

井漏风险层位钻前智能识别方法研究

卢运虎^{1,2,3*}, 金衍^{1,2,3}, 王汉青^{3,4}, 耿智³

1 中国石油大学(北京)人工智能学院, 北京 102249

2 中国石油大学(北京)油气资源与工程全国重点实验室, 北京 102249

3 中国石油大学(北京)石油工程学院, 北京 102249

4 中国石化石油勘探开发研究院油田开发研究所, 北京 102206

* 通信作者, luyh@cup.edu.cn

收稿日期: 2023-06-28; 修回日期: 2023-10-16

国家自然科学基金面上项目(52074314) 和国家重点研发计划(2019YFA0708303) 联合资助

摘要 井漏是复杂地层钻井工程常遇到的工程难题, 呈现出频发性、随机性与持续性等特征, 钻前准确预测井漏风险层位对于安全钻井显得尤为重要。传统井漏层位分析偏重于随钻诊断和钻后总结, 主要采用工程数据与现场经验相结合的手段, 导致分析结果存在滞后性, 无法在钻前有效指导钻井工程设计。本文以地震属性体数据和漏失工程数据为基础, 在具有典型漏失特征单井选取的基础上, 提取过井地震属性体数据, 通过时深关系将漏失与地震属性相匹配, 并采用随机森林方法甄别优选出与井漏预测相关性强的地震属性体, 然后运用机器学习方法中的软投票算法建立集成学习模型, 该模型融合了逻辑回归、随机森林和支持向量机3个子模型, 实现了多元地震属性体与漏失工程数据之间的非线性映射关系及其对应权重的表征, 同时获得基于地震与工程数据融合驱动的漏失风险层位分布概率, 实现钻前井漏风险层位三维空间分布预测。研究表明, 方差、时频衰减、甜点和均方根振幅与井漏的相关性最高, 综合上述多种属性体可以实现更为精确的井漏风险预测, 而过多增加地震属性数据并不能显著提升预测效果精度, 相反还会增加计算成本。与单一机器学习模型相比, 集成学习模型由于融合了多个子模型的优点, 能够取得更好的预测效果。实际应用效果表明, 采用地震属性体进行漏失风险预测, 其精度取决于地震数据的采样率, 井漏风险层位区域横向预测分辨率约为 25 m, 纵向预测分辨率约为 6 m (2 ms), 预测结果表明横向相比于纵向更为可靠。但由于时深关系的影响, 可能导致纵向预测精度的偏移。本研究能够较好的进行钻前漏失预测, 为钻前漏失预测提供了一种新的思路, 对于指导井位部署、井眼轨道优化以及安全钻井具有重要意义。

关键词 井漏风险; 地震属性体; 机器学习; 钻前预测; 复杂地层

中图分类号: TE2; TP181

Research on the intelligent pre-drilling identification method of thief zone with lost circulation risk

LU Yunhu^{1,2,3}, JIN Yan^{1,2,3}, WANG Hanqing^{3,4}, GENG Zhi³

1 College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

引用格式: 卢运虎, 金衍, 王汉青, 耿智. 井漏风险层位钻前智能识别方法研究. 石油科学通报, 2024, 04: 574-585

LU Yunhu, JIN Yan, WANG Hanqing, GENG Zhi. Research on the intelligent pre-drilling identification method of thief zone with lost circulation risk. Petroleum Science Bulletin, 2024, 04: 574-585. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.04.043

2 State Key Laboratory of Petroleum Resources and Engineering, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 100049, China

3 College of Petroleum Engineering, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 100049, China

4 Petroleum Production Research Department, SINOPEC Petroleum Exploration and Production Research Institute, Beijing 102206, China

Received: 2023-06-28; Revised: 2023-10-16

Abstract Lost circulation is a common problem encountered in complex formation drilling engineering, which is characterized by frequent occurrence, randomness and persistence. Accurate prediction of potential thief zone before drilling is particularly important for safe drilling. The traditional analysis of lost circulation is focused on diagnosis while drilling and summary after drilling, mainly using the means of combining engineering data and field experience, which leads to the lag of analysis results and cannot effectively guide drilling engineering design before drilling. Based on seismic attributes and lost circulation engineering data, this paper extracted the seismic attributes of drilled wells on the basis of the selection of single wells with typical lost circulation characteristics, and selected the seismic attributes with strong correlation with lost circulation prediction by time-depth relationship and adopted random forest method to identify and select the seismic attributes with strong correlation with lost circulation prediction. Then, an ensemble learning model was established by using soft voting algorithm in machine learning method. The model integrates three sub-models named logistic regression, random forest and support vector machine, and realizes the nonlinear mapping relationship between multiple seismic attributes and lost circulation engineering data and the corresponding weight characterization. At the same time, the probability of lost circulation risk distribution driven by the fusion of seismic and engineering data is obtained, and the 3D spatial distribution prediction of pre-drilling lost circulation risk layer is realized. The results show that variance, time-frequency attenuation, sweet spot and root mean square amplitude have the highest correlation with lost circulation. Combining the above attributes can achieve more accurate lost circulation risk prediction. However, excessive addition of seismic attributes cannot significantly improve the prediction accuracy, on the contrary, it will increase the calculation cost. Compared with a single machine learning model, ensemble learning model can achieve better prediction results because it combines the advantages of multiple sub-models. The practical application results show that the accuracy of lost circulation risk prediction by using seismic attributes depends on the sampling rate of seismic data. The horizontal prediction resolution of the thief zone risk is about 25 m, and the vertical prediction resolution is about 6 m (2 ms). The prediction results show that the horizontal prediction is more reliable than the vertical prediction. However, due to the influence of time-depth relationship, the longitudinal prediction accuracy may be offset. This study provides a new way to predict pre-drilling lost circulation, which is of great significance to guide well location deployment, well trajectory optimization and safe drilling.

Keywords lost circulation risk; seismic attributes; machine learning; pre-drilling prediction; complicated formation

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.04.043

0 引言

钻井液漏失是钻井工程中最常见且棘手的井下难题，其不仅会增加非生产时间显著影响井建进度，而且还会引发诸如卡钻在内的多种井下复杂事故的发生，增加井壁失稳风险^[1]。碳酸盐岩地层发育包括溶孔、裂缝和溶洞在内的多种漏失通道，进一步增加了钻进过程的漏失风险和漏失控制难度^[2]。与国内川西南、塔河油田裂缝—溶洞型碳酸盐岩地层不同，中东地区碳酸盐岩地层由于受后期构造和成岩作用改造弱，漏失通道多以溶孔和裂缝为主，使得漏失发生存在较大的不确定性^[3]。H油田是典型的溶孔—裂缝型地层，根据统计，在目前已钻的200余口井中，70%的井都发生了不同程度的漏失，因此漏失成为制约该油田安全高效钻井的首要难题。为了控制和减缓漏失，国内外学者从漏失机理分析、承压堵漏力学模型和井漏预测诊断方法3个方面开展了大量的研究。在漏失机理

分析方面主要集中在漏失通道表征，针对不同的漏速漏量半定量地对比分析不同漏失通道特点。如按照漏失通道类型分为天然裂缝、诱导裂缝和溶洞漏失^[4]，按照漏失特征分为自然漏失和压裂漏失^[5]，或按照漏失动力学原理分为压裂型、扩展型和压差型^[6]。在上述漏失分类的基础上，采用成像测井、声波测井和岩心分析等方法来进一步刻画漏失通道特征^[7]，实现漏失通道表征。在承压堵漏力学模型方面主要包括对物理机理模型和解析、数值模型的研究。较为著名的物理机理模型主要包括“应力笼”模型^[8]、“裂缝闭合应力”模型^[9]、“裂缝扩展阻力”模型^[10]和“强固环理论”模型^[11]。为了进一步描述上述机理模型，部分专家学者基于线弹性断裂力学建立了大量的解析模型^[12]，分析了地层各向异性对破裂压力的影响^[13]，实现了对地层承压能力的定量分析^[14]。在井漏预测诊断方法方面，传统方法主要是基于Reynolds方程建立钻井液漏失控制方程^[15]来表征钻井液的漏失特征，分析

