

文章编号: 0253-2697(2023)07-1097-08 DOI:10.7623/syxb202307006

基于混合机器学习算法的页岩薄互层识别方法

邓少贵^{1,2,3,4} 张凤姣^{1,2,3,4} 陈前⁵ 李亚锋⁶ 魏周拓^{1,2,3,4} 洪玉真^{1,2,3,4}

(1. 深层油气全国重点实验室 山东青岛 266580; 2. 深层油气探测技术与装备教育部工程研究中心 山东青岛 266580;
3. 山东省深层油气重点实验室 山东青岛 266580; 4. 深层油气教育部重点实验室 山东青岛 266580;
5. 中石化经纬有限公司 山东青岛 266071; 6. 中国石油青海油田公司 甘肃敦煌 736202)

摘要: 东营凹陷牛庄洼陷沙河街组三段下亚段和沙河街组四段上亚段主要发育重结晶灰岩、泥岩薄互层,是页岩油的有效富集区和稳定产出通道,但由于常规测井系列分辨率不足,导致薄互层识别难度大。针对这一问题,采用粒子群(PSO)优化的极限学习机(ELM)混合模型以提升薄互层识别准确率,选取反映储层“三品质”特征的8条常规测井参数及3条高分辨率测井曲线作为物理约束,构建了基于PSO-ELM的薄互层识别模型。研究表明,与ELM、支持向量机、前馈神经网络等常见的机器学习模型相比,所提出的PSO-ELM机器学习模型稳定性更强,薄互层识别准确率提升幅度为10%~30%,且更能精准刻画厚度约为0.3 m的薄互层,该方法可以为页岩油勘探开发提供一定技术支持。

关键词: 页岩油;薄互层;粒子群优化;极限学习机;牛庄洼陷

中图分类号: TE122.2

文献标识码: A

Identification of shale thin interbeds based on hybrid machine learning algorithm

Deng Shaogui^{1,2,3,4} Zhang Fengjiao^{1,2,3,4} Chen Qian⁵ Li Yafeng⁶ Wei Zhoutuo^{1,2,3,4} Hong Yuzhen^{1,2,3,4}

(1. State Key Laboratory of Deep Oil and Gas, Shandong Qingdao 266580, China; 2. MOE Engineering Research Center of Deep Oil & Gas Exploration Technology Equipment, Shandong Qingdao 266580, China; 3. Shandong Provincial Key Laboratory of Deep Oil and Gas, Shandong Qingdao 266580, China; 4. MOE Key Laboratory of Deep Oil and Gas, Shandong Qingdao 266580, China; 5. Sinopec Matrix Corporation, Shandong Qingdao 266071, China;
6. PetroChina Qinghai Oilfield Company, Gansu Dunhuang 736202, China)

Abstract: In the study area, thin interbeds of sparite and mudstone are mainly developed in the lower submember of Member 3 and upper submember of Member 4 of Shahejie Formation in the Niuzhuang subsag, which are effective enrichment areas and stable production channels for shale oil. However, the insufficient resolution of conventional series of logging leads to great difficult in identifying thin interbeds. To address this issue, a hybrid model of extreme learning machine with particle swarm optimization is used to improve the accuracy of identification for thin interbeds. A PSO-ELM-based identification model for thin interbeds is constructed by selecting 8 conventional logging parameters and 3 high-resolution logging curves that reflect the “three qualities” of reservoirs as physical constraints. The results show that compared with the common machine learning models such as ELM, SVM, and BP, the proposed PSO-ELM machine learning model is more stable, of which the identification accuracy of thin interbeds is improved by 10% to 30%, and can more precisely describe the thin interbeds with a thickness of about 0.3 m, providing technical support for further shale oil exploration and development.

Key words: shale oil; thin interbeds; particle swarm optimization; extreme learning machine; Niuzhuang subsag

引用: 邓少贵,张凤姣,陈前,李亚锋,魏周拓,洪玉真. 基于混合机器学习算法的页岩薄互层识别方法[J]. 石油学报,2023,44(7):1097-1104.

Cite: DENG Shaogui, ZHANG Fengjiao, CHEN Qian, LI Yafeng, WEI Zhoutuo, HONG Yuzhen. Identification of shale thin interbeds based on hybrid machine learning algorithm[J]. Acta Petrolei Sinica, 2023, 44(7): 1097-1104.

随着美国页岩油的大规模开发,页岩油已逐渐成为全球原油供应的重要来源之一,而中国陆相页岩油资源丰富,其勘探开发对保障国家能源安全具有重要意义^[1-2]。国内外页岩油成功开采的经验表明,砂岩或碳酸盐岩与泥岩薄互层结构是页岩油有利岩相的主控因素之一,薄互层的存在使得上、下源岩所产生的原油更易聚集,是油气产出的输导通道,在生产上有助于大型压裂改造^[3-7]。但常规测井曲线纵向分辨率较低,导致薄互层段的测井响应特征不明显,这给页岩油储层测井评价带来极大的

挑战。目前,针对薄互层识别多集中采用高分辨率匹配法、反褶积法、离散沃尔什函数变换等数学方法,对测井曲线进行高分辨率处理,但仅依靠处理后的高分辨率曲线的相互组合,使精准识别薄互层仍存在很大困难^[8]。因此,亟待引入机器学习方法深入提取各测井参数与薄互层之间的映射关系,提升对薄互层的有效识别。

近年来,机器学习与传统的地球物理勘探方法结合进行地层评价已经成为研究的热点^[9-15]。其中,粒子群(PSO)优化的极限学习机(ELM)模型(PSO-

基金项目: 国家自然科学基金项目(No. 42074134)资助。

第一作者及通信作者: 邓少贵,男,1970年12月生,2006年获中国石油大学(华东)地质资源与地质工程专业博士学位,现为中国石油大学(华东)地球科学与技术学院教授、博士生导师,主要从事测井理论、方法与技术研究。Email: dengshg@upc.edu.cn

