.cn

本文于2022年2月14日收到,最终修改稿于2023年1月14日收到。

本研究受国家自然科学基金项目“渤海湾盆地洪冲型湖相重力流沉积演化机理及差异构型模式”(42272186)和“坡度与水深主控的河流辫一曲转换机理及其沉积响应”(42202109)、中石油战略合作专项“鄂尔多斯盆地致密油—页岩油储层非均质成因机理与表征技术”(ZLZX2020-02)和中石油勘探开发研究院合作课题“典型低品位油藏储层定量刻画及不同流动单元表征研究”(2021DJ1101)联合资助。

recognize the spatial combination relationship between sand bodies and identify inter-well abandoned channels;
③Based on the seismic data with a dominant frequency of 38 Hz, four single meander belts, 13 abandoned channels, and 15 point bars are identified in the composite meander belts of the target layer by using the identification technology of point bars and abandoned channels of meandering river based on spectral decomposition inversion. The injection well data verifies the accuracy of this method, which has a good application prospect.

Keywords: reservoir architecture, spectral decomposition inversion, RGB fusion, machine learning, meandering river, Gudao Oilfield

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

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

0 引言

曲流河河道频繁改道、多期叠置,砂体时空分布特征非常复杂^[1-4]。点坝是曲流河砂体的沉积主体,通常被成因相关、泥质充填的废弃河道所约束^[2]。油气勘探实践表明,废弃河道是控制剩余油分布的重要地质因素^[1-3],对注入水的波及效率和油气的采收率影响很大。因此,精细表征曲流带及内部点坝与废弃河道的空间分布,对提高油气采收率具有重要意义^[5-6]。

孤岛油田位于渤海湾盆地济阳拗陷沾化凹陷东部,是一个大型披覆背斜整装稠油油藏。其中,中12—斜检3011井区面积约为6.5 km²,已有开发井共282口,井网密度达66.7口/km²;三维地震资料主频为38 Hz,频带范围为24~52 Hz。目的层新近系馆陶组馆3砂组(后文简称为Ng3)主要为曲流河沉积^[1-2],储层以粉砂岩为主。Ng3深度为1170~1210 m,速度为2400~2600 m/s。目前,综合含水率达98.1%,已进入特高含水开发后期。随着剩余油的分布特征越来越复杂,控制剩余油分布的地质体尺度越来越小,河道砂体级次的构型预测难以满足油田开发需求,因此需要进一步开展点坝、废弃河道级次构型研究。另外,在密井网区可以利用井资料通过插值算法预测曲流河点坝与废弃河道的分布^[1-3],但由于储层的非均质性强,井间废弃河道的充填特征、延伸范围、宽度及组合样式等的预测结果仍存在不确定性。因此,亟需采用井震结合的方法提高砂体与废弃河道空间展布的预测精度。

分频反演作为一种高分辨率反演方法已逐步应用于储层预测^[7-11]。于建国等^[7]早在2006年提出分频反演的思想,之后该方法不断发展,开始应用于河道砂体预测^[8]和烃源岩识别^[9]。该方法具有分辨

率高、无需地震子波假设条件、反演结果不局限于波阻抗等优点^[7]。近年来,频段优选的理论基础逐渐完善,分频反演技术的发展已趋于成熟,并与人工智能反演、数据驱动的多属性反演相结合,初步形成了分频智能反演方法^[10-11]。现有的井震结合表征方法(包括分频智能反演)主要识别曲流带级次,需要进一步探索点坝与废弃河道级次的识别方法。

为此,本文基于分频智能反演技术识别中12—斜检3011井区曲流河点坝与废弃河道。首先,通过地震资料分频处理,依据振幅与砂体厚度之间的关系优选最佳频段地震资料,采用支持向量回归(SVR)的机器学习算法进行分频反演;其次,在反演数据体平面属性刻画复合河道砂体分布规律的基础上,根据河道边界的地震、测井等响应特征预测单一曲流带;最后,以废弃河道泥质半充填的样式为指导,选取目的层上、中、下部的反演属性切片进行RGB融合,建立废弃河道识别模板,并在定量模式的约束下识别点坝和废弃河道,以降低井间构型预测多解性,为油田后期提高采收率提供可靠依据。

1 分频智能反演

地震分频技术与机器学习方法相结合,可提高反演结果的精度,从而为储层构型解释奠定基础。

1.1 分频必要性

地震资料分频处理可提高分辨率,降低调谐现象带来的多解性^[11-12]。根据不同主频的子波与楔状体模型褶积正演后所得到的砂体厚度与振幅之间的调谐关系曲线^[12](图1)可知:频率越高,调谐厚度越小,地震资料分辨率越高;受调谐现象影响,振幅随着砂体厚度增大而增大,直到砂体厚度达到1/4波长(调谐厚度),之后振幅逐渐减小至恒定的常数。

对地震资料进行分频,充分挖掘不同频段的地

震信息,尤其是高频信息,能有效提高地震资料的分辨率。同时,利用振幅预测砂体厚度时,由于调谐现象,同一振幅值可对应多个砂体厚度(如 60 Hz 的地震数据体,振幅值 0.83 对应于点 A 和点 B 两个砂体厚度),即地震属性解释具有多解性;如果同时考虑多个分频数据体,如同时满足 60 Hz 与 30 Hz 的振幅属性值(即满足点 B 与点 C 的振幅属性值),只有唯一对应时间厚度 7.5 ms(图 1)。因此,通过分频既可以提高地震资料解释精度,又可以降低地震资料的多解性。

1.2 分频智能反演流程

在分频智能地震反演之前,需要利用合成地震记录将研究区内 282 口井资料与地震资料进行时深关系匹配。具体技术流程(图 2)如下。

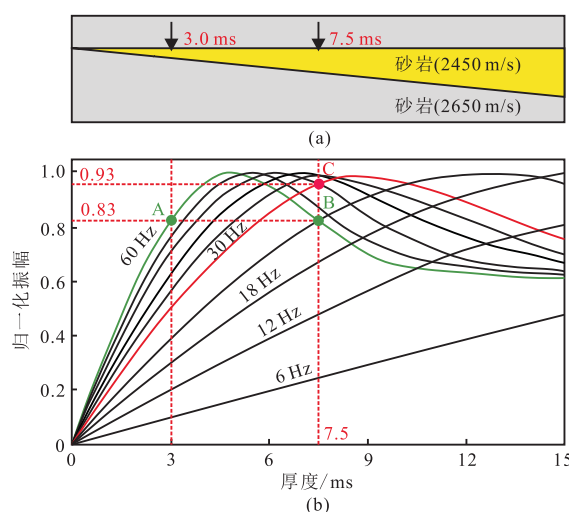


图 1 楔形砂体地质模型(a)及不同频率下其振幅与时间厚度之间的关系(b)(据文献[12])

