



数据驱动的页岩油水平井压裂施工参数智能优化研究

曾凡辉 胡大淦 张宇 郭建春 田福春 郑彬涛

Research on Data-Driven Intelligent Optimization of Fracturing Treatment Parameters for Shale Oil Horizontal Wells

ZENG Fanhui, HU Dagan, ZHANG Yu, GUO Jianchun, TIAN Fuchun, ZHENG Bintao

在线阅读 View online: <http://doi.org/10.11911/syztjs.2023087>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

四川盆地长宁页岩气区块套管变形井施工参数优化分析

Analysis and Optimization of Construction Parameters for Preventing Casing Deformation in the Changning Shale Gas Block, Sichuan Basin

石油钻探技术. 2021, 49(1): 93–100 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2020108>

页岩油水平井压裂渗吸驱油数值模拟研究

Numerical Simulation of Oil Displacement by Fracturing Imbibition in Horizontal Shale Oil Wells

石油钻探技术. 2021, 49(4): 143–149 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2021083>

长庆油田陇东地区页岩油水平井细分切割压裂技术

Subdivision Cutting Fracturing Technology for Horizontal Shale Oil Wells in the Longdong Area of the Changqing Oilfield

石油钻探技术. 2021, 49(4): 92–98 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2021080>

填砂分段压裂技术在页岩油套变水平井的应用

Application of Staged Sand Filling Fracturing Technology in Horizontal Shale Oil Wells with Deformed Casings

石油钻探技术. 2021, 49(4): 139–142 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2021084>

吉木萨尔页岩油下甜点二类区水平井压裂技术

Fracturing Technologies for Horizontal Wells in the Second-Class Shale Oil Reservoirs of the Lower Sweet Spot Areas in Jimusar

石油钻探技术. 2021, 49(4): 112–117 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2021089>

吉木萨尔页岩油水平井大段多簇压裂技术

Large-Section and Multi-Cluster Fracturing Technology for Horizontal Wells in the Jimusar Shale Oil Reservoir

石油钻探技术. 2021, 49(4): 106–111 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2021091>



扫码关注公众号，获取更多信息！

doi:10.11911/syztjs.2023087

引用格式: 曾凡辉, 胡大淦, 张宇, 等. 数据驱动的页岩油水平井压裂施工参数智能优化研究 [J]. 石油钻探技术, 2023, 51(5): 78-87.

ZENG Fanhui, HU Dagan, ZHANG Yu, et al. Research on data-driven intelligent optimization of fracturing treatment parameters for shale oil horizontal wells [J]. Petroleum Drilling Techniques, 2023, 51(5): 78-87.

数据驱动的页岩油水平井压裂施工参数智能优化研究

曾凡辉¹, 胡大淦¹, 张宇¹, 郭建春¹, 田福春², 郑彬涛³

(1. 油气藏地质及开发工程全国重点实验室(西南石油大学), 四川成都 610500; 2. 中国石油大港油田分公司石油工程研究院, 天津 300280; 3. 中国石化胜利油田分公司石油工程技术研究院, 山东东营 257000)

摘要: 针对目前数智化压裂施工参数设计针对性不足、流程不畅通等问题, 建立了基于数据驱动的压裂施工参数智能优化方法。以 CD 区块 32 口页岩油井为研究对象, 采用主成分分析法处理代表储层地质特征、工程品质和施工参数的 15 项产量影响因素, 使之降低维度, 引入高斯隶属函数和熵权法进行储层压裂非均质性模糊综合评价, 结合支持向量回归和粒子群优化算法, 以产量最高为目标, 推荐射孔位置、段长、簇间距、单位长度液量、单位长度砂量和排量。研究结果表明, 渗透率、孔隙度、热解游离烃含量、单位长度液量和单位长度砂量为研究区块的产量主控因素。应用实例井采用优化的参数施工后, 第一压裂段 8 簇均成功起裂, 裂缝半长 59.50~154.80 m, 产量预测符合率为 94.86%。研究表明, 该方法可实现有效储层质量评价、产量预测和匹配储层地质条件施工参数的快速优化, 推动页岩油等非常规储层高效开发。

关键词: 页岩油; 水平井; 数据驱动; 储层质量综合评价; 产量预测; 水力压裂; 压裂参数优化

中图分类号: TE357.1¹ **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0890(2023)05-0078-10

Research on Data-Driven Intelligent Optimization of Fracturing Treatment Parameters for Shale Oil Horizontal Wells

ZENG Fanhui¹, HU Dagan¹, ZHANG Yu¹, GUO Jianchun¹, TIAN Fuchun², ZHENG Bintao³

(1. National Key Laboratory of Oil and Gas Reservoir Geology and Exploitation(Southwest Petroleum University), Chengdu, Sichuan, 610500, China; 2. Petroleum Engineering Research Institute, PetroChina Dagang Oilfield Company, Tianjin, 300280, China; 3. Petroleum Engineering Technology Research Institute, Sinopec Shengli Oilfield Company, Dongying, Shandong, 257000, China)

Abstract: A data-driven intelligent optimization method for fracturing treatment parameters was proposed to address the issues of insufficient pertinence and incomplete process design in digital fracturing treatment parameters. With 32 shale oil wells in the CD block as the research object, principal component analysis was used to reduce the 15 production-influencing factor dimensions representing geological attributes, engineering quality, and construction parameters of the reservoir. A Gaussian membership function and entropy weight method were introduced for a fuzzy comprehensive evaluation of reservoir fracturing heterogeneity. Combined with support vector regression and particle swarm optimization algorithms, the perforation location, segment length, cluster spacing, fracturing fluid intensity, sanding intensity, and discharge capacity were recommended with the highest production as the goal. The research results indicated that permeability, porosity, free hydrocarbon content by pyrolysis, fracturing fluid intensity, and sanding intensity were the main control factors for the production of the target block. All eight clusters of the first fracturing section of the application well have successfully initiated fractures during treatment with optimized parameters, with a half-length of 59.50–154.80 m and a production prediction accuracy of 94.86%. The method proposed can achieve effective reservoir quality evaluation, production prediction,

收稿日期: 2023-05-17; 改回日期: 2023-08-07。

作者简介: 曾凡辉(1980—), 男, 四川达州人, 2004年毕业于西南石油学院石油工程专业, 2009年获西南石油大学油气田开发工程专业博士学位, 教授, 主要从事油气藏增产理论与技术研究工作。E-mail: zengfanhui023024@126.com。

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“大数据驱动的深层页岩压裂参数协同优化与实时调控研究”(编号: 52374045)、四川省自然科学基金面上项目“深层页岩储层多簇射孔压裂竞争扩展多目标协同智能优化与调控”(编号: 2023NSFSC0424)联合资助。

and rapid optimization of treatment parameters that match reservoir geological conditions, promoting efficient shale oil development in unconventional reservoirs.

