

文章编号:1009-9603(2023)01-0086-07

DOI:10.13673/j.cnki.cn37-1359/te.202112047

# 基于井控多属性机器学习的缝洞型储层预测方法

田建华<sup>1</sup>,朱博华<sup>1</sup>,卢志强<sup>2</sup>,冉琦<sup>1</sup>,张胜寒<sup>1</sup>,高睿语<sup>1</sup>,陈海洋<sup>1</sup>

(1.中国石化石油物探技术研究院,江苏南京 211103;

2.中国石化西北油田分公司勘探开发研究院,新疆乌鲁木齐 830011)

**摘要:**碳酸盐岩缝洞体具有强非均质性特征,单一地震属性预测和常规地震属性融合方法未考虑钻井过程中放空、漏失等信息,预测误差较大。基于实钻井井震标定,将放空漏失点属性特征作为约束条件,提出基于井控多属性机器学习的缝洞型储层预测方法,实现缝洞体精细预测。首先根据实钻井井震标定结果,提取漏失点位置的不同敏感地震属性值作为数据输入数组,根据漏失点特征定义的储层类型作为输出数组,形成训练集数据;然后基于支持向量机(support vector machines, SVM)方法,对训练集数据进行模型训练,得到符合先验信息的井震一致的预测模型;最后将该模型应用于塔里木盆地顺北地区奥陶系缝洞型储层预测。结果表明该方法能很好地反映真实储层类型特征,与钻井特征有很高的吻合度。

**关键词:**缝洞体;井控约束;地震属性;机器学习;储层精细分类

中图分类号:TE319

文献标识码:A

## Fracture-cavity reservoir prediction based on well-controlled multi-attribute machine learning

TIAN Jianhua<sup>1</sup>, ZHU Bohua<sup>1</sup>, LU Zhiqiang<sup>2</sup>, RAN Qi<sup>1</sup>, ZHANG Shenghan<sup>1</sup>, GAO Ruiyu<sup>1</sup>, CHEN Haiyang<sup>1</sup>

(1.SINOPEC Geophysical Research Institute, Nanjing City, Jiangsu Province, 211103, China; 2.Exploration and Production Research Institute, SINOPEC Northwest Oilfield Company, Urumqi, Xinjiang, 830011, China)

**Abstract:** Carbonate fracture-cavity reservoirs are characterized by strong heterogeneity. Single seismic attribute prediction and conventional seismic fusion methods do not take additional information such as mud leakage into consideration, which could lead to large errors. According to well seismic calibration, a fracture-cavity reservoir prediction method based on well-controlled multi-attribute machine learning was proposed to finely predict fracture-cavity reservoirs, with the attributes of mud-leakage points taken as the constraints. Firstly, in accordance with the results of well seismic calibration, different sensitive seismic attribute values at the leakage points were extracted as input data, and the reservoir types defined by the features of leakage points were output to form training set data. Then, based on the support vector machine (SVM) method, model training was conducted on the data to obtain a prediction model highly consistent with prior seismic attributes. Finally, the model was applied to predict the Ordovician fracture-cavity reservoir in Shunbei Oilfield, Tarim Basin. The prediction results show that this method can reflect the real reservoir characteristics and fits well with drilling features.

**Key words:** fracture-cavity reservoir; well-controlled constraint; seismic attribute; machine learning; fine reservoir classification

缝洞型储层预测技术的发展和應用,对指导碳酸盐岩油气藏的勘探开发具有重要意义。尤其在塔里木盆地深层缝洞型储层的研究中,高质量储层预测成果可优化钻井靶点、提升储集体刻画精度,

为缝洞型油气藏勘探突破和效益开发奠定坚实基础。目前,不少学者在缝洞型储层特征响应分析和储层预测方面开展了细致的研究工作,并取得了一定的应用效果<sup>[1-26]</sup>。针对缝洞型储层表现出的“串

收稿日期:2021-12-07。

作者简介:田建华(1974—),男,湖北天门人,高级工程师,硕士,从事地震、地质综合研究工作。E-mail:tianjh.swty@sinopec.com。

通信作者:朱博华(1987—),男,江苏南通人,高级工程师,硕士。E-mail:zhubh.swty@sinopec.com。

基金项目:中国石化科技攻关项目“顺北深层断溶体油藏描述及可采储量定量表征”(P21064-1)。

珠状”反射特征,学者从储层物理模拟<sup>[1-4]</sup>、数值模拟<sup>[5-7]</sup>等不同角度系统剖析其形成机理和响应特征,建立地震识别模式,为储层精细预测奠定了很好的理论基础。缝洞型储层预测技术和方法种类较多,目前主要为单一地震属性和常规地震属性融合方法,钻井信息利用较少,预测结果的井震匹配性有待进一步提高。