漏失影响因素, 以及考虑离散裂缝网络^[16]和多种流动形式^[17]来提高计算精度。

上述不同研究成果在一定程度上极大地减少了井漏的发生, 但由于碳酸盐岩地层的复杂性, 导致漏失问题并未得到有效解决。考虑到钻井行业存在海量且种类繁多的数据, 部分学者开始探索运用信息学科的理论方法来对井漏预测进行研究。早期金衍、陈勉^[18]根据地震波动力学, 建立了地震记录和测井数据间的合理的非线性映射关系, 首次提出了利用地震记录钻前预测维持井壁稳定的安全泥浆密度窗口理论与方法。随后金衍、卢运虎^[19]又通过建立井漏风险的权重指标体系, 提出基于模糊数学的钻井漏失层位的预测方法。近些年来, 随着人工智能与大数据的蓬勃发展, 以神经网络为代表的机器学习方法在井漏预测方面发挥了积极的作用^[20]。地震数据是唯一能用于未钻井区域预测的客观数据, 但是目前仍然缺少利用地震数据进行区域和单井漏失的系统研究。

本文以地震属性体数据和漏失记录数据为基础, 采用随机森林机器学习方法, 优选出与漏失相关性最高的地震属性体, 然后运用集成学习方法获得不同地震属性体和漏失记录之间的非线性映射关系和对应权重, 最后综合不同属性体的漏失风险预测结果获得漏失风险概率, 实现三维空间钻前漏失风险预测。研究成果将为井漏预测提供关键技术支撑, 实现碳酸盐岩地层安全高效钻井。

1 研究区地层概况

H油田位于中东波斯湾地区伊拉克南部, 油田总体上呈平缓的背斜构造, 地层倾角不足 5° 。地层纵向岩性复杂, 发育多套易漏层系, 不同地层岩性特征如图1所示。

由图可知, 目前已钻井主要钻至白垩系和第三系地层。白垩系地层厚度约为1830~1920 m, 从下至上依次为: 下白垩统Yamama灰岩夹薄层泥岩, Ratawi灰岩, Zubair砂泥岩互层, Shuaiba白垩灰岩、泥页岩; 中白垩统Nahr Umr灰岩、砂泥岩, Mauddud灰岩夹泥岩、白云岩, Ahmadi灰岩夹白垩灰岩, Rumaila泥质灰岩夹白垩化灰岩, Mishrif礁灰岩, 生物碎屑灰岩; 上白垩统Khasib生物碎屑灰岩、薄层页岩, Tanuma灰岩夹钙质页岩, Sadi泥灰岩、石灰岩和薄层页岩, Hartha白垩灰岩夹钙质页岩, Shiranish泥灰岩、石灰岩和生物灰岩。第三系地层厚度约为2450~2490 m, 从下至上依次为: Aliji生物碎屑灰岩、白垩灰

岩, Jaddala白垩灰岩夹薄层泥灰岩和泥页岩, Kirkuk砂岩、泥岩、砂质灰岩, Jeribe白云岩, Lower Fars泥岩、硬石膏和盐岩互层, Upper Fars砂泥岩。

在上述地层中, Jeribe-Kirkuk、Hartha、Sadi、Tanuma、Khasib、Mishrif、Nahr Umr和Yamama为研究区的主要储层段。

2 钻前漏失预测方法

2.1 数据准备

2.1.1 数据来源

建立模型所用到的数据源主要包括3部分: ①地震纯波数据, 需要从中提取16种常用的属性体; ②测井数据, 主要需要包含声波和密度测井; ③漏失记录工程数据, 主要包括漏点深度和泥浆漏量, 具体数据信息如表1所示。

目前地震属性体大约有200种, 本文所初选的16种属性体主要源于现场实际经验和资深地球物理学家的建议, 这16种属性体可以从不同角度表征H油田的

地层	厚度/m	垂深/m	岩性剖面
Upper Fars	1000~1455	4~	
Lower Fars	485~502	1453	
Jeribe /Euphrate	6~12	2006	
Kirkuk	316~392	2013	
Jadala	176~202	2359	
Aliji	41~57	2568	
Shiranish	69~83	2608	
Hartha	38~58	2681	
Sadi	122~195	2730	
Tanuma	12~15	2855	
Khasib	77~87	2871	
Mishrif	361~448	2955	
Rumaila	41~51	3365	
Ahamadi	15~18	3407	
Mauddud	159~201	3429	
Nahr Umr	227~259	3561	
Shuaiba	190~195	3850	
Zubair	188~198	4040	
Ratawi	140~162	4220	
Yamama	85~92	4360~4445	

图1 H油田地层柱状图

Fig. 1 Column diagram of formation in H oilfield

地层特性,这 16 中属性体的含义如表 2 所示。

2.1.2 数据预处理

(1)漏失特征单井的确定

表 1 数据来源

Table 1 Data sources

地震属性体数据	常规测井数据	工程记录数据
方差		
时频衰减		
甜点		
均方根振幅		
相对波阻抗		
反射强度		漏点深度
最大曲率	声波测井	泥浆漏量
瞬时品质因子	密度测井	漏失时使用的泥浆密度和排量
瞬时相位		
瞬时频率		
瞬时带宽		
梯度幅值		
包络体		
主频域		
混沌体		
时长		

单井数据质量对于机器学习训练和预测结果影响显著,因此需要严格控制单井质量,所选择的井数据需要满足以下条件:①所选择的单井必须发生漏失,且测井数据应包括声波和密度测井,井径扩大率也尽可能小;②不同漏失程度的井都要有所覆盖,即训练井和验证井中应包括渗透性漏失到失返性漏失。

(2)漏失数据地震标定

漏失属性标定是整个模型建立过程中最为重要的环节,其标定质量的好坏决定了最终预测结果的准确度。总体而言,漏失属性标定主要包含以下两个步骤(图 2):①人工合成记录(建立时深关系)。使用特征井测井序列中的声波曲线和密度曲线与选取的地震子波(雷克子波,零相位子波等)进行反褶积,就可以得到合成记录,同地震剖面进行对比,达到最大相似后,即确定这个是有用的合成记录,这样就将测井曲线的深度域和地震剖面的时间域进行了有效匹配。②漏失测井标定。综合完井报告,每日钻井日志和综合录井报告中的漏失记录,确定漏点深度和漏量,同时综合井漏发生时的泥浆密度和排量来进一步核对漏点深度和漏量,将漏失量与测井曲线的深度和声波曲线相匹配,利用第一步建立的时深关系,完成地震时间域和漏失信息深度域的标定。

