

南海石油天然气地球物理勘探新技术专题

频变泊松阻抗在深水重力流砂体含气性预测中的应用

李志晔*, 刘铮, 张卫卫, 杨学奇, 敖威, 雷胜兰

中海石油深海开发有限公司, 深圳 518054

* 通信作者, lizhy79@cnooc.com.cn

收稿日期: 2023-05-29

中海石油(中国)有限公司项目“南海大中型天然气田形成条件、勘探潜力与突破方向”(KJZH-2021-0003-00)资助

摘要 白云深水区位于南海北部陆坡前缘, 已发现多个气田, 是油气成藏的有利区带, 但是随着勘探程度的加深, 地震勘探目标越来越复杂, 流体性质的不确定性是目前勘探面临的难题之一, 加强流体预测研究迫在眉睫。然而常规弹性参数对含气饱和度的敏感性较弱, 且受压实、岩性、厚度调谐、孔隙等因素影响, 气层、低饱和度气层、好物性水层等地震响应类似, 常规弹性参数反演方法难以解决含气饱和度预测的问题。泊松阻抗表现为纵横波速度差的形式, 可以消去固相突出液相信息, 具有流体因子性质, 然而常规的坐标旋转获取泊松阻抗的方法在定量预测含气饱和度时误差较大。射线弹性阻抗可以表达为广义泊松阻抗, 对叠前道集资料进行对应泊松角度部分叠加即可快速求得泊松阻抗, 相对于常规泊松阻抗保留了频率特征。在相控岩石物理指导下, 采用分频技术, 使用频变的泊松阻抗描述流体引起的频散程度, 消除利用单一振幅信息所引起的流体识别假象, 增强对油气检测的准确性和敏感性。同时通过随机森林算法建立特征频率泊松阻抗与含气饱和度的非线性关联, 并加入孔隙度相控体, 在有效储层里实现定量油气预测。随机森林算法是一种以决策树为基础的集成算法, 具有调节参数少、操作方便的优点, 且具有较好的抗噪性。针对白云深水区珠江组重力流砂体储层的含气性特征, 应用此技术进行含油性预测, 预测结果与井吻合性高, 可以有效将受物性影响呈现强振幅特征的不含气砂岩与含气砂岩区分, 验证了方法的有效性及应用前景。

关键词 频变; 泊松阻抗; 流体识别; 人工智能; 随机森林

Application of frequency-dependent Poisson's impedance in prediction of gas potential of deepwater gravity flow sandbody

LI Zhiye, LIU Zheng, ZHANG Weiwei, YANG Xueqi, AO Wei, LEI Shenglan

CNOOC Deepwater Development Limited, Shenzhen 518054, China

Abstract The Baiyun Deepwater Zone is located on the front edge of the northern slope of the South China Sea, and multiple gas fields have been discovered, making it a favorable zone for oil and gas accumulation. However, with the deepening of exploration, the seismic exploration targets are becoming increasingly complex, and the uncertainty of fluid properties is one of the current challenges in exploration. Strengthening fluid prediction research is urgent. However, the sensitivity of conventional

引用格式: 李志晔, 刘铮, 张卫卫, 杨学奇, 敖威, 雷胜兰. 频变泊松阻抗在深水重力流砂体含气性预测中的应用. 石油科学通报, 2023, 06: 755-766

LI Zhiye, LIU Zheng, ZHANG Weiwei, YANG Xueqi, AO Wei, LEI Shenglan. Application of frequency-dependent Poisson's impedance in prediction of gas potential of a deepwater gravity flow sandbody. Petroleum Science Bulletin, 2023, 05: 755-766. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2023.06.069

elastic parameters to gas saturation is weak, and they are influenced by factors such as compaction, lithology, thickness tuning, porosity, etc. The seismic response of gas layers, low saturation gas layers, and good physical property water layers is similar. Conventional elastic parameter inversion methods are difficult to use to solve the problem of gas saturation prediction. Poisson's impedance is manifested in the form of velocity difference between longitudinal and transverse waves, which can eliminate the information of solid phase protrusion and liquid phase, and has fluid factor properties. However, conventional methods of obtaining Poisson's impedance through coordinate rotation have significant errors in quantitatively predicting gas saturation. The ray elastic impedance can be expressed as a generalized Poisson impedance, which can be quickly obtained by stacking the corresponding Poisson angle part of the pre-stack gather data, while retaining frequency characteristics compared to conventional Poisson impedance. Under the guidance of phase controlled rock physics, frequency division technology is adopted to describe the degree of dispersion caused by fluid using frequency dependent Poisson impedance, eliminate the false identification of fluid caused by the use of single amplitude information, and enhance the accuracy and sensitivity of oil and gas detection. At the same time, a nonlinear correlation between characteristic frequency Poisson impedance and gas saturation is established through a random forest algorithm, and porosity controlled volume is added to achieve quantitative oil and gas prediction in effective reservoirs. The random forest algorithm is an integrated algorithm based on decision trees, which has the advantages of fewer adjustment parameters, convenient operation, and good noise resistance. In view of the gas bearing characteristics of the Pearl River Formation gravity flow sand body reservoir in the Baiyun deep-water area, this technology is used to predict the oil and gas bearing properties. The prediction results are highly consistent with the wells, which can effectively distinguish the gas free sandstone and gas bearing sandstone with strong amplitude characteristics affected by physical properties, and verify the effectiveness and application prospects of the method.

Keywords frequency-dependent; Poisson impedance; fluid identification; artificial intelligence; random forest

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2023.06.069

0 引言

随着油气勘探开发的不断深入,对储层预测的精度要求也逐渐提高,不仅需要判断储层的位置,还需要判定储层中所含流体的性质,发展高精度的定量预测储层含油气性的有效方法,对提高油气勘探成功率具有重要意义。自上世纪70年代中期,基于地震振幅异常检测的“亮点”和AVO分析技术^[1-2]最先进入石油勘探领域,发现含气砂岩与含水砂岩反射振幅随偏移距增大显现出不同的变化特征。随AVO技术实践的深入,亮点解释的多解性问题逐渐显露,许多学者开始找寻新的对油气具有指示作用的属性^[3-4]。Smith和Gidlow^[5]首次提出“流体因子”的概念,用纵、横波速度的加权差预测储层流体,在此基础上,Goodway等^[6]提出利用拉梅参数及剪切模量分别与密度的乘积($\lambda\rho$ 和 $\mu\rho$)作为流体因子的油气检测方法,Russell等^[7]基于Biot-Gassmann双相介质理论,认为可直接将Gassmann流体项作为流体因子开展油气检测,Quakenbush等^[8]通过纵、横波阻抗之间的数学变换,提出泊松阻抗这一参数并应用于流体识别。

然而,常规的AVO技术忽视了频率因素,而实际上地震波的反射系数与频率之间的关系十分密切。据双相介质理论,地震波在穿过含油气地层时,频散和衰减现象将变得更加明显,地震波的高频成分在通过油气时会更快地衰减,而低频成分受到的影响相对较

少,因此低频成分相对增加,即发生高频衰减和低频增加现象^[9-11]。

为充分利用地震资料蕴含的振幅和频率异常信息,近年来,国内外学者针对流体存在时地震波衰减及频散现象开展了大量研究,为频变流体识别奠定理论基础^[12-14]。频变AVO流体识别研究是对基于弹性、粘弹性参数流体识别方法的补充,可有效降低识别的多解性。