ELM)以其优越的性能广泛应用于水电站运行规律预测^[16]、洪水灾害预测^[17]、滚动轴承非线性故障特征提取^[18]、雷达识别等方面^[19],但在油气勘探领域的应用较少,尤其未见在薄互层识别中的应用。因此,笔者以东营凹陷牛庄洼陷沙河街组三段下亚段(沙三下亚段)和沙河街组四段上亚段(沙四上亚段)陆相泥页岩段为例,使用混合 PSO-ELM 模型对泥页岩中的薄互层进行了识别,并取得了良好的应用效果。

1 研究区薄互层特征

牛庄洼陷位于东营凹陷南部,通过对 8 口取心井系统观察描述,结合试油资料发现,研究区沙三下亚段和沙四上亚段主要发育重结晶灰岩、泥岩互层,结合岩心扫描电镜、孔渗参数、地球化学参数、核磁共振等岩石物理实验以及测井资料,从微观到宏观,对比分析了薄互层段和泥页岩层段的“三品质”特征(图 1)。

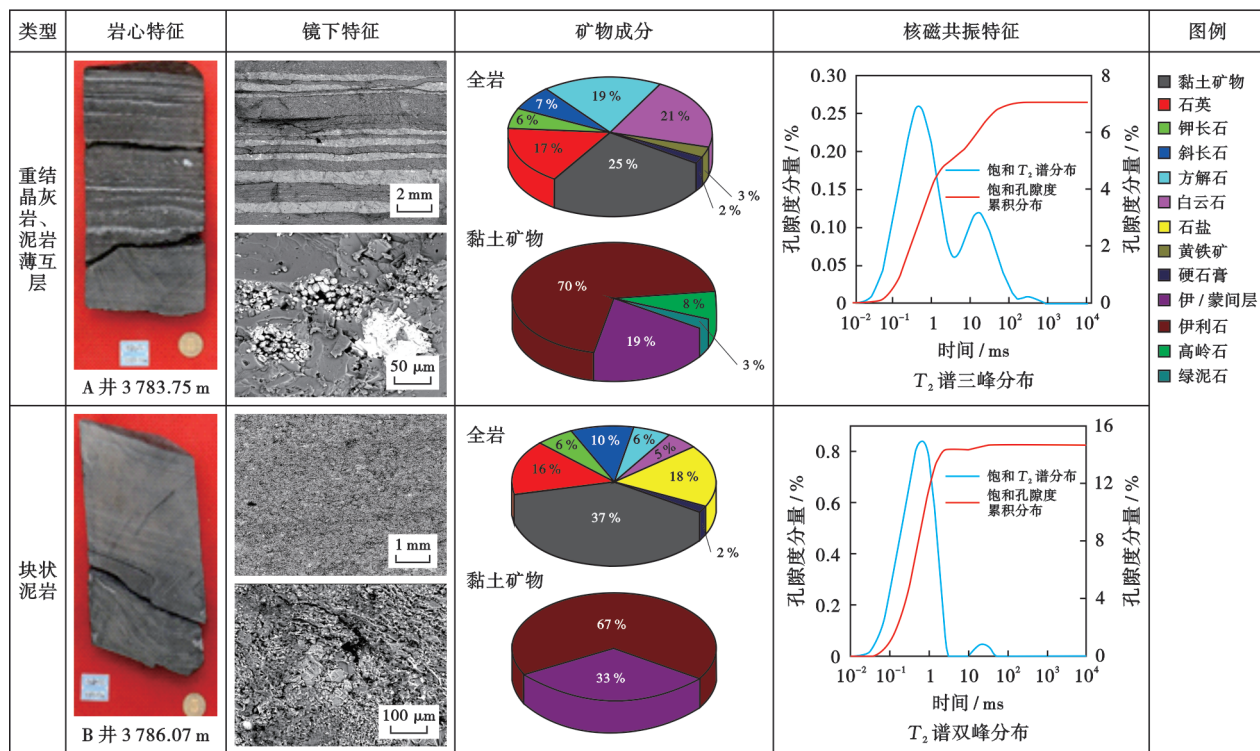


图 1 薄互层段与块状泥岩岩心矿物组分与核磁共振特征对比

Fig. 1 Comparison of mineral compositions and NMR characteristics between thin interbedded intervals and massive mudstone cores

(1) 烃源岩品质。统计 A 井、B 井 31 块重结晶灰岩、泥岩薄互层样品和 92 块非薄互层段样品表明,薄互层段有机碳含量(TOC)为 1.69%~11.54%、平均为 6.07%,生烃潜量($S_1 + S_2$)为 12.50~116.31 mg/g,平均为 53.12 mg/g;普通泥页岩段 TOC 为 0.56%~9.60%、平均为 3.09%,生烃潜量($S_1 + S_2$)为 1.04~95.08 mg/g,平均为 21.64 mg/g。由此可以看出,薄互层储层烃源岩品质好,生烃潜力大。

(2) 储层品质。薄互层泥灰质层间多分布有机质、石英及方解石等脆性矿物;泥页岩层段岩石呈块状构造,主要成分为泥质,泥质层见铁白云石、黄铁矿及有机质分布(图 1)。由于泥灰互层的特殊构造,使得层间缝发育,孔隙结构较好。薄互层段岩心的核磁共振 T_2 谱呈现三峰分布(图 1), T_2 值多集中于 0.1~100.0 ms,说明薄互层具有复杂的孔、洞、缝三元耦合的孔隙结构,大孔隙占比高;而非互层段核磁共振 T_2 谱呈现双峰分布, T_2 值多集中于 0.1~2.0 ms。这说

明,非互层段岩心裂缝不发育,小孔隙占比高。而裂缝发育有利于油气的渗流,A 井 15 块纹层状薄互层岩心地面条件下气测渗透率最高可达 11 058.1 mD,大于 10 mD 的样品有 6 个,占总体的 60%,而泥页岩段地面渗透率大于 10 mD 的样品仅占总体的 29%。

储层含油性特征可采用氯仿沥青“A”和游离烃含量 S_1 来表征。薄互层段岩心氯仿沥青“A”普遍分布于约 1.12%, S_1 均值为 6.59 mg/g,而泥页岩段氯仿沥青“A”多集中于 0.2%, S_1 均值为 4.19 mg/g。重结晶灰泥互层段是油气聚集的有效区域。

