

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2022.290>



基于地震属性的致密碳酸盐岩储层 裂缝分布的人工智能预测方法

鲍明阳^{1,2}, 董少群^{1,2}, 曾联波^{1,2}, 何娟³, 孙福亭³, 韩高松^{1,2}

1. 中国石油大学(北京)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. 中国海洋石油国际有限公司, 北京 100028

摘要: 裂缝是致密碳酸盐岩储层的重要渗流通道, 影响油藏开发效果。由于裂缝的地球物理响应弱且复杂, 使得裂缝预测困难。在深度挖掘地震属性中裂缝特征信息的基础上, 建立了基于人工智能的裂缝分布预测方法。该方法通过支持向量机算法优选裂缝敏感属性, 利用梯度提升决策树(GBDT)算法深度挖掘单井裂缝发育情况与地震属性之间的非线性关系, 梯度提升决策树算法对于异常值有较强的鲁棒性, 可以较好地解决裂缝地震响应弱且复杂的问题。该方法在中东扎格罗斯盆地某油田古近系渐新统-新近系中新统 Asmari 组主力产油层位的致密碳酸盐岩储层中进行了实例应用, 优选出方差、曲率、倾角偏差、倾角、方位角 5 种裂缝敏感地震属性, 利用梯度提升决策树集成不同地震属性中的裂缝特征, 建立裂缝分布预测模型, 对研究区碳酸盐岩储层裂缝分布进行了预测。与常用裂缝预测方法的对比实验表明, 本方法的裂缝预测结果与单井裂缝解释更为符合。预测结果表明, 研究区北部裂缝更为发育, 构造高部位附近裂缝更为发育, 与生产动态认识相符合。

关键词: 裂缝预测; 地震属性; 致密碳酸盐岩储层; 人工智能; 扎格罗斯盆地。

中图分类号: P631.4

文章编号: 1000-2383(2023)07-2462-13

收稿日期: 2021-12-19

Artificial Intelligence Prediction Method for Tight Carbonate Reservoir Fracture Distribution Based on Seismic Attributes

Bao Mingyang^{1,2}, Dong Shaoqun^{1,2}, Zeng Lianbo^{1,2}, He Juan³, Sun Futing³, Han Gaosong^{1,2}

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

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

3. CNOOC International Ltd., Beijing 100028, China

Abstract: Fractures are important seepage channels in tight carbonate reservoir which affect reservoir development. Fracture prediction is difficult due to the weak and complex geophysical response of fractures. Based on the deep mining of fracture characteristic information in seismic attributes, in this paper it establishes an artificial intelligence-based fracture distribution prediction method. This method uses the support vector machine algorithm to optimize the fracture sensitive attributes, and uses the gradient boosting decision tree (GBDT) algorithm to deeply explore the nonlinear relationship between the fracture development of a

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(No.42002134); 中国博士后科学基金第 14 批特别资助项目(No.2021T140735)。

作者简介: 鲍明阳(1995—), 男, 硕士研究生, 主要从事储层裂缝识别预测、裂缝网络建模、机器学习等研究。ORCID: 0000-0002-2681-7946。

E-mail: baomingyang2020@163.com

引用格式: 鲍明阳, 董少群, 曾联波, 何娟, 孙福亭, 韩高松, 2023. 基于地震属性的致密碳酸盐岩储层裂缝分布的人工智能预测方法. 地球科学, 48(7): 2462-2474.

Citation: Bao Mingyang, Dong Shaoqun, Zeng Lianbo, He Juan, Sun Futing, Han Gaosong, 2023. Artificial Intelligence Prediction Method for Tight Carbonate Reservoir Fracture Distribution Based on Seismic Attributes. *Earth Science*, 48(7): 2462-2474.

single well and the seismic attributes. Gradient boosting decision tree algorithm has strong robustness to outliers, and can better solve the problem of weak and complex fracture seismic response. This method has been applied to a tight carbonate reservoir in the Oligocene to Neogene Asmari Formation of an oilfield in Zagros Basin, Middle East. Five fracture sensitive seismic attributes including variance, curvature, dip deviation, dip angle and azimuth angle were optimized. The gradient boosting decision tree was used to integrate the fracture characteristics of different seismic attributes, and the fracture distribution prediction model was established to predict the fracture distribution of carbonate reservoir in the study area. Compared with conventional fracture prediction methods, the results of this method are more consistent with fracture interpretation of single well. The prediction results show that the fractures both in the northern part of the study area and near the structural heights are more developed, which is consistent with the understanding of production dynamics.

Key words: fracture prediction; seismic attributes; tight carbonate reservoir; artificial intelligence; Zagros Basin.

0 引言

全球已发现的碳酸盐岩油气储量占油气总储量的一半以上,在世界油气资源中有极为重要的地位(贾承造等,2012;邹才能等,2015)。致密碳酸盐岩储层是碳酸盐岩储层中较为重要的一类(曾联波,2008;贾承造,2017),但致密碳酸盐岩储层物性较差、非均质性强、开发难度较大(Liu *et al.*, 2020; 曾联波等, 2020)。裂缝作为致密碳酸盐岩储层的有效储集空间和重要渗流通道,是致密碳酸盐岩储层成为优质储层的重要条件(曾联波等, 2010),所以裂缝预测对于致密碳酸盐岩储层裂缝展布规律研究、裂缝网络建模、井位部署优化等均有重要意义(董少群等, 2018, 2020)。

裂缝预测的常用技术包括岩心、测井、地震等(刘国平等, 2020; 吕文雅等, 2020)。岩心分析可以反映井壁裂缝发育情况,是最为直接可靠的裂缝分析技术(赵向原等, 2017; 肖阳等, 2018);地球物理测井可以通过裂缝储层的物理特征变化间接反映井轨迹附近裂缝的发育情况(Dong *et al.*, 2020a, 2020c);地震可以通过地震波在各向异性介质中的传播时间、速度、振幅、频率在不同方位角的变化来检测裂缝(刘俊州等, 2021)。三维地震信息覆盖范围广,可以识别有一定规模的裂缝发育带(Chen *et al.*, 2021; Shang *et al.*, 2021)。目前已有众多针对叠后地震资料的放大断层和裂缝发育带的地震属性,叠后地震属性能够突出地震资料中的断层和裂缝发育带导致的差异性,常被用于分析断层和裂缝发育带的空间分布(王小垚等, 2018)。例如相干体属性技术是基于地震反射同相轴的不连续性来预测裂缝的分布(吕公河等, 2006);曲

率属性通过反映地震反射体的弯曲程度来预测裂缝的分布(廖宗湖等, 2020);蚂蚁追踪技术是一种基于蚁群算法的边缘检测技术,人工蚂蚁可以增强断层发育部位的差异性,从而达到拾取断层的目的(孙爽等, 2019)。

三维地震资料是井间裂缝预测的有效手段,但分辨率相比测井和岩心要低,如何将不同分辨率的多源异构裂缝信息融合,是当前提高地震裂缝预测精度亟待解决的技术难题。近年来,人工智能的快速发展为这一难题的解决提供了契机,其中有很多代表性的算法,如神经网络、线性回归、朴素贝叶斯、卷积神经网络、随机森林等(孙振宇等, 2017; 何健等, 2020)。BP神经网络在储层特征分析的基础上,通过井点进行约束并利用优选的多种地震属性作为输入信息建立BP神经网络,最终输出定量的裂缝密度。采用BP神经网络算法对DMT凹陷潜山变质岩进行了定量预测,验证井平均误差为8%,一定程度上提高了裂缝预测的精度和准确度(黄凤祥等, 2016)。深度卷积神经网络利用从三维地震振幅数据体中获取的已标记地震振幅断层数据和待识别地震振幅断层数据,构建卷积神经网络。通过将多层特征信息进行融合来识别地震资料中的断裂带,通过与传统方法对比证实该方法可以大幅度提高断裂带识别准确性(常德宽等, 2021; Yu *et al.*, 2021)。随机森林等集成算法通过建立岩心的裂缝发育信息与多种地震属性之间的非线性关系用于裂缝带的预测,在川东北YL地区裂缝发育带的预测结果表明该方法预测准确性均高于常规单属性,一定程度上提高了裂缝带的预测精度与准确率(何健等, 2020)。

