

文章编号:1009-9603(2022)01-0053-09

DOI:10.13673/j.cnki.cn37-1359/te.2022.01.007

# 混合模拟退火遗传和随机森林构建复杂碳酸盐岩储层渗透率测井解释模型

张亚男<sup>1,2</sup>,张冲<sup>1,2</sup>,孙康<sup>1,2</sup>,杨旺旺<sup>1,2</sup>,汪明锐<sup>1,2</sup>

(1.长江大学 油气资源与勘探技术教育部重点实验室,湖北 武汉 430100;

2.长江大学 地球物理与石油资源学院,湖北 武汉 430100)

**摘要:**伊拉克H油田M层组巨厚型碳酸盐岩储层非均质性强、孔隙类型复杂,常规渗透率测井解释模型适用性差。为此,提出基于常规测井资料及衍生参数的混合模拟退火遗传随机森林算法(SA-GA-RF)渗透率评价模型。从测井响应特征分析出发,确定渗透率敏感曲线,通过随机森林算法(RF)建立基于地球物理测井资料的渗透率评价模型,并利用模拟退火遗传算法(SA-GA)对RF中的参数进行寻优,消除RF中关键参数对模型精度的影响。应用该方法对研究区进行渗透率评价,与RF、优化后的BP神经网络预测结果进行对比,结果表明,基于SA-GA-RF构建的复杂碳酸盐岩储层渗透率评价模型既能充分利用常规测井曲线的响应特征,又能表征测井曲线随深度变化的趋势,在非均质性强的碳酸盐岩储层中有很好的适用性。相比优化的BP神经网络,SA-GA-RF模型预测的准确度明显提高,与岩心渗透率的相关性达0.83,比RF的评价精度提高了0.15。

**关键词:**复杂碳酸盐岩;渗透率;模拟退火遗传算法;随机森林算法;测井评价

中图分类号:TE319

文献标识码:A

## Logging interpretation model on complex carbonate reservoir permeability based on hybrid simulated annealing-genetic algorithm-random forest algorithm

ZHANG Yanan<sup>1,2</sup>,ZHANG Chong<sup>1,2</sup>,SUN Kang<sup>1,2</sup>,YANG Wangwang<sup>1,2</sup>,WANG Mingrui<sup>1,2</sup>

(1.Key Laboratory of Exploration Technologies for Oil and Gas Resources, Ministry of Education, Yangtze University,

Wuhan City, Hubei Province, 430100, China; 2.College of Geophysics and Petroleum Resources,

Yangtze University, Wuhan City, Hubei Province, 430100, China)

**Abstract:** Because of the strong heterogeneity and complex pore types of the extremely thick carbonate reservoir in M Formation of H Oilfield in Iraq, the applicability of conventional permeability logging interpretation models is poor. To solve this problem, this paper proposes a hybrid simulated annealing-genetic algorithm-random forest (SA-GA-RF) algorithm permeability evaluation model with conventional logging data and derived parameters. Depending on the analysis of logging response characteristics, the permeability sensitive curve is determined, and the permeability evaluation model based on the geophysical logging data is constructed by a random forest (RF) algorithm. The simulated annealing-genetic algorithm (SA-GA) is used to optimize the parameters in the RF model, which thus eliminates the influence of key parameters in the RF algorithm on the model accuracy. This method is applied to evaluate the permeability of the study block, and the prediction results are compared with those of RF and the improved back-propagation (BP) neural network. The results show that the SA-GA-RF model for the permeability evaluation of complex carbonate reservoirs can take full advantage of the response characteristics of the conventional logging curves and reflect the trend of logging curves changing with depth. Partic-

收稿日期:2021-09-22。

作者简介:张亚男(1995—),女,山西吕梁人,在读硕士研究生,从事测井数据处理与综合解释研究。E-mail:1594547623@qq.com。

通信作者:张冲(1983—),男,湖北汉川人,博士,教授。E-mail:yzlogging@163.com。

基金项目:国家自然科学基金项目“致密气储层岩石导电机理研究及饱和度评价”(41404084),国家科技重大专项子课题“复杂碳酸盐岩储层测井评价关键技术研究与应用”(2017ZX05032-003-005)。

ularly, it has good applicability in carbonate reservoirs with strong heterogeneity. Compared with the improved BP neural network, the SA-GA-RF model has distinctly enhanced accuracy. The correlation between the core permeability and the prediction result is up to 0.83, which is 0.15 higher than the accuracy of permeability evaluation by RF.

**Key words:** complex carbonate rock; permeability; simulated annealing-genetic algorithm; random forest; logging evaluation

中东油气藏的勘探与开发一直是中国各大石油公司关注的研究热点。伊拉克H油田M层组巨厚型碳酸盐岩油气藏受成岩、沉积作用影响,岩石结构复杂,孔隙类型多样,表现出非均质性强的特点,导致该区块储层参数评价困难。而渗透率是油气田产能预测和高效开发过程中十分关键的参数之一,如何利用测井资料准确评价该类型储层渗透率是一项重要的工作,也是目前研究的难点<sup>[1-5]</sup>。