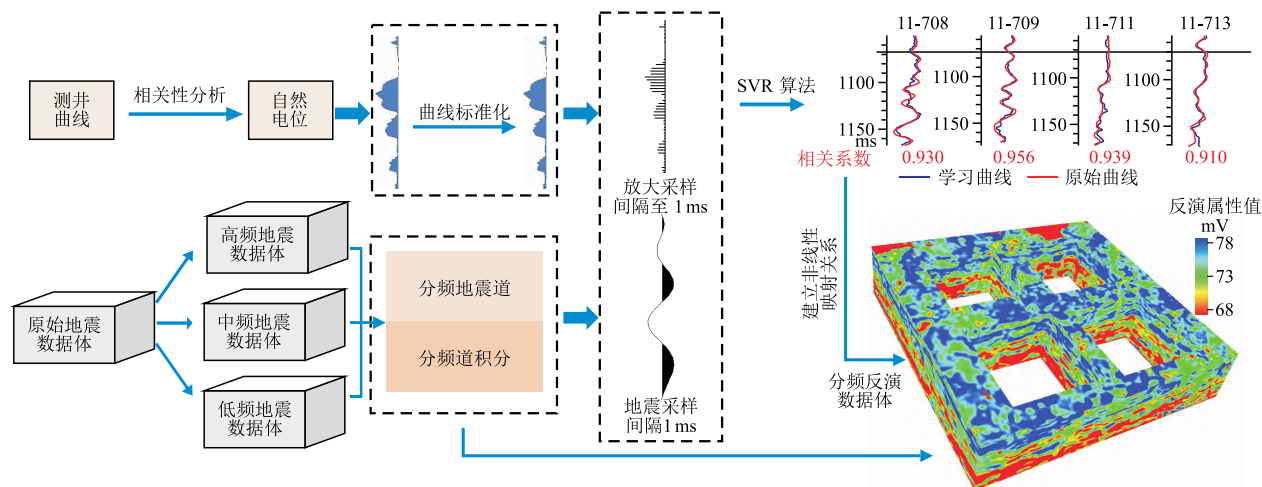


图 2 分频智能反演流程图

(1) 目标测井参数选取和地震资料分频处理。由测井参数交会分析(图 3)可知,自然电位(SP)测井参数能更好地区分砂、泥岩。研究区内所有井均有 SP 测井曲线,样本充足。因此,反演选取 SP 测井参数。

通过短时傅里叶变换^[13]、连续小波变换^[14-15]、

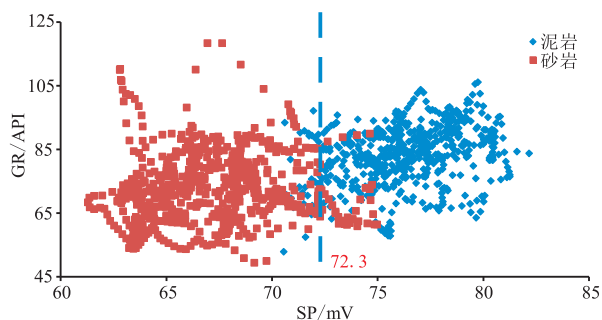


图 3 SP 与 GR 测井参数交会图

指数追踪^[16]等算法,可将地震数据由时间域转换至频率域进行分解,其中连续小波变换算法因时窗可变、结果稳定而应用广泛^[14-15]。分解数据体需要遵循两个原则:一是需要控制所有分频数据体的频带范围均在原始地震资料有效频带范围内,确保较高的信噪比;二是分解的数据体不宜过多,过多会导致信息冗余,同时增加运算时长。为此,本文以 Marr 子波作为母小波,利用连续小波变换算法将原始地震资料分解为高、中、低频数据体(图 4)。

(2) 测井曲线预处理和地震属性输入。首先对 SP 测井曲线进行标准化处理。由于地震资料分辨率低,为了将井、震信息匹配,需将 SP 曲线采样间隔放大至 1 ms(地震采样间隔)。其次,为了保留地震信息,将分频地震道和分频道积分作为内部属性输入。

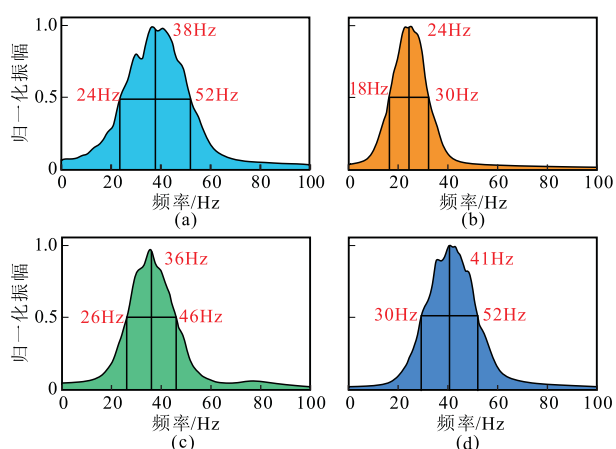


图 4 地震资料频谱分析

- (a)原始地震资料,主频为 38 Hz,频带范围为 24~52 Hz;
 (b)低频数据体,主频为 24 Hz,频带范围为 18~30 Hz;
 (c)中频数据体,主频为 36 Hz,频带范围为 26~46 Hz;
 (d)高频数据体,主频为 41 Hz,频带范围为 30~52 Hz

(3)机器学习数据准备。选取 150 口直井数据参与训练学习,随机选择 80% 的井(120 口)的数据作为机器学习的训练集,20% 的井(30 口)作为测试集。除直井外,剩余斜井数据均作为验证集。在每个分频地震数据体中,提取井点周围地震道作为特征向量,SP 测井曲线作为监督数据(标签)。由于以 SP 测井曲线为标签,因此得到的反演数据体属性值在一定程度上反映了自然电位的分布特征。

(4)建立回归模型。利用 Vapnic 等^[17]提出的支持向量机训练方法建立回归模型,其中核函数为径向基函数(RBF)。该方法在保证高精度拟合的同时,可得到全局最优且避免局部最优结果^[18-21],能

很好地解决“维数灾难”(Curse of Dimensionality)和“过拟合”等问题。在支持向量机回归中,控制模型是否合理的最重要的三个超参数分别为: C (Cost)为惩罚系数,即对误差的宽容度; γ 为选择 RBF 作为核函数后自带的参数,决定数据映射到新的特征空间后的分布; ϵ 控制回归模型间隔宽度。三个超参数越大,学习结果越接近目标曲线。但过分逼近会导致过拟合,因此通过调试参数,本文最终设置 C 为 4, γ 为 0.5, ϵ 为 0.5。