考虑到流体性质会受到压实、岩性、厚度调谐、孔隙等干扰屏蔽,需要去除这些背景影响—固流解耦才能放大出来^[15]。泊松阻抗是最简易的固流解耦因子,孙喜新^[16]利用泊松阻抗在平湖油气田进行砂岩气藏检测,对于识别低密度、低泊松比的气藏取得了一定的效果;时秀朋^[17]证实了泊松阻抗属性分析方法在复杂岩石物理条件下预测储层含油气性的有效性,但都未实现使用泊松阻抗对气藏进行定量描述。为了获得精确、量化的油气检测结果,将泊松阻抗与定量表征油气的含气饱和度测井曲线建立关联,并寻找一种合适的方法对其拟合并进行非线性预测。

随着人工智能时代的到来,为从地震数据中提取、优化和组合地震属性来直接预测含气饱和度提供了可行性方法^[18-21],宋建国^[22]等应用随机森林算法预测储层,较好地刻画出储层的三角洲前缘沉积特征。随机森林算法可以从输入数据中提取特征、学习规律,用于对待测目标的预测。因此,本文引入随机森林算

法, 提出一种相控频变阻抗人工智能油气饱和度预测方法, 对储层含油气性进行定量预测。

1 技术方法

1.1 泊松阻抗

泊松阻抗被定义为泊松速度与密度的乘积, 而泊松速度与泊松比有关, 所以泊松阻抗综合了泊松比和密度两者的特点, 克服了常规阻抗属性不能很好地分辨储层流体的问题, 是一种敏感度很高的岩性流体识别属性。通常在纵波阻抗-横波阻抗交会图上泥岩、含水砂岩、含油砂岩存在一定的重叠, 仅依靠纵波阻抗或横波阻抗单一轴很难区分储层流体。若利用坐标旋转技术, 将纵波阻抗旋转至泊松阻抗位置, 可有效识别岩性和含油气性变化^[23]。

泊松阻抗 PI 可定义为:

$$PI = I_p - CI_s \quad (1)$$

式中: I_p 为纵波阻抗; I_s 为横波阻抗; C 为常数, 利用纵波阻抗、横波阻抗进行交会分析, 当将坐标轴旋转至某一角度, 能够有效区分不同岩性及流体, 此时参数 C 为斜率的倒数。

纵、横波阻抗均为速度与密度的乘积, 式(1)可以写为:

$$PI = v_o \rho = (\alpha - C\beta)\rho \quad (2)$$

式中, α 为纵波速度, β 为横波速度, v_o 为泊松速度。

由式(2)可看出泊松阻抗是泊松速度和密度的函数, 定义为一种阻抗的量纲。一般而言, 通过纵、横波阻抗交会图可以了解储层含气性与岩石物理性质之间的关系, 但以坐标旋转获取的泊松阻抗, 在定量预测的含气饱和度误差较大, 通过加入地震资料所含的振幅和频率异常信息, 利用频散、衰减特征, 提高预测精度并降低干扰信息。根据地球物理理论, 应该存在与泊松阻抗对应的反射率剖面, 可称其为泊松反射率剖面, 但现有技术中无法直接求取泊松反射率, 为此, 利用广义泊松阻抗的射线域表达式, 获取射线域泊松反射率^[24]。

在 Aki-Richard 简化式的基础上, 众多学者推导出了射线弹性阻抗 REI ^[25]:

$$REI = \frac{\rho\alpha}{\cos\theta} \left(1 - \frac{\beta^2}{\alpha^2} \sin^2\theta \right)^4 \quad (3)$$

刘力辉^[26]等为克服射线弹性阻抗高次幂函数稳定性和抗噪能力差的缺点, 对其进行改进, 改进后的射线弹性阻抗为

$$\begin{aligned} REI &= \frac{\rho\alpha}{\cos\theta} \left(1 - \frac{\beta^2}{\alpha^2} \sin^2\theta \right)^4 \\ &\approx \frac{I_p}{\cos\theta} \left(1 - 4 \frac{I_s^2}{I_p^2} \sin^2\theta \right) \end{aligned} \quad (4)$$

在(4)式的基础上推导:

$$\begin{aligned} REI &= \frac{I_p}{\cos\theta} \left(1 - 4 \frac{I_s^2}{I_p^2} \sin^2\theta \right) \\ &= \frac{\left(I_p - 4 \frac{\beta}{\alpha} \sin^2\theta I_s \right)}{\cos\theta} \end{aligned} \quad (5)$$

令

$$C = \frac{4\beta}{\alpha} \sin^2\theta \quad (6)$$

将公式(6)代入公式(5)则有

$$REI = \frac{I_p - CI_s}{\cos\theta} \quad (7)$$

再根据泊松阻抗的定义公式(1), 可得

$$REI(\theta) = \frac{PI}{\cos\theta} \quad (8)$$

前文已提到参数 C 可由纵波阻抗、横波阻抗及岩性或物性资料做三维交会得到, 根据公式(6)即可得到对应的入射角 θ , 此时泊松阻抗等于该角度 θ 对应的叠前射线弹性阻抗乘以入射角 θ 的余弦。由此可以看出在射线域, 射线弹性阻抗可以表达为广义泊松阻抗, 某个射线路径上的地震剖面为根据该射线对应角度计算而来的泊松反射率剖面, 对叠前道集资料进行对应泊松角度部分叠加可以快速求得泊松反射率, 泊松反射率是泊松阻抗的一种实际表现形式, 且相对于常规泊松阻抗来说保留了频率特征。

常规的利用泊松阻抗识别流体的方法难以利用频散、衰减特性, 而泊松阻抗可以视为一种广义的指示油气的流体因子, 频变流体因子不仅是对基于地震振幅的流体因子的扩充, 而且还可以与其他方法相互验证, 综合利用地震资料的振幅和频率信息, 降低预测多解性, 提高勘探精度。因此采用分频技术, 使用频变的泊松阻抗描述流体引起的频散程度, 消除利用单一振幅信息所引起的流体识别假象, 增强对油气检测的准确性和敏感性。

1.2 随机森林

泊松阻抗度含气性敏感, 通过机器学习中的随机森林建立泊松阻抗与含水饱和度的关联, 并融合衰减与频散信息, 实现定性向定量的转换, 完成高精度的

油气检测。

随机森林是近些年较为流行的一种机器学习算法,其以决策树为基分类器,通过反复二分将数据进行分类或回归,并采用随机的方式将决策树集成为一个“森林”。随机森林在决策树训练过程中融合了随机属性选择,并在建模过程使用了Bootstrap重复抽样方法从原始样本抽取多个样本,再对每个样本展开决策树建模,并组成多棵树进行预测。

随机森林算法在生成的过程中,从原始训练集中产生 N 个训练子集,每个训练子集的容量和原始训练数据集一样,每次抽样均为随机且放回抽样,所产生的训练子集具有一定的重复性,其目的是降低森林中的决策树产生局部最优解的风险。算法为每一个训练子集分别建立一棵决策树,生成 N 棵决策树从而形成“森林”,每棵决策树任其生长,不需要剪枝处理。其中涉及两个重要过程:

(1)节点分裂。节点分裂是算法的核心步骤,通过节点分裂才能产生一棵完整的决策树。每棵树的分支的生成,都是按照某种分裂规则选择属性,这些规则主要包括信息增益最大、信息增益率最大和Gini系数最小等原则,不同的规则对应不同的分裂算法。在节点分裂时,将每个属性的所有划分按照规则指标进行排序,然后按照规则选择某个属性作为分裂属性,划分实现决策树的分支生长。

(2)随机特征变量的随机选取。由于随机森林在进行节点分裂时,不是所有的属性都参与属性指标的计算,而是随机地选择某几个属性,即随机特征变量参与比较。其基本思想是,在进行节点分裂时,让所有的属性按照某种概率分布随机选择其中某几个属性参与节点的分裂过程。随机特征变量使每棵决策树之间的相关性减少,同时提升每棵决策树的分类精度,从而提升整个森林的性能。

随机森林通过对上述的随机重复采样和随机特征选取两个随机性进行多次重复,投票产生预测结果,回归问题通过取平均值输出回归森林的预测值。随机森林的构建流程如图1所示。

Breiman^[25]利用数学理论和大量的实际数据测试证实了随机森林具有泛化误差小、抗干扰能力强、不易产生过拟合等特点的优点,不会轻易出现过拟合问题。因此,选择随机森林算法进行有监督学习,建立泊松阻抗与含气饱和度关联。

1.3 实现过程

相控频变阻抗人工智能油气饱和度预测方法的技术路线如图2所示,步骤如下:

(1)准备工区的优化处理后的地震、测井资料,通过纵、横波阻抗交会,对叠前道集分析获得敏感的角度范围,按照该角度范围进行部分叠加获得泊松反射

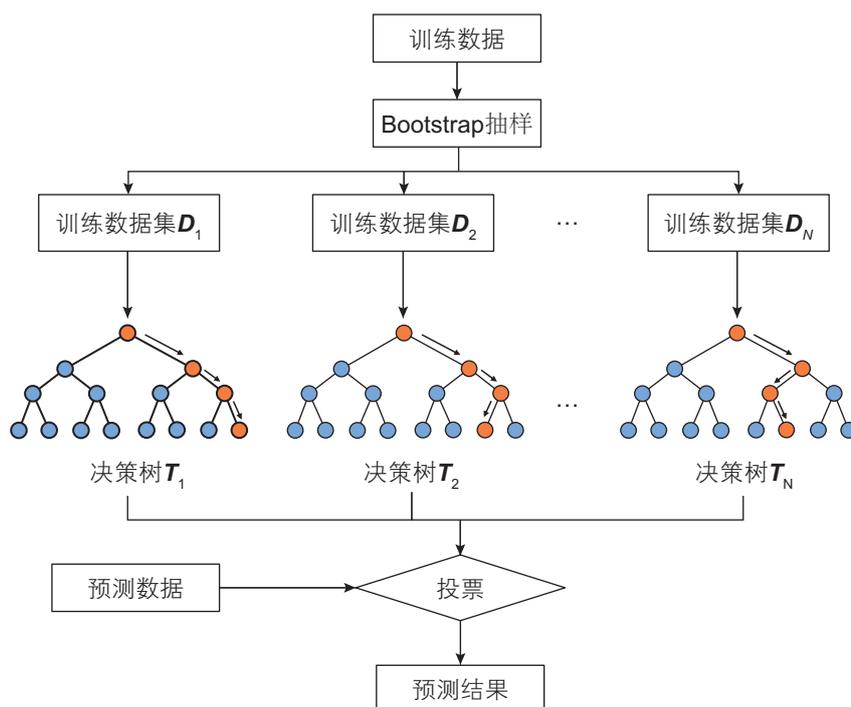


图1 随机森林结构示意图

Fig. 1 Structure Diagram of random forest

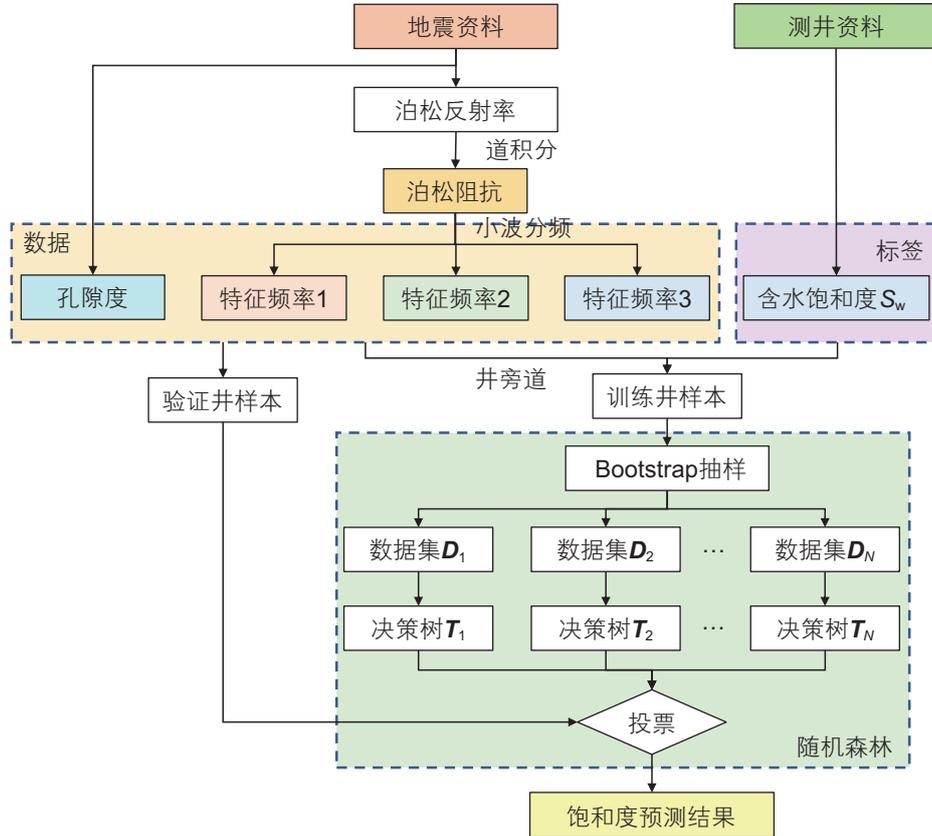


图 2 技术路线示意图
Fig. 2 Technical roadmap diagram

率，使用道积分后获得泊松阻抗。

(2) 利用小波分频将泊松阻抗分解为不同频率，随后筛选出与油气敏感的特征频率，并加入孔隙度相控体，在有效储层里进行含气饱和度的定量预测。将井旁道属性数据与测井含水饱和度标签数据组成原始样本集，并按比例划分为训练井样本和验证井样本。

(3) 设置随机森林的训练参数，通过训练井与验证井的预测误差质控，不断调整模型直至满足精度需求。得到最优随机森林模型后，将预测范围扩大至整个工区，即可获得含气饱和度的三维数据体。

2 应用实例

2.1 工区概况

研究区位于白云凹陷陆坡深水区，白云东鼻状隆起带上。渐新世珠江组受陆架坡折带控制，在陆坡区发育重力流水道一扇朵叶沉积。重力流砂体储层横向非均质性强，甜点区识别难度大。流体相比骨架和孔隙属于弱信号，对弹性参数的影响很微弱，受到压实、岩性、厚度调谐、孔隙等干扰屏蔽，气层、低饱和度气层、油层地震响应类似，常规弹性参数反演方法难