目前利用测井资料计算渗透率主要包括3种思路:①依据经验公式计算渗透率,如渗透率与孔隙度、自然伽马相对值<sup>[6]</sup>的关系统计模型,但该方法具有区域限制性,难以推广使用。②通过岩石物理模型建立渗透率评价模型,传统的岩石物理模型是基于均质孔隙介质提出,对于强非均质碳酸盐岩其适用性有待进一步研究<sup>[7-9]</sup>。③通过机器学习进行渗透率评价。近年来,不乏学者将机器学习应用于储层物性参数预测,具有代表性的是BP神经网络<sup>[10]</sup>,BP神经网络有一定的容错性,在特定的条件下也能够表现出较好的学习能力与预测能力<sup>[11]</sup>;但该方法网络结构简单,解决复杂的非线性问题能力有限,泛化能力弱且网络结构难以优化。随着机器学习的发展,相比浅层神经网络,深度学习能够挖掘样本之间的更加本质的联系,相关学者在该方面进行了较多的研究。SUBASI等利用改进的梯度决策树进行常规油气储层的渗透率计算<sup>[12]</sup>。谷宇峰等结合PSO对梯度决策树参数优化后对渗透率进行预测<sup>[13]</sup>。王兴龙等利用C5.0决策树对碳酸盐岩储层渗透率进行评价<sup>[14]</sup>。RF作为基于分类决策树与回归树提出的机器学习算法,相比于神经网络与决策树而言,有较好的抗噪性,对异常值具有很好的容忍性<sup>[15-16]</sup>,且该方法在储层预测<sup>[17]</sup>、岩性识别<sup>[18]</sup>等方面取得了良好的应用效果。为此,本文提出了基于地球物理测井资料响应及其衍生参数的RF储层渗透率评价模型,同时利用SA-GA对RF中的超参数进行寻优处理,该寻优模式比粒子群(PSO)、遗传(GA)等寻优算法能够求取全局最优解且收敛速度快,可以充分发挥RF的性能。

## 1 储层基本特征

中东伊拉克H油田M层组巨厚型碳酸盐岩储

层发育规模大,平面及纵向连通性好,受成岩作用影响大,孔隙度与渗透率的分布随机性强,渗透率分布范围广,与中国碳酸盐岩存在明显差异<sup>[19-20]</sup>。研究区受缝洞干扰较小,由于成岩、沉积作用造成该地区岩石结构复杂、孔隙类型多样,孔隙类型主要为溶蚀孔、铸模孔、化石内孔、粒间孔、粒内孔、基质微孔等,导致该类型储层具有极强的非均质性<sup>[21]</sup>。储层主要为石灰岩,岩石组分由生物碎屑与方解石及少部分黏土结晶组成,发育有生物碎屑泥粒石灰岩、生物碎屑粒泥灰岩、生物碎屑颗粒灰岩,粒状灰岩等。

孔隙类型对储层的渗透能力具有不同程度的影响。粒间孔对于岩石储集能力一般表现为较高的渗透率,孔渗关系较好;铸模孔、粒内孔、遮蔽孔和体腔孔易表现为高孔低渗透;当岩石存在基质微孔,或粒间孔的喉道连通性差时,常见低渗透率<sup>[22-24]</sup>。图1a与1b中尽管二者可视孔隙发育,但由于存在晶体胶结作用,渗透率存在较大的差异。图1c与1d微孔发育,孔隙度不高,渗透率较低。分析研究区的岩心物性资料(图2)表明,孔隙度与渗透率相关性不明显。

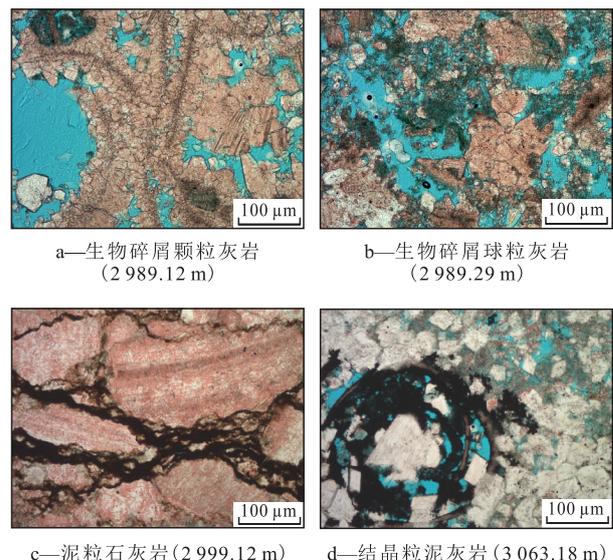


图1 伊拉克H油田M层组铸体薄片

Fig.1 Thin sections from M Formation of H Oilfield in Iraq

因此在研究区孔隙结构复杂、储层强非均质性的情况下,建立能够充分表征储层特性、考虑非均质性影响的渗透率评价模型。

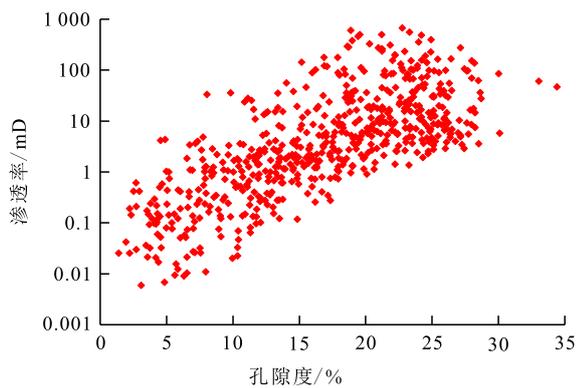


图2 岩心孔渗关系

Fig.2 Core porosity-permeability relationship

## 2 基于SA-GA-RF构建渗透率评价模型原理及流程

### 2.1 RF原理

RF由BREIMAN于2001年提出,是由bagging算法与决策树为框架的集成算法,在分类、预测和缺失值检测等方面得到广泛应用<sup>[25-26]</sup>。利用每棵决策树对袋外数据的输入矩阵进行预测,将各决策树预测结果均值作为最终预测输出结果,将该算法运用于渗透率评价的主要步骤包括:

**Bootstrap采样** 将具有 $M$ 个特征向量 $N_s$ 个样本的数据进行随机有放回抽取,未被抽中的数据称为袋外数据。其中,袋外数据可以评估模型的好坏以防止过拟合。

**生长** 随机抽取 $m(m < M)$ 个特征向量选取最优标准作为节点分裂的依据,不进行剪枝任其生长。分裂节点(决策树)依据不纯度作为最佳分割标准,在回归树中以方差度量不纯度,其表达式为:

$$err = \frac{1}{N_k} \sum_i^{N_k} (y - \bar{y}(k))^2 \quad (1)$$

**生成决策树** 重复 $k$ 次上述的过程生成 $k$ 个训练集,对应可生成 $k$ 个决策树, $k$ 个决策树构成随机森林。当 $k$ 趋于无穷大时满足(2)式和(3)式。

$$P_{(x,Y)} \{ P_\theta [h(X, \theta) = Y] - \max_{j \neq Y} P_\theta [h(X, \theta) = j] \} < 0 \quad (2)$$

$$E_{(x,Y)} (Y - av_k h(X, \theta_k))^2 \rightarrow E_{(x,Y)} (Y - E_\theta h(X, \theta_k))^2 \quad (3)$$

