

文章编号:1009-9603(2022)01-0030-07

DOI:10.13673/j.cnki.cn37-1359/te.2022.01.004

## 基于大数据驱动的低阻油层精准识别方法

刘昕<sup>1</sup>,张如玉<sup>1</sup>,孙琦<sup>2</sup>,孙玉强<sup>1</sup>,牛庆威<sup>1</sup>,徐思远<sup>2</sup>

(1.中国石油大学(华东) 计算机科学与技术学院,山东 青岛 266580;

2.中国石油大港油田分公司 第一采油厂,天津 300280)

**摘要:**目前中国大部分油田开发进入后期,常规油气逐渐开采殆尽,低阻油层等非常规油气藏成为重要探测目标。在复杂断块油藏中,受沉积微相、构造以及层间干扰等多因素所致,单纯依靠专家经验人工识别准确率不高且效率较低。应用大数据挖掘技术,以小层数据为切入点,融合测井与研究成果资料筛选并核实低阻层;应用并行关联规则算法挖掘小层的含油性相关参数关系;基于聚类分析算法进行小层分类,对包含已核实低阻油层类小层进行相似度计算,实现低阻油层识别。通过对东部地区某油田大量数据分析表明,大数据驱动的低阻油层精准识别方法可以有效地实现低阻油层的挖潜,识别准确率达90%,并将优选的潜力层在油田生产实施,获得了良好增油效果。该方法在油田的应用节省了大量人力,降低了开发成本,提高了采收率。

**关键词:**油层识别;快速聚类;相似度计算;并行关联规则;大数据

中图分类号:TE319

文献标识码:A

## Accurate identification method of low-resistance oil layers driven by big data

LIU Xin<sup>1</sup>,ZHANG Ruyun<sup>1</sup>,SUN Qi<sup>2</sup>,SUN Yuqiang<sup>1</sup>,NIU Qingwei<sup>1</sup>,XU Siyuan<sup>2</sup>

(1.College of Computer Science and Technology,China University of Petroleum(East China),Qingdao City,Shandong Province, 266580,China; 2.No.1 Oil Production Plant,PetroChina Dagang Oilfield Company,Tianjin City,300280,China)

**Abstract:** Most oilfields in China have entered the late stage of development, and the conventional oil and gas reserves are gradually exhausted. Therefore, unconventional oil and gas reservoirs such as low-resistance oil layers have become important targets of exploration. In complicated fault-block reservoirs, affected by multiple factors such as sedimentary microfacies, structure, and interlayer interference, manual identification is inaccurate and inefficient, simply relying on expert experience. In this regard, big data mining technology was adopted. Firstly, the low-resistance oil layers were screened and verified with sub-layer data as a pointcut through the combination of logging data and research results; then the relationships between oil-bearing-related parameters of sub-layers were analyzed by the parallel association rule algorithm; finally, all sub-layers were classified by clustering analysis algorithm, and the similarity on the sub-layers containing verified low-resistance oil layers were calculated. As a consequence, the low-resistance oil layers were identified. The analysis of substantial data from an oil field in the eastern region shows that the accurate identification method of low-resistance oil layers driven by big data can tap the potential of low-resistance oil layers, with an accuracy rate of 90%. The potential reservoirs selected in the oilfield were put into production, with a great oil increment. This method saved massive manpower, reduced development costs, and enhanced oil recovery.

**Key words:** identification of oil layers; fast clustering; similarity calculation; parallel association rules; big data

20世纪90年代以来,伴随着已开发油藏高含水、高采出与高分散的显著三高特性以及石油勘探

收稿日期:2021-06-15。

作者简介:刘昕(1974—),女,山东潍坊人,副教授,博士,从事数据挖掘、机器学习、并行计算、群智感知等研究。E-mail:lx@upc.edu.cn。

基金项目:中国石化重大科技项目“塔里木盆地深层油气高效勘探开发理论及关键技术研究”(ZD2019-183-001),中央高校基本科研业务费专项“基于人工智能的储层多尺度评价方法研究”(20CX05018A),上海工业控制系统安全创新功能型平台开放课题项目“数据驱动的工业设备故障诊断与预测模型研究”(TICPSH202003015-ZC)。

开发工作难度加大,研究的重点逐渐转向低阻油层。低阻油层因其具有分布广、储量大、评价难、易遗漏等特点,一直倍受关注,成为老井复查、油田二次开发、成熟油田精细勘探阶段的主要研究内容和提高经济储量的重要对象,在石油开发生产中具有重要意义<sup>[1]</sup>。低阻油层由于受多种复杂因素影响,其电阻率明显低于常规油层,并且测井响应特征不明显,使得测井信息对该类储层识别的能力降低,往往被解释为水层甚至被漏掉<sup>[2]</sup>。