如何降低地震裂缝预测的不确定性是人工智

能裂缝预测的关键.集成学习对于解决非线性问题具有较强的优势(Fei *et al.*, 2021; Lu *et al.*, 2021),其通过结合较简单的基础模型来构建强化模型,一定程度上克服了过拟合以及分类精度较低等问题,并且有效降低了泛化误差(孙致学等, 2020).针对致密碳酸盐岩储层各向异性较强、信噪比较低以及异常值较多等问题,集成方法可以通过构建一组分类器对预测结果进行加权投票的方法增加算法的泛化性和鲁棒性(Xie *et al.*, 2018),从而降低了裂缝预测的不确定性.此外研究区井数据较少,而集成学习对于小数据集也具有较弱的挖掘能力(Gu *et al.*, 2021).为进一步降低裂缝预测多解性,本文首先对地震数据进行一定的处理和优选,通过支持向量机的方法进行地震属性优选,优选出与单井裂缝解释结果对应较好的地震属性组合.以测井解释的裂缝发育强度标定地震属性建立基于梯度提升决策树的人工智能预测模型,从而实现井间裂缝发育程度的预测.此处通过单井测井裂缝解释出裂缝发育概率称为裂缝发育强度,范围在 0~1 之间,裂缝发育强度越大代表裂缝发育的概率越高(Dong *et al.*, 2020c).梯度提升决策树(Gradient boosting decision tree, 简称 GBDT)具有参数设置简单、针对异常数据点有较强的鲁棒性以及以残差约束下一步等优点(孙博等, 2014; Liu *et al.*, 2021),因此本文利用梯度提升决策树算法构建裂缝预测模型,并以此模型预测全区的裂缝发育程度和裂缝发育带.

1 研究区概况

研究区为中东扎格罗斯盆地中的某油田,构造上属于扎格罗斯山前拗陷褶皱带(Tootkaboni *et al.*, 2021),受扎格罗斯造山运动北东-南西向挤压应力的影响,整体表现为北西-南东向的长轴背斜,且发育大量的断层(图 1)(李峰峰等, 2021; 孙福亭等, 2021).研究区的断层大多为右旋走滑断层,伴生的断层主要以东倾、西倾为主的正断层,在研究区西南部主要表现为西倾,在研究区东北部表现为东倾.

研究区主力产层为古近系渐新统-新近系中新统 Asmari 组,其中 A 段为典型的致密碳酸盐岩油藏, A 段顶面构造图如图 2 所示. A 段孔隙度为 0.1%~21.3%, 平均值为 9.0%(杜相仪等, 2021). A 段发育局限台地,整体岩性以白云岩为主,裂缝发育程度高. A 段沉积厚度约为 70 m, 根据旋回特征可进一步细分为 A1、A2、A3 三个小油组(Khalili *et al.*, 2021; 董少群等, 2023).

该地区裂缝类型主要为高角度构造缝,其中构造裂缝以剪切缝为主,可见部分张裂缝.剪切裂缝在岩心上显示大部分以高角度为主(图 3a),剪切裂缝面平直,可见擦痕,多数未被充填,倾角平均值约为 78°(Khalili *et al.*, 2021).张裂缝岩心上多表现为弯曲不平,常被方解石、白云石、硬石膏等矿物充填(图 3b).构造裂缝在成像测井上较容易区分,构造裂缝规模较大,在成像测井图像上表现为正弦曲线,有较好的规律性(图 3c)(董少群等, 2023).



图 1 研究区位置(据刘小兵等, 2019 修改)

Fig. 1 Location of the study area (modified from Liu *et al.*, 2019)

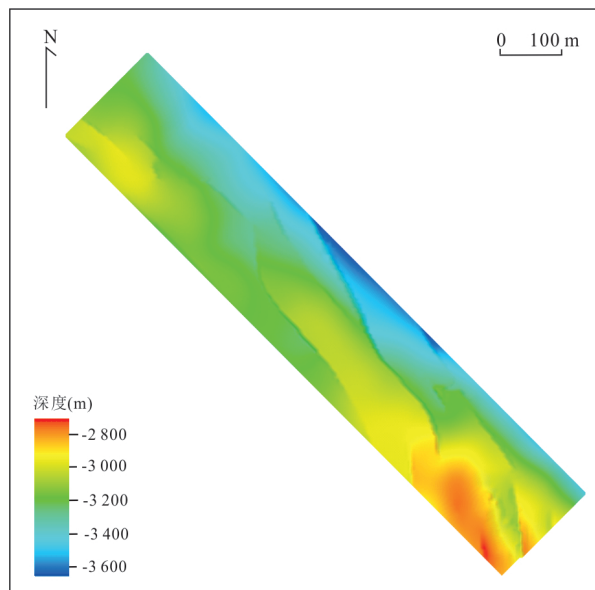


图2 A层顶面构造图

Fig. 2 Structure diagram of the top surface of layer A

2 原理与方法

不同的叠后地震属性可以从不同方面反映裂缝的性质,本文建立了基于人工智能的多属性裂缝

预测方法.以测井裂缝解释结果为约束,利用支持向量机优选地震属性,通过梯度提升决策树算法挖掘地震属性与单井裂缝信息之间的非线性模型,从而实现井间裂缝发育趋势的预测.

2.1 支持向量机的裂缝地震属性敏感性分析方法

目前地震属性的数量高达上百种,属性数量过多会增大计算量,且地震属性之间存在信息重复和冗余的现象,会影响裂缝的预测结果.因此,构建梯度提升决策树模型之前需优选对裂缝响应敏感的地震属性,以提高裂缝预测精度.目前主要将地震属性分为振幅类属性、频率类属性、时间类属性以及几何类属性等.振幅类信息包括均方根振幅、平均绝对振幅、最大峰值振幅、平均峰值振幅、最大谷值振幅、平均谷值振幅以及平均能量,振幅类属性常用于地震岩性解释和储层预测;频率类属性主要包括平均瞬时频率、均方根瞬时频率、反射宽度等,频率类属性主要反映在地震波传播过程中,频谱由于地层的几何扩散、吸收和衰减而发生的变化,频率类属性对储层厚度、地震波衰减吸收、散射有很好的反映;时间类属性主要包括相干、倾角、方位