$\theta_k$ 为第 $k$ 个决策树对应的随机向量,当回归树之间的相关性越低,回归森林的泛化误差越小同时当 $k$ 趋于无穷大时,模型泛化误差收敛趋于定值。

**预测** 根据构建的RF进行带预测样本的预

测,最终的预测结果为所有决策树回归树预测结果的均值。

$$\bar{Y} = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k y_k \quad (4)$$

### 2.2 基于SA-GA参数寻优

RF中不同参数对RF模型具有不同程度的影响,决策树个数(number estimators)过大导致模型过拟合,相反过小则欠拟合。最大特征数(max features)越大,模型的表现能力越好,但并不是特征数最大时,模型达到最优。为解决RF的决策树个数与特征分裂数二者对于模型的影响,利用SA-GA进行参数寻求。模拟退火算法(SA)能够跳出局部值,寻找全局最优解;遗传算法(GA)具有收敛快,不易过拟合的特性。SA-GA算法是将两种算法结合,弥补GA收敛过快出现局部自优和SA收敛速度慢、容易产生震荡的缺点,能够充分发挥各自的优势<sup>[27-28]</sup>。具体步骤包括:

①初始化相关参数。选取输入、输出参数,进行初始化,随机产生 $n$ 个个体为初始化种群,即RF的决策树个数和特征分裂数,设置最大迭代次数为 $M_{max}$ ,规定退火过程的初始温度与截止温度。

②适应度函数。适应度函数决定种群中的个体是否能够保留,适应度函数为RF误差评价函数,表达式为:

$$f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_k - y)^2 \quad (5)$$

③选择、交叉、变异操作。选择、交叉、变异的目的是对种群进行操作,保留优秀的个体,依据个体的适应度选择当前优秀个体。本文中的选择操作为“轮盘赌法”,即个体成为父代,其表达式为:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_i^n f_i} \quad (6)$$

交叉、变异操作的目的是产生新的子代,按照一定的随机概率选择个体进行交叉、变异操作,从而产生可行的个体。

④模拟退火算法进行局部更新。对交叉、变异后产生的新的个体与父代进行模拟退火操作,在此进行模拟时采用Metropolis准则,其表达式为:

$$P(\Delta E, T) = e^{-\frac{\Delta E}{K_b T}} \quad (7)$$

若 $P$ 小于随机产生的个体,则保留子代个体,如不满足上述条件则保留父代个体继续进行种群中的最优检测。

⑤迭代结束。重复步骤①—④,达到最大迭代次数则寻优结束。

### 2.3 SA-GA-RF 渗透率评价模型构建流程

研究区岩石结构复杂, 储集空间具有多样性, 多种孔隙类型发育, 地层纵向非均质性强。孔隙类型多样导致储层渗流能力差异大, 渗透率分布区间较广, 岩心孔渗关系复杂。当地下某一深度储层性质发生变化时, 其测井响应特征值也会受到影响。利用RF中重复采样的原理能够解决该部分数据分布不均带来的干扰, 进而有效克服孔隙结构复杂及储层强非均质性带来的影响。

文中构建的渗透率评价模型主要包括数据预处理、参数寻优、RF搭建、预测(图3)。其中预处理包括常规测井曲线的响应特征分析, 并优选相应的衍生参数, 对其进行敏感性分析, 优选输入特征向量。在此以岩性样本深度点对应的测井值为序列数据, 用岩心数据标定全井段。RF为该网络的核心部分, 其输入层即为预处理确定的输入特征向量, 然后利用SA-GA寻优模型进行RF的参数寻优, 通过产生不同参数组合序列, 计算不同组合下的适应度函数, 进行多次迭代, 直到收敛, 将寻优结果作为参数的最优解输入RF进行渗透率预测, 形成最终的渗透率评价模型。

## 3 渗透率评价模型建立及应用

### 3.1 输入特征参数优选

巨厚型碳酸盐岩储层孔隙类型复杂, 非均质性强, 测井响应特征不明确, 为更好表征该区碳酸盐岩复杂孔隙结构, 选用衍生参数放大油层响应特征, 提高渗透率计算精度<sup>[29]</sup>。分别计算三孔隙、三

孔隙度差值、三孔隙度比值5个衍生参数, 其计算公式分别为:

$$\phi_d = \frac{\rho - \rho_{ma}}{\rho_f - \rho_{ma}} \tag{8}$$

$$\phi_s = \frac{\Delta t - \Delta t_{ma}}{\Delta t_f - \Delta t_{ma}} \tag{9}$$

$$\phi_n = \frac{N - N_{ma}}{N_f - N_{ma}} \tag{10}$$

$$C = \phi_d + \phi_s - 2\phi_n \tag{11}$$

$$B = \frac{\phi_d \phi_s}{\phi_n^2} \tag{12}$$

根据常规测井曲线及衍生曲线在不同流体中响应特征差异, 对10条测井曲线与渗透率进行了相关性分析(图4)。通过密度孔隙度( $\phi_d$ )、中子孔隙度( $\phi_n$ )、声波孔隙度( $\phi_s$ )计算可得, 渗透率( $K$ )与三孔隙度比值( $B$ )和三孔隙度差值( $C$ )具有极弱的相关性, 与 $\phi_d$ ,  $\phi_n$ ,  $\phi_s$ , 密度曲线( $DEN$ ), 中子曲线( $CNL$ ), 自然伽马曲线( $GR$ ), 声波时差曲线( $DT$ ), 自然电位对数曲线( $\ln RT$ )存在一定的相关性, 但密度曲线、中子曲线、声波时差曲线存在强相关性, 去除高度共线性的曲线, 最终优选常规测井曲线自然伽马、电阻率, 衍生曲线密度孔隙度、中子孔隙度、声波孔隙度为输入参数组合, 进行渗透率计算。