Key words: shale oil; horizontal well; data driven; comprehensive evaluation of reservoir quality; production prediction; hydraulic fracturing; optimization of fracturing parameters

水平井多级水力压裂技术的发展突破了页岩储层低孔隙度和低渗透率的限制,使页岩油可以被经济有效地开发^[1]。经过长时间的压裂探索和施工,各油气田区块产生了大量的地质、工程和生产数据,相较于传统的数值模拟方法,数据驱动方法通过对此类数据的分析和挖掘建立储层评价和压裂参数优化模型,可以真实反映区块储层的烃源岩性、可压性和压裂改造程度特征,具有更强的针对性和说服力^[2]。目前,人工智能技术已经广泛应用于压裂选井选层、施工参数设计、压裂施工诊断与调控等方面^[3-4]。李宾元^[5]率先引入模糊数学理论将压裂井选井选层问题由定性决策转化为定量决策。M. Zoveidavianpoor 等人^[6]采用高斯分布隶属函数以渗透率、表皮系数等 7 项地质参数为输入参数,根据专家经验确定权重,对压裂候选井进行了模糊综合评价。A. Davarpanah 等人^[7]通过模糊层次分析法和逼近理想解对影响水力压裂效果的 5 个指标进行了分析比较,各因素权重来自于专家经验。Gou Bo 等人^[8]通过灰色聚类分析筛选并保留地质和施工参数中与产量之间相关程度最大的作为输入参数,建立了压裂井增产潜力评价模型。然而,产量影响因素众多,部分因素之间具有一定的相关性,目前的研究方法受限于参数数量,无法全面反映储层的地质和工程特性^[9]。采用主成分分析法,通过将因素线性组合,可在保留数据特征的前提下降低数据维度并消除因素之间的相关性^[10]。另外,相关研究仅停留于压裂井选井选层,没有推广到单井压裂段的地质工程非均质性评价,无法进行射孔位置优化。

宋宣毅等人^[11]基于 34 口生产井地质、开发和工程方面的 10 项影响因素,建立了支持向量机产能预测模型,研究表明,该方法在小样本预测中具有较好的适用性。宋丽阳等人^[12]采用神经网络建立了产量预测模型,结合遗传算法以产量最高为目标优选段长、簇间距、裂缝半长等方案组合。Lu Chunhua 等人^[13]建立了深度神经网络产量预测模型,结合粒子群优化算法实现了段长、砂量、液量等压裂参数的快速设计。Dong Zhenzhen 等人^[14]以净现值为目标,对比了遗传算法、差分进化算法、模拟退火算法和粒子群优化算法在裂缝参数优化中的应

用效果,研究发现,粒子群优化算法不仅收敛速度快,而且净现值最高。但是,现有研究仅对部分施工参数进行了优化,未考虑储层地质和工程品质进行施工参数与储层地质条件的匹配性设计。

为了实现基于地质、工程和生产数据的差异化储层射孔位置和压裂参数快速设计,笔者以 CD 区块 32 口页岩油井为研究对象,开展了数据驱动的水平井施工参数智能优化研究。研究内容主要分为 2 方面:一方面,采用主成分分析法处理产量影响因素,结合高斯隶属函数和熵权法建立模糊综合评价模型,实现水平井压裂非均质性差异化评价,为射孔位置选择提供依据;另一方面,结合支持向量回归和粒子群优化算法,推荐在储层不同地质特征和工程品质下可获得最高产量的段长、簇间距、单位长度液量、单位长度砂量和排量,结合射孔位置推荐结果进行高效压裂设计。

1 储层压裂后产能主控因素分析

1.1 地质工程参数提取与分析

页岩油储层压裂改造后能否获得高产,受到储层地质特征、工程品质和施工参数的综合影响。

地质特征反映页岩的生烃、储烃能力及烃类的流动能力,为了使水平井的评价更具有可操作性,所选取的地质特征参数在具有广泛代表性的同时还应易于获取。因此,在测井和录井资料中选取反映有机质品质的总有机碳含量(C_{to})、热解游离烃含量(S_1)与反映物理品质的自然伽马(q_{API})、孔隙度(ϕ)和渗透率(K),综合反映储层的增产潜力^[15]。

工程品质反映页岩储层压裂改造形成复杂裂缝网络的能力,受到岩石力学品质的影响,包括脆性指数(I_B)、泊松比(ν)、弹性模量(E)、最小水平主应力(σ_h)和水平主应力差异系数(σ_{dir})^[16]。

获得高产不仅要求储层具有较好的可改造性,还要求施工参数与地质特征相匹配,形成长度、数量、导流能力满足生产需求的水力裂缝。因此,选取段长(L)、簇间距(δ)和单位长度的液量(η_w)、砂量(η_s)及排量(Q_m)等参数反映储层的改造程度。