(3) 工程品质。根据 X 射线衍射全岩分析报告(图 1),研究区岩石矿物成分主要包括黏土矿物、石英、钾长石、斜长石、方解石、白云石、石盐、黄铁矿、硬石膏;黏土矿物类型有伊/蒙间层、伊利石、高岭石、绿泥石。薄互层的黏土矿物含量(25%)低于泥页岩层段(37%),黏土矿物的存在多不利于页岩油的压裂开发^[11];薄互层段石英、方解石、白云石等脆性矿物含

量(57%)高于泥页岩层段(27%),岩石脆性矿物含量越高,岩石脆性越强,越易压裂形成裂缝网。

2 基于 PSO-ELM 薄互层判别方法原理

2.1 极限学习机

极限学习机是一种改进的单一前馈神经网络结构的学习算法,比传统算法具有更快的学习速度和更好的泛化性能^[20-21]。假设数据集有 N 个样本,且 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$,则具有 L 个隐含层节点的 ELM 的输出 $f_L(x)$ 可以表示为:

$$f_L(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(\omega_i x_j + b_i), j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

ELM 模型能够对样本进行零误差近似,则式(1)可简化为矩阵形式:

$$\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{T} \quad (2)$$

其中:

$$\mathbf{H}(\omega_j, b_j, x_i) = \begin{bmatrix} g(\omega_1 x_1 + b_1) & \dots & g(\omega_M x_1 + b_M) \\ \vdots & & \vdots \\ g(\omega_1 x_N + b_N) & \dots & g(\omega_M x_N + b_M) \end{bmatrix}_{N \times M};$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_M^T \end{bmatrix}_{M \times m}; \mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

ELM 的系数可由线性方程的最小二乘解得到:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T} \quad (3)$$

输入层的权值和隐含层神经元的阈值作为模型预测的关键参数直接影响模型对结果预测的准确性,而 ELM 模型输入层的权值和隐含层神经元的阈值是随机生成的,不同训练阶段性能波动大,因此,亟需一种优化算法来搜索最优权值和阈值。

2.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法是基于鸟群运动行为的两个主要特征(位置和速度)而开发的^[22],作为一种较为流行的元启发式算法,已成功应用于各种优化问题,如网络训练和函数优化^[23]。关于优化过程,第 l 次迭代的 PSO 公式可简化为:

$$P_{l+1} = P_l + V_{l+1} \quad (4)$$

对于式(4),根据个体最优值(P_b)和最优位置(P_g),更新后的速度值为:

$$V_{l+1} = a \cdot V_l + c_1 \cdot r_1 (P_l - P_b) + c_2 \cdot r_2 (P_l - P_g) \quad (5)$$

2.3 PSO-ELM 薄互层判别模型建立

2.3.1 测井数据高分辨率处理

为了提升薄互层识别的准确率,首先要对常规测井曲线进行高分辨率处理,为非均质性较强的页岩油储层提供更为准确可靠的地球物理测井信息,以便为后续的机器学习数据库的建立做必要的技术准备。笔者利用性能较好的沃尔什函数法^[24]对常用的常规测井曲线进行高分辨率反演,包括声波时差(AC)、原状地层电阻率(RT)、冲洗带电阻率(RXO)。常规测井曲线高分辨率处理结果如图 2 所示。

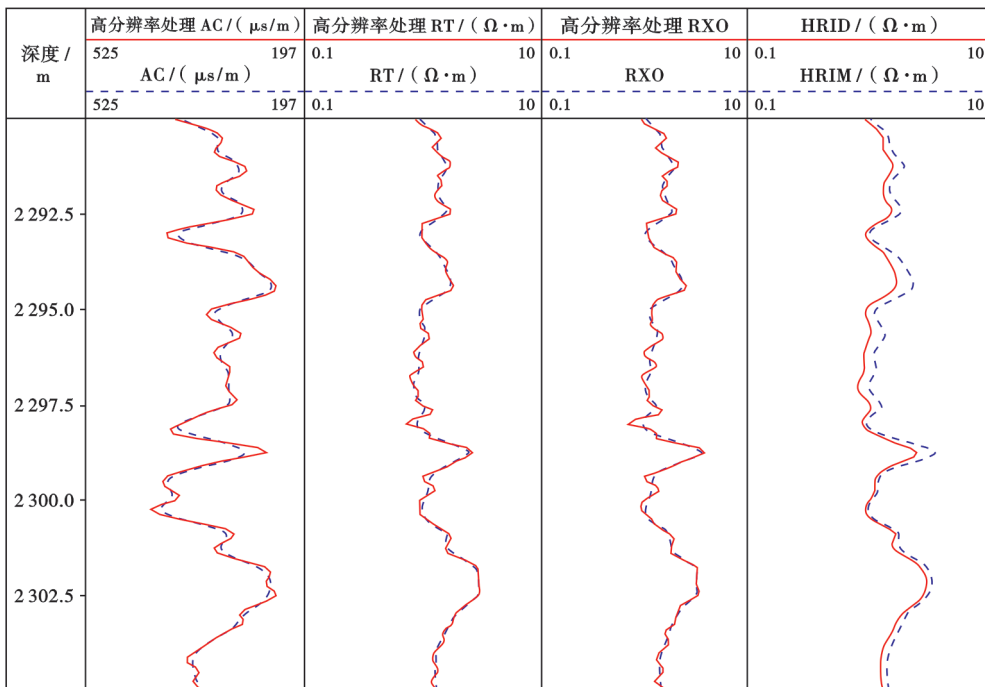


图 2 高分辨率处理前后对比

Fig. 2 Comparison before and after high-resolution processing

图2中第5道HRID和HRIM为高分辨率测井曲线,可以很好地对应了高分辨率处理后的RT和RXO曲线。研究表明,经过沃尔什变换能较好提高常规测井曲线的分辨率,使地层界面更为清晰、地层物理信息更为准确。沃尔什变换从不同测井系列的原理出发,基于测井仪器的响应函数反演得到地层物理信息,然后将高分辨率测井曲线作为物理约束输入到机器学习模型,提升了算法判别的准确率。