### 3.2 模型训练

确定输入参数后, 对异常数据进行清洗, 消除输入特征参数量纲差异带来的影响。选取约80%样本作为训练集, 20%样本作为测试集进行模型训练, 即508个样本为训练集, 146个样本为测试集。表1展示了部分训练样本与测试样本。

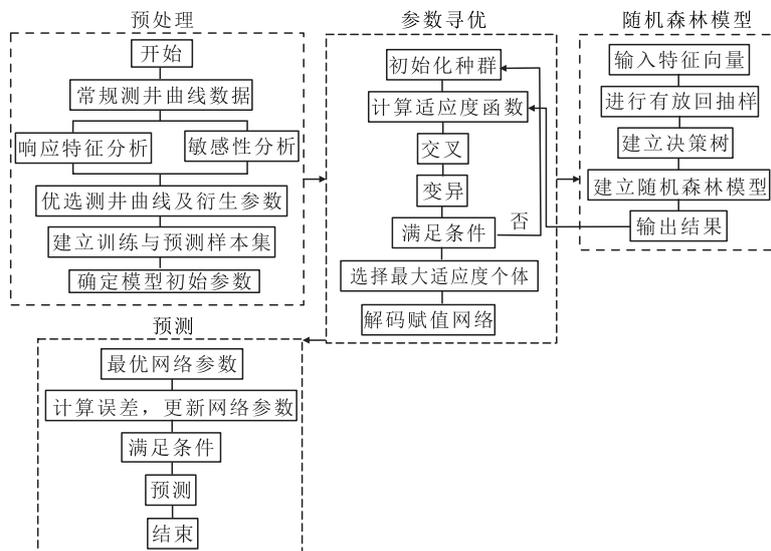


图3 SA-GA-RF 渗透率评价模型构建流程

Fig.3 Flow chart of constructing SA-GA-RF permeability evaluation model

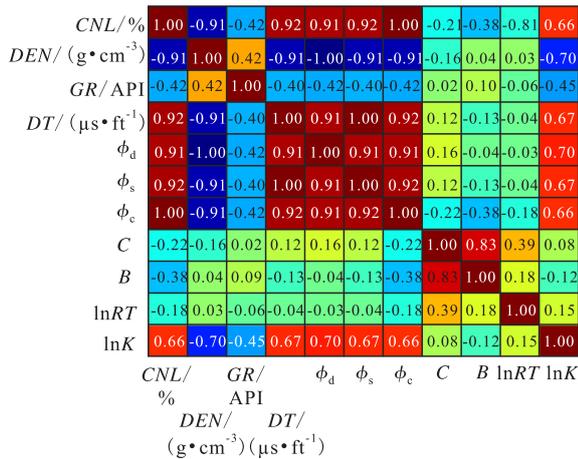


图4 测井曲线与储层参数相关性检测结果

Fig.4 Test results of correlation between logging curves and reservoir parameters

表1 渗透率模型计算的部分训练样本与测试样本分析结果

Table1 Results of some training samples and test samples calculated by permeability model

样本类型	K/ mD	RT/ (Ω·m)	GR/ API	φ <sub>d</sub>	φ <sub>s</sub>	φ <sub>n</sub>
训练样本	2.05	68.50	22.15	0.22	0.18	0.18
	1.42	67.25	21.53	0.21	0.17	0.16
	0.76	56.63	22.14	0.16	0.11	0.12
	0.42	35.14	20.65	0.12	0.10	0.12
	0.14	52.66	20.32	0.12	0.11	0.10
	0.38	32.86	20.72	0.15	0.13	0.09
	1.28	52.08	20.41	0.24	0.16	0.17
	0.15	42.69	21.10	0.22	0.15	0.16
	5.79	24.73	19.32	0.20	0.14	0.16
	0.16	23.81	15.24	0.19	0.17	0.16
	1.82	31.08	19.06	0.23	0.21	0.18
	1.82	31.08	19.06	0.23	0.21	0.18
	1.71	39.49	21.33	0.22	0.17	0.15
	1.00	27.42	17.48	0.13	0.10	0.09
1.09	25.22	16.93	0.16	0.13	0.11	
2.28	37.58	23.40	0.23	0.20	0.17	
测试样本	8.46	63.96	16.22	0.26	0.22	0.20
	2.17	56.71	20.20	0.24	0.22	0.19
	11.93	52.05	18.90	0.26	0.25	0.21
	11.93	63.91	22.55	0.29	0.23	0.22
	6.93	49.75	22.79	0.26	0.24	0.21
166.83	467.06	4.06	0.31	0.26	0.24	

对决策树个数与分裂特征数进行步长为1的精细传统网格寻优和SA-GA寻优(图5,图6)。传统网格寻优与SA-GA寻优中的相关参数设置与寻优结果参见表2,通过对比,表2与图5表明传统网格

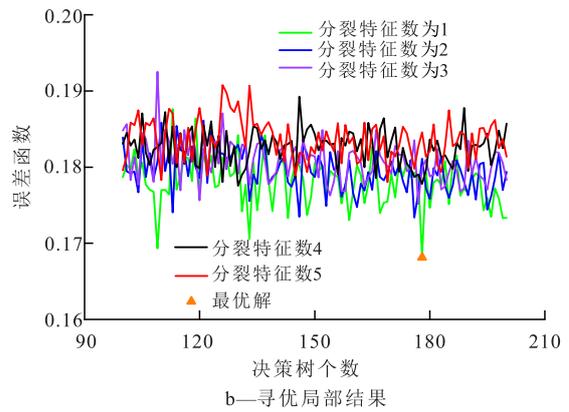
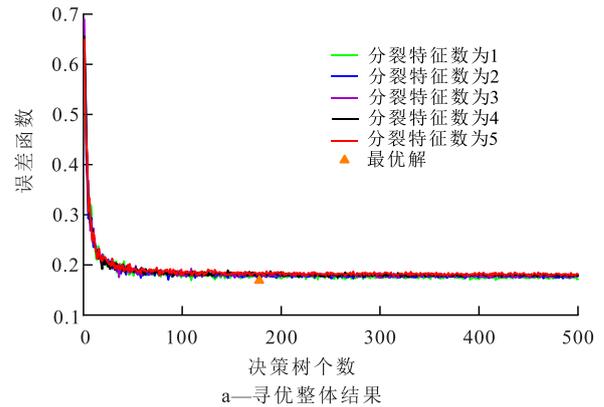