由于操作复杂且费用昂贵,并非所有的井都进

行了裂缝监测和产液剖面测试,而单井产量是评价压裂效果最直接、最易获取的指标。为避免生产制度和水平段长度对产量的影响,根据压裂长度将单

井产量折算为单位长度产量,采用1年千米累计产油量(N_p)作为评价指标。以CD区块32口页岩油井为研究对象,构建了样本数据库(见表1)。

表 1 样本数据库
Table 1 Sample database

井号	C_{10} , %	q_{API} / API	S_1 / ($mg \cdot g^{-1}$)	ϕ	K / mD	I_B	ν	E / GPa	σ_h / MPa	σ_{dif}	L / m	δ / m	η_w / ($m^3 \cdot m^{-1}$)	η_s / ($m^3 \cdot m^{-1}$)	Q_m / ($m^3 \cdot min^{-1} \cdot m^{-1}$)	N_p / ($t \cdot km^{-1}$)
Y1	3.1	93.6	0.5	6.5	6.11	0.51	0.230	30.77	56.7	0.250	48.0	6.9	23.9	2.6	0.25	8 302.9
Y2	1.8	52.5	1.1	5.5	1.24	0.62	0.228	36.61	79.8	0.279	29.8	5.2	47.9	3.2	0.43	2 682.9
Y3	3.5	89.4	0.9	5.6	0.42	0.56	0.231	27.10	89.7	0.286	65.1	7.6	26.7	2.1	0.17	491.6
Y4	4.5	91.1	2.0	7.3	0.96	0.48	0.231	27.20	56.8	0.235	51.7	6.7	36.2	3.5	0.28	2 466.0
Y5	1.9	95.5	0.5	6.4	0.87	0.30	0.230	30.59	82.8	0.271	66.0	7.9	22.7	2.5	0.13	1 575.9
Y6	4.0	91.8	5.0	8.5	5.80	0.52	0.228	35.25	83.3	0.267	59.7	9.0	30.7	2.6	0.20	8 094.0
Y7	2.2	91.6	0.5	5.4	0.56	0.30	0.230	30.59	73.8	0.251	63.5	7.9	20.9	2.4	0.17	1 566.0
Y8	2.2	98.4	3.1	4.9	0.75	0.57	0.228	37.38	83.0	0.28	43.1	6.4	27.0	2.2	0.31	2 920.6
Y9	2.9	99.2	2.0	5.5	1.06	0.62	0.228	37.67	83.9	0.279	43.9	5.9	23.7	2.0	0.28	1 674.0
Y10	1.9	107.6	2.7	5.9	1.89	0.62	0.228	37.67	83.9	0.279	47.8	5.9	21.5	1.6	0.25	3 167.9
Y11	4.0	93.8	1.9	7.6	1.59	0.51	0.230	32.26	74.2	0.255	46.3	6.0	32.3	3.7	0.24	3 212.2
Y12	2.9	112.8	0.7	7.8	3.85	0.41	0.230	30.57	58.6	0.244	36.2	5.9	26.9	2.6	0.32	5 956.8
Y13	3.2	82.2	3.4	9.9	8.73	0.62	0.228	36.61	79.8	0.279	45.9	6.6	35.0	3.2	0.29	10 581.3
Y14	3.7	103.0	4.7	4.5	0.45	0.57	0.227	36.91	88.4	0.275	55.4	7.9	28.9	2.5	0.23	2 873.9
Y15	4.0	85.3	4.4	4.4	0.51	0.42	0.228	37.14	85.2	0.278	56.7	7.4	29.2	2.8	0.22	2 449.7
Y16	3.1	102.2	4.6	7.7	1.87	0.60	0.228	39.67	89.6	0.288	53.4	7.7	31.7	2.9	0.24	4 371.5
Y17	3.8	92.1	4.5	7.5	4.35	0.62	0.228	36.61	79.8	0.279	42.9	6.2	36.8	3.1	0.31	7 145.3
Y18	2.6	110.3	2.3	4.8	0.88	0.62	0.228	37.67	83.9	0.279	41.1	5.6	26.8	2.2	0.30	2 759.9
Y19	3.4	92.6	2.0	5.3	1.16	0.62	0.228	36.61	79.8	0.279	32.7	5.5	41.4	2.8	0.38	2 300.7
Y20	2.2	91.0	0.4	6.5	1.45	0.48	0.228	33.51	68.2	0.259	56.6	7.1	37.4	2.8	0.31	3 533.4
Y21	3.7	110.0	2.7	7.3	2.73	0.57	0.228	37.38	83.0	0.28	63.1	16.5	36.0	2.4	0.20	5 011.7
Y22	3.5	91.1	3.0	5.6	0.68	0.50	0.228	34.37	84.5	0.264	64.0	8.7	27.1	2.6	0.19	2 943.1
Y23	3.6	101.6	3.9	9.1	6.23	0.62	0.228	36.61	79.8	0.249	43.5	6.3	39.2	3.4	0.30	8 105.3
Y24	4.1	84.9	6.1	6.4	0.82	0.60	0.228	39.67	89.6	0.288	56.9	8.4	28.2	2.5	0.22	4 144.5
Y25	4.2	109.0	3.2	4.7	0.48	0.50	0.229	32.78	82.0	0.255	56.9	6.9	30.8	2.7	0.22	3 109.4
Y26	3.7	102.3	1.1	4.8	1.13	0.57	0.229	33.67	70.9	0.264	53.9	7.3	25.4	2.8	0.21	2 018.5
Y27	3.2	68.2	5.4	6.9	1.46	0.60	0.228	39.67	89.6	0.288	35.2	6.9	42.5	3.1	0.38	3 314.0
Y28	2.5	86.0	0.6	8.2	4.21	0.51	0.230	30.99	60.4	0.249	49.3	7.0	36.7	3.6	0.29	7 863.2
Y29	2.7	104.9	2.3	7.0	2.23	0.62	0.228	37.67	83.9	0.279	61.4	15.8	33.1	2.3	0.17	4 449.0
Y30	2.7	89.0	5.0	10.8	9.36	0.54	0.229	36.91	76.8	0.264	53.8	8.0	29.7	3.5	0.20	10 144.7
Y31	3.0	103.7	4.8	5.2	1.25	0.57	0.228	36.48	86.4	0.271	30.4	5.1	42.0	3.3	0.45	3 384.3
Y32	2.1	107.9	2.8	5.8	0.97	0.62	0.228	37.67	83.9	0.279	57.7	6.9	20.6	1.5	0.20	2 192.4

由于产量与因素之间的单调关系, 产量影响因素之间通常表现出较强的相关性, 即多重共线性, 影响产量预测精度。为明确各因素之间的关系, 进行了斯皮尔曼相关性分析, 2 组随机变量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 和 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 之间的斯皮尔曼等级相关系数为^[17]:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^m (a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (a_i - \bar{a})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (b_i - \bar{b})^2}} \quad (1)$$

式中: ρ 为等级相关系数, $0 < \rho \leq 1$ 时呈正相关, $-1 \leq \rho < 0$ 时呈负相关, $\rho = 0$ 时无相关性; m 为样本数量; a_i 和 b_i 分别为 x_i 和 y_i 的排名; \bar{a} 和 \bar{b} 分别为随机变量 X 和 Y 的平均值。

相关性分析结果如图 1 所示。分析可知, 地质特征中渗透率、孔隙度、游离烃含量和施工参数中单位长度的砂量、液量为产量的主控因素, 工程品质与产量的相关性较弱。同时, 弹性模量与游离烃含量、孔隙度与渗透率等因素之间的相关性显著, 需要进一步处理, 消除之间的多重共线特征。

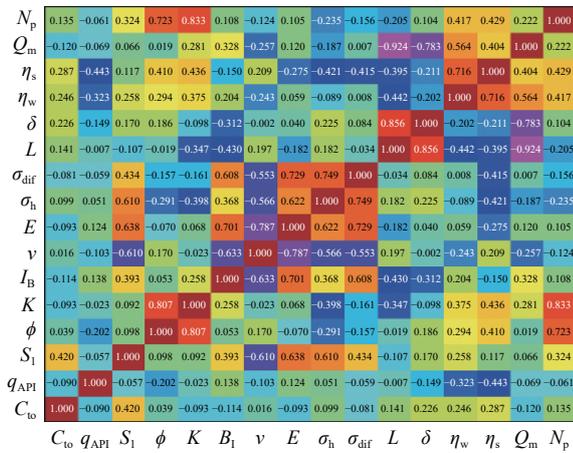


图 1 产量影响因素之间相关性分析热图

Fig.1 Heat map for correlation analysis of production influencing factors

1.2 主成分分析

采用主成分分析法, 通过线性组合将原始因素转化为相互正交且相互独立的主成分, 并根据主成分方差贡献度进行特征选择, 可在不损失重要信息的前提下降低数据集的维数并消除因素之间的相关性。包含 n 个因素的数据集经过主成分分析后产生 n 个主成分, 主成分 1 始终代表数据集的最大方差方向, 主成分 2 代表第二大方差方向, 并以此类推。