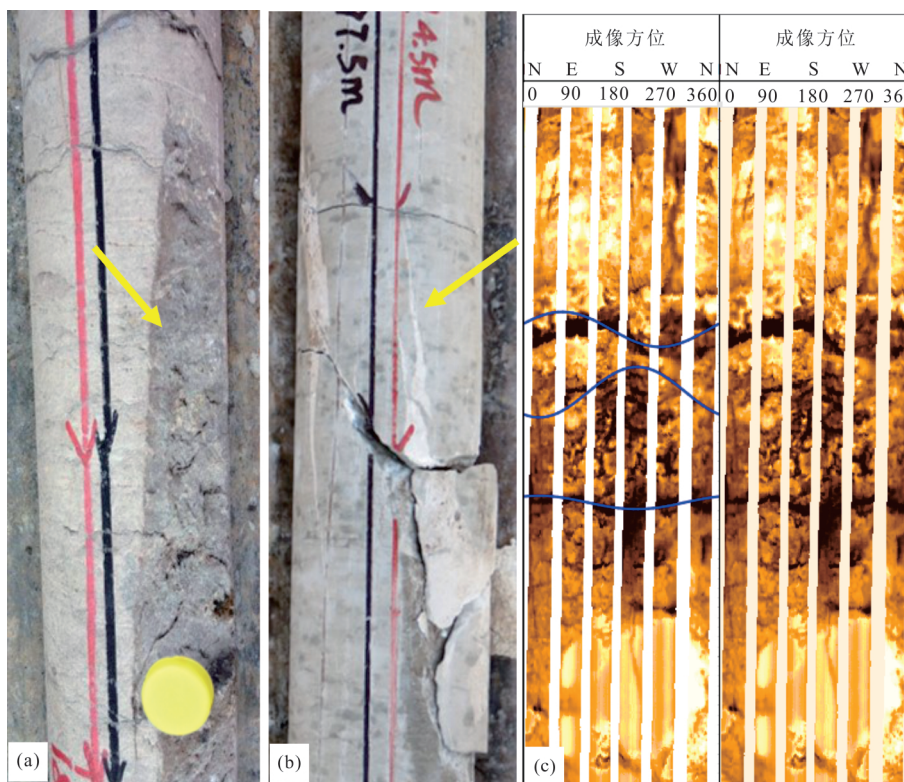


图3 裂缝类型及特征

Fig. 3 Fracture types and characteristics

a. 剪切裂缝; b. 张裂缝; c. 构造裂缝成像

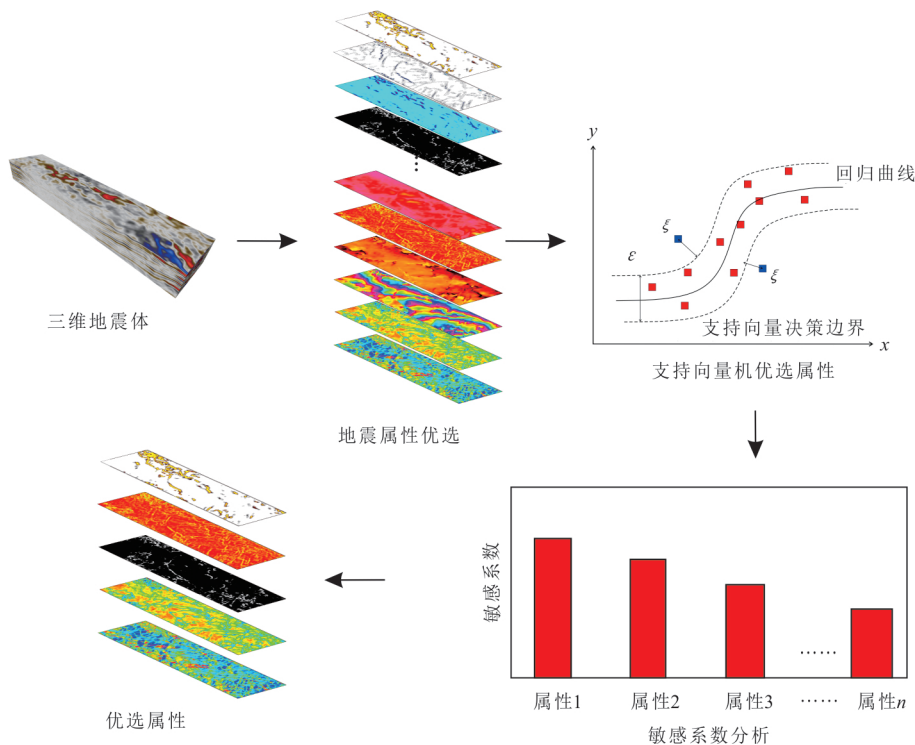


图 4 地震属性优选流程图
Fig. 4 Flow chart of seismic attribute selection

角、曲率等属性,时间类属性在构造分析方面有较好的应用(曲志鹏等,2021).裂缝是不同地质因素综合反映的结果,需要对多地震属性进行综合分析从而确定裂缝分布的具体情况.

多地震属性综合预测裂缝分布情况是目前较为常用的方式(王洪求等,2014),在单井数量少和地震资料信噪比高时,优选地震属性组合的问题尤为重要.属性优选的目的是减少信息冗余,优选对裂缝响应明显的地震属性.本文采用支持向量的方法对地震属性组合进行优选,其流程如图4所示(李艳芳等,2012;朱振宇等,2021).支持向量机算法基本原理是通过核函数将非线性问题映射到高维特征空间,再通过线性的方式寻找最优模型(Dong *et al.*, 2020b; Kor and Altun, 2020).其通过小样本也可得到较好的模型,能够有效地解决非线性问题(Kor and Altun, 2020).

利用支持向量机对井旁地震属性与单井裂缝强度进行相关性分析,对于给定的训练样本集,假定其为 $A = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 x_i 代表地震属性组成的向量, y_i 为连续变量,反映一定厚度地层的裂缝发育强度.支持向量机建立的地震属性优选模型为一个非线性的回归模

型,通过拟合地震属性与裂缝发育强度,以其相关性的强弱及贡献度的大小为属性对裂缝发育强度的敏感系数,基于敏感系数的相对大小得到对裂缝发育强度较敏感的地震属性组合.

2.2 基于梯度提升决策树的裂缝分布预测方法

梯度提升决策树模型采用集成学习的思想,通过将预测效果偏弱的多个裂缝预测模型组合生成一个裂缝预测效果较好的模型(谷宇峰等,2021).对于利用地震数据进行裂缝预测的问题,梯度提升决策树模型可以从多角度分析问题,给出针对不同地震特征属性的判断结果,可以获得比单一学习器更准确的判别结果,从而避免了单一回归模型能力有限带来的裂缝预测效果不佳的问题,提高了裂缝预测的准确性(郝慧珍等,2021; Zhang *et al.*, 2021).梯度提升决策树属于迭代的决策树算法,其最终预测结果是所有决策树预测结果的累加.梯度提升决策树算法中的决策树是 CART(Classification and Regression Tree),CART决策树的生长过程就是对裂缝预测训练样本不断划分的过程,对于一个样本集,每一个样本数据可能有很多特征,CART决策树对每一个特征均进行熵值计算;熵值表示该特征的不确定性,最终选择熵值最小处作为最优分裂点,并将预测结果作为该样本点的裂缝预测结果输

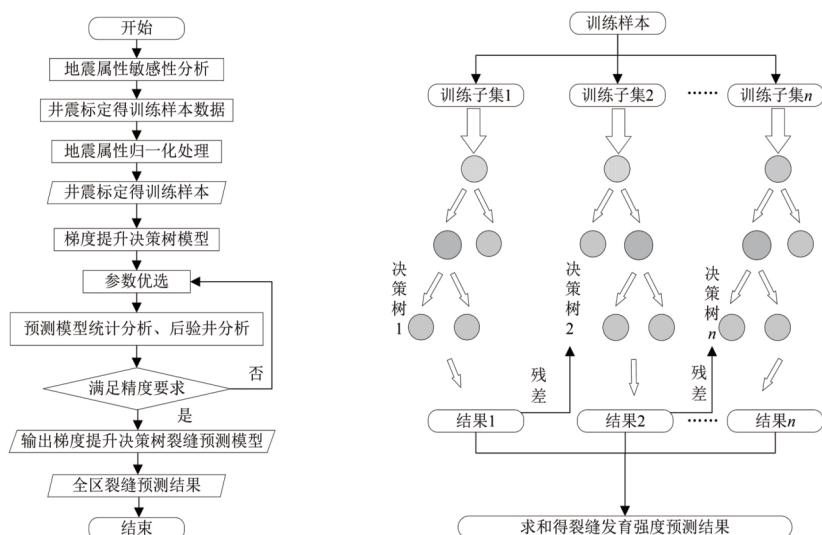


图5 梯度提升决策树的裂缝预测流程图(a)及梯度提升决策树原理示意图(b)

Fig. 5 Schematic diagram of fracture prediction flow of gradient boosting decision tree (a) and schematic diagram of gradient boosting decision tree (b)