2.3.2 测井数据选择

研究区地层非均质性较强,孔隙结构多变,使得测井响应特征复杂,反映储层“三品质”特征的井径(CAL)、声波时差(AC)、中子孔隙度(CNL)、密度(DEN)、自然伽马(GR)、原状地层电阻率(RT)、冲洗带电阻率(RXO)、

自然电位(SP)的测井数值在交会图中交叠存在,依靠常规交会图法(图3)难以识别研究区薄互层区域,有必要结合测井高分辨率处理后的重构曲线,利用机器学习算法充分挖掘各测井参数信息关系,建立薄互层自动识别模型。

笔者挑选了来自研究区8口取心井的390个经典样品建立样本集,选择反映储层“三品质”特征的8条测井曲线(CAL、AC、CNL、DEN、GR、RT、RXO、SP)以及3条高分辨率测井曲线(ACC、RTC、RXOC)作为输入集,并对所有数据进行预处理,包括剔除异常值和标准化。按照训练集与验证集7:3的原则,随机抽取276个样本作为训练集,其余114个样本作为验证集。

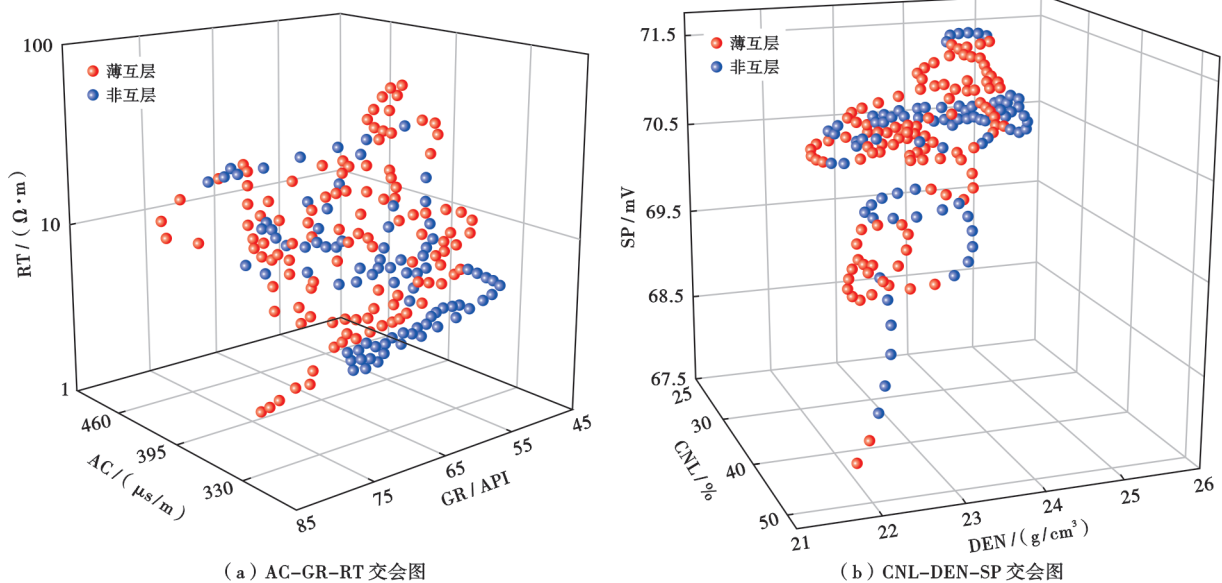


图3 常规交会图薄互层识别结果

Fig. 3 Results of identification for thin interbeds by conventional crossplots

2.3.3 PSO-ELM 模型实现流程

PSO-ELM 模型具体流程(图4)为:

(1) ELM 模型配置。以11条测井曲线为输入神经元,通过初始化输入权值矩阵(ω_i)和隐含层节点阈值(b_i)配置ELM模型。ELM模型的性能受隐含层神经元个数 L 影响最大,以精度(判别正确个数/总个数)作为评价指标。

实验结果表明,当隐含神经元个数为70时,可得到最优结果。最终ELM模型的结构为11个输入神经元(11条测井曲线)、70个隐含神经元以及2个输出神经元(薄互层、非互层)(图5)。

(2) PSO 优化 ELM 配置。PSO 优化算法的目标是为了自动搜寻得到ELM模型 ω_i 与 b_i 的最优值,经过多次测试,PSO参数设置为:粒子群规模为60,搜索空间为(-1,1),最大迭代次数为200,惯性权重 $a = 0.98$,加速度系数 $c_1 = 1, c_2 = 2$ 。

3.3 实验结果

为验证 PSO-ELM 薄互层识别模型的精确度和稳定性,分别对比分析了常规测井数据下和高分辨率物理约束下的ELM、SVM及BP神经网络3种经典机器分类方法在薄互层识别的结果。为了增加试验的可信度,4种机器学习方法建模均采用相同的数据集,且每个模型进行了10次重复试验,判别精度及准确率见图6和表1。

从图6(a)可以看出,当输入高分辨率曲线作为物理约束时,所提出的 PSO-ELM 模型精度最高且准确率稳定集中在约96%;其次为SVM,判别准确率达到约85%,但模型不稳定;再次是ELM模型,准确率达到约80%,稳定性略强于SVM;最后是BP神经网络,判别精度和稳定性均最差。从图6(b)可以看出,仅使用常规测井曲线作为输入集时,缺少物理约束的模型精度分布有较大浮动。