由于特征数据的量纲存在差异, 难以进行相互比较及加权处理, 在降维前需要对数据进行标准化

预处理, 标准化方程为^[18]:

$$x_{ij}^* = \begin{cases} \frac{x_{ij} - x_{ij,\min}}{x_{ij,\max} - x_{ij,\min}} & \text{正相关} \\ \frac{x_{ij,\max} - x_{ij}}{x_{ij,\max} - x_{ij,\min}} & \text{负相关} \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_{ij}^* 为标准化值, $x_{ij}^* \in [0, 1]$; x_{ij} 为产量影响因素值; $x_{ij,\min}$ 为样本中该因素最小值; $x_{ij,\max}$ 为样本中该因素最大值。

通过标准化数据集的协方差矩阵, 可得到特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$ 及对应的特征向量 v_1, v_2, \dots, v_n , 其中 $v_j = (v_{1j}, v_{2j}, \dots, v_{nj})^T$, v_{nj} 表示第 j 个特征的 n 个分量, 每个主成分为原始因素的线性组合^[19]:

$$\begin{cases} z_1 = v_{11}x_{11}^* + v_{21}x_{12}^* + \dots + v_{n1}x_{1n}^* \\ z_2 = v_{12}x_{21}^* + v_{22}x_{22}^* + \dots + v_{n2}x_{2n}^* \\ \vdots \\ z_n = v_{1n}x_{n1}^* + v_{2n}x_{n2}^* + \dots + v_{nn}x_{nn}^* \end{cases} \quad (3)$$

式中: z_n 为第 n 个主成分; x_{nm}^* 为标准化后第 n 个因素的第 n 个特征值分量。

主成分的累计方差贡献率为:

$$\alpha_k = \frac{\sum_{j=1}^k \lambda_j}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (k \leq n) \quad (4)$$

式中: α_k 为前 k 个主成分的累计方差贡献率。

通常, 主成分数量的选取需要满足 $\alpha_k > 0.85$, 即当主成分累计方差贡献率达到 85% 时可以包含原始数据集的主要信息^[19]。主成分分析结果如图 2 所示, 前 6 项主成分的累计方差贡献率为 91.33%, 15 项产量影响因素可由前 6 个主成分代表。主成分特征向量如图 3 所示, 根据各因素对应的各主成分系数可构建主成分表达式, 如主成分 1 = $0.006C_{10} - 0.024q_{API} + 0.297S_1 - 0.161\phi - 0.180K + 0.327B_1 -$

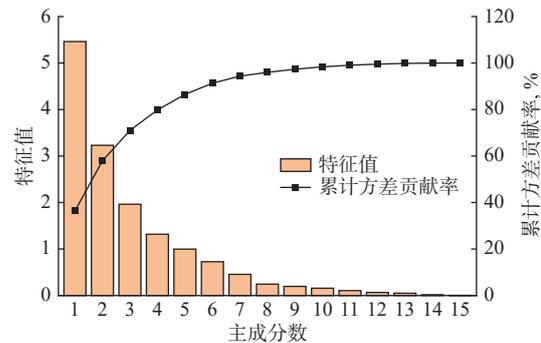


图 2 主成分特征选择

Fig.2 Principal component feature selection

$0.385v + 0.402E + 0.388\sigma_h + 0.400\sigma_{diff} - 0.188L + 0.017\delta + 0.167\eta_w - 0.156\eta_s + 0.192Q_m$ 。弹性模量、水平主应力差异系数等工程品质参数对主成分1的贡献最大,表明产量是多因素影响下的综合反映,虽然储层工程品质与产量相关性较弱,但仍包含了不可忽略的大量特征信息。

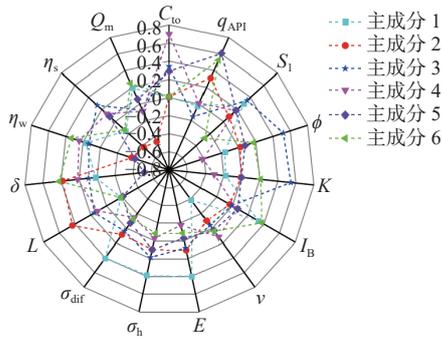


图3 主成分特征向量

Fig.3 Eigenvectors of principal components

2 水平井压裂非均质性评价

2.1 模糊综合评价模型

由于各主成分对产量的贡献不同,定量评价方法难以实现水平井压裂非均质性的精确描述,模糊综合评价采用隶属度表征每个参数属于不同储层质量等级的程度,使各参数具有“亦此亦彼”的性质,适用于任意复杂度的非线性函数建模^[20]。模糊综合评价模型包括因素集、评价集和权重集3部分。

因素集为评价指标,本文的评价指标为主成分。评价集 D 用于判别因素的优劣程度,为方便给出直观的评分,定义 $d_1 = \text{I级} = \text{“优”} = 100$, $d_2 = \text{II级} = \text{“良”} = 75$, $d_3 = \text{III级} = \text{“中”} = 50$, $d_4 = \text{IV级} = \text{“差”} = 25$ 。主成分对于各等级的隶属度矩阵 R 通过隶属函数确定,权重矩阵 W 为各主成分在评价集中的重要度。将权重矩阵与单井主成分隶属度矩阵复合,可得到模糊综合评价矩阵 F ^[21]:

$$F = W \circ R = [f_1 \cdots f_i \cdots f_g] \quad (5)$$

式中: f_i 表示该井对第 i 等级的隶属度,本文 g 取4。

根据各等级所赋分值,将模糊综合评价结果转化为直观评分^[22]:

$$\psi = \frac{\sum_{i=1}^4 f_i d_i}{\sum_{i=1}^4 f_i} \quad (6)$$

式中: ψ 为模糊综合评分。

2.1.1 高斯隶属函数

隶属度由参数值和隶属函数共同确定,一般的模糊规划问题通常采用三角形和梯形等线性隶属函数,但对于储层质量评价这一多参数和非线性问题不再适用。高斯分布具有连续性和可调节性,可较好地反映数据变化特征并且获得了良好的应用效果,因此本文使用高斯分布隶属函数^[23]:

$$\mu(x, c, \xi) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\xi^2}} \quad (7)$$

式中: μ 为隶属度, $\mu(c, c, \xi) = 1$; c 为高斯分布峰值对应主成分值; ξ 为标准差。

根据评价集 D 对于储层质量的划分,可将4个评价等级对应于主成分的4个数值范围 $0 \sim 0.25$, $0.25 \sim 0.50$, $0.50 \sim 0.75$ 和 $0.75 \sim 1.00$ 。根据式(7),可构建各等级的高斯形状隶属函数(见图4)。