图5 传统网格寻优结果  
Fig.5 Results of searching for optimal solution of traditional grids

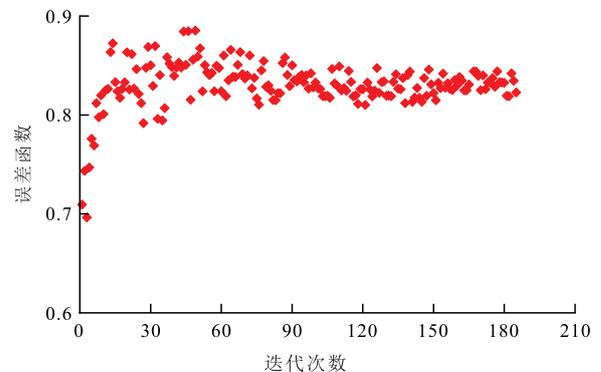


图6 SA-GA寻优结果  
Fig.6 Sketch map of SA-GA iteration

表2 模型参数设置和参数优化结果

模型类型	寻优算法参数设置	寻优结果	运行时间/h
传统网格寻优	步长为1,最大决策树为500,分裂特征数为5	决策树个数为178,分裂特征数为1	12
SA-GA寻优	最大决策树为500,最大分裂特征数为5,迭代次数为200;种群个体数为10;温度降低参数为0.98	决策树个数为191,分裂特征数为1	0.5

寻优能够得到绝对全局最优解(决策树个数为178,分裂特征数为1),但耗时较长,不具有时效性;图6

表明SA-GA寻优过程中在决策树个数为191,分裂特征数为1时达到收敛,在该过程中耗时相比传统网格寻优极大的缩短,且寻优的结果也接近于全局最优解。

### 3.3 模型验证

利用测试集对SA-GA寻优结果进行验证,SA-GA-RF寻优的渗透率评价模型效果,由SA-GA-RF模型的预测结果(图7a)可知,岩心渗透率与预测渗透率的相关系数( $R^2$ )达到0.83,平均绝对误差(MAE)为0.29。相比随机参数所建立的RF模型(图7b),其 $R^2$ 提高了0.15,MAE提高了0.12。综上认为,SA-GA-RF渗透率评价模型能够在不损失模型精度的情况下发挥模型的最大性能。为验证该模型的外推能力,对全部样本进行十折交叉验证,结果如图8所示,在进行的十折交叉验证中SA-GA-RF模型的误差函数值的平均值为0.19,说明该模型具有一定的泛化能力和有效性,能高精度的完成预测任务。