表 2 地震属性体说明

Table 2 Seismic attributes description

属性体名称	定义与解释	表征特点
方差	地震数据体中的单道与相邻道平均值之间的方差值	反映各反射点的特征差异,一般用于解释复杂断层带
时频衰减	地震波随传播距离和时间发生频散时衰减的统计特征	反映地层性质与地震波衰减的响应特征
甜点	反射强度与瞬时频率的均方根值的比值	用于识别薄层和其他地质体外形特征
均方根振幅	振幅平方的平均值开平方	反应了与最大振幅响应敏感的地层信息
相对波阻抗	不添加测井和岩层地震解释等约束反演获得的阻抗值	反应了地层岩性界面特征
反射强度	用于振幅异常的品质分析,提供声阻抗差的信息	横向变化常于岩性和油气聚集有关
最大曲率	沿三维地震资料上追踪的层面计算单位弧段上切线转过角度最大值	反应了地层断裂系统特征
瞬时品质因子	瞬时频率与 2 倍瞬时带宽之比	表征品质因子的局部变化,其与孔隙度、渗透率和裂缝密切相关
瞬时相位	描述负相位图中实部和虚部之间的角度	进行地震地层层序和特征的识别
瞬时频率	瞬时相位对时间的变化率	确定沉积厚度,显示尖灭、烃水界面边界等突变
瞬时带宽	反应地震子波带宽的统计量	反映地震波变化整体效果
梯度幅值	边缘约束后就能确定某个方向的最大变化值	反映地层突变在地震数据上的响应
包络体	地震波中低频曲线围绕高频曲线的区域	反映包络区中通常会反应特定的地质特征。
主频域	测量地震波连续波峰或波谷之间的时间,再取其倒数获得的值	分析地震波在不同岩性中传播的特征
混沌体	测量缺少倾角和方位角组织结构,计算地震数据杂乱程度大小	进行断层、裂缝成像,和地震杂乱特征的分类
时长	表征地震波传播快慢	反映岩性和地层的变化规律

(3)属性体优选

由于16种地震属性体都用来计算井漏过于耗时,且不同属性对于最终预测结果的影响权值也不同,有些属性还可能产生负相关的影响,为了在保证计算结果准确性的前提下节约计算效率,需要对不同属性体进行评估,因此通过交叉验证的方法对模型特征参数进行评估,删除非必要的属性体。

交叉验证方法广泛用于有限样本下泛化误差的估计,是一种简单且广泛使用的数据重用方法。其基本思想是通过一次或多次的数据划分来估计算法的风险,

它使用所有的样本既作为训练样本又作为测试样本,且它通过使用部分数据拟合模型而用不同部分测试来模拟出多个训练和测试集,合并这些结果用于泛化误差的估计。交叉验证由于训练和测试集的独立避免了其中的过拟合^[22]。

通过交叉验证算法对16种地震属性体进行评估,得到图3结果,结果显示不同地震属性体对于井漏评价的相对重要性差别较大,除去方差、时频衰减所占比重较为明显外,其他地震属性体差别均较小,这也从侧面证明了漏失的复杂性,用常规“抓住主要矛

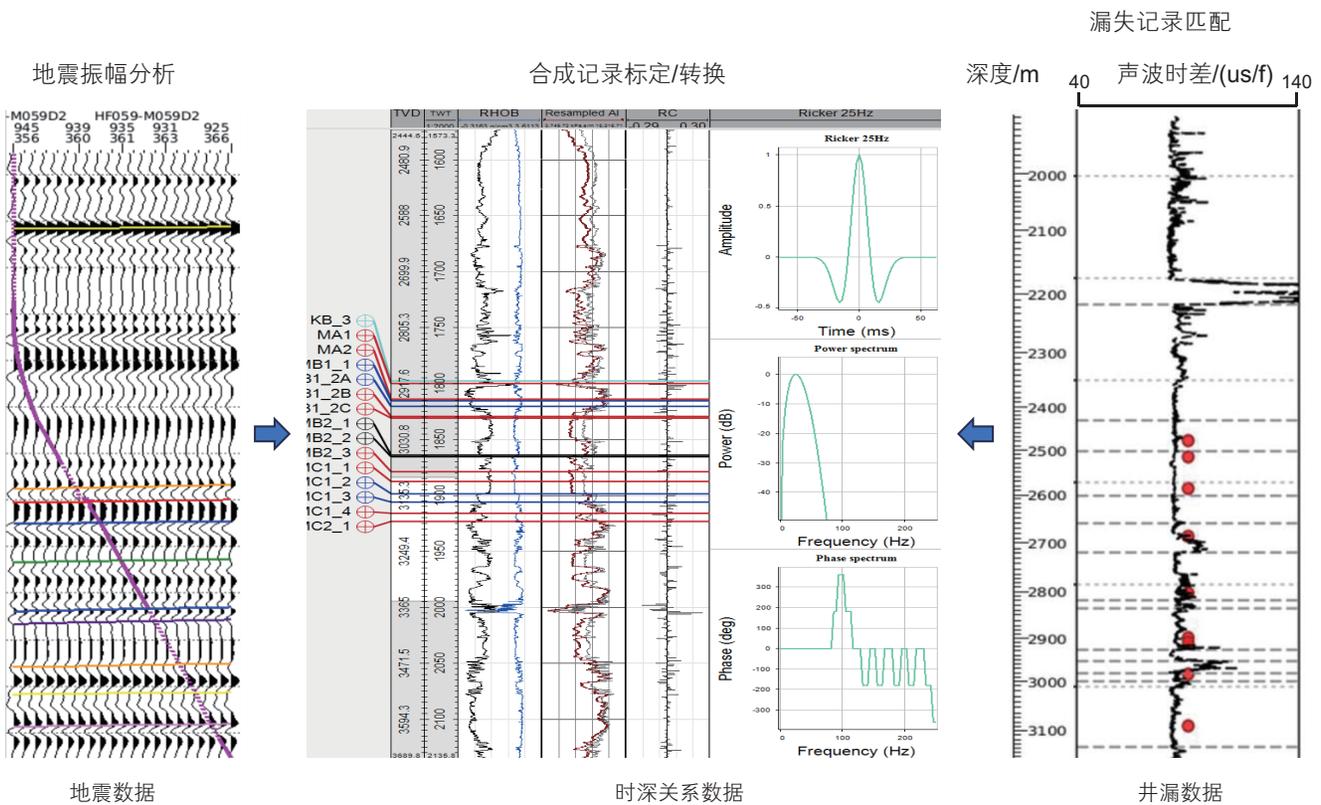


图2 漏失数据地震标定

Fig. 2 Seismic calibration of lost circulation data

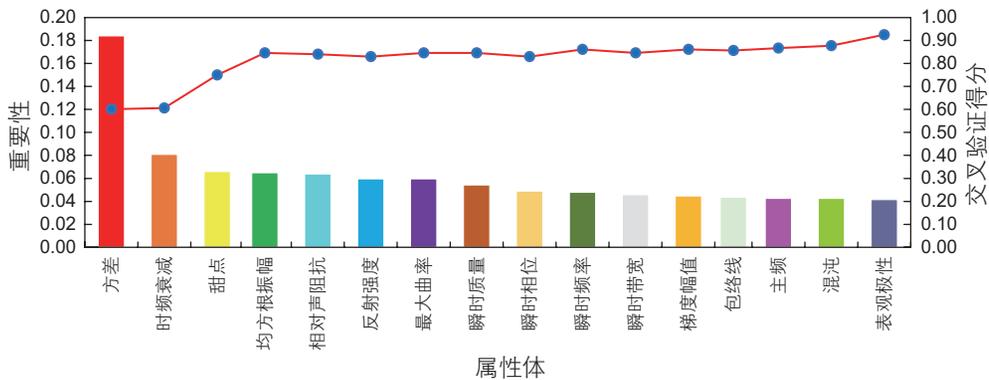


图3 不同属性体对漏失判断的相对重要性

Fig. 3 Relative importance of different attributes to lost circulation judgment

盾，忽略次要矛盾”的方法论可能不能很好的解决问题。

按照各属性体上重要程度顺序逐次添加属性体数量通过交叉验证打分，发现从均方根振幅之后，分数不再显著提升(图4)，说明边际效益已达到最大，再添加其他属性值并不能显著提升准确性，甚至还有可能产生负作用，因此选用方差、时频衰减、甜点和均方根振幅即可满足计算需求，同时也可以保证计算效率。

