

基于钻录测数据驱动的储层可压性无监督聚类模型及其压裂布缝优化

胡诗梦^{1,2}, 盛茂^{1,2*}, 秦世勇³, 任登峰³, 彭芬³, 冯觉勇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 中国石油天然气股份有限公司塔里木油田分公司, 库尔勒市 841000

* 通信作者, shengmao@cup.edu.cn

收稿日期: 2022-05-17

中国石油大学(北京)优秀青年学者科研基金项目(2462020QNXZ001)资助

摘要 储层可压性评价是提高非常规油气压裂均衡改造效果的先决条件之一。目前储层可压性评价主要依赖测井数据理论解释岩石力学参数, 应用效果不均衡。本文利用钻头破岩数据直接反映岩石力学参数的特点, 以钻录井和测井数据驱动聚类储层可压性, 建立了基于SOM无监督聚类算法的储层可压性聚类模型, 手肘法确定最优聚类数, 形成了压裂布缝位置参数优化方法。针对塔里木盆地巨厚储层典型直井, 开展了三簇射孔布缝位置优选设计。结果表明, 钻井钻时、dc指数、钻压、扭矩和测井地层电阻率、声波时差和中子等参数与储层可压性显著相关, 可作为特征参数; 所建立的模型可有效区分储层可压性沿井筒轴向的差异性, 优选同类别储层可压性井段布置裂缝, 有望提高均衡压裂改造效果。

关键词 机器学习; 无监督学习; 水力压裂; 优化设计

An unsupervised cluster model of formation fracability based on drill-log data and its application to fracture optimization

HU Shimeng^{1,2}, SHENG Mao^{1,2}, QIN Shiyong³, REN Dengfeng³, PENG Fen³, FENG Jueyong³

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

2 National Key Laboratory of Petroleum Resources and Engineering, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

3 PetroChina Tarim Oilfield Company, Korla 841000, China

Abstract Reservoir fracability evaluation is one of the prerequisites to improve the effect of balanced fracturing of unconventional oil and gas fields. At present, reservoir fracability evaluation mainly depends on logging data theory to explain rock mechanics parameters, and the application effect on fracturing is uneven. In this paper, the characteristics of rock mechanical parameters are directly reflected by the bit rock breaking data and the reservoir fracability is clustered by drilling and logging data. We established a reservoir fracability clustering model based on a self-organizing map(SOM) unsupervised clustering

引用格式: 胡诗梦, 盛茂, 秦世勇, 任登峰, 彭芬, 冯觉勇. 基于钻录测数据驱动的储层可压性无监督聚类模型及其压裂布缝优化. 石油科学通报, 2023, 06: 767-774

HU Shimeng, SHENG Mao, QIN Shiyong, REN Dengfeng, PENG Fen, FENG Jueyong. An unsupervised cluster model of formation fracability based on drill-log data and its application to fracture optimization. Petroleum Science Bulletin, 2023, 05: 767-774. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2023.06.070

algorithm. The elbow method is used to determine the optimal clustering number, and the parameter optimization method of fracture placement is formed. The optimal design of three-cluster perforation placement is carried out for typical vertical wells in the Tarim Basin with large thickness reservoirs. The results show that the drilling time, dc-exponent, weight on bit, torque, true formation resistivity, acoustic and neutron data are significantly correlated with reservoir fracability and can be used as characteristic parameters. The established model can effectively distinguish the difference of reservoir fracability along the wellbore axis, and select the fractures in the fracturable well section of the same type of reservoir, which is expected to improve the effect of balanced fracturing.

Keywords machine learning; unsupervised learning; hydraulic fracturing; optimization design

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2023.06.070

0 引言

储层可压性评价是提高非常规油气压裂均衡改造效果的先决条件之一,特别是针对岩石非均质性强的储层,客观上易造成裂缝无序起裂、扩展不均的非均衡改造难题,亟需定量评价储层可压性沿井筒非均匀分布特征,优选布缝位置在可压性相近的井段,实现多簇裂缝间同步起裂、均衡扩展。