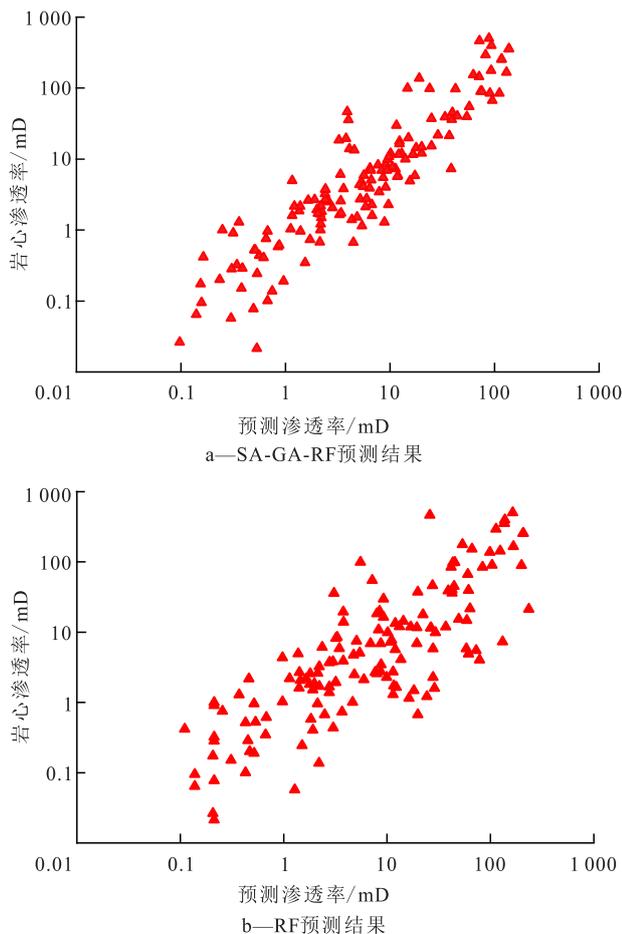


图7 渗透率评价模型预测结果

Fig.7 Prediction results of permeability evaluation model

## 4 模型应用与对比

将建立的SA-GA-RF渗透率评价模型及RF和

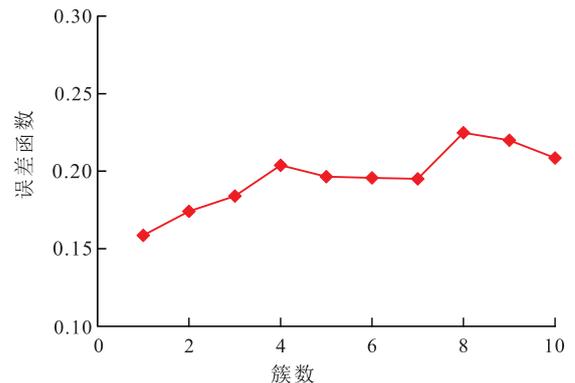


图8 十折交叉验证

Fig.8 10-fold cross-validation

SA-GA-BP应用于研究区,从实际应用效果分析验证模型的可靠性。为保证分析结果的准确性,SA-GA-RF,RF及SA-GA-BP均采用相同的建模样本集及预测样本集,其中将BP进行SA-GA寻优是为了确定BP的最优相关参数。从应用效果(图9)来看,3种渗透率评价模型均能反映渗透率随深度变化趋势,但预测精度有明显差异,SA-GA-BP渗透率评价模型中渗透率低值与高值存在明显偏差。RF在中高渗透层计算效果较好。SA-GA-RF渗透率评价模型在全井段应用效果较好,误差较小,优于其他2种模型,特别是在低渗透率区间,优势更加明显。利用MAE和 $R^2$ 对上述结论进行定量评价,MAE越小, $R^2$ 越大,其预测值与真实值的误差越小,以上3种方法中SA-GA-RF的误差明显小于其余2种渗透率评价模型,其中SA-GA-RF的MAE与 $R^2$ 分别达0.17和0.9。而RF与SA-GA-BP的MAE分别为0.45和0.74, $R^2$ 分别为0.53和0.42。

SA-GA-RF渗透率评价模型能充分反映测井响应特征差异,模型稳定性强,计算结果精度高,更适用于孔隙结构复杂、储层非均质性强的碳酸盐岩储层渗透率评价。

## 5 结论

针对中东地区碳酸盐岩储层参数评价,提出了SA-GA-RF的渗透率评价模型。首先对渗透率的测井响应曲线进行优选,确定自然伽马、电阻率,衍生曲线密度孔隙度、中子孔隙度、声波孔隙度为输入特征向量,利用SA-GA对RF中重要参数决策树个数和分裂特征数进行寻优,最终确定当决策树个数为191和分裂特征数为1时的最优参数组合,建立了最优参数组合下的渗透率评价模型。SA-GA-RF解决了参数对模型精确度的影响,同时基于RF

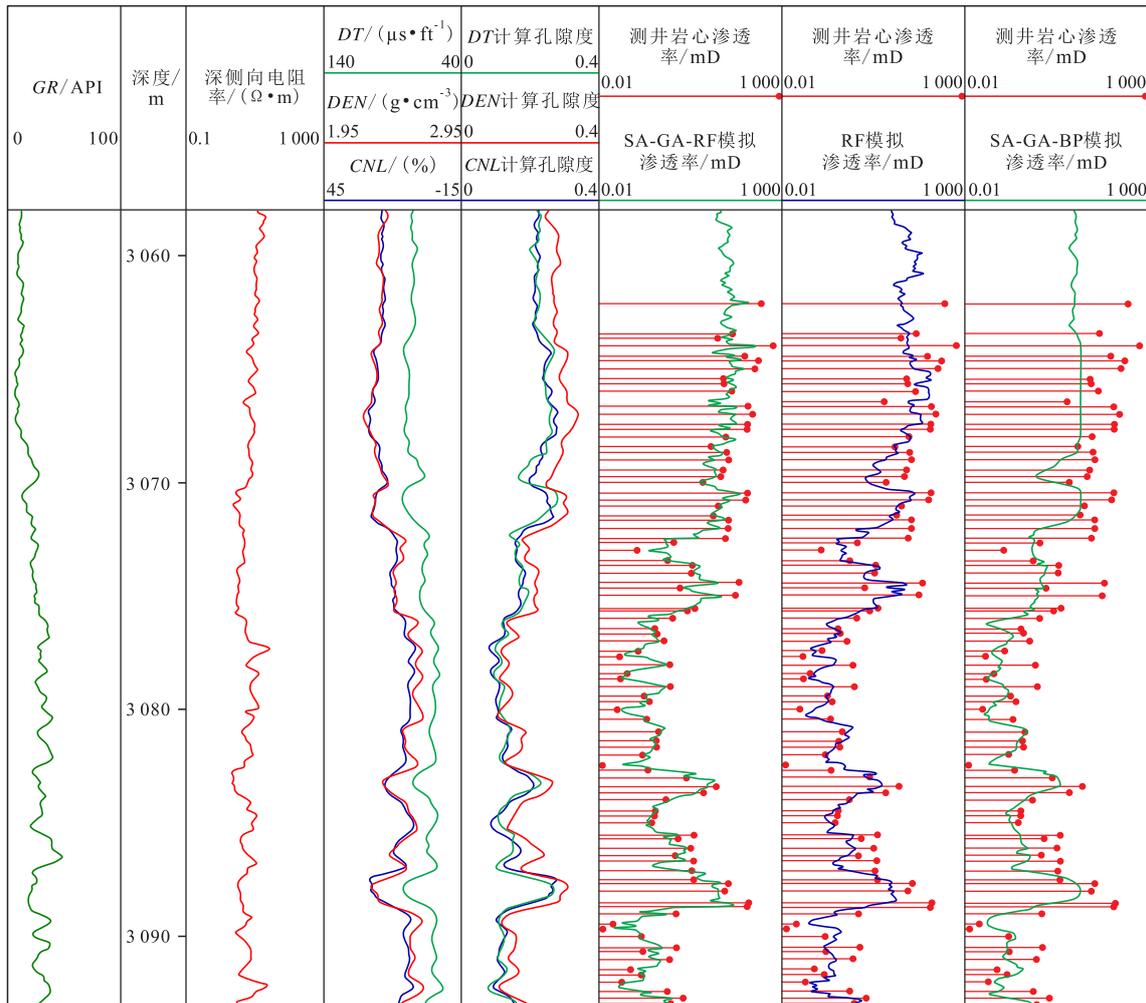


图9 A井渗透率评价模型应用结果分析

Fig.9 Application results of permeability evaluation model in Well A

自身能够解决数据分布不均且泛化能力强等特点,将该方法用于中东H油田M层组的强非均质碳酸盐岩储层评价中,模型精确度得到提高,相比于RF和SA-GA-BP这2种渗透率评价模型,其平均绝对误差分别降低了0.28和0.57。