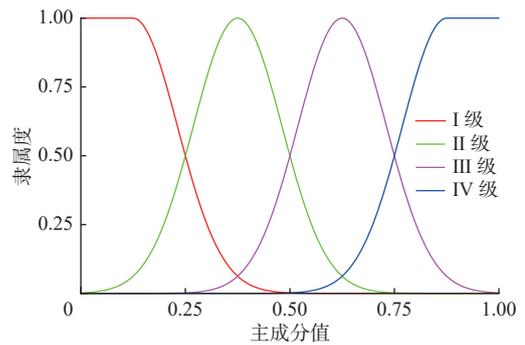


图4 不同等级的高斯隶属函数曲线

Fig.4 Gauss's membership function curve of different grades

根据隶属函数,可得到每个主成分对各个等级的隶属度,进一步构建每口井的隶属度矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,g} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,g} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{k,1} & r_{k,2} & \cdots & r_{k,g} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $r_{k,g}$ 为第 k 个主成分对第 g 个等级的隶属度。

2.1.2 熵权法赋权

熵权法是根据指标相对变化程度对系统整体的影响进行客观赋权,能够准确地反映系统中信息的内在关系,消除主观经验判断的不合理性^[24]。因此,笔者根据实际数据采用该方法客观、定量地确定主成分权重,避免了传统模糊逻辑中根据专家经验确定权重带来的误差。

由于在主成分分析之前已经进行了归一化处

理, 此处可直接建立基于样本井系统中 m 口井和 k 个主成分的评价矩阵:

$$\mathbf{Z} = \{z_j(i)\}_{m \times k} = \begin{bmatrix} z_1(1) & \cdots & z_j(1) & \cdots & z_k(1) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ z_1(i) & \cdots & z_j(i) & \cdots & z_k(i) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ z_1(m) & \cdots & z_j(m) & \cdots & z_k(m) \end{bmatrix} \quad (9)$$

每个主成分的熵值 e_j 可由式 (10) 确定^[18]:

$$e_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (10)$$

其中

$$p_{ij} = \frac{z_j(i)}{\sum_{i=1}^m z_j(i)} \quad (11)$$

式中: p_{ij} 为每一个样本点在该主成分中的占比; e_j 为第 j 个主成分的熵值。

熵权法中指标变化程度越大其被赋予的权重越大, 每个主成分的熵权为^[24]:

$$w_j = \frac{1 - e_j}{1 - \sum_{j=1}^k e_j} \quad (12)$$

式中: w_j 为第 j 个主成分的权重, $0 \leq w_j \leq 1$ 并且 $\sum_{j=1}^k w_j = 1$ 。

于是, 可以建立主成分权重矩阵:

$$\mathbf{W} = [w_1 \quad \cdots \quad w_j \quad \cdots \quad w_k] \quad (13)$$

主成分权重如图 5 所示, 主成分 4 的权重占比最高, 主成分 1 次之; 而总有机碳含量和孔隙度对主成分 4 的贡献最大, 进一步说明压后产量受到地质工程参数的综合影响。样本井模糊综合评价结果如图 6 所示, 1 年千米累计产油量与得分的相关系数

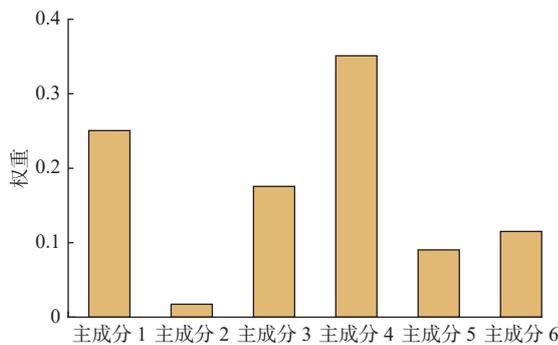


图 5 主成分权重

Fig.5 Weights of principal components

为 0.937 9, 储层压裂非均质性评价结果和产量具有良好的 consistency, 表明本文所建模型可以有效反映储层的增产潜力。

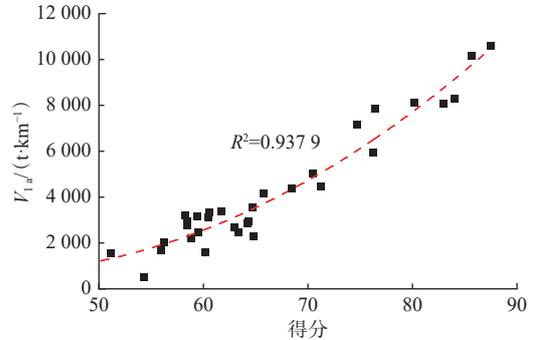


图 6 1 年千米累计产油量与得分的拟合关系

Fig.6 Fitting relationship between accumulated oil production per kilometer in 12 months and scores

2.2 水平井压裂非均质性评价

根据测井和录井资料获取待压裂井压裂段的地质特征和工程品质参数, 结合样本井平均施工参数代入模型, 可得到沿测深的压裂段综合评分剖面。高分点对应井段地质和工程因素均较好, 在同等施工规模下增产潜力大, 以此为基准进行射孔位置优选可获得较高的产量。T1 井基础参数如图 7 所示, 水平井段长度 600 m, 3 850~3 931 m 和 4 307~4 450 m 井段参数变化幅度较大, 储层非均质性较强, 中部变化较平缓。

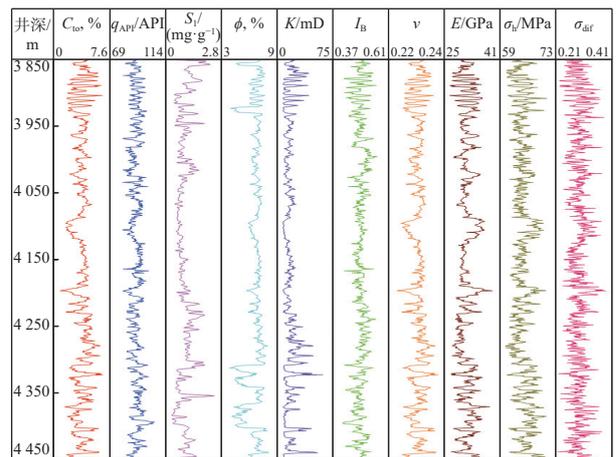


图 7 T1 井基础参数

Fig.7 The underlying parameters of Well T1

T1 井压裂非均质性评价结果如图 8 所示, 综合得分在 43.3~68.9, 与样本井相比储层质量整体中等偏下。进一步按照水平井段得分进行划分, 大于 60 分井段的储层条件最好, 在满足簇间距要求的前提下优先推荐射孔; 55~60 分井段的储层条件相对