目前储层可压性评价按照原理分类,可分为基于矿物组分的可压性评价和基于岩石力学性质的可压性评价。后者通常是基于测井资料中的纵波速度、横波速度和密度测井值^[1-7],根据理论公式,计算目的层段的岩石力学参数;基于岩石断裂力学理论推导组合测井解释的力学参数,获得储层可压性数值^[8-11]。然而对于岩石各向异性强的储层,常规测井理论公式难以适用并修正,应用效果不均衡,单纯依靠测井数据间接表征储层可压性难以满足精细评价需求。近年来,钻井机械比能被用于表征储层岩石抗压强度,定量评价储层可压性沿井眼轴向分布,将压裂裂缝布置在机械比能数值相近的井段,应用区块平均提产27%^[12-13]。该方法依赖钻录井数据,需去除钻杆与井壁摩擦、钻头磨损等因素对井底机械比能的影响,获得纯钻头破岩所需的机械比能,其有效性取决于模型的准确性。

为此本文利用钻头破岩数据直接反映岩石力学参数的特点,融合钻录井数据和测井数据,不依赖于机理模型,通过相关性分析优选特征参数,采用主成分

降维,建立了基于SOM无监督聚类算法的储层可压性聚类模型,手肘法确定储层可压性最优聚类数,形成了压裂布缝位置参数优化方法。针对塔里木盆地超深巨厚储层典型井分层压裂,聚类得到了储层可压性沿井轴方向分布情况,优化设计了布缝位置,有望实现均衡压裂改造。

1 特征参数选取及数据预处理

1.1 特征参数选取

以钻录井数据和测井数据为基础,如表1所示,选取与储层可压性具有潜在相关性的特征参数。其中,钻录井数据是钻头—岩石相互作用的综合结果,可直接反映原始地应力和天然裂缝原位状态下岩石力学参数^[14-15]。选取钻头钻压、转盘转速、扭矩、钻时、dc指数、钻头尺寸等6类钻井特征参数。测井数据可间接反映岩性变化和岩石动态弹性模量、泊松比等岩石力学参数^[16-17],选取井径、中子、密度、声波时差、自然伽马、地层电阻率等6类测井特征参数。同时,选取钻井机械比能^[18],如式(1),其数值反映岩石抗压强度^[19],已被用于储层可压性评价。

$$MSE = 0.35 \left(\frac{WOB}{A_b} + \frac{120\pi \cdot RPM \cdot Tor}{A_b \cdot ROP} \right) \quad (1)$$

式中, WOB 为钻压,KN; RPM 为钻头转速,r/min; Tor 为钻头扭矩,KN·m; A_b 为钻头横截面积,mm²; ROP 为机械钻速,m/min。

表1 特征数据类型统计

Table 1 Statistics of characteristic data

参数来源	具体名称
井深参数	井深
钻井参数	钻压、转速、扭矩、钻时、dc指数、钻头尺寸
测井参数	井径、中子、密度、声波时差、自然伽马、地层电阻率
中间参数	机械比能

采用皮尔逊系数的相关性分析^[20]筛选出与储层可压性相关的特征参数。皮尔逊相关系数的变化范围：-1~1，两个变量关联程度越强则该系数绝对值越大，即接近于1或-1，两个变量关联程度越弱则该系数越接近0。通常按照皮尔逊关联系数取值划分参数间相关性：极强关联 0.8~1.0，强关联 0.6~0.8，中等强度关联 0.4~0.6，弱关联 0.2~0.4，极弱关联或无关联 0.0~0.2。选取钻井机械比能作为储层可压性目标参数，皮尔逊相关系数绝对值如图1所示，筛选去除极弱相关性与无关联的井深、钻头尺寸、井径、自然伽马等特征参数，最终筛选出7个特征参数：钻时、dc指数、钻压、扭矩、地层电阻率、声波时差和中子测井，作为无监督聚类模型输入参数。

1.2 数据完整性和标准化处理

原始数据完整性处理包括统一不同来源的数据、统一数据格式、补充遗漏缺失数据。针对钻井和测井数据尺度差异性，对应至同一单位尺度。选取KNN近邻算法填补缺失值，基于欧式距离最短的点来识别空间相似或相近的K个样本，获得距离矩阵，然后使用这些“K”样本来估计缺失数据点的值^[21]。该方法因考虑高维空间中的多维数据样本间的相关性，其填补缺失值更加精确。本文所使用样本数据集来源于塔里木盆地一口深部巨厚储层直井的钻录井和测井数据，共149个数据样本点，每个样本点分别包含7维特征参数。