识别，含气饱和度预测难度大^[26]。针对本地区含气性特征，利用含油气地层频散、衰减特性，利用人工智能方法建立频变泊松阻抗与含气饱和度非线性关系，以此定量预测含其饱和度。

2.2 含气性预测

针对研究区道集资料，从CRP道集分析表明存在噪声及剩余多次波的问题，需要对道集进行针对性的解释性处理。首先针对远道异常，进行道集切除，通过预测去噪和SVD去噪压制随机噪声和残余多次。在保频保幅的思想下获得优化后的道集。通过观察优化后道集并结合井上AVO规律(图3)发现，气层主要表现为III类AVO特征，水层表现为IV类AVO特征，并且气层和水层在大角度上所表现出的AVO特征差异最明显，由公式(8)所推导的泊松反射率与叠前道集的关系，射线道集的敏感角度部分叠加具有泊松反射率的含义，因此在道集优化处理的基础上，采用大角度(25°~36°)叠加获得泊松反射率，随后进行道积分处理，获得泊松阻抗。

如图4所示，目标区弹性参数 $\lambda\rho$ 与饱和度交会图可以看出， $\lambda\rho$ 与含气饱和度具有一定的相关性，但同

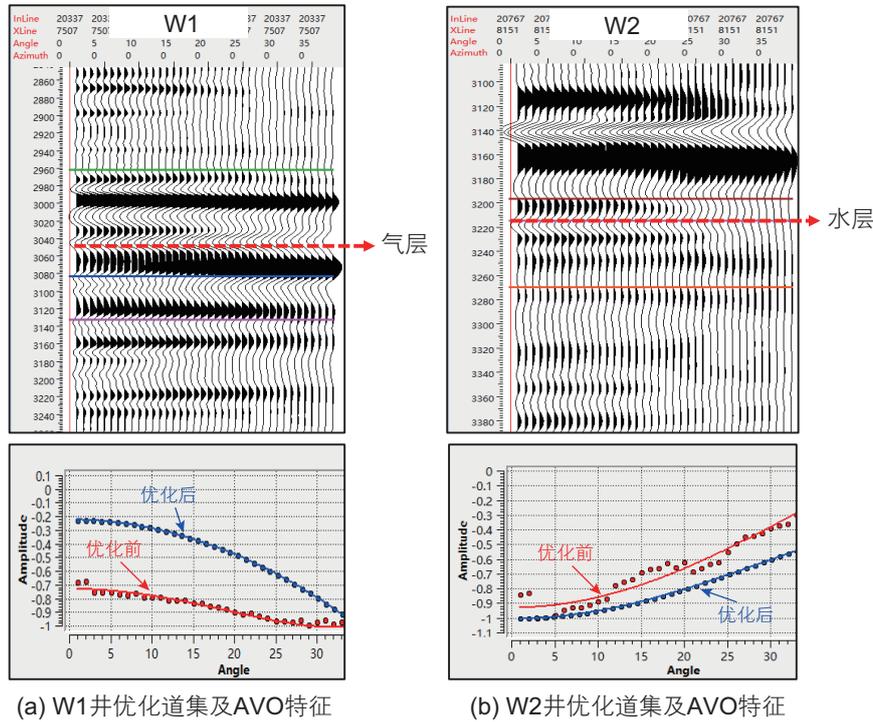


图3 优化道集及AVO特征

Fig. 3 Optimize gathers and AVO features

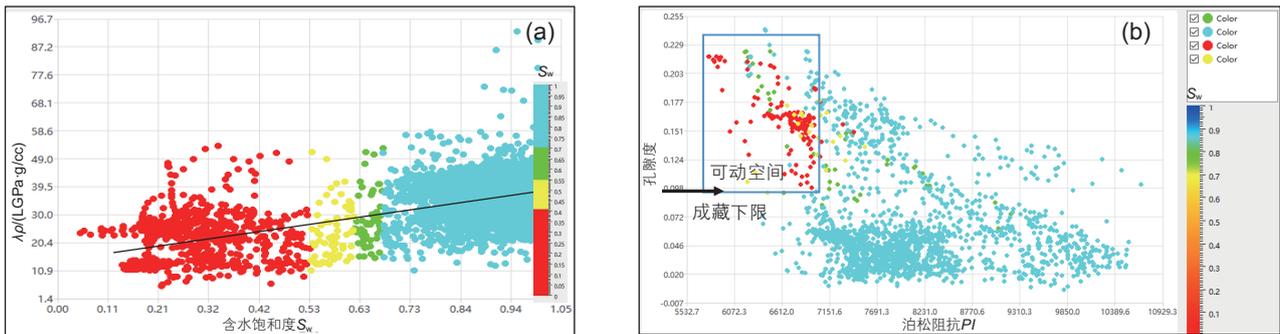


图4 (a)目标区 $\lambda\rho$ 与含水饱和度交会图; (b)目标区泊松阻抗与孔隙度交会图(色标为含水饱和度)

Fig. 4 (a)cross plot of $\lambda\rho$ and water saturation in target zone; (b)cross plot of sensitive Poisson impedance and porosity in target zone

一 $\lambda\rho$ 值可能对应不同的饱和度,使用 $\lambda\rho$ 表征含气性具有很强的多解性。而通过敏感泊松阻抗曲线与含水饱和度对比分析,泊松阻抗对应含气性的多解性变低,在一定的孔隙度范围内通过泊松阻抗更容易表现地层的含气性。

从剖面与平面特征也容易看出,泊松阻抗与油气显示具有很强的相关性(图5,图中蓝色点代表水层井,红色点代表气层井)。但由于所得的泊松阻抗包含全频率信息,未挖掘其频变特征,与井上的油气对应程度仍有差异。例如W5井区实钻证实为水层,物性较好,地震剖面上显示为强振幅特征,其泊松阻抗也

有一定的异常显示。

因此利用小波变换,采用Mono小波对泊松阻抗进行分频, Mono小波具有构造简单、比其它小波变换计算速度快的优点。分频获得10~60 Hz的泊松阻抗分频数据,如图6所示,对比后发现在泊松阻抗10 Hz、20 Hz频段,与已知的油井、水井对应程度较高,而在中频、高频的泊松阻抗上,则与已知的油气性吻合度低,若直接将10~60 Hz各频率的泊松阻抗全部输入,势必引入干扰信息。因此认为10~20Hz为泊松阻抗检测油气的敏感频段,随后增加了15 Hz的扩充特征频率及样本。因此,最终的输入样本为10 Hz、15 Hz、