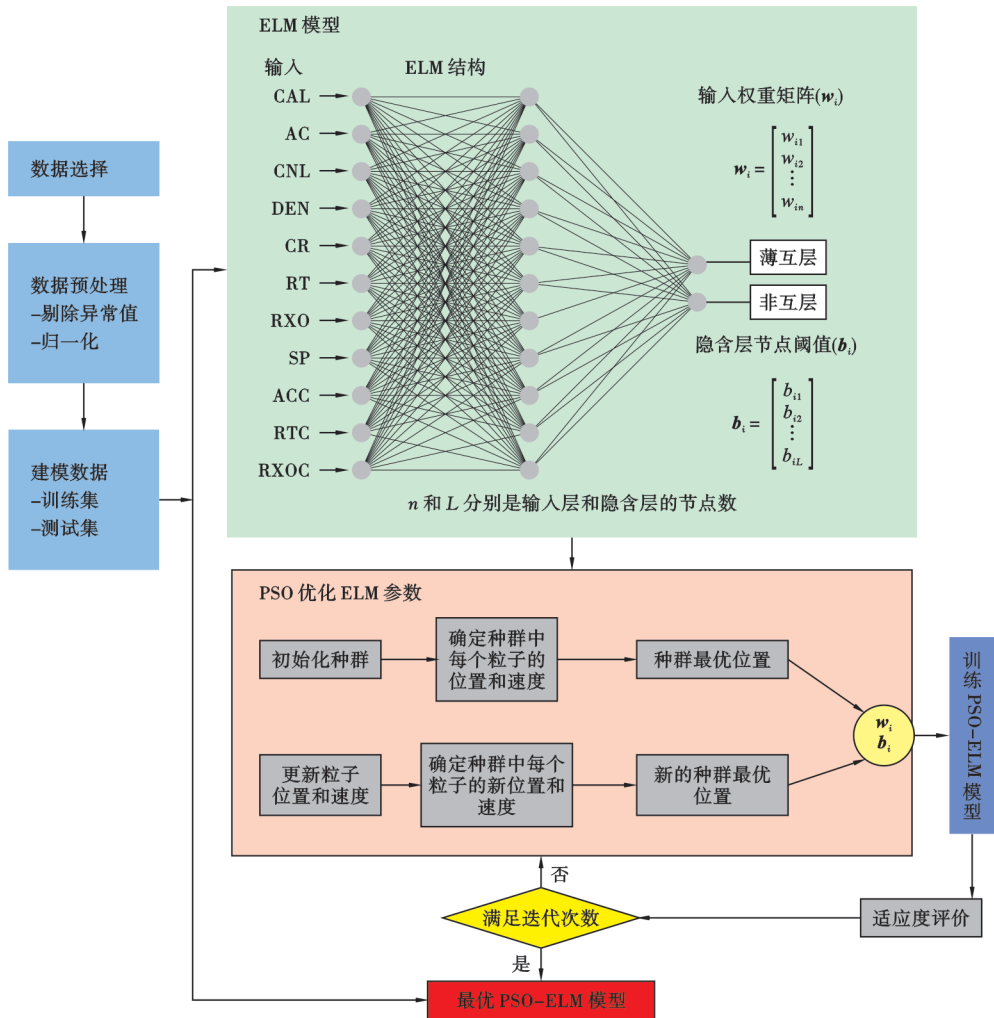


图 4 PSO-ELM 模型实现流程

Fig. 4 Implementation flowchart of PSO-ELM model

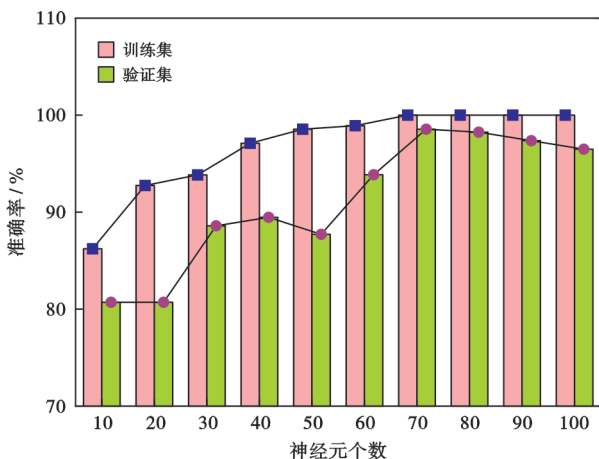


图 5 隐含层神经元个数对模型准确性的影响

Fig. 5 Influence of the number of hidden layer neurons on model accuracy

3 应用实例

牛庄洼陷沙三下亚段和沙四上亚段发育页岩、泥岩、灰质泥岩、泥质灰岩等。试油资料显示,其有利岩

相为富有机质纹层状重结晶灰岩、泥岩互层。将所建立的混合 PSO-ELM 模型和极限学习机、支持向量机、BP 神经网络 4 个薄互层识别模型推广应用到研究区取心井 A 井和 B 井中, A 井(3334~3350 m)薄互层发育较多, B 井(3295~3310 m)泥页岩段分布较广。2 口井的部分薄互层识别结果如图 7 和图 8 所示。

图 7 和图 8 的第 1—4 道为原始测井曲线特征,依次为深度道、岩性指示曲线、电阻率曲线以及中子和密度曲线;第 5 道和第 6 道为高分辨率电阻率曲线和声波曲线;第 7 道显示了实验 TOC 的分布, TOC 越大,地层烃源岩性质越好;第 8 道选取了岩心孔隙度刻画储层性质,孔隙度越大,储层品质越好;第 9 道为矿物分析实验得到的岩石脆性指数,脆性指数越大,储层工程品质越好;第 10 道选取了实际岩心照片以方便直观感受薄互层段与泥页岩段特征,研究区薄互层段呈浅色重结晶灰岩夹暗色泥岩分布(图 7 中 3335~3337 m),泥页岩段多发育暗色泥岩(图 7 中 3345.5~3347.0 m),厚度大小不一;第 11 道—第 15 道为薄互层岩心观察结果及 4 种机器学习判别结果。