单一地震属性预测技术和方法主要有岩相分类技术<sup>[8]</sup>、叠前同时反演方法<sup>[9-10]</sup>、AVO分析技术<sup>[11-12]</sup>、频谱分解技术<sup>[13-14]</sup>和分频属性预测方法<sup>[15-17]</sup>等。能量类、频率类属性预测方法虽有一定效果,但由于缝洞型储层非均质性强的特点,缝洞体位置、尺度大小预测难度大,井震吻合率较低,且在储层特征与漏失点的关系方面缺乏研究。地震反演方法能消除子波旁瓣效应,预测精度有明显提高,但是波阻抗阈值还存在一定的不确定性,井震波阻抗关系的建立也存在一定的困难。

针对单一地震属性预测带来的局限,多属性优选和融合地震预测发展成为一个主流的研究方向<sup>[18-19]</sup>。李弘等构建出反射强度调谐累积频率衰减属性,较好地识别了碳酸盐岩缝洞型储层<sup>[20]</sup>。刘立峰等开展地震多属性优化研究,优选敏感属性,较好地预测了储层的分布<sup>[21]</sup>。张显文等构建了一种储层孔隙因子进行储层反演,得到的参数反演体能直接表征有利储层特征<sup>[22]</sup>。闫家伟等采用支持向量机的数据融合方法,将参数反演数据和敏感地震属性进行多数据融合,预测储层展布具有较高的钻井吻合率<sup>[23]</sup>。杨宏伟等采用基于概率核地震属性融合方法,实现了砂体的精细预测<sup>[24]</sup>。张军华等开展基于敏感测井曲线的多属性井震关系研究,采用多元线性回归和SVM实现储层预测<sup>[25]</sup>。郑笑雪等开展多种优势地震属性聚类分析研究,提高了储层预测精度,井震吻合率较高<sup>[26]</sup>。上述研究较好地实现了井震联合研究,但是在钻井信息利用方面相对欠缺。在碳酸盐岩缝洞型储层钻井过程中,会出现钻头放空、钻井液漏失等现象,放空代表钻遇较大尺度储集体,漏失代表钻遇小尺度储集体或裂缝发育带,且漏失量的大小也是储层类型和规模的反映,这一类信息还没有得到充分利用。

针对上述问题,为了充分利用不同地震属性预测结果和钻井信息,提高井震一致性,笔者将储层不同地震属性预测成果与钻井漏失点处储层类型结合起来,提出了一种基于井控多属性机器学习的缝洞型储层预测方法。该方法不仅实现了地震多

属性的融合,而且将井上放空、漏失信息作为约束条件开展储层预测,提高了井震相关关系,满足了缝洞型储层精细预测和分类的要求,在实践中具有较高的研究价值和应用前景。以塔里木盆地顺北地区为例,在保证较高井震一致性的条件下,将表征缝洞体的不同地震敏感属性进行综合利用,实现缝洞型储层的精细预测,为后续井位部署和靶点轨迹优化调整提供有效依据,最终提高钻井成功率。

## 1 SVM方法原理

支持向量机(SVM)方法由VAPNIK等提出,在很多分类问题上取得较好的效果,是机器学习业内最有影响力的模型之一<sup>[27-28]</sup>,具有泛化性能好、适合小样本和可训练高维特征等优点,应用较为广泛。其基本思想是基于训练数据样本集 $T$ 在样本空间中找到一个划分超平面,能够将不同类别的样本正确分离。在二分类问题当中,给出训练数据样本集 $T$ 如下:

$$T = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_i, y_i)\} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x}_i \in R^n, y_i = \{-1, 1\}$ 。当 $y_i = 1$ 时,训练样本向量 $\mathbf{x}_i$ 为正样本;当 $y_i = -1$ 时,训练样本向量 $\mathbf{x}_i$ 为负样本。

划分超平面用如下线性方程来描述:

$$\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x} + b = 0 \quad (2)$$

$\boldsymbol{\omega}$ 决定了超平面的方向,高维超平面 $\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x} + b = 0$ 将所有的训练数据分成两部分,其中法向量正方向的一侧是正类样本,反方向的一侧是负类样本。样本空间中任意点 $\mathbf{x}$ 到超平面的几何距离可表示为:

$$\gamma_i = \frac{|\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x} + b|}{\|\boldsymbol{\omega}\|} \quad (3)$$

支持向量机方法通过求解一个能够将训练样本正确分类的高维超平面,并将样本点距该超平面的几何距离最大化(几何距离最大化的直观理解即训练样本点距分离超平面足够远)来使得分类效果置信度达到最高。这样的分类模型理论上面对未知测试数据集有最好的预测期望。求解一个几何距离最大化的分离超平面参数,将这个问题表述为约束最优化问题,即 $\min_{\boldsymbol{\omega}, b} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2$ ,其约束条件为:

$$y_i (\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (4)$$

求解该优化问题的方法是使用Lagrange对偶性,构造Lagrange函数,对于每一个不等式约束相应

的引入 Lagrange 乘子  $\alpha_i \geq 0$ , 定义 Lagrange 函数为:

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i (\omega x_i + b) + \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (5)$$

其中  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ , 令  $L(\omega, b, \alpha)$  对  $\omega$  求偏导并令其等于 0 可得:

$$\nabla_{\omega} L(\omega, b, \alpha) = \omega - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (6)$$

即:

$$\omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (7)$$

令  $L(\omega, b, \alpha)$  对  $b$  求偏导并令其等于 0 可得:

$$\nabla_b L(\omega, b, \alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (8)$$

将(7)和(8)式代入(5)式可得到最终的对偶最优化问题, 即  $\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i x_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i$ , 最后通过 SMO 算法<sup>[29]</sup>求得最优解即可。

## 2 方法流程

优选采用阻抗、均方根能量、瞬时振幅、储层甜点和地震张量 5 种属性作为表征储层特征的敏感属性。地震反演较好地消除了子波旁瓣效应, 得到的纵波阻抗能较好地反映储层的真实特征, 更贴近于地下实际地质体。振幅类属性主要来自于地震振幅信息, 强能量表示储层发育区, 但是单一振幅不能真正反映不同储层的特征, 存在局限性。储层甜点参数是振幅随频率的变化, 能较好突出储层响应特征。地震张量属性是利用地震张量场判断地震同相轴的走向, 能很好地识别隐藏在同相轴下的振幅异常。

将上述敏感属性优选和实钻井放空、漏失特征相结合, 形成基于井控多属性机器学习的缝洞型储层预测方法, 主要包括以下步骤: ①基于原始地震数据, 结合井震标定结果, 提取每口井放空和漏失点位置处的 5 种地震敏感属性值, 形成属性数组作为输入数据。②根据工区实钻井井震标定结果, 统计放空和漏失点特征, 依据泥浆漏失量大小, 标记储层类型, 得到储层类型数组作为输出数据, 形成训练集数据。③利用上述 5 种地震敏感属性数组及其相对应的储层类型数组, 开展基于支持向量机方法的模型训练, 得到符合先验信息的井震一致的预测模型, 建立地震属性特征和储层分类之间的相关关系。④将此预测模型应用于全区, 基于全区多属

性数据体, 得到全区储层类型预测结果, 最终明确储层发育特征。

## 3 实例应用

塔里木盆地顺北地区发育典型的奥陶系碳酸盐岩断控缝洞型储层。其目的层埋藏深, 平均深度超过 7 300 m, 多期活动的走滑断裂带经深部酸性流体溶蚀改造形成缝洞型储层<sup>[30]</sup>, 经后期油气充注后形成一系列沿深大断裂带分布的特殊油气藏。储层纵横向非均质性强, 分布规律性差, 地震上主要表现为“串珠状”的反射特征。研究区内共有钻井 11 口, 钻探目标均为断裂+缝洞体的组合, 断裂代表有较好的储层发育基本条件, 缝洞体代表有利储层发育区。钻井钻遇储层时会出现泥浆漏失或钻头放空等现象, 这 11 口井在目的层段均出现不同程度的泥浆漏失特征, 代表钻遇储层, 但漏失量存在差异。笔者探索将已钻井泥浆漏失特征与地震属性建立关系, 开展储层分类预测, 进而提高井震匹配性和预测精度。

### 3.1 储层类型划分及敏感地震属性提取

钻井漏失点是储层发育位置最直接的反应, 根据泥浆漏失量的大小, 可以定义该漏失点处储层的类型。通过已钻井泥浆漏失量大小和振幅属性分析可知, 泥浆漏失量越大, 代表钻遇规模储层的概率就越高。当泥浆漏失量较大时(大于 30 m<sup>3</sup>), 定义为储层的核心区, 储层类型标记为 1; 当漏失量中等时(2~30 m<sup>3</sup>), 定义为储层到非储层的过渡区, 储层类型标记为 2; 当漏失量较小时(小于 2 m<sup>3</sup>), 为局部裂缝发育区, 地震上没有明显的响应, 定义为非储层区, 储层类型标记为 3。

如图 1 所示, A 井有 3 个漏失点, ls\_1 位置和 ls\_3 位置的漏失量均大于 30 m<sup>3</sup>, 定义为储层的核心区, 储层类型标记为 1; ls\_2 位置漏失量小于 2 m<sup>3</sup>, 定义为非储层区, 储层类型标记为 3。B 井 ls\_2 位置漏失量小于 2 m<sup>3</sup>, 定义为非储层区, 储层类型标记为 3; ls\_3 位置漏失量大于 30 m<sup>3</sup>, 定义为储层的核心区, 储层类型标记为 1; ls\_4 位置漏失量为 2~30 m<sup>3</sup>, 定义为储层到非储层的过渡区, 储层类型标记为 2。