2.2 数学模型

对于钻井工程而言，漏失预测的本质可视为分类问题，这是一种被称为监督学习的机器学习方法，即在训练过程中采用机器学习算法，在已知的标签和所有的输入数据之间建立一种关系。对于本文而言，即对于特定的输入数据(地震纯波数据)，都会获得“漏失”或者“未漏失”的判断。为了使预测结果更加客观，我们采用多数投票算法来建立漏失风险预测模型。多数投票算法是一个集成模型^[21]，可以将多个简单分类模型集合在一起，有助于平衡单一简单分类器的弱点。对于漏失问题而言，每个单一分类模型都会给出一个漏失发生的概率，多数投票算法会给与不同单一分类模型相关权重，进而获得整体综合概率。多数投票算法可以表示如下：

$$\hat{y} = \arg \max_i \sum_{j=1}^m w_j p_{ij} \quad (1)$$

式中， \hat{y} 是综合井漏预测结果， w_j 是每个子分类器的权重， p_{ij} 是每个子分类器的预测结果。权重是通过学习训练集拟合获得，其中多数投票算法的分类思想为：

$$v_1 = \sum_{f_{i,1}(x) \geq f_{i,2}(x)} 1 \quad (2)$$

$$v_2 = \sum_{f_{i,1}(x) < f_{i,2}(x)} 1 \quad (3)$$

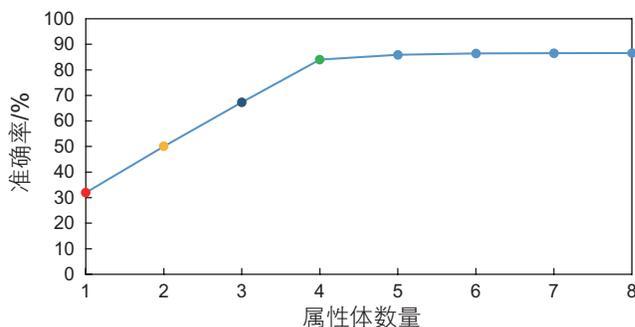


图4 属性体数量与准确率的关系

Fig. 4 Relationship between the number of attributes and accuracy

$$\omega = \begin{cases} \omega_1, v_1 > v_2 \\ \omega_2, v_1 < v_2 \\ \omega_1 \text{ or } \omega_2, v_1 = v_2 \end{cases} \quad (4)$$

所采用的3个子分类器如表2所示。由于3个子分类器均为经典的机器学习算法，在此不再赘述，详细介绍可以参考相关文献。

表3中还列出了所选择出的3个子分类器的超参数，这些参数是通过采用随机网格搜索方法对原始超参数进行优化后获得，单个网络搜索迭代600次，并采用了10倍交叉验证方法进行了评估，因此这些超参数满足预测精度要求。

通过提取特征漏失单井的深度域地震属性体数据后，采用上述方法进行计算，获得4个地震属性体和漏失概率之间的非线性映射关系，再将上述非线性映射关系推广到其他地震道，进而获得三维空间的漏失风险概率。在计算漏失风险概率时，需要对不同属性体计算获得的值进行归一化处理，所采用的标准化方法如下：

$$F(p) = \begin{cases} 0.5(1 + \frac{p-0.5}{p_{\max}-0.5}), p \geq 0.5 \\ 0.5(\frac{p-p_{\min}}{0.5-p_{\min}}), p < 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中， p 为原始预测值， $F(p)$ 为标准化结果，综合井漏预测结果， p_{\max} 和 p_{\min} 分别为原始预测结果中的最大值和最小值。

为了使预测结果更加客观，我们将0.5设置为临界值来区分漏失和非漏失事件，而不是采用设置经验阈值的方法来对漏失是否发生进行分类。因为0.5恰好具有统计学上的物理意义(随机)，即当概率大于0.5时，说明漏失发生的概率更大，而小于0.5时，则漏失发生的概率越小，且上述标准化方法有助于地震交互解释，以及可视化效果展示。

表3 子分类器选择及超参数

Table 3 Subclassifier selection and hyperparameters

子分类器名称	超参数
逻辑回归	$Penalty=l2$; $C_1=6.8 \times 10^{-7}$; $solver='lbfgs'$
随机森林	$n_estimators=783$; $criterion='entropy'$
支持向量机	$C_2=3.55 \times 10^{-5}$; $gamma=0.9313$; $probability=True$

* $penalty$: 惩罚项; C_1 : 正则化系数倒数; $solver$: 优化参数方法; $n_estimators$: 决策树数量; $criterion$: 划分标准; C_2 : 惩罚系数; $gamma$: 标准差; $probability$: 分类置信概率

2.3 可视化展示

由于漏失发生具有不确定性,因此漏失风险的分布规律也存在极大的不确定性。依据传统方法,基于地震数据的解释结果通常习惯于沿地质构造的趋势面提取,或直接按照特定深度进行水平切片。考虑到地震数据可能存在纵向采样率不足和特征单井可控区域的问题,通过试算对比分析,最后漏失风险预测模型的分辨率为纵向6 m,横向25 m。可通过任意方向切

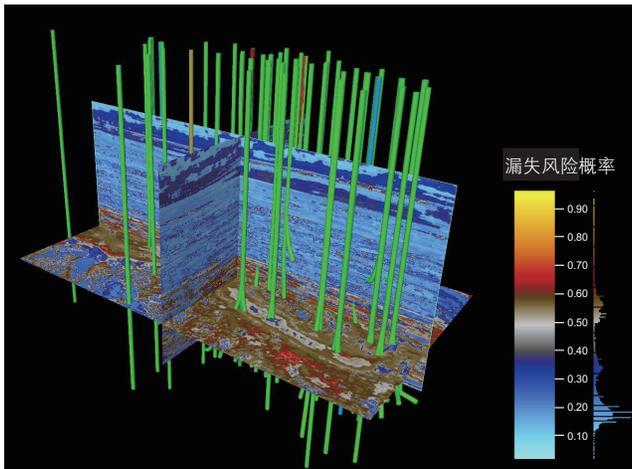


图5 漏失风险三维展示

Fig. 5 3D display of lost circulation risk

片和提取井身轨迹的方法进行可视化展示,从而更好的分析漏失风险,漏失风险三维展示如图5所示。

3 漏失风险预测分析

3.1 不同属性体漏失风险预测

为了使预测结果更加客观,在获得结果前不对漏失与预测结果之间的相关性进行假设,而是采用数据驱动的方法来探究他们之间的相互关系。虽然在进行漏失标签标定时受制于记录方法和经验的影响,漏点深度的确定存在一定的不确定性,但通过分析优选出的地震属性体和漏失之间的关系发现二者确实存在一定的相关性。正如图3和图4中的计算分析结果可知,在常用的16个地震属性体中,方差、时频衰减、甜点和均方根振幅与漏失的相关性最高。为了综合对比分析,我们选择同一深度的地层进行切片计算。通过计算,综合漏失风险预测结果和采用单一地震属性体的预测结果如图6所示。由图可知,单一地震属性体的预测结果与综合漏失风险预测结果相差较大,采用单一地震属性体进行漏失预测的分辨率不足。相比而言,方差属性体(图6(e))对于漏失的分辨效果最好,但仍然与实际存在一定的偏差,而均方根振幅(图6(b))、甜点(图6(c))和时频衰减(图6(d))等单一地震属性体