根据区块地质特征与测井资料研究,定义低阻油层,形成基于低阻油层成因机理研究的低阻油层识别方法<sup>[3-6]</sup>,目前传统方法是根据勘探测量得到的测井资料(如浅、中、深电阻率及自然电位等不同物理参数),运用含油饱和度法、双孔隙度法、双电阻率法、交会图版法、重叠法、核磁测井等技术实现低阻油层识别<sup>[7-14]</sup>,但低阻油层成因机理复杂,传统识别方法大多基于专家经验法、油藏工程法以及基本统计分析实现低阻油层识别,导致低阻油层挖潜准确率并不高。

应用大数据挖掘技术提高低阻油层识别准确率,相关学者进行了多项研究,包括分类归纳算法中的支持向量机分类模型与决策树等模型的应用<sup>[15-18]</sup>,但监督分类方法往往需要大量带有标签的低阻层数据,而有标签低阻层数据的获取需要消耗大量人力、物力和财力,且标签小层因不同解释时间、不同井况信息存在一定解释误差,分类识别效果不佳。另有相关学者使用神经网络识别低阻油层<sup>[19-20]</sup>,将小层数据放入大量神经元连接而成的网络中,使其自动提取特征、调整参数,建立分类模型实现低阻油层识别,但神经网络模型结构选择不一,结构过大易过拟合、过小导致模型不收敛,且泛化能力较弱、样本集依赖性强、可解释性差。为此,笔者提出以小层数据为切入点,融合测井与研究成果资料筛选并核实低阻层,基于已核实低阻层数据,应用并行关联规则深度挖潜影响小层的含油性参数关联关系,分析已核实低阻油层数据特征,通过自动小层聚类和包含典型低阻油层的相似度计算,实现低阻油层识别,通过数据智能算法降低开发成本,提高识别准确率。

## 1 相关概念

### 1.1 关联分析

支持度 支持度( $\text{sup}(a \Rightarrow b)$ )是指小层数据中出现 $\{a, b\}$ 的数据记录占有所有数据记录的百分比,

支持度计算式为:

$$\text{sup}(a \Rightarrow b) = \frac{\text{num}(a \cup b)}{\text{num}(I)} \quad (1)$$

置信度 置信度( $\text{conf}(a \Rightarrow b)$ )是指小层数据中出现 $\{a, b\}$ 的数据记录与出现 $\{a\}$ 的数据记录之比,置信度计算式为:

$$\text{conf}(a \Rightarrow b) = \frac{\text{num}(a \cup b)}{\text{num}(a)} \quad (2)$$

关键参数集 由 $k$ 个满足支持度阈值的关键参数组成的集合为 $k$ 项频繁关键参数集, $k$ 项频繁关键参数集为:

$$L_k = \{w_1, w_2, \dots, w_i, \dots, w_k\} \quad (3)$$

### 1.2 t-SNE降维

t-分布随机邻域嵌入(t-SNE)<sup>[21]</sup>应用距离计算结果表征原始小层数据的相似关系特征,再将此相似关系转化成概率分布形式,作为低维空间转换的输入,得到 $P(m_j|m_i)$ ,其表达式为:

$$P(m_j|m_i) = \frac{\text{dist}(m_i, m_j)}{\sum_{l \neq i} \text{dist}(m_i, m_l)} \quad (4)$$

计算小层数据样本概率分布获得原始样本数据在低维数据空间中的输出表现形式,即 $Q(n_j|n_i)$ ,其表达式为:

$$Q(n_j|n_i) = \frac{\text{dist}(n_i, n_j)}{\sum_{l \neq i} \text{dist}(n_i, n_l)} \quad (5)$$

t-SNE算法的优化目标是保证 $P$ 概率分布与 $Q$ 概率分布之差等于0,即使得高维概率分布表示与低维空间概率分布表示间的Kullback-Leibler(KL)散度最小,KL<sup>[22]</sup>计算式为:

$$KL_{\text{value}} = \sum_i \sum_j P(m_j|m_i) \log \frac{P(m_j|m_i)}{Q(n_j|n_i)} \quad (6)$$

### 1.3 聚类分析

将物理或抽象对象集合分成相似对象类的过程称为聚类,在无监督情况下根据对象间相似程度自动地将其分割为一组有意义类的处理过程<sup>[23]</sup>。聚类分析三要素为相似性测度、聚类准则和聚类算法。按照不同试油结论进行聚类,可以间接获取不同参数组合对目标储层的敏感性。

采用基于局部密度的快速聚类算法<sup>[24]</sup>进行分析,选择的聚类中心应同时具有以下2个特性:本身局部密度大、与其他局部密度大的数据点间的相对距离更大。通过计算数据点的局部密度与相对距离,自动寻找聚类中心点,避免人为初始设置聚类中心步骤。