通过统计分析, 研究区内 11 口井共 21 个漏失点; 其中漏失量较大(大于 30 m<sup>3</sup>)的漏失点有 4 个, 储层类型标记为 1; 漏失量中等(2~30 m<sup>3</sup>)的漏失点有 7 个, 储层类型标记为 2; 漏失量较小(小于 2 m<sup>3</sup>)的漏失点一共 10 个, 储层类型标记为 3。这样就将区内 21 个漏失点定义为不同的储层类型, 形成储层

类型数组。

利用5种地震敏感属性预测成果,提取21个漏失点位置处相应的地震属性值,得到井点漏失点位置属性值和储层类型相关关系(表1)。将此表作为输入数据集,为后续模型训练做好数据基础。

### 3.2 模型训练

将5种不同的地震敏感属性值作为输入参数,通过漏失特征确定的储层类型作为输出类型,利用支持向量机方法进行机器学习,建立地震属性和储层类型之间的映射关系,训练得到预测模型。

模型训练过程中,采用交叉验证的方式防止过拟合。由混淆矩阵(图2)可看出,模型的整体吻合率达到90.5%,多属性和储层类型之间的映射关系较好。由于储层核心区和过渡区的不确定性较突出,所以两者的预测结果会存在一定的偏差;储层类型1预测准确率为75%,有25%的概率会预测为类型2;其他2种分类在地震属性上具有明显的差异性,所以在模型中表现出很高的预测准确度,储层类型2预测准确率为100%,储层类型3预测准确率为90%,有10%的概率会预测为类型2。由此可见,通过SVM方法建立预测模型,能很好地表征地震属

性和储层类型之间的关系,井震匹配度很高,为提高碳酸盐岩储层类型的预测精度奠定了良好基础。利用此预测模型,可以开展全区储层类型的预测。

### 3.3 预测效果分析

利用单一地震属性预测具有一定的局限性(图3)。瞬时属性和均方根能量属于振幅类属性,能定性的判别缝洞型储层的发育特征,但很难对储层类型进行细化分析。振幅属性存在阈值选取的问题,如果阈值选取不合理,预测可靠性会大大降低(图3b,3c)。纵波阻抗反演剖面理论上能识别有利储层的分布,但由于缝洞型储层具有非均质性强的特征,反演结果存在一定的误差,同时阻抗阈值确定也存在一定困难,用单一属性判别的准确性较低(图3d)。甜点属性展示的效果和振幅类属性接近,难以对储层进行分类表征(图3e)。地震张量属性能较好表征缝洞型储层引起的同相轴差异,但同时也出现了一些其他非储层因素导致的属性异常(图3f)。由上述5种地震属性进行井震分析可知,每种属性有其自身优势,单一属性很难全面表征储层特征,某些属性与井的吻合率相对较低。通过井控多属性机器学习分类预测,在钻井漏失点定义的储层

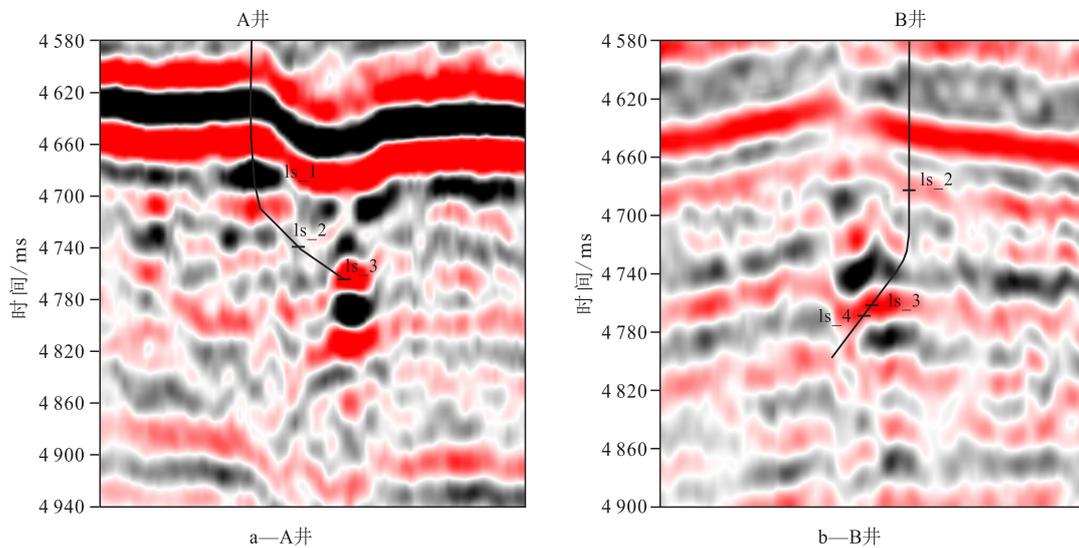


图1 过井地震剖面

Fig.1 Through-well seismic profiles

表1 漏失点位置地震敏感属性值与储层类型相关关系(部分数据)

Table1 Relationships between attribute values and reservoir types at leakage points (partial data)