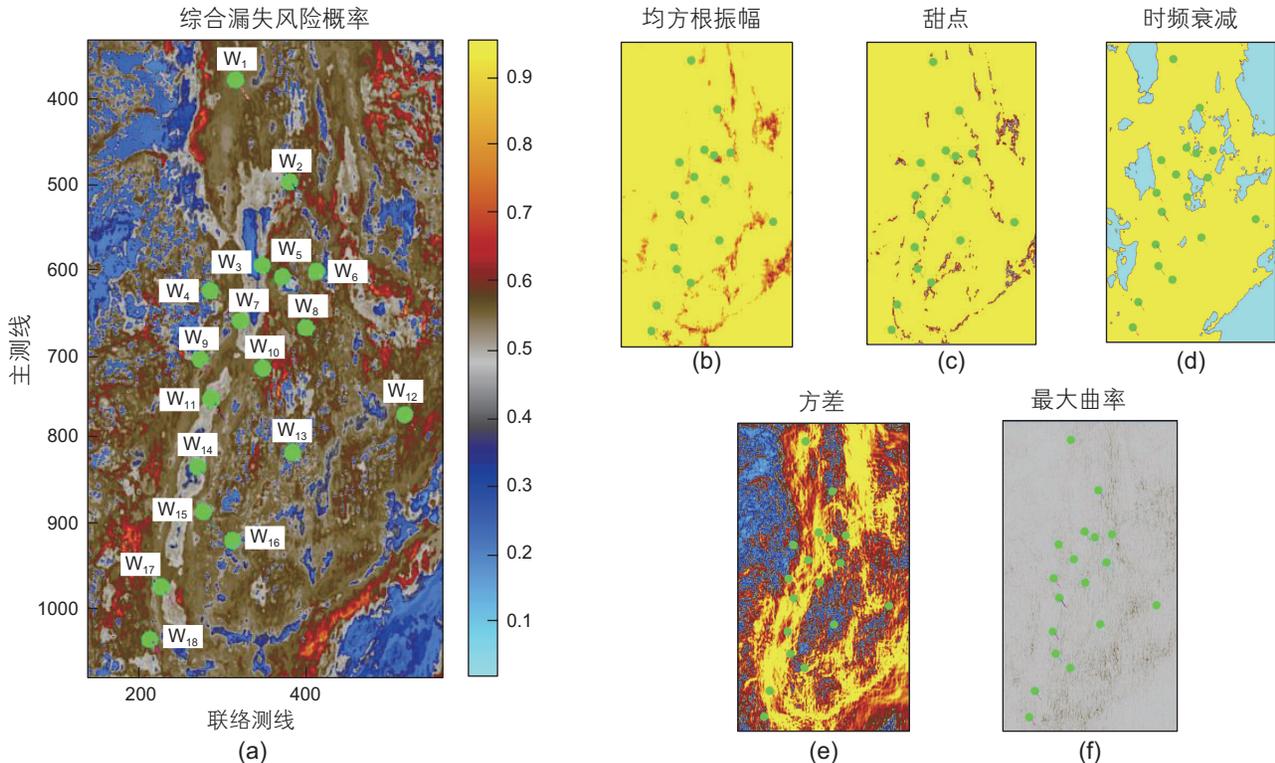


图6 不同属性体漏失风险预测

Fig. 6 Lost circulation risk prediction of different attributes

都无法较好地识别井漏风险。通常情况，最大曲率属性被用来预测天然裂缝/断层的发育程度。根据地质力学原理，理论上最大曲率与地层破裂面成正相关。但在本文的研究中，我们却得出了不一致的结论。采用最大曲率(图 6(f))获得的漏失风险预测结果分辨率不足，无法区分不同区域的漏失风险。结合地质背景推测，原因在于研究目标区整体地质构造为一平缓的背斜，地层倾角不足 5°，在超过 4000 m 垂深地层范围以内没有明显的断层发育。根据 10 口成像测井的解释成果，单井解释也显示天然裂缝不发育，且裂缝发育段以低角度天然裂缝和高阻缝为主，说明虽然存在漏失通道，但是否漏失还取决于天然裂缝是否被“激活”。因此采用最大曲率属性体进行漏失风险预测效果不甚理想。通过计算获得的权重，对均方根振幅、甜点、时频衰减和方差属性体计算获得的漏失分别赋予相应的权重值，获得的综合漏失风险概率如图 6(a) 所示。综合漏失风险概率预测图综合了四种单一地震

属性体的漏失风险预测结果，使得预测结果更为科学和客观，对于不同区域的风险区和非风险区区分效果更好。

3.2 不同层系区域漏失风险预测

图 7 展示了 H 油田 6 套不同储层的综合漏失风险概率。我们沿构造趋势面，选取地层中部进行切片的方法来研究不同储层的综合漏失风险概率(图 7(a))。从上至下六套储层的综合风险概率如图 7(b)~7(g) 所示。图 7(b) 为 Jerib-Kirkuk 砂岩地层，由图可知，高风险区域主要集中在研究区的东北区域，主要从背斜构造的核部向东北侧翼部扩展。由于目前在高风险区钻井相对较少，在实际钻井过程中，3 口井累计漏失 110 m³，该套地层在钻进过程中几乎未发生漏失，但在固井过程中个别井发生了较为严重的漏失。后期分析认为由于卡层不准，误把下部的 JK 层当作 Lower Fars 高压盐膏层，因为疏松砂岩和砂泥互层的承压能