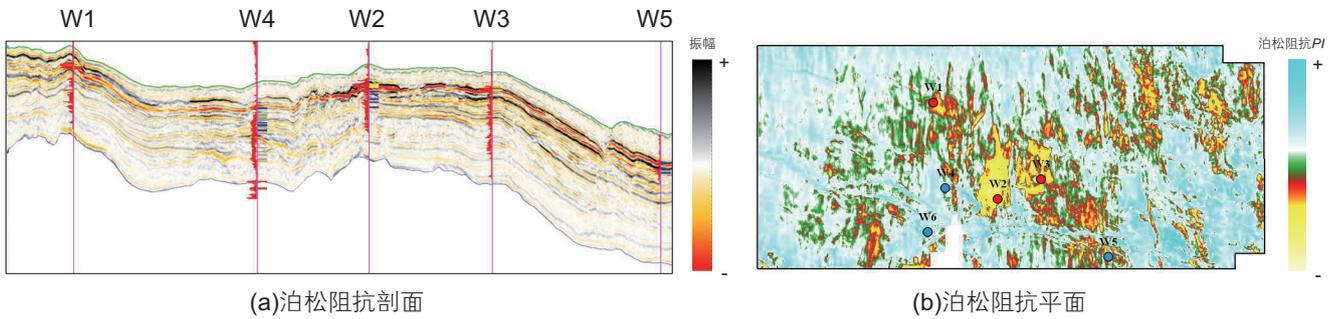


图 5 泊松阻抗剖面及平面特征

Fig. 5 Poisson impedance profile and planar characteristics

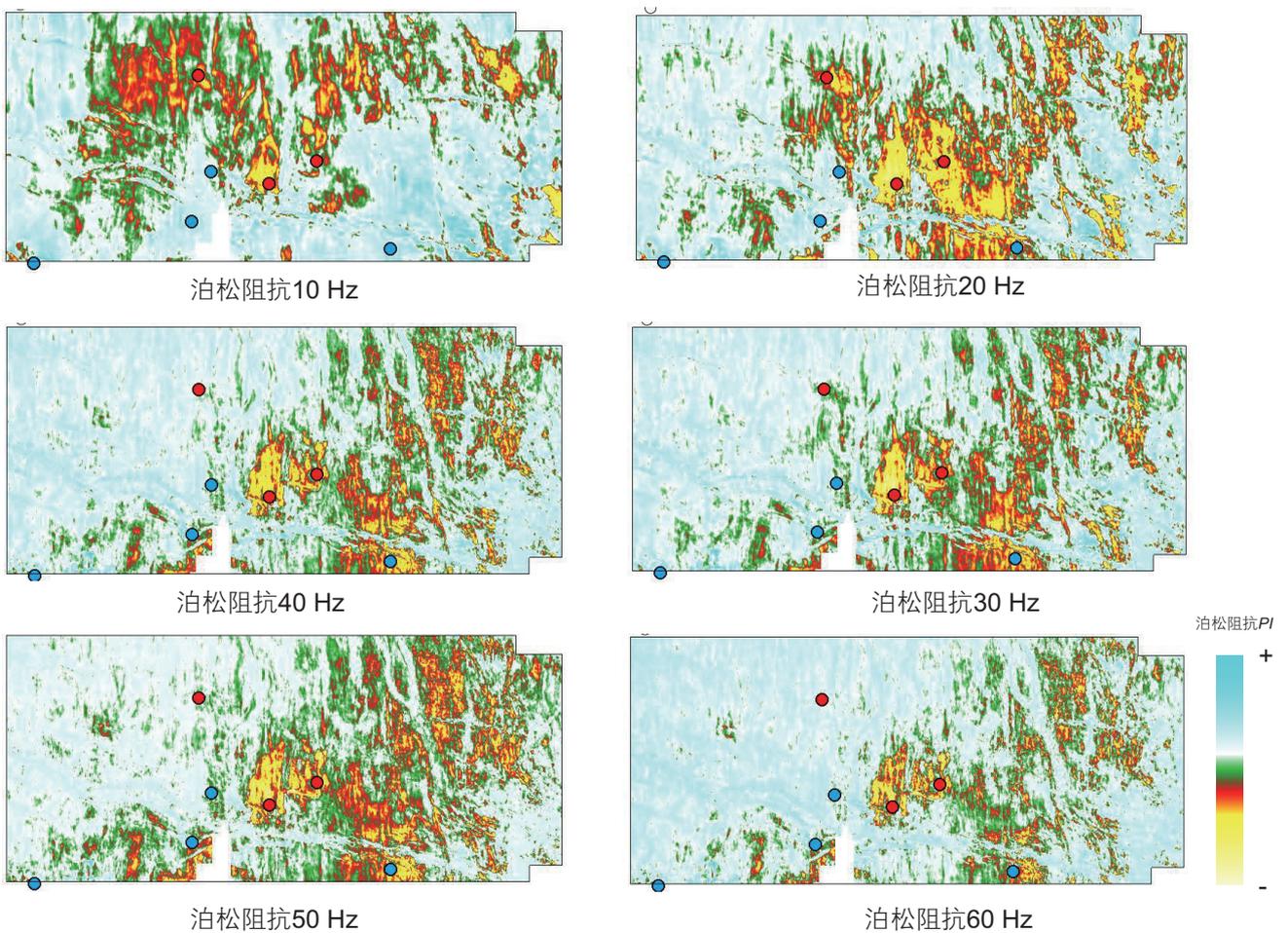


图 6 分频泊松阻抗平面特征

Fig. 6 Frequency-divided Poisson impedance plane characteristics

20 Hz 特征频率泊松阻抗, 根据双相介质理论, 流体赋存在储层的有效孔隙内, 因此本次加入孔隙度进行相控。将特征频率(10 Hz、15 Hz、20 Hz)的泊松阻抗与相控孔隙度数据体输入到随机森林中进行学习, 得到预测的三维含饱和度数据体。

使用工区中的 3 口井 W1、W2、W3 作为训练井,

W5 井作为验证, 使用随机森林进行训练, 通过多次测试, 得到的最优参数为: 树棵数为 300, 决策树最大树深为 6, 节点可分的最小样本数为 20。通过优选的参数获得的训练和验证结果如图 7 所示, 训练后的最优随机森林模型显示: W1、W2、W3 井的原始含水饱和度曲线与预测曲线的相关系数分别为 0.893、

0.981 和 0.872，验证井 W5 井上的相关系数为 0.892，满足预测精度要求，可以用于含水饱和度预测。

2.3 效果分析

抽取 W1 井的 S_w 预测曲线与真实 S_w 曲线进行对比分析，如图 8 所示，预测结果与实测曲线形态、值域

范围及趋势一致，通过预测结果可以明显地识别出井上的气层，而 W1 井的气层低 $\lambda\rho$ 特征相对不明显，较难识别其含气性。

使用频变阻抗人工智能油气性预测方法定量预测的含气性结果如图 9d 所示，对比定性油气检测——吸收属性剖面(图 9a)与弹性参数 $\lambda\rho$ 油气检测剖面(图