漏失点位置	纵波阻抗/( $g \cdot cm^{-3} \cdot m \cdot s^{-1}$ )	均方根能量	张量	甜点属性	瞬时振幅	漏失量	储层类型
A-ls_1	13 844	37.544 4	104.697	2 497.21	583.684	大	1
A-ls_2	14 680	0.208 72	13.851 7	730.884	206.173	小	3
A-ls_3	13 860	64.992 6	62.047 2	3 212.53	714.964	大	1
B-ls_2	14 889	1.584 32	8.598 11	774.692	234.311	小	3
B-ls_3	14 776	15.669 9	16.262 1	2 209.72	487.745	大	1
B-ls_4	16 261	3.552 5	12.465 9	1 344.35	264.478	中	2

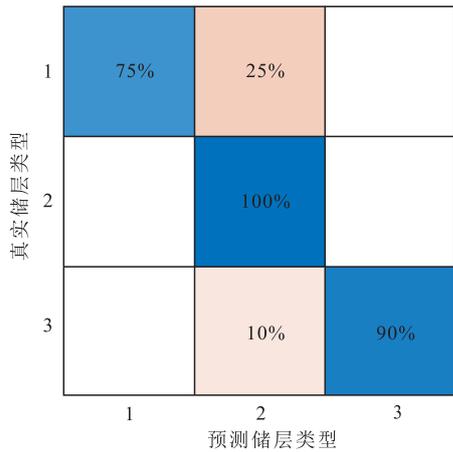


图2 混淆矩阵

Fig.2 Confusion matrix

类型约束下,将5种地震属性进行融合,能很好地综合不同地震属性的优势,在储层定性预测的同时,也能更好地进行储层分类,具有较明显的技术优势。

将上述预测模型应用于整个三维属性体,得到研究区的储层类型预测结果。由图4可知,最终预

测结果分为3类;红色区域为储层核心区,代表储层最发育的位置;淡蓝色区域为储层过渡区,代表储层相对欠发育;白色区域代表非储层区。2个漏失点漏失量中等(2~30 m<sup>3</sup>),为储层过渡区。预测结果较好地反映了储层发育部位,与井上的漏失特征具有很好的吻合效果,直观、准确,可以更好的为后期井位部署和评价、井轨迹优化调整提供有效依据。在该井的下一步侧钻计划中,图中黑色箭头指示位置(红色区域,储层核心区)为储层发育概率最大的区域,由此可以实现精准入靶,提高优质储层的钻遇率,指导精细勘探开发工作。

### 4 结论

基于常规多属性缝洞型储层预测方法,充分考虑钻井过程中泥浆漏失特征,提出将漏失特征定义的储层类型与地震敏感属性参数相结合,利用机器学习方法建立实钻井约束下的多属性预测模型,