出.CART不需要关心特征之间是否存在相关性等,预测速度快,能够自动组合多个特征,快速处理特征之间的交互关系,使得训练过程更为高效(胡庆辉和李志远,2016)。

训练样本为测井标定的地震属性数据,由井点处地震属性和测井解释的裂缝发育强度数据构成,其表达式可表示为 $A = \{X_{mn}, Y\}$ 。其中 A 表示训练样本; X_{mn} 为优选的地震属性数据, $X_{mn} = (x_{1n}, x_{2n}, \dots, x_{mn})^T$ 表示样本数据集中包含 m 个样本,而每一个样本 $x_{in} = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$,表示每一个样本数据中包含了 n 个特征,即地震属性; Y 为测井解释的裂缝发育强度数据向量,可表示为 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$,表示有 m 个数据, y 代表裂缝发育强度。其算法流程以及梯度提升决策树的原理如图5所示,在优选地震属性之后,为避免地震属性之间因数值差异产生的权重差异,要对地震属性进行归一化处理,以归一化后的井震标定结果作为模型的输入。梯度提升决策树模型使用的是前向分布算法,训练中每轮迭代都去拟合损失函数在当前模型下的负梯度,即当前模型残差的近似值,从而使得参数朝着最小化损失函数的方向更新,直到残差小于某个阈值或者达到指定迭代次数(黄金超等,2018)。梯度提升决策树模型中较为重要的4个超参数为学习率、决策树最大深度、叶子节点最少样本数以及最大特征数。学习率为每个弱学习器的权重参数;决策树最大深度即决策树在建立子树的时

候不会限制子树的深度,这样建树时会使得每一个叶节点只有一个类别,或是达到叶子节点最少样本数;叶子节点最少样本数是限制叶子节点最少的样本数;最大特征数即划分时考虑的最大特征数。最终结论就是所有树的结论累加。经过测试集和训练集中真实值与预测值的相关性分析以及后验井分析后,精度满足要求后输出梯度提升决策树模型并利用该模型进行全区的裂缝预测。

基于梯度提升决策树回归模型预测裂缝分布的具体过程如下:

(1)初始化第一棵CART回归树,设其输出为 C ,使得该回归树能够在 M 个子空间上的输出值 C 与实际值 y 的误差平均值最小;梯度提升决策树算法使用平方损失作为损失函数,对其求导,使导数等于0,得到函数最小值的位置。

$$f_0(x) = \text{average}(\min(\sum_{m=1}^M L(y, C))), \quad (1)$$

$$\sum_{m=1}^M \frac{\partial L(y, C)}{\partial C} = \sum_{m=1}^M \frac{\partial L(\frac{1}{2}(y - C)_2)}{\partial C} = \sum_{m=1}^M C - y, \quad (2)$$

$$C = \frac{\sum_{m=1}^M y}{M}, \quad (3)$$

式中, L 代表损失函数,本文使用的损失函数为均方差损失函数,即真实值和输出值之间差的二次方。

$f(x)$ 代表梯度提升决策树模型最终的回归树。

(2) 训练数据中输入为 X , 即优选的地震属性, 输出为 Y , 即测井解释的裂缝发育强度, 目前已经学习得到的梯度提升决策树表示为 $f(x)$, 将每条训练数据的输入 x 送入 $f(x)$ 中得到该梯度提升决策树的输出值 C , 然后利用 $loss = y - C$ 计算该输出与值每条数据的差值。

(3) 将步骤(2)中得到的差值 $loss$ 作为数据的实际值, 即将训练数据的输入输出 (x, y) 替换为 $(x, loss)$, 然后将 $(x, loss)$ 作为新的训练数据训练出下一棵回归决策树 $h(x)$, 在决策树 $h(x)$ 中每个叶子节点的输出值 C_i 等于该叶子节点中数据的实际值的平均值。

$$C_i = (\sum_{m=1}^M y) / M_i. \quad (4)$$

(4) 将新训练得到的回归决策树 $h(x)$ 添加到已有的梯度提升决策树中:

$$f_k(x) = f_{k-1}(x) + h(x). \quad (5)$$

(5) 最后将产生的 N 棵回归决策树 $h(x)$ 组合成一个梯度提升决策树:

$$f_M(x) = \sum_{m=1}^M h_m(x). \quad (6)$$

3 致密碳酸盐岩储层裂缝发育带分布预测应用

3.1 地震属性优选

多种地震属性的特征不同, 其组合方式的差异也会导致整体结果的变化。同时由于研究区不同,

地震属性对于裂缝的敏感程度差异很大, 所以需要多种地震属性进行优选。本文通过支持向量机方法进行地震属性敏感性分析, 敏感系数的大小如图6所示, 优选出5种单一地震属性分别为方差、曲率、倾角偏差、倾角、方位角, 然后以5种地震属性并震标定的结果作为梯度提升决策树模型的训练样本, 以此来训练梯度提升决策树回归模型。

3.2 基于梯度提升决策树的裂缝预测模型建立

选取研究区40口有测井裂缝解释的井, 标定地震资料, 获得301个有标签样本。样本特征包括方差、曲率、倾角偏差、倾角、方位角5种裂缝敏感地震属性, 标签为连续变量, 反映一定厚度地层的裂缝发育强度。选取80%的有标签样本作为训练样本建立裂缝预测模型, 另外20%的有标签样本用于检验模型的预测效果。

本文基于梯度提升决策树的裂缝预测模型是建立在数据统计分析基础上的, 通过分析裂缝敏感属性, 以层间的裂缝发育强度数据作为基础, 结合数学模型得出合适的模型参数从而建立裂缝预测模型。以此建立的裂缝预测模型不需要经过复杂的分析过程, 建立模型难度小且实用性较好, 且以测井解释的层间裂缝发育强度值标定地震属性, 所得的模型准确率较高。

本文采用网格搜索的方法来推导模型的最优参数(Dong *et al.*, 2020b)。学习率、决策树最大深度、叶子节点最少样本数这3个参数是构建梯度提升决策树模型较为重要的参数, 本文优选3个参数的搜索网格节点为 $8 \times 8 \times 8$, 每个点的颜色和大小均代表测试样本与真实值的相关系数