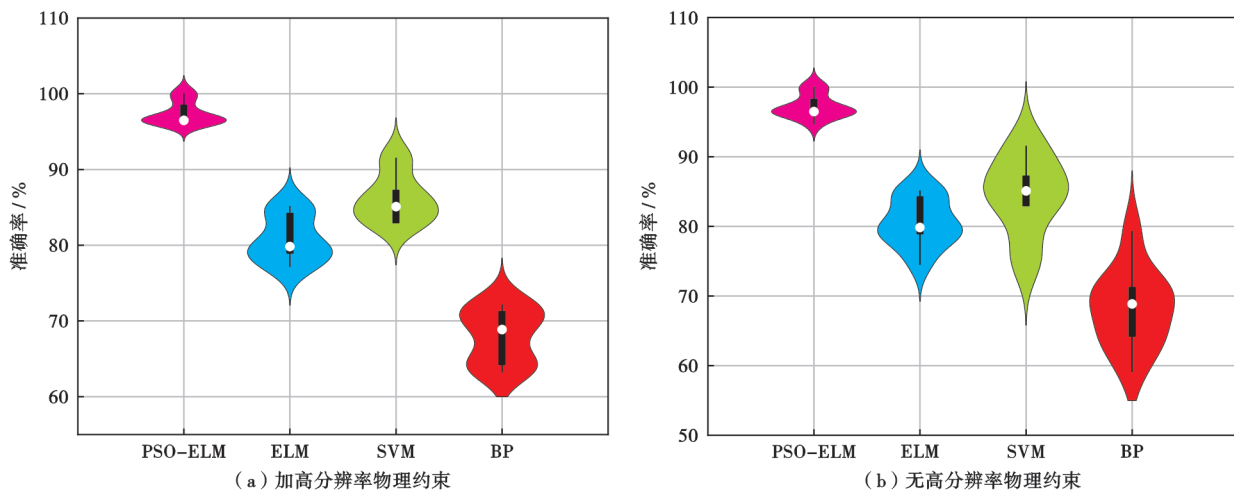


图6 四种机器学习算法10次实验结果的判别精度分布

Fig. 6 The discriminant accuracy distribution of 10 experiment results of four machine learning algorithms

表1 不同机器学习模型薄互层判别准确率

Table 1 Accuracy of discrimination for thin interbeds by different machine learning models

井名	判别准确率/%			
	PSO-ELM薄互层识别模型	ELM	SVM	BP神经网络
A井	80.53	78.65	75.32	69.51
B井	85.55	80.23	78.91	73.15

实验结果显示,所建立的混合 PSO-ELM 模型可以深入挖掘测井曲线之间的信息,相较于其他 3 种机器学习模型,鲁棒性更强,尤其在识别厚度小于 0.5 m 的薄互层上具备一定的优势,如 A 井 3 338.5~3 338.8 m、B 井 3 302.60~3 303.15 m 薄互层识别结果可以作为划分岩相的重要依据,为后续的勘探开发提供技术思路。

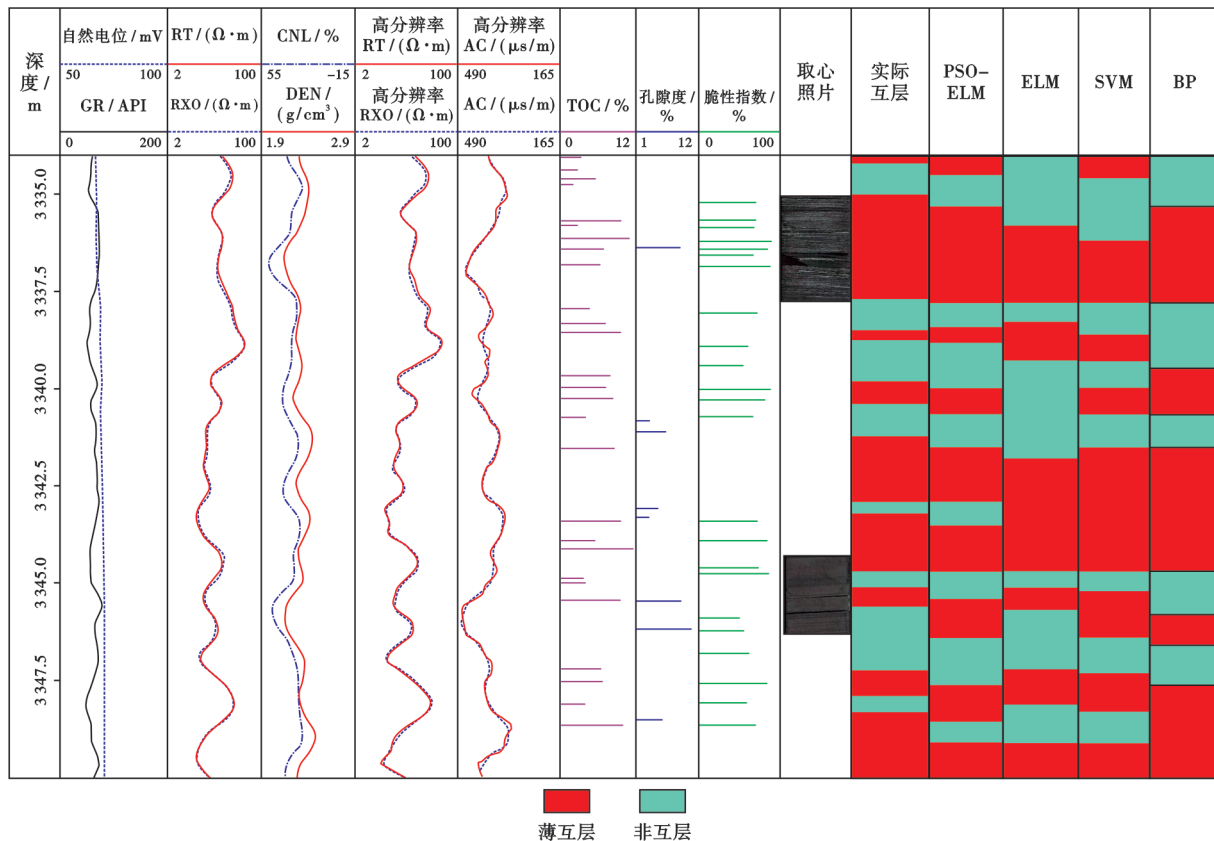


图7 A井(3334~3350 m)薄互层识别结果

Fig. 7 Identification results of thin interbeds in Well A (3334-3350 m depth)