(5)获取反演数据体。通过支持向量机建立 SP 参数与地震道之间的非线性映射关系,将所有频段的属性体转换为一个代表标准化 SP 测井曲线的反演数据体。

1.3 可靠性分析

从定性和定量两方面评价分频智能反演效果及机器学习的可靠性。

由图 5 可见,分频智能反演结果与原始地震波形具有较好的匹配度,与 SP 测井曲线吻合度高;分频智能反演结果分辨率高于原始地震波形和常规反演,且砂体分布更为连续,形态更为清晰(如图 5 白色箭头所指)。

提取井旁道反演属性值,将训练学习参与井、未参与井(验证井)的反演属性值与岩性进行交会分析,发现两者反演属性值均在 72.3 mV 时可区分砂、泥岩(图 6),而直接利用测井资料区分砂、泥岩的 SP 门槛值同样为 72.3 mV(图 3),因此可以认为分频智能反演结果可靠。

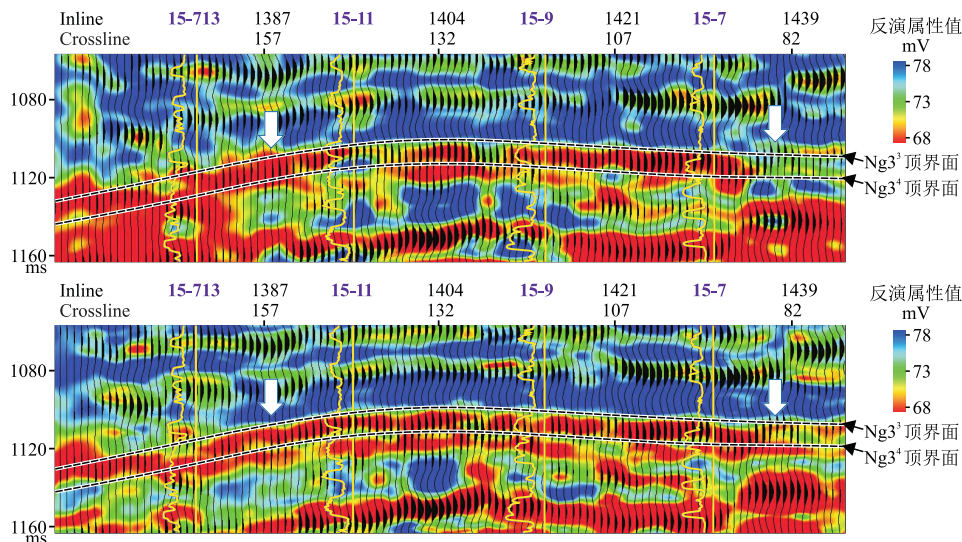


图 5 常规反演(上)与分频智能反演(下)剖面效果对比
 叠加地震波形为 90°相位转换处理后,井旁测井曲线类型均为 SP。

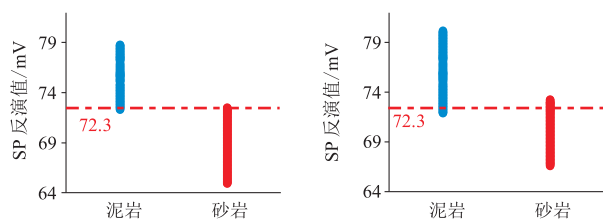


图6 反演属性值与训练参与井(左)、验证井(右)岩性交会图

2 曲流河多级次构型表征

储层构型是指不同级次储层构成单元的形态、规模、方向及其叠置关系^[22]。研究区 Ng3 上段主要发育高弯度曲流河道^[1-2],按照 Maill^[23]的划分方案,曲流带(包括复合曲流带和单一曲流带)为 5 级构型单元,点坝为 4 级构型单元,侧积体为 3 级构型单元。因地震资料垂向分辨率不足,本文只分析曲流带和点坝级次构型。

2.1 单一曲流带级次构型预测

研究区整体为复合曲流带内部,砂体规模尺度小且连片分布,分析曲流河道接触关系意义不大,因此本文在利用反演属性结果进行砂体预测的基础上,从单一曲流带构型预测入手,利用地震正演模拟、多井构型对比、地震反演、经验公式等进行单一曲流带构型识别。

2.1.1 单一曲流带边界识别标志

由于河道频繁改道,复合河道往往为多条单河道侧向叠置而成。河道组合按照成因可划分为四种类型,即河间溢岸型、废弃河道型、规模差异/高程差异型和规模相近型。据此对四种河道组合类型开展正演模拟,其中砂岩速度设置为 2800 m/s,泥岩速度为 2500 m/s,子波选用 38 Hz 雷克子波。结合多井构型剖面 and 反演剖面,建立四种曲流河边界的测井、地震响应特征图板(表 1)。

(1)河间溢岸型。单河道在洪水期溢岸,在河道一侧发育薄层细粒砂,同期或后期形成的河道切叠另一条河道伴生的溢岸沉积。正演模拟结果显示,在溢岸沉积位置振幅减弱,波峰上移。在多井构型剖面上,砂体厚度呈大一小一大变化。反演剖面显示溢岸沉积位置反演属性值增大,厚度减小。

(2)废弃河道型。废弃河道表示一个点坝结束,可作为一期河道终止标志。正演模拟结果显示,在

废弃河道位置振幅减弱但不明显,同相轴向下弯曲。在多井构型剖面上,砂体厚度呈大一小一大变化。反演剖面显示废弃河道位置反演属性值微弱增大,厚度向下凹方向减小。

(3)规模差异/高程差异型。物源供给和可容空间不同,可导致河道规模差异。沉积时期不同,可导致河道高程差异。正演模拟结果显示,两期河道叠置位置出现波谷错位,振幅变化不明显。在多井构型剖面上,砂体规模存在差异或高程差异。反演剖面显示河道叠置位置砂体不连续,反演属性低值区域发生错位,厚度减小。

(4)规模相近型。同期形成的河道侧向切叠另一条河道,两期河道沉积时环境条件相近,河道形成规模相近。正演模拟结果显示,在叠置位置振幅、波形均无明显变化。在多井构型剖面上砂体厚度相近。反演剖面显示在两条河道叠置位置反演属性值增大,低值区域不连续。