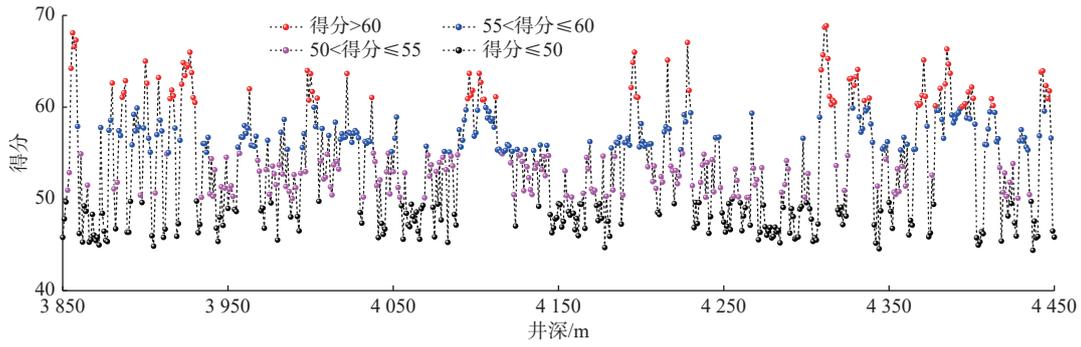


图8 T1井储层非均质性评价结果

Fig.8 Evaluation results of reservoir heterogeneity in Well T1

较好; 50~55分井段的储层条件中等, 可作为备选射孔位置; 低于50分井段的储层地条件较差, 不推荐在此处射孔。

3 压裂施工参数智能优化及矿场应用

3.1 支持向量回归产量预测

支持向量回归在处理小样本、非线性和高维问题方面具有明显的优势, 其概念是使用非线性变换函数将输入数据映射到更高维的空间, 然后找到超平面回归决策函数, 预测函数可以表示为^[25]:

$$f(x) = \omega^T \Phi(x) + \beta \quad (14)$$

式中: ω 为权重向量; $\Phi(x)$ 为变换函数; β 为偏差。

对于 N_s 个数据点的训练集, ε -SVR的方程为:

$$\min_{\omega, \beta, \zeta, \zeta^*} \left(\frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^{N_s} (\zeta_i + \zeta_i^*) \right) \quad (15)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \omega^T \Phi(x_i) + \beta - y_i \leq \varepsilon + \zeta_i \\ y_i - \omega^T \Phi(x_i) - \beta \leq \varepsilon + \zeta_i^* \\ \zeta_i, \zeta_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, N_s \end{cases} \quad (16)$$

式中: C 为惩罚因子; ζ_i 和 ζ_i^* 分别为最低和最高训练

误差的松弛因子; ε 为误差容限。

核函数是SVR的核心内容, 它将不可分割的样本映射到高维特征空间中, 使它们线性可分离。核函数有多种类型, 其中径向基函数核函数通常可以表现出更加出色的性能, 其表达式为^[26]:

$$\kappa(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2} \quad (17)$$

式中: γ 为核参数。

通过构建拉格朗日函数, 预测模型可转化为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N_s} (-\theta_i + \theta_i^*) \kappa(x_i, x) + \beta \quad (18)$$

式中: θ_i 和 θ_i^* 为拉格朗日乘子。

采用15项产量影响因素作为解释变量, 随机选择28口井作为训练集, 4口井作为测试集, 调整超参数对训练集进行交叉验证, 取 R_k^2 最高的模型作为产量预测模型。 R_k^2 为模型拟合优度, 越接近于1表明模型预测精度越高, 其计算公式为^[27]:

$$R_k^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (19)$$

式中: y_i 为真实值; \hat{y}_i 为预测值; \bar{y} 为真实值的平均值。

图9和图10分别为惩罚因子 $C=10$ 、径向基函

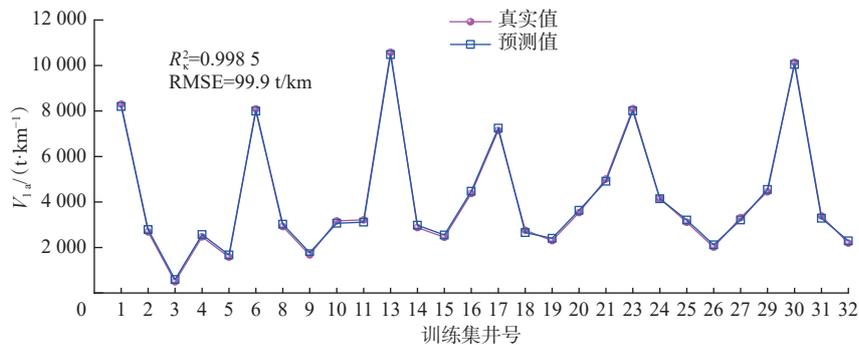


图9 训练集产量预测值与真实值对比

Fig.9 Comparison between predicted and actual production of the training set

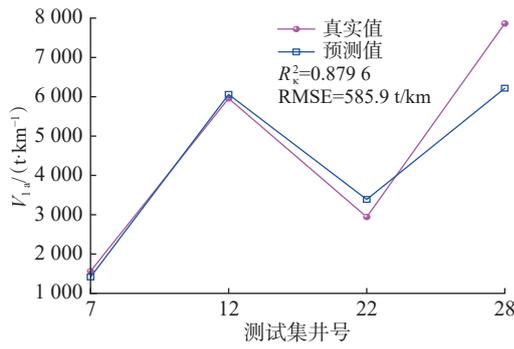


图 10 测试集产量预测值与真实值对比

Fig.10 Comparison between predicted and actual production of the test set

数核参数 $\gamma = 1$ 时训练集和测试集产量预测值与真实值对比结果, 训练集和测试集的 R_k^2 分别为 0.998 5 和 0.879 6, 均方根误差 (RMSE) 分别为 99.9 和 585.9 t/km, 表明产量预测模型具有较高的可靠性。

3.2 基于粒子群优化算法的施工参数优化

粒子群优化算法是一种基于种群的随机搜索方法, 具有良好的全局搜索能力, 仅需要少量的输入参数便可在指定的参数区间内找到全局最优解。对于包含 N_s 个粒子的 M_s 维搜索空间, 每一个粒子包含 3 个向量信息, 分别为粒子运动速度 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iM_s})$, 粒子位置 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iM_s})$ 和其最佳位置 $O_i = (O_{i1}, O_{i2}, \dots, O_{iM_s})$, 粒子群全局最优位置为 $O_L = (O_{L1}, O_{L2}, \dots, O_{LM_s})$ 。粒子速度和位置更新的规则为^[28]:

$$v_{im_s}(t+1) = \tau v_{im_s} + \lambda_1 \theta_1 [O_{im_s}(t) - X_{im_s}(t)] + \lambda_2 \theta_2 [O_{Lm_s}(t) - X_{im_s}(t)] \quad (20)$$

$$X_{im_s}(t+1) = X_{im_s}(t) + v_{im_s}(t) \quad (21)$$

式中: v_{im_s} 为当前速度, $i = 1, 2, \dots, N_s, m_s = 1, 2, \dots, M_s, v_{im_s} \in [v_{\min, M_s}, v_{\max, M_s}]$; τ 为惯性因子; λ_1 和 λ_2 为学习因子; θ_1 和 θ_2 为 $[0, 1]$ 中的随机数; O_{im_s} 为当前最佳位置; O_{Lm_s} 为全局最佳位置。