符号解释

- $av_k$ ——表示对  $k$  个决策树的结果求平均;
- $B$ ——三孔隙度比值,无量纲;
- $C$ ——三孔隙度差值,无量纲;
- $err$ ——回归树中的不纯度,无量纲;
- $E$ ——数学期望,无量纲;
- $E_\theta$ ——第  $k$  个决策树对应的数学期望,无量纲;
- $f$ ——适应度函数,无量纲;
- $f_i$ ——第  $i$  个适应度函数的适应度值,无量纲;
- $h$ ——一系列决策树构成的森林,共含有  $k$  个决策树;
- $i$ ——个体,  $i=1, 2, \dots, n$ ;
- $j$ ——决策树增加到一定值时的最大泛化误差,无量纲;

- $R$ ——决策树个数,个;
- $K$ ——最大决策树个数,无量纲;
- $K_b$ ——Boltzmann 常数,无量纲;
- $m, M$ ——特征向量,无量纲,  $m < M$ ;
- $M_{max}$ ——最大迭代次数,无量纲;
- $MAE$ ——平均绝对误差,无量纲;
- $N_f$ ——流体中子值,无量纲;
- $N_k$ ——第  $k$  个决策树中有  $N$  个样本,无量纲;
- $N_{ma}$ ——骨架中子值,无量纲;
- $N_s$ ——样本总数,无量纲;
- $n$ ——随机产生  $n$  个个体数,无量纲;
- $p_i$ ——个体成为父代的概率;
- $P$ ——转移为子代的概率;
- $P_\theta$ ——一组决策树对应的泛化误差,无量纲;
- $R^2$ ——相关性;
- $T$ ——模拟退火温度,℃;
- $X$ ——输入特征向量数量,个;
- $\bar{y}$ ——第  $k$  次的预测渗透率, mD;
- $y$ ——岩心渗透率的真实值, mD;

$y_k$ ——种群中第 $k$ 个个体对应的真实值,mD;  
 $Y$ ——第 $k$ 个决策树的预测渗透率值,mD;  
 $\bar{Y}$ —— $k$ 个决策树预测渗透率值的平均值,mD;  
 $\Delta E$ ——父代与子代个体之间的适应度之差,无量纲;  
 $\Delta t$ ——声波时差响应值, $\mu\text{s}/\text{ft}$ ;  
 $\Delta t_{\text{ma}}$ ——骨架声波时差, $\mu\text{s}/\text{ft}$ ;  
 $\Delta t_f$ ——流体声波时差, $\mu\text{s}/\text{ft}$ ;  
 $\theta$ ——随机向量,无量纲;  
 $\theta_k$ ——第 $k$ 个决策树对应的随机向量,无量纲;  
 $\rho$ ——岩性密度, $\text{g}/\text{cm}^3$ ;  
 $\rho_f$ ——流体密度, $\text{g}/\text{cm}^3$ ;  
 $\rho_{\text{ma}}$ ——骨架密度, $\text{g}/\text{cm}^3$ ;  
 $\phi_d$ ——密度孔隙度;  
 $\phi_s$ ——声波孔隙度;  
 $\phi_n$ ——中子孔隙度。

参考文献

[1] 童晓光,张光亚,王兆明,等.全球油气资源潜力与分布[J].石油勘探与开发,2018,45(4):727-736.  
 TONG Xiaoguang,ZHANG Guangya,WANG Zhaoming, et al. Distribution and potential of global oil and gas resources [J]. Petroleum Exploration and Development, 2018, 45(4): 727-736.

[2] 康玉柱.世界油气资源潜力及中国海外油气发展战略思考[J].天然气工业,2013,33(3):1-4.  
 KANG Yuzhu. Status of world hydrocarbon resource potential and strategic thinking of overseas oil and gas projects for China [J]. Natural Gas Industry, 2013, 33(3): 1-4.

[3] AHLBRANDT T S, CHARPENTIER R R, KLETT T R, et al. Global resource estimates from total petroleum systems [J]. AAPG Bulletin, 2005, 89(8): 1 033-1 042.

[4] 申本科,薛大伟,赵君怡,等.碳酸盐岩储层常规测井评价方法[J].地球物理学进展,2014,29(1):261-270.  
 SHEN Benke, XUE Dawei, ZHAO Junyi, et al. The logging evaluating method on carbonates reservoirs [J]. Progress in Geophysics, 2014, 29(1): 261-270.

[5] 王小敏,樊太亮.碳酸盐岩储层渗透率研究现状与前瞻[J].地学前缘,2013,20(5):166-174.  
 WANG Xiaomin, FAN Tai liang. Progress of research on permeability of carbonate rocks [J]. Earth Science Frontiers, 2013, 20(5): 166-174.

[6] 吕苗苗,宋本彪,田昌炳,等.中东地区孔隙型碳酸盐岩储层渗透率主控因素分析[J].油气地质与采收率,2021,28(3):70-76.  
 LÜ Miaomiao, SONG Benbiao, TIAN Changbing, et al. Key controlling factors of permeability in porous carbonate reservoirs of Mishrif Formation in the Middle East [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2021, 28(3): 70-76.

[7] THOMPSON A H, KATZ A J, RASCHKE R A. Estimation of absolute permeability from capillary pressure measurements [C]. Dallas: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 1987.

[8] PITTMAN E D. Relationship of porosity and permeability to vari-

ous parameters derived from mercury injection capillary pressure curves for sandstones [J]. AAPG Bulletin, 1992, 6(2): 191-198.

[9] TIMUR A. An investigation of permeability, porosity, and residual water saturation relationships [J]. Log Analyst, 1968, 9(4): 8-17.

[10] 杨建,杨程博,张岩,等.基于改进神经网络的渗透率预测方法[J].岩性油气藏,2011,23(1):98-102.  
 YANG Jian, YANG Chengbo, ZHANG Yan, et al. Permeability prediction method based on improved BP neural network [J]. Lithologic Reservoirs, 2011, 23(1): 98-102.

[11] 汪志红,张银德,周文,等.利用BP网络技术预测碳酸盐岩储层孔隙度[J].物探化探计算技术,2005,27(1):20-24.  
 WANG Zhihong, ZHANG Yinde, ZHOU Wen, et al. Utilizing neural networks to predict porosity and permeability [J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2005, 27(1): 20-24.