2.1.2 单一曲流带预测

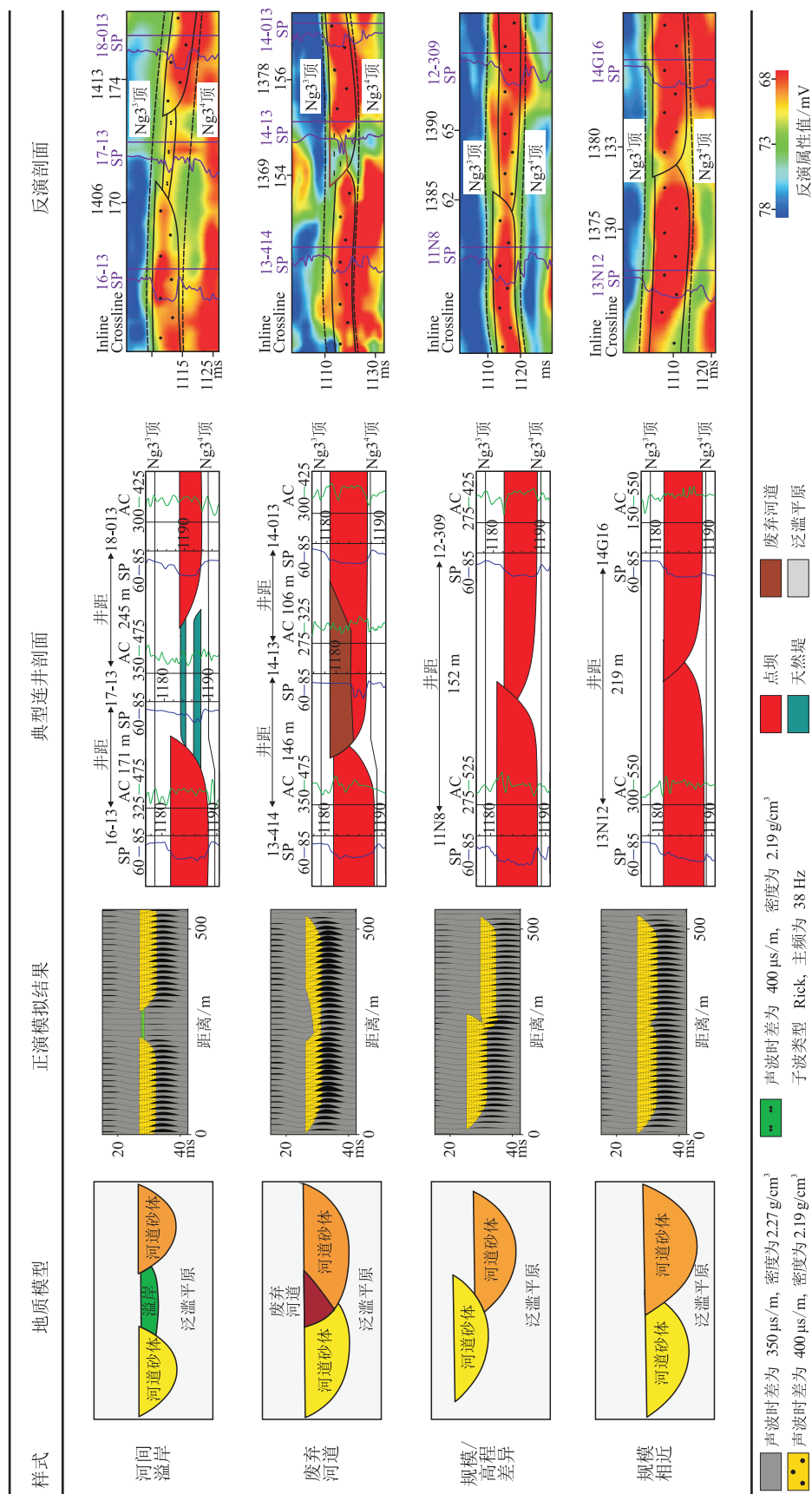
根据野外露头和现代沉积理论,部分学者总结了一系列描述构型单元规模的经验公式^[24-27]以指导储层构型解释。本文根据前人针对曲流带所提出的活动河道满岸深度与宽度、单一曲流带宽度之间的经验公式,对研究区单一曲流带规模进行识别。

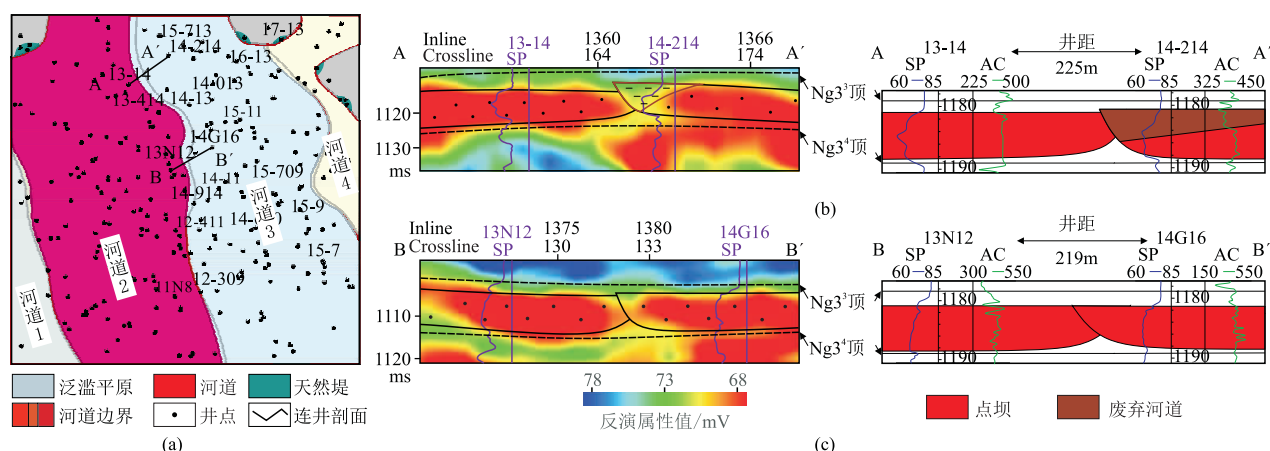
首先,根据砂体埋深确定压实率^[25],研究区目的层埋深约为 1200 m,因此计算可得压实率为 1.2。对厚度为 4~10 m 的砂体进行压实校正得到活动河道满岸深度为 4.8~11.0 m。然后,由活动河道满岸深度与满岸宽度的经验公式^[26]得到活动河道满岸宽度为 75~271 m。根据高弯度曲流河满岸宽度与单一曲流带宽度的经验公式^[27]得到单一曲流带宽度为 580~2100 m。

在上述数据约束下对目的层河道边界进行识别。如图 7 所示,AA'测线 14-214 井馆 3 砂组 3 小层(Ng3³)上部发育废弃河道,下部点坝砂体厚度比 13-14 井小,井间反演属性值增大,厚度向下凹处逐渐减小(图 7b)。结合前述模型边界样式(表 1),可判断 14-214 井与 13-14 井之间存在河道边界,属于废弃河道型。

BB'测线 13N12 井与 14G16 井砂体厚度相近,反演剖面显示在两条河道叠置位置属性值增大,厚度减小。因此,判断 13N12 井与 14G16 井之间存在河道边界,属于规模相近型(图 7c)。

