

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105646

# 基于层次聚类元对象表征的岩性识别方法\*

韩建 万川 曹志民 郭颖 段朝辉 李林

(东北石油大学 物理与电子工程学院 大庆 163318)

**摘要:** 由于测井数据标签的连续性特点,数据样本间具有较强的上下文关联性。针对现有岩性识别方法所构造基本识别单元无法充分利用测井信号曲线连续性提供的上下文信息的问题,提出了一种基于层次聚类元对象表征的岩性识别方法。该方法依据基于区域生长的分层聚类方法,综合利用多条常规测井曲线进行目标储层自动分层,然后从统计特征和形态特征双视角实现元对象的完备表征,在提取特征后形成的丰富的特征空间上进行岩性识别。通过大庆油田实际测井数据岩性识别的对比实验,采用所提方法的实验组各类岩性识别性能均得到显著提高。

**关键词:** 测井曲线;层次聚类;自动分层;岩性识别

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6099

## Lithology identification method based on hierarchical clustering and meta-object representation

Han Jian Wan Chuan Cao Zhimin Guo Ying Duan Chaohui Li Lin

(School of Physics and Electronic Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

**Abstract:** Due to the continuous characteristics of logging data tags, data samples have strong contextual relevance. Aiming at the problem that the basic identification unit constructed by the existing lithology identification methods cannot make full use of the context information provided by the continuity of logging curves, a lithology identification method based on hierarchical clustering meta-object representation is proposed. This method is based on the hierarchical clustering method based on regional growth, comprehensively using multiple conventional logging curves to automatically stratify the target reservoir, and then realize the complete characterization of the meta-object from the perspective of statistical and morphological features. After the features are extracted lithology identification is performed on the rich feature space formed. Through the comparative experiment of lithology identification with actual logging data in Daqing Oilfield, the performance of various lithology identification of the experimental group using the proposed method has been significantly improved.

**Keywords:** logging curves; hierarchical clustering; automatic stratification; lithology recognition

## 0 引言

现阶段我国大部分老油田已经进入中晚期开发,非常规油气资源的勘探开发已经成为当前老油田实现稳产增产、延长生产寿命的最主要途径<sup>[1-3]</sup>。然而,由于油田的长期注水开发,河道改造频繁,多期河道错穿切叠,砂体纵横向变化非常复杂,岩性、岩相非均质性强,油气资源勘探开发难度越来越高<sup>[4-6]</sup>。新油气的勘探开发受到井控能力低,历史数据利用不充分问题的困扰,开发风险和成本都很高,这都是当今我国各主要油田企业所面临的不可回避的难题<sup>[7]</sup>。

随着勘探开发进程及相关技术水平的发展,国内外相关企业及学术研究机构已经进行了大量的测井数据的储层描述方面的研究。当前采用技术主要3类方法:1)以地质统计学为基础的确定性或随机性地质建模及储层表征方法<sup>[8-10]</sup>;2)经典机器学习方法<sup>[11-14]</sup>;3)集成学习或者深度学习<sup>[15-17]</sup>。基于地质统计学的方法具有相对可靠的理论支撑和物理意义支撑,在当前国内外各大油田企业中仍在广泛应用,一般该类方法对复杂储层的描述能力及可推广能力有限,且该类方法相对另两类方法费时费力;而单一机器学习方法会出现对训练数据过拟合的问题,学习机器参数泛化能力低,因此研究区域往往很小或数据很少,显然这

收稿日期:2021-01-02

\* 基金项目:国家自然科学基金项目(51574087)、东北石油大学研究生创新科研项目(JYCX\_CX09\_2018)资助

• 104 •

类方法的可推广能力有限;基于集成学习或深度学习的方法已经引起了相关学者的注意,并取得了比上述方法更好且更具推广能力的成果。其中,集成学习方法将多个同类或异类学习机器集成到一起,其在储层描述中的应用相对较早,深度学习方法在储层描述相关问题的应用上起步很晚,但是也取得了较为不错的成果。

不同的岩性物质来源、沉积环境和成岩条件不同,地球物理特性存在一定的差异<sup>[18-19]</sup>,而能够反映出这些特征差异的测井属性数据也就不同,不同层段从而测井数据的差异也就较大。反之,相同层段具有相同或相似的特征,其层段测井数据差异也就较小。这些地质特点决定了测井数据样本上下文间的关联性,现有的研究方法都是孤立的处理测井数据样本点,难以充分挖掘数据中隐藏的信息。