### 1.3.1 局部密度

局部密度是以*i*为中心点,计算与点*i*距离小于 $d_c$ 的点的个数,局部密度越大说明该节点数据分布越密集,反之越稀疏,局部密度的表达式为:

$$\rho_i = \sum_j \chi(d_{ij} - d_c) \quad (7)$$

### 1.3.2 相对距离

相对距离是点*i*到其他较高密度点之间的最小距离,其表达式为:

$$\delta_i = \min_{j:p_j > \rho_j(d_{ij})} \quad (8)$$

局部密度大、相对距离小的节点具有聚类中心的特征,而局部密度小且相对距离大的节点则具有孤立点的特征。计算其他数据节点与聚类中心的距离,将与其距离最近且局部密度更大的节点聚为一类。

### 1.4 相似度计算

通过计算小层特征之间距离进行相似度评定,分别定义2个小层(已核实低阻油层与低阻层) $X, Y$ ,  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_5\}, Y = \{y_1, y_2, \dots, y_5\}$ ,包含五维特征(含油饱和度、泥质含量、孔隙度、渗透率、砂层厚度)。基于余弦相似度理论计算小层相似性,余弦相似度取值为-1~1,其值越趋于1,表示两向量相似度越高,其值越趋于-1,表示两向量变化方向完全相反,相似度越低。余弦相似度表达式为:

$$\cos\theta = \frac{x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_5 y_5}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_5^2} \cdot \sqrt{y_1^2 + y_2^2 + \dots + y_5^2}} \quad (9)$$

## 2 大数据驱动的低阻油层精准识别

### 2.1 识别流程

基于大数据驱动的低阻油层精准识别整体框架流程如图1所示。

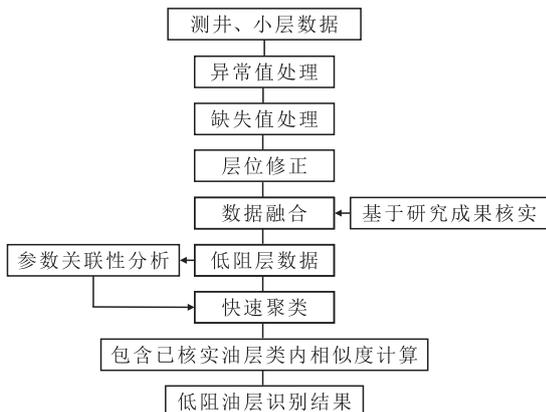


图1 低阻油层精准识别整体框架流程

Fig.1 Flowchart of identification of low-resistance oil layers

### 2.2 低阻层数据融合

在完成数据异常值处理、缺失值处理以及层位修正等基础上,将井号为同一名称且深度在低阻层井段埋深之间的测井数据与低阻层数据进行融合,形成以深度为主键的小层测井数据(表1)。

表1 部分小层测井数据  
Table1 Part of sub-layer logging data

顶深/ m	底深/ m	2.5 m电阻 率/(Ω·m)	自然电 位/mV	孔隙 度/%	渗透 率/mD
1 546	1 546	2.284	10.2	24.2	562.6
1 546	1 546.125	2.297	9.36	24.2	562.6
1 546	1 546.25	2.306	8.25	24.2	562.6
1 546	1 546.375	2.348	7.13	24.2	562.6

综合研究成果资料与油田专家经验筛选的低阻层数据并进行油、水层标记。低阻层定义为2.5 m电阻率为2~5 Ω·m的小层。共筛选出3 866个低阻层,其中已核实低阻层(标记油、水层标签)共160个,未标记低阻层共3 706个。

### 2.3 参数关联性分析

选取已核实低阻层的孔隙度、渗透率、含油饱和度、泥质含量、砂层厚度以及油、水层标签等小层参数进行关联分析。因选取数据为连续性参数,需对其分区间离散化处理,结合专家经验与参数实际分布对小层进行分区间处理;基于(1)式计算小层参数支持度,设置支持度阈值,选取大于等于支持度阈值参数构成1项频繁关键参数集;组合1项频繁关键参数集通过支持度阈值筛选获取2项频繁关键参数集,直到获取*k*项频繁关键参数集;基于(2)式计算所有*k*项频繁关键参数集生成的关联规则置信度,设置置信度阈值,输出大于等于置信度阈值的关键参数组合规则,深度挖掘各小层参数与含油性间潜在关联关系及参数分布区间。

### 2.4 小层数据分析

#### 2.4.1 小层快速聚类分析

选取同区块下低阻层数据(已核实低阻层与预测层)中孔隙度、渗透率、含油饱和度、泥质含量、砂层厚度等5列小层数据应用t-SNE将小层数据融合降到二维输入到快速聚类模型中,用低维数据融合表征原始特征,提高计算效率;计算小层数据局部密度与相对距离,选取局部密度大且相对距离远的小层为聚类中心,计算聚类中心与其他低阻层相对距离与局部密度进行分类。

#### 2.4.2 小层相似度计算

分析已核实低阻层特征,选取包含已核实低阻

层类内的低阻层数据进行相似度计算。选取孔隙度、渗透率、泥质含量、含油饱和度及砂层厚度等5列参数作为特征输入,以已核实低阻层数据为标签数据,分别计算其他低阻层与已核实低阻层间余弦相似度,选取相似度最大的低阻层为潜力油层并进行标记,直到所有已核实低阻层数据计算完毕结束。