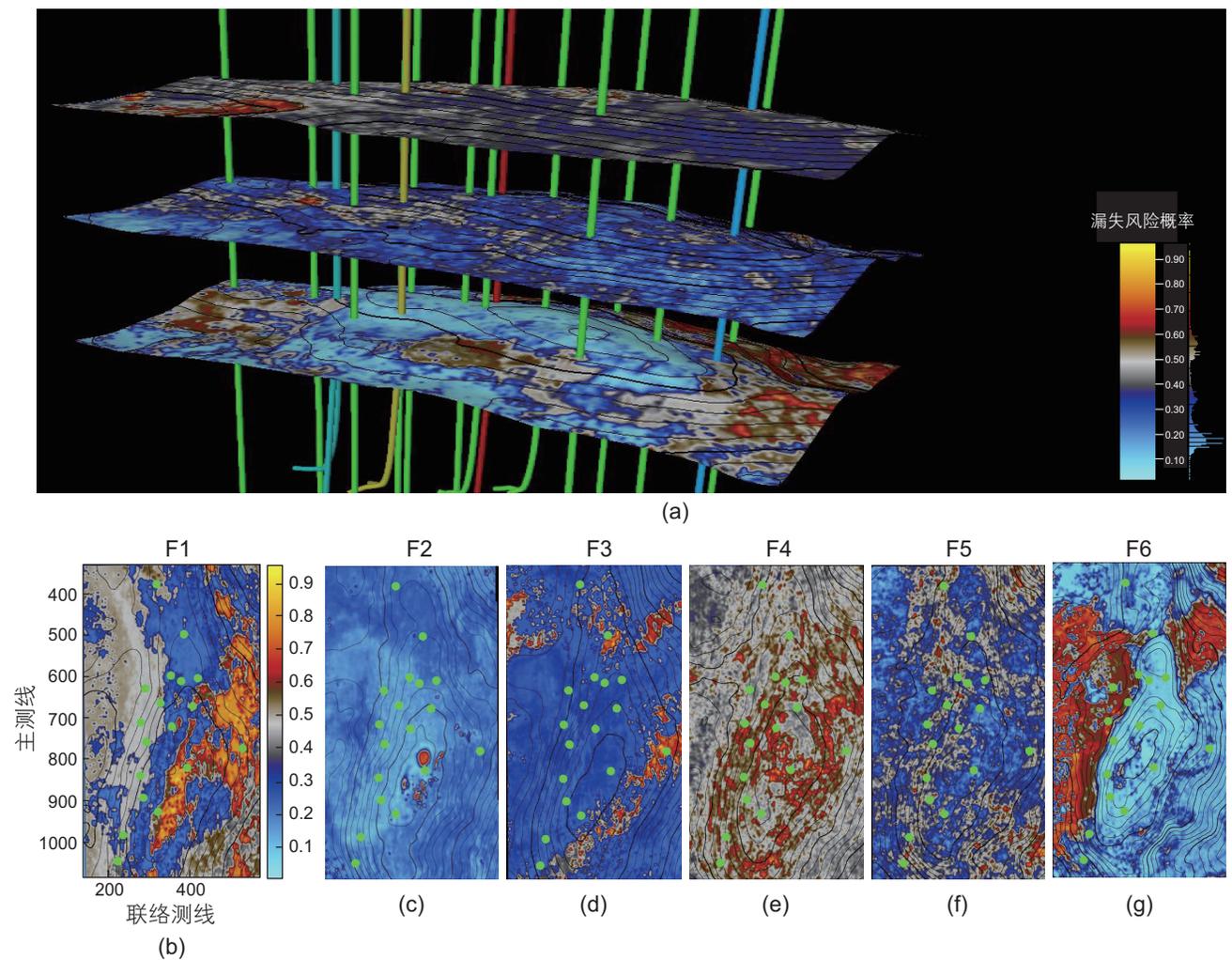


图 7 不同层系漏失风险预测

Fig. 7 Prediction of lost circulation risk of different strata

力较差, 固井的高密度泥浆造成了压裂性漏失。图 7(c)和(d)展示了 Hartha 层和 Sadi 层的漏失风险概况, 两套地层均为灰岩地层, 整体漏失风险较低, 只在局部区域存在一定的风险, 在钻完井过程中, 仅有个别井发生了轻微和部分漏失。图 7(e)展示了研究区的主力储层 Mishrif 层的漏失风险, 该套地层可分为 MA、MB 和 MC 这 3 个亚层, 累计厚度约 400 m, 由图可知该套地震整体漏失风险极高。该套地层是一套灰岩地层, 漏失通道以溶孔为主, 部分区域发育天然裂缝, 根据已钻井的统计结果, 目前已钻 100 多口井中总漏量超过 30,000 m³, 在构造高点, 以及以构造高点为核心的环形分布区域都存在极高的漏失风险。图 7(f)展示了研究区次主力储层 Nahr Umr 层的漏失风险, 该套地层漏失风险分布较为分散, 但在个别区域仍存在极高的风险。该套地层分为 NA 和 NB 两个亚层, NA 是一套灰岩地层, NB 是一套砂岩地层, 两套地层都存在一定程度的漏失风险。图 7(g)展示了 Yamama 地层的漏失风险, 该套地层垂深大约 4300 m, 是研究区目前已知的深部储层, 目前钻遇该套地层的井不足 3 口。与传统认知不同, 布在构造高点的井反而基本未发生漏失, 而在翼部的井却发生了漏失。不同层系的漏失

井漏失结果统计如表 4 所示, 预测结果与实际钻井漏失统计吻合度较高。

综合分析上述各地层的漏失风险可知, 采用沿地层切片的方法可以获得不同层位的区域漏失风险概率分布图, 从而为井位部署提供理论参考。

3.3 不同单井漏失风险预测

通过沿井身轨迹提取风险数据可以对单井纵向漏失风险进行定量分析。图 8 展示了 H1 井不同深度的漏失风险, 通过将预测值与井漏记录进行对比。结果发现, 在 3500 m 以上深度地层中, 漏失风险预测值与井漏记录存在一定的偏差。因为漏失风险本身就是一个概率问题, 正如前文分析, 漏失发生与否与漏失通道是否被“激活”有很大关系。在大于 3500 m 的地层深度, 可以发现, 预测值与井漏记录匹配度相关性较高, 如图上部圆圈所示, 虽然井漏记录中未显示发生漏失, 但根据常规测井解释, 声波曲线明显增大, 且发生明显的波动, 说明可能发育裂缝, 但深-浅双侧向测井曲线未有异样。下部圆圈中的预测值比真实记录值范围更大, 根据成像测井解释结果可知, 下部裂缝发育, 说明漏失发生概率较高。

表 4 不同井漏失预测与验证

Table 4 Prediction and verification of different well losses

层位	漏失井号	预测漏失概率	实际漏失情况及漏失量
Jerib-Kirkuk	W ₈	80%	钻井过程漏失 20 m ³ , 固井过程漏失 40 m ³
	W ₁₂	85%	钻井过程未漏失, 固井过程漏失 30 m ³
	W ₁₃	85%	钻井过程未漏失, 固井过程漏失 10 m ³
Hartha	W ₁	50%	钻井过程漏失 10 m ³ , 固井过程未漏失
	W ₂	20%	钻井过程漏失 5 m ³ , 固井过程未漏失
Sadi	W ₁₂	15%	钻井过程漏失 5 m ³ , 固井过程漏失 15 m ³
	W ₂	75%	钻井过程漏失 10 m ³ , 固井过程未漏失
	W ₁₂	85%	钻井过程漏失 15 m ³ , 固井过程未漏失
	W ₂	80%	钻井过程漏失 70 m ³ , 固井过程未漏失
	W ₅	85%	钻井过程漏失 120 m ³ , 固井过程漏失 50 m ³
Mishrif	W ₆	90%	钻井过程失返性漏失, 累计漏失 500 m ³
	W ₉	88%	钻井过程漏失 200 m ³ , 固井过程未漏失
	W ₁₀	95%	钻井过程失返性漏失, 累计漏失 820 m ³
	W ₁₂	80%	钻井过程漏失 230 m ³ , 固井过程漏失 30 m ³
	W ₁₃	75%	钻井过程漏失 80 m ³ , 固井过程漏失 30 m ³
Nahr Umr	W ₁₇	79%	钻井过程漏失 75 m ³ , 固井过程未漏失
	W ₃	65%	钻井过程漏失 56 m ³ , 固井过程未漏失
	W ₁₀	74%	钻井过程漏失 80 m ³ , 固井过程漏失 10 m ³
Yamama	W ₁₃	82%	钻井过程漏失 120 m ³ , 固井过程未漏失
	W ₄	87%	钻井过程漏失 220 m ³ , 固井过程未漏失

图 9 展示了 H2 井不同深度的漏失风险，通过将预测值与井漏记录进行对比，发现上部漏失预测结果与实际记录具有一定偏差。但根据孔隙度曲线解释结果发现该段的孔隙度明显比上下段都大，说明漏失通道发育。下部的预测结果与常规测井解释结果吻合度较好，声波时差变大，孔隙度变大，深浅双侧向存在幅度差，且井径明显扩大且泥质含量较高，说明可能

是裂缝发育段或井壁出现一定程度的失稳破坏。

根据 8 和图 9 的预测值和井漏记录对比可知，预测值通常可能会与实际记录值存在一定的偏差。图 10 进一步展示了这种差异，如果采用更为精细时深关系，预测值将向下平移 20 m 左右，预测值将于实际值具有非常好的对应关系。上述发生的原因在于地震数据是时间域的，而漏失记录是深度域的，通常情况下，在