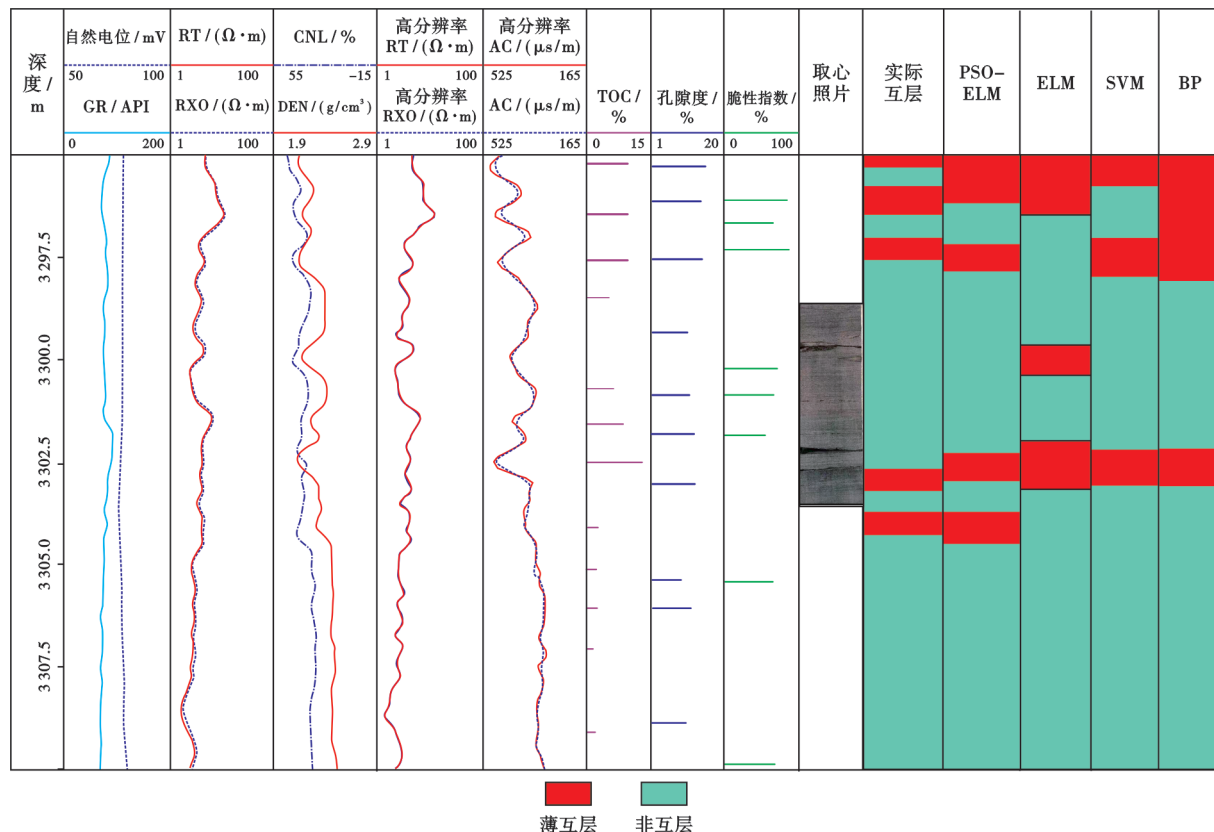


图 8 B 井(3295~3310 m)薄互层识别结果

Fig. 8 Identification results of thin interbeds in Well B (3295-3310 m depth)

4 结 论

(1) 东营凹陷牛庄洼陷沙三下亚段和沙四上亚段重结晶灰岩、泥岩薄互层发育,其烃源岩品质、储层品质和工程品质均优于同层位的非互层段,有利于页岩油的富集与产出。

(2) 粒子群优化的极限学习机模型(PSO-ELM)有助于页岩油薄互层识别,其中,采用 ELM 算法生成初始判别模型,使用粒子群优化算法对模型超参数进行搜索和优化。PSO-ELM 模型的优势在于 PSO 算法可以帮助 ELM 自动搜索并找到输入权值及隐含层阈值,尽可能保证每次实验结果都为最优,可以提升模型泛化能力;其不足之处在于确定隐藏神经元需要耗费大量时间试错,当数据量较大时,训练时间相对于原始 ELM 算法耗时较多。

(3) 选取反映储层“三品质”性质的 8 条常规测井曲线以及 3 条高分辨率测井曲线作为物理约束,组成数据库对 PSO-ELM 模型进行训练和验证,并对比其他 3 种机器学习模型进行了 10 次重复实验。实验结果表明,所提出的 PSO-ELM 机器学习模型稳定性和准确率最高,且更能精准刻画厚度小于 0.5 m 的薄互层。

符号注释: T_2 —核磁共振弛豫时间,ms; S_1 —游离烃含量,mg/g; S_2 —裂解烃含量,mg/g; N —样本数; L —隐含层节点数量; x_i —输入参数; $f_L(x)$ —ELM 输出函数; w_i, β_i —输入权重和输出权重; b_i —隐含层中第 i 个神经元的阈值; $g(x)$ —激活函数; H —ELM 隐含层的输出矩阵; T —训练集的目标值; H^+ — H 的 Moore-Penrose 广义逆; P_l —粒子位置; V_l —粒子速度; P_b —个体最优值; P_g —最优位置; a —惯性权重; c_1, c_2 —加速度系数; r_1, r_2 —每次迭代产生的两个随机系数。

参 考 文 献

[1] 赵文智,胡素云,侯连华,等. 中国陆相页岩油类型、资源潜力及与致密油的边界[J]. 石油勘探与开发,2020,47(1):1-10.
ZHAO Wenzhi, HU Suyun, HOU Lianhua, et al. Types and resource potential of continental shale oil in China and its boundary with tight oil[J]. Petroleum Exploration and Development, 2020, 47(1): 1-10.

[2] 邹才能,朱如凯,董大忠,等. 页岩油气科技进步、发展战略及政策建议[J]. 石油学报,2022,43(12):1675-1686.
ZOU Caineng, ZHU Rukai, DONG Dazhong, et al. Scientific and technological progress, development strategy and policy suggestion regarding shale oil and gas[J]. Acta Petrolei Sinica, 2022, 43(12): 1675-1686.