表1 不同类型河道边界特征



图7 研究区 Ng3³ 单一曲流带级次构型识别

(a)单一曲流带识别结果；(b)AA'测线属性反演剖面(左)与连井对比(右)；(c)BB'测线属性反演剖面(左)与连井对比(右)

上述两个实例表明,仅根据钻井无法判断井间河道边界位置及井间是否存在河道边界,这将影响井间油气连通性的预测。而根据本文方法的属性反演结果,可弥补这一不足,因此在 Ng3³ 识别单一曲流带 4 条(图 7a)。

2.2 点坝与废弃河道级次构型识别

点坝是曲流河道中重要的富砂构型单元,废弃河道代表一个点坝的结束,它是由曲流河发生“截弯取直”后河道水动力降低而形成^[28-29]。研究区砂体连片分布,因点坝与废弃河道的伴生关系,本文点坝的识别主要依托于废弃河道的确定。

2.2.1 RGB 融合识别方法

为了更直观地展示废弃河道分布位置,根据曲流河沉积特征建立废弃河道与点坝空间组合模式(图 8)。点坝与废弃河道最主要的差异是:点坝整体发育厚层砂体;废弃河道在底部保留河道沉积特征、发育砂体,但中上部或上部受水动力减弱而被淤泥充填。为了体现垂向上不同位置砂体分布特征,将 Ng3³ 进一步划分为上部、中部、下部三个“标准化”切片进行 RGB 融合(图 9a),以此辅助废弃河道识别。

RGB 融合技术是根据三基色原理,赋予红、绿、

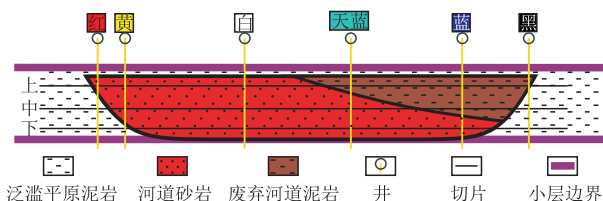


图8 废弃河道与点坝空间组合模式及反演属性切片划分

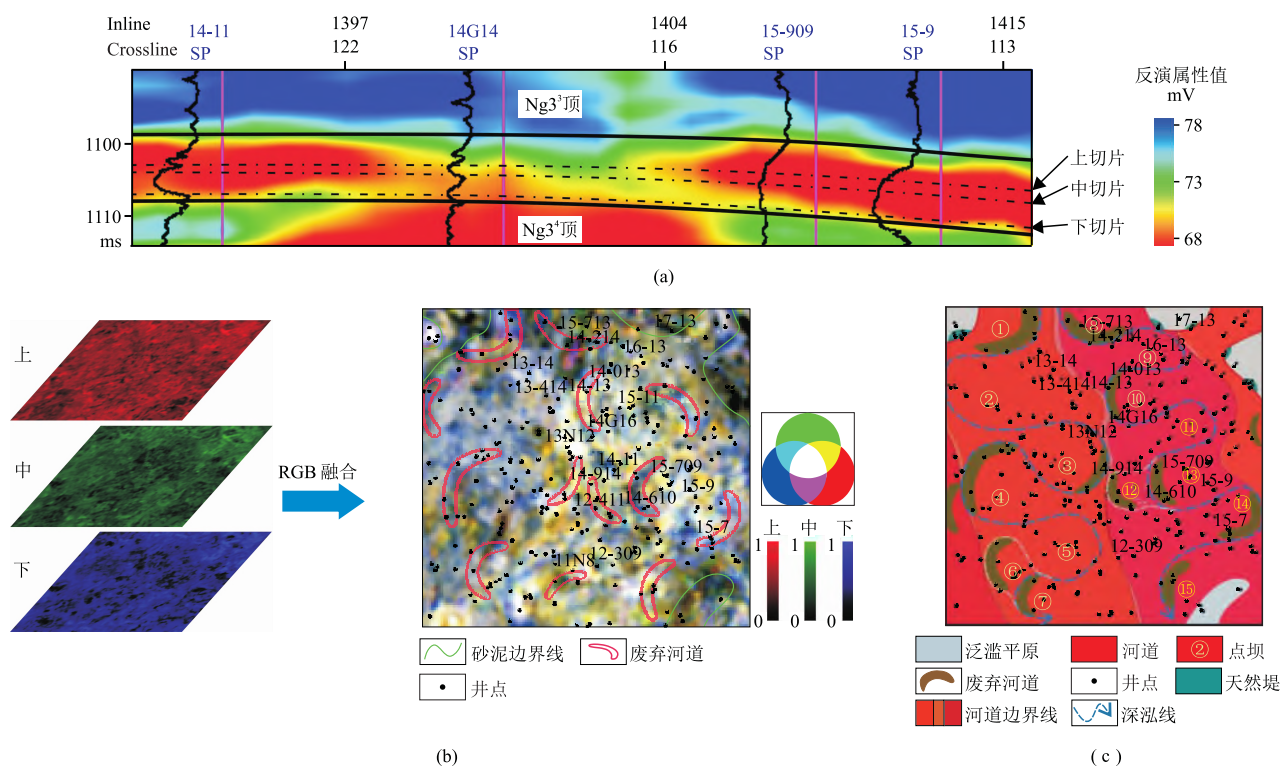
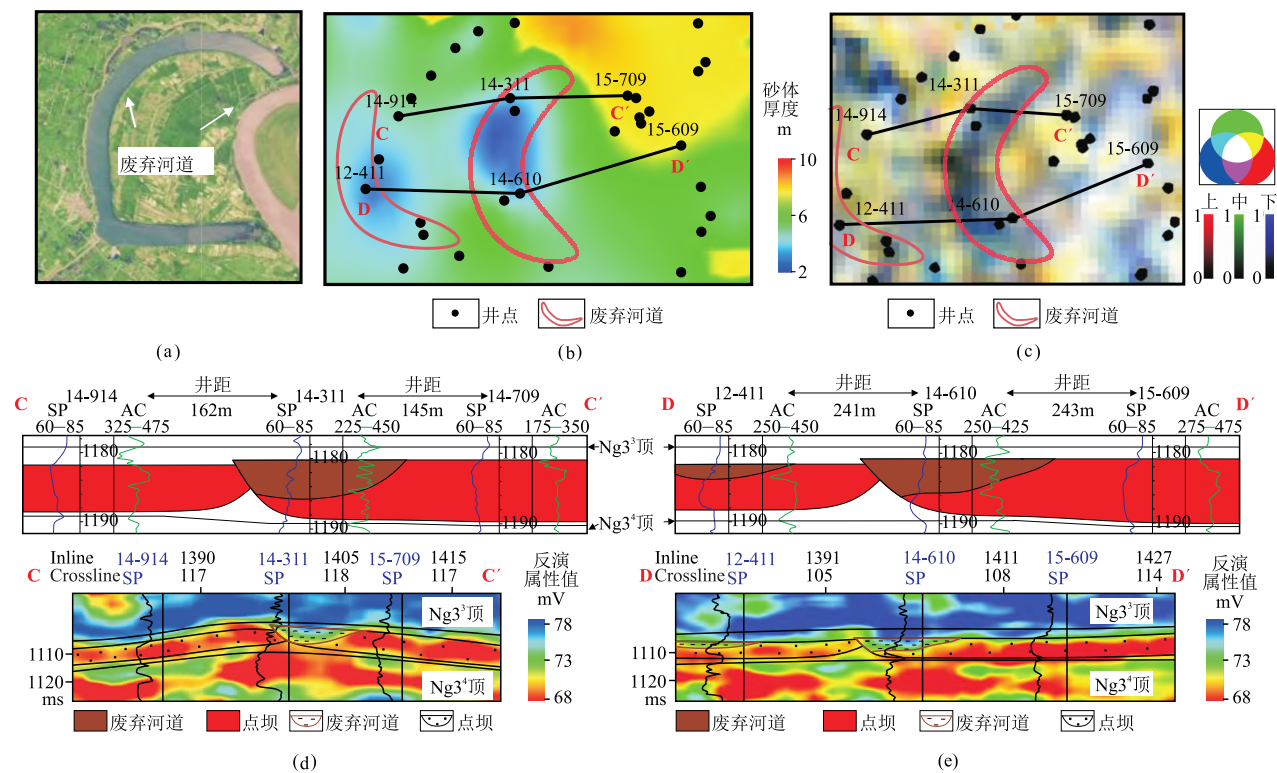
蓝三种颜色不同的比例而融合出新影像的可视化方法^[30-32],融合过程可表示为