### 3 应用实例

东部地区某油田受断层和岩石性质双重控制,构造形态被多条断层切割,属于复杂断块构造油气藏。沉积类型多以曲流河、辫状河为主。储层以中-细砂岩为主,胶结类型为孔隙式和接触式,胶结成份以泥质为主,属高孔隙度、高渗透率的疏松砂岩储层。针对东部地区某油田641口井小层数据,应用笔者提出的大数据驱动的低阻油层精准识别方法进行油层挖潜。基于并行关联规则算法对已核实低阻层的含油性进行分析;利用聚类分析算法对低阻层数据分类,对包含已核实油层类小层进行相似度计算,自动识别与已核实低阻油层相似小层。

#### 3.1 参数关联性分析

选取油田160个已核实低阻层数据中的孔隙

度、泥质含量、渗透率、含油饱和度、砂层厚度等小层参数进行数值分布统计,参数数值分布情况如图2所示。

由图2可知,横坐标表示160个小层的层号,纵坐标分别表示孔隙度(图2a)、泥质含量(图2b)、渗透率(图2c)以及砂层厚度(图2d)的数值大小。依据油田专家经验与参数实际分布情况(表2)将孔隙度、泥质含量、渗透率、砂层厚度和含油饱和度进行划分。将划分好的参数区间输入到并行关联规则模型中进行分析,设置支持度阈值参数为8%,置信度阈值参数为10%,关联分析结果如表2所示。

表2 参数关联分析结果

Table2 Results of parameter association analysis

编号	关联规则
1	含油饱和度>20%,孔隙度>30%, 渗透率>800 mD,砂层厚度为1.5~2.5 m,油层
2	孔隙度为20%~30%,渗透率>800 mD, 泥质含量为0~10%,含油饱和度为10%~20%,油层
3	含油饱和度为0~10%,孔隙度为20%~30%, 泥质含量为10%~20%,渗透率为300~800 mD,水层