本文在上述研究的基础上,进一步发展提出了一种基于层次聚类元对象表征的岩性识别方法,对从不同角度测量得到的不同物理背景的测井数据作聚类分层,将测井数据分割成多个样本块对象,再提取其能反映对象元中样本关联性的不变特征,并利用得到的特征数据进行岩性分类。为了验证方法的有效性,本文选择经过专家反复检验的真实油田测井数据,采用文献<sup>[20]</sup>中识别效果较好的几种分类器进行原始数据和元对象数据的对比实验,结果表明,本文提出的基于层次聚类元对象表征的岩性识别方法有更高的识别准确度。

### 1 元对象表征的岩性识别方法

在图像分类领域,面向对象的分类方法已有大量的相关研究,该分类方法在利用地物的光谱信息的基础上,加入了地物的纹理特征、结构信息以及集合信息等,是图像分类领域中一种综合的处理方法<sup>[21]</sup>。与传统的图像专注于处理单个像素点不同,面向对象的图像分类方法需要分析的是一个图像对象,通过提取对象的多种特征,建立对象与对象以及对象与图像之间的逻辑关系,并从局部与全面两个层面对图像进行分析,最终完成图像的解释。

本文将图像分类领域中面向对象的思维迁移到岩性识别领域,提出了基于层次聚类元对象表征的岩性识别方法。该方法与传统的岩性识别方法不同,首先要通过一定的分割方法对测井数据进行分割,得到一个个分割元(即所谓的分割对象),再进行提取分割元的各种特征,它不仅利用了测井曲线中固有的能够反映地质的各种特征曲线,并从中挖掘出同质样本间隐藏的信息,形成丰富的特征空间。在此特征空间中对对象进行识别和分类,主要分为以下几个步骤:

- 1)测井曲线分割:利用层次聚类算法,将测井曲线分割为一些在空间上相邻且内部同质性较好的区块。
- 2)特征提取:对上述分割出来的对象元从多角度进行特征提取,获得每个对象对应的特征向量。
- 3)岩性分类:通过集成学习类分类器训练特征数据与

岩性标签的映射关系,得到最优的匹配模型,并通过模型对未知标签测井数据样本进行预测。

#### 1.1 基于层次聚类的测井曲线分层

在传统的图像分割方法领域,依据图像灰度、形状、颜色和纹理等特征进行区域划分,使得区域内显相似性,而区域外呈差异性。其中基于种子区域生长方法在图像领域有着广泛的应用,它是依据图像的相似性准则将其分为不同区域。本文在基于图像分割领域已有研究的基础上,将其迁移到岩性识别领域中,提出了基于区域生长的层次聚类的测井曲线分层方法,进行测井数据元对象的分割。

基于区域生长的层次聚类的测井曲线分层方法的测井曲线分割包括两个部分:样本点区域生长和分裂合并。基本思想是根据样本间关联将具有同质性的相邻测井曲线样本点聚集在一起,达到测井曲线数据分层的目的。需要找到一组有最相似性质的测井样本点,合并到一个样本块中。将这些新的测井数据样本块当作新的样本继续进行上面的过程,直到再没有满足条件的测井样本点可被包括进来,这样一个区域就长成了,如图1所示为基于区域生长的层次聚类方法的简单示意图。

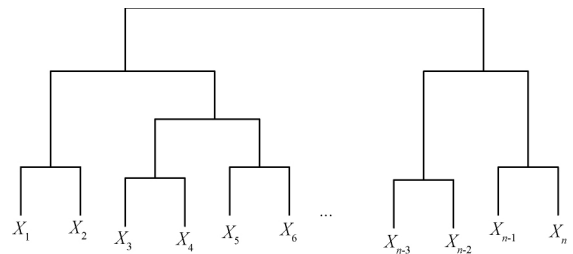


图1 基于区域生长的分层聚类方法

从统计学的角度来看,测井曲线聚类就是给定一个包含若干个数据采集点的井口多条测井特性数据,以及定义一个分割目标函数  $f$ , 不给出需要测井数据划分簇的数量,由算法自动发现最佳的簇数量,最后的结果是找到一种对于该测井数据的最佳划分,使得分类目标函数  $F$  的值最小。具体方法如下:

- 1)将样本集中所有的每一个样本都当作一个独立的簇,计算每两个相邻的类簇之间的距离,则:

$$dist(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=0}^p (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (1)$$