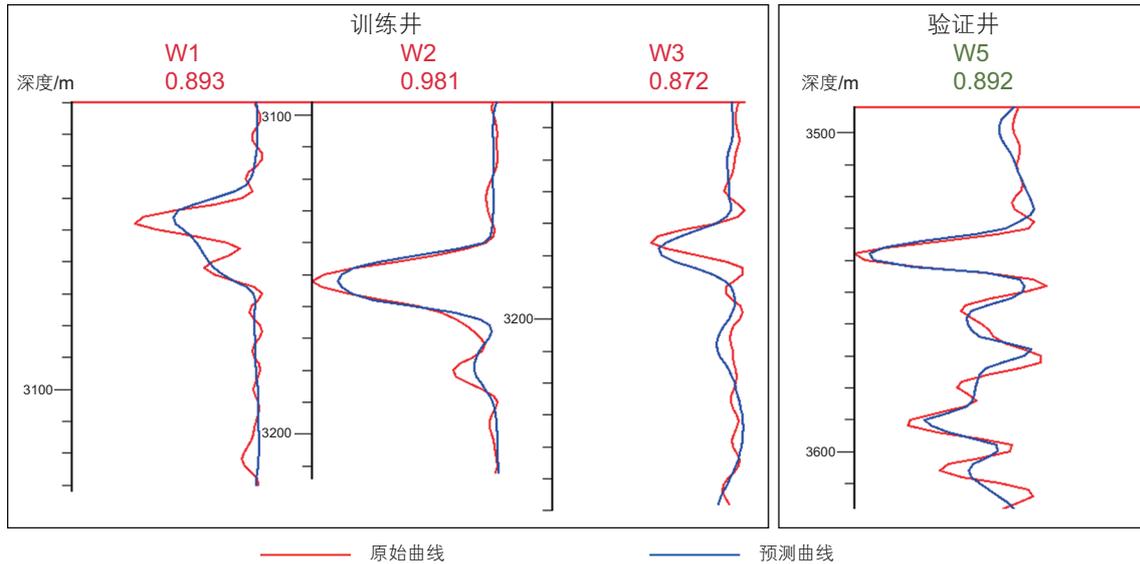


图 7 随机森林训练井、验证井含水饱和度预测结果

Fig. 7 Water saturation prediction results of random forest training well and verification well