$$C_{\text{blended}}(x, y, z) = C[S_{\text{red}}(x, 0, 0), S_{\text{green}}(0, y, 0), S_{\text{blue}}(0, 0, z)] \quad (1)$$

式中 $C_{\text{blended}}(x, y, z)$ 是由 $S_{\text{red}}(x, 0, 0)$ (红色)、 $S_{\text{green}}(0, y, 0)$ (绿色) 和 $S_{\text{blue}}(0, 0, z)$ (蓝色) 三种切片混合而成, x, y, z 均为 0 到 255 之间的整数。由于研究区泥岩为 SP 高值,砂岩为 SP 低值,为了便于观察,反转切片值域,即切片属性最大值代表砂岩,赋值为 255;最小值代表泥岩,赋值为 0。当三个切片为强响应时表现为白色或浅灰色;而当三个切片为弱响应时表现为黑色或深灰色。同时 RGB 融合的颜色差异能表示砂体的垂向分布特征,三个切片砂体分布的差异将会在平面上体现出颜色的变化,因此可根据平面颜色组合推测砂体分布特征,进而确定构型单元类型,如废弃河道底部发育砂体,下部切片为强响应;中上部或上部被泥岩充填,中部、上部切片为弱响应,三个切片的组合在平面上的表现为蓝色(图 9b),进而可根据反演属性切片 RGB 融合的颜色组合初步判断废弃河道所在位置。

2.2.2 识别结果

在纵向上,废弃河道底部为正常河道“二元结构”,SP 测井曲线呈钟型或箱型;顶部被淤泥充填,SP 测井曲线接近泥岩基线。在平面上,废弃河道以弯月状包围点坝(图 10a),因此可通过“废弃定边”确定点坝位置。废弃河道后期主要沉积泥岩,因此砂体在河道底部连通,在顶部不连通,因而导致砂体厚度较小(图 10b)。在反演属性 RGB 融合切片中,

图 9 $Ng3^3$ 上部、中部、下部切片(a)及其融合属性(b)和构型识别结果(c)图 10 研究区 $Ng3^3$ 废弃河道识别

(a) 废弃河道现代沉积模式; (b) 由反演结果计算的砂体厚度; (c) RGB 融合属性; (d) CC' 测线连井构型对比(上)和 SP 属性反演剖面(下); (e) DD' 测线连井构型对比(上)和 SP 属性反演剖面(下)