式中:  $x_i$  和  $x_j$  是一对邻近样本点;  $p$  表示测井曲线数据每个样本点特征点的数目。

- 2)找到距离最小的两个簇合并为一个新的簇,在聚类过程中,小簇合并为大簇判断两个类别之间的相似度采用的是平均链接的方法,即把两个集合中的样本点两两的距离放在一起求平均值,以平均值衡量这两个聚类的相似度,则:

$$dist(A, B) = dist((a_1, a_2, \dots, a_m), (b_1, b_2, \dots, b_n)) = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n dist(a_i, b_j) \quad (2)$$

式中： $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  和  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$  是一对相邻的簇； $m$  表示  $A$  簇中已合并测井数据样本点个数； $n$  表示  $B$  簇中已合并样本点个数。

3)重新计算新簇和临近簇之间的距离,反复迭代步骤 2)直到所有的簇都合并为一个大类。

4)再根据聚类轮廓系数选择最优的相似度分割阈值,对最终形成的分层聚类树状图进行分割。

轮廓系数是评判聚类效果好坏程度的指标,它集合了两种因子:一种是簇内样本点的内聚度因子,另一种是簇间样本点的分离度因子。测井曲线样本某一点  $i$  到同对象元簇其他样本点的平均距离记作  $a(i)$ ,  $a(i)$  可以表示样本点  $i$  与其所在对象元块不相似程度;同样地,样本  $i$  到其他对象元中所有样本的平均距离为  $b(i)$ ,  $b(i)$  反映为样本点  $i$  与其他对象元内样本的不相似程度。如式(3)所示,  $s(i)$  表示单个测井曲线数据样本  $i$  的轮廓系数,分层聚类形成的若干个样本块轮廓系数为所有样本块中样本  $s(i)$  的均值。测井曲线分割后样本块轮廓系数的值越接近 1,则说明测井样本点聚类效果越合理。

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}, \text{即 } s(i) = \begin{cases} 1 - \frac{a(i)}{b(i)}, & a(i) < b(i) \\ 0, & a(i) = b(i) \\ \frac{b(i)}{a(i)} - 1, & a(i) > b(i) \end{cases} \quad (3)$$

通过以上方法,得到分层聚类轮廓系数随分割阈值变化曲线,选择最优的分割阈值,根据最优分割阈值对树状图分割,即可得到一个测井数据元对象。

### 1.2 特征提取

原始测井曲线是有相同时间间隔采样的连续采样点,而实际的地层都是以层段的形式分布。经过对象元特征提取后,测井数据为分割成样本数目不一致的若干个元对象,元对象是具有同质性的邻近样本块,提取这些元对象中的信息能够很好地反映样本上下文的关联性。本文提取元对象的均值、方差、绝对平均偏差、CV 系数和相对重心  $R_M$  等统计特征用来反映层间的集中趋势和离散程度,对象元曲线偏度  $S$ 、峰度  $K$  和齿化指数  $S_L$  等用来反映层段曲线的形态特征,这些特征从多角度提升了元对象的储层参数表征能力。

$$CV = \frac{STD}{\mu} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}{N}} \cdot \frac{1}{\mu} \quad (4)$$

$$R_M = \frac{\sum_{i=1}^{e_k - s_k} i \cdot x(i)}{(e_k - s_k + 1) \sum_{i=1}^{e_k - s_k} x(i)} \quad (5)$$

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \left[ \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^3 \right] \quad (6)$$

$$K = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \left[ \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] \quad (7)$$

$$S_L = \frac{1}{e_k - s_k} \sum_{i=1}^{e_k - s_k - 1} \frac{(x(i+1) - x(i))}{x(i)} \quad (8)$$

## 2 实验与结果分析

### 2.1 实验数据

本文实验数据所选用的数据均为大庆油田齐家凹陷区的实际测井数据,且数据经过专家反复检验。该区是致密砂岩油勘探的重点领域,区内地质层平均孔隙率为 9.53%,平均渗透率为 0.816 mD。选用该区域 5 口井的测井数据,采样间隔为 0.125 m,每个采样点测量井口的属性有 5 个,分别为 GR(自然伽马)、DEN(补偿密度)、LLD(深侧向电阻率)、LLS(浅侧向电阻率)和 SP(自然电位)。根据上述 5 种反映地质层不同信息的属性,对区域内 5 类不同特性岩层(油页岩、泥岩、泥质粉砂岩、粉砂岩、粉砂质泥岩)进行识别。