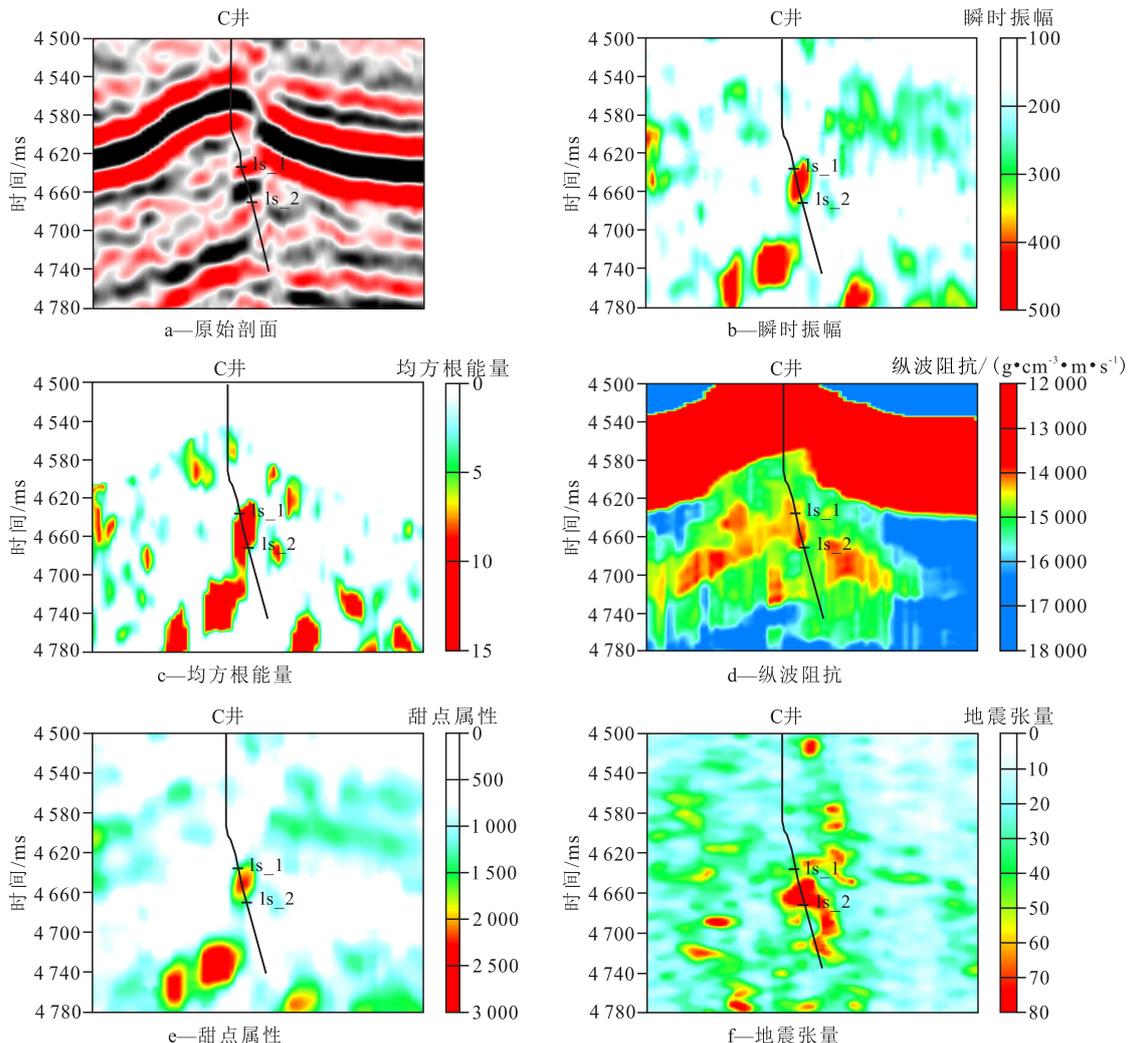


图3 过C井地震剖面及属性剖面

Fig.3 Seismic profile and attribute profiles through Well C

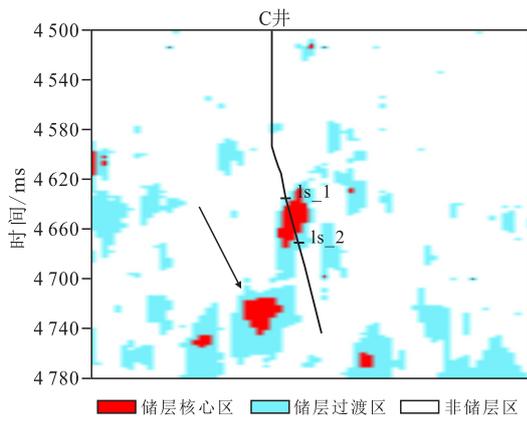


图4 C井储层类型预测结果

Fig.4 Prediction of reservoir types through Well C

实现对缝洞型储层的分类预测。对塔里木盆地顺北地区储层的分类预测结果反映真实储层类型特征,井震吻合率达到90.5%,提高了井震匹配关系,提高了优质储层的钻遇率和成功率,为井位部署和井轨迹优选提供有效参考,为缝洞型储层精细研究提供了新的思路。后续研究将在样本点选取和扩展、属性优选、机器学习方法等关键环节开展深入研究,进一步提高方法的适用性和预测效果。

符号解释

- $b$ ——超平面位移项;
- $d$ ——超平面垂向法向量维度;
- $i$ ——个体,  $i = 1, 2, \dots, N$ ;
- $j$ ——个体,  $j = 1, 2, \dots, N$ ;
- $L(\omega, b, \alpha)$ ——Lagrange 函数;
- $n$ ——实数向量空间维度;
- $N$ ——个体上限;
- $R$ ——实数集;
- $T$ ——训练数据样本集;
- $x$ ——特征向量;
- $x_i$ ——第  $i$  个训练样本对应的特征向量;
- $x_j$ ——第  $j$  个训练样本对应的特征向量;
- $(x_i, y_i)$ ——训练样本数据点;
- $y$ ——特征向量的标签;
- $y_i$ —— $x_i$  的标签;
- $y_j$ —— $x_j$  的标签;
- $\alpha$ —— $\alpha_i$  组成的矢量;
- $\alpha_i$ ——Lagrange 函数中的 Lagrange 乘子;
- $\alpha_j$ ——另一组 Lagrange 乘子;
- $\gamma_i$ ——样本空间中任意点  $x$  到超平面的几何距离;
- $\omega$ ——超平面垂向法向量,  $\omega = (\omega_1; \omega_2; \dots; \omega_d)$ 。