分析已核实低阻小层数据关联关系可知,当小层的含油饱和度大于20%、孔隙度大于30%、渗透率

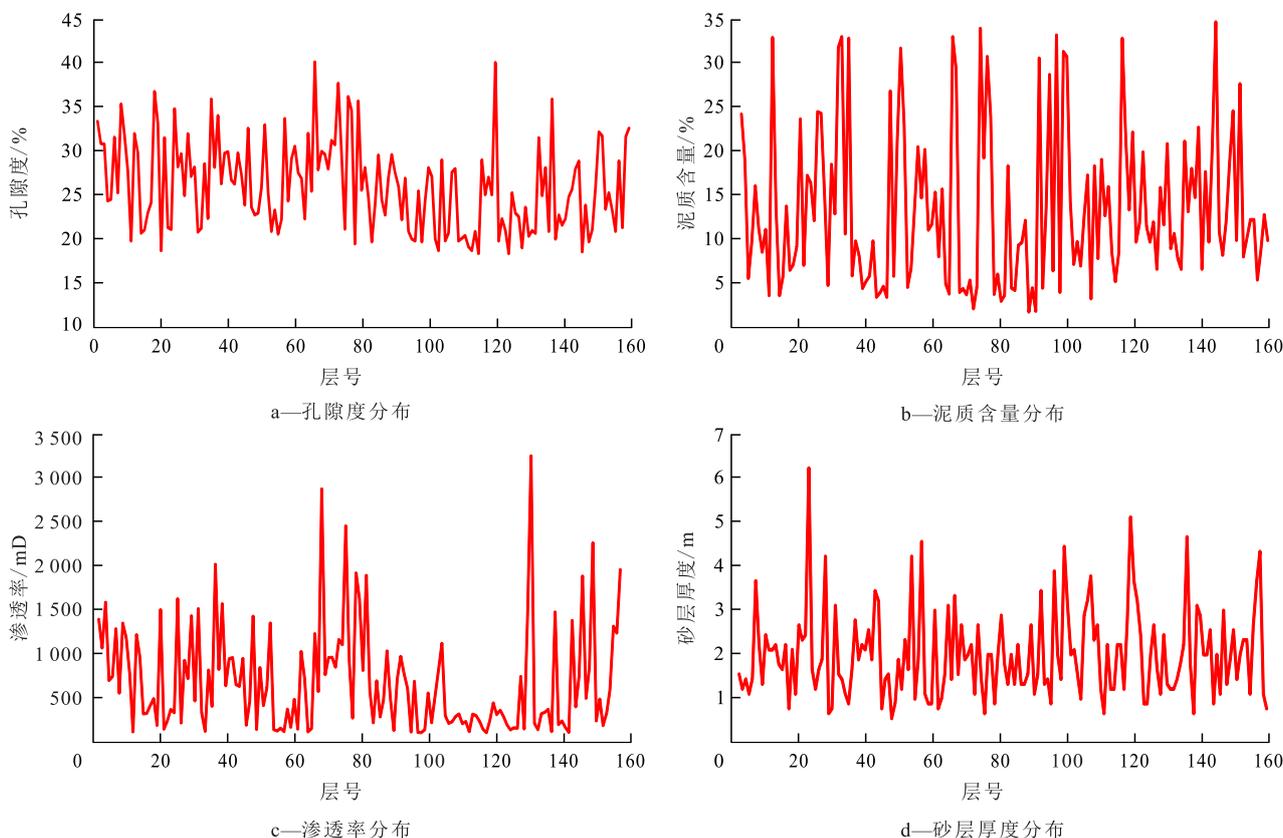


图2 小层参数分布情况

Fig.2 Distribution of sub-layer parameters

大于 800 mD、泥质含量为 0~10%、砂层厚度为 1.5~2.5 m 时,该层为油层的可能性较大;当含油饱和度为 0~10%、孔隙度为 20%~30%、泥质含量为 10%~20%、渗透率为 300~800 mD 时,该层为水层的可能性较大,同时基于上述模型分析结果也验证了含油饱和度、孔隙度、渗透率、泥质含量等小层解释参数对含油性具有重要影响作用。

### 3.2 小层数据分析

选取东部地区某油田小层的泥质含量、孔隙度、渗透率、含油饱和度、砂层厚度等 5 项参数共 3 866 个小层数据应用 t-SNE 将小层数据融合降到二维;计算各小层的局部密度与相对距离,将具有不同参数特征的小层数据聚类分析划分为 10 类,设置相对距离参数值为 6.8,局部密度参数值为 3,聚类分析结果如图 3 所示。

将泥质含量、孔隙度、渗透率、含油饱和度和砂层厚度降为二维后,用参数 1 和参数 2 分别表示小层不同维度,不同颜色代表不同类别,分析已核实低阻油层数据特征,以第 6 类小层数据分析为例进行已核实油层相似度计算,选取低阻小层泥质含

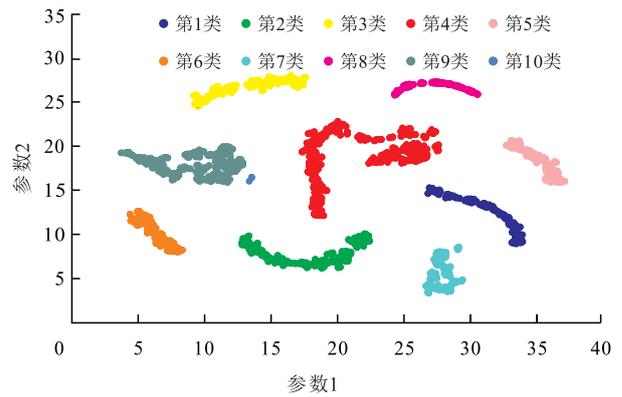


图 3 小层聚类分析结果

Fig.3 Results of sub-layer clustering analysis

量、孔隙度、渗透率、含油饱和度以及砂层厚度作为 X 和 Y 的输入特征,应用(9)式计算该类小层内已核实低阻油层与其他低阻小层的余弦相似度。在第 6 类小层数据中将 9 个已核实低阻油层数据分别与 67 个低阻小层数据进行相似度计算,选取与已核实低阻油层数据相似度最大的小层作为最终的低阻潜力预测油层。应用大数据驱动的低阻油层精准识别方法识别的低阻油层结果如表 3 所示。

表 3 应用本文模型识别的低阻油层结果  
Table3 Low-resistance oil layers identified by model

井号	埋深/ m	泥质 含量/%	孔隙 度/%	渗透 率/mD	含油饱 和度/%	解释 结论	已核实 结论	含水 率/%	日产油量/ (m <sup>3</sup> ·d <sup>-1</sup> )	年累积 增油量/t	相似 度
A1	2 946.6~2 952	8.8	23.25	100.5	47.1	油层	油层				
B1	1 746.5~1 752.7	7.51	24.18	145.4	29.97	油水同层	油层	95.9	1.5	499	0.975
A2	2 265.8~2 267.9	8.4	21.07	150.9	37.88	油层	油层				
B2	1 493.9~1 496.3	2.96	29.3	627.6	28.94	油水同层	油层	59	10.33	421	0.988
A3	1 462.8~1 464	5.1	24.64	206.3	11.26	油水同层	油层				
B3	1 645.7~1 650	11.06	22.29	197.1	9.14	油水同层	油层	15.1	11.5	1 526	0.994
A3	1 886~1 887.6	5.6	33.7	1 131	27.36	水层	油层				
B4	1 541~1 544.8	4.03	31.28	842.6	25.69	油水同层	油层	35	6.51	744	0.992
A4	1 858.6~1 859.9	20	31.4	846	32.28	油水同层	油层				
B5	1 568.9~1 571.5	5.1	30.47	737.3	47.8	油水同层	油层	49.1	24.5	572	0.998
A5	1 852.7~1 854.2	5.7	31.34	1 302	37.12	油层	油层				
B6	1 826.2~1 827.6	4.7	28.59	561.6	12.94	油水同层	油层	68	11.58	2 000	0.996
A6	1 936.8~1 938.6	21.6	19.52	103.6	0	水层	油层				
B7	1 832.5~1 837.8	7.81	23.21	275	0	水层	油层	32	2.38	487	0.986
A7	1 524.5~1 526.7	6.67	22.44	194.5	10.94	油水同层	油层				
B8	1 695~1 699.8	5.8	22.97	222.8	18.99	油水同层	油层	85.4	4.82	872	0.989
A8	2 290.6~2 292.5	8.6	14.6	29.3	16.87	油水同层	油层				
B9	1 735.6~1 737.6	8.3	12.7	24.6	6.5	水层	水层	97.9	1.36	13	0.972