### 2.2 实验方案

将测井数据进行基于区域生长的分层聚类得到聚类树状图,等间隔地选择分割阈值对聚类树进行分割,得到聚类轮廓系数随分割阈值变化的曲线关系,找到最优的分割阈值。根据选定的分割阈值进行测井数据的分层聚类,即可得到该测井曲线分割后的元对象。

对实验井口测井曲线数据元对象分割,单口井测井曲线中相邻样本数据间最小距离为 0.045 67,最大距离为 31.502 21,实验组等间隔选取分割阈值,图 2 所示为 L1 和 L2 实验组轮廓系数随分割阈值变化关系图。从曲线变化来看,随着分割阈值的增大,测井曲线分层得到的元对象间轮廓系数整体是降低的。由于实验井口处于相似的地理环境,轮廓系数均在分割阈值为 3 左右时出现极大值。其中当 L1 井口分割阈值为 3.4 时,轮廓曲线出现极大值 0.834 2,由此选取最优分割阈值  $\beta = 3.4$  对 L1 井口测井数据进行层次聚类分层,原测井曲线有 5 567 个样本点,被分割为 417 个对象元,最小的对象元中样本点的个数为 5,最大的对象元中样本点的个数为 23 个。

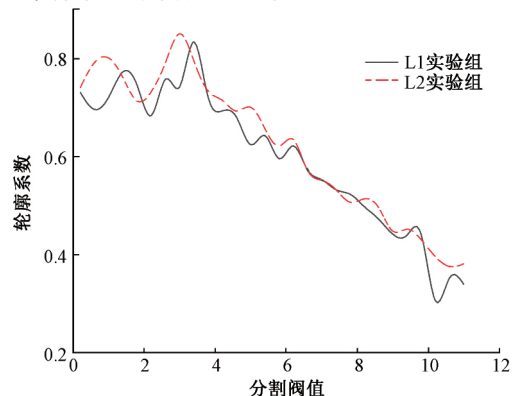


图 2 轮廓系数随分割阈值变化图

提取上述实验中得到的对象元的不变特征,在对象元提取后的特征空间中对特征向量进行岩性分类处理。本文选用文献[18]研究中岩性识别性能较好的BP网络、RandomForest和GTB等分类器,训练数据为原始测井数据和经过上述操作得到的元对象特征空间数据,进行多口井测井数据的对比试验,为了对算法的分类性能做出有效评估,选用准确度作为评估指标,实验结果如表1所示。

从上述多口井识别准确度对比试验表明,使用集成学习的RandomForest和GTB分类器比非集成学习方法的BP神经网络岩性分类准确度普遍要高;当使用元对象特征数据时,分类准确度普遍比直接使用原始数据训练提高很多。为了作进一步地分析对比实验,列举L1实验组分别采用原始数据和元对象特征数据在各分类器上各岩性识别精度结果混淆矩阵,具体结果如图3所示。

实验组混淆矩阵结果表明,采用元对象特征数据在各类岩性的识别性能均优于直接采用原始数据。其中由于油页岩的样本点数据量少,所以识别准确度相对其他岩性较低,直接使用原始测井数据在3个分类器上的识别精度分别为40.76%、57.07%和65.76%,而采用元对象提取的特征后识别率提升至56.52%、71.20%和76.63%。泥岩、泥

表1 原始数据和元对象特征数据在不同分类器上识别准确度对比

分类器	实验组	原始测井数据 准确率/%	元对象特征 数据准确率/%
BP神经网络	L1	0.5523	0.6926
	L2	0.5941	0.6835
	L3	0.6328	0.7234
	L4	0.6129	0.7317
	L5	0.6714	0.7382
RandomForest	L1	0.7316	0.8375
	L2	0.7866	0.8451
	L3	0.7570	0.8492
	L4	0.8033	0.8651
	L5	0.8152	0.8564
GTB	L1	0.7580	0.8718
	L2	0.7953	0.8642
	L3	0.8129	0.8550
	L4	0.7975	0.8813
	L5	0.8247	0.8593

	油页岩	泥岩	泥质粉砂岩	粉砂岩	粉砂质泥岩
油页岩	40.76%	17.39%	13.04%	16.30%	12.50%
泥岩	2.66%	61.26%	14.06%	11.77%	10.26%
泥质粉砂岩	3.18%	21.27%	58.15%	11.60%	5.80%
粉砂岩	0.95%	24.76%	9.92%	52.54%	11.83%
粉砂质泥岩	1.16%	28.30%	5.49%	21.22%	43.82%