参考文献

[1] 魏建新,狄帮让,王立华.孔洞储层地震物理模拟研究[J].石油

物探,2008,47(2):156-160.  
 WEI Jianxin, DI Bangrang, WANG Lihua. Seismic physical modeling for cavern reservoir [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2008, 47(2): 156-160.  
 [2] 赵群,曲寿利,薛诗桂,等.碳酸盐岩溶洞物理模型地震响应特征研究[J].石油物探,2010,49(4):351-358,400.  
 ZHAO Qun, QU Shouli, XUE Shigui, et al. Study on the seismic response characteristics on the physical model of carbonate cave [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2010, 49(4): 351-358, 400.  
 [3] 李凡异,魏建新,狄帮让,等.碳酸盐岩孔洞储层地震物理模型研究[J].石油地球物理勘探,2016,51(2):272-280.  
 LI Fanyu, WEI Jianxin, DI Bangrang, et al. Seismic physical model of carbonate cavern reservoirs [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2016, 51(2): 272-280.  
 [4] 王立华,魏建新,狄帮让.溶洞物理模型地震响应及其属性分析[J].石油地球物理勘探,2008,43(3):291-296.  
 WANG Lihua, WEI Jianxin, DI Bangrang. Seismic response of karst cave physical model and analysis of its attributes [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2008, 43(3): 291-296.  
 [5] 朱生旺,魏修成,曲寿利,等.用随机介质模型方法描述孔洞型油气储层[J].地质学报,2008,82(3):420-427.  
 ZHU Shengwang, WEI Xiucheng, QU Shouli, et al. Description of the carbonate karst reservoir with random media model [J]. Acta Geologica Sinica, 2008, 82(3): 420-427.  
 [6] 胡中平.溶洞地震波“串珠状”形成机理及识别方法[J].中国西部油气地质,2006,2(4):423-426,453.  
 HU Zhongping. Mechanism and distinction method for the seismic “string beads” characteristic [J]. West China Petroleum Geosciences, 2006, 2(4): 423-426, 453.  
 [7] 马灵伟,杨勤勇,顾汉明,等.基于随机缝洞介质理论模拟塔中北坡储层的地震响应[J].石油地球物理勘探,2016,51(6):119-127.  
 MA Lingwei, YANG Qinyong, GU Hanming, et al. Simulation of reservoir seismic response in the northern slope of the middle Tarim Basin with random fracture-cavern media model [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2016, 51(6): 119-127.  
 [8] LIU Y, WANG Y H. Seismic characterization of a carbonate reservoir in Tarim Basin [J]. Geophysics, 2017, 82(5): 1-41.  
 [9] 汤婕,吴国忱,邓小凡.基于贝叶斯理论的裂缝性介质叠前地震同步反演方法[J].油气地质与采收率,2018,25(6):45-50.  
 TANG Jie, WU Guochen, DENG Xiaofan. Pre-stack seismic synchronous inversion method for fractured media based on Bayesian theory [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2018, 25(6): 45-50.  
 [10] 徐旺林,张繁昌,郭彦如,等.贝叶斯全频信息同时反演在鄂尔多斯盆地碳酸盐岩储层预测中的应用[J].石油地球物理勘探,2014,49(4):723-728.  
 XU Wanglin, ZHANG Fanchang, GUO Yanru, et al. Bayesian full frequency simultaneous inversion for carbonate reservoir in Erdos Basin [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2014, 49(4): 723-728.  
 [11] 肖鹏飞,杨林,李弘,等.塔里木盆地深层缝洞型碳酸盐岩储层地震AVO响应分析[J].石油物探,2020,59(1):87-97.