注:表中每一行都属于第 6 类小层数据;编号 A 开头小层为 2020 年已核实低阻油层,编号 B 开头小层为应用大数据驱动的低阻油层精准识别方法识别的低阻油层,相似度数值为上、下相邻编号为 A 和 B 小层的相似度计算结果。

### 3.3 应用效果分析

由表3可见,基于大数据驱动的低阻油层精准识别方法共识别出9个低阻油层,结合油田现场补开生产情况进行分析验证,其中8个小层补开出油且年累积增油量均在400 t以上,识别准确率达90%。其中B6井埋深1 826.2~1 827.6 m井段增油效果最佳,该层录井曲线显示测井解释为油水同层,录井解释为差油层,有荧光显示;补开后初期日产量为36 m<sup>3</sup>/d,日产量为11.58 t/d,含水率为68%,稳定生产516 d,年累积增油量为2 000 t。

## 4 结论

基于小层数据、研究成果资料以及测井数据分析提出了一种大数据驱动的低阻油层精准识别方法。该方法首先基于并行关联规则挖掘各小层参数与含油性之间潜在关联关系,描述小层各参数指标同时出现的规律和模式;随后建立了小层数据聚类模型,自动将具有相似油层、低阻层特征的小层识别为一类,克服了解释数据中各小层的解释结论描述不准确问题;在同类数据中建立了小层相似度计算模型,深度挖潜与已核实低阻油层相似小层,更好地提高采收率。

通过大数据驱动的低阻油层精准识别方法深度挖掘出各小层参数之间潜在关系,智能化识别低阻油层与油田实际生产进行对比评测发现,基于大数据驱动的低阻油层精准识别方法可以高效准确地识别出潜在的低阻油层,识别准确率达90%。应用该方法对东部地区某油田641口井的小层数据进行低阻油层智能识别,优选潜力层,通过油田现场实施验证,获得了良好增油效果。该方法降低了对专家经验的依赖性,减少了主观性影响,节省了大量人力,且提高了油田采收率。

#### 符号解释

$a, b$ ——小层的解释参数集合;  
 $d_c$ ——超参数截断距离;  
 $d_{ij}$ ——点*i*与点*j*的距离;  
 $dist(m_i, m_j)$ ——高维空间中 $m_i$ 与 $m_j$ 两点之间的距离;  
 $dist(m_i, m_l)$ ——高维空间中 $m_i$ 与 $m_l$ 两点之间的距离;  
 $dist(n_i, n_j)$ ——低维空间中 $n_i$ 与 $n_j$ 两点之间的距离;  
 $dist(n_i, n_l)$ ——低维空间中 $n_i$ 与 $n_l$ 两点之间的距离;  
*i*——第*i*个小层数据;  
*j*——第*j*个小层数据,  $j \neq i$ ;  
*k*——频繁关键参数集中包含的频繁关键参数数量,个;

*I*——低阻小层数据集;  
 $KL_{\text{value}}$ ——数据集中所有数据点在高维空间的概率分布表示与低维空间的概率分布表示之间的KL散度;  
 $L_k$ ——*k*项频繁关键参数集;  
 $m_i, m_j$ ——高维数据点坐标;  
 $n_i, n_j$ ——低维数据点坐标;  
 $num(a)$ ——关键参数集{*a*}在数据集中出现的次数;  
 $num(a \cup b)$ ——关键参数集{*a, b*}在数据集中出现的次数;  
 $num(I)$ ——低阻小层数据集中数据记录的总条数;  
 $P(m_j|m_i)$ ——高维数据空间中选择数据点 $m_j$ 作为数据点 $m_i$ 近邻点的条件概率;  
 $Q(n_j|n_i)$ ——低维数据空间中选择数据点 $n_j$ 作为数据点 $n_i$ 近邻点的条件概率;  
 $x_{1,2,3,4,5}, y_{1,2,3,4,5}$ ——小层的*X, Y*特征分量;  
 $w_i$ ——第*i*个支持度满足支持度阈值的频繁关键参数;  
 $\rho_i$ ——点*i*处的局部密度;  
 $\rho_j$ ——点*j*处的局部密度;  
 $\delta_i$ ——点*i*到其他较高密度点之间的最小距离;  
 $\chi$ ——分段函数。