(a) 原始数据BP分类结果

	油页岩	泥岩	泥质粉砂岩	粉砂岩	粉砂质泥岩
油页岩	56.52%	12.50%	10.33%	12.50%	8.15%
泥岩	1.31%	77.20%	5.03%	8.38%	8.09%
泥质粉砂岩	2.21%	14.23%	69.20%	9.94%	4.42%
粉砂岩	1.19%	16.11%	8.33%	65.95%	8.41%
粉砂质泥岩	0.63%	20.27%	9.29%	14.15%	55.65%

(b) 特征数据BP分类结果

	油页岩	泥岩	泥质粉砂岩	粉砂岩	粉砂质泥岩
油页岩	57.07%	11.96%	4.89%	8.15%	17.93%
泥岩	1.31%	75.89%	7.60%	7.97%	7.23%
泥质粉砂岩	4.01%	11.74%	77.76%	4.28%	2.21%
粉砂岩	0.87%	15.95%	6.19%	67.70%	9.29%
粉砂质泥岩	2.22%	12.78%	4.33%	7.71%	72.97%

(c) 原始数据RF分类结果

	油页岩	泥岩	泥质粉砂岩	粉砂岩	粉砂质泥岩
油页岩	71.20%	6.52%	0.00%	6.52%	15.76%
泥岩	1.02%	86.72%	4.17%	5.07%	3.02%
泥质粉砂岩	1.24%	7.32%	86.60%	2.90%	1.93%
粉砂岩	0.40%	8.81%	3.41%	82.06%	5.32%
粉砂质泥岩	1.16%	7.81%	6.02%	6.44%	78.56%

(d) 特征数据RF分类结果

	油页岩	泥岩	泥质粉砂岩	粉砂岩	粉砂质泥岩		油页岩	泥岩	泥质粉砂岩	粉砂岩	粉砂质泥岩
油页岩	65.76%	19.02%	8.15%	4.35%	2.72%	油页岩	76.63%	7.07%	9.24%	7.07%	0.00%
泥岩	1.51%	82.63%	5.93%	7.89%	2.04%	泥岩	0.94%	90.44%	3.47%	2.90%	2.25%
泥质粉砂岩	1.52%	4.70%	71.41%	14.23%	8.15%	泥质粉砂岩	0.00%	3.87%	94.34%	0.97%	0.83%
粉砂岩	1.67%	14.60%	7.86%	66.83%	9.05%	粉砂岩	1.35%	6.27%	5.00%	82.94%	4.44%
粉砂质泥岩	2.64%	5.39%	5.81%	10.88%	75.29%	粉砂质泥岩	1.06%	4.33%	4.96%	8.66%	80.99%

(e) 原始数据GTB分类结果

(f) 特征数据GTB分类结果

图 3 L1 实验组多类岩性识别精度混淆矩阵

质粉砂岩、粉砂岩、粉砂质泥岩这 4 类样本数据量比较大的岩石,特征数据在 GTB 集成分类器上识别率均高于 80%,泥岩和泥质粉砂岩能达到 90%以上,基本可以实现完全识别。因此,根据上述实验结果可以明确的证明,经过元对象提取特征后的测井数据特征空间,能深入挖掘层间信息,在面对多类岩性识别以及小样本岩性识别问题时,能展现出了优秀性能。

### 3 结 论

本文提出的基于层次聚类元对象表征的岩性识别方法,与现有岩性识别方法相比,充分利用了测井数据标签连续性的特点,提取同质性样本间潜在的关联特性。具体地,将测井数据采用基于层次聚类的方法分层,并通过轮廓系数评价分层效果,在元对象特征提取方面,通过多角度进行层段统计特征和形态特征提取。通过多井数据在 BP 网络、RandomForest 和 GTB 主流岩性分类器上对比实验,利用本文所提方法对大庆油田测井数据岩性识别较原始数据的识别性能有明显提升。说明本文方法能一定程度上挖掘测井曲线潜在信息,对比直接采用原始数据等孤立地处理数据样本点的方法存在明显优势。这在当前我国油田大多处于中晚期开发,对数据处理需求不断提高的新环境下有十分广泛的应用前景。