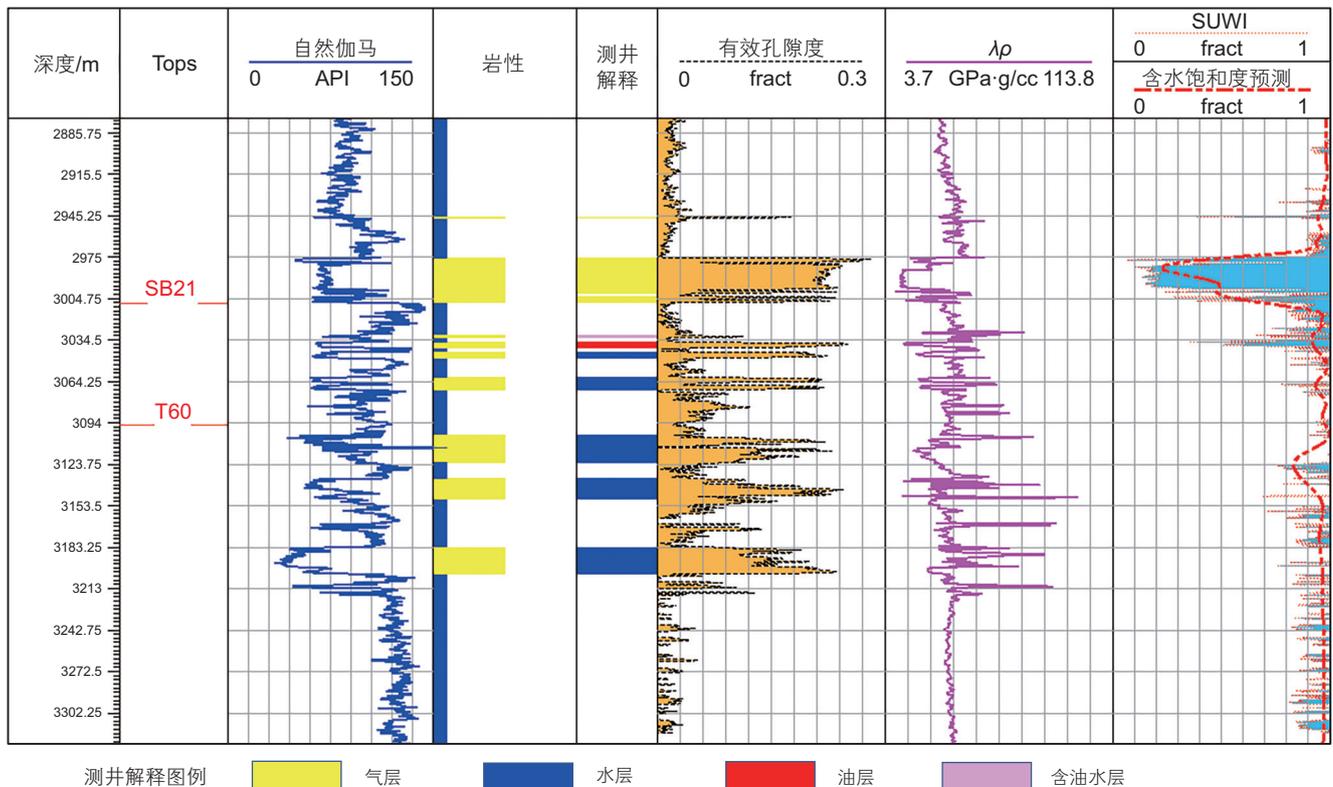


图 8 W1 井含水饱和度预测结果

Fig. 8 Prediction results of water saturation in well W1

9b), 含气饱和度预测与黏弹性亮点位置一致, 定量预测结果符合定性认识, 而对比使用全频段泊松阻抗的

预测结果(图 9c), 使用频变泊松阻抗人工智能油气性预测方法的剖面气层、水层与含油水层区别明显, 整

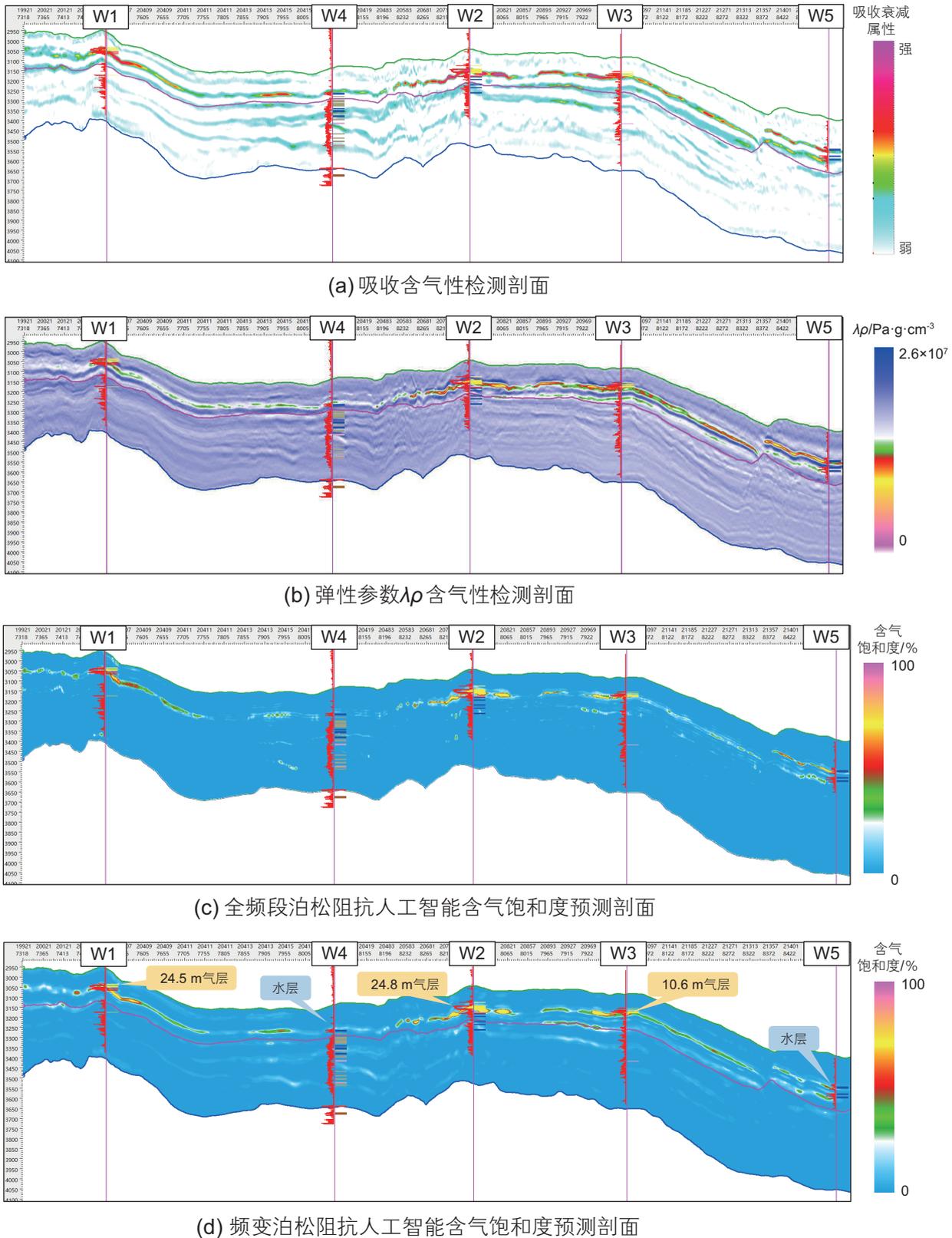


图 9 含气性预测剖面对比

Fig. 9 Comparison of gas bearing prediction profiles

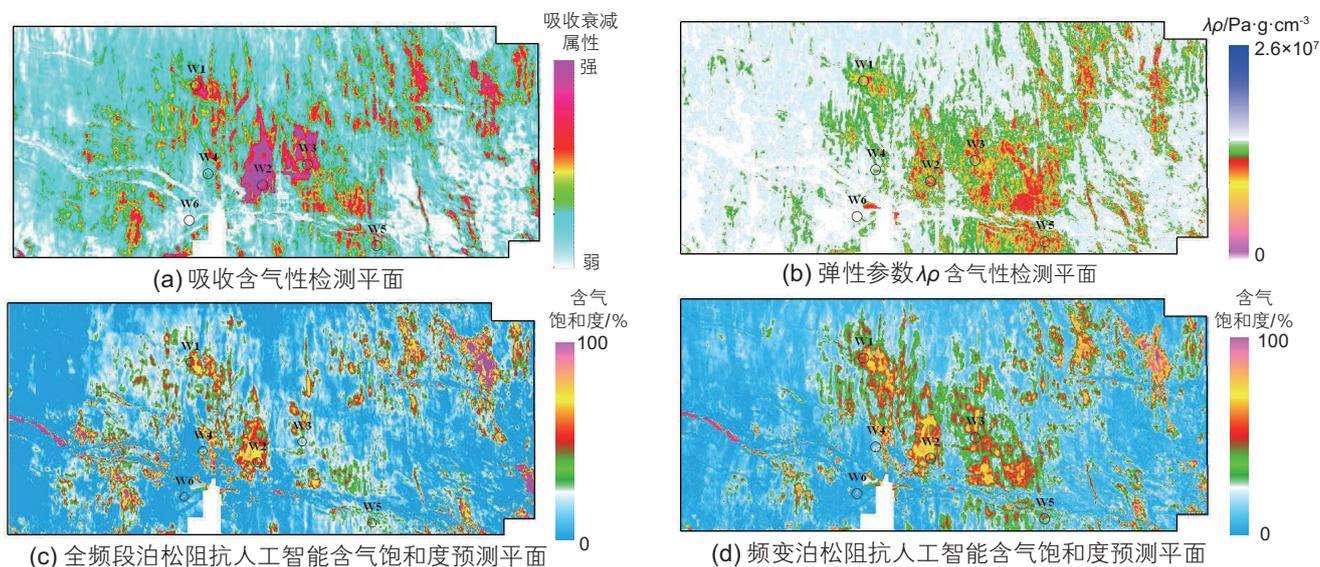


图 10 含气性预测平面对比

Fig. 10 Comparison of gas content prediction planes

体连续性强，并且与井上油气层厚度、类型对应程度更高。

三种方法的预测平面如图 10 所示，弹性参数 $\lambda\rho$ 受储层岩性、物性的影响，针对 W5 井水层预测结果显示为油气亮点；而使用一般泊松阻抗进行人工智能预测含气饱和度的结果如图 10c 所示，结合剖面预测结果，由于未充分利用有效频率信息，其在 W3 井上存在偏差。频变泊松阻抗人工智能含气性预测结果与吸收属性含气性检测结果相符，对气层、水层识别较准确，并且基于泊松阻抗的人工智能含气饱和度预测方法于可以定量反映高饱和度气层和低饱和度气层的差异。

对比结果显示，基于相控频变阻抗的人工智能流体饱和度预测结果可以反映砂组平面流体分布情况，对井吻合性高。通过观察剖面和平面含气饱和度特征，预测结果在厚度、值域、延伸方向均与已知对应，可

以作为后期的依据目标评价和优选的有力指标。

3 结论

1) 白云凹陷陆坡深水重力流砂体受压实、厚度调谐、孔隙等因素影响难以获取准确可靠的含气饱和度，根据研究区的弹性参数与含水饱和度交汇分析，与常规的弹性参数 $\lambda\rho$ 相比，在一定的孔隙度范围内泊松阻抗更容易表现地层的含气性，且通过分频对比，在泊松阻抗 10 Hz、20 Hz 频段，与已知的气井、水井对应程度相较于中高频段更高。

2) 将特征频率的泊松阻抗与相控孔隙度数据体输入到随机森林中得到定量预测的含气饱和度，结果显示使用频变泊松阻抗人工智能油气性预测方法气层、低饱和度气层、水层区别明显，整体连续性强，并且与井上油气层厚度、类型对应程度更高。

参考文献

- [1] 尚永生, 杨长春, 王真理, 等. 塔里木盆地卡 4 区块 AVO 研究[J]. 地球物理学进展, 2007, 22(5): 1408–1415. [SHANG Y S, YANG C C, WANG ZL, et al. AVO study of block Ka4 in Tarim Basin [J]. Progress in Geophysics, 2007, 22(5): 1408–1415.]
- [2] OSTRANDER W J. Plane-wave reflection coefficients for gas sands at non-normal angles of incidence[J]. Geophysics, 1984, 49(10): 1637–1648.
- [3] 冷雪梅, 杜启振, 孟宪军. 基于纵横波弹性阻抗联合反演的储层流体检测方法[J]. 断块油气田, 2019, 26(3): 319–323+363. [LENG X M, DU Q Z, MENG X J. Reservoir fluid detection method based on joint inversion of longitudinal and transverse wave elastic impedance[J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2019, 26(3): 319–323+363.]
- [4] 吴奎, 谢祥, 杨海风, 等. 基于叠前弹性阻抗反演的古近系流体识别[J]. 地球物理学进展, 2021, 36(1): 395–400. [WU K, XIE X, YANG H F, et al. Identification of Paleogene fluids based on pre-stack elastic impedance inversion[J]. Progress in Geophysics, 2021,