由于数据类型、计量方式及单位不同，将样本特征值转为无量纲数值，让不同维度之间的特征在数值

上具有可比较性。采用Z-Score标准化方法，如式(2)所示，将数据按属性通过减去均值然后除以标准差，经处理后的数据符合标准正态分布，即均值为0，标准差为1。

$$x_{new} = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{2}$$

式中， x_{new} 为处理后数据值； x 为原始数据值； μ 为数据均值； σ 为数据标准差。

2 模型建立与压裂布缝优化

2.1 自组织特征映射神经网络无监督聚类原理与模型建立

储层可压性无监督聚类建模流程如图2所示，采用无监督学习方式对7个特征参数进行无监督多维聚类，无需额外标签发掘样本间的内在联系和区别。常规无监督学习算法包括K均值聚类和层次聚类等基于欧式几何距离的算法，均需人为设定聚类类别数，人为因素不可避免。为此，优选自组织特征映射神经网络(Self-Organizing Map, SOM)算法^[22]，该算法无需人为设定聚类类别数，即可识别特征参数的内在关联性。

本文构建的SOM神经网络模型为二维平面阵，如图3所示，包含输入层和输出层，该结构是SOM经典组织方式，具有大脑皮层形象，融入了人脑神经元信号处理机制，基于“竞争学习”方式，依靠神经元之间互相竞争逐步优选网络。输入层是由钻头钻压、扭矩、钻时、dc指数4种钻井数据和声波时差、自然伽马、中子3种测井数据模拟成的7×1维矩阵，输入层神经元通过权向量将样本信息汇集至输出层神经元，

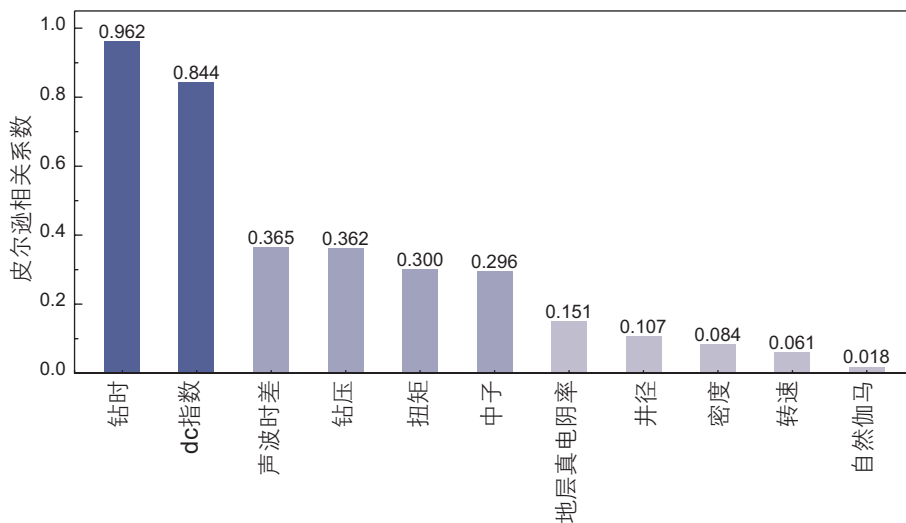


图1 皮尔逊相关系数柱状图

Fig. 1 Histogram of Pearson correlation coefficient

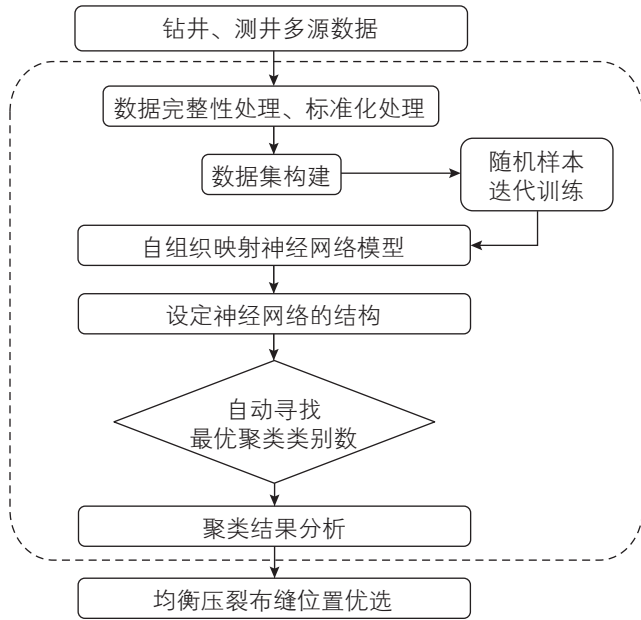


图2 储层可压性无监督聚类模型建立流程图

Fig. 2 Flow chart of unsupervised cluster model of reservoir fracability

通过迭代训练调整网络权向量的值,使得训练结束时输出层神经元可以反映样本内在联系,最终实现不同储层可压性聚类。训练模型前,预先设置合适的神经元竞争节点数,最大迭代次数,neighborhood函数和学习率,以实现较好的模型收敛性。在后续迭代过程中,权向量按照式(3)更新:

$$\Delta w_{ij} = w_{ij}(t+1) - \Delta w_{ij}(t) = \eta(t) [x_i - w_{ij}(t)] \quad (3)$$