#### 参考文献

- [1] 邹才能,杨智,张国生,等.非常规油气地质学建立及实践[J].地质学报,2019,93(1):12-23.
- [2] 贾承造,郑民,张永峰.非常规油气地质学重要理论问题[J].石油学报,2014,35(1):1-10.
- [3] 王琨,周航宇,赖杰,等.核磁共振技术在岩石物理与孔隙结构表征中的应用[J].仪器仪表学报,2020,41(2):101-114.
- [4] 朱可丹,王雅春,林彤,等.地质统计学反演方法对单一河道砂体的刻画[J].地球物理学进展,2019,34(1):278-286.
- [5] 胡素云,朱如凯,吴松涛,等.中国陆相致密油效益勘探

开发[J].石油勘探与开发,2018,45(4):737-748.

- [6] 崔少华,李素文,汪徐德. BP 神经网络和 SVD 算法联合的地震数据去噪方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(2):12-19.
- [7] 吴永平.大数据技术在油田勘探开发生产中的应用[J].现代信息技术,2018,2(12):122-123,126.
- [8] 夏竹,李中超,贾瑞忠,等.井震联合薄储层沉积微相表征实例研究[J].石油地球物理勘探,2016,51(5):1002-1011,838-839.
- [9] EDIGBUE P, OLOWOKERE M T, ADDETOKUNBO P, et al. Integration of sequence stratigraphy and geostatistics in 3-D reservoir modeling: A case study of otumara field, onshore niger delta [J]. Arabian Journal of Geosciences,2015,8(10):8615-8631.
- [10] SEYFANG B, AIGNER T, MUNSTERMAN D K, et al. An integrated workflow to assess the remaining potential of mature hydrocarbon basins: A case study from Northwest Germany (Upper Jurassic/Lower Cretaceous, Lower Saxony Basin) [J]. International Journal of Earth Sciences,2017,106(3):1075-1105.
- [11] 甘宇,何沂,逯宇佳,等.基于机器学习的孔隙度预测方法研究[J].油气地球物理,2018,16(3):54-57.
- [12] HAJIZADEH Y. Machine learning in oil and gas: A SWOT analysis approach [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering,2019,176:661-663.
- [13] TAHMASEBI P, JAVADPOUR F, SAHIMI M. Data mining and machine learning for identifying sweet spots in shale reservoirs [J]. Expert Systems with Applications,2017,88:435-447.
- [14] ANIFOWOSE F, ABDULRAHEEM A, AL-SHUHAIL A. A parametric study of machine learning techniques in petroleum reservoir permeability prediction by integrating seismic attributes and wireline data [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering,2019,176:762-774.

- [15] 安鹏,曹丹平. 基于深度学习的测井岩性识别方法研究与应用[J]. 地球物理学进展, 2018, 33(3): 1029-1034.
- [16] ANIFOWOSE F A, LABADIN J, ABDULRAHEEM A. Ensemble machine learning: An untapped modeling paradigm for petroleum reservoir characterization [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2017, 151: 480-487.
- [17] LIU M, GRANA D. Accelerating geostatistical seismic inversion using tensor flow: A heterogeneous distributed deep learning framework [J]. Computers & Geosciences, 2019, 124: 37-45.
- [18] 万勇, 张晓彬, 倪卫宁, 等. 随钻方位电阻率测井仪线圈系设计方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(1): 99-105.
- [19] 叶显诗, 李会银, 徐德龙, 等. 小直径伽马能谱测井仪探头温度特性研究 [J]. 电子测量技术, 2016, 39(10): 26-29.
- [20] XIE Y, ZHU C, ZHOU W, et al. Evaluation of machine learning methods for formation lithology identification: A comparison of tuning processes and model performances [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2018, 160: 182-193.
- [21] 夏雨薇, 石美红, 贺飞跃, 等. 基于降维融合特征和集成学习的织物疵点分类 [J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(7): 86-91.

#### 作者简介

韩建, 工学博士, 教授, 主要研究方向为油井信号检测、模式识别。

E-mail: han-jian@126.com

万川, 硕士研究生, 主要研究方向为信息处理、机器学习、油田大数据。

E-mail: 1321966016@qq.com

曹志民, 工学博士, 副教授, 主要研究方法为机器学习、模式识别、油田大数据。

E-mail: dahai0464@sina.com

郭颖, 硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理、模式识别。

E-mail: 729595137@qq.com

段朝辉, 硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理、目标检测。

E-mail: 531853617@qq.com

李林, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、模式识别。

E-mail: 1820098728@qq.com