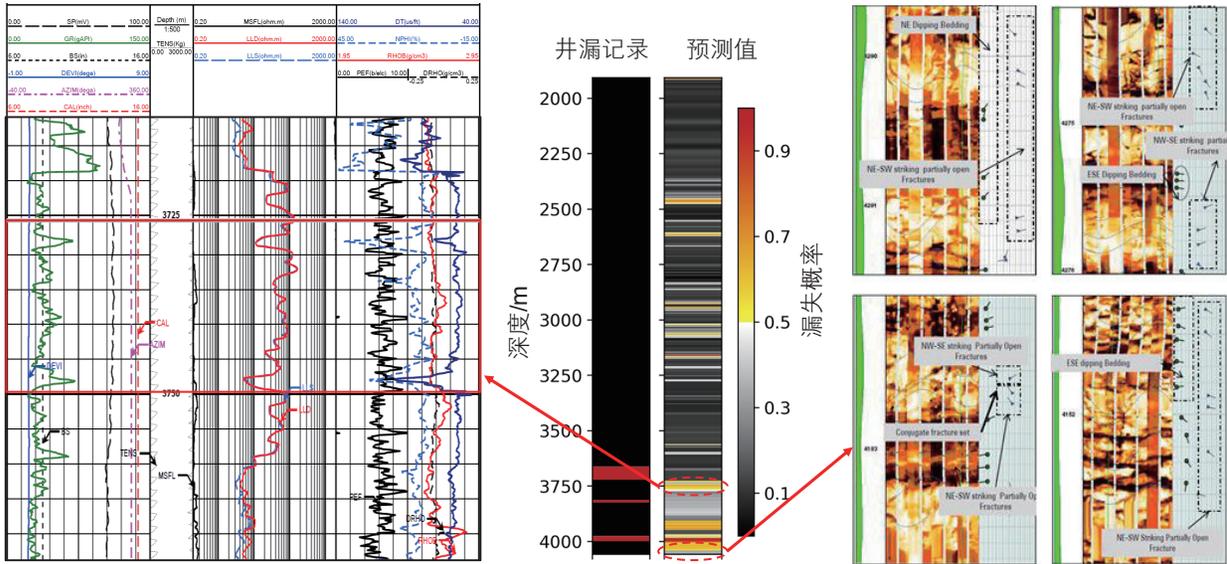


图 8 H1 井不同深度漏失风险分析

Fig. 8 Analysis of the lost circulation risk in the H1 well at various depths

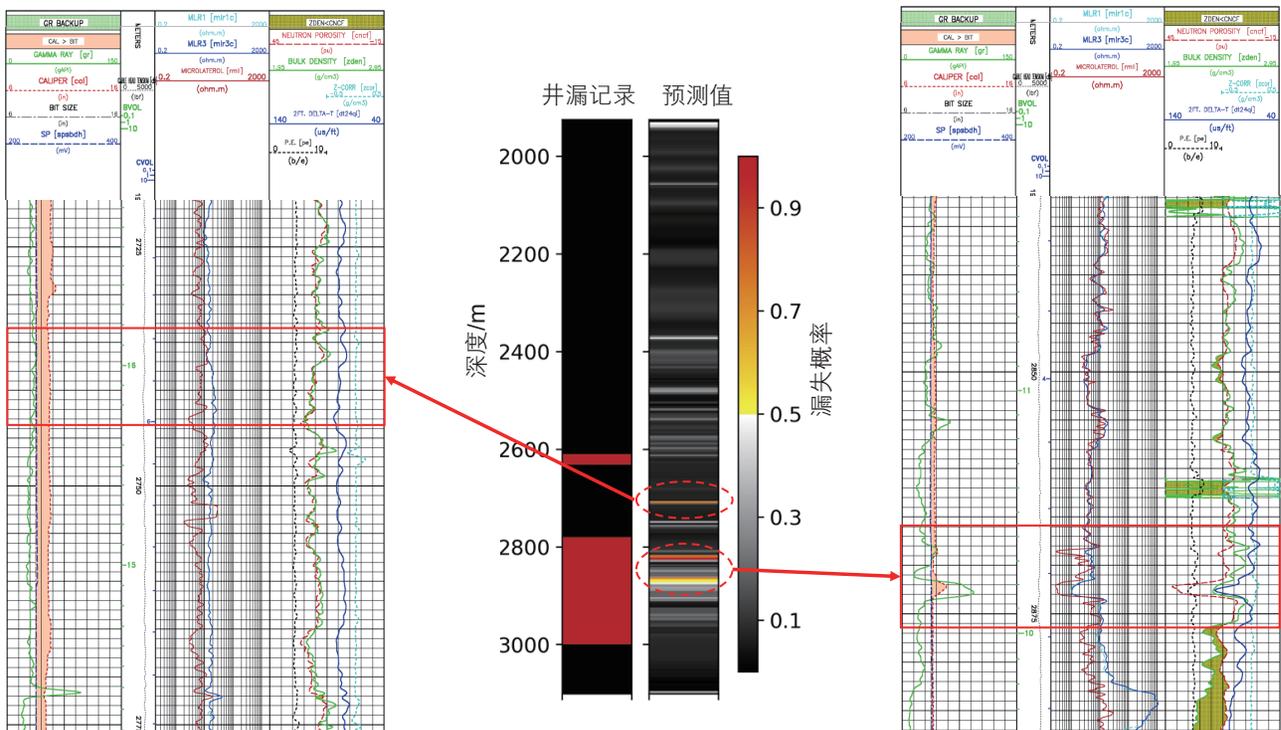


图 9 H2 井不同深度漏失风险分析

Fig. 9 Analysis of the lost circulation risk in the H2 well at various depths

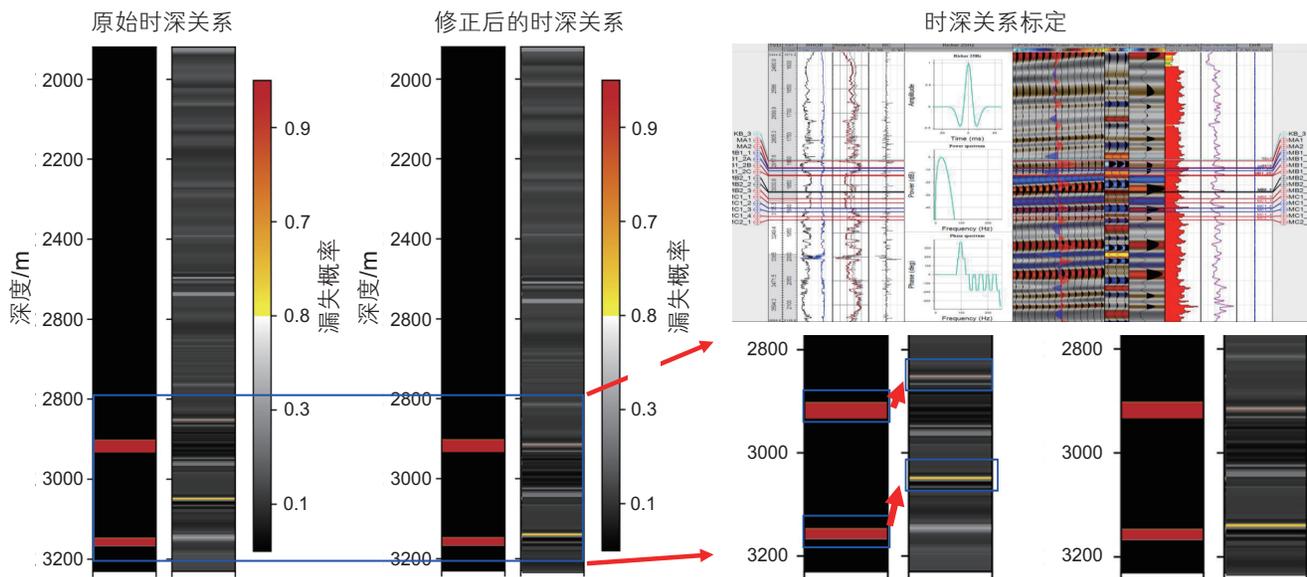


图 10 预测值与实际记录的偏差解释

Fig. 10 Interpretation of deviations between predicted values and actual records

进行时深转换时总会存在一定的偏差，不同层系之间的差异可能更大。因此进一步说明采用地震数据进行漏失预测时，横向预测结果比纵向预测结果的可信度相对更高。

4 结论

本文基于地震属性体和漏失记录的关系，提出了一种利用机器学习算法将漏失风险概率与地震数据属性体相关性联系起来的方法，实现钻前风险预测，获得以下结论：

(1) 在 16 个地震属性中，方差、时频衰减、甜点和

均方根振幅 4 个地震属性与井漏事件相关度较高，综合 4 种属性可以实现钻前漏失风险预测。与传统经验不同，在本研究区中，最大曲率与漏失相关性不大。

(2) 采用地震属性体进行漏失风险预测，其精度取决于地震数据的采样率。本研究的最佳理想预测精度，横向(水平)为 25 m，而纵向为 6 m(时域为 2 ms)。使用任意方向地层切片对不同层位的漏失风险进行可视化展示，对井位选择提供有效指导。

(3) 采用地震属性体数据进行漏失预测，其预测值与实测值对比存在偏差，预测值下移 20 m 显示对应结果良好，经分析是由于时深转换使其出现偏差，证实横向预测结果比纵向预测结果更为可信。

参考文献

- [1] 贾利春, 陈勉, 侯冰, 等. 裂缝性地层钻井液漏失模型及漏失规律[J]. 石油勘探与开发, 2014, 41(01): 95–101. [JIA L C, CHEN M, HOU B, et al. Drilling fluid loss model and loss dynamic behavior in fractured formations[J]. Petroleum Exploration and Development, 2014, 41(01): 95–101.]
- [2] 杨沛, 陈勉, 侯冰, 等. 裂缝性和基质性碳酸盐岩在堵漏前后的应力敏感性研究[J]. 石油钻探技术, 2011, 39(06): 31–34. [YANG P, CHEN M, HOU B, et al. The study of stress sensitivity for fractured and matrix carbonate rocks before and after sealing[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2011, 39(06): 31–34.]
- [3] SAVARI S, WHITFILL D L. Managing losses in naturally fractured formations: sometimes nano is too small[C]// SPE/IADC drilling conference and exhibition. London, England, UK: Society of Petroleum Engineers, 2015: SPE-173062-MS
- [4] HOWARD G C, SCOTT Jr P P. An analysis and the control of lost circulation[J]. Journal of Petroleum Technology, 1951, 3(06): 171–182.
- [5] 石林, 蒋宏伟, 郭庆丰. 易漏地层的漏失压力分析[J]. 石油钻采工艺, 2010, 32(3): 40–44. [SHI L, JIANG H W, GUO Q F. Analysis on the leakage pressure of thief formation[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2010, 32(3): 40–44.]
- [6] 李大奇, 康毅力, 刘修善, 等. 裂缝性地层钻井液漏失动力学模型研究进展[J]. 石油钻探技术, 2013, 41(04): 42–47. [LI D Q,

- KANG Y L, LIU X S, et al. Fluid Loss dynamics model for fractured formations [J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2013, 41(04): 42–47.]
- [7] VERGA F M, CARUGO C, CHELINI V, et al. Detection and characterization of fractures in naturally fractured reservoirs[C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Dallas, Texas, USA: Society of Petroleum Engineers, 2000: SPE–63266–MS.
- [8] ALBERTY M W, MCLEAN M R. A physical model for stress cages[C]// SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Dallas, Texas, USA: Society of Petroleum Engineers, 2004: SPE–90493–MS.
- [9] DUPRIEST F E. Fracture closure stress (FCS) and lost returns practices[C]//SPE/IADC Drilling Conference. Amsterdam, Netherlands: Society of Petroleum Engineers, 2005: SPE–92192–MS.