- 36(1): 395–400.]
- [5] SMITH G C, GIDLOW P M. Weighted stacking for rock property estimation and detection of gas[J]. *Geophysical Prospecting*, 1987, 35: 993–1014.
- [6] GOODWAY B, CHEN T, DOWNTON J. Improved AVO fluid detection and lithology discrimination using Lamé petrophysical parameters: “ $\lambda\rho$ ”, “ $\mu\rho$ ”, “ λ/μ ” fluid stack, from P and S inversions[J]. 67th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 1997, 183–186.
- [7] RUSSELL B H, HEDLIN K, HILTERMAN F J. Fluid-property discrimination with AVO: A Biot-Gassmann perspective[J]. *Geophysics*, 2003, 68, 29–39.
- [8] QUAKENBUSH M, SHANG B, TUTTLE C. Poisson impedance[J]. *The Leading Edge*, 2006, 25: 128–138.
- [9] YIN X Y, ZONG Z Y, WU G C. Research on seismic fluid identification driven by rock physics[J]. *Science China: Earth Sciences*, 2015, 58(2): 159–171.
- [10] 印兴耀, 曹丹平, 王保丽, 等. 基于叠前地震反演的流体识别方法研究进展[J]. *石油地球物理勘探*, 2014, 49(01): 22–34. [YIN X Y, CAO D P, WANG B L, et al. Research progress in fluid identification methods based on pre-stack seismic inversion[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2014, 49(01): 22–34.]
- [11] 李坤, 印兴耀, 宗兆云, 等. 频变黏弹性流体因子叠前地震F-AVA反演方法[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2019, 43(01): 23–32. [LI K, YIN X Y, ZONG Z Y, et al. F-AVA inversion method for pre-stack seismic data with frequency dependent viscoelastic fluid factor[J]. *Journal of China University of Petroleum(Edition of Natural Science)*, 2019, 43(01): 23–32.]
- [12] 郝前勇, 张世鑫, 张峰, 等. 基于频变AVO反演的频散属性估算方法及其应用[J]. *石油地球物理勘探*, 2013, 48(2): 255–261. [HAO Q Y, ZHANG S X, ZHANG F, et al. A method for estimating dispersion properties based on frequency varying AVO inversion and its application[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2013, 48(2): 255–261.]
- [13] 印兴耀, 刘倩. 一致密储层各向异性地震岩石物理建模及应用[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2016, 40(2): 52–58. [YIN X Y, LIU Q. Anisotropic seismic rock physics modeling and application of uniformly dense reservoirs[J]. *Journal of China University of Petroleum(Edition of Natural Science)*, 2016, 40(2): 52–58.]
- [14] CHAPMAN M, ZATSEPIN S V, Crampin S. Derivation of a microstructural poroelastic model[J]. *Geophysical Journal International*, 2002, 151(2): 427–451.
- [15] YIN X Y, ZHANG S X. Bayesian inversion for effective pore-fluid bulk modulus based on fluid-matrix decoupled amplitude variation with offset approximation[J]. *Geophysics*, 2014, 79(5): 221–232.
- [16] 时秀朋. 泊松阻抗在PX井区N₁(1S₁)油气检测中的应用[J]. *断块油气田*, 2015, 22(04): 469–471. [SHI X P. Poisson impedance in PX well area N₁ Application of (1S₁) in oil and gas detection[J]. *Fault-Block Oil and Gas Field*, 2015, 22(04): 469–471.]
- [17] 孙喜新. 泊松阻抗及其在平湖砂岩气藏检测中的应用[J]. *石油地球物理勘探*, 2008, 43(06): 699–703. [SUN X X. Poisson Impedance and its application in the detection of Pinghu sandstone gas reservoir[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2008, 43(06): 699–703.]
- [18] 闫星宇, 顾汉明, 肖逸飞, 等. XGBoost算法在致密砂岩气储层测井解释中的应用[J]. *石油地球物理勘探*, 2019, 54(02): 447–455. [YAN X Y, GU H M, XIAO Y F, et al. Application of XGBoost algorithm in logging interpretation of tight sandstone gas reservoirs[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2019, 54(02): 447–455.]
- [19] 张向君, 张晔. 基于支持向量机的交互检验储层预测[J]. *石油物探*, 2018, 57(04): 597–600. [ZHANG X J, ZHANG Y. Interactive verification reservoir prediction based on support vector machine[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2018, 57(04): 597–600.]
- [20] 罗刚, 肖立志, 史燕青, 等. 基于机器学习的致密储层流体识别方法研究[J]. *石油科学通报*, 2022, 01: 24–33. [LUO G, XIAO L Z, SHI Y Q, et al. Machine learning for reservoir fluid identification with logs. *Petroleum Science Bulletin*, 2022, 01: 24–33.]
- [21] 姜传金, 戴世立, 张广颖, 等. 松辽盆地北部中央古隆起带基底储层AVO特征模拟及时频特征分析研究[J]. *石油科学通报*, 2022, 04: 505–514. [JIANG C J, DAI S L, ZHANG G Y, et al. Simulation of AVO features and analysis of the time-frequency characteristics of the basement reservoir of the ancient central uplift zone in the northern Songliao Basin[J]. *Petroleum Science Bulletin*, 2022, 04: 505–514.]
- [22] 宋建国, 高强山, 李哲. 随机森林回归在地震储层预测中的应用[J]. *石油地球物理勘探*, 2016, 51(06): 1202–1211. [SONG J G, GAO Q S, LI Z. Application of random forest regression in seismic reservoir prediction[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2016, 51(06): 1202–1211.]
- [23] 郑静静, 印兴耀, 张广智. 流体因子关系分析以及新流体因子的构建[J]. *地球物理学进展*, 2011, 26(2): 579–587. [ZHENG J J, YIN X Y, ZHANG G Z. Analysis of fluid factor relationship and construction of new fluid factor[J]. *Progress in Geophysics*, 2011, 26(2): 579–587.]
- [24] 张卫卫, 刘军, 刘力辉等. 珠江口盆地番禺4洼古近系文昌组岩性预测技术及应用[J]. *岩性油气藏*, 2022, 34(06): 118–125. [ZHANG W W, LIU J, LIU L H. Lithological prediction technology and application of the paleogene wenchang formation in Panyu 4 Wa, the Pearl River Mouth Basin[J]. *Lithologic Reservoirs*, 2022, 34(06): 118–125.]
- [25] MA J F, MOROZOV I B. Ray-path elastic impedance[R]. 2004 Canadian Society of Exploration Geophysicists National Convention,

Calgary.

- [26] 刘力辉. 泊松反射率及泊松流体反射率的求取方法及地层分析方法[P]. 四川省: CN107479104B, 2019-03-26. [LIU L H. Method for obtaining poisson reflectance and poisson fluid reflectance and stratigraphic analysis[P]. Sichuan: CN107479104B, 2019-03-26.]
- [27] BREIMAN L. Random forest[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [28] 贺芙邦, 游俊, 邵龙义. 含气饱和度半定量预测方法探讨与应用[J]. 地球物理学进展, 2016, 31(02): 662-667. [HE F B, YOU J, SHAO L Y. Discussion and application of semi-quantitative prediction of gas saturation[J]. Progress in Geophysics, 31(2): 662-667.]

(编辑 付娟娟)