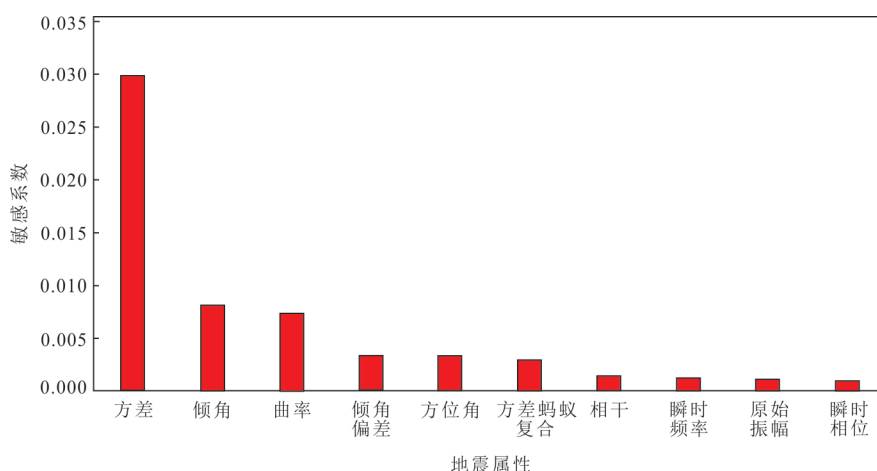


图6 地震属性敏感性分析结果

Fig. 6 Sensitivity analysis of seismic attributes

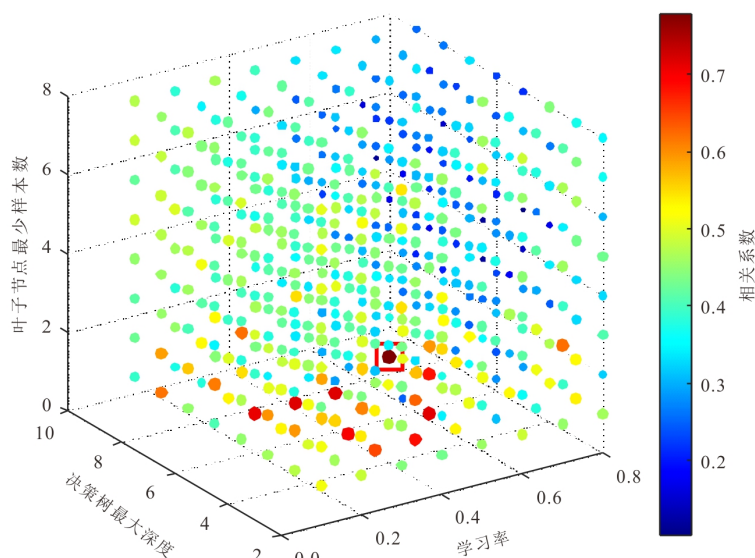


图7 梯度提升决策树模型参数取值与测试样本预测结果的相关系数之间的关系

Fig. 7 Relationship between the parameters of gradient boosting decision tree model and the correlation coefficient of prediction results of test data

(图7). 通过搜索图中每个节点, 得到最优的参数为学习率为0.6, 决策树最大深度为7, 叶子节点最少样本数为1, 图中使用方框进行了标注.

由图8可知, 相较于随机森林算法、自适应梯度提升方法(AdaBoost)等能够在数据挖掘中较好处理非线性问题的集成学习方法, 梯度提升决策树模型的训练样本以及测试样本预测值与真实值的相关系数均较高. 其他方法测试样本的预测结果与真实值相关性较低, 不能较为准确地预测研究区的裂缝分布. 基于梯度提升决策树的裂缝预测结果与单井裂缝发育强度交会图结果如图9所示, 训练样本预测结果与真实值间的相关系数达到1时, 测试样本的相关系数

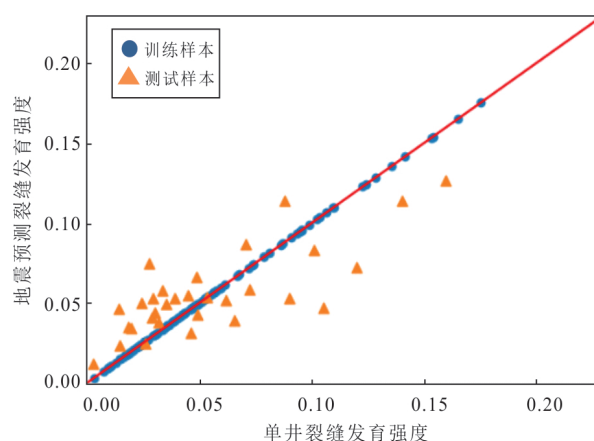


图9 裂缝预测结果与单井裂缝发育强度交会图

Fig. 9 Crossplot of fracture prediction results and fracture development intensity of single well

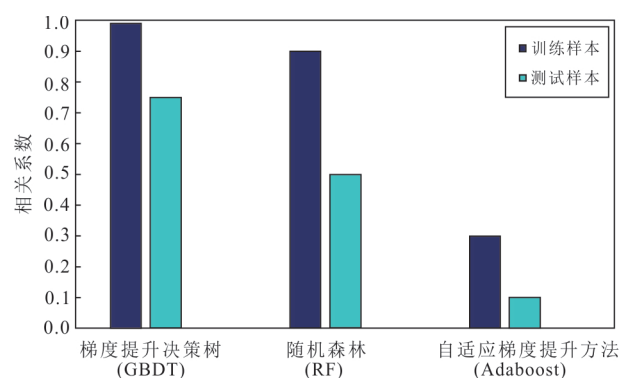


图8 不同人工智能方法裂缝预测结果对比

Fig. 8 Comparison of fracture prediction results of different artificial intelligence methods

$R=0.75$. 因此, 梯度提升决策树模型在所有参与研究区裂缝预测的模型中效果更好、精度更高.

3.3 储层裂缝预测效果分析

研究区A段的预测结果如图10a所示, 整个研究区为一个北西-南东向的背斜构造, 裂缝预测结果高值区域大体分布在背斜构造的轴部区域. 本文均匀选取研究区9口井作为后验井, 井位如图10a所示. 9口井的裂缝预测结果与产液量的交会图显示, 裂缝预测结果较大的井其产液指数也较高, 裂缝发育较少或裂缝不发育的井位其产液指数也略低, 证实了本文

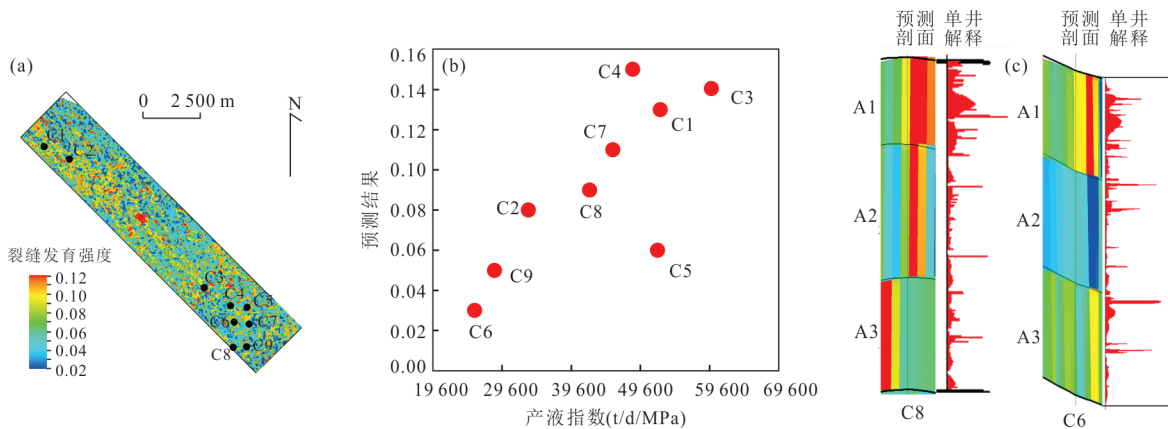


图 10 目的层 A 段地震裂缝预测结果分析
Fig. 10 Analysis of seismic fracture prediction results of A section of target layer
a. 地震预测结果; b. 产液指数与预测结果交会图; c. 井震对比

基于梯度提升决策树的裂缝预测结果与产液指数有一定的相关关系(图 10b). 图 10c 为 C8 井、C6 井的井震对比图, 其中左侧为地震预测结果的剖面图, 右侧为基于测井的裂缝解释结果; 通过井剖面与裂缝发育强度对比可得, 裂缝预测结果与裂缝发育强度有较强的相关性, 裂缝发育强度较大的层位, 其裂缝预测结果也表现为高值, 一定程度上证实了基于梯度提升决策树裂缝发育带预测结果的准确性.

4 讨论

本文基于地震资料的致密碳酸盐岩储层裂缝预测方法主要利用了叠后地震属性, 但由于岩性、物性等的变化会导致地震数据响应异常, 对裂缝预测造成干扰, 导致部分地震属性不能完全准确地反映出裂缝的发育特征. 此外叠后地震属性的裂缝检测是基于道间振幅和相位变化解释的, 所以在复杂的碳酸盐岩储层中, 叠后地震属性会将道间振幅和相位变化的地方均检测为裂缝发育带, 加上地震品质以及沉积构造等多种因素影响, 使得致密碳酸盐岩储层裂缝预测具有多解性. 为解决上述难题, 本文利用支持向量机法对地震属性进行优选, 最大限度地减少了冗余属性, 也极大地减少了后续预测裂缝的时间. 在此基础上利用单井解释数据标定地震数据, 通过梯度提升决策树回归模型对地震数据进行裂缝预测分析, 提高了裂缝预测精度, 也证实了人工智能方法对于裂缝发育区域有较好的预测能力.