- XIAO Pengfei, YANG Lin, LI Hong, et al. Seismic amplitude-versus-offset response of deep fracture-cavity carbonate reservoirs in the Tarim Basin, China [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2020, 59(1): 87-97.
- [12] 鲜强, 冯许魁, 刘永雷, 等. 塔中地区碳酸盐岩缝洞型储层叠前流体识别[J]. *石油与天然气地质*, 2019, 40(1): 196-204.
- XIAN Qiang, FENG Xukui, LIU Yonglei, et al. Pre-stack fluid identification for fractured-vuggy carbonate reservoir in Tazhong area [J]. *Oil & Gas Geology*, 2019, 40(1): 196-204.
- [13] 刘春园, 魏修成, 朱生旺, 等. 频谱分解在碳酸盐岩储层中的应用研究[J]. *地质学报*, 2008, 82(3): 428-432.
- LIU Chunyuan, WEI Xiucheng, ZHU Shengwang, et al. Application of spectral decomposition in carbonate reservoir [J]. *Acta Geologica Sinica*, 2008, 82(3): 428-432.
- [14] 胡华锋, 鲍典, 马灵伟, 等. 基于高频衰减梯度的碳酸盐岩溶洞储集体规模识别方法——以塔河油田岩溶古河道溶洞储集体为例[J]. *石油物探*, 2018, 57(6): 892-901.
- HU Huafeng, BAO Dian, MA Lingwei, et al. Scale characterization of carbonate karst cave reservoirs based on high-frequency attenuation gradient: A case study from karst paleochannels reservoirs in Tahe oilfield, China [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2018, 57(6): 892-901.
- [15] 孙振涛. 基于叠前分频振幅差异的溶洞识别技术及应用[J]. *石油物探*, 2018, 57(3): 452-457.
- SUN Zhen tao. Multi-scale cave detection based on amplitude difference of prestack frequency division [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2018, 57(3): 452-457.
- [16] 朱博华, 杨江峰, 吕秋玲, 等. 基于分频成像的小尺度溶洞检测[J]. *石油地球物理勘探*, 2018, 53(3): 583-544.
- ZHU Bohua, YANG Jiangfeng, LÜ Qiuling, et al. Small-scale cave detection based on frequency-segmented imaging [J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2018, 53(3): 583-544.
- [17] 杨江峰, 吕秋玲, 丁建强, 等. 分频叠前深度偏移技术在小尺度缝洞体成像中的应用[J]. *石油物探*, 2021, 60(3): 488-495.
- YANG Jiangfeng, LÜ Qiuling, DING Jianqiang, et al. Application of frequency-division prestack depth migration for the imaging of small-scale fracture-cavity reservoirs [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2021, 60(3): 488-495.
- [18] 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.
- [19] 王彦仓, 秦凤启, 杜维良, 等. 地震属性优选、融合探讨[J]. *中国石油勘探*, 2013, 18(6): 69-73.
- WANG Yancang, QIN Fengqi, DU Weiliang, et al. Discussions on optimization and fusion of seismic attributes [J]. *China Petroleum Exploration*, 2013, 18(6): 69-73.
- [20] 李弘, 窦之林, 王世星, 等. 碳酸盐岩缝洞型储层“弱反射”特征的地震多属性识别[J]. *石油物探*, 2014, 53(6): 713-719.
- LI Hong, DOU Zhilin, WANG Shixing, et al. Seismic multi-attributes recognition for carbonate fractured-vuggy reservoirs with “weak reflection” characteristics [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2014, 53(6): 713-719.
- [21] 刘立峰, 孙赞东, 杨海军, 等. 缝洞型碳酸盐岩储层地震属性优化方法及应用[J]. *石油地球物理勘探*, 2009, 44(6): 747-754.
- LIU Lifeng, SUN Zandong, YANG Haijun, et al. Seismic attribute optimization method and its application for fractured-vuggy carbonate reservoir [J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2009, 44(6): 747-754.
- [22] 张显文, 曹树春, 聂妍, 等. 地震多属性孔隙因子参数反演及其在伊拉克M油田碳酸盐岩储层预测中的应用[J]. *石油物探*, 2018, 57(5): 756-763.
- ZHANG Xianwen, CAO Shuchun, NIE Yan, et al. Seismic multi-attribute inversion for pore-sensitive factor and its application in carbonate reservoir prediction of M oilfield in Iraq [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2018, 57(5): 756-763.
- [23] 闫家伟, 王文庆, 吕芳芳, 等. 复杂碳酸盐岩储层多数据融合预测技术——以千米桥潜山奥陶系为例[J]. *石油地球物理勘探*, 2021, 56(3): 583-592.
- YAN Jiawei, WANG Wenqing, LÜ Fangfang, et al. Fusion of multiple data for predicting complex carbonate reservoirs and its application: A case study on Ordovician of Qianmiqiao buried hills [J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2021, 56(3): 583-592.
- [24] 杨宏伟, 吴海燕, 魏国华, 等. 基于概率核地震属性融合的砂体预测方法研究[J]. *地球物理学进展*, 2020, 35(1): 216-221.
- YANG Hongwei, WU Haiyan, WEI Guohua, et al. Research on sand body prediction method based on seismic attributes integrating of probabilistic kernel [J]. *Progress in Geophysics*, 2020, 35(1): 216-221.
- [25] 张军华, 胡陈康, 于正军, 等. 东营凹陷深部储层井震关系研究[J]. *地球物理学进展*, 2021, 36(4): 1 651-1 660.
- ZHANG Junhua, HU Chenkang, YU Zhengjun, et al. Study on the relationship between wells and seismic in deep reservoirs in Dongying sag [J]. *Progress in Geophysics*, 2021, 36(4): 1 651-1 660.
- [26] 郑笑雪, 唐金良. 基于多属性的断溶体特征提取与分带性自动识别[J]. *石油物探*, 2021, 60(5): 805-815.
- ZHENG Xiaoxue, TANG Jinliang. Feature extraction and automatic zonation of broken solutions based on multiple attributes [J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2021, 60(5): 805-815.
- [27] VAPNIK V. *The nature of statistical learning theory* [M]. Berlin, German: Springer Science & Business Media, 2013.
- [28] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [29] PLATT J C. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization [C]// *Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning*. Cambridge, MA: The MIT Press, 1998.
- [30] 李海英, 刘军, 龚伟, 等. 顺北地区走滑断裂与断溶体圈闭识别描述技术[J]. *中国石油勘探*, 2020, 25(3): 107-120.
- LI Haiying, LIU Jun, GONG Wei, et al. Identification and characterization of strike-slip faults and traps of fault-karst reservoir in the Shunbei area [J]. *China Petroleum Exploration*, 2020, 25(3): 107-120.