- [10] VAN OORT E, FRIEDHEIM J E, PIERCE T, et al. Avoiding losses in depleted and weak zones by constantly strengthening wellbores[J]. *SPE Drilling & Completion*, 2011, 26(04): 519–530.
- [11] 康毅力, 许成元, 唐龙, 等. 构筑井周坚韧屏障: 井漏控制理论与方法[J]. *石油勘探与开发*, 2014, 41(04): 473–479. [KANG Y L, XU C Y, TANG L, et al. Constructing a tough shield around the wellbore: Theory and method for lost circulation control[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2014, 41(04): 473–479.]
- [12] MORITA N, FUH G F. Parametric analysis of wellbore-strengthening methods from basic rock mechanics[J]. *SPE Drilling & Completion*, 2012, 27(02): 315–327.
- [13] 卢运虎, 陈勉, 袁建波, 等. 各向异性地层中斜井井壁失稳机理[J]. *石油学报*, 2013, 34(3): 563–568. [LU Y H, CHEN M, YUAN J B, et al. Borehole instability mechanism of a deviated well in anisotropic formations[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2013, 34(3): 563–568.]
- [14] FENG Y, GRAY K E. A parametric study for wellbore strengthening[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2016, 30: 350–363.
- [15] MAJID R, MISKA S Z, THOMPSON L G. Quantitative analysis of mud losses in naturally fractured reservoirs: The effect of rheology[J]. *SPE Drilling & Completion*, 2010, 25(04): 509–517.
- [16] WANG H Q, CHEN M., WEIS M, et al. The influence of barrier coastal sedimentary system lost circulation in sandstone[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, 185: 106654.
- [17] WEI S M, JIN Y, XIA Y. Predict the mud loss in natural fractured vuggy reservoir using discrete fracture and discrete vug network model[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, 195: 107626.
- [18] 金衍, 陈勉. 利用地震记录钻前预测井壁稳定性研究[J]. *石油学报*, 2004, (01): 89–92. [JIN Y, CHEN M. Prediction of borehole stability by seismic records[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2004, (01): 89–92.]
- [19] 金衍, 卢运虎, 李再均. 一种井漏层位钻前风险预测新方法[J]. *石油钻采工艺*, 2008, 30(3): 24–28. [JIN Y, LU Y H, LI Z J. A new method predicting pre-drilling risk in lost circulation formation[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2008, 30(3): 24–28.]
- [20] JAHANBAKHSHI R, KESHAVARZI R, JALILI S. Artificial neural network-based prediction and geomechanical analysis of lost circulation in naturally fractured reservoirs: a case study[J]. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 2014, 18(3): 320–335.
- [21] 陈俊芬. 多神经网络分类器的融合方法的比较[J]. *大众科技*, 2011(09): 30–31+15. [CHEN J F. Comparison of fusion methods of multiple neural network classifiers [J] *Dazhong technology*, 2011 (09): 30–31+15.]
- [22] 杨柳, 王钰. 泛化误差的各种交叉验证估计方法综述[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(05): 1287–1290+1297. [YANG L, WANG Y. Overview of various cross validation estimation methods of generalization error [J] *Computer application research*, 2015, 32 (05): 1287–1290+1297.]

(编辑 马桂霞)