梯度提升决策树回归模型预测的结果表

明, A 段裂缝整体较为发育, 因为 A 段岩性主要为白云岩, 脆性较强. 其中各小层中 A1 相对最为发育, A3 相对最不发育. 预测结果符合基本的地质认识. 研究区裂缝在构造高部位较构造低部位发育, 构造是控制致密碳酸盐岩储层裂缝发育的重要因素, 它通过控制不同构造部位的局部应力分布来控制裂缝发育程度. 研究区断层附近裂缝明显较为发育, 是由于断层活动造成的应力扰动, 沿断裂带会有应力集中导致裂缝发育. 此外井点处的预测结果与产液指数对比可知, 裂缝预测结果与产液指数呈较好的相关性, 以上结果均证实该方法预测结果具有一定的可信度. 裂缝发育程度预测结果与单井解释结果较为符合, 且井间预测结果符合基本的地质认识. 模型构建过程中的参数优选方法众多, 本文只采取了一种目前较简单常用的方法, 参数寻优方面研究未来有待加强.

5 结论

针对致密碳酸盐储层裂缝预测精度不佳的难题, 本文利用了支持向量机与梯度提升决策树算法的结合, 深度挖掘单井裂缝发育情况与地震属性之间的非线性关系, 利用算法对于异常值点具有较强的鲁棒性的优势, 较好地解决了裂缝地震响应弱且复杂的问题.

(1) 梯度提升决策树模型能够将不同分辨率的多源异构裂缝信息融合, 降低地震裂缝预测的多解性, 从而提高裂缝预测的精度.

(2) 本文基于梯度提升决策树方法的裂缝

预测结果与单井符合率较高,且井间预测结果与基础地质认识基本符合,相比于常规方法有较大提高,表明基于梯度提升决策树的裂缝预测方法优于常规的裂缝地震预测方法。

(3)通过在研究区碳酸盐岩储层应用,研究区北部裂缝更为发育,构造高部位及附近裂缝更为发育,与地质认识和单井裂缝统计结果相同。同时,裂缝预测结果与单井裂缝发育强度较为吻合,与产液指数之间具有较好的相关关系,反映了裂缝对研究区油田开发的影响,也进一步证实了基于梯度提升决策树的裂缝智能预测结果的可靠性。

References

- Chang, D.K., Yong, X.S., Wang, Y.H., et al., 2021. Seismic Fault Interpretation Based on Deep Convolutional Neural Networks. *Oil Geophysical Prospecting*, 56(1): 1—8 (in Chinese with English abstract).
- Chen, S. Y., Wang, Y. J., Guo, J. Y., et al., 2021. Multi-Scale Evaluation of Fractured Carbonate Reservoir and Its Implication to Sweet-Spot Optimization: A Case Study of Tazhong Oilfield, Central Tarim Basin, China. *Energy Reports*, 7: 2976—2988. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.05.017>
- Dong, S.Q., Lyu, W.Y., Xia, D.L., et al., 2020. An Approach to 3D Geological Modeling of Multi-Scaled Fractures in Tight Sandstone Reservoirs. *Oil & Gas Geology*, 41(3):627—637 (in Chinese with English abstract).
- Dong, S.Q., Zeng, L.B., Che, X.H., et al., 2023. Application of Artificial Intelligence in Fracture Identification Using Well Logs in Tight Reservoirs. *Earth Science*, 48(7):1—12 (in Chinese with English abstract).
- Dong, S. Q., Zeng, L. B., Liu, J. J., et al., 2020a. Fracture Identification in Tight Reservoirs by Multiple Kernel Fisher Discriminant Analysis Using Conventional Logs. *Interpretation*, 8(4): SP215—SP225. <https://doi.org/10.1190/int-2020-0048.1>
- Dong, S. Q., Zeng, L. B., Lyu, W. Y., et al., 2020b. Fracture Identification by Semi-Supervised Learning Using Conventional Logs in Tight Sandstones of Ordos Basin, China. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 76: 103131. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2019.103131>
- Dong, S. Q., Zeng, L. B., Lyu, W. Y., et al., 2020c. Fracture Identification and Evaluation Using Conventional Logs in Tight Sandstones: A Case Study in the Ordos Basin, China. *Energy Geoscience*, 1(3—4): 115—123. <https://doi.org/10.1016/j.engeos.2020.06.003>
- Dong, S. Q., Zeng, L. B., Xu, C. S., et al., 2018. Some Progress in Reservoir Fracture Stochastic Modeling Research. *Oil Geophysical Prospecting*, 53(3): 625—641 (in Chinese with English abstract).
- Du, X.Y., Dong, S.Q., Zeng, L.B., et al., 2021. Study of Automatic Extraction Porosity Using Cast Thin Sections for Carbonates. *Geological Review*, 67(6): 1910—1921 (in Chinese with English abstract).
- Fei, S. P., Hassan, M. A., He, Z. H., et al., 2021. Assessment of Ensemble Learning to Predict Wheat Grain Yield Based on UAV-Multispectral Reflectance. *Remote Sensing*, 13(12): 2338. <https://doi.org/10.3390/rs13122338>
- Gu, Y.F., Zhang, D.Y., Bao, Z.D., et al., 2021. Permeability Prediction Using Gradient Boosting Decision Tree (GBDT): A Case Study of Tight Sandstone Reservoirs of Member of Chang 4+5 in Western Jiyuan Oilfield. *Progress in Geophysics*, 36(2): 585—594 (in Chinese with English abstract).
- Gu, Y. F., Zhang, D. Y., Lin, Y. B., et al., 2021. Data-Driven Lithology Prediction for Tight Sandstone Reservoirs Based on New Ensemble Learning of Conventional Logs: A Demonstration of a Yanchang Member, Ordos Basin. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 207: 109292. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109292>
- Hao, H.Z., Gu, Q., Hu, X.M., 2021. Research Advances and Prospective in Mineral Intelligent Identification Based on Machine Learning. *Earth Science*, 46(9): 3091—3106 (in Chinese with English abstract).
- He, J., Wu, G., Nie, W.L., et al., 2020. Fracture Classification Method Based on Proximal Support Vector Machine. *Lithologic Reservoirs*, 32(2): 115—121 (in Chinese with English abstract).
- Hu, Q.H., Li, Z.Y., 2016. Non-Sparse Multiple Kernel Learning Method Based on Boosting Framework. *Application Research of Computers*, 33(11): 3219—3222 (in Chinese with English abstract).
- Huang, F.X., Xia, Z.Y., Gui, H.B., et al., 2016. The Application of BP Neural Network to DMT Hill Metamorphic Fracture Prediction. *Chinese Journal of Engineering Geophysics*, 13(4): 483—490 (in Chinese with English abstract).
- Huang, J. C., Ma, Y. H., Qi, K. Y., et al., 2018. An Ensemble-Based Intrusion Detection Algorithm. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 52(10): 1382—1387 (in Chinese with English abstract).
- Jia, C.Z., 2017. Breakthrough and Significance of Unconven-