#### 参考文献

- [1] 何贤英,许学龙,刘勇,等.准噶尔盆地东部阜东斜坡区头屯河组低电阻率油层特征及测井识别研究[J].新疆石油天然气,2019,15(2):49-53.  
HE Xianying, XU Xuelong, LIU Yong, et al. Research on low resistivity pay zone character and logging recognition method of Toutunhe Formation in east Fukang slope of the Junggar basin [J]. Xinjiang Oil & Gas, 2019, 15(2): 49-53.
- [2] 林国松,康凯,郭富欣,等.渤海海域蓬莱油田低阻油层成因模式研究[J].特种油气藏,2019,26(3):68-73.  
LIN Guosong, KANG Kai, GUO Fuxin, et al. Low-resistivity reservoir genesis patterns of Penglai Oilfield in Bohai Sea [J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2019, 26(3): 68-73.
- [3] 翟利华,林艳波,秦智,等.鄂尔多斯盆地姬塬地区延长组长4+5低阻油层成因及识别方法[J].油气地质与采收率,2018,25(2):50-57.  
ZHAI Lihua, LIN Yanbo, QIN Zhi, et al. Genetic mechanism and identification methods of low resistivity oil reservoirs in Chang4+5 member of Yanchang Formation in Jiyuan area, Ordos Basin [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2018, 25(2): 50-57.
- [4] 王维斌,郭杜凯,陈旭峰,等.鄂尔多斯盆地吴起地区延长组长6<sup>1</sup>低阻油层成因分析及识别方法[J].油气地质与采收率,2017,24(2):38-45,89.  
WANG Weibin, GUO Dukai, CHEN Xufeng, et al. Genesis analysis and identification methods of Chang6<sup>1</sup> low resistivity oil pays in Yanchang Formation in Wuqi area, Ordos Basin [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2017, 24(2): 38-45, 89.
- [5] 汪跃,刘洪洲,李宏远,等.基于地质因素控制的低阻油层成因分析及识别方法[J].复杂油气藏,2019,12(1):44-48.