式中, $\eta(t)$ 为 t 时刻神经网络学习率; $w_{ij}(t)$ 为 t 时刻输入层第 i 个神经元和竞争层第 j 个神经元之间连接的权向量; $t \in [1, 500]$ 。

每次迭代后,模型将计算竞争层的第 j 个神经元与

输入层 X 之间的欧式几何距离,公式如(4):

$$d_j = \|X - W_j\| = \left\{ \sum_{i=1}^m [x_i(t) - w_{ij}(t)]^2 \right\}^{1/2} \quad (4)$$

模型按预设条件迭代训练,未达到要求则继续,否则结束训练。样本将在输出层中找到最匹配的节点,得到各样本所属类别。后续通过主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法,基于特征值分解方法计算各样本点与聚类中心点距离,将原始高维特征映射到二维上,达到样本聚类结果可视化目的,并绘制如图3所示的储层可压性聚类结果。

2.2 压裂布缝优化方法

根据储层可压性无监督聚类模型所得结果,如图4所示,沿井深划分若干压裂段,布缝位置参数优化考虑3个条件:(1)选择同一类别的储层可压性位置布缝;(2)同一压裂段内优先选择占比多的可压性集群区域布缝;(3)同一压裂段内,簇间裂缝间距考虑应力干扰作用。

3 模型应用与分析

K13井是塔里木盆地一口深部巨厚储层直井,设计井深7465 m,压裂目标井段为白垩系巴什基奇克组7306.0~7455.0 m,改造储层厚度达149.0 m,岩性以褐色中砂岩、细砂岩为主,夹薄层褐色含砾砂岩、泥质粉砂岩、粉砂岩及少量泥岩,储层非均质性强。

收集该井钻压、扭矩、钻时、dc指数、中子、声波时差、地层电阻率等7个特征参数,建立自组织特征映射神经网络模型,实例中将SOM网络竞争节点数字设置成 8×8 ,最大迭代次数设置为500,