- tional Oil and Gas to Classical Petroleum Geological Theory. *Petroleum Exploration and Development*, 44 (1): 1—11 (in Chinese with English abstract).
- Jia, C.Z., Zheng, M., Zhang, Y.F., 2012. Unconventional Hydrocarbon Resources in China and the Prospect of Exploration and Development. *Petroleum Exploration and Development*, 39(2): 129—136 (in Chinese with English abstract).
- Khalili, A., Vaziri-Moghaddam, H., Arian, M., et al., 2021. Carbonate Platform Evolution of the Asmari Formation in the East of Dezful Embayment, Zagros Basin, SW Iran. *Journal of African Earth Sciences*, 181: 104229. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2021.104229>
- Kor, K., Altun, G., 2020. Is Support Vector Regression Method Suitable for Predicting Rate of Penetration? *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 194: 107542. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107542>
- Li, F.F., Guo, R., Liu, L.F., et al., 2021. Genesis of Reservoirs of Lagoon in the Mishrif Formation, M Oilfield, Iraq. *Earth Science*, 46(1): 228—241 (in Chinese with English abstract).
- Li, Y.F., Cheng, J.Y., Wang, C., 2012. Seismic Attribute Optimization Based on Support Vector Machine and Coalbed Methane Prediction. *Coal Geology & Exploration*, 40(6): 75—78 (in Chinese with English abstract).
- Liao, Z.H., Chen, W.L., Li, W., et al., 2020. Fault-Fracture Systems of the Xujiache Tight Sandstone in the Northeast Sichuan Basin, Part I: Distribution of Fault Damage Zones. *Petroleum Science Bulletin*, 5(4): 441—448 (in Chinese with English abstract).
- Liu, D. D., Zhang, C., Pan, Z. K., et al., 2020. Natural Fractures in Carbonate-Rich Tight Oil Reservoirs from the Permian Lucaogou Formation, Southern Junggar Basin, NW China: Insights from Fluid Inclusion Microthermometry and Isotopic Geochemistry. *Marine and Petroleum Geology*, 119: 104500. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2020.104500>
- Liu, G.P., Dong, S.Q., Li, H.N., et al., 2020. Characteristics of Natural Fractures and Their Influencing Factors in the Paleo-Buried-Hill Reservoirs of the Western Sag in the Liaohe Basin, China. *Oil & Gas Geology*, 41(3): 525—533 (in Chinese with English abstract).
- Liu, J. J., Liu, J. C., 2021. An Intelligent Approach for Reservoir Quality Evaluation in Tight Sandstone Reservoir Using Gradient Boosting Decision Tree Algorithm—A Case Study of the Yanchang Formation, Mid-Eastern Ordos Basin, China. *Marine and Petroleum Geology*, 126: 104939. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2021.104939>
- Liu, J.Z., Han, L., Shi, L., et al., 2021. Seismic Prediction of Tight Sandstone Reservoir Fractures in XC Area, Western Sichuan Basin. *Oil & Gas Geology*, 42(3): 747—754 (in Chinese with English abstract).
- Liu, X.B., Wen, Z.X., He, Z.J., et al., 2019. Zagros Basin in Middle East: Along-Strike Variations of Structure and Petroleum Accumulation Characteristics. *Acta Petrologica Sinica*, 35(4): 1269—1278 (in Chinese with English abstract).
- Lu, Y. J., Zhang, Z., Shangguan, D.H., et al., 2021. Novel Machine Learning Method Integrating Ensemble Learning and Deep Learning for Mapping Debris-Covered Glaciers. *Remote Sensing*, 13(13): 2595. <https://doi.org/10.3390/rs13132595>
- Lü, G.H., Yu, C.Q., Dong, N., 2006. The Application of Post-Stack Seismic Attribute Analysis in the Oil-Gas Exploration and Development. *Progress in Geophysics*, 21 (1): 161—166 (in Chinese with English abstract).
- Lü, W.Y., Zeng, L.B., Zhou, S.B., et al., 2020. Microfracture Characteristics and Its Controlling Factors in the Tight Oil Sandstones in the Southwest Ordos Basin: Case Study of the Eighth Member of the Yanchang Formation in Honghe Oilfield. *Natural Gas Geoscience*, 31 (1): 37—46 (in Chinese with English abstract).
- Qu, Z.P., Wang, F.F., Zhang, Y.Y., et al., 2021. Thickness Prediction of Seismic Multi-Attributes Sand Based on Association Rules and Random Forests. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 40(3): 211—218 (in Chinese with English abstract).
- Shang, X. F., Long, S. X., Duan, T. Z., 2021. Fracture System in Shale Gas Reservoir: Prospect of Characterization and Modeling Techniques. *Journal of Natural Gas Geoscience*, 6(3): 157—172. <https://doi.org/10.1016/j.jnggs.2021.06.001>
- Sun, B., Wang, J.D., Chen, H.Y., et al., 2014. Diversity Measures in Ensemble Learning. *Control and Decision*, 29(3): 385—395 (in Chinese with English abstract).
- Sun, F.T., Wang, L., Wang, H.Q., et al., 2021. Application of Dipole Acoustic Logging Data in the Evaluation of Reservoir Fractures. *Journal of Chongqing University of Science and Technology (Natural Sciences Edition)*, 23(1): 26—30 (in Chinese with English abstract).
- Sun, S., Zhao, S.X., Hou, J.G., et al., 2019. Hierarchical Modeling of Multi-Scale Fractures in Tight Sandstones: A Case Study of the Eighth Member of the Yanchang Formation in Wellblock 92 of the Honghe Oilfield. *Pe-*

- roleum Science Bulletin*, 4(1): 11—26 (in Chinese with English abstract).
- Sun, Z.X., Jiang, B.S., Xiao, K., et al., 2020. Prediction of Fracture Aperture in Bedrock Buried Hill Oil Reservoir Based on Novel Ensemble Learning Algorithm. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 27(3): 32—38 (in Chinese with English abstract).
- Sun, Z.Y., Peng, S.P., Zou, G.G., 2017. Automatic Identification of Small Faults Based on SVM and Seismic Data. *Journal of China Coal Society*, 42(11): 2945—2952 (in Chinese with English abstract).
- Tootkaboni, M. G., Ebadati, N., Naderi, A., 2021. 3D Simulation of a Giant Oilfield in Calcareous Formations and Scrutiny Study of the Interaction of the Calculated Parameters (Asmari Formation in Maroon Oilfield, Iran). *Arabian Journal of Geosciences*, 14(9): 799. <https://doi.org/10.1007/s12517-021-07141-z>
- Wang, H.Q., Yang, W.Y., Xie, C.H., et al., 2014. Azimuthal Anisotropy Analysis of Different Seismic Attributes and Fracture Prediction. *Oil Geophysical Prospecting*, 49(5): 925—931 (in Chinese with English abstract).
- Wang, X.Y., Zeng, L.B., Wei, H.H., et al., 2018. Research Progress of the Fractured-Vuggy Reservoir Zones in Carbonate Reservoir. *Advances in Earth Science*, 33(8): 818—832 (in Chinese with English abstract).
- Xiao, Y., Liu, G.P., Han, C.Y., et al., 2018. Development Characteristics and Main Controlling Factors of Natural Fractures in Deep Carbonate Reservoirs in the Jizhong Depression. *Natural Gas Industry*, 38(11): 33—42 (in Chinese with English abstract).
- Xie, Y. X., Zhu, C. Y., Zhou, W., et al., 2018. Evaluation of Machine Learning Methods for Formation Lithology Identification: A Comparison of Tuning Processes and Model Performances. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 160: 182—193. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2017.10.028>
- Yu, A., Guo, J.L., Qing, Y., et al., 2021. Deep Convolutional Neural Network for Automatic Fault Recognition from 3D Seismic Datasets. *Computers & Geosciences*, 153: 104776. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2021.104776>
- Zeng, L.B., 2008. Formation and Distribution of Fractures in Low Permeability Sandstone Reservoirs. Science Press, Beijing, 1—27 (in Chinese).
- Zeng, L.B., Ke, S.Z., Liu, Y., 2010. Fracture Research Method for Low Permeability Oil and Gas Reservoir. Petroleum Industry Press, Beijing, 1—14 (in Chinese).
- Zeng, L.B., Lyu, P., Qu, X.F., et al., 2020. Multi-Scale Fractures in Tight Sandstone Reservoirs with Low Permeability and Geological Conditions of Their Development. *Oil & Gas Geology*, 41(3): 449—454 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, W. H., Yu, J. Q., Zhao, A. J., et al., 2021. Predictive Model of Cooling Load for Ice Storage Air-Conditioning System by Using GBDT. *Energy Reports*, 7: 1588—1597. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.03.017>
- Zhao, X.Y., Hu, X.Y., Zeng, L.B., et al., 2017. Evaluation on the Effectiveness of Natural Fractures in Reef-Flat Facies Reservoirs of Changxing Fm in Yuanba Area, Sichuan Basin. *Natural Gas Industry*, 37(2): 52—61 (in Chinese with English abstract).
- Zhu, Z.Y., Bai, X.Z., Xu, L., et al., 2021. Medium Term Prediction of Power Consumption of a Crude Oil Pipeline Based on a Bootstrap Method and Support Vector Machine Theory. *Petroleum Science Bulletin*, 6(1): 127—137 (in Chinese with English abstract).
- Zou, C.N., Zhai, G.M., Zhang, G.Y., et al., 2015. Formation, Distribution, Potential and Prediction of Global Conventional and Unconventional Hydrocarbon Resources. *Petroleum Exploration and Development*, 42(1): 13—25 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献