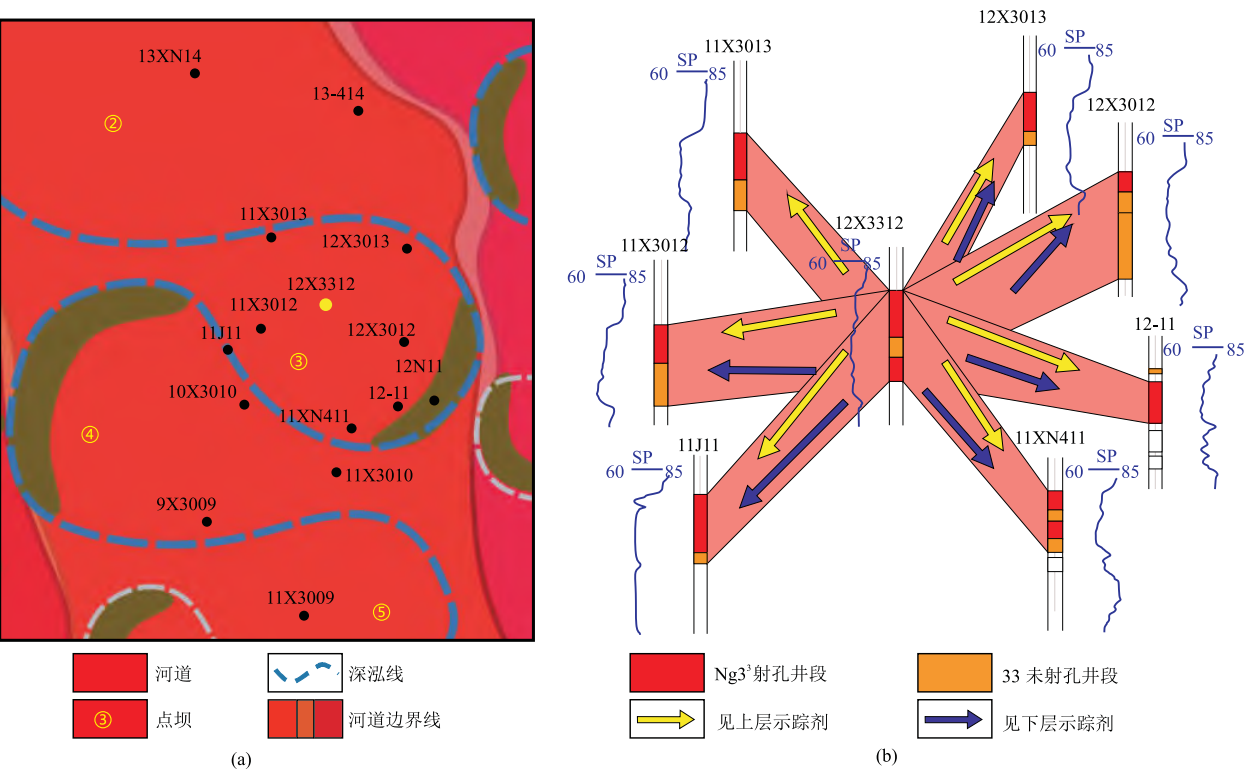


图 11 ③号点坝动态验证分析
(a)点坝分布范围；(b)见示踪剂井位

废弃河道上部、中部泥岩表现为暗色(图 10c)。
综上所述,结合前文构型模式(图 10d、图 10e),在 Ng3³ 共识别 4 个完整单一曲流带、13 个废弃河道和 15 个点坝(图 9c)。根据经验公式^[24] 计算点坝规模如表 2 所示。

表 2 研究区 Ng3³ 单河道规模估算表

点坝序号	单一旋回河道砂体厚度/m	活动河道满岸深度/m	河流满岸宽度/m	点坝跨度/m
①	4.5	5.4	90.0	370.0
②	7.5	9.0	200.0	760.0
③	6.0	7.0	140.0	550.0
④	6.5	7.8	160.0	620.0
⑤	6.0	7.0	140.0	550.0
⑥	4.5	5.4	90.0	370.0
⑦	5.0	6.0	110.0	430.0
⑧	4.0	4.4	66.0	281.0
⑨	5.5	6.6	125.0	490.0
⑩	6.0	7.0	140.0	550.0
⑪	5.0	6.0	110.0	430.0
⑫	4.5	5.4	90.0	370.0
⑬	5.5	6.6	125.0	490.0
⑭	4.5	5.4	90.0	370.0
⑮	5.0	6.0	110.0	430.0

注:点坝位置见图 9c。

2.2.3 识别效果

开发动态资料可间接反映井间砂体连通性,可对储层内部构型预测结果进行验证。根据研究区 Ng3³ 示踪剂轨迹可知,在 12X3312 井中注入示踪剂后,位于 3 号点坝内部的 11J11、11X3012、11X3013、11XN411、12-11、12X3012、12X3013 井(图 11)检测到示踪剂响应,示踪剂突破时间分别为 15、12、16、17、19、15、17 天,这反映了在同一点坝内部砂体连通性相对较好,示踪剂突破时间短。而在距 12X3312 井较远的点坝边缘的井(如 10X3010、11X3010、12N11 井等)以及不同点坝之间的井(如 9X3009、11X3009、10XN13、13XN14、13-414 井等),受侧积层和废弃河道的侧向遮挡作用,砂体连通性相对较差,未能检测到示踪剂响应。因此,该实例很好地验证了本文点坝构型识别结果的准确性。

3 结论

(1)地震资料分频可有效降低调谐现象带来的多解性,相比于常规地震反演技术,利用分频智能反

演可有效提高分辨率。研究区 SP 反演属性值为 72.3 mV 时可明显区分砂、泥岩。

(2)按照成因可将河道组合划分为河间溢岸型、废弃河道型、规模差异/高程差异型和规模相近型四类。对于规模相近型河道砂体,分频智能反演结果比仅利用钻井资料识别储层内部构型效果更好。

(3)形成了一套井震结合、模式指导、动态验证的曲流河点坝、废弃河道识别方法。在应用反演属性切片 RGB 融合预测废弃河道位置的基础上,结合系列经验公式,推算出河道满岸深度、满岸宽度和点坝跨度,有效指导了点坝的识别,动态资料的约束也为点坝识别提供了佐证。

参考文献

- [1] 岳大力,吴胜和,刘建民.曲流河点坝地下储层构型精细解剖方法[J].石油学报,2007,28(4):99-103.
YUE Dali, WU Shenghe, LIU Jianmin. An accurate method for anatomizing architecture of subsurface reservoir in point bar of meandering river[J]. Acta Petrolei Sinica, 2007, 28(4): 99-103.
- [2] 岳大力.曲流河储层构型分析与剩余油分布模式研究——以孤岛油田馆陶组为例[D].北京:中国石油大学(北京),2006.
YUE Dali. The Study on Architecture Analysis and Remaining Oil Distribution Patterns of Meandering River Reservoir: A Case Study of Guantao Formation, Gudao Oilfield [D]. China University of Petroleum (Beijing), Beijing, 2006.
- [3] 何文祥,吴胜和,唐义疆,等.地下点坝砂体内部构型分析——以孤岛油田为例[J].矿物岩石,2005,25(2):81-86.
HE Wenxiang, WU Shenghe, TANG Yijiang, et al. The architecture analysis of the underground point bar: Taking Gudao oilfield as an example[J]. Mineralogy and Petrology, 2005, 25(2): 81-86.
- [4] COLOMBERA L, MOUNTNEY N P, RUSSELL C E, et al. Geometry and compartmentalization of fluvial meander-belt reservoirs at the bar-form scale: quantitative insight from outcrop, modern and subsurface analogues[J]. Marine and Petroleum Geology, 2017, 82: 35-55.
- [5] 胡光义,范廷恩,陈飞,等.从储层构型到“地震构型相”——一种河流相高精度概念模型的表征方法[J].地质学报,2017,91(2):465-478.
HU Guangyi, FAN Ting'en, CHEN Fei, et al. From reservoir architecture to seismic architecture facies: characteristic method of a high-resolution fluvial facies model [J]. Acta Geologica Sinica, 2017, 91(2): 465-478.
- [6] 李伟,岳大力,胡光义,等.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[J].石油地球物理勘探,2017,52(1):121-130.
LI Wei, YUE Dali, HU Guangyi, et al. Frequency-segmented seismic attribute optimization and sandbody distribution prediction: an example in North Block, Qinghuangdao 32-6 Oilfield[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2017, 52(1): 121-130.
- [7] 于建国,韩文功,刘力辉.分频反演方法及应用[J].石油地球物理勘探,2006,41(2):193-197.
YU Jianguo, HAN Wengong, LIU Lihui. Frequency-divided inversion and application [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2006, 41(2): 193-197.
- [8] 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.
- [9] 陶倩倩,李达,杨希冰,等.利用分频反演技术预测烃源岩[J].石油地球物理勘探,2015,50(4):706-713,722.
TAO Qianqian, LI Da, YANG Xibing, et al. Hydrocarbon source rock prediction with frequency-divided inversion [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2015, 50(4): 706-713, 722.
- [10] VEEKEN P C, PRIEZZHEV I I, SCHMARYAN L E, et al. Nonlinear multitrace genetic inversion applied on seismic data across the Shtokman field, offshore northern Russia [J]. Geophysics, 2009, 74(6): WCD49-WCD59.
- [11] LI W, YUE D, WU S, 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.
- [12] LI W, YUE D, WANG W, et al. Fusing multiple frequency-decomposed seismic attributes with machine learning for thickness prediction and sedimentary facies interpretation in fluvial reservoirs [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019, 177: 1087-1102.
- [13] PARTYKA G, GRIDLEY J, LOPEZ J. Interpretational applications of spectral decomposition in reservoir characterization [J]. The Leading Edge, 1999, 18(3): 353-360.
- [14] SINHA S, ROUTH P S, ANNO P D, et al. Spectral decomposition of seismic data with continuous-wavelet transform [J]. Geophysics, 2005, 70(6): P19-P25.
- [15] ZENG H. Thickness imaging for high-resolution stratigraphic interpretation by linear combination and color blending of multiple-frequency panels [J]. Interpretation, 2017, 5(3): T411-T422.
- [16] CASTAGNA J P, SUN S. Comparison of spectral decomposition methods [J]. First Break, 2006, 24(3): 75-79.
- [17] VAPNIK V, LEVIN E, CUN Y. Measuring the VC-dimension of a learning machine [J]. Neural Computation, 1994, 6(5): 851-876.