根据储层压裂非均质性评价结果, 可将储层条件较差的位置作为分段位置, 将 T1 井划分为 5 段, 各段储层条件中等及以上位置的平均得分见表 2。段间得分差异较大, 表明储层地质情况差异大、非均质性强, 需要对各段施工参进行差异化数优化。设置惯性因子 $\tau = 0.729$, 学习因子 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1.494$ ^[29], 以各段内的平均地质参数为基础, 以预测产量为优化目标, 在样本井施工参数范围内搜索匹配该段地质参数的最优施工参数组合。不同段施工参数优化与产量预测结果如表 2 所示, 在推荐的施工参数下 T1 井的预测产量为 3 535.9 t/km。

根据不同段的长度和粒子群优化的压裂段长, 进一步将 T1 井划分为 12 段进行压裂, 结合簇间距和储层压裂非均质性评价推荐的射孔位置, 设计 T1 井射孔 83 簇。以第 1 段为例进行具体分析, 设计第 1 段顶深 4 405 m、底深 4 450 m, 段长 45 m, 射孔 8 簇, 簇间距 5.00~5.50 m, 射孔位置优化结果见表 3。

表 2 不同段施工参数优化与产量预测结果

Table 2 Optimization of treatment parameters and production prediction results for segments

井段/m	平均得分	压裂段长/m	簇间距/m	加砂强度/ ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-1}$)	用液强度/ ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-1}$)	排量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{min}^{-1}$)	预测产量/ ($\text{t} \cdot \text{km}^{-1}$)
3 850~3 931	59.2	60	6.50	3.7	31.0	12.5	4 113.5
3 932~4 056	55.1	45	5.80	2.8	26.0	12.5	3 354.3
4 057~4 232	55.8	50	6.30	2.6	28.0	12.0	3 412.9
4 233~4 306	52.9	52	5.80	3.1	29.0	12.5	2 985.9
4 307~4 450	58.4	45	5.30	3.6	34.5	12.5	3 896.4

表 3 第 1 段射孔位置优化结果

Table 3 Optimization results of perforation position in the first fracturing section

簇号	顶深/m	底深/m	簇间距/m	簇号	顶深/m	底深/m	簇间距/m
①	4 407.50	4 408.00	5.50	⑤	4 431.00	4 431.50	5.00
②	4 413.50	4 414.00	5.50	⑥	4 436.50	4 437.00	5.00
③	4 419.50	4 420.00	5.20	⑦	4 442.00	4 442.50	5.00
④	4 425.20	4 425.70	5.30	⑧	4 447.50	4 448.00	

3.3 矿场应用效果分析

采用稳定电场压裂裂缝监测技术,通过测量地面测点和水力裂缝前端的电位差对裂缝发育形态和过程进行实时监测^[30]。T1井采用高起步、连续加砂工艺,根据表2中的施工参数进行压裂。第1段不同压裂时间点的裂缝监测解释结果如图11所示,压裂施工共持续160 min,8个射孔簇均成功起裂,裂缝半长59.50~154.80 m,裂缝

扩展结果与设计结果相符,达到了储层精细化改造要求。

T1井1年的千米累计产油量为3 363 t/km,产量预测精度为94.86%,表明本文提出的数据驱动方法可有效与储层地质特征匹配,实现页岩油水平井射孔位置和压裂施工参数优化。另外,该方法不局限于页岩油藏,在其他常规油气藏中也能进一步推广应用。

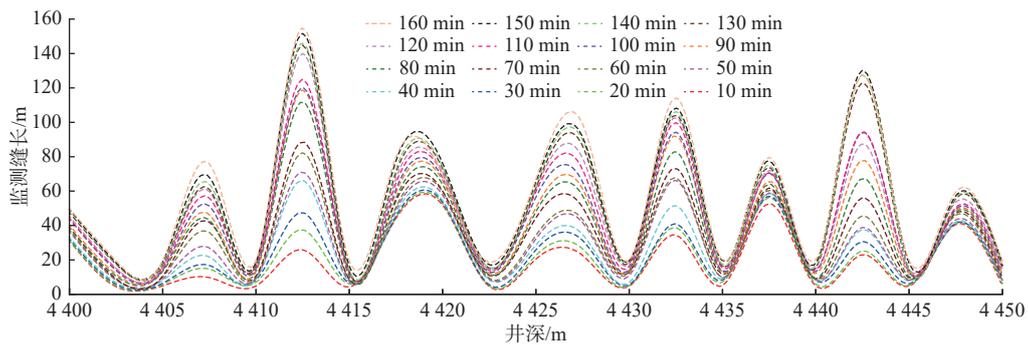


图11 第1段不同施工时间点的裂缝监测剖面

Fig.11 Fracture monitoring profile of the first fracturing section at different treatment time

4 结论

1)以CD页岩油藏32口压裂井为研究对象,分析了1年千米累计产量与包含地质特征、工程品质和施工参数的15项因素之间的斯皮尔曼相关性。其中,地质特征中的渗透率、孔隙度、热解游离烃含量和施工参数中的单位长度的砂量、液量为产量的主控因素,产量与工程品质的相关性较弱。

2)采用主成分分析降低因素维度的同时消除因素间的相关性,结合高斯隶属函数和熵权法进行模糊等级划分,量化了页岩油储层压裂非均质性,可为射孔位置选择提供指导。

3)基于支持向量回归产量预测模型和粒子群优化算法,以预测产量为优化目标,形成了数据驱动的压裂施工参数智能优化方法,可实现与储层地质特征和工程品质匹配施工参数的差异化设计。

4)应用井第1段压裂裂缝监测发现各射孔簇均成功起裂,产量预测符合率94.86%,表明采用本文方法可有效提高压裂设计的针对性和效率,并实现压后产量的可靠预测。

参 考 文 献

References

[1] LU Chunhua, JIANG Hanqiao, QU Shiyuan, et al. Hydraulic frac-

turing design for shale oils based on sweet spot mapping: a case study of the Jimusar Formation in China[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, 214: 110568.

[2] YANG Ruiyue, QIN Xiaozhou, LIU Wei, et al. A physics-constrained data-driven workflow for predicting coalbed methane well production using artificial neural network[J]. *SPE Journal*, 2022, 27(3): 1531-1552.

[3] 张世昆, 陈作. 人工智能在压裂技术中的应用现状及前景展望[J]. *石油钻探技术*, 2023, 51(1): 69-77.

ZHANG Shikun, CHEN Zuo. Status and prospect of artificial intelligence application in fracturing technology[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2023, 51(1): 69-77.

[4] 盛茂, 李根生, 田守峰, 等. 人工智能在油气压裂增产中的研究现状与展望[J]. *钻采工艺*, 2022, 45(4): 1-8.