- 常德宽, 雍学善, 王一惠, 等, 2021. 基于深度卷积神经网络的地震数据断层识别方法. 石油地球物理勘探, 56(1): 1—8.
- 董少群, 吕文雅, 夏东领, 等, 2020. 致密砂岩储层多尺度裂缝三维地质建模方法. 石油与天然气地质, 41(3): 627—637.
- 董少群, 曾联波, 车小花, 等, 2023. 人工智能在致密储层裂缝测井识别中的应用. 地球科学, 48(7): 1—12.
- 董少群, 曾联波, Xu, C.S., 等, 2018. 储层裂缝随机建模方法研究进展. 石油地球物理勘探, 53(3): 625—641.
- 杜相仪, 董少群, 曾联波, 等, 2021. 碳酸盐岩铸体薄片面孔自动提取研究. 地质论评, 67(6): 1910—1921.
- 谷宇峰, 张道勇, 鲍志东, 等, 2021. 利用梯度提升决策树(GBDT)预测渗透率——以姬塬油田西部长4+5段致密砂岩储层为例. 地球物理学进展, 36(2): 585—594.
- 郝慧珍, 顾庆, 胡修棉, 2021. 基于机器学习的矿物智能识别方法研究进展与展望. 地球科学, 46(9): 3091—3106.
- 何健, 武刚, 聂文亮, 等, 2020. 基于近似支持向量机的裂缝分类方法. 岩性油气藏, 32(2): 115—121.
- 胡庆辉, 李志远, 2016. 基于Boosting框架的非稀疏多核学习方法. 计算机应用研究, 33(11): 3219—3222.
- 黄凤祥, 夏振宇, 桂红兵, 等, 2016. 基于BP神经网络裂缝预测方法在DMT凹陷潜山变质岩中的应用研究. 工程地球物理学报, 13(4): 483—490.

- 黄金超, 马颖华, 齐开悦, 等, 2018. 一种基于集成学习的入侵检测算法. 上海交通大学学报, 52(10): 1382—1387.
- 贾承造, 2017. 论非常规油气对经典石油天然气地质学理论的突破及意义. 石油勘探与开发, 44(1): 1—11.
- 贾承造, 郑民, 张永峰, 2012. 中国非常规油气资源与勘探开发前景. 石油勘探与开发, 39(2): 129—136.
- 李峰峰, 郭睿, 刘立峰, 等, 2021. 伊拉克 M 油田白垩系 Mishrif 组潟湖环境碳酸盐岩储集层成因机理. 地球科学, 46(1): 228—241.
- 李艳芳, 程建远, 王成, 2012. 基于支持向量机的地震属性优选及煤层气预测. 煤田地质与勘探, 40(6): 75—78.
- 廖宗湖, 陈伟伦, 李薇, 等, 2020. 川东北须家河组致密砂岩断缝系统 I: 断层破碎带的平面分布特征. 石油科学通报, 5(4): 441—448.
- 刘国平, 董少群, 李洪楠, 等, 2020. 辽河盆地西部凹陷古潜山天然裂缝特征及其影响因素. 石油与天然气地质, 41(3): 525—533.
- 刘俊州, 韩磊, 时磊, 等, 2021. 致密砂岩储层多尺度裂缝地震预测技术——以川西 XC 地区为例. 石油与天然气地质, 42(3): 747—754.
- 刘小兵, 温志新, 贺正军, 等, 2019. 中东扎格罗斯盆地: 沿走向变化的构造及油气特征. 岩石学报, 35(4): 1269—1278.
- 吕公河, 于常青, 董宁, 2006. 叠后地震属性分析在油气田勘探开发中的应用. 地球物理学进展, 21(1): 161—166.
- 吕文雅, 曾联波, 周思宾, 等, 2020. 鄂尔多斯盆地西南部致密砂岩储层微观裂缝特征及控制因素——以红河油田长 8 储层为例. 天然气地球科学, 31(1): 37—46.
- 曲志鹏, 王芳芳, 张云银, 等, 2021. 基于关联规则与随机森林的地震多属性砂体厚度预测. 地质科技通报, 40(3): 211—218.
- 孙博, 王建东, 陈海燕, 等, 2014. 集成学习中的多样性度量. 控制与决策, 29(3): 385—395.
- 孙福亭, 王龙, 汪洪强, 等, 2021. 偶极声波测井资料在储层裂缝评价中的应用. 重庆科技学院学报(自然科学版), 23(1): 26—30.
- 孙爽, 赵淑霞, 侯加根, 等, 2019. 致密砂岩储层多尺度裂缝分级建模方法——以红河油田 92 井区长 8 储层为例. 石油科学通报, 4(1): 11—26.
- 孙振宇, 彭苏萍, 邹冠贵, 2017. 基于 SVM 算法的地震小断层自动识别. 煤炭学报, 42(11): 2945—2952.
- 孙致学, 姜宝胜, 肖康, 等, 2020. 基于新型集成学习算法的基岩潜山油藏储层裂缝开度预测算法. 油气地质与采收率, 27(3): 32—38.
- 王洪求, 杨午阳, 谢春辉, 等, 2014. 不同地震属性的方位各向异性分析及裂缝预测. 石油地球物理勘探, 49(5): 925—931.
- 王小垚, 曾联波, 魏荷花, 等, 2018. 碳酸盐岩储层缝洞储集体研究进展. 地球科学进展, 33(8): 818—832.
- 肖阳, 刘国平, 韩春元, 等, 2018. 冀中坳陷深层碳酸盐岩储层天然裂缝发育特征与主控因素. 天然气工业, 38(11): 33—42.
- 曾联波, 2008. 低渗透砂岩储层裂缝的形成与分布. 北京: 科学出版社, 1—27.
- 曾联波, 柯式镇, 刘洋, 2010. 低渗透油气储层裂缝研究方法. 北京: 石油工业出版社, 1—14.
- 曾联波, 吕鹏, 屈雪峰, 等, 2020. 致密低渗透储层多尺度裂缝及其形成地质条件. 石油与天然气地质, 41(3): 449—454.
- 赵向原, 胡向阳, 曾联波, 等, 2017. 四川盆地元坝地区长兴组礁滩相储层天然裂缝有效性评价. 天然气工业, 37(2): 52—61.
- 朱振宇, 白小众, 徐磊, 等, 2021. 基于自取法和支持向量机原理的原油管道运行电耗中期预测方法研究. 石油科学通报, 6(1): 127—137.
- 邹才能, 翟光明, 张光亚, 等, 2015. 全球常规—非常规油气形成分布、资源潜力及趋势预测. 石油勘探与开发, 42(1): 13—25.