- WANG Yue, LIU Hongzhou, LI Hongyuan, et al. Genesis analysis and identification method of low-resistivity reservoir based on geological factors [J]. *Complex Hydrocarbon Reservoirs*, 2019, 12(1):44-48.
- [6] 潘祎文, 左晓欢, 张世涛, 等. 鄂尔多斯盆地合水地区长2油层低阻成因及识别[J]. *新疆石油地质*, 2020, 41(3):253-260.  
PAN Yiwen, ZUO Xiaohuan, ZHANG Shitao, et al. Genesis and identification of low resistivity of Chang2 oil layer in Heshui area, Ordos Basin [J]. *Xinjiang Petroleum Geology*, 2020, 41(3):253-260.
- [7] 黄东安, 白晓路, 杨琦, 等. 鄂尔多斯盆地西南部Z区低阻油层识别方法[J]. *石油地质与工程*, 2017, 31(5):98-100.  
HUANG Dong'an, BAI Xiaolu, YANG Qi, et al. Identification method of oil and water layers with low resistance in Z block in southwest of Ordos basin [J]. *Petroleum Geology & Engineering*, 2017, 31(5):98-100.
- [8] 蒋兴才. 辽河葵东地区低电阻率油层产能影响因素分析及预测[J]. *特种油气藏*, 2019, 26(4):70-75.  
JIANG Xingcai. Low-resistivity reservoir productivity analysis and forecast in Kuidong of Liaohe [J]. *Special Oil & Gas Reservoirs*, 2019, 26(4):70-75.
- [9] 杨毅, 袁伟, 杨冬, 等. 北部湾盆地乌石凹陷低阻油层微观成因机理[J]. *西南石油大学学报: 自然科学版*, 2019, 41(4):81-89.  
YANG Yi, YUAN Wei, YANG Dong, et al. Microscopic formation mechanism of low resistivity oil layers in the Wushi Sag of the Beibu Gulf Basin [J]. *Journal of Southwest Petroleum University: Science & Technology Edition*, 2019, 41(4):81-89.
- [10] 徐风, 谢伟彪, 梁忠奎, 等. 南堡凹陷东营组低阻油层控制因素[J]. *断块油气田*, 2020, 27(1):55-59.  
XU Feng, XIE Weibiao, LIANG Zhongkui, et al. Control factors of low-resistivity oil reservoir in Dongying Formation of Nanpu Sag [J]. *Fault-Block Oil and Gas Field*, 2020, 27(1):55-59.
- [11] 斯扬, 牛小兵, 梁晓伟, 等. 鄂尔多斯盆地姬塬地区长2油层低阻主控因素及有效识别方法研究[J]. *地质与勘探*, 2019, 55(3):882-890.  
SI Yang, NIU Xiaobing, LIANG Xiaowei, et al. Main controlling factors of low resistivity and effective identification methods for the Chang2 reservoir in the Jiyuan area, Ordos Basin [J]. *Geology and Exploration*, 2019, 55(3):882-890.
- [12] 郑华, 李云鹏, 徐锦绣, 等. 渤海海域低阻油层地质成因机理与识别——以辽东湾旅大A油田为例[J]. *断块油气田*, 2018, 25(1):22-28.  
ZHENG Hua, LI Yunpeng, XU Jinxiu, et al. Geological genetic mechanism and identification of low resistivity reservoir in Bohai sea area: a case study of LD-A Oilfield in Liaodong Bay [J]. *Fault-Block Oil and Gas Field*, 2018, 25(1):22-28.
- [13] 张伟, 万钧, 吴意明, 等. 基于多元统计的核磁共振测井可变 $T_2$ 截止值预测模型[J]. *核电子学与探测技术*, 2020, 40(1):193-199.  
ZHANG Wei, WAN Jun, WU Yiming, et al. Prediction of nuclear magnetic resonance (NMR)  $T_2$  cutoff based on multivariate statistical method [J]. *Nuclear Electronics & Detection Technology*, 2020, 40(1):193-199.
- [14] 孙恩慧, 杨东东, 彭琴, 等. 低阻油层水平井比采油指数预测方法及应用[J]. *新疆石油天然气*, 2020, 16(1):30-33.  
SUN Enhui, YANG Dongdong, PENG Qin, et al. Prediction method and application of specific production index of horizontal wells in low resistivity oil reservoir [J]. *Xinjiang Oil & Gas*, 2020, 16(1):30-33.
- [15] 朱丽萍, 李雄炎, 李洪奇. 基于模型驱动数据挖掘的低阻油层识别方法[J]. *东北石油大学学报*, 2010, 34(4):30-34.  
ZHU Liping, LI Xiongyan, LI Hongqi. Identifying the low resistivity oil reservoir based on the model-driven data mining [J]. *Journal of Northeast Petroleum University*, 2010, 34(4):30-34.
- [16] 肖冬生, 乔东生. 低阻油层识别新方法及其应用[J]. *断块油气田*, 2010, 17(4):509-512.  
XIAO Dongsheng, QIAO Dongsheng. New method for identifying low resistivity reservoirs and its application [J]. *Fault-Block Oil and Gas Field*, 2010, 17(4):509-512.
- [17] 韩如冰. 低阻油层综合分类及支持向量机评价——以 Muglad 盆地 Fula 凹陷 AG1 层为例[J]. *国外测井技术*, 2016, 37(6):10-14.  
HAN Rubing. Comprehensive categorization and appraise with support vector machine for low resistivity pays—A case of AG1 formation in Fula Sag Muglad Basin, Sudan [J]. *World Well Logging Technology*, 2016, 37(6):10-14.
- [18] 孙致学, 姜宝胜, 肖康, 等. 基于新型集成学习算法的基岩潜山油藏储层裂缝开度预测算法[J]. *油气地质与采收率*, 2020, 27(3):32-38.  
SUN Zhixue, JIANG Baosheng, XIAO Kang, et al. Prediction of fracture aperture in bedrock buried hill oil reservoir based on novel ensemble learning algorithm [J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2020, 27(3):32-38.
- [19] 刘巍, 刘威, 谷建伟, 等. 利用卡尔曼滤波和人工神经网络相结合的油藏井间连通性研究[J]. *油气地质与采收率*, 2020, 27(2):118-124.  
LIU Wei, LIU Wei, GU Jianwei, et al. Research on interwell connectivity of oil reservoirs based on Kalman filter and artificial neural network [J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2020, 27(2):118-124.
- [20] 宋辉, 陈伟, 李谋杰, 等. 基于卷积门控循环单元网络的储层参数预测方法[J]. *油气地质与采收率*, 2019, 26(5):73-78.  
SONG Hui, CHEN Wei, LI Moujie, et al. A method to predict reservoir parameters based on convolutional neural network-gated recurrent unit (CNN-GRU) [J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2019, 26(5):73-78.
- [21] LAURENS V D M, HINTON G. Visualizing data using t-SNE [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2008, 9(1):2579-2605.
- [22] CHEN H, JIANG B, LU N. An improved incipient fault detection method based on Kullback-Leibler divergence [J]. *ISA Transactions*, 2018, 79:127-136.
- [23] HAN Jiawei, MICHELINE K. Data mining concepts and techniques [M]. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2006.
- [24] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks [J]. *Science*, 2014, 344(6191):1492-1496.