- [18] 苏建龙,米鸿,王彦春,等.基于支持向量机的非线性弹性阻抗反演方法[J].石油地球物理勘探,2014,49(4):751-758.
SU Jianlong, MI Hong, WANG Yanchun, et al. Non-linear elastic impedance inversion method supported by vector machines[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2014, 49(4): 751-758.
- [19] 杜炳毅,张广智,王磊,等.基于机器学习的复杂储层微小断裂系统识别方法研究与应用[J].石油物探,2021,60(4):621-631.
DU Bingyi, ZHANG Guangzhi, WANG Lei, et al. Research and application of micro-fault system detection based on machine learning[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2021, 60(4): 621-631.
- [20] 张彦周,刘叶玲,谢宝英.支持向量机在储层厚度预测中的应用[J].勘探地球物理进展,2005,28(6):422-424,431.
ZHANG Yanzhou, LIU Yeling, XIE Baoying. Application of SVM in prediction of reservoir thickness[J]. Progress in Exploration Geophysics, 2005, 28(6): 422-424, 431.
- [21] 郝萍萍,曹思远,路交通.基于支持向量机的非线性AVO反演[J].地球物理学报,2012,55(3):1025-1032.
BING Pingping, CAO Siyuan, LU Jiaotong. Non-linear AVO inversion based on support vector machine[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2012, 55(3): 1025-1032.
- [22] 吴胜和,纪友亮,岳大力,等.碎屑沉积地质体构型分级方案探讨[J].高校地质学报,2013,19(1):12-22.
WU Shenghe, JI Youliang, YUE Dali, et al. Discussion on hierarchical scheme of architectural units in clastic deposits[J]. Geological Journal of China Universities, 2013, 19(1): 12-22.
- [23] MIALD A D. Architectural-element analysis: a new method of facies analysis applied to fluvial deposits[J]. Earth-Science Reviews, 1985, 22(4): 261-308.
- [24] 岳大力,胡光义,李伟,等.井震结合的曲流河储层构型表征方法及其应用——以秦皇岛32-6油田为例[J].中国海上油气,2018,30(1):99-109.
YUE Dali, HU Guangyi, LI Wei, et al. Meandering fluvial reservoir architecture characterization method and application by combining well logging and seismic data: a case study of QHD32-6 oilfield[J]. China Offshore Oil and Gas, 2018, 30(1): 99-109.
- [25] 王海峰,范廷恩,宋来明,等.高弯度曲流河砂体规模定量表征研究[J].沉积学报,2017,35(2):279-289.
WANG Haifeng, FAN Ting'en, SONG Laiming, et al. Quantitative characterization study on sand body scale in high sinuosity meandering river[J]. Acta Sedimentologica Sinica, 2017, 35(2): 279-289.
- [26] LEEDER M R. Fluvial fining-upwards cycles and the magnitude of palaeochannels[J]. Geological Magazine, 1973, 110(3): 265-276.
- [27] LORENZ J C, HEINZE D M, CLARK J A. Determination of widths of meander-belt sandstone reservoirs from vertical downhole data, Mesaverde group, Piceance Creek basin, Colorado[J]. AAPG Bulletin, 1985, 69(5): 710-721.
- [28] 张本华.曲流河储层构型中废弃河道的识别及其分布模式——以孤岛油田馆上段为例[J].油气地质与采收率,2013,20(3):18-21.
ZHANG Benhua. Discussion on abandoned channels recognition and distribution models on meandering river reservoir architecture research: case study of upper member of Guantao formation in Gudao oilfield[J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2013, 20(3): 18-21.
- [29] 周新茂,高兴军,季丽丹,等.曲流河废弃河道的废弃类型及机理分析[J].西安石油大学学报(自然科学版),2010,25(1):19-23.
ZHOU Xinmao, GAO Xingjun, JI Lidan, et al. Analysis on the types and the sedimentation mechanism of the abandoned channel in meandering river[J]. Journal of Xi'an Shiyou University (Natural Science Edition), 2010, 25(1): 19-23.
- [30] 李婷婷,王钊,马世忠,等.地震属性融合方法综述[J].地球物理学进展,2015,30(1):378-385.
LI Tingting, WANG Zhao, MA Shizhong, et al. Summary of seismic attributes fusion method[J]. Progress in Geophysics, 2015, 30(1): 378-385.
- [31] 王楠,杜鹏,赵悦伊,等.地震RGB分频属性融合技术在J工区河道砂体空间展布中的应用[J].海洋石油,2016,36(3):8-12.
WANG Nan, DU Peng, ZHAO Yueyi, et al. Application of the technology of decomposed frequency RGB blending seismic attribute in interpretation of spatial distribution of channel sand body of J area[J]. Offshore Oil, 2016, 36(3): 8-12.
- [32] 岳大力,李伟,杜玉山,等.河流相储层地震属性优选与融合方法综述[J].地球科学,2022,47(11):3929-3943.
YUE Dali, LI Wei, DU Yushan, et al. Review on optimization and fusion of seismic attributes for fluvial reservoir characterization[J]. Earth Science, 2022, 47(11): 3929-3943.

(本文编辑:谢结束)

作者简介



李洪辉 博士研究生,1999年生;2021年获中国石油大学(北京)资源勘查工程专业学士学位,现在该校攻读地质资源与地质工程专业博士学位;主要从事油气田开发地质领域的研究。