- [3] 金之钧,朱如凯,梁新平,等.当前陆相页岩油勘探开发值得关注的几个问题[J].石油勘探与开发,2021,48(6):1276-1287.
JIN Zhijun, ZHU Rukai, LIANG Xinping, et al. Several issues worthy of attention in current lacustrine shale oil exploration and development[J]. Petroleum Exploration and Development, 2021, 48(6): 1276-1287.
- [4] 国家市场监督管理总局,国家标准化管理委员会.页岩油地质评价方法:GB/T 38718—2020[S].北京:中国标准出版社,2020.
State Administration of Market Supervision and Administration of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Geological evaluating methods for shale oil:GB/T 38718-2020 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2020.
- [5] 张金川,林腊梅,李玉喜,等.页岩油分类与评价[J].地学前缘,2012,19(5):322-331.
ZHANG Jinchuan, LIN Lamei, LI Yuxi, et al. Classification and evaluation of shale oil[J]. Earth Science Frontiers, 2012, 19(5): 10: 322-331.
- [6] 李宁,冯周,武宏亮,等.中国陆相页岩油测井评价技术方法新进展[J].石油学报,2023,44(1):28-44.
LI Ning, FENG Zhou, WU Hongliang, et al. New advances in methods and technologies for well logging evaluation of continental shale oil in China[J]. Acta Petrolei Sinica, 2023, 44(1): 28-44.
- [7] 张君峰,周志,宋腾,等.中美页岩气勘探开发历程、地质特征和开发利用条件对比及启示[J].石油学报,2022,43(12):1687-1701.
ZHANG Junfeng, ZHOU Zhi, SONG Teng, et al. Comparison of exploration and development history, geological characteristics and exploitation conditions of shale gas in China and the United States and its enlightenment[J]. Acta Petrolei Sinica, 2022, 43(12): 1687-1701.
- [8] 张涛,林承焰,张宪国,等.基于希尔伯特变换的测井曲线高分辨率处理方法[J].中国石油大学学报:自然科学版,2012,36(1):68-72.
ZHANG Tao, LIN Chengyan, ZHANG Xianguo, et al. High resolution processing method for well logs based on Hilbert transformation[J]. Journal of China University of Petroleum; Edition of Natural Science, 2012, 36(1): 68-72.
- [9] 陈修,徐守余,李顺明,等.基于支持向量机和主成分分析的辫状河储层夹层识别[J].中国石油大学学报:自然科学版,2021,45(4):22-31.
CHEN Xiu, XU Shouyu, LI Shunming, et al. Identification of interlayers in braided river reservoir based on support vector machine and principal component analysis[J]. Journal of China University of Petroleum; Edition of Natural Science, 2021, 45(4): 22-31.
- [10] 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.
- [11] 刘合,卢秋羽,朱世佳,等.典型聚类算法在区块抽油机井系统效率分析中的应用[J].石油学报,2020,41(12):1657-1664.
LIU He, LU Qiuyu, ZHU Shijia, et al. Application of typical clustering algorithms in analysis of system efficiency of pumping wells in blocks[J]. Acta Petrolei Sinica, 2020, 41(12): 1657-1664.
- [12] 周雪晴,张占松,朱林奇,等.基于双向长短期记忆网络的流体高精度识别新方法[J].中国石油大学学报:自然科学版,2021,45(1):69-76.
ZHOU Xueqing, ZHANG Zhansong, ZHU Linqi, et al. A new method for high-precision fluid identification in bidirectional long short-term memory network[J]. Journal of China University of Petroleum; Edition of Natural Science, 2021, 45(1): 69-76.
- [13] 李宁,徐彬森,武宏亮,等.人工智能在测井地层评价中的应用现状及前景[J].石油学报,2021,42(4):508-522.
LI Ning, XU Binsen, WU Hongliang, et al. Application status and prospects of artificial intelligence in well logging and formation evaluation[J]. Acta Petrolei Sinica, 2021, 42(4): 508-522.
- [14] 金之钧,王冠平,刘光祥,等.中国陆相页岩油研究进展与关键科学问题[J].石油学报,2021,42(7):821-835.
JIN Zhijun, WANG Guanping, LIU Guangxiang, et al. Research progress and key scientific issues of continental shale oil in China[J]. Acta Petrolei Sinica, 2021, 42(7): 821-835.
- [15] 曹婷婷,蒋启贵,钱门辉,等.页岩含油量热解分析关键技术[J].石油学报,2023,44(2):329-338.
CAO Tingting, JIANG Qigui, QIAN Menhui, et al. Key technologies for pyrolysis analysis of shale oil content[J]. Acta Petrolei Sinica, 2023, 44(2): 329-338.
- [16] FENG Zhongkai, NIU Wenjing, ZHANG Rui, et al. Operation rule derivation of hydropower reservoir by k-means clustering method and extreme learning machine based on particle swarm optimization [J]. Journal of Hydrology, 2019, 576: 229-238.
- [17] BUI D T, NGO P T T, PHAM T D, et al. A novel hybrid approach based on a swarm intelligence optimized extreme learning machine for flash flood susceptibility mapping [J]. CATENA, 2019, 179: 184-196.
- [18] DONG Wei, ZHANG Shuqing, JIANG Anqi, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings based on refined composite multi-scale dispersion q-complexity and adaptive whale algorithm-extreme learning machine[J]. Measurement, 2021, 176: 108977.
- [19] 刘傲,周正.基于粒子群优化极限学习机的雷达识别方法[J].兵工自动化,2021,40(9):1-5.
LIU Ao, ZHOU Zheng. Radar recognition method based on particle swarm optimization and extreme learning machine[J]. Ordnance Industry Automation, 2021, 40(9): 1-5.
- [20] HUANG Guangbin, ZHOU Hongming, DING Xiaojian, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2012, 42(2): 513-529.
- [21] HUANG Guangbin, ZHU Qinyu, SIEW C K. Extreme learning machine; a new learning scheme of feedforward neural networks [C] // Proceedings of 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Budapest, IEEE, 2004: 985-990.
- [22] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [23] CAO Yulian, ZHANG Han, LI Wenfeng, et al. Comprehensive learning particle swarm optimization algorithm with local search for multimodal functions[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, 23(4): 718-731.
- [24] 杨思通,孙建孟,李玉泉,等.沃尔什函数薄层评价技术在乌南油田中的应用[J].石油物探,2005,44(2):150-153.
YANG Sitong, SUN Jianmeng, LI Yuquan, et al. The application of thin bed evaluation by walsh function in Wunan oilfield[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2005, 44(2): 150-153.