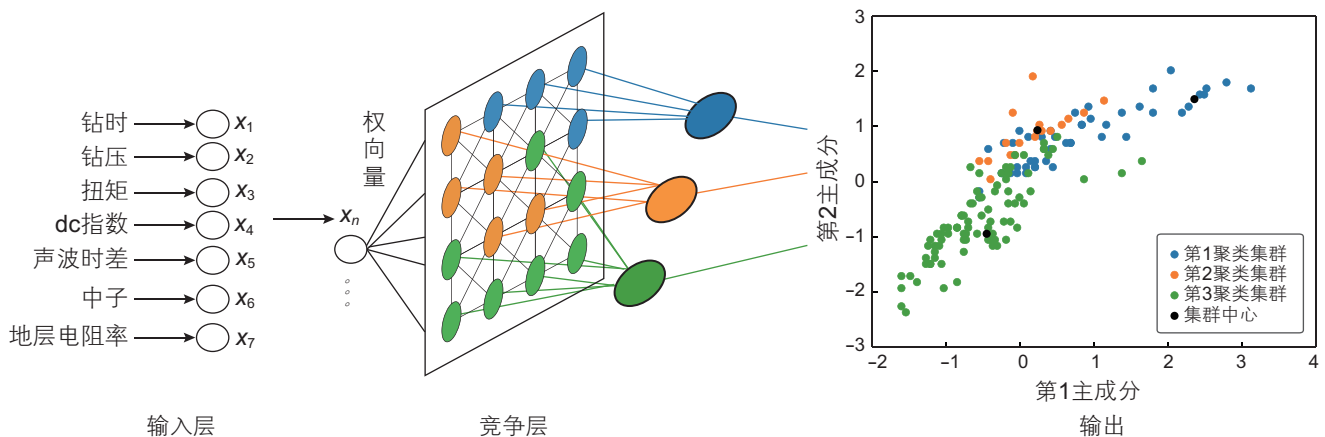


图3 自组织映射神经网络模型示意图

Fig. 3 Schematic diagram of self-organizing mapping neural network model

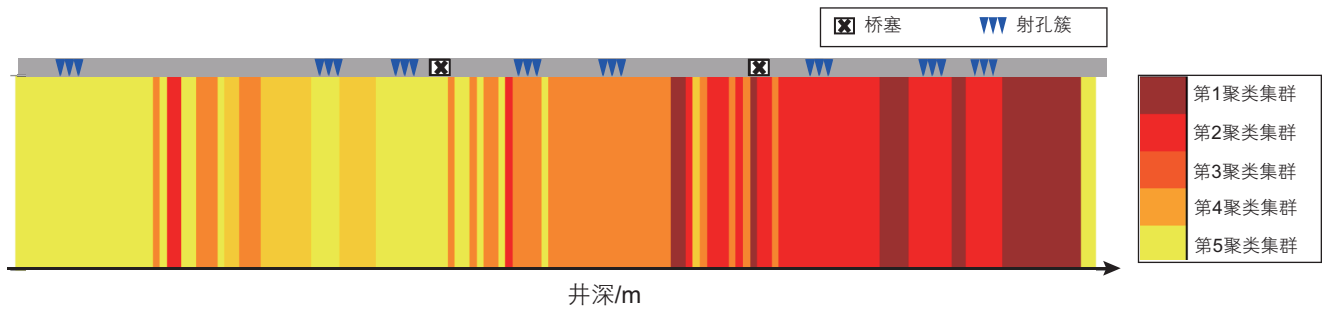


图 4 布缝位置优选方法

Fig. 4 Optimization method of fracture placement

neighborhood 函数设置为 gaussian 函数，学习率设置为 0.5，该训练条件下所得聚类结果具有较好的收敛性。通过主成分分析(PCA)方法，将原始 7 维特征映射到 2 维上，实现样本聚类结果可视化，如图 5 所示，第一聚类集群的第一主成分主要介于 -1.8~1.9，第二主成分主要介于 -2.5~0.8；第二聚类集群的第一主成分

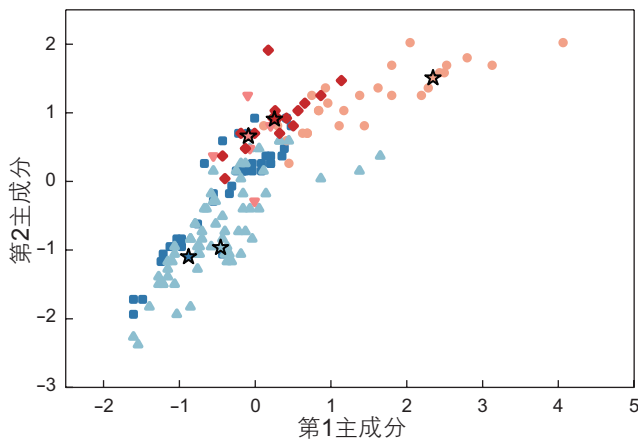


图 5 基于 PCA 的聚类结果可视化

Fig. 5 Visualization of clustering results based on PCA

主要介于 0.1~3.3，第二主成分主要介于 0.1~2.0；第三聚类集群的第一主成分主要介于 -1.8~0.4，第二主成分主要介于 -2~0.9；第四聚类集群的第一主成分主要介于 -0.5~1.3，第二主成分主要分布在 0~1.5；第五聚类集群的第一主成分主要介于 -0.6~0.4，第二主成分主要介于 -0.5~1.2。各类储层可压性聚类集群中心点之间有较为明显差异，说明 SOM 模型聚类结果是有效的。

沿井深的储层可压性聚类结果如图 6(a)所示，图中不同颜色代表不同可压性等级，利用钻井数据计算机械比能值，绘制其沿井深剖面的折线图，如图 6(b)所示。对比可知，由机械比能计算得到的岩石强度分布情况与所建立的基于自组织映射神经网络的储层可压性聚类结果有相似分布趋势，验证了本文模型聚类的有效性。

压裂布缝位置优化结果如图 7 所示，目标井段 7306.0~7455.0 m 划分为 3 个压裂层段，每层段多簇射孔 3~5 簇。根据储层可压性聚类结果，每层段的射孔簇布置在同类储层可压性井段。结果表明，储层可压