[12] SUBASI A, EL-AMIN M F, DARWICH T, et al. Permeability prediction of petroleum reservoirs using stochastic gradient boosting regression [J]. Journal of Ambient Intelligent and Human Computing, 2020, 53(2): 147-153.

[13] 谷宇峰,张道勇,鲍志东.测井资料 PSO-XGBoost 渗透率预测[J].石油地球物理勘探,2021,56(1):26-37.  
 GU Yufeng, ZHANG Daoyong, BAO Zhidong. Permeability prediction using PSO-XGBoost based on logging data [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2021, 56(1): 26-37.

[14] 王兴龙,王龙,王亚青,等.利用C5.0决策树算法解释碳酸盐岩储层渗透率[J].测井技术,2020,44(3):300-304.  
 WANG Xinglong, WANG Long, WANG Yaqing, et al. Application of C5.0 Decision-tree Algorithm to interpret permeability of carbonate reservoir [J]. Well Logging Technology, 2020, 44(3): 300-304.

[15] 侯晓琳.深度学习在地质储层属性预测中的应用研究[J].计算机应用与软件,2020,37(4):40-47.  
 HOU Xiaolin. Application of deep learning in geological reservoir properties prediction [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(4): 40-47.

[16] 李永丽,王浩,金喜子.基于随机森林优化的自组织神经网络算法[J].吉林大学学报:理学版,2021,59(2):351-358.  
 LI Yongli, WANG Hao, JIN Xizi. Self-organizing neural network algorithm based on random forest optimization [J]. Journal of Jilin University: Science Edition, 2021, 59(2): 351-358.

[17] 郭建宏,张占松,张超谟,等.用地球物理测井资料预测煤层气含量——基于斜率关联度—随机森林方法的工作案例[J].物探与化探,2021,45(1):18-28.  
 GUO Jianhong, ZHANG Zhansong, ZHANG Chaomo, et al. The exploration of predicting CBM content by geophysical logging data: A case study based on slope correlation random forest method [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(1): 18-28.

[18] 王啟,杨添微,刘永震,等.基于随机森林算法的复杂碳酸盐岩岩性识别[J].工程地球物理学报,2020,17(5):550-558.  
 WANG Qi, YANG Tianwei, LIU Yongzhen, et al. Identification of complex carbonate lithology based on random forest algorithm [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2020, 17(5): 550-558.

- [19] 刘广为,李长勇,皮建,等.考虑低渗点启动压力梯度的中东孔隙型碳酸盐岩油藏波及系数修正方法[J].科技导报,2018,36(23):87-92.  
LIU Guangwei, LI Changyong, PI Jian, et al. Correction of sweep coefficient for the porous carbonate reservoirs in the Middle East with consideration of start-up pressure gradient in low permeability points [J]. Science & Technology Review, 2018, 36(23): 87-92.
- [20] 刘广为,刘洋,杨莉,等.中东地区典型 Mishrif 储层纵向水驱渗流规律[J].科学技术与工程,2021,21(1):138-143.  
LIU Guangwei, LIU Yang, YANG Li, et al. Longitudinal water flooding seepage law of typical Mishrif Reservoir in the Middle East [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(1): 138-143.
- [21] 刘航宇,田中元,刘波,等.中东地区巨厚强非均质碳酸盐岩储层分类与预测——以伊拉克 W 油田中白垩统 Mishrif 组为例[J].石油学报,2019,40(6):677-691.  
LIU Hangyu, TIAN Zhongyuan, LIU bo, et al. Classification and prediction of giant thick strongly heterogeneous carbonate reservoirs in the Middle East area: a case study of Mid-Cretaceous Mishrif Formation in the W oilfield of Iraq [J]. Acta Petrolei Sinica, 2019, 40(6): 677-691.
- [22] 张萌,乔占峰,高计县,等.伊拉克哈法亚油田 Mishrif 组 MB1-2 亚段局限台地碳酸盐岩储层特征及评价[J].东北石油大学学报,2020,44(5):35-45.  
ZHANG Meng, QIAO Zhanfeng, GAO Jixian, et al. Characteristics and evaluation of carbonate reservoirs in restricted platform in the MB1-2 Sub-Member of Mishrif Formation, Halfaya Oilfield, Iraq [J]. Journal of Northeast Petroleum University, 2020, 44(5): 35-45.
- [23] LUCIA F J. Petrophysical parameters estimated from visual descriptions of carbonate rocks: A field classification of Carbonate pore space [J]. Journal of Petroleum Technology, 1983, 35(3): 629-637.
- [24] CHOQUETTE P W, LLOYD C P. Geologic nomenclature and classification of porosity in sedimentary carbonates [J]. AAPG Bulletin, 1970, 54(2): 207-244.
- [25] 杨文采.地球物理反演的遗传算法[J].石油物探,1995,34(1):116-122.  
YANG Wencai. Genetic algorithm for the geophysical inversion [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 1995, 34(1): 116-122.
- [26] BREIMAN L. Random forest [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [27] 曲志坚,张先伟,曹雁锋,等.基于自适应机制的遗传算法研究[J].计算机应用研究,2015,32(11):3 222-3 225.  
QU Zhijian, ZHANG Xianwei, CAO Yanfeng, et al. Research on genetic algorithm based on adaptive mechanism [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(11): 3 222-3 225.
- [28] 李骞,张钰祥,李滔,等.基于数字岩心建立的评价碳酸盐岩完整孔喉结构的方法——以川西北栖霞组为例[J].油气地质与采收率,2021,28(3):53-61.  
LI Qian, ZHANG Yuxiang, LI Tao, et al. A method for evaluating complete pore-throat structure of carbonate rocks based on digital cores: A case study of Qixia Formation in Northwest Sichuan [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2021, 28(3): 53-61.
- [29] BUHLMANN P. MissForest—non-parametric missing value imputation for mixed-type data [J]. Bioinformatics, 2012, 28(1): 112-118.

编辑 单体珍