SHENG Mao, LI Gensheng, TIAN Shouceng, et al. Research status and prospect of artificial intelligence in reservoir fracturing stimulation[J]. *Drilling & Production Technology*, 2022, 45(4): 1-8.

[5] 李宾元. 模糊决策在压裂酸化中选井选层的应用[J]. *石油钻采工艺*, 1989, 11(2): 75-87.

LI Binyuan. Use of fuzzy decision in selection of well and zones for fracturing and acidizing[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 1989, 11(2): 75-87.

[6] ZOVEIDAVIANPOOR M, GHARIBI A. Applications of type-2 fuzzy logic system: Handling the uncertainty associated with candidate-well selection for hydraulic fracturing[J]. *Neural Computing and Applications*, 2016, 27(7): 1831-1851.

[7] DAVARPANAH A, SHIRMOHAMMADI R, MIRSHEKARI B, et al. Analysis of hydraulic fracturing techniques: Hybrid fuzzy approaches[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2019, 12(13): 402.

[8] GOU Bo, WANG Chuan, YU Ting, et al. Fuzzy logic and grey clus-

- tering analysis hybrid intelligence model applied to candidate-well selection for hydraulic fracturing in hydrocarbon reservoir[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2020, 13(19): 975.
- [9] VERMA A K, SINGH T N. A neuro-fuzzy approach for prediction of longitudinal wave velocity[J]. *Neural Computing and Applications*, 2013, 22(7): 1685–1693.
- [10] RIOS E H, de VASCONCELLOS AZEREDO R B, MOSS A K, et al. Estimating the permeability of rocks by principal component regressions of NMR and MICP data[J]. *Petrophysics*, 2022, 63(3): 442–453.
- [11] 宋宣毅, 刘月田, 马晶, 等. 基于灰狼算法优化的支持向量机产能预测 [J]. 岩性油气藏, 2020, 32(2): 134–140.
SONG Xuanyi, LIU Yuetian, MA Jing, et al. Productivity forecast based on support vector machine optimized by grey wolf optimizer[J]. *Lithologic Reservoirs*, 2020, 32(2): 134–140.
- [12] 宋丽阳, 王纪伟, 刘长印. 基于 BP-GA 算法的水平井智能压裂设计方法 [J]. 断块油气田, 2022, 29(3): 417–421.
SONG Liyang, WANG Jiwei, LIU Changyin. BP-GA algorithm assisted intelligent horizontal well fracturing design[J]. *Fault-Block Oil & Gas Field*, 2022, 29(3): 417–421.
- [13] LU Chunhua, JIANG Hanqiao, YANG Jinlong, et al. Shale oil production prediction and fracturing optimization based on machine learning[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, 217: 110900.
- [14] DONG Zhenzhen, WU Lei, WANG Linjun, et al. Optimization of fracturing parameters with machine-learning and evolutionary algorithm methods[J]. *Energies*, 2022, 15(16): 6063.
- [15] 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 Donghua, ZHOU Lihong, WANG Wenge, 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.
- [16] 孙龙德, 赵文智, 刘合, 等. 页岩油 “甜点” 概念及其应用讨论 [J]. 石油学报, 2023, 44(1): 1–13.
SUN Longde, ZHAO Wenzhi, LIU He, et al. Concept and application of “sweet spot” in shale oil[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2023, 44(1): 1–13.
- [17] ZHAO Gang, DING Wenlong, TIAN Jing, et al. Spearman rank correlations analysis of the elemental, mineral concentrations, and mechanical parameters of the Lower Cambrian Niutitang shale: a case study in the Fenggang Block, Northeast Guizhou Province, South China[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, 208(Part C): 109550.
- [18] JU Yang, WU Guangjie, WANG Yongliang, et al. 3D numerical model for hydraulic fracture propagation in tight ductile reservoirs, considering multiple influencing factors via the entropy weight method[J]. *SPE Journal*, 2021, 26(5): 2685–2702.
- [19] KHANAL A, KHOSHGHADAM M, LEE W J, et al. New forecasting method for liquid rich shale gas condensate reservoirs with data driven approach using principal component analysis[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2017, 38: 621–637.
- [20] DARABI H, KAVOUSI A, MORAVEJI M, et al. 3D fracture modeling in Parsi oil field using artificial intelligence tools[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2010, 71(1/2): 67–76.
- [21] YIN Hailong, LIU Changhua, WU Wei, et al. An integrated framework for criticality evaluation of oil & gas pipelines based on fuzzy logic inference and machine learning[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2021, 96: 104264.
- [22] ZENG Fanhui, GUO Jianchun, LONG Chuan. A hybrid model of fuzzy logic and grey relation analysis to evaluate tight gas formation quality comprehensively[J]. *Journal of Grey System*, 2015, 27(3): 87–98.
- [23] CAI Wu, DURUCAN S, SHI Jiquan, et al. Development of fractal-fuzzy evaluation methodology and its application for seismic hazards assessment using microseismic monitoring in coal mining[R]. ARMA-2019-1570, 2019.
- [24] HU Jun, XU Bin, CHEN Zheng, et al. Hazard and risk assessment for hydraulic fracturing induced seismicity based on the entropy-fuzzy-AHP method in Southern Sichuan Basin, China[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2021, 90: 103908.
- [25] ZHENG Dongyu, WU Sixuan, HOU Mingcai. Fully connected deep network: an improved method to predict TOC of shale reservoirs from well logs[J]. *Marine and Petroleum Geology*, 2021, 132: 105205.
- [26] TAN Maojin, SONG Xiaodong, YANG Xuan, et al. Support-vector-regression machine technology for total organic carbon content prediction from wireline logs in organic shale: a comparative study[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2015, 26: 792–802.
- [27] 陈敬武, 朱建伟, 孙平昌. 采用支持向量回归从测井曲线定量计算油页岩含油率 [J]. 地质与资源, 2017, 26(2): 157–160.
CHEN Jingwu, ZHU Jianwei, SUN Pingchang. Quantifying oil content of oil shale from well logs using support vector regression[J]. *Geology and Resources*, 2017, 26(2): 157–160.
- [28] ALPAK F O. Simultaneous optimization of well count and placement: algorithm, validation, and field testing[J]. *SPE Journal*, 2023, 28(1): 147–172.
- [29] HAN Xiaodong, ZHONG Liguang, WANG Xiang, et al. Well placement and control optimization of horizontal steamflooding wells using derivative-free algorithms[J]. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2021, 24(1): 174–193.
- [30] 王爱国, 张胜传, 余洲, 等. 稳定电场压裂裂缝监测技术 [J]. 石油学报, 2016, 37(增刊2): 87–92.
WANG Aiguo, ZHANG Shengchuan, YU Zhou, et al. Fracturing fissure monitoring technology in stable electric field[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2016, 37(supplement2): 87–92.