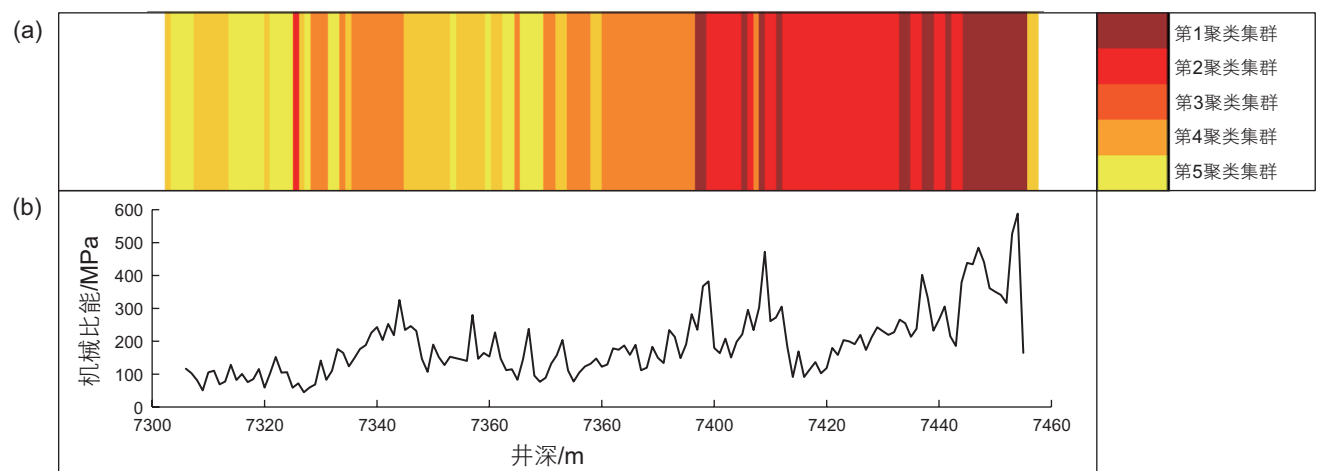


图 6 聚类结果与机械比能的对比

Fig. 6 Comparison of clustering results with mechanical specific energy

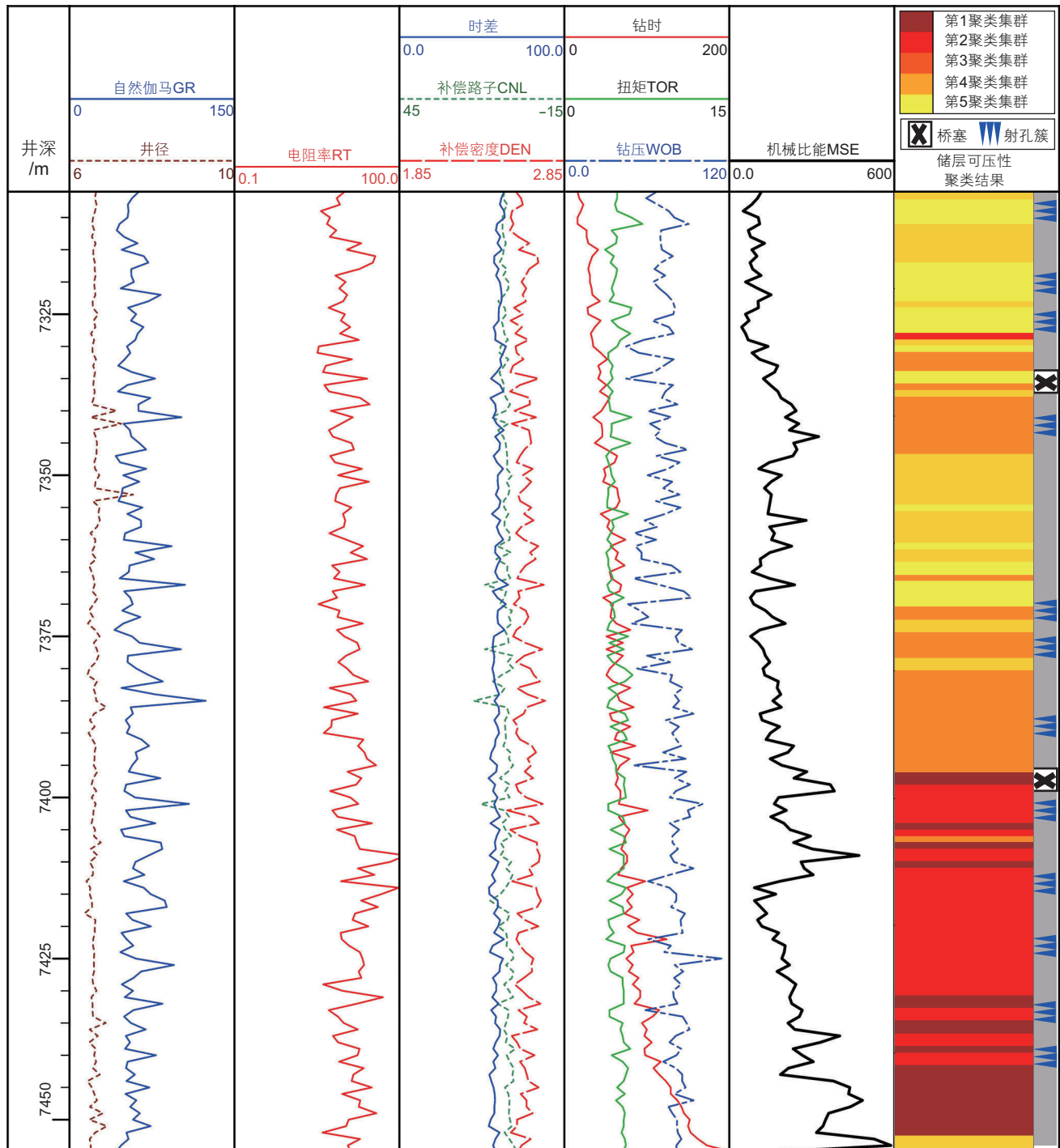


图7 K13井沿井深压裂布缝位置优化设计

Fig. 7 Optimal design of fracture placement along well depth for K13 well

性沿井筒轴向差异性显著,本模型融合钻头破岩录井数据,可综合体现地应力、天然裂缝分布、岩石力学参数等对储层可压性的影响;不依赖于机理模型,而是数据驱动分类评价储层可压性。然而,本模型仍无法定量刻画不同类别储层可压性的数值差异性,同时在布缝位置优化中未定量评价缝间应力干扰作用。

4 结论

本文利用钻头破岩数据直接反映岩石原位状态下力学参数的特点,融合钻录井数据和测井数据,不依赖于机理模型,通过相关性分析优选特征参数和主成分降维,建立了基于SOM无监督聚类算法的储层可压

性聚类模型。聚类结果综合体现了地应力、天然裂缝分布、岩石力学参数等对储层可压性的影响。相关性分析表明, 钻井钻时、dc 指数、钻压、扭矩和测井地层电阻率、声波时差和中子等参数与储层可压性显著

相关; 模型可有效区分储层可压性沿井筒轴向的差异性, 优选同类别储层可压性井段布置裂缝, 有望提高均衡压裂改造效果。

参考文献

- [1] 雍世和, 洪有密. 测井资料综合解释与数字处理[M]. 北京: 石油工业出版社, 1982: 55-87. [YONG S H, HONG Y M. Comprehensive interpretation and digital processing of logging data[M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 1982: 55-87.]
- [2] 刘向君, 梁利喜. 油气工程测井理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2015: 78-90. [LIU X J, LIANG L X. Theory and application of oil and gas engineering logging[M]. Beijing: Science Press, 2015: 78-90.]
- [3] RICKMAN R, MULLEN M J, PETRE J E, et al. A practical use of shale petrophysics for stimulation design optimization: All shale plays are not clones of the Barnett Shale[C]//SPE annual technical conference and exhibition. OnePetro, 2008.
- [4] 李宁, 肖承文, 伍丽红, 等. 复杂碳酸盐岩储层测井评价: 中国的创新与发展[J]. 测井技术, 2014, 38(1): 1-10. [LI N, XIAO C W, WU L H, et al. The Innovation and Development of Log Evaluation for Complex Carbonate Reservoir in China[J]. Well Logging Technology, 1998, 2014, 38(1): 1-10.]
- [5] 覃豪, 杨小磊. 致密储层脆性测井解释方法研究[J]. 测井技术, 2019, 43(5): 509-513. [TAN H, YANG X L. Log Interpretation Methods for Measuring the Brittleness of Tight Reservoir[J]. Well Logging Technology, 2019, 43(5): 509-513.]
- [6] 姚东华, 周立宏, 王文革, 等. 页岩油综合甜点测井评价——以沧东凹陷孔店组二段为例[J]. 石油学报, 2022, 43(7): 912-924. [YAO D H, ZHOU L H, WANG W G, et al. Logging evaluation of composite sweet spots for shale oil: a case study of Member 2 of Kongdian Formation in Cangdong sag[J]. Acta Petrolei Sinica, 2022, 43(7): 912-924.]
- [7] 王濡岳, 丁文龙, 王哲, 等. 页岩气储层地球物理测井评价研究现状[J]. 地球物理学进展, 2015, 30(1): 228-241. [WANG R Y, DING W L, WANG Z, et al. Progress of geophysical well logging in shale gas reservoir evaluation[J]. Progress in Geophysics, 2015, 30(1): 228-241.]
- [8] 刁海燕. 泥页岩储层岩石力学特性及脆性评价[J]. 岩石学报, 2013, 29(9): 3300-3306. [DIAO H Y, Rock mechanical properties and brittleness evaluation of shale reservoir[J]. Acta Petrologica Sinica, 2013, 29(9): 3300-3306.]
- [9] 郭天魁, 张士诚, 葛洪魁. 评价页岩压裂形成缝网能力的新方法[J]. 岩土力学, 2013, 34(4): 947-954. [GUO T K, ZHANG S C, GE H K. A new method for evaluating ability of forming fracture network in shale reservoir[J]. Rock and Soil Mechanics, 2013, 34(4): 947-954.]
- [10] 陈建国, 邓金根, 袁俊亮, 等. 页岩储层I型和II型断裂韧性评价方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(6): 1101-1105. [CHEN J G, DENG J G, YUAN J L, et al. Determination of Fracture Toughness of Modes I and II of Shale Formation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(6): 1101-1105.]
- [11] LUTZ S J, HICKMAN S, DAVATZES N, et al. Rock mechanical testing and petrologic analysis in support of well stimulation activities at the Desert Peak Geothermal Field, Nevada[R]. Stanford, California, CA, USA, 2010.
- [12] WUTHERICH K, SRINIVASAN S, KATON W, et al. Detecting Induced Fractures using Drilling Data to Gain Insights into Unconventional Fracture Growth[C]. Unconventional Resources Technology Conference, 2020.
- [13] DALAMARINIS P, MUELLER P, LOGAN DALE, et al. Real-Time Hydraulic Fracture Optimization Based on the Integration of Fracture Diagnostics and Reservoir Geomechanics[C]. SPE/AAPG/SEG Unconventional Resources Technology Conference, July 2020.
- [14] CHEN X Y, GAO D L, GUO B Y, et al. Real-time optimization of drilling parameters based on mechanical specific energy for rotating drilling with positive displacement motor in the hard formation[J]. Journal of Natural Gas Science & Engineering, 2016, 35: 686-694.
- [15] PANAGIOTIS D, PAUL M, DALE L, et al. Real-Time Hydraulic Fracture Optimization Based on the Integration of Fracture Diagnostics and Reservoir Geomechanics[C]. SEG Global Meeting Abstracts, 2020.
- [16] 严伟, 王建波, 刘帅, 等. 四川盆地焦石坝地区龙马溪组泥页岩储层测井识别[J]. 天然气工业, 2014, 34(6): 30-36. [YAN W, WANG J B, LIU S, et al. Logging identification for the Longmaxi mud shale reservoir in the Jiaoshiaba area, Sichuan Basin[J]. Natural Gas Industry, 2014, 34(6): 30-36.]
- [17] 潘保芝, 房春慧, 郭宇航, 等. 基于岩石物理转换模型的苏里格致密砂岩储层测井评价与产能预测[J]. 地球物理学报, 2018, 61(12): 10. [PAN B Z, FANG C H, GUO Y H, et al. Logging evaluation and productivity prediction of Sulige tight sandstone reservoirs based on petrophysics transformation models[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2018, 61(12): 10.]
- [18] DOWNIE R, DUSTY D. Improving Hydraulic Fracturing Performance and Interpreting Fracture Geometry Based on Drilling Measurements. [C]. SPE Hydraulic Fracturing Technology Conference and Exhibition. OnePetro, 2019.

- [19] DUPRIEST F E, KOEDERITZ W L. Maximizing drill rates with real-time surveillance of mechanical specific energy[J]. Distributed Computing, 2005.
- [20] FISHER R A S, BENNETT J H. Statistical methods, experimental design and scientific inference[M]. Oxford University Press, 1990.
- [21] KRAMER O. K-Nearest Neighbors[M]. Berlin: Springer, 2013.
- [22] KOHONEN T. Self-organized formation of topologically correct feature maps[J]. Biological Cybernetics, 1982, 43(1): 59–69.

(责任编辑 马桂霞 